

РОССИЙСКАЯ АКАДЕМИЯ НАУК
ИНСТИТУТ МАТЕМАТИЧЕСКИХ ПРОБЛЕМ БИОЛОГИИ РАН
- ФИЛИАЛ ФЕДЕРАЛЬНОГО ГОСУДАРСТВЕННОГО УЧРЕЖДЕНИЯ
«ФЕДЕРАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ ЦЕНТР
ИНСТИТУТ ПРИКЛАДНОЙ МАТЕМАТИКИ им. М.В. КЕЛДЫША
РОССИЙСКОЙ АКАДЕМИИ НАУК»

На правах рукописи

КАЗАНОВИЧ ЯКОВ БОРИСОВИЧ

**ОСЦИЛЛЯТОРНЫЕ НЕЙРОСЕТЕВЫЕ МОДЕЛИ
КОГНИТИВНЫХ ФУНКЦИЙ МОЗГА**

ДИССЕРТАЦИЯ
НА СОИСКАНИЕ УЧЕНОЙ СТЕПЕНИ ДОКТОРА ФИЗИКО-
МАТЕМАТИЧЕСКИХ НАУК ПО СПЕЦИАЛЬНОСТИ 03.01.02 –
БИОФИЗИКА

Научный консультант
доктор физико-математических наук
Роман Матвеевич Борисюк

ПУЩИНО – 2018

ОГЛАВЛЕНИЕ

ГЛАВА 1. ВВЕДЕНИЕ. ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ	6
1.1. Актуальность темы исследования и степень ее разработанности	6
1.2. Цели и задачи	10
1.3. Научная новизна работы	11
1.4. Научная и практическая значимость работы	14
1.5. Методология исследования	14
1.6. Основные положения (результаты), выносимые на защиту	15
1.7. Апробация работы	17
ГЛАВА 2. СОВРЕМЕННОЕ СОСТОЯНИЕ ИССЛЕДОВАНИЙ В ОБЛАСТИ ДИНАМИЧЕСКИХ НЕЙРОСЕТЕВЫХ МОДЕЛЕЙ КОГНИТИВНЫХ ФУНКЦИЙ МОЗГА	18
2.1. Биологические предпосылки моделирования осцилляторной динамики мозга	18
2.2. Классификация нейронных сетей	31
2.3. Модели динамики нейронной активности при обработке информации мозгом	36
2.3.1. Осцилляторная активность нейронных ансамблей	37
2.3.2. Малые осцилляторные сети. Бифуркационный анализ	39
2.3.3. Большие осцилляторные сети. “Игры“ с характеристиками связей	43
2.3.4. Обсуждение	48
2.4. Осцилляторные модели сегментации изображений	50
2.4.1. Параллельные процедуры	51
2.4.2. Последовательные процедуры	58
2.4.3. Обсуждение	68
2.5. Осцилляторные модели зрительного внимания	70
2.5.1. Модель нейронных механизмов селективного внимания, основанная на временной корреляции нейронов	72
2.5.2. Модели формирования фокуса внимания	77
2.5.3. Модель селективного внимания и задачи зрительного поиска	78
2.5.4. Сегментация изображений и внимание	83
2.5.5. Обсуждение	87
2.6. Модели ориентации в пространстве. Клетки места и клетки решетки	88
2.6.1. История открытия клеток места и клеток решетки	88
2.6.2. Гиппокамп и энторинальная кора. Строение и функции	91
2.6.3. Клетки места	95
2.6.4. Фазовая прецессия	97
2.6.5. Клетки решетки	99
2.6.6. Модели ориентации	102
2.6.6.1. Модель ориентации в водном лабиринте	103
2.6.6.2. Модель целенаправленного поиска	105
2.6.7. Обсуждение	107
2.7. Выводы	109
ГЛАВА 3. МАТЕМАТИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ ТЕОРИИ СЕТЕЙ ФАЗОВЫХ ОСЦИЛЛЯТОРОВ С ЦЕНТРАЛЬНЫМ ЭЛЕМЕНТОМ	111
3.1. Синхронизация в сети фазовых осцилляторов с центральным элементом	113
3.1.1. Описание модели	113
3.1.2. Полная синхронизация	115

3.1.3. Частичная синхронизация	119
3.1.4. Обсуждение	125
3.2. Анализ устойчивости режимов синхронизации в сетях фазовых осцилляторов с центральным элементом	127
3.2.1. Сети из двух периферических осцилляторов	128
3.2.2. Сети с произвольными функциями взаимодействия	133
3.2.3. Сети с локальными связями	137
3.2.4. Обсуждение	143
3.3. Процедура "победитель-получает-все" в сети фазовых осцилляторов	144
3.3.1. Описание модели	146
3.3.2. Результаты имитационного моделирования	149
3.3.3. Обсуждение	157
3.4. Стационары в сети фазовых осцилляторов Хонг-Штрогатца	159
3.4.1. Модель Хонг-Штрогатца	159
3.4.2. Теорема о стационарных точках	160
3.4.3. Обсуждение	163
3.5. Выводы	164

ГЛАВА 4. МОДЕЛИРОВАНИЕ КОГНИТИВНЫХ ФУНКЦИЙ МОЗГА С ПОМОЩЬЮ СЕТЕЙ ОСЦИЛЛЯТОРОВ С ЦЕНТРАЛЬНЫМ ЭЛЕМЕНТОМ

4.1. Модель селективного внимания	165
4.1.1. Динамика центрального осциллятора при формировании фокуса внимания	167
4.1.1.1. Случай $n = 1$	167
4.1.1.2. Случай $n \rightarrow \infty$	169
4.1.1.3. Численные примеры	172
4.1.2. Бифуркационный анализ режимов синхронизации в модели внимания	176
4.1.2.1. Случай $n = 1$	178
4.1.2.2. Случай $n \rightarrow \infty$	186
4.1.3. Обсуждение	195
4.2. Модель детекции новизны в гиппокампе	198
4.2.1. Биологические предпосылки и принципы, лежащие в основе модели	199
4.2.2. Описание модели	203
4.2.3. Результаты компьютерного моделирования	208
4.2.3.1. Случай одинаковых частот входных сигналов	210
4.2.3.2. Случай различных частот входных сигналов	219
4.2.3.3. Оценка надежности функционирования модели	220
4.2.4. Обсуждение	228
4.3. Модель последовательного выбора объектов на изображении	231
4.3.1. Биологические предпосылки и принципы, лежащие в основе модели	231
4.3.2. Общее описание модели	234
4.3.2.1. Слой выбора объектов	237
4.3.2.2. Слой локальных признаков	239
4.3.2.3. Слой инвариантных признаков	240
4.3.2.4. Слой детекции новизны	241
4.3.3. Математическая формулировка модели	243
4.3.3.1. Входные сигналы	243
4.3.3.2. Сегментация и выбор объектов	244

4.3.3.3	Представление признаков	249
4.3.3.4	Запоминание и детекция новизны	251
4.3.4	Результаты компьютерного моделирования	255
4.3.5	Обсуждение	261
4.4	Модель сегментации цветных изображений	267
4.4.1	Биологические предпосылки и общая архитектура модели	267
4.4.2	Описание модели	270
4.4.2.1	Модуль селективного внимания	270
4.4.2.2	Модуль выделения контуров	271
4.4.2.3	Модуль сегментации объектов	273
4.4.3	Результаты компьютерного моделирования	278
4.4.4	Обсуждение	283
4.5	Модель зрительного поиска	285
4.5.1	Биологические предпосылки, существующие теории и принципы, лежащие в основе модели	285
4.5.2	Описание модели	292
4.5.3	Результаты компьютерного моделирования	296
4.5.4	Обсуждение	303
4.6	Модель слежения за несколькими объектами	304
4.6.1	Биологические предпосылки и подходы к моделированию	305
4.6.2	Слежение за одним объектом	307
4.6.3	Слежение за несколькими объектами	312
4.6.4	Результаты компьютерного моделирования	318
4.6.5	Обсуждение	326
4.7	Модель восприятия неоднозначных изображений	331
4.7.1	Биологические предпосылки, лежащие в основе модели	332
4.7.2	Результаты моделирования	337
4.7.3	Обсуждение	341
4.8	Модель запоминания временных последовательностей	342
4.8.1	Биологические предпосылки и подходы к моделированию	342
4.8.2	Описание модели	347
4.8.2.1	Нейроны и их взаимодействие	347
4.8.2.2	Формирование памяти	352
4.8.2.3	Вспоминание	355
4.8.3	Результаты моделирования	356
4.8.3.1	Запоминание и вспоминание последовательности с использованием обучения на основе STDP	357
4.8.3.2	Запоминание и вспоминание последовательности с использованием обучения на основе анти-STDP	359
4.8.3.3	Запоминание и вспоминание двух последовательностей на основе STDP	361
4.8.4	Обсуждение	366
4.9	Выводы	368
ГЛАВА 5. ЗАКЛЮЧЕНИЕ		371
ВЫВОДЫ		379
БЛАГОДАРНОСТИ		381
ПРИЛОЖЕНИЕ		382
П.1	Модель внимания на основе нейронов Ходжкина-Хаксли	382

П.1.1. Описание модели	382
П.1.2. Режимы синхронизации	389
П.2. Модель последовательного выбора объектов на изображении на основе нейронов Ходжкина-Хаксли	398
П.3. Модель восприятия неоднозначных изображений на основе нейронов Ходжкина-Хаксли	405
П.3.1. Описание модели	406
П.3.2. Результаты моделирования	408
П.3.2.1. Чередование восприятия	408
П.3.2.2. Численные эксперименты по бинокулярной конкуренции	410
П.3.2.3. Численные эксперименты по множественному восприятию	413
П.3.3. Обсуждение	416
 СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ И ОБОЗНАЧЕНИЙ	 419
 ЛИТЕРАТУРА	 421
 ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ	 458
Журнальные публикации (список ВАК)	458
Публикации в рецензируемых журналах, не входящих в перечень ВАК, монографиях и сборниках научных статей	460

ГЛАВА 1. ВВЕДЕНИЕ. ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

1.1. Актуальность темы исследования и степень ее разработанности

В настоящее время нейробиология является научным направлением, где происходит быстрое накопление новых данных. Это дает надежду, что в недалеком будущем будет достигнут значительный прогресс в одной из наиболее важных проблем нейробиологии – понимании механизмов реализации основных когнитивных функций мозга человека, таких как сознание, мышление, внимание, память, ориентация в пространстве и др. Стимулом к этому служат желание усовершенствовать когнитивные способности человека, потребности, диктуемые практическими запросами медицины, и поиск новых путей создания “интеллектуальных” технических устройств.

Перспективным направлением для решения этих задач является исследование роли колебательных процессов в электрической активности структур мозга при выполнении различных когнитивных функций. Наличие ритмических компонент в различных частотных диапазонах хорошо известно со времен изобретения электроэнцефалографии (ЭЭГ). За прошедшие годы накоплен большой экспериментальный материал, убедительно показывающий, что тип колебаний и доминирующая в них частота коррелируют как с типом внешней стимуляции, так и с внутренним психологическим состоянием организма. Устойчивые пространственно-временные паттерны активности были обнаружены в различных областях мозга в экспериментах *in vivo* и *in vitro* на уровне одиночных нейронов, нейронных ансамблей и структур (областей) мозга. Эти структуры включают первичные зоны зрительной коры, обонятельную кору, сенсорно-моторную кору, таламус, гиппокамп, мозжечок и др. области [Basar and Bullock (Eds), 1989; Steriade et al., 1990; Basar and

Bullock (Eds), 1992; Gray, 1994; Vinogradova, 1995; Basar, 1998; Freeman, 2001; Buzsaki and Draguhn, 2004].

Не удивительно, что колебательная активность имеет место при нейронном управлении периодическими движениями: дыханием, сердцебиением, перемещением в пространстве (плавании, ходьбе), однако необходимость колебаний в реализации когнитивных функций мозга не столь очевидна. Хотя все больше исследователей соглашаются с тем, что ритмическая активность и различные виды ее синхронизации являются универсальным механизмом координации работы мозга при кодировании, передаче и обработке информации [Pareti and De Palma, 2004], динамическая теория мозга все еще находится на начальном этапе своего развития, а многие возникшие в ней вопросы остаются без ответа.

В список функций мозга, в которых предположительно ведущую роль играют электродинамические процессы, входят:

- пространственная организация обработки информации [Ливанов, 1972; Иваницкий и др., 1984],
- связывание признаков (интеграция признаков объекта в цельный образ) [Singer, 1999],
- селективное внимание [Herrmann and Knight, 2001; Niebur, 2002; Liang et al., 2003],
- память (кратковременная память, формирование долговременной памяти и вспоминание) [O'Keefe and Recce, 1993; Klimesch, 1996],
- детекция новизны [Vinogradova, 2001],
- распознавание образов [Freeman, 2001],
- адаптивное поведение [Freeman, 2001],
- доминанта Ухтомского [Ухтомский, 1978; Крюков, 2004],
- сознание [Crick and Koch, 1990; Edelman and Tononi, 2000; Singer, 2001].

Компьютерное моделирование является эффективным инструментом для проверки справедливости различных гипотез относительно роли

динамики нейронной активности в обработке информации мозгом. С помощью математического и вычислительного аппарата можно получить ответы на следующие вопросы:

- Каковы условия возникновения колебательной активности и ее синхронизации?
- Какие типы обработки информации могут быть реализованы на основе колебаний и их синхронизации в нейроподобных структурах?
- Какие преимущества дает использование колебательной активности по сравнению с методами, основанными на усредненной активности нейронных структур?
- Как объяснить имеющиеся экспериментальные данные относительно динамики активности структур мозга? Какова роль различных типов динамики в реализации когнитивных функций?

Этим вопросам посвящен специальный раздел теории нейронных сетей - осцилляторные нейронные сети (ОНС), основанный на теории нелинейных динамических систем, примененной к сетям из нейроподобных осцилляторных элементов. С обзорными работами в этой области можно ознакомиться по отечественным [Борисюк и др., 1992; Абарбанель и др., 1996; Борисюк и др., 2002; Рабинович и Мюезинолу, 2010] и зарубежным [Levine et al., 1999; Miller, 2000; Wang, 2005; Rabinovich et al., 2015] публикациям.

О состоянии исследований в области применения ОНС к моделированию когнитивных функций мозга можно судить по обзорам [Казанович, 2007; Kazanovich, 2007]. Описанная в них ситуация мало изменилась за прошедшее десятилетие. Ее можно характеризовать с помощью таблицы 1.1.

Несмотря на то что имеются многочисленные прямые и косвенные экспериментальные данные о том, что колебательная активность и ее синхронизация играют центральную роль в реализации когнитивных функций мозга, осцилляторные модели для многих экспериментальных

условий либо крайне немногочисленны, либо вообще отсутствуют. Это, в частности, относится к моделям сегментации информации, селективного внимания, неоднозначного восприятия, детекции новизны и памяти. Разработке осцилляторных версий этих моделей и соответствующего математического аппарата для исследования динамики ОНС различной архитектуры посвящена настоящая диссертация.

Таблица 1.1. Современное состояние разработки ОНС.

Задачи	Решения
Каковы условия возникновения колебательной активности? Что необходимо для получения различных режимов синхронизации колебаний?	Опубликованы многочисленные результаты моделирования для разных типов нейронов и нейронных сетей
Какие типы обработки информации могут осуществляться с помощью ОНС?	Большинство существующих моделей оперируют с искусственными стимулами в идеализированной среде. Лишь немногочисленные модели могут работать с реальными зрительными, слуховыми и обонятельными стимулами
Каковы преимущества от использования синхронизации, многочастотных колебаний и динамического хаоса?	Преимущества продемонстрированы на теоретическом уровне, но до настоящего времени они не реализованы в практически полезных устройствах. В большинстве случаев функциональные способности динамических моделей не превосходит коннекционистские нейронные сети и системы искусственного интеллекта
Как на модельном уровне объясняется динамика биологических нейронных структур? Какова роль различных типов динамики в реализации когнитивных функций?	На первый вопрос имеются достаточно убедительные ответы. Список примеров включает в себя модели генерации тета-ритма в септо-гиппокампальной системе, модели гамма-ритма и сложных колебаний в таламусе и гиппокампе, модели высокочастотных регулярных колебаний локального полевого потенциала при медленной нерегулярной активности отдельных нейронов. К сожалению, ответы на второй вопрос не столь удовлетворительные. Как правило, требования нейробиологов относительно соответствия между моделями и экспериментальными данными превосходят уровень, достигнутый в моделировании

1.2. Цели и задачи

Настоящая работа представляет собой математическое и компьютерное исследование роли синхронизации нейронной активности в когнитивных функциях мозга. Цель исследования - доказательство с помощью математического моделирования того факта, что синхронизация является универсальным механизмом, позволяющим мозгу эффективно обрабатывать информацию при решении разнообразных когнитивных задач.

Для реализации поставленной цели были сформулированы следующие задачи:

1. Разработать теорию сетей фазовых осцилляторов с центральным элементом как эффективный и перспективный математический аппарат для исследования динамических режимов, связанных с когнитивными функциями мозга.
 - Провести анализ и классификацию режимов синхронизации фазовых осцилляторов и условий их реализации.
 - Провести анализ устойчивости стационарных режимов синхронизации при различных архитектурах сетей фазовых осцилляторов.
 - Разработать осцилляторную модель, реализующую принцип "победитель-получает-все", в терминах обобщенных фазовых осцилляторов.
2. Разработать комплекс осцилляторных моделей когнитивных функций мозга, основанных на принципах синхронизации нейронной активности.
 - Разработать модель внимания и исследовать режимы ее функционирования при различных условиях фокусировки внимания.

- Разработать модель детекции новизны в гиппокампе, позволяющую воспроизводить тоническую и фазическую реакции гиппокампа на новые и известные стимулы. Исследовать надежность функционирования модели в зависимости от заполнения памяти.
- Разработать модель последовательного выбора объектов на изображении, отражающую основные этапы обработки информации в зрительной системе.
- Разработать модель обработки цветных изображений, позволяющую компенсировать дефекты определения контуров объектов.
- Разработать модель зрительного поиска, позволяющую воспроизводить результаты психофизических экспериментов в задачах разной степени сложности.
- Разработать модель одновременного слежения за движением нескольких зрительных объектов, позволяющую воспроизвести результаты психофизических экспериментов по оценке числа ошибок идентификации целевых объектов среди объектов-дистракторов.
- Разработать модель восприятия неоднозначных изображений, позволяющую воспроизвести функцию распределения времен восприятия неккеровского куба.
- Разработать модель запоминания и вспоминания временных последовательностей, устраняющую неопределенность продолжения вспоминания за счет контекста.

1.3. Научная новизна работы

ОНС являются объектом многочисленных исследований как с точки зрения теоретического описания режимов их функционирования, так и для

моделирования различных природных явлений, включая работу мозга. Тем не менее многие аспекты теории и практического использования ОНС остаются без должного внимания. Так, до недавнего времени в теории фазовых осцилляторов основное внимание уделялось сетям с однородными (глобальными или локальными) связями. Наши работы в области теории сетей фазовых осцилляторов с центральным элементом были пионерскими. Приложения сетей фазовых осцилляторов к моделированию когнитивных функций мозга также весьма немногочисленны. Наш приоритет состоит в том, что на многих примерах мы продемонстрировали, что сети фазовых осцилляторов являются эффективным инструментом для построения моделей когнитивных функций мозга. Их преимущество состоит в возможности описывать сложные процессы обработки информации в мозге достаточно простыми моделями, решать ряд вопросов относительно режимов функционирования моделей аналитически и производить масштабные вычислительные эксперименты в разумное время на персональных компьютерах.

При разработке теории сетей фазовых осцилляторов с центральным элементом нами впервые проведен анализ и классификация режимов синхронизации и получены условия устойчивости режимов синхронизации. Нами впервые предложено обобщение фазового осциллятора с включением в набор переменных собственной частоты и амплитуды осциллятора. Это позволило впервые реализовать в сетях фазовых осцилляторов один из универсальных принципов обработки информации в мозге и в искусственных нейронных сетях – "победитель-получает-все".

Научную новизну нашей работы характеризуют следующие факты.

1. Мы впервые продемонстрировали на осцилляторной нейросетевой модели, что формирование и переключение фокуса внимания может описываться в терминах синхронизации между информационными и управляющими областями коры. Отметим, что это было сделано за

несколько лет до того, как были получены прямые экспериментальные данные о связи внимания с синхронизацией нейронной активности.

2. Мы впервые показали, что детекция новизны в гиппокампе может быть связана с разреженным кодированием и адаптацией собственных частот гиппокампальных осцилляторов, работающих на частоте тета-ритма.

3. На основе ОНС фазовых осцилляторов мы впервые построили полномасштабную модель обработки изображений, объединяющую на единых осцилляторных принципах такие когнитивные функции, как интеграция признаков объектов, сегментация объектов на цветном изображении, внимание и детекция новизны.

4. Мы впервые показали, что результаты психофизических экспериментов по зрительному поиску могут быть объяснены с помощью модели синхронизации в сети обобщенных фазовых осцилляторов.

5. Мы впервые показали, что ошибки при слежении за движением целевых объектов среди объектов-дистракторов могут быть объяснены как следствие ограниченности фазового пространства, в котором происходит оперирование системы внимания.

6. Мы впервые показали, что гамма-распределение времен восприятия неккеревского куба может быть объяснено в терминах частичной синхронизации и ее бистабильности в системе фазовых осцилляторов с центральным элементом.

7. Мы впервые показали с помощью осцилляторной нейросетевой модели, что число ошибок при вспоминании запомненной последовательности можно снизить при учете контекста, в котором происходило запоминание.

1.4. Научная и практическая значимость работы

Данная работа посвящена анализу информационных процессов в нервной системе и носит характер фундаментального исследования. Разработанный математический аппарат для исследования сетей фазовых осцилляторов имеет более широкую область применения: он может использоваться при разработке вычислительных устройств на основе оптических сетей и сетей на джозефсоновских контактах. Особое значение в этом отношении может иметь реализованный нами осцилляторный вариант процедуры "победитель-получает-все". Разработанные модели когнитивных функций мозга могут использоваться в качестве математического инструмента для исследований в области теоретической нейрофизиологии в вопросах, связанных с ролью колебательной активности и синхронизации в обработке информации мозгом. Модели внимания и комплексные модели анализа изображений могут быть использованы для построения систем искусственного интеллекта, в частности, систем компьютерного зрения.

1.5. Методология исследования

Работа выполнена в рамках методологии нейроинформатики (вычислительной нейробиологии) и теории нейронных сетей. Она включает в себя построение математических моделей на основе имеющихся экспериментальных данных и их исследование методами математического анализа и компьютерных вычислений. Основные математические результаты работы получены для сетей фазовых осцилляторов с центральным элементом методами бифуркационного анализа и теории устойчивости. Большинство моделей выполнено на крупномасштабном уровне с использованием в качестве элементов моделей больших нейронных ансамблей, представленных фазовыми или

обобщенными фазовыми осцилляторами. Исключение составляют модель запоминания временных последовательностей, построенная из нейронов типа Ходжкина-Хаксли, а также ряд моделей, описанных в Приложении. Модели в Приложении представляют собой аналоги некоторых моделей из основной части диссертации, но их реализация осуществлена с помощью ОНС из импульсных нейронов.

1.6. Основные положения (результаты), выносимые на защиту

1. Разработка математического аппарата для исследования режимов синхронизации сетей фазовых осцилляторов с центральным элементом. Анализ и классификация режимов синхронизации и условий их устойчивости. Описание условий существования и устойчивости режима частичной синхронизации как одного из наиболее значимых видов нейронной активности при когнитивной деятельности.

2. Реализация процедуры "победитель-получает-все" в ОНС обобщенных фазовых осцилляторов с центральным элементом. Обобщение фазовых осцилляторов с включением в набор переменных собственных частот и амплитуд осцилляторов. Определение оптимальных параметров для реализации процедуры "победитель-получает-все".

3. Разработка осцилляторной модели внимания. Получение аналитических и численных результатов для обоснования гипотезы о том, что формирование и переключение фокуса внимания может описываться в терминах синхронизации между информационными и управляющими областями коры.

4. Разработка осцилляторной модели детекции новизны в гиппокампе. Демонстрация с помощью численных экспериментов того, что детекция новизны в гиппокампе может быть реализована с использованием разреженного кодирования и адаптации собственных частот гиппокампаальных осцилляторов, работающих на частоте тета-ритма.

5. Разработка осцилляторной модели последовательного выбора объектов на изображении, отражающей основные стадии обработки зрительной информации, начиная с первичных отделов зрительной коры и заканчивая детекцией новизны в гиппокампе. Демонстрация с помощью численных экспериментов того, что модель способна последовательно включать объекты, присутствующие в зрительном поле, в фокус внимания, выделять геометрические признаки объектов, инвариантные к положению и масштабу, и производить анализ объектов на новизну в терминах длительности (тонической или фазической) осцилляторного ответа гиппокампа.

6. Разработка осцилляторной модели сегментации цветных изображений. Демонстрация с помощью численных экспериментов того, что сочетание традиционных алгоритмов параллельной обработки изображений с методами, основанными на синхронизации, позволяет улучшить качество выделения контуров и сегментации отдельных объектов на изображении.

7. Разработка осцилляторной модели зрительного поиска. Демонстрация с помощью численных экспериментов того, что результаты психофизических экспериментов по зрительному поиску в задачах различной степени сложности могут быть объяснены с помощью модели синхронизации в сети обобщенных фазовых осцилляторов.

8. Разработка осцилляторной модели слежения за несколькими объектами. Получение аргументов, основанных на численных экспериментах, в пользу гипотезы, что ошибки при слежении за движением целевых объектов среди объектов-дистракторов могут быть объяснены как следствие ограниченности фазового пространства, в котором происходит оперирование системы внимания.

9. Разработка осцилляторной модели восприятия неоднозначных изображений. Демонстрация с помощью численных экспериментов того, что гамма-распределение времен восприятия неккеревского куба может

быть объяснено в терминах частичной синхронизации и ее бистабильности в системе фазовых осцилляторов с центральным элементом.

10. Разработка осцилляторной модели запоминания временных последовательностей. Демонстрация с помощью численных экспериментов того, что запоминание временных последовательностей может быть реализовано в ОНС с использованием синаптической модификации по принципам STDP и анти-STDP. Получение аргументов, основанных на численных экспериментах, в пользу гипотезы о том, что число ошибок при вспоминании запомненной последовательности можно снизить, введя специальные элементы памяти, в которых учитывается контекст, при котором происходило запоминание.

1.7. Апробация работы

Результаты диссертации опубликованы в 30 рецензируемых журнальных статьях из списка ВАК (из них 21 в международных журналах). Имеется также 26 публикаций в рецензируемых журналах, не входящих в перечень ВАК, монографиях и сборниках научных статей (из них 16 в иностранных изданиях). Полный список публикаций представлен в разделе "Публикации по теме диссертации". Результаты, полученные в диссертации, представлялись в виде докладов на отечественных и международных конференциях (опубликовано 24 кратких тезиса докладов), а также на семинарах в отечественных и зарубежных научных учреждениях.

ГЛАВА 2. СОВРЕМЕННОЕ СОСТОЯНИЕ ИССЛЕДОВАНИЙ В ОБЛАСТИ ДИНАМИЧЕСКИХ НЕЙРОСЕТЕВЫХ МОДЕЛЕЙ КОГНИТИВНЫХ ФУНКЦИЙ МОЗГА

В данном разделе содержатся материалы из обзорных статей, которые были написаны индивидуально [Казанович 2008; Казанович, 2010] или в соавторстве [Борисюк и др., 1992; Borisyuk et al., 1999 (Behavioral and Brain Science); Borisyuk et al., 2000; Борисюк и др., 2002; Казанович и Шматченко, 2004; Казанович и Мысин, 2015]. В последнем случае использовались только части обзоров, написанные автором диссертации.

2.1. Биологические предпосылки моделирования осцилляторной динамики мозга

Хотя исследования осцилляторной активности мозга имеют давнюю историю, привлечение к этой проблеме широкого внимания со стороны специалистов по математическому моделированию связано с экспериментами Зингера с сотрудниками [Gray et al., 1989; Engel et al., 1991] по проблеме интеграции признаков объектов в цельный образ. В англоязычной литературе эта проблема называется проблемой байндинга (the binding problem – проблема связывания; в дальнейшем термин байндинг будет использоваться как синоним интеграции признаков). Дело в том, что признаки, используемые при кодировании информации о зрительных стимулах в первичных зонах зрительной коры, имеют различную природу. Это могут быть геометрические, спектральные или динамические характеристики изображения. Известно, что первичная обработка различных по своей природе признаков идет в специализированных нейронных структурах зрительной коры. Только в ассоциативных зонах коры формируется представление о целостных объектах. В связи с этим возникает вопрос: каковы нейронные механизмы,

позволяющие сохранить информацию о принадлежности признаков к отдельным объектам, и как осуществляется объединение нужных признаков в цельный образ объекта? Как писал один из пионеров в исследованиях байндинга фон дер Мальсбург: "Разум – это место встречи и источник всех символических систем. Нет сомнения, что он должен обладать механизмом для комбинирования своих семантических атомов в молекулы и агрегаты, и этот механизм богаче всего, что было до сих пор придумано в теории или реализовано в электронике. Понять, в чем заключается этот механизм – значит решить проблему байндинга".

Нетривиальность проблемы байндинга становится очевидной при одновременном предъявлении на изображении нескольких объектов. В этом случае весь набор признаков, извлеченных из изображения, должен быть сегментирован с указанием того, какой признак какому объекту принадлежит, при этом "метка" принадлежности должна сохраняться на всем пути продвижения зрительной информации по коре. Имеются психологические эксперименты, показывающие, что при недостатке ресурсов (например, нехватке времени) испытуемые могут выполнять группировку признаков по объектам с ошибками. Например, после предъявления изображения, содержащего зеленый треугольник и красный квадрат, испытуемому может показаться, что ему были показаны зеленый квадрат и красный треугольник.

Из сказанного видно, что сегментацию можно рассматривать как частный случай байндинга. В самом деле, если речь идет об изображениях, заданных попиксельно, то достаточно включить в число признаков объектов признаки отдельных пикселей, чтобы метка принадлежности пикселей различным объектам реализовывала сегментацию изображения. Если же изображение задано в виде контуров объектов, тогда для сегментации объектов достаточно, чтобы в число признаков были включены признаки сегментов, составляющих контуры.

Гипотеза о возможном механизме интеграции признаков в мозге была предложена в работе [Malsburg, 1981]. Основная идея состоит в том, что признаки объекта кодируются синфазной активностью нейронов в различных областях коры мозга. Синфазность служит в качестве метки, помечающей информацию, относящуюся к одному объекту. Таким образом, информация, относящаяся к одному зрительному объекту, должна кодироваться синфазной активностью нейронов по всему пути обработки этой информации от первичных зон коры до ассоциативных и моторных зон. Информация, относящаяся к разным объектам, одновременно присутствующим в зрительной сцене, должна кодироваться асинхронной (некоррелированной) активностью между ансамблями нейронов, представляющими данные объекты. Эта гипотеза легла в основу теории интеграции признаков, получившей название теории временной корреляции (ТВК) (temporal correlation theory) [Singer and Gray, 1995; Gray, 1999; Singer, 1999]. Ее частным случаем, когда нейронная активность носит четко выраженный колебательный характер, является теория осцилляторной корреляции (oscillatory correlation theory) [Wang, 2005].

Первые экспериментальные данные, связанные с ТВК, были получены в работах [Eckhorn et al., 1988, Gray et al., 1989]. В экспериментах на первичных зонах зрительной коры животных была обнаружена как стимулоспецифическая колебательная активность нейронов (рис. 2.1), так и синфазность этой активности у нейронов, кодирующих один и тот же стимул. В частности, проводились эксперименты на кошках, которым предъявлялась светлая полоска, движущаяся по темному фону. Активность на уровне одиночных нейронов (множественная нейронная активность (МНА)) и нейронных ансамблей (локальный полевой потенциал (ЛПП)) регистрировалась двумя электродами, установленными в первичных (стриарных) зонах зрительной коры.

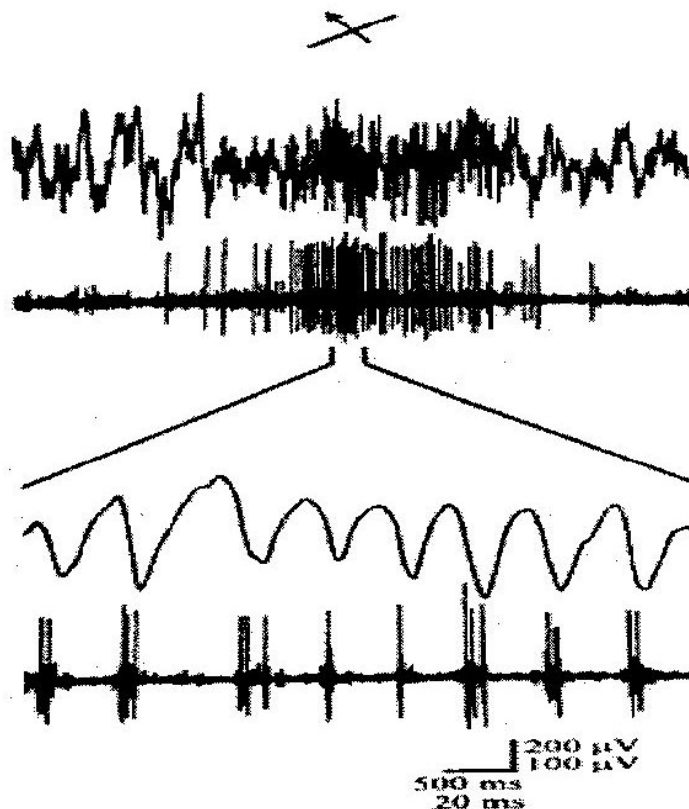


Рис. 2.1. ЛПП и МНА, записанные в поле 17 зрительной коры кошки в ответ на предъявление светлой полоски с оптимальной ориентацией, перемещающейся через рецептивное поле записываемых нейронов. Два нижних графика показывают те же данные для уменьшенного временного интервала. Отметим высокую степень синхронизации между импульсами нейронной активности и минимумами ЛПП [Gray, 1994].

Были получены следующие результаты.

1. Нейроны отвечают периодической активностью с частотой в гамма-диапазоне (40-70 Гц) при прохождении полоски через их рецептивное поле.

2. При одновременном пересечении полоской двух рецептивных полей активность соответствующих нейронов синфазна, даже если эти нейроны находятся друг от друга на расстоянии нескольких миллиметров.

3. Если полоску разорвать на две изолированных части, то синхронность ответа снижается тем больше, чем больше величина разрыва.

4. Если на экране движутся две полосы в разных направлениях (одна вверх, другая вниз), то синхронизованного ответа не возникает даже в тот момент, когда эти полосы оказываются на одной прямой.

Таким образом, в случае 2 имеет место синхронный ответ на единичный объект, а в случаях 3-4 несинхронный ответ на два разных объекта.

В дальнейшем были проделаны многочисленные эксперименты на разных животных и с многоэлектродной записью активности различных участков мозга, подтвердившие важную роль осцилляторной и синхронной активности в реализации когнитивных функций. Пример, иллюстрирующий эти экспериментальные данные, приведен на рис. 2.2. Запись велась двумя электродами в полях 17 (стриарная кора – первичная зона зрительной коры) и PMLS (posteromedial lateral suprasylvian area – ассоциативная зрительная область, специализирующаяся на анализе движения). Множественные пики на рис. 2.2Г указывают на наличие колебательной активности в регистрируемых сигналах. Хорошо выраженный пик в районе нуля в левой части рис. 2.2Д показывает высокий уровень синхронизации (синфазности) активности, регистрируемой в нейронах при предъявлении стимула в виде сплошной полосы. Величина этого пика уменьшается при предъявлении разорванной полосы (средняя часть рис. 2.2Д). Корреляция полностью исчезает при предъявлении двух полосок, движущихся в противоположных направлениях (правая часть рис. 2.2Д).

Реализация байндинга на уровне первичных зон зрительной коры возможна лишь для простых стимулов типа движущихся полосок. Восприятие сложных зрительных стимулов требует взаимодействия между различными уровнями обработки внешних стимулов, вниманием и памятью [Itti et al., 2005]. Внимание используется для оптимальной организации этого взаимодействия. В частности, показано, что внимание

играет важную роль в байндинге, давая возможность связывать неоднотипные признаки (включая признаки разной модальности).

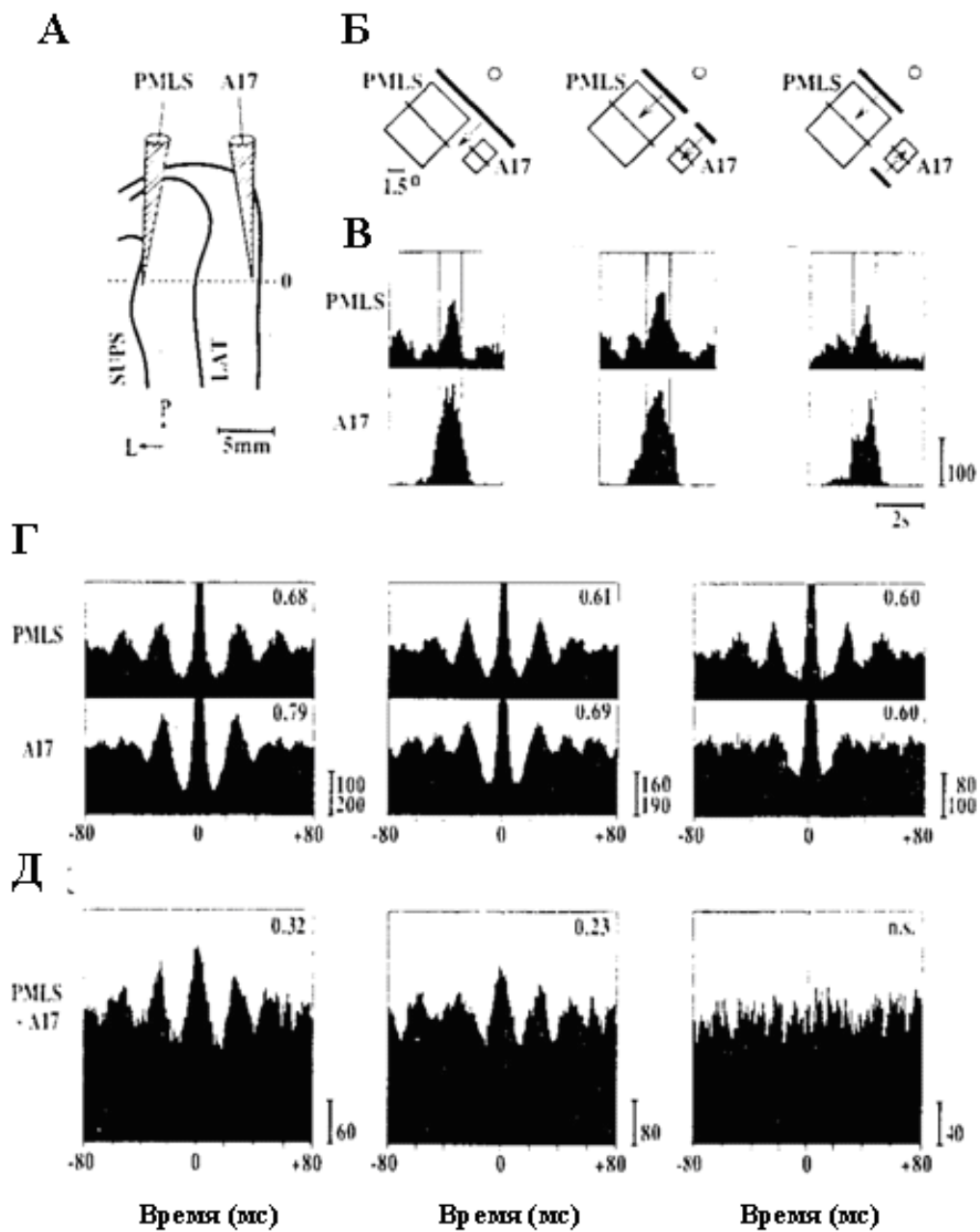


Рис. 2.2. Синхронизация нейронной активности между полями A17 (поле 17) и PMLS (posteromedial lateral suprasylvian area) кошки при воздействии различными зрительными стимулами. **А.** Расположение электродов. LAT – lateral external sulcus (латеральная внешняя борозда), SUPS - suprasylvian sulcus (супрасильвиева борозда), P – постериорное, L – латеральное направления. **Б.** Типы стимулов и расположение рецептивных полей в A17 и PMLS. Маленьким кружком обозначен центр поля зрения. **В.** Постстимульные гистограммы для трех рассматриваемых стимулов. **Г.** Автокорреляционные функции для трех видов стимулов. **Д.** Кросскорреляционные функции для трех видов стимулов [Gray, 1994].

Экспериментальные данные, проясняющие роль синхронизации нейронной активности в реализации памяти и внимании, стали появляться лишь в последнее двадцатилетие [Sederberg, 2003; Jutras, 2009; Rutishauser, 2010] (см. также обзор [Herrman, 2004]). Считается, что синхронизация нейронной активности создает подходящие условия для долговременной синаптической потенциации, являющейся основным кандидатом на механизм формирования кратковременной памяти [Womelsdorf, 2007]. В работе [Miltner, 1999] это предположение подтверждено путем анализа ЭЭГ при ассоциативном обучении у людей. Это обучение приводило к повышению синхронности гамма-колебаний в двух областях коры, получающих два класса стимулов, между которыми должна быть установлена ассоциация. В работе [Sederberg, 2003] было показано, что хорошее запоминание слов людьми связано с повышением мощности тета- и гамма-активности в определенных участках коры. В работе [Jutras, 2009] было обнаружено повышение синхронизации на частоте гамма-ритма в гиппокампе обезьян при решении задачи узнавания запомненных зрительных образов.

Синхронизация нейронной активности при запоминании информации может быть соотнесена с процедурой сравнения стимула, находящегося в фокусе внимания (ФВ), с содержимым рабочей памяти [Sauseng, 2008]. Тот факт, что функционирование внимания связано с осцилляторной активностью и ее синхронизацией был установлен в работах [Steinmetz, 2000; Fries, 2001; Fries, 2002; Doesburg, 2008]. Штейнметц с соавторами, изучая синхронную импульсацию пар нейронов во вторичной соматосенсорной коре макак при решении двух задач селективного внимания (одна задача легкая, а другая трудная), показали, что 80% пар нейронов работают синхронно при выполнении трудной задачи, причем 35% этих пар снижают свою синхронность при переключении с трудной задачи на легкую. Таким образом, изменение степени синхронизации можно рассматривать как коррелят переключения

ФВ между задачами различной сложности. В статье [Fries et al., 2001] производилась многоканальная запись ЛПП в экстрастриарной области V4 обезьян. Было показано, что наличие внимания к стимулу, находящемуся в рецептивном поле нейрона, приводит к возрастанию высокочастотной активности (>35 Гц) и снижению низкочастотной активности (<17 Гц).

До недавнего времени не было известно, какие структуры мозга участвуют в реализации синхронной активности в ФВ. Постепенно накапливаются экспериментальные и теоретические основания полагать, что система внимания является иерархической, то есть что в ней имеется некоторая подсистема, называемая центральным управляющим элементом (ЦУЭ), которая организует сегментацию определенного объекта и включение его в ФВ [Cowan, 1988; Baddeley, 1996; Baddeley, 2002].

В психологической литературе ЦУЭ рассматривается как система, ответственная за управление рабочей памятью с помощью внимания [Baddeley, 1996, 2002, Shallice, 2002]. В течение долгого времени функции ЦУЭ предписывались в основном локальной области в префронтальной коре [D'Esposito et al., 1991; Loose et al., 2003]. Более поздние исследования показали, что, скорее всего, ЦУЭ представлен распределенной сетью, включающей в себя латеральные, орбитофронтальные, и медиальные области префронтальной коры, связанные со структурами, контролирующими движения [Barbas, 2000; Andres, 2003]. Данные нейровизуализации показали, что “различные исполнительские функции не только рекрутируют различные фронтальные области коры, но также зависят от постериорных (по большей части теменных) областей” [Collett and Van der Linden, 2002]. В статье [Daffner et al., 2003] исследовался сравнительный вклад фронтальных и постериорных теменных областей в обработку новых и целевых стимулов. Авторы заключили, что префронтальная кора является основной структурой, направляющей внимание на новые стимулы, в то время как постериорные доли играют

основную роль в динамических процессах по обновлению внутреннего представления окружающей среды при восприятии нового стимула.

Есть основания считать, что в дополнение к неокортикальным областям в реализации функций ЦУЭ важную роль играет гиппокамп, поскольку гиппокамп находится наверху пирамиды кортикальных конвергентных зон [Damasio, 1989], участвует в управлении информационными процессами практически во всех областях новой коры [Holscher, 2003] и координирует работу системы внимания [Herrmann and Knight, 2001; Duncan, 2001; Vinogradova, 2001].

В работах [Крыуков, 1991; Крюков, 2004] была выдвинута гипотеза о том, что взаимодействие центрального элемента системы внимания с нейронными ансамблями, представляющими различные объекты, происходит по принципу фазовой автоподстройки частоты. В ФВ включается тот объект, признаки которого кодируются в коре осцилляторной активностью, синхронизованной с активностью ЦУЭ.

Недавно эта гипотеза получила экспериментальное подтверждение. В работе [Gregoriou, 2009] было показано, что при внимании определенная область в префронтальной коре – фронтальное глазное поле (ФГП) (frontal eye field) - является источником повышенной синхронизации нейронной активности на частоте гамма-ритма в поле V4.

Эксперимент был организован следующим образом (рис. 2.3).

В начале эксперимента обезьяна фиксировала взгляд в центре экрана и нажимала на педаль, сигнализируя о готовности. После этого ей предъявлялось изображение с тремя стимулами (круги разного цвета – красный, зеленый, синий - с черными полосками). Внимание к целевому стимулу направлялось с помощью подсказки - центр фиксации окрашивался в цвет выбираемого стимула (в случае, представленном на рисунке, это красный цвет). Через некоторое время окраска целевого стимула светлела, и обезьяна фиксировала этот факт отпуская педаль.

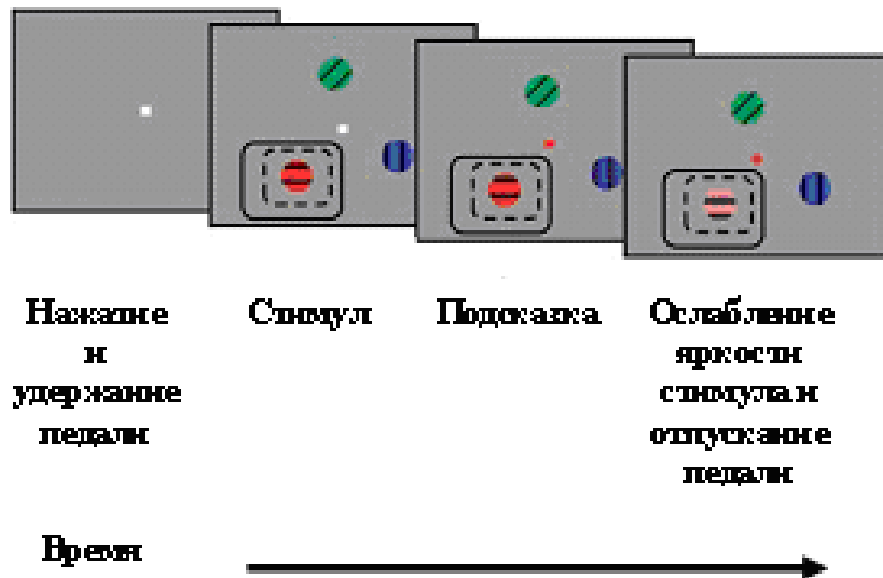


Рис. 2.3. Схема эксперимента. Прямоугольники, нарисованные пунктиром и сплошной линией вокруг красного стимула, иллюстрируют гипотетические рецептивные поля нейронов в полях V4 и ФГП [Gregoriou, 2009].

Активность записывалась двумя электродами. Каждый электрод мог регистрировать либо импульсную МНА, либо ЛПП. Рассматривались следующие варианты установки электродов: 1) оба электрода в V4, 2) оба электрода в ФГП, 3) один электрод в V4, а другой в ФГП.

Вычислялся некоторый коэффициент, который характеризует степень синхронизованности сигналов, записанных по указанным двум каналам. Результаты экспериментов суммированы на рис. 2.4 в виде графиков, показывающих зависимость синхронности от частоты. Общий вывод – внимание приводит к повышению синхронизации активности между полями V4 и ФГП в диапазоне гамма ритма 40-80 Гц (наибольшее увеличение синхронизации наблюдалось в районе 50 Гц). В диапазоне тета- и бета-ритмов (5-25 Гц) изменения степени синхронизованности в связи с фиксацией внимания на стимуле не наблюдалось.

Психологические исследования показывают, что внимание улучшает качество сегментации изображений. Это порождает надежду на то, что тот же положительный эффект может быть получен при включении внимания в модели сегментации.

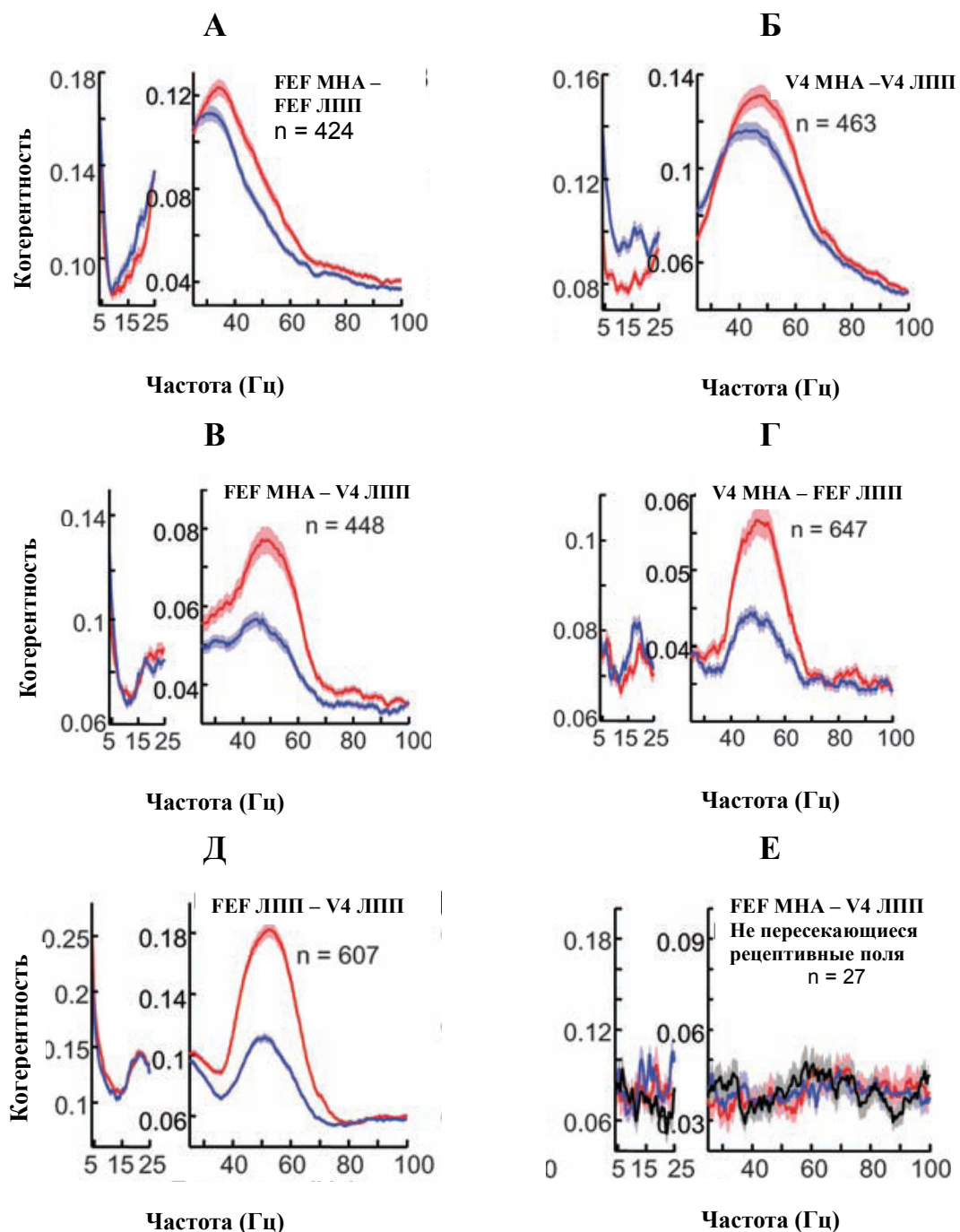


Рис. 2.4. Повышение синхронизации при внимании между полями V4 и ФГП. МНА – множественная нейронная активность, ЛПП – локальный полевой потенциал. А - Д. Графики зависимости синхронности от частоты в случае, когда оба электрода регистрируют активность нейронов с пересекающимися рецептивными полями, реагирующих на стимул в ФВ (красные кривые) и на стимул вне ФВ (синие кривые). Существенное улучшение синхронизации имеет место на рис. В - Д в окрестности частоты 50 Гц. Е. Графики зависимости синхронности от частоты в случае, когда оба электрода регистрируют активность нейронов с непересекающимися рецептивными полями, Внимание сфокусировано на рецептивном поле V4 (красная кривая), внимание сфокусировано вне рецептивных полей V4 и ФГП (синяя кривая), внимание сфокусировано в центре поля зрения при отсутствии стимулов (черная кривая) [Gregoriou, 2009].

Общей идеей здесь является соединение принципов синхронизации и модуляции нейронной активности. Идея ЦУЭ системы внимания также является плодотворной для моделирования, так как позволяет заменить большое число глобальных связей между элементами модели на связи с центральным элементом.

Многие исследования показывают связь осцилляторной активности с детекцией новизны. Детекция новизны реализуется в работе мозга как дифференциальный ответ на новые и известные стимулы, т.е. на вновь поступающую или уже хранящуюся в памяти информацию. Известно, что важную роль в детекции новизны играет гиппокамп [Knight, 1996; Knight and Nakada, 1998; Jessen et al., 2002]. В частности, в экспериментах по ориентационному рефлексу было показано [Sokolov, 1975; Vinogradova, 1995], что гиппокамп отвечает длительной (тонической) активностью на частоте тета-ритма при предъявлении нового или значимого стимула. При повторных предъявлениях этого стимула тоническая активность постепенно сменяется короткой (фазической) реакцией. Тоническая реакция немедленно возобновляется, как только предъявляется стимул с другими характеристиками. В работе [Vinogradova, 1995] была предложена схема взаимодействия лимбических структур при детекции новизны и запоминании нового стимула.

Несмотря на то что ТВК является наиболее продвинутой попыткой объяснения интеграции признаков, следует отметить, что данная теория не может считаться общепризнанной, а эксперименты, подкрепляющие ТВК, поставлены при весьма специальных условиях: используемые в экспериментах стимулы лишь очень отдаленно напоминают реальные зрительные объекты. Однако, поскольку принципы ТВК кажутся перспективными для обработки изображений, теоретическое и модельное изучение роли синхронизации нейронной активности в обработке информации пошло намного дальше имеющихся экспериментальных данных. В частности, целью исследований является проверка, каким

образом ТВК может быть применена для анализа сложных изображений с нечетко определенными границами между объектами и высоким уровнем шумов. В случае успеха эти результаты могут быть полезны и для нейробиологов, поскольку помогут им в поиске новых экспериментальных фактов для обоснования ТВК. С другой стороны, ТВК может оказаться весьма эффективным инструментом при решении практических задач анализа изображений, поскольку принципы ТВК могут быть воплощены в технических системах с параллельными вычислениями.

Идеология ТВК хорошо сочетается с методами моделирования, опирающимися на ОНС. Согласно ТВК, сегментация должна приводить к синфазной активности нейронов, кодирующих зрительный объект, в то время как активность нейронных ансамблей, кодирующих разные объекты, должна быть несинхронной. Общая идея, присутствующая в большинстве нейросетевых моделей сегментации, состоит в реализации синфазности с помощью локальных латеральных связей (такая организация связей согласуется с архитектурой связей в первичных зонах зрительной коры). Другая идея, являющаяся обобщением имеющихся нейрофизиологических данных, заключается в предположении, что входное изображение кодируется в нейронной сети таким образом, что соседние элементы сети (нейроны или осциллирующие нейронные ансамбли) имеют тенденцию работать синфазно лишь в том случае, если участки изображения, находящиеся в их рецептивных полях, обладают сходными оптическими характеристиками. Опираясь при построении модели на эти предположения, можно ожидать, что динамика нейронной сети приведет к формированию в сети таких синфазных кластеров нейронов (при отсутствии синфазности или даже синхронизации между кластерами), что соответствующий каждому кластеру сегмент изображения будет иметь сходные (или, по крайней мере, плавно меняющиеся) оптические характеристики.

В дальнейшем мы покажем, что идея синхронизации колебаний совместно с идеей ЦУЭ системы внимания являются мощными инструментами для разработки нейросетевых моделей, способных к сложной обработке информации в соответствии с известными нейробиологическими и психологическими данными о функционировании когнитивных систем мозга.

2.2. Классификация нейронных сетей

Нейронная сеть представляет собой систему динамически взаимодействующих элементов с набором входных и выходных сигналов. В зависимости от решаемой задачи элементы нейронной сети могут с различной степенью детализации имитировать принципы функционирования отдельных нейронов, нейронных популяций (например, тормозных или возбуждающих) или нейронных структур. В классических нейрофизиологических экспериментах этим уровням детализации соответствуют импульсная активность одиночных нейронов, ЛПП нейронных ансамблей и ЭЭГ, получаемые методом многоэлектродного отведения от мозга в целом.

Современные методы анализа активности нейронных структур наряду с ЭЭГ включают также магнитную энцефалографию (МЭГ), позитронно-эмиссионную томографию (ПЭТ), магнитно-резонансную томографию (МРТ), функциональную магнитно-резонансную томографию (фМРТ).

Входными сигналами (стимулами) для нейронных сетей служат постоянные или переменные непрерывные сигналы, а также случайные или детерминированные последовательности импульсов. Эти сигналы могут подаваться на всю сеть или на входы некоторых элементов сети, при этом сигналы могут быть как идентичными для разных входов, так и различными. Выходными сигналами сети могут быть импульсные

последовательности, или динамика усредненной активности элементов сети, или фазовые соотношения между колебаниями в различных участках сети. В первом случае адекватным математическим аппаратом для описания динамики сети являются многомерные стохастические процессы, во втором и третьем случае – детерминированные процессы в динамических системах. Одной из характерных особенностей нейронной сети является способность к адаптации, проявляющаяся в модификации параметров элементов или связей в ответ на внешнюю стимуляцию. Эта модификация может привести к изменению динамического поведения сети по мере предъявления различных входных стимулов.

Различают четыре типа нейронных сетей, соответствующих используемым типам элементов.

1. Сети из нейронов, в которых динамика каждого элемента описывается системой дифференциальных уравнений. Это могут быть уравнения для ионного транспорта через мембрану, как в модели Ходжкина-Хаксли [Hodgkin and Huxley, 1952], или сегментные модели (multicompartment models), в которых на основе законов Кирхгофа объединяются уравнения, описывающие динамику токов в сегментах нейрона (дендритах, соме или аксоне) [Koch, 1994]. К этому же классу можно отнести упрощенные феноменологические модели, целью которых является сохранить существенные особенности динамики нейрона Ходжкина-Хаксли при описании ее более простыми уравнениями. Это модели Хиндмарша-Роуза [Hindmarsh and Rose, 1984], ФитцХью-Нагумо [FitzHugh, 1961; Nagumo et al., 1962], Морриса-Лекара. [Morris and Lecar, 1981], Ижикевича [Izhikevich, 2007] и др. Сети из таких нейронов позволяют наиболее полно учитывать многие детали функционирования реальных нейронов, однако анализ их динамики обычно сопряжен с трудностями.

2. Сети из интегративно-пороговых нейронов. Интегративно-пороговая модель нейрона является сравнительно простым устройством,

накапливающим поступающие сигналы и генерирующим импульс (спайк) при достижении порога. В этой модели могут также учитываться такие аспекты функционирования реального нейрона как абсолютная и относительная рефрактерность, синаптическая задержка при передаче сигнала, динамика постсинаптических потенциалов, шумовая компонента (имитирующая, например, далекие дендриты или синаптический шум) и т.д. До настоящего времени эти сети являются наиболее распространенным объектом как в теоретических исследованиях, так и при имитационном моделировании.

3. Сети из взаимодействующих нейронных осцилляторов. Осциллятор обычно включает взаимодействующие популяции возбуждающих и тормозных нейронов. Динамика осциллятора описывается средним уровнем активности этих популяций. Типичным примером является осциллятор Вилсона-Коуэна [Wilson and Cowan, 1972; Borisyuk and Kirillov, 1992]. Сети из нейронных осцилляторов исследуются методами теории бифуркаций, что позволяет аналитически и численно описать области параметров, при которых имеет место тот или иной вид динамики сети. Результаты исследования могут быть соотнесены с экспериментальными данными по регистрации локальных потенциалов, вызванных потенциалов, ЭЭГ и поведенческих реакций. Введение задержек в передачу сигнала между элементами сети значительно усложняет как динамику сети, так и задачу ее исследования, поскольку описывающая данную сеть система дифференциальных уравнений с запаздывающим аргументом требует рассмотрения бесконечномерного пространства начальных условий.

4. Сети из фазовых осцилляторов. В случае, когда активность нейронного ансамбля имеет осцилляторный характер, удобно описывать эту активность посредством фазового осциллятора [Kuramoto, 1984; Kazanovich et al., 1991], динамика которого характеризуется лишь одной переменной – фазой колебания. Сети из фазовых осцилляторов полезны

для аналитического и численного исследования условий синхронизации в системе осцилляторов. Основная задача состоит в описании областей пространства параметров, соответствующих различным режимам синхронизации (полной или частичной).

Проблема редукции ОНС из импульсных нейронов к сетям фазовых осцилляторов была темой нескольких исследований. Уже в ранних работах по ОНС было показано, что при определенных условиях средняя активность взаимодействующих популяций возбуждающих и тормозных нейронов может быть адекватно представлена с помощью сети нейронных осцилляторов Хопфилда или Вилсона-Коуэна [Wilson and Cowan, 1973]. Дальнейшую редукцию к сетям фазовых осцилляторов можно получить, предполагая слабую связь между нейронными осцилляторами [Schuster and Wagner, 1990a,b; Ermentrout and Kopell, 1991; Kryukov, 1991; Hoppensteadt and Izhikevich, 1997]. Аппроксимация первого порядка функции взаимодействия между осцилляторами приводит к синусоидальной функции взаимодействия, зависящей от разности фаз между взаимодействующими осцилляторами. Такие модели широко используются для воспроизведения нейрофизиологических данных относительно синхронизации нейронной активности и функциональных связей в мозге [Sompolinsky et al., 1990; Schuster and Wagner, 1990b; Kammen et al., 1990; Kuramoto et al., 1992; Ermentrout and Kopell, 1994; Breakspear et al., 2010; Gleiser and Spormaker, 2010].

С точки зрения архитектуры связей нейронные сети можно разделить на следующие типы.

1. Сети с локальными связями, связями "все-на-всех", а также случайными и разреженными связями, в частности, связями типа "малого мира". Однородность архитектуры связей и идентичность элементов обуславливают возможности аналитического исследования таких сетей методами статистической механики. Наиболее известным примером

является модель ассоциативной памяти Хопфилда с симметричными связями "все-на-всех" [Hopfield 1982, Hopfield 1984].

2. *Многослойные сети с прямыми, обратными и рекуррентными связями между слоями.* В частности, такую архитектуру связей имеют многослойные перцептроны, широко используемые в различных задачах обучения. Обучение сети формулируется как задача минимизации функции ошибок. Эта задача во многих случаях решается с помощью так называемого метода обратного распространения ошибок (backpropagation of errors) [Rumelhart and McClelland, 1986]. Такая архитектура наиболее популярна в приложениях нейронных сетей к распознаванию образов, прогнозу, кодированию и фильтрации сигналов, запоминанию временных последовательностей и т.д.

3. *Сети с центральным элементом.* Эти сети позволяют избежать большого числа связей, характерного для полносвязных сетей, благодаря тому что элементы сети взаимодействуют через специальный центральный элемент, имеющий связи со всеми остальными элементами сети. Эта архитектура была предложена в связи с моделированием внимания [Kryukov, 1991].

4. *Сети со сложной архитектурой.* К этой категории относятся сети с иерархической структурой, строящиеся из более простых сетей разных типов. Потребность в таких сетях возникает при решении задач многоэтапной обработки информации и при моделировании сложного поведения [Grossberg and Raizada, 2000; Tononi et al., 1992; Rolls, 2008].

Основная часть моделей, рассматриваемых в диссертации, представляет собой сети фазовых осцилляторов (или обобщенных фазовых осцилляторов) с центральным элементом. Как будет видно из дальнейшего, эти модели адекватно отражают экспериментальные данные, полученные при исследовании ряда когнитивных функций. В то же время они удобны для математического анализа и проведения компьютерных экспериментов.

2.3. Модели динамики нейронной активности при обработке информации мозгом

В данном разделе мы рассмотрим несколько гипотез, которые были выдвинуты для объяснения роли пространственно-временной структуры нейронной активности при обработке информации мозгом, и опишем нейронные сети, которые были разработаны для обоснования этих гипотез. Анализ этих моделей позволяет судить о том, какие варианты выбора элементов нейронных сетей (модельных нейронов или нейронных ансамблей), архитектуры связей в сети и алгоритмов взаимодействия между элементами позволяют решить поставленные задачи моделирования. Акцент будет сделан на синхронизации нейронной активности и фазовых соотношениях, которые могут возникнуть в зависимости от используемого взаимодействия между популяциями нейронов и от типа внешней стимуляции.

Терминологическое замечание. В тексте часто будут использоваться термины *синхронность*, *синфазность*, *противофазность*. Под синхронизацией двух сигналов будет пониматься ситуация, когда на кросскорреляционной функции этих сигналов имеется хотя бы один большой пик (в случае периодической активности таких пиков будет несколько). Если основной пик кросскорреляционной функции находится в нуле, будем говорить о синфазной активности. Если речь идет об импульсной активности, синфазность означает, что импульсы в обоих сигналах генерируются одновременно. Противофазному режиму соответствует расположение основного пика кросскорреляционной функции в точках $\pm\pi$. В этом случае моменты максимума одного сигнала соответствуют минимумам другого сигнала. Под нейронным *ансамблем* будем понимать связанное множество синхронно или синфазно работающих

нейронов, представляющих один из стимулов. Аналогичное соглашение имеет место для ансамблей нейронных осцилляторов.

2.3.1. Осцилляторная активность нейронных ансамблей

Нейронное кодирование информации может быть реализовано не только на уровне отдельных нейронов, но и на уровне нейронных ансамблей. Используемые при этом принципы кодирования можно отнести к одному из двух типов:

- временное кодирование,
- пространственно-временное кодирование.

В первом случае речь идет об эволюции активности нейронного ансамбля, где под активностью понимается число импульсов, сгенерированных нейронным ансамблем за некоторый промежуток времени $(t, t + \Delta t)$ или средний мембранный потенциал нейронов в ансамбле. Во втором случае акцент делается на характеристики паттерна пространственно-временного распределения активности нейронного ансамбля. Существенно, что в обоих случаях кодирование осуществляется не в терминах финальных состояний сети, а в терминах динамических режимов, возникающих в кодирующей сети в результате подачи определенных стимулов [Arbib et al., 1998].

Многие исследователи обращают особое внимание на осцилляторную активность нейронных ансамблей. Это обусловлено следующими причинами. В ЭЭГ целостного мозга присутствует ритмическая активность в различных частотных диапазонах (альфа-ритм – 10-13 Гц, бета-ритм низкий – 14-20 Гц, бета-ритм высокий – 20-30 Гц, гамма-ритм - свыше 30 Гц, дельта-ритм – 1-3 Гц, тета-ритм – 4-12 Гц [Basar and Bullock, 1992]). При этом характер колебаний в значительной мере коррелирован с психологическим состоянием исследуемого организма. Были обнаружены различные виды ритмической активности на

уровне отдельных нейронов и нейронных популяций. Такие экспериментальные данные получены в первичных зонах зрительной и обонятельной коры, в моторной коре, в таламусе, в гиппокампе и других структурах мозга [Skarda and Freeman, 1987; Gray et al., 1989; Buzsáki et al., 1994; Vinogradova, 1995; Castelo-Branco et al., 1998].

Поскольку колебательная активность является типичной для многих нейронных структур, можно предполагать, что информация о стимуле кодируется как частотой колебаний и фазовыми соотношениями (при этом особая роль придается синфазным колебаниям), так и пространственным расположением осциллирующих нейронов [Fujii, 1996; Singer, 1999; Singer 2004]. Влияние изменения временных характеристик входных сигналов на фазовые соотношения в ответе нейронов и нейронных систем описывается с помощью кривых фазового ответа. Теоретические аспекты построения этих кривых для сетей различного масштаба приведены в монографии [Schultheiss et al., 2012]. Доминирующими методами обработки экспериментальных данных являются спектральный анализ Фурье и вейвлет-анализ [Короновский и др., 2013]. С развитием многоканальной регистрации информации все большее значение получает основанное на этих методах выявление фазовых соотношений между сигналами в разных областях мозга.

ОНС имеет один из следующих динамических режимов: *регулярные* колебания, *квазипериодические* (многочастотные) колебания и *хаотические* колебания. Кодирование информации в сети обычно описывается в терминах режимов синхронизации между элементами сети и возникающих при этом фазовых соотношений. Многочисленные исследования показали, что условия возникновения различных динамических режимов существенно зависят от используемой модели элемента сети. К сожалению, наиболее детальное описание элемента с помощью сегментных моделей [Booth and Bose, 2001; Ermentrout and Terman, 2010; Bhalla, 2012] приводит к большим трудностям

теоретического анализа и очень трудоемким компьютерным вычислениям, зачастую требующим использования суперкомпьютеров [D'Angelo et al., 2013]. Кроме того, серьезные проблемы возникают из-за отсутствия экспериментальных данных относительно значений параметров модели. В связи с этим математические и компьютерные модели часто строятся с использованием интегративно-пороговых нейронов, а также нейронных или фазовых осцилляторов. Так достигается определенный компромисс между точностью описания и простотой математического исследования.

2.3.2. Малые осцилляторные сети. Бифуркационный анализ

Наиболее изучен случай двух связанных осцилляторов, поскольку при этом сравнительно просто могут быть получены аналитические результаты. Предположим, что каждый из двух идентичных осцилляторов описывается системой дифференциальных уравнений, а параметры осцилляторов подобраны так, что в фазовом пространстве они находятся на траектории устойчивого предельного цикла. Тогда динамика одиночного осциллятора может быть описана одной переменной – текущей фазой движения по предельному циклу. Динамика системы из двух слабо связанных осцилляторов описывается разностью фаз $\Delta\phi$:

- $\Delta\phi = 0$ (синфазные колебания);
- $\Delta\phi = T / 2$, где T – период колебаний (противофазные колебания);
- $\Delta\phi$ не равно ни 0, ни $T/2$ (синхронные колебания со сдвигом фаз).

Исследование устойчивости стационарных состояний $\Delta\phi$ опирается на построение так называемой H -функции [Ermentrout and Kopell, 1991; Symbalyuk et al., 1994]. Если H -функция стремится к нулю в некоторой точке, то это соответствует стационарному состоянию, устойчивость

которого определяется знаком производной H -функции в данной точке. Типичный пример такого исследования динамики слабо связанных осцилляторов из нейронов типа Ходжкина-Хаксли можно найти в [Hansel et al., 1993]. Основным результатом данной работы состоит в том, что в случае возбуждающих связей между нейронами и при определенных значениях параметров в системе имеется бистабильность, то есть в зависимости от начальной точки система демонстрирует либо синфазные, либо противофазные колебания.

Модели со слабыми связями между нейронными осцилляторами подробно описаны в книге [Hoppensteadt and Izhikevich, 1997]. Здесь мы ограничимся случаем, когда связи между осцилляторами достаточно сильные.

Обычно в случае сильных связей трудно описать динамику сети с помощью математической теоремы, поэтому основными инструментами исследования становятся бифуркационный анализ и компьютерное моделирование. В работе [Izhikevich, 2002] дана классификация различных механизмов генерации ритмической активности на основе теории бифуркаций. Отмечается, что вблизи различных бифуркаций модели нейронной активности имеют качественно различное динамическое поведение. Так, например, исчезновение ритмической активности вблизи бифуркации Андронова-Хопфа характеризуется уменьшением амплитуды ритмической активности при постоянной частоте колебаний (частота определяется мнимой частью критических собственных значений). Напротив, возникновение бифуркации седло-узла на предельном цикле характеризуется стремлением частоты колебаний к нулю при сохранении амплитуды колебаний. Различия в динамическом поведении используются, в частности, для образования различных типов залповой активности путем комбинирования различных бифуркаций при возникновении и исчезновении пачки. Например, пачка может появиться как результат бифуркации Андронова-Хопфа и закончиться также через ту же

бифуркацию. Другая возможность - пачка появляется через бифуркацию Андронова-Хопфа, а заканчивается в результате появления седло-узла на предельном цикле. В работе [Izhikevich, 2002] продемонстрировано 120 различных типов пачек импульсов возможной залповой активности.

Полный бифуркационный анализ системы из двух связанных нейронных осцилляторов Вилсона-Коуэна содержится в работе [Borisjuk et al., 1995]. В этой работе изучается влияние типа и величины связи между осцилляторами на динамику нейронной сети. Рассмотрено четыре типа связей: (а) между возбуждающими популяциями нейронов; (б) от возбуждающей популяции одного осциллятора на тормозную популяцию другого осциллятора; (в) от тормозной популяции одного осциллятора на возбуждающую популяцию другого осциллятора; (г) между тормозными популяциями нейронов. Показано, что слабые связи типов (б) и (в) (между разноименными популяциями) порождают синфазные колебания (синхронизирующие связи), в то время как слабые связи типов (а) и (г) (между одноименными популяциями) порождают противофазные колебания (десинхронизирующие связи). При промежуточных значениях силы связей сеть может генерировать квазипериодические и хаотические колебания. Могут также сосуществовать несколько различных динамических режимов.

Динамика системы из двух идентичных нейронов Хиндмарша-Роуза с электрическими связями изучалась в работе [Сymbalyuk et al., 1994]. Было показано, что в зависимости от величины поляризующего тока система способна демонстрировать пять различных динамических режимов

- синфазные колебания;
- противофазные колебания;
- колебания с произвольным фазовым сдвигом, зависящим от величины тока;
- сосуществование синфазных и противофазных колебаний;

- сосуществование синфазных и квазипериодических колебаний.

В последних двух случаях режим колебаний зависит от начальных условий.

В работе [Chow and Kopell, 2000] исследовалась система из двух пейсмекерных осцилляторов, связанных электрической связью. Для исследования использовался так называемый метод спайкового ответа [Chow, 1998], при котором мембранный потенциал нейрона может быть явно вычислен с помощью двух функций, зависящих, соответственно, от параметров мембраны (параметры генерации импульса и сброса мембранного потенциала) и от параметров электрической связи. Это дало возможность описать условия возникновения режимов синхронизации с разными фазовыми соотношениями. В частности, было обнаружено влияние формы спайка на установление определенного режима синхронизации.

В работе [Bressloff, 1999] рассматривается модель двух идентичных интегративно-пороговых нейронов с активными дендритами. Показано, что в отличие от случая пассивных дендритов, где возможна лишь фазовая синхронизация активности двух нейронов, в случае активных дендритов возможна резонансная синхронизация (на частоте, соответствующей мембранной частоте нейрона), а также появление пачечной активности. Положительное (возбуждающее) взаимовлияние нейронов приводит к синхронной пачечной активности, в то время как отрицательное (тормозное) влияние дает противофазные колебания.

Система из двух возбуждающих нейронов, описываемых двухсегментной моделью типа Ходжкина-Хаксли, изучалась в работе [Crook et al., 1998]. В этой системе имеются два различных колебательных режима, зависящих от величины кальциевой проводимости g_{Ca} . При этом могут возникать быстрые колебания с почти не меняющейся частотой при низких значениях g_{Ca} . Кроме того, могут появляться колебания с уменьшающейся частотой (замедляющиеся колебания) при высоких

значениях g_{Ca} . Путем сведения системы к фазовым уравнениям и их бифуркационного анализа показано, что в первом случае устойчивы противофазные колебания, а во втором случае устойчивы только синфазные колебания. При промежуточных значениях g_{Ca} возможны колебания с произвольным сдвигом фаз между нейронами.

Работа [Jones et al., 2000] содержит пример бифуркационного исследования небольшой ОНС из нейронов типа Ходжкина-Хаксли. Рассматривается сеть из 4 нейронов, представляющая два связанных осциллятора, каждый из которых содержит возбуждающий и тормозный элементы. Связи между осцилляторами идут от возбуждающих нейронов на тормозные, при этом учитываются задержки в распространении сигнала. Изучается возможность генерации синхронного ритма при изменении времени запаздывания в распространении сигнала от одного осциллятора к другому. Показано, что при коротких временах распространения осцилляторы не синхронны, а при увеличении задержки возникает синхронизация. Техника, с помощью которой получен результат, является простой и интересной. Авторы численно находят одномерное отображение, соответствующее разности времен появления спайков в каждом из осцилляторов и определяют условие, при котором нулевая неподвижная точка теряет устойчивость. Это частный случай двухпараметрической бифуркационной картины, когда варьируются два параметра - величина связи между осцилляторами и величина запаздывания. Исследования показывают, что двухпараметрическая бифуркационная диаграмма имеет очень сложную структуру, где области синхронизации перемежаются областями несинхронных колебаний.

2.3.3. Большие осцилляторные сети. “Игры” с характеристиками связей

Для ОНС, содержащих более двух осцилляторов, не существует общей теории, которая бы давала описание возможных динамических

режимов при произвольной архитектуре связей. Большинство полученных результатов относятся к нейронным сетям с большим числом элементов и однородной архитектурой связей (типа “все-на-всех” или “локальных”).

Случай локальных связей наиболее подробно изучен на примере цепочки осцилляторов, когда каждый осциллятор взаимодействует со своими ближайшими соседями [Kopell and Ermentrout, 1990]. В частности, было показано, что в такой сети могут возникать бегущие волны с постоянным временным сдвигом (этот результат важен, в частности, для моделирования плавания).

Локальные связи на плоскости дают возможность получить в нейронных сетях различные виды динамики, типичные для возбудимых сред, такие как полосы синхронной активности, вращающиеся волны, распространяющиеся концентрические круги [Иваницкий и др., 1994; Fohlmeister et al., 1995, Horn and Opher, 1997]. В дополнение к этим режимам в последней из цитированных работ дан нейросетевой вариант уединенных волн *экситонов* (особенность экситонов состоит в том, что в отличие от солитонов, они при столкновении не проходят друг через друга, а взаимно гасятся как классические автоволны).

Локальные связи на плоскости могут приводить к сложной пространственной динамике осцилляторов даже в случае сетей с идентичными элементами. В работе [Rinzel et al., 1998] продемонстрирована возможность волнового распространения активности в сетях из тормозных элементов. На первый взгляд такое распространение кажется невозможным. Тормозные связи уменьшают первоначально активированную группу элементов, поэтому, казалось бы, активность должна достаточно быстро затухать, а не распространяться. Авторы рассматривают нейроны, имеющие специальное свойство, называемое “пост-тормозный откат” (*post-inhibitory rebound*), что означает

деполяризацию мембраны нейрона в течение 30-50 мс после сильного торможения. Нейронные сети из таких нейронов с локальными связями, имеющими веса, организованные по типу гауссовской функции, обладают способностью распространять волновую активность. В работе показано, что имеется два типа такой активности: непрерывная волна и прерывистая, скачущая волна. Теоретическое исследование механизма возникновения и распространения скачущей волны на упрощенной нейросетевой модели выполнено в работе [Golomb and Ermentrout, 2000].

Для случая глобальных связей ряд аналитических результатов получен для сетей из интегративно-пороговых нейронов. В работе [Gerstner et al., 1996] доказана теорема, в которой сформулировано простое условие устойчивости синхронного (синфазного) режима в таких сетях. Рассматриваются нейроны с рефрактерностью (падающий порог), описываемой одномодальной функцией изменения постсинаптического потенциала и временной задержкой в связях. Показано, что режим синхронизации устойчив, если мембранный потенциал нейронов достигает порога на участке своего возрастания, и неустойчив, если мембранный потенциал достигает порога на участке своего убывания.

Сети из интегративно-пороговых нейронов с разреженными связями исследовались в работе [Brunel, 2000] с помощью уравнения типа Фоккера-Планка-Колмогорова, описывающего динамику вероятностной функции распределения мембранного потенциала нейрона. В зависимости от значений параметров, возможны различные состояния сети: синхронное состояние, в котором нейроны зажигаются регулярно, и асинхронное состояние со стационарной глобальной активностью и очень нерегулярными разрядами отдельных нейронов. Построены бифуркационные диаграммы, показывающие границы соответствующих областей на плоскости двух параметров. Исследована возможность возникновения колебательной активности. В случае медленных колебаний их период зависит в основном от временных характеристик мембраны, но

в случае быстрых колебаний период в основном зависит от характеристик синапса.

Интересный подход к анализу ритмической нейронной активности в ОНС из возбуждающих и тормозных нейронных популяций с различными типами связей содержится в работе [Rubin and Terman, 2000]. Авторы рассматривают систему с быстрыми и медленными переменными и используют наглядный геометрический метод для анализа точек срыва изображающей точки нейронной активности с одной из ветвей медленных движений на другую, а также возможность управления этим процессом с помощью тормозных влияний, ускоряющих или задерживающих срыв. Показано, например, что при определенной архитектуре связей быстрые тормозные связи могут синхронизовать колебания. Эти результаты используются для моделирования сложных колебаний (веретен) в таламусе.

Обычно осцилляторная динамика в нейросетевых моделях возникает в результате взаимодействия возбуждающих и тормозных нейронов [Borisyuk and Kazanovich, 2006] или за счет использования пейсмекерных нейронов, задающих эндогенный ритм. Экспериментально известны случаи осцилляторного поведения нейронных ансамблей, построенных из однотипных возбуждающих нейронов. Возможный механизм возникновения колебаний в таких ансамблях, рассмотренный в работе [Senn et al., 1998], основан на использовании синаптической депрессии. Рассматриваемая сеть функционирует в дискретном времени и состоит из двух популяций возбуждающих интегративно-пороговых нейронов с разреженными связями. Среднее число связей, приходящих на нейрон внутри популяции, равно μ . Популяции взаимодействуют через слабые случайные симметричные связи. Предполагается, что в каждый момент времени только часть из физически имеющихся синаптических связей является активной. Число активных связей, выходящих из популяции пропорционально величине $s_t \in [0,1]$, это так называемая средняя

надежность синапсов в момент t . Динамика s_t описывается следующим образом:

$$s_{t+1} = d(a_t)d(1-s_t),$$

где a_t - средняя активность популяции, $d(x) = 1 - xe^{-1/\tau}$. Иначе говоря, величина s_t будет мала, если она была мала в предшествующий момент времени или если в предшествующий момент времени средняя активность в популяции была высокой. Параметр τ называется параметром восстановления после синаптической депрессии. В работе исследована зависимость динамики сети от параметров μ и τ . С использованием теории усреднения и бифуркационного анализа, а также численных экспериментов получены условия, при которых в сети могут существовать режимы синфазной или противофазной активности популяций, синхронизации с плавающей (например, осциллирующей) разностью фаз, а также квазипериодические колебания.

В работах [Golomb and Hansel, 2000; Neltner et al., 2000] изучена синхронизация в больших нейронных сетях из идентичных нейронов (возбуждающих или тормозных) с одинаковыми связями типа "все-на-всех" при случайно распределенных величинах внешнего входа на каждом из элементов. В первой из этих работ наличие синхронного состояния определяется по критическому значению параметра порядка, при котором асинхронный режим становится линейно неустойчивым. Показано, что при низкой активности сети синхронизация более устойчива при возбуждающих связях, чем в сетях с тормозными связями. При высокой активности в сети с возбуждающими связями синхронизация становится невозможной. Во второй работе синхронизация изучалась для случая сети с редкими связями. Показано, что если среднее число синапсов на нейроне не велико (меньше характерного порогового значения), то синхронизации в сети достичь не удастся, и сеть всегда находится в состоянии несинхронной активности. Если число синапсов превосходит порог, сеть может работать синхронно. Получены теоретические оценки (в пределе

слабой связи с переходом к фазовому осциллятору) для критического числа синапсов. Так, например, если период рефрактерности нулевой, то пороговое число синапсов на одном нейроне равно 364. Показано, что теоретические оценки совпадают с оценками, полученными из численных экспериментов. Авторами изучались также режимы синхронизации в сетях с тормозными связями. Численные эксперименты показали, что при увеличении величины тормозной связи уровень синхронности нейронной активности уменьшается.

2.3.4. Обсуждение

Динамические модели нейронной активности, используемые для проверки различных гипотез относительно принципов обработки информации в мозге, имеют большое значение при выяснении роли временной структуры активности отдельных нейронов и временных соотношений между активностями различных нейронов и нейронных ансамблей. В разделе 2.3 были представлены основные идеи моделирования осцилляторной активности мозга. Проведенные исследования показывают, что многие проблемы могут решаться в рамках единого подхода, основанного на синхронизации нейронной активности.

По сравнению с традиционной парадигмой коннекционистских нейронных сетей ОНС имеют определенные преимущества и недостатки. Вся теория нейронных сетей выросла из попыток описать в формально-математических и вычислительных терминах способность мозга к решению сложных интеллектуальных задач. Существующие искусственные нейронные структуры и алгоритмы, основанные на целенаправленном обучении путем модификации связей, лишь весьма отдаленно по своим принципам работы напоминают реальные структуры и процессы, происходящие в мозге. Они не отражают структурную организацию мозга, не учитывают многие существенные детали

функционирования физиологических нейронов и зачастую оперируют лишь усредненными характеристиками динамики активности нейронных ансамблей и структур. В этих рамках невозможно ни моделирование метастабильных состояний и фазовых переходов, ни изучение пространственно-временных соотношений нейронной активности, что значительно сужает возможности кодирования и обработки информации. Как правило, эти модели нацелены на реализацию одной конкретной задачи (распознавание, формирование ассоциативной памяти, формирование условного рефлекса и т.д.), но не способны к универсальной деятельности с автоматическим выбором и взаимодействием разных интеллектуальных функций. Будучи весьма эффективными в различных технических приложениях, они не привели к существенному прогрессу в понимании основных функций мозга (таких как память, внимание, сознание, управление движениями, формирование целесообразного поведения, координация взаимодействия восходящих и нисходящих потоков информации, интуитивное и логическое мышление, эмоциональное подкрепление нейрофизиологических процессов и др.). В прикладных областях нейрокомпьютинга (особенно связанных с распознаванием зрительных и звуковых образов, автоматической классификацией, прогнозом и синтезом временных рядов, оптимизацией технологических процессов) достигнуты значительные успехи. Однако очевидно, что дальнейшее продвижение как в теории нейронных сетей, так и в расширении области их приложений должно быть связано с новым прорывом в исследованиях мозга. По универсальности, способности к адаптации и обучению, оптимальному поведению в реальной обстановке, а также по точности и надежности работы в условиях неопределенности или сильной зашумленности входной информации мозг по-прежнему превосходит современные системы искусственного интеллекта. Исследования динамических аспектов работы мозга могут служить одним из возможных источников новых подходов и идей для нейрокомпьютинга.

Как показывает наш обзор, полученные в теории ОНС результаты дают довольно полную картину условий возникновения колебаний и их возможной роли в обработке информации мозгом. В то же время надо признать, что успехи, связанные с прикладными аспектами теории ОНС, пока весьма скромные. Число прикладных задач, в которых ОНС могли бы успешно конкурировать с традиционными нейронными сетями или другими системами искусственного интеллекта, очень не велико. Это связано как с большой сложностью самого объекта исследования (описание динамического поведения, как правило, намного сложнее описания стационарных состояний), так и с недостаточно ясным пониманием многих нейрофизиологических механизмов, лежащих в основе функционирования мозга.

С нашей точки зрения, изучение динамики активности мозга будет идти в тесном взаимодействии между экспериментальными нейрофизиологическими исследованиями и построением моделей, согласующихся с полученными экспериментальными данными. На этом пути мы ожидаем новых открытий, которые со временем приведут к разработке более совершенных систем искусственного интеллекта.

2.4. Осцилляторные модели сегментации изображений

Осцилляторные модели сегментации изображений отличаются степенью учета биологических данных, классами анализируемых изображений, применяемыми принципами функционирования и результатами применения. Некоторые авторы обращают внимание на контурные изображения, поскольку они более похожи на стимулы, используемые в нейрофизиологических экспериментах. Другие предпочитают полутоновые и цветные изображения в силу их большей практической значимости. В последнем случае рецептивные поля нейронов или нейронных осцилляторов обычно представлены пикселями

на изображении, каждый из которых характеризуется интенсивностью серого (для полутоновых изображений) или интенсивностями трех-четырёх составляющих спектра (для цветных изображений).

В нейросетевых моделях имеется два популярных подхода к решению задачи сегментации изображений путем формирования синфазных нейронных ансамблей, кодирующих разные объекты. В соответствии с первым подходом такие ансамбли формируются одновременно, то есть несколько несинфазных или даже несинхронных ансамблей сосуществуют в одной нейронной сети. При этом синфазность между нейронами одного ансамбля служит меткой, позволяющей реализовать связывание признаков объектов на последующих этапах обработки информации. Согласно второму подходу, синфазные ансамбли, кодирующие объекты, возникают последовательно (в детерминированном или случайном порядке), так что в каждый момент времени существует лишь один синхронно работающий ансамбль нейронов с высоким уровнем активности, в то время как активность в других частях нейронной сети временно подавлена до низкого уровня.

2.4.1. Параллельные процедуры

В случае параллельных процедур задача сегментации изолированных объектов, контрастно выделяющихся из фона, представляется достаточно тривиальной. Она решается путем задания локальных синхронизирующих связей в однослойной сети. Десинхронизация между различными ансамблями наступает за счет действия шумов или за счет дальних десинхронизирующих связей. Конечно, для разработки модели с биологически правдоподобными элементами и с реальными временными характеристиками надо приложить определенные усилия, но принципиальных трудностей на этом пути нет. В связи с этим основное внимание исследователей обращено на работу с реальными

изображениями, где объекты могут пересекаться и где нет четкой границы между соседними объектами, а также между объектами и фоном.

Один из наиболее успешных примеров такого рода моделей предложен в работе Опара и Вёргёттера [Opara and Wörgötter, 1998]. Схема функционирования модели представлена на рис. 2.5.

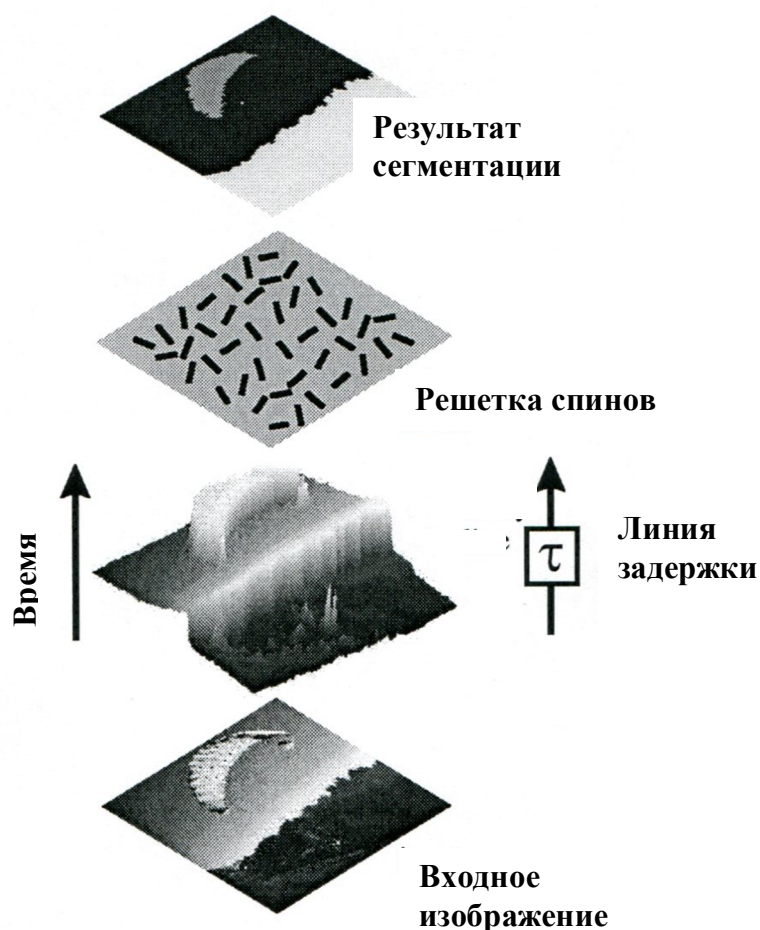


Рис. 2.5. Схема работы модели Опара-Вёргёттера. Входное изображение подается на линию задержки. Величина задержки зависит от освещенности пикселей. Яркие объекты обрабатываются раньше, чем темные. Временная структура потока информации определяет взаимодействие между спинами на решетке спинов [Opara and Wörgötter, 1998].

Элемент модели описывается дискретной переменной, называемой спином, с конечным числом состояний. Для краткости будем и сами элементы называть спинами. Имеется взаимнооднозначное соответствие

между спинами и пикселями изображения. Информация об изображении преобразуется в величины взаимодействия между спинами, зависящие от разности интенсивностей соответствующих пикселей. Динамика модели формулируется в терминах минимизации функции энергии.

Спины расположены в узлах двумерной решетки размером $N = L_x L_y$ с локальными связями между спинами. Каждый спин w может принимать q различных состояний. Номер состояния рассматривается как метка спина. Целью сегментации является такое распределение меток, чтобы разным объектам были присвоены различные метки, а все спины, представляющие один объект, имели одну и ту же метку. Конфигурацией сети называется набор состояний (меток) всех ее спинов $W = \{w_1, \dots, w_N\}$. Глобальная энергия конфигурации W определяется как

$$E(W) = \sum_{i=1}^N (K_i - \sum_{j \in N_i} J_{ij} \delta_{w_i w_j}),$$

где w_i, w_j - метки спинов i и j , соответственно; J_{ij} - сила взаимодействия между спинами i и j ; $\delta_{w_i w_j} = 1$, если $w_i = w_j$, в противном случае $\delta_{w_i w_j} = 0$; N_i - окрестность спина i радиуса Δ ; K_i - величина, описывающая глобальное ингибирование, гарантирующее, что удаленным объектам будут присвоены различные метки:

$$K_i = \frac{\alpha}{N} \sum_{j=1}^N \delta_{w_i w_j},$$

α - положительный параметр.

Значения J_{ij} задаются таким образом, что позитивная сила связи соответствует пикселям со сходными значениями интенсивности, а отрицательная сила связи соответствует пикселям, интенсивности которых значительно различаются:

$$J_{ij} = 1 - \frac{|g_i - g_j|}{\Theta},$$

где g_i, g_j - интенсивности пикселей, Θ - определенным образом усредненное значение разностей интенсивностей.

Традиционные процедуры спиновой динамики с локальными связями имеют низкую скорость адаптации. Кроме того, необходимо бывает принимать специальные меры (типа имитации отжига) для избегания локальных минимумов. Для преодоления этих трудностей авторы предлагают подход, сочетающий алгоритм с локальным взаимодействием и алгоритм кластеризации.

Начальным состоянием модели является случайное распределение меток спинов. Идентичные спины объединяются в кластеры. Формирование кластера имеет стохастическую природу и зависит от температуры T . Если T высока, средняя величина кластера мала. Если T низка, возможный размер кластера увеличивается. Таким образом, температура является параметром, управляющим числом сегментируемых объектов на изображении. После завершения формирования кластеров начинает работать алгоритм модификации кластеров. Для каждого кластера вычисляется функция энергии, зависящая от окружения этого кластера и температуры. Далее метки всех спинов в кластере одновременно устанавливаются так, чтобы удовлетворять гиббсовскому распределению энергии кластера. В каждый момент времени происходит модификация одного кластера при фиксированных метках соседних кластеров.

Этот алгоритм был назван энергетической модификацией кластеров (ЭМК). Для улучшения работы ЭМК авторы вводят зависящие от величины интенсивности пикселей задержки в передаче сигналов от пикселей к спинам (яркие пиксели обрабатываются раньше, чем темные пиксели). Это гарантирует одновременную активацию спинов,

представляющих пиксели со сходными значениями интенсивности. Предполагается, что сила взаимодействия между спинами равна нулю до того момента, когда они получают внешний сигнал. Таким образом, в рассматриваемой системе происходит преобразование структуры интенсивностей во временную структуру входных данных, что в свою очередь оказывает влияние на ход вычисления энергии кластеров и, соответственно, на формируемую структуру спиновых меток.

ЭМК тестировалась на синтетических и реальных изображениях (рис. 2.6). Было показано, что ее характеристики (быстродействие, качество сегментации, устойчивость к шумам, способность восстанавливать детали изображения) превосходят известные из работ по искусственному интеллекту алгоритмы, использующие локальную информацию, и алгоритмы, основанные на модификации кластеров. В частности, при низкой температуре для сегментации изображения бывает достаточно всего нескольких десятков итераций ЭМК.

В модели [Opara and Wörgötter, 1998] метки сегментов, задаваемые спинами, носят абстрактный характер, не позволяющий непосредственную реализацию модели в виде биологически правдоподобной нейронной сети. В работе Гричука с соавторами [Гричук и др., 2009] предложена модель, реализующая сегментацию в сети из осцилляторных элементов. Сеть состоит из осцилляторов предельного цикла, локализованных в узлах двухмерной решетки. Каждому пикселю соответствует один осциллятор решетки. Уравнения динамики одного слоя записываются в комплексных переменных как

$$\frac{du_i}{dt} = f(u_i, \rho_i, \omega_i) + \sum_{j=1}^N w_{ji}(u_j - u_i), \quad i = 1, \dots, N,$$

где u_i - комплексная переменная, N - число осцилляторов в слое, w_{ji} - весовые коэффициенты. Функция f определяет динамику изолированного осциллятора предельного цикла с амплитудой ρ_i и собственной частотой

ω_i . Веса w_{ji} заданы в виде нелинейных функций, зависящих от ρ_i и ρ_j и убывающих по мере увеличения расстояния между осцилляторами. Амплитуды ρ_i и частоты ω_i задаются как монотонные функции от яркости пикселей.

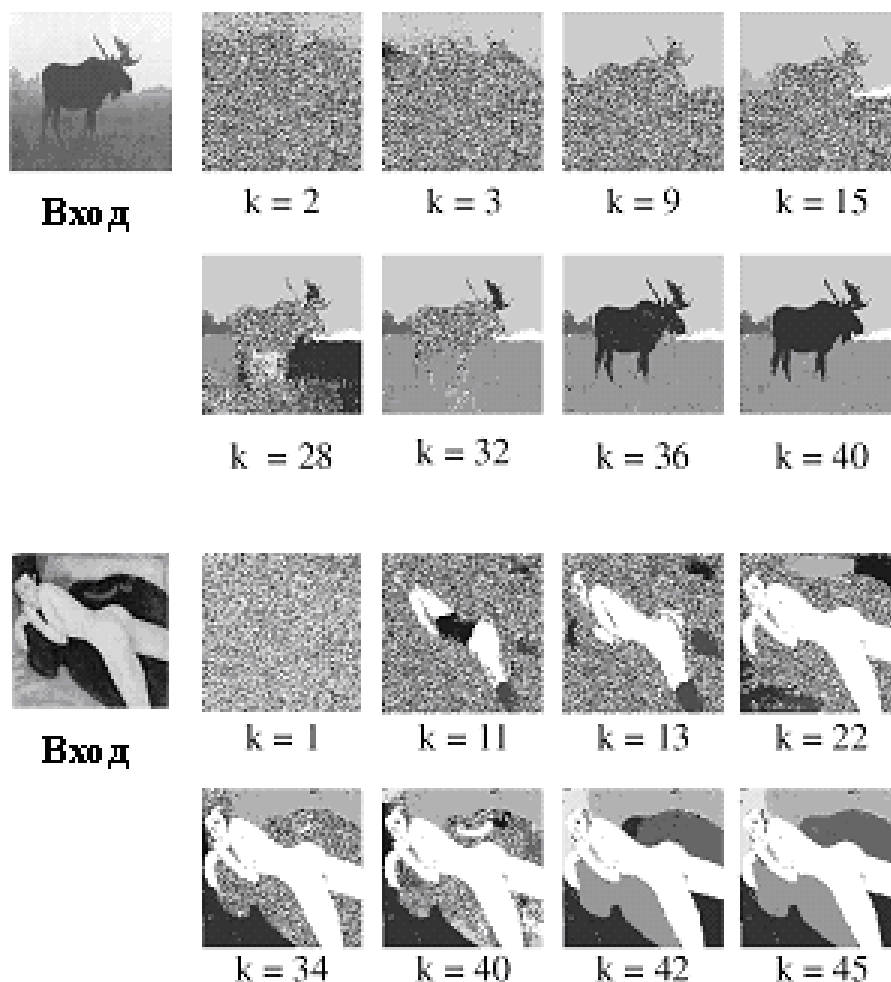


Рис. 2.6. Результаты сегментации на различных итерациях работы модели Опара-Вёргёттера. Входное изображение 128×128 пикселей [Опара and Wörgötter, 1998].

Сегментация изображения осуществляется в два этапа. Сначала в соответствии с величинами яркости настраиваются параметры сети. Затем запускается динамика сети, приводящая к появлению синфазных ансамблей осцилляторов, представляющих сегменты изображения.

Как показано в работах [Кузьмина и Манькин, 2004; Kuzmina et al., 2004; Гричук и др., 2007], однослойная сеть такой конструкции позволяет

сегментировать изображение в том случае, когда различные сегменты имеют существенно отличные значения яркостей или цвета. Для обобщения сегментации на случай, когда сегменты имеют близкие оптические характеристики, использована двухслойная архитектура с независимыми слоями, отличающимися только начальными состояниями. Начальное распределение фаз в слоях задавалось пропорционально, соответственно, x и y координатам осцилляторов. Благодаря такому выбору начальных состояний, после релаксации в состояние с синфазными сегментами имел место сдвиг фаз между синфазно синхронизованными ансамблями осцилляторов в одном или обоих слоях. Единственным ограничением было отсутствие пересечения сегментируемых объектов хотя бы по одной координате.

Пример сегментации изображения описанным методом приведен на рис. 2.7. Хотя результат сегментации показан в виде последовательных изображений объектов, на самом деле имеет место сдвиг по фазе между соответствующими ансамблями осцилляторов.

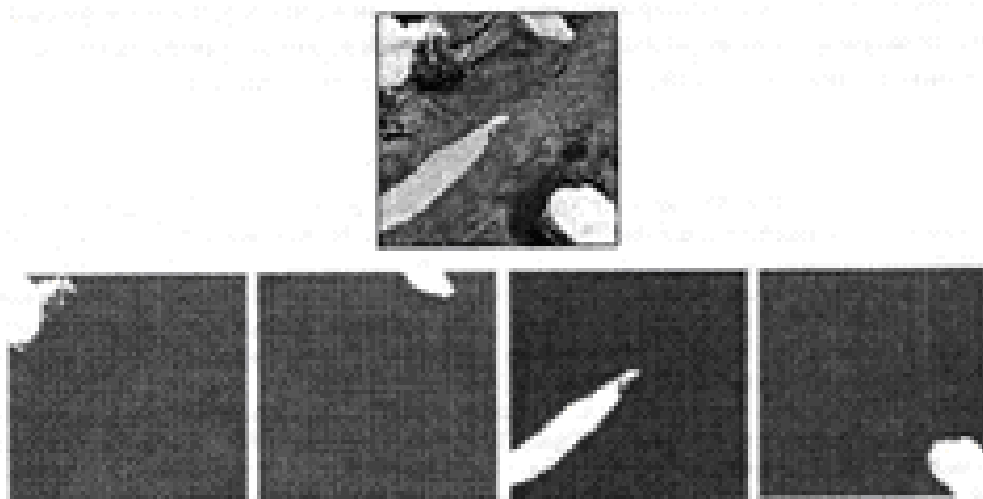


Рис. 2.7. Сегментация изображения с помощью модели [Гричук и др., 2009]. Сверху исходное изображение. Внизу изображения четырех сегментированных объектов.

2.4.2. Последовательные процедуры

В отличие от модели [Opara and Wörgötter, 1998], в которой метки, присваиваемые сегментам изображения, носят формальный характер, в данном разделе мы рассмотрим более традиционный для динамических нейронных сетей подход к сегментации, основанный на колебаниях и синхронизации нейронной активности. Последовательная сегментация в данном случае означает, что в какой-то период времени в модели возникает синхронно работающий ансамбль осцилляторов с высокой активностью, геометрия которого совпадает с геометрией одного из объектов на входном изображении. В следующий период времени в сети возникает другой синхронный ансамбль, соответствующий другому объекту, и т.д. Последовательность, в которой осуществляется сегментация, обычно имеет стохастический характер с бóльшим приоритетом для объектов с определенными геометрическими или спектральными свойствами. Например, объекты выбираются в порядке убывания их площади, причем совсем маленькие объекты игнорируются как шум.

Для реализации конкуренции между нейронными ансамблями, соответствующими сегментируемыми объектам, имеется две возможности. Первая – это использовать дальнедействующие тормозные связи. Однако при большом числе элементов в сети это приводит к слишком большому числу связей. Другая возможность – использовать специальный центральный элемент, играющий роль глобального тормозного элемента (global inhibitor), связанного со всеми элементами сети. В этом случае число связей в сети имеет тот же порядок, что и число элементов. Данный принцип реализован в модели Ванга и Термана, называемой LEGION (Locally Excitable, Globally Inhibitory Oscillator Network) [Wang and Terman, 1995; Wang and Terman, 1997; Chen et al., 2000; Chen and Wang, 2002; Wang, 2005]. Первоначальный вариант модели был рассчитан на работу с

изолированными черными объектами на белом фоне. Позднее авторы вносили в базовую модель различные усовершенствования, позволившие сегментировать достаточно сложные полутоновые изображения.

В сети LEGION осцилляторы расположены в узлах плоской решетки, так что каждый осциллятор ассоциирован с одним пикселем на входном изображении (рис. 2.8). Между осцилляторами имеются локальные возбуждающие связи, сила которых убывает по мере увеличения расстояния между осцилляторами. С помощью этих связей формируются ансамбли синхронно работающих осцилляторов. В сети имеется также глобальный тормозный элемент (ГТЭ), предназначенный для реализации конкуренции между ансамблями осцилляторов и препятствующий глобальной синхронизации всех элементов сети.

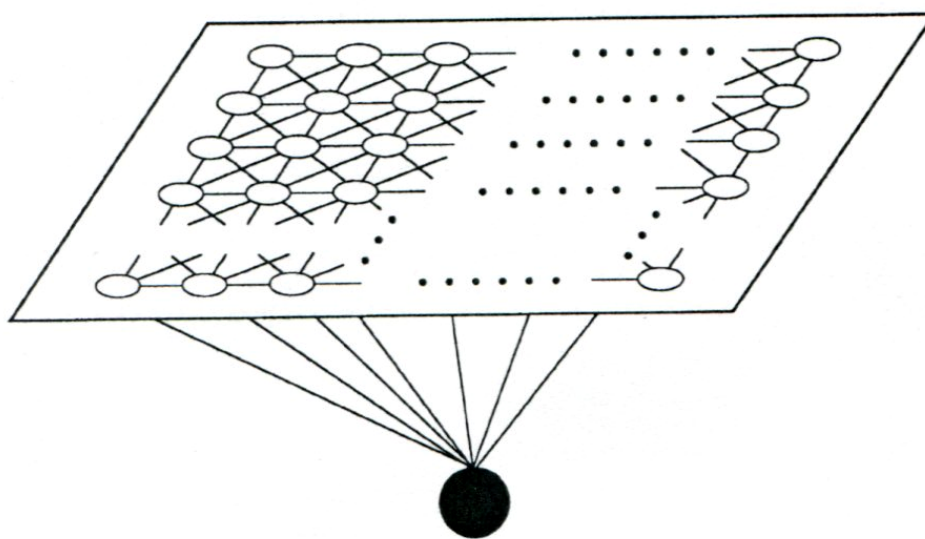


Рис. 2.8. Архитектура связей в модели LEGION. Полыми кружками обозначены осцилляторы, черным кружком обозначен глобальный тормозный нейрон [Chen and Wang, 2002].

Элементом модели является модифицированный релаксационный осциллятор Ван-дер-Поля, динамика которого описывается следующими уравнениями (для упрощения обозначений индекс, показывающий номер осциллятора, опущен всюду, где это не приводит к недоразумениям):

$$\frac{dx}{dt} = 3x - x^3 + 2 - y + R + S + \rho,$$

$$\frac{dy}{dt} = \varepsilon(\alpha(1 + \tanh(\beta x)) - y).$$

Здесь R – величина, зависящая от внешнего входа (сигнала от пикселя), модулируемого сигналами от соседних осцилляторов, S – интегральный сигнал от соседних осцилляторов и ГТЭ, ρ - гауссовский шум, α, β - положительные параметры, $0 < \varepsilon \ll 1$ - малый параметр, обеспечивающий генерацию релаксационных колебаний.

Активность ГТЭ определяется как

$$\frac{dz}{dt} = \phi(\sigma_\infty - z),$$

где $\sigma_\infty = 1$, если величина x_i превосходит порог θ_z хотя бы для одного осциллятора, в противном случае $\sigma_\infty = 0$; $\phi \gg \varepsilon$ - параметр.

Рассмотрим изолированный осциллятор без шума при фиксированной величине члена R . Заметим, что x -нульклина – кубическая функция, а y -нульклина – сигмоидальная функция (рис. 2.9).

Если $R > 0$, обе нульклина пересекаются в единственной неустойчивой точке, расположенной в средней части кубической кривой. Это приводит к появлению устойчивого предельного цикла, в котором переменная x принимает то высокие (*активная фаза*), то низкие (*фаза молчания*) значения. Параметры осциллятора выбраны таким образом, что в течение каждой из фаз величина x меняется медленно, а при переходе от одной фазы к другой изменение происходит практически скачком. Если $R \leq 0$, нульклина пересекаются на левой ветви кубической кривой в двух точках, одна из которых устойчивая. В этом случае периодические колебания становятся невозможными. Осциллятор стабилизирует свою активность при низких значениях x .

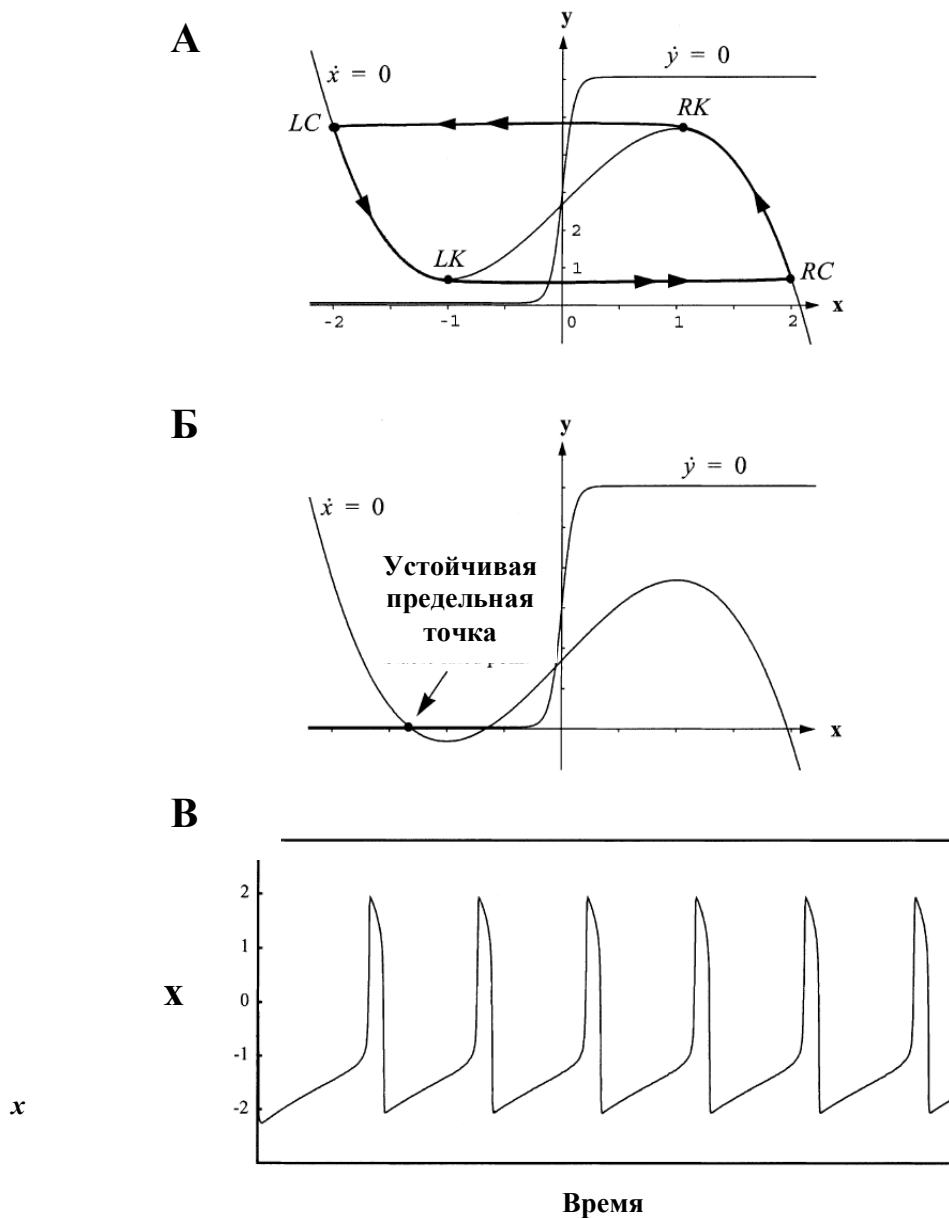


Рис. 2.9. Фазовый портрет и траектория осциллятора Ванга-Термана [Chen and Wang, 2002]. **А.** Осцилляторный режим. Кривая LC-LK-RC-RK показывает предельный цикл осциллятора. **Б.** Стационарный режим осциллятора. **В.** Траектория переменной x .

Синфазные ансамбли формируются в сети благодаря локальным связям между осцилляторами. Введенный в модель ГТЭ играет роль устройства, определяющего моменты времени, когда ансамбль осцилляторов становится активным или переходит в фазу молчания. Ансамбли конкурируют за влияние, оказываемое на ГТЭ, в то же время стараясь избежать обратного тормозного воздействия. Ансамбль большего

размера и с более быстро растущей активностью имеет больший шанс "победить" в этой конкуренции. В течение определенного временного интервала активность этого ансамбля остается высокой, а активность других ансамблей подавляется ГТЭ до уровня молчания. Однако такое состояние системы не длится долго. Благодаря действию ГТЭ, активность во всей сети падает до низкого уровня, вследствие чего активность ГТЭ падает до 0, и далее процесс конкуренции начинается заново с тем, чтобы привести к "победе" другой ансамбль осцилляторов. Параметры взаимодействия осцилляторов с ГТЭ подобраны следующим образом: тот ансамбль, который был активен, подвергается со стороны ГТЭ настолько сильному торможению, что не может участвовать в конкуренции в течение времени, достаточного для последовательной активации остальных ансамблей. Это позволяет системе последовательно активировать различные ансамбли осцилляторов. Стохастический характер порядка выбора объектов обусловлен наличием шума.

Какие именно ансамбли формируются в сети, зависит от задания членов R и S , поэтому основные усилия разработчиков модели были направлены на такое задание этих величин, чтобы адаптировать процесс формирования ансамблей к сегментации реальных изображений в присутствии шума. Численные эксперименты показали, что константные значения R и S (зависящие исключительно от входного изображения) не дают качественной и устойчивой сегментации. В связи с этим как для внешних сигналов, так и для величин связей были использованы адаптируемые переменные. Ключевым в этой связи явилось понятие "лидера", введенное в работе [Wang and Terman, 1997]. Лидер – это осциллятор, расположение которого в сети соответствует центру достаточно большой гомогенной области изображения. Фрагмент изображения, порожденный шумом, не содержит лидера. Лидер получает значительное возбуждение от соседних осцилляторов, переходит в активное состояние и становится ядром, из которого начинается

формирование связанного ансамбля активных осцилляторов. Активное состояние распространяется по осцилляторам от лидера к границам сегментируемой области, и там распространение останавливается благодаря подобранным величинам связей. Член R ответствен за идентификацию лидеров, а член S определяет структуру величин связей.

Развитие модели претерпело несколько модификаций, отличающихся тем, как задавались значения R и S . Ниже приводится описание последнего из опубликованных авторами вариантов, модель Чена-Ванга [Chen and Wang, 2002].

Для определения осцилляторов-лидеров вводится бинарная переменная p :

$$p = H(T_p - \sigma_{N_p}),$$

где H - функция Хевисайда

$$H(v) = \begin{cases} 1, & v \geq 0, \\ 0, & v < 0, \end{cases}$$

T_p - порог, σ_{N_p} - стандартное отклонение, описывающее уровень гомогенности в квадратной окрестности N_p размера $(2\rho + 1) \times (2\rho + 1)$ вокруг данного пикселя (T_p и ρ - фиксированные параметры).

Переменная R определяется как

$$R = Ip,$$

где I - интенсивность пикселя.

Переменная S определяется как

$$S = WH\left(\sum_{k \in N_1} H(x_k) - 0.5\right) - W_z H(z - \theta_z),$$

где H - функция Хевисайда; W - динамический вес, задающий силу влияния на данный осциллятор его ближайшей окрестности N_1 ; W_z - сила

тормозного воздействия на осциллятор; θ_z - порог (W_z и θ_z - фиксированные параметры).

Переменная W бинарная: $W = 1$, если в текущий момент времени пиксель идентифицируется как лежащий внутри сегментируемой области, $W = 0$, если пиксель идентифицируется как принадлежащий границе. Значение W вычисляется в два этапа. Сначала для каждого пикселя определяются 4 специальные окрестности (одна из них фиксированная, а три других динамические), которые зависят от распределения активных и молчащих осцилляторов в окрестности данного осциллятора. Затем для этих окрестностей вычисляются средние и стандартные отклонения интенсивностей. Значение W вычисляется как функция этих величин. Дополнительно те же величины используются для вычисления значений непрерывной переменной $u \in (0,1)$, которая показывает, принадлежит ли данный пиксель внутренней части сегментируемой области или расположен вблизи границы. В свою очередь, u влияет на формирование окрестностей пикселя на следующем шаге итерации.

При фиксированных значениях параметров число сегментов, которые способна сформировать сеть LEGION, не велико. Более или менее надежной работы модели можно добиться при числе сегментируемых объектов, не превышающем 5-7. На самом деле, это число определяется отношением периода колебания в сети (время просмотра всех объектов) ко времени активной фазы для одного объекта. Для увеличения числа сегментируемых объектов авторы рекомендуют применение иерархической модели, состоящей из нескольких сетей LEGION, в которой сначала выполняется грубая сегментация, которая затем делается более детальной путем дальнейшего дробления составных объектов. Предложена также алгоритмическая реализация сети LEGION, в которой ограничения на число сегментируемых объектов сняты.

Многочисленные эксперименты по сегментации изображений с помощью сети LEGION включали в себя искусственные изображения с

высоким уровнем шумов, магнитно-резонансные томограммы мозга, аэрофотоснимки гидрографических объектов и др. Полученные результаты сегментации сравнивались с традиционными методами сегментации, основанными на адаптивных методах и нелинейном сглаживании. Было продемонстрировано, что LEGION не уступает в качестве сегментации этим методам, а в ряде случаев дает лучшие результаты. Примеры сегментации с помощью сети LEGION приведены на рис. 2.10 – 2.11.

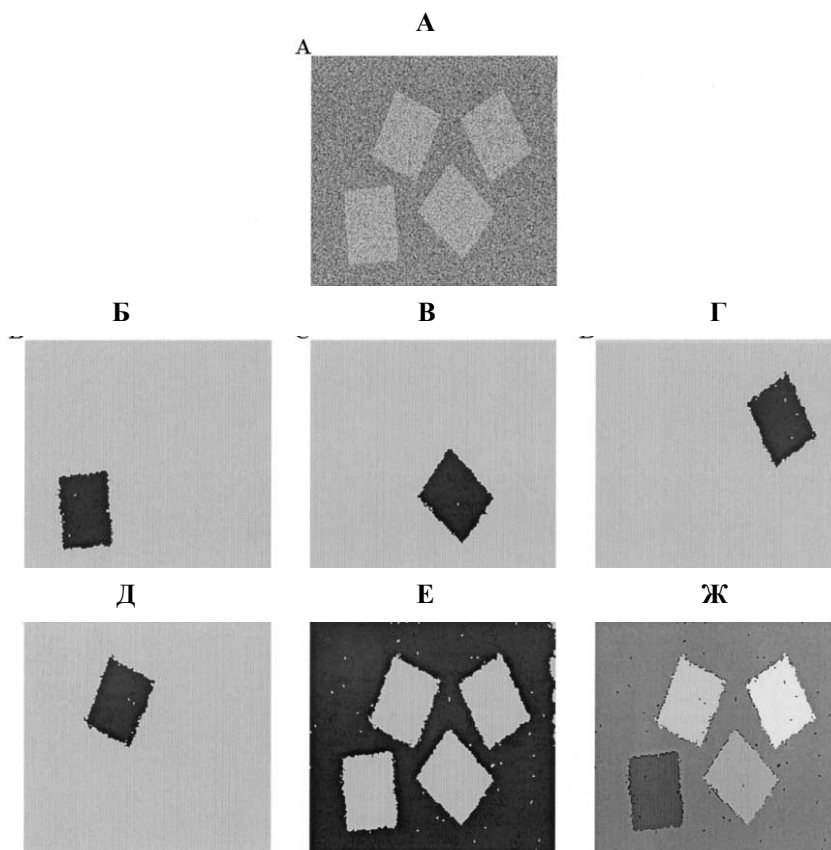


Рис. 2.10. Сегментация искусственного изображения с добавленным шумом [Chen and Wang, 2002]. А. Исходное изображение 230×240 пикселей. Б – Е. Последовательное выделение сегментов (включая фон). Ж. Результат сегментации. Сегменты окрашены в разные оттенки серого.

Модель сегментации, предложенная Урсино с соавторами в работах [Ursino et al., 2003; Ursino and La Cara, 2004], во многих отношениях сходна с сетью LEGION. В ней также используются принципы локального возбуждающего и глобального тормозного действия на элементы системы. Отличие состоит в том, что в данной модели сегментация объектов и

группировка пикселей внутри каждого объекта рассматриваются как относительно независимые операции. В связи с этим модель соединяет в себе традиционные алгоритмы компьютерного зрения для выполнения сегментации объектов и методы синхронизации колебаний для формирования синфазных нейронных ансамблей, представляющих объекты в сети.

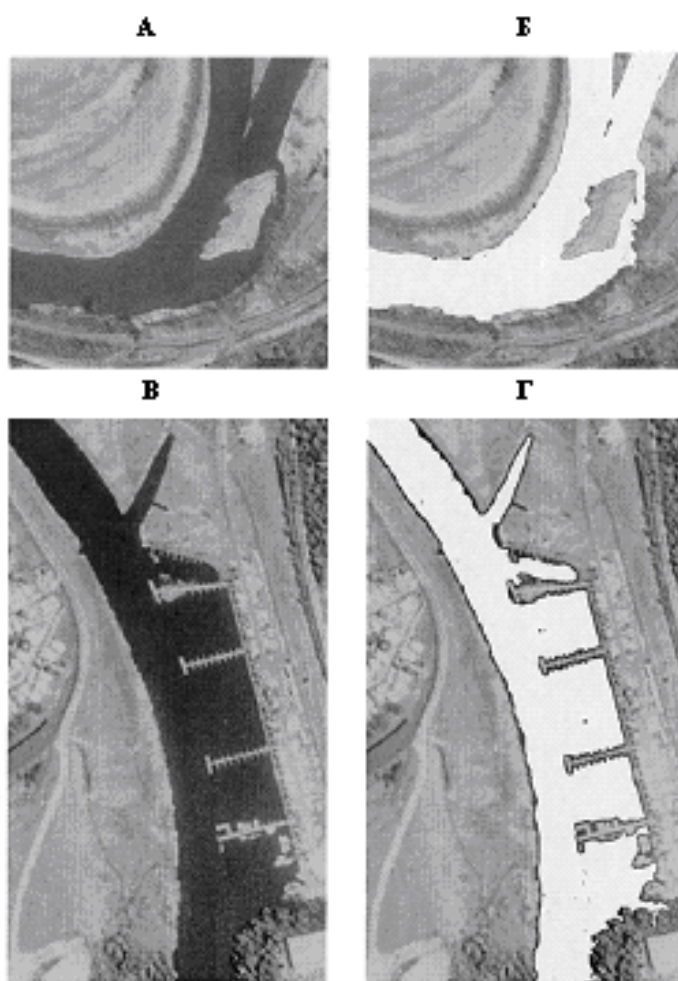


Рис. 2.11. Сегментация аэрофотоснимков гидрографических объектов моделью LEGION [Chen and Wang, 2002]. А. Изображение 640×640 пикселей. Б. Результат сегментации изображения А. В. Изображение 378×670 пикселей. Г. Результат сегментации изображения В.

Модель имеет два слоя элементов. Первый слой формируется из неосцилляторных элементов и предназначен для выделения контуров объектов. Вторым слоем реализуется интеграция пикселей на основе временной корреляции. В качестве второго слоя используется упрощенный

вариант сети LEGION с постоянными величинами связей между элементами. Информация о контурах, получаемая в первом слое, используется для подавления взаимодействия между ансамблями осцилляторов, представляющих различные объекты с тем, чтобы не допустить глобальную синхронизацию всей сети. Для улучшения и ускорения синхронизации используются как возбуждающие, так и тормозные связи между соседними осцилляторами.

Выходной сигнал ГТЭ описывается выражением

$$z = A \left[\text{sign} \left(\sum_{i=1}^N x_i - \theta \right) + 1 \right],$$

где x_i - состояние возбуждающего элемента i -го осциллятора, θ - порог, A – сила глобального торможения.

Контурные объектов, вычисленные в первом слое, используются как сильные тормозные сигналы, идущие вертикально снизу вверх на осцилляторы второго слоя. Эти сигналы подавляют осцилляторную активность "контурных" осцилляторов, создавая таким образом изолированные (не взаимодействующие друг с другом) ансамбли осцилляторов, соответствующие отдельным объектам на изображении.

В работе [Ursino and La Cara, 2004] было показано, что результаты сегментации существенно зависят от параметров ГТЭ A и θ . Например, высокие значения обеих величин A и θ могут привести к тотальному подавлению активности маленьких по размеру ансамблей осцилляторов, в то время как комбинация высокого значения θ с низким значением A позволяет маленьким ансамблям активироваться одновременно, формируя диффузно распределенный объект. Низкие значения A и θ должны использоваться, если мелкие детали изображения представляют важность, однако в этом случае возникает опасность, что некоторые маленькие ансамбли будут активироваться одновременно с каким-то большим ансамблем.

Используя традиционные алгоритмы выделения контуров, основанные на гауссовских фильтрах, авторы показали, что модель успешно работает на искусственных изображениях с высококонтрастными объектами.

2.4.3. Обсуждение

Вопрос о том, какие механизмы сегментации - последовательные или параллельные - используются мозгом, на экспериментальном уровне не решен. В связи с этим оба класса моделей имеют право на существование. Вполне возможно, что оба механизма задействованы мозгом. Параллельный соответствует предвнимательной обработке информации, а последовательный имеет место при наличии внимания [Kazanovich and Borisyuk, 2002; Borisyuk and Kazanovich, 2004]. Если эта гипотеза верна, то параллельные методы должны быть менее точными, но более быстрыми. К сожалению, на уровне имеющихся модельных разработок проверить эту гипотезу не представляется возможным, поскольку существующие модели оперируют разнородными формальными элементами, конструкция которых далека от биологических нейронов.

Модели Опара-Вёргёттера и Ванга с соавторами являются в настоящее время наиболее продвинутыми и успешными в анализе реальных изображений по сравнению с другими моделями в своем классе методов (параллельных или последовательных). Очевидное их отличие состоит в том, что модель Опара-Вёргёттера носит абстрактный характер, для ее нейронной реализации потребуются значительные дополнительные усилия, в то время как LEGION стремится по возможности соответствовать нейробиологическим механизмам работы мозга. С точки зрения алгоритмической эффективности основным недостатком модели Опара-Вёргёттера является то, что она рассчитана на класс изображений, в которых каждый индивидуальный объект содержит пиксели со сходными

оптическими характеристиками. Это далеко не всегда имеет место в реальности.

Модель Гричука с соавторами [Гричук и др., 2009] имеет существенное ограничение на взаимное расположение объектов. Кроме того, не ясна разрешающая способность модели при близком расположении объектов в пространстве. Предположение о зависимости начальных фаз осцилляторов от координат осцилляторов не имеет экспериментального подтверждения.

Параллельные методы сегментации в традиционном нейросетевом оформлении предлагались в работах [Schillen and König, 1994; Verschure and König, 1999]. Изложение этих работ имеется в обзоре [Казанович и Шматченко, 2004]. К сожалению, несмотря на то что модели Кёнига с соавторами были приближены к биологической реальности и соответствовали ряду экспериментальных данных, авторы ограничились лишь применением их к сегментации простых искусственных изображений. Продолжения эти работы не получили, по всей видимости, из-за громоздкости моделей.

Модель Чена-Ванга была получена в результате многолетних усилий по усовершенствованию принципов функционирования сети LEGION. В ранних вариантах модели взаимодействие между двумя соседними осцилляторами зависело только от значений интенсивности соответствующих пикселей [Wang and Terman, 1997]. Однако оказалось, что качество сегментации существенно повышается при непарном локальном взаимодействии осцилляторов [Chen and Wang, 2002]. Плата за это – высокая сложность модели и отсутствие биологической аргументации в поддержку ряда используемых механизмов. В частности, модификация силы связей, по-видимому, предполагает наличие быстро модифицирующихся синапсов, существование которых в мозгу до сих пор остается дискуссионным. Проверка соответствия модели временным

характеристикам реальных процессов сегментации также не представляется возможной из-за выбранной конструкции осциллятора.

Модификация сети LEGION, предложенная Урсино с соавторами, как будто бы сильно упрощает конструкцию Чена-Ванга. На самом деле, эта модель просто переносит центр тяжести решаемой задачи на процедуру выделения контуров, так что качество работы всей системы радикально зависит от качества реализации этой процедуры. К сожалению, известные методы выделения контуров не являются идеальными. На реальных изображениях получаемые с их помощью контуры могут не быть замкнутыми и иметь неравномерную толщину. Кроме того, они могут порождать ложные контурные фрагменты по всему изображению. Для преодоления этих трудностей требуются достаточно сложные процедуры, что существенно уменьшает привлекательность данного подхода. Однако этот подход может оказаться весьма перспективным, если процедура улучшения и фильтрации "сырых" контуров будет реализована не методами искусственного интеллекта, а на ОНС с использованием тех же механизмов, что и в существующих моделях. Такая задача кажется вполне разрешимой.

2.5. Осцилляторные модели зрительного внимания

Ограниченная работоспособность зрительной системы не позволяет ей одновременно анализировать несколько различных объектов, представленных в сложной зрительной сцене. Под селективным вниманием подразумевается процесс, с помощью которого из зрительного поля отбираются сегменты информации для более детальной дальнейшей переработки. Зрительное внимание иногда ассоциируют с ограниченной областью, которая может варьировать в размере и сканирует объекты в зрительном поле со скоростью 30-50 мс. Предполагается, что внимание фильтрует информацию, отдавая предпочтение объектам в ФВ и подавляя

информацию об объектах за пределами ФВ. На самом деле, столь высокая скорость, с которой внимание переходит с одного объекта на другой, вызывает сомнения. Вопрос о том, в каких случаях внимание работает путем последовательного перебора объектов, а в каких путем параллельного селективного входной информации, является предметом исследования и незавершенных дискуссий [Moore and Wolfe, 2001].

Поведение, соответствующее зрительному вниманию, можно наблюдать и количественно оценивать на нейронном уровне. В работе [Motter, 1993] представлены результаты экспериментов, проводившихся на обученных макаках. Было обнаружено, что средняя скорость генерации спайков нейронами зависит от того, на чем животное сосредоточивает внимание: на стимуле, расположенном в рецептивном поле нейрона, или на стимулах, лежащих вне рецептивного поля нейрона. В первичных зонах зрительной коры V1 и V2 спайковая активность под действием внимания модифицируется - либо возрастает, либо подавляется. Данный эффект проявлялся только для стимулов, близких к ориентации, на которую реагирует клетка, и только в присутствии конкурирующего стимула с другой ориентацией. С другой стороны, в области V4 реакция клеток не зависела от ориентации стимулов. Более того, модулирующий эффект внимания наблюдался для изолированных стимулов.

Другие исследования строились на экспериментах, в которых более чем один стимул размещался в рецептивном поле нейрона из области V4 [Moran and Desimone, 1985; Desimone, 1992]. Когда два различных объекта (скажем, красный и зеленый), размещались в рецептивном поле нейрона, селективного к красному цвету, нейрон реагировал интенсивно, если внимание животного сосредоточивалось на красном объекте. Если же внимание фокусировалось на зеленом объекте, то нейрон реагировал слабее.

2.5.1. Модель нейронных механизмов селективного внимания, основанная на временной корреляции нейронов

В работе [Niebur and Koch, 1994] представлена модель зрительного внимания, предназначенная для объяснения результатов экспериментов [Moran and Desimone, 1985; Desimone, 1992] и основанная на временной корреляции групп нейронов. Модель базируется на гипотезе о том, что под воздействием внимания в первичной зоне зрительной коры (V2) происходит временная модуляция серий импульсов, генерируемых нейронами, являющимися пресинаптическими к нейронам из области V4 (внутри ФВ), в согласии с экспериментом, не происходит изменения средней скорости генерации спайков нейронами V2. Внимание проявляется лишь в том, что нейроны V2, лежащие в ФВ, начинают *одновременно* генерировать спайки чаще, чем нейроны вне ФВ. Синхронизация спайков на уровне V2 является меткой, позволяющей распознать признаки объекта в ФВ на уровне V4. На высших уровнях (V4 и далее) сигналы от выделенных вниманием нейронов начинают конкурировать с сигналами от других групп нейронов, что приводит к подавлению активности нейронов в V4 за пределами ФВ.

Общая структура модели показана на рис. 2.12а. Сигналы от сетчатки (10×10 пикселей) подаются через латеральные геникулярные ядра в область V1 (не показаны на рис. 2.12а), откуда они поступают в область V2, где происходит их модуляция. Предполагается, что клетки в V2 чувствительны к одному из двух разных признаков - красному или зеленому цветам. Далее сигналы проецируются на нейронные колонки (рис. 2.12б) в области V4, состоящие из возбуждающих пирамидальных и тормозных интернейронов. Рецептивные поля нейронов V4 больше, чем у нейронов V2 (это отражает тот экспериментальный факт, что рецептивные поля нейронов увеличиваются по мере продвижения к более высоким уровням зрительной коры).

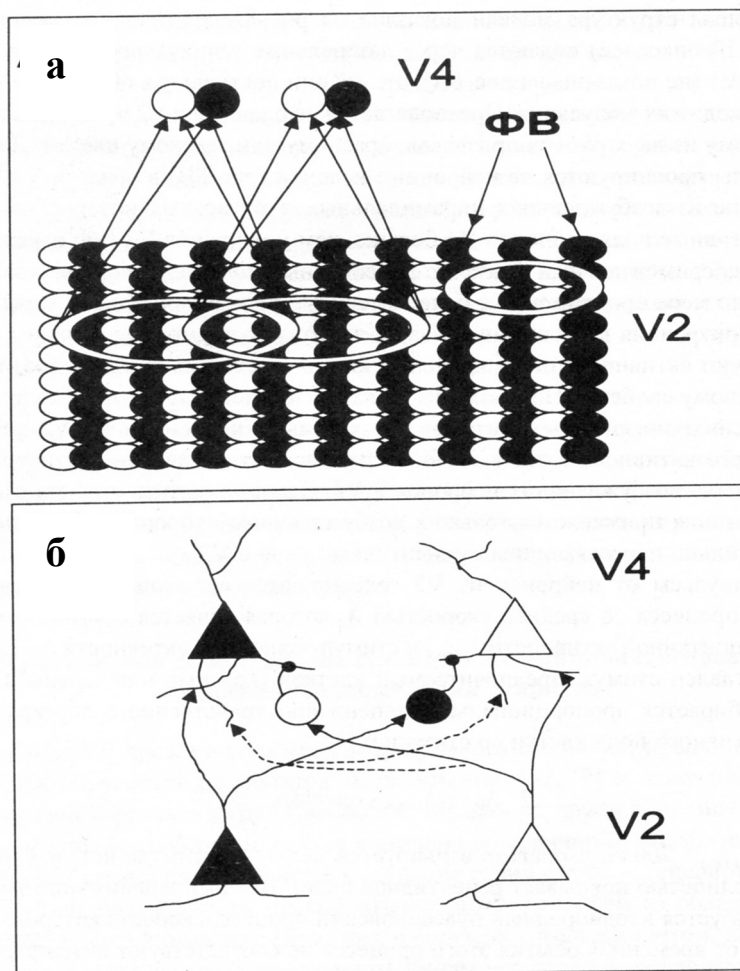


Рис. 2.12. Модель селективного внимания [Niebur and Koch, 1994]: (а) рецептивные поля клеток области V4; (б) синаптические связи между нейронами областей V2 и V4.

Конкуренция в V4 возникает за счет того, что тормозные нейроны ингибируют активности пирамидальных клеток с селективностью к противоположному свойству. Поступление синхронизованных сигналов на вход "зеленого" тормозного нейрона в V4 от "красных" нейронов слоя V2 повышает его активность, что в свою очередь влечет подавление активности "зеленых" возбуждающих нейронов в V4. Важно отметить, что эта схема торможения применяется только к возбуждающим нейронам в V4, имеющим сильно пересекающиеся рецептивные поля в V2.

Импульсы от нейронов из V2 генерируются с помощью пуассоновского процесса со средней скоростью λ , которая является суммой скоростей спонтанной активности λ_{SPONT} и стимул-зависимой

активности λ_0 . Если представлен стимул, предпочитаемый клеткой (красный или зеленый), то λ_0 выбирается пропорционально степени пространственного перекрытия рецептивного поля клетки со стимулом

$$\lambda_0 = \lambda_{max} \cdot overlap,$$

где $\lambda_{max} = 200$ Гц и *overlap* варьируется между 0 (стимула нет) и 1 (стимул полностью покрывает рецептивное поле). Для выполнения модуляции используется неоднородный пуассоновский процесс, скорость которого зависит от времени. События этого процесса не соответствуют потенциалам действия нейронов V2, но соответствуют последовательности синхронного нарастания и подавления скоростей импульсов всех нейронов, включенных во внимание. Таким образом, средняя скорость генерации импульсов нейроном равна

$$\lambda(t) = \lambda_0 P(t) + \lambda_{SPONT},$$

где $P(t) = 1$, исключая период модуляции. Если период модуляции начинается в момент t_0 , тогда

$$P(t) = \begin{cases} 8, & t_0 \leq t < t_0 + 2,5 \text{мс}, \\ 0, & t_0 + 2,5 \text{мс} \leq t \leq t_0 + 17,5 \text{мс}. \end{cases}$$

Такой вид функции $P(t)$ гарантирует, что средняя скорость импульсов всегда постоянна (не зависит от наличия или отсутствия модуляции).

Нейронные колонки области V4 состоят из двух типов нейронов. Тормозные нейроны работают как детекторы совпадений и определяют корреляции на входе. Возбуждающие нейроны являются выходными, они передают сигнал высшим кортикальным областям. Нейроны обоих типов получают входные сигналы от всех 100 нейронов V2.

Основное отличие между типами нейронов – поведение порога срабатывания. Возбуждающие нейроны имеют не зависящий от времени порог $\theta = 15$ мВ, в то время как порог тормозных нейронов представляет собой гладкое усреднение мембранного потенциала клетки с временной

константой τ_θ . Предполагается, что порог в среднем превышает мембранный потенциал на величину $\theta_0 = 7$ мВ. Поэтому для тормозных нейронов порог задается дифференциальным уравнением

$$\tau_\theta \frac{d\theta}{dt} = -\theta + \theta_0 + V + D(V_{Na} - V)s(t),$$

где D – константа, $V_{Na} = 100$ мВ – натриевый обратный потенциал, $s(t)$ – потенциал действия (равен 1 или 0). Уравнение для мембранного потенциала

$$\tau \frac{dV}{dt} = -V + I + g_K(V_K - V),$$

где τ – временная константа, I – нормированный синаптический ток. Последний член в уравнении представляет деполяризацию мембраны, g_K – проводимость калиевых каналов.

Синаптический ток является результатом синаптической проводимости и разности между величинами $V(t)$ и соответствующего обратного потенциала. Натриевые каналы активируются возбуждающими синапсами, а хлорные – ингибирующими синапсами. Поэтому общий синаптический ток

$$I = g_{exc}(V - V_{Na}) + g_{inh}(V - V_{Cl}).$$

Изменения синаптических проводимостей постсинаптических нейронов V4 (g_{exc} и g_{inh}) вызываются потенциалами действия нейронов V2. Пусть t_{ij}^S – момент j -го спайка от i -го пресинаптического нейрона V2 с той же избирательностью к признаку, что и нейрон в V4, и пусть W_{exc}^S – вес связи между этими нейронами. Аналогично t_{ij}^P и W_{exc}^P – соответствующие момент спайка и вес связи для нейронов из V2 с другой избирательностью (предполагается, что $W_{exc}^S > W_{exc}^P$). Кроме этого вводятся две стохастические серии спайков от других областей, соответствующие возбуждающим (спайки в моменты t_i^E) и тормозным (спайки в моменты

t_i^I) входам. Изменения в проводимости возбуждающих синапсов описываются как

$$\tau_{exc} \frac{dg_{exc}}{dt} = -W_{exc}^S \sum_{i,j} \delta(t - t_{ij}^S) + W_{exc}^P \sum_{i,j} \delta(t - t_{ij}^P) + W_{exc}^E \sum_j \delta(t - t_j^E).$$

Для тормозных синапсов выражение такое же, только отсутствуют входы от V4 и нейронов со сходной избирательностью к признаку

$$\tau_{inh} \frac{dg_{inh}}{dt} = -W_{inh}^P \sum_{i,j} \delta(t - t_{ij}^P) + W_{exc}^I \sum_j \delta(t - t_j^I).$$

Когда $V > \theta$ и последний импульс пришел до периода рефрактерности (период рефрактерности выбирается случайно из интервала (2 мс, 5 мс)), тогда генерируется потенциал действия $s(t)=1$. Клетка реполяризуется, открывая кальций-зависимые калиевые каналы, проводимость которых задана как

$$\tau_K \frac{dg_K}{dt} = -g_K + B \cdot s(t).$$

Поведение сети изучалось путем регистрации уровня синхронизации спайковой активности нейронов в V2 и V4 и построения постстимульных гистограмм импульсной активности для возбуждающих (выходных) нейронов в V4. Результаты имитационного моделирования показали качественное совпадение динамики активности в полях V2 и V4 с экспериментальными данными. При одновременной подаче двух стимулов разного цвета в рецептивное поле, общее для двух нейронов в V4, результирующая активность этих нейронов определялась тем, какой из них был включен в ФВ. Активность нейрона вне ФВ в значительной мере подавлялась. В то же время, если конкурирующий стимул подавался в другое рецептивное поле, то уровень активности соответствующего ему нейрона в V4 оставался высоким.

2.5.2. Модели формирования фокуса внимания

Одной из плодотворных идей в теории внимания является идея центрального управляющего элемента (ЦУЭ) (central executive). Она была предложена Бэддели [Baddeley, 1986; Baddeley, 1996] и оформилась в виде экспериментально обоснованной функциональной схемы в работе Коуэна [Cowan, 1988]. Согласно этой концепции, в мозге имеется распределенная нейронная структура, которая организует процесс обмена между долговременной и кратковременной памятью и ФВ.

В неявном виде центральный исполнитель уже появлялся в модели LEGION, где его роль фактически играл общий тормозный элемент. Работа [Wang, 1999] модифицирует сеть LEGION, превращая ее в модель внимания, способную выделить из изображения наиболее проявленный (по размеру или контрастности) объект. При выборе этого объекта используется механизм "победитель-получает-все" (ППВ) (winner-take-all), реализованный на осцилляторных принципах. Главным отличием данной модели является использование в ней в качестве ЦУЭ двух тормозных элементов, быстрого и медленного. Быстрый элемент организует попеременную активность разных ансамблей осцилляторов, соответствующих объектам на изображении, как это имело место в LEGION'e. Медленный элемент позволяет идентифицировать ансамбль осцилляторов, соответствующий наиболее проявленному объекту, и подавить активность других ансамблей.

Последовательность просмотра объектов такова: сначала в ФВ выбираются несколько объектов (этот набор может включать, а может и не включать искомый объект), потом постепенно ненужные (менее заметные) объекты исключаются из ФВ, а более заметные включаются в ФВ. Эта процедура заканчивается, когда в ФВ останется один наиболее заметный объект.

Другой подход к моделированию внимания с помощью ЦУЭ (на наш взгляд, биологически более обоснованный) предложен в работах Крюкова. Опираясь на результаты Виноградской с сотрудниками [Виноградова, 1975; Vinogradova et al, 1991], Крюков предположил, что роль ЦУЭ играет септо-гиппокампальная система, и предложил использовать фазовую синхронизацию в качестве механизма взаимодействия между ЦУЭ и структурами новой коры [Kryukov, 1991; Крюков, 2004]. Более поздние исследования показали, что, по-видимому, ЦУЭ представляет собой широко разветвленную сеть в префронтальной коре [Bressler and Menon, 2010], а септо-гиппокампальная система играет роль детектора новизны [Vinogradova, 2001] и реализует взаимодействие между долговременной и кратковременной памятью для объектов, находящихся в ФВ [Muzzio et al., 2009].

2.5.3. Модель селективного внимания и задачи зрительного поиска

Одной из классических задач, связываемых с использованием системы внимания, является задача зрительного поиска. При зрительном поиске испытуемый осматривает дисплей, по которому случайным образом распределены объекты, с целью найти заранее заданный объект. Заданный объект является целью поиска, все другие объекты в данном случае играют роль отвлекающих стимулов (дистракторов). Обычно решение (правильное или ошибочное) должно быть принято за короткое время и при неподвижных зрачках, фиксированных на центр изображения.

Эксперименты по зрительному поиску по сложности для испытуемых можно разделить на два типа: поиск по одному признаку и поиск по нескольким признакам. В первом случае объект поиска отличается от дистракторов только одним признаком. Например, это может быть поиск зеленой буквы Т среди красных Т. Во втором случае

цель отличается от дистракторов более чем одним признаком. Например, поиск зеленой буквы Т среди красных букв Т и зеленых букв Х.

Важной измеряемой величиной является время поиска как функция от числа объектов. Как показывают эксперименты [Treisman and Gelade, 1980; Treisman and Sato, 1990; Treisman, 1998], в случае поиска по одному признаку цель определяется быстро за время, не зависящее от числа дистракторов на экране. В случае поиска по нескольким признакам время поиска линейно возрастает с ростом числа дистракторов. В связи с этими результатами принято было считать (несколько упрощенно, в действительности ситуация более сложна и резкой границы сложности между задачами зрительного поиска нет [Nothdurft, 1999; Chun and Wolfe, 2001], однако разработанные ранее модели ее придерживались), что поиск по одному признаку выполняется без использования внимания, а поиск по нескольким признакам требует привлечения внимания, с чем и связаны дополнительные затраты времени.

На рис. 2.13 представлена иерархическая структура модели [Corch and Deco, 2001], решающая задачу поиска по одному и нескольким признакам.

Основными структурными элементами модели являются колонки нейронов. Каждая колонка представляет собой сеть, построенную из импульсных фазовых осцилляторов. Динамика каждого осциллятора задается его фазой φ , которая подчиняется уравнению

$$\tau \frac{d\varphi}{dt} = -\varphi + A(t). \quad (2.1)$$

После того как φ достигает 2π (это событие соответствует моменту генерации спайка), фаза сбрасывается до нуля и вновь начинает расти согласно (2.1). Переменная $A(t)$ представляет внешний стимул. В дальнейшем будет предполагаться, что $A(t) = A$. Для того чтобы сделать понятным принцип взаимодействия между осцилляторами, приведем в

качестве примера описание динамики в сети из N осцилляторов, связанных по принципу "все на всех":

$$\tau \frac{d\varphi_i}{dt} = -\varphi_i + A + \eta_i(t) + \frac{1}{n} K J_i(t), \quad i = 1, \dots, N, \quad (2.2)$$

где K - константа связи и η - шум. Последний член в уравнении (2.2) представляет плотность импульсов, получаемых осциллятором,

$$J_i(t) = \sum_{j \neq i} \sum_k^N \delta(t - t_j^k), \quad (2.3)$$

где t_j^k представляет k -й момент генерации импульса нейроном j .

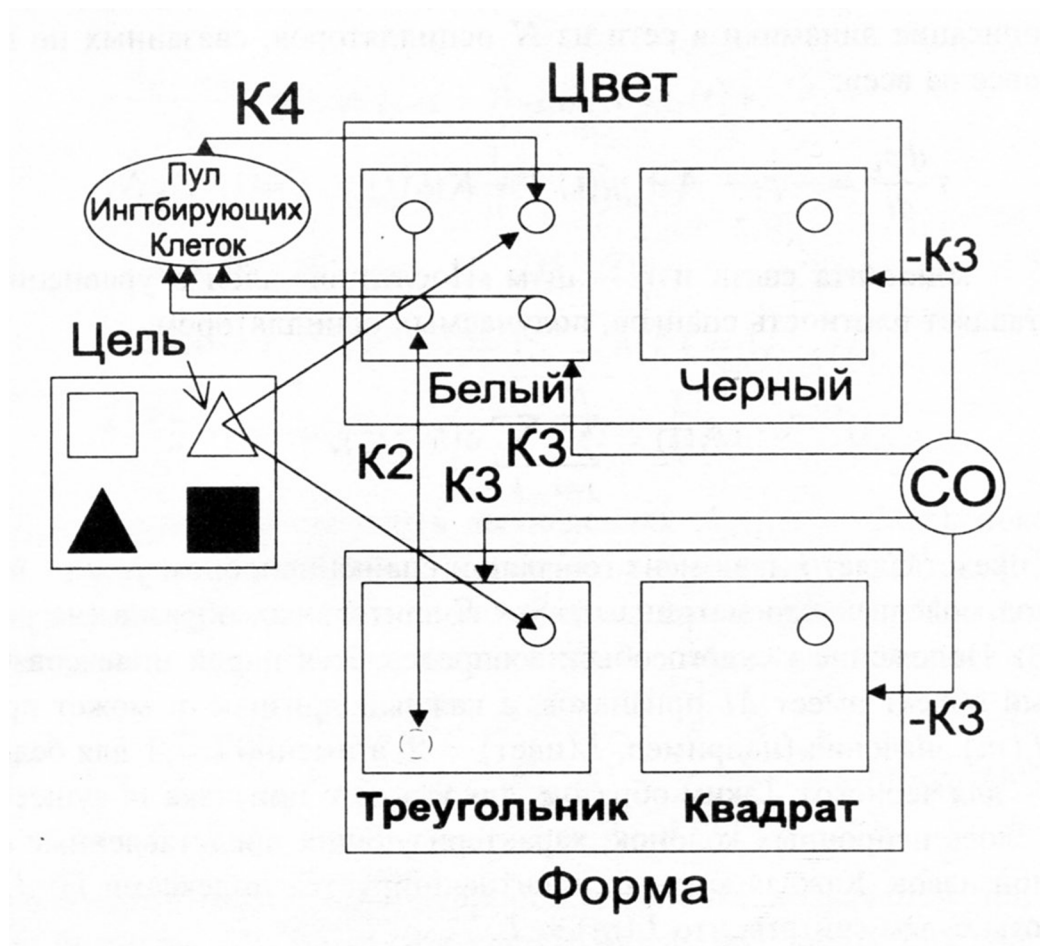


Рис. 2.13. Схема функционирования модели зрительного поиска [Corch and Deco, 2001].

Вход модели - это матрица из $S \times S$ зрительных образов (на рис. 2.13 $S = 2$). Положение каждого объекта определяется парой индексов (i, j) .

Каждый объект имеет M признаков, а каждый признак m может принимать $L(m)$ значений (например, $L(\text{цвет}) = 2$, а именно: $l = 1$ для *белого* и $l = 2$ для *черного*). Таким образом, для каждого признака m существует $L(m)$ слоев нейронных колонок, характеризующих представленные свойства признаков. Каждая колонка идентифицируется индексами i, j, m, l . Для простоты будем считать, что $L(m) = L$.

Нейроны в колонке взаимодействуют с константой связи K_1 . Связи между колонками, имеющими одинаковое топографическое положение, но кодирующими свойства разных признаков, взаимодействуют с константой K_2 . Предполагается, что селективное внимание приводит к конкуренции между колонками, отвечающими за разные объекты. Поэтому в каждом нейронном слое нейроны каждой колонки взаимодействуют через пул тормозных нейронов с отрицательной силой связи $-K_4$.

Для осуществления задачи поиска используется заранее известная информация о цели. Функцию запоминающего механизма выполняет изолированная колонка – центральный осциллятор (ЦО). Цель поиска кодируется с помощью связей между ЦО и колонками, кодирующими признаки: если колонки принадлежат уровням, кодирующим признаки, соответствующие объекту поиска, то их связи с ЦО равны K_3 ; для колонок, кодирующих другие признаки, связи равны $-K_3$. Если, например, нужно найти белый треугольник, то положительные связи будут между ЦО и уровнями с индексами $l = \text{"белый"}$ для $m = \text{"цвет"}$ и $l = \text{"треугольник"}$ для $m = \text{"форма"}$.

Эволюция всей системы задана уравнениями

$$\tau \frac{d\varphi_{nijml}}{dt} = -\varphi_{nijml} + A_{nijml} + \eta_{ij}(t) + \frac{1}{N} [K_1 \cdot J_{ijml}^1(t) + K_2 \cdot J_{ijm}^2(t) + K_3^{ml} \cdot J^{CO}(t) - K_4 \cdot J_{ijm}^4(t)], \quad n = 1, \dots, N; m = 1, \dots, M; l = 1, \dots, L,$$

$$\tau \frac{d\varphi_n^{CO}}{dt} = -\varphi_n^{CO} + A^{CO} + \eta(t) + \frac{1}{N} K_1 \cdot J^{CO}(t),$$

где A_{nijml} – внешний сигнал (в вычислениях $A_{nijml} = 2,2\pi$), показывающий присутствие свойства l признака m в позиции ij ; J^1 , J^{CO} – плотности импульсов, соответствующие признаковым колонкам и ЦО. Другие плотности импульсов вычисляются как

$$J_{ijm}^2(t) = \sum_{m' \neq m}^M \sum_{l'}^L J_{ijm'l'}^1(t), \quad J_{ijm}^4(t) = \sum_{i' \neq i}^S \sum_{j' \neq j}^S \sum_{l'}^L J_{i'j'ml'}^1(t).$$

Коллективные осцилляции нейронов в колонке появляются при достаточно большом K_1 . Благодаря связям между колонками с силой K_2 , осуществляется поддержание высокого уровня активности в колонках, кодирующих один объект. Нейронные уровни, отвечающие свойствам цели поиска, получают возбуждающие сигналы от ЦО через связи с силой K_3 . При этом некоторые дистракторы также получают возбуждающие сигналы, но не на всех уровнях. Только один объект из представленных на экране получает такую "помощь" на всех уровнях и выигрывает в конкуренции. Другой механизм конкуренции, включенный через пул тормозных нейронов, имеет место на каждом уровне и приводит к подавлению активностей дистракторов. Те колонки, которые осциллируют синхронно с центральным элементом, определяют ФВ. То есть, как и в подразделе 3.2, внимание реализуется в виде синхронизации колонок, характеризующих свойства объекта, с центральным элементом. Но в отличие от этой модели, данная модель внимания не перебирает последовательно имеющиеся на изображении объекты, а путем параллельной обработки находит нужный объект (заданный определенным набором признаков) и включает его в ФВ.

Модель тестировалась на различных изображениях, содержащих 4, 9 и 16 объектов при числе признаков $M = 2$ и числе градаций признаков $L = 2$. Результаты вычислений показали, что модель правильно отражает экспериментальные данные. Время поиска объекта по одному признаку не меняется при изменении числа дистракторов, а время поиска объекта по

двум признаком линейно возрастает в зависимости от числа дистракторов. Увеличение времени в последнем случае обусловлено тем, что некоторые дистракторы получают синхронизирующие связи от центрального элемента, приходящие на один из двух имеющихся уровней. Это в свою очередь приводит к тому, что остальные дистракторы увеличивают свою активность благодаря связям с коэффициентом K_2 . Из-за этого целевому объекту становится труднее выиграть конкуренцию за синхронизацию с ЦО, причем тем труднее, чем больше число дистракторов.

Конечно, надо иметь в виду, что входная информация в модели задается довольно условно, поэтому требуются дополнительные усилия, чтобы довести эту модель до уровня обработки реальных изображений. Но идея использования признаков как источников синхронизации при поиске нужного объекта представляется нам плодотворной.

2.5.4. Сегментация изображений и внимание

Биологические исследования показывают, что обработка зрительной информации у животных и человека не ведется с одинаковой тщательностью по всей зрительной сцене. В большинстве случаев основные усилия сконцентрированы на каких-то специальных областях или объектах зрительного поля. Например, это могут быть области, которые заметно выделяются из своего окружения (по-английски это называется pop-out), и объекты, которые только что появились в сцене или представляют в данный момент особую важность. Остальные детали и объекты зрительной сцены более или менее игнорируются. Механизм, позволяющий мозгу осуществлять такую фильтрацию, связан с вниманием. Внимание необходимо вследствие ограниченных возможностей зрительной системы, у которой недостаточно ресурсов для детального и быстрого анализа всей зрительной сцены. Важно отметить, что фильтрация зрительной информации может выполняться при

неподвижных зрачках, то есть за счет внутренних процессов в мозге. Соответствующее этому внимание называется скрытым (в отличие от открытого внимания, сопровождаемого саккадами - движениями зрачков). В описываемых ниже моделях речь всегда идет о скрытом внимании, поэтому термин "скрытое" будет опускаться.

Модель сегментации с вниманием предложена в работе [Broussard et al., 1999]. Элементами модели являются импульсные нейроны Экхорна [Eckhorn et al., 1990]. Сети из таких нейронов с локальными связями способны формировать кластеры синфазных осцилляторов. Подача на вход такой сети изображения, представленного интенсивностями пикселей, приведет к сегментации изображения, при которой в каждый кластер будут включены пиксели с близкими значениями интенсивности.

Новой идеей, реализованной в модели, является использование в качестве входной информации при сегментации не только исходного полутонового изображения, но и нескольких изображений, получаемых из исходного в результате его обработки набором фильтров. Назначение фильтра – вычислить в каждом пикселе изображения значение некоторого признака, ассоциированного с данным фильтром. Полученное в результате фильтрации изображение называется картой признака. В реальных вычислениях использовались три типа фильтров: вейвлеты, морфологические фильтры, характеризующие локальную геометрию изображения, и разностно-гауссовские фильтры (difference-of-Gaussians - DoG фильтры), поскольку эти фильтры уже зарекомендовали себя при анализе различных классов изображений. Использование карт признаков позволяет найти на изображении наиболее вероятную область расположения целевого объекта. Благодаря ограничению области, где должна проводиться сегментация, качество сегментации с помощью временной корреляции удастся повысить. На выходе модели сегментируемые объекты представлены нейронными ансамблями с более высоким уровнем активности.

Модель состоит из взаимодействующих модулей: центрального модуля и набора модулей признаков (рис. 2.14). На вход центрального модуля подаются интенсивности пикселей. На вход модуля признака подаются сигналы от карты этого признака. Нейроны внутри модуля организованы в виде двухмерного слоя с локальными связями (в вычислениях связи имели радиус 3).



Рис. 2.14. Схема модели сегментации с вниманием, реализованная в виде импульсной нейронной сети [Broussard et al., 1999].

Сегментация на основе временной корреляции выполняется центральным модулем. Роль, исполняемая модулями признаков, сходна с той, которую играет карта заметности в модели внимания Итти и Коха [Itti and Koch, 2000; Itti and Koch, 2001]. Модули признаков подают на центральный модуль дополнительные возбуждающие модулирующие сигналы, цель которых - сфокусировать внимание на сегментах изображения, представляющих интерес. В результате активность нейронов, представляющих целевые объекты, оказывается существенно выше активности нейронов, представляющих нецелевые объекты и фон.

В качестве тестовых примеров для проверки качества работы модели использовались маммограммы и инфракрасные изображения ракетных установок. В случае ракетных установок модель позволяла отфильтровать 94% объектов, не являющихся целевыми, при нулевых ошибках распознавания целевых объектов. В случае маммограмм модель позволяла отфильтровать 46% нецелевых объектов при 7% ошибок распознавания целевых объектов. Такого качества сегментации невозможно было бы добиться на основе какого-либо одного метода фильтрации по заданному признаку или их простой логической комбинацией.

Работа [Broussard et al., 1999] была ориентирована главным образом на техническое применение идей ТВК; вероятно, поэтому в ней отсутствует корреляционный анализ режимов синхронизации, возникающих при функционировании модели. В результате остается неясным, имеется ли десинхронизация активности нейронных ансамблей, кодирующих различные объекты на изображении, и если да, то какими механизмами эта десинхронизация обеспечивается.

В работе [Labbi et al., 2001] использовались сходные идеи, но при этом проблема синхронизации/десинхронизации исследовалась явно. Интенсивности исходного изображения представлялись во входном слое модели амплитудами осцилляторов ФитцХью-Нагумо [FitzHugh, 1961; Nagumo et al., 1962]. Для реализации десинхронизации был введен специальный "возмущающий" слой, десинхронизирующие сигналы с которого подавались на входной слой. Это давало требуемый эффект десинхронизации, но, к сожалению (как было выяснено кросскорреляционным анализом), активность пары нейронов, представляющих разные объекты, оказалась сильно коррелированной. Это означает, что данные нейроны генерируют последовательности импульсов, отличающиеся всего лишь сдвигом фаз. Такая активность противоречит имеющимся экспериментальным данным [Engel et al, 1991; Singer and Gray, 1995].

2.5.5. Обсуждение

Несмотря на кажущуюся очевидность понятия "внимание" - это сложный психологический феномен, имеющий множество разновидностей и реализуемый в различных нейрофизиологических процессах. Вопрос о том, есть ли общие механизмы реализации внимания или эти механизмы различны для разных типов внимания, остается открытым. Тем не менее в настоящее время в моделировании внимания сложилось направление, основанное на связи внимания и синхронизации нейронной активности. Сложился и консенсус относительно общих принципов моделирования внимания. В его основе представление о том, что внимание реализуется с помощью какого-то механизма ППВ. Это способствует выбору из всего ансамбля активных нейронов подмножества, обладающего определенными свойствами. Например, это могут быть нейроны, кодирующие наиболее заметный объект, или нейроны, кодирующие определенные признаки.

Процедура ППВ может реализовываться одним из двух способов. Либо это результат конкуренции нейронных ансамблей, осуществляемой с помощью латеральных тормозных связей, либо конкуренция реализуется с помощью некоторого центрального элемента, за синхронизацию с которым борются ансамбли осцилляторов, представляющие различные объекты. Второй подход предпочтителен как с точки зрения упрощения конструкции модели (уменьшение числа связей), так и в смысле биологической правдоподобности. Этому подходу наиболее адекватно соответствуют принципы колебательной активности и синхронизации.

Существующие модели ориентированы на воспроизведение определенных аспектов внимания и отличаются разнообразием конструктивных элементов, архитектур связей и принципов функционирования. Было бы полезно разработать универсальные элементы и принципы функционирования, пригодные для моделирования

широкого спектра эффектов внимания и связанных с ним процедур обработки информации, таких как последовательный просмотр объектов на изображении, сегментация индивидуальных объектов, детекция новизны и т.д.

2.6. Модели ориентации в пространстве. Клетки места и клетки решетки

2.6.1. История открытия клеток места и клеток решетки

Нобелевская премия по биологии и медицине за 2014 год была присуждена англо-американскому исследователю Джону О'Кифу и семейной паре норвежских ученых Эдварду и Мэй-Бритт Мозерам за решение проблемы, которая, как сказано в резолюции Нобелевского комитета, "волновала умы философов и учёных на протяжении веков: как мозг создаёт карту места и как мы можем прокладывать путь через окружающее пространство. Чувство места и способность навигации – неотъемлемые части нашего существования. Чувство места дает представление о нашей позиции в пространстве. В процессе ориентирования оно переключается с чувством дистанции, основанном на знании о предыдущих позициях".

Суть открытий, сделанных нобелевскими лауреатами, проста. В 1971 году О'Киф и его сотрудник Джонатан Достровски зарегистрировали в гиппокампе (одной из структур старой коры) крыс нейроны, которые становились активными при попадании свободно передвигающейся крысы в определенное место экспериментальной платформы и при определенном направлении оси тела крысы [O'Keefe and Dostrovsky, 1971]. Несколько позднее О'Киф обнаружил в гиппокампе нейроны, активирующиеся в определенном месте экспериментального пространства вне зависимости от ориентации животного и не реагирующие на простые сенсорные стимулы

или моторное поведение [O'Keefe, 1976]. Эти нейроны были названы клетками места (place cells). У каждой клетки места "свое" место, при попадании в которое она начинает разряжаться высокочастотными импульсами. Область физического пространства, где клетка места является активной, называется полем места (place field). Фактически, поле места – это рецептивное поле клетки места. Теоретический анализ результатов привел О'Кифа к предположению, что с помощью клеток места животное строит внутреннюю (не связанную с сенсорными сигналами) пространственную "карту местности" (spatial map) [O'Keefe, 1978], которая позволяет ориентироваться в пространстве в процессе навигации и существование которой предсказал в 1948 году Эдвард Толмен [Tolman, 1948].

Открытие клеток места было поддержано последующими экспериментами (в том числе проведенными такими ведущими исследователями мозга как Юрий Бужаки, Хоуард Эйхенбаум, Ларри Сквайр и др.), которые не только подтвердили существование клеток места, но и выявили их неожиданные свойства. Тем не менее вряд ли исследования О'Кифа удостоились бы Нобелевской премии, если бы не сильная поддержка, когда супругами Мозерами и их сотрудниками в 2005 году были открыты так называемые клетки (нейроны) решетки (grid cells) [Hafting et al., 2005; Abbott, 2014; Moser et al., 2014]. Эти клетки расположены в энторинальной коре (ЭК), которая примыкает к гиппокампу и связана с ним прямыми и обратными связями. Таким образом, стало ясно, что исследователям удалось обнаружить не какие-то второстепенные эффекты, а существенные компоненты нейронной системы ориентации.

В отличие от клеток места, клетки решетки реагируют не на пребывание животного в определенном месте плоского физического пространства, а на любое из множества положений, образующих гексагональную решетку. Каждая клетка решетки имеет свою решетку

положений, в которых эта клетка становится активной и генерирует высокочастотные импульсы. Благодаря этому животное как бы имеет целый набор гексагональных координатных систем, позволяющих ему надежно устанавливать свое положение в физическом пространстве.

Теория пространственной ориентации О'Кифа и Мозеров получила большой резонанс в научной среде и вызвала неоднозначную реакцию. Дело в том, что она не укладывается в традиционные представления о том, какую роль играют отдельные нейроны в реализации когнитивных функций мозга. Требуется как минимум модификация этих представлений в свете новых данных. Традиционно считается, что работа отдельных нейронов не имеет когнитивного содержания, носителем информации являются не отдельные нейроны, а большие нейронные ансамбли. Не случайно, что нейронную память часто метафорически описывают как голограмму, а в качестве математической модели наибольшую популярность получила ассоциативная память Джона Хопфилда, представляющая собой однослойную рекуррентную нейронную сеть, в которой память реализуется в виде набора устойчивых состояний всего нейронного ансамбля, составляющего сеть [Hopfield, 1982].

В эту концепцию вносились уточнения по мере того, как появлялось все больше данных о нейронах, которые могут кодировать достаточно сложные фрагменты информации. Например, Дэвид Хьюбел и Торстен Визел еще в 60-е годы XX века обнаружили в первичных зонах зрительной коры нейроны, которые кодируют комбинации признаков на изображении. Как показали эти исследователи, "в переработке зрительной информации участвует целая иерархия простых, сложных и очень сложных нервных клеток, которые функционируют согласно принципу возрастающей или прогрессивной конвергенции. Принцип прогрессивной конвергенции [Damasio, 1989] объясняет, как в зрительной области коры головного мозга могут создаваться законченные образы из многочисленных отдельных битов информации, поступающих от нейронов сетчатки". Все же долгое

время считалось, что такое кодирование является атрибутом первичных зон обработки сенсорной информации, а сложные объекты и события представлены в более высоких зонах коры распределенными нейронными сетями.

Результаты О'Кифа и Мозеров разрушают эти представления, поскольку информация о положении в пространстве является финальным результатом сложного кодирования и проявляется в структурах мозга (ЭК и гиппокампе), которые находятся на самом высоком уровне в иерархии структур мозга относительно хода процесса обработки информации. Конечно, не нужно думать, что конкретная клетка места является хранилищем памяти об этом месте. Во-первых, поля места многих клеток места могут сильно пересекаться. Так что одно место в физическом пространстве соответствует множеству клеток места в разных частях гиппокампа. Во-вторых, клетки места - это лишь вершины пирамиды представления пространственных событий в мозге. Все элементы этой пирамиды важны, причем, по всей видимости, клетки места имеют отношение лишь к рабочей памяти, а все элементы для хранения долговременной памяти, в том числе и те, что связаны с пространственными событиями, расположены в новой коре.

2.6.2. Гиппокамп и энторинальная кора. Строение и функции

Гиппокамп – это парная структура, расположенная в медиальных височных отделах полушарий в глубине по отношению к височным долям новой коры. По форме гиппокамп немного напоминает морского конька (*hippocampus*), за что и получил свое название (рис. 2.15).

В поперечном сечении в гиппокампе выделяют несколько полей. Основными полями являются поля CA1 и CA3. На рис. 2.16 приведена схема взаимодействия полей гиппокампа с другими структурами мозга [Vinogradova, 2001].

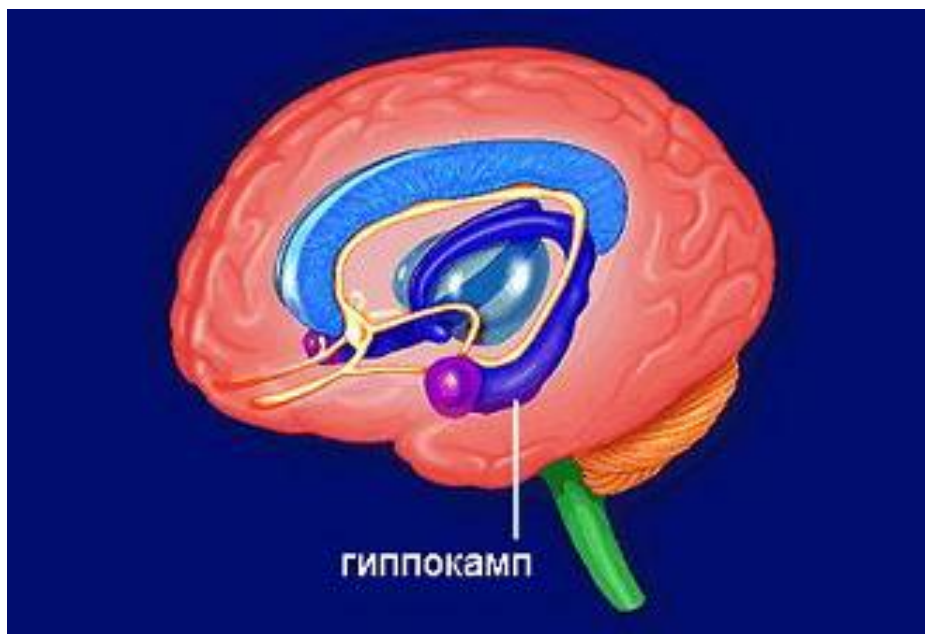


Рис. 2.15. Расположение гиппокампа в мозге. Темно-синим цветом показан гиппокамп, зеленым цветом - ствол мозга, сиреневым цветом – миндалины (миндалевидные тела), расположенные на передних концах гиппокампа.

В этой сложной схеме важно, что сигнал на гиппокамп приходит от медиальной и латеральной частей ЭК (частично проходя через пресубикулум), которые получают входной сигнал от ассоциативных зон новой коры. Сигнал от ЭК ветвится. Часть связей от ЭК идет непосредственно в поле СА1, а другие связи идут в зубчатую фасцию и оттуда в поле СА3. Это так называемый перфорирующий путь. Поле СА3 связано с полем СА1 коллатеральными связями Шафера. Еще один входной сигнал приходит на гиппокамп от ретикулярной формации ствола мозга, предварительно пройдя через медиальную септальную область (МСО).

Как видно из рис. 2.16, гиппокамп по своему расположению и связям играет центральную роль в обработке информации в мозге. Действительно, эта структура является вершиной пирамиды конвергентных связей, идущих от первичных сенсорных областей к более высоким областям коры [Damasio, 1989]. Например, зрительная информация приходит сначала в затылочные доли коры и далее ветвится на два потока, идущие, соответственно, в височные доли (поток "Что?") и

теменные доли (поток "Где?"). Эти два потока соединяются в ассоциативных зонах, расположенных между височной и теменной областями, а оттуда информация поступает в ЭК в передней части височной области и далее в гиппокамп. В результате информация, приходящая в гиппокамп, имеет максимально интегрированную форму, так что в гиппокампе можно зарегистрировать реакцию нейронов на самые разнообразные стимулы.

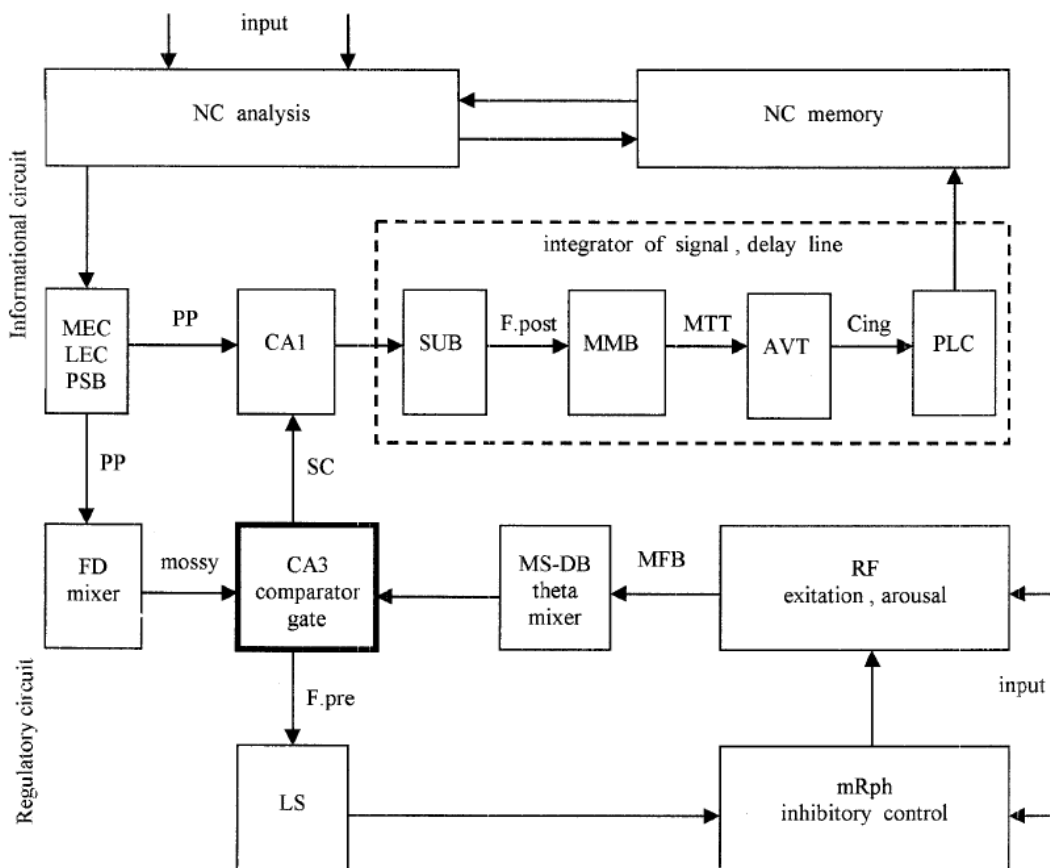


Рис. 2.16. Схема взаимодействия гиппокампа с другими структурами мозга. NC – новая кора, FD – зубчатая извилина, MEC – медиальная энторинальная кора, LEC – латеральная энторинальная кора, PSB – пресубикулум, CA1, CA3 – поля гиппокампа, MS-DB – медиальная септальная область, LS – латеральная септальная область, RF – ретикулярная формация, mRph – ядро шва (raphe nucleus), SUB – субикулум, MMB – медиальное маммиллярное ядро, MFB – медиальный пучок переднего мозга, AVT – энтеровентральное ядро таламуса, PLC – задняя лимбическая кора, PP – перфорантный путь, mossy – мшистые волокна, SC – коллатерали Шаффера, F.pre – комиссура переднего свода, F.post – комиссура заднего свода, MTT – маммиллоталамический тракт, Cing – пояс (сингулюм).

В отличие от других структур мозга, надежная идентификация функций гиппокампа до сих пор вызывает дискуссию. Различные исследователи фиксируют такие функции гиппокампа как хранение рабочей памяти, формирование и воспроизведение долговременной памяти, детекция новизны стимулов, формирование сложных условных рефлексов, интеграция сигналов разной модальности, ориентация в пространстве. Непонятно, каким образом сравнительно небольшая и довольно простая по своей организации структура может участвовать в столь разных видах деятельности (некоторые соображения о совмещении гиппокампом функций памяти и ориентации можно найти в работах [Buzsáki and Moser, 2013; Eichenbaum and Cohen, 2014]).

Основные типы нейронов в гиппокампе – это возбуждающие пирамидальные нейроны и тормозные интернейроны. Клетки места представлены пирамидальными нейронами.

Основные типы колебательной активности, регистрируемые в гиппокампе, – это тета-ритм (4–8 Гц у человека, 4–12 Гц у грызунов) и гамма-ритм (40–150 Гц). Гамма-ритм генерируется в гиппокампе, по-видимому, автономно, а тета-ритм проецируется в гиппокамп из МСО. Из гиппокампа тета-ритм проецируется в различные области коры, в том числе в ЭК.

ЭК является основным входом в гиппокамп со стороны неокортекса и играет важную роль как в кратковременной памяти, так, по-видимому, и в формировании долговременной памяти. Анатомически ЭК подразделяется на латеральную и медиальную области, имеющие схожее гистологическое строение, но значительно различающиеся по функциям [Witter and Moser, 2006]. Медиальная ЭК играет значительную роль в навигации животного, именно в ней обнаруживаются клетки решетки и клетки поворота головы. В латеральной ЭК нейроны, активность которых модулируется пространственным положением животного, не обнаружены.

Вопросы о том, какого типа обработка информации осуществляется в ЭК и в каком виде эта информация представлена, остаются открытыми.

2.6.3. Клетки места

После 1971 года были проведены многочисленные эксперименты для изучения импульсной активности клеток места. Результаты некоторых экспериментов приведены на рис. 2.17-2.18.

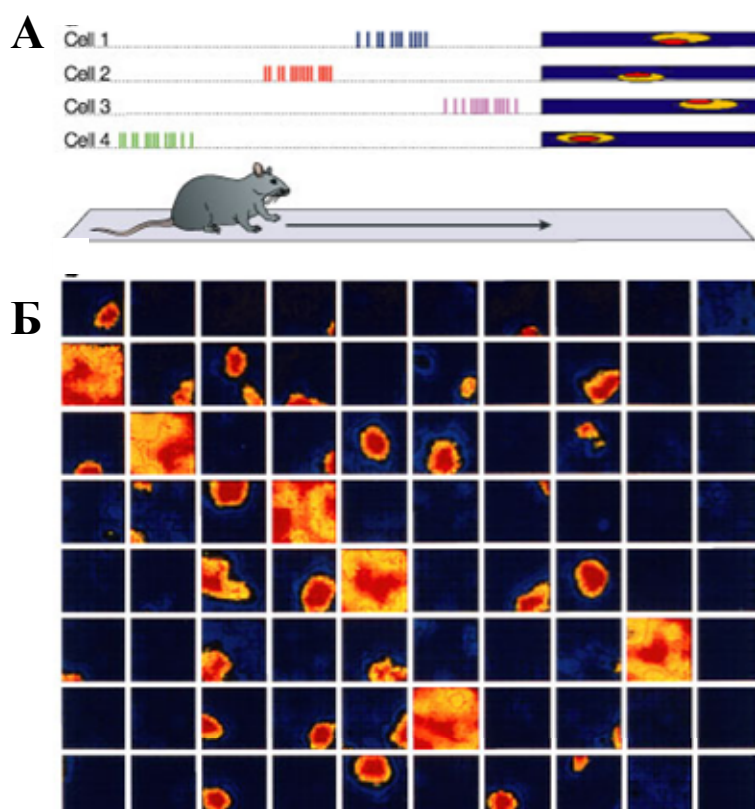


Рис. 2.17. Активность клеток места в гиппокампе. А. Активность клеток места при движении крысы в линейном треке. Каждая клетка активна в специфическом месте трека, называемом полем клетки места. Справа показана карта активности клеток места в зависимости от положения крысы в треке (синий – отсутствие активности, желтый – низкая активность, красный – высокая активность). Б. 80 карт активности, записанных одновременно в поле CA1 при перемещении крысы в квадратном поле. Шесть клеток, активных постоянно, являются, по-видимому, интернейронами [Wilson et al., 1993; Nakazawa et al., 2004].

На рис. 2.17 сверху схематически изображена активность клетки места при движении животного в линейном треке, а снизу представлены реальные данные активности клеток места в квадратном ограниченном пространстве. Каждая панель на рис. 2.17Б изображает экспериментальное поле, в котором перемещается животное, а цветом представлен уровень активности различных нейронов, большая часть из которых является клетками места. Из рисунка видно, что каждая клетка места активируется при попадании животного в определенное место и прекращает импульсацию, когда животное это место покидает.

На рис. 2.18 показана активность одной клетки места при перемещении крысы в экспериментальном поле.



Рис. 2.18. Активность одной клетки места. Черными линиями показана траектория перемещения животного. Красным цветом показана локализация тех мест, где данная клетка места демонстрирует высокую активность [Bird and Burgess, 2008].

Было показано, что от 30% до 50% пирамидальных клеток в СА1 являются клетками места со специфическими полями места. В поле СА3 (и даже в ЭК) клетки места также присутствуют, хотя и в меньшем количестве, чем в СА1. При помещении животного в новую обстановку клетки места быстро (в течение 5 минут) перестраиваются на новые поля

места, которые затем остаются устойчивыми в заданной обстановке. При незначительном изменении окружающей обстановки клетки места сохраняют свои поля места, хотя могут до некоторой степени менять свою активность.

Топографические свойства пространства не отражаются в формируемых полях места, т.е. клетки места с близкими полями места могут располагаться в далеких друг от друга участках гиппокампа.

Каждое место кодируется популяцией клеток места, которые активизируются одновременно при попадании крысы в данное место. Порядок активации клеток места с пересекающимися полями места воспроизводится как по достижении конца трека в моменты остановок [Foster and Wilson, 2006], так и в периоды медленного и быстрого сна [Louie and Wilson, 2001]. Регистрировались как прямой, так и обратный порядок активации. В последнем случае крыса как бы "вспоминает" свое движение в обратном порядке. Отметим, что она делает это в ускоренном по сравнению с реальным движением темпе. Считается, что такого рода "вспоминания" служат для формирования долговременной памяти.

2.6.4. Фазовая прецессия

Один из неожиданных и интересных феноменов был обнаружен при исследовании активности клеток места в 90-е годы XX века [O'Keefe and Recce, 1993; Skaggs and McNaughton, 1996], т.е. больше, чем через 20 лет после открытия клеток места. Этот феномен называется фазовой прецессией и схематически проиллюстрирован на рис. 2.19. Заметим, что рецептивные поля различных клеток места в CA1 и CA3 могут в большей или меньшей степени пересекаться. Во время исследовательского поведения животного в гиппокампе возникает сильный тета-ритм с частотой 4–8 Гц. Этот ритм регистрируется с помощью внеклеточных электродов, измеряющих ЛПП. Оказалось, что момент генерации клеткой

места пачки импульсов привязан по времени к фазе тета-ритма и зависит от положения животного относительно центра поля места.

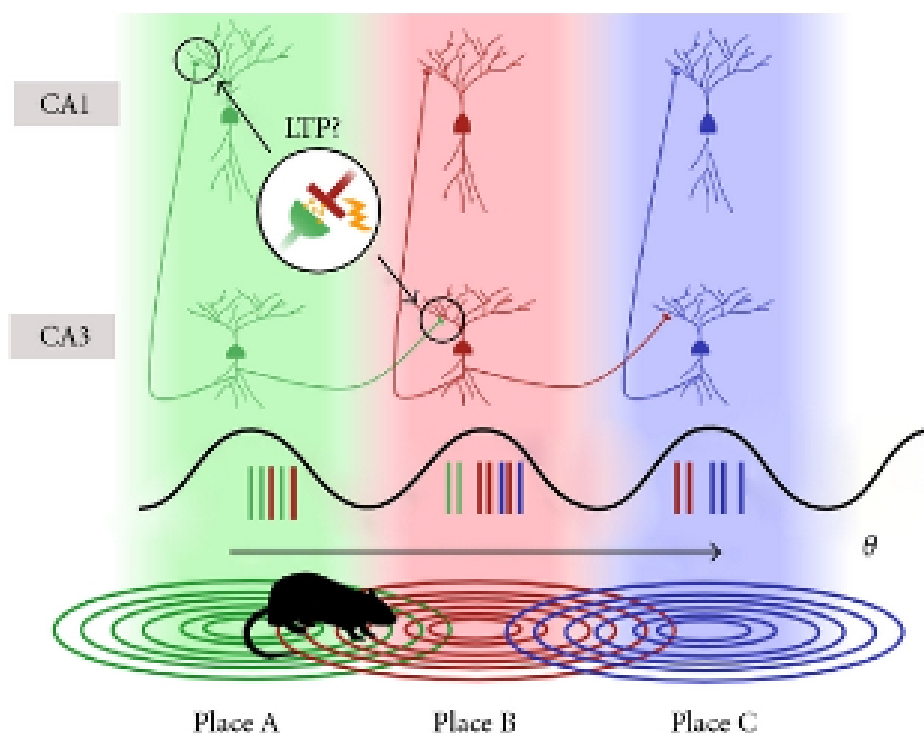


Рис. 2.19. Фазовая прецессия. Клетка места генерирует импульсы в моменты, опережающие или отстающие от пиков тета-ритма в зависимости от положения животного относительно центра поля места. Это позволяет формировать пространственную память с использованием синаптической пластичности [Sadowski et al., 2011].

Рассмотрим перемещение животного в линейном треке. Если животное находится в центре поля места "зеленой" клетки места, то эта клетка генерирует импульсы с момента, когда тета-волна достигает максимума (рис. 2.19). Перемещаясь дальше, животное попадает в место, где пересекаются рецептивные поля "зеленой" и "красной" клеток места. "Зеленая" клетка при этом может продолжать разряжаться, но теперь становится активной и "красная" клетка. Импульсы, которые генерирует "красная" клетка, запаздывают по отношению к максимуму тета-волны. К моменту, когда животное перемещается в центр поля места "красной" клетки, возникает следующая волна тета-ритма. Теперь "красная" клетка

начинает генерировать импульсы с момента, совпадающего с пиком тета-волны, генерация импульсов "зеленой" клеткой опережает этот пик, а генерация импульсов "синей" клеткой отстает от этого пика. Аналогично, при приближении животного к центру поля места "синей" клетки эта клетка начинает генерировать импульсы в момент, когда тета-волна достигает своего максимума. "Зеленая" клетка к этому времени уже не работает, так как животное вышло за пределы ее рецептивного поля, а импульсы "красной" клетки опережают максимум тета-волны.

Предполагается, что такая временная организация активности клеток места необходима для создания (усиления) нужных связей между клетками места в процессе обучения ориентации в пространстве. Благодаря синаптической пластичности (STDP), связи между клетками места в CA1 или CA3, которые разряжаются последовательно с короткой временной задержкой, усиливаются. Это дает возможность животному запоминать и вспоминать последовательность перемещений в прямом порядке. Антипластичность (анти-STDP), когда усиливается связь от нейрона, разряжающегося во времени чуть позже, к нейрону, который сработал чуть раньше, позволяет запоминать и воспроизводить последовательность положений в обратном порядке. Кроме того, синхронное срабатывание клеток места в CA3 и CA1, имеющих одинаковые рецептивные поля и связанных коллатеральными Шафера, должно приводить к усилению связи между этими нейронами и координации их активности. Все это создает условия для кодирования траекторий движения и формирования пространственной памяти.

2.6.5. Клетки решетки

Клетки решетки были впервые обнаружены в медиальной ЭК крыс [Hafting et al., 2005]. Активность этих нейронов обусловлена пространственным положением животного, а именно эти нейроны

генерируют импульсы, когда животное находится в узлах гексагональной решетки (рис. 2.20). Позднее клетки решетки были обнаружены у других млекопитающих: мышей, летучих мышей, обезьян и людей. По различным оценкам доля клеток решетки во втором слое ЭК составляет от 68% [Sargolini et al., 2006] до 26% [Zhang et al., 2013]. Клетки решетки найдены также в пресубукулуме и парасубукулуме [Vocsa et al., 2010].

Решетка каждой клетки решетки характеризуются тремя характеристиками:

1. *Ориентация решетки* – угловое отклонение от опорного направления.

2. *Фаза решетки* - вектор смещения решетки относительно выбранной точки отсчета.

3. *Шаг решетки* - расстояние между смежными вершинами решетки.

Клетки решетки, расположенные рядом, имеют сходные значения шага и ориентации, но могут иметь различные фазы [Hafting, 2005]. Шаг решетки постепенно увеличивается в направлении от дорзальной (верхней) стороны ЭК к вентральной (нижней) [Hafting, 2005; Brun et al., 2008]. Изменение шага происходит дискретно, т.е. величины различных шагов решеток образуют кластеры, расстояние между центрами которых приблизительно кратно 1.4 [Stensola et al., 2012]. Было показано, что клетки решетки и нейроны, не являющиеся клетками решетки, расположены пространственными и функциональными группами. Последнее подразумевает, что функция корреляции между импульсной активностью двух клеток решетки в зависимости от физического расстояния между этими нейронами имеет форму мексиканской шляпы, т.е. нейроны, расположенные рядом, разряжаются в одинаковые моменты времени, а импульсные последовательности нейронов, расположенных на среднем расстоянии, анти-коррелированы [Heys et al., 2014; Ray et al., 2014].

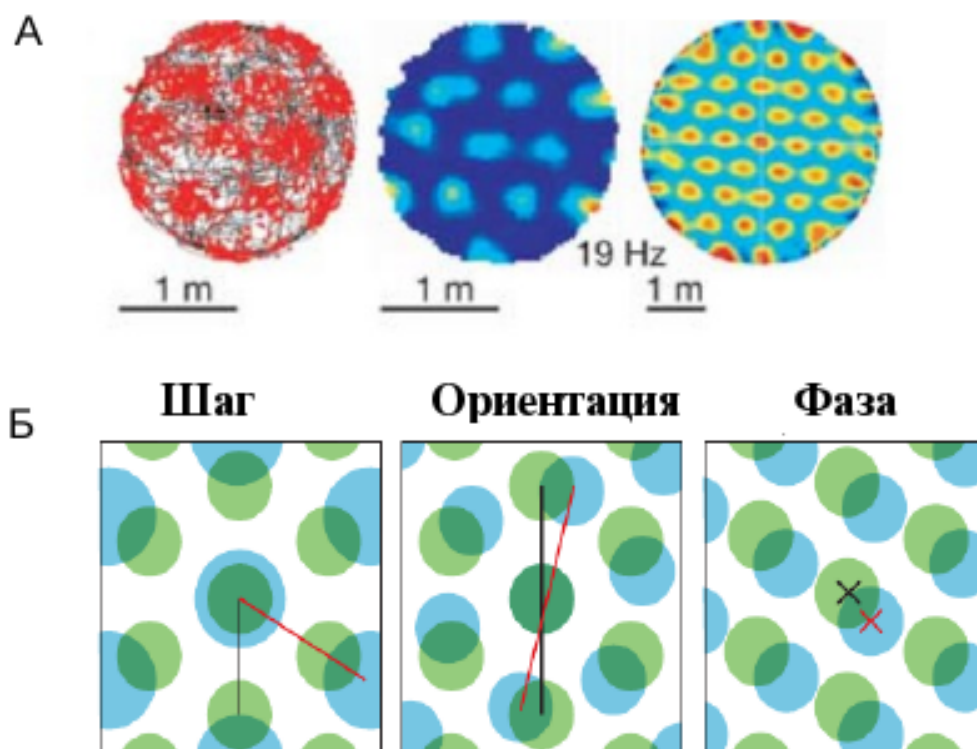


Рис. 2.20. Основные свойства клеток решетки. **А.** Активность клеток решетки при передвижении животного в пространстве. Слева: красным цветом показаны моменты разрядов клетки решетки, серым отмечена траектория движения крысы. В центре: усредненная карта активности клетки решетки. Справа: автокоррелограмма карты разрядов [Hafting, 2005]. **Б.** Характеристики решетки [Moser et al., 2014].

Стабильная активность клеток решетки поддерживается независимо от визуальных стимулов и сохраняется даже в темноте. С другой стороны, было показано, что активность клеток решетки может поддерживаться исключительно визуальным входом [Killian et al., 2012]. Активность клеток решетки возникает практически сразу после попадания животного в новую среду. Исходя из этого факта предполагается, что система клеток решетки не требует обучения (адаптации к новой среде).

При смене визуальных ключей или в новой обстановке шаг решетки для клетки решетки и активность клетки решетки остаются неизменными [Hafting et al., 2005], а ориентация и фаза привязываются к новой системе пространственных координат.

Функциональные взаимоотношения клеток места и клеток решетки остаются неясными. С одной стороны, логично было бы предположить, что активность клеток места являются следствием активности клеток решетки, поскольку клетки места представляют более высокоуровневое представление пространства. В пользу этой точки зрения говорит тот факт, что звездчатые нейроны 2/3 слоя ЭК дают проекции в гиппокамп в составе перфорирующего пути к пирамидальным нейронам CA1 и CA3 напрямую, а также через зубчатую фасцию. Таким образом, можно думать, что клетки решетки напрямую возбуждают клетки места. Однако, с другой стороны, имеется много данных, свидетельствующих о том, что активность клеток места, наоборот, является ведущей по отношению к активности клеток решетки. Вторую точку зрения поддерживают данные о том, что проекции из гиппокампа приходят в глубокие слои ЭК, нейроны которых в свою очередь посылают сигналы во второй слой. Кроме того, показано, что в онтогенезе клетки решетки развиваются последними, в частности, у крыс на 17–20 день постнатального развития, когда все остальные нейронные системы, связанные с навигацией (клетки поворота головы, клетки границ и клетки места), уже сформированы [Wills and Cacucci, 2014]. Наконец, известно, что при блокаде активности в гиппокампе клетки решетки теряют свою активность [Bonnievie et al., 2013].

2.6.6. Модели ориентации

Построение математических моделей ориентации в пространстве является одним из наиболее популярных и перспективных направлений исследований, ориентированных как на нейробиологические и медицинские приложения, так и на робототехнику. Результаты О'Кифа и Мозеров придали этим исследованиям мощный импульс, породивший сотни публикаций. Опубликованные работы касаются следующих тем. Как клетки места и клетки решетки используются для ориентации и поиска

цели? Какую роль в системе ориентации играет колебательная нейронная активность? Как возникает и какую роль играет фазовая прецессия? Как взаимодействуют клетки места, клетки решетки и другие элементы системы ориентации? Каковы нейронные механизмы обучения животного или робота ориентации в новом пространстве? Связана ли пространственная память с какими-то специальными механизмами запоминания или одни и те же механизмы используются для любых форм эпизодической памяти?

Данный обзор не претендует на сколько-нибудь полное освещение этих модельных работ. Мы ограничимся лишь небольшим числом примеров, которые должны дать общее представление о математических задачах, возникающих в данной области.

2.6.6.1. Модель ориентации в водном лабиринте

Одной из экспериментальных парадигм, используемых в исследованиях по пространственному обучению и памяти, является водный лабиринт Морриса [D'Hooge and De Deyn, 2001], представляющий собой бассейн, заполненный непрозрачной водой. В бассейне имеется скрытая под водой платформа. Цель эксперимента состоит в том, чтобы опущенное в воду животное (крыса или мышь – эти животные умеют плавать, но водная среда воспринимается ими как враждебная) научилось находить эту платформу (пользуясь пространственными ориентирами) и спастись на ней. Имеется большое количество экспериментальных данных относительно процесса обучения и его нарушений при различных патологиях мозга.

В работе [Krichmar et al., 2005] предложена робототехническая модель Дарвин X, обучающаяся находить скрытую платформу (рис. 2.21). Дарвин X перемещается по твердой поверхности, но его зрительная система не позволяет ему видеть "скрытую" платформу. Он ее

обнаруживает только тогда, когда находится на платформе или в непосредственной близости от нее. Ориентируется робот по цветным панелям, расположенным вдоль границ "бассейна".

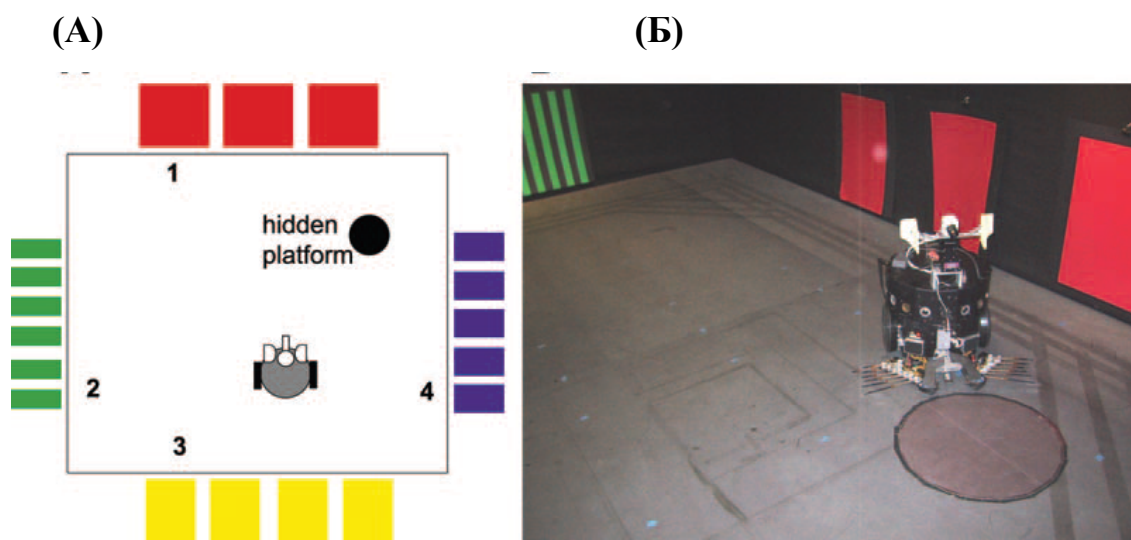


Рис. 2.21. Робототехническая модель ориентации в водном лабиринте Морриса. **А.** Схематическое изображение "бассейна" со скрытой платформой (hidden platform), в котором перемещается робот. Цифрами обозначены различные точки начала движения. **Б.** Фотография робота и окружающего пространства [Krichmar et al., 2005].

Особенность модели в том, что в ней достаточно подробно и биологически правдоподобно воспроизведены основные структуры мозга, задействованные при обработке зрительной информации у животных. Информация обрабатывается в двух каналах ("Где" и "Что"), а гиппокамп играет роль координатора навигации и места хранения рабочей памяти. Обучается Дарвин X путем изменения силы связей между нейронами коры и гиппокампа, а также в самом гиппокампе.

Замечательный и неожиданный результат экспериментов с моделью состоит в том, что при обучении в ее "гиппокампе" в поле CA1 сформировались клетки места (рис. 2.22). Это не было запланировано заранее в конструкции нейронной сети робота и, по-видимому, является естественным следствием обучения пространственной ориентации в

искусственной системе с биологически правдоподобной архитектурой взаимодействия гиппокампа и коры.

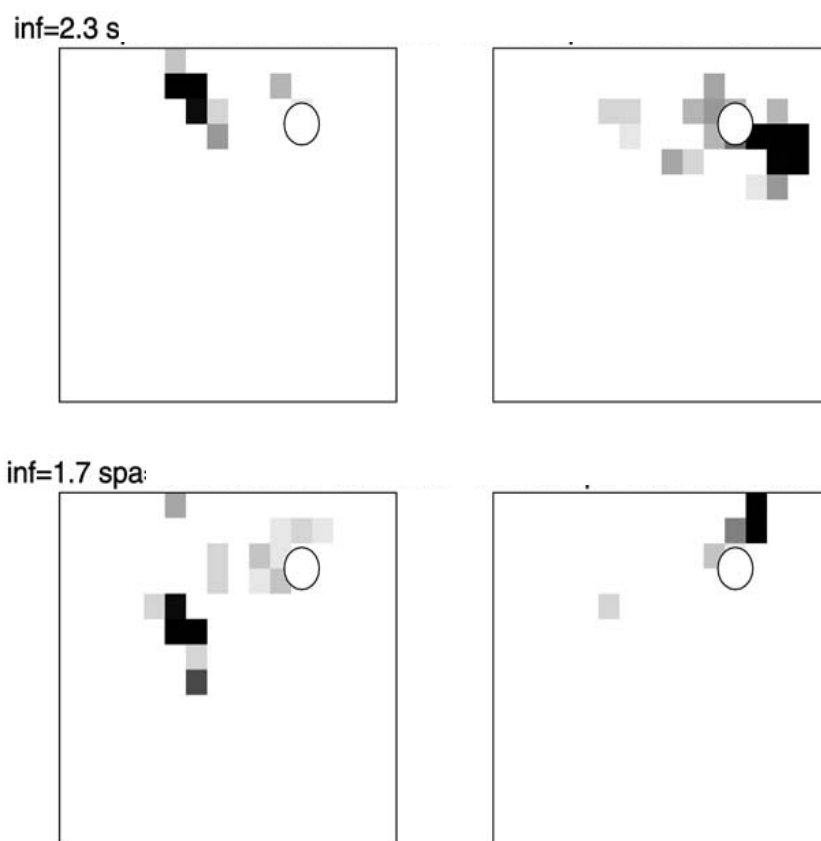


Рис. 2.22. Активность клеток места в поле CA1 "гиппокампа" Дарвина X. Показана активность четырех нейронов при прохождении робота через их поля места. Один пиксель на изображении соответствует одному квадратному футу физического пространства. Активность нейронов изображена в виде градаций серого (максимальной активности соответствует черный цвет). Круг показывает положение платформы [Ponulak and Hopfield, 2013].

2.6.6.2. Модель целенаправленного поиска

Идея использовать синаптическую потенциацию между клетками места для осуществления целенаправленного поиска была реализована в виде математической модели в работе [Ponulak and Hopfield, 2013]. В этой модели предложена схема обучения животного, которая позволяет ему находить целевой объект (например, кормушку). Предполагается, что синаптические связи между клетками места с пересекающимися полями

места сформированы заранее, так что задача обучения состоит в усилении определенных синаптических связей в графе связей между клетками места.

Эта задача решается методом, напоминающим динамическое программирование, согласно которому для нахождения оптимального пути в графе надо двигаться от конца к началу, то есть начать с целевой вершины и двигаться последовательно к все более удаленным от нее окрестностям до тех пор, пока процесс не дойдет до начальной вершины. В терминах модели эта процедура реализуется следующим образом.

В результате исследовательского поведения животное обнаруживает целевой объект. В этот момент клетка места, в рецептивном поле которой находится целевой объект, посылает возбуждающий импульс на соседние клетки места (здесь термин "соседство" понимается как соседство в графе связей), те, в свою очередь, посылают импульсы на своих соседей и т.д. (рис. 2.23). Чтобы сформировать бегущую волну возбуждения и закрыть возможность распространения возбуждения "назад", вводится ограничение: клетка места после возбуждения становится на некоторое время неспособной к повторному возбуждению. Сформировавшаяся волна возбуждения постепенно удаляется от своего источника. Ее распространение заканчивается, когда она пройдет через все клетки места или ее дальнейшему распространению будет препятствовать барьер из клеток, на время потерявших способность к возбуждению.

Правило изменения величины синаптических связей формулируется следующим образом. Синаптическая связь увеличивается, если она идет от клетки, которой только что достигла волна возбуждения, к клетке, откуда эта волна возбуждения пришла. В результате в графе связей между клетками места формируется векторное поле усиленных синаптических связей (рис. 2.24). Это поле и "подсказывает" животному, в каком направлении двигаться, чтобы из любого начального положения достичь целевого объекта. Надо двигаться по направлению, указываемому векторным полем усиленных синаптических связей.

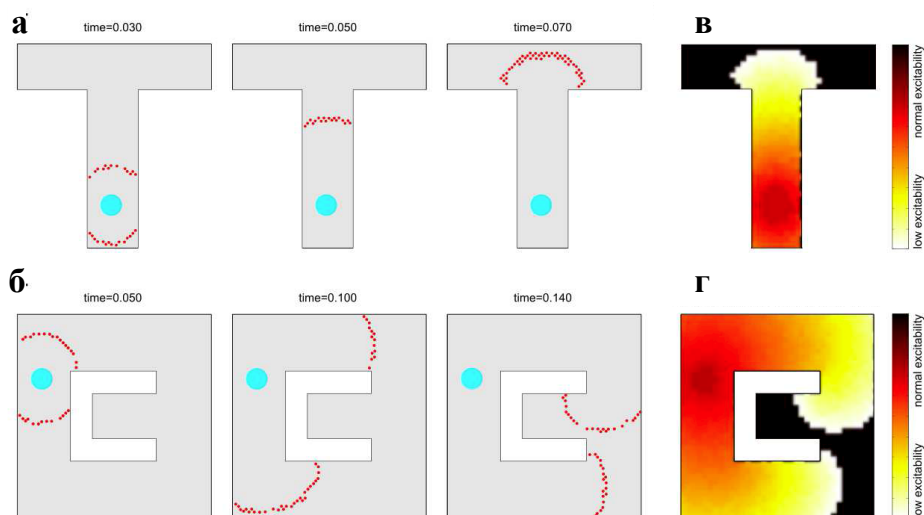


Рис. 2.23. Распространение волны возбуждения в модели Понулака-Хопфилда для лабиринтов с конфигурацией (а) и (б). Волна возбуждения (показана красным цветом) запускается от клетки места, в центре рецептивного поля которой находится целевой объект (кормушка – показана голубым цветом), и распространяется по всему лабиринту. Показано три положения волны возбуждения, соответствующие трем моментам времени. Рисунки (в) и (г) показывают, сколько времени прошло с момента последнего возбуждения клетки. Черным цветом показаны клетки, до которых волна возбуждения еще не дошла. Эти клетки возбуждаются без ограничения. Другие цвета (от белого к красному) показывают способность клетки к новому возбуждению (красный цвет – максимальная способность, белый цвет – отсутствие способности) [Ponulak and Hopfield, 2013].

Выше была описана лишь простейшая стратегия навигации в рамках модели Понулака-Хопфилда. На самом деле, эта модель в определенной степени работоспособна и в условиях множественных целей, и при наличии шумов в работе нейронов, и при изменении контекста (окружающей обстановки). Эти детали можно найти в самой публикации авторов [Ponulak and Hopfield, 2013].

2.6.7. Обсуждение

Несмотря на свои сравнительно небольшие размеры и сравнительно простую морфологию, гиппокамп является одной из самых загадочных

структур мозга. Находясь в вершине иерархии процессов обработки информации, гиппокамп принимает участие в таких разнообразных видах активности как консолидация памяти, в том числе пространственной, детекция новизны стимулов, формировании сложных условных рефлексов. В организации этой деятельности важную роль играют гамма и тета-ритмы. Последний, будучи сгенерирован в МСО, проецируется оттуда в гиппокамп и играет важную организующую роль во многих процессах обработки информации, в том числе в ориентации животного в пространстве.

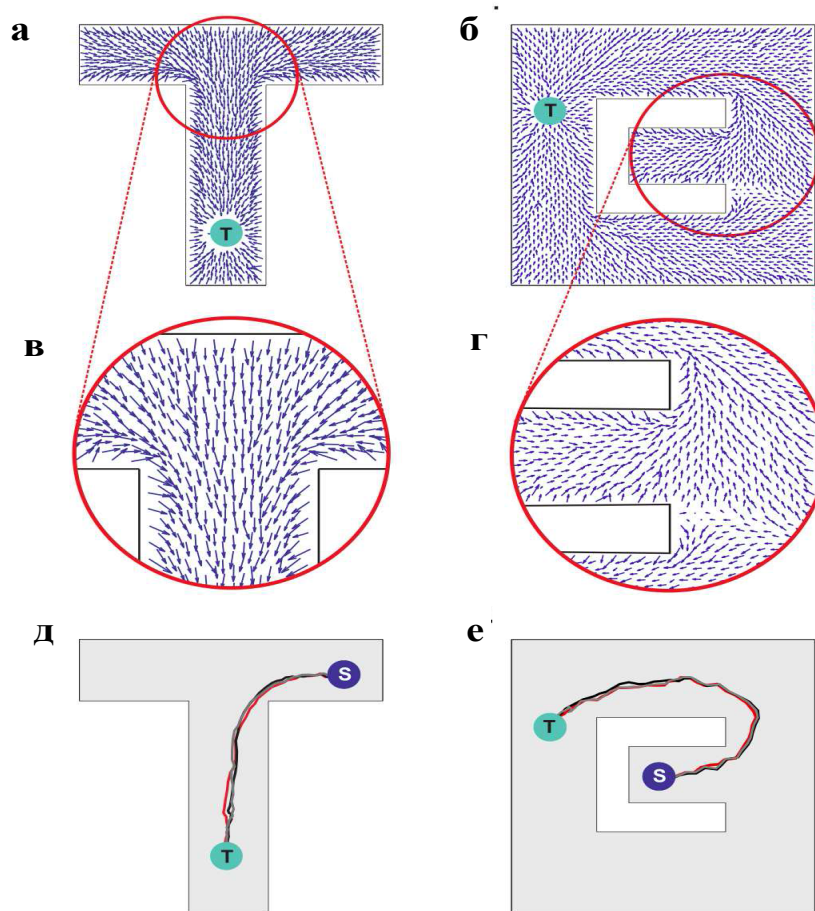


Рис. 2.24. Синаптические векторные поля, формируемые волной возбуждения, и траектория навигации животного в лабиринтах, показанных на рис. 2.23. S – стартовое положение, T – целевое (финальное) положение: (а), (б) – векторные поля, (в), (г) – увеличенное изображение векторных полей, (д), (е) – траектория движения [Ponulak and Hopfield, 2013].

В настоящее время накоплен богатый набор моделей, реализующих те или иные аспекты функционирования гиппокампа и прилегающих структур. Участие гиппокампа в запоминании положений животного в пространстве является частным случаем традиционной задачи запоминания последовательностей с помощью нейронных сетей. В связи с этим можно предполагать, что осцилляторные механизмы ориентации в пространстве, наиболее хорошо изученные на примере клеток места в гиппокампе, являются достаточно универсальными и пригодны в общем случае для запоминания произвольных временных последовательностей. Как будет показано в дальнейшем, осцилляторная динамика и синхронизация позволяют решить (по крайней мере, частично) одну из известных задач в теории – вспоминание последовательности в случае неоднозначности ее продолжения.

2.7. Выводы

1. Колебательная активность и синхронизация нейронной активности сопровождают многие когнитивные функции и являются гипотетической основой реализации этих функций. Выяснение, каковы потенциальные возможности этих механизмов и как они согласуются с экспериментальными данными, является одной из основных целей моделирования когнитивных функций.

2. Имеется большое количество моделей с осцилляторной динамикой, реализующих те или иные когнитивные функции. Возникает вопрос о возможности универсального подхода к моделированию широкого спектра когнитивных функций. Для этого необходимо предложить соответствующий математический аппарат и продемонстрировать возможность его аналитического исследования и эффективного использования в вычислительных экспериментах.

3. В качестве такого аппарата предлагается использовать фазовые осцилляторы (обобщенные фазовые осцилляторы), которые уже успешно применялись при моделировании эффектов синхронизации в различных областях естественных наук. Фазовые осцилляторы полезны тем, что позволяют редуцировать большие ансамбли нейронов до простых осцилляторных элементов, что значительно облегчает исследование сложных динамических взаимодействий в осцилляторных системах.

4. С точки зрения архитектуры нейронных сетей для реализации когнитивных функций особое внимание заслуживает архитектура с ЦУЭ. Именно в такой архитектуре наиболее эффективно реализуется принцип ППВ, являющийся универсальным для многих когнитивных функций. Архитектуры с ЦУЭ до недавнего времени не были в фокусе внимания специалистов по моделированию, поэтому исследование их возможностей представляет собой новый фронт исследований.

5. Наблюдаемая во многих экспериментах модуляция амплитуды колебаний в зависимости от задач селекции входной информации естественным образом может быть реализована на принципах резонанса: нейронный ансамбль, работающий синхронно с ЦУЭ, увеличивает свою амплитуду (и усиливает взаимодействие с ЦУЭ), в то время как активность других ансамблей (и возможность их влияния на ЦУЭ) подавляется до низкого уровня.

6. Реализация памяти в нейронных сетях обычно осуществляется путем адаптации синаптических связей. Другим видом адаптации является изменение параметров самих элементов нейронной сети. Этот тип адаптации редко используется при моделировании. Мы покажем, что для ОНС адаптация собственной частоты осцилляторов является эффективным способом организации синхронного взаимодействия между ЦУЭ и периферическими элементами сети.

ГЛАВА 3. МАТЕМАТИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ ТЕОРИИ СЕТЕЙ ФАЗОВЫХ ОСЦИЛЛЯТОРОВ С ЦЕНТРАЛЬНЫМ ЭЛЕМЕНТОМ

Фазовые осцилляторы были предложены Йошики Курамото в 1975 году [Kuramoto, 1975; Kuramoto, 1984] для описания синхронизации в колебательных системах. С тех пор они нашли применение в различных областях физики, химии и биологии. Фазовые осцилляторы используются для моделирования массивов джозефсоновских контактов [Wiesenfeld et al., 1998], колебаний "ароматов" нейтрино [Pantaleone, 1998], массивов полупроводниковых лазеров [Kozyreff et al., 2000], взаимодействующих магнитных систем [Ritort, 1998], нейробиологических систем [Ermentrout and Kopell, 1994; Nishii, 1999; Neltner and Hansel, 2001; Cumin and Unsworth, 2007; Breakspear et al., 2010]. Одной из причин широкого использования модели Курамото является тот факт, что к ней сводятся многие системы слабо взаимодействующих осцилляторов [Hoppensteadt and Izhikevich, 1997]. Осцилляторы модели Курамото называются фазовыми, поскольку их динамика описывается одной переменной – фазой колебаний. Фазовым осцилляторам посвящены обзоры [Strogatz, 2000; Pikovsky et al., 2001; Acebron et al., 20005; Arenas et al., 2008]. Обзоры приложений фазовых осцилляторов к нейробиологии можно найти в работах [Борисюк и др., 1992; Борисюк и др., 2002].

Традиционно модель Курамото описывается следующими уравнениями:

$$\frac{d\theta_i}{dt} = \omega_i + \sum_{j=1}^n K_{ij} f(\theta_j - \theta_i), \quad i = 1, \dots, n, \quad (3.1)$$

где θ_i - фаза i -го осциллятора, ω_i - собственная частота осциллятора, f – функция взаимодействия между осцилляторами, нечетная, периодическая (как правило, используется $f(x) = \sin(x)$), K_{ij} – параметр связи, задающий силу воздействия j -го осциллятора на i -й осциллятор. При отсутствии взаимодействия между осцилляторами они работают с частотой ω_i . В

общем случае текущая частота осциллятора равна производной от его фазы $\frac{d\theta_i}{dt}$.

Уравнения (3.1) описывают систему с глобальным взаимодействием осцилляторов (все-на-всех). Помимо этого рассматривают модели с другими архитектурами связей, например, с локальными связями в k -мерном пространстве [Daido, 1988] или связями на кольце или торе [Radicchi and Meyer-Ortmanns, 2005; Panaggio and Abrams, 2015]. Более общая модель, в которую дополнительно входят фазовые сдвиги, имеет вид

$$\frac{d\theta_i}{dt} = \omega_i + \sum_{j=1}^n K_{ij} f(\theta_j - \theta_i - \alpha_{ij}), \quad i = 1, \dots, n,$$

и называется моделью Курамото-Сакагучи [Sakaguchi and Kuramoto, 1986]. К уравнениям также может быть добавлена шумовая компонента.

Для исследования синхронизации в модели Курамото вводится параметр порядка R , который находится из уравнения

$$R e^{i\psi} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n e^{i\theta_j} .^1$$

Чем больше величина R , тем более синхронизованной является система. Если все осцилляторы синфазны, тогда $R = 1$. Фаза ψ является статистическим усреднением фаз θ_i .

Большинство результатов относительно синхронизации фазовых осцилляторов получено для сетей с глобальными или локальными связями. Системы с центральным элементом долгое время оставались вне поля зрения исследователей. Публикации на эту тему появились в основном в последние годы [Belykh and Hasler, 2005; Omelchenko et al., 2005; Sorrentino et al., 2006; Huang and Pipa, 2007; Marvel et al., 2009; Rutishauser and Douglas, 2009; Frasca et al., 2012; Vlasov et al., 2015], в определенной мере стимулированные нашими более ранними работами.

¹ В этой формуле $i = \sqrt{-1}$

В данной главе будут описаны результаты по математической теории фазовых осцилляторов с центральным элементом, которые лежат в основе построения ряда моделей главы 4.

3.1. Синхронизация в сети фазовых осцилляторов с центральным элементом

Результаты данного раздела опубликованы в статьях [Borisyuk and Kazanovich, 2003; Kazanovich and Borisyuk, 2003].

3.1.1. Описание модели

Рассмотрим сеть фазовых осцилляторов Курамото-Сакагучи с центральным элементом. Все взаимодействия в этой системе осуществляются только через ЦО. Ниже будут описаны два типа синхронизации, которые могут возникнуть в такой системе: 1) полная синхронизация, когда все осцилляторы работают с одной и той же частотой, и 2) частичная синхронизация, когда часть осцилляторов работает синхронно с ЦО, а остальные осцилляторы работают несинхронизованно. Тип синхронной активности определяется параметрами системы – величинами собственных частот осцилляторов и силами взаимодействия между осцилляторами. Заметим, что, в отличие от традиционной модели Курамото, рассматриваемая система обладает способностью перестраивать паттерн синхронизации в зависимости от собственной частоты центрального осциллятора.

Модель описывается уравнениями

$$\frac{d\theta_0}{dt} = \omega_0 + \frac{A}{n} \sum_{j=1}^n \sin(\theta_j - \theta_0 + \gamma), \quad (3.2)$$

$$\frac{d\theta_i}{dt} = \omega_i + B \sin(\theta_0 - \theta_i + \delta), \quad i = 1, \dots, n, \quad (3.3)$$

где θ_k ($k = 1, \dots, n$) - фазы осцилляторов, ω_k - собственные частоты осцилляторов, A и B - параметры связи (взаимодействия), γ и δ - фазовые сдвиги. Уравнение (3.2) описывает динамику ЦО. Осцилляторы, описываемые уравнением (3.3), называются периферическими осцилляторами (ПО). Без потери общности можно считать, что $A > 0, B > 0, \delta = 0$. Параметр γ может принимать как положительные (фазовое опережение), так и отрицательные (фазовое запаздывание) значения.

Переходя к фазовым разностям $\varphi_i = \theta_0 - \theta_i$, систему (3.2)-(3.3) можно записать как

$$\frac{d\varphi_i}{dt} = \mu_i - B \sin \varphi_i - \frac{A}{n} \sum_{j=1}^n \sin(\varphi_j - \gamma), \quad (3.4)$$

где $\mu_i = \omega_0 - \omega_i$. Динамика системы, эквивалентной (3.4), при условии идентичных собственных частот рассматривалась в случаях $\gamma = 0$ [Wiesenfeld and Hadley, 1988; Tsang et al., 1991; Swift et al., 1992] и $\gamma \neq 0$ [Golomb et al., 1992] применительно к моделированию массивов джозефсоновских контактов. В частности, работа [Golomb et al., 1992] содержит обоснование для включения в уравнения динамики фазового сдвига для аппроксимации несинусоидальных функций взаимодействия. В биологических приложениях фазовый сдвиг (фазовая задержка) может также отражать временное запаздывание в исходной осцилляторной системе предельного цикла [Izhikevich, 1998]. В дальнейшем нас будет интересовать случай неидентичных собственных частот как имеющий более реальный смысл в нейробиологических приложениях.

Роль ЦО в уравнениях (3.2)-(3.3) сходна с ролью параметра порядка в традиционной модели Курамото, но явное описание общего поля в виде ЦО приводит к радикальному уменьшению числа связей ($2n$ вместо n^2) и упрощает анализ модели.

Будем предполагать, что число ПО n велико (это в большинстве случаев соответствует нейробиологической реальности), а собственные частоты ПО случайно и равномерно распределены в интервале (a, b) . Последнее условие не является принципиальным и может быть заменено на другие распределения собственных частот с соответствующими изменениями в аналитических преобразованиях.

3.1.2. Полная синхронизация

Рассмотрим режим, при котором все осцилляторы (3.2)-(3.3) работают с одной и той же фиксированной текущей частотой,

$$\frac{d\theta_i}{dt} = \omega, \quad (i = 0, 1, \dots, n). \quad (3.5)$$

Такой режим называется *полной синхронизацией*. (Отметим, что здесь и дальше в этом параграфе под синхронизацией понимается одинаковость частот, фазы осцилляторов могут быть различными). При условии (3.5) уравнения (3.2)-(3.3) можно записать как

$$\omega = \omega_0 + \frac{A}{n} \sum_{i=1}^n \sin(-\varphi_i + \gamma), \quad (3.6)$$

$$\omega = \omega_i + B \sin(\varphi_i), \quad i = 1, \dots, n, \quad (3.7)$$

Из (3.6)-(3.7) можно получить уравнение для определения величины ω путем исключения переменной φ_i .

Будем рассматривать только решения, для которых $\varphi_i \in (-\pi/2, \pi/2)$. Используя (3.7), уравнение (3.6) можно преобразовать к виду

$$\omega = \omega_0 - \frac{A \cos \gamma}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{\omega - \omega_i}{B} \right) + \frac{A \sin \gamma}{n} \sum_{i=1}^n \left(\sqrt{1 - \left(\frac{\omega - \omega_i}{B} \right)^2} \right). \quad (3.8)$$

В пределе $n \rightarrow \infty$ заменим каждую сумму в (3.8) на среднее значение. Это дает

$$\frac{\omega - \omega_0}{A} = -\frac{\cos \gamma}{B}(\omega - \bar{\omega}) + \frac{\sin \gamma}{(b-a)} \int_a^b \sqrt{1 - \left(\frac{\omega - x}{B}\right)^2} dx, \quad (3.9)$$

где

$$\bar{\omega} = \frac{a+b}{2}.$$

Наконец из (3.9) получаем окончательное уравнение для ω :

$$\frac{\omega - \omega_0}{A} = -\frac{\cos \gamma}{B}(\omega - \bar{\omega}) - \frac{B \sin \gamma}{2(b-a)} \left(f\left(\frac{\omega - b}{B}\right) - f\left(\frac{\omega - a}{B}\right) \right), \quad (3.10)$$

где

$$f(x) = \arcsin x + x\sqrt{1-x^2}.$$

Функция

$$F(\omega) = f\left(\frac{\omega - b}{B}\right) - f\left(\frac{\omega - a}{B}\right) \quad (3.11)$$

определена для $B > \frac{b-a}{2}$ на отрезке $[b-B, a+B]$ и выпукла вниз.

Решение уравнения (3.10) является результатом пересечения выпуклой функции

$$y_1(\omega) = \frac{B \sin \gamma}{2(b-a)} F(\omega) \quad (3.12)$$

и прямой

$$y_2(\omega) = -\left(\frac{1}{A} + \frac{\cos \gamma}{B}\right)\omega + \left(\frac{\omega_0}{A} + \frac{\cos \gamma}{B}\bar{\omega}\right). \quad (3.13)$$

Поэтому при фиксированных значениях параметров уравнение (3.10) имеет не более двух решений.

Если ω – известное решение уравнения (3.10), то из (3.7) получаем разности фаз

$$\varphi_i = \arcsin\left(\frac{\omega - \omega_i}{B}\right) \quad (3.14)$$

между ЦО и ПО, соответствующие стационарному решению уравнения (3.4).

На рис. 3.1 представлены результаты численного решения уравнения (3.10) для различных значений параметров. Для определенности, во всех вычислениях полагаем $a = -1, b = 1$. Вычисления показали, что хорошее качество аппроксимации обеспечивается уже при $n \geq 20$, поэтому вычисления проводились при $n = 20$.

Как следует из (3.7), полная синхронизация может иметь место только в интервале частот $\omega \in (b - B, a + B)$. Этот факт согласуется с условием определенности функции (3.11). Это объясняет, почему кривые на рис. 3.1, соответствующие значениям $A = 4, 5, 6$, не могут быть продолжены на весь интервал возможных фазовых сдвигов. Например, для $A = 5$ интервалы $\gamma \in (-\pi; -2,94)$, $\gamma \in (1,62; \pi)$ не содержат точек пересечения (3.12) и (3.13). Это ограничение может также приводить к появлению двух изолированных ветвей решений (3.10), как это имеет место при $A = 6$.

Для $A = 5$ имеется два решения уравнения (3.10) для каждого значения γ в интервале $(-2,94; -2,84)$. В этом интервале имеются две точки пересечения (3.12) и (3.13), что приводит к появлению двух ветвей решений (3.10), исходящих из общей точки. На рис. 3.1 показаны как устойчивые, так и неустойчивые значения частот полной синхронизации. Устойчивость режима проверялась численно, путем вычисления собственных значений характеристической матрицы для системы (3.4) в точке (3.14). Например, в точке $\gamma = -2,9$, $\omega = -1,17$, расположенной на сплошной части кривой, соответствующей значению $A = 5$, максимальное собственное значение отрицательно, $\lambda_{\max} = -0,42$. Наоборот, в точке $\gamma = -2,91$, $\omega = 2,81$, расположенной на пунктирной части той же кривой, максимальное собственное значение положительно, $\lambda_{\max} = 0,56$. Неустойчивые решения не появляются при $A \leq 4$, поскольку кривые, соответствующие этим случаям, не имеют изолированных ветвей или точек поворота.

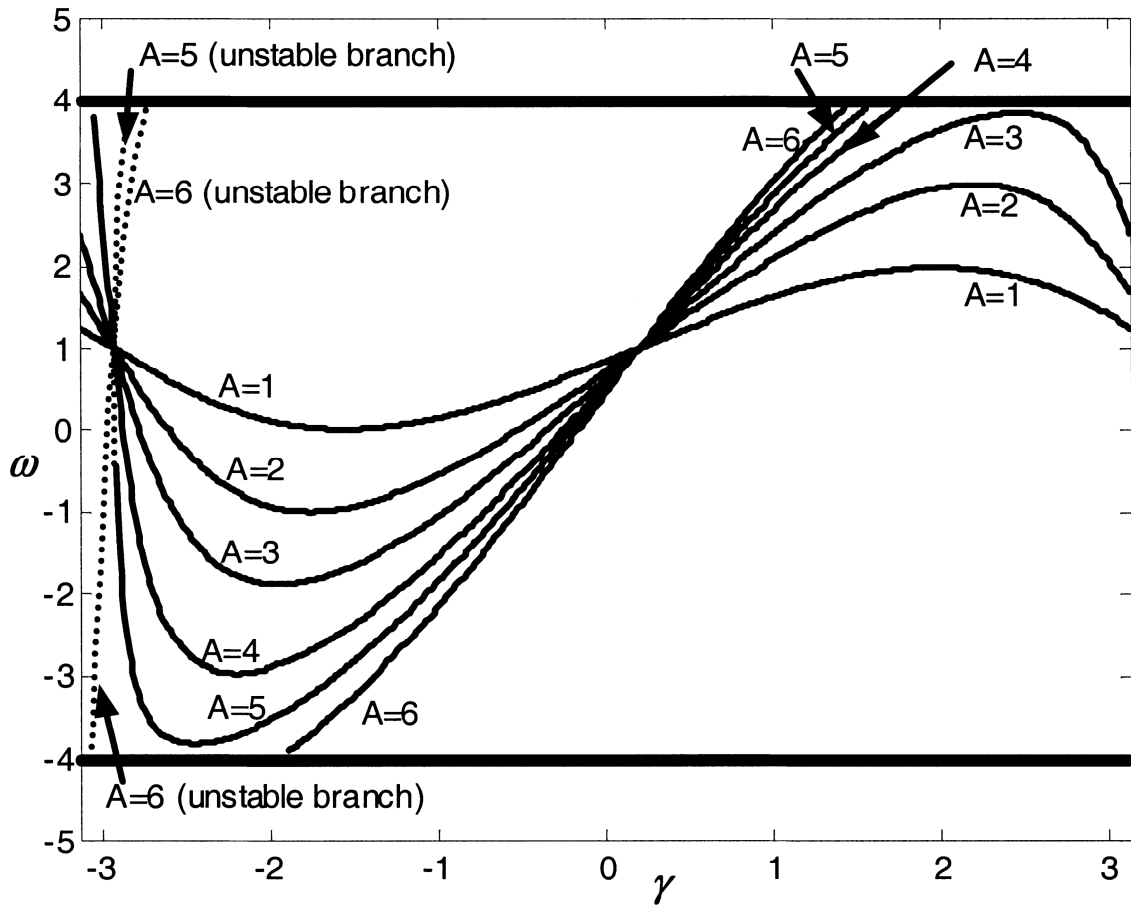


Рис. 3.1. Частота полной синхронизации как функция фазового сдвига для различных значений силы связи A . Сплошные и пунктирные линии соответствуют устойчивым и неустойчивым режимам полной синхронизации. Жирные горизонтальные линии ограничивают область существования полной синхронизации. Значения параметров: $\omega_0 = 1, B = 5$.

Стоит отметить, что на рис. 3.1 имеются две точки, в которых пересекаются все кривые. Эти точки соответствуют таким значениям γ , что частота полной синхронизации совпадает с ω_0 (при фиксированных значениях параметров A и B). Соответствующие значения γ могут быть получены из уравнения (3.10) и описываются формулой

$$\operatorname{tg} \gamma = -\frac{2(\omega_0 - \bar{\omega})(b - a)}{B^2 F(\omega_0)}.$$

Из (3.10) видно, что в этом случае частота синхронизации не зависит от A .

3.1.3. Частичная синхронизация

Будем говорить, что ПО частично синхронизован с ЦО, если существует константа C такая, что для любого момента времени t имеет место неравенство

$$|\theta_0(t) - \theta_i(t)| < C.$$

Будем также говорить, что система фазовых осцилляторов работает в режиме *частичной синхронизации*, если по меньшей мере один (но не все) ПО частично синхронизован с ЦО. Важный факт, демонстрируемый массивными компьютерными экспериментами, состоит в том, что при больших n текущая частота ЦО в режиме частичной синхронизации варьирует в небольшом диапазоне около некоторой величины ω . Это происходит благодаря усреднению влияния на ЦО тех ПО, которые не синхронны (частично) с ЦО (рис. 3.2). Основываясь на этом наблюдении, аппроксимируем текущую частоту ЦО в режиме частичной синхронизации константой ω . Подставим ωt вместо θ_0 в (3.2)-(3.3). Это позволит получить уравнение для определения ω .

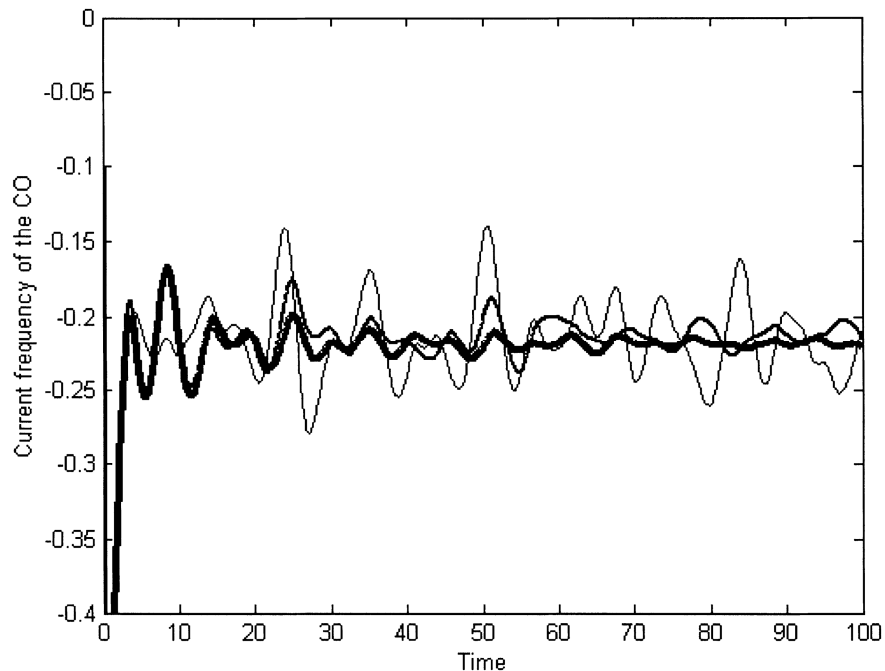


Рис. 3.2. Текущая частота ЦО как функция времени для различных величин n : $n=10^2$ (тонкая кривая), $n=10^3$ (кривая средней толщины), $n=2 \cdot 10^4$ (жирная кривая). Значения параметров: $\omega_0 = -0,1$, $A = 0,5$, $B = 0,3$, $\gamma = \pi/2$.

Разделим множество ПО на две группы S и N , для которых выполняются следующие неравенства:

$$|\omega - \omega_i| \leq B, \quad i \in S, \quad (3.15)$$

$$|\omega - \omega_i| > B, \quad i \in N. \quad (3.16)$$

В случае (3.15) ПО будет работать в режиме частичной синхронизации с ЦО на частоте ω . В случае (3.16) ПО не будет синхронизован с ЦО.

Чтобы получить уравнение для ω , найдем средние значения (за период) функций

$$h_i^1(t) = \sin(\omega t - \theta_i(t)),$$

$$h_i^2(t) = \cos(\omega t - \theta_i(t))$$

при условии (3.16).

Введем переменную $\eta_i = \omega t - \theta_i(t)$. Напомним, что мы положили $\delta = 0$, и перепишем уравнение (3.3) в форме:

$$\frac{d\theta_i}{dt} = \omega - \omega_i - B \sin(\eta_i).$$

Функция

$$f(\eta_i) = \omega - \omega_i - B \sin(\eta_i)$$

2 π -периодическая. В силу (3.16) $f(\eta_i) > 0$ при $\omega > \omega_i$ и $f(\eta_i) < 0$ при $\omega < \omega_i$. В обоих случаях среднее значение $d\eta_i / dt$ за период равно

$$\left\langle \frac{d\eta_i}{dt} \right\rangle = \frac{2\pi}{\int_0^{2\pi} \frac{ds}{f(s)}} = \operatorname{sgn}(\omega - \omega_i) \sqrt{(\omega - \omega_i)^2 - B^2}.$$

Отсюда получаем

$$\left\langle h_i^1(t) \right\rangle = \frac{1}{B} \left(\omega - \omega_i - \operatorname{sgn}(\omega - \omega_i) \sqrt{(\omega - \omega_i)^2 - B^2} \right). \quad (3.17)$$

Рассмотрим теперь $h_i^2(t)$. Производная от (3.3) по t дает

$$\frac{d^2\theta_i}{dt^2} = B \cos(\omega t - \theta_i) \left(\omega - \frac{d\theta_i}{dt} \right).$$

Обозначим через P период $d\theta_i/dt$, P также будет периодом для $d^2\theta_i/dt^2$.

Принимая во внимание, что при условии (3.16) выполняется неравенство

$$\left| \omega - \frac{d\theta_i}{dt} \right| > 0, \text{ получаем}$$

$$\langle h_i^2(t) \rangle = \frac{1}{BP} \int_0^P \frac{d^2\theta_i}{dt^2} dt = -\frac{1}{BP} \ln \left| \omega - \frac{d\theta_i}{dt} \right|_0^P = 0. \quad (3.18)$$

Теперь все готово для вывода уравнения для ω . Усредняя (3.2) по времени, имеем

$$\frac{\omega - \omega_0}{A} = R_S + \langle R_N \rangle, \quad (3.19)$$

где

$$R_S = \frac{1}{n} \sum_{i \in S} (-h_i^1(t) \cos \gamma + h_i^2(t) \sin \gamma), \quad R_N = \frac{1}{n} \sum_{i \in N} (-h_i^1(t) \cos \gamma + h_i^2(t) \sin \gamma). \quad (3.20)$$

По определению, $R_S = 0$, если $S = \emptyset$, и $R_N = 0$, если $N = \emptyset$.

В силу того, что ПО в S работают синхронно с ЦО, для вычисления R_S можно применить результаты, полученные в предыдущем параграфе для частоты полной синхронизации. Единственная разница состоит в том, что полный набор ПО заменяется на множество S . Таким образом, получаем

$$R_S = -\frac{\cos \gamma}{B(b-a)} \int_S (\omega - x) dx + \frac{\sin \gamma}{(b-a)} \int_S \sqrt{1 - \left(\frac{\omega - x}{B} \right)^2} dx. \quad (3.21)$$

В (3.21) S обозначает интервал, в котором расположены собственные частоты осцилляторов из S .

В силу (3.17)-(3.18) имеем

$$\langle R_N \rangle = -\frac{\cos\gamma}{Bn} \left(\sum_{i \in N} (\omega - \omega_i) - \sum_{i: \omega - \omega_i > B} \sqrt{(\omega - \omega_i)^2 - B^2} + \sum_{i: \omega_i - \omega < B} \sqrt{(\omega - \omega_i)^2 - B^2} \right). \quad (3.22)$$

При $n \rightarrow \infty$, подставляя в (3.22) вместо нормализованных сумм их средние значения, получаем

$$\langle R_N \rangle = -\frac{\cos\gamma}{B(b-a)} \int_N (\omega - x) dx + \frac{\cos\gamma}{b-a} \left(\int_{N_1} \sqrt{\left(\frac{\omega-x}{B}\right)^2 - 1} dx - \int_{N_2} \sqrt{\left(\frac{\omega-x}{B}\right)^2 - 1} dx \right) \quad (3.23)$$

где $N_1 = (a, b) \cap (-\infty, \omega - B)$, $N_2 = (a, b) \cap (\omega + B, \infty)$, $N = N_1 \cup N_2$

Подставляя значения R_S и $\langle R_N \rangle$ из (3.21)-(3.22) в (3.19), получаем

$$\begin{aligned} \frac{\omega - \omega_0}{A} = & -\frac{\cos\gamma}{B} (\omega - \bar{\omega}) + \frac{\sin\gamma}{b-a} \int_S \sqrt{1 - \left(\frac{\omega-x}{B}\right)^2} dx + \\ & \frac{\cos\gamma}{b-a} \left(\int_{N_1} \sqrt{\left(\frac{\omega-x}{B}\right)^2 - 1} dx - \int_{N_2} \sqrt{\left(\frac{\omega-x}{B}\right)^2 - 1} dx \right). \end{aligned} \quad (3.24)$$

Значения интегралов в (3.24) зависят от соотношения между интервалом (a, b) , в котором сосредоточены собственные частоты ПО, и интервалом $(\omega - B, \omega + B)$, в котором, в соответствии с (3.15), сосредоточены собственные частоты ПО из множества S . Рассмотрим случай $a < \omega - B < \omega + B < b$. (другие случаи рассматриваются аналогично). Тогда уравнение (3.24) принимает вид

$$\frac{\omega - \omega_0}{A} = -\frac{\cos\gamma}{B} (\omega - \bar{\omega}) + \frac{B\pi\sin\gamma}{2(b-a)} + \frac{B\cos\gamma}{2(b-a)} \left(g\left(\frac{\omega-a}{B}\right) - g\left(\frac{b-\omega}{B}\right) \right), \quad (3.25)$$

где

$$g(x) = x\sqrt{x^2 - 1} - \ln\left(x + \sqrt{x^2 - 1}\right).$$

Функция

$$G(\omega) = g\left(\frac{\omega - a}{B}\right) - g\left(\frac{b - \omega}{B}\right)$$

определена для $B < (b - a)/2$ на отрезке $[a + B, b - B]$.

На рис. 3.3 представлены графики частоты частичной синхронизации как функции фазового сдвига для различных значений B , полученные путем численного решения уравнения (3.25).

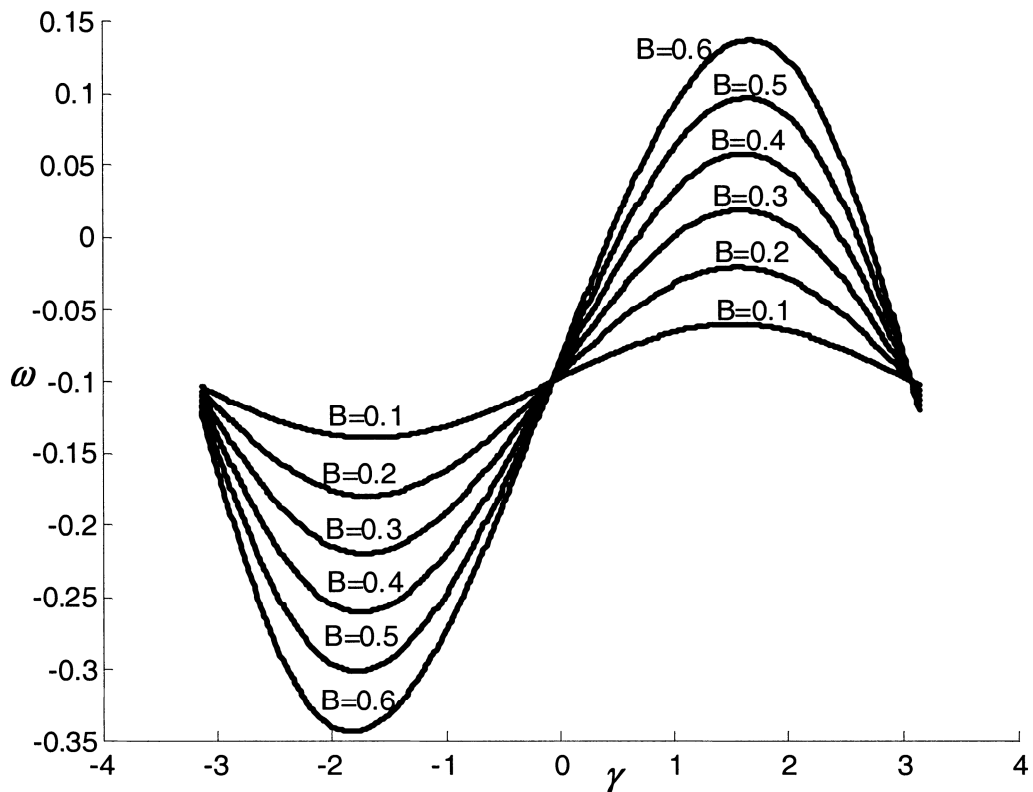


Рис. 3.3. Частота частичной синхронизации как функция фазового сдвига при различных значениях параметра взаимодействия B . Значения параметров системы: $\omega_0 = -0,1$, $A = 0,5$.

На рис. 3.4 показаны значения частоты частичной синхронизации, полученные в результате решения уравнения (3.25), и результаты определения той же частоты путем численного интегрирования системы (3.2)-(3.3).

При интегрировании системы начальная фаза ЦО устанавливалась равной 0, а начальные фазы ПО равномерно и случайно распределялись в интервале $(-\pi, \pi)$. Первые 50 единиц времени использовались как транзитный период, после которого наступала частичная синхронизация. В интервале времени от 50 до 100 единиц регистрировалась вариация

текущей частоты ЦО и определялись ее экстремальные значения. Вертикальные отрезки на рис. 4 показывают область вариации текущей частоты ЦО.

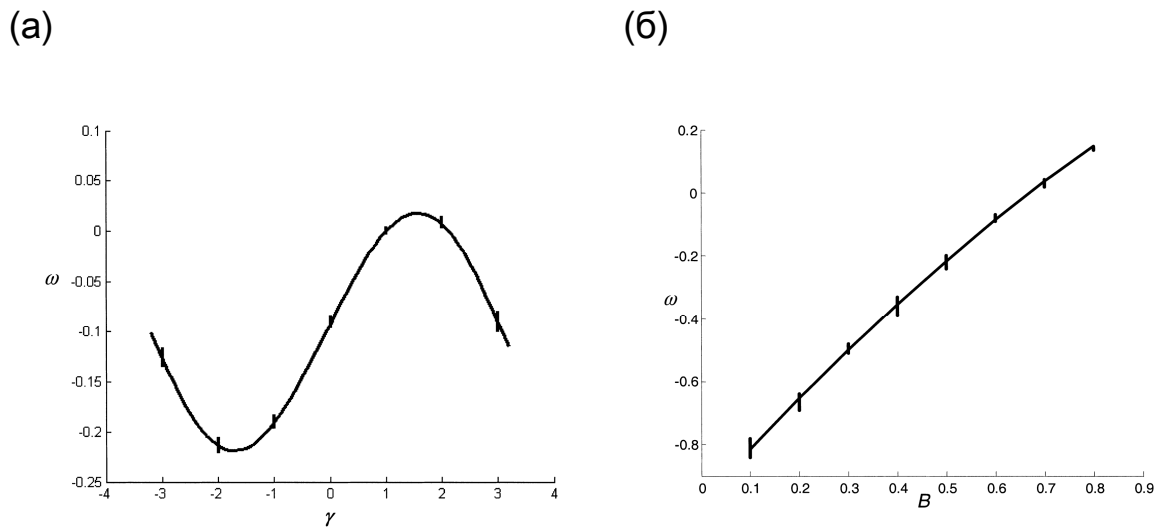
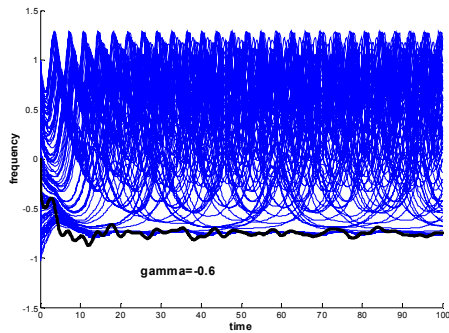


Рис. 3.4. Графики частоты частичной синхронизации: (а) частота частичной синхронизации как функция фазового сдвига; (б) частота частичной синхронизации как функция силы связи от ЦО к ПО. Сплошные кривые получены в результате численного решения уравнения (3.25). Вертикальные отрезки показывают области вариации текущей частоты ЦО, полученные путем решения уравнений (3.2)-(3.3) при $n = 10^5$. Значения параметров: (а) $A = 0,5$, $B = 0,3$, $\omega_0 = -0,1$; (б) $A = 2$, $\omega_0 = 1$, $\gamma = 0,4\pi$.

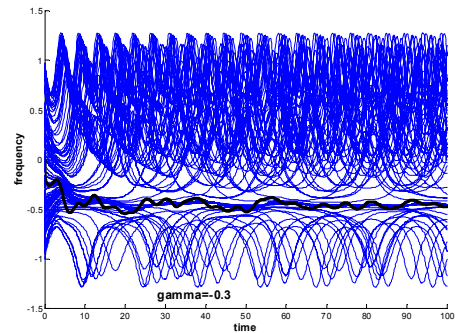
На рис. 3.4а показаны значения ω как функция фазового сдвига γ для тех же значений параметров модели, что и на одном из графиков на рис. 3.3 (случай $B = 0,3$). На рис. 3.4б показаны результаты вычислений, соответствующие другим параметрам модели. В обоих случаях видно, что аппроксимация решений на основании (3.25) хорошо соответствует точным значениям частичной синхронизации, полученным прямым интегрированием системы (3.2)-(3.3).

На рис. 3.5 показаны графики частот осцилляторов в зависимости от времени при разных значениях фазового сдвига в режиме частичной синхронизации. Из рисунка хорошо видно, что фазовый сдвиг может радикально изменять частоту синхронизации и, соответственно, набор ПО, вовлекаемый в частичную синхронизацию с ЦО.

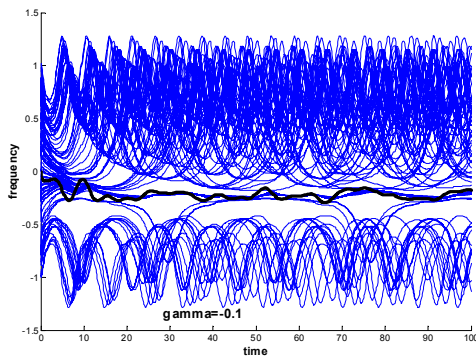
(a)



(б)



(в)



(г)

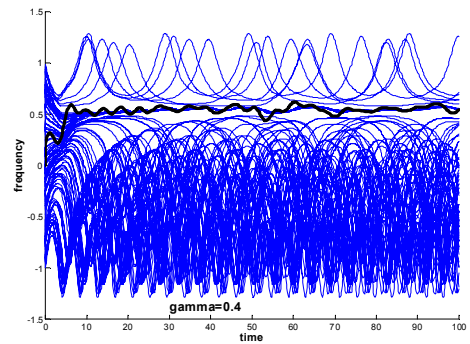


Рис. 3.5. Зависимость частоты частичной синхронизации и формирования множеств синхронизованных и несинхронизованных осцилляторов от фазового сдвига, (а) $\gamma = -0,6$; (б) $\gamma = -0,3$; (в) $\gamma = -0,1$; (г) $\gamma = 0,4$. Текущие частоты ПО показаны синим цветом, текущая частота ЦО показана жирной черной линией. Параметры системы: $A = 0,5$, $B = 0,3$, $a = -1$, $b = 1$, $\omega_0 = 0$, $n = 10^3$ (для рисунка из всего множества ПО случайным образом выбрано 100 осцилляторов). Начальные фазы ПО случайно и равномерно распределены в интервале $(-0,5, 0,5)$. Начальная фаза ЦО равна 0.

3.1.4. Обсуждение

Как видно из нашего анализа, поведение системы фазовых осцилляторов (3.2)-(3.3) при больших значениях n полностью описывается динамикой центрального элемента. В случае распределенных собственных частот ПО эта динамика может быть аналитически описана на основе

усреднения влияния на ЦО со стороны всех ПО. Введение фазового сдвига существенно изменяет частоту синхронизации и в случае частичной синхронизации может радикально изменить множество ПО, попадающих в синхронизацию с ЦО. Фазовый сдвиг может вообще разрушить частичную синхронизацию или сделать ее неустойчивой. Подходящий фазовый сдвиг может привести к полной синхронизации системы даже при очень малых значениях параметра взаимодействия A . В случае полной синхронизации установившаяся частота колебаний системы дает полную информацию о фазовых соотношениях между ПО и ЦО. Аналогичные соображения верны и для случая частичной синхронизации и относятся к группе S синхронизованных ПО, фазы которых относительно ЦО хотя и не постоянны, но меняются в небольших пределах.

Непрерывное распределение собственных частот ПО было существенно для нашего анализа. При наличии сингулярностей в распределении собственных частот ПО условие о том, что частота частичной синхронизации будет меняться в небольших пределах, может не выполняться, так как ЦО будет получать резкие возмущающие воздействия от одной из групп ПО (или даже от всех ПО). Динамика системы в одной из таких ситуаций, когда все собственные частоты ПО одинаковы, активно изучалась другими исследователями [Wiesenfeld and Hadley, 1988; Tsang et al., 1991; Golomb et al, 1992; Swift et al., 1992]. В частности, так называемый режим "карусели" ("merry-go-round") в распределении фаз φ_i для уравнения (3.4) был предметом специальных рассуждений.

Режим частичной синхронизации представляет весьма общее описание промежуточного состояния между полной синхронизацией системы и отсутствием синхронизации, когда система работает в многочастотном или хаотическом режиме. Режим частичной синхронизации до некоторой степени напоминает долговременную частотную синхронизацию (long-term frequency synchronization),

описанную Ацеброном и Шпиглером (Acebron and Spigler, 1998; Acebron and Spigler, 2000). Отличие состоит в том, что в модели Ацеброна-Шпиглера роль десинхронизирующего фактора играет внешний шум, тогда как в нашей модели "шум" производится внутренними средствами за счет тех ПО, которые не вошли в частичную синхронизацию с ЦО.

Наконец, стоит подчеркнуть, что полученные результаты дают потенциальную возможность для целенаправленного выбора параметров модели таким образом, чтобы обеспечить реализацию требуемого режима синхронизации, полной или частичной.

3.2. Анализ устойчивости режимов синхронизации в сетях фазовых осцилляторов с центральным элементом

Результаты данного раздела опубликованы в статьях [Бурилко и др., 2012; Burylko et al., 2012; Kazanovich et al., 2013].

В отличие от раздела (3.1), где в качестве функций взаимодействия использовалась функция $\sin(x)$, в данном разделе будет рассматриваться система фазовых осцилляторов с более общими функциями взаимодействия. Система имеет вид

$$\frac{d\theta_0}{dt} = \omega_0 + \sum_{i=1}^n f_i(\theta_i - \theta_0), \quad (3.26)$$

$$\frac{d\theta_i}{dt} = \omega_i + g(\theta_0 - \theta_i), \quad i = 1, \dots, n, \quad (3.27)$$

где $(\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_n) \in T^{n+1}$ - фазовые переменные на $(n+1)$ -мерном торе ($\theta_i \in [0, 2\pi)$), ω_i - собственные частоты осцилляторов, $f_i(x), g(x)$ - функции взаимодействия, нечетные, непрерывные, 2π -периодические. Из этих условий следует, что

$$g(0) = f_i(0) = g(\pi) = f_i(\pi) = 0, \quad i = 1, \dots, n. \quad (3.28)$$

В данном разделе будет рассматриваться случай осцилляторов с идентичными собственными частотами

$$\omega_0 = \omega_i = \omega, \quad i = 1, \dots, n. \quad (3.29)$$

Последующий анализ будет сосредоточен на изучении устойчивости различных режимов, при которых ПО конкурируют за синхронизацию с ЦО, при этом часть ПО синхронизируются с ЦО, а остальные ПО работают в противофазном режиме. Хотя исследование основывается на стандартной методологии проверки устойчивости стационарных точек, результат его далеко не очевиден. Для традиционной системы Курамото с глобальными связями эффект разделения множества осцилляторов на синфазные и противофазные популяции имеет место только при наличии разнородных (синхронизирующих - осцилляторы-"конформисты" и десинхронизирующих - осцилляторы-"нонконформисты") связей [Hong and Strogatz, 2011a; Hong and Strogatz, 2011b]. В системе с центральным элементом такое разбиение осцилляторов на две противофазные группы возможно при идентичных связях от ПО на ЦО. Более того, аналитическое описание данного режима позволяет конструировать системы с заданным числом осцилляторов в каждой группе.

Вычитая (3.26) из (3.27) получаем уравнение в разностях фаз $\varphi_i = \theta_i - \theta_0$:

$$\frac{d\varphi_i}{dt} = -g(\varphi_i) - \sum_{j=1}^n f_j(\varphi_j). \quad (3.30)$$

3.2.1. Сети из двух периферических осцилляторов

В данном разделе ограничимся функциями взаимодействия, описываемыми двумя членами разложения в ряд Фурье нечетной функции

$$f_i(x) = a_i(\sin(x) + r \sin(2x)), \quad g(x) = b(\sin(x) + p \sin(2x)), \quad (3.31)$$

где a_i, b, r, p - параметры. Использование двух гармоник в описании функций взаимодействия существенно расширяет набор динамических

режимов в системе (3.26)-(3.27) по сравнению с функцией $\sin(x)$, стандартно используемой в системах фазовых осцилляторов Курамото.

С учетом (3.31) уравнения (3.30) записываются в виде

$$\frac{d\varphi_i}{dt} = -\sum_{j=1}^n a_j (\sin(\varphi_j) + r \sin(2\varphi_j)) - b(\sin(\varphi_i) + p \sin(2\varphi_i)), \quad i = 1, \dots, n. \quad (3.32)$$

В силу произвольности шкалирования времени без ограничения общности можно положить в (3.32) $b = -1$.

Ограничимся пока простейшим случаем двух ПО. Точки $\Phi = (\varphi_1, \varphi_2)$ с координатами $\varphi_i \in \{0, \pi\}$ ($i = 1, 2$) являются стационарными точками системы (3.32)². Нашей ближайшей целью является исследование асимптотической устойчивости точек Φ . Ограничимся случаем, когда оба ПО идентичным образом взаимодействуют с ЦО, т.е. когда $a_1 = a_2 = a$.

Для точки $\Phi = (0, 0)$ (оба ПО синфазны с ЦО) корни характеристического уравнения равны

$$\lambda_1 = -b(1 + 2p), \quad \lambda_2 = -2a(1 + 2r) - b(1 + 2p).$$

Устойчивость обеспечивается отрицательными значениями $\lambda_1 < 0, \lambda_2 < 0$. В частности, если $b > 0$, то для устойчивости необходимо, чтобы $p > -0,5$, а если $b < 0$, то для устойчивости необходимо, чтобы $p < -0,5$.

Для точки $\Phi = (\pi, \pi)$ (оба ПО работают в противофазе к ЦО) корни характеристического уравнения равны

$$\lambda_1 = b(1 - 2p), \quad \lambda_2 = 2a(1 - 2r) + b(1 - 2p).$$

Устойчивость обеспечивается отрицательными значениями $\lambda_1 < 0, \lambda_2 < 0$. В частности, если $b > 0$, то для устойчивости необходимо, чтобы $p > 0,5$, а если $b < 0$, то для устойчивости необходимо, чтобы $p < 0,5$.

Для точек $\Phi = (0, \pi)$ и $\Phi = (\pi, 0)$ (один ПО работает синфазно с ЦО, а другой в противофазе) корни характеристического уравнения равны

² Вообще говоря, в некоторых областях параметров в системе (3.32) могут быть и другие стационарные точки.

$$\lambda_{1,2} = -2(ar + bp) \pm \sqrt{(a + b)^2 + a^2(4r^2 - 1)}$$

Асимптотическая устойчивость будет иметь место, если

$$ar + bp > 0 \quad (3.33)$$

и, кроме того, либо

$$(a + b)^2 + a^2(4r^2 - 1) < 0 \text{ (фокус),} \quad (3.34)$$

либо

$$(a + b)^2 + a^2(4r^2 - 1) \geq 0, \quad 4(ar + bp)^2 > (a + b)^2 + a^2(4r^2 - 1) \text{ (узел).} \quad (3.35)$$

Последнее неравенство в (3.35) можно записать как

$$8arbp + 4(bp)^2 - 2ab - b^2 > 0^3.$$

Из условия (3.33) следует, что точки $(0, \pi)$, $(\pi, 0)$ не могут быть асимптотически устойчивыми, если $p = r = 0$, т.е. если функции взаимодействия имеют только одну гармонику.

Пример 3.1. $b = -1, p = 0, r \neq 0$.

Неравенства (3.33)-(3.34) имеют решение

$$a > 0,5, \quad 0 < r < \frac{\sqrt{2a-1}}{2a}$$

Неравенства (3.33), (3.35) имеют решение

$$a > 0,5, \quad r \geq \frac{\sqrt{2a-1}}{2a}$$

Пример 3.2. $b = -1, p \neq 0, r = 0$.

Неравенства (3.33)-(3.34) имеют решение

$$p < 0, \quad a > 0,5.$$

Неравенства (3.33), (3.35) имеют решение

$$p < 0, \quad 0,5 - 2p^2 < a \leq 0,5.$$

Пример 3.3. $b = -1, r = p \neq 0$.

³ Поверхность $ar + bp = 0$ описывает бифуркацию Андронова-Хопфа в точках $(0, \pi)$, $(\pi, 0)$. Поверхность $8arbp + 4(bp)^2 - 2ab - b^2 = 0$ описывает бифуркацию вилки в тех же точках.

Неравенства (3.33)-(3.34) имеют решения

$$a > 1, r > 0, 0 < r < \frac{\sqrt{2a-1}}{2a},$$

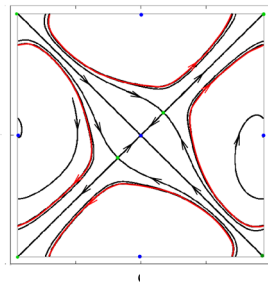
$$0,5 < a < 1, > 0 > r > -\frac{\sqrt{2a-1}}{2a}.$$

Неравенства (3.33), (3.35) имеют решения

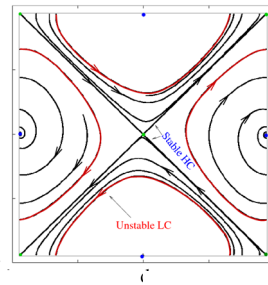
$$a > 1, \frac{\sqrt{2a-1}}{2a} \leq r < 0,5,$$

$$0,5 < a < 1, -\frac{\sqrt{2a-1}}{2a} \geq r > -0,5,$$

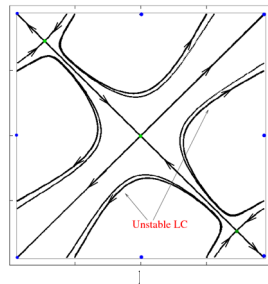
$$a < 0,5, r < -0,5.$$



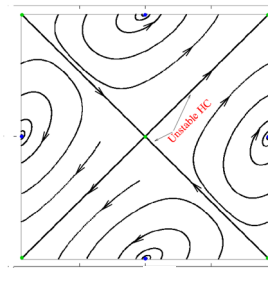
(a)



(б)



(в)



(г)

Рис. 3.6. Фазовые портреты для системы из двух периферических осцилляторов, $\varphi_1, \varphi_2 \in [0, 2\pi)$. Синие точки – устойчивые стационары, зеленые точки – неустойчивые стационары. (Рисунок сделан О. Бурилко [Burylko et al., 2012]).

Фазовые портреты для системы из двух периферических осцилляторов приведены на рис. 3.6. Наличие аттракторов в точках $(0, \pi)$

и $(\pi, 0)$ не гарантирует отсутствия других аттракторов. В действительности аттракторы в этих точках могут сосуществовать с другими точечными аттракторами, в частности в точках (π, π) (рис. 3.6а) и $(0, 0)$ (рис. 3.6в), а также с устойчивыми гетероклиническими циклами вдоль осей $\varphi_1 = \varphi_2, \varphi_1 = -\varphi_2$ (рис.3.6б). Области параметров, где точки $(0, \pi)$ и $(\pi, 0)$ являются единственными аттракторами (рис. 3.6г), показаны на бифуркационной диаграмме рис. 3.7.

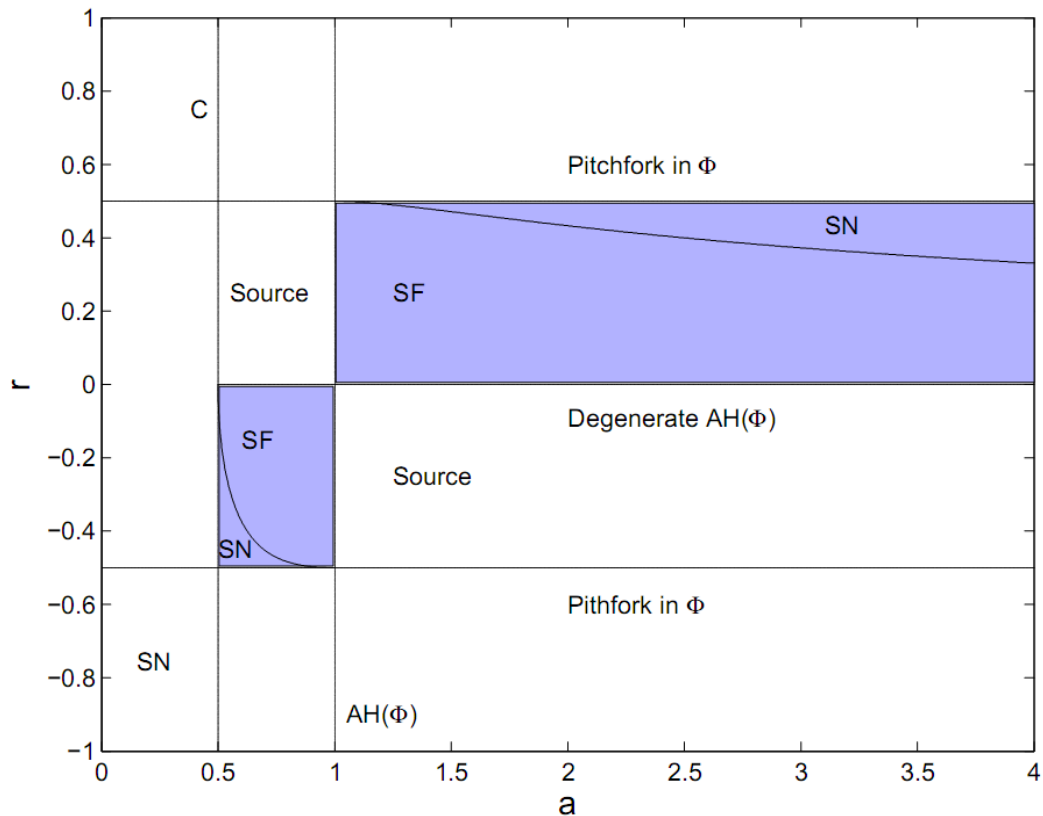


Рис. 3.7. Бифуркационная диаграмма на плоскости (a, r) при $p=r$. SN - области устойчивых узлов в точках $(0, \pi)$ и $(\pi, 0)$, SF - области устойчивых фокусов в тех же точках. (Рисунок сделан совместно с О. Бурилко [Burylko et al., 2012]).

Рассмотрим теперь случай неодинаковых параметров силы взаимодействия, $a_1 \neq a_2$. В этом случае характеристические значения для стационарной точки $(0, \pi)$ будут равны

$$\lambda_{1,2} = -(a_1 + a_2)r - 2bp - \frac{a_1 - a_2}{2} \pm \sqrt{\left[\frac{a_1 + a_2}{2} + b + (a_1 - a_2)r \right]^2 + a_1 a_2 (4r^2 - 1)}.$$

Пусть для определенности $a_1 > a_2 > 0$. Пусть, кроме того, $b = -1, r = p \neq 0$. Если для пары (a_1, a_2) обе точки $(0, \pi)$ и $(\pi, 0)$ асимптотически устойчивы, то при постепенном уменьшении a_2 наступит момент, когда точка $(\pi, 0)$ потеряет устойчивость (при $a_2 = 0$ точка $(\pi, 0)$ заведомо неустойчива). На рис. 3.8 для разных r представлены графики минимальных значений a_2 (в зависимости от a_1), при которых точка $(\pi, 0)$ сохраняет устойчивость. Эти значения обозначены a_{2min} .

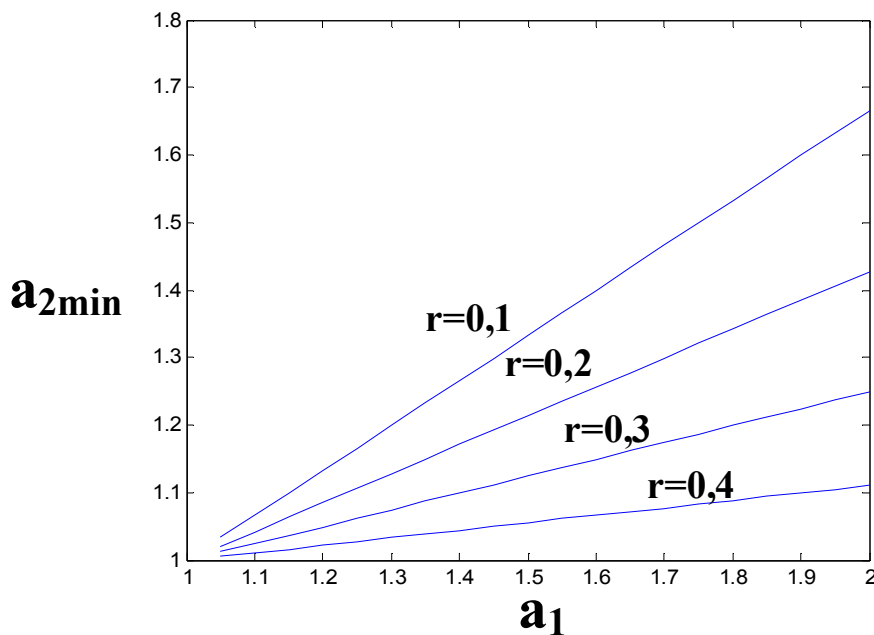


Рис.3.8. Минимальные значения параметра a_2 , при которых сохраняется асимптотическая устойчивость обеих точек $(0, \pi)$ и $(\pi, 0)$ в зависимости от величины параметра a_1 ; $b = -1, r = p$.

3.2.2. Сети с произвольными функциями взаимодействия

Рассмотрим теперь общий случай функций взаимодействия f и g при произвольном числе ПО $n \geq 3$. Обозначим

$$f'(0) = a_1, f'(\pi) = a_2, g'(0) = b_1, g'(\pi) = b_2.$$

Эти значения будут использоваться как параметры системы, определяющие ее динамическое поведение.

Точки $\Phi = (\varphi_1, \dots, \varphi_n)$ с координатами $\varphi_i \in \{0, \pi\}$ ($i = 1, \dots, n$) являются стационарными точками системы (3.30) (у этой системы могут, вообще говоря, быть и другие стационарные точки). Наша ближайшая цель – найти условия устойчивости точек Φ_k , у которых k координат равны 0 и $n - k$ координат равны π . В силу симметрии системы для любого k все эти точки обладают одинаковым типом устойчивости.

Линеаризуя (3.30), найдем собственные значения для точки Φ_k :

$$k = 0: \quad \lambda_{1, \dots, n-1} = -b_2, \quad \lambda_n = -na_2 - b_2; \quad (3.36)$$

$$k = 1: \quad \lambda_{1, \dots, n-2} = -b_2, \quad \lambda_{n-1, n} = z; \quad (3.37)$$

$$2 \leq k \leq n-2: \quad \lambda_{1, \dots, k-1} = -b_1, \quad \lambda_{k, \dots, n-2} = -b_2, \quad \lambda_{n-1, n} = z; \quad (3.38)$$

$$k = n-1: \quad \lambda_{1, \dots, n-2} = -b_1, \quad \lambda_{n-1, n} = z; \quad (3.39)$$

$$k = n: \quad \lambda_{1, \dots, n-1} = -b_1, \quad \lambda_n = -na_1 - b_1, \quad (3.40)$$

где

$$z = -z_1 \pm \sqrt{z_2^2 + z_3}, \quad (3.41)$$

$$z_1 = \frac{na_2 + k(a_1 - a_2) + (b_1 + b_2)}{2}, \quad (3.42)$$

$$z_2 = \frac{-na_2 + k(a_1 + a_2) + (b_1 - b_2)}{2}, \quad (3.43)$$

$$z_3 = k(n - k)a_1a_2. \quad (3.44)$$

Заметим, что для краткости в формулах (3.37)-(3.39) обозначение z использовано для двух различных величин, описываемых формулами (3.41)-(3.44).

В соответствии с (3.41)-(3.44) z, z_1, z_2, z_3 зависят от параметров n, k, a_1, a_2, b_1, b_2 , поэтому условия устойчивости для точки Φ_k могут быть сформулированы в терминах неравенств, описывающих соотношения между этими параметрами. Эти условия задаются следующими неравенствами:

$$k = 0: \quad b_2 > 0, \quad a_2 > -\frac{b_2}{n}; \quad (3.45)$$

$$k = 1: \quad b_2 > 0, z_1 > 0, d < 0; \quad (3.46)$$

$$2 \leq k \leq n - 2: \quad b_1 > 0, b_2 > 0, z_1 > 0, d < 0; \quad (3.47)$$

$$k = n - 1: \quad b_1 > 0, z_1 > 0, d < 0; \quad (3.48)$$

$$k = n: \quad b_1 > 0, a_1 > -\frac{b_1}{n}, \quad (3.49)$$

где

$$d = z_2^2 + z_3 - z_1^2.$$

Последние два неравенства в формулах (3.46)-(3.48) могут быть записаны как

$$M_1: \quad kb_2a_1 + (n - k)b_1a_2 + b_1b_2 > 0, \quad (3.50)$$

$$M_2: \quad ka_1 + (n - k)a_2 + (b_1 + b_2) > 0. \quad (3.51)$$

Неравенства (3.50)-(3.51) описывают две полуплоскости в координатах (a_1, a_2) . Поскольку для устойчивости Φ_k должны выполняться оба эти неравенства, устойчивость Φ_k имеет место для значений параметров $(a_1, a_2) \in M = M_1 \cap M_2$. В общем случае M ограничивается прямыми линиями

$$L_1: \quad kb_2a_1 + (n - k)b_1a_2 + b_1b_2 = 0, \quad (3.52)$$

$$L_2: \quad ka_1 + (n - k)a_2 + (b_1 + b_2) = 0 \quad (3.53)$$

и содержит как устойчивые узлы, так и устойчивые фокусы.

Специальный случай соответствует ситуации, когда $b_1 = b_2$. В этом случае линии L_1 и L_2 в (3.52)-(3.53) параллельны. Принимая во внимание, что согласно (3.45)-(3.49) хотя бы один из параметров b_1 или b_2 должен быть положительным (значит, они положительны оба), можно видеть, что линия L_2 проходит ниже линии L_1 . Таким образом, в данном случае $M = M_1$. Легко проверить, что для выражения под корнем (3.41) выполняется неравенство

$$z_2^2 + z_3 = \left(\frac{ka_1}{2}\right)^2 + \left(\frac{(n - k)a_2}{2}\right)^2 > 0.$$

Следовательно, в данном случае M содержит только устойчивые узлы.

На рис. 3.9 даны примеры областей устойчивости (неустойчивости) точек Φ_k для различных значений параметров.

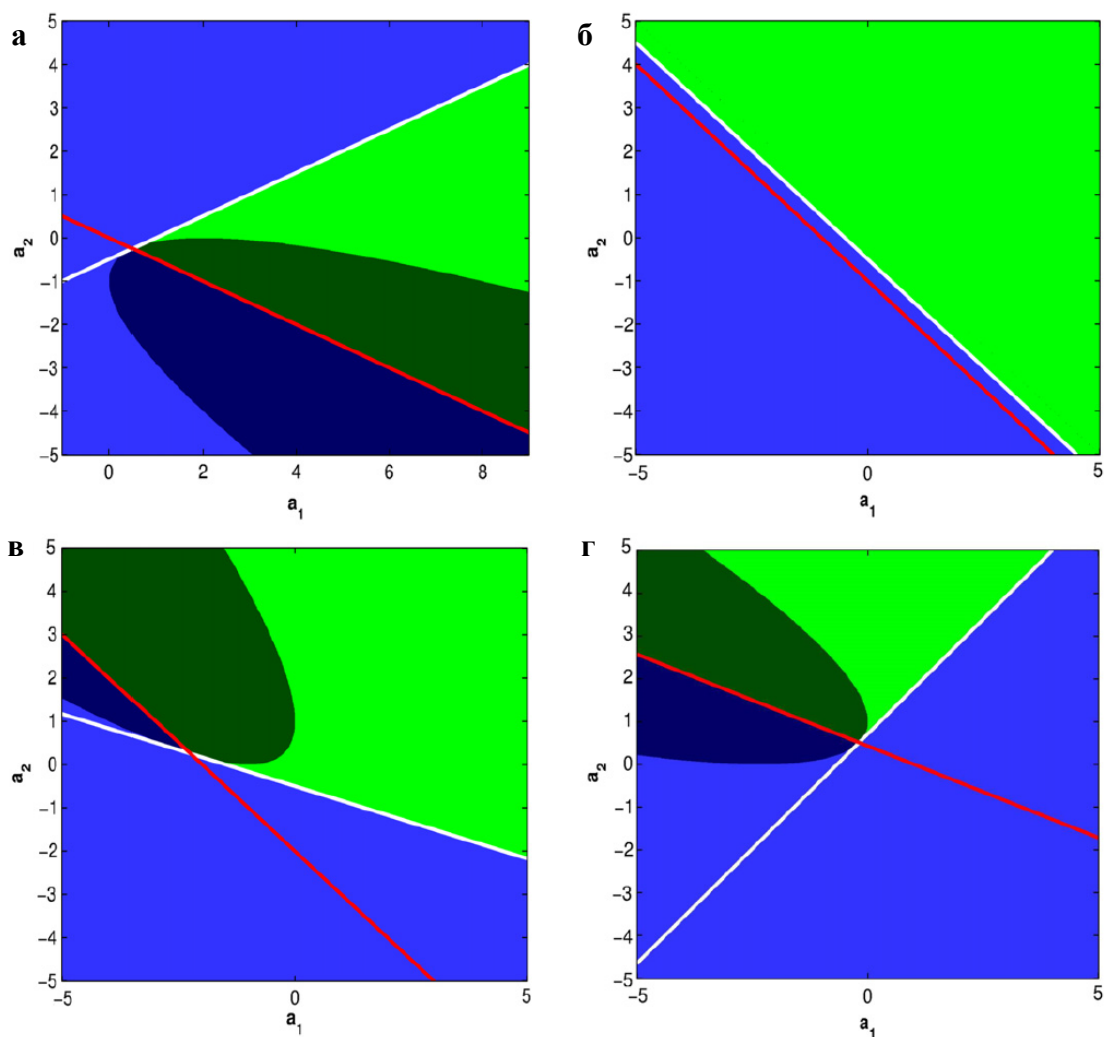


Рис. 3.9. Области устойчивости (неустойчивости) точки Φ_k . Цвет показывает: зеленый – устойчивые узлы, темно-зеленый – устойчивые фокусы, синий – неустойчивые узлы, темно-синий – неустойчивые фокусы. Значения параметров: (а) $n = 3, k = 1, b_1 = -1, b_2 = 1$; (б) $n = 4, k = 2, b_1 = b_2 = 1$; (в) $n = 4, k = 2, b_1 = 3, b_2 = 1$; (г) $n = 10, k = 3, b_1 = 2, b_2 = 5$.

Замечание 3.1.

Приведенные вычисления верны для любой пары значений аргументов функций $f(x)$ и $g(x)$, где эти функции равны 0 (не обязательно, чтобы это были 0 и π). Более того, достаточно предположить, что только одна из функций $f(x)$ или $g(x)$ нечетная. **г**

Пример 3.4.

Применим полученные результаты к системе, в которой функции взаимодействия описываются первыми двумя гармониками разложения Фурье нечетной функции

$$f_i(x) = a(\sin(x) + r \sin(2x)), \quad g(x) = b(\sin(x) + p \sin(2x)). \quad (3.54)$$

В этом случае формулы (3.50)-(3.51) принимают вид:

$$M_1: ab[k(2p-1)(2r+1) + (n-k)(2p+1)(2r-1)] + b^2(4r^2-1) > 0, \quad (3.55)$$

$$M_2: a[n(2r-1) + 2k] + 4pb > 0. \quad (3.56)$$

Формулы (3.55)-(3.56) вместе с неравенствами (3.36)-(3.40) позволяют сформулировать условия устойчивости точек Φ_k . Эти условия приведены в Таблице 3.1.

3.2.3. Сети с локальными связями

До сих пор мы рассматривали сети с центральным элементом, в которых ПО взаимодействовали только через центральный элемент. Однако в приложениях возникают модели, в которых, кроме взаимодействия через центральный элемент, ПО могут напрямую взаимодействовать друг с другом. Данный параграф посвящен как раз этой ситуации.

Будем рассматривать систему фазовых осцилляторов, имеющих одинаковые собственные частоты и описываемых следующими уравнениями:

$$\frac{d\theta_0}{dt} = \omega + \sum_{i=1}^n f(\theta_i - \theta_0), \quad (3.57)$$

$$\frac{d\theta_i}{dt} = \omega + g(\theta_0 - \theta_i) + \sum_{k \in N_i} h(\theta_k - \theta_i), \quad i = 1, \dots, n, \quad (3.58)$$

где $h(x)$ - функция, описывающая локальное взаимодействие между ПО (нечетная, непрерывная, 2π -периодическая), N_i – множество "соседей" i -го ПО, которые с этим ПО взаимодействуют.

Таблица 3.1. Условия устойчивости точек Φ_k .

$p = r$	$k = 0$	$b > 0$	$a > -\frac{b}{n}$ for $r > \frac{1}{2}$	
		$b < 0$	$a < -\frac{b}{n}$ for $r < \frac{1}{2}$	
	$k = 1$	$b > 0$	$a > -\frac{b}{n}$ for $r > \frac{1}{2}$	
		$b < 0$	$a > -\frac{2br}{n(r-q)}$ for $q < r < \frac{1}{2}$	
			$-\frac{b}{n} < a < -\frac{2br}{n(r-q)}$ for $-\frac{1}{2} < r \leq -q$	
	$2 \leq k \leq n-2$	$b > 0$	$a > -\frac{b}{n}$ for $r > \frac{1}{2}$	
		$b < 0$	$a < -\frac{b}{n}$ for $r < -\frac{1}{2}$	
	$k = n-1$	$b > 0$	$a > -\frac{b}{n}$ for $r > \frac{1}{2}$	
			$-\frac{2br}{n(r+q)} < a < -\frac{b}{n}$ for $q < r < \frac{1}{2}$	
		$b < 0$	$a < -\frac{b}{n}$ for $r < -\frac{1}{2}$ where $q = \frac{n-2}{2n}$	
	$k = n$	$b > 0$	$a > -\frac{b}{n}$ for $r > -\frac{1}{2}$	
		$b < 0$	$a < -\frac{b}{n}$ for $r < -\frac{1}{2}$	
$r \neq 0, p = 0$	$k = 0$	$b > 0$	$a > \frac{b}{n(2r-1)}$ for $r > \frac{1}{2}$	
		$b < 0$	$a < \frac{b}{n(2r-1)}$ for $r < \frac{1}{2}$	
	$k = 1$	$b < 0$	$a > \frac{b}{2r(n-2)+n}$ for $\frac{1}{2} - \frac{1}{n} < r < \frac{n}{2(n-2)}$	
	$k = n-1$	$b > 0$	$a < \frac{b}{2r(n-2)+n}$ for $-\frac{n}{2(n-2)} < r < -\frac{1}{2} + \frac{1}{n}$	
$k = n$	$b > 0$	$a > -\frac{b}{n(2r+1)}$ for $r > -\frac{1}{2}$		
		$a < -\frac{b}{n(2r+1)}$ for $r < -\frac{1}{2}$		
$r = 0, p \neq 0$	$k = 0$	$b > 0$	$a < \frac{b(2p-1)}{n}$ for $p > \frac{1}{2}$	
		$b < 0$	$a < \frac{b(2p-1)}{n}$ for $p < \frac{1}{2}$	
		$b > 0$	$a < \frac{b(4p^2-1)}{2p(n-2)+n}$ for $p > \frac{1}{2}$	
	$k = 1$	$b < 0$	$\frac{b(4p^2-1)}{2p(n-2)+n} < a < \frac{4bp}{n-2}$ for $-u < p \leq p_1$	
			$a < \frac{4bp}{n-2}$ for $p_2 < p \leq -u$	
		$a < \frac{b(4p^2-1)}{2p(n-2)+n}$ for $p \leq p_2$ where $u = \frac{n}{2(n-2)}, p_{1,2} = -u \pm \sqrt{u^2 - \frac{1}{4}}$		
	$2 \leq k < \frac{n}{2}$	$b > 0$	$a < \frac{b(4p^2-1)}{2p(n-2k)+n}$ for $p > \frac{1}{2}$	
		$b < 0$	$\frac{b(4p^2-1)}{2p(n-2k)+n} < a < \frac{4bp}{n-2k}$ for $-s < p < -\frac{1}{2}$	
			$a < \frac{4bp}{n-2k}$ for $p_2 < p \leq -s$	
	$\frac{n}{2} < k \leq n-2$	$b > 0$	$a < \frac{b(4p^2-1)}{2p(n-2k)+n}$ for $p \leq p_2$ where $s = \frac{n}{2(n-2k)}, p_{1,2} = -s \pm \sqrt{s^2 - \frac{1}{4}}$	
			$a > \frac{4bp}{n-2k}$ for $-s \leq p < p_1$	
		$b < 0$	$a > \frac{4bp}{n-2k} < a < \frac{b(4p^2-1)}{2p(n-2k)+n}$ for $\frac{1}{2} < p \leq -s$	
	$k = n-1$	$b > 0$	$a > \frac{b(4p^2-1)}{2p(n-2k)-n}$ for $p \geq p_1$	
			$a > \frac{4bp}{n-2k}$ for $s \leq p < p_1$	
		$b < 0$	$-\frac{4bp}{n-2k} < a < -\frac{b(4p^2-1)}{2p(n-2k)-n}$ for $p_2 \leq p < s$	
	$k = n$	$b > 0$	$a > -\frac{b(4p^2-1)}{2p(n-2k)-n}$ for $p < -\frac{1}{2}$	
		$b < 0$	$a > -\frac{b(2p+1)}{n}$ for $p > -\frac{1}{2}$	
			$b > 0$	$a > -\frac{b(2p+1)}{n}$ for $p < -\frac{1}{2}$
			$b < 0$	$a > -\frac{b(2p+1)}{n}$ for $p < -\frac{1}{2}$

Введем обозначения

$$f'(0) = a, g'(0) = b, h'(0) = c > 0. \quad (3.59)$$

Уравнение для разностей фаз между ЦО и ПО системы (3.57)-(3.58) принимает вид:

$$\frac{d\varphi_i}{dt} = -g(\varphi_i) - \sum_{j=1}^n f(\varphi_j) - \sum_{k \in N_i} h(\theta_k - \theta_i), \quad i = 1, \dots, n. \quad (3.60)$$

Если отключить ЦО, то легко видеть, что режим синфазной работы ПО будет асимптотически устойчивым ввиду синхронизирующих локальных связей между ПО ($c > 0$). Включение ЦО в систему в случае его десинхронизирующего воздействия на ПО может привести к разрушению устойчивости точки $\Phi_n = (0, \dots, 0)$.

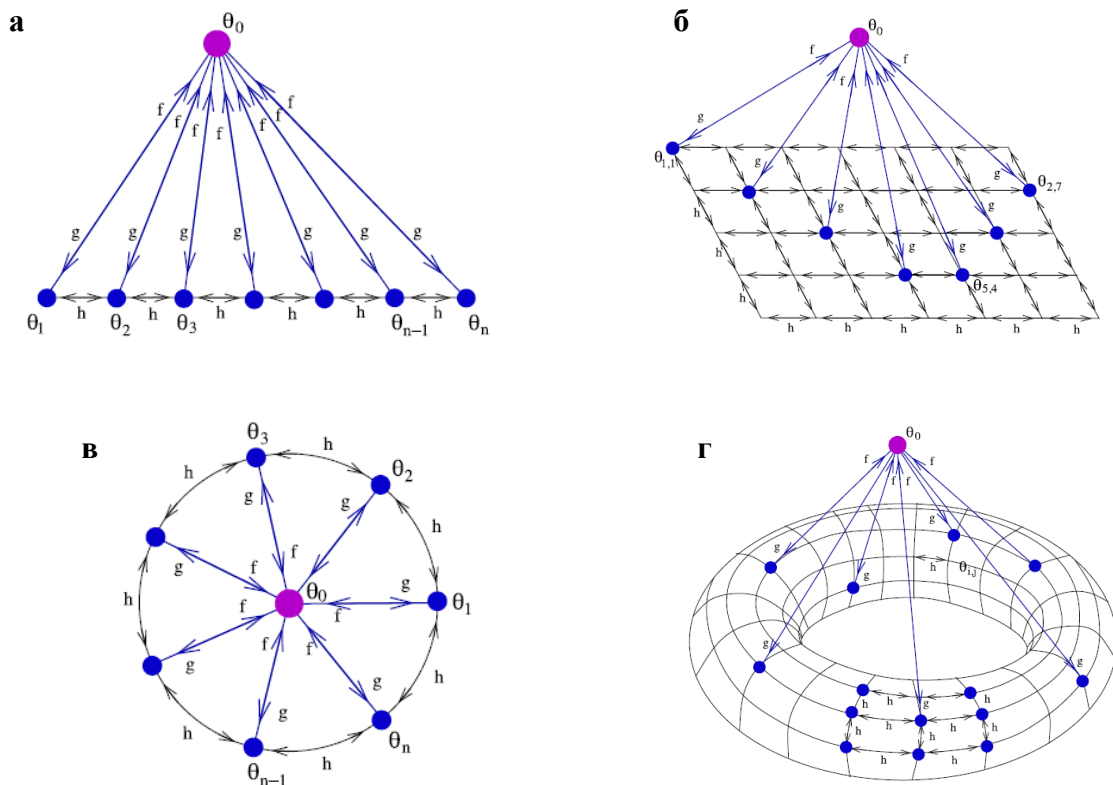


Рис. 3.10. Сеть с центральным элементом и локальными связями между периферическими элементами: ПО расположены в узлах одномерной (а) и двухмерной (б) решетки, на кольце (в) и на торе (г) (рисунок сделан О. Бурилко [Kazanovich et al., 2013]).

Вычислим собственные значения для системы (3.60) в точке Φ_n . Рассмотрим сначала случай, когда ПО образуют одномерную решетку (рис. 3.10а).

Собственные значения находятся из уравнения

$$(b_1 + na_1 + \lambda) \det E_{n-1}(\lambda) = 0, \quad (3.61)$$

где $E_{n-1}(\lambda)$ - матрица размерности $(n-1) \times (n-1)$

$$E_{n-1} = \begin{pmatrix} b_1 + 2c + \lambda & -c & 0 & \dots & 0 & 0 \\ -c & b_1 + 2c + \lambda & -c & \dots & 0 & 0 \\ 0 & -c & b_1 + 2c + \lambda & \dots & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & b_1 + 2c + \lambda & -c \\ 0 & 0 & 0 & \dots & -c & b_1 + 2c + \lambda \end{pmatrix}.$$

Таким образом, собственные значения – это

$$\lambda_1 = -b_1 - na_1 \quad (3.62)$$

и корни уравнения

$$\det E_{n-1}(\lambda) = 0.$$

Эти корни можно представить как

$$\lambda = -b_1 + c\mu, \quad (3.63)$$

где μ является корнем уравнения

$$\det S_{n-1}(\mu) = \det \begin{pmatrix} 2 + \mu & -1 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ -1 & 2 + \mu & -1 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 2 + \mu & \dots & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 2 + \mu & -1 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & -1 & 2 + \mu \end{pmatrix} = 0 \quad (3.64)$$

Максимальные значения корней уравнения (3.64) как функция n показаны на графике рис. 3.11. Отметим, что график проходит ниже 0 и быстро приближается к 0 с ростом n .

Предположим, что взаимодействие между ЦО и ПО одностороннее, от ПО к ЦО и синхронизирующее, т.е. $b_1 = 0$ и $a_1 > 0$. Тогда из (3.62)-(3.64) и рис. 3.11 следует, что все собственные значения отрицательны, так что точка Φ_n асимптотически устойчивая. Эта устойчивость сохраняется, если

взаимодействие между ЦО и ПО двустороннее и в обе стороны синхронизирующее, т.е. $b_1 > 0$ и $a_1 > 0$.

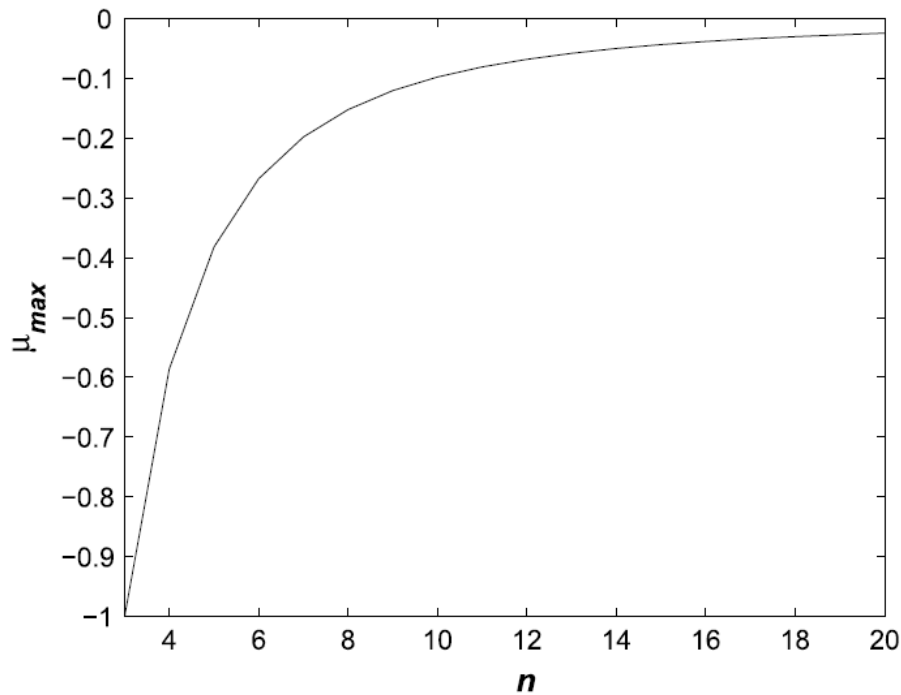


Рис. 3.11. Максимальные значения корней уравнения (3.64).

Ситуация меняется, если воздействие ЦО на ПО десинхронизирующее, т.е. $b_1 < 0$ и $a_1 > 0$. Первое собственное значение в (3.62) может быть сделано отрицательным за счет достаточного увеличения n , но (3.63) и рис. 3.11 показывают, что для больших значений n максимальное собственное значение становится положительным даже при небольших по абсолютной величине значениях b_1 , таким образом, если n возрастает, то точка Φ_n быстро становится неустойчивой.

Рис. 3.12 позволяет сравнить условия устойчивости для различных архитектур связей в сети с центральным элементом. Вычисления подтверждают интуитивное предчувствие, что кольцевая и тороидальная архитектуры (рис. 3.10в,г) более устойчивы к десинхронизирующему воздействию ЦО на ПО, чем одномерная или двумерная решетки, соответственно. Однако неожиданный результат состоит в том, что собственные значения, рассматриваемые как функции n , идентичны для

архитектур на линии и на двумерной решетке, так же как и собственные значения на кольце и на торе.

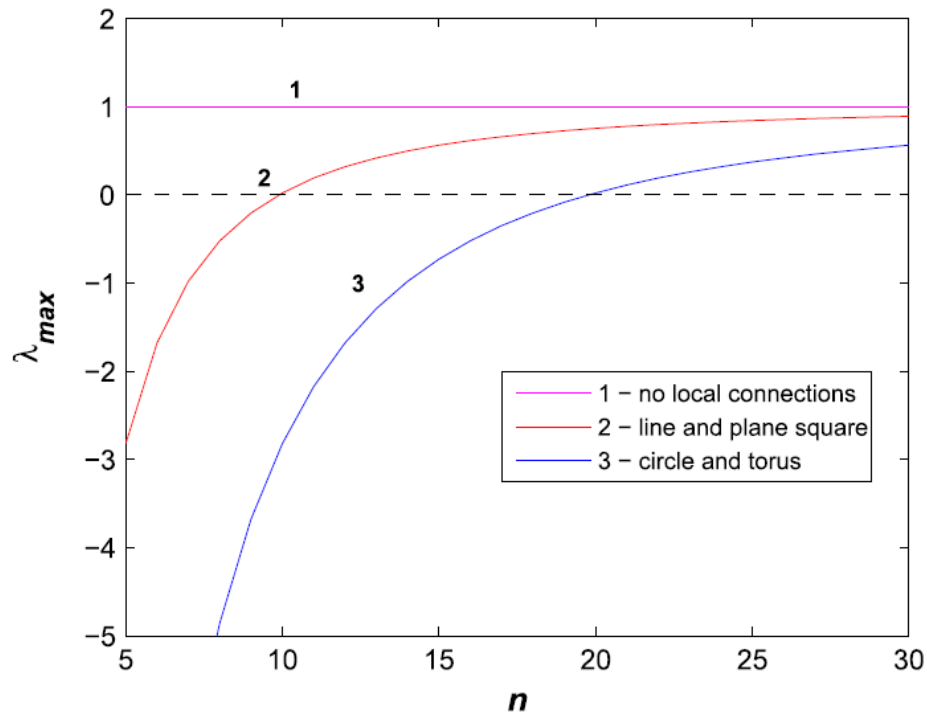


Рис. 3.12. Максимальные значения для различных архитектур связей: 1 – локальные связи между ПО отсутствуют (сиреневая горизонтальная прямая); 2 – локальное взаимодействие на прямой и на двумерной решетке (красная линия); 3 – локальное взаимодействие на кольце и на торе (синяя линия). Параметры системы $a_1 = 10$, $b_1 = -1$, $c = 10$.

Замечание 3.2. Идентичное поведение кривых на рис. 3.12 в одномерном и двумерном случаях показывает, что условия синхронизации в данной системе более корректно описываются в терминах линейных размеров сети, а не числа осцилляторов в ней.

Замечание 3.2. Результаты данного параграфа остаются справедливыми для любой стационарной точки с одинаковыми координатами (не обязательно Φ_n) системы (3.60).

Интересно сравнить систему (3.57)-(3.59) с локальным взаимодействием между ПО с системой с глобальными связями между ПО. В этом случае собственные значения для точки Φ_n равны

$$\lambda_1 = -b_1 - na_1 - c, \quad \lambda_{2,\dots,n} = -b_1 - (n+1)c.$$

Таким образом, условия асимптотической устойчивости точки Φ_n будут

$$c > -b_1 - na_1, \quad c > -\frac{b_1}{n+1}.$$

Если $a_1 > 0$, $b_1 < 0$, $c > 0$, оба неравенства выполняются при достаточно больших значениях n .

3.2.4. Обсуждение

В данном разделе исследовалась асимптотическая устойчивость стационарных точек в системе фазовых осцилляторов с центральным элементом. Были рассмотрены сети без локальных связей между ПО и с локальными связями. В случае сетей с радиальными связями было получено аналитическое описание областей параметров, где ПО соревнуются за синхронизацию с ЦО и заданное число ПО может в этом соревновании победить. Полученные результаты были применены к важному классу функций взаимодействия (3.54), позволив получить явные формулы для областей устойчивости.

Исследование поведения системы с ЦО при наличии локальных связей между ПО до настоящего времени является уникальным. Динамика этой системы нетривиальна и обладает неожиданными эффектами. В отличие от системы с глобальными связями между осцилляторами, в которой синхронизация очень устойчива, синхронизация в системе с локальными связями между ПО при большом числе элементов в сети может быть нарушена даже при слабом десинхронизирующем воздействии от ЦО к ПО. Архитектуры на кольце и на торе в этом отношении несколько более устойчивы.

Интерес к системе (3.26)-(3.27) и ее устойчивым состоянием связан с тем, что эта система была нами использована в качестве одного из вариантов модели внимания (см. раздел 4.1). В простейшем случае каждый объект может кодироваться одним осциллятором, тогда архитектура без

локальных связей может быть адекватной моделью такой системы (см. раздел 4.5). В более реалистической ситуации каждый объект может кодироваться своим ансамблем осцилляторов. В этом случае модель с локальными и дальними связями более адекватна нейрофизиологическим данным. Полученные результаты дают возможность ориентироваться в различных режимах синхронизации и соответствующих им режимах фокусировки внимания в зависимости от архитектуры системы и ее параметров. В частности, ограничение на размер популяции осцилляторов, которая может работать синхронно при конкуренции осцилляторов за синхронизацию с центральным элементом, возможно, является причиной, почему зрительное внимание захватывает лишь небольшие части зрительного пространства, а в случае больших объектов нуждается в саккадах.

Заметим также, что модель с взаимодействующими ПО и центральным элементом сходна с моделью Хонг-Штрогатца [Hong and Strogatz, 2011a] (см. раздел 3.4), отличаясь от нее тем, что популяция неконформистов состоит из одного элемента – ЦО, а взаимодействие между конформистами имеет локальный, а не глобальный характер.

3.3. Процедура "победитель-получает-все" в сети фазовых осцилляторов

Результаты данного раздела опубликованы в работах [Казанович и др., 2017; Burylko et al., 2018].

Непосредственное использование рассмотренной в разделе 3.2 системы как модели внимания ограничено тем обстоятельством, что помимо стационарных режимов значительную область пространства параметров занимают многочастотные и хаотические колебания, причем эти колебания сосуществуют со стационарными состояниями различных режимов синхронизации [Burylko et al., 2012; Kazanovich et al., 2013]. Для модели внимания требуется такое устойчивое функционирование системы,

при котором можно гарантировать, что конкуренцию за синхронизацию с ЦО выиграет не более чем один ПО, а случаи, когда победителя не оказывается (что соответствует несформированному ФВ), возникают достаточно редко. Для этого сеть с фиксированными параметрами не подходит. В данном параграфе методами численного моделирования будет показано, что требуемый режим ППВ обеспечивается в сети обобщенных фазовых осцилляторов с центральным элементом и адаптирующимися параметрами. В отличие от системы Курамото, в которой осцилляторы описываются одной переменной (фазой колебаний), а собственные частоты и величины связей являются параметрами, в случае обобщенных осцилляторов эти параметры превращаются в динамические переменные.

ППВ является вычислительным принципом, широко используемым в искусственных нейронных сетях для реализации таких функций, как конкурентное обучение, принятие решений и выбор действия [Хайкин, 2006]. В соответствии с ППВ нейроны в нейронной сети конкурируют друг с другом за активацию. Обычно один нейрон с наибольшим внешним возбуждением оказывается победителем в этой конкуренции. Активность других нейронов подавляется. ППВ играет важную роль в иерархических моделях зрения [Riesenhuber and Poggio, 1999] и в моделях селективного внимания [Itti et al., 1998; Standage et al., 2005; Borji and Itti, 2013].

Традиционно ППВ-системы строятся из искусственных пороговых нейронов или импульсных нейронов, которые конкурируют за уровень активности с помощью латерального или рекуррентного торможения. Предлагаемый нами альтернативный подход основан на синхронизации активности в сети обобщенных фазовых осцилляторов с радиальной архитектурой связей. ПО, выигравший конкуренцию за синхронизацию с ЦО, резонансно наращивает свою активность до высокого уровня, в то время как активность "проигравших" ПО подавляется до низкого уровня.

3.3.1. Описание модели

Динамика модели описывается уравнениями

$$\frac{d\theta_0}{dt} = \omega_0 + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n a_j f(\theta_i - \theta_0), \quad (3.65)$$

$$\frac{d\theta_i}{dt} = \omega_i + b g(\theta_0 - \theta_i), \quad i = 1, \dots, n, \quad (3.66)$$

$$\frac{d\omega_0}{dt} = \frac{\alpha}{n} \sum_{i=1}^n a_j f(\theta_i - \theta_0), \quad (3.67)$$

$$\frac{da_i}{dt} = \beta(-a_i + c + \gamma h(\theta_i - \theta_0)), \quad i = 1, \dots, n, \quad (3.68)$$

где $\theta = (\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_n) \in T^{n+1}$, $\omega_0 \in R$, $a = (a_1, \dots, a_n) \in R^n$ - переменные, $\alpha, \beta, \gamma, c \in R$, $b < 0$ - параметры. Без ограничения общности можно полагать $b = -1$. Таким образом, ПО оказывают на ЦО синхронизирующее воздействие, а ЦО десинхронизует ПО. Связи от ПО к ЦО a_i будем ассоциировать с амплитудой колебаний ПО.

Функции f , g , h 2π -периодические и удовлетворяющие следующим условиям:

$$f(x) = -f(-x), f'(0) > 0, f'(\pi) = 0, \quad (3.69)$$

$$g(x) = -g(-x), g'(0) > 0, g'(\pi) < 0, \quad (3.70)$$

$$h(x) = h(-x), h(0) = 1, h(\pi) = 0, h'(0) = h'(\pi) = 0. \quad (3.71)$$

Таким образом, функции f , g - нечетные, h - четная. Из периодичности и нечетности f и g следует, что

$$f(0) = f(\pi) = g(0) = g(\pi) = 0.$$

Будем предполагать, что других нулей у этих функций нет. Будем также считать, что функция $h(x)$ монотонно возрастает на $[-\pi, 0]$ (и, соответственно, монотонно убывает на $[0, \pi]$).

Уравнения (3.65)-(3.68) можно рассматривать как обобщение стандартных уравнений Курамото для фазовых осцилляторов [Kuramoto,

1984], полученное путем введения дополнительно к фазовым уравнениям (3.65)-(3.66) уравнения (3.67) для адаптации собственной частоты ЦО и уравнения (3.68) для адаптации амплитуд ПО.

Смысл уравнения (3.67) становится ясным, если переписать его как

$$\frac{d\omega_0}{dt} = \alpha \left(\frac{d\theta_0}{dt} - \omega_0 \right).$$

В соответствии с этим уравнением собственная частота ЦО адаптируется по направлению к его текущей частоте. Параметр α задает скорость адаптации.

Смысл уравнения (3.68) состоит в резонансном возрастании амплитуды колебаний i -го ПО до уровня $c + \gamma$, если этот ПО работает синфазно с ЦО, в противном случае амплитуда ПО падает до низкого уровня c . Параметр β задает скорость изменения амплитуд.

В работе [Вугулько et al., 2018] показано, что система (3.65)-(3.68) при условиях (3.69)-(3.71) реализует процедуру ППВ, при этом не более чем один ПО может выиграть конкуренцию за синхронизацию с ЦО и увеличить свою амплитуду до резонансного уровня. В зависимости от соотношения между величиной b и разбросом собственных частот ω_i режим ППВ может быть как стационарным, так и нестационарным. Если $\max_i \omega_i - \min_i \omega_i < -b$, то в режиме ППВ, при котором i -й ПО является победителем, разности фаз между ПО и ЦО будут постоянны и равны

$$\varphi_i = \arcsin \frac{\omega_j - \omega_i}{b}, \quad j = 1, \dots, n.$$

Амплитуда i -го ПО будет равна $c + \gamma$, амплитуды остальных ПО будут равны c . В нестационарном случае амплитуды ПО не будут постоянными, а будут варьировать в небольшом диапазоне вблизи значений $c + \gamma$ для победившего ПО и вблизи значения c для остальных ПО.

При проведении вычислительных экспериментов в качестве функций f, g, h были использованы следующие функции:

$$f(x) = \begin{cases} \sin\left(\frac{|x - \pi|^\nu}{\pi^{\nu-1}}\right), & x \in [0, \pi], \\ -\sin\left(\frac{|x + \pi|^\nu}{\pi^{\nu-1}}\right), & x \in [-\pi, 0], \end{cases} \quad (3.72)$$

$$g(x) = \sin(x) \quad (3.73)$$

$$h(x) = \begin{cases} \left(\frac{\mu^2 - x^2}{\mu^2}\right)^\sigma, & |x| < \mu, \\ 0, & \mu \leq |x| \leq \pi \end{cases} \quad (3.74)$$

с параметрами $\nu > 1, \sigma \gg 1, \mu \in (0, \pi)$ (рис. 3.13).

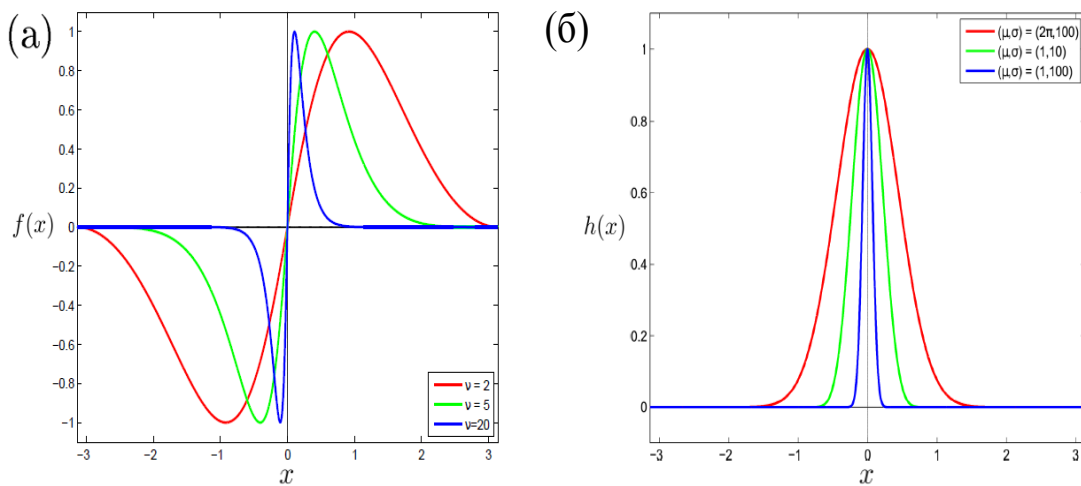


Рис. 3.13. Вид функций (3.72), (3.74): (а) Функция взаимодействия $f(x)$ при различных значениях ν ; (б) функция управления резонансом $h(x)$ для различных значений μ, σ . (Рисунок сделан О. Бурилко).

В интервале $(0, \pi)$ функция $f(x)$ имеет единственный максимум в точке $x_{\max} = \pi(1 - 2^{-1/\nu})$ равный $f(x_{\max}) = 1$, $\lim_{\nu \rightarrow \infty} x_{\max} = 0$. Таким образом, увеличивая ν , можно сдвигать точку, где $f(x)$ принимает максимальное значение, от $\pi/2$ к 0 (рис. 3.13а). Параметр ν задает также угол наклона $f(x)$ в нуле: $f'(0) = \nu$. Можно проверить, что $f'(\pi) = 0$, так что условие (3.69) выполняется.

Параметр σ задает "ширину" функции $h(x)$, с увеличением σ пик $h(0)$ становится более острым (рис. 3.13б).

3.3.2. Результаты имитационного моделирования

В этом параграфе будут представлены результаты исследования частоты возникновения различных динамических режимов в системе (3.65)-(3.68) с функциями (3.72)-(3.74). Для того чтобы проверить реализацию в этой системе режима ПВВ, дадим амплитуде первого ПО начальное значение $a_1(0)$ большее, чем амплитудам остальных ПО. Ожидается, что в этом случае первый ПО должен иметь больший шанс выиграть конкуренцию за синхронизацию с ЦО. Вычисления проводились при различных значениях $4 \leq a_1(0) \leq 12$. Начальные амплитуды других осцилляторов полагались равными $a_i(0) = 2, i \neq 1$. После момента запуска функционирования системы амплитуды ПО менялись согласно уравнениям (3.68).

Параметры в уравнении (3.68): $c = 2, \gamma = 10$. Это означает, что в стационарном случае амплитуда победившего ПО будет стремиться к 12, а проигравших – к 2. В нестационарном случае траектории амплитуд ПО будут находиться вблизи этих границ.

Рис. 3.14 дает представление о поведении разностей фаз между ПО и ЦО при различных режимах ППВ. Чтобы не загромождать рисунок, он сделан для случая трех ПО. Рис. 3.14а демонстрирует случай стационарного режима, когда все ПО находятся в фазовой синхронизации с ЦО: первый ПО синфазен с ЦО (победитель), а два другие ПО работают почти в противофазе к ЦО.

На рис. 3.14б-г изображены различные нестационарные режимы. На рис. 3.14б один ПО работает синфазно с ЦО, другой ПО работает почти в противофазе к ЦО, а фаза третьего ПО все больше и больше отстает от фазы ЦО. На Рис. 3.14в один ПО работает синфазно с ЦО, а фазы двух

других ПО все больше и больше отстают от фазы ЦО. Наконец, на рис. 3.14г один ПО работает синфазно с ЦО, фаза другого ПО опережает фазу ЦО, а фаза третьего ПО отстает от фазы ЦО. Во всех случаях очень хорошо воспроизводится синфазность работы между ЦО и "победившим" ПО.

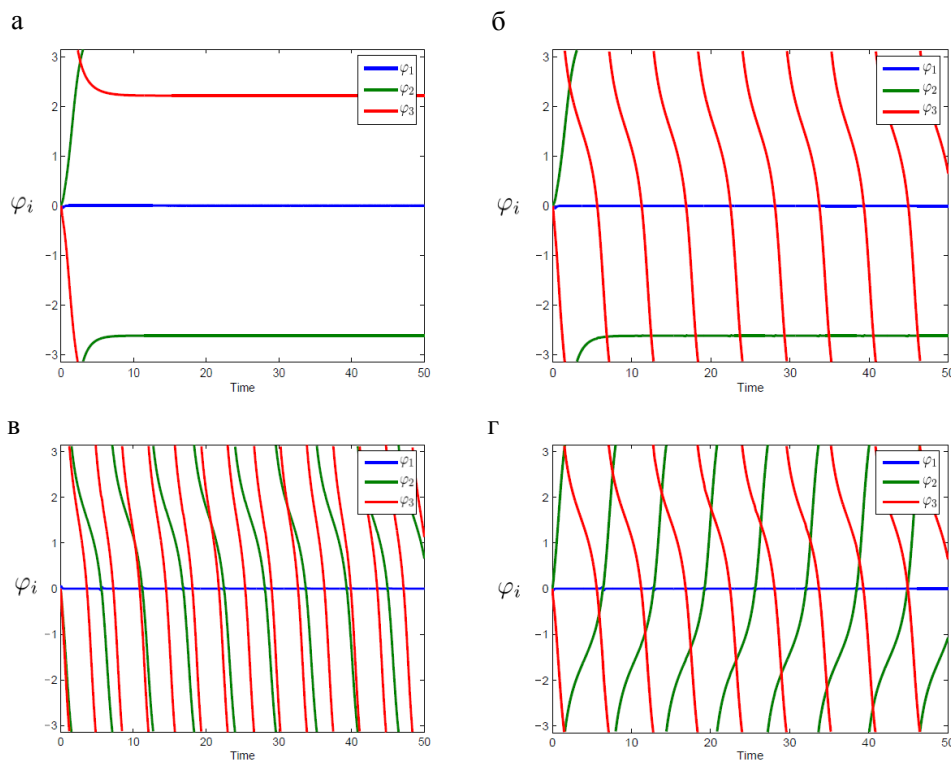


Рис. 3.14. Графики разности фаз $\varphi_i = \theta_i - \theta_0$, $i = 1, 2, 3$ для режима ППВ. На всех рисунках "победителем" является 1-й ПО - его фаза совпадает с фазой ЦО: (а) все ПО находятся в фазовой синхронизации с ЦО, 1-й ПО синфазен с ЦО, а два других ПО работают в режиме близком к противофазному с ЦО; (б) 1-й ПО синфазен с ЦО, второй ПО работает в режиме близком к противофазному с ЦО, а разность фаз φ_3 бежит в отрицательном направлении; (в) 1-й ПО работает синфазно с ЦО, а разности фаз φ_2, φ_3 бегут в отрицательном направлении; (г) 1-й ПО работает синфазно с ЦО, а разности фаз φ_2, φ_3 бегут в противоположных направлениях относительно друг друга. Начальные значения переменных: $\varphi_i(0) = 0$, $i = 1, 2, 3$, $\omega_0 = 5$, $a_1(0) = 13$, $a_2(0) = 9$, $a_3(0) = 1$. Другие параметры: $a = 1$, $\beta = 0.05$, $\gamma = 10$, $\mu = 1$, $\nu = 20$, $\sigma = 100$, $c = 2$, $b = -1$. Собственные частоты ПО: $\omega_1 = 5$ для (а)-(г), $\omega_2 = 5,5$, $\omega_3 = 4,2$ для (а), $\omega_2 = 5,5$, $\omega_3 = 3,5$ для (б), $\omega_2 = 3,5$, $\omega_3 = 3$ для (в), $\omega_2 = 6,4$, $\omega_3 = 3,5$ для (г).

Прежде чем проверять траектории амплитуд ПО с целью выявления победителя конкуренции, необходимо, чтобы прошло некоторое время,

необходимое для транзиентной динамики. Это время было зафиксировано как $T_1 = 80$. Последующие 20 единиц времени были использованы для детекции типа динамики, демонстрируемого системой. Таким образом, общее время каждого одной симуляции модели $T_2 = 100$ единиц времени.

Введем две пороговых величины, H_{high} и H_{low} , такие что $c < H_{low} < H_{high} < c + \gamma$. При вычислениях этим величинам были присвоены значения $H_{high} = 10$, $H_{low} = 3$. Если в течение интервала времени (T_1, T_2) траектория $a_i(t)$ расположена выше, чем H_{high} , то предполагается, что i -й ПО является победителем за синхронизацию с ЦО.

Значения параметров системы, использованные при вычислениях, суммированы в таблице 3.2.

Стохастичность в поведении системы вносилась за счет рандомизации начальных значений переменных. Во-первых, собственные частоты ПО были случайно и равномерно распределены в интервале (4,9; 5,1) в примерах 3.5, 3.6, 3.8, 3.9 и в интервале (4,25; 5,75) в примере 3.7. Во-вторых, начальные фазы ПО были случайно и равномерно распределены в интервалах $(0, 0)$, $(-\pi/8, \pi/8)$, $(-\pi/4, \pi/4)$, $(-\pi/2, \pi/2)$, $(-\pi, \pi)$ в примере 3.8 (в остальных примерах начальные значения фаз ПО были равны 0). Начальное значение собственной частоты ЦО во всех примерах было равно 5, т.е. среднему от распределения собственных частот ПО. Начальное значение фазы ЦО во всех примерах было равно 0.

Многочисленные компьютерные эксперименты показали, что в рассматриваемой системе возможны следующие типы динамики:

A. $a_1(t) > H_{high}$ для $T_1 < t < T_2$ и первый ПО является единственным осциллятором, для которого это неравенство справедливо. Это означает, что первый ПО выиграл конкуренцию за синхронизацию с ЦО. Как видно из рис. 3.14, для "проигравших" ПО разность фаз с ЦО может быть как фиксированной, так и меняться во времени, вращаясь на фазовом торе в положительную или отрицательную сторону.

Таблица 3.2. Значения параметров в численных примерах реализации ППВ.

Параметры	Значения параметров				
	Пример 3.5	Пример 3.6	Пример 3.7	Пример 3.8	Пример 3.9
Число ПО n	10	10	10	10	10
Начальное значение фазы $\theta_0(0)$	0	0	0	0	0
Начальные фазы $\theta_i(0), i = 1, \dots, n$	0	0	0	0	0
				$(-\pi/8, \pi/8)$	
				$(-\pi/4, \pi/4)$	
				$(-\pi/2, \pi/2)$	
				$(-\pi, \pi)$	
Начальное значение собственной частоты ЦО $\omega_0(0)$	5	5	5	5	5
Диапазон распределения собственных частот ПО ω_i	(4,9; 5,1)	(4,9; 5,1)	(4,25; 5,75)	(4,9; 5,1)	(4,9; 5,1)
Параметр ν функции f	20	5,10,15,20	5,10,15,20	20	20
Параметр μ функции h	1	1	1	1	1
Параметр σ функции h	100	100	100	100	100
Начальная амплитуда $a_1(0)$	4, 6, 8, 10, 12	8	8	8	8
Начальные амплитуды $a_i(0), i > 1$	2	2	2	2	2
Параметр связи от ЦО к ПО b	-1	-1	-1	-1	-1
Параметр a уравнения (3.67)	1	1	1	1	1
Параметр c уравнения (3.68)	2	2	2	2	2
Параметр γ уравнения (3.68)	10	10	10	10	10
Параметр β уравнения (3.68)	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05, 0,1
Временной интервал для определения типа динамики (T_1, T_2)	(80, 100)	(80, 100)	(80, 100)	(80, 100)	(80, 100)
Верхний порог H_{high}	10	10	10	10	10
Нижний порог H_{low}	3	3	3	3	3

В. $a_i(t) > H_{high}$ для $T_1 < t < T_2$ и единственного значения индекса $i \neq 1$. Это означает, что i -й ПО выиграл соревнование за синхронизацию с ЦО, а первый ПО это соревнование проиграл, несмотря на начальное преимущество в силе воздействия на ЦО.

С. $a_i(t) < H_{low}$ для $T_1 < t < T_2$ и всех $i = 1; \dots, n$. В этом случае ни один из ПО не выигрывает в конкуренции за синхронизацию с ЦО.

Естественно считать, что система ППВ работает тем лучше, чем чаще имеет место динамика (А) и, соответственно, чем реже возникает динамика, соответствующая случаям (В) и (С). В частности, желательно максимально уменьшить вероятность реализации случая (С), так как в этом случае результат конкуренции остается неопределенным.

Важной особенностью системы (3.65)-(3.68) является то, что при значениях параметров из Таблицы 3.2 в ней отсутствует хаотическая динамика, которая достаточно типична для системы (3.26)-(3.27) без адаптации параметров.

В каждом из следующих примеров было сделано по 1000 прогонов системы и было определено число случаев возникновения какого-то типа динамики (А)-(С). Результаты для различных значений параметров приведены в форме гистограмм на рис. 3.15-3.19.

Пример 3.5.

В данном примере варьировалось начальное значение амплитуды 1-го ПО $a_1(0)$. Ей последовательно присваивались значения 4, 6, 8, 10, 12. Естественно было ожидать, что чем больше $a_1(0)$, тем больше вероятность, что первый ПО будет победителем конкуренции за синхронизацию с ЦО. Это ожидание подтверждается рис. 3.15. Вероятность того, что конкуренция будет выиграна первым ПО, возрастает с 34,1% для $a_1(0) = 4$ до 91,8% для $a_1(0) = 12$. Соответственно, вероятность, что какой-то другой ПО выиграет конкуренцию, падает с 60,3% до 7,7%. Вероятность того, что реализуется случай (С), мала и убывает с ростом $a_1(0)$.

В следующих примерах $a_1(0)$ имеет одно и то же значение $a_1(0) = 8$ (дающее первому ПО достаточно хороший шанс выиграть конкуренцию). Исследуем, как вариация других параметров сказывается на вероятности реализации случаев (А)-(С).

Пример 3.6.

В этом примере варьируется параметр ν функции f (3.72), который влияет на крутизну f в нуле. Результаты вычислений представлены на рис.

3.16. Они показывают, что бóльшие значения ν несколько увеличивают вероятность 1-го ПО выиграть конкуренцию. Что более важно, бóльшие значения ν существенно снижают вероятность возникновения случая (С).

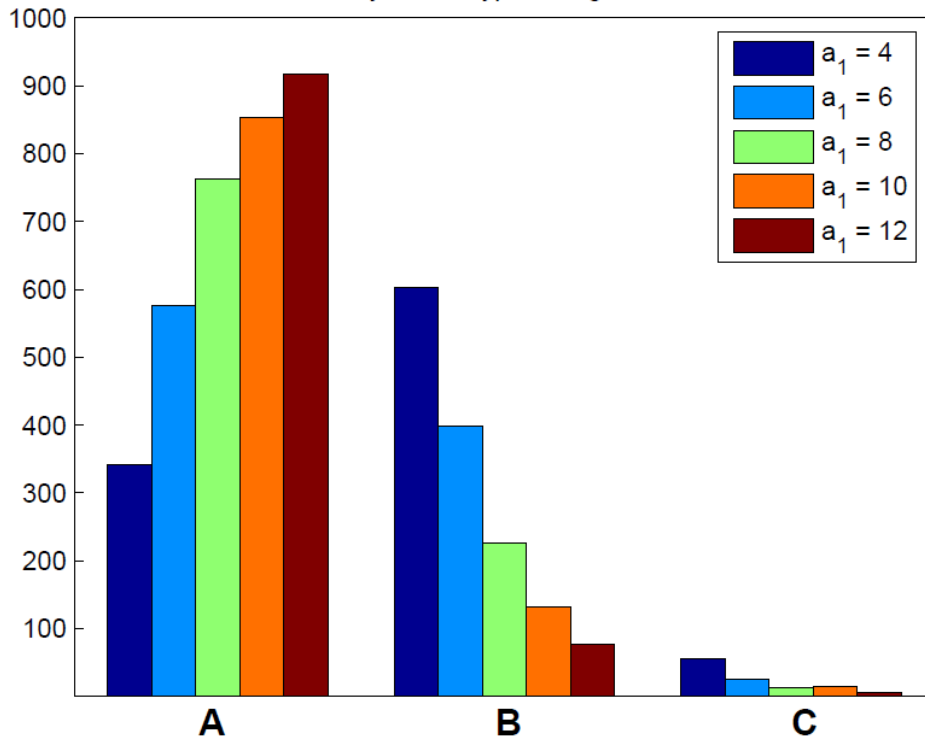


Рис. 3.15. Гистограмма для примера 3.5. Вероятность режима (А) возрастает с ростом начальной амплитуды $a_1(0)$.

Пример 3.7.

Этот пример аналогичен примеру 3.6 с той разницей, что область распределения собственных частот ПО имеет размер 1,5, что препятствует стационарной динамике в случае, когда победителем оказывается первый ПО. Тем не менее модель ППВ сохраняет работоспособность примерно на том же уровне, что и в примере 3.6. Этот факт иллюстрируется рис. 3.17. Вероятность режима (А) в обоих примерах практически одинакова. Существенное снижение вероятности с 76,3 в примере 3.6 до 69,3 в примере 3.7 имеет место лишь в случае $\nu = 20$.

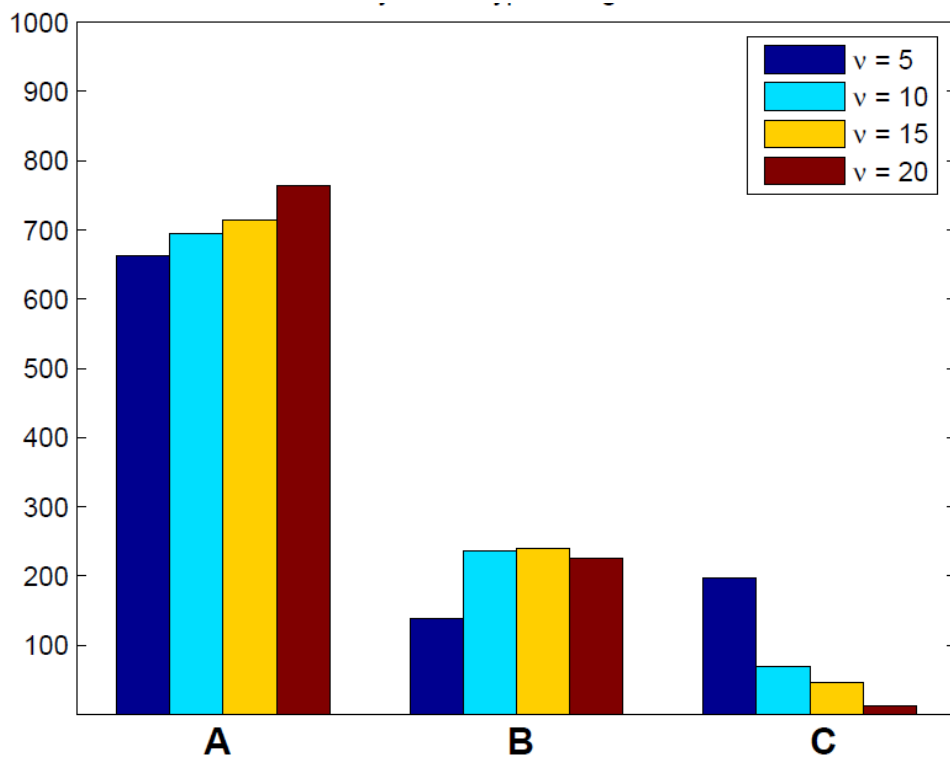


Рис. 3.16. Гистограмма для примера 3.6. Большая крутизна функции f в нуле увеличивает вероятность режима (A) и уменьшает вероятность режима (C).

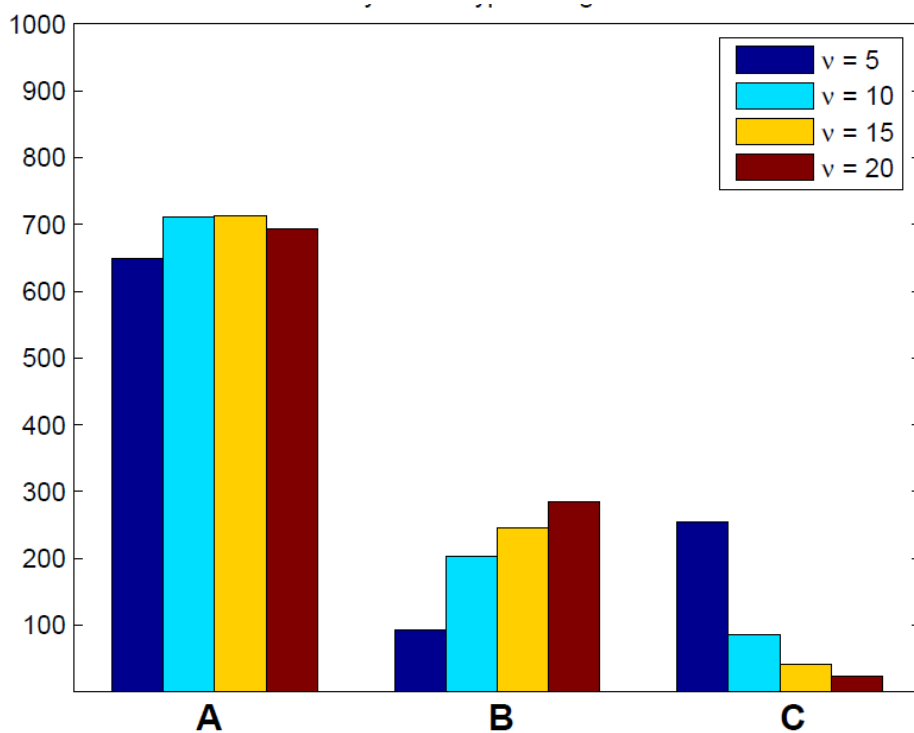


Рис. 3.17. Гистограмма для примера 3.7. Сохранение работоспособности режима ППВ в нестационарном случае.

Пример 3.8.

Цель этого примера – показать, что ширина области распределения начальных фаз ПО играет существенную роль в реализации режима ППВ. Рис. 3.18 показывает, что наилучшие результаты режима ППВ имеют место при небольших размерах интервала, где распределены начальные фазы ПО. Вероятность режима (А) быстро падает, если ширина этого интервала растет. Одновременно повышается вероятность реализации режима (С). Расчеты показывают, что хорошие результаты ППВ достигаются при разбросе начальных фаз ПО, не превышающем $0,5\pi$ радиан.

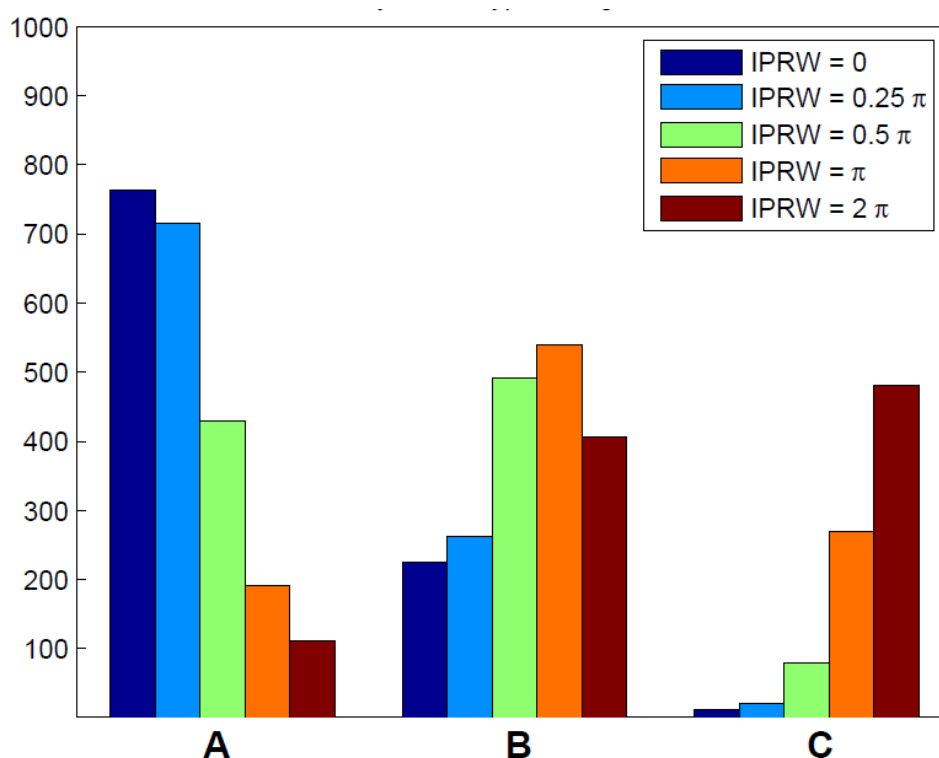


Рис. 3.18. Гистограмма для примера 3.8. Качество функционирования режима ППВ падает с увеличением размера области распределения начальных фаз ПО. IPRW (initial phases range width) – ширина интервала распределения начальных фаз ПО.

Пример 3.9.

Данный пример показывает, что скорость адаптации амплитуд ПО важна для успешной реализации ППВ. Наилучшие результаты получаются

в случае, когда скорость адаптации β мала (рис. 3.19). Это вытекает из того факта, что для правильного функционирования ППВ необходимо, чтобы процесс фазовой синхронизации, определяемый уравнениями (3.65)-(3.66), должен идти существенно быстрее, чем процесс адаптации амплитуд ПО, определяемый уравнением (3.67).

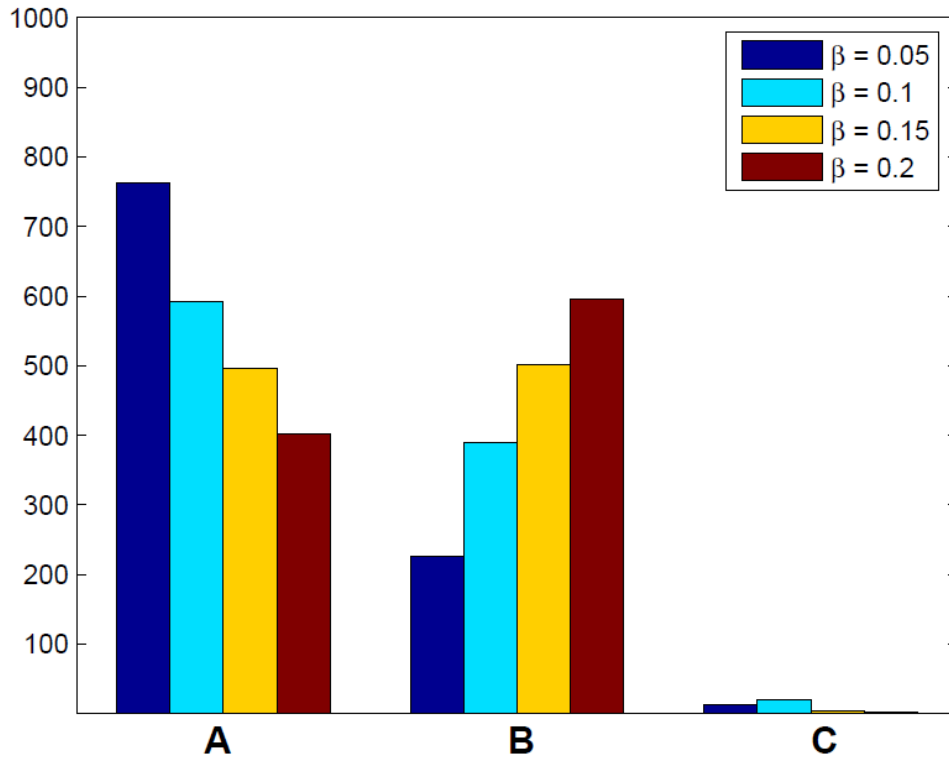


Рис. 3.19. Гистограмма для примера 3.9. Медленная адаптация амплитуд ПО предпочтительна при реализации ППВ.

3.3.3. Обсуждение

Мы показали, что система обобщенных фазовых осцилляторов с центральным элементом может быть подходящей моделью для реализации вероятностного варианта ППВ на осцилляторных принципах. Режим ППВ возникает как результат конкуренции ПО за синхронизацию с ЦО. При этом усиление или подавление активности осцилляторов осуществляется на основе фазовых соотношений между ЦО и ПО. Указанные принципы близки к тем, которые выдвигались теоретически и нашли экспериментальное подтверждение в работе системы внимания и других когнитивных систем. Эти вопросы уже обсуждались в главе 2, а

конкретные примеры применения данной модели будут приведены в главе 4. Следует также отметить, что разработанная модель создает основу для разработки устройств (например, лазерных или на джозефсоновских контактах), реализующих ППВ в аналоговой форме.

Детальный бифуркационный анализ модели с описанием бифуркаций, приводящих к смене динамических режимов, содержится в статье [Burylko et al., 2018]. Приведенные в разделе 3.3.2 численные результаты исследования модели подтвердили результаты, полученные в [Burylko et al., 2018] аналитически. В зависимости от параметров модель может работать как в стационарном, так и в колебательном режиме. В стационарном режиме имеют место фиксированные соотношения между фазами ПО и ЦО. Один из ПО (победитель) работает синфазно с ЦО, а остальные ПО либо работают в противофазе с ЦО (случай одинаковых собственных частот ПО), либо со сдвигом фаз, превосходящим $\pi/2$.

В нестационарном случае один ПО (победитель) работает почти синфазно с ЦО, в то время как остальные ПО разделяются на две группы. Фазы ПО в одной группе колеблются в небольшом диапазоне вблизи противофазного режима по отношению к ЦО. Фазы ПО в другой группе непостоянны и бесконечно меняются в положительном или отрицательном направлении по отношению к фазе ЦО. Как показано в работе [Burylko et al., 2018], при сделанных ограничениях на функции f , g , h число победителей в конкуренции за синхронизацию с ЦО может быть не более одного. Массированные компьютерные вычисления показали, что при подходящих значениях параметров в модели ППВ отсутствуют хаотические режимы.

С помощью имитационного моделирования мы показали, что оптимальные условия для функционирования реализуются при следующих параметрах:

1. Достаточно высокие значения начальной амплитуды ПО, победа которого предпочтительна, по сравнению с начальными амплитудами других ПО.

2. Начальные значения фаз ПО должны быть в сравнительно небольшом диапазоне в окрестности 0. Возможно, это является причиной фазового сброса (рисета), экспериментально наблюдаемого в мозге при некоторых экспериментальных условиях [Vinogradova, 1995; Canavier, 2015].

3. Высокая крутизна функции взаимодействия f , что обеспечивает эффективное влияние ПО на ЦО.

4. Достаточно медленная адаптация амплитуд ПО по сравнению со скоростью фазовой синхронизации между ПО и ЦО.

3.4. Стационары в сети фазовых осцилляторов Хонг-Штрогатца

Результаты данного раздела опубликованы в статье [Burylko et al., 2014].

3.4.1. Модель Хонг-Штрогатца

В работах [Hong and Strogatz, 2011a; Hong and Strogatz, 2011b] авторы предложили модель, которую можно рассматривать как обобщение модели с ЦО при синхронизирующем взаимодействии от ПО к ЦО и десинхронизирующем взаимодействии от ЦО к ПО. Хотя Хонг и Штрогатц не указывают на какие-то возможные приложения своей модели, она может представлять интерес для нейрофизиологической интерпретации в том случае, когда ЦУЭ представляет собой не один осциллятор, а ансамбль взаимодействующих осцилляторов.

Модель Хонг-Штрогатца состоит из двух популяций фазовых осцилляторов. Все осцилляторы делятся на две группы. Осцилляторы

первой группы, называемые конформистами, получают только синхронизирующие воздействия, а осцилляторы второй группы, нонконформисты, получают только десинхронизирующие воздействия. В результате такой организации взаимодействия между осцилляторами конформисты стремятся синхронизоваться с осцилляторами, которые оказывают на них воздействие, а нонконформисты "предпочитают" работать с противофазе по отношению к воздействующими на них осцилляторами.

Детальный бифуркационный анализ системы Хонг-Штрогатца, сформированной из осцилляторов Курамото-Сакагучи, сделан в работе [Burylko et al., 2014]. Здесь мы ограничимся математическим результатом, касающимся стационарных точек системы Хонг-Штрогатца с традиционными синусоидальными осцилляторами Курамото.

3.4.2. Теорема о стационарных точках

Модель Хонг-Штрогатца описывается следующим образом. Пусть J – набор осцилляторов, $|J|=n$, J_1 J_2 – группы, соответственно, конформистов и нонконформистов, $|J_1|=n_1$, $|J_2|=n_2$, $n_1+n_2=n$. Динамика модели задается уравнениями

$$\frac{d\theta_i}{dt} = \omega + \frac{k_1}{n} \sum_{j=1}^n \sin(\theta_j - \theta_i), \quad i \in J_1, \quad (3.74)$$

$$\frac{d\theta_i}{dt} = \omega + \frac{k_2}{n} \sum_{j=1}^n \sin(\theta_j - \theta_i), \quad i \in J_2, \quad (3.75)$$

где θ_i – фазовые переменные, ω – собственная частота (одинаковая для всех осцилляторов), k_1, k_2 – параметры связи, $k_1 > 0, k_2 < 0$.

Обозначим $k = k_2 / k_1$ и

$$\phi_i = \theta_1 - \theta_{i+1}, \quad i = 1, \dots, n-1.$$

Упорядочим осцилляторы так, чтобы осцилляторы первой группы имели номера $1, \dots, n_1$, а осцилляторы второй группы имели номера $n_1 + 1, \dots, n$. Перейдя к переменным ϕ_i и перемасштабировав время, уравнения (3.74)-(3.75) можно переписать в виде

$$\frac{d\phi_i}{dt} = -\sin\phi_i - \sum_{j=1}^{n-1} \sin\phi_j - \sum_{j=1}^{n-1} \sin(\phi_i - \phi_j), \quad i = 1, \dots, n_1 - 1, \quad (3.76)$$

$$\frac{d\phi_i}{dt} = -k\sin\phi_i - \sum_{j=1}^{n-1} \sin\phi_j - k \sum_{j=1}^{n-1} \sin(\phi_i - \phi_j), \quad i = n_1, \dots, n - 1, \quad (3.77)$$

Стационарные точки уравнений (3.76)-(3.77) в координатах θ_i удовлетворяют уравнениям

$$g_l(\theta_1, \dots, \theta_n) - g_i(\theta_1, \dots, \theta_n) = 0, \quad i = 2, \dots, n_1 - 1, \quad (3.78)$$

$$g_l(\theta_1, \dots, \theta_n) - kg_i(\theta_1, \dots, \theta_n) = 0, \quad i = n_1 + 1, \dots, n, \quad (3.79)$$

где

$$g_i(\theta_1, \dots, \theta_n) = \sum_{j=1}^n \sin(\theta_i - \theta_j).$$

Следующая теорема была сформулирована О. Бурилко. Им же было получено первое доказательство. Однако оно оказалось громоздким и трудным для понимания. Приводимое ниже доказательство найдено автором диссертации и опубликовано в совместной с О. Бурилко и Р.М. Борисюком статье [Burylko et al., 2014].

Теорема 3.1. Для $k \neq 0, k \neq -n_2/n_1$ точка $(\theta_1, \dots, \theta_n)$ удовлетворяет уравнениям (3.78)-(3.79), если и только если выполняется одно из следующих условий

$$A. \sum_{j=1}^n e^{i\theta_j} = 0,$$

$$B. \theta_i - \theta_j \in \{0, \pi\}, \quad i, j = 1, \dots, n.$$

Доказательство. Очевидно, что при выполнении какого-либо из условий (A)-(B), координаты $(\theta_1, \dots, \theta_n)$ удовлетворяют уравнениям (3.78)-

(3.79), так что для доказательства теоремы 3.1 достаточно показать, что из выполнения (3.78)-(3.79) следует выполнение хотя бы одного из условий (А) или (В).

Запишем (3.78)-(3.79) в следующем виде

$$(\sin \theta_1 - \sin \theta_i) \sum_{j=1}^n \cos \theta_j - (\cos \theta_1 - \cos \theta_i) \sum_{j=1}^n \sin \theta_j = 0, \quad i = 2, \dots, n_1 \quad (3.80)$$

$$(\sin \theta_1 - k \sin \theta_i) \sum_{j=1}^n \cos \theta_j - (\cos \theta_1 - k \cos \theta_i) \sum_{j=1}^n \sin \theta_j = 0, \quad i = n_1 + 1, \dots, n. \quad (3.81)$$

Введем обозначения

$$X = \sum_{j=1}^n \cos \theta_j, \quad Y = \sum_{j=1}^n \sin \theta_j. \quad (3.82)$$

Если решение уравнений (3.80)-(3.81) удовлетворяет условиям $X = 0, Y = 0$, то тогда условие (А) теоремы 3.1 выполнено.

Предположим теперь, что есть решение уравнений (3.80)-(3.81), которое не удовлетворяет условиям (3.82). Докажем, что тогда условие (В) будет выполняться.

В силу симметрий S_{n_1} и S_{n_2} достаточно доказать (В) для $\phi_1 = \theta_1 - \theta_2$ и $\phi_{n_1-1} = \theta_1 - \theta_{n_1}$. Проведем доказательства для ϕ_1 (доказательство для ϕ_{n_1-1} аналогично).

Если уравнения (3.80)-(3.81) имеют ненулевое решение относительно переменных (X, Y) , тогда должны выполняться следующие равенства

$$\det \begin{pmatrix} \sin \theta_1 - \sin \theta_2, & \cos \theta_1 - \cos \theta_2 \\ \sin \theta_1 - \sin \theta_j, & \cos \theta_1 - \cos \theta_j \end{pmatrix} =$$

$$(\sin \theta_1 - \sin \theta_2)(\cos \theta_1 - \cos \theta_j) - (\sin \theta_1 - \sin \theta_j)(\cos \theta_1 - \cos \theta_2) = 0,$$

$$j = 1, \dots, n_1,$$

$$\det \begin{pmatrix} \sin \theta_1 - \sin \theta_2, & \cos \theta_1 - \cos \theta_2 \\ \sin \theta_1 - k \sin \theta_j, & \cos \theta_1 - k \cos \theta_j \end{pmatrix} =$$

$$(\sin \theta_1 - \sin \theta_2)(\cos \theta_1 - k \cos \theta_j) - (\sin \theta_1 - k \sin \theta_j)(\cos \theta_1 - \cos \theta_2) = 0,$$

$$j = n_1 + 1, \dots, n$$

Эти формулы преобразуются к виду

$$\sin(\theta_1 - \theta_2) + \sin(\theta_j - \theta_1) + \sin(\theta_2 - \theta_j) = 0, \quad j = 1, \dots, n_1,$$

$$\sin(\theta_1 - \theta_2) + k \sin(\theta_j - \theta_1) + k \sin(\theta_2 - \theta_j) = 0, \quad j = n_1 + 1, \dots, n.$$

Отсюда получаем

$$\sin(\theta_1 - \theta_2) = \sin(\theta_1 - \theta_j) - \sin(\theta_2 - \theta_j), \quad j = 1, \dots, n_1, \quad (3.83)$$

$$\frac{1}{k} \sin(\theta_1 - \theta_2) = \sin(\theta_1 - \theta_j) - \sin(\theta_2 - \theta_j), \quad j = n_1 + 1, \dots, n. \quad (3.84)$$

Из (3.78)-(3.79) при $i = 2$ следует, что

$$\sum_{j=1}^n \sin(\theta_1 - \theta_j) - \sum_{j=1}^n \sin(\theta_2 - \theta_j) = 0.$$

Подставляя в это уравнение (3.83)-(3.84), получаем

$$n_1 \sin(\theta_1 - \theta_2) + \frac{n_2}{k} \sin(\theta_1 - \theta_2) = \left(n_1 + \frac{n_2}{k} \right) \sin(\theta_1 - \theta_2) = 0.$$

Поскольку мы предполагали, что $k \neq -n_2/n_1$, из последнего равенства следует, что $\theta_1 - \theta_2 \in \{0, \pi\}$, что и требовалось доказать.

3.4.3. Обсуждение

Теорема 3.1 является исходным пунктом бифуркационного анализа модели Хонг-Штрогатца. Этот анализ был проведен в работе [Burylko et al., 2014]. Он позволил дать описание условий устойчивости стационарных точек и инвариантных многообразий. Было, в частности, показано, что список устойчивых режимов, данный Хонг и Штрогатцем, не полон. Для более общей модели, в которой в качестве элементов модели использовались осцилляторы Курамото-Сакагучи (с фазовым сдвигом),

были найдены два типа инвариантных многообразий, которые существуют при любых величинах параметров связи и фазового сдвига.

3.5. Выводы

1. Архитектура сетей фазовых осцилляторов с центральным элементом является мало изученной, хотя в нейробиологических приложениях она играет важную роль. С математической точки зрения она привлекательна возможностью существенно продвинуться в аналитическом исследовании таких сетей, поскольку в них среднее поле Курамото естественным образом заменяется активностью центрального осциллятора.

2. Для сетей фазовых осцилляторов Курамото-Сакагучи с радиальной архитектурой и синусоидальной функцией взаимодействия получены аналитические формулы, описывающие частоту синхронного ансамбля при различных режимах синхронизации.

3. Для сетей идентичных фазовых осцилляторов Курамото с радиальной архитектурой и произвольными функциями взаимодействия получены условия устойчивости режимов синхронизации. В частности, получены явные формулы для случая, когда функция взаимодействия описывается как сумма двух гармоник (два члена разложения Фурье произвольной функции взаимодействия).

4. Предложена осцилляторная версия принципа "победитель-получает-все", реализованная в сети обобщенных фазовых осцилляторов. Исследованы условия оптимального функционирования данного режима в зависимости от параметров модели.

5. Для сети фазовых осцилляторов Хонг-Штрогатца, в которой центральный элемент представлен ансамблем осцилляторов, доказана теорема о существовании стационарных состояний, лежащая в основе дальнейшего бифуркационного анализа сети.

ГЛАВА 4. МОДЕЛИРОВАНИЕ КОГНИТИВНЫХ ФУНКЦИЙ МОЗГА С ПОМОЩЬЮ СЕТЕЙ ОСЦИЛЛЯТОРОВ С ЦЕНТРАЛЬНЫМ ЭЛЕМЕНТОМ

4.1. Модель селективного внимания

В данном разделе мы будем рассматривать модель селективного внимания в виде сети фазовых осцилляторов с центральным элементом и постоянными синхронизирующими силами связей между осцилляторами. Внешние стимулы представляются либо отдельными ПО, либо наборами (ансамблями) ПО с близкими собственными частотами осцилляторов внутри каждого ансамбля. В биологических терминах ПО представляет колонку неокортекса, кодирующую определенный признак стимула, а ЦО представляет ЦУЭ системы внимания. Для упрощения модели связи между ПО предполагаются отсутствующими.

Будет рассматриваться случай двух стимулов, один из которых захватывается в ФВ путем синхронизации соответствующего ему ансамбля ПО с ЦО. Второй стимул является дистрактором (отвлекающим стимулом). Соответствующие ему ПО десинхронизованы по отношению к ЦО. Нас будут интересовать динамические режимы, которые могут возникнуть в такой модели и которые можно интерпретировать как различные режимы формирования ФВ. В разделе 4.1.1 будет описано динамическое поведение текущей частоты ЦО в процессе формирования ФВ. В разделе 4.1.2 будут приведены результаты бифуркационного анализа и имитационного моделирования и определены области параметров, где возникают те или иные режимы функционирования модели.

Модель внимания описывается уравнениями

$$\frac{d\theta_0}{dt} = \omega_0 + \frac{\mu}{n} \sum_{i=1}^n \sin(\theta_i - \theta_0) + \frac{\varepsilon}{n} \sum_{j=1}^n \sin(\theta_j - \theta_0), \quad (4.1)$$

$$\frac{d\theta_i}{dt} = \omega_i + \mu \sin(\theta_0 - \theta_i), \quad i = 1, \dots, n, \quad (4.2)$$

$$\frac{d\theta_j}{dt} = \omega_j + \varepsilon \sin(\theta_0 - \theta_j), \quad j = 1, \dots, n, \quad (4.3)$$

где θ_i ($i = 0, \dots, n$) – фазы осцилляторов, ω_i – собственные частоты, μ, ε – параметры взаимодействия ($\mu, \varepsilon \geq 0$). Уравнение (4.1) задает динамику ЦО, уравнение (4.2) описывает динамику ПО, кодирующих стимул, находящийся в ФВ, уравнение (4.3) описывает динамику ПО, кодирующих стимул-дистрактор. Обозначим \mathbf{S} и \mathbf{D} наборы ПО из уравнений (4.2) и (4.3), соответственно, и будем использовать индексы i и j для нумерации ПО из этих групп, $i \in \mathbf{S}, j \in \mathbf{D}$, а индекс k для идентификации произвольного ПО $k \in \mathbf{S} \cup \mathbf{D}$.

Обычно под синхронизацией двух осцилляторов понимается режим, при котором эти осцилляторы работают синфазно (синхронизация по фазе) или с одной и той же частотой (синхронизация по частоте). В данной модели эти строгие условия, как правило, не выполняются. Поскольку осцилляторы из \mathbf{D} в режиме сформированного ФВ не работают синхронно с ЦО, они оказывают на ЦО возмущающее воздействие, которое через ЦО передается осцилляторам из \mathbf{S} . В связи с этим частоты осцилляторов из \mathbf{S} лишь приближенно совпадают с частотой ЦО. Такой режим работы мы будем называть режимом частичной синхронизации и ассоциировать его с формированием ФВ на стимуле, кодируемом ПО из \mathbf{S} .

Формально будем говорить, что ПО находится в режиме частичной синхронизации с ЦО, если для любого момента времени выполняется неравенство

$$|\theta_0(t) - \theta_k(t)| < C,$$

где фазы осцилляторов определены на всей прямой, C – некоторая константа. Будем считать, что ансамбль ПО находится в режиме частичной синхронизации с ЦО, если все осцилляторы из этого ансамбля находятся в режиме частичной синхронизации с ЦО. Режим, когда все ПО

синхронизованы по частоте с ЦО (т.е. когда в ФВ одновременно включены оба стимула S и D), будем называть режимом полной синхронизации.

4.1.1. Динамика центрального осциллятора при формировании фокуса внимания

Результаты данного раздела опубликованы в статьях [Kazanovich, 1993; Борисюк и др., 1994; Казанович и Борисюк, 1994; Borisyuk et al., 1994; Kazanovich, 1994; Kazanovich and Borisyuk, 1994].

Мы рассмотрим два предельных случая, когда сеть содержит по одному ПО в каждом ансамбле S и D и когда количество осцилляторов в этих ансамблях велико.

4.1.1.1. Случай $n = 1$

При $n = 1$ уравнения (4.1)-(4.3) можно записать в виде

$$\frac{d\theta_0}{dt} = \omega_0 + \mu \sin(\theta_s - \theta_0) + \varepsilon \sin(\theta_d - \theta_0), \quad (4.4)$$

$$\frac{d\theta_s}{dt} = \omega_s + \mu \sin(\theta_0 - \theta_s), \quad (4.5)$$

$$\frac{d\theta_d}{dt} = \omega_d + \varepsilon \sin(\theta_0 - \theta_d). \quad (4.6)$$

При достаточно больших величинах μ, ε в системе (4.4)-(4.6) имеет место полная синхронизация, когда все три осциллятора устойчиво синхронизируются на частоте

$$\bar{\omega} = \frac{\omega_0 + \omega_s + \omega_d}{3}$$

с фиксированными разностями фаз между ЦО и ПО, равными

$$\varphi_s = \theta_0 - \theta_s = \arcsin \frac{\bar{\omega} - \omega_s}{\mu}, \quad \varphi_d = \theta_0 - \theta_d = \arcsin \frac{\bar{\omega} - \omega_d}{\varepsilon}.$$

Необходимыми условиями наступления полной синхронизации являются неравенства

$$|\omega - \omega_s| \leq \mu, \quad |\omega - \omega_d| \leq \varepsilon.$$

Пусть теперь ε достаточно мало, так что полная синхронизация в системе (4.4)-(4.6) не наступает. Рассмотрим сначала случай, когда осциллятор \mathcal{S} отсутствует ($\mu = 0$). Обозначим среднее значение текущей частоты ЦО

$$\Omega = \left\langle \frac{d\theta_0}{dt} \right\rangle,$$

где $\langle \cdot \rangle$ - усреднение по времени. Переходя к разности фаз $\varphi_s = \theta_0 - \theta_s$, имеем

$$\frac{d\varphi_s}{dt} = \Delta - 2\varepsilon \sin \varphi_s,$$

где $\Delta = \omega_0 - \omega_d$. Интегрируя это уравнение и усредняя решение по времени, получаем

$$\left\langle \frac{d\varphi_s}{dt} \right\rangle = \Delta \sqrt{1 - 4\left(\frac{\varepsilon}{\Delta}\right)^2}. \quad (4.7)$$

Из (4.4) и (4.6) следует

$$\frac{d\theta_0}{dt} + \frac{d\theta_d}{dt} = \omega_0 + \omega_d. \quad (4.8)$$

Из (4.7) и (4.8) находим

$$\Omega = \frac{1}{2} \left(\omega_0 + \omega_d + \Delta \sqrt{1 - 4\left(\frac{\varepsilon}{\Delta}\right)^2} \right) = \omega_0 - \frac{\varepsilon^2}{\Delta}. \quad (4.9)$$

Пусть теперь в модели (4.4)-(4.6) имеются оба ПО ($\mu \neq 0$). Аппроксимируем $\theta_0(t)$ до членов второго порядка

$$\theta_0(t) = x_0(t) + \varepsilon x_1(t) + \varepsilon^2 x_2(t). \quad (4.10)$$

Как показано в работе [Kazanovich and Borisyuk, 1994], в режиме частичной синхронизации средние значения функций в правой части (4.10) равны

$$\left\langle \frac{dx_0}{dt} \right\rangle = \omega, \quad \left\langle \frac{dx_1}{dt} \right\rangle = 0, \quad \left\langle \frac{dx_2}{dt} \right\rangle = -\frac{1}{2\omega} \frac{(3\gamma^2 + \omega^2)}{(4\gamma^2 + \omega^2)},$$

где

$$\omega = \frac{\omega_0 + \omega_s}{2}, \quad \gamma = \mu^2 - (\omega^2 - \omega_0^2).$$

Отсюда окончательно для Ω получаем формулу

$$\Omega = \omega - \frac{\varepsilon^2}{2\omega} \frac{(3\gamma^2 + \omega^2)}{(4\gamma^2 + \omega^2)}. \quad (4.11)$$

Формулы (4.9) и (4.11) показывают, что под влиянием осциллятора \mathbf{D} средняя частота ЦО смещается от частоты, на которой бы ЦО работал при отсутствии \mathbf{D} , в сторону собственной частоты осциллятора \mathbf{D} на величину порядка $O(\varepsilon^2)$. Как будет видно из следующего параграфа, аналогичный эффект имеет место, когда в ансамблях \mathbf{S} и \mathbf{D} имеется большое число осцилляторов.

4.1.1.2. Случай $n \rightarrow \infty$

Рассмотрим случай, когда число n осцилляторов в ансамблях \mathbf{S} и \mathbf{D} велико ($n \rightarrow \infty$). Обозначим

$$\omega_s = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \omega_i, \quad \omega_d = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \omega_j, \quad \omega = \frac{\omega_0 + \omega_s}{2}.$$

Будем предполагать, что собственные частоты ПО в ансамблях \mathbf{S} и \mathbf{D} равномерно распределены вокруг средних значений в небольших интервалах $(\omega_s - l, \omega_s + l)$ и $(\omega_d - l, \omega_d + l)$, соответственно, $l \ll |\omega_s - \omega_d|$. Для упрощения формул без ограничения общности можно считать, что $\omega_d = 0$, $\omega_0, \omega_s > 0$.

Важный факт, демонстрируемый массивными компьютерными экспериментами, состоит в том, что при больших n текущая частота ЦО в режиме частичной синхронизации варьирует в небольшом диапазоне около

некоторой величины Ω (рис. 4.1). Это происходит благодаря усреднению влияния на ЦО тех ПО, которые не синхронны (частично) с ЦО.

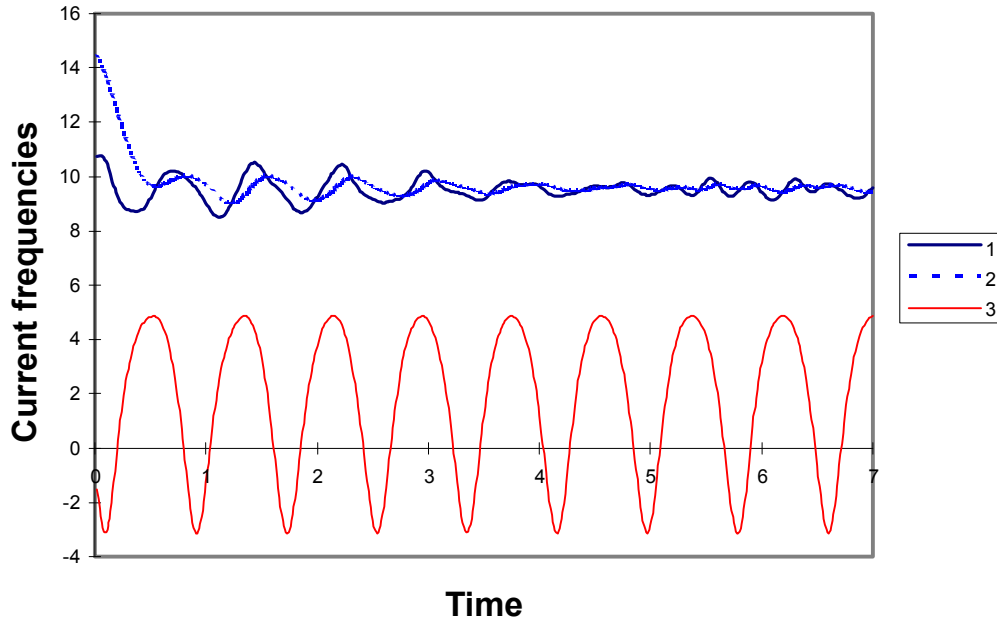


Рис. 4.1. Графики текущих частот в зависимости от времени. (1) текущая частота ЦО, (2) текущая частота ПО из ансамбля \mathbf{S} , (3) текущая частота ПО из ансамбля \mathbf{D} . Параметры: $\omega_0 = 10$, $\omega_s = 9$, $\omega_d = 1$, $\mu = 5$, $\varepsilon = 4$, $n = 50$.

Как и в предыдущем параграфе, обозначим Ω среднюю частоту ЦО в режиме частичной синхронизации. Поскольку ПО в ансамбле \mathbf{S} работают синхронно с ЦО, мы можем приближенно считать, что

$$\left\langle \frac{d\theta_i}{dt} \right\rangle = \Omega, \quad i \in \mathbf{S}.$$

Для осцилляторов из ансамбля \mathbf{D} в режиме частичной синхронизации мы имеем динамику, приближенно описываемую формулой

$$\frac{d\varphi_j}{dt} = \Omega - \omega_j - \varepsilon \sin \varphi_j, \quad j \in \mathbf{D}, \quad (4.12)$$

где $\varphi_j = \theta_0 - \theta_j$. Интегрирование этого уравнения и вычисление среднего по времени значения дает

$$\left\langle \frac{d\varphi_j}{dt} \right\rangle = (\Omega - \omega_j) \sqrt{1 - \left(\frac{\varepsilon}{\Omega - \omega_j} \right)^2}.$$

Отсюда получаем

$$\left\langle \frac{d\theta_j}{dt} \right\rangle = \Omega - \sqrt{(\Omega - \omega_j)^2 - \varepsilon^2}. \quad (4.13)$$

С использованием (4.2)-(4.3) уравнение (4.1) может быть преобразовано к виду

$$\frac{d\theta_0}{dt} = \omega_0 + \frac{\mu}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{d\theta_i}{dt} - \omega_i \right) + \frac{\varepsilon}{n} \sum_{j=1}^n \left(\frac{d\theta_j}{dt} - \omega_j \right).$$

Усредняя это уравнение по времени и подставляя в него результаты (4.12)-(4.13), получаем

$$\Omega = \omega_0 - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\Omega - \omega_i) - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \left[\Omega - \omega_j - \sqrt{(\Omega - \omega_j)^2 - \varepsilon^2} \right].$$

Отсюда находим

$$3\Omega - 2\omega = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \sqrt{(\Omega - \omega_j)^2 - \varepsilon^2},$$

где

$$\omega = \frac{\omega_0 + \omega_s}{2}.$$

С учетом того, что ω_j равномерно распределены в небольшом интервале вокруг $\omega_d = 0$, последнюю формулу можно приближенно записать как

$$3\Omega - 2\omega = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \sqrt{\Omega^2 - \varepsilon^2}. \quad (4.14)$$

Если ε достаточно мало, так что выполняется условие $\varepsilon < \frac{2}{3}\omega$, уравнение

(4.14) имеет единственное решение

$$\Omega = \frac{3}{4}\omega + \frac{1}{4}\omega \sqrt{1 - 2\left(\frac{\varepsilon}{\omega}\right)^2} = \omega - \frac{\varepsilon^2}{2\omega} \frac{1}{\left(1 + \sqrt{1 - 2\left(\frac{\varepsilon}{\omega}\right)^2}\right)}. \quad (4.15)$$

Это и есть окончательный результат оценки среднего значения частоты ЦО в режиме частичной синхронизации. С точностью до величин порядка ε^2 формула (4.15) может быть приближенно записана как

$$\Omega = \omega - \frac{\varepsilon^2}{4\omega}.$$

4.1.1.3. Численные примеры

Численные примеры, рассматриваемые ниже, предназначены для того, чтобы сравнить аналитические результаты, представленные формулами (4.11) и (4.15), с результатами, полученными путем интегрирования уравнений (4.1)-(4.3). Выбор параметров этих уравнений был обусловлен удобством графического представления результатов и не преследовал цели удовлетворить биологическим характеристикам осцилляций, связанных с работой системы внимания. Однако уравнения (4.1)-(4.3) имеют достаточно степеней свободы, чтобы при подходящем выборе временного масштаба и сдвига частот получить функционирование модели в диапазоне гамма-ритма.

Интегрирование уравнений (4.1)-(4.3) производилось по методу Рунге-Кутты с адаптирующимся шагом и точностью не меньше 10^{-5} . Начальные фазы осцилляторов были равномерно распределены в интервале $(0, 2\pi)$. На вычисления отводилось 110 единиц времени, из которых первые 10 использовались для перехода из начального состояния в режим частичной синхронизации. Средняя частота ЦО вычислялась как

$$\Omega = \frac{1}{100} \int_{10}^{110} \frac{d\theta_0}{dt} dt = \frac{1}{100} [\theta_0(110) - \theta_0(10)].$$

В примерах 4.1-4.4 $n = 1$, в примерах 4.5-4.6 $n = 500$. Графики зависимости $\Omega(\varepsilon)$ представлены на рис. 4.2-4.7 при различных значениях других параметров уравнений (4.1)-(4.3).

Пример 4.1. $\omega_0 = 10, \omega_d = 0, \mu = 10, n = 1.$

Этот пример иллюстрирует зависимость $\Omega(\varepsilon)$ при различных значениях $\omega_s = 5, 9, 11, 13, 15$. Рис. 4.2 показывает, что для выбранных параметров значения $\Omega(\varepsilon)$, аналитически вычисленные по формуле (4.11), хорошо согласуются с результатами имитационного моделирования при значениях $\varepsilon < 4,5$. При больших значениях ε точность аппроксимации постепенно падает. Это обусловлено тем, что при $\varepsilon > 4,5$ режим работы модели становится близок к полной синхронизации. Например, при $\omega_s = 5$ и $\varepsilon \geq 5$ наступает полная синхронизация на частоте $\omega = 5$. Таким образом, формулу (4.11) можно использовать для аппроксимации Ω при условии, что режим частичной синхронизации достаточно далеко отстоит от режима полной синхронизации.

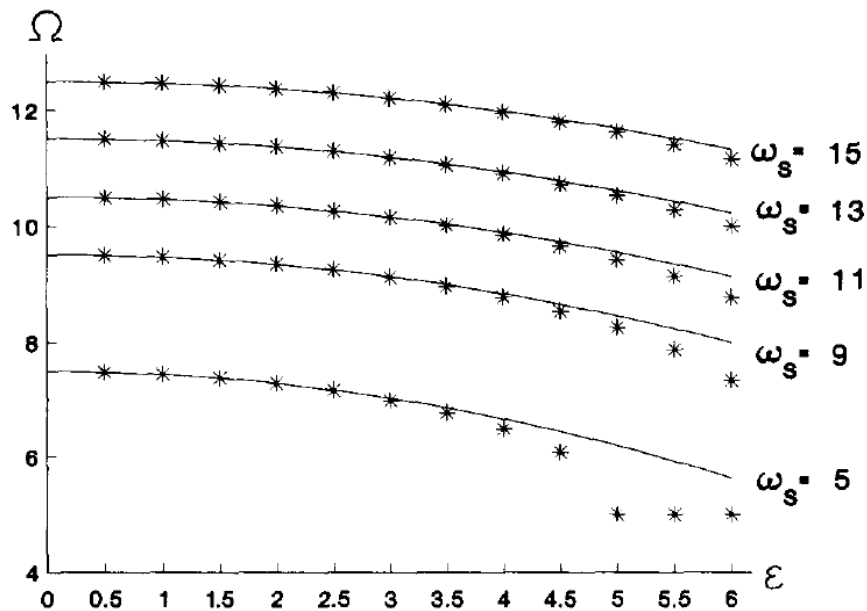


Рис. 4.2. Графики текущей частоты ЦО при различных значениях ω_s (пример 4.1). Параметры: $\omega_0 = 10, \omega_d = 0, \mu = 10, n = 1.$

Пример 4.2. $\omega_0 = 10, \omega_s = 10, \omega_d = 0, n = 1.$

Этот пример, как и два последующих, предназначен для выяснения того, как на точность аппроксимации Ω влияет величина параметра связи μ . Расчеты проведены для двух значений $\mu = 3$ и $\mu = 10$. Результаты представлены на рис. 4.3. Из формулы (4.11) очевидно, и это

подтверждается нашими вычислениями, что Ω немного увеличивается при увеличении μ , но даже значительное увеличение μ не сильно влияет на величину Ω . Кроме того, из рисунка видно, что величина μ мало сказывается на точности аппроксимации.

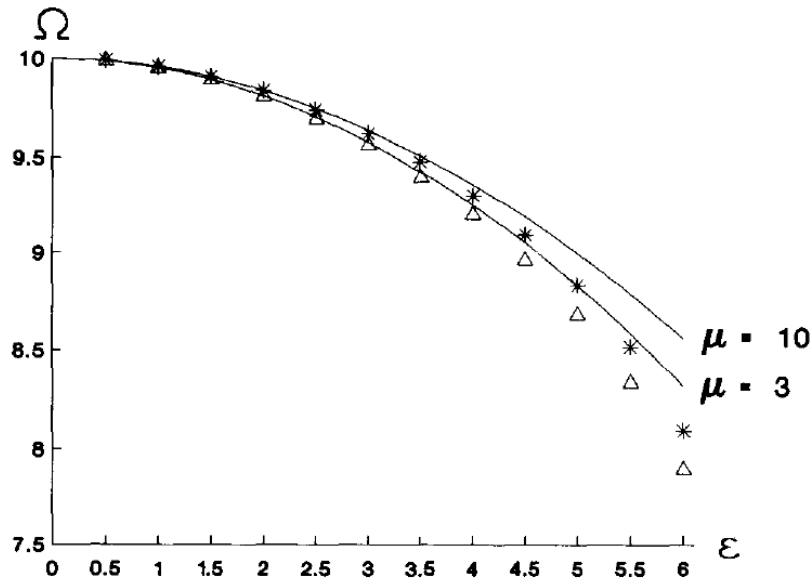


Рис. 4.3. Графики текущей частоты ЦО при различных значениях параметра связи μ , (пример 4.2). Параметры: $\omega_0 = 10$, $\omega_s = 10$, $\omega_d = 0$, $n = 1$.

Пример 4.3. $\omega_0 = 10$, $\omega_s = 5$, $\omega_d = 0$, $n = 1$.

Этот пример отличается от предыдущего меньшей величиной собственной частоты ω_s ($\omega_s < \omega_0$). Результаты вычислений представлены на рис. 4.4. Единственное существенное отличие от примера 4.2 в том, что при $\varepsilon \geq 5$ в сети наступает полная синхронизация, так что приближение (4.11) перестает быть адекватным.

Пример 4.4. $\omega_0 = 10$, $\omega_s = 15$, $\omega_d = 0$, $n = 1$.

В данном примере собственная частота ω_s увеличена по сравнению с примером 4.2, так что $\omega_s > \omega_0$. Результаты вычислений представлены на рис. 4.5. Как видно из рисунка, формула (4.11) дает хорошую аппроксимацию при $\mu = 10$ и $\varepsilon < 6$. Однако при $\mu = 3$ и $\varepsilon > 3$ формула (4.11) становится непригодной. Это объясняется тем, что с ростом ε происходит переключение модели из одного режима частичной синхронизации на

другой. Если ε мало, ЦО работает в режиме частичной синхронизации с осциллятором S . При увеличении ε происходит переключение на синхронизацию ЦО с осциллятором D .

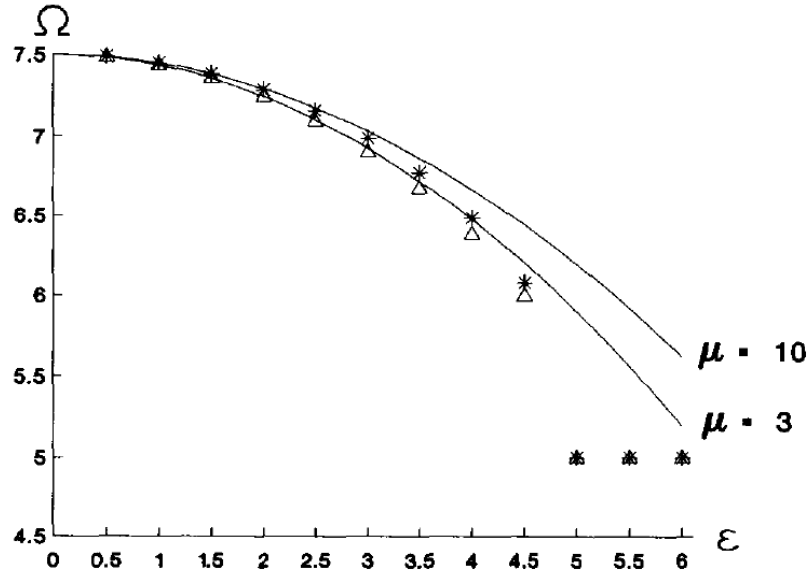


Рис. 4.4. Графики текущей частоты ЦО при различных значениях параметра связи μ (пример 4.3). Параметры: $\omega_0 = 10$, $\omega_s = 5$, $\omega_d = 0$, $n = 1$.

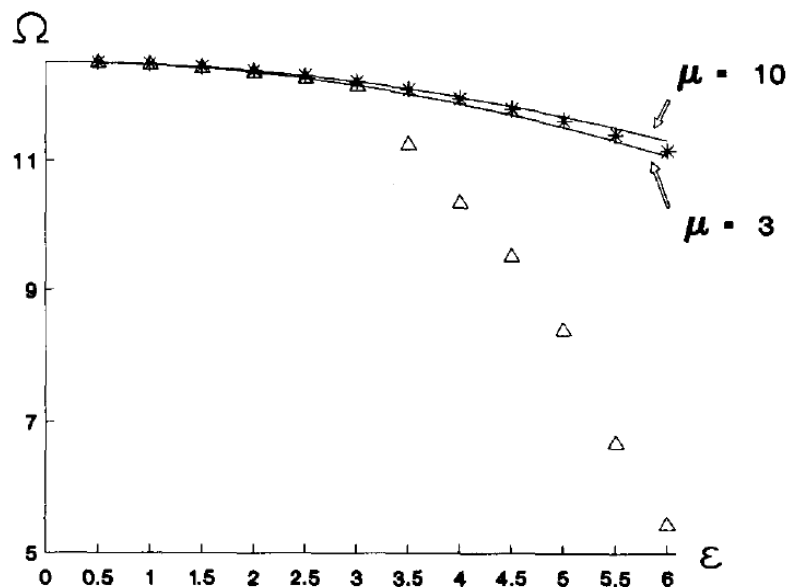


Рис. 4.5. Графики текущей частоты ЦО при различных значениях параметра связи μ (пример 4.4). Параметры: $\omega_0 = 10$, $\omega_s = 15$, $\omega_d = 0$, $n = 1$.

Следующие два примера относятся к модели с большим числом ПО, $n = 500$, для которой величина Ω при частичной синхронизации определяется по формуле (4.15).

Пример 4.5. $\omega_0 = 10, \omega_d = 0, \mu = 10, l = 1, n = 500$.

Этот пример похож на пример 4.1 с той разницей, что собственные частоты ПО равномерно распределены в интервале длины 2. Результаты вычислений представлены на рис. 4.6. Как видно из рисунка, формула (4.15) дает хорошие результаты аппроксимации во всех случаях, за исключением тех, когда сеть начинает работать в режиме полной синхронизации ($\omega_s = 5, \varepsilon > 6$) или вблизи этого режима ($\omega_s = 10, \varepsilon > 7$).

Пример 4.6. $\omega_0 = 10, \omega_d = 0, \mu = 3, l = 0,5, n = 500$.

Данный пример отличается от предыдущего в два раза меньшим диапазоном распределения собственных частот и существенно меньшей величиной μ . Результаты вычислений представлены на рис. 4.7. При $\omega_s = 5$ аппроксимация (4.15) дает очень точный результат за исключением значений $\varepsilon > 6$, когда наступает полная синхронизация на частоте $\omega = 5$. При $\omega_s = 10$ поведение модели сходно с тем, какое мы наблюдали в примере 4.4. Аппроксимация хорошо работает при $\varepsilon < 5$, но становится неадекватной при $\varepsilon > 7$, поскольку происходит переключение с частичной синхронизации с ансамблем \mathcal{S} на частичную синхронизацию с ансамблем \mathcal{D} , так что ЦО начинает работать со средней текущей частотой равной примерно 5,61. Аналогичное переключение происходит при $\omega_s = 15$. В этом случае формула (4.11) пригодна лишь при $\varepsilon < 3$.

4.1.2. Бифуркационный анализ режимов синхронизации

в модели внимания

Материалы данного раздела опубликованы в статьях [Borisyuk and Kazanovich, 1995; Kazanovich, 1995; Казанович и Борисюк, 1996; Borisyuk

et al., 1998; Borisyuk et al., 1999 (Oscillations in Neural Systems); Kazanovich and Borisyuk, 1999].

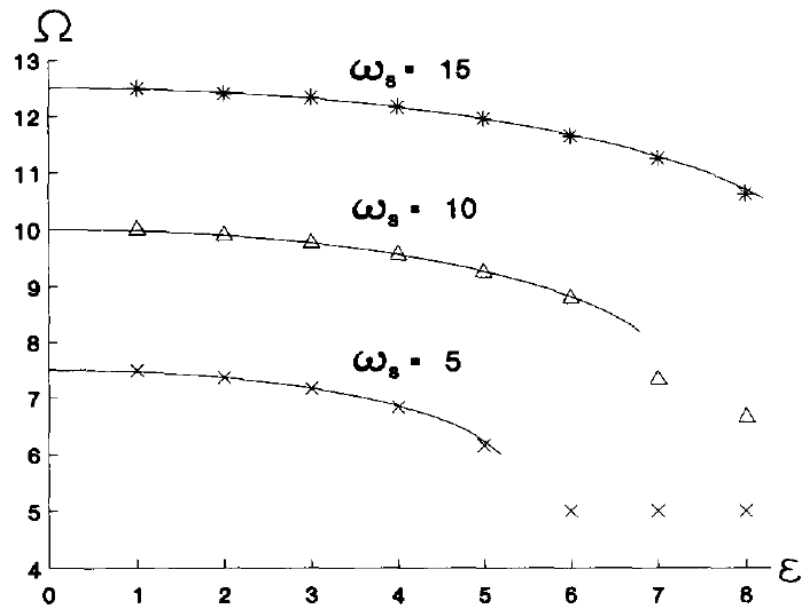


Рис. 4.6. Графики текущей частоты ЦО при различных значениях ω_s (пример 4.5). Параметры: $\omega_0 = 10$, $\omega_d = 0$, $\mu = 10$, $l = 1$, $n = 500$.

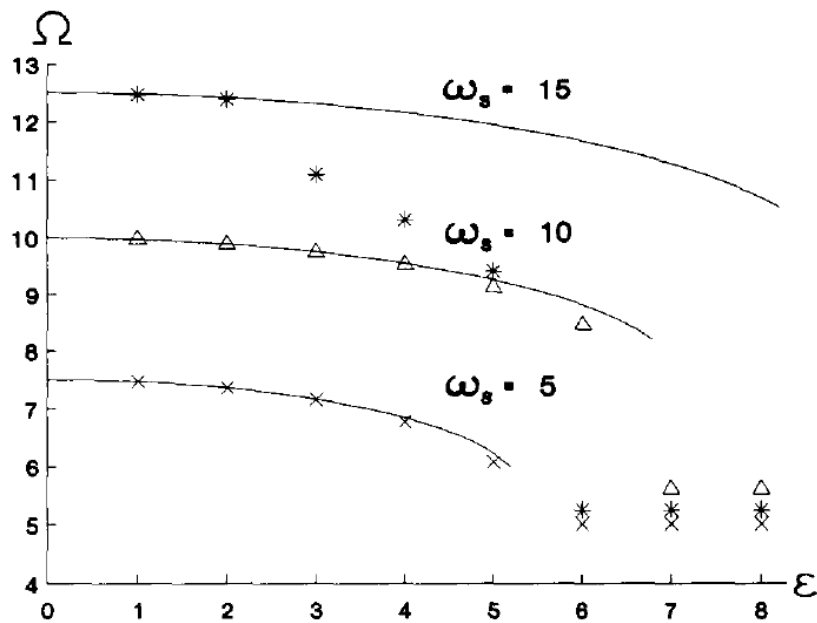


Рис. 4.7. Графики текущей частоты ЦО при различных значениях ω_s (пример 4.6). Параметры: $\omega_0 = 10$, $\omega_d = 0$, $\mu = 3$, $l = 0,5$, $n = 500$.

В данном разделе мы будем предполагать, что оба ансамбля ПО равноправны и могут входить как в частичную синхронизацию с ЦО, так и в полную синхронизацию с ЦО. В связи с этим будем обозначать ансамбли

ПО буквами A и B , а параметры связи буквами α и β , не предвещая, каким окажется режим синхронизации в модели (4.1)-(4.3) (или синхронизации вообще не будет, т.е. ФВ не формируется). Будем использовать индекс i для нумерации осцилляторов из набора A и индекс j для нумерации осцилляторов из набора B , $i \in A, j \in B$.

Основной задачей в данном разделе будет описание различных динамических режимов, возникающих в модели (4.1)-(4.3) в зависимости от значений параметров. Мы будем рассматривать три следующих типа динамики:

- **GS** (global synchronization – полная синхронизация) – все осцилляторы работают с одинаковой частотой (ФВ распространяется на оба стимула);
- **PS_A, PS_B** (partial synchronization – частичная синхронизация) – сеть работает в режиме частичной синхронизации с одним из ансамблей A или B (в ФВ включен один из стимулов, кодирующихся, соответственно, активностью ансамблей A или B);
- **NS** (no synchronization – отсутствие синхронизации) – текущие частоты хотя бы некоторых ПО в ансамблях A и B значительно отличаются от текущей частоты ЦО (ФВ не сформировался).

Как и в разделе 4.1.1, мы будем рассматривать два предельных случая, $n = 1$ и $n \rightarrow \infty$.

4.1.2.1. Случай $n = 1$

Перепишем уравнения (4.4)-(4.6) с учетом новых обозначений как

$$\frac{d\theta_0}{dt} = \omega_0 + \alpha \sin(\theta_a - \theta_0) + \beta \sin(\theta_b - \theta_0), \quad (4.16)$$

$$\frac{d\theta_a}{dt} = \omega_A + \alpha \sin(\theta_0 - \theta_a), \quad (4.17)$$

$$\frac{d\theta_b}{dt} = \omega_B + \beta \sin(\theta_0 - \theta_b). \quad (4.18)$$

В случае полной синхронизации все осцилляторы синхронизируются на частоте

$$\bar{\omega} = \frac{\omega_0 + \omega_A + \omega_B}{3}.$$

Для исследования системы (4.16)-(4.18) удобно перейти к разностям фаз $\varphi_1 = \theta_0 - \theta_A^1$, $\varphi_2 = \theta_0 - \theta_B^1$, которые описываются системой двух уравнений на двумерном торе $\mathbf{T}^2 := \{(\varphi_1, \varphi_2) | -\pi \leq \varphi_1 \leq \pi; -\pi \leq \varphi_2 \leq \pi\}$,

$$\begin{aligned} \frac{d\varphi_1}{dt} &= (\omega_0 - \omega_A) - 2\alpha \sin \varphi_1 - \beta \sin \varphi_2, \\ \frac{d\varphi_2}{dt} &= (\omega_0 - \omega_B) - \alpha \sin \varphi_1 - 2\beta \sin \varphi_2. \end{aligned} \quad (4.19)$$

Стационарные состояния. Стационарные решения системы (4.19) определяются из уравнений

$$\sin \varphi_1 = \frac{\bar{\omega} - \omega_A}{\alpha}, \quad \sin \varphi_2 = \frac{\bar{\omega} - \omega_B}{\beta}. \quad (4.20)$$

При условии

$$\begin{cases} |\bar{\omega} - \omega_A| < \alpha, \\ |\bar{\omega} - \omega_B| < \beta \end{cases} \quad (4.21)$$

уравнения (4.20) имеют четыре решения: $A_1(\xi_1, \xi_2)$, $A_2(\xi_1, \eta_2)$, $A_3(\eta_1, \xi_2)$, $A_4(\eta_1, \eta_2)$, где

$$\xi_1 = \arcsin \frac{\bar{\omega} - \omega_A}{\alpha}, \quad \xi_2 = \arcsin \frac{\bar{\omega} - \omega_B}{\beta}, \quad \eta_1 = \pi - \xi_1, \quad \eta_2 = \pi - \xi_2.$$

Анализ устойчивости стационарных решений показывает, что при всех α , β , удовлетворяющих неравенствам (4.21), A_1 - устойчивый узел, A_2 и A_3 - седловые точки, A_4 - неустойчивый узел. Соответствующий фазовый портрет системы представлен на рис. 4.8.

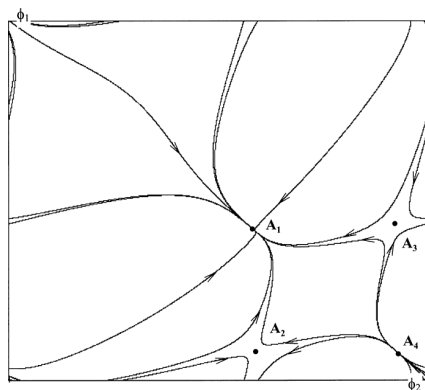
Заметим, что устойчивое стационарное решение системы (4.19) соответствует режиму полной синхронизации сети. Для случая,

представленного на рис.4.8а, система (4.19) имеет единственное устойчивое состояние, соответствующее устойчивому узлу A_1 . Как будет видно из дальнейшего, такая единственность устойчивого состояния не всегда имеет место.

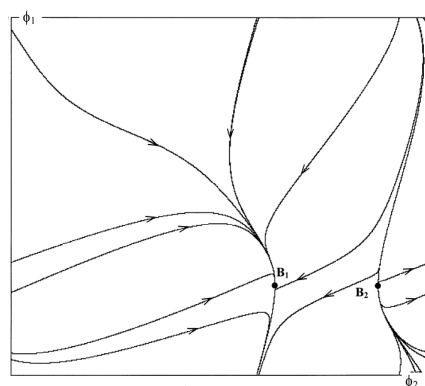
На рис. 4.9 для различных значений собственной частоты ЦО показаны области параметров на плоскости (β, α) , которые соответствуют различным динамическим режимам. Область, соответствующая режиму полной синхронизации (**GS**), определяемая условиями (4.21), имеет форму угла с границами параллельными осям координат. Отметим, что рис.4.9г соответствует особому случаю, когда $\bar{\omega} = \omega_B = 10$ ($\omega_0 = 20$). В этом случае вертикальная граница области **GS** совпадает с осью ординат, так что полная синхронизация достигается здесь при нулевой связи между ЦО и осциллятором **B**, несмотря на то что собственные частоты этих осцилляторов различны.

При любом фиксированном значении параметра ω_0 существуют такие значения параметров взаимодействия (β, α) , что условия (4.21) будут выполнены. Бифуркация стационарных решений (4.19) имеет место при нарушении по крайней мере одного из условий (4.21). Пусть, например, параметр взаимодействия α принимает критическое значение $\alpha_* = \Omega - \omega_A$, и первое из неравенств (4.21) обращается в равенство (нарушение второго из условий (4.21) рассматривается аналогично). Тогда $\xi_1 = \eta_1 = \pi/2$, и в результате слияния A_1 с A_3 и A_2 с A_4 возникают два седло-узла $B_1(\pi/2, \xi_2)$ и $B_2(\pi/2, \eta_2)$. Фазовый портрет системы в момент бифуркации приведен на рис.4.8б. При значениях параметра $\alpha < \alpha_*$ из сепаратрисного контура седло-узла рождается предельный цикл. Таким образом, для значений параметра $\alpha < \alpha_*$ положений равновесия нет, и существуют два предельных цикла - устойчивый цикл C_1 и неустойчивый C_2 (рис.4.8в).

(a)



(б)



(в)

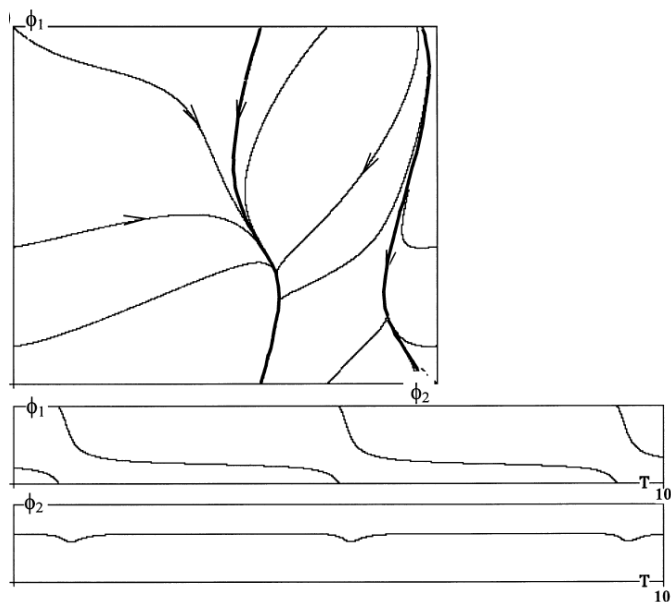


Рис. 4.8. Фазовые портреты системы с двумя ПО, $\phi_1, \phi_2 \in (-\pi, \pi)$: (а) фазовый портрет системы в случае полной синхронизации, $\omega_0 = 5, a = \beta = 10$; (б) фазовый портрет системы на границе области полной синхронизации (образование седло-узлов), $\omega_0 = 5, a = 7, \beta = 5$; (в) фазовый портрет системы в случае частичной синхронизации (устойчивый и неустойчивый предельные циклы с гомотопическим типом $(1, 0)$), $\omega_0 = 5, a = 7, \beta = 4,8$.

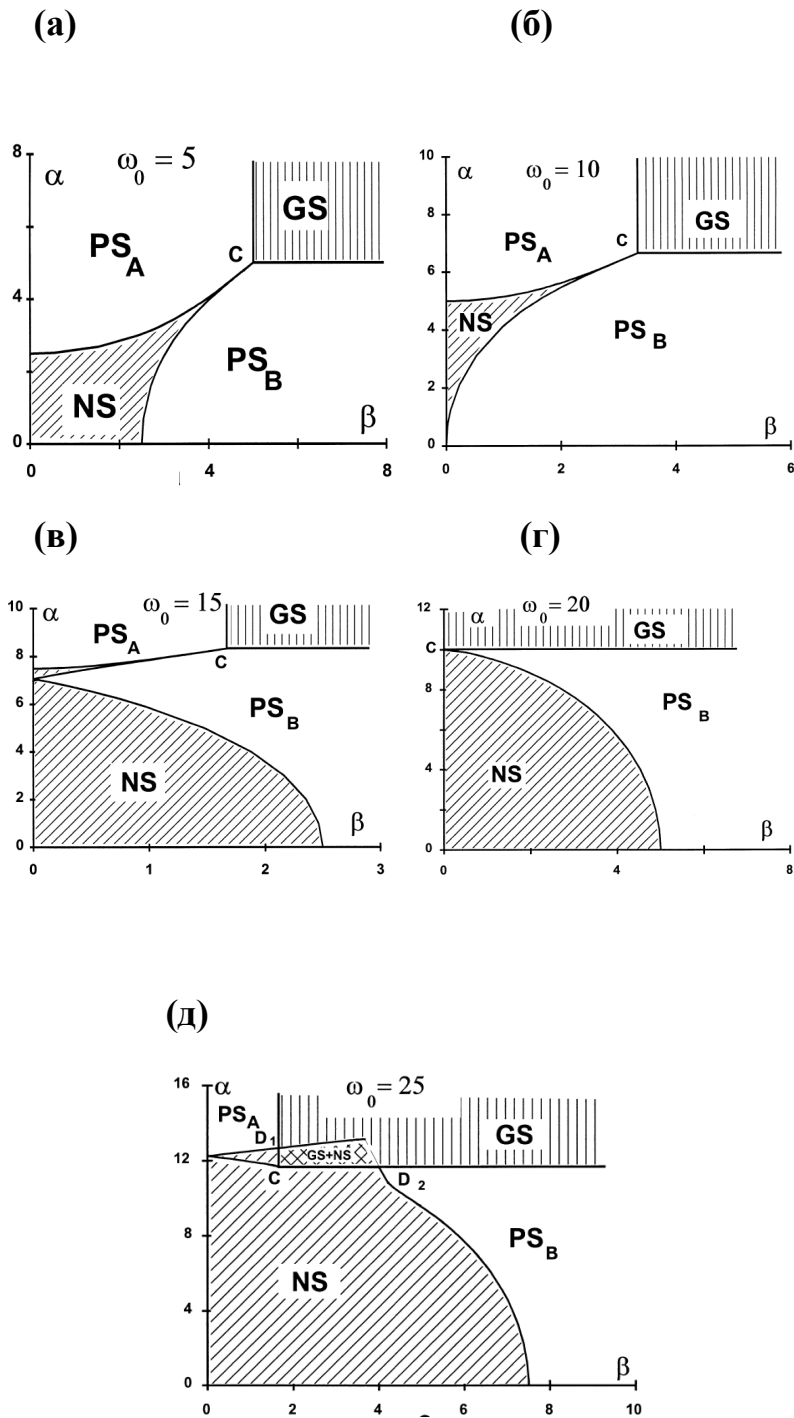


Рис. 4.9. Бифуркационные диаграммы на плоскости (β, α) для различных значений собственной частоты ЦО в случае двух ПО. **GS** - область полной синхронизации, **PS_A** и **PS_B** - области частичной синхронизации ЦО с одним из ПО, **NS** - область, где отсутствует как полная, так и частичная синхронизация. Параметры: $\omega_A = 0$, $\omega_B = 10$.

Предельные циклы. Предельный цикл системы (4.19) характеризуется гомотопическим типом - парой чисел (m, k) , где m и k - число оборотов, совершаемых за один период цикла, соответственно,

фазами φ_1 и φ_2 . Очевидно, что в режиме частичной синхронизации ПО синхронизован с ЦО тогда и только тогда, когда динамика системы (4.19) представляет собой предельный цикл с гомотопическим типом $(0, 1)$ (для осциллятора A) или $(1, 0)$ (для осциллятора B).

Рассмотренная выше бифуркация стационарных решений приводит к появлению предельных циклов типа $(1, 0)$ или $(0, 1)$, т.е. к частичной синхронизации. Режим частичной синхронизации перестает существовать, когда предельные циклы сливаются и исчезают. Тем самым границей области частичной синхронизации на плоскости (β, α) , отделяющей ее от области отсутствия синхронизации, являются линии кратных предельных циклов. Для вычисления этих линий мы использовали программу *LOCBIF* [Khibnik et al., 1993]. Результаты вычисления границ областей на плоскости (β, α) для различных динамических режимов представлены на рис. 4.9.

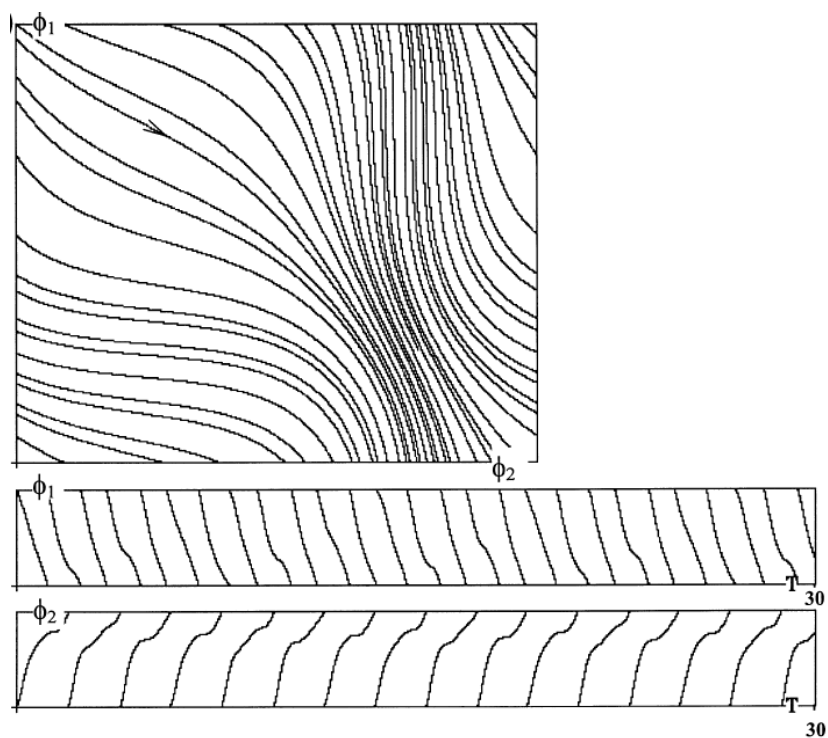
На рис. 4.9а показана типичная бифуркационная диаграмма для $5 \leq \omega_0 < 10$. В этом случае пересечение границы из области частичной синхронизации в область отсутствия синхронизации означает появление квазипериодических колебаний в фазовом пространстве. Исключение составляет "симметричный" случай, когда $\omega_0 = 5$ и $\alpha = \beta$. В этом случае фазовая диаграмма состоит из замкнутых траекторий. Примеры фазовых портретов для области **NS** приведены на рис. 4.10.

Рис. 4.9б ($\omega_0 = 10$) иллюстрирует единственную ситуацию, когда граница, разделяющая **PS_B** и **NS**, начинается в точке 0.

Рис. 4.9в соответствует значениям $10 < \omega_0 < 20$. В этом случае область **NS** разделяется на две части, имеющие общую границу в виде одной точки. Следует обратить внимание на то, как в этом случае меняются режимы синхронизации с ростом a . Пусть, например, $\omega_0 = 15, \beta = 1$. Будем увеличивать значение a , начиная с 0. Это ведет к постепенному уменьшению среднего значения текущей частоты ЦО

[Казанович и Борисюк, 1994; Kazanovich and Borisjuk, 1994] (см. раздел 4.1.1).

(а)



(б)

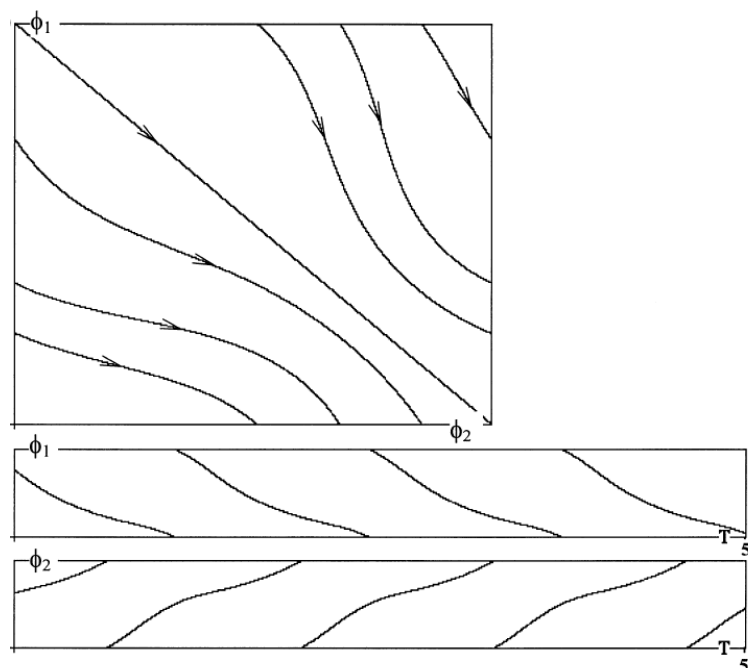


Рис. 4.10. Примеры фазовых портретов для области NS, где синхронизация отсутствует: (а) $\omega_0 = 5$, $a = 2$, $\beta = 1$; (б) $\omega_0 = 5$, $a = 1$, $\beta = 1$.

При достаточно маленьких значениях a средняя частота ЦО существенно больше, чем $\omega_B = 10$, так что значение β слишком мало, чтобы ЦО мог синхронизовать осциллятор **B**. При больших значениях a средняя частота ЦО начинает приближаться к ω_B , так что частичная синхронизация между ЦО и **B** становится возможной. Если продолжать дальше увеличивать a , это приведет к дальнейшему понижению средней частоты ЦО, так что разница между этой частотой и ω_B станет большой, и частичная синхронизация между ЦО и **B** снова станет невозможной. При достаточно больших значениях a возникает частичная синхронизация ЦО с осциллятором **A**.

При $\omega_0 = 20$ имеет место очередное преобразование топологии бифуркационной диаграммы (рис. 4.9г). Теперь только осциллятор **B** может находиться в частичной синхронизации с ЦО. Заметим, что при $\omega_0 < 20$ левая граница **GS** сдвигалась влево с ростом ω_0 . Дальнейший рост ω_0 ($\omega_0 > 20$) изменяет это направление движения на противоположное. При $\omega_0 > 20$ появляется новая особенность бифуркационной диаграммы (типичная бифуркационная диаграмма для случая $\omega_0 > 20$ показана на рис. 4.9д) - переход от полной синхронизации к отсутствию синхронизации становится возможным не в одной точке (вершине **C**), а вдоль некоторого отрезка, лежащего вблизи этой вершины на границе между **GS** и **PS**. Такими отрезками являются $[C, D_1]$ на вертикальной и $[C, D_2]$ на горизонтальной части этой границы.

При $\omega_0 < 20$ рассмотренные выше типы бифуркаций дают полное описание изменений фазовых портретов, связанных с изменением типов динамического поведения системы (4.19). При $\omega_0 > 20$ переходы между областями **GS**, **PS** и **NS** могут сопровождаться другими, более сложными бифуркациями. Рассмотрим, например, окрестность точки D_2 (окрестность точки D_1 устроена аналогично). Справа от точки D_2 пересечение границы области полной синхронизации приводит к рождению пары предельных

циклов (устойчивого и неустойчивого) с гомотопическим типом $(1, 0)$, в результате возникает режим частичной синхронизации. При пересечении границы слева от D_2 образуется пара предельных циклов с индексом вращения $(1, 2)$. Причина состоит в том, что в точке D_2 , лежащей на границе (линия седло-узлов), происходит бифуркация коразмерности 2: сепаратриса, выходящая из седло-узла с устойчивым узловым сектором, приходит в седло-узел с неустойчивым седловым сектором. Нам неизвестна точная диаграмма для этой бифуркации, сходные ситуации бифуркаций на торе рассмотрены в работе [Baesens et al. 1991]. Отметим, что линия кратных предельных циклов с гомотопическим типом $(0, 1)$ оканчивается, по-видимому, в точке D_2 ; в окрестности этой точки наблюдаются циклы с различным гомотопическим типом, примеры таких циклов приведены на рис. 4.11. Заметим, что в рассматриваемом случае область **NS** неоднородна. В ней содержатся как точки, соответствующие предельным циклам, индексы вращения которых отличны от $(0, 1)$ и $(1, 0)$, так и точки, соответствующие квазипериодическим колебаниям.

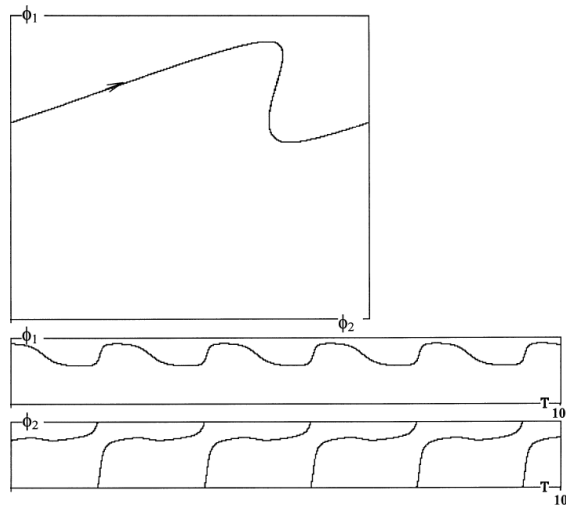
При $\omega_0 > 20$ предельные циклы, гомотопический тип которых отличен от $(0, 1)$ и $(1, 0)$, имеются также в области **GS**, сосуществуя со стационарными решениями (см. область $\mathbf{GS} \cap \mathbf{NS}$ на рис. 4.9д). В этом случае установление режима полной синхронизации или же режима отсутствия синхронизации (как полной, так и частичной) зависит от выбора начальных фаз (см. рис. 4.12).

4.1.2.2. Случай $n \rightarrow \infty$

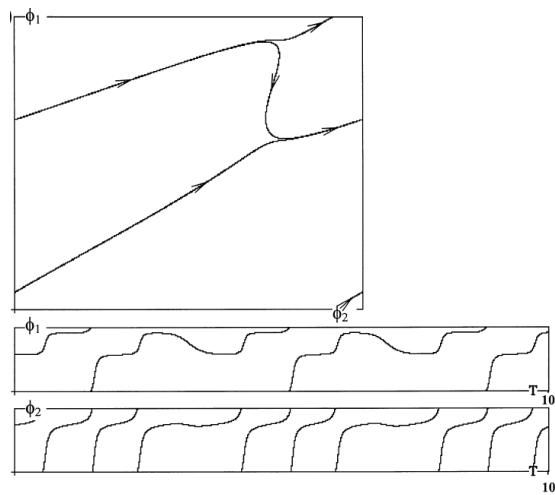
Рассмотрим сеть с большим числом осцилляторов в группах **A** и **B**. Обозначим

$$\omega_A = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \omega_i, \quad \omega_B = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \omega_j, \quad \bar{\omega} = \frac{\omega_0 + \omega_A + \omega_B}{3}.$$

(a)



(б)



(в)

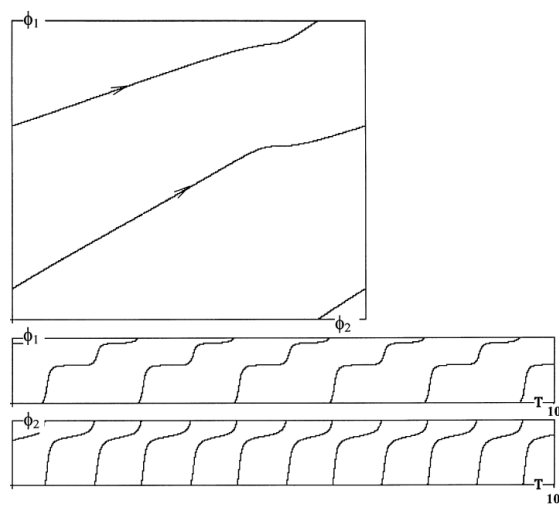


Рис. 4.11. Примеры предельных циклов вблизи бифуркации петли сепаратрисы седло-узла: (а) $\omega_0 = 25$, $a = 11$, $\beta = 4,15$; (б) $\omega_0 = 25$, $a = 11$, $\beta = 4,14$; (в) $\omega_0 = 25$, $a = 11$, $\beta = 4,13$.

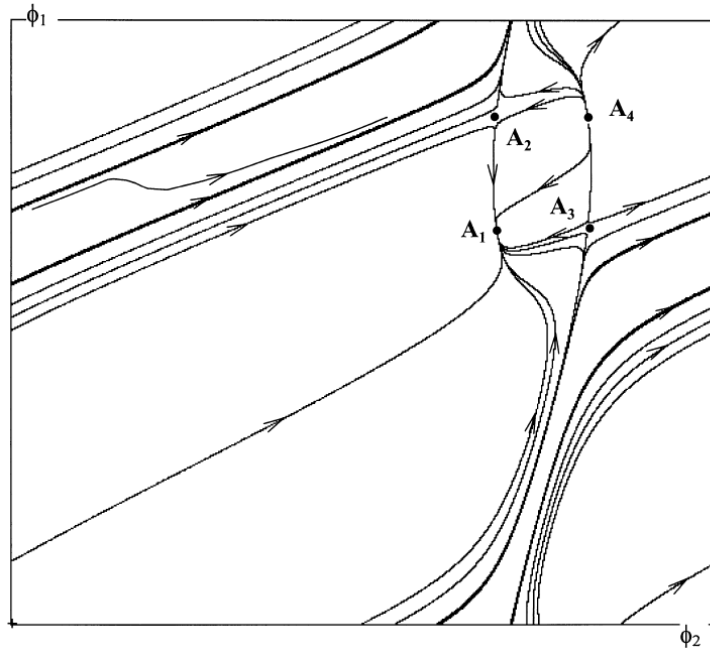


Рис. 4.12. Фазовый портрет системы в случае сосуществования устойчивого узла (полная синхронизация) и устойчивого предельного цикла с гомотопическим типом (1, 1) (отсутствие синхронизации). Параметры: $\omega_0 = 25$, $a = 12,7$, $\beta = 2$.

Как и в разделе 4.1.1.2, будем предполагать, что собственные частоты ПО в ансамблях A и B равномерно распределены вокруг средних значений в небольших интервалах $(\omega_A - l, \omega_A + l)$ и $(\omega_B - l, \omega_B + l)$, соответственно, $l \ll |\omega_A - \omega_B|$.

Аналитические результаты. Так же как и в случае $n=1$, режим полной синхронизации соответствует существованию устойчивого стационарного решения в системе уравнений для разностей фаз ЦО и соответствующего ПО. Необходимое условие полной синхронизации имеет вид

$$\begin{cases} |\bar{\omega} - \omega_i| < \alpha, \\ |\bar{\omega} - \omega_j| < \beta, \end{cases} \quad i, j = 1, \dots, n. \quad (4.22)$$

Соответствующая граница на плоскости (β, α) имеет вид прямого угла с вершиной в точке $C = \left(\max_i |\bar{\omega} - \omega_i|, \max_j |\bar{\omega} - \omega_j| \right)$ и сторонами параллельными осям координат (рис. 4.13). Подчеркнем, что хотя условие

(4.22) гарантирует существование устойчивого стационарного режима, выполнение (4.22) не достаточно для того, чтобы этот режим мог реализоваться при любых начальных условиях.

Перейдем к определению границы, отделяющей область отсутствия синхронизации от области частичной синхронизации. Пусть для определенности это будет граница между **NS** и **PS_B**. На самом деле, как показывают компьютерные эксперименты, области **NS** и **PS_B** пересекаются, однако пересечение это имеет место в узкой полосе, так что при выводе формул мы этим пересечением пренебрежем. Последующие формулы дают возможность приближенно вычислить границу между **NS** и той частью **PS_B**, где имеет место частичная синхронизация строго группы **B**. Как будет видно из дальнейшего, эта граница является частью границы между **NS** и **PS_B**.

Определение указанной границы опирается на уравнение, описывающее зависимость среднего значения частоты ЦО за достаточно большой интервал времени $(t_0, t_0 + T)$ от параметров связи [Казанович и Борисюк, 1994; Kazanovich and Borisyuk, 1994]. Приведем вывод этого уравнения.

Обозначим среднее значение частоты ЦО через

$$\langle \omega \rangle = \frac{1}{T} \int_{t_0}^{t_0+T} \frac{d\theta_0}{dt}(\tau) d\tau.$$

С использованием (4.2)-(4.3) уравнение (4.1) может быть записано в виде

$$\frac{d\theta_0}{dt} = \omega_0 - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{d\theta_i}{dt} - \omega_i \right) - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \left(\frac{d\theta_j}{dt} - \omega_j \right). \quad (4.23)$$

Искомое уравнение для $\langle \omega \rangle$ мы получим путем усреднения (4.43) по времени. Как и в разделе 4.1.1.2, это усреднение опирается на дополнительное предположение о том, что если n велико, то в режиме частичной синхронизации осцилляторов строго одной из групп текущая частота ЦО (начиная с некоторого момента t_0) достаточно мало отличается

от $\langle \omega \rangle$, так что при вычислении средних значений текущих частот ПО можно приближенно заменить текущую частоту ЦО на $\langle \omega \rangle$. Зависимостью $\langle \omega \rangle$ от T (если T достаточно велико) при таком предположении также можно пренебречь.

Итак, найдем средние частоты осцилляторов в группах A и B в предположении, что частота ЦО постоянна и равна $\langle \omega \rangle$. Это предположение позволяет рассматривать парное взаимодействие каждого ПО с ЦО независимо от других ПО. Поэтому условие синхронизации осцилляторов группы B эквивалентно неравенствам

$$|\langle \omega \rangle - \omega_j| \leq \beta, \quad j = 1, \dots, n, \quad (4.24)$$

$$|\langle \omega \rangle - \omega_i| > \alpha, \quad i = 1, \dots, n. \quad (4.25)$$

Чтобы гарантировать выполнение последнего неравенства для любой выборки собственных частот осцилляторов группы A , будем далее предполагать, что $\langle \omega \rangle$ лежит за пределами интервала $(\omega_A - l, \omega_A + l)$.

Пусть для определенности

$$\langle \omega \rangle - \omega_i > \alpha, \quad i = 1, \dots, n$$

(случай $\omega_A^i - \langle \omega \rangle > \alpha (i = 1, \dots, n)$ рассматривается аналогично). В силу (4.24), осцилляторы из B будут работать на частоте $\langle \omega \rangle$, поэтому

$$\left\langle \frac{d\theta_j}{dt} \right\rangle = \langle \omega \rangle, \quad j = 1, \dots, n. \quad (4.26)$$

Рассмотрим один из осцилляторов группы A (с номером i) и обозначим $\varphi = \theta_0 - \theta_i$. Дифференцируя это равенство и учитывая (4.2), имеем

$$\frac{d\varphi}{dt} = \langle \omega \rangle - \omega_i - \alpha \sin \varphi. \quad (4.27)$$

Интегрируя уравнение (4.27), получаем, что производная от его решения $d\varphi/dt$ является периодической функцией времени t , и ее среднее значение (за период) равно⁴

$$\left\langle \frac{d\varphi}{dt} \right\rangle = (\langle \omega \rangle - \omega_i) \sqrt{1 - \frac{\alpha^2}{(\langle \omega \rangle - \omega_i)^2}} = \sqrt{(\langle \omega \rangle - \omega_i)^2 - \alpha^2}. \quad (4.28)$$

В последнем равенстве мы учли, что $\langle \omega \rangle - \omega_i > 0$. Из (4.28) следует, что

$$\left\langle \frac{d\theta_i}{dt} \right\rangle = \langle \omega \rangle - \sqrt{(\langle \omega \rangle - \omega_i)^2 - \alpha^2}. \quad (4.29)$$

Подставляя в (4.23) результаты (4.26) и (4.29), получаем уравнение для определения $\langle \omega \rangle$,

$$\langle \omega \rangle = \omega_0 - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\langle \omega \rangle - \omega_i - \sqrt{(\langle \omega \rangle - \omega_i)^2 - \alpha^2} \right) - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (\langle \omega \rangle - \omega_j). \quad (4.30)$$

Заменяем $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \omega_i$ на ω_A и $\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \omega_j$ на ω_B . Тогда (4.30) можно представить

в виде

$$3 \langle \omega \rangle = h(\langle \omega \rangle, \alpha) + \omega_0 + \omega_A + \omega_B, \quad (4.31)$$

где

$$h(x, \alpha) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sqrt{(x - \omega_i)^2 - \alpha^2}.$$

Учитывая, что n велико, можно вычислить $h(\langle \omega \rangle, \alpha)$ как математическое

ожидание случайной величины $\sqrt{(\langle \omega \rangle - \omega_A^i)^2 - \alpha^2}$. В результате имеем

$$h(\langle \omega \rangle, \alpha) = g(\langle \omega \rangle - \omega_A + l) - g(\langle \omega \rangle - \omega_A - l),$$

где

$$g(x) = \frac{1}{4l} \left[x \sqrt{x^2 - \alpha^2} - \alpha^2 \ln(x + \sqrt{x^2 - \alpha^2}) \right].$$

⁴ Если в уравнении $\frac{d\varphi}{dt} = g(\varphi)$ функция g имеет период 2π и $g(\varphi) \geq \varepsilon > 0$, то $\frac{d\varphi}{dt}$ является

периодической функцией t и $\left\langle \frac{d\varphi}{dt} \right\rangle = \frac{2\pi}{\int_0^{2\pi} \frac{ds}{g(s)}}$.

С учетом этого выражения искомую зависимость $\langle \omega \rangle$ от α можно найти из (4.31) методом продолжения по параметру с помощью программы *LOCBIF*.

Как следует из (4.31), при $\alpha = 0$

$$\langle \omega \rangle = \frac{\omega_0 + \omega_B}{2}.$$

Кроме того, $\langle \omega \rangle$ с ростом α монотонно приближается к ω_A . Пусть $\tilde{\alpha}$ - максимальное значение α , при котором еще имеет место неравенство $|\langle \omega \rangle - \omega_A| \geq l + \alpha$. Выполнение условия $\alpha < \tilde{\alpha}$ влечет справедливость (4.25). В этом диапазоне значений α уравнение для границы области частичной синхронизации строго группы **B** вытекает из (4.24) и имеет вид

$$\beta = \max_j |\langle \omega \rangle - \omega_j|, \quad j = 1, \dots, n, \quad (4.32)$$

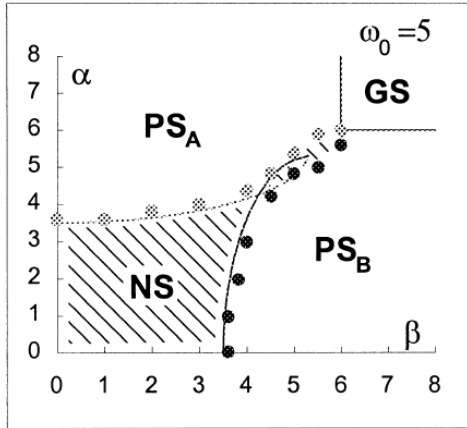
где $\langle \omega \rangle$ задается формулой (4.31). При $\alpha > \tilde{\alpha}$ формула (4.31) перестает работать. Условие частичной синхронизации осцилляторов строго группы **A** выводится аналогично. Полученные таким образом границы представлены на рис. 4.13 непрерывными кривыми.

Компьютерные вычисления. Опишем теперь, как границы областей, соответствующие различным типам синхронизации, определялись с помощью компьютерного моделирования. При численном интегрировании системы (4.1)-(4.3) использовался метод Рунге-Кутты с адаптивным шагом и точностью на шаге не меньшей, чем 10^{-5} . Число осцилляторов в каждой группе $n = 50$. Начальные фазы осцилляторов выбирались равномерно распределенными на интервале $(0, 2\pi)$. В ходе работы сети осуществлялось слежение за разностями фаз между ЦО и ПО.

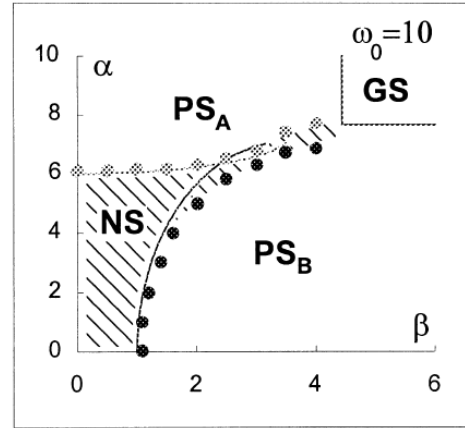
В компьютерных экспериментах сеть демонстрирует следующие варианты поведения.

1. Для всех ПО разность фаз между ЦО и ПО, начиная с некоторого момента времени, стабилизируется. Это соответствует режиму полной синхронизации сети.

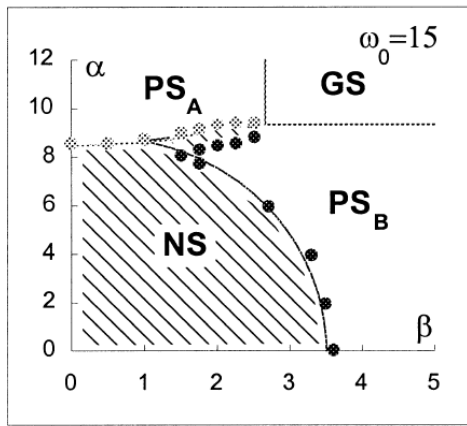
(a)



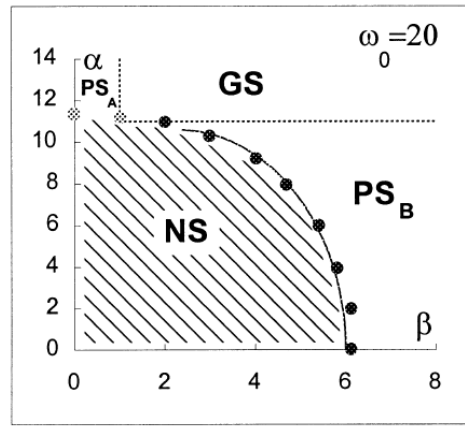
(б)



(в)



(г)



(д)

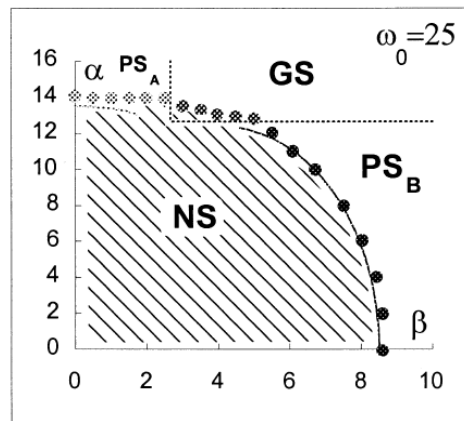


Рис. 4.13. Области параметров взаимодействия, соответствующие различным режимам синхронизации. Аналитические результаты аппроксимации границ областей показаны сплошными линиями. Кружками и звездочками показаны границы, полученные путем компьютерного моделирования динамики сети. Параметры: $n = 50$, $\omega_A = 0$, $\omega_B = 10$, $l = 1$.

2. Разность фаз ЦО и некоторого ПО, начиная с какого-то момента времени, изменяется в пределах интервала, размер которого не превосходит 2π . Это соответствует частичной синхронизации данного ПО с ЦО.

3. Модуль разности фаз между ЦО и ПО постепенно возрастает. Этот рост может быть монотонным или скачкообразным. В последнем случае разность фаз какое-то время колеблется в окрестности некоторого значения, а затем происходит скачок (проскальзывание фазы), и разность фаз начинает колебаться вблизи нового значения, сдвинутого по отношению к предыдущему на 2π . Это соответствует отсутствию синхронизации между данным ПО и ЦО.

Тип динамики сети определялся при фиксированных значениях α, β в 50 идентичных экспериментах, отличающихся только случайным выбором собственных частот и начальных фаз осцилляторов. Использование 50 повторений позволило воспроизводимо определять координаты точек границ областей, соответствующих различным типам синхронизации, с точностью не меньшей 0,1.

Результаты компьютерного определения границы области **NS** при различных значениях собственной частоты ЦО показаны на рис. 4.13 темными кружками. Границы областей **PS_A** и **PS_B** лежат внутри **NS** в непосредственной близости от границ этой области. Таким образом, между границами области частичной синхронизации и отсутствия синхронизации расположена узкая полоса мультистабильности. В частности, в узких частях области **NS** (такие узкие части имеются на рис. 4.13а-в) при одних и тех же параметрах взаимодействия сосуществуют режимы синхронизации групп **A** или **B** и режим отсутствия синхронизации.

Как показывает рис. 4.13, при $\omega_0 \leq 20$ граница между **GS** и **NS** состоит из одной угловой точки **C**. При $\omega_0 > 20$ часть области параметров взаимодействия вблизи угла **C** принадлежит одновременно **NS** и **GS** (рис.

4.13д). С этой областью пересекаются также области PS_A и PS_B . Других пересечений PS_A и PS_B с GS обнаружено не было.

Из рис. 4.13 видно, что аналитически вычисленные границы между областями частичной синхронизации и областью отсутствия синхронизации хорошо согласуются с результатами, полученными с помощью компьютерных вычислений.

4.1.3. Обсуждение

Проведенное исследование динамических режимов, возникающих в сетях фазовых осцилляторов с центральным элементом, позволило получить полное описание (в терминах параметров сети) условий возникновения различных типов синхронизации (полной или частичной) между ЦО и двумя группами ПО, собственные частоты которых образуют два непересекающихся кластера. Эти режимы интерпретируются в терминах внимания как различные типы формирования ФВ при наличии двух внешних стимулов. Основные результаты этого исследования представлены на рис. 4.9 (для случая двух ПО) и на рис. 4.13 для случая, когда группы состоят из большого числа ПО. Сравнение областей параметров связи, соответствующих различным типам синхронизации, в случае сети с двумя ПО и сети с большим числом ПО показывает, что геометрия этих областей имеет сходный характер. В частности, при малых значениях собственной частоты ЦО переход из области GS в область NS возможен лишь в одной точке C . При увеличении собственной частоты ЦО протяженная граница (отличная от точки) между областями GS и NS появляется в обоих случаях при одном и том же значении собственной частоты ЦО (рис. 4.9д и рис. 4.13д).

Этот факт до некоторой степени неожиданный. Дело в том, что при $n = 1$ ЦО и ПО равноправны в своем взаимодействии друг с другом, а при больших n в сети имеется один “сильный” центральный элемент, на

который слабо действуют отдельные периферические элементы. Обнаруженное качественное сходство этих двух случаев показывает, что в некотором смысле группа периферических осцилляторов с близкими собственными частотами функционирует как один “большой” осциллятор.

Основное отличие этих двух случаев состоит в условиях возникновения мультистабильности, когда в зависимости от начальных условий в сети могут возникать разные режимы синхронизации или ее отсутствие. В первом случае ($n=1$) зависимость от начальных фаз проявляется лишь при достаточно больших значениях собственной частоты ЦО в небольшой области параметров взаимодействия (область $GS \cap NS$ на рис.4.9д), когда в зависимости от начальных условий сеть либо полностью синхронизируется, либо ЦО не может синхронизоваться ни с одной из групп ПО. В случае большого числа ПО дополнительно к этому имеет место мультистабильность вблизи границ областей PS_A , PS_B и NS , которая приводит к возможности сосуществования режимов частичной синхронизации (синхронизации каждой из двух групп ПО) и отсутствия синхронизации.

Для упрощения математического анализа мы ограничились случаем, когда на вход модели подается два стимула. При этом надо иметь в виду, что каждый из стимулов представляется в новой коре сравнительно небольшими нейронными ансамблями. Поэтому “глобальная синхронизация” является условным термином, совсем не означающим, что в синхронизацию вовлечена вся новая кора. Речь идет лишь о небольшой части коры, активируемой двумя стимулами. На самом деле, большое число нейронных ансамблей могут быть одновременно активны в новой коре под действием внешних или внутренних стимулов, но лишь некоторые из них играют существенную роль в формировании ФВ. Сформулированная модель может быть обобщена на случай большего, чем два, числа одновременно присутствующих стимулов в тех же терминах частичной синхронизации. Поскольку в мозге одновременно присутствуют

как синхронизованные, так и несинхронные виды активности различных нейронных ансамблей, режим частичной синхронизации представляется одним из основных при обработке информации мозгом.

Еще одним упрощением, использованным в модели, было сведение функционирования внимания к устойчивым состояниям, предельным циклам или квазипериодическим колебаниям, в то время как в реальном мозге синхронизация активности не является долговременным феноменом. Это стандартное упрощение, позволяющее получить аналитическое описание динамики нейронной активности. Меняя параметры модели, можно получить более сложное поведение с переключением внимания с одних стимулов на другие.

Согласно результатам исследования модели, в зависимости от соотношений собственных частот ЦО и ПО дополнительный стимул может ухудшить или улучшить способность системы внимания фокусироваться на целевом стимуле. Предположим, что **B** является целевым стимулом, а **A** представляет отвлекающий стимул. Включение **B** в ФВ в терминах модели означает частичную синхронизацию ЦО с **B**. При $\omega_A < \omega_0 < \omega_B$ (см. рис. 4.9а и рис. 4.13а) частичная синхронизация ЦО с **B** может быть достигнута при меньшей величине параметра β , если стимул **A** отсутствует, чем в случае, когда этот стимул активен. При $\omega_A < \omega_B < \omega_0$ (см. рис. 4.9в-д и рис. 4.13в-д) имеется интервал значений β , для которого при увеличении a , начиная от 0, система проходит через состояния отсутствия синхронизации (для небольших значений a), но затем попадает в область режима частичной синхронизации с **B**, если величина связи a оказывается достаточно большой. Таким образом, наличие стимула **A** дает возможность получить частичную синхронизацию ЦО с **B** при меньших величинах β . Нам представляется, что различие между этими двумя случаями может служить объяснением психофизических экспериментов, демонстрирующих роль стимула-подсказки для фокусировки внимания на целевом стимуле [Posner, 1988].

Другой интересный феномен, вытекающий из результатов моделирования, иллюстрируется рис. 4.9д и рис. 4.13д. Он заключается в том, что уменьшение силы взаимодействия между ЦО и ПО, кодирующими стимул, находящийся в ФВ, может привести не к фокусировке внимания на другом стимуле, а к разрушению ФВ. В этом случае граница между **GS** и **NS** имеет такую форму, что переход между этими областями может быть осуществлен за счет изменения лишь одного из параметров a или β .

Зависимость динамики модели от начальных условий, обнаруженная при некоторых значениях параметров, может быть интерпретирована как возможность спонтанного переключения ФВ. Такое внезапное изменение динамики может быть реализовано в модели, если предположить, что спонтанное переключение ФВ вызывается внешним сигналом или внутренним шумом, что приводит к изменению соотношения между текущими фазами осцилляторов. Заметим, что такое спонтанное переключение ФВ возможно лишь в том случае, если стимулы представлены не одним ПО, а ансамблем ПО.

Полученные результаты применительно к моделированию внимания носят качественный характер. Сети из фазовых осцилляторов пригодны для анализа формирования и переключения ФВ, но это слишком упрощенный аппарат, чтобы с его помощью анализировать более тонкие особенности поведения внимания, в частности, времена реакции. Осцилляторный подход к разработке модели внимания при более детальном описании элементов модели на основе нейронов Ходжкина-Хаксли описан в приложении П.1.

4.2. Модель детекции новизны в гиппокампе

Материал данного раздела был опубликован в статьях [Борисюк и др., 2000; Borisjuk et al., 2000; Борисюк и др., 2001; Borisjuk et al., 2001].

4.2.1. Биологические предпосылки и принципы, лежащие в основе модели

Общепринятой точкой зрения является представление о том, что в процессе обработки информации мозгом постоянно принимаются решения относительно того, должна ли текущая информация (хранящаяся в кратковременной памяти) быть сохранена в долговременной памяти [Squire, 1992]. Важным признаком информации, определяющим принятие такого решения, является новизна этой информации для воспринимающего субъекта. Детекция новизны дает животному возможность избежать запоминания избыточной информации и сконцентрироваться на обработке новых стимулов, что важно для существования и избегания опасностей.

Детекцию новизны можно рассматривать как дифференциальный ответ различных структур мозга на поступающий стимул в зависимости от наличия или отсутствия памяти о нем, сохраненной в предшествующем опыте. В дальнейшем мы ограничимся специальным случаем детекции новизны, связанным с ориентационным рефлексом, при котором имеет место изменение активности в гиппокампе [Sokolov, 1975; Vinogradova, 1995; Vinogradova, 2001]: длительная (тоническая) активность на частоте тета-ритма, появляющаяся в гиппокампе при восприятии нового или важного стимула, сменяется кратковременной (фазической) реакцией при повторных предъявлениях того же стимула. Этот процесс принято называть *привыканием*. Важным атрибутом этого процесса является тот факт, что тоническая реакция немедленно восстанавливается при предъявлении стимула с другими характеристиками.

В статьях [Borisyuk and Hoppensteadt, 1998; Borisyuk and Hoppensteadt, 1999] была предложена модель формирования в памяти, основанная на ОНС. Модель представляет собой цепочку локально связанных осцилляторов, которые получают периодический входной сигнал от двух структур мозга: энторинальной коры (ЭК) и медиальной

септальной области (МСО). Динамическое поведение модели определялось фазовыми соотношениями между входными сигналами. В зависимости от этих соотношений активировались различные участки сети, а память формировалась путем хеббовской модификации связей между осцилляторами.

Наша модель следует той же идее, что запоминание информации в гиппокампе управляется фазовыми соотношениями между несколькими входными сигналами, но эта идея обобщена в двух аспектах.

Во-первых, мы рассматриваем многомерный входной сигнал (число входов больше двух) со случайными фазовыми сдвигами между отдельными входами. Это приводит к разреженному распределению областей высокой активности в сети при каждой стимуляции и, как следствие, к разреженному кодированию стимулов в памяти сети [Olshausen and Field, 2004].

Во-вторых, в общем случае предполагается, что входные сигналы могут иметь различные частоты. Это ограничивает популяцию осцилляторов, кодирующих данный стимул, теми осцилляторами, которые имеют собственные частоты близкие к частоте входного сигнала. Таким образом, память в сети возникает как результат преобразования частотно-временного кода на входе сети в пространственно-временной код в памяти сети.

Дополнительно к сказанному, модель имеет следующие новые особенности:

- память формируется не путем адаптации связей между осцилляторами, а путем подходящей модификации собственных частот осцилляторов;
- вспоминание запомненной информации реализуется в виде резонанса осцилляторной активности сети в ответ на новый стимул.

Идея о том, что обучение и запоминание можно реализовать с помощью формирования ансамбля осцилляторов, согласованных по частоте, является довольно традиционной в теории ОНС. Как уже указывалось ранее, этот механизм предположительно является одним из общих принципов обработки информации в мозге. В то время как (согласно коннекционистскому подходу) синхронные (синфазные) ансамбли осцилляторов образуются путем усиления связей между осцилляторами в ансамбле, мы исходим из альтернативного механизма формирования памяти путем адаптации собственных частот осцилляторов. Мы предполагаем, что входные сигналы синхронизируют активность определенных ансамблей осцилляторов, благодаря чему возникают "выученные" паттерны, т.е. частоты некоторых осцилляторов (в процессе активности сети в ответ на стимул) постепенно сближаются, приближаясь к частоте входного сигнала. В конце концов, в результате "обучения" формируются ансамбли осцилляторов с идентичными динамическими характеристиками в каждом ансамбле.

Гипотеза о том, что адаптация собственных частот нейронных осцилляторов в мозге может быть одним из механизмов формирования памяти, впервые, по-видимому, была сформулирована Ухтомским и его школой [Ухтомский, 1978]. Из зарубежных авторов к сходным представлениям пришли Тэтчер и Джон [Thatcher and John, 1977]. Нейронные реализации такого механизма запоминания были предложены в работах [Torras, 1986; Hoppensteadt, 1992]. Важным свойством такой "осцилляторной" памяти является необходимость для ее реализации в сети из N осцилляторов всего лишь N модифицируемых параметров (собственных частот осцилляторов). Заметим, что число модифицируемых параметров, например, в ассоциативной памяти Хопфилда [Hopfield, 1982; Hopfield, 1984] имеет порядок $0,5 N^2$.

Другим принципом, используемым в нашей модели, является частотный резонанс между входным сигналом и осцилляторами сети.

Предположим, что осцилляторные сигналы на частоте ω подаются параллельно на элементы сети с различными фазовыми сдвигами. Пусть n - число таких входных сигналов. Осцилляторы, имеющие собственные частоты вблизи ω , на которые эти сигналы приходят приблизительно синфазно, наиболее эффективно синхронизируются входными сигналами. Длительное совпадение фаз этих осцилляторов с фазами входных сигналов приводит к резкому возрастанию амплитуды колебаний осцилляторов, в то время как амплитуды остальных осцилляторов затухают. Сходный резонансный ответ был предложен Хоппенштедтом [Hoppensteadt, 1992]. В его конструкции входной сигнал и сигнал от осциллятора подавались одновременно на нейрон-коррелятор, который вырабатывал сигнал большей частоты при более высокой корреляции сигналов на его входе. В нашей модели резонанс используется для получения динамической "метки" для тех осцилляторов, которые должны записывать и воспроизводить поданный на вход модели стимул.

Идея использования резонансного взаимодействия не нова для моделей детекции новизны. Аналогичная идея использовалась в сетях ART Гроссберга и Карпендер для различения объектов, принадлежащих известному классу, и объектов из нового класса [Grossberg, 1999]. Сети ART функционируют в традиционной парадигме коннекционистских нейронных сетей, в которых запоминание реализуется путем модификации связей между элементами сети, в то время как в нашей осцилляторной парадигме запоминание основано на модификации внутреннего параметра элементов сети.

Осцилляторными элементами в нашей модели являются не отдельные нейроны, а ансамбли взаимодействующих возбуждающих и тормозных популяций. Эти элементы представлены упрощенно в виде фазовых осцилляторов. Амплитуда осциллятора представляет среднюю активность ансамбля возбуждающих нейронов. Взаимодействие между осцилляторами описывается в терминах фазовой синхронизации.

Осциллятор описывается тремя переменными: текущей фазой, собственной частотой и амплитудой.

4.2.2. Описание модели

Модель детекции новизны представляет собой сеть обобщенных фазовых осцилляторов с тормозной петлей обратной связи (рис. 4.14). Осцилляторы собраны в группы $G_j (j = 1, \dots, m)$, в каждой группе имеется q осцилляторов. Осцилляторы внутри группы связаны глобальными связями. Для упрощения модели связи между группами не предусмотрены.

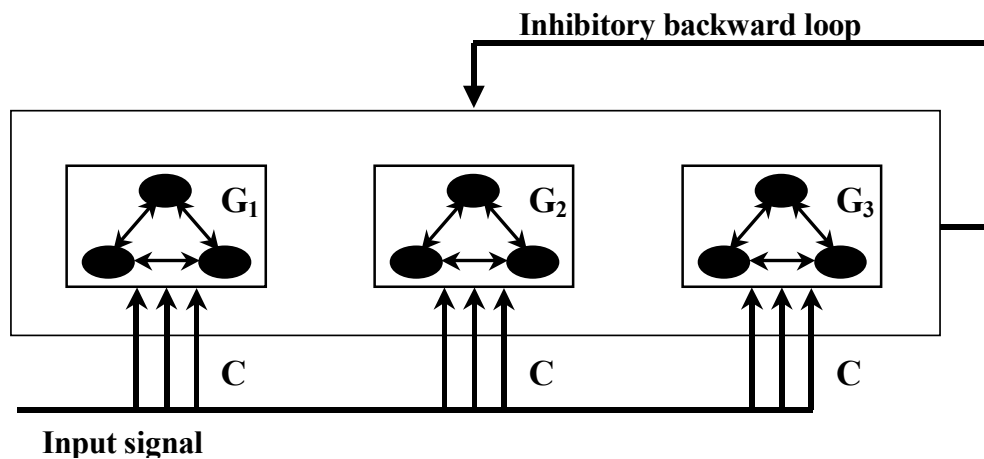


Рис. 4.14. Архитектура модели детекции новизны (показан случай $m = 3, q = 3$). Осцилляторы собраны в группы G_j со связями все-на-всех внутри каждой группы. Связи между группами отсутствуют. Каждый осциллятор получает многомерный входной сигнал C . Петля тормозной обратной связи предназначена для подавления активности в сети после того, как число осцилляторов в состоянии резонанса превысит пороговое значение.

Входной n -мерный сигнал $C = (C_1, \dots, C_n)$ с компонентами $C_i = \sin(2\pi\omega_0 t + \psi_{ij})$ ($i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, m$) кодирует информацию о предъявленном стимуле и представляет собой периодические колебания с частотой $\omega_0 \in (\omega_{min}, \omega_{max})$ и разными фазовыми сдвигами $\psi^{ij} \in (-\tau, \tau)$, подающиеся одновременно на все осцилляторы сети. Фазовые сдвиги имитируют различные временные задержки при передаче сигнала на

различные группы осцилляторов. В начальный момент времени (до предъявления каких-либо стимулов) каждая группа G_j содержит осцилляторы, собственные частоты которых равномерно распределены в диапазоне $(\omega_{min}, \omega_{max})$. По мере предъявления и запоминания стимулов собственные частоты осцилляторов адаптируются в зависимости от параметров ω_0, ψ^{ij} входных сигналов.

Каждый осциллятор описывается тремя переменными: текущей фазой θ_k^j , амплитудой a_k^j и собственной частотой ω_k^j ($j = 1, \dots, m, k = 1, \dots, q$). Динамика осцилляторов задается уравнениями

$$\frac{d\theta_k^j}{dt} = 2\pi\omega_k^j + \frac{\nu}{n} \sum_{i=1}^n \sin(2\pi\omega_0 t + \psi^{ij} - \theta_k^j) + \frac{w}{q} \sum_{l=1}^q g_1(a_l^j) \sin(\theta_l^j - \theta_k^j), \quad (4.33)$$

$$\frac{da_k^j}{dt} = -\beta a_k^j + \gamma g_2 \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos_+^2(\omega_0 t + \psi^{ij} - \theta_k^j) \right), \quad (4.34)$$

$$\frac{d\omega_k^j}{dt} = -\alpha g_1(a_k^j) \left(\omega_k^j - \frac{d\theta_k^j}{dt} \right), \quad (4.35)$$

где $j = 1, \dots, m, k = 1, \dots, q$, $\nu, w, \alpha, \beta, \gamma$ - положительные параметры,

$$\cos_+(x) = \begin{cases} \cos(x), & \text{если } \cos(x) > 0, \\ 0, & \text{в противном случае,} \end{cases}$$

g_1 и g_2 - сигмоидальные функции вида

$$g_i(x) = \frac{\exp((x - \xi_i)/\eta_i)}{1 + \exp((x - \xi_i)/\eta_i)}, \quad (i = 1, 2), \quad (4.36)$$

соответственно, с параметрами ξ_1, η_1 и ξ_2, η_2 .

Уравнение (4.33) является традиционным описанием фазовой синхронизации. Второе слагаемое в правой части этого уравнения описывает воздействие на осциллятор входного сигнала, третье слагаемое описывает взаимодействие осцилляторов внутри группы. Благодаря

множителю $g_1(a_i^j)$, только осцилляторы в резонансном состоянии могут эффективно влиять на другие осцилляторы в группе.

Уравнение (4.34) задает изменение амплитуды осциллятора при резонансном или нерезонансном ответе на входной сигнал. Последний член в правой части уравнения достигает максимального значения, когда осциллятор работает почти синфазно с входным сигналом.

Уравнение (4.35) задает механизм фазово-частотного запоминания входного сигнала. В соответствии с этим уравнением собственная частота осциллятора модифицируется в направлении текущей частоты этого осциллятора. Параметр a регулирует скорость модификации. Он достаточно мал, чтобы модификация происходила существенно медленнее, чем процесс фазовой синхронизации. Множитель $g_1(a_k^j)$ ограничивает способность к частотной адаптации теми осцилляторами, которые находятся в состоянии резонанса.

Параметры в уравнении (4.33) выбраны таким образом, чтобы осцилляторы с собственными частотами вблизи ω_0 могли быть синхронизованы входным сигналом на частоте ω_0 . Если фазовые сдвиги между данным осциллятором и входными осцилляциями близки к 0, аргумент функции g_2 в уравнении (4.34) будет близок к 1. Параметры ξ_2 и η_2 выбраны таким образом, чтобы значение $g_2(x)$ приближалось к 1 для $x \in (\xi_2, 1)$, где ξ_2 немного меньше, чем 1. Заметим также, что $g_2(x)$ быстро убывает до 0 при $x < \xi_2$. Итог сказанного состоит в том, что если осциллятор работает приблизительно в фазе с входными сигналами, тогда второй член в уравнении (4.34) будет близок к γ , и, следовательно, амплитуда a_k^j будет иметь устойчивое состояние на уровне близком к $R = \gamma / \beta$. Это и есть резонансное состояние осциллятора.

Для осциллятора, который не может работать синфазно с входными сигналами, аргумент функции g_2 будет меньше ξ_2 , поэтому амплитуда

такого осциллятора будет близка к 0. Это означает, что осциллятор находится в нерезонансном состоянии.

Модель обучается запоминанию путем предъявления последовательности стимулов. Предъявление каждого стимула ведет к появлению осцилляторной активности в сети. Собственные частоты осцилляторов, установившиеся на предыдущем этапе запоминания, используются как начальные значения собственных частот при новой стимуляции (временного затухания памяти в модели нет). Модифицированные собственные частоты – единственная информация о стимулах, запоминаемая моделью. Амплитуды и фазы осцилляторов в начале каждого этапа запоминания устанавливаются на 0 (амплитудный и фазовый рисет).

Основное предположение модели состоит в том, что каждый осциллятор достигает высокого уровня активности и сохраняет его в течение этапа запоминания стимула, если сигналы, поступающие на осциллятор, приходят синфазно с его текущей фазой, в частности, величины ψ^{ij} приблизительно одинаковы для заданной группы j . Из этого вытекает (в силу случайного выбора значений ψ^{ij} для каждого стимула), что предъявление стимула приводит к резонансной активности только в небольшом числе случайно выбранных групп осцилляторов, а именно там, где имеет место подходящее совпадение фаз входных сигналов. При этом активность в других группах осцилляторов находится на низком уровне. Такой вид активности в модели воспроизводится как при запоминании, так и при вспоминании (принятии решения о новизне стимула). Мы называем такое кодирование стимула *разреженным*. Важным свойством разреженного кодирования является тот факт, что если число групп в сети намного больше, чем число запоминаемых стимулов, то различные стимулы будут активировать различные (хотя, возможно, пересекающиеся) множества групп. Другими словами, различные стимулы будут запоминаться в различных местах сети.

Взаимодействие осцилляторов в группе организовано таким образом, что только осциллятор в резонансном состоянии имеет существенное влияние на другие осцилляторы. По-существу, такой осциллятор играет роль ЦО в группе в том смысле, как это было описано в главе 3 (см. также [Kazanovich and Borisyuk, 1999]). Динамика осцилляторов в этом случае была названа частичной синхронизацией. Во время частичной синхронизации текущие частоты осцилляторов имеют тенденцию сближаться с частотой ЦО. Таким образом, в группе, где возник резонансный осциллятор, остальные осцилляторы будут стремиться адаптировать свои текущие и собственные частоты к частоте ω_0 . Те осцилляторы, собственные частоты которых были изначально близки к ω_0 , быстро модифицируют свои собственные частоты к ω_0 , войдут в резонансное состояние и, таким образом, усилят процесс рекрутирования осцилляторов своей группы в синхронизацию и резонанс. Для тех осцилляторов, собственные частоты которых далеки от ω_0 , потребуется многократное предъявление того же стимула, чтобы модифицировать свою собственную частоту до значения ω_0 . Формируемая память имеет статический характер в том смысле, что набор собственных частот осцилляторов, сформированный в процессе запоминания стимулов, остается неизменным в промежутках между стимуляциями.

Тормозная петля обратной связи предназначена для того, чтобы останавливать активность в сети и адаптацию параметров, когда память на данный стимул уже сформировалась. В сессиях повторных стимуляций одним и тем же стимулом популяция резонансных осцилляторов (т.е. осцилляторов, чья амплитуда активности превосходит определенный порог r) постепенно увеличивается. Мы предполагаем, что формирование памяти на заданный стимул заканчивается тогда, когда размер популяции осцилляторов в резонансном состоянии превосходит заданный порог H . Как только это происходит, вся активность в сети подавляется с помощью петли

тормозной обратной связи (амплитуды и фазы всех осцилляторов удерживаются в нулевом состоянии) на весь промежуток времени вплоть до начала новой стимуляции.

Пусть T_H – время, прошедшее от начала стимуляции до достижения порога H (если порог не был достигнут за время текущей стимуляции, то по определению $T_H = T$, где T – время предъявления стимула). Будем говорить, что сеть находится в *активном* состоянии в течение временного интервала $(T_0, T_0 + T_H)$, где T_0 – момент начала стимуляции. В активном состоянии динамика сети задается уравнениями (4.33)-(4.35). Будем говорить, что сеть находится в *пассивном* состоянии в течение временного интервала $(T_0 + T_H, T_1)$, где T_1 – момент начала следующей стимуляции. В пассивном состоянии фазы и амплитуды осцилляторов равны нулю, а собственные частоты не изменяются.

В ходе запоминания заданного стимула в сессии последовательных стимуляций модели этим стимулом время T_H постепенно сокращается. Этот факт используется для формулировки критерия, позволяющего различать новый и известные стимулы. Стимул считается новым, если $T_H > T_{cr}$, где T_{cr} – заданный порог (критическое время), $T_{cr} < T$. Если $T_H \leq T_{cr}$, тогда стимул считается известным. В симуляционных экспериментах мы полагаем $T_{cr} = T/2$.

4.2.3. Результаты компьютерного моделирования

С помощью компьютерных экспериментов будет показано, что можно выбрать параметры, управляющие обучением модели таким образом, что будет реализовываться сформулированный критерий новизны. Говоря более точно, в последовательности предъявлений одного и того же стимула этот стимул будет распознаваться как новый во время нескольких

предъявлений, но начиная с некоторого предъявления стимул будет идентифицироваться как известный.

Значения параметров, использованные при вычислениях, представлены в таблице 4.1. В соответствии с этими параметрами максимальная амплитуда осциллятора в резонансном состоянии равна $R = 1$. По определению, осциллятор находится в резонансном состоянии, если его амплитуда больше, чем $0,8R$.

Таблица 4.1. Значения параметров модели детекции новизны, использованные при вычислениях.

Параметры	Значения	Параметры	Значения
m	500	w	16
n	20	ξ_1	0,7
q	50	η_1	0,02
α	1	ξ_2	0,86
β	4	η_2	0,02
γ	4	T	3
v	0,5	T_{cr}	1,5

Как говорилось выше, каждый стимул кодируется как своей частотой, так и набором фазовых сдвигов. Для упрощения и ускорения вычислений разделим эксперименты, где стимулы закодированы одной и той же частотой, и эксперименты, где стимулы кодируются разными частотами. В первом случае вычисления будут производиться на большой сети со многими группами осцилляторов. Мы покажем, как различные стимулы разреженно кодируются в сети различными позициями активных осцилляторов в зависимости от фазовых сдвигов компонент стимула. Во втором случае мы ограничимся одной группой осцилляторов и покажем, как различные популяции осцилляторов в группе кодируют стимулы, имеющие разные частоты.

Процедура обучения одна и та же в обоих случаях. Последовательно (один за другим) предъявляются 4 стимула. Каждый стимул повторяется 5 раз, будучи предъявлен в моменты sT ($s = 0, 1, \dots, 4$) (за 0 принимаются моменты времени, когда стимуляция одним стимулом сменяется стимуляцией другим стимулом). Длительность каждой стимуляции равна $T = 3$ условных единиц времени, так что весь процесс обучения (запоминания) стимула занимает 15 единиц времени.

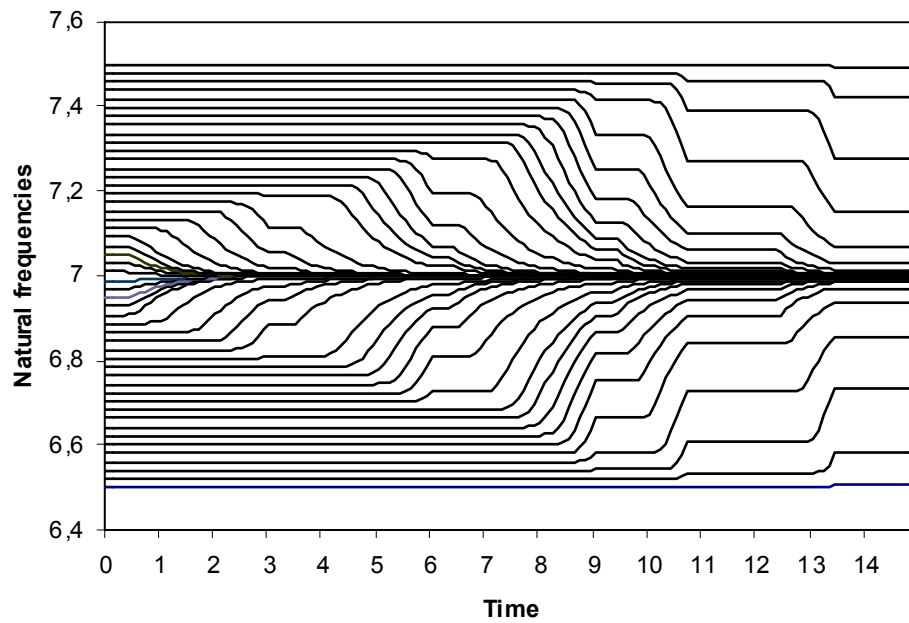
В начальном состоянии (до обучения) собственные частоты осцилляторов в каждой группе распределены с фиксированным шагом между максимальным и минимальным значениями в интервале $(\omega_{min}, \omega_{max})$, так что $\omega_1 = \omega_{min}$, $\omega_q = \omega_{max}$, $\omega_{i+1} - \omega_i = const$.

4.2.3.1. Случай одинаковых частот входных сигналов

Рассмотрим сеть со следующими параметрами: число групп $m = 500$, число осцилляторов в каждой группе $q = 50$, интервал распределения начальных значений собственных частот осцилляторов $(6,5; 7,5)$, частота, кодирующая все стимулы, $\omega_0 = 7$, фазовые сдвиги ψ^{ij} равномерно распределены в интервале $(-\pi/2, \pi/2)$. В критерии новизны положим $H = 450$ и $T_{cr} = 1,5$. Значения остальных параметров приведены в таблице 4.1.

Параметры модели были выбраны таким образом, чтобы 5 предъявлений стимула было достаточно, чтобы этот стимул был запомнен и в дальнейшем распознавался как известный. Более точно, для каждого стимула сеть реагирует на его первые P предъявлений ($1 \leq P < 5$) как на новый стимул, а на последующие предъявления – как на известный стимул. Обычно при каждой стимуляции число групп, в которых имеются осцилляторы в состоянии резонанса, находится в пределах 10 – 20. Это более чем на один порядок меньше, чем общее число групп в сети m . Таким образом гарантируется разреженное кодирование стимулов в сети.

(a)



(б)

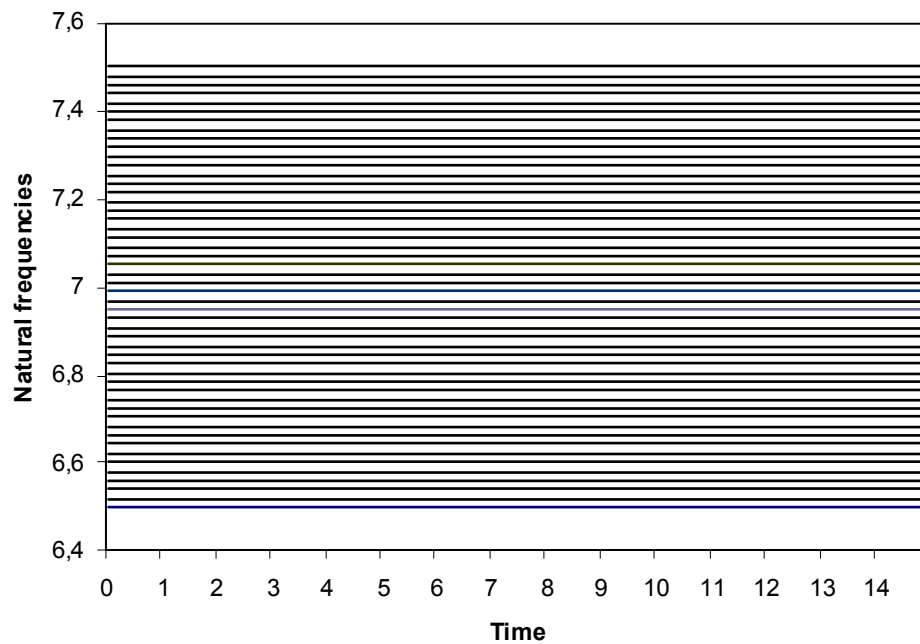


Рис. 4.15. Адаптация собственных частот осцилляторов двух группах, получающих согласованный (близкий к синфазному) (а) и несогласованный (с существенно различными фазовыми сдвигами) (б) входные сигналы. В первом случае осцилляторы подстраивают свои собственные частоты к частоте входного сигнала. Во втором случае собственные частоты осцилляторов остаются неизменными. Один и тот же стимул был повторен 5 раз в моменты времени 0, 3, 6, 9, and 12. Частота, кодирующая стимул, равна $\omega_0 = 7$. Time – время, Natural frequencies – собственные частоты.

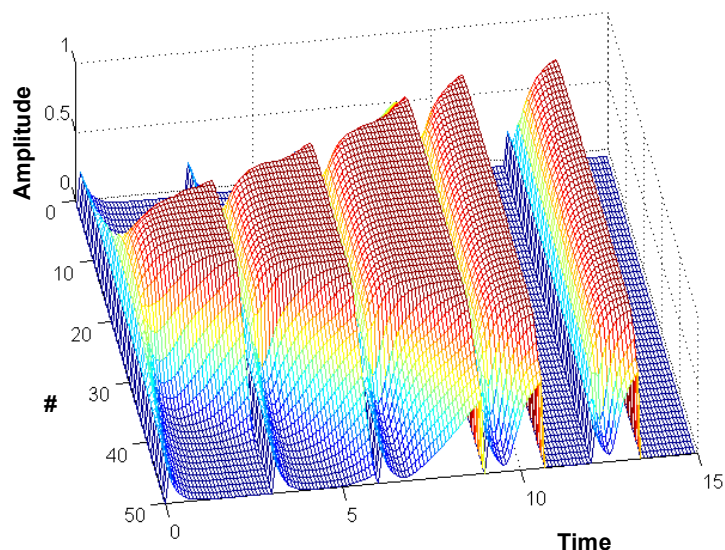
Результаты имитационного моделирования представлены на рис. 4.15-4.17. На рис. 4.15 приведен пример адаптации собственных частот осцилляторов в двух группах в течение 5 предъявлений одного и того же стимула. Рис.4.15а соответствует группе, где в ответ на стимуляцию заданным стимулом появляется резонансная активность. Рис. 4.15б соответствует группе, где в ответ на стимуляцию резонансная активность не появляется.

Адаптация собственных частот осцилляторов имеет место лишь в случае рис. 4.15а. Собственные частоты осцилляторов, изображенные на рис. 4.15б, остаются постоянными. Как видно из рис. 4.15а, адаптация собственных частот осцилляторов, изначально близких к частоте стимула ω_0 , начинается раньше и идет быстрее. Постепенно по мере повторных предъявлений стимула размер популяции осцилляторов, подстраивающих свои собственные частоты, растет. В конце концов почти все осцилляторы в соответствующей группе работают на одной и той же частоте.

На рис. 4.16 представлена динамика амплитуд для тех же самых групп, что и на рис. 4.15. Те осцилляторы, которые были синхронизованы с входным сигналом, быстро увеличивают свою активность (рис. 4.16а), в то время как другие осцилляторы работают с низкими амплитудами, не достигающими резонансных значений (рис. 4.16б). На рис. 4.16б некоторое увеличение амплитуд заметно лишь для тех осцилляторов, чьи собственные частоты близки к $\omega_0 = 7$. Эти осцилляторы попадают под фазовую синхронизацию входным сигналом, но их амплитуды не достигают резонансного уровня из-за недостаточно хорошего совпадения фаз для компонент входного сигнала. Имеются также короткие всплески амплитуд осцилляторов с относительно низкими значениями собственных частот (в окрестности значения 6,5). Такие эффекты имеют место в моменты, когда фазы этих осцилляторов достигают наилучшего совпадения с фазами входного сигнала. На рис. 4.16а размер популяции осцилляторов с высокими амплитудами постепенно растет от одной стимуляции к другой.

Во время четвертой и пятой стимуляций активность в обеих группах (на самом деле во всей сети) подавляется раньше момента T . Это результат того факта, что в течение этих двух последних стимуляций число резонансных осцилляторов превосходит порог H .

(а)



(б)

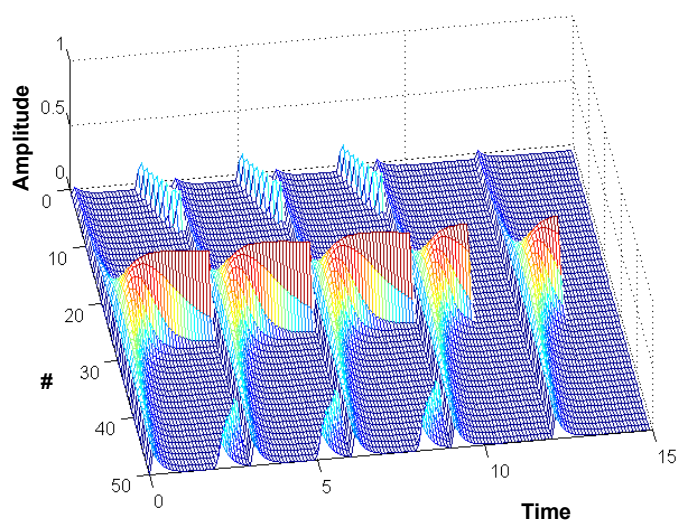


Рис. 4.16. Динамика амплитуд осцилляторов в группах, показанных на рис. 4.15: (а) резонансное возрастание амплитуд при синфазных компонентах входного сигнала, (б) низкие величины амплитуд при несинфазных компонентах входного сигнала. Во время четвертой и пятой стимуляций активность осцилляторов по истечении короткого времени в силу распознавания соответствующего стимула как известного. Time – время, Amplitude – амплитуда, # - номер осциллятора в группе.

На рис. 4.17 показано поведение числа резонансных осцилляторов в модели для 4 стимулов. Пунктирные вертикальные линии показывают критические моменты, когда происходит дискриминация между новыми и известными стимулами. Из рисунка видно, что число резонансных осцилляторов возрастает от одной стимуляции к другой и впервые преодолевает порог H во время второй или третьей стимуляции одним и тем же стимулом. После этого время T_H постепенно сокращается, пока не станет меньше, чем T_{cr} . Это момент, после которого стимул распознается как известный. В приведенных примерах число повторений одного и того же стимула, прежде чем он распознается как известный, равно, соответственно, 5, 4, 3 и 4.

4.2.3.2. Случай различных частот входных сигналов

Для иллюстрации запоминания стимулов, закодированных различными частотами, необходимо иметь в группах большее число осцилляторов, чем мы использовали в предыдущем параграфе, и более широкий диапазон распределения их собственных частот. Положим $q = 250$, $\omega_{min} = 4$, $\omega_{max} = 9$ и рассмотрим сеть, состоящую только из одной группы ($m = 1$). Этого достаточно для иллюстративных целей, поскольку в сети со многими группами механизм запоминания будет тот же самый для каждой группы, где появляются резонансные осцилляторы. Для того чтобы обеспечить появление резонансных осцилляторов в группе, мы сузим область фазовых сдвигов для компонент стимула до $(-0,4; 0,4)$. Число резонансных осцилляторов в группе ограничивается порогом $H = 50$. Это дает возможность запоминать несколько частот, так как каждый стимул, имеющий определенную частоту, запоминается своим ансамблем осцилляторов. Положим, что частотные коды четырех стимулов равны, соответственно, 5, 6, 7 и 8. Значения остальных параметров приведены в таблице 4.1.

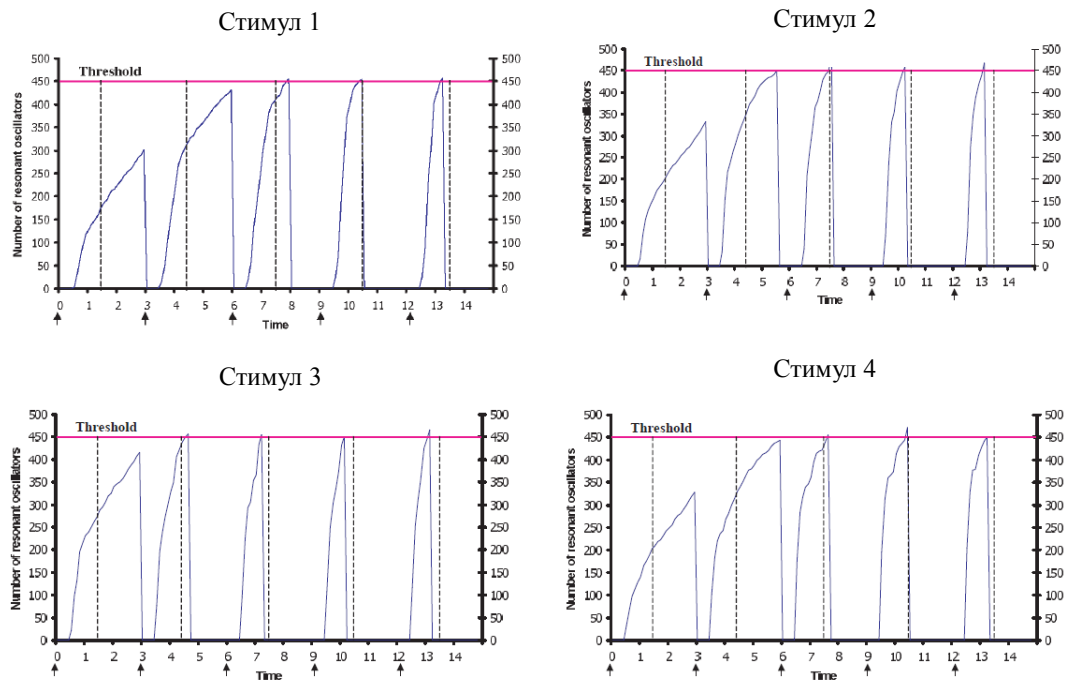
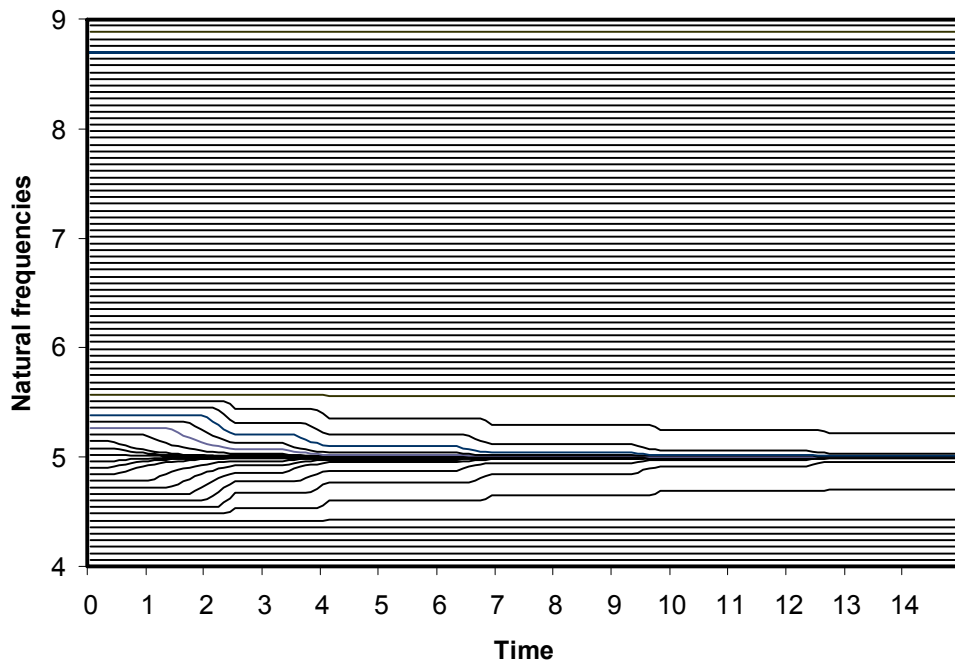


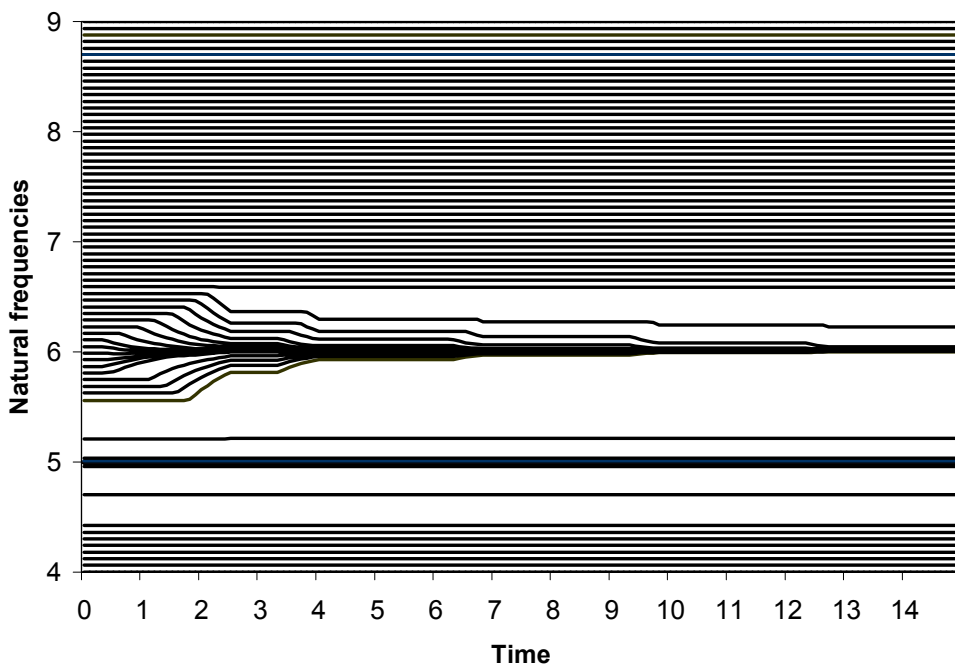
Рис. 4.17. Графики числа резонансных осцилляторов в сети при стимуляции 4 стимулами. Каждый стимул повторяется 5 раз. Моменты начала стимуляции показаны стрелками. Вертикальные пунктирные линии показывают критические моменты времени, установленные на 1,5 условных единиц времени после начала стимуляции. Горизонтальная линия (Threshold) на уровне 450 показывает порог H . Стимул считается известным, если число резонансных осцилляторов превышает порог до наступления критических моментов времени. Time – время, Number of resonant oscillators – число резонансных осцилляторов, Threshold – порог.

Результаты численных экспериментов приведены на рис. 4.18-4.19. На рис. 4.18 приведен пример динамики собственных частот осцилляторов в процессе предъявления стимулов (каждый стимул предъявляется 5 раз). Рис. 4.18а соответствует первому стимулу с частотным кодом $\omega_0 = 5$. Из рисунка видно, что предъявление данного стимула приводит к постепенной адаптации собственных частот тех осцилляторов, начальные значения собственных частот которых располагались в окрестности частоты $\omega_0 = 5$. После нескольких предъявлений первого стимула формируется популяция осцилляторов с собственными частотами приближенно равными 5. Этот ансамбль и кодирует данный стимул в памяти сети.

(a)

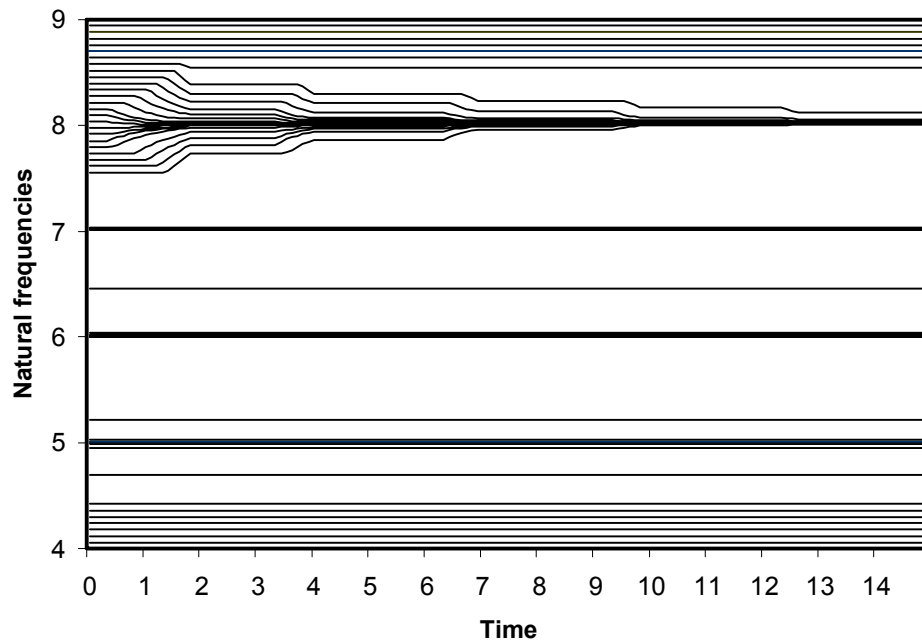


(b)



Продолжение рисунка на следующей странице

(В)



(Г)

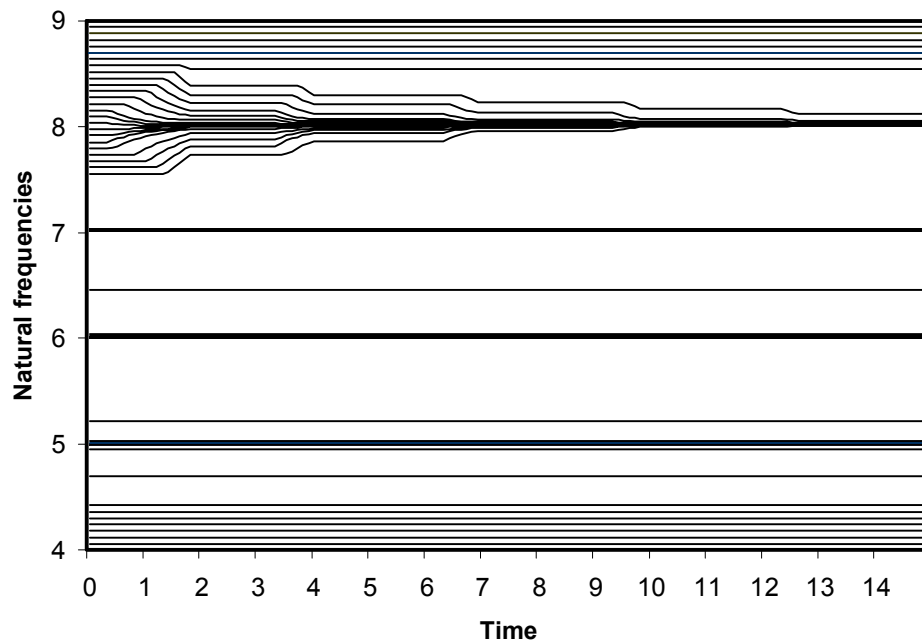
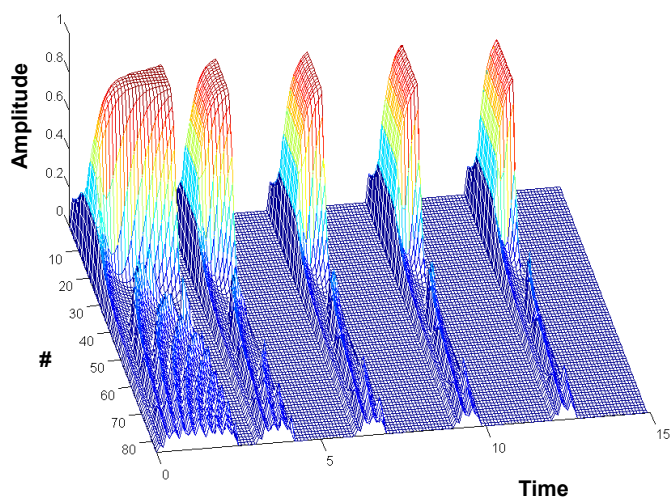


Рис. 4.18. Динамика собственных частот осцилляторов в группе при стимуляции четырьмя стимулами, закодированными различными частотами (показаны 83 из 250 осцилляторов, составляющих группу). Частоты входных сигналов равны, соответственно, 5 (а), 6 (б), 7 (в) и 8 (г). Каждый стимул был повторен 5 раз в моменты времени 0, 3, 6, 9 и 12. Заметим, что каждый стимул приводит к адаптации собственных частот в своей популяции осцилляторов, оставляя собственные частоты других осцилляторов без изменения. Time – время, Natural frequencies – собственные частоты.

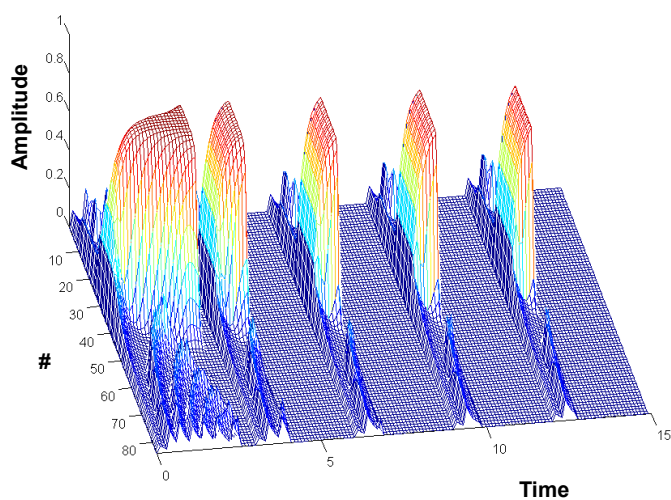
Аналогичным образом на рис. 4.18б-г показано, как формируются ансамбли осцилляторов с близкими собственными частотами, соответствующие другим стимулам. Заметим, что предъявление каждого следующего стимула не портит уже сформированную память. Собственные частоты в популяции синхронизованных по частоте осцилляторов, сформированные одним стимулом, остаются неизменными при предъявлении других стимулов. Требуется только, чтобы частоты, кодирующие эти стимулы, были достаточно удалены друг от друга.

На рис. 4.19 показана динамика амплитуд осцилляторов.

(a)

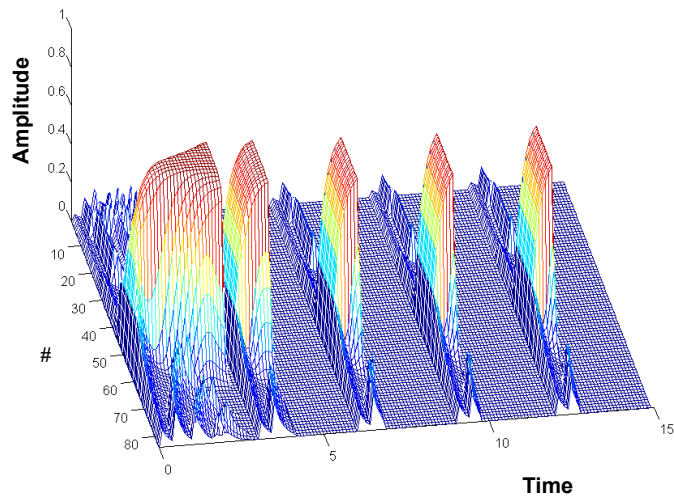


(б)



Продолжение рисунка на следующей странице

(В)



(Г)

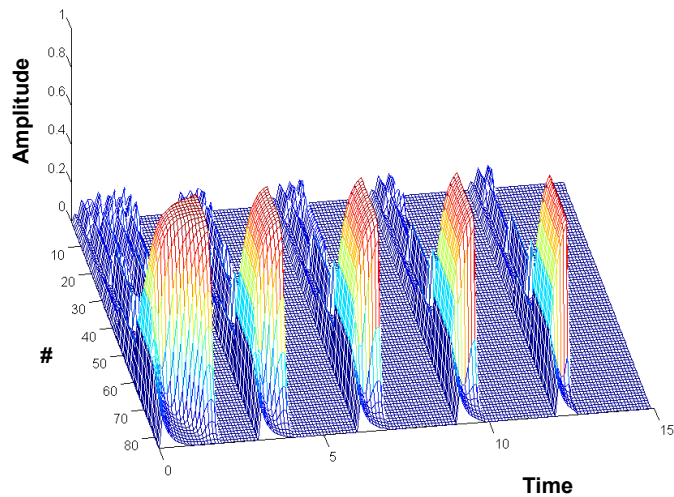


Рис. 4.19. Динамика амплитуд тех же осцилляторов, что и на рис. 4.18. Обратим внимание на соответствие между резонансным ростом амплитуд осцилляторов и адаптацией собственных частот осцилляторов, показанной на рис. 4.19. Time – время, Amplitude – амплитуда, # - номер осциллятора в группе.

Те осцилляторы, которые работали синфазно с входным сигналом, быстро усиливают свою активность, в то время как другие осцилляторы работают с относительно низкими амплитудами активности. Размер популяции осцилляторов, синхронизовавших свою активность по частоте, постепенно растет, а время T_H постепенно убывает по мере повторных

предъявлений стимула. Как и ожидалось, для каждого стимула резонансное возрастание амплитуд и адаптация собственных частот имеют место в одних и тех же осцилляторах.

После предъявления всех четырех стимулов формируются 4 популяции осцилляторов, согласованных по частоте, при этом каждая популяция настроена на частоту соответствующего входного сигнала. Такая популяция используется в качестве кода стимула в частотной области. Предъявление уже запомненного стимула приводит к быстрой синхронизации осцилляторов в соответствующей ему популяции, поэтому число резонансных осцилляторов быстро достигает порога N , после чего активность в сети останавливается.

В сети, состоящей из одной группы осцилляторов, запоминание в частотной области возможно, только если различия частот, кодирующих входные сигналы, достаточно велики, чтобы сделать популяции осцилляторов, кодирующих различные стимулы, непересекающимися. В силу ограниченности диапазона частот, ограниченное (и относительно малое) число различных стимулов может быть запомнено в частотной области, однако комбинация пространственного и частотного кодирования, как это было описано выше, приводит к потенциально неограниченной емкости памяти. Требуется лишь, чтобы число групп в модели было достаточно велико.

4.2.3.3. Оценка надежности функционирования модели

Рассмотрим последовательность из r различных стимулов, последовательно предъявленных на вход "необученной" нейронной сети для распознавания новизны. Будем предполагать, что каждый стимул предъявляется K раз. Возможен один из трех исходов предъявления стимула из этой последовательности: (а) стимул был впервые распознан как известный при своем k -ом предъявлении ($1 < k \leq K$); (б) стимул был

распознан как известный при первом предъявлении; (в) стимул распознается как новый при всех K предъявлениях. Случай (а) соответствует правильной детекции новизны; случаи (б) и (в) соответствуют ошибкам при детекции новизны. В данном параграфе будут представлены результаты по оценке числа ошибок при детекции новизны. Поскольку различные последовательности стимулов могут привести к различному числу ошибок, то чтобы получить представление о надежности детекции новизны в модели, будет вычислено среднее число ошибок, которые совершаются при предъявлении случайных бинарных последовательностей r различных стимулов. Каждое предъявление последовательности стимулов начинается с "пустой" памяти сети, т.е. когда все начальные значения собственных частот осцилляторов находятся в начальном состоянии. Усреднение производится по размеру r выборки последовательностей. Обозначим E_r среднее число ошибок детекции новизны. Эту величину будем считать характеристикой надежности детекции новизны модели.

Ниже будут представлены результаты оценки E_r с помощью метода Монте-Карло. В вычислениях мы ограничимся случаем, когда все стимулы закодированы одинаковыми частотами, как это описано в параграфе 4.2.3.1.

Для вычислений была использована сеть с параметрами, указанными в таблице 4.1. Единственное отличие состоит в том, что в данном случае имеется $r = 20$ различных стимулов (каждый стимул повторяется $K = 5$ раз). Всего в эксперименте предъявлялось 10 таких последовательностей. Для каждого стимула времена задержки выбирались случайно и независимо от других стимулов.

В результате тестирования модели были получены следующие результаты. Общее число ошибок равнялось 18. Все ошибки были типа (б), т.е. во всех 18 случаях новый входной паттерн ошибочно идентифицировался как известный при первом предъявлении стимула.

Поскольку общее число предъявлений стимулов в последовательностях было равно 200, это дает в среднем 9% ошибок. Примерно 6% этих ошибок было сделано при детекции последних 10 из 20 входных стимулов. Эти результаты вполне предсказуемы, поскольку вероятность ошибки возрастает по мере заполнения "памяти" нейронной сети.

Рассмотрим источник ошибок более детально. Поскольку число осцилляторов, адаптировавшихся к частоте ω_0 входного сигнала, монотонно возрастает в процессе обучения, в пределе все осцилляторы сети будут иметь собственную частоту ω_0 . Тогда предъявление любого стимула приведет к тому, что он будет идентифицирован как известный. (Заметим, что аналогичные эффекты переполнения памяти, ограничивающие число запоминаемых стимулов, имеют место в классических моделях ассоциативной памяти Хопфилда [Amit, 1989]). В промежуточном случае ошибка может возникнуть, если новый стимул вызывает резонансную активность осцилляторов в группах, ассоциированных с прежде запомненными стимулами. Тогда, если число резонансных осцилляторов в этих группах превосходит порог H , возникнет ошибка в идентификации текущего стимула.

С некоторым упрощением эти рассуждения могут быть аппроксимированы с помощью следующей вероятностной модели. Рассмотрим m пустых ящиков. Назовем *попыткой* случайное распределение s ($s < m$) шаров по ящикам такое, что каждый шар занимает отдельный ящик. Если речь идет о последовательности попыток, мы будем предполагать, что попытки делаются независимо друг от друга. Это означает, что во время попытки шары могут попадать в ящики, которые уже были заняты шарами в предыдущих попытках. Обозначим u число шаров в попытке, которые попадают в уже занятые ящики. Величина u является случайной и зависящей от числа ящиков, заполненных в предшествующих попытках, поэтому вероятность, что u будет принимать все большие значения, возрастает вместе с числом попыток. Если u

становится больше, чем заданная константа p , будем говорить, что при распределении шаров по ящикам возникла ошибка. Обозначим E_r среднее число ошибок, которые появляются в последовательности из r попыток (усреднение производится по всем последовательностям из r попыток). Тогда среднее значение вероятности сделать ошибку в одной попытке равно $e_r = E_r / r$. Ниже приводятся результаты оценки e_r для различных значений m , s , r , и p , полученные по методу Монте-Карло. В вычислениях усреднение производилось по 1000 последовательностей попыток для каждой величины e_r .

Связь между вышеприведенной вероятностной моделью и проблемой оценки надежности функционирования модели детекции новизны достаточно очевидна. Группы нейронной сети интерпретируются как ящики вероятностной модели (тех и других m штук). Запоминание стимула, кодируемое s группами осцилляторов, ассоциируется с отдельной попыткой распределения s шаров по m ящикам. Таким образом, если группа j осцилляторов участвует в кодировании стимула путем подстройки собственных частот осцилляторов к частоте стимула, мы ассоциируем это событие с занятием шаром ящика j . Предположение, что в одной попытке шары распределяются по ящикам случайным образом, соответствует предположению о случайном распределении фазовых сдвигов во входном сигнале. Ошибка при распределении шаров ассоциируется с ошибкой детекции новизны.

Обратим внимание на упрощения, введенные в вероятностную модель. Во-первых, предполагается, что число групп s , участвующих в кодировании стимула, фиксировано. На самом деле эта величина варьирует от стимула к стимулу. Во-вторых, мы предположили, что запоминание стимула после достаточно большого числа его предъявлений дает один из следующих результатов для группы осцилляторов: 1) все осцилляторы в группе адаптируются к собственной частоте ω_0 ; 2) ни один осциллятор в группе не адаптирует свою собственную частоту к частоте

входного стимула. На самом деле, число осцилляторов в группе, кодирующих стимул, зависит от того, насколько синфазны входные сигналы, приходящие на эту группу. Ввиду указанных упрощений оценка E_r , вообще говоря, не может считаться строгой оценкой надежности модели детекции новизны. Тем не менее такая оценка дает некоторое представление о том, какой уровень надежности может быть обеспечен моделью детекции новизны. В частности, по этим оценкам можно будет судить о том, при каких значениях параметров модель детекции новизны работоспособна.

Таблицы 4.2-4.5 показывают значения e_r для следующих случаев. Каждая таблица дает значения e_r , полученные для различных значений m (m варьирует от 100 до 1500) и s (s варьирует от 1 до 15). Таблицы 4.2-4.3 соответствуют параметру $r = 0,03m$. Таблицы 4.4-4.5 соответствуют параметру $r = 0,05m$. Другими словами, число запоминаемых стимулов составляет, соответственно, 3% или 5% от числа групп осцилляторов. Таблицы 4.2 и 4.4 соответствуют случаю $p = 0$. В этом случае никакого пересечения наборов групп, кодирующих разные стимулы, не допускается. Таблицы 4.3 и 4.5 соответствуют случаю $p = [s/2]$, т.е. половина групп, кодирующих текущий стимул, пересекаются с группами, кодирующими ранее предъявленные стимулы.

В терминах надежности сетевой памяти приведенные таблицы иллюстрируют два тривиальных и два нетривиальных факта. Во-первых, обратим внимание на то, что значения e_r в таблице 4.2 меньше, чем в таблице 4.4. То же самое верно для таблиц 4.3 и 4.5. Разницу между этими парами таблиц можно увидеть, если посмотреть на значения r/m . Они меньше для таблиц 4.2-4.3, чем для таблиц 4.4-4.5. Это отражает интуитивно очевидный факт, что вероятность ошибки при детекции новизны растет, по мере того как память заполняется большим числом запомненных стимулов. Во-вторых, разрешение на пересечение между

множествами групп, кодирующих разные стимулы, уменьшает число ошибок.

Таблица 4.2. Нормализованное число ошибок e_r при детекции новизны; $r = 0,03m$, $p = 0$.

m	S							
	1	3	5	7	9	11	13	15
100	0,011	0,084	0,21	0,34	0,47	0,55	0,61	0,64
300	0,012	0,11	0,28	0,43	0,58	0,68	0,74	0,80
500	0,016	0,12	0,28	0,45	0,60	0,71	0,77	0,82
700	0,016	0,12	0,28	0,46	0,60	0,71	0,78	0,83
900	0,014	0,12	0,29	0,46	0,61	0,72	0,79	0,83
1100	0,014	0,12	0,29	0,46	0,61	0,72	0,79	0,84
1300	0,016	0,12	0,29	0,47	0,62	0,72	0,79	0,84
1500	0,014	0,12	0,29	0,47	0,62	0,72	0,79	0,84

Таблица 4.3. Нормализованное число ошибок e_r при детекции новизны; $r = 0,03m$, $p = [s/2]$.

m	S							
	1	3	5	7	9	11	13	15
100	0,011	0,0047	0,0013	0,0020	0,0023	0,0047	0,006	0,007
300	0,013	0,0062	0,0061	0,0044	0,0069	0,0072	0,014	0,020
500	0,012	0,0067	0,0055	0,0065	0,0072	0,011	0,013	0,022
700	0,016	0,0066	0,0055	0,0050	0,0061	0,0094	0,014	0,021
900	0,015	0,0070	0,0053	0,0060	0,0076	0,0093	0,015	0,022
1100	0,015	0,0058	0,0055	0,0066	0,0079	0,0110	0,015	0,023
1300	0,015	0,0068	0,0058	0,0061	0,0077	0,0110	0,016	0,023
1500	0,014	0,0068	0,0057	0,0066	0,0082	0,0110	0,016	0,024

Таблица 4.4. Нормализованное число ошибок e_r при детекции новизны; $r = 0,05m$, $p = 0$.

m	s							
	1	3	5	7	9	11	13	15
100	0,022	0,16	0,37	0,54	0,66	0,73	0,77	0,79
300	0,022	0,180	0,41	0,60	0,73	0,81	0,85	0,88
500	0,023	0,19	0,42	0,61	0,74	0,82	0,87	0,89
700	0,023	0,19	0,42	0,62	0,75	0,82	0,87	0,90
900	0,023	0,19	0,42	0,62	0,75	0,82	0,87	0,90
1100	0,024	0,19	0,42	0,62	0,75	0,83	0,87	0,90
1300	0,024	0,19	0,42	0,62	0,75	0,83	0,88	0,91
1500	0,025	0,19	0,42	0,62	0,75	0,83	0,88	0,90

Таблица 4.5. Нормализованное число ошибок e_r при детекции новизны; $r = 0,05m$, $p = \lfloor s/2 \rfloor$.

m	s							
	1	3	5	7	9	11	13	15
100	0,021	0,012	0,014	0,023	0,032	0,043	0,08	0,13
300	0,021	0,016	0,021	0,027	0,042	0,066	0,10	0,14
500	0,024	0,016	0,019	0,029	0,045	0,069	0,10	0,15
700	0,026	0,018	0,021	0,027	0,046	0,068	0,11	0,15
900	0,024	0,018	0,021	0,031	0,046	0,071	0,11	0,15
1100	0,025	0,019	0,020	0,031	0,046	0,073	0,11	0,15
1300	0,023	0,018	0,021	0,030	0,048	0,072	0,11	0,15
1500	0,024	0,018	0,021	0,031	0,046	0,072	0,11	0,15

Например, если $p = 0$ и $s \geq 5$ (таблицы 4.2 и 4.4), то значения e_r превосходят 0,2. Такое большое число ошибок делает нашу модель

детекции новизны практически бесполезной. Однако, если пересечения разрешены, вероятность сделать ошибку становится намного меньше. Все значения e_r в таблицах 4.3 и 4.5 меньше, чем 0,1, за исключением двух колонок в таблице 4.5.

Два других факта не так очевидны. Посмотрим на колонки в таблицах. Видно, что для больших значений m значения e_r имеют тенденцию возрастать до некоторого асимптотического значения. Это можно интерпретировать как асимптотически линейное возрастание емкости памяти с ростом m . Заметим, что число параметров сети, используемых для формирования памяти (собственные частоты осцилляторов), равно $n = qt$. Таким образом, емкость памяти имеет тот же порядок, что и число модифицируемых параметров. Эта характеристика памяти лучше, чем та, что известна для сетей хопфилдовского типа, в которых емкость памяти имеет порядок \sqrt{n} , где n – число модифицируемых параметров (силы связей между парами элементов).

Посмотрим теперь на строки матриц. Видно, что значения e_r в таблицах 4.3 и 4.5 не демонстрируют тенденцию к монотонному росту, как в таблицах 4.2 и 4.4. Это означает, что в случае разрешения пересечения между множествами групп имеется оптимальное значение s (большее, чем 1), которое дает минимальную вероятность ошибки. Это оптимальное значение s относительно мало по сравнению с числом групп m . Это подтверждает тот факт, что только разреженное кодирование стимулов множествами групп эффективно с точки зрения уменьшения числа ошибок. В нашей модели число групп, используемых для кодирования стимула, управляется параметром ξ_2 в формуле (4.36). Увеличение этого параметра приводит (в среднем) к уменьшению числа групп, кодирующих стимул.

4.2.4. Обсуждение

Описанная выше модель формирования памяти и детекции новизны существенно отличается от известных моделей ассоциативной памяти как своей конструкцией, так и принципами функционирования. Предложенный нами подход основан на использовании ОНС с адаптирующимися значениями собственных частот осцилляторов в результате фазовой синхронизации осцилляторов с многомерным осцилляторным входным сигналом. Различная реакция модели на новые и известные стимулы обеспечивается за счет тормозной обратной связи. В рамках этой модели предложен новый способ кодирования стимулов, основанный на фазово-частотных характеристиках входных сигналов. Сходная идея кодирования была применена в работе [Hoppensteadt and Izhikevich, 1998], где обнаружено сходство в функционировании таламо-кортикальной системы и FM-радио. В их модели различие в фазовых сдвигах во входных сигналах приводило к различному (резонансному или малоамплитудному) ответу осцилляторов.

Резонанс осцилляторов с входными сигналами играет важную роль в нашей модели детекции новизны. Быстрое и одновременное возрастание активности критического числа осцилляторов приводит в действие тормозную обратную связь. Таким образом, сеть отвечает длительной (тонической) реакцией на новые стимулы и короткой (фазической) реакцией на известные стимулы.

В модель не был встроен механизм забывания, однако это легко сделать, если предположить, что осцилляторы не навсегда "запоминают" частоту, к которой они адаптировались. Без регулярно повторения стимула память о нем ослабевает в том смысле, что собственная частота осциллятора постепенно возвращается к своему исходному значению. Таким образом рабочая память освобождается от "устаревших" стимулов и

появляется возможность запоминать новые стимулы без перегрузки памяти.

Наша модель детекции новизны была разработана под влиянием замечательных данных относительно активности на частоте тета-ритма в септо-гиппокампальной системе во время ориентационного рефлекса [Sokolov, 1975; Vinogradova, 1995]. В проведенных нейрофизиологических экспериментах было показано, что новые стимулы вызывают высокую и устойчивую тетаритмическую активность в гиппокампе. Эта активность сравнительно медленно угасает уже после того, как стимуляция звуковым или световым сигналом закончилась. Это так называемая тоническая реакция гиппокампа. Однако после того как стимул становится знакомым после достаточно большого числа предъявлений, ответ гиппокампа на частоте тета-ритма становится коротким и исчезает сразу, как только стимул прекращается. Это так называемый фазический ответ гиппокампа. Фазическая реакция демонстрирует эффект привыкания. Считается, что тета-активность необходима для обработки информации и запоминания стимула. Таким образом реализуется эффективный механизм селективного отбора того, что должно быть достаточно детально обработано и запомнено.

Имеется два пути, по которым информация о стимуле достигает гиппокампа [Виноградова, 1975]. Основной канал идет со стороны неокортекса, где определяются и комбинируются признаки стимула. Финальной структурой на этом пути является ЭК, откуда информация попадает в гиппокамп через перфорантный путь. Пространственное распределение входов в гиппокамп порождает различные временные задержки, с которыми сигнал от ЭК поступает в различные части гиппокампа. Эти задержки могут достигать половины длительности периода тета-колебаний [Miller, 1991]. Другой канал идет через ретикулярную формацию и МСО. Информация, поступающая по этому каналу, определяет значимость сигнала (в заданном контексте).

Экспериментальные данные показывают, что сигналы от обоих входов в гиппокамп содержат выраженную тетаритмическую компоненту [Vinogradova, 1995; Iijima et al., 1996; Kirk, 1998]. Септальный сигнал ответствен за появление или исчезновение тета-активности в гиппокампе [Vinogradova, 1995], в то время как сигнал от ЭК, по всей видимости, контролирует тета-активность более "деликатным" образом с учетом информационных характеристик стимула. В нашей модели мы объединили все сигналы, приходящие на гиппокамп, в единый многомерный сигнал, не различая, по какому каналу сигналы приходят. Это, конечно, является упрощением реальной ситуации, в которой значимость и соответствующий "вес" сигналов, вероятнее всего, различны. Рассмотрение этой более общей ситуации выходит за рамки нашей работы, поскольку мало информации о том, с какими весами разумно было бы ассоциировать разные входные сигналы.

В рассмотренной модели мы ограничились ее возможным приложением к работе септо-гиппокампальной системы, в которой предположительно имеется рабочая память. В общем случае детекция новизны предполагает гораздо более сложную систему, включающую долговременную память, сконцентрированную в неокортексе. Поскольку имеются экспериментальные данные, показывающие, что запоминание и воспроизведение запомненной информации связано с колебательной и синхронной активностью в неокортексе и гиппокампе [Sederberg, 2003; Jutras, 2009; Rutishauser, 2010], можно предположить, что разработанная модель может быть полезна и для этого случая, однако конкретная реализация такой модели до настоящего времени отсутствует.

4.3. Модель последовательного выбора объектов на изображении

Материал данного раздела был опубликован в работах [Kazanovich and Borisyuk, 2002; Borisyuk and Kazanovich, 2004a; Borisyuk and Kazanovich, 2004b; Borisyuk and Kazanovich, 2004c].

4.3.1. Биологические предпосылки и принципы, лежащие в основе модели

Традиционный подход к распознаванию зрительных образов основан на предположении, что зрительные объекты поступают на распознающую систему по одному в определенной последовательности [Ripley, 1996], однако реальные биологические зрительные системы вынуждены работать в условия, когда зрительные сцены содержат одновременно несколько объектов. Многочисленные экспериментальные исследования показывают, что в последовательном выборе в сложной зрительной сцене задействовано сразу несколько когнитивных функций. Во-первых, интеграция признаков (байндинг) и внимание необходимы, чтобы правильно скомбинировать признаки объектов и отделить признаки одного объекта от признаков других объектов, присутствующих в зрительной сцене [Treisman and Gelade, 1980; Luck and Beach, 1998; Treisman, 1998; Wolfe and Cave, 1999]. Во-вторых, детекция новизны и память необходимы, чтобы не терять бесполезно время на обработку информации об известных объектах [Vinogradova, 2001]. Функционирование внимания и памяти в течение длительного времени исследовались независимо друг от друга, лишь в недавние годы прогресс в нейровизуализирующей технике привел к появлению экспериментальных данных, указывающих на тесную связь между селективным вниманием и формированием памяти [Schneider, 1999; Awh et al., 2000; Awh and Jonides, 2001].

Большинство нейросетевых моделей рассчитано на воспроизведение какой-то одной когнитивной функции. Различные модели интеграции

признаков были предложены в работах [Schillen and König. 1994; Wang and Terman, 1995; Grossberg and Grunewald, 1997; Wang and Terman, 1997; Verschure and König, 1999, Hummel, 2001]. Модели селективного внимания представлены как традиционными коннекционистскими нейронными сетями [Tsotsos et al., 1995, Moser and Siltan, 1998; Niebur and Koch, 1998; Grossberg and Raizada, 2000] так и ОНС [Kazanovich and Borisyuk, 1994; Niebur and Koch, 1994; Kazanovich and Borisyuk, 1999; Wang, 1999; Corchs and Deco, 2001; Kazanovich and Borisyuk, 2002]. Детекция новизны была сформулирована как статистическая задача в работе [Parra et al., 1996]. Эти работы проложили дорогу к моделям, которые объединяют в одной системе несколько когнитивных функций, покрывая широкое поле обработки изображений, включая формирование памяти и распознавание. Одна из первых попыток такого рода была предпринята Вангом и Лиу [Wang and Liu, 2002]. В указанной работе были объединены сегментация изображений и ассоциативная память.

В данном разделе будет описана полномасштабная модель для последовательного выбора зрительных объектов, которая совмещает такие когнитивные функции как интеграцию признаков, объектно-ориентированное внимание и детекцию новизны. Поскольку мы полагаем, что мозг "не изобретает" специальные механизмы обработки информации для реализации каждой когнитивной функции, но адаптирует сходные механизмы к различным типам обработки, основной задачей при разработке модели было использование небольшого числа общих принципов.

Модель представляет собой иерархию интерактивных модулей, которые ассоциируются с различными этапами обработки зрительной информации. Каждый модуль представляет собой систему интерактивных осцилляторов с синхронизирующими и десинхронизирующими взаимодействиями. Осцилляторы, использующиеся как элементы нейронной сети, описываются тремя переменными: фазой колебания,

амплитудой колебания и собственной частотой осциллятора. Значения этих переменных изменяются во времени в соответствии с предписанными правилами взаимодействия.

Модель работает с изображениями, представленными в виде нескольких непересекающихся полутонных объектов. Обработка изображения включает в себя следующие операции.

1. Сегрегация информации относительно различных объектов в соответствии с их пространственной связностью.
2. Последовательный выбор объектов зрительного поля в ФВ.
3. Определение признаков объектов, инвариантных по отношению к положению и шкалированию объектов.
4. Представление объектов в рабочей памяти.
5. Детекция новизны объектов (различный ответ выходного слоя на известные и новые объекты).

Функционирование модели основано на принципах синхронизации (фазовой автоподстройки) и резонансного возрастания активности определенных нейронных популяций (осцилляторов). Под резонансом понимается быстрое и значительное возрастание амплитуды осциллятора, когда входные сигналы приходят на этот осциллятор синфазно с его собственными колебаниями. В частности, это предполагает, что осциллятор синхронизован с входными сигналами по фазе и частоте.

Внимание реализуется в модели в результате синхронизации центрального осциллятора (ЦО) с ансамблем осцилляторов, представляющих объект на изображении. Предполагается, что осцилляторы, работающие синхронно с ЦО, формируют ФВ [Kryukov, 1991]. Благодаря резонансу с ЦО, амплитуды осцилляторов в ФВ возрастают, в то время как амплитуды осцилляторов за пределами ФВ падают до низкого уровня [Kazanovich and Borisyuk, 2002].

Тот факт, что в каждый момент времени активность ансамбля осцилляторов, представляющая объект в ФВ, значительно выше, чем

активность в других областях сети, позволяет разделять объекты на уровне принятия решений. Согласно конструкции модели только активность в ФВ влияет на результат детекции новизны. Поскольку внимание автоматически направляется на один объект в любой момент времени, это позволяет запоминать этот объект в рабочей памяти без ошибок связывания признаков различных объектов.

Тот же принцип синхронизации и резонанса нейронной активности используется при реализации детекции новизны. Детекция новизны основана на разреженном кодировании объектов группами резонансных осцилляторов в модуле рабочей памяти подобно тому, как это описывалось в разделе 4.2, с тоническим (длительным) ответом на новые объекты и коротким (фазическим) ответом на известные объекты [Sokolov, 1975; Vinogradova, 1995].

Выбор ОНС для реализации модели имеет биологическую основу, поскольку, как отмечалось в разделе 2.1, животные и человек демонстрируют широкий спектр ритмической активности в структурах мозга при выполнении различных когнитивных функций [Gray et al., 1989; Gray, 1994; Singer and Gray, 1995; Basar, 1998; Gray, 1999; Singer, 1999; Steinmetz et al., 2000; Fries et al., 2001; Fries et al., 2002; Niebur, 2002; Niebur et al. 2002].

4.3.2. Общее описание модели

Модель состоит из четырех слоев (модулей) осцилляторов со связями снизу вверх между слоями. Поток информации между модулями представлен на рис. 4.20. Слои сети носят названия: *слой выбора объектов* (СВО), *слой локальных признаков* (СЛП), *слой инвариантных признаков* (СИП) и *слой детекции новизны* (СДН). Осцилляторы, являющиеся элементами этих модулей, обозначаются, соответственно, как ОВО, ОЛП,

ОИП и ОДН. Имеется также дополнительный центральный осциллятор (ЦО) с глобальными прямыми и обратными связями на СВО.

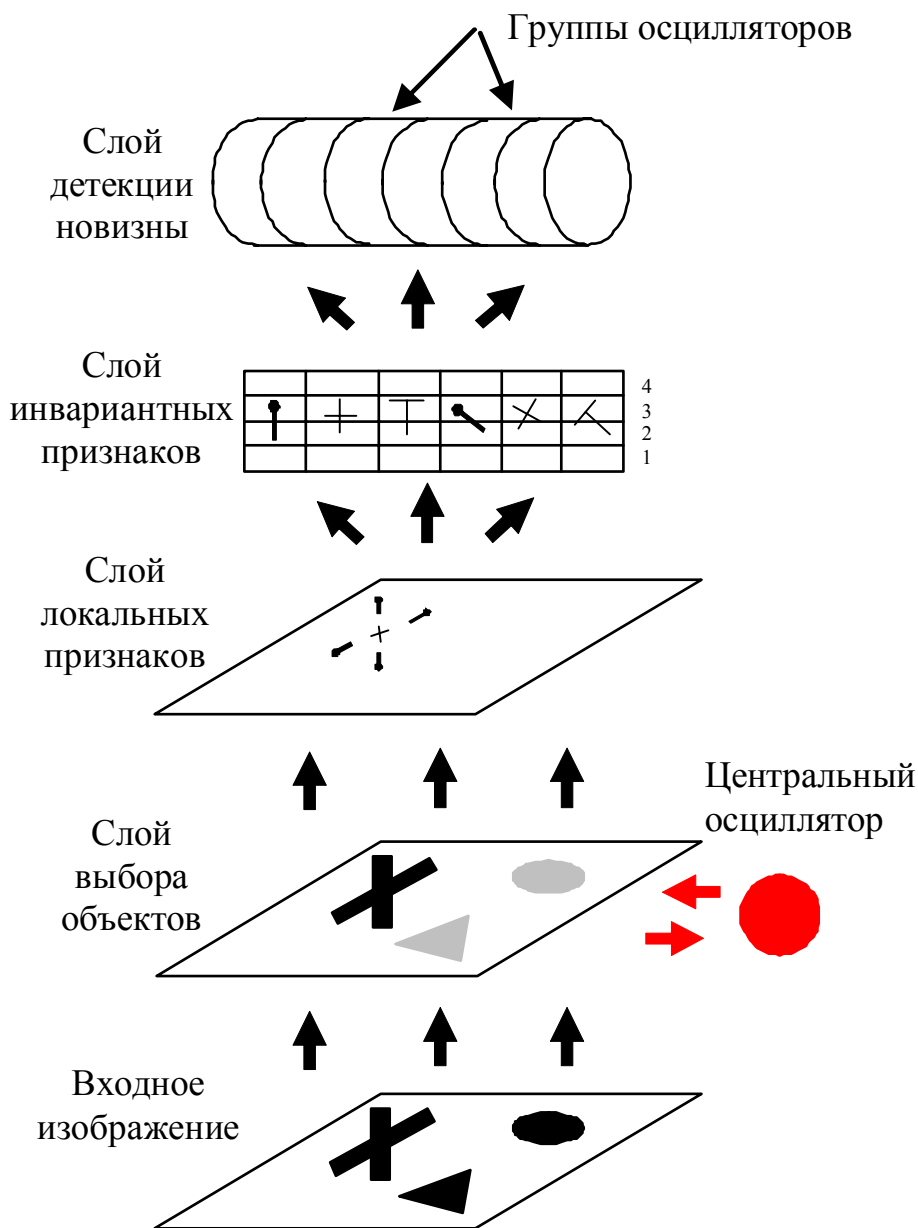


Рис. 4.20. Архитектура модели. Входное изображение содержит 3 объекта. В СВО объект, находящийся в ФВ, окрашен в черный цвет, другие области активированных осцилляторов окрашены в серый цвет. В СЛП и СИП активируются 5 признаков объекта, находящегося в ФВ: четыре концевых выпуклости с различной ориентацией и одно пересечение двух прямолинейных отрезков. В СЛП признаки ассоциируются с определенным положением, где они были обнаружены, а в СИП признаки регистрируются независимо от их положения на изображении. СДН разделен на группы осцилляторов, расположенные вдоль горизонтальной оси. ЦО имеет прямые и обратные связи с СВО.

В биологических терминах модель интерпретируется следующим образом. Предполагается, что осцилляторы в СВО, СЛП и СИП представляют собой кортикальные колонки в областях зрительного пути. ОВО располагаются в первичной зрительной коре (стриарном кортексе), ОЛП располагаются в различных областях коры (стриарных, экстрастриарных и выше) в зависимости от типа и сложности признака, определяемого в соответствующей колонке, ОИП представляют собой детекторы признаков в височных областях (IT и ассоциативные зоны), реакция в которых инвариантна по отношению к геометрическим преобразованиям зрительных объектов (сдвиг, масштабирование). Для упрощения модели будет рассматриваться только взаимодействие между ЦО и СВО при игнорировании влияния ЦО на другие слои. СДН ассоциируется с гиппокампом. Группы ОДН представляют поперечные сегменты гиппокампа. Для простоты мы ограничиваемся взаимодействиями внутри сегментов гиппокампа и не принимаем во внимание дальние латеральные связи. Последнее связано с тем, что дальнедействующие связи в гиппокампе предположительно предназначены для запоминания последовательностей событий [Borisuyk and Hoppensteadt, 1998; Borisuyk et al., 2013] (см. раздел 4.8). Здесь же мы рассматриваем только статичные изображения.

Компоненты модели сходны с теми, которые традиционно используются в системах распознавания изображений. Основное отличие в том, что проблема детекции новизны проще, чем проблема обучения (с учителем или без), поэтому она может быть решена без обратных связей от более высоких слоев модели к низким. Преимущество нашей системы состоит в том, что она не нуждается в последовательном предъявлении одиночных объектов. В модели предусмотрен автоматический выбор объектов из сложной зрительной сцены и их последовательное предъявление системе детекции новизны. Это существенное отличие рассматриваемой модели от известных.

4.3.2.1. Слой выбора объектов

СВО ответствен за группировку информации, поступающей от внешнего входа, в отдельные кластеры в соответствии со связностью объектов. Этот слой также используется для последовательного выбора различных объектов в ФВ. СВО имеет такую же двухмерную решетчатую структуру, как и зрительное поле, так что выполняется взаимнооднозначное соответствие между пикселями сетчатки зрительного поля и осцилляторами СВО. ОВО с координатами (x, y) реагирует на входной сигнал, поступающий от пикселя (x, y) зрительного поля. Группировка пикселей в представлениях объектов реализуется с помощью синхронизирующих локальных связей между ОВО. При вычислениях мы использовали связи каждого осциллятора с 4 ближайшими соседями (за исключением границы поля зрения, где число связей может быть 3 или 2).

ФВ формируется в СВО вследствие взаимодействия этого слоя с ЦО. Каждый ОВО посылает на ЦО синхронизирующий сигнал и получает обратно десинхронизирующий сигнал. Взаимодействие организовано таким образом, что в каждый момент времени ЦО работает синхронно (синфазно) с ансамблем ОВО, представляющим отдельный объект. Благодаря резонансу с ЦО, амплитуда осцилляторов в этом ансамбле резко возрастает, в то время как активность других ОВО подавляется до низкого уровня. Синхронизирующие связи используются для фазового захвата ЦО ансамблем ОВО. Десинхронизирующие связи от ЦО к СВО используются для десинхронизации различных ансамблей ОВО, предотвращая одновременную синхронизацию ЦО с несколькими ансамблями ОВО, что приводило бы к включению в ФВ сразу несколько объектов.

В зависимости от входного сигнала и предшествующей динамики ОВО может быть в одном из следующих состояний: *активное, резонансное, пассивное и молчащее*. Будем предполагать, что нулевой

входной сигнал (соответствующий сигналу от фона) не может инициировать осцилляторную динамику в ОВО. В этом случае будем говорить, что ОВО находится в молчащем состоянии. В этом состоянии осциллятор не участвует в осцилляторной динамике сети и не включается в динамические уравнения. Если ОВО не находится в молчащем состоянии, он последовательно (и, возможно, с повторами) проходит через цикл состояний: активное – резонансное - пассивное. ОВО начинает свою работу с активного состояния, затем, если амплитуда его колебаний превосходит определенный порог, он переходит в резонансное состояние. Пребывание в резонансном состоянии интерпретируется, как то, что этот осциллятор включен в ФВ. Резонансные осцилляторы увеличивают свое воздействие на ЦО, предотвращая таким образом скачки внимания на другие объекты во время запоминания и детекции новизны объекта.

Время, в течение которого ансамбль ОВО остается в резонансном состоянии, определяется в СДН. Резонансное состояние продолжается до тех пор, пока объект в ФВ проверяется на новизну и, если он новый, то записывается в рабочую память.

После окончания резонансного состояния ансамбль ОВО переходит в пассивное состояние и проводит в этом состоянии заданный промежуток времени. В этом состоянии ОВО не взаимодействует с другими осцилляторами, а его включение в ФВ заблокировано. Другими словами, ансамбль ОВО в пассивном состоянии временно становится "невидимым" для ЦО. Это дает возможность ЦО поменять объект в ФВ, синхронизовав свою активность с другим ансамблем ОВО, и т.д. Введение пассивного состояния отражает следующий экспериментальный факт: внимание в течение определенного времени избегает фокусироваться на уже просмотренных объектах [Klein, 1988; Takeda and Yagi, 2000].

После того как время пребывания в пассивном состоянии истекает, ОВО возвращается в активное состояние. На этом заканчивается первый цикл смены состояний и начинается новый цикл и т.д. В текущей версии

модели порядок, в котором различные объекты включаются в ФВ, случаен, но преимущественно обладают объектами большего размера, поскольку соответствующие им ансамбли осцилляторов имеют большее влияние на ЦО.

4.3.2.2. Слой локальных признаков

СЛП отвечает за преобразование информации об объекте из пиксельного представления в представление в терминах локальных признаков. Эти признаки дают сжатое и специфическое для каждого объекта описание визуальной информации, которая зависит от локальных геометрических характеристик объектов в зрительном поле.

Пусть F_1, \dots, F_K - набор локальных признаков, которые могут быть определены в каждом пикселе изображения. Будем говорить, что признак F_k присутствует в пикселе с координатами (x, y) , если значения интенсивностей в локальной окрестности (x, y) удовлетворяют условиям F_k . Осцилляторы в СЛП организованы в трехмерные структуры с различными типами детекторов признаков, занимающих различные уровни (плоскости). Каждое положение (x, y) в СЛП занимает одна колонка ОЛП высоты K . В модели формирование признаков не производится во всех деталях. Просто постулируется, что ОЛП в колонке на уровне k активен, если признак F_k присутствует на изображении в пикселе (x, y) , который в текущий момент включен в ФВ.

Поскольку в СЛП сигналы за пределами ФВ игнорируются, это предотвращает ложные сочетания признаков различных объектов в процессе запоминания. Этот принцип опирается на экспериментальные данные о том, что активность нейронов и нейронных ансамблей, которые не включены в ФВ, существенно ниже, чем тех, что включены в ФВ (Moran and Desimone, 1985; Chelazzi, 1995; Treue and Maunsell, 1996;

Kastner et al. 1998). Мы предполагаем, что информация за пределами ФВ не имеет доступа к уровню детекции новизны, поэтому, чтобы упростить модель, мы используем относительно раннюю блокировку информации вне ФВ. Это не является серьезным ограничением. Не возникло бы особой трудности, если бы мы допустили оба сигнала, под контролем ФВ и за пределами этого контроля, на более высокие уровни обработки информации. В любой момент у нас была бы возможность различить эти сигналы, проверив, являются ли они синхронными с активностью ЦО. После этого можно было бы включить в действие принцип резонансной активности, который мы уже использовали на уровне СВО.

Каждый ОЛП получает связи с синхронизирующим воздействием от ОВО с теми же координатами (x, y) . Между ОЛП связей нет. Синхронный ансамбль в СВО, образующий ФВ, используется как источник синхронизации осцилляторов в СЛП. Взаимодействие между СВО и СЛП достаточно сильное, чтобы синхронизовать активность ОЛП. Таким образом, принцип "байндинга с помощью синхронизации" реализуется и на уровне СЛП.

4.3.2.3. Слой инвариантных признаков

СИП используется для представления объекта в ФВ набором признаков, которые инвариантны по отношению к сдвигу и масштабированию. Этот слой работает как счетчик признаков. Он представляет собой набор из K колонок осцилляторов (напомним, что K – число различных признаков, которые могут быть детектированы в СЛП) одной и той же высоты. ОИП на уровне h в колонке k активен, если признак F_k присутствует h раз в области, находящейся под контролем внимания на входном изображении. Таким образом, в колонке может активироваться не больше одного ОИП. Такое кодирование автоматически приводит к тому, что активность в СИП инвариантна по отношению к

сдвигам. Для инвариантности по отношению к масштабу требуются некоторые ограничения на детекторы локальных признаков в СЛП: набор признаков, определяемых на объекте, должен быть независим от масштаба. Пример таких признаков будет приведен в параграфе 4.3.3.3.

Осцилляторы в колонке k СИП получают сильный синхронизирующий сигнал от всех осцилляторов уровня k в СЛП. Связи между ОИП отсутствуют. Такие связи позволяют ОИП регистрировать число входных сигналов, приходящих от СЛП, и соответствующим образом управлять своей активностью. Более того, ансамбль синхронных ОЛП играет роль общего источника синхронизации для всех активных осцилляторов в СИП.

4.3.2.4. Слой детекции новизны

СДН предназначен для запоминания объектов в рабочей памяти и принятия решений относительно новизны объектов. Поскольку одни и те же признаки могут появиться в представлении различных объектов, для усиления различий в представлении объектов требуется еще одно преобразование информации. Это осуществляется в СДН, где каждый объект представляется разреженным ансамблем осцилляторов, который специфическим образом связан с объектом в ФВ.

Конструкция СДН фактически повторяет нейронную сеть для детекции новизны, описанную в разделе 4.2. СДН представляет собой нейронную сеть, состоящую из независимых (не связанных друг с другом) групп осцилляторов. Группы упорядочены в виде последовательности вдоль горизонтальной оси (см. верхний модуль на рис. 4.20). В каждой группе имеются синхронизирующие связи между ОДН типа все-на-всех. Связи от СИП к СДН также имеют тип все-на-всех. Сигналы по этим связям передаются со случайными временными задержками. Эти задержки моделируют фазовые сдвиги в передаче сигналов от неокортекса к гиппокампу.

Основной принцип функционирования СДН состоит в том, что ОДН достигает и удерживает высокий уровень активности (резонансную амплитуду), если сигналы, приходящие на этот осциллятор от СИП, поступают синфазно. Для заданного набора активных осцилляторов в СИП, в силу случайных величин задержек в связях, резонансная активность в СДН имеет место только в небольшом числе случайно выбранных групп ОДН, где реализуется подходящее совпадение фаз входных сигналов. Активность в других частях СДН находится на низком уровне. Важная особенность такого разреженного кодирования состоит в том, что если число групп в СДН велико по сравнению с числом запоминаемых объектов, тогда различные объекты (даже если они имеют сходные наборы признаков и кодируются близкими частотами) будут активировать различные (хотя, возможно, пересекающиеся) области в СДН.

В любой момент времени ОДН может быть в одном из двух состояний: активном или резонансном. Как и в случае СВО, будем говорить, что ОДН находится в резонансном состоянии, если его амплитуда превосходит определенный порог, в противном случае будем говорить, что ОДН находится в активном состоянии. ОДН начинает работу с активного состояния с амплитудой, меньшей, чем резонансная. Затем, в зависимости от входного сигнала, ОДН может перейти в резонансное состояние, а позднее вернуться в активное состояние после того, как закончится детекция новизны.

Обозначим $R(t)$ число ОДН, находящихся в резонансном состоянии в момент t . Пусть t_0 - момент, когда все признаки некоторого объекта включены в ФВ и началось запоминание этого объекта в СДН. Динамика СДН организована таким образом, что, начиная с момента t_0 , величина $R(t)$ постепенно возрастает (не обязательно монотонно) в силу фазово-синхронизирующего входа от СИП. Для выбранного порога H (H намного

меньше, чем число осцилляторов в СДН) обозначим через t_1 первый момент, когда $R(t_1) > H$; t_1 считается моментом окончания детекции новизны объекта, который в текущий период времени включен в ФВ.

Критический параметр, используемый для различения новых и известных объектов, - $\Delta t = t_1 - t_0$. Это время, необходимое СДН, для того чтобы достичь достаточно высокого уровня суммарной резонансной активности. Следуя за экспериментальными данными относительно тонической и фазической реакций в гиппокампе, мы подобрали параметры модуля СДН таким образом, чтобы сделать величину Δt намного большей для новых объектов, чем для известных. Это достигнуто за счет подходящей модификации параметра, контролирующего скорость, с которой амплитуда ОДН возрастает до резонансного состояния. Эта скорость сделана намного большей для тех ОДН, которые уже побывали в резонансном состоянии к тому моменту, когда производится детекция новизны объекта. Если тот же самый объект позднее оказывается в ФВ, это приводит к быстрому переходу к резонансной активности теми ОДН, которые ранее фигурировали при запоминании этого объекта. Это интерпретируется системой как предъявление известного объекта.

4.3.3. Математическая формулировка модели

4.3.3.1. Входные сигналы

Входной информацией для модели является полутонное изображение на белом фоне постоянной интенсивности V . Каждый объект на изображении представлен связным набором пикселей. Размер изображения такой же, как размер решетки СВО, так что каждый ОВО получает внешний сигнал от пикселя изображения, чьи координаты на изображении идентичны координатам ОВО. В модели используется

традиционная кодировка интенсивности с помощью собственной частоты ЦО [Kuramoto, Y. 1991; Niebur et al., 1991]. Предполагается, что внешний сигнал формируется в латеральном геникулярном ядре и зависит от контраста между интенсивностью пикселя и фона. Величина собственной частоты i -го ОВО задается следующей формулой:

$$\omega_i = \lambda(B - I_i), \quad (0 \leq I_i \leq B),$$

где I_i - уровень серого i -го пикселя, λ - масштабирующий параметр. Предполагается, что величина ω_i принадлежит диапазону $(\omega_{min}, \omega_{max})$ допустимых значений собственных частот.

4.3.3.2. Сегментация и выбор объектов

СВО формируется осцилляторами, расположенными в узлах двухмерной квадратной решетки. Каждый ОВО связан со своими четырьмя соседями: слева, справа, сверху и снизу.

Динамика СВО описывается следующими уравнениями:

$$\frac{d\theta_i}{dt} = 2\pi\omega_i - a_0 w_0 \sin(\theta_0 - \theta_i) + w_1 \sum_{j \in N_i} a_j \sin(\theta_j - \theta_i) + Z, \quad i = 1, \dots, n, \quad (4.37)$$

$$\frac{da_i}{dt} = b(-a_i + \gamma f(\theta_0 - \theta_i))^+ + c(-a_i + \gamma f(\theta_0 - \theta_i))^- . \quad (4.38)$$

В этих уравнениях θ_0 - фаза ЦО, θ_i - фазы ОВО; ω_i - собственные частоты ОВО, определяемые входным сигналом; a_0 - амплитуда колебаний ЦО (константа); a_i - амплитуды колебаний ОВО; w_0 и w_1 - фиксированные положительные параметры (w_0 задает силу, с которой ЦО влияет на ОВО, w_1 задает силу взаимодействия между ОВО); n - число осцилляторов, находящихся в немолчащем состоянии; N_i - множество немолчащих осцилляторов в ближайшей окрестности осциллятора с номером i ; Z - гауссовский шум со средним 0 и стандартным отклонением σ ; f - функция, управляющая амплитудой колебаний ОВО и их переходом в резонансное

состояние (f 2π -периодическая, четная, положительная и одномодальная в интервале периодичности с максимумами в точках $2\pi k$); b, c, γ - параметры (положительные константы). По определению

$$(x)^+ = \begin{cases} x, & x \geq 0, \\ 0, & x < 0, \end{cases}, \quad (x)^- = \begin{cases} x, & x \leq 0, \\ 0, & x > 0. \end{cases}$$

Воздействие СВО на ЦО описывается уравнениями

$$\frac{d\theta_0}{dt} = 2\pi\omega_0 + \frac{w}{n} \sum_{i=1}^n s_i a_i g(\theta_i - \theta_0), \quad (4.39)$$

$$\frac{d\omega_0}{dt} = \alpha \frac{w}{n} \sum_{i=1}^n s_i a_i g(\theta_i - \theta_0) = -\alpha \left(2\pi\omega_0 - \frac{d\theta_0}{dt} \right), \quad (4.40)$$

где (дополнительно к уже приведенным обозначения) ω_0 - собственная частота ЦО; w - положительная константа, контролирующая силу воздействия ОВО на ЦО; g - функция взаимодействия, реализующая фазовую синхронизацию ЦО осцилляторами СВО (g 2π -периодическая, нечетная, одномодальная на интервале периодичности); s_i - бинарная переменная, зависящая от состояния ОВО ($s_i = 1$, если осциллятор находится в активном состоянии, $s_i = 0$ если осциллятор находится в пассивном состоянии); a - положительная константа.

Уравнения (4.37) и (4.39) - традиционные уравнения фазовой синхронизации. Заметим, что взаимодействие между осцилляторами зависит не только от силы связи между ними, но и от амплитуды колебаний осцилляторов: осциллятор с высокой амплитудой с большей силой воздействует на другие осцилляторы.

Сила связи между осцилляторами не меняется. Связь от ОВО к ЦО и локальные связи между ОВО синхронизирующие. Благодаря синхронизирующим воздействиям ОВО на ЦО, последний может быть синхронизован с каким-то ансамблем ОВО. Благодаря синхронизирующим связям в СВО, осцилляторы ансамбля активных ОВО синхронизируются друг с другом и после достижения резонансного состояния работают в режиме

близком к синфазному. Связи от ЦО к ОВО десинхронизирующие. Они предназначены для предотвращения синхронизации между различными ансамблями ОВО.

Шум Z в (4.37) используется как дополнительный источник десинхронизации между ансамблями ОВО. Он помогает рандомизировать положение в фазово-частотном пространстве различных ансамблей ОВО, делая их лучше различимыми для ЦО.

Для ускорения вычислений в формуле (4.39) используется кусочно-линейная функция (рис. 4.21а):

$$g(x) = \begin{cases} 10x, & 0 \leq x < 0,1, \\ -4x + 1,4, & 0,1 \leq x < 0,2, \\ -0,1x + 0,62, & 0,2 \leq x \leq \pi, \\ -g(-x), & -\pi < x < 0. \end{cases}$$

За пределами интервала $(-\pi, \pi)$ функция $g(x)$ продолжается как периодическая. Уравнения (4.37)-(4.40), аналогичные уравнениям (3.65)-(3.68), обеспечивают конкуренцию различных ансамблей ОВО за синхронизацию с ЦО.

Уравнение (4.38) описывает динамику амплитуд ОВО и обеспечивает резонансное возрастание амплитуды колебаний при близости фаз ЦО и ОВО. Функция $f(x)$ имеет вид

$$f(x) = S((\cos x)^+, \xi, \eta, \rho), \quad (4.41)$$

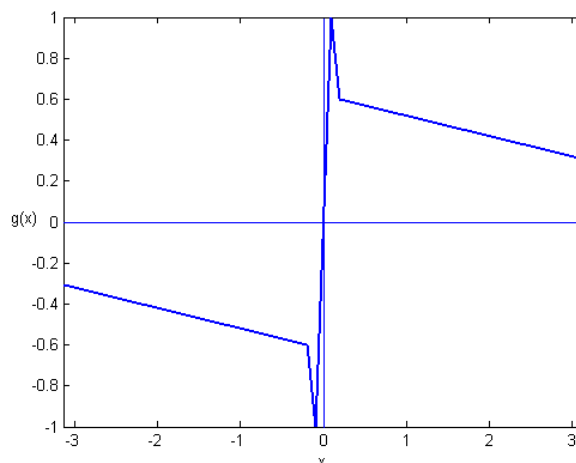
где $S(y, \xi, \eta, \rho)$ - сигмоидальная функция вида

$$S(y, \xi, \eta, \rho) = \rho + \frac{\exp((y - \xi)/\eta)}{1 + \exp((y - \xi)/\eta)} \quad (4.42)$$

с параметрами ξ, η, ρ (рис. 4.21b). Значения ξ and η выбраны таким образом, чтобы величина $S(y, \xi, \eta, \rho)$ приближалась к максимуму $1 + \rho$, когда y стремится к 1, $S(y, \xi, \eta, \rho)$ быстро убывает до уровня ρ , если y становится меньше, чем $1 - \varepsilon$ (ε на порядок меньше 1). Таким образом, амплитуда ОВО возрастает до максимального значения $a_{max} = \gamma(1 + \rho)$,

если ОВО работает синфазно с ЦО, амплитуда стремится к минимальному значению $a_{min} = \gamma \rho$, если фаза ОВО существенно отличается от фазы ЦО (ρ на порядок меньше 1).

(а)



(б)

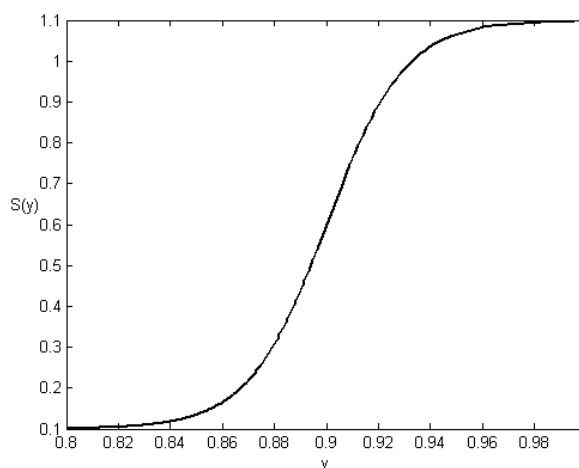


Рис. 4.21. Функции (а) $g(x)$ и (б) $S(y)$.

Будем говорить, что ОВО находится в резонансном состоянии, если его амплитуда превосходит порог $R_1 = 0,75a_{max}$. Параметры b и c в уравнении (4.38) определяют скорость возрастания или убывания амплитуды колебаний ОВО.

Амплитуда ЦО a_0 предполагается постоянной. Она используется как независимый параметр, чтобы иметь сходные обозначения в уравнениях

(4.37) и (4.39) для прямых и обратных связей между ЦО и ОВО. Мы полагаем $a_0 = 1$.

Уравнение (4.40) описывает адаптацию собственной частоты ЦО к текущей частоте. Эта адаптация позволяет ЦО "находить" ансамбль ОВО, который является подходящим кандидатом на синхронизацию с ЦО. Параметр α задает скорость адаптации. Он выбирается достаточно малым, чтобы собственная частота ЦО следовала за трендом текущей частоты этого осциллятора, а не за быстрыми флуктуациями этой частоты.

Опишем теперь инициализацию модуля СВО. Начальное значение собственной частоты ЦО выбирается случайно из диапазона $(\omega_{min}, \omega_{max})$. Начальное значение фазы ЦО равно 0. Начальные значения амплитуд ОВО устанавливаются равными a^0 ($a^0 < R_1$), начальные фазы ОВО равны 0. Начиная с этих начальных состояний, динамика СВО подчиняется уравнениям (4.37)-(4.40). Единственное исключение для динамики – это момент, когда ОВО переключается с резонансного состояния в пассивное. В этот момент амплитуда ОВО устанавливается равной a^0 , а его фаза сбрасывается на 0.

Мы предполагаем, что длительность пребывания ОВО в пассивном состоянии ограничивается константой D . После этого времени ОВО возвращается в активное состояние. Параметр D выбирается достаточно большим, чтобы система имела время на просмотр и последовательный выбор всех объектов в зрительной сцене.

Процесс выбора объектов приводит к следующей динамике модели:

- 1) после предъявления изображения и активации осцилляторов ЦО синхронизируется с одним из ансамблей ОВО;
- 2) ОВО, работающие синфазно с ЦО, увеличивают амплитуду своих колебаний и переходят в резонансное состояние;
- 3) активность других осцилляторов в СВО временно подавляется до низкого уровня, что препятствует скачкам ФВ до

того, как объект в ФВ будет проанализирован на новизну, и, если необходимо, запомнен.

4.3.3.3 Представление признаков

Мы ограничимся рассмотрением простых геометрических признаков, которые зависят от распределения черных и белых пикселей в окрестности пикселя (x, y) на входном изображении. Например, признак F_1 может представлять два линейных отрезка с определенной ориентацией, пересекающиеся в точке (x, y) ; признак F_2 может представлять линейный отрезок с определенной ориентацией, который заканчивается в точке (x, y) , и т.д. Такой подход к формированию признаков формы сходен с тем, который был использован в работе [Moser and Silton, 1998]. В описываемых далее симуляционных экспериментах список признаков включает углы (верхний левый, верхний правый, нижний левый, нижний правый), концевые отрезки с разными направлениями (вверх, вправо, вниз, влево), Т-образные пересечения (левое, правое, нижнее, верхнее) с компонентами, параллельными осям координат. Этот короткий список признаков был выбран исключительно для иллюстративных целей, поскольку он существенно упрощает вычисления. Его нельзя считать мало-мальски полным даже для описания черно-белых изображений. В принципе, любая процедура вычисления признаков и любой набор локальных признаков могут быть адаптированы к нашей схеме кодирования изображений. Единственное ограничение, которое разумно было бы наложить на признаки, – это их инвариантность по отношению к масштабу. Признаки, которые мы используем, удовлетворяют этому ограничению, поскольку отрезки и различные типы их пересечений не зависят от масштаба.

Все осцилляторы в СЛП с определенными координатами (x, y) получают связи от осциллятора с теми же координатами в СВО. В случае, когда ОЛП активен, его динамика определяется уравнением

$$\frac{d\phi_i^k}{dt} = 2\pi\omega_i^k + a_i\nu \sin(\theta_i - \phi_i^k),$$

где ϕ_i^k - фаза ОЛП на плоскости k с координатами (x, y) ; ω_i^k - собственная частота этого осциллятора (ω_i^k случайно и равномерно распределены в интервале $(\omega_{min}, \omega_{max})$); θ_i - фаза сигнала, приходящего от ОВО с теми же координатами (x, y) ; a_i - амплитуда осцилляций входного сигнала; ν - положительный параметр, задающий силу взаимодействия между осцилляторами.

Величина ν выбирается достаточно большой, чтобы ОЛП работал почти синфазно с сигналом, приходящим от соответствующего ОВО. Поскольку в СЛП нет внутренних связей, осцилляторы в этом модуле фактически копируют динамику осцилляторов в СВО. Таким образом, ансамбль активных ОЛП, кодирующий объект в ФВ, работает синфазно. Амплитуды колебаний всех активных ОЛП постоянны и равны a .

Осцилляторы слоя k СЛП посылают свои связи на все осцилляторы в k -й колонке СИП (осцилляторы в этой колонке пронумерованы индексом h). Динамика активного ОИП, соответствующего признаку F_k , присутствующему в ФВ h раз, описывается уравнением

$$\frac{d\chi_k^h}{dt} = 2\pi\omega_k^h + a\kappa \sum_i \sin(\phi_i^k - \chi_k^h),$$

где χ_k^h - фаза ОИП; ω_k^h - собственная частота ОИП (ω_k^h случайно и равномерно распределены в интервале $(\omega_{min}, \omega_{max})$); ϕ_i^k - фазы входных сигналов, приходящих от осцилляторов уровня k СЛП; a - амплитуда осцилляторов СЛП; κ - положительный параметр, задающий силу связи между осцилляторами. Суммирование производится по всем активным осцилляторам уровня k СЛП. Значение κ выбирается достаточно большим,

чтобы активные ОИП работали почти синфазно с сигналами, приходящими от СЛП. Таким образом, весь ансамбль активных ОИП работает почти синфазно. Амплитуды колебаний активных ОИП устанавливаются равными A .

4.3.3.4. Запоминание и детекция новизны

СДН имеет сходные принципы построения и функционирования с теми, которые были описаны в разделе 4.2. СДН формируется осцилляторами, собранными в группы $G_j (j = 1, \dots, m)$ с q осцилляторами в каждой группе. Осцилляторы, принадлежащие одной группе, имеют связи все-на-всех. Связи между группами отсутствуют.

Вход в СДН формируется сигналами от СИП. Напомним, что активными предполагаются только те ОИП, которые кодируют объект в ФВ. Мы предполагаем, что связи от СИП на СДН имеют тип все-на-всех и являются синхронизирующими. Каждая связь характеризуется фазовым сдвигом, с которым сигнал от ОИП поступает на определенный ОДН. Величины сдвигов для различных связей случайно и равномерно распределены в интервале (d_{min}, d_{max}) допустимых величин фазовых сдвигов. Фазовый сдвиг предполагается одинаковым для всех связей от заданного ОИП на все ОДН одной группы.

Пусть P – множество активных ОИП, $p = |P|$ – число осцилляторов в P . Динамика ОДН с номером r ($r = 1, \dots, q$) в группе s ($s = 1, \dots, m$) описывается уравнениями

$$\frac{d\psi_r^s}{dt} = 2\pi\Omega_r^s + \frac{AV}{p} \sum_{k \in P} \sin(\chi_k + d_{ks} - \psi_r^s) + \frac{W}{q} \sum_{l=1}^q A_l^s \sin(\psi_l^s - \psi_r^s), \quad (4.43)$$

$$\frac{dA_r^s}{dt} = B_r^s (-A_r^s + \Gamma F(U_r^s, p))^+ + C(-A_r^s + \Gamma F(U_{kr}^s, p))^- , \quad (4.44)$$

где U_r^s обозначает

$$U_r^s = \frac{1}{P} \sum_{k \in P} [\cos^+(\chi_k + d_{ks} - \psi_r^s)]^2.$$

В этих уравнениях ψ_r^s - фазы ОДН; Ω_r^s - собственные частоты ОДН; A_r^s - амплитуды колебаний ОДН; χ_k - фазы ОИП (мы опустили индекс h , поскольку только один осциллятор может быть активен в k -й колонке СИП); A - амплитуда колебаний ОИП; d_{ks} - фазовые задержки при передаче сигнала от ОИП к ОДН одной группы G_s ; V - сила синхронизирующего воздействия от ОИП на ОДН; W - сила синхронизирующего взаимодействия внутри группы ОДН; $F(x, p)$ - сигмообразная функция x (см. ниже); B_r^s, C, Γ, W - положительные параметры (C, Γ, W - константы, B_r^s может модифицироваться в процессе запоминания); Ω_r^s - константы. Для каждой группы значения $\Omega_1^s, \dots, \Omega_q^s$ равномерно с фиксированным шагом распределены в интервале $(\omega_{min}, \omega_{max})$.

Уравнение (4.43) реализует фазовую синхронизацию ОДН сигналами, поступающими от активных осцилляторов СИП. Второй член в правой части этого уравнения описывает воздействие входного сигнала от СИП. Третий член уравнения описывает внутреннее взаимодействие в группе, к которой принадлежит данный ОДН. Взаимодействие в группе зависит не только от силы связей, но и от амплитуд осцилляторов: осциллятор с большей амплитудой имеет большее влияние на другие осцилляторы.

Уравнение (4.44) определяет динамику амплитуд осцилляций. Функция $F(x, p)$ сходна с функцией $f(x)$ в (4.41). Она задается формулой

$$F(x, p) = S(x, \xi_1(p), \eta_1, \rho_1), \quad (4.45)$$

где S определена в (4.42). В силу (4.44)-(4.45) ОДН достигает и сохраняет высокую амплитуду колебаний, если выполняются два условия:

(1) собственная частота ОДН близка к частоте сигналов, приходящих от СИП;

(2) компоненты сигнала, поступающего от СИП, приходят на ОДН почти синфазно, последнее имеет место, если значения d_{ks} приблизительно одинаковы для данной группы G_s .

ОДН находится в резонансном состоянии, если его амплитуда превосходит порог $R_2 = 0,75A_{max} = 0,75\Gamma(1 + \rho_1)$. Случайный выбор значений d_{ks} подразумевает, что, как только сформировался ФВ, возникает резонансная активность в небольшом числе групп СДН, где имеет место подходящее совпадение фаз входных сигналов. Активность в остальных группах находится на низком уровне.

Насколько разреженным оказывается кодирование объектов в СДН, зависит от параметра $\xi_1(p)$. Чем больше этот параметр, тем меньше будет число ОДН с высокой амплитудой и тем разреженной будет кодирование. Вероятность совпадения фазовых задержек на входе ОДН зависит от размерности p входного сигнала от СИП: для меньших величин p вероятность совпадения повышается. В этом причина, почему величина ξ_1 должна зависеть от p . В модели $\xi_1(p)$ сделана убывающей функцией p . Значения $\xi_1(p)$ выбраны так, чтобы степень разреженности кодирования объектов в СДН была приблизительно одинаковой для различных p .

Опишем динамику в СДН, вытекающую из уравнений (4.43)-(4.44). В начальный момент $t=0$ фазы ОДН равны 0. Начальные значения амплитуд устанавливаются на значение A^0 ($A^0 < R_2$). Рассмотрим сначала динамику, соответствующую новому объекту. Предположим, что объект в ФВ представлен в СИП ансамблем осцилляторов, работающих синхронно на частоте ω . Сигнал с этой частотой синхронизует те осцилляторы в СДН, чьи собственные частоты находятся в интервале $(\omega - \delta, \omega + \delta)$. Ширина этого интервала определяется силой связи V .

Дальнейшая динамика в группах зависит от значений фазовых задержек d_{ks} . Если для заданной группы G_s компоненты входного сигнала от СИП приходят на G_s без согласованности по фазе, осцилляторы в этой группе не будут в состоянии достичь амплитуд колебаний, превышающих порог возникновения резонанса. Наоборот, если компоненты входного сигнала приходят примерно в одной фазе, это приводит к быстрому возрастанию амплитуды колебаний тех осцилляторов в группе, которые способны синхронизоваться с входным сигналом. Благодаря взаимодействию осцилляторов в группе, осцилляторы в резонансном состоянии обладают сильным синхронизирующим воздействием на другие осцилляторы в своей группе. Поэтому новые осцилляторы в группе будут рекрутированы в синхронизацию и резонансную активность. Этот процесс будет продолжаться до тех пор, пока общее число ОДН в резонансном состоянии не превысит порог H .

Для упрощения модели формирование памяти реализуется как одномоментное событие после единственного предъявления объекта, т.е. для запоминания объекта достаточно, чтобы он однократно попал в ФВ. Механизм запоминания состоит в увеличении значения параметров B_r^s . В начальный момент, когда модель только начинает работать, мы полагаем $B_r^s = B_0 > 0$. Пусть B_1 - величина в несколько раз большая, чем B_0 . Правило запоминания формулируется следующим образом: если осциллятор r группы s достиг резонансного состояния, то $B_r^s = B_1$.

Значения параметров B_r^s играют критическую роль в том, как быстро число резонансных ОДН достигает порога H . Чем больше эти параметры, тем быстрее возникает синхронизация осцилляторов и резонанс в СДН в ответ на сигнал из СИП. Ниже мы покажем с помощью компьютерных вычислений, что время, требуемое для достижения порога H , снижается в несколько раз для известных объектов по сравнению с новыми объектами.

После того как запоминание объекта произошло, резонансные осцилляторы в СВО переводятся в пассивное состояние. Резонансные осцилляторы в СДН переводятся в активное состояние с амплитудами равными A^o (т.е. с такими же амплитудами, как в начальном состоянии). Текущие фазы ОДН сохраняются без изменений.

4.3.4. Результаты компьютерного моделирования

Описанные выше принципы работы модели будут проиллюстрированы на простом примере с двумя входными изображениями, предъявляемыми одно за другим. Оба изображения содержат по 5 объектов, представляющих собой буквы двух слов, соответственно, “HELLO” и “WORLD”. Это черно-белые изображения с одинаковым уровнем интенсивности всех черных пикселей. В этом случае собственные частоты всех активных ОВО одинаковы. Заметим, что это наиболее трудный случай для последовательного выбора объектов, поскольку необходимо различать объекты, закодированные одинаковыми частотами, и сохранять информацию об этих объектах в различных местах памяти в СДН. Мы используем тета-ритм как область рабочих частот модели. Для того чтобы воспроизвести экспериментальные данные относительно тетаритмической активности в гиппокампе во время ориентационного рефлекса, собственные частоты всех активных осцилляторов в СВО были установлены на значение 5 (это частота в диапазоне тета-ритма). На самом деле, выбор конкретной области частот не влияет на функционирование модели.

Каждое изображение экспонировалось на входе в течение 35 единиц времени, так что общее время стимуляции двумя изображениями было 70 единиц времени. Каждое изображение обрабатывалось последовательно объект за объектом с запоминанием и детекцией новизны всех объектов.

Порядок, в котором выбирались объекты на изображениях, был случайным.

Поскольку буквы L и O встречаются на изображениях несколько раз, (соответственно, 3 и 2 раза), они воспринимались как известные при втором и третьем попадании в ФВ. Другие буквы встречаются на изображениях лишь однажды, поэтому они идентифицируются как новые объекты. Чтобы различать разные вхождения буквы L в слово HELLO, обозначим эти вхождения как L1 и L2.

На рис. 4.22 показаны типы признаков, использованных для представления изображений HELLO и WORLD в СЛП.



Рис. 4.22. Признаки, использованные для кодирования изображений HELLO и WORLD в СЛП.

Каждая метка признака показывает расположение (на плоскости (x, y)) колонки СЛП, где имеется активный осциллятор, представляющий этот признак. Например, буква L представляется тремя активными ОЛП –

двумя концевыми отрезками (направленными, соответственно, вверх и вправо) и одним угловым признаком (левым нижним). Поскольку общее число различных признаков, использованных при вычислениях, равно 12 (см. параграф 4.3.3.3), высота колонки в СЛП и число колонок в СИП равны 12.

Высота колонки в СИП равна 3, поскольку это максимальное число вхождений одного и того же признака в изображение объекта (например, в букве E имеется три правых концевых отрезка, а в букве W имеется три верхних концевых отрезка). Объекты представлены в СИП различным числом активных осцилляторов, которое варьирует в пределах от 2 (для W) до 7 (для R).

В симуляционных вычислениях мы использовали СДН с 2000 группами по 10 ОДН в каждой группе. Собственные частоты ОДН были распределены в диапазоне (4,5, 5,5). В качестве порога H использовалось значение $H = 30$, следовательно, число групп с резонансными осцилляторами не превышало 30. На самом деле, число таких групп было заметно меньше, чем 30, поскольку число резонансных осцилляторов в группах (если таковые были) колебалось в пределах от 1 до 4.

Динамика амплитуд в СВО показана на рис. 4.23. Она отражает моменты, когда различные объекты включались в ФВ. В эти моменты ОВО, представляющие объект в ФВ, находятся в резонансном состоянии. Амплитуды остальных ОВО находятся на низком уровне.

Периоды времени, когда различные буквы включались в ФВ, показаны в таблице 4.6. Для каждой буквы моменты фокусировки внимания определялись как моменты, когда все ОВО в пикселях локализации этой буквы входили в резонансное состояние. Момент окончания фокусировки внимания на объекте (букве) определялся моментом окончания детекции новизны в СДН.

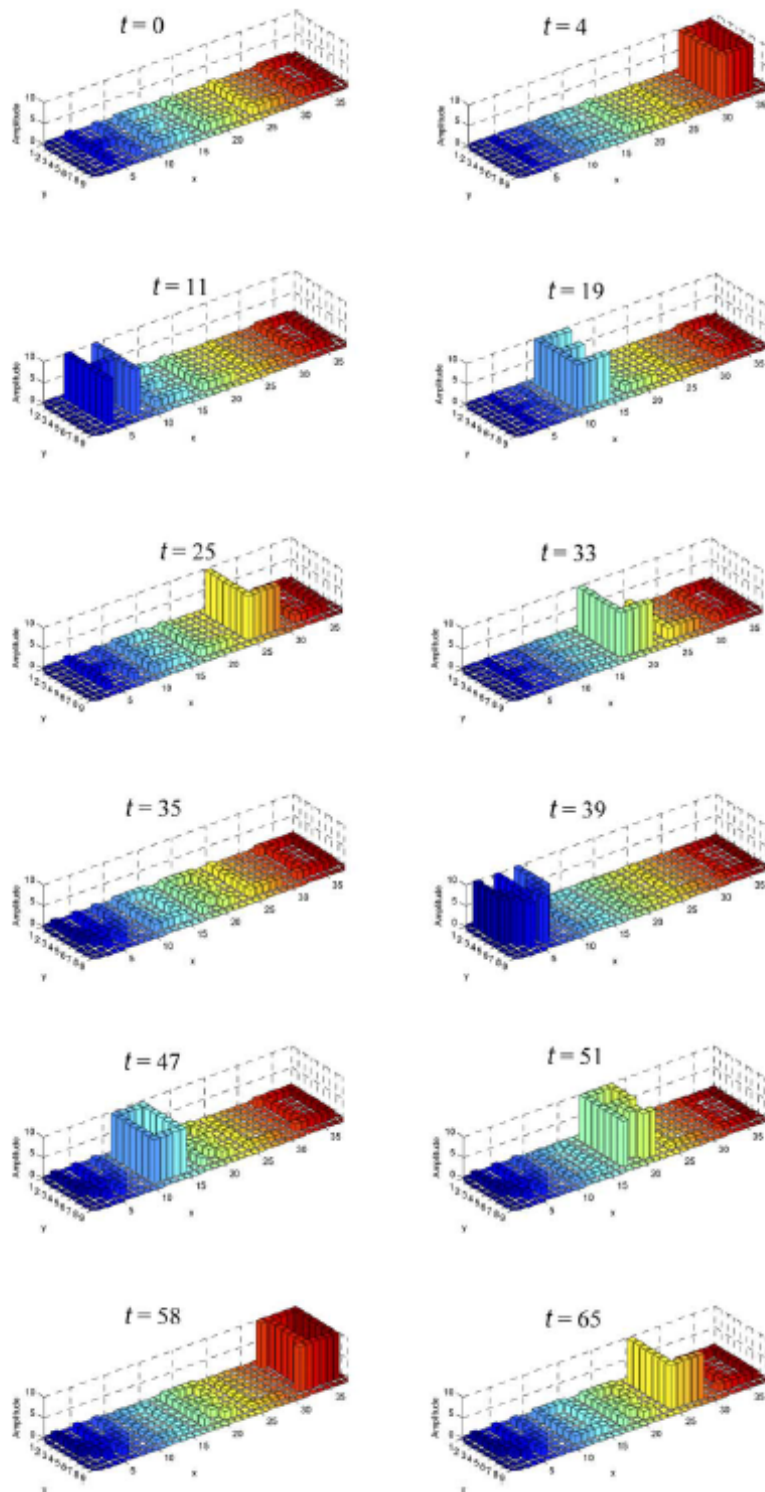


Рис. 4.23. Динамика амплитуд в СВО: Начальные моменты предъявления изображений слов HELLO и WORLD равны, соответственно, 0 и 35.

Таблица 4.6. Периоды фокусировки внимания на различных объектах (буквах).

Изображение	Объект	Начало	Конец	Длительность
HELLO	O	3,1	7,2	4,1
	H	9,5	14,5	4,2
	E	17,4	21,6	5,0
	L2	23,7	29,5	5,0
	L1	32,3	33,9	1,6
WORLD	W	38	44,6	6
	O	46,1	51,1	1,4
	D	49,4	57,9	5,1
	R	56,6	61,5	4,7
	L	64,3	66,1	1,8

На рис. 4.24 показано разреженное кодирование объектов на изображениях HELLO и WORLD. Высота каждого вертикального отрезка показывает число резонансных осцилляторов (между 1 и 4) в соответствующей группе. Стоит отметить, что повторная обработка одного и того же объекта в СДН приводит к сходным (но не обязательно идентичным) множествам резонансных ОДН.

Динамика в СДН проиллюстрирована графиками $R(t)$ для всех объектов, составляющих изображения слов HELLO и WORLD (рис. 4.25). Начальные значения $R(t_0)$, соответствующие различным буквам, сдвинуты к точке $t=0$. Это сделано для того, чтобы можно было сравнивать периоды времени, необходимые для детекции новизны (т.е. для достижения порога H). Рис. 4.25 и последний столбец в таблице 4.6 показывают, что для новых объектов величина Δt варьирует в пределах от 4,1 до 6,0, в то время как для известных объектов Δt становится намного короче и находится в пределах от 1,4 до 1,8. Это согласуется с экспериментальными данными о том, что время детекции новизны

известных объектов радикально сокращается по сравнению со временем, необходимым для детекции новизны новых объектов.

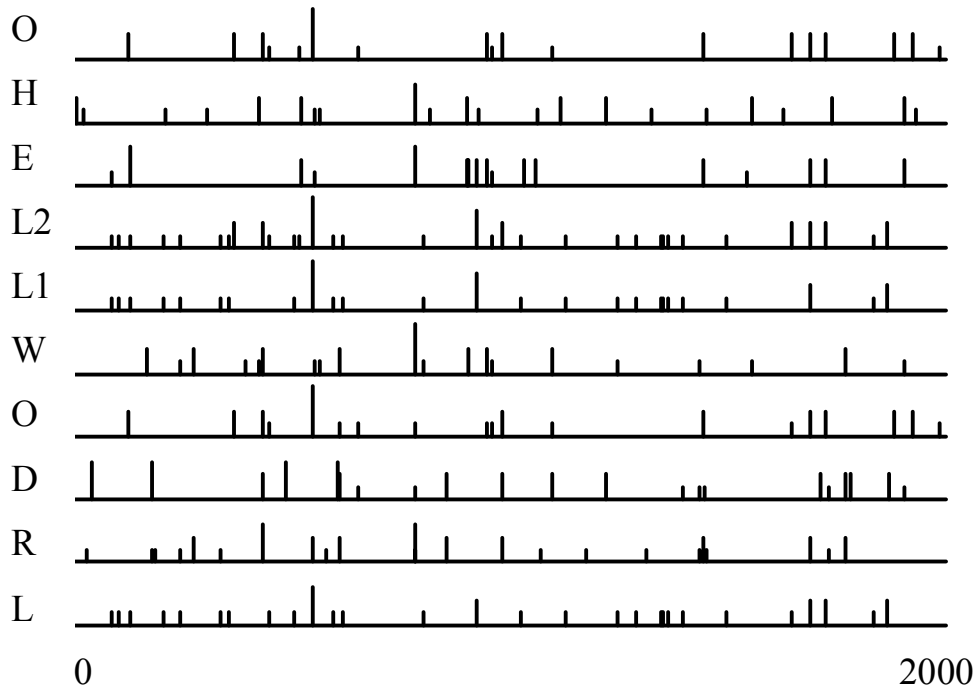


Рис. 4.24. Разреженное кодирование объектов в СДН. Вертикальные отрезки показывают группы осцилляторов с резонансной активностью. Высота каждого отрезка пропорциональна числу резонансных осцилляторов в группе. Отметим совпадение групп с резонансными осцилляторами, которые соответствуют идентичным буквам в словах HELLO и WORLD.

Параметры модели, использованные при вычислениях, приведены в таблице 4.7. Отметим, что значения большинства переменных не критичны для работоспособности модели, их можно варьировать в достаточно широких пределах, соблюдая при этом ограничения, описанные в тексте. Жесткие ограничения накладываются только на параметры ξ, η в СВО и $\xi_1(p), \eta_1$ в СДН, поскольку они контролируют возникновение резонанса в зависимости от совпадения фаз колебаний. Этот контроль должен быть чувствителен даже к небольшому изменению фазовых соотношений.

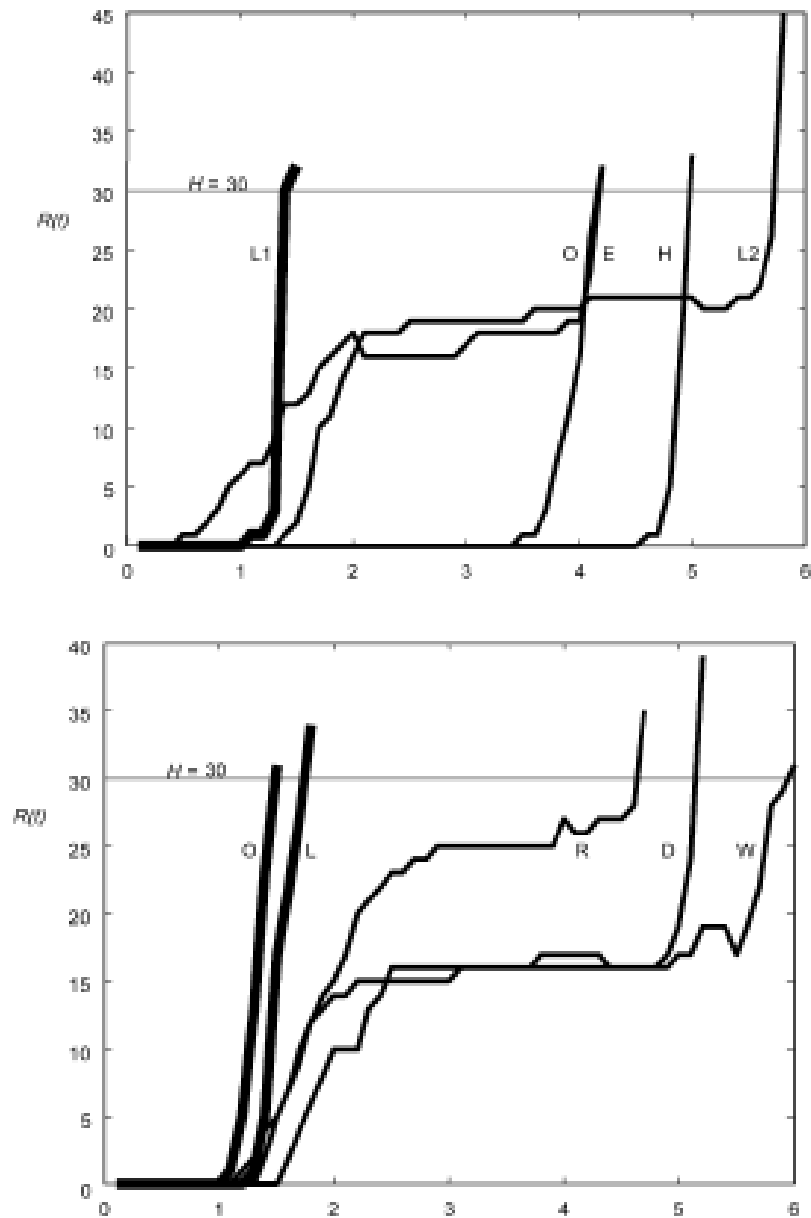


Рис. 4.25. Число резонансных осцилляторов в СДН как функция времени с момента, когда внимание было сфокусировано на данном объекте. Жирные кривые соответствуют объектам, детектированным как известные. Более тонкие линии соответствуют новым объектам. Горизонтальная пунктирная линия показывает уровень порога H .

4.3.5. Обсуждение

Предложенная модель последовательного выбора объектов на изображении в упрощенном виде отражает основные стадии обработки зрительной информации, начиная с первичных отделов зрительной коры и заканчивая детекцией новизны в гиппокампе. С помощью компьютерных вычислений мы показали, что модель способна последовательно включать

объекты, присутствующие в зрительном поле, в ФВ, выделять геометрические признаки объектов, инвариантные к положению и масштабу, и производить анализ объектов на новизну в терминах длительности (тонической или фазической) осцилляторного ответа гиппокампа.

Таблица 4.7. Значения параметров при вычислениях.

Параметры	Значения	Параметры	Значения	Параметры	Значения
$\omega_0(0)$	5	T	0,76	W	2
$\theta_0(0)$	0	$\phi_i^k(0)$	0	B_0	0,3
$\theta_i(0)$	0	$\chi_k^h(0)$	0	B_1	1,5
$a_i(0)$	2	ω_{min}	4,5	C	2
ω_i	5	ω_{max}	5,5	Γ	
w_0	-2	ν	15	$\xi_1(2)$	0,97
w_1	15	κ	15	$\xi_1(3)$	0,96
w	25	a	1	$\xi_1(4)$	0,94
σ	1	A	1	$\xi_1(5)$	0,93
b	1	$\psi_r^s(0)$	0	$\xi_1(6)$	0,92
c	2	$A_r^s(0)$	0,5	$\xi_1(7)$	0,91
γ	10	q	10	η_1	0,015
ξ	0,9	m	2000	ρ_1	0
η	0,015	d_{min}	$-\pi/4$	H	30
ρ	0,1	d_{max}	$\pi/4$	T_1	7,5
α	2	V	1	D	30

Основной новый аспект модели состоит в одновременном выполнении функций селективного внимания и детекции новизны.

Выделение признаков (локальных или инвариантных) не было важным компонентом модели, поэтому оно было реализовано в простейшем виде и имело иллюстративные цели. Это ограничивает возможности модели. В настоящее время разработаны существенно более эффективные и биологически обоснованные принципы формирования инвариантных признаков [Mel, 1997; Stringer and Rolls, 2000; Amit and Mascaró, 2003]. Нет никаких принципиальных ограничений для того, чтобы использовать такие признаки в модели. Однако это сделало бы модель намного более сложной и затемнило бы основные присутствующие в модели элементы новизны.

Основные идеи, использованные в нашей модели, в том или ином виде уже появлялись в других моделях ОНС. Наше достижение состоит в подходящей комбинации этих идей и в разработке конкретных элементов и архитектуры для их реализации. При моделировании байндинга мы следовали идеям ТВК [Singer and Gray, 1995; Singer, 1999], описание которых можно найти, например, в обзоре [Borisjuk et al., 2003], переформулировав их в терминах синхронизации фазовых осцилляторов. Работы по моделированию байндинга можно разбить на три категории. К первому типу относятся модели, в которых признаки не специфицированы, разрабатывается лишь общая схема их связывания с помощью синхронизации колебаний [Grossberg and Sommers, 1991; Grossberg and Grunewald, 1997]. Работы второго типа стараются по возможности близко следовать за экспериментальными данными и в связи с этим ограничиваются контурными изображениями. В этом случае первичные признаки объектов описываются в терминах прямолинейных отрезков, аппроксимирующих контуры объектов [Sporns et al., 1991]. Большинство работ по моделированию байндинга принадлежат к третьему типу, используя в качестве первичных признаков характеристики отдельных пикселей [Ritz et al., 1994; Schillen and König, 1994; Wang and Terman, 1995; Wang and Terman, 1997; Wang, 1999]. В нашей модели мы следуем тому же

подходу. Его преимущество состоит в том, что он может применяться к любому типу изображений, а не только контурных.

Идея резонансного взаимодействия находит подтверждение в экспериментальных данных и успешно используется в различных нейросетевых моделях [Hoppensteadt, 1992; Hutcheon and Yarom, 2000; Izhikevich, 2001]. Наш подход, основанный на использовании резонансной активности при синхронизации фазовых осцилляторов, позволяет реализовывать память, изменяя только параметры элементов модели, а не силы связей между ними. Это существенное отличие предложенной модели памяти от традиционных коннекционистских моделей.

Адаптация собственной частоты осцилляторов применялась для реализации обучения и запоминания [Torras, 1986; Hoppensteadt, 1992; Nishii, 1999; Borisyuk et al., 2001]. В данной модели она впервые применена для реализации процедуры ППВ в сети обобщенных фазовых осцилляторов с центральным элементом, на основе которой удалось осуществить последовательный выбор объектов в ФВ.

Принцип запоминания в сети осцилляторов на основе разреженного кодирования был впервые предложен в работе [Borisyuk et al., 2001] (см. раздел 4.2). В этой работе модифицируемым параметром была собственная частота осцилляторов в процессе детекции новизны. К сожалению, этот подход очень затратный с точки зрения длительности вычислений. В связи с этим в СДН был применен другой способ запоминания – адаптация параметра, контролирующего скорость перехода в резонансное состояние ОДН. На самом деле, оба метода формирования памяти дают сходные результаты с точки зрения реализации детекции новизны.

Память, формируемая в СДН, имеет специфический характер и пригодна только для детекции новизны. В этой памяти отсутствует информация об объекте, которая позволила бы распознавать объект или производить его сравнение с другими объектами. В СДН запоминается лишь факт новизны или известности объекта. Это, по-видимому,

соответствует функциям гиппокампа, который скорее управляет процедурами формирования долговременной памяти и извлечения информации из нее, в то время как полная информация об объектах сохраняется в новой коре [Крюков, 2007].

Наша модель детекции новизны ограничивается кратковременной рабочей памятью в гиппокампе. На самом деле, детекция новизны является гораздо более сложным процессом, включающем долговременную память. В последнем случае в детекции новизны участвует не только гиппокамп, но и новая кора и другие структуры мозга. В работе [Dias and Honey, 2002] при исследовании ориентационного рефлекса было установлено, что в детекции новизны принимает участие медиальная префронтальная кора. Фишер с соавторами [Fischer et al., 2003], изучая привыкание к демонстрации пугающих или нейтральных лиц, обнаружили, что эффекты привыкания имеют место не только в гиппокампе, но и в таких структурах, как миндалина и височная кора. Даффнер с соавторами [Daffner et al., 1998] показали, что амплитуда ответа P3 во фронтальной коре, ассоциируемого с детекцией новизны, предсказывает длительность фокусировки внимания на новом стимуле. Авторы предположили, что P3 отражает активность нейронной системы, которая служит для связывания внимания и детекции новизны. Этот результат согласуется с результатами нашего моделирования. В более поздней работе Даффнера с соавторами [Daffner et al., 2000] сравнивался ответ P3 для нормальных субъектов и больных с повреждением фронтальных долей мозга. Результаты исследования показали, что повреждение фронтальной коры приводит к уменьшению зрительного внимания к новым стимулам, поскольку нарушаются нейронные процессы генерации. Эти процессы, по всей видимости, регулируют фокусировку внимания, но не ограничиваются только ориентационным рефлексом, а участвуют в более сложных процессах исследовательского поведения. Эти данные говорят об ограничениях, присущих нашей модели, и показывают направление ее

развития с учетом ориентации во внешней среде и использования долговременной памяти.

Разработанная модель обладает достаточной гибкостью, чтобы вносить в нее различные усовершенствования. Например, ее можно распространить на цветные изображения. В этом случае потребуются более сложные методы кодирования входных сигналов и более сложное взаимодействие между элементами СВО. Эта проблема будет обсуждаться в разделе 4.4.

Одна из проблем в моделировании селективного внимания состоит в том, чтобы правильно соединить процессы обработки информации, идущие "снизу вверх" и "сверху вниз". Например, в подходах к моделированию внимания, основанных на заметности (saliency) [Koch and Ullman, 1985; Niebur and Koch, 1998; Itti and Koch, 2000], в основном используется поток информации снизу вверх для быстрого поиска областей, отличающихся от своего окружения по каким-то визуальным характеристикам. С другой стороны, в работе [Corchs and Deco, 2001] был применен поиск объектов, обладающих определенными признаками. В модели, предложенной в этой работе, для объектно-ориентированного поиска были использованы связи сверху вниз. В нашей модели прямые и обратные связи между ЦО и СВО позволяют интегрировать оба этих подхода. Заметность объектов, определяемая не только их размером, но и соотношением яркость/контраст, а также парадигма внимания, описываемая так называемой "освещенной областью" (spotlight hypothesis) [Posner et al., 1980; Eriksen and St James, 1986], могут быть переформулированы в терминах нашей модели путем выбора подходящих сил связи от СВО к ЦО. В частности, вместо использованного нами случайного выбора объектов можно было бы осуществлять направленный выбор слева направо и сверху вниз, как это делается в сканирующих устройствах, "подсвечивая" области зрительного поля с более высоким в данный момент приоритетом.

В модели операционная зона внимания была ограничена модулем СВО. На самом деле, внимание задействовано на всех уровнях обработки информации, где определяются все более сложные признаки. Так, введя связи между СЛП и ЦО, можно добиться повышения вероятности включения в ФВ объектов с определенными локальными признаками. Аналогичная идея уже использовалась в работе [Corchs and Deco, 2001].

Осцилляторный подход к разработке модели последовательного выбора объектов на цветном изображении при детальном описании элементов модели на основе нейронов Ходжкина-Хаксли описан в приложении П.2.

4.4. Модель сегментации цветных изображений

Материал данного раздела опубликован в статье [Borisyyuk et al., 2009 (Neural Networks)].

4.4.1. Биологические предпосылки и общая архитектура модели

Выбор объектов на изображении является традиционной задачей компьютерного зрения и робототехники. Эта проблема также привлекает внимание нейробиологов и психологов, поскольку они заинтересованы в понимании психологических и нейрофизиологических механизмов, обеспечивающих соответствующую обработку зрительной информации. В частности, представляет интерес, какую роль в этих процессах играет внимание. Проблема выделения объектов тесно связана с задачей сегментации изображений: выделенный объект должен быть обособлен от других объектов на изображении и от фона. Сегментация изображения не представляет особого труда, если речь идет об изолированных объектах, расположенных на однородном фоне, существенно отличающемся по своим оптическим характеристиками от выделяемых объектов. На

реальных изображениях в типичных случаях объекты пересекаются, а фон обладает значительной изменчивостью.

Несмотря на то что люди используют более или менее однотипные стратегии выбора и сегментации объектов, довольно сложно предложить формальные универсальные критерии качества сегментации. Очевидно, сегментация зависит от контекста, предыдущего опыта и внутренних целей, лежащих за пределами обработки информации, содержащейся исключительно в рассматриваемом изображении. Вычислительные методы, используемые в этой области, основаны на интуиции и здравом смысле. Обычно процедура сегментации разделяется на два этапа. На первом этапе выделяются определенные части искомого объекта, исходя из их оптических характеристик. На втором этапе, тесно связанном с процедурами распознавания образов, производится восстановление полного объекта с использованием памяти и логического анализа. Эти этапы могут итеративно повторяться, последовательно улучшая результаты выбора и распознавания. К вычислительным процедурам выбора объектов предъявляются требования инвариантности по отношению к шумам и к естественной вариации объектов и фона. Предпочтительнее те методы, которые легко адаптируются к широкому классу изображений и различным типам выбираемых объектов.

К настоящему времени опубликовано множество моделей выбора объектов и сегментации, основанных на синхронизации нейронной активности. Обзор этих моделей был приведен в разделе 2.4. Модели отличаются различной степенью сходства с биологическими механизмами обработки изображений, типами изображений, принципами функционирования и результатами применения. Одни авторы обращают наибольшее внимание на воспроизведение биологических данных, другие стремятся получить наилучшие практические результаты. Модели, работающие с однотонными или цветными изображениями, обычно строятся из нейронов или нейронных осцилляторов с рецептивными

полями, представленными пикселями изображения. В случае, когда пиксели характеризуются наборами признаков (например, спектральными компонентами цвета) в качестве моделей используются многослойные нейронные сети. Наиболее продвинутые модели работают с реальными изображениями. К сожалению, наилучшие результаты достигаются с помощью весьма сложных алгоритмов, которые не имеют прямых аналогов в нейронной системе. Кроме того, результаты апробации зачастую критически зависят от типа изображений и внутренних параметров моделей.

В данной работе нашей целью было разработать биологически правдоподобную модель обработки зрительной информации с дальнейшим ее использованием для управления движениями рук робота. На данном этапе мы ограничились использованием исключительно оптических характеристик изображения без привлечения распознавания образов и памяти. Хотя в основе модели лежат нейробиологические данные о функционировании зрительной системы, имеющиеся знания в этой области неполны. В связи с этим мы используем подход, который сочетает биологически инспирированные нейронные сети и искусственные алгоритмы, которые потенциально могут быть реализованы в виде нейроподобных схем.

Предлагаемая модель способна выполнять следующие операции: выбор объектов из зрительной сцены, выделение контуров и сегментацию объектов с подавлением шумовых и ложных компонентов изображения. Модель состоит из трех модулей. Модуль селективного внимания сканирует зрительную сцену и выбирает область потенциального интереса (ОПИ), которая может включать один или несколько объектов. Два других модуля используются для детального анализа ОПИ и сегментации объектов. ОПИ является входной информацией для модуля определения контуров. Модуль сегментации объектов в качестве входной информации получает как характеристики пикселей в ОПИ, так и информацию о

контурах в ОПИ. Результатом его работы является последовательная фокусировка внимания на различных объектах с фильтрацией шумов и ложных вкраплений.

4.4.2. Описание модели

4.4.2.1 Модуль селективного внимания

Модуль селективного внимания реализован как биологически реалистичная нейронная сеть из нейронов Ходжкина-Хаксли. Следуя принципам, описанным в разделе 4.3., модуль реализует последовательный выбор объектов зрительной сцены [Чик и др., 2008; Chik et al., 2009] (см. разделы П.1 и П.2). Модуль состоит из слоя периферических нейронов (ПН) и центрального элемента, состоящего из двух нейронов (ЦН1 и ЦН2), связанных прямыми и обратными связями с ПН. ФВ формируется теми ПН, которые генерируют импульсы синхронно с ЦН1. Активность других ПН подавляется. Переключение внимания основано на синаптической пластичности связей от ЦН2 к ПН. Сила торможения группы ПН, представляющей объект в ФВ, со стороны ЦН2 постепенно возрастает, в результате чего активность этой группы подавляется. После этого становится активной группа ПН, представляющая другой объект, и нейроны в этой группе синхронизируют свою активность с ЦН1, и т.д. Численные эксперименты показывают, что ПН с более высокой частотой генерации импульсов имеют приоритет войти в частичную синхронизацию с ЦН1. Благодаря этому из зрительной сцены могут выбираться области наибольшего интереса с тем, чтобы произвести их детальный анализ и сегментацию.

4.4.2.2 Модуль выделения контуров

Модуль выделения контуров реализует ряд алгоритмов, основанных на традиционных подходах, разработанных в теории искусственных нейронных сетей для компьютерного зрения. В модуле сочетаются габоровская фильтрация и вычисление производных по направлению градиента при различных шаках масштабирования [Lindeberg, 1998; Broussard et al., 1999; Sumengen and Manjunath, 2005; Petkov and Subramanian, 2007; Huang et al., 2008]. Особенность нашей реализации состоит в специальной комбинации этих методов и в ориентации на предписанные цвета объектов поиска. Единственное ограничение, которое накладывалось на разрабатываемый модуль, состояло в том, чтобы он имел очевидную нейросетевую реализацию и чтобы обработка информации велась в нем параллельно. Операции, используемые в модуле, такие как фильтрация и вычисление контраста, хорошо известны из экспериментальных исследований зрения. Результатом работы модуля являются "сырые" контуры с добавлением шумов и ложных объектов. Сходные алгоритмы уже реализовывались с помощью нейронных сетей (Broussard et al., 1999; Ursino and La Cara, 2004; Petkov and Subramanian, 2007; Huang et al., 2008), но в большинстве случаев к основному алгоритму добавлялась дополнительная обработка, позволяющая исправить контуры и заполнить возможные пробелы в них.

Зрительная система человека обладает высокой эффективностью при выделении контуров. В большинстве случаев человек превосходит системы искусственного интеллекта при решении этой задачи, хотя и люди могут совершать ошибки, если необходимо сегментировать сложные текстуры или работать с изображениями с высоким уровнем шумов. Эффективность зрительной системы человека во многом объясняется тем, что в нее встроены нейроны и нейронные структуры, реагирующие на границы, т.е. на резкую смену каких-то оптических характеристик

изображения, обусловленных интенсивностью и цветом. Многие алгоритмы выделения контуров нацелены на то, чтобы воспроизвести аналогичную обработку информации, что сводится к вычислению производных некоторых функций, определенных на пикселях изображения.

Пусть $F(x, y)$ - функция, определенная на дискретной плоскости, где расположено изображение. Обозначим (x, y) координаты пикселя на этой плоскости. Для определения контуров могут использоваться различные функции F . Для изображений с градациями серого в качестве F обычно используется функция интенсивности $I(x, y)$. В случае цветных изображений роль F могут играть интенсивности компонент спектра, таких как интенсивности красного (R), зеленого (G) и синего (B). Поскольку эти компоненты коррелированы (при изменении интенсивности пикселя меняются значения всех компонент), их целесообразно трансформировать в другой набор параметров, независимый или слабо зависимый от освещенности (Cheng et al., 2001).

Пусть $p = (x, y)$ и $\bar{g} = \text{grad } F(p)$. Пиксель p будем считать элементом контура, если выполняются следующие условия:

$$|\bar{g}| > C_1 > 0, \quad (4.46)$$

$$\nabla_{\bar{g}}^2(F(p - \delta\bar{g})) \nabla_{\bar{g}}^2(F(p + \delta\bar{g})) < 0, \quad (4.47)$$

$$\nabla_{\bar{g}}^3(F(p)) < C_2 < 0. \quad (4.48)$$

Здесь $\nabla_{\bar{g}}^2$ и $\nabla_{\bar{g}}^3$ обозначают вторую и третью производные вдоль направления \bar{g} ; δ - малый параметр; C_1 и C_2 - константы. Формулы (4.46)-(4.48) имеют следующий смысл. Согласно формуле (4.46) функция F должна иметь достаточно высокую крутизну в окрестности p . Формула (4.47) означает, что вторая производная F по направлению \bar{g} должна менять знак в точке p . Формула (4.48) требует, чтобы третья производная F по направлению \bar{g} была отрицательной и не превосходила заданный порог

C_2 . Условия (4.46)-(4.48) будут использоваться как критерии для определения контурных точек.

При вычислении пространственных производных на реальных изображениях приходится преодолевать следующие трудности. Во-первых, производные вычисляются для функции F , определенной на дискретном наборе точек. Во-вторых, результаты вычислений должны быть устойчивы по отношению к шуму. В третьих, надо учитывать, что результаты вычислений критически зависят от масштаба, в котором применяется оператор производных (Lindeberg, 1998; Sumengen and Manjunath 2005), поэтому надо производить вычисления на разных масштабах.

Для снижения влияния шума мы использовали оператор усреднения к F в квадратной окрестности каждого пикселя. Заметим, что учет различных масштабов можно осуществить, варьируя ширину квадрата усреднения. В наших вычислениях мы варьировали этот параметр в некотором диапазоне и проверяли, чтобы для каждого значения параметра выполнялись условия (4.46)-(4.48). Только в этом случае точка p считалась контурной.

4.4.2.3 Модуль сегментации объектов

Модуль сегментации объектов состоит из двух слоев ПО, активность которых управляется с помощью ЦО. Первый (нижний) слой осцилляторов реализует синхронизацию ансамбля ПО, представляющего некоторый объект, с ЦО в соответствии с принципами ТВК (аналогично тому как это делалось в модели раздела 4.3). При этом контур объекта, полученный на предыдущем этапе с помощью модуля выделения контуров, используется для ограничения распространения синхронизации за пределами ансамбля ПО, представляющего данный объект. Второй (верхний) слой ПО преобразует изображение, элиминируя шумы и погрешности в задании

контура.

Помимо контуров, определенных на изображении, для идентификации объекта в ФВ используется маленький квадрат S , находящийся внутри объекта, подлежащего выбору. Этот квадрат играет роль "затравки", с которой начинается процесс синхронизации ПО, кодирующий данный объект. Начав с осцилляторов S , процесс синхронизации распространяется на все осцилляторы, кодирующие объект в ФВ.

Архитектура модели представлена на рис. 4.26.

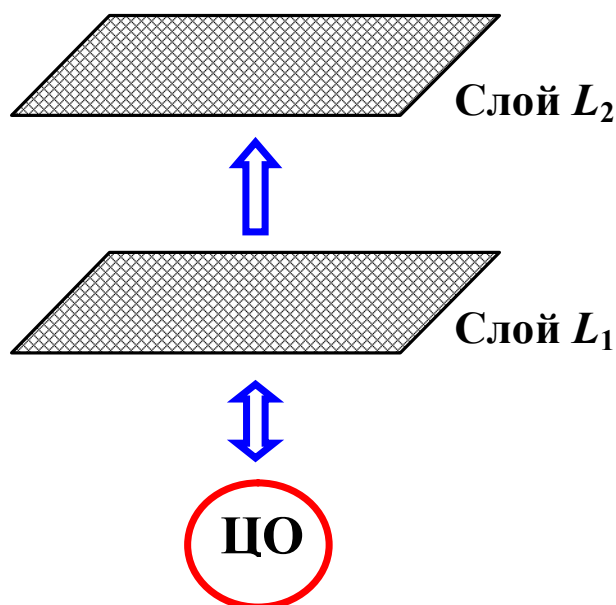


Рис. 4.26. Диаграмма связей в модели сегментации. ЦО посылает глобальные прямые десинхронизирующие связи на осцилляторы слоя L_1 (за исключением области S) и получает обратные синхронизирующие связи от области S . Локальные связи от L_1 на L_2 и локальные связи между осцилляторами внутри слоев - синхронизирующие.

Слои ПО обозначены L_1 и L_2 . Они имеют размер $N = M \times L$ (N – число осцилляторов в слое). Локальные взаимодействия внутри каждого слоя ограничены связями с 8 ближайшими соседями (число соседей может быть меньше 8 на внешней границе слоя). Каждый осциллятор в L_2 получает входные сигналы от осцилляторов нижележащего квадрата в L_1 размера $Q \times Q$ (в вычислительных экспериментах $Q = 7$). Все локальные

связи в слоях и связи от L_1 к L_2 - синхронизирующие. ЦО имеет прямые десинхронизирующие связи со всеми осцилляторами в L_1 , кроме области S , и получает обратные синхронизирующие связи от области S в L_1 .

Осцилляторы в слое L_1 , соответствующие контурным точкам, находятся в неактивном (молчащем состоянии), т.е. они не участвуют в динамических процессах сети и не обмениваются сигналами с другими осцилляторами. Таким образом, контурные осцилляторы образуют барьер, препятствующий распространению синхронизации за пределы объекта в ФВ. Никаких препятствий для синхронизации в L_2 нет, поэтому осцилляторы в L_2 вовлекаются или не вовлекаются в синхронизацию в зависимости от сигналов, идущих от их соседей и от L_1 .

Собственные частоты осцилляторов в L_1 не меняются. Они случайным образом распределены в диапазоне $(\omega_{min}, \omega_{max})$ для всех осцилляторов, кроме осцилляторов, принадлежащих S . Собственные частоты осцилляторов в S сдвинуты к большим значениям, чем для остальных осцилляторов. Эти частоты находятся в диапазоне $(\omega_{min} + s, \omega_{max} + s)$ для некоторого $s > 0$. Сдвиг к более высоким частотам отражает тот экспериментальный факт, что нейроны в ФВ демонстрируют более высокую активность [Motter, 1993; Roelfsema et al., 1998; Kanwisher and Wojciulik, 2000]. Начальные значения осцилляторов в L_2 распределены равномерно и случайно в диапазоне $(\omega_{min}, \omega_{max})$. В отличие от L_1 , собственные частоты осцилляторов в L_2 адаптируются к текущим частотам осцилляторов.

Рассмотрим ПО в L_2 . Пусть G – соседи этого осциллятора в L_1 . Если все осцилляторы в G принадлежат одному объекту, их динамика будет синфазной, поэтому данный ПО в L_2 будет захвачен в синхронизацию с осцилляторами из G и будет работать синфазно с этими осцилляторами. Если осцилляторы в G принадлежат разным объектам (это случай, когда

ПО находится на границе или вблизи границы, разделяющей разные объекты), ансамбли осцилляторов, представляющих эти объекты в G , будут соревноваться за синхронизацию с ПО. Чем больше размер ансамбля, тем больше шанс, что именно он выиграет это соревнование, так что ПО будет работать синфазно именно с этим ансамблем. Локальные взаимодействия в L_2 также оказывают влияние на результат синхронизации, сглаживая границы сегментируемых областей в L_2 .

Собственная частота ЦО адаптируется к своей текущей частоте. Поскольку ЦО получает синхронизирующие сигналы от осцилляторов из S , то после короткого переходного периода ЦО синхронизируется с этими осцилляторами.

Уравнения динамики модели имеют вид

$$\frac{d\theta_0}{dt} = \omega_0 + \frac{w_1}{|S|} \sum_{i \in S} g(\theta_i^1 - \theta_0), \quad (4.49)$$

$$\frac{d\theta_i^1}{dt} = \omega_i^1 - s_i w_2(t) \sin(\theta_0 - \theta_i^1) + \frac{w_3(t)}{|N_i|} \sum_{j \in N_i} \sin(\theta_j^1 - \theta_i^1), \quad i = 1, \dots, N,$$

$$s_i = \begin{cases} 1, & i \notin S, \\ 0, & i \in S, \end{cases} \quad (4.50)$$

$$\frac{d\theta_i^2}{dt} = \omega_i^2 + \frac{w_4}{|N_i|} \sum_{k \in N_i} \sin(\theta_k^2 - \theta_i^2) + \frac{1}{|G_i|} \sum_{j \in G_i} w_{5j} \sin(\theta_j^1 - \theta_i^2), \quad i = 1, \dots, N, \quad (4.51)$$

$$\frac{d\omega_0}{dt} = \alpha \left(\frac{w_1}{|S|} \sum_{i \in S} g(\theta_i^1 - \theta_0) \right) = \alpha \left(\frac{d\theta_0}{dt} - \omega_0 \right), \quad (4.52)$$

$$\frac{d\omega_i^2}{dt} = \beta \left(\frac{w_4}{|N_i|} \sum_{k \in N_i} \sin(\theta_k^2 - \theta_i^2) + \frac{1}{|G_i|} \sum_{j \in G_i} w_{5j} \sin(\theta_j^1 - \theta_i^2) \right) = \beta \left(\frac{d\theta_i^2}{dt} - \omega_i^2 \right),$$

$$i = 1, \dots, N. \quad (4.53)$$

В этих формулах используются следующие обозначения: $|\cdot|$ - число пикселей в соответствующей области (число осцилляторов в соответствующем множестве); θ_0 - фаза ЦО; θ_i^1, θ_i^2 - фазы ПО,

соответственно, в слоях L_1 и L_2 ; ω_0 - собственная частота ЦО; ω_i^1, ω_i^2 - собственные частоты ПО в L_1 и L_2 ; N_i - множество соседей i -го ПО в своем слое; G_i - множество осцилляторов в L_1 , посылающих свои связи на i -й осцилляторы в L_2 ; $w_1, w_2(t), w_3(t), w_4, w_{5j}$ - положительные параметры взаимодействия (w_1, w_4 - константы, $w_2(t), w_3(t)$ - возрастающие функции времени, w_{5j} экспоненциально убывает с ростом расстояния между пикселями i и j); a и β - положительные параметры, задающие скорость адаптации собственных частот. В уравнениях (4.49)-(4.53) явно не указано, но подразумевается, что в слое L_1 осцилляторы, соответствующие точкам контура, неактивны. Их фазы θ_i^1 не меняются со временем и не влияют на динамику других осцилляторов.

В качестве функций взаимодействия в сети используется $\sin(x)$, за исключением воздействия на ЦО со стороны осцилляторов из S . Это воздействие задается функцией $g(x)$, чьи экстремумы приближены к вертикальной оси координат (рис. 4.27). Такая функция взаимодействия ускоряет вычисления и уменьшает разность фаз между ЦО и осцилляторами из S .

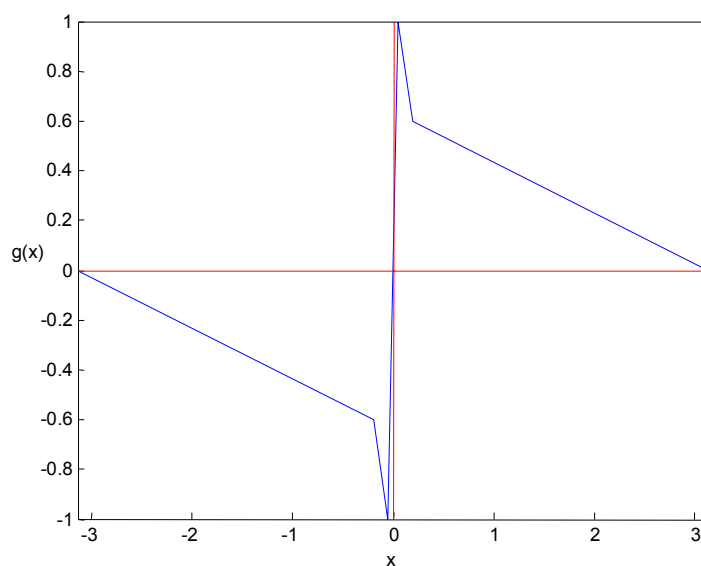


Рис. 4.27. Функция взаимодействия $g(x)$.

Процессы синхронизации и десинхронизации в сети управляются соотношением между значениями переменных $w_2(t)$ и $w_3(t)$. Десинхронизирующие сигналы не должны мешать синхронизации в ФВ. Для этого $w_2(t)$ линейно убывает к 0 со временем. Наоборот, $w_3(t)$ возрастает как t^2 со временем до достижения своего максимума w_{3max} . Усиление взаимодействия между осцилляторами в L_1 приводит к быстрому распространению синхронизации на весь объект, выбранный в ФВ.

4.4.3. Результаты компьютерного моделирования

Функционирование модели продемонстрируем на примере изображения, полученного с камеры робота, тренируемого на захват определенных предметов с поверхности. Изображение показано на рис. 4.28.

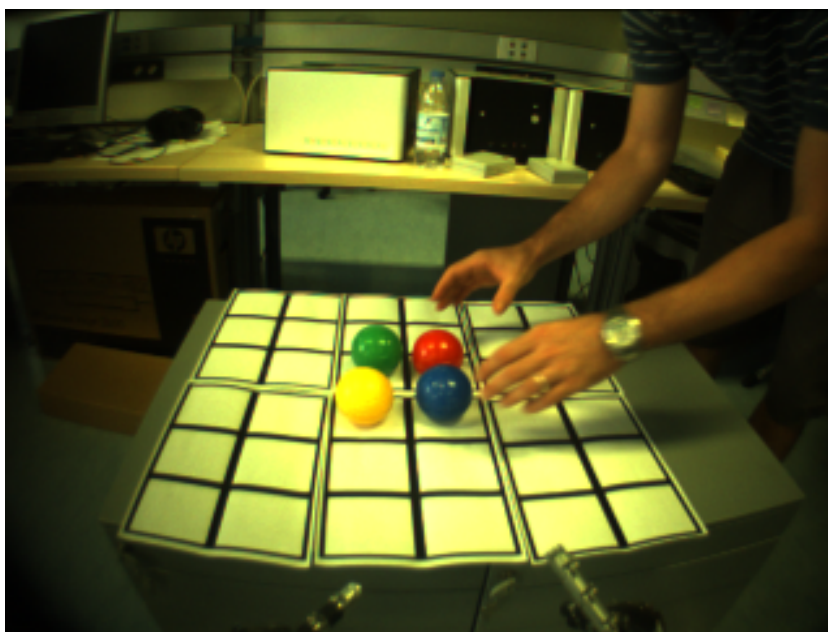


Рис. 4.28. Исходное изображение, полученное с камеры робота, перед которым стоит задача взять с поверхности шар заданного цвета.

На изображении имеются 4 шара разного цвета, которые являются объектами манипуляций робота. Робот должен обладать способностью

взять своей рукой шар заданного цвета. Для этого зрительная система робота должна давать информацию о расположении и границе шара на систему, управляющую движением руки. Хотя представленный пример относится к прикладной робототехнике, используемые методы универсальны и пригодны для любых цветных изображений, в которых целевой объект значительно отличается по цвету от своего окружения. Для иллюстрации функционирования модуля селективного внимания на рис. 4.29 показан фрагмент изображения, представляющий собой ОПИ, в которой находятся потенциальные целевые объекты. Этот фрагмент формируется модулем селективного внимания и служит входной информацией для модуля сегментации объектов.

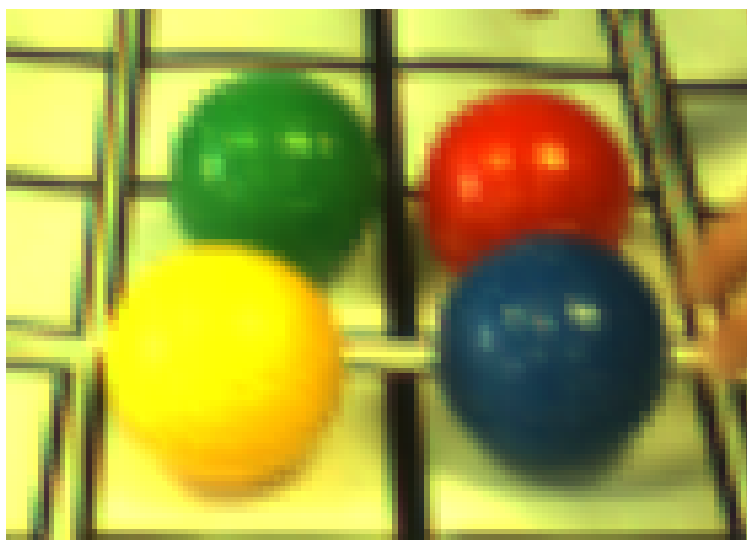


Рис. 4.29. Фрагмент (область потенциального интереса) исходного изображения, показанного на рис. 4.28.

Модуль выделения контуров получает информацию обо всем изображении рис. 4.28. Поскольку нашей целью являлось нахождение объекта определенного цвета, для вычисления функции F была использована следующая процедура. Были выбраны 5 цветов, которые использовались в качестве базовых: красный, зеленый, синий, желтый и светло-желтый. Последний оттенок был полезен, поскольку это основной цвет фона, на котором располагались шары. Значения RGB для этих цветов были заранее определены на основе анализируемого изображения. Таким

образом, было получено 5 трехмерных векторов-шаблонов C_i ($i = 1, \dots, 5$).

Пусть c_j - вектор RGB цветов j -го пикселя на изображении.

Определим расстояние между векторами C_i и c_j формулой

$$d_{ij} = A \cos \left(\frac{(C_i + U, c_j + U)}{|C_i + U| |c_j + U|} \right). \quad (4.54)$$

Вектор $U = (u, u, u)$ с одинаковыми компонентами u использовался для того, чтобы избежать близких к 0 значений в знаменателе (4.54) в случае, когда $|c_j|$ мало. Функции F определим как $F_i(p_j) = d_{ij}$ ($i = 1, \dots, 5$). Такой подход позволяет минимизировать влияние на F освещенности изображения.

Результаты применения формул (4.46)-(4.48) и (4.54) к изображению рис. 4.28 приведены на рис. 4.30. На рис. 4.30 (а)-(д) показаны контуры, соответствующие 5 шаблонам. Окончательный контур, являющийся комбинацией всех контурных точек, показан на рис. 4.30е.

На рис. 4.31 показаны контуры рис. 4.30 для фрагмента рис. 4.29. Видно, что контуры далеко не идеальны: помимо контурных точек на изображении имеется значительный шум и большое число ложных фрагментов. Это типичный результат, возникающий в результате локальной фильтрации. В связи с этим необходима дополнительная обработка изображения, которая позволила бы улучшить результат предварительной сегментации на основе контуров.

Функционирование модуля сегментации объектов мы проиллюстрируем с помощью фрагмента рис. 4.31, имеющего размер 100×140 пикселей. Соответственно, модуль сегментации объектов содержит всего 28000 ПО. Ограничение вычислений этим фрагментом обусловлено необходимостью ускорить вычисления в ОНС. В остальном использованная процедура является универсальной.

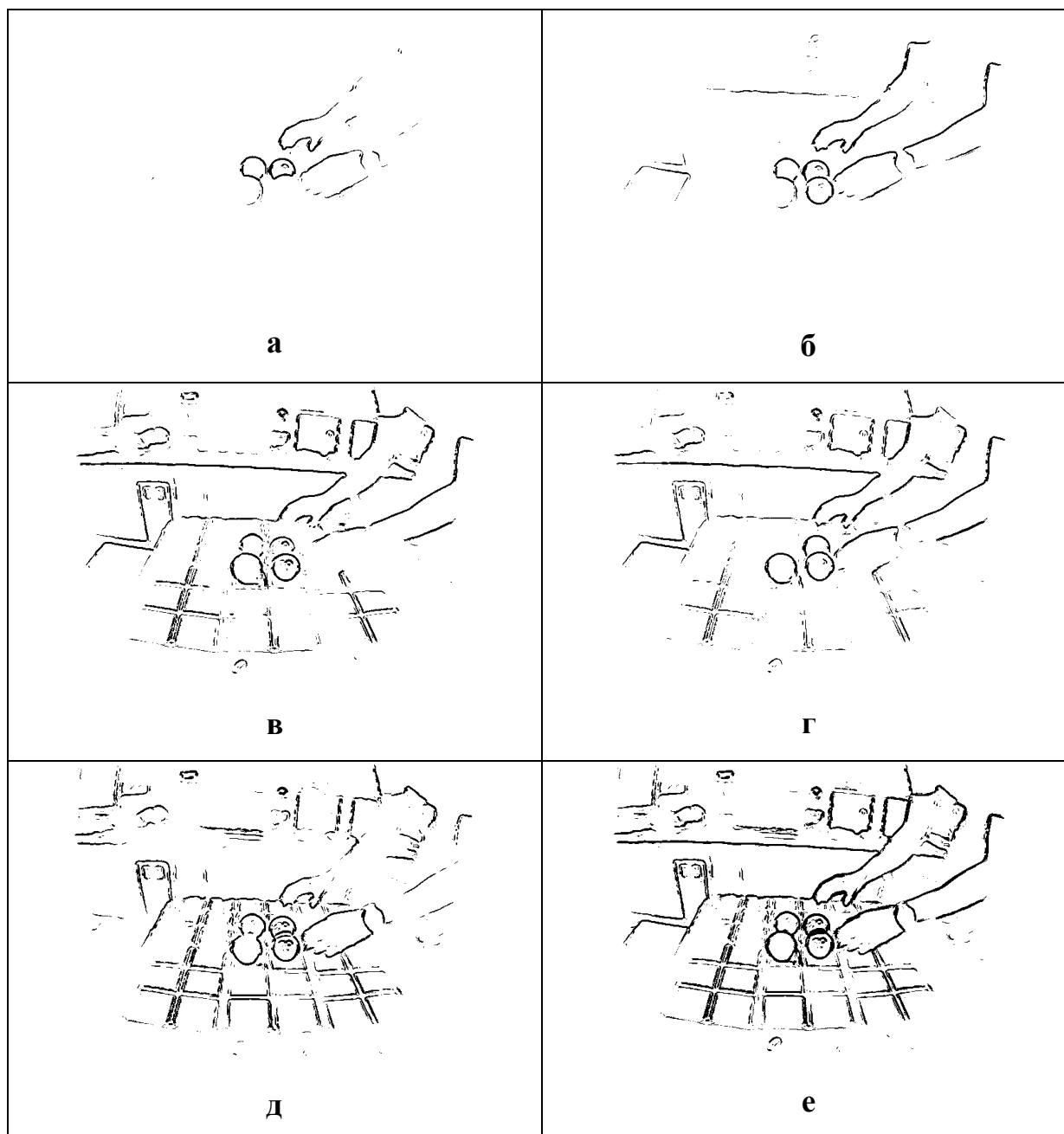


Рис. 4.30. Выделение контуров на изображении с помощью шаблонов зеленого (а), красного (б), желтого (в), синего (г) и светло-желтого (д). Окончательные контуры показаны на панели (е).

Начальные фазы всех ПО распределены случайно и равномерно в интервале $(0; 0,2)$. Начальные частоты всех ПО распределены случайно и равномерно в диапазоне $(4, 5)$, что при подходящей нормировке времени соответствует диапазону частот гамма-ритма 40-50 Гц (условная единица времени в модели соответствует $0,1/2\pi$ с). Начальная частота ЦО равна 6. Начальная фаза ЦО равна 0.



Рис. 4.31. Результат выделения контуров на фрагменте изображения.

Процесс сегментации зеленого шара показан на рис. 4.32. Верхний и нижний ряды панелей показывают динамику фаз, соответственно, в слоях L_1 и L_2 . На каждой панели оттенками серого показана разность фаз между ПО и ЦО. Эти величины шкалированы в диапазоне $(0, 256)$, так что чем меньше разность фаз, тем чернее цвет пикселя на рис. 4.32.

Процесс синхронизации начинается с небольшого квадрата S , который хорошо виден на рисунке в этот момент времени. Постепенно синхронизация распространяется на весь объект, который должен быть выбран в ФВ. Параллельно фазы ПО за пределами зеленого шара стремятся отличаться от фазы ЦО (показано в виде светло-серого фона). Шум, явно присутствующий в слое L_1 , подавляется в слое L_2 . Видно, что в окончательном изображении границы зеленого шара дефекты исходного контура сглажены. Это достигнуто за счет локального взаимодействия осцилляторов в L_2 . Процесс сегментации других шаров происходит аналогично. Отметим, что процесс сегментации занимает примерно 8-10 условных единиц времени, что соответствует 130-160 мс. Это соответствует экспериментально регистрируемым периодам времени, необходимого для фокусировки внимания.

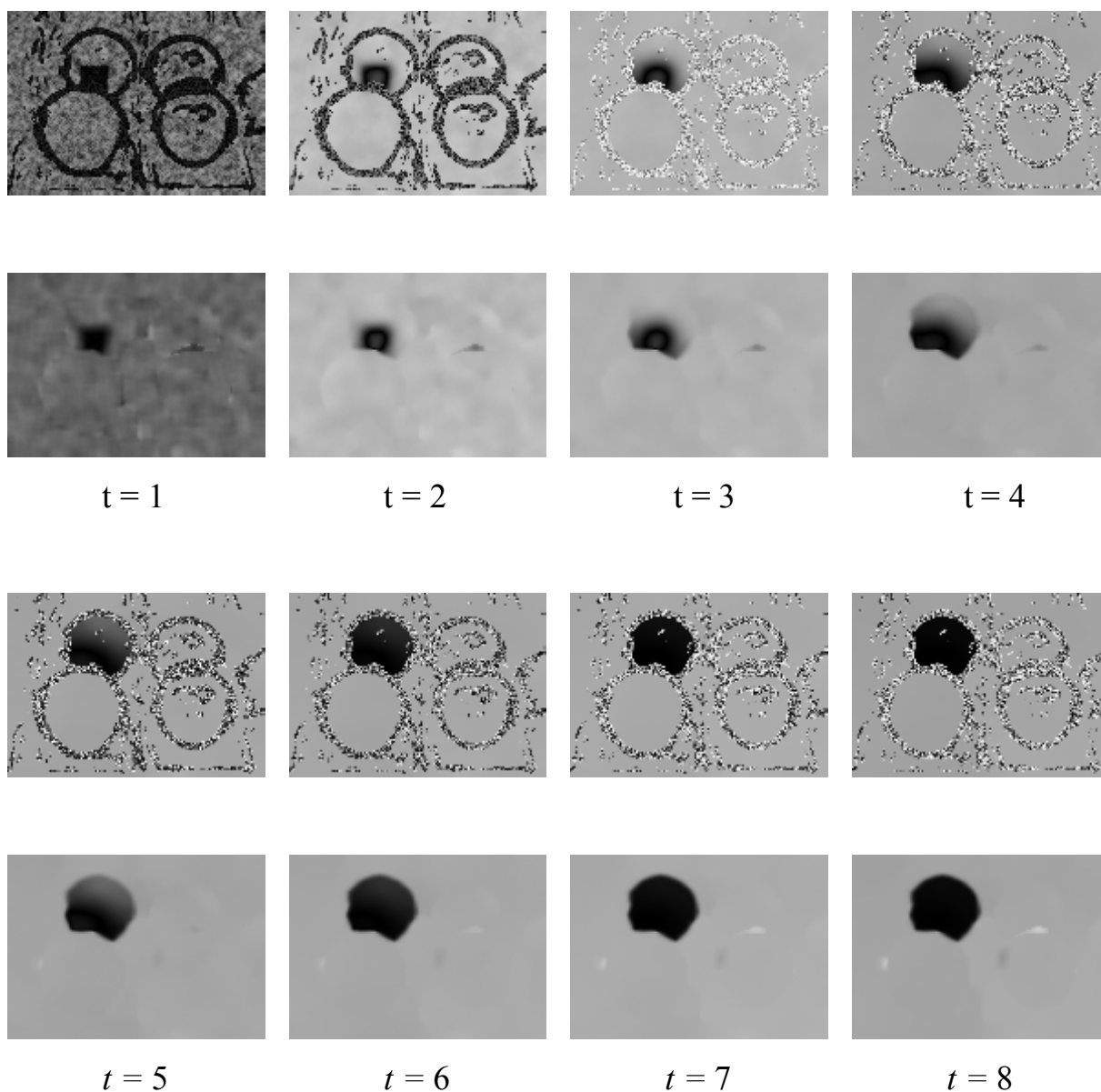


Рис. 4.32. Сегментация зеленого шара. На каждой панели оттенками серого показана разность фаз между ПО и ЦО. Эти величины шкалированы в диапазоне (0, 256), так что чем меньше разность фаз, тем темнее цвет пикселя.

4.4.4. Обсуждение

Сегментация объектов в зрительной сцене важна для нейробиологических исследований, искусственного интеллекта и робототехники. С биологической точки зрения эта проблема тесно связана проблемами байндинга и селективного внимания. С другой стороны,

эффективные системы искусственного интеллекта, основанные на принципах работы мозга, необходимы для многих приложений, включая анализ зрительных сцен, ориентацию в пространстве и манипулирование объектами.

На данном этапе мы ограничились простыми вычислительными процедурами и алгоритмами, использующими только локальные характеристики изображений, стараясь избежать более сложной обработки информации, которая осуществляется за пределами первичных зон зрительной коры. Как следует из наших результатов, принципы ТВК могут быть полезными для улучшения результатов выделения контуров и интеграции признаков целевого объекта. Заметим, что не только статичные, но и динамические сцены с движущимися объектами пригодны для обработки с помощью предложенной модели.

Согласно ТВК синхронизация, с помощью которой признаки объекта объединяются в цельный образ, не должна выходить за границы объекта. Имеются, как минимум, две возможности реализации этого требования. Первая из них была использована в работах [Chen et al., 2000; Chen and Wang, 2002]. Процесс синхронизации в предложенных в этих работах моделях начинается с осцилляторов, называемых лидерами. Эти осцилляторы располагаются внутри целевого объекта и служат начальным источником синхронизации (аналогично области S в нашей модели). Процесс синхронизации распространяется до границ объекта и останавливается там в результате подходящей модификации латеральных связей. К сожалению, этот алгоритм достаточно сложен и не дает надежных результатов.

Другой подход был применен в работе [Ursino et al., 2003]. Предложенная там модель разделяет процедуры определения контуров и байндинга подобно тому, как это сделано в нашей модели. "Сырые" контуры определяются с помощью традиционных методов фильтрации изображений применительно к нейросетевой реализации. Отличие от

нашего подхода состоит в более простых алгоритмах и работе с полутоновыми, а не цветными изображениями. Что касается самой процедуры сегментации, то модель [Ursino et al., 2003] не предполагает какой-то коррекции контуров и подавления шумов. В этой модели возможны и ошибки сегментации, когда несколько различных объектов объединяются в один. В нашей модели такие ошибочные случаи сегментации при правильном определении контуров невозможны.

4.5. Модель зрительного поиска

Результаты данного раздела опубликованы в работах [Казанович и др., 2017; Kazanovich and Borisyuk, 2017].

4.5.1. Биологические предпосылки, существующие теории и принципы, лежащие в основе модели

Зрительный поиск – это определенный тип решения задачи восприятия, которая включает активное зрительное исследование окружающей среды с целью найти определенный объект (целевой объект), находящийся в окружении других объектов (объектов-дистракторов). К настоящему времени накоплен большой объем экспериментальных данных, характеризующих механизмы зрительного поиска как на уровне обработки информации нейронными структурами, так и алгоритмов, сознательно или бессознательно используемых испытуемыми в экспериментах по зрительному поиску.

Уже в ранних психофизических экспериментах [Treisman and Gelade, 1980] было показано, что задачи зрительного поиска могут быть разной степени трудности в зависимости от того, насколько целевой объект заметен среди дистракторов. Трудность задачи отражается в промежутке времени, необходимого наблюдателю для решения задачи зрительного

поиска, и в числе ошибок, которые наблюдатель делает. Первоначально считалось, что по уровню трудности задачи зрительного поиска могут быть разделены на четко различаемые категории, а их решение связано с различной глубиной обработки информации (так называемые предвнимание и внимание). Хотя позднее выяснилось, что никаких жестких барьеров между категориями нет [Nothdurft, 1999], следующие три типа задач продолжают рассматриваться как базовые экспериментальные парадигмы [Wolfe et al., 2010] (рис. 4.33):

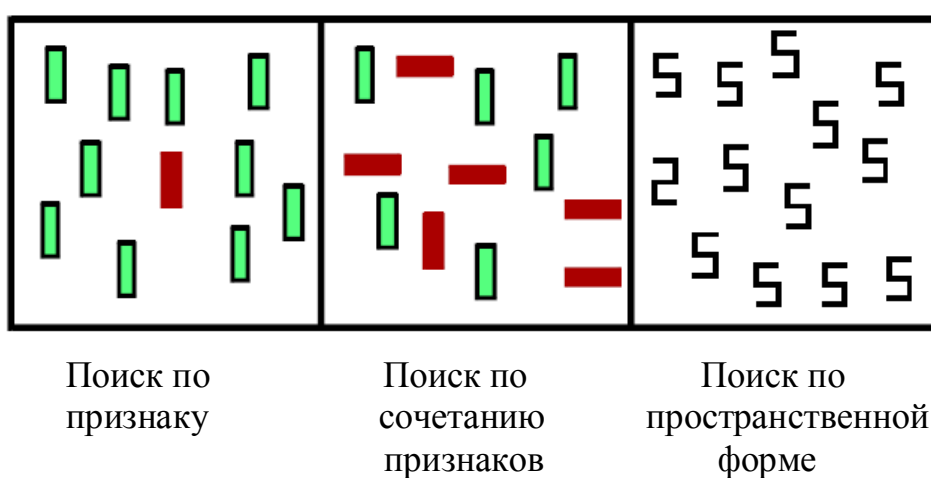


Рис. 4.33. Примеры задач зрительного поиска разной степени сложности [Wolfe et al., 2010].

Поиск по признаку соответствует случаю, когда целевой объект и дистракторы ясно различаются по одному признаку: цвету, форме, ориентации, размеру и т.д. В этом случае время реакции (reaction time - RT) мало (около 300 мс) и не зависит от числа объектов n , одновременно присутствующих на дисплее (другими словами, график $RT(n)$ почти параллелен оси абсцисс).

Поиск по сочетанию признаков имеет место, когда целевой объект имеет какой-то признак общий с дистракторами. Например, надо обнаружить красную вертикальную полосу среди вертикальных зеленых

полосок и горизонтальных красных полосок. В этом случае время реакции увеличивается (более 500 мс) и $RT(n)$ заметно возрастает с ростом n .

Поиск по пространственной форме – это задача еще более высокой сложности. Примером такой задачи является поиск цифры 2 среди цифр 5 (2 имеет вид отражения 5 относительно горизонтальной или вертикальной оси). В этом случае реакция может занять несколько секунд, а график $RT(n)$ становится намного более крутым, чем при поиске по сочетанию признаков.

На рис. 4.34 приведены графики $RT(n)$ для трех задач, приведенных на рис. 4.33, в случае, когда изображение содержит целевой объект (сплошные линии) и не содержит целевой объект (пунктирные линии). На рис. 3.35 приведены распределения величин $RT(n)$ для тех же задач.

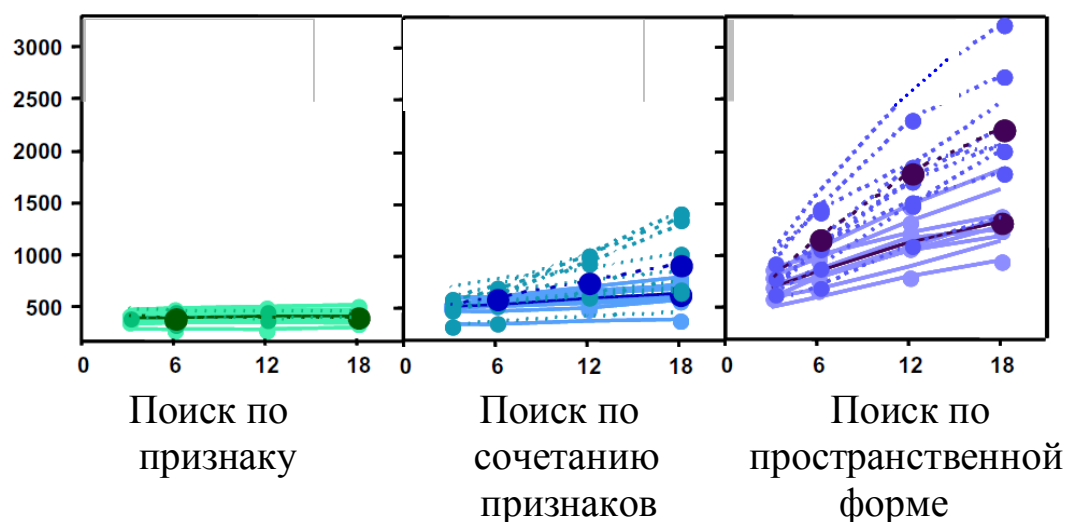
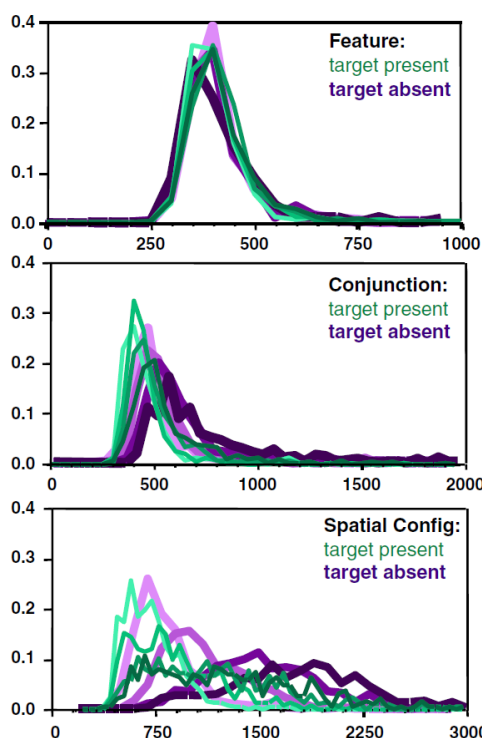


Рис. 4.34. Средние времена реакции для задач зрительного поиска. Сплошные линии – при наличии целевого объекта, пунктирные линии – при отсутствии целевого объекта [Wolfe et al., 2010].

Для объяснения результатов экспериментов по зрительному поиску было предложено несколько теорий. Наиболее влиятельны среди них следующие: *Теория интеграции признаков (Feature Integration Theory)* [Treisman and Gelade, 1980; Treisman and Sato, 1990], *Теория привлеченного внимания (Attentional Engagement Theory)* [Duncan and Humphreys, 1989;

Duncan and Humphreys, 1992], *Теория детекции сигналов (Signal Detection Theory)* [Eckstein, 1998; Eckstein et al., 2000; Palmer et al., 2000; Verghese, 2001; Cameron et al., 2004], *Теория направленного поиска (Guided Search Theory)* [Wolfe et al., 1989; Wolfe, 1994; Wolfe, 2007; Wolfe et al., 2010] (см. также обзор [Chan and Hayward, 2013] и монографию [Sternberg and Sternberg, 2012]).



Поиск по признаку

Поиск по сочетанию признаков

Поиск по пространственной форме

Рис. 4.35. Распределение времени реакции в задачах зрительного поиска. Оттенками зеленого показаны случаи при наличии целевого объекта, оттенками сиреневого - при отсутствии целевого объекта [Wolfe et al., 2010].

За минувшие 30 лет было предложено множество математических моделей зрительного поиска. Большинство из них следует единообразной схеме, описывающей формирование ФВ и условия его переключения.

Во-первых, формируется карта заметности [Koch and Ullman, 1985; Itti and Koch, 2000]. Это специальный способ нейронного представления зрительного пространства, при котором уровень активации нейронов в данном месте карты отражает вероятность того, что указанное место принадлежит целевому объекту. Обычно предполагается, что карта

заметности формируется как благодаря связям, идущим снизу вверх, так и связям, идущим сверху вниз. Связи снизу вверх предназначены для выявления разницы в признаках между целевым объектом и дистракторами. Связи сверху вниз модифицируют карту заметности с учетом информации, которая имеется у испытуемого относительно признаков и их комбинации у целевого объекта и дистракторов. К этому зачастую добавляется так называемое *подавление возврата* (inhibition of return), препятствующее активации уже просмотренных ранее областей визуального пространства.

Во-вторых, карта заметности используется для смещения конкуренции между объектами в зрительном поле за включение в ФВ в пользу объекта с большей заметностью.

В третьих, после того, как объект в ФВ распознается как целевой или как дистрактор, принимается решение относительно продолжения или прекращения дальнейшего поиска.

Известные модели отличаются деталями реализации этих общих этапов и могут быть подразделены на два типа. Модели первого типа имеют целью воспроизвести экспериментальные данные относительно числа ошибок при решении задач зрительного поиска [Itti and Koch, 2000; Itti, 2005; Wilder et al., 2011; Walles et al., 2013]. Их функционирование сравнивается с экспериментальными данными в терминах процента правильных решений или параметров психометрических функций, характеризующих вероятность правильных решений при манипуляции стимулами [Palmer et al., 2000]. Некоторые исследователи используют информационный подход [Bruce and Tsotsos, 2009; Vincent et al., 2009; Ma et al., 2011], когда выбор объекта основывается на оценке максимального правдоподобия каждого стимула в каждом месте, а качество модели оценивается в терминах кривой ошибок (receiver operating characteristic, ROC curve).

Модели второго типа акцентируют внимание на экспериментальных данных о времени реакции RT [Heinke et al., 2006; Herd and O'Reilly, 2006]. Обычно они более точны в воспроизведении анатомических и нейрофизиологических данных о взаимодействии областей мозга в потоках информации снизу вверх и сверху вниз в процессе формирования и переключения ФВ. Например, в недавней работе Швеммера с соавторами [Schwemmer et al., 2015] была предложена весьма продвинутая модель такого рода. Она описывается 20 дифференциальными уравнениями, представляющими активность 4 областей мозга обезьяны: передние и латеральные интрапариетальные области, нижняя височная кора и моторная кора. Поведение модели управляется с помощью 31 параметра, из которых 13 параметров настраиваются индивидуально для каждой обезьяны. Модель показала хорошую согласованность с экспериментальными данными при решении трудной задачи зрительного поиска по пространственной форме с 2, 4 и 6 объектами на дисплее. К сожалению, данная модель весьма сложна, приспособлена к конкретной задаче зрительного поиска и имеет много свободных параметров, которые необходимо настраивать с помощью обучения.

Недавно теория направленного поиска получила подкрепление со стороны модели, которая оказалась способна не только воспроизводить средние значения RT, но и их временное распределение (рис. 4.35) [Moran et al., 2013]. Эта модель имеет чисто вероятностный характер и не предлагает нейронного механизма для своей реализации. В ней предполагается, что процесс выбора в ФВ обусловлен аксиомой выбора Люса (Luce's choice axiom) [Luce, 1959]. В соответствии с этой аксиомой объект на изображении выбирается в ФВ с вероятностью

$$p_i = w_i / \sum_{j=1}^n w_j \quad (i = 1, \dots, n), \quad (4.55)$$

где n – число объектов на дисплее, а w_i – веса, предписанные объектам в соответствии с их заметностью. Таким образом, более заметный объект

(целевой объект) имеет большую вероятность быть выбранным первым. Согласно модели [Moran et al., 2013] процесс выбора состоит из нескольких раундов, которые продолжаются до тех пор, пока в ФВ не будет выбран целевой объект или будут выполнены условия окончания поиска (в последнем случае принимается решение, что целевой объект на дисплее отсутствует).

Модель была апробирована на задачах, приведенных на рис. 4.33. В случае поиска по признаку, благодаря высокой заметности целевого объекта, вес целевого объекта в (4.55) был значительно больше, чем веса дистракторов. Из этого чисто математически следовало, что наклон $RT(n)$ по отношению к оси абсцисс будет близок к нулю. В задаче поиска по пространственной форме вес целевого объекта лишь немного превышает вес дистрактора, что обуславливает достаточно крутой подъем графика $RT(n)$. Выбор по комбинации признаков занимает промежуточное положение между этими экстремальными случаями.

Наша модель следует той же логике, что и модель [Moran et al., 2013], но отличается от нее тем, что предлагает простой нейронный механизм, гипотетически лежащий за чисто вероятностным механизмом модели [Moran et al., 2013]. В качестве модели мы использовали ОНС (сеть обобщенных фазовых осцилляторов) с центральным элементом, аналогичную той, что рассматривалась в разделе 3.3. Небольшое отличие заключается лишь в выборе одной из функций взаимодействия. Динамические свойства обеих моделей практически одинаковые.

Каждый объект представляется в модели одним ПО. Заметность объекта описывается величиной связи от ПО к ЦО. Как и в разделе 3.3, будем эквивалентно считать эту величину амплитудой колебаний осциллятора. Мы покажем, что подходящий выбор соотношений между силами взаимодействия между осцилляторами приводит к вероятностям выбора в ФВ целевого объекта или дистрактора, соответствующих задачам зрительного поиска различной степени трудности.

Согласно парадигме направленного поиска, для того, чтобы обнаружить целевой объект, возможно, требуется сделать несколько попыток выбора объекта в ФВ. Число таких попыток и, соответственно, RT зависит от вероятностей, с которыми выбираются целевой объект или объект-дистрактор. Как и направленный поиск, наша модель объединяет как параллельные, так и последовательные механизмы обработки информации. Первые используются для выбора объекта в ФВ, а вторые - для ограниченного перебора объектов. Это согласуется с результатами Бишопы с соавторами [Bichot et al., 2005], обнаружившими параллельные и последовательные механизмы усиления ответа в поле V4 макака при зрительном поиске. Авторы также показали, что нейроны синхронизируют свою активность в гамма-диапазоне, когда объект в рецептивном поле соответствует целевому объекту. Также и в работе [Wamelsdorf et al., 2006] подтверждается, что повышенная синхронизация на частоте гамма-ритма в поле V4 способствует более коротким временам реакции.

Компьютерные вычисления показали, что $RT(n)$ с ростом n возрастает линейно, что согласуется с данными психофизических экспериментов [Proulx and Egeth, 2006; Wolfe, 2007; Hulleman, 2010; Palmer et al., 2011].

4.5.2. Описание модели

Модель имеет радиальную архитектуру связей (рис. 4.36). ПО представляют объекты, одновременно присутствующие на дисплее. Один из осцилляторов соответствует целевому объекту. Без ограничения общности будем считать, что это объект с номером 1. Остальные $n-1$ ПО соответствуют дистракторам. ЦО представляет центральный управляющий элемент системы внимания, взаимодействующий с ПО с помощью прямых и обратных связей.

Постулируется, что объект включен в ФВ, если соответствующий ему ПО работает синфазно с ЦО. Взаимодействие между ПО и ЦО организовано таким образом, что ФВ может содержать не более одного объекта. В небольшом числе случаев допустимо, что ФВ не формируется.

Сила влияния ПО на ЦО зависит от того, представляет ли данный ПО целевой объект или дистрактор. "Целевой" ПО воздействует на ЦО с большей силой, чем ПО-"дистрактор". Этот дисбаланс в силе взаимодействия увеличивает шанс "целевого" ПО синхронизоваться с ЦО, в то время как фазы других ПО не согласованы с фазой ЦО.

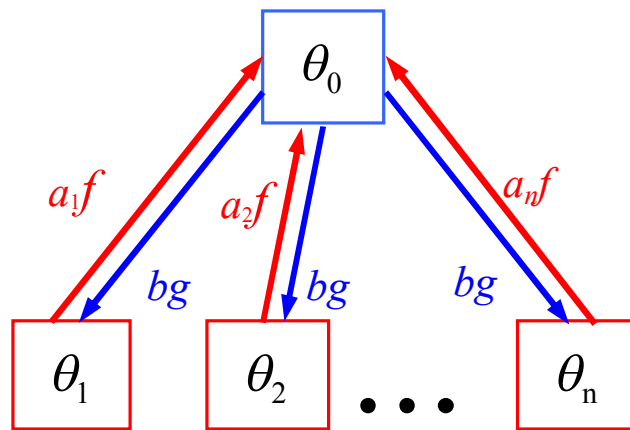


Рис. 4.36. Архитектура модели. Фазы осцилляторов обозначены переменными $\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_n$; f и g – функции взаимодействия.

Динамика модели описывается следующими уравнениями:

$$\frac{d\theta_0}{dt} = \omega_0 + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n a_i f(\theta_i - \theta_0), \quad (4.55)$$

$$\frac{d\theta_i}{dt} = \omega_i + b g(\theta_0 - \theta_i), \quad i = 1, \dots, n, \quad (4.56)$$

$$\frac{d\omega_0}{dt} = \alpha \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n a_i f(\theta_i - \theta_0), \quad (4.57)$$

$$\frac{da_i}{dt} = \beta(-a_i + c + \gamma h(\theta_0 - \theta_i)), \quad i = 1, \dots, n. \quad (4.58)$$

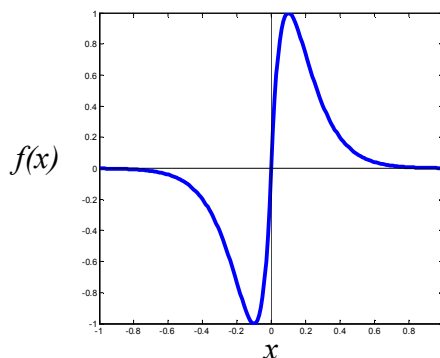
Заметим, что эти уравнения совпадают с уравнениями (3.65)-(3.68) и повторены здесь для удобства ссылок и для возможности независимого чтения данного раздела. Как и прежде, θ_0 - фаза ЦО, ω_0 - собственная частота ЦО, θ_i - фазы ПО, ω_i - собственные частоты ПО, a_i, b - силы связей (амплитуды колебаний). Все фазы находятся в полуинтервале $(-\pi, \pi]$. Функции $f(x)$ и $g(x)$ управляют взаимодействием между ПО и ЦО. Функция $h(x)$ и положительные параметры c и γ управляют динамикой амплитуд ПО. Параметр β задает скорость модификации амплитуд.

Функция взаимодействия f (рис. 4.37а) описывается как:

$$f(x) = \begin{cases} \lambda x e^{-\lambda x+1}, & 0 \leq x \leq \pi, \\ \lambda x e^{\lambda x+1}, & -\pi < x < 0, \end{cases} \quad \lambda > 0. \quad (4.59)$$

Эта функция нечетная и имеющая экстремумы ± 1 в точках $\pm 1/\lambda$. При достаточно большой величине λ она быстро стремится к 0 при возрастании $|x|$.

а



б

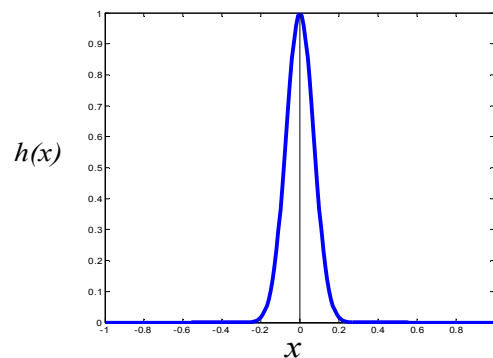


Рис. 4.37. Функции, определяющую динамику модели: (а) функция взаимодействия $f(x)$, $\lambda = 10$; (б) функция, управляющая резонансом амплитуд $h(x)$, $m = 100$.

Функция взаимодействия $g(x)$ равна

$$g(x) = \sin(x). \quad (4.60)$$

Функция $h(x)$ (рис. 4.37б) задается формулой

$$h(x) = \begin{cases} (1 - (x)^2)^m, & |x| < 1, \\ 0, & 1 \leq |x| \leq \pi. \end{cases} \quad (4.61)$$

В интервале $(-\pi, \pi)$ функция $h(x)$ имеет максимум $h(0) = 1$ и быстро убывает до 0, когда $|x|$ возрастает. В результате амплитуда a_i стремится к максимуму $c + \gamma$, если i -й ПО работает синфазно с ЦО. Это интерпретируется как резонансное влияние ЦО на ПО. Если i -й ПО не согласован по фазе с ЦО, то его амплитуда a_i уменьшается до сравнительно низкого значения c .

В то время как собственные частоты ПО являются постоянными, собственная частота ЦО адаптируется в соответствии с уравнением (4.57). Смысл этого уравнения становится ясен, если переписать его в виде

$$\frac{d\omega_0}{dt} = -\alpha \left(\omega_0 - \frac{d\theta_0}{dt} \right). \quad (4.62)$$

Как видно из (4.62), собственная частота ЦО адаптируется в направлении текущей частоты ЦО $\frac{d\theta_0}{dt}$. Положительный параметр α задает скорость адаптации.

Динамику модели, задаваемую уравнениями (4.55)-(4.58), можно неформально описать следующим образом. В силу уравнения (4.55) каждый ПО воздействует на ЦО, стремясь синхронизовать по фазе свою активность с активностью ЦО. Очевидно, шанс преуспеть в этом увеличивается для тех ПО, которые способны сильнее воздействовать на ЦО, по крайней мере, в начальный момент времени. Другими словами, более заметный объект (целевой объект) имеет больший шанс быть включенным в ФВ, чем менее заметный объект (объект-дистрактор). Уравнение (4.56) ответственно за организацию соревнования между ПО за синхронизацию с ЦО, поскольку десинхронизирующее воздействие со стороны ЦО на ПО препятствует тому, чтобы в ФВ попало сразу несколько объектов. Уравнение (4.57) помогает ЦО достичь быстрой и надежной

синхронизации по фазе с одним из ПО, что приводит к быстрому росту воздействия этого ПО на ЦО. Последнее обеспечивается уравнением (4.58). В то же время это уравнение приводит к подавлению до низкого уровня активности тех ПО, которые не смогли синхронизоваться с ЦО.

4.5.3. Результаты компьютерного моделирования

В модели предусмотрены два источника стохастичности. Во-первых, при каждом прогоне модели начальные значения фаз θ_i выбираются случайно и равномерно из интервала $(0, 0,1\pi)$. Во-вторых, собственные частоты ПО случайно и равномерно распределены в интервале $(4,9; 5,1)$. Будем считать, что формальная единица времени в модели равна $\frac{1}{20\pi}$ с. Таким образом, осциллятор с частотой $\omega = 5$ в формальных единицах времени будет делать $2\pi 50$ колебаний в секунду. Это означает, что осциллятор работает на частоте 50 Гц гамма-диапазона.

В начальный момент времени фаза ЦО равна 0, а его собственная частота равна 5. В течение каждого прогона модели собственная частота ЦО меняется в соответствии с уравнением (4.57). Скорость адаптации $\alpha = 1$. Параметры функций $f(x)$ и $h(x)$ равны, соответственно, $\lambda = 10$ и $m = 100$.

Начальные значения амплитуд ПО устанавливаются в соответствии с предположениями относительно заметности разных объектов для системы внимания. При вычислениях мы присваиваем $a_1(0)$ (начальная амплитуда "целевого" ПО) различные целые значения от 3 до 12. Начальные амплитуды других осцилляторов при вычислениях принимают одинаковые значения, равные 1 или 2. Такое соотношение между начальными амплитудами соответствует нашему предположению, что все дистракторы имеют одинаковую заметность и, следовательно, имеют одинаковый шанс попасть в ФВ. В ходе прогона модели амплитуды адаптируются в

соответствии с уравнением (4.58). Параметры этого уравнения равны $c = 2, \gamma = 10, \beta = 0,05$. Эти параметры задают верхнюю и нижнюю асимптотику для амплитуд a_i . В соответствии с ними верхняя граница равна 12, а нижняя граница равна 2.

В численных экспериментах параметр $b = -1$. Вытекающее из этого десинхронизирующее воздействие ЦО на ПО может быть преодолено тем ПО, сила воздействия которого на ЦО достаточно велика.

Различие в асимптотической динамике между ПО можно выявить, проверяя, к какой границе значений амплитуды ПО стремится амплитуда данного ПО - к верхней или к нижней. Прежде чем делать такую проверку, необходимо подождать некоторое время, пока идут переходные процессы. Это время установлено равным $T_1 = 80$. Следующие 20 единиц условного времени используются для определения типа динамики, демонстрируемой различными ПО. Таким образом, полное время одного прогона модели составляет $T_2 = 100$ единиц времени.

Зададим два порога, $H_{high} = 10$ и $H_{low} = 3$. Если в течение интервала времени (T_1, T_2) траектория $a_i(t)$ лежит выше H_{high} , то считаем, что i -й объект выбран в ФВ.

Значения параметров модели суммированы в таблице 4.8.

Следующие виды динамики могут иметь место при заданных значениях параметров:

А. $a_1(t) > H_{high}$ для $T_1 < t < T_2$, и "целевой" ПО является единственным осциллятором, для которого это условие выполняется. Это означает, что в ФВ был выбран целевой объект (рис. 4.38а). В этом случае процесс выбора объектов в ФВ заканчивается.

В. $a_i(t) > H_{high}$ для $T_1 < t < T_2$ и для некоторого значения индекса $i > 1$. Это означает, что в ФВ был выбран объект-дистрактор (рис. 4.38б). В этом случае выбор объектов в ФВ продолжится в других прогонах модели до тех пор, пока не будет сделан правильный выбор целевого объекта.

Таблица 4.8. Значения параметров.

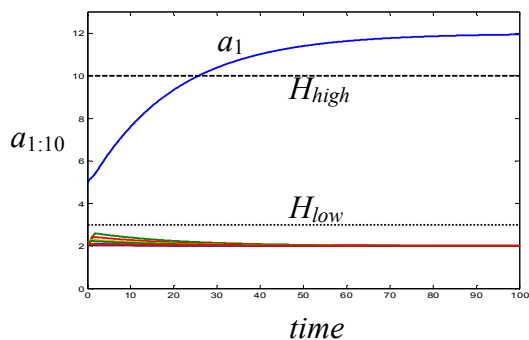
Параметры	Значения
Начальное значение фазы ЦО	0
Начальные значения фаз ПО	$(0; 0,1\pi)$
Начальная собственная частота ЦО	5
Диапазон распределения собственных частот ПО	$(4,9; 5,1)$
Параметр λ функции f	10
Параметр m функции h	100
Начальное значение амплитуды $a_1(0)$	3, 4, ..., 12
Начальные значения амплитуд $a_i(0)$ ($i = 2, \dots, n$)	1 или 2
Параметр b уравнения (4.56)	-1
Параметр α уравнения (4.57)	1
Параметр c уравнения (4.58)	2
Параметр γ уравнения (4.58)	10
Параметр β уравнения (4.58)	0,05
Временной интервал (T_1, T_2)	$(80, 100)$
Верхний порог H_{high} для амплитуд ПО	10
Нижний порог H_{low} для амплитуд ПО	3

С. $a_i(t) < H_{low}$ для всех i в течение временного интервала (T_1, T_2) (рис. 4.38в). Это означает, что в течение времени T_2 ФВ не сформировался. В этом случае процесс выбора объектов продолжается на следующих прогонах модели аналогично случаю В.

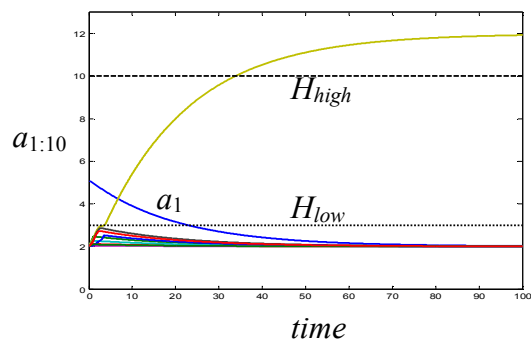
На рис. 4.38г приведен пример гистограммы, показывающий частоту возникновения событий А, В, С при проведении 1000 прогонов модели. Отметим, что частота события С всегда невелика, не более 3-5%.

На рис. 4.39а, г показаны вероятности r_n выбора в ФВ целевого объекта за один прогон модели.

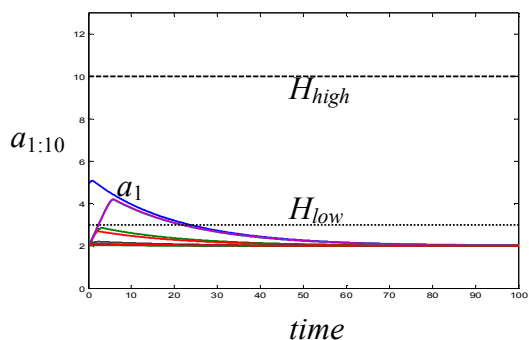
а



б



в



г

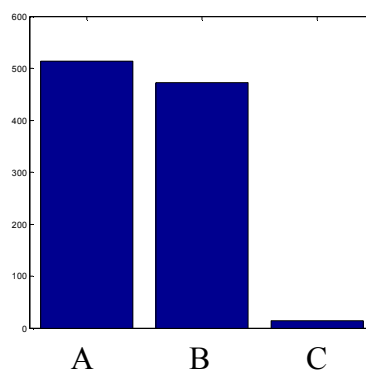


Рис. 4.38. Типы динамик модели: (а) выбор целевого объекта; (б) выбор объекта-дистрактора; (в) ФВ не сформировался; (г) гистограмма частоты возникновения различных динамических режимов. Значения параметров: $n = 10$, $a_1(0) = 5$, $a_i(0) = 2$ ($i = 2, \dots, 10$); time – время в условных единицах.

Для вычисления этих вероятностей было проведено 1000 прогонов модели для каждого заданного числа n объектов на дисплее. Различные линии соответствуют различному выбору значений $a_1(0)$ и $a_2(0)$ ($a_2(0) = \dots = a_n(0)$). Графики показывают, что r_n убывает при увеличении числа объектов n . При фиксированной начальной амплитуде осцилляторов-"дистракторов" значения r_n становятся меньше по мере того как уменьшается начальное значение амплитуды "целевого" осциллятора. В терминах модели это означает, что вероятность выбора целевого объекта в ФВ убывает, если заметность целевого объекта падает и его становится труднее различить среди дистракторов.

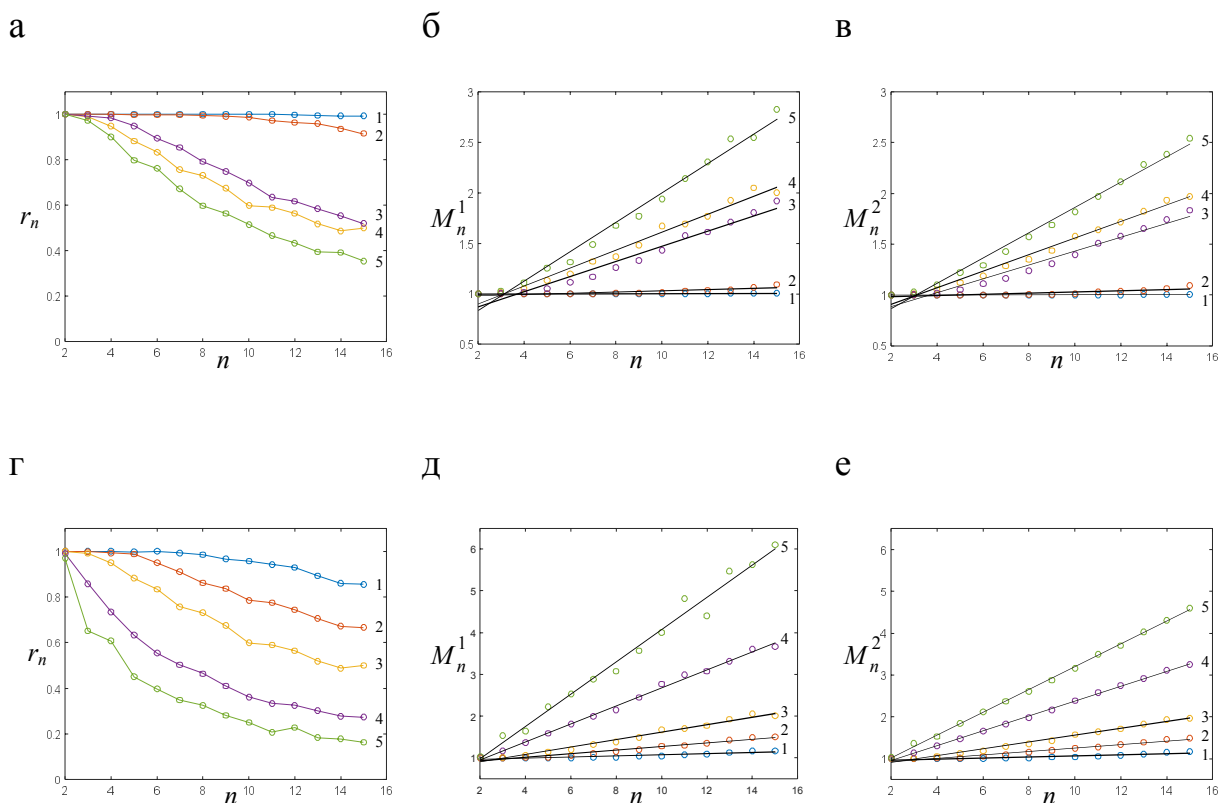


Рис. 4.39. Результаты численных экспериментов: (а), (г) вероятности r_n как функции n ; (б), (д) среднее число прогонов M_n^1 , необходимых для выбора целевого объекта в случае выбора с разрешенным возвратом; (в), (е) среднее число прогонов M_n^2 , необходимое для выбора целевого объекта в случае подавления возврата. Для панелей (а), (б), (в) $a_i(0) = 1, i = 2, \dots, n$. Для панелей (г), (д), (е) $a_i(0) = 2, i = 2, \dots, n$. Для всех панелей нумерация линий соответствует следующим значениям $a_1(0)$: (1) $a_1(0) = 12$, (2) $a_1(0) = 8$, (3) $a_1(0) = 6$, (4) $a_1(0) = 4$, (5) $a_1(0) = 3$. Прямые линии на панелях (б), (в) и (д), (е) – линии линейной регрессии.

Значение r_n является скрытым параметром. Его невозможно непосредственно получить в психофизических экспериментах. Однако, если придерживаться парадигмы направленного поиска, тогда r_n можно использовать для вычисления среднего числа попыток M , необходимых для выбора целевого объекта. Поскольку величина M пропорциональна среднему времени выбора объекта, результаты вычисления M уже можно сравнивать с экспериментальными данными.

Поскольку среди исследователей нет определенного мнения относительно того, имеет ли место при зрительном поиске подавление возврата, мы рассмотрели обе эти ситуации. Обозначим через M_n^1 число

попыток поиска, которое необходимо сделать в случае разрешенного возврата, а через M_n^2 - в случае подавления возврата (очевидно, что при равных условиях $M_n^1 > M_n^2$). Если не накладывать никаких ограничений на число попыток выбора с возвратом, тогда M_n^1 задается формулой

$$M_n^1 = \sum_{i=1}^{\infty} i r_n (1 - r_n)^{i-1} = \frac{1}{r_n}. \quad (4.63)$$

В случае подавления возврата процесс выбора ограничен не более чем n попытками. В этом случае среднее число попыток равно

$$M_n^2 = r_n + \sum_{i=2}^{n-1} \left[i r_{n+1-i} \prod_{j=n+2-i}^n (1 - r_j) \right] + n \prod_{j=2}^n (1 - r_j). \quad (4.64)$$

Значения M_n^1 и M_n^2 , полученные по формулам (4.63)-(4.64), показаны на рис. 4.39б,в,д,е кружками. Черные прямые линии – линии линейной регрессии, аппроксимирующие полученные значения.

Результаты наших вычислений, приведенные на рис. 4.39, хорошо соответствуют экспериментальным данным относительно времен реакции в задачах зрительного поиска различной степени трудности (см. рис. 4.34). Линии, помеченные цифрой 1 на рис. 4.39б-в,д-е и цифрой 2 на рис. 4.39б, почти горизонтальны, поэтому можно считать, что они соответствуют поиску по признаку. Линии 3-4 на рис. 4.39б-в, д-е и линия 2 на рис. 4.39д,е соответствуют поиску по комбинации признаков. Следует отметить различие в поведении линии 2 на рис. 4.39б-в и рис. 4.39д-е. На рис. 4.39д-е заметность дистракторов выше, чем на рис. 4.39б-в, поэтому поиск целевого объекта в ситуациях рис. 4.39д-е более трудный. Сравнивая поведение линий 3 и 4 на рис. 4.39б-в и рис. 4.39д-е, можно видеть, что изменение заметности дистракторов может значительно изменить соотношение в трудности задачи. На рис. 4.39б-в разница в трудности задач 3 и 4 намного меньше, чем в случае рис. 4.39д-е. Линии обозначенные цифрой 5 соответствуют наиболее трудной задаче зрительного поиска: поиску по пространственной форме. Отметим, что

поиск при подавлении возврата (рис, 4.39в, е) оказался лишь немного более быстрым, чем при разрешении возврата (рис. 4.39б, д). Это объясняет, почему оказалось трудно различить эти два варианта поиска экспериментально.

Естественно, возникает вопрос, как среднее число попыток поиска связано со временем реакции, измеряемым в экспериментах. Предположим, что среднее время, необходимое для выбора и идентификации объекта, есть константа t_{id} , не зависящая от числа сделанных попыток. Именно такое предположение было сделано в модели [Moran et al., 2013], продемонстрировавшей хорошую аппроксимацию экспериментальных данных. При этом предположении среднее время выбора целевого объекта равно

$$\tau = t_{id} * M + t_{res}, \quad (4.65)$$

где M – среднее число попыток, t_{res} – среднее остаточное время, включающее временные затраты на все действия, помимо самого процесса поиска. Это время включает кодирование изображения и процессы, идущие после принятия решения, такие как планирование и выполнение механического действия (нажатие клавиши). Формула (4.65) показывает, что между τ и M имеется простое линейное соответствие.

Проведенные вычисления показали, что значения M_n^1 и M_n^2 как функции n хорошо аппроксимируются линейной зависимостью. Мы уже отмечали, что этот факт соответствует экспериментальным данным [Proulx and Egeth, 2006; Wolfe, 2007; Hulleman, 2010; Palmer et al., 2011]. Линейность всех 20 моделей статистически значима на уровне 0,01 (ANOVA р-значения меньше, чем 0,01). Все эти модели хорошо аппроксимируют данные (диапазон R-квадрата от 0,56 до 0,99). В силу (4.65) то же самое верно и для функции $\tau(n)$.

4.5.4. Обсуждение

Имеющиеся многочисленные данные относительно связи селективного внимания с синхронизацией нейронной активности [Steinmetz et al., 2000; Fries et al., 2001; Fries et al., 2002; Fell et al., 2003; Womelsdorf and Fries. 2007; Doesburg et al., 2008; Bosman and Womelsdorf, 2009; Deco et al., 2011] представляют большое поле для исследований с помощью математического моделирования. Оно должно ответить на вопрос, какие феномены внимания могут быть объяснены в терминах ОНС. Как было показано, ОНС с конкуренцией по типу ППВ за синхронизацию между ПО с ЦО оказалась адекватной моделью для экспериментальных данных по зрительному поиску.

Использование в модели обобщенных фазовых осцилляторов, а не традиционных осцилляторов Курамото существенно для успешного применения модели. Хотя поведение типа ППВ возможно для традиционных осцилляторов Курамото в сетях с ЦО [Kazanovich et al., 2013], как показывают вычислительные эксперименты, в такой модели невозможно избежать хаотического поведения, которое возникает в большинстве случаев при свободном выборе начальных условий для динамики модели.

Компьютерные вычисления показали, что формализация параметра заметности в виде силы воздействия нейронов, кодирующих объект, на ЦУЭ позволяет воспроизводить данные относительно времени реакции в задачах зрительного поиска различной сложности. Это можно рассматривать как подтверждение теории направленного поиска. Демонстрируемая моделью линейная зависимость времени реакции от числа объектов на дисплее не была запланирована заранее. Это является важным подтверждением того, что модель, по всей видимости, верно отражает нейронные механизмы, лежащие в основе работы селективного внимания при зрительном поиске.

Еще один важный факт, который необходимо отметить, состоит в том, что каждый график на панелях рис. 4.39 был получен при одних и тех же начальных значениях амплитуд ПО, что следует интерпретировать как предположение о независимости заметности объекта от числа объектов на дисплее. Это предположение согласуется с предположениями модели [Moran et al., 2013] и может рассматриваться как дополнительное подтверждение адекватности указанной модели.

Недавно теория направленного поиска была критически рассмотрена в работе [Hulleman and Olivers, 2015]. Вывод авторов состоит в том, что "паттерны движения глаз человека во время зрительного поиска могут быть лучше объяснены моделью, которая фиксирует области на экране, где максимизируется информация относительно присутствия целевого объекта, чем моделью, которая фиксирует объект с наибольшей вероятностью являющийся целевым". Наш подход является достаточно гибким, чтобы включать как объектно-ориентированные, так и пространственно-ориентированные принципы фокусировки внимания. Более того, он содержит потенциальную возможность учитывать взаимное пространственное расположение объектов, что может быть использовано для дальнейшего улучшения функционирования модели.

4.6. Модель слежения за несколькими объектами

Материал данного раздела опубликован в статьях [Казанович, Борисюк, 2005; Kazanovich and Borisyuk, 2005; Казанович, Борисюк, 2006; Kazanovich and Borisyuk, 2006]. Перенос модели слежения за несколькими движущимися объектами на сети из импульсных осцилляторов описан в работе [Borisyuk et al., 2008; Borisyuk et al., 2009 (Neural Network World)].

4.6.1. Биологические предпосылки и принципы, лежащие в основе модели

Традиционные теории внимания характеризовали этот психологический феномен в таких пространственных терминах как "луч прожектора" (spotlight) или "увеличительное стекло" (zoom lens), которые могут перемещаться по зрительному полю, фокусируясь на определенных местах [Posner et al., 1980; Eriksen and St. James, 1986]. Это так называемое пространственно-ориентированное внимание. В более поздних исследованиях было обнаружено, что объектом внимания может быть не только определенная область зрительного поля, но и дискретные объекты, чей выбор в ФВ не зависит от того, в какой части зрительного поля они находятся. Этот вид внимания носит название объектно-ориентированного внимания [Egeth and Yantis, 1997; Scholl, 2001]. Для объектно-ориентированного внимания ограничения на обработку информации связаны с числом объектов, которые могут быть одновременно в ФВ.

Одной из основных экспериментальных парадигм при исследовании объектно-ориентированного внимания является слежение за несколькими объектами (СНО). В стандартно организованных экспериментах по СНО [Pylyshyn and Storm, 1988; Pylyshyn, 2001; Scholl, 2001] наблюдатель (испытуемый) смотрит на дисплей, содержащий m простых идентичных объектов (до 10-12 объектов, таких как точки, знаки +, круги и т.д.). Определенное число этих объектов (от 1 до $m/2$, m - четное) коротко подсвечивается с тем, чтобы испытуемый в дальнейшем рассматривал эти объекты как целевые. Остальные объекты являются дистракторами. После этого все объекты начинают двигаться по экрану дисплея независимо друг от друга в случайных направлениях. Движения ограничены двумя условиями: объекты не должны подходить слишком близко друг к другу и не должны выходить за пределы экрана. Цель испытуемого – следить за целевыми объектами без саккад (зрачки глаз фиксируются в центре экрана). В какой-то момент один из объектов подсвечивается вспышкой.

Испытуемый должен нажать одну из двух клавиш клавиатуры в зависимости от того, был ли подсвеченный объект целевым или дистрактором. Другим вариантом эксперимента является требование обозначить все целевые объекты с помощью мышки.

Было показано, что тренированные испытуемые могут весьма эффективно выполнять задания по СНО. Хотя число ошибок возрастает с увеличением числа целевых объектов, даже в случае 5 целей число правильных ответов может быть на уровне 85%. Основным выводом из экспериментов по СНО было утверждение, что в СНО задействованы параллельные процедуры обработки информации с ограниченным ресурсом. Гипотеза о том, что имеет место постоянный перебор целевых объектов и их последовательное включение в ФВ, по-видимому, не проходит, так как в этом случае скачки "прожектора" внимания с одного объекта на другой должны были бы быть слишком быстрыми для реализации в нейронной системе.

В большом числе последующих исследований [Yantis, 1992; Blaser et al., 2000; Scholl and Tremoulet, 2000; Sears and Pylyshyn, 2000; Visvanathan and Mingolla, 2002; Oksama and Hyönä, 2004; Liu et al., 2005] было подтверждено, что уже на ранних стадиях обработки информации в зрительной системе происходит "выделение и слежение за примерно пятью зрительными объектами без кодирования их зрительных признаков" [Pylyshyn, 2001]. В работе [Visvanathan and Mingolla, 2002] СНО исследовалось в случае, когда объектам разрешалось пересекаться во время их перемещений. Было показано, что "хотя задача слежения становится существенно более трудной..., она все еще может быть успешно разрешена даже в случае чисто двухмерного изображения". Наблюдатели лучше решают задачу слежения за объектами, чем могут идентифицировать объекты. Идентификация теряется, когда объекты подходят близко друг к другу [Pylyshyn, 2004].

Коннекционистские модели внимания [Olshausen et al., 1993; Tsotsos et al., 1995; Moser and Siltan, 1998; Grossberg and Raizada, 2000; Itti and Koch, 2000; Itti and Koch, 2001], основанные на процедурах ППВ, при которых происходит подходящая модификация весов связей в иерархической нейронной сети, плохо подходят в случае движущихся объектов, поскольку при каждом изменении расположения объектов на дисплее все связи нейросетевой модели должны пересчитываться. Для объектно-ориентированного внимания более подходят осцилляторные модели внимания [Kazanovich and Borisyuk, 1999; Wang, 1999; Corchs and Deco, 2001; Borisyuk and Kazanovich, 2003; Borisyuk and Kazanovich, 2004; Katayama et al., 2004], поскольку они функционируют в фазово-частотном пространстве и не привязаны к конкретному положению объектов в физическом пространстве.

Разработанная нами нейронная модель СНО основана на принципах осцилляторной синхронизации и резонанса. Базовой частью модели СНО является ОНС с центральным элементом, описанная в разделе 3.3 и примененная для реализации последовательного выбора объектов в разделе 4.3 [Kazanovich and Borisyuk, 1999; Kazanovich and Borisyuk, 2002; Borisyuk and Kazanovich, 2003; Kazanovich and Borisyuk, 2003; Borisyuk and Kazanovich, 2004]. В следующем параграфе мы покажем, что эта модель может быть легко адаптирована для слежения за одним движущимся объектом (СОО).

4.6.2. Слежение за одним объектом

Модель СОО совпадает с моделью СВО, описанной в разделе 4.3.3.2. Архитектура модели имеет вид, представленный на рис. 4.40.

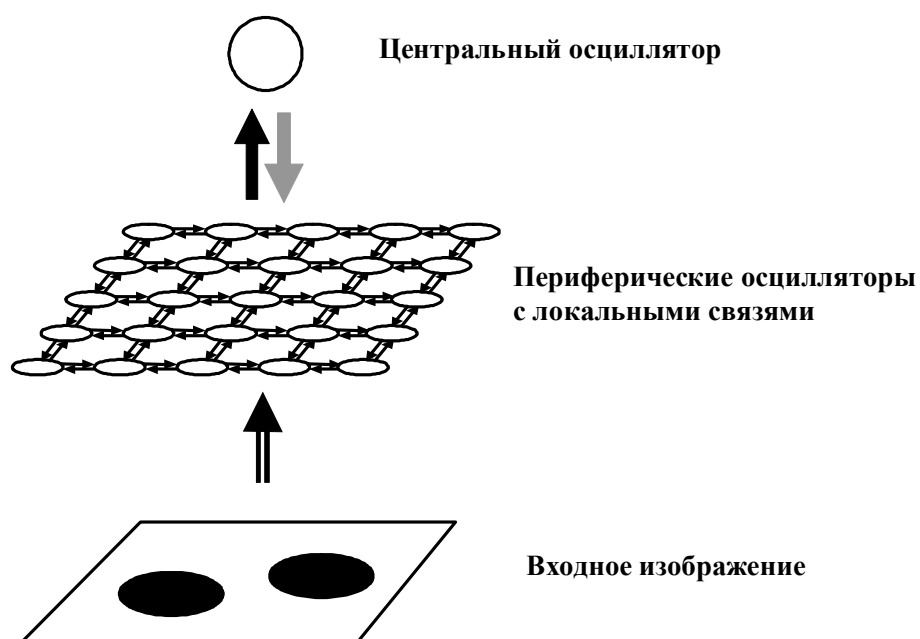


Рис. 4.40. Архитектура СОО. Полая стрелка показывает, что собственные частоты ПО присваиваются в соответствии с входным изображением. Черная стрелка показывает синхронизирующие связи от ПО к ЦО, серая стрелка показывает десинхронизирующие связи от ЦО к ПО. В слое ПО имеются локальные синхронизирующие связи для синхронизации внутри ансамбля ПО, кодирующего один объект.

Проиллюстрируем функционирование СОО в случае зрительного поля размером 25×50 пикселей, содержащего 9 объектов - черных квадратов размера 7×7 на белом фоне.

Все пиксели объектов получают одинаковое освещение, поэтому они имеют одинаковый контраст относительно фона. Соответственно, все активные ПО будут иметь одинаковые собственные частоты. Для того чтобы быть во временных рамках, характерных для экспериментов по слежению, мы выбрали условную единицу времени равную 100 мс и использовали гамма-колебания как область рабочих частот. При вычислениях собственные частоты активных ПО были равны $\omega_i = 5$ (5 колебаний за 100 мс), что соответствует частоте 50 Гц. Амплитуды активных ПО имеют начальное значение 5 и меняются в диапазоне (0, 11). Порог для резонансной амплитуды установлен на уровне $R = 8,8$. Если

амплитуда колебаний ПО превосходит R , соответствующий пиксель считается включенным в ФВ.

На рис. 4.41 показаны кадры динамики ФВ в моменты 0; 0,4; 0,8; ... (в секундах). Кадры упорядочены слева направо и сверху вниз. Верхний левый кадр соответствует начальному состоянию, т.е. в момент предъявления изображения. Позднее квадраты начинают двигаться в любом из 4-х случайно выбранных направлений (вверх, вниз, вправо, влево) с вероятностью 0,25. Выбор нового направления осуществляется в моменты 0,1; 0,2; 0,3; ... (в секундах). Движение игнорируется, если оно ведет к выходу за границы зрительного поля.

На исходном изображении квадраты расположены регулярным образом. В результате движения расположение объектов становится случайным. Появляются сложные объекты как результат наложения нескольких квадратов. ФВ появляется с небольшой задержкой после предъявления изображения. Внимание автоматически фокусируется на одном из квадратов (показан случай, когда это квадрат, расположенный в центре изображения). До тех пор пока объект в ФВ изолирован от других объектов, ФВ прочно привязан к этому объекту. Однако как только начинают формироваться сложные объекты, внимание постепенно распространяется на пиксели, окружающие объект в ФВ (см., например, четвертый кадр в первом ряду рис. 4.41). Если такой сложный комплексный объект позднее распадается, внимание фокусируется на одном из разделившихся объектов. Это напоминает передачу палочки в эстафете с той разницей, что процесс переключения внимания с одного объекта на другой имеет вероятностный характер.

Можно подумать, что внимание почти исчезает в момент, представленный на втором слева кадре нижнего ряда рис. 4.41, а потом волшебным образом появляется в момент, показанный на следующем кадре.



Рис. 4.41. Слежение за одним объектом. Изображение содержит один целевой объект и 8 дистракторов. Пиксели в ФВ – черные, пиксели объектов вне ФВ – серые, пиксели фона – белые.

На самом деле, ничего таинственного здесь не происходит. Просто амплитуды осцилляторов, входивших в ФВ, на короткое время становятся ниже, чем установленный порог R (верхний рис. 4.42), однако вскоре амплитуды осцилляторов в ФВ возрастают и становятся выше порога (нижний рис. 4.42). В этот момент два квадрата, находившиеся в ФВ, расходятся, и внимание переключается на один из них.

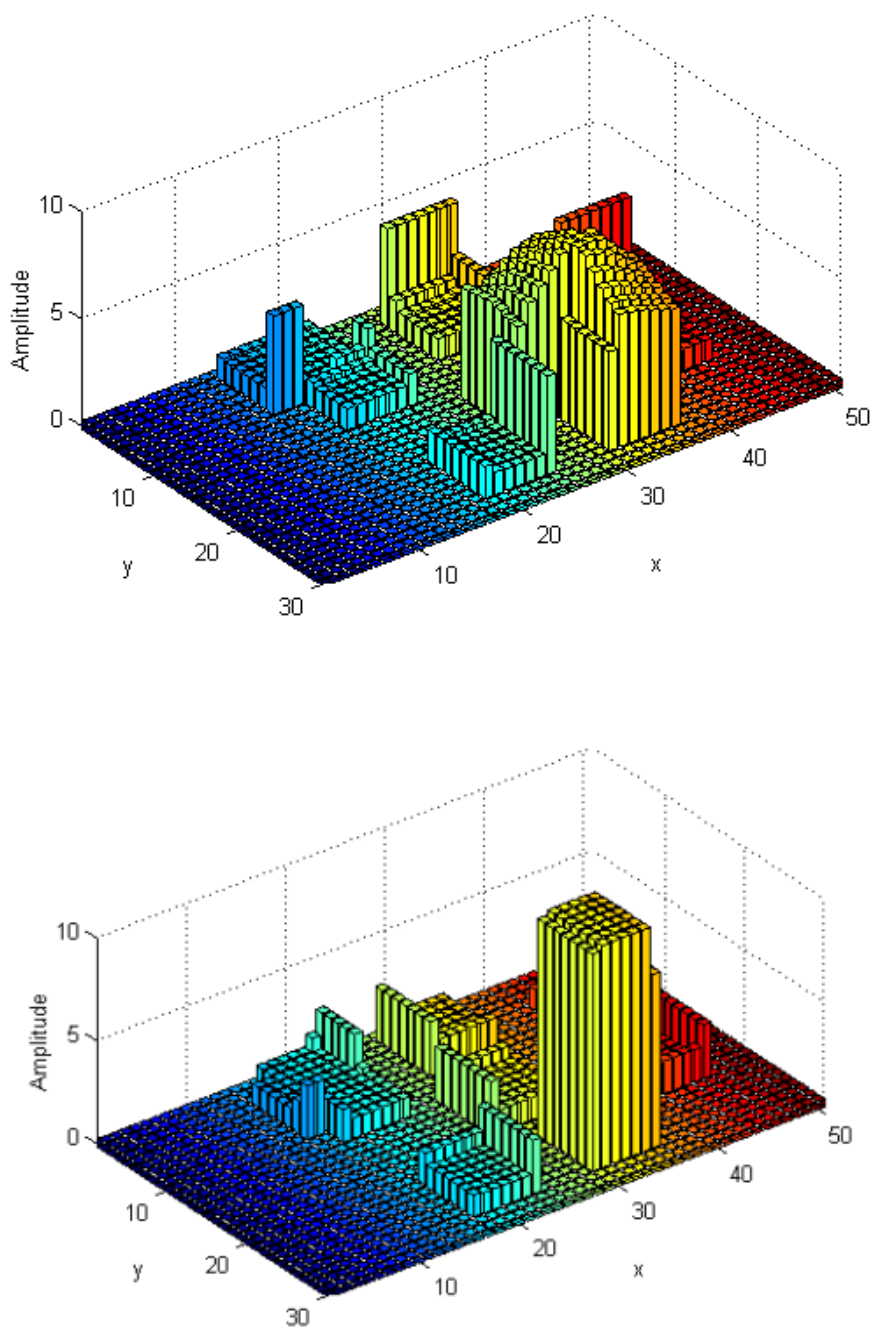


Рис. 4.42. Амплитуды ПО в момент $t = 116$ (верхний рисунок) и в момент $t = 120$ (нижний рисунок).

4.6.3. Слежение за несколькими объектами

Архитектура модели СНО показана на рис. 4.43.

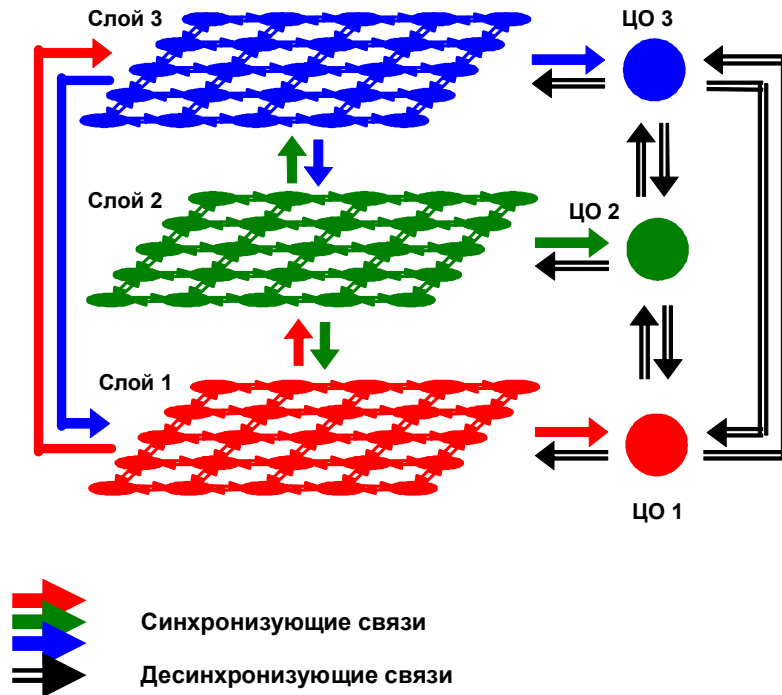


Рис. 4.43. Архитектура модели СНО в случае трех целевых объектов. Каждый слой сети ответствен за слежение за одним объектом.

Эта архитектура соответствует случаю слежения за тремя объектами (в общем случае число слоев в сети совпадает с числом целевых объектов). Каждый из слоев имеет ту же конструкцию, что и модель СОО. Эти слои рассматриваются как модули системы внимания. Каждый модуль предназначен для слежения за своим целевым объектом, а взаимодействие между модулями организовано так, чтобы разные модули не следили за одним и тем же объектом. Для удобства ссылок слои покрашены в различные цвета, так что в дальнейшем мы будем говорить о красном, зеленом или синем слое.

Уравнения динамики модели приведем для общего случая m целевых объектов. Они отражают архитектуру связей, приведенную на рис. 4.43.

$$\frac{d\theta_0^k}{dt} = 2\pi\omega_0^k + \frac{w_0}{n_{res}} \sum_{i=1}^n s_i a_i^k g(\theta_j^k - \theta_0^k) - \frac{w_3}{m} \sum_{l=1}^m a_0^l q(\theta_0^l - \theta_0^k), \quad (4.70)$$

$$\begin{aligned} \frac{d\theta_i^k}{dt} = 2\pi\omega_i^k - a_0^k w_1 h(\theta_0^k - \theta_i^k) + w_2 \sum_{j \in N_i} a_j^k p(\theta_j^k - \theta_i^k) + \\ \frac{w_4}{m} \sum_{l=1}^m a_i^l p(\theta_i^l - \theta_i^k) + \rho, \end{aligned} \quad (4.71)$$

$$\frac{da_i^k}{dt} = \beta(-a_i^k + \gamma f(\theta_0^k - \theta_i^k)), \quad (4.72)$$

$$\frac{d\omega_0^k}{dt} = \alpha \left(\frac{w_0}{n_{res}} \sum_{i=1}^n s_i a_i^k g(\theta_j^k - \theta_0^k) - \frac{w_3}{m} \sum_{l=1}^m a_0^l q(\theta_0^l - \theta_0^k) \right) = -\alpha \left(2\pi\omega_0^k - \frac{d\theta_0^k}{dt} \right), \quad (4.73)$$

$$\frac{da_0^k}{dt} = \beta(-a_0^k + \gamma_1 r(\sum_{l=1, l \neq k}^m f(\theta_0^l - \theta_0^k))). \quad (4.74)$$

В этих уравнениях верхний индекс используется для нумерации слоев, $k = 1, \dots, m$, а нижний индекс – для нумерации осцилляторов в слое, $i = 1, \dots, n$. Последний член в правой части уравнения (4.70) задает десинхронизирующее взаимодействие между ЦО разных слоев. Функции p и q имеют вид (4.59). Нормализующий параметр n_{res} в (4.70) равен числу резонансных ПО в данном слое, но не меньше, чем число пикселей в целевом объекте. Параметры w_1, w_2, w_3, w_4 – положительные константы. Параметры s_i в уравнении (4.70) формируют карту заметности, $s_i > 0$ для пикселей объектов и $s_i = 0$ для пикселей фона. На начальном этапе, когда некоторые объекты подсвечиваются, значения s_i устанавливаются выше для пикселей, выбираемых в качестве целевых объектов, чем для пикселей объектов-дистракторов. В силу предполагаемой гомогенности подсвечивающего светового сигнала, значения s_i идентичны для всех пикселей целевых объектов.

В уравнении (4.74) для амплитуд ЦО функция $r(x)$ имеет вид

$$r(x) = \begin{cases} 1+x, & x \leq f_{max}, \\ 1+f_{max}, & x > f_{max}. \end{cases}$$

Эта функция нормализует диапазон вариации амплитуд ЦО, приводя его к интервалу $(\gamma_1(1+f_{min}), \gamma_1(1+f_{max}))$. В вычислениях значения резонансной амплитуды ЦО было примерно в два раза выше, чем амплитуда нерезонансных ЦО.

ПО, занимающие одинаковое пространственное положение, т.е. имеющие одинаковые координаты в разных слоях, образуют колонку. ПО в колонке связаны сильными синхронизирующими связями. Эти ПО получают идентичные внешние сигналы от соответствующего пикселя на изображении. Как и в случае СОО, внешний сигнал кодирует контраст между интенсивностью данного пикселя и интенсивностью фона. Этот сигнал задает собственную частоту всех ПО в колонке. Идентичность этих собственных частот приводит к быстрой синхронизации осцилляторов в колонке.

Локальные связи между ПО в слое ограничены ближайшими соседями. Эти связи синхронизирующие и достаточно сильные, чтобы синхронизовать колонки ПО, кодирующие изолированный объект. Таким образом, в сети образуются ансамбли синхронно работающих ПО, каждый из которых кодирует свой объект на изображении.

ЦО из различных слоев связаны десинхронизирующими связями. Эти связи предотвращают синхронизацию различных ЦО с одним и тем же ансамблем синхронных ПО. Таким образом, изолированные зрительные объекты кодируются в сети несинхронной осцилляторной активностью различных ансамблей ПО.

Как и в случае СОО, если ансамбль ПО в k -ом слое работает синфазно с ЦО в этом слое, амплитуды ПО в этом ансамбле возрастают до резонансного уровня, превосходя установленный порог. Если все ПО в k -ом слое, соответствующие пикселям одного объекта, находятся в

резонансном состоянии, этот факт интерпретируется как включение данного объекта в ФВ k -го модуля.

Если объекты движутся по зрительному полю достаточно медленно и не пересекаются в процессе перемещений, ФВ (после того, как он сформирован) остается достаточно устойчивым в силу резонанса ПО, включенных в ФВ. Резонансные осцилляторы намного сильнее влияют на ЦО в своем слое, чем другие осцилляторы, и это предотвращает скачки внимания с одних объектов на другие. Однако, если скорость перемещения объектов становится сравнительно большой относительно скорости процессов синхронизации и резонанса, внимание может спонтанно переключиться с одного объекта на другой. Это приводит к ошибкам при идентификации целевых объектов и объектов-дистракторов.

Рассмотрим случай, когда движущимся объектам позволено пересекаться. Если на какое-то время пересеклись объекты за пределами ФВ, это не приводит к изменению ФВ. Если пересеклись два объекта, один из которых был в ФВ, внимание распространяется на составной объект, поскольку ПО, соответствующие этому объекту, включаются в общий ансамбль синхронно работающих осцилляторов. Этот ансамбль будет работать синхронно с тем же ЦО, с которым синхронно работал ансамбль ПО до пересечения объектов. После того как объекты, образовавшие составной объект, вновь разойдутся, каждый из них возобновит конкуренцию за включение в ФВ. В силу десинхронизирующего воздействия ЦО на ПО эту конкуренцию может выиграть лишь один объект. Поскольку у системы нет информации, какой из объектов до пересечения был включен в ФВ, оба разделившихся объекта имеют равные шансы оказаться в ФВ.

Если произошло пересечение двух объектов, каждый из которых был в ФВ своего модуля, эти объекты останутся в ФВ, несмотря на десинхронизирующие связи между ЦО. Это достигается благодаря тому, что десинхронизирующие связи между ЦО слабы по сравнению с сильным

синхронизирующим воздействием, идущим от общего синхронного ансамбля ПО на оба ЦО. После расхождения объектов десинхронизирующее взаимодействие между ЦО возобновляет свое действие на оба ЦО. В результате каждый объект снова будет отслеживаться своим модулем. Конечно, возможно, что объекты, скажем, A и B , которые до пересечения отслеживались, соответственно, "красным" и "зеленым" слоями, поменяются своими следящими модулями, так что после разделения объектов "красный" модуль будет следить за объектом B , а за объектом A будет следить "зеленый" модуль. Случится ли такая перемена, зависит от того, насколько значительно было пересечение объектов и сколько долго оно продолжалось.

На самом деле, баланс между синхронизирующими и десинхронизирующими воздействиями на ЦО приводит к более сложным последствиям, чем было описано выше. Численные эксперименты показывают, что постоянная сила десинхронизирующего взаимодействия между ЦО не может гарантировать устойчивое поведение ФВ. Один тип ошибок возникает, если десинхронизирующее взаимодействие между ЦО слишком сильное. В этом случае при пересечении объектов ЦО может потерять синхронизацию с ансамблем ПО, бывшим в ФВ. В результате только один ЦО сохранит синхронизацию с составным объектом. Другой тип ошибок появляется, если десинхронизирующее взаимодействие между ЦО слишком слабое. В этом случае два ЦО могут сохранить синхронизацию с одним из разделившихся объектов. Эти проблемы решаются, только если отказаться от фиксированных амплитуд ЦО. Согласно уравнению (4.74) амплитуды ЦО возрастают, если эти ЦО соответствуют двум пересекающимся целевым объектам, что приводит к временному возрастанию десинхронизирующего взаимодействия между этими ЦО. Сила десинхронизирующего взаимодействия снова падает, когда объекты расходятся.

Для того чтобы реалистично моделировать экспериментальные условия СНО, необходимо не только осуществлять слежение за движущимися целевыми объектами, но и осуществлять выбор целевых объектов на начальном этапе работы системы. В экспериментальных условиях цели помечаются для наблюдателя с помощью короткой вспышки света. В модели для этой цели мы используем понятие заметности объектов в зрительной сцене. Предполагается, что коротко подсвеченные объекты более заметны для системы внимания, чем остальные объекты. Это приводит к автоматическому привлечению внимания к этим объектам. В терминах модели заметность подсвеченного пикселя увеличивает силу влияния ПО, соответствующих этому пикселю, на все ЦО. Таким образом, более заметные объекты получают преимущество по включению в ФВ.

В модели СНО карта заметности формируется как множество параметров s_i , соответствующих пикселям изображения (см. уравнения (4.70) и (4.73)). Для отражения в модели разности в заметности между подсвеченными и неподсвеченными объектами заметность s_i может принимать два положительных значения (помимо значения 0 для неактивных "фоновых" пикселей): высокое значения $S_{flashed}$ для пикселей подсвеченных объектов и низкое значение $S_{non-flashed}$ для пикселей неподсвеченных объектов. Значение $S_{flashed}$ выбиралось значительно выше, чем $S_{non-flashed}$, так что исходно подсвеченные объекты имели большую вероятность выиграть соревнование за включение в ФВ. В вычислительных экспериментах $S_{flashed} = 5$ и $S_{non-flashed} = 0,2$.

После окончания подсветки все объекты становятся одинаково заметными. В модели это отражается в виде равенства всех значений s_i для пикселей объектов. В вычислениях $s_i = 1$.

4.6.4. Результаты компьютерного моделирования

Далее будут рассмотрены два варианта модели СНО, соответствующие движениям объектов с пересечениями и без пересечений. В первом случае вычисления использовались для сравнения результатов функционирования модели с экспериментальными данными [Oksama and Nuõna, 2004]. Во втором случае целью вычислений была демонстрация того, что функционирование модели соответствует принципам, описанным в параграфе 4.6.3.

В работе [Oksama and Nuõna, 2004] эксперименты по СНО проводились с 12 объектами. Для некоторого ускорения вычислений мы ограничились 10 объектами, как в экспериментах Пылишина и Шторма [Pylyshyn and Storm, 1988]. Это практически не влияет на результаты. В вычислениях в качестве объектов использовались черные квадраты размером 7×7 пикселей на белом фоне. Зрительное поле имело размер 30×60 пикселей. Как и в параграфе 4.6.2, пиксели объектов кодировались в сети собственными частотами ПО равными 50 Гц. Слежение за k целевыми объектами ($2 \leq k \leq 5$) подразумевало использование сети из k слоев.

Временная шкала для вычислений была выбрана такой же, как в параграфе 4.6.2. Один прогон модели занимал 7,2 с и состоял из трех фаз. Первая фаза занимала 0,7 с и использовалась для выбора целевых объектов. В течение этой фазы объекты были неподвижны. Различие между целевыми объектами и дистракторами заключалась в их заметности, как это было описано в конце предыдущего параграфа. Желаемый результат в конце этой фазы состоял в том, чтобы подсвеченные объекты были выбраны в ФВ модели, так что каждый целевой объект оказался в ФВ своего модуля. Возможная ошибка – два модуля фокусируют внимание на одном и том же объекте. Другая ошибка – в ФВ попадает объект-дистрактор. Вычисления показали, что вероятность этих ошибок не

превосходит 0,005, так что можно считать, что начальный выбор целевых объектов проходит практически безошибочно.

Вторая фаза занимала 6 с. Это фаза, когда объекты двигались в случайных направлениях. Скорость движения была 1 пиксель за 50 мс, т.е. каждые 50 мс все квадраты перемещались на один пиксель в одном из 4 направлений, выбранных случайно для каждого квадрата (с вероятностью 0,25). Для предотвращения столкновений и пересечений квадратов им не разрешалось подходить друг к другу ближе, чем на один пиксель. Практически это реализовывалось следующим алгоритмом. Сначала определялось, в каком направлении, горизонтальном или вертикальном, будет происходить движение (с вероятностью 0,5). В случае выбора горизонтального движения выбиралось направление направо или налево (с вероятностью 0,5). В случае выбора вертикального движения выбиралось направление вверх или вниз (с вероятностью 0,5). Если при запланированных движениях возникала опасность столкновения квадратов, направление движения менялось на противоположное. Если опасность столкновения возникала как при прямом, так и при обратном движении, никакого движения квадрата в текущий момент времени не производилось. Аналогичные правила применялись для предотвращения выхода квадратов за пределы зрительного поля.

Третья фаза занимала 0,5 с. Во время этой фазы все движения останавливались. Этот промежуток времени давался системе на тот случай, если необходимо было принять решение в неопределенной ситуации, когда несколько квадратов одновременно оказывались в ФВ одного модуля. Такая ситуация время от времени возникала, если объекты двигались. После остановки движения временного интервала 0,5 с оказывалось достаточно, чтобы модель оставила в ФВ лишь один квадрат.

В момент окончания третьей фазы подсчитывалось число ошибок идентификации объектов как целевых или дистракторов. В соответствии с принципами функционирования модели в фокусе внимания к этому

моменту находилось k квадратов. Некоторые из них были целевыми объектами, другие могли быть объектами-дистракторами, поскольку при фокусировке внимания на движущихся объектах могли возникать ошибки. Ошибки могли быть двух типов: целевой объект идентифицирован как дистрактор или дистрактор идентифицирован как целевой объект. В соответствии с принципами реализации модели общее число ошибок должно было всегда быть четным числом – если возникала ошибка в идентификации целевого объекта, это неизбежно приводило к ошибке в идентификации какого-то дистрактора.

Для оценки качества функционирования модели проводилось по 50 прогонов вычислений для каждого из значений $k = 2, 3, 4, 5$. Результаты вычислений приведены в таблице 4.9.

Таблица 4.9. Результаты идентификации целевых объектов и объектов-дистракторов в численных экспериментах СНО.

	Число целевых объектов			
	2	3	4	5
Число ошибок	2	38	86	134
Среднее число ошибок за прогон	0,04	0,76	1,72	2,68
Стандартное отклонение	0,3	1,1	1,5	1,6
Вероятность ошибки, тестируемая с помощью пробного объекта	0,006	0,09	0,179	0,268

С помощью теста ANOVA была проведена проверка того, что полученные средние значения для четырех групп экспериментов (соответствующих различному числу целевых объектов) действительно различаются. Нулевая гипотеза состояла в том, что все группы подчиняются одному и тому же вероятностному распределению (или

различным распределениям, но с одинаковыми средними значениями). Результат: $F = 43,7$, p -значение меньше, чем 0,0001. Это означает, что нулевая гипотеза должна быть отвергнута. Дальнейший анализ с использованием попарного T -теста дал следующие результаты: $T_{23} = 4,6$, $T_{34} = 3,7$, $T_{45} = 3,1$. Эти значения T -теста опровергают нулевую гипотезу, что среднее значение для группы k равно среднему значению для группы $(k-1)$ при $k = 3, 4, 5$. Вследствие этого должна быть принята альтернативная гипотеза, что среднее для группы k больше, чем среднее для группы $(k-1)$.

В экспериментах СНО, описанных в работе [Oksama and Hyönä, 2004] результаты тестирования человека-наблюдателя проводились с использованием "пробного" объекта, выбираемого из всей совокупности объектов слежения. Для исключения смещения оценки при принятии решения испытуемым пробный объект выбирался с вероятностью 0,5 из набора целевых объектов и с той же вероятностью из набора дистракторов. Наши численные эксперименты не предусматривали использование пробного объекта, однако это не препятствует оценке вероятности ошибки с помощью пробного объекта, исходя из наших результатов по оценке числа ошибок при каждом прогоне.

Пусть s - общее число объектов ($s = 10$), k – число целевых объектов ($k = 2, 3, 4, 5$), e – число целевых объектов, которые были ошибочно идентифицированы как дистракторы в процессе одного прогона модели (следовательно, такое же число дистракторов было ошибочно идентифицировано как целевые объекты). Тогда вероятность ошибки, полученная с помощью пробного объекта, будет

$$P = 0,5 \left(\frac{e}{k} + \frac{e}{n-k} \right) = \frac{0,5 ne}{k(n-k)}.$$

С использованием этой формулы были вычислены значения P для каждого прогона, затем эти значения были усреднены для всех прогонов. Результаты вычислений представлены в последней строке таблицы 4.9 и на

рис. 4.44. Для сравнения на том же рисунке показаны данные, полученные в экспериментах СНО для человека [Oksama and Nuöna, 2004]. Оба графика на рис. 4.44 демонстрируют сходное поведение: вероятность ошибки возрастает при увеличении числа целевых объектов. Существенное отличие наблюдается при значении $k = 2$. В этом случае модельные данные существенно ниже, чем экспериментальные. Это, по-видимому, связано с тем, что параметры модели были фиксированы для всех k , в то время как в реальности не исключена подстройка параметров, зависящая от числа объектов на изображении.

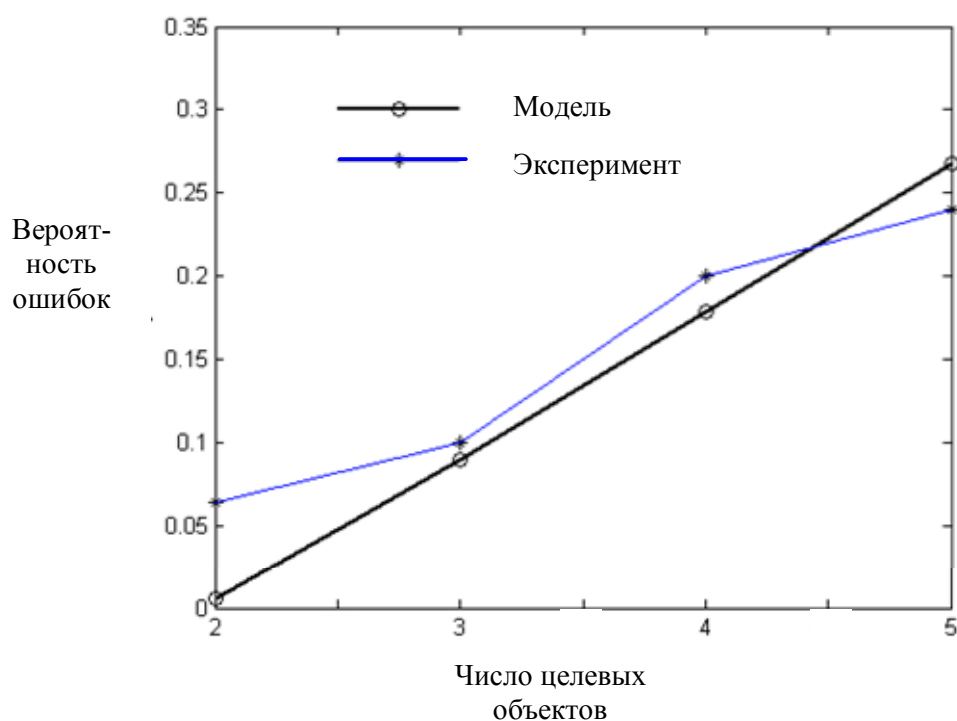


Рис. 4.44. Вероятность ошибок, оцененная с помощью пробного объекта, в модели и в эксперименте. Экспериментальные данные взяты из работы [Oksama and Nuöna, 2004].

Обратимся теперь к функционированию модели в случае разрешения на пересечения объектов при движении. Рассмотрим численный эксперимент, в котором участвуют 6 идентичных объектов (3 целевых и 3 дистрактора). Как и раньше, объектами являются квадраты размером 7×7 пикселей на белом фоне. Размер зрительного поля 19×62 пикселей.

Весь период вычислений разделим на два этапа. На первом коротком этапе (1,2 с) происходит выбор целевых объектов в ФВ. Этот процесс идет так же, как уже было описано выше.

На втором этапе, длящемся 9,6 с, объекты двигаются в соответствии с правилами, описанными в параграфе 4.6.2 (случай СОО). Кадры, иллюстрирующие перемещения объектов и переключения ФВ, показаны на рис. 4.45. Кадры упорядочены слева направо и сверху вниз. Временной интервал между кадрами 0,4 с. Верхний левый кадр показывает начальное положение объектов на изображении. На следующем кадре видно, как формируется ФВ для трех целевых объектов. На следующих кадрах видно, как квадраты начинают двигаться, в результате чего возникают составные объекты.

Надо отметить, что цвета на рис. 4.45 – это не физические цвета объектов на изображении (уже указывалось, что все квадраты черные), а условные коды, показывающие, в каком состоянии находятся осцилляторы в различных слоях. Например, красным цветом показаны пиксели, соответствующие находящимся в резонансном состоянии осцилляторам в красном слое. Промежуточные цвета, такие как цвет морской волны, возникают от "слияния" двух цветов, зеленого и синего, что означает, что оба осциллятора в синем и зеленом слоях находятся в резонансном состоянии. Черный цвет используется для обозначения ситуации, когда все осцилляторы в колонке не находятся в резонансном состоянии. Белый цвет используется для обозначения "фоновых" (пассивных) осцилляторов.

Рассмотрим, что происходит с ФВ по мере перемещения квадратов.

Пара квадратов в центре изображения постоянно находится за пределами ФВ независимо от того, являются ли они изолированными или временно образуют сложный объект. ПО, представляющие пиксели этих квадратов, работают с низкой амплитудой колебаний.

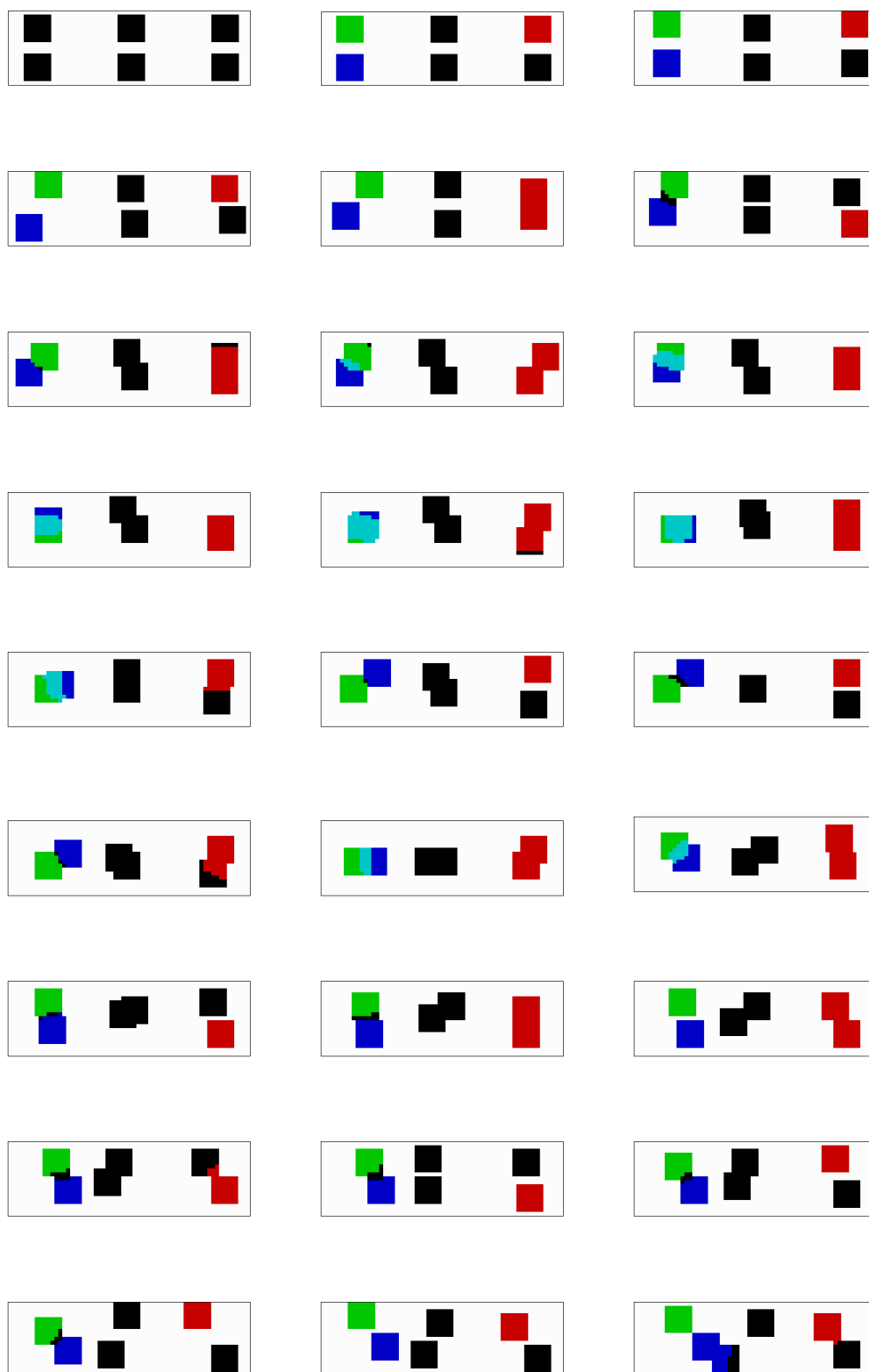


Рис. 4.45. Процесс формирования и изменения ФВ (3 целевыми объектами и 3 дистракторами). Пиксель красный/зеленый/синий, если соответствующий ему ПО в колонке находится в резонансном состоянии в красном/зеленом/синем слое. Пиксель имеет цвет морской волны, если оба ПО в зеленом и синем слоях находятся в резонансном состоянии. Пиксель черный, если ни один из ПО в колонке не находится в резонансном состоянии. Пиксель белый, если он принадлежит фону.

Пара квадратов в правой части изображения демонстрирует процесс переключения внимания в случае, когда формируется составной объект при пересечении объектов, один из которых находится в ФВ, а другой нет. Если время, в течение которого происходит пересечение, мало, после разделения квадратов внимание правильно фокусируется на том же объекте, который был в ФВ до пересечения. Если область пересечения достаточно большая и время существования составного объекта не слишком короткое, внимание распространяется на весь составной объект. В результате после разделения объектов любой из них может попасть в ФВ. Функционирование модели СНО в этом случае не отличается от того, как ведет себя модель СОО. Численные эксперименты показывают, что несмотря на существенно более сложную архитектуру, модель СНО так же успешно и интуитивно осмысленно справляется с фокусировкой и переключением внимания, как и модель СОО.

Наконец рассмотрим, как пара квадратов в левой части изображения обрабатывается нашей системой. Эти квадраты с самого начала были помечены как целевые объекты, что вызвало их включение в ФВ. Пока эти квадраты двигались отдельно, ФВ сохранялся неизменным, а движения каждого квадрата отслеживались одним и тем же ("своим") модулем. На рис. 4.45 это видно по постоянному цвету (соответственно, зеленому и синему), которым окрашены пиксели этих квадратов в течение этого периода времени. Ситуация меняется, после того как область, по которой объекты пересекаются, становится достаточно большой. Эта область покрашена в цвет морской волны, поскольку она находится одновременно в ФВ двух модулей, зеленого и синего. В процессе движений объектов размер области пересечения меняется, она становится то больше, то меньше. Важным фактом является такое функционирование модели СНО, что как только квадраты расходятся в пространстве и образуют изолированные объекты, каждый из них попадает в ФВ одного модуля, зеленого или синего. Модули могут поменяться целевыми объектами,

которые в данном случае находятся в их ФВ, если предшествующее пересечение объектов не дает возможности определить, как было распределено внимание до пересечения.

4.6.5. Обсуждение

В основе нашей модели функционирования внимания в случае движущихся объектов лежит три идеи. Во-первых, мы использовали колебания и их синхронизацию как ключевой механизм фокусировки внимания. Экспериментальные данные, подтверждающие, что осцилляторная активность и дальнодействующая фазовая синхронизация играют важную роль в управлении вниманием, были получены на уровне исследований ЭЭГ [Herrmann and Knight, 2001], МЭГ [Sokolov et al., 1999; Gross et al., 2004] и ЛПП [Steinmetz et al., 2000; Fries et al., 2001; Fries et al., 2002; Niebur et al., 2002; Fell et al., 2003; Liang et al., 2003]. В частности, было продемонстрировано, что модуляция нейронной синхронизации определяет исход зависящих от внимания поведенческих задач [Gross et al., 2004; Tallon-Baudry, 2004]. Во-вторых, мы использовали идею ЦУЭ системы внимания [Baddeley, 1996; Cowan, 1988]. Мы предполагаем, что зрительное внимание обычно характеризуется синхронной активностью ансамбля нейронов в ЦУЭ и ансамбля нейронов в первичных зонах зрительной коры. Однако в случае сложных задач, таких как СНО (и, возможно, других задач с разделенным вниманием) мы предполагаем, что ЦУЭ работает не как единый осциллятор, а разбивается на несколько подсистем с десинхронизованной активностью между этими подсистемами. Таким образом, синхронные колебания используются как метка различных объектов, одновременно включенных в ФВ. В третьих, мы используем идею резонанса, с помощью которого усиливается активность нейронов в ФВ, подавляется активность в нейронах за пределами ФВ и модулируется активность в ЦУЭ.

На связи между резонансом, в том виде как он используется в модели, и модуляцией кортикальной активности под действием внимания следует остановиться более подробно. Хотя электрофизиологические [Motter, 1993; Roelfsema et al., 1998] и фМРТ исследования [Somers et al., 1999; Kanwisher and Wojciulik, 2000; Seifert et al., 2003] показывают, что связанная с вниманием модуляция нейронной активности имеет место уже в первичных зонах зрительной коры. Эффект этой модуляции возрастает по мере продвижения вверх по иерархии кортикальных структур [Treue, 2003]. Более того, в работе [Culham et al., 1998] с использованием фМРТ было показано, что при слежении за движущимися объектами не обнаруживается заметного усиления активности в первичных зонах зрительной коры. В то же время выяснилось, что активность возрастает почти в два раза в теменной и фронтальной долях коры. В каком соответствии эти экспериментальные данные соотносятся с нашей моделью? В модели имеются прямые связи между ПО и ЦО. Это, конечно, радикальное упрощение реальной ситуации. На самом деле, на пути от стриарной коры к префронтальным отделам коры, где расположен ЦУЭ, имеется большое число промежуточных кортикальных структур. По мере продвижения по ним различие между областями, находящимися или не находящимися под действием внимания, нарастает, но все же не в такой степени, как это отражено в модели в виде разницы в активности резонансных и нерезонансных осцилляторов. Дело в том, что не нужно буквально ассоциировать амплитуду колебаний осцилляторов в модели с активностью в коре, как она измеряется, скажем, в экспериментах с фМРТ. Амплитуду колебаний надо рассматривать как формальную переменную, положительным образом коррелирующую с уровнем активности в коре и задающую силу взаимодействия между кортикальными осцилляторами и ЦУЭ.

Предложенное теоретическое объяснение СНО основано на идее предвнимательного индексирования целевых объектов [Pylyshyn and

Storm, 1988; Pylyshyn, 2001]. Предполагается, что это индексирование идет независимо и параллельно в нескольких областях зрительного поля. В отличие от этой теории, в нашей модели индексирование реализуется на двух этапах обработки изображения, которые включают оба уровня, предвнимание и внимание. На первом этапе осцилляторная метка присваивается каждому объекту. Вся информация, относящаяся к данному объекту, кодируется в форме синхронных колебаний, при этом колебания, соответствующие разным объектам, не синхронны. Хотя осцилляторная метка не является чем-то постоянным, но меняется с течением времени, она предоставляет достаточно надежный механизм различения идентичных целевых объектов. На втором этапе осцилляторные метки используются системой внимания для ассоциации различных подсистем (модулей) в ЦУЭ с различными целевыми объектами. Так формируется единый синхронный ансамбль между осцилляторами, представляющими целевой объект, и одним из модулей ЦУЭ, позволяющий следить за перемещениями целевого объекта. Номер модуля можно рассматривать как индекс, присвоенный соответствующему целевому объекту.

Наша модель имеет достаточно жесткую архитектуру, предопределенные функции взаимодействия и фиксированные параметры. Можно быть уверенным, что реальная система для СНО намного более гибкая. Возникающий в этой связи вопрос: как система с фиксированным числом слоев может подстраиваться под слежение за различным числом целевых объектов? Тривиальное решение этой проблемы состоит в том, чтобы предположить, что число активных ЦО устанавливается с помощью внутреннего мысленного усилия в зависимости от решаемой задачи. Нам кажется, что более реалистичным является предположение о том, что связи между ЦО в ЦУЭ достаточно пластичные, чтобы обеспечить различные типы взаимодействия между ними. Предположим, что число k ЦО в ЦУЭ ограничено (в соответствии с экспериментальными данными $k = 5$ - правдоподобная верхняя оценка числа целевых объектов, за движениями

которых можно одновременно следить), но взаимодействие между ЦО может меняться в зависимости от задачи. Если требуется следить за одним объектом, все ЦО объединяются в синхронный ансамбль с помощью синхронизирующих связей между ними. В случае двух целевых объектов формируются два ансамбля ЦО с синхронным взаимодействием между ЦО внутри ансамбля и десинхронизирующим взаимодействием между ансамблями. Аналогичным образом произвольное число целевых объектов (не больше 5) может отслеживаться в результате соответствующей группировки ЦО в нужное число ансамблей.

Зависимость числа ошибок при СНО от числа целевых объектов была причиной, по которой исследователи ассоциировали СНО с ресурсно-ограниченной параллельной обработкой информации [Pylyshyn and Storm, 1988]. Наша модель дает альтернативное объяснение указанному феномену. Согласно модели увеличение числа ошибок связано не с ограниченностью ресурсов внимания, а с ограниченностью фазового пространства, в котором одновременно оперирует несколько ЦО. Увеличение числа целевых объектов делает для ЦО все более трудной задачу избежать синхронизации с "чужим" ансамблем ПО. Это и приводит к непредсказуемым "скачкам" ФВ с целевого объекта на объекты-дистракторы. При числе целевых объектов меньше 5 вероятность таких скачков внимания в условиях стационарных объектов мала, но она резко возрастает, когда объекты начинают двигаться с достаточно большой скоростью. Быстрые перемещения объектов способствуют нарушению нормального протекания процессов синхронизации и резонанса. Это приводит к потере синхронизации ЦО с уже захваченным в синхронизацию ансамблем осцилляторов и смене ФВ.

Хотя параметры модели выбраны так, чтобы соответствовать временным характеристикам в экспериментах СНО, к этому не стоит относиться слишком серьезно. Модель слишком проста, чтобы быть в этом отношении реалистичной. Небольшое число пикселей, использованных

для представления объектов, ограничение взаимодействия между ПО ближайшими соседями, и многие другие особенности модели обусловлены необходимостью провести компьютерные вычисления за разумное время. На самом деле, временные параметры модели довольно условны, другой выбор параметров или даже изменение единицы времени могли бы привести к другим временным характеристикам. Поэтому, сравнивая экспериментальные данные с моделью, мы использовали экспериментальные данные, усредненные по экспериментам с временными периодами равными 5, 9 и 13 с. Данные экспериментов длительностью 5 с дают несколько более низкие значения числа ошибок, чем те, что были получены в наших численных экспериментах, однако характер зависимости вероятности ошибок от числа целевых объектов был тот же самый.

Стратегия принятия решения, использованная в модели, также весьма упрощенная. Модель всегда должна следить за заданным числом целевых объектов. Экспериментальные данные показывают, что стратегия наблюдателей более разумная [Pylyshyn and Storm, 1988; Oksama and Nuõnä, 2004]. Если испытуемый чувствует, что правильная идентификация какого-то объекта слежения оказывается сомнительной, он/она склонны перестать следить за данным объектом и сосредоточить внимание на слежении за меньшим числом объектов. Этим объясняется постепенное увеличение числа ошибок, когда число целевых объектов превосходит 5. В этом также, вероятно, причина меньшего увеличения вероятности ошибок при переходе от слежения за 4 объектами к слежению за 5 объектами, наблюдаемое в эксперименте, по сравнению с модельными результатами (см. рис. 4.44).

Известно, что решение задачи СНО в эксперименте может быть более успешным, если испытуемый группирует целевые объекты в воображаемый многоугольник и следит за деформациями этого многоугольника. О такой группировке испытуемый может догадаться

самостоятельно или его могут проинструктировать экспериментаторы [Yantis, 1992]. Эти данные можно объяснить в рамках осцилляторной нейросетевой модели, предположив, что в этом случае все целевые объекты объединяются в единый зрительный объект. Благодаря внутреннему мысленному усилию, осцилляторы, представляющие этот объект, синхронизируются вдоль виртуальных границ многоугольника. В этом случае внимание не разделяется между различными объектами, а в терминах модели все ЦО работают как единый ЦО. Вполне возможно, что люди используют смешанную стратегию, сочетая группировку объектов со слежением за отдельными объектами. Группировка может служить объяснением некоторых экспериментальных данных, когда испытуемые демонстрировали сравнительно успешное слежение за более чем 5 целевыми объектами. Однако согласно данным работы [Oksama and Nuöna, 2004], если число целевых объектов превосходит 5, наблюдатели склонны игнорировать некоторые объекты и фокусировать внимание на меньшем числе таких объектов.

При разработке модели СНО мы преднамеренно избегали традиционных методов обработки изображений, позволяющих определять параметры объектов и осуществлять распознавание. Модель равно успешно может применяться, когда объекты в зрительном поле не идентичны или даже меняют свою форму. Это существенно, например, если движения совершаются в трехмерном пространстве, когда проекция объектов на сетчатку постоянно меняется.

4.7. Модель восприятия неоднозначных изображений

Результаты данного раздела опубликованы в статьях [Borisyuk et al., 2001; Борисюк и др., 2009; Borisyuk et al., 2009 (Biol. Cybern.)].

4.7.1. Биологические предпосылки и подходы к моделированию

Феномен бистабильности восприятия давно известен [Necker, 1832; Rubin, 1921]. Экспериментально бистабильность обнаруживается при восприятии некоторых изображений, таких как куб Неккера или "ваза" Рубина, или при подаче различных изображений на левый и правый глаза (бинокулярная конкуренция). При такой внешней стимуляции зрительной системы испытуемый ощущает постоянное переключение между различными представлениями одного и того же изображения. Обычно это переключение происходит спонтанно, однако до некоторой степени оно может контролироваться "усилием мысли" [Meng and Tong, 2004; Slotnick and Yantis, 2005; Hancock and Andrews, 2007]. Многочисленные примеры (<http://www.123opticalillusions.com/>) неоднозначного восприятия являются стимулом для поиска нейронных механизмов, лежащих в основе этих явлений. В экспериментах с неоднозначными изображениями входные сигналы, поступающие на сетчатку, не меняются, тем не менее их восприятие оказывается непостоянным. Это очевидная демонстрация того факта, что перцептивное представление стимулов является сложным, нелинейным пространственно-временным процессом. Этот процесс, по всей видимости, модулируется и управляется сигналами "сверху вниз" от более высоких уровней обработки информации, связанных с распознаванием, селективным вниманием и памятью. Восприятие неоднозначных изображений совмещает несколько важных аспектов когнитивной нейробиологии, поэтому изучение этого феномена может привести к важным открытиям в понимании процессов обработки информации в мозге. Экспериментальные результаты, приводимые ниже, описывают некоторые психологические и нейробиологические феномены восприятия неоднозначных изображений, которые легли в основу разрабатываемых нами моделей.

В ранних психологических экспериментах с неоднозначными изображениями [Fox and Herrmann 1967; Borsellino et al., 1972] было показано, что для временных интервалом между переключениями восприятия (так называемые времена переключения восприятия (ВПВ - reversal times)) характерно гамма-распределение. Этот факт обычно рассматривается как один из основных в теории неоднозначного восприятия, требующий теоретического и модельного объяснения. В работе [Van Ee et al., 2006] ВПВ изучались при перцептивной конкуренции и при восприятии куба Неккера. Экспериментальные данные аппроксимировались двухпараметрическими гамма-распределениями. Было показано, что в случае неккеревского куба испытуемые могут до некоторой степени произвольно удерживать определенное восприятие. В связи с этим двумерные параметры гамма-распределения сосредоточены в некоторой области плоскости. Одной из целей нашего моделирования было получить сходное распределение двумерных параметров гамма-распределения для симуляционных данных (см. параграф 4.7.2).

Эксперименты по бинокулярной конкуренции показывают, что восприятие зависит от монокулярного контраста изображения. В известных экспериментах Левелта [Levelt, 1968] (см. также [Bossink et al., 1993; Moreno-Vote et al., 2007; Shpiro et al., 2007]) было продемонстрировано, что если уровень контраста изображения, поданного на один глаз, увеличивается, то среднее время восприятия изображения, поданного на другой глаз, уменьшается. При этом время восприятия контрастного изображения первым глазом увеличивается незначительно (Утверждение Левелта II). Модуляция ВПВ была также обнаружена в экспериментах, описанных в работе [Leopold et al., 2002]. Авторами было показано, что процесс переключения восприятия можно замедлить, если многозначные изображения периодически появляются и исчезают. Эти экспериментальные факты отражены в нашей модели (см. приложение П.3).

В работе [Suzuki and Grabowesky, 2002] изучалась конкуренция четырех восприятий. Было обнаружено, что вместо последовательного переключения восприятия между 4 стимулами происходит разбиение множества стимулов на два подмножества по два стимула в каждом. Восприятие на некоторое время "привязывается" к одной паре стимулов и переключается между ними, а потом перескакивает на другую пару стимулов и уже переключается между ними. Результаты, полученные в работах [Levelt, 1968; Leopold et al., 2002; Suzuki and Grabowesky, 2002] отражены в версии нашей модели, описанной в приложении П.3.

Имеются многочисленные данные о связи ритмической активности с восприятием неоднозначных изображений. В частности, в работе [Keil et al., 1999] в экспериментах по восприятию вращающихся бистабильных фигур и статичных изображений было обнаружено, что в первом случае имеет место усиление активности в затылочной области на частоте гамма-ритма. Записи ЭЭГ в экспериментах [Nakatani and van Leeuwen, 2006] показывают транзистентную синхронизацию между удаленными областями коры при восприятии неоднозначных изображений. Аналогичные результаты получены в работе [Klemm et al., 2000]. Все эти данные, показывающие важную роль гамма-ритма при восприятии неоднозначных изображений, были учтены при выборе диапазона рабочих частот в версии нашей модели, построенной из импульсных элементов.

Большинство моделей неоднозначного восприятия [Lehky, 1988; Blake, 1989; Bialek and DeWeese, 1995; Dayan, 1998; Lumer, 1998; Ogawa et al., 2000; Laing and Chow, 2002; Wilson, 2003; Grossberg and Swaminathan, 2004; Freeman, 2005; Moreno-Bote et al., 2007; Shpiro et al., 2007; Klink et al., 2008] основаны на идее динамической бистабильности – в результате предъявления неоднозначного стимула формируются два (или большее количество) устойчивых состояния в фазовом пространстве динамической системы. Эти состояния сосуществуют, и каждое из них имеет свою область притяжения. Если начальное состояние системы принадлежит

области притяжения устойчивого состояния, система стремится перейти в это состояние. В некоторых моделях феномен динамической бистабильности описывается в терминах специальной "ландшафтной" функции (функции энергии гамильтоновой системы) с двумя минимумами, соответствующими двум устойчивым состояниям. В этом случае динамика системы представляет собой спуск к соответствующей точке минимума [Borisyuk and Hoppensteadt, 2004; Moreno-Bote et al., 2007].

При такой концепции основной вопрос это: какой механизм позволяет системе переключаться из одного устойчивого состояния в другое? Имеется несколько теоретических подходов для ответа на этот вопрос.

1. *Гистерезис* - медленная адаптация параметров системы. Параметры динамической системы медленно изменяются таким образом, что устойчивое состояние, в котором система находится в текущий момент, исчезает или становится неустойчивым, в то время как другое состояние становится устойчивым. Таким образом, система вынуждена перейти в другое устойчивое состояние (см., например, [Izhikevich, 1998]).

2. *Шум*. В модель добавляется шум (обычно аддитивный), вносящий нерегулярность в динамику системы и позволяющий "перепрыгивать" из одного устойчивого состояния в другое [Moreno-Bote et al., 2007].

3. *Комбинация подходов (1) и (2)*. Такая комбинация облегчает переходы между перцептивными состояниями и позволяет воспроизводить экспериментальные результаты с большей точностью и в большем объеме (редуцированная модель [Laing and Chow, 2002]).

4. *Фазовый переход и метастабильность*. В соответствии с этим подходом функционирование модели описывается в терминах сходных с принятыми в статистической физике. Фазовые переходы между метастабильными состояниями интерпретируются как переключения восприятия [Kruse et al., 1996].

5. *Вероятностные модели.* Эти феноменологические модели описывают данные по бистабильности восприятия в терминах случайных переменных и стохастических процессов. Например, в работе [De Marco et al., 1977] для описания ВПВ используются модель, основанная на случайных блужданиях.

6. *Сложная (хаотическая) динамика в детерминированных системах.* В этом случае система движется в фазовом пространстве по сложным траекториям с двумя "крыльями", соответствующими двум перцептивным состояниям. Переключения имеют нерегулярный характер, а их временные характеристики зависят от свойств динамической системы (полная модель [Laing and Chow, 2002]).

Мы опишем две модели переключения восприятия. Первая модель, описанная в следующем параграфе, построена из фазовых осцилляторов с центральным элементом. В этой модели осцилляторы представляют нейронные ансамбли. Вторая модель построена из импульсных элементов типа нейронов Ходжкина-Хаксли. Она предназначена для более адекватного представления биологической реальности и позволяет воспроизводить более тонкие экспериментальные данные. Эта модель описана в приложении П.3.

Функционирование обеих моделей основано на одном и том же принципе обработки информации – принципе синхронизации нейронной активности. Обе модели имеют одинаковую архитектуру связей в системе с центральным элементом и набором периферических элементов. Периферические элементы кодируют различные перцептивные характеристики. Центральный элемент управляет выбором конкретного типа восприятия. Перцепция рассматривается как режим частичной синхронизации между центральным элементом и периферическими элементами аналогично тому, как это было описано в параграфах 3.1.3 и 4.1.2 [Kazanovich and Borisyuk 1999; Borisyuk and Kazanovich 2003, Kazanovich and Borisyuk, 2003].

Механизм переключения восприятия в первой модели можно отнести к подходу 6, поскольку он представляет собой автоматический процесс хаотических чередований типов динамики в детерминированной динамической системе. Привлекательной особенностью первой модели является демонстрация перемежающихся состояний при фиксированных значениях параметров и без добавления внешнего шума.

Вторая модель более сложная, биологически более реалистичная и покрывающая больший объем экспериментальных данных. В частности, в этой модели воспроизводятся данные по бинокулярной конкуренции Левелта (Утверждения II и IV). Она также пригодна для воспроизведения мультистабильности в случае более чем двух восприятий. Переключения в этой модели связаны с модификацией синаптических связей между нейронами. Хотя в этой модели шум используется, он не играет роли переключающего механизма. Шум необходим только для внесения стохастичности в динамику модели. Механизм переключения восприятия основан на кратковременной синаптической пластичности тормозных ГАМКергических связей, что вызывает смену режима частичной синхронизации между ЦН и группами ПН (см. раздел П.3).

4.7.2. Результаты моделирования

Рассмотрим неоднозначное восприятие неккеровского куба. В этом случае имеют место два возможных восприятия изображения. Будем предполагать, что эти два восприятия кодируются двумя группами периферических элементов, а именно группами А и В. Каждая группа характеризуется своим интервалом собственных частот, составляющих эту группу осцилляторов. Мы предполагаем, что эти интервалы не пересекаются. Это не означает, что каждому стимулу соответствует специфический диапазон кодирующих частот. Различия в частотах при нейронном представлении объектов возникают в результате конкуренции

между представлениями различных объектов, т.е. модулируются заметностью объектов и системой внимания.

Первая модель описывается следующими уравнениями динамики фазовых осцилляторов Курамото:

$$\frac{d\theta_0}{dt} = \omega_0 + \frac{\alpha_0}{n} \sum_{i=1}^n \sin(\theta_A^i - \theta_0) + \frac{\alpha_0}{m} \sum_{j=1}^m \sin(\theta_B^j - \theta_0),$$

$$\frac{d\theta_A^i}{dt} = \omega_A^i + \alpha_1 \sin(\theta_0 - \theta_A^i), \quad i = 1, \dots, n,$$

$$\frac{d\theta_B^j}{dt} = \omega_B^j + \alpha_1 \sin(\theta_0 - \theta_B^j), \quad j = 1, \dots, m.$$

Здесь θ_0 - фаза ЦО; θ_A^i - фазы ПО в группе А; θ_B^j - фазы ПО в группе В; ω_0 - собственная частота ЦО; ω_A^i и ω_B^j - собственные частоты ПО, соответственно, в группах А и В; α_0 и α_1 - силы связей между ЦО и ПО. Заметим, что данные уравнения совпадают с уравнениями динамики модели внимания, описанной в параграфе 4.1.2.2.

При проведении вычислений мы полагали $n = m = 200$ (вообще говоря, число осцилляторов в группах не обязательно одинаковое). Для собственных частот ПО использовались интервалы $\omega_A^i \in [5, 10]$ для группы А и $\omega_B^j \in [20, 25]$ для группы В. Собственная частота ЦО $\omega_0 = 15$. Параметры связи $\alpha_0 = 20$ и $\alpha_1 = 1$. При этих параметрах текущая частота ЦО будет колебаться, захватывая в частичную синхронизацию попеременно осцилляторы из разных групп.

На рис. 4.46 красным цветом показаны текущие значения частоты ЦО $\frac{d\theta_0}{dt}$, а черным цветом – текущие значения частот ПО $\frac{d\theta_A^i}{dt}, \frac{d\theta_B^j}{dt}$ ($i, j = 1, \dots, m$). Видно, что текущая частота ЦО колеблется между диапазонами собственных частот двух групп. Время частичной синхронизации каждой из групп случайно, процесс переключений носит

хаотический характер, на что указывает положительность ляпуновского показателя. На рис. 4.47 показана двухмерная фазовая диаграмма текущей собственной частоты ЦО и ее производной по времени. Это два странных аттрактора.

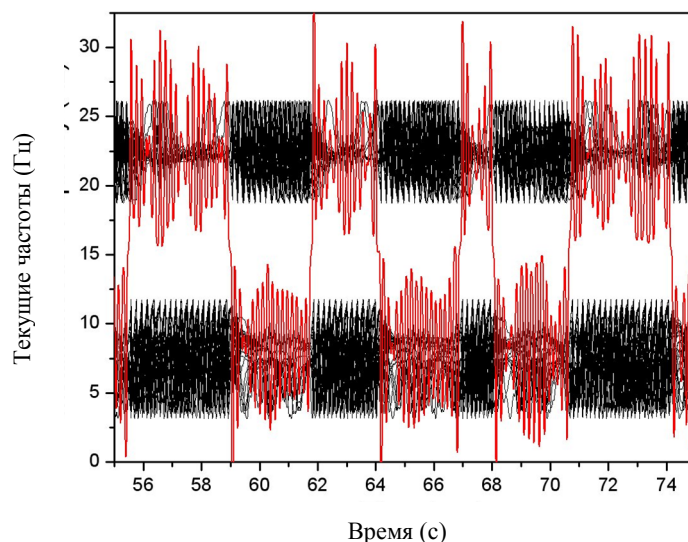


Рис. 4.46. Текущие частоты ЦО (красная линия) и ПО (черные линии) как функции времени.

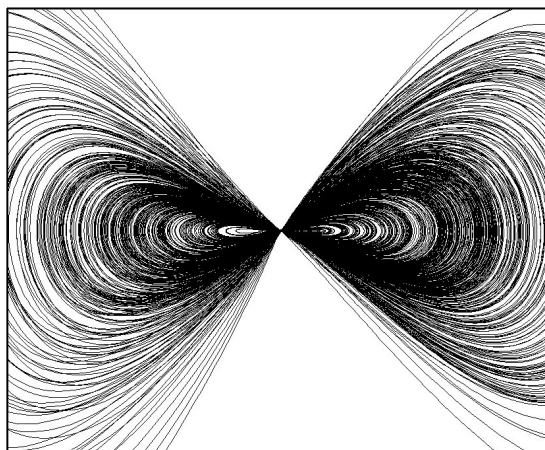


Рис. 4.47. Фазовая диаграмма динамики ЦО. Горизонтальная ось – текущая частота ЦО $\frac{d\theta_0}{dt}$, вертикальная ось – $\frac{d^2\theta_0}{dt^2}$.

Гистограмма времен пребывания системы в разных перцептивных состояниях показана на рис. 4.48. Красная кривая – аппроксимация гистограммы гамма-распределением

$$\Gamma(t) = \frac{(bt)^a e^{-bt}}{t\Gamma(a)},$$

где $a = 3$, $b = 1$. Полученное гамма-распределение достаточно хорошо согласуется с экспериментальными результатами. Например, в работе [Borsellino et al., 1972] для одного из испытуемых параметры гамма-распределения были равны $a = 4,3$, $b = 0,9$ (рис. 4.49).

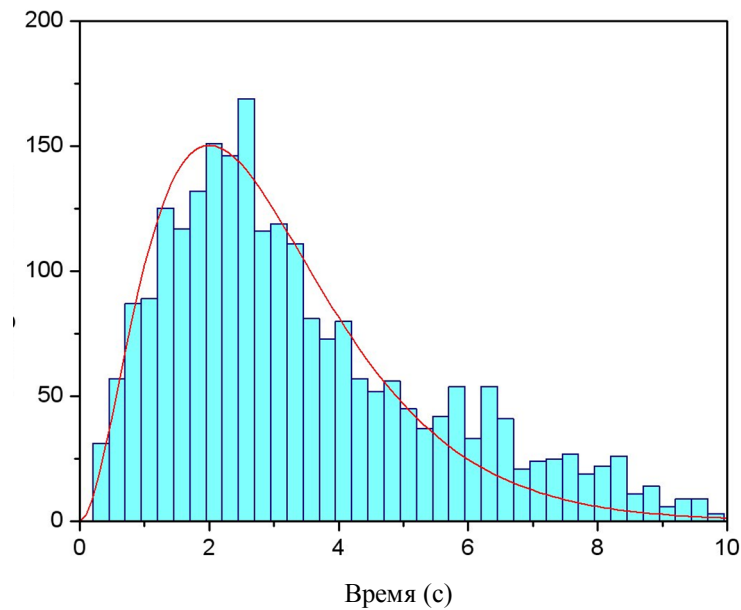


Рис. 4.48. Гистограмма времен пребывания модели в различных перцептивных состояниях (временные интервалы между переключениями восприятия). Красная кривая — аппроксимация гистограммы гамма-распределением с двумя параметрами.

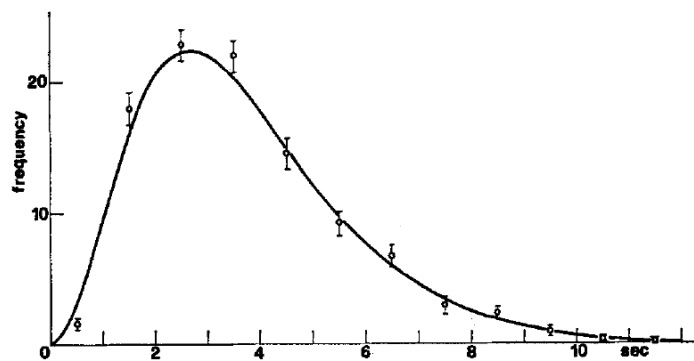


Рис. 4.49. Экспериментальная гистограмма времен пребывания индивидуума в различных перцептивных состояниях (временные интервалы между переключениями восприятия), полученная по 1100 измерениям [Borsellino et al., 1972].

На рис. 4.50 приведена карта двух последовательных времен пребывания, показывающая высокую хаотичность распределения точек в данном двумерном пространстве. Вычисленные значения автокорреляции оказались близкими к 0, что согласуется с результатами психологических экспериментов [Logothetis et al., 1996].

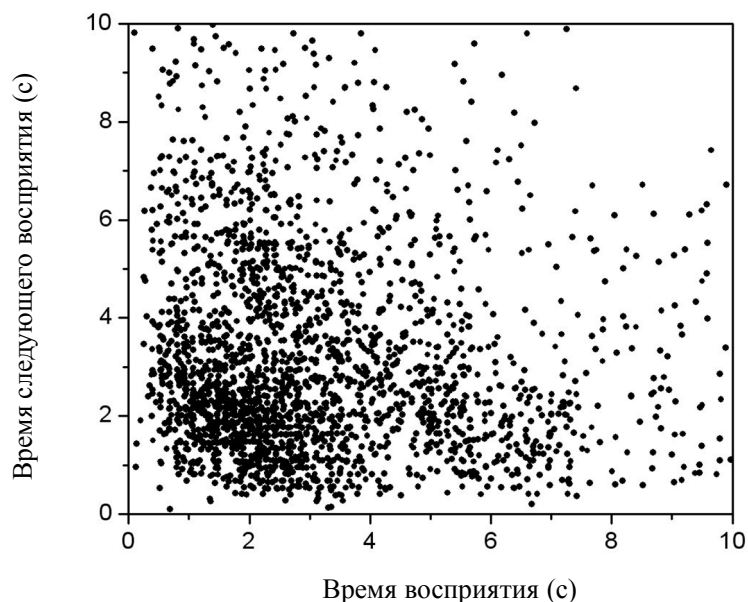


Рис. 4.50. Карта двух последовательных времен пребывания модели в разных перцептивных состояниях.

Простота модели не позволяет воспроизвести более сложные экспериментальные результаты, например, Утверждения Левелта. Для этого предназначена модель, основанная на нейронах Ходжкина-Хаксли (см. раздел П.3).

4.7.3. Обсуждение

Простая модель, построенная из фазовых осцилляторов с центральным элементом и радиальной архитектурой связей, оказалась пригодной для моделирования перемежающихся состояний восприятия неоднозначных изображений. В основе функционирования модели лежит принцип частичной синхронизации активности ЦО и группы

периферических ПО, уже рассматривавшийся ранее для моделирования внимания (параграф 4.1.2.2). Модель имеет фиксированные параметры и не нуждается в настройке и обучении. Перемежающиеся режимы восприятия в модели являются результатом внутреннего динамического хаоса. Никакой внешний шум не добавлялся. Проведенные компьютерные вычисления показывают, что модель достаточно хорошо воспроизводит экспериментальные данные для распределения времен пребывания в перцептивных состояниях при восприятии некерровского куба.

4.8. Модель запоминания временных последовательностей

Материал данного раздела опубликован в статье [Borisyuk et al., 2013].

4.8.1. Биологические предпосылки и подходы к моделированию

Память человека – это хорошо структурированное и сложным образом организованное хранилище информации, в котором единицы хранения взаимодействуют друг с другом по временным, пространственным, логическим и ассоциативным принципам. В частности, наш мозг способен организовывать и записывать в память наш опыт в виде последовательностей событий, действий, образов, символов, мыслей и т.д. Вспоминание или восприятие единственного члена запомненной последовательности обычно влечет восстановление всех последующих ее членов. Эти члены "всплывают" в памяти один за другим в той же последовательности, в которой они были запомнены. Запоминание последовательностей и их вспоминание является непростой задачей, что проявляется в ошибках при вспоминании сложных последовательностей, особенно в случае, когда они коррелированы с другими запомненными последовательностями. Вспоминание может быть улучшено, если

последовательность маркирована какой-то меткой, ассоциированной с контекстом, при котором последовательность была запомнена. Мы предполагаем, что такие метки хранятся в верхних областях новой коры, а их взаимодействие с представлениями запомненных объектов осуществляется с помощью синхронизации между фронтальными и ассоциативными зонами, что приводит к модификации связей между этими областями. Мы использовали этот механизм для разработки биологически правдоподобной нейросетевой модели, в которой улучшено вспоминание сложных последовательностей. Эта модель воспроизводит некоторые известные эффекты, связанные с запоминанием и вспоминанием последовательностей.

Модель построена из импульсных нейронов типа нейронов Ходжкина-Хаксли, организованных в виде двух слоев. Нижний слой кодирует последовательные события в виде активности модулей, которые состоят из возбуждающих и тормозных нейронов со связями все-на-всех. Конвергентные связи идут от нижнего слоя к верхнему. Верхний слой кодирует метки, ассоциированные с различными последовательностями. Обратные связи от верхнего слоя к нижнему реализуют различение последовательностей. Связанная с запоминанием модификация синаптических связей осуществляется по принципу STDP или анти-STDP.

Хотя в модели учтены многие известные нейробиологические данные, ее не следует рассматривать как модель формирования памяти или вспоминания в гиппокампе или какой-то другой конкретной структуре мозга. Построение такой модели потребовало бы учета многих специфических деталей функционирования нейронных структур. Нашей целью является найти общие принципы, которые гипотетически универсальны для различных структур мозга, участвующих в формировании памяти, и позволяют уменьшить число ошибок при вспоминании.

Нейронные механизмы памяти являются объектом многих исследований. В частности, многочисленные результаты были получены относительно нейронной активности в гиппокампе при запоминании и вспоминании, в том числе относительно роли клеток места (см., например, [Foster and Wilson, 2006; Diba and Buzsaki, 2007], а также раздел 2.7). Было обнаружено, что при перемещении крысы в линейном треке, после того как она достигла конца трека, гиппокампальные клетки места, разряжавшиеся последовательно при движении по треку, могут генерировать импульсы в обратном порядке в течение короткого промежутка времени [Colgin and Moser, 2006]. В работе [Lee and Wilson, 2002] было показано, что клетки места в CA1 многократно разряжаются в прямой последовательности во время медленного сна, непосредственно следующего за полученным опытом. В работе [Davidson et al., 2009] показано, что последовательности разрядов клеток места могут "проигрываться" с большой скоростью, причем импульсация согласована с высокочастотными остроконечными пульсирующими волнами (ripples). Прямое и обратное проигрывание последовательностей событий в гиппокампе, согласованное с риппл-активностью, рассматривается как возможный механизм кодирования и запоминания недавних событий.

Проблема формирования памяти (в частности, запоминание последовательностей событий) является объектом математического моделирования во многих работах. Обзор моделей, основанных на динамике нейронной активности, колебаниях мембранного потенциала, резонансе и бистабильной устойчивой импульсации, можно найти в работе [Hasselmo et al., 2010]. При разработке этих моделей возникают следующие трудности.

1. Как работать с последовательностями с повторяющимися или перекрывающимися элементами, запоминание которых может приводить к неоднозначности вспоминания?

2. Как согласовать модель с экспериментальными данными о роли ритмической активности и ее синхронизации при формировании памяти?

Ни одна из известных моделей не удовлетворяет обоим этим условиям. Некоторые модели, основанные на осцилляторной активности, способны различать сложные последовательности [Scarpetta et al., 2002; Scarpetta et al., 2010], но они плохо обоснованы биологически. Другие модели лучше согласованы с биологической реальностью [Yamaguchi, 2003; Hopfield and Brody, 2009], но они способны работать с относительно простыми последовательностями. Детальные биофизические модели нейронных сетей в CA1 были описаны в работах [Cutsuridis et al., 2010; Cutsuridis and Hasselmo, 2012]. Эти модели могут воспроизводить временные характеристики импульсации гиппокампальных нейронов относительно тета-ритма, но проблема неоднозначного воспроизведения последовательностей не входила в круг моделируемых феноменов. В работе [Koene and Hasselmo, 2008] в качестве меток различных положений крысы в треке используются фазы тета-ритма. Этот подход требует достаточно устойчивых частот тета-колебаний, однако биологический тета-ритм подвержен значительной вариации частоты.

Имеется два основных метода для спецификации порядка событий, использовавшихся в существующих моделях.

1. Метод цепочки: события связываются друг с другом в порядке, предписанном запоминаемой последовательностью. Этот подход был впервые предложен Эббингхаусом [Ebbinghaus, 1885/1964] в психологических экспериментах по запоминанию последовательностей. Его, по всей видимости, первая математическая реализация в контексте центрального генератора паттернов движений описана в работе [Kleinfeld, 1986].

2. Метод меток: временной порядок событий предписывается с помощью упорядоченных меток, которые привязаны к этим событиям [Grossberg, 1978; Borisyyuk and Hoppensteadt, 2004].

В нашей модели соединяются оба эти механизма. Метод цепочек реализован в нижнем слое, ответственном за запоминание и вспоминание. Метки предписаны нейронам в верхнем слое, каждая метка ассоциирована с конкретной последовательностью, представленной в нижнем слое. Метки используются для установления правильного порядка событий в случае, когда пересекающиеся элементы присутствуют в двух разных последовательностях.

Отметим следующие преимущества нашей модели ассоциативного запоминания и вспоминания множественных последовательностей.

1. Модель способна надежно запоминать и вспоминать несколько последовательностей событий. Для того чтобы начать вспоминание, на вход модели должен быть подан первый (или любой другой) член последовательности, а также метка этой последовательности.
2. Функционирование модели основано на осцилляторной активности в тета-диапазоне. Это позволяет разделить последовательность на отдельные события, представляя каждое событие в своем периоде тета-ритма.
3. Вся выбранная последовательность (или подпоследовательность, начинающаяся с заданного события) будет воспроизведена в том же временном порядке, в котором события были расположены в последовательности при запоминании. Процесс вспоминания занимает короткое время: вся последовательность проигрывается в течение одного периода тета-ритма.
4. Модель может работать с наборами последовательностей с пересекающимися членами. Сигнал метки от верхнего слоя позволяет модели выбрать правильное продолжение последовательности в случае неоднозначной ситуации.

5. Модель с анти-STDP правилом запоминания позволяет реализовать обратное проигрывание последовательности в соответствии с экспериментальными данными.
6. Модель построена из биологически правдоподобных импульсных элементов типа нейронов Ходжкина-Хаксли, оперирующих в тета-диапазоне и устойчивых к вариации частоты тета-ритма.

Модель работает в непрерывном времени, однако для запоминания и вспоминания время разделено на дискретные интервалы длительностью 200 мс. Это сделано для того, чтобы отразить экспериментальные данные о дискретной природе обработки сигналов в мозге с временным окном, задаваемым периодом тета-ритма [Stella and Treves, 2011]. Другой яркий пример корреляции тета-активности с эпизодической памятью приведен в работе [Guderian et al., 2009]. В этой работе записи МЭГ с височной коры показали, что амплитуда тета-колебаний выше в случае формирования памяти, чем в случае подготовительного состояния.

Правило обучения, использованное в модели для модификации весов связей, учитывает активность пре- и постсинаптических нейронов в двух последовательных интервалах времени. Это правило аналогично тем, которые традиционно используются в алгоритмах обучения, основанных на STDP модификациях синаптических контактов [Dan and Poo, 2004; Dan and Poo, 2006; Clopath et al., 2010; Cutsuridis 2013].

4.8.2. Описание модели

4.8.2.1. Нейроны и их взаимодействие

Модель основана на осцилляторной активности импульсных нейронов и их синхронной динамике. Осцилляторные механизмы памяти, впервые обнаруженные у грызунов, были подтверждены и для других млекопитающих. Запоминание последовательностей событий является

наглядным примером возможностей и преимуществ осцилляторного подхода к проблеме памяти. Особенность нашей реализации этого подхода состоит в использовании архитектуры с центральным элементом.

Архитектура модели показана на рис. 4.51.

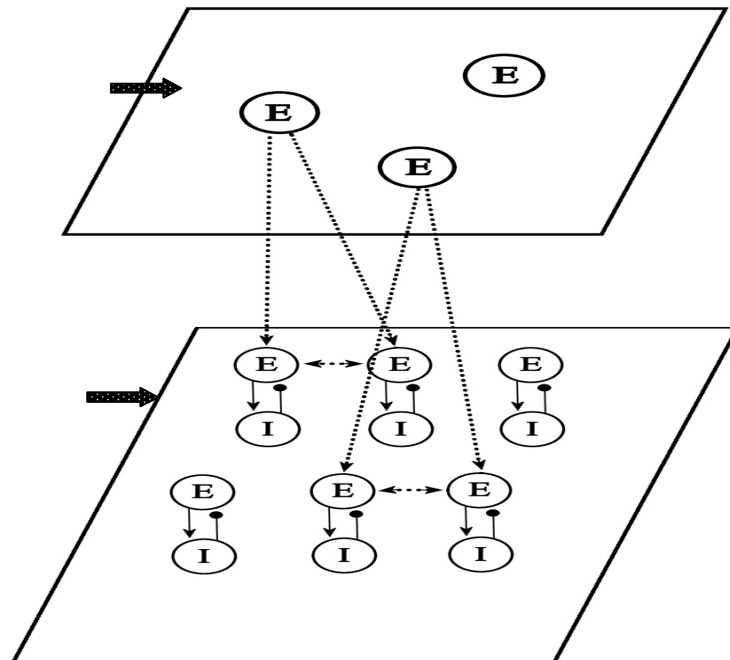


Рис. 4.51. Архитектура модели. Верхний слой содержит группы взаимосвязанных возбуждающих нейронов. Нижний слой содержит группы взаимодействующих возбуждающих (E) и тормозных (I) нейронов. Возбуждающие (тормозные) нейроны проектируют возбуждающие (тормозные) связи на все (возбуждающие и тормозные) нейроны в группе. Модифицируемые связи между возбуждающими нейронами различных групп или слоев показаны пунктирными линиями. Внешние входы на каждый слой показаны жирными стрелками.

Верхний слой реализует механизм присваивания меток. Он состоит из многих непересекающихся групп нейронов, представляющих высокий уровень обработки информации, связанный с запоминанием упорядоченных последовательностей событий (например, последовательность зрительных образов или последовательность положений животного в треке и т.д.). Каждая группа ответственна за кодирование единственной последовательности, поэтому потенциально число групп должно быть достаточно большим. Нейроны в группе связаны глобальными связями все-на-всех. В вычислениях число нейронов в группе

было 60. Нейроны верхнего слоя имеют модифицируемые связи, идущие на некоторые нейронные группы в нижнем слое.

Нижний слой реализует метод цепочки. Он содержит большое число осцилляторных модулей (небольших непересекающихся групп взаимодействующих возбуждающих и тормозных нейронов). Каждый модуль используется для осцилляторного кодирования отдельного события. В вычислениях каждый модуль содержал 80 возбуждающих и 20 тормозных нейронов. Нейроны в модуле связаны по типу все-на-всех, генерируя осцилляторную активность на частоте гамма-ритма. Модули в нижнем слое взаимодействуют с помощью модифицируемых связей между возбуждающими нейронами по типу все-на-всех.

Динамика нейронов описывается уравнениями Ходжкина-Хаксли [Hodgkin and Huxley, 1952]

$$\frac{dV_i}{dt} = -I_{ion,i} + I_{syn,i}^{lower} + I_{syn,i}^{upper} + I_{ext,i} + I_{rest}, \quad (4.75)$$

$$\frac{dX_i}{dt} = A_X(V_i)(1 - X_i) - B_X(V_i)X_i, \quad X_i \in \{m_i, h_i, n_i\}, i = 1, 2, \dots, N, \quad (4.76)$$

где N – число нейронов в слое; $V_i(t)$ – мембранный потенциал нейрона; X_i обозначает одну из переменных $m_i(t)$, $h_i(t)$, $n_i(t)$ (таким образом, уравнение (4.75) является короткой заменой трех уравнений); $m_i(t)$ – активационная проводимость натриевого канала; $h_i(t)$ – инактивационная проводимость натриевого канала; $n_i(t)$ – активационная проводимость калиевого канала; $I_{syn,i}^{lower}(t)$ – синаптический ток, получаемый нейроном от других нейронов нижнего слоя; $I_{syn,i}^{upper}(t)$ – синаптический ток, получаемый нейроном нижнего слоя от возбуждающих нейронов верхнего слоя; $I_{ext,i}(t)$ – внешний ток, порождаемый внешним входом (40 мА); I_{rest} – постоянный ток, управляющий активностью нейронов (–25 мА для всех нейронов).

Ниже приводится описание суммарного ионного тока $I_{ion,i}(t)$ и функций $A_X, B_X, X \in \{m, h, n\}$.

$$I_{ion} = g_{Na} m^3 h (V - V_{Na}) + g_K n^4 (V - V_K) + g_L (V - V_L),$$

$$A_m(V) = (2,5 - 0,1(V - V_{rest})) / (\exp(2,5 - 0,1(V - V_{rest})) - 1),$$

$$A_h(V) = 0,07 \exp(-(V - V_{rest}) / 20),$$

$$A_n(V) = (0,1 - 0,01(V - V_{rest})) / (\exp(1 - 0,1(V - V_{rest})) - 1),$$

$$B_m(V) = 4 \exp(-(V - V_{rest}) / 18),$$

$$B_h(V) = 1 / (\exp(3 - 0,1(V - V_{rest})) + 1),$$

$$B_n(V) = 0,125 \exp(-(V - V_{rest}) / 80).$$

В этих уравнениях:

V – мембранный потенциал нейрона,

V_{Na} – обратный потенциал для натриевого тока (50 мВ),

V_K – обратный потенциал для калиевого тока (-77 мВ),

V_L – обратный потенциал для тока утечки (-54,4 мВ),

g_{Na} – максимальная проводимость для натриевого канала ($g_{Na} = 120(1 + 0,02\eta)$ мСм/см²),

g_K – максимальная проводимость для калиевого канала ($g_K = 36(1 + 0,02\eta)$ мСм/см²),

g_L – максимальная проводимость для тока утечки ($g_L = 0,3(1 + 0,02\eta)$ мСм/см²),

η - случайная величина, равномерно распределенная на отрезке [-1,1].

При вспоминании на цепочку групп нижнего слоя подается специальный ток из группы верхнего слоя

$$I_{top,i} = \begin{cases} 25 \text{ мА}, & \text{вспоминание,} \\ 0, & \text{запоминание.} \end{cases}$$

При предъявлении элемента последовательности (события) на нейроны соответствующей группы нижнего слоя подается внешний сигнал, который удерживается на постоянном уровне весь период

экспозиции события. Этот внешний сигнал достаточно велик, чтобы перевести нейроны в активное состояние. В отсутствие внешнего сигнала нейрон может быть активным, если получает одновременно синаптический ток от верхнего слоя $I_{syn,i}^{upper}(t)$ и синаптический ток от других модулей.

Суммарный синаптический ток для i -го нейрона нижнего слоя, получаемый от нейронов нижнего слоя, описывается формулой

$$I_{syn,i}^{lower} = \sum_{j \in N_i^{inh}} I_{i,j}^{inh} + \sum_{j \in N_i^{exc}} I_{i,j}^{exc} + \sum_{j \in N_{i,external}^{exc}} I_{i,j}^{exc,external}, \quad i = 1, 2, \dots, N.$$

Здесь два первых члена описывают сумму тормозных и возбуждающих воздействий, соответственно, N_i^{inh} (N_i^{exc}) – множество индексов входящих тормозных (возбуждающих) связей от нейронов своего модуля; третий член описывает сумму внешних возбуждающих воздействий от нейронов других модулей, $N_{i,external}^{exc}$ – множество индексов входящих возбуждающих связей от нейронов других модулей,

$$I_{i,j}^{inh} = w_{inh}^A (V_i - V_{syn}^{inh}) \sum_{k=1}^{M^{ij}} \alpha(t - T_{jk}); \quad I_{i,j}^{exc} = w_{exc}^A (V_i - V_{syn}^{exc}) \sum_{k=1}^{M^{ij}} \alpha(t - T_{jk}),$$

$$I_{i,j}^{exc,external} = w_{ij,exc}^B(t) (V_i - V_{syn}^{exc}) \sum_{k=1}^{M^{ij}} \alpha(t - T_{jk}),$$

где $w_{inh}^A = w_{exc}^A = 0,1$ – константы силы связей внутри модуля; M^{ij} – общее число импульсов, поступивших от j -го нейрона на i -й нейрон; T_{jk} – время генерации k -го импульса j -м нейроном; V_{syn}^{inh} – синаптический обратный потенциал тормозной связи ($V_{syn}^{inh} = -80 \text{ мВ}$); V_{syn}^{exc} – синаптический обратный потенциал возбуждающей связи ($V_{syn}^{exc} = 0 \text{ мВ}$); $w_{ij,exc}^B(t)$ – сила модифицируемой возбуждающей связи от j -го нейрона к i -му нейрону разных модулей. Синаптическая проводимость описывается стандартной альфа-функцией (см., например, [Gerstner and Kistler, 2002]). Альфа-

функция задается формулой $\alpha(t) = at \exp(-bt)$ для $t \geq 0$, $\alpha_j(t) = 0$ для $t < 0$. Параметры альфа-функции: $a = 0,6$ м/с, $b = 0,03$ м/с.

Суммарный синаптический ток, поступающий на i -й нейрон нижнего слоя от нейронов верхнего слоя, описывается следующей формулой:

$$I_{syn,i}^{upper} = \sum_{j \in N_{i,upper}^{exc}} w_{ij,exc}^C(t) (V_i - V_{syn}^{exc}) \sum_{k=1}^{M^{ij}} \alpha(t - T_{jk}).$$

Здесь $w_{ij,exc}^C(t)$ - сила модифицируемой возбуждающей связи от j -го нейрона верхнего слоя на i -й нейрон нижнего слоя; $N_{i,upper}^{exc}$ - множество индексов возбуждающих связей, приходящих на i -й возбуждающий нейрон нижнего слоя от нейронов верхнего слоя; M^{ij} - общее число импульсов от j -го нейрона верхнего слоя, приходящих на i -й нейрон нижнего слоя; T_{jk} - время генерации k -го импульса j -м нейроном верхнего слоя; V_{syn}^{exc} - синаптический обратный потенциал возбуждающей связи ($V_{syn}^{exc} = 0$ мВ). Альфа-функция имеет тот же вид и те же параметры, что и выше.

4.8.2.2. Формирование памяти

В начальном состоянии все модифицируемые связи имеют нулевую силу. Таким образом, в начальный момент все модули нижнего слоя работают независимо. Внутренние связи в модуле выбраны таким образом, чтобы в модуле возникали колебания на частоте гамма-ритма.

Запоминание последовательности разделяется на такты с помощью тета-ритма. Запоминание одного события занимает временное окно длительностью 200 мс. Таким образом, запоминание последовательности из 5 элементов потребует пять последовательных временных окон общей длительностью 1 с.

Каждый элемент последовательности (событие или объект) кодируется предписанным осцилляторным модулем, получающим входной

ток ($I_{ext,i} = 40$ мА) в течение одного временного окна. Этот ток активирует нейроны в модуле. Стимуляция модели различными элементами последовательности приводит к последовательной активации различных модулей: первый модуль в течение первого временного окна, второй модуль в течение второго временного окна и т.д.

Используемое нами для запоминания правило модификации синаптических связей основано на STDP-пластичности (см., например, [Markram et al., 1997]). Это правило применяется к связям между всеми парами возбуждающих элементов, один из которых (пресинаптический) находится в модуле P, а другой (постсинаптический) в модуле Q. Используется следующая (асимметричная) версия правила. Сила связи $w_{ij,exc}^B(TW_i)$ от j -го нейрона модуля P к i -му нейрону модуля Q модифицируется во время временного окна TW_i тогда и только тогда, когда нейрон j генерирует импульсы в течение предыдущего временного окна TW_{i-1} , а нейрон i генерирует импульсы в течение текущего временного окна TW_i . Модифицируемое значение $w_{ik}^B(t)$ ступенчато возрастает на величину

$$\Delta w_{ij,exc}^B(TW_i) = \begin{cases} 3, & \text{запоминание,} \\ 0, & \text{в противном случае.} \end{cases}$$

Заметим, что в данной модели забывание не предусмотрено, поэтому модифицированное значение сохраняется неопределенно долго.

Параллельно с модификацией связей между нейронами активных модулей модифицируются также связи от группы нейронов верхнего слоя, кодирующих метку для данной последовательности, к нейронами активных модулей, где происходит запоминание текущей последовательности. Нейроны группы верхнего слоя, кодирующие метку текущей последовательности, получают внешний ток ($I_{ext,i} = 40$ мА) в течение всего времени предъявления последовательности. Под влиянием этого тока нейроны группы метки демонстрируют постоянную

осцилляторную активность в течение всего времени, пока предъявляется запоминаемая последовательность. Сила связи $w_{ij,exc}^C(WT_i)$ от возбуждающего нейрона j в группе, кодирующей метку, к возбуждающему нейрону i активного модуля в нижнем слое модифицируется в течение временного окна WT_i . Модифицированное значение $w_{ij,exc}^C(t)$ возрастает ступенчатым образом на величину

$$\Delta w_{ij,exc}^C(WT_i) = \begin{cases} 3, & \text{запоминание,} \\ 0, & \text{в противном случае.} \end{cases}$$

После того как последовательность запомнена, группа нейронов в верхнем слое, помечающая данную последовательность, посылает дополнительное возбуждение на все нейронные модули нижнего слоя, кодирующие данную последовательность. Таким образом, последовательность помечается или "подсвечивается" определенной группой нейронов в верхнем слое.

Помимо правила модификации связей по типу STDP (модифицируется связь от нейрона, бывшего активным в предшествующий период времени, к нейрону, активному в текущий промежуток времени), в модели используется правило модификации типа анти-STDP. В соответствии с этим правилом модифицируется связь от нейрона, который активен в текущем интервале времени, к нейрону, который был активен в предшествующем интервале времени. Правило модификации типа анти-STDP уже использовалось в других моделях [Han et al., 2000; Rumsey and Abbott, 2004]. Если правило типа STDP предназначено для прямого "проигрывания" последовательности при вспоминании, то правило типа анти-STDP предназначено для "проигрывания" последовательности при вспоминании в обратном порядке, от более поздних членов последовательности к более ранним.

В приводимых ниже вычислениях будет продемонстрировано, как модель работает при обоих типах модификации синапсов. Следует

отметить, что все нейроны одного модуля имеют связи с одним и тем же направлением и они идут к модулям того же типа. Другими словами, модуль содержит либо только нейроны, связи которых могут модифицироваться по правилу STDP, либо только нейроны, связи которых могут модифицироваться по типу анти-STDP.

4.8.2.3. Вспоминание

Предположим, что в памяти модели запомнено несколько последовательностей. Для вспоминания первое, что нужно решить, - какая именно последовательность должна быть вспомнена. Процесс принятия решения находится за пределами модели. В мозге это решение принимается, исходя из целеполагания, текущего контекста и ассоциаций. Будем предполагать, что информация на входе модели содержит: 1) указатель на метку, т.е. на группу нейронов верхнего слоя, кодирующих метку, ассоциированную с данной последовательностью; 2) указатель на событие, т.е. на модуль в нижнем слое, где данное событие было запомнено. С этого модуля начинается процесс вспоминания. Это может быть первый элемент запомненной последовательности или любой другой ее член. При прямом порядке вспоминания оно начинается с заданного события и продолжается путем активации модулей, соответствующих всем последующим членам последовательности. При обратном порядке вспоминания оно начинается с заданного события и продолжается путем активации модулей, соответствующих всем предшествующим членам последовательности. Поскольку оба типа вспоминания реализуются сходным образом, рассмотрим вспоминание в прямом порядке.

В начале процесса вспоминания нейронный модуль, представляющий исходное событие, коротко стимулируется внешним током ($I_{ext, i} = 40$ мА). Этот ток подается на все нейроны модуля в течение 50 мс. Параллельно другой внешний ток той же величины подается на все

нейроны группы метки последовательности, которая должна быть вспомнена. Этот ток подается в течение 200 мс, т.е. все время, отведенное для вспоминания. На самом деле, для активации процесса вспоминания достаточно подать входной ток лишь на достаточно большое подмножество нейронов модуля, соответствующего начальному событию.

Благодаря стимуляции, модуль, соответствующий начальному событию, становится активным. Его активность через связи, которые были модифицированы в процессе запоминания последовательности, передается на модуль, который соответствует следующему событию в последовательности. Возбуждение от предыдущего (первого) модуля и активация от верхнего слоя одновременно стимулируют следующий (второй) модуль. Заметим, что второй модуль становится активным с небольшой временной задержкой после активации первого модуля. Второй модуль активирует третий модуль и т.д. Общее время вспоминания короткое, полный период "проигрывания" последовательности занимает 200 мс. При вспоминании периоды активности различных модулей пересекаются, но стартовые моменты их активации появляются в правильном порядке событий в запомненной последовательности.

4.8.3. Результаты моделирования

Вычисления и иллюстрации для данного раздела были выполнены Д. Чиком.

Функционирование модели будет продемонстрировано в трех примерах, составляющих содержание следующих трех параграфов.

4.8.3.1. Запоминание и вспоминание последовательности с использованием обучения на основе STDP

Рассмотрим набор из 10 модулей (M1-M10), содержащих 1000 нейронов в нижнем слое и одну группу нейронов в верхнем слое. Закодируем последовательность из 4 событий следующим образом. Событие 1 кодируется модулем M2 (нейроны с номерами от 101 до 200). Событие 2 кодируется модулем M8 (нейроны 701-800). Событие 3 кодируется модулем M4 (нейроны 301-400). Событие 4 кодируется модулем M6 (нейроны 501-600).

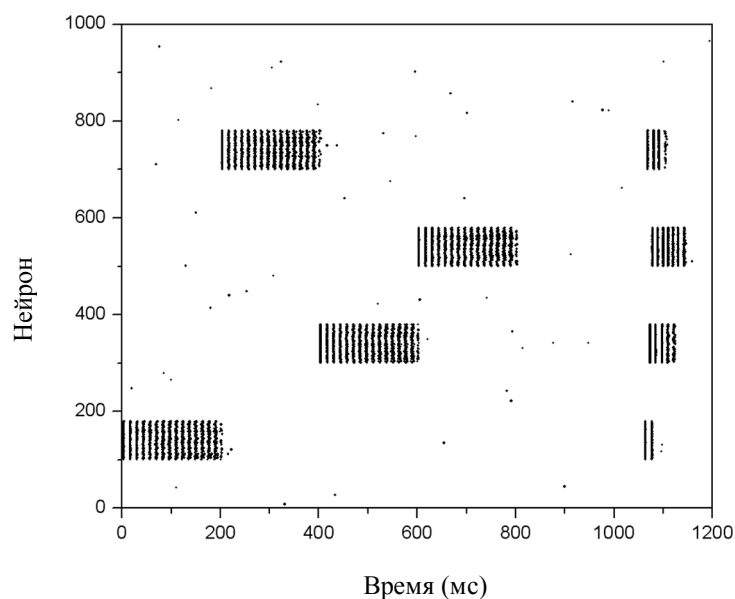
Процессы запоминания и вспоминания этой последовательности событий проиллюстрированы на рис. 4.52. В соответствии со схемой кодирования события 1-4 представлены в виде активности в четырех модулях нижнего слоя. На рисунке показана только активность 80 возбуждающих нейронов в каждом модуле. Активность 60 нейронов в группе верхнего слоя имеет простой периодический характер (на рисунке она не показана).

Во время запоминания (этот период занимает 800 мс) внешние токи подаются на соответствующие модули в порядке поступления событий в последовательности (M2, M8, M3, M6). Каждый модуль получает входной сигнал в течение 200 мс - M2: 0-200 мс; M8: 200-400 мс; M3: 400-600 мс; M6: 600-800 мс. Импульсная активность нейронов в этих модулях показана в левой части рис. 4.52а. На протяжении всего интервала стимуляции происходило запоминание последовательности путем модификации синапсов по правилу STDP. В течение временного интервала 800-1000 мс входных сигналов нет, импульсная активность и синаптическая модификация в это время прекращаются.

Процесс вспоминания показан в интервале времени 1000-1200 мс. Короткий внешний ток ($I_{ext,i} = 40 \text{ mA}$) был подан на нейроны модуля M2

в течение 20 мс. Параллельно такой же ток был подан на все нейроны верхнего слоя.

(а)



(б)

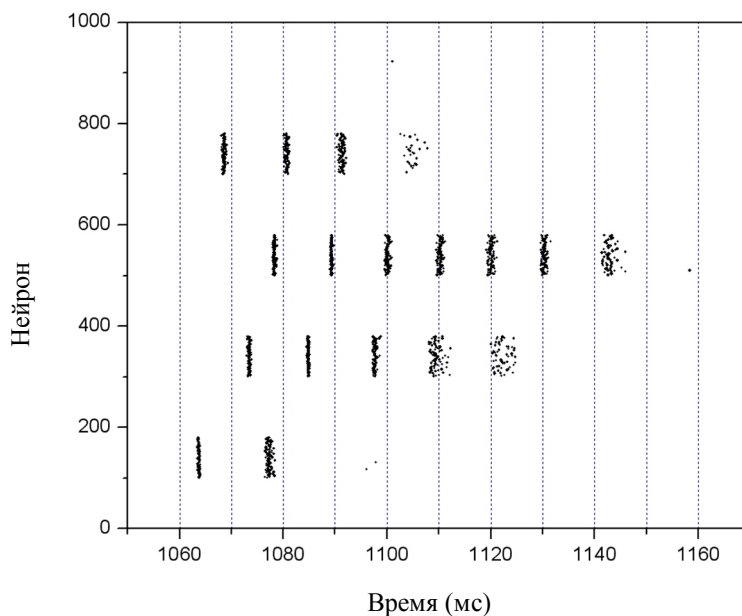


Рис. 4.52. Запоминание и вспоминание последовательности из 4 событий. Каждая точка на рисунке показывает момент генерации импульса данным возбуждающим нейроном. В левой части рисунка (а) показана активность нейронов в процессе запоминания, а в правой – в процессе вспоминания. Увеличенный фрагмент рисунка (а), соответствующий периоду вспоминания, показан на рисунке (б).

Активность в нижнем слое модели во время вспоминания показана в правой части рис. 4.52а и в увеличенном виде на рис. 4.52б. Видно, что начальные моменты активации модулей организованы в том же порядке, в котором происходило запоминание последовательности. Стоит обратить внимание на то, что время реактивации модулей увеличивается по мере "проигрывания" последовательности.

4.8.3.2. Запоминание и вспоминание последовательности с использованием обучения на основе анти-STDP

Вычислительные эксперименты в данном параграфе были стимулированы записями активности гиппокампа крысы, которые продемонстрировали феномен "обратного проигрывания" [Colgin and Moser, 2006]. Во время пробежки по линейному треку гиппокампальные клетки места генерировали импульсы в определенной фазе тета-ритма, зависящей от положения крысы в треке. Когда в конце трека крыса получала награду, клетки места генерировали импульсы в обратном порядке по сравнению с тем, как они срабатывали при движении крысы по треку. Время срабатывания было коротким, около 200 мс (один период тета-волны) [Foster and Wilson, 2006; Diba and Buzsaki, 2007]. Для воспроизведения этого феномена использовалось 8 модулей (M1-M8, всего 800 нейронов, 80 возбуждающих и 20 тормозных нейронов в каждом модуле). События от первого до восьмого кодировались следующими модулями: M8 стимулировался в промежутке времени 600-800 мс, M7 - 800-1000 мс, ..., M2 - 1800-2000 мс, M1 - 2000-2200 мс. Активность возбуждающих нейронов в этих модулях показана в левой части рис. 4.53а. На рис. 4.53б показана импульсная активность возбуждающих нейронов модуля M6 (этот модуль был активен в промежутке времени 1000-1200 мс). Частота импульсов около 70 Гц, при этом отдельные нейроны могут пропускать один-два цикла активности. Паттерн активности не очень

регулярный (на рис. 4.53б отчетливо видна шумовая составляющая), но активность нейронов явно синхронизована.

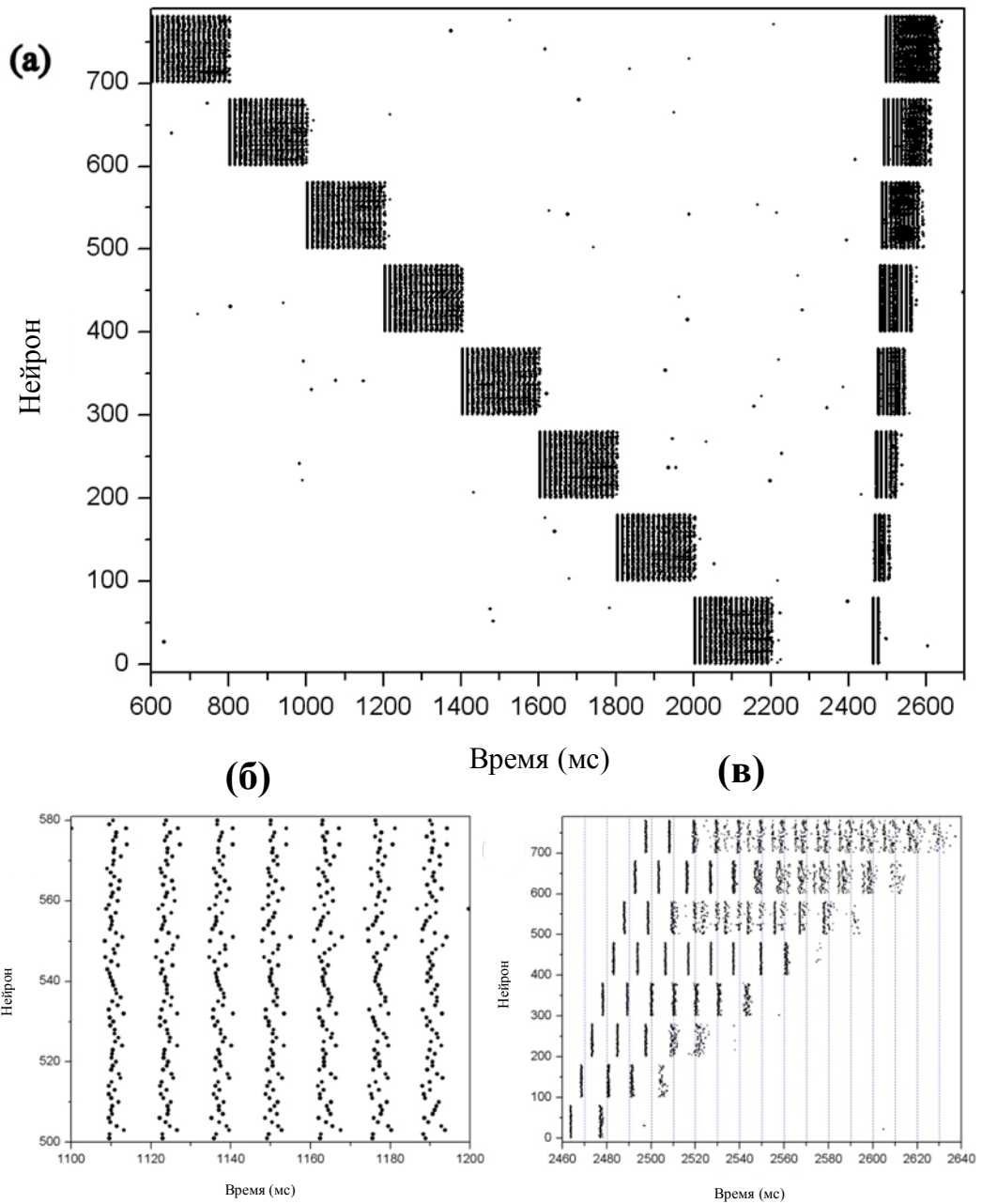


Рис. 4.53. Активность в модели при запоминании и воспроизведении событий в обратном порядке (каждая точка соответствует моменту генерации импульса нейроном): (а) Запоминание и вспоминание 8 положений крысы в треке с помощью 8 модулей. Левая часть рисунка соответствует периоду запоминания, правая часть рисунка соответствует периоду вспоминания положений в треке в обратном порядке. Период запоминания каждого положения длится 200 мс. Период вспоминания всех положений в обратном порядке длится 200 мс. (б) Увеличенное изображение периода запоминания для модуля М6. (с) Увеличенное изображение периода вспоминания. Между периодами запоминания и вспоминания имеется временная задержка 200 мс.

Это согласуется с экспериментальными данными о роли синхронизации в формировании памяти (Duzel et al., 2010). В промежутке времени 2200-2400 мс внешний ток отсутствует, т.е. в этот промежуток времени обучение прекращается. Вспоминание осуществляется в промежутке времени 2400-2600 мс (рис. 4.53а, правая часть; в увеличенном виде рис. 4.53в).

Для запоминания последовательности событий в обратном порядке использовалось правило анти-STDP модификации синаптических контактов между нейронами нижнего слоя. Как и в предыдущем примере, верхний слой содержит 60 возбуждающих нейронов. Связи от нейронов верхнего слоя на нейроны нижнего слоя модифицировались в соответствии с правилом STDP.

При вспоминании коротко активировались нейроны модуля M1 путем подачи на них внешнего тока. Одновременно активировались нейроны верхнего слоя. После этого активность передавалась от модуля к модулю с помощью синаптических контактов, образовавшихся в результате действия анти-STDP и под действием нейронов верхнего слоя. Активация модулей шла в обратном порядке по сравнению с тем, как они активировались при обучении. Общее время проигрывания последовательности событий было коротким и, как того требуют экспериментальные наблюдения, укладывалось в один цикл тета-ритма.

4.8.3.3. Запоминание и вспоминание двух последовательностей на основе STDP

В данном параграфе описана процедура запоминания двух последовательностей зрительных объектов. Имеется последовательность из 6 объектов, запоминаемых в 6 модулях: M1 (нейроны 1-100) - круассан; M2 (нейроны 101-200) - бургер; M3 (нейроны 201-300) - ананас; M4 (нейроны 301-400) – кофейная чашка; M5 (нейроны 401-500) - кекс; M6

(нейроны 501-600) - бананы. Эти объекты организованы в две последовательности по 4 объекта в каждой последовательности (рис. 4.54а-б). В верхнем слое имеются две группы нейронов с метками "1" и "2", соответственно.

Обратим внимание на то, что последовательности имеют одинаковые члены: кофейная чашка присутствует в обеих последовательностях на третьем и втором местах, соответственно; также бананы присутствуют в обеих последовательностях на первом и последнем местах, соответственно.

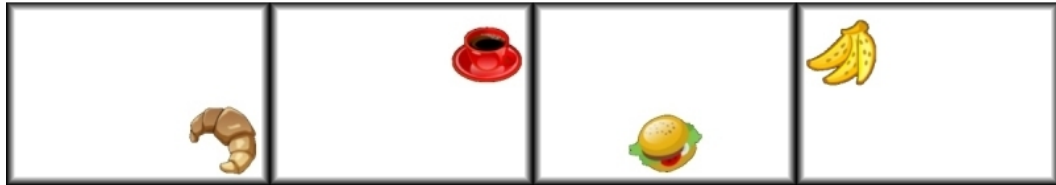
Если бы запоминание основывалось исключительно на модификации связей в нижнем модуле, то при вспоминании неизбежно возникли бы ошибки. Во-первых, имелась бы неопределенность в том, какой член следует за кофейной чашкой, ананас или бургер? Во-вторых, вспоминание второй последовательности не заканчивалось бы на члене "бананы", а распространялось бы на всю первую последовательность. Наличие верхнего слоя снимает неопределенность. При вспоминании первой последовательности сигналы от верхнего слоя диктуют необходимость после модуля "кофейная чашка" активировать модуль "ананас". Аналогично, при вспоминании второй последовательности сигналы от верхнего слоя потребуют активации модуля "бургер" после того, как был активирован модуль "кофейная чашка".

Процесс запоминания проиллюстрирован на рис. 4.54в. Первая последовательность запоминается в период времени 0-800 мс, включающем последовательную активизацию модулей М6, М5, М4 и М3. Вторая последовательность запоминается в период времени 2000-2800 мс, включающем последовательную активизацию модулей М1, М4, М2 и М6. В процессе предъявления членов последовательностей формируются связи в нижнем слое и между верхним и нижним слоями по правилу STDP.

(a)



(б)



(в)

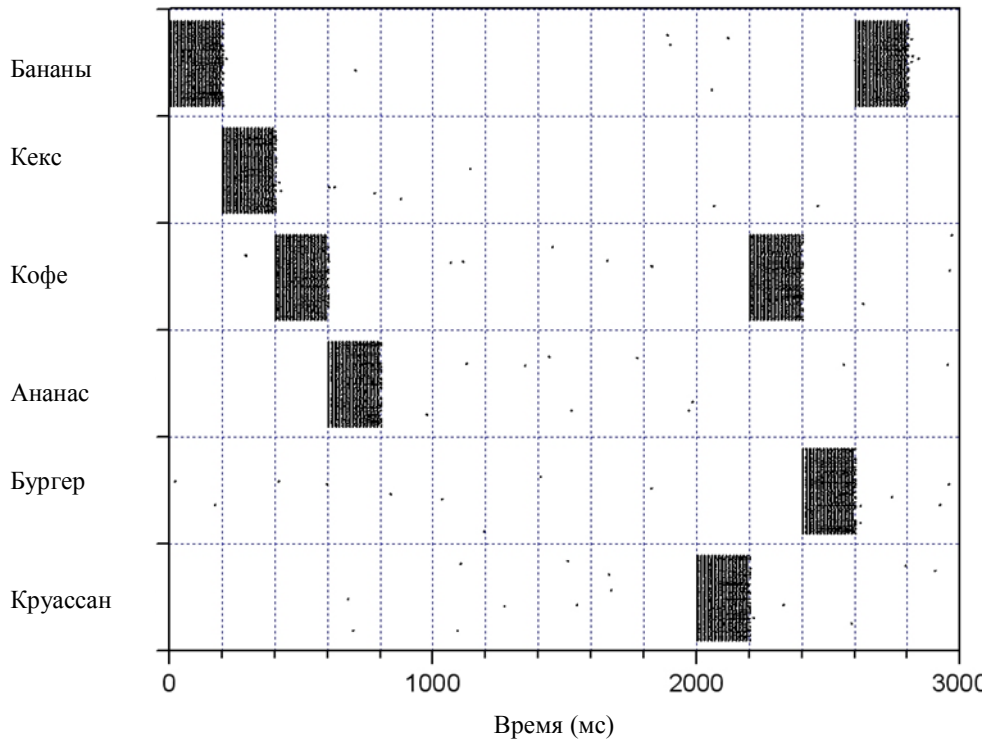


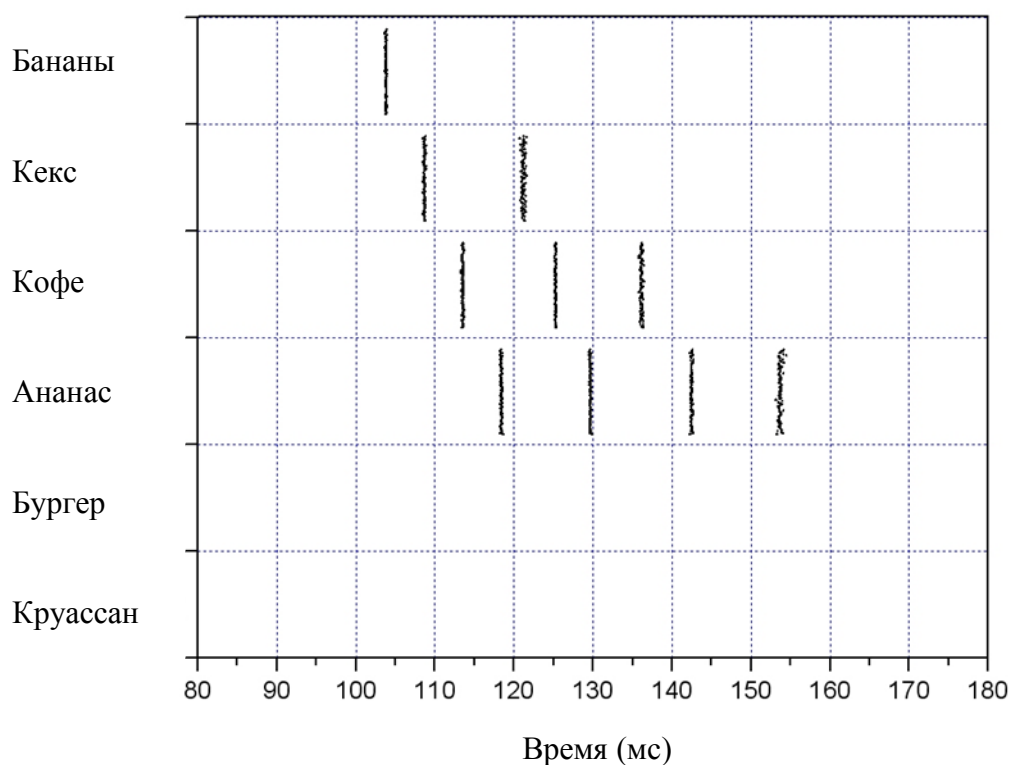
Рис 4.54. Запоминание двух последовательностей с пересекающимися множествами объектов. В каждой последовательности по 4 объекта. Третий член первой последовательности (кофейная чашка) совпадает со вторым членом второй последовательности, а первый член первой последовательности (бананы) совпадает с последним членом второй последовательности. (в) Последовательность активизации модулей при запоминании последовательностей. Первая последовательность запоминалась в период времени 0-800 мс (по 200 мс на каждый объект). Вторая последовательность запоминалась в период времени 2000-2800 мс.

При вспоминании с помощью внешнего тока коротко активируется модуль, соответствующий первому элементу последовательности в нижнем слое, а в верхнем слое активируется группа нейронов, соответствующая первой или второй последовательности. Результирующая активность в модели при вспоминании показана на рис. 4.55. На рис. 4.55а, в показано, в каком порядке происходило вспоминание последовательностей, а на рис. 4.55б, г показано, как происходила активация возбуждающих нейронов в модулях нижнего слоя.

(а)



(б)



Продолжение рисунка на следующей странице.

(в)



(г)

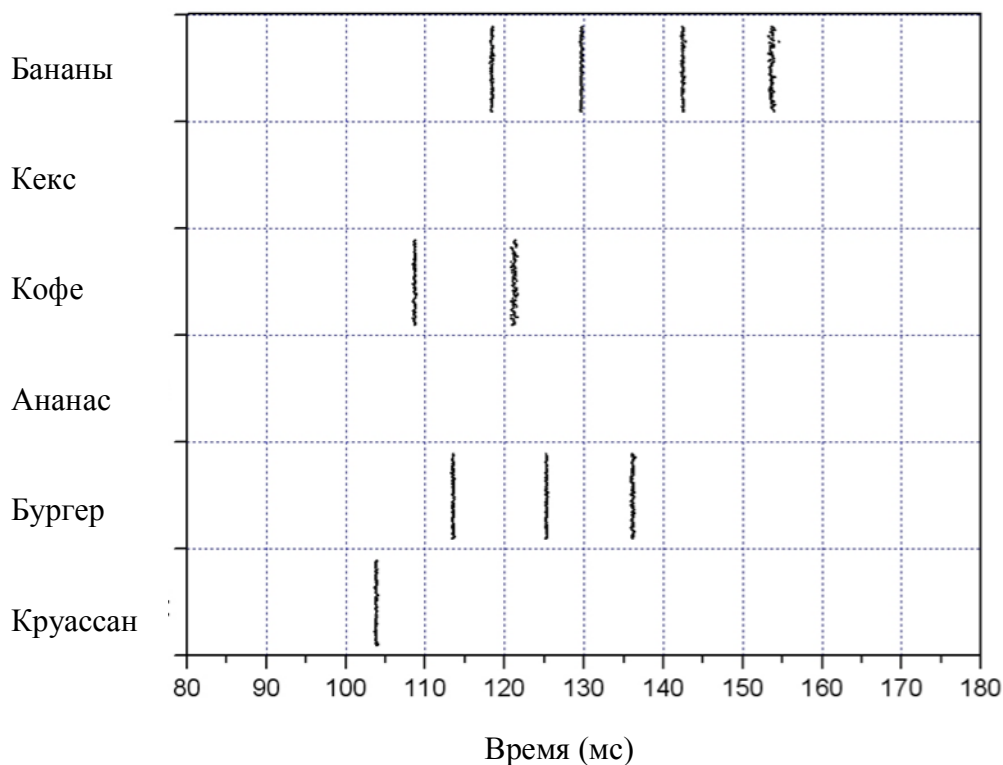


Рис. 4.55. Вспоминание в случае неопределенности, когда две последовательности содержат одинаковые члены. При вспоминании модель правильно воспроизводит порядок, в котором члены последовательности предъявлялись при запоминании; (а) порядок вспоминания объектов в первой последовательности; (б) активность возбуждающих нейронов в модулях нижнего слоя при вспоминании первой последовательности; (в) порядок вспоминания объектов во второй последовательности; (г) активность возбуждающих нейронов в модулях нижнего слоя при вспоминании второй последовательности.

Результаты численных экспериментов показывают, что вспоминание последовательностей происходит в правильном порядке, т.е. в том, в котором эти последовательности запоминались. Возможные ошибки были элиминированы за счет дополнительного воздействия верхнего слоя на нижний. Без этого воздействия активация модуля только за счет

внутренних связей между модулями не могла бы реализоваться, так что нейроны, кодирующие разные последовательности, не могли "перепутать", когда они должны перейти в активное состояние.

4.8.4. Обсуждение

Описанная модель запоминания и вспоминания временных последовательностей событий, объектов, пространственных положений и т.д. основана на предположении, что все эти виды памяти имеют общий механизм реализации. Внутреннее представление информации может быть специфическим для первичных этапов обработки, но на продвинутых этапах, связанных с запоминанием и вспоминанием, представление информации становится абстрактным и универсальным, независимо от канала восприятия.

Двухслойная архитектуры модели отражает взаимодействия между ассоциативными зонами (ассоциативная кора и гиппокамп) и префронтальной корой. Последняя управляет запоминанием и вспоминанием с учетом внешнего и внутреннего контекста. Этот контекст влияет на нейронную активность в определенных нейронных ансамблях префронтальной коры, что помогает разрешить неоднозначности, возникающие в случае, когда различные последовательности имеют одинаковые члены. В соответствии с архитектурой модели следы памяти формируются как внутри ассоциативных зон, так и между ассоциативными зонами и префронтальной корой. Связи внутри ассоциативной области модифицируются для создания цепочек связанных нейронных групп. Связи между префронтальной корой и ассоциативными областями модифицируются для связывания соответствующих цепочек из групп нейронов в ассоциативной области с определенным контекстом, представленным в префронтальной коре.

С помощью численных экспериментов мы показали, что модель успешно воспроизводит экспериментальные результаты по нейронной активности клеток места в гиппокампе при прямом и обратном вспоминании у крыс. Биологически правдоподобные модели запоминания последовательностей были предложены в работах [Yamaguchi, 2003; Koene and Hasselmo, 2008], но в этих работах запоминание основывалось на механизме фазового кодирования, привязанного к частоте тета-ритма. Известно, что частота тета-ритма зависит от многих факторов, включая психологическое и физиологическое состояние животного, поэтому такой подход не может дать надежного запоминания и вспоминания. Наша модель не привязана к конкретной частоте тета-ритма и дает устойчивые результаты при ее изменении. Кроме того, в нашей модели воспроизводится длительное время, необходимое для запоминания, и быстрое вспоминание в течение одного периода тета-ритма, что соответствует имеющимся экспериментальным данным.

Мы также показали, что наша модель способна разрешить неоднозначности, возникающие при вспоминании. Возможности модели в этом отношении не абсолютны. Не трудно сконструировать примеры, когда модель будет давать ошибочные результаты вспоминания. Рассмотрим две последовательности $S_1 = (...A, B, ..., X...)$ и $S_2 = (...A, X, ...)$. Предположим, что обе они были записаны в памяти. Попытка вспомнить S_1 приведет к неопределенности, поскольку активация модуля M_A повлечет одновременную активацию модулей M_B и M_X , в то время как оба эти модуля получают подкрепление от верхнего слоя. Правда, надо учесть, что данный пример представляет трудность и для людей, которые в реальной жизни вполне могут совершать ошибки в такой ситуации.

Основной недостаток модели состоит в том, что в ней каждый объект (событие) представлен одним модулем в нижнем слое. С точки зрения уменьшения числа ошибок было бы более эффективно представлять различными модулями один и тот же объект при разных

контекстах, однако это привело бы к резкому увеличению занимаемой памяти, а при ее ограниченности ошибки могли бы возникнуть просто в силу ее перегруженности.

Еще один источник возможных ошибок – повторение в последовательности одного и того же члена. Например, у модели нет информации для разрешения неопределенности в последовательности $S = (...A, B...A, C...)$. Это типичная проблема при запоминании последовательностей. Обычно она решается путем учета нескольких предыдущих членов последовательности или, эквивалентно, путем объединения нескольких членов последовательности в комплексы (чанки), которые становятся членами последовательности на более высоком иерархическом уровне. Такой подход также приводит к увеличению необходимой памяти, тем не менее вполне возможно, что он используется мозгом в трудных случаях.

4.9. Выводы

1. Общие принципы обработки информации в ОНС могут с успехом применяться для решения сложных когнитивных задач, соединяющих несколько взаимосвязанных когнитивных компонент, таких как связывание признаков в цельный образ, внимание и детекция новизны. Основные механизмы, на которых основано моделирование в ОНС, - это частотная и фазовая синхронизация, резонансный ответ, адаптация собственных частот и модификация связей с помощью STDP или анти-STDP. Основной элемент для построения моделей – фазовые осцилляторы или обобщенные фазовые осцилляторы.

2. В модели внимания с двумя конкурирующими стимулами получены формулы, описывающие условия существования различных режимов фокусировки внимания, переходы между режимами, а также

поведение частоты ЦО в режиме фокусировки внимания на одном из стимулов (режим частичной синхронизации).

3. Разработана модель детекции новизны в гиппокампе, основанная на использовании осцилляторов с адаптирующимися значениями собственных частот. Адаптация возникает как результат фазовой синхронизации осцилляторов с многомерным осцилляторным входным сигналом. Таким образом, в модели реализуется фазово-частотное разреженное кодирование входных сигналов, приводящее к тоническому (в случае новых стимулов) или фазическому (в случае известных стимулов) ответу модели на внешнюю стимуляцию.

4. Разработана модель последовательного выбора объектов на изображении, воспроизводящая основные этапы обработки зрительной информации, начиная с первичных отделов зрительной коры и заканчивая детекцией новизны в гиппокампе. Модель способна последовательно включать объекты, присутствующие в зрительном поле, в фокус внимания, выделять геометрические признаки объектов, инвариантные к положению и масштабу, и производить анализ объектов на новизну в терминах длительности (тонической или фазической) осцилляторного ответа гиппокампа.

5. Разработана модель сегментации цветных изображений, соединяющая сегментацию с селективным вниманием. Показано, что определение контуров и интеграция признаков целевого объекта могут быть улучшены за счет синхронного взаимодействия между элементами модели в соответствии с принципами ТВК.

6. Разработана модель зрительного поиска, позволяющая воспроизводить экспериментальные данные относительно времени реакции в задачах зрительного поиска различной сложности. Параметр заметности объекта формализован в модели в виде силы воздействия нейронов, кодирующих объект, на ЦУЭ системы внимания.

Демонстрируемая моделью линейная зависимость времени реакции от числа объектов на дисплее соответствует экспериментальным данным.

7. Разработана модель слежения за несколькими объектами, воспроизводящая экспериментальные данные о зависимости числа ошибок слежения от числа целевых объектов. Выводом из моделирования является гипотеза о том, что ошибки слежения являются следствием не сбоя в восприятии объектов в физическом пространстве, а результатом временного пересечения фазовых кодов объектов в ограниченном фазовом пространстве.

8. Показано, что гамма-распределение времен неоднозначного восприятия некеревского куба может быть объяснено в терминах частичной синхронизации и ее бистабильности в системе фазовых осцилляторов с центральным элементом.

9. Запоминание временных последовательностей может быть реализовано в ОНС из нейронов типа Ходжкина-Хаксли с использованием синаптической модификации по принципам STDP и анти-STDP. Число ошибок при вспоминании запомненной последовательности можно снизить, введя специальные элементы памяти, в которых учитывается контекст, при котором происходило запоминание.

ГЛАВА 5. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Построение математических моделей когнитивных функций мозга вызывает противоречивые чувства у нейробиологов. С одной стороны, довольно очевидно, что без математического моделирования невозможно теоретически обобщать огромный массив экспериментальных данных, проверять имеющиеся гипотезы и концепции. С другой стороны, формальное представление сложных когнитивных функций обычно оказывается весьма ограниченным, что вызывает скептическое отношение к возможностям математических методов в данной области.

Дискуссию на эту тему можно суммировать с помощью следующей таблицы 5.1 [Борисюк и др., 2002]:

Таблица 5.1. Аргументация сторон.

Математик	Нейробиолог
Поскольку материал, на основе которого сделан компьютер, не имеет отношения к вычисляемым им функциям (процедура вычисления зафиксирована лишь в программе), то модель-программа в принципе может воспроизводить информационную работу мозга с любой заданной программистом точностью. Все существующие ограничения и дефекты программ - явление временное, базирующееся на недостаточности наших знаний и неизбежных пока упрощениях.	Программа компьютера может манипулировать лишь с символами. Мозг же работает не с символами, а со смысловыми ситуациями. Элементы сознательного разума обладают семантическим (смысловым) содержанием, обеспечивающим выживание организма. Например, мозг распознает контуры хищника в зашумленной среде и мгновенно выбирает правильную реакцию на его появление; проводит различия между съедобными и несъедобными

	<p>объектами мира; между половым партнером и другими животными; короче - выбирает смысловое поведение в сложной внешней среде. Машина же оперирует с символами, перекладывая их по определенным правилам из ячейки в ячейку. Это есть синтаксис без семантики.</p>
<p>Утверждение о том, что система "искусственного интеллекта" должна непременно обладать всеми свойствами нашего мозга, - абсурдна. Требовать полного соответствия по всем параметрам - все равно, что добиваться от искусственного летательного аппарата (на том основании, что он должен летать) необходимости нести яйца. Нам пока слишком мало известно о том, в чем именно состоит процесс мышления и семантика, поэтому всякая уверенность по поводу того, какие свойства здесь существенны, преждевременна.</p>	<p>Мозг - это прежде всего "биохимическая машина", манипулирующая с молекулами. Именно особые свойства биохимических молекул закладывают основу эффекта сознания, описанную в определенных специфических молекулярных гормонально-рецепторных терминах. Деятельность мозга строится на основе таких понятий, как боль, жажда, радость, возбуждение. Эта деятельность формируется в иерархической системе "снизу вверх" от молекулярного уровня до уровня целостного мозга. Например, чувство жажды, по крайней мере, в некоторых случаях, обусловлено срабатыванием нейронов определенных типов в гипоталамусе, которое, в свою очередь, вызвано действием специфического пептида</p>

<p><i>"Биохимический мозг"</i> совершенно не обязательно должен быть единственной физической системой, способной на мыслительную деятельность. Компьютерные программы, моделирующие мозговые процессы, должны отражать лишь информационный аспект этих процессов. Моделирование не следует смешивать с полным воспроизведением. Самолет летает не потому, что в нем скопирован принцип полета птиц. Хотя можно (если нужно) представить себе компьютерную модель, отражающую воздействие пептидов на гипоталамус, которая будет точна вплоть до каждого синапса.</p>	<p>ангиотензина II.</p> <p>С таким же успехом мы можем представить себе компьютерное моделирование процесса окисления углеводов в автомобильном двигателе или пищеварительного процесса в желудке. Модель процессов, протекающих в мозгу, будет ничуть не реальнее моделей, описывающих процессы сгорания топлива или пищеварительные процессы. Нельзя привести автомобиль в движение, моделируя на компьютере окисление бензина, нельзя переварить обед, выполняя программу, моделирующую пищеварение. Моделирование мышления также не произведет нейрофизиологического эффекта мышления.</p>
<p><i>"Искусственный мозг"</i> может и не пользоваться биохимическими молекулами и достичь того же эффекта. Например, можно создать микропроцессоры (и они уже созданы), которые будут по входу и выходу моделировать работу сетчатки или, например, улитки уха. Они в реальном времени реагируют на реальные сигналы: свет, звук.</p>	<p>Добиться конкретных, а не абстрактных свойств мозга только за счет выполнения формальной программы операции с символами невозможно. Чтобы такое стало возможным, структура логических элементов должна начинаться с биологически важных молекул. Они могли эволюционно возникнуть случайно, но, раз возникнув, теперь</p>

<p>Такие схемы основаны на известных анатомических и физиологических свойствах сетчатки кошки и ушной улитки сипухи, и их выход по выбранным параметрам сигнала чрезвычайно близок выходам органов, которые они моделируют. В микросхемах не используются никакие нейромедиаторы, следовательно, нейромедиаторы могут и не являться необходимыми элементами для достижения желаемых результатов.</p>	<p>они уже определяют мышление живых систем, так как оно основывается на структурных изменениях именно этих молекул. Любая система другой природы, возможно, и сможет мыслить, но совсем иначе, чем биологическая. Дело не в том, что современные программы делают в воспроизведении процессов мышления первые шаги, они просто находятся на другой дороге.</p>
--	---

Там, где речь идет о психологических категориях, таких как память, внимание, детекция новизны, зрительный поиск и др., трудно дать формальное определение этих понятий (которое включало бы все разнообразие условий, когда эти феномены возникают), которое устроило бы всех. Мы не стремились к такой формализации, относя к когнитивным феноменам те, которые традиционно таковыми считаются. Например, на вопрос о том, что такое внимание, можно прагматично ответить, что это то, что описано в классических книгах (см., например, [Itti et al., 2005]), статьях в сборниках "Attention and Performance" и многочисленных публикациях в профильных журналах по вниманию.

В данной работе нас интересовала связь когнитивных функций с динамическими аспектами работы мозга. Вопрос этот не праздный, так как многие существующие модели эту связь игнорируют и на функциональном уровне зачастую получают вполне удовлетворительные результаты, иногда даже превосходящие возможности естественного интеллекта, как это уже продемонстрировано в некоторых задачах обучения и распознавания. Тем

не менее многие экспериментальные данные указывают на то, что быстрая смена типов активности и гибкая адаптация мозга являются неотъемлемыми атрибутами его успешного функционирования. Каким образом мозг использует свои динамические режимы? Есть ли общие принципы в архитектурах, которые эти режимы поддерживают, и в механизмах, которые эти режимы реализуют? Какие типы обработки информации могут быть объяснены и воспроизведены на основе колебательной активности и ее синхронизации? Не претендуя на исчерпывающие ответы на эти вопросы, мы полагаем, что разработанные нами модели дают достаточные основания, чтобы утверждать, что синхронизация нейронной активности лежит в основе широкого спектра когнитивных функций. Можно надеяться, что в дальнейшем этот спектр будет расширяться.

Помимо синхронизации, в большинстве наших моделей используются принципы резонанса и адаптации частоты. Эти принципы не следует понимать буквально как какие-то физические процессы, которые могут быть зарегистрированы *in vivo*. Оба этих принципа в терминах моделей, построенных из фазовых осцилляторов или их обобщений, предназначены для того, чтобы отражать синхронизирующее или десинхронизирующее взаимодействие между нейронными популяциями. Они не сводятся, например, к изменениям в амплитуде колебаний или к разнице между частотой колебаний в активном и пассивном состоянии. Для того чтобы придать этим характеристикам физический смысл, требуются детальные модели на уровне нейронов типа Ходжкина-Хаксли. Некоторые шаги в этом направлении мы предприняли, но вопрос о том, насколько фазовые модели могут быть адекватно воспроизведены на детальном уровне, остается пока открытым.

Здесь проходит граница применимости разработанных нами моделей и методов. Они пригодны для решения общих вопросов относительно возможности использования колебательных процессов и синхронизации

для реализации различных когнитивных функций, однако в них лишь в самой общей форме использовались как морфологические, так и нейрофизиологические характеристики, связанные с функционированием структур мозга при выполнении когнитивных функций. Редукционизм и предельное упрощение были неизбежны для начальных шагов в понимании механизмов когнитивных функций. Дальнейшее продвижение потребует более детального описания вовлеченных структур и осцилляторных процессов с учетом реальных частотных и фазовых соотношений, а также взаимодействия различных типов колебаний в разных частотных диапазонах. В частности, уже после публикации нашей работы по детекции новизны в гиппокампе [Borisjuk et al., 2001] появились данные о взаимодействии гамма- и тета-ритмов при детекции новизны в гиппокампе [Colgin et al., 2009; Tort et al., 2009]. В рамках теории фазовых осцилляторов разработка моделей с многочастотными взаимодействиями возможна, но она потребует разработки специального математического аппарата. Это дело будущего.

Дальнейшее продвижение в моделировании когнитивных функций требует не только существенно больших вычислительных ресурсов, чем те, что были использованы в данной работе, но и намного больших знаний относительно биологических нейронных сетей, участвующих в различных когнитивных функциях. Наиболее проблемными областями с точки зрения осцилляторного моделирования являются задачи распознавания и ассоциативной памяти. Здесь ОНС пока значительно уступают традиционным коннекционистским подходам, что ограничивает их использование в практически полезных устройствах. Преодоление этого разрыва – один из вызовов для специалистов по ОНС. Нам представляется, что полученные результаты будут служить вектором, задающим направление будущих исследований.

С точки зрения нейронных архитектур в данной работе основной акцент сделан на архитектуры с центральным элементом и их обобщения.

Схема логических взаимосвязей между моделями приведена на рис. 5.1. По нашему мнению, возможности этого класса архитектур остаются до настоящего времени недооцененными. Наличие хабов в нейронных сетях хорошо известно из исследований анатомических и функциональных связей. Этот факт, однако, редко принимается во внимание в силу традиционных представлений о распределенности представления информации в мозге и желания ограничиться хорошо разработанными методами статистической физики, которые легче всего прилагаются к однородным нейросетевым архитектурам. Между тем, как видно из наших моделей, сети с хабами являются естественным подходом к реализации процедуры ППВ, особенно если эта процедура реализуется на принципах синхронизации.

В параграфе 1.2 мы сформулировали ряд задач, решение которых должно было продемонстрировать, что синхронизация является универсальным механизмом, позволяющим мозгу эффективно обрабатывать информацию при решении разнообразных когнитивных задач. Мы надеемся, что представили решение этих задач на уровне соответствующих моделей. Таким образом, поставленную цель можно считать достигнутой.

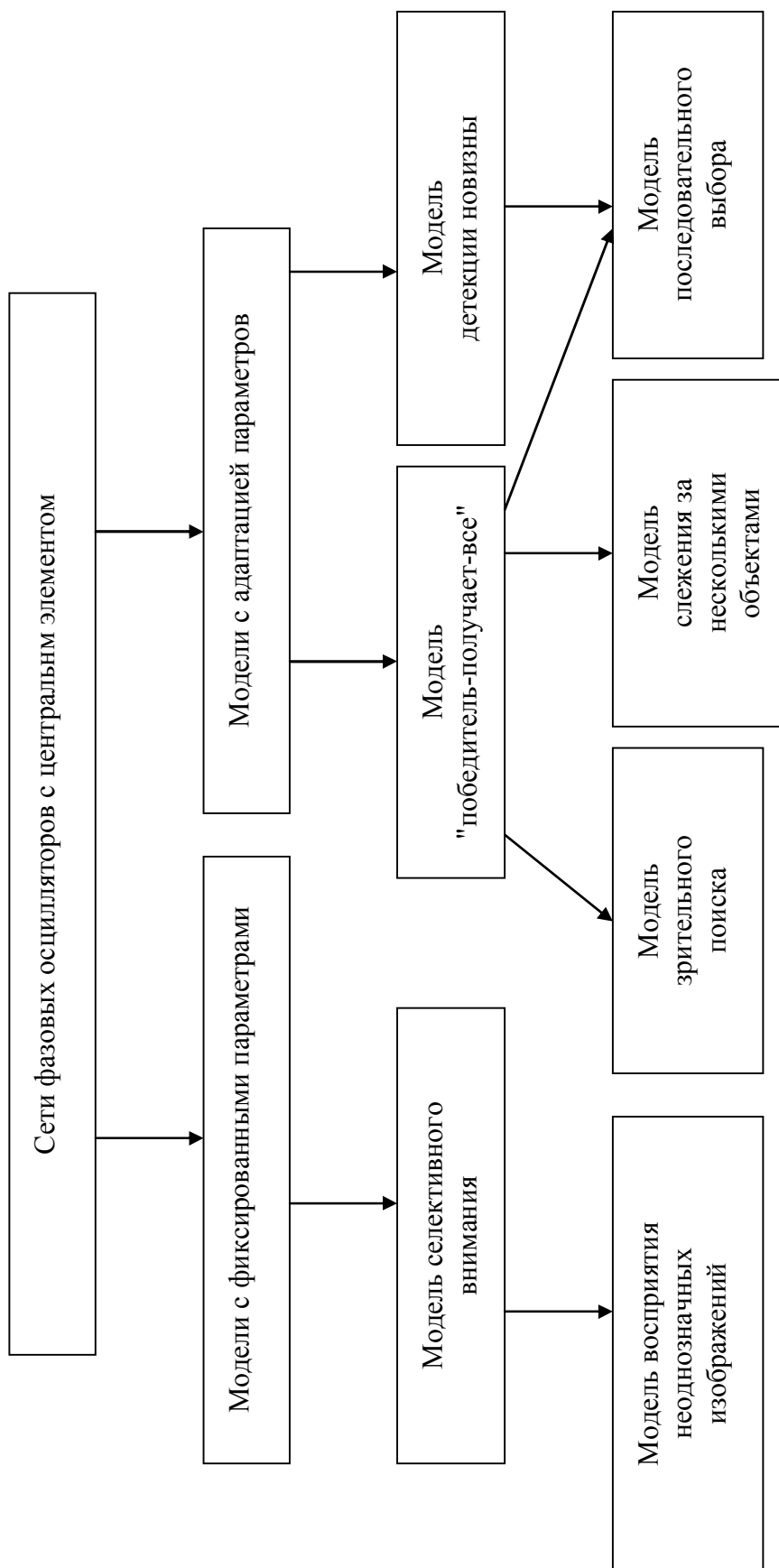


Рис. 5.1. Схема логической взаимосвязи моделей

ВЫВОДЫ

1. Изучение математических и компьютерных моделей осцилляторных нейронных сетей убедительно показывает, что синхронизация нейронной активности является универсальным механизмом, позволяющим мозгу эффективно обрабатывать информацию при решении разнообразных когнитивных задач.

2. Сети из фазовых осцилляторов и обобщенных фазовых осцилляторов предоставляют эффективный математический аппарат для построения компьютерных моделей когнитивных функций мозга, таких как селективное внимание, детекция новизны, последовательный выбор объектов на изображении, сегментация цветных изображений, зрительный поиск, слежение за несколькими объектами, восприятие неоднозначных изображений. Динамические режимы, возникающие в таких сетях, в частности, режимы синхронизации естественным образом интерпретируются в терминах решения когнитивных задач.

3. Сети фазовых осцилляторов и обобщенных фазовых осцилляторов с центральным элементом позволяют аналитически исследовать динамические режимы, возникающие в таких сетях, и являются подходящим инструментом для реализации осцилляторной версии процедуры "победитель-получает-все", встроенной в реализацию многих когнитивных функций.

4. Формирование и переключение фокуса внимания может описываться в терминах синхронизации между информационными и управляющими областями коры.

5. Результаты модельного исследования детекция новизны в гиппокампе позволяют высказать и обосновать гипотезу, что эта когнитивная функция связана с разреженным кодированием и адаптацией собственных частот гиппокампальных осцилляторов, работающих на частоте тета-ритма.

6. Сети фазовых осцилляторов позволяют разработать полномасштабную модель обработки полутонных и цветных изображений, объединяющую различные когнитивные функции в систему, построенную на универсальных принципах.

7. Результаты психофизических экспериментов по зрительному поиску в задачах различной степени трудности могут быть объяснены с помощью модели синхронизации в сети обобщенных фазовых осцилляторов.

8. Ошибки при слежении за движением целевых объектов среди объектов-дистракторов могут быть объяснены как следствие ограниченности фазового пространства, в котором происходит работа системы внимания, если ее описывать в фазово-частотных характеристиках.

9. Гамма-распределение времен восприятия некерровского куба может быть объяснено в терминах частичной синхронизации и ее бистабильности в системе фазовых осцилляторов с центральным элементом.

10. Запоминание и вспоминание последовательности событий может быть реализовано с помощью осцилляторной нейросетевой модели, построенной из импульсных нейронов. Число ошибок при вспоминании запомненной последовательности можно снизить при учете контекста, в котором происходило запоминание.

БЛАГОДАРНОСТИ

Я благодарен своим коллегам по Лаборатории нейронных сетей ИМПБ РАН, с которыми была сделана большая часть работ, вошедших в диссертацию. Это Г.Н. Борисюк, Р.М. Борисюк, Т.Б. Лузянянина, Т.С. Турова, Г.С. Цымбалюк. Особая благодарность В.И. Крюкову, который ввел меня в данную область исследований и кто был первым предложившим модель внимания, основанную на фазовых осцилляторах с центральным элементом. Я благодарен руководителям ИМПБ РАН М.Н. Устиинину и В.Д. Лахно за поддержку и внимание к моей работе. Я благодарен Г.Р. Иваницкому за предложение написать совместную обзорную статью для журнала Успехи физических наук и его активное участие в этой работе. Я благодарен своим иностранным коллегам, совместно с которыми была сделана определенная часть работ. Это Майк Денэм, Фрэнк Хоппенштедт, Дэвид Чик, Анжело Канжелоси и Олександр Бурилко. Заведующим Лабораторией системной организации нейронов ИТЭБ РАН О.С. Виноградовой и В.Ф. Кичигиной я обязан многочисленными обсуждениями роли гиппокампа и его ритмической активности в когнитивных функциях мозга. Я благодарен своей семье за помощь и поддержку моей работы.

Работа выполнялась при грантовой поддержке отечественных и зарубежных фондов: Российского фонда фундаментальных исследований, Международного научного фонда (Фонда Сороса, США), Фонда МакДоннела и Пью (США), Исследовательского Совета по инженерным и физическим наукам (Великобритания) и др.

ПРИЛОЖЕНИЕ

В приложение вынесены модели, в разработке которых автор диссертации принимал участие, но не был ведущим исполнителем. Эти модели развивают идеи, изложенные в основной части диссертации, и демонстрируют возможность реализации моделей когнитивных функций мозга на биологически правдоподобных элементах типа нейронов Ходжкина-Хаксли.

П.1. Модель внимания на основе нейронов Ходжкина-Хаксли

Материал данного раздела был опубликован в работах [Чик и др., 2008; Borisyuk et al., 2009 (IJCNN); Chik et al., 2009; Борисюк и др., 2010].

П.1.1. Описание модели

Архитектура модели представлена на рис. П.1.

Элементами первого слоя являются ПН. Они представляют собой детекторы признаков в первичных зонах новой коры, активируемые внешними стимулами. Предполагается, что внешний вход на ПН достаточно велик, чтобы перевести нейрон в пейсмекерный режим с некоторой частотой генерации импульсов. В случае зрительных стимулов входные сигналы формируются изображением, расположенным на плоской решетке. ПН расположены на решетке с такими же размерами, при этом каждый ПН получает сигнал от пикселя, имеющего те же координаты на решетке, что и ПН. Вообще говоря, ПН должны быть связаны возбуждающими латеральными связями, но для упрощения модели в данной работе эти связи элиминированы, так что все взаимодействие между ПН идет через ЦУЭ.

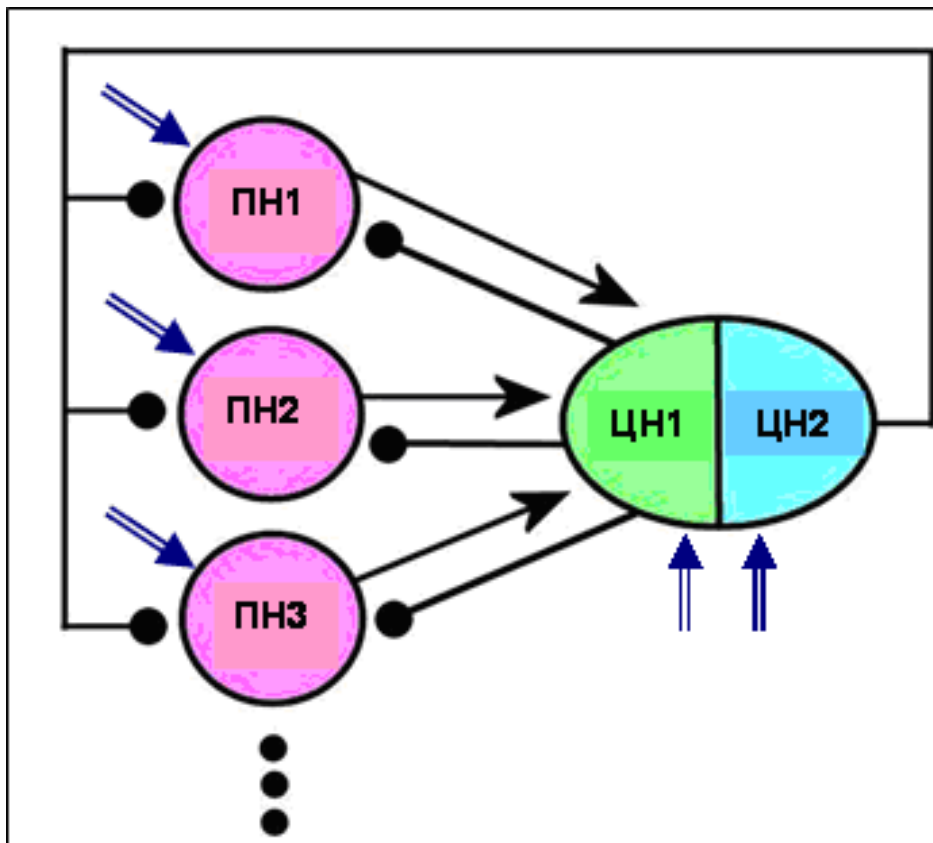


Рис. П.1. Архитектура связей в модели внимания с центральным элементом. ПН1, ПН2, ПН3,... – периферические нейроны, кодирующие признаки внешних стимулов; ЦН1, ЦН2 – центральные нейроны, управляющие фокусом внимания. Черными стрелками показаны возбуждающие связи, линии с черными кружками на концах показывают тормозные связи, двойные синие стрелки показывают внешние входные сигналы.

ЦУЭ представлен предельно упрощенно и состоит из двух нейронов, ЦН1 и ЦН2. ЦН1 используется для синхронизации некоторого ансамбля ПН. Зрительный объект, представленный ансамблем ПН, работающим синфазно с ЦН1, считается включенным в ФВ. ЦН2 управляет последовательной синхронизацией ЦН1 с разными ансамблями ПН, что интерпретируется как последовательный выбор в ФВ разных объектов. Оба нейрона, ЦН1 и ЦН2, посылают на все ПН тормозные сигналы. Связи от ПН приходят только на ЦН1 и являются возбуждающими. Сила синаптической передачи предполагается фиксированной и одинаковой для всех таких связей. Связи между ЦН1 и ЦН2 отсутствуют. Таким образом, ЦН2 не получает никаких сигналов от других нейронов системы. На вход

ЦН2 приходит только постоянный внешний сигнал, переводящий ЦН2 в осцилляторный режим.

В то время как сила торможения ПН со стороны ЦН1 фиксирована, тормозные сигналы, поступающие на ПН от ЦН2, меняются со временем. Последнее обусловлено кратковременной синаптической пластичностью связей от ЦН2 на ПН. Если оба нейрона ЦН2 и ПН одновременно активны достаточно продолжительное время, сила тормозной синаптической связи между ними возрастает. Если же хотя бы один из этих нейронов имеет низкий уровень активности, сила синаптической связи падает [Fitzpatrick et al., 2001; Zucker and Regehr, 2002]. Данный способ адаптации тормозной связи от ЦН2 к ПН используется для моделирования экспериментального факта, согласно которому при последовательном просмотре объектов вероятность повторного выбора уже просмотренного объекта падает [Klein, 1988; Takeda and Yagi, 2000].

Все нейроны системы описываются моделью Ходжкина-Хаксли [Hodgkin and Huxley, 1952]

$$\frac{dV_i}{dt} = -I_{ion} + I_{ext} - I_{syn}, \quad (\text{П.1})$$

$$\frac{dX_i}{dt} = A_X(V_i)(1 - X_i) - B_X(V_i)X_i, \quad X_i \in \{m_i, h_i, n_i\}, \quad X \in \{m, h, n\}, \quad (\text{П.2})$$

где V_i – мембранный потенциал нейрона, m_i – активационная проводимость натриевого канала, h_i – инактивационная проводимость натриевого канала, n_i – активационная проводимость калиевого канала. Ниже приводится описание суммарного ионного тока $I_{ion,i}(t)$ и функций A_X , B_X , $X \in \{m, h, n\}$.

$$A_m(V_i) = (2,5 - 0,1(V_i - V_{rest})) / (\exp(2,5 - 0,1(V_i - V_{rest})) - 1),$$

$$A_h(V_i) = 0,07 \exp(-(V_i - V_{rest}) / 20),$$

$$A_n(V_i) = (0,1 - 0,01(V_i - V_{rest})) / (\exp(1 - 0,1(V_i - V_{rest})) - 1),$$

$$B_m(V_i) = 4 \exp(-(V_i - V_{rest}) / 18),$$

$$B_h(V_i) = 1 / (\exp(3 - 0,1(V_i - V_{rest})) + 1),$$

$$B_n(V_i) = 0,125 \exp(-(V_i - V_{rest}) / 80),$$

где $i = 1, 2, \dots, N$ нумерует ПН, $i = N + 1$ - индекс ЦН1, $i = N + 2$ - индекс ЦН2. Смысл переменных поясняется следующим списком:

$V_i(t)$ - мембранный потенциал нейрона;

$m_i(t)$ - активационная переменная натриевого канала;

$h_i(t)$ - инактивационная переменная натриевого канала;

$n_i(t)$ - активационная переменная калиевого канала;

$I_{ion, i}(t)$ - общий ионный ток;

$I_{ext, i}(t)$ - внешний ток, поступающий на нейрон;

$I_{syn, i}(t)$ - синаптический ток, поступающий на нейрон;

V_{rest} - потенциал покоя (-65 мВ).

(Емкость мембраны равна 1, поэтому она отсутствует в уравнении (П.1)).

Ионный ток I_{ion} задается формулой

$$I_{ion} = g_{Na} m^3 h (V_i - V_{Na}) + g_K n^4 (V_i - V_K) + g_L (V_i - V_L), \quad (\text{П.3})$$

где g_{Na} , g_K , g_L - максимальные проводимости, соответственно, для натриевого, калиевого токов и тока утечки; V_{Na} , V_K , V_L - соответствующие обратные потенциалы.

Следующие формулы определяют внешние токи, поступающие на периферические нейроны от центральных нейронов ЦН1 и ЦН2:

$$I_{ext, i}(t) = \tilde{I}_{ext, i} (1 + 0,01 \xi_i(t)), \quad i = 1, 2, \dots, N,$$

$$I_{ext, N+1} = \tilde{I}_{CN1},$$

$$I_{ext, N+2} = \tilde{I}_{CN2}.$$

Смысл переменных и значения параметров задаются следующим списком:

$\xi(t)$ - случайный процесс без временной корреляции, при фиксированном t переменная $\xi(t)$ равномерно распределена в интервале $(-1, 1)$;

$\tilde{I}_{ext,i}$ ($i = 1, 2, \dots, N$) - константы, определяемые характеристиками пикселей входного изображения;

\tilde{I}_{CN1} - внешний ток, поступающий на нейрон ЦН1;

\tilde{I}_{CN2} - внешний ток, поступающий на нейрон ЦН2.

Ток \tilde{I}_{ext} переводит ПН в режим периодической импульсной активности. Предполагается, что различные признаки стимула кодируются различными величинами \tilde{I}_{ext} . Таким образом, в системе реализуется частотное кодирование. Например, в случае зрительного стимула значение \tilde{I}_{ext} может задаваться в зависимости от цвета соответствующего пикселя.

Целью введения шума $\xi(t)$ является разрушение гомогенности в популяции ПН. Дополнительно к этому при вычислениях параметры ПН рандомизировались. Это позволяло убедиться в том, что динамика сети устойчива и не зависит от случайных корреляций между переменными или параметрами модели.

Параметры взаимодействия между ПН и ЦН1 выбраны таким образом, что для генерации импульсов ЦН1 нет необходимости во внешнем входе, достаточно сигналов, поступающих от ПН. Наличие возбуждающего внешнего входа приводит к увеличению частоты импульсации ЦН1. В отличие от ЦН1, нейрон ЦН2 нуждается во внешнем сигнале для генерации импульсов. В численных экспериментах стандартными значениями I_{ext} являются 5 мА для ЦН1 и 30 мА для ЦН2.

Взаимодействие между нейронами описывается синаптическим током I_{syn} . Приведем уравнения для этого тока для разных типов взаимодействия.

Возбуждающие связи от ПН к ЦН1. Величина I_{syn} задается формулой

$$I_{syn} = w_1(V - V_{syn,exc}) \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^{M_j} a_{exc}(t - T_{j,k}). \quad (\text{П.4})$$

Здесь V – потенциал ЦН1; $V_{syn,exc}$ – синаптический обратный потенциал для возбуждающих связей (при вычислениях $V_{syn,exc} = 0$); M_j – общее число импульсов j -го ПН; $T_{j,k}$ – момент генерации k -го импульса j -м ПН; $a_{exc}(t)$ – альфа-функция синаптической связи, равная $a \exp(-bt)$ при $t \geq 0$ и равная 0 при $t < 0$ с параметрами $a = 40 \text{ мс}^{-1}$, $b = 2 \text{ мс}^{-1}$; $w_1 = 0,1$ (кроме специально оговоренных случаев) – сила синаптической связи от периферических нейронов к ЦН1.

Тормозные связи от ЦН1 и ЦН2 к ПН. ПН с номером i получает синаптический ток вида

$$I_{sin,i} = w_2(V_i - V_{syn,inh}) \sum_{k=1}^{M_2} \alpha_{inh}(t - T_k) + w_{3,i}(V_i - V_{syn,inh}) \sum_{k=1}^{M_3} \alpha_{inh}(t - S_k),$$

$$i = 1, 2, \dots, N, \quad (\text{П.5})$$

где V_i – потенциал ПН; $V_{syn,exc}$ – синаптический обратный потенциал для тормозных связей (при вычислениях -80 мВ); M_2 – общее число импульсов, сгенерированных нейроном ЦН1; M_3 – общее число импульсов, сгенерированных нейроном ЦН2; T_k – момент генерации k -го импульса нейроном ЦН1; S_k – момент генерации k -го импульса нейроном ЦН2; $\alpha_{inh}(t)$ равна $a \exp(-bt)$ при $t \geq 0$ и равна 0 при $t < 0$ – альфа-функция для тормозного воздействия с параметрами $a = 6 \text{ мс}^{-1}$, $b = 0,3 \text{ мс}^{-1}$; $V_{syn,inh} = -80 \text{ мВ}$ – синаптический обратный потенциал тормозного воздействия; $w_2 = 9$ (кроме специально оговоренных случаев) – сила синаптической связи от ЦН1 к ПН.

Параметры $w_{3,i}(t)$ являются пластичными (модифицируемыми) весами связей от ЦН2 к i -му ПН. В соответствии с хеббовским правилом, изменение силы синаптической связи (возрастание или убывание) должно происходить постепенно и непрерывно, однако для упрощения модели непрерывное изменение силы связи заменено на скачкообразное. Иначе

говоря, будет предполагаться, что синаптическая связь от ЦН2 к ПН может находиться в одном из двух состояний, активном или пассивном. В активном состоянии $w_{3,i}(t) = \tilde{w}_3$ (\tilde{w}_3 - положительная константа, в вычислениях $\tilde{w}_3 = 5$, кроме специально оговоренных случаев), в пассивном состоянии $w_{3,i}(t) = 0$. Активное состояние начинается в момент $T_{H,i}$ и длится фиксированное время Δh до момента $T_{R,i} = T_{H,i} + \Delta h$. После этого синапс переходит в пассивное состояние. В начальный момент все связи от ЦН2 к ПН находятся в пассивном состоянии. В процессе функционирования системы активное и пассивное состояния синаптической связи могут сменять друг друга несколько раз, если время внешней стимуляции достаточно велико.

Момент перехода синапса в активное состояние определяется следующим образом. Пусть $T_{R,i}$ - момент последнего перехода синаптической связи от ЦН2 к ПН в пассивное состояние. Следующий момент активации синапса $T_{H,i}$ ($T_{H,i} > T_{R,i}$) определяется как первый момент, для которого выполняется равенство

$$\int_{T_{R,i}}^{T_{H,i}} \Theta(V_i(t) - \nu) * \Theta(V_{CN2}(t) - \nu) dt = \frac{1}{\varepsilon}, \quad (\text{П.6})$$

где ν - порог для определения синаптической пластичности, превышение которого мембранным потенциалом означает генерацию импульса (в вычислениях $\nu = -10$ мВ); ε - параметр, определяющий скорость обучения ($0 < \varepsilon < 1$, в вычислениях $\varepsilon = 0,16$ мсек⁻¹), $\Theta(x)$ - ступенчатая функция,

$$\Theta(x) = \begin{cases} 1, & x > 0, \\ 0, & x \leq 0, \end{cases}$$

$T_{H,i}$ - момент скачкообразного увеличения синаптической связи от ЦН2 к i -му ПН;

$T_{R,i}$ - момент предшествующего обнуления силы связи от ЦН2 к i -му ПН, т.е. момент, когда в последний раз произошло обнуление $w_3(t)$;

$\Delta h = 650$ мс – период времени, в течение которого сохраняется высокое значение силы синаптической связи от ЦН2 к ПН.

Формула (П.6) имеет следующий смысл. Величина в левой части этой формулы показывает, как часто импульсы i -го ПН совпадают по времени с импульсами ЦН2. Как только эта величина превысит пороговое значение $1/\varepsilon$, сила связи скачком возрастает до величины $w_{3,i}(t) = \tilde{w}_3$. На этом уровне сила связи остается в течение времени Δh , а затем мгновенно падает до нуля. После этого начинается новый цикл процесса модификации силы связи.

При имитационных вычислениях уравнения (П.1)–(П.2) интегрировались с помощью схемы Рунге–Кутты четвертого порядка с фиксированным шагом.

П.1.2. Режимы синхронизации

ФВ представлен в модели ансамблем периферических нейронов, генерирующих импульсы одновременно с ЦН1. Таким образом, исследование формирования ФВ в терминах модели сводится к исследованию режимов синхронизации, которые могут иметь место в зависимости от выбранных параметров. Имитационное моделирование позволило идентифицировать следующие пять типов динамики модели: полную синхронизацию, частичную синхронизацию, переходное состояние, безимпульсную активность и асинхронный режим. Приводимые далее примеры иллюстрируют условия, при которых эти типы динамики возникают. Нейрон ЦН2 не играет существенной роли в формировании динамики модели, он важен лишь для переключения

внимания с одного объекта на другой. В связи с этим в данном разделе этот нейрон из модели исключен.

Численные расчеты проводились в основном для модели, содержащей ЦН1 и 200 ПН, которые были разбиты на две группы по 100 ПН в каждой группе. Нейроны в первой группе получали больший по величине входной сигнал (входной ток) и имели большую собственную частоту генерации импульсов. Для удобства иллюстрации результатов ограничимся случаем модели с 10 ПН. Качественно поведение модели с таким уменьшенным числом ПН ничем не отличается от модели, содержащей 200 ПН.

Пусть 10 ПН распределены по двум группам А и В с пятью ПН в каждой группе. Средние значения внешних токов для групп А и В равны, соответственно, I_1 и I_2 ($I_1 > I_2$). Нейрон ЦН1 получает внешний ток величиной 5 мА; меньший, чем каждый из токов I_1 и I_2 .

На рис. П.2 показана динамика мембранного потенциала периферических нейронов в случае, когда все связи обнулены, $w_1 = w_2 = w_3 = 0$, а собственные частоты нейронов в группе А выше, чем собственные частоты нейронов в группе В ($I_1 = 25$ мА, $I_2 = 11$ мА). Такая динамика нейронной активности, при которой нейроны работают независимо друг от друга, называется *асинхронным режимом*. Заметим, что в асинхронном режиме ЦН1 не генерирует импульсы, так как получает подпороговый внешний ток.

На рис. П.3 показана динамика модели, соответствующая режиму *полной синхронизации*. В этом режиме все ПН генерируют импульсы одновременно с ЦН1, при этом соотношение числа импульсов ЦН1 и ПН равно 1:1. Генерация импульсов ЦН1 обусловлена достаточно высокими возбуждающими сигналами, поступающими от ПН.

Режим *частичной синхронизации* занимает как бы промежуточное положение между асинхронным режимом и режимом полной синхронизации. В этом режиме нейроны одной группы срабатывают

синфазно с ЦН1, в то время как нейроны другой группы импульсов не генерируют. Режим частичной синхронизации нейронов группы А представлен на рис. П.4. Можно видеть, что колебания мембранного потенциала нейронов группы В и ЦН1 синхронизованы, но амплитуда колебаний мембранного потенциала у нейронов в группе В слишком мала для генерации импульсов.

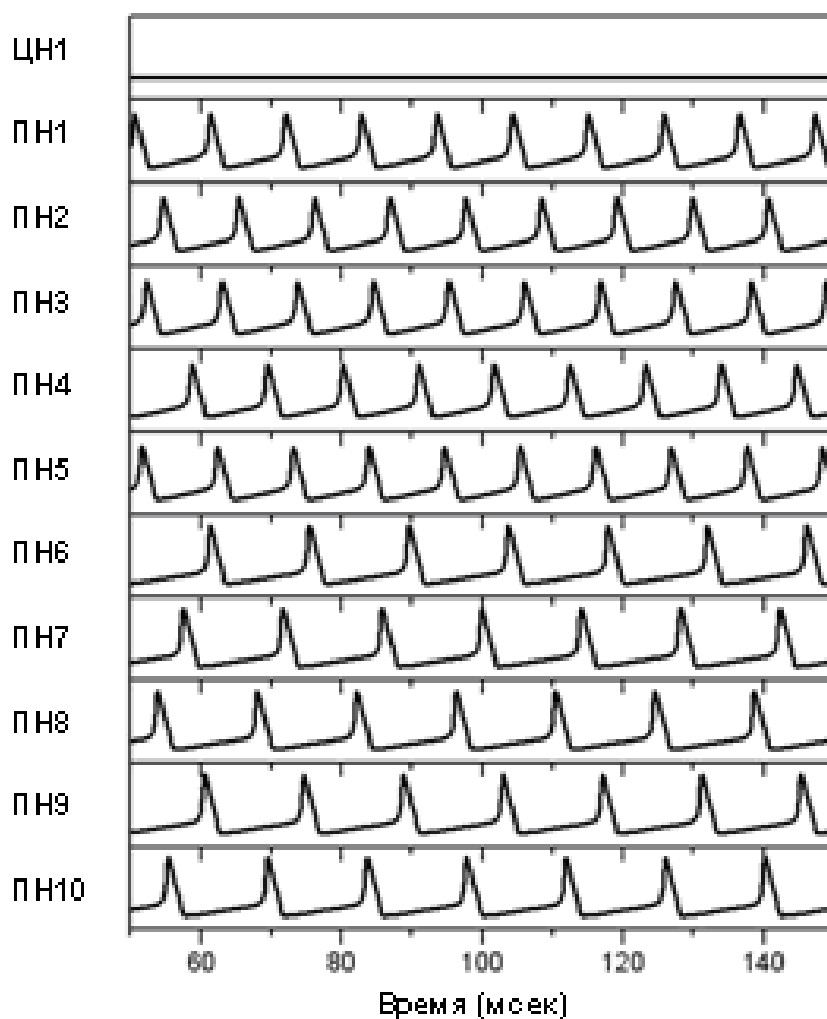


Рис. П.2. Асинхронный режим. Показана динамика мембранного потенциала центрального (ЦН1) и периферических (ПН1,...,ПН10) нейронов. Параметры модели: внешний ток на ЦН1 - 5 мА, внешний ток на ПН1,...,ПН5 $I_1 = 25$ мА, внешний ток на ПН6,...,ПН10 $I_2 = 11$ мА. Связи обнулены $w_1 = w_2 = w_3 = 0$.

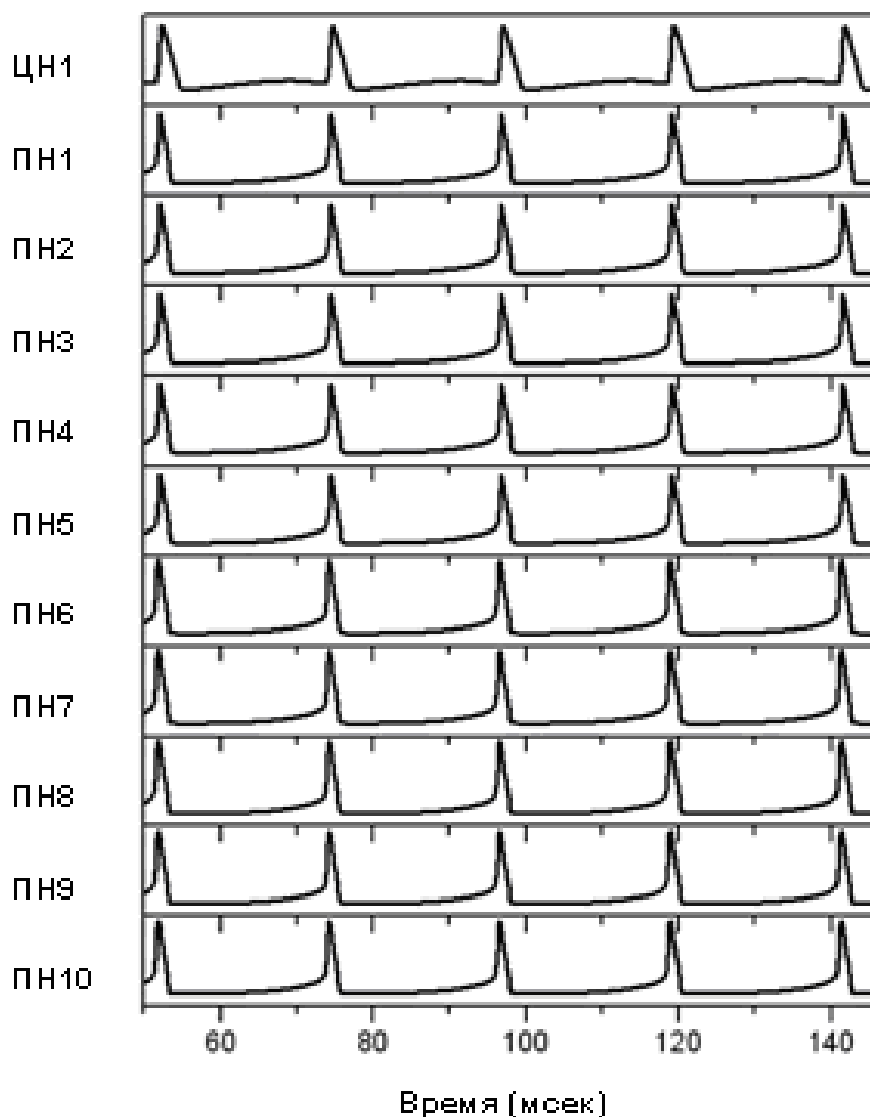


Рис. П.3. Полная синхронизация. Параметры модели: внешний ток на ЦН1 - 5 мА, внешний ток на ПН1,...ПН5 $I_1 = 25$ мА, внешний ток на ПН6,...,ПН10 $I_2 = 27$ мА. Величины связей $w_1 = 0,1$, $w_2 = 5$, $w_3 = 0$.

Режим частичной синхронизации имеет место при достаточно существенном тормозном влиянии ЦН1 на ПН. Этот вид динамики интерпретируется как концентрация внимания на стимуле, представленном в модели группой нейронов А. Таким образом, режим частичной синхронизации ассоциируется с селективным вниманием.

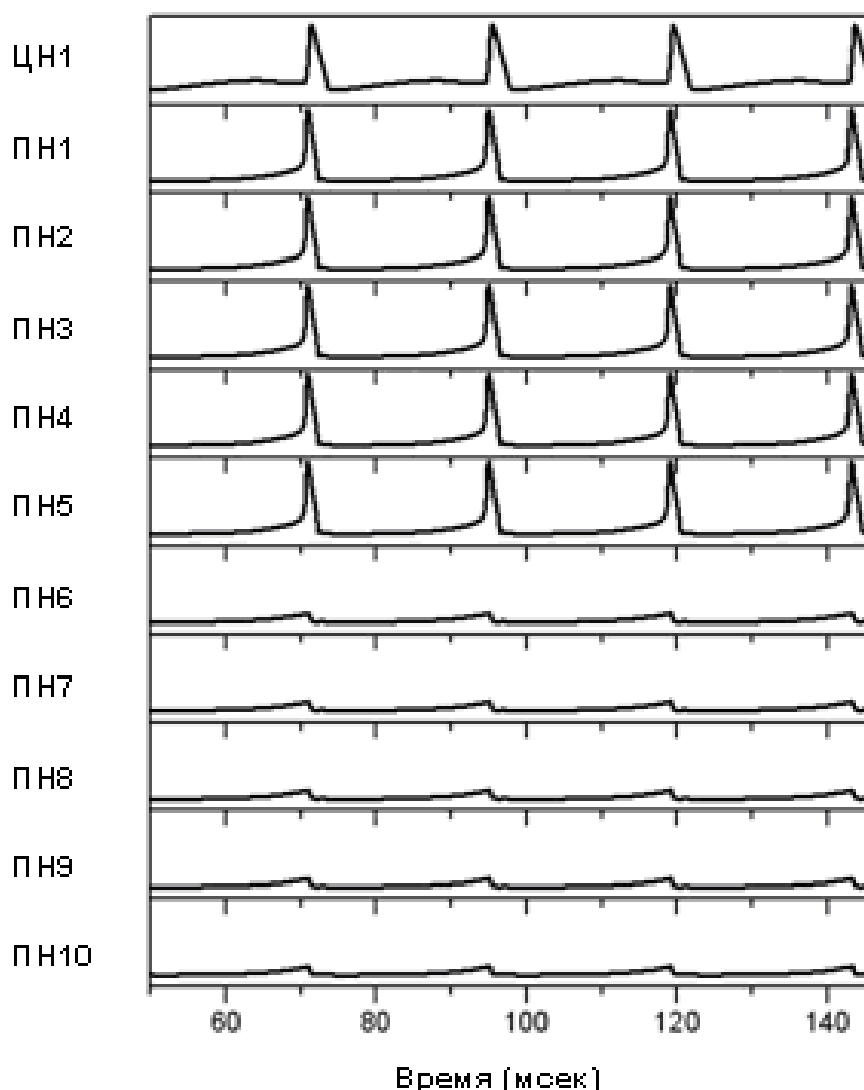


Рис. П.4. Частичная синхронизация ЦН1 с группой нейронов ПН1,...,ПН5. Параметры модели: внешний ток на ЦН1 - 5 мА, внешний ток на ПН1,...,ПН5 $I_1 = 25$ мА, внешний ток на ПН6,...,ПН10 $I_2 = 11$ мА. Величины связей $w_1 = 0,1$, $w_2 = 5$, $w_3 = 0$.

Если еще более увеличить тормозное воздействие ЦН1 на ПН, модель переходит в *безимпульсный режим*. В этом режиме способность всех ПН генерировать импульсы подавлена, хотя мембранный потенциал ПН колеблется синхронно с импульсами ЦН1.

Численные расчеты показывают, что при вариации параметров модели переход от режима полной синхронизации к частичной синхронизации и затем к безимпульсному режиму не происходит мгновенно, а проходит через так называемое *переходное состояние*.

Пример динамики, соответствующей переходному состоянию, показан на рис. П.5.

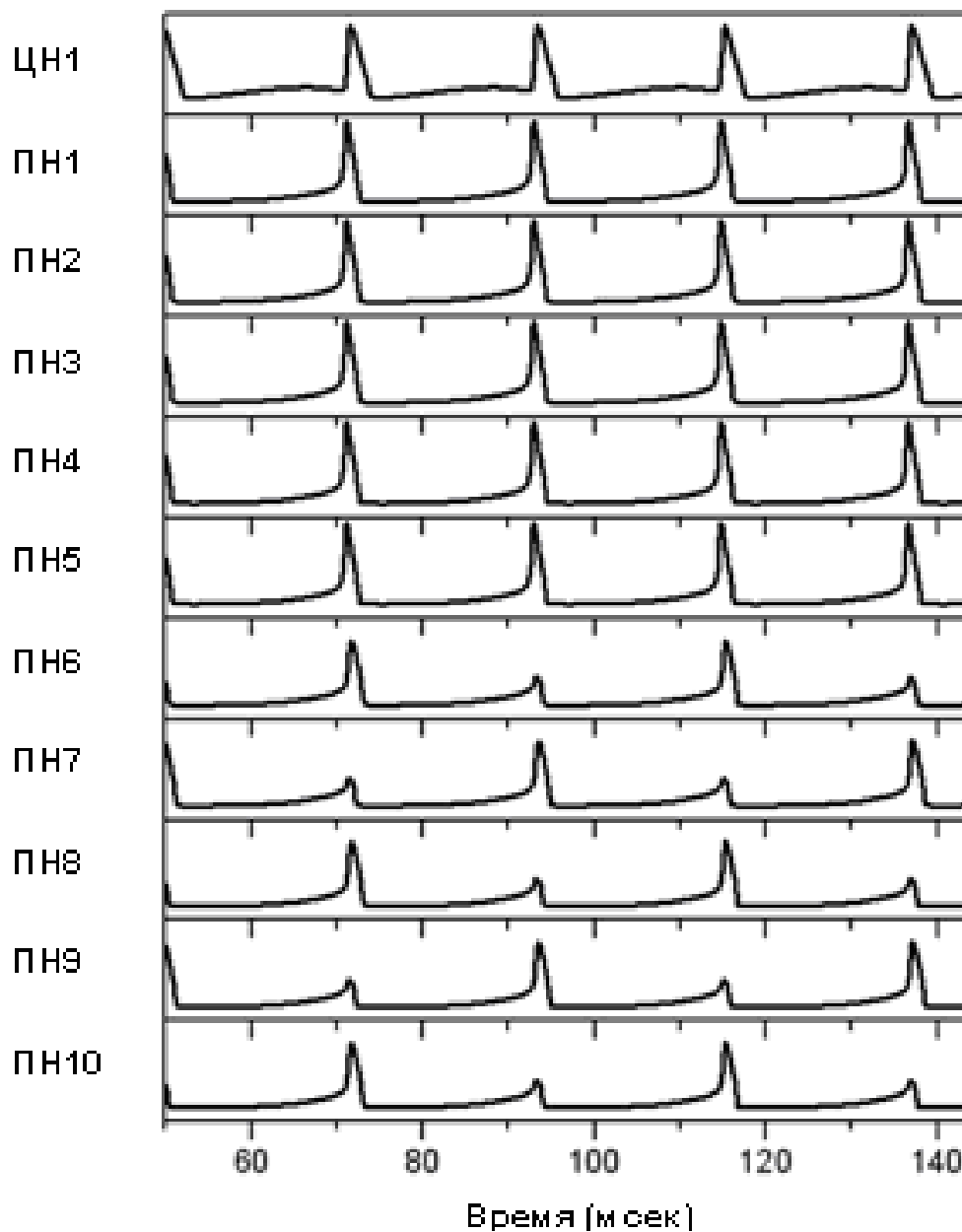


Рис. П.5. Переходное состояние. Параметры модели: внешний ток на ЦН1 - 5 мА, внешний ток на ПН1,...ПН5 $I_1 = 25$ мА, внешний ток на ПН6,...,ПН10 $I_2 = 21$ мА, величины связей $w_1 = 0,1$, $w_2 = 5$, $w_3 = 0$.

В этом примере нейроны группы А генерируют импульсы одновременно с ЦН1, в то время как импульсы нейронов в группе В хотя и синхронизованы с импульсами ЦН1, но находятся с ними в соотношении 2:1 (каждый второй импульс у нейронов в группе В пропущен). Интересно

отметить, что импульсация нейронов в группе В не обязательно одновременна. Так, на рис. П.5 нейроны ПН7 и ПН9 генерируют импульсы в противофазе к остальным нейронам данной группы. В общем случае в переходном состоянии поведение нейрона из группы В может быть охарактеризовано следующим образом. Нейрон генерирует импульсы иногда одновременно с ЦН1, а иногда какой-то импульс пропускается. Например, ПН может генерировать три импульса одновременно с ЦН1, а потом один импульс пропустить. Другие паттерны синхронной активности также возможны, причем разные паттерны могут сосуществовать при одних и тех же значениях параметров. Например, соотношение импульсов 2:1 (на два импульса ЦН1 приходится один импульс нейронов в группе В) может сосуществовать с соотношением импульсов 3:2. Пример переходного состояния с соотношением импульсов 3:2 приведен на рис. П.6. Переходный режим интерпретируется как промежуточное состояние, связанное с различной концентрацией внимания.

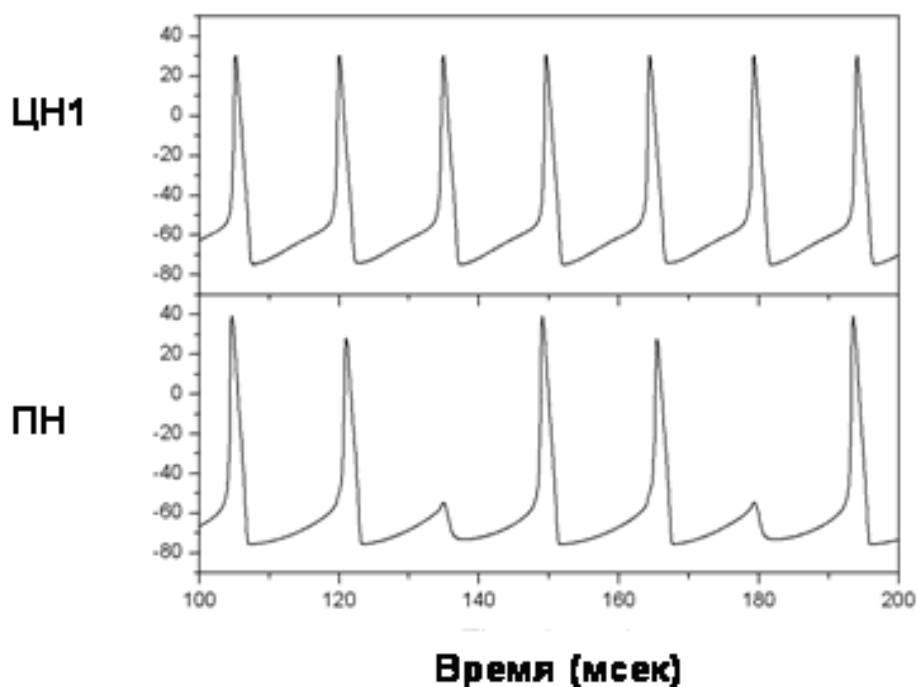


Рис. П.6. Переходное состояние с соотношением импульсов 3:2. Показана динамика мембранного потенциала ЦН1 и одного из ПН. Параметры модели: внешний ток на ЦН1 - 9,8 мА, внешний ток на ПН1,...,ПН5 $I_1 = 25$ мА, внешний ток на ПН6,...,ПН10 $I_2 = 20$ мА. Величины связей $w_1 = 0,01$, $w_2 = 0,5$, $w_3 = 0$.

Разнообразие динамических режимов не ограничивается периодическими и квазипериодическими колебаниями. В модели возможна и хаотическая динамика. Так, модель демонстрирует хаотическое поведение при значениях параметров: внешний ток на ЦН1 - 9,8 мА, $I_1 = 25$ мА, $I_2 = 11$ мА, $w_1 = 0,002$, $w_2 = 0,071$, $w_3 = 0$. Этот факт был проверен с помощью вычисления показателя Ляпунова, который в данном случае оказался равным 0,01.

На рис. П.7 приведена диаграмма, показывающая области с различной динамикой в двухмерном пространстве параметров I_1 и I_2 , определяющих собственные частоты нейронов в группах А и В. Границы между областями были определены сначала приблизительно с помощью бифуркационного анализа для системы с двумя периферическими осцилляторами, а затем уточнены с помощью имитационного моделирования.

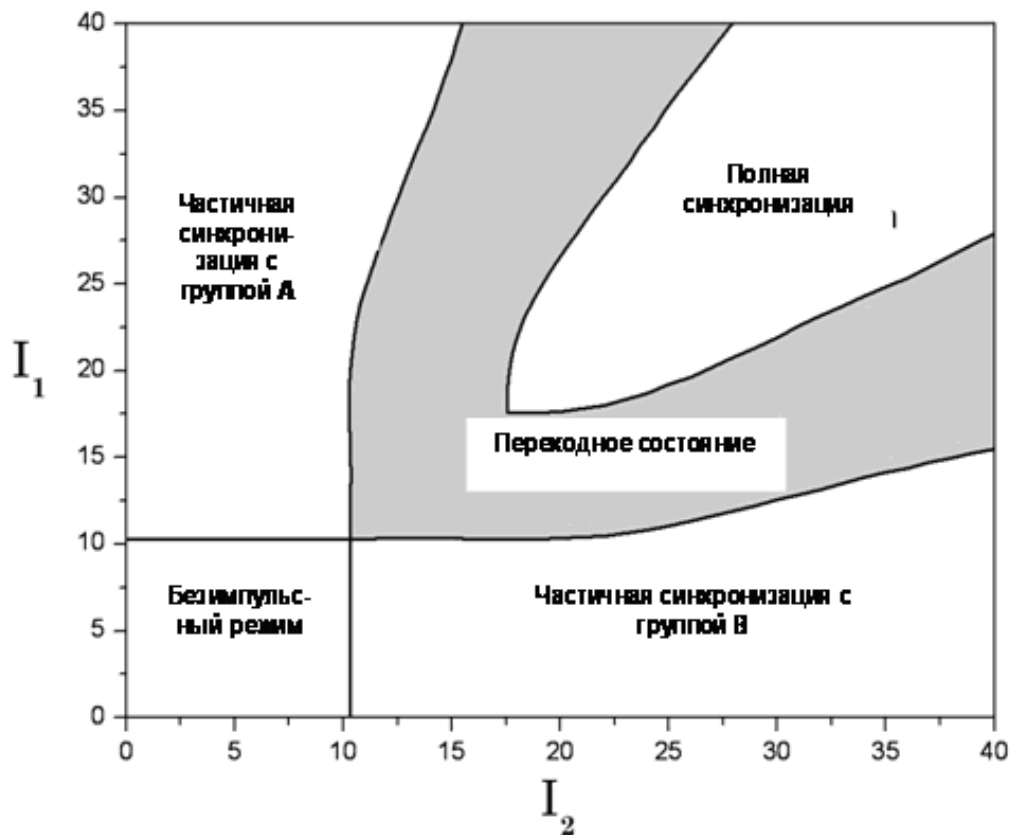


Рис. П.7. Диаграмма областей в параметрическом пространстве (I_1, I_2) , соответствующих различным динамическим режимам работы модели. Параметры модели: внешний ток на ЦН1 - 9,8 мА. Величины связей $w_1 = 0,002$, $w_2 = 0,4$, $w_3 = 0$.

Входной сигнал на ЦН1 надпороговый. Если оба тока достаточно велики, имеет место режим полной синхронизации. Если оба тока достаточно малы, имеет место безимпульсный режим. Если задать оба параметра I_1 и I_2 так, чтобы это соответствовало режиму полной синхронизации, потом зафиксировать один из этих параметров, а второй начать уменьшать, то система попадет в переходное состояние, характеризующееся многообразием паттернов синхронной активности, в том числе и хаотической. При дальнейшем уменьшении величины второго тока система перейдет в режим частичной синхронизации с одной из групп осцилляторов.

Следует отметить, что область параметров, соответствующая переходному состоянию, довольно широка. Таким образом, переход от полной синхронизации к частичной синхронизации или от частичной синхронизации с одной группой к частичной синхронизации с другой группой проходит через каскад бифуркаций предельных циклов. Вблизи границ области переходного состояния бифуркации имеют весьма сложный характер. Типичной является ситуация, когда предельный цикл, соответствующий режиму синхронизации с пропускаемыми импульсами, устойчив и подвержен лишь небольшим изменениям до тех пор, пока не достигается критическое значение параметра, после чего происходит слияние устойчивого предельного цикла с неустойчивым, и они оба исчезают.

Интересно сравнить диаграмму рис. П.7 с диаграммой динамических режимов, полученной для модели внимания из фазовых осцилляторов (рис. 4.13) [Kazanovich and Borisyuk, 1999]. При сходстве набора возможных динамических режимов и общего расположения областей, соответствующих этим режимам, между диаграммами имеется существенное различие. Промежуточные состояния для синхронизации фазовых осцилляторов невозможны (переход их одного режима в другой

осуществляется скачком), в то время как для нейронов Ходжкина-Хаксли они занимают достаточно большое место в пространстве параметров.

Другое отличие между этими моделями состоит в том, что в модели с фазовыми осцилляторами выбор объекта в ФВ (ассоциируемый с режимом частичной синхронизации) определяется соотношением собственных частот и сил взаимодействия. Объект выбирается в ФВ, если собственные частоты в группе кодирующих его осцилляторов близки к собственной частоте центрального осциллятора, а сила связи этой группы с центральным осциллятором больше, чем сила связи центрального осциллятора с другой группой. В модели внимания из нейронов Ходжкина-Хаксли для наступления частичной синхронизации основным фактором является наличие более высоких собственных частот в данной группе по сравнению с другой группой. Так, если $(I_1 > I_2)$ и, соответственно, собственные частоты в группе А больше, чем в группе В, то именно группа А будет вовлечена в частичную синхронизацию с ЦН1. С точки зрения нейробиологии этот факт важен потому, что более высокая заметность стимула обычно приводит к более высокой активности нейронов, представляющих этот стимул в коре мозга, и к большей вероятности выбора этого стимула в ФВ. Данная модель лучше соответствует этим данным.

П.2. Модель последовательного выбора объектов на изображении на основе нейронов Ходжкина-Хаксли

Материал данного раздела был опубликован в работах [Чик и др., 2008; Chik et al., 2009].

Покажем, что описанная в параграфе П.2 модель внимания может осуществлять последовательный выбор объектов. Рассмотрим два примера. Первый пример является формальным – в нем собственные частоты генерации импульсов периферическими нейронами равномерно

распределены в некотором диапазоне. Модель автоматически выбирает группу нейронов с более высокой частотой генерации импульсов и включает ее в ФВ. В терминах динамики модели это означает, что ПН в выбранной группе генерируют импульсы в диапазоне гамма-ритма одновременно с ЦН1. Генерация импульсов нейронами второй группы подавляется, они работают в подпороговом режиме. Такое состояние длится определенное время, но затем происходит переключение на частичную синхронизацию с другой группой ПН. Это является следствием хеббовского обучения: сила тормозной связи от ЦН2 на выбранную в данный период времени группу ПН постепенно возрастает. В результате генерация импульсов нейронами этой группы в какой-то момент времени подавляется. Это подавление длится некоторое время, тем самым гарантируя, что данная группа не будет выбрана вновь в ФВ. Тем временем ФВ перемещается на следующую по уровню активности группу нейронов и т.д. Нейроны ранее выбранной группы смогут опять быть выбранными по истечению времени, которое зависит от скорости затухания синаптического тормозного потенциала от ЦН2. Второй пример иллюстрирует работу системы в случае реального цветного изображения.

Пример П.1.

Рассмотрим модель, содержащую 80 ПН, при внешних токах, распределенных в интервале (10, 50) мА. Внешние входы на ЦН1 и ЦН2 равны, соответственно, 5 мА и 30 мА. Рис. П.8 может служить в качестве иллюстрации асинхронного режима: на нем показаны моменты генерации импульсов при условии, что все связи в модели обнулены. Как видно из рисунка, ПН с меньшими номерами работают с большей частотой импульсации (большей собственной частотой). Это дает им возможность быть выбранными в ФВ раньше.

На рис. П.9 показаны моменты генерации импульсов периферическими нейронами после восстановления ненулевых связей. Видно, что имеющийся набор ПН разбивается на пять групп, которые

последовательно синхронизируются с ЦН1. Процесс синхронизации начинается с группы с наибольшими собственными частотами нейронов (нейроны ПН1–ПН16). Эта группа работает в режиме частичной синхронизации с ЦН1 в течение промежутка времени 0–120 мс. В течение интервала времени 120–240 мс другая группа ПН включается в режим частичной синхронизации с ЦН1 и т.д. Переключение режима частичной синхронизации с одной группы на другую обусловлено активностью ЦН2 и кратковременной пластичностью связей от ЦН2 к ПН. Параметры пластичности подобраны таким образом, что после того, как ПН генерирует пять импульсов, связь от ЦН2 к этому ПН активируется и активность ПН подавляется. Сила связи от ЦН2 к ПН затухает по истечении 650 мс, после чего данный ПН может быть снова вовлечен в режим частичной синхронизации.

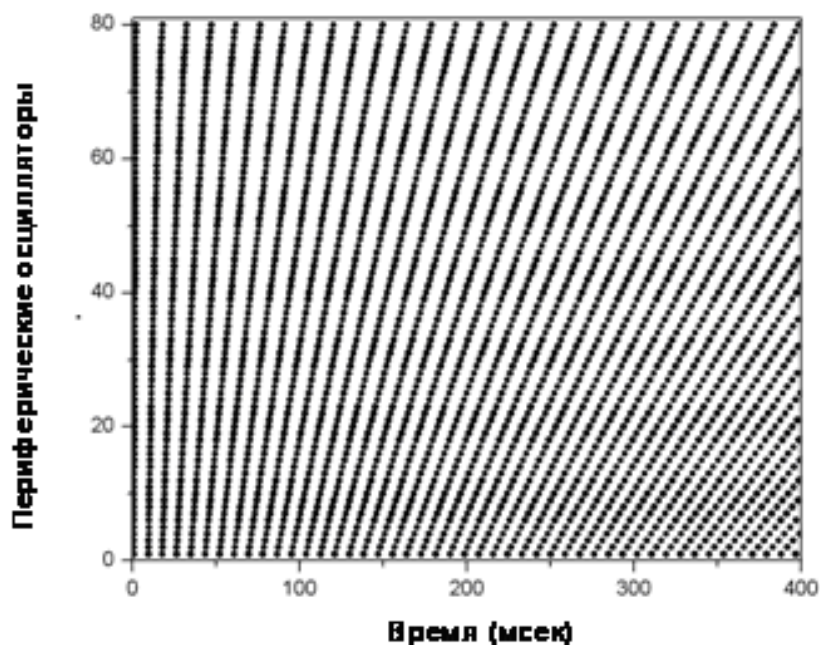


Рис. П.8. Растрограмма 80 несвязанных ПН. Каждый черный кружок соответствует моменту генерации импульса соответствующим нейроном. Параметры модели: внешний сигнал на ЦН1 - 5 мА, внешний сигнал на ЦН2 - 30 мА, внешние сигналы на ПН варьируют в определенном диапазоне, задавая различные собственные частоты ПН. Все связи обнулены $w_1 = w_2 = w_3 = 0$.

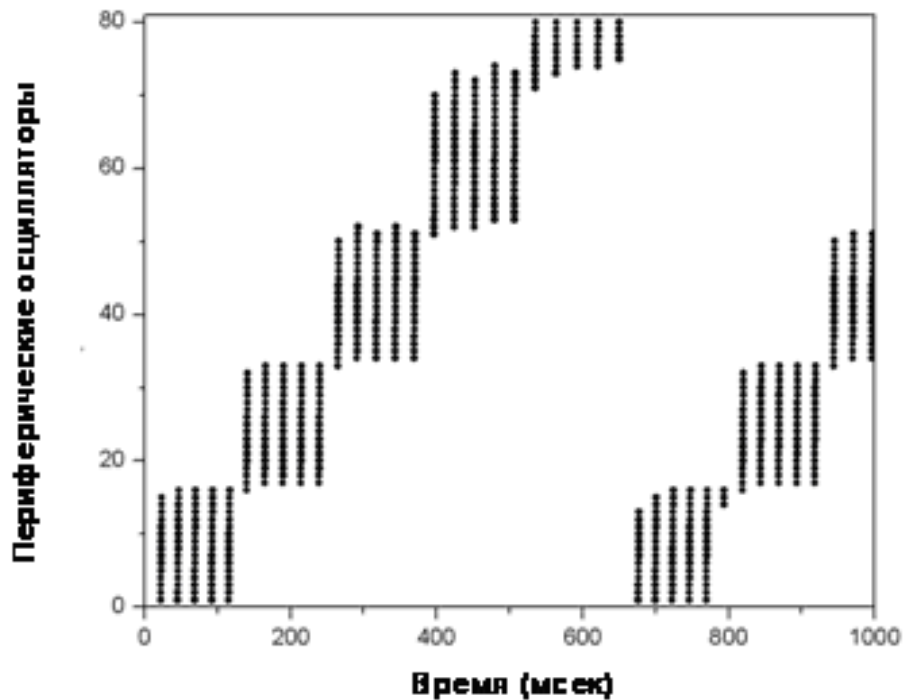


Рис. П.9. Растрограмма, соответствующая последовательному выбору групп ПН. Каждый черный кружок показывает момент генерации импульса соответствующим нейроном. Внешние сигналы на ЦН1, ЦН2 и ПН такие же, как на рис. П.8. Величины связей $w_1 = 0,1$, $w_2 = 9$, $w_3 = 5$. Другие параметры модели: $v = -10$ мВ, $\Delta h = 650$ мс, $\varepsilon = 0,16$ мс⁻¹.

Хотя в данном варианте модели нет связей между периферическими осцилляторами, их набор автоматически распадается на несколько групп. Поскольку в соответствии с заданными условиями входные токи распределяются между ПН в порядке убывания с фиксированным шагом, возникшая группировка показывает чувствительность процедуры синхронизации к вариабельности собственной частоты. Эта чувствительность зависит от параметров модели и в определенных пределах может быть изменена.

В предыдущем разделе было показано, что граница между режимами частичной синхронизации представляет собой не линию, а область переходных состояний. Этим фактом объясняется "странное" поведение некоторых ПН, которые последовательно участвуют в режиме частичной синхронизации в двух смежных группах. Примером такого нейрона является ПН73, который входит в обе группы, 4 и 5 (рис. П.9).

Отметим, что частичная синхронизация, представленная на рис. П.9, имеет место на частоте гамма-ритма. Наиболее быстрая группа синхронизируется на частоте около 40 Гц, а наиболее медленная – на частоте около 30 Гц.

Пример П.2.

Этот пример демонстрирует работу модели в случае цветного изображения, содержащего три объекта – апельсин, грушу и салфетку, – расположенные на фоне белой скатерти (рис. П.10). Изображение имело размеры 320×240 пикселей. Для численного моделирования использовалась решетка из ПН с теми же размерами, так что между пикселями изображения и периферическими нейронами имелось взаимно однозначное соответствие. Предполагалось, что различные цвета на изображении кодируются различными собственными частотами периферических нейронов. RGB-значения интенсивностей были линейно преобразованы в величины внешних токов, которые варьировали в диапазоне 10–40 мА.

Результаты имитационного моделирования представлены на рис. П.10. Для того чтобы визуализировать область текущей фокусировки внимания, использовался бежевый цвет, т.е. в момент, когда некоторый ПН генерирует импульс, соответствующий пиксель на рис. П.10 окрашивается в бежевый цвет. Временной интервал 0–20 мс является переходным периодом, когда происходит установление ФВ. В момент времени $t = 20$ мс происходит выбор в ФВ салфетки, т.е. в режим частичной синхронизации с ЦН1 входят нейроны, расположенные в области, занимаемой салфеткой. Активность остальных ПН подавляется. Этот ФВ сохраняется до момента $t = 170$ мс, когда происходит выбор в ФВ апельсина. Выбор в ФВ груши происходит в момент $t = 320$ мс. После этого ФВ возвращается к салфетке и т.д.

В любой момент времени одна из групп ПН, представляющих какой-то из имеющихся на изображении объектов, имеет более высокие частоты

импульсации, и это обеспечивает включение этой группы в частичную синхронизацию с ЦН1, и соответственно, фокусировку внимания на данном объекте. Перемещение ФВ обеспечивается нейроном ЦН2. Как и в примере 1, в период тормозного воздействия ЦН2 на группу ПН импульсная активность этой группы прекращается. Группа возвращается к импульсной активности и получает возможность работать в режиме частичной синхронизации после того, как тормозное воздействие на нее со стороны ЦН2 прекращается.

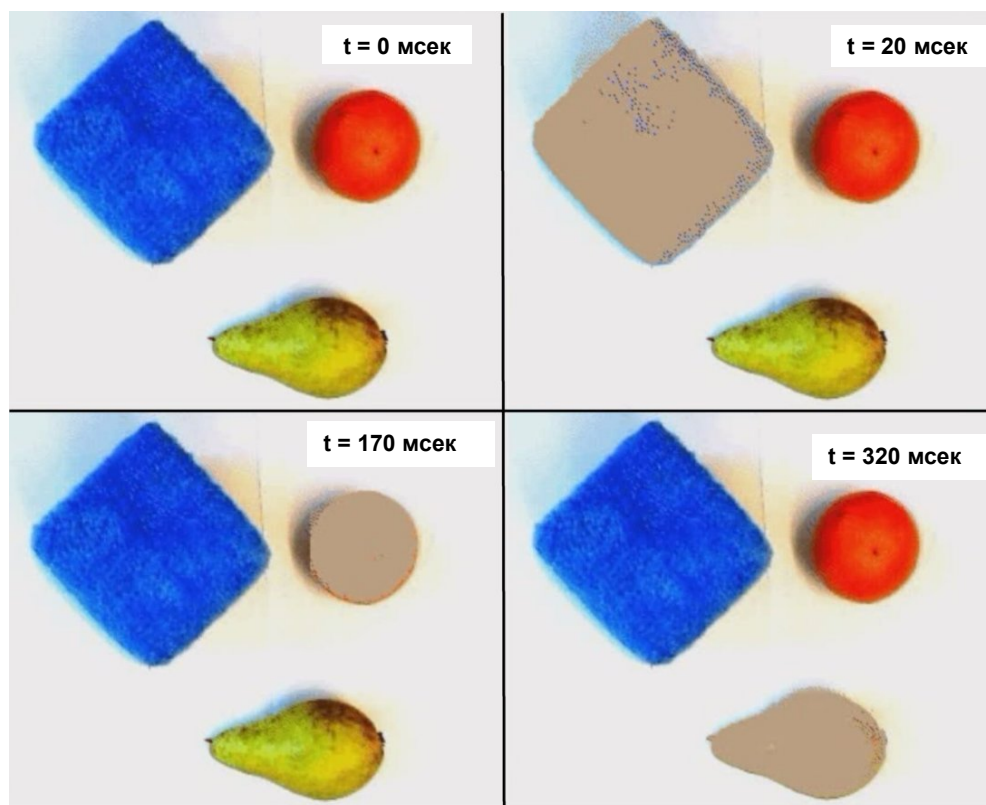


Рис. П.10. Последовательный выбор объектов на реальном изображении. Имеется взаимнооднозначное соответствие между пикселями изображения и периферическими осцилляторами. Пиксели, покрашенные в бежевый цвет, соответствуют активным ПН (работающим синхронно с ЦН1). Остальные цвета показывают реальные цвета объектов, которые преобразуются во внешние сигналы, поступающие на различные ПН. Внешний сигнал на ЦН1 - 5 мА, внешний сигнал на ЦН2 - 30 мА. Величины связей $w_1 = 0,1$, $w_2 = 9$, $w_3 = 5$. Другие параметры модели: $v = -10$ мВ, $\Delta h = 650$ мс, $\varepsilon = 0,16$ мс⁻¹.

Отметим, что сходные с нашими принципы моделирования внимания были предложены в работе [Katayama et al., 2004], в которой также использовалась двухслойная сеть из нейронов Ходжкина-Хаксли. Результаты этой работы частично совпадают с нашими: а) синхронизация импульсов во втором слое с импульсами некоторой популяции нейронов в первом слое; б) быстрый перенос внимания с одного объекта на другой. Однако в этой модели отсутствуют тормозные связи, что не позволяет ей производить автоматический выбор объектов. Для его реализации приходится "вручную" устанавливать подходящие значения входных токов.

Сравним результаты моделирования с экспериментальными данными.

Рабочая частота синхронизации в модели лежит в диапазоне гамма-ритма. Колебания электрической активности в этом диапазоне были обнаружены во многих экспериментах по вниманию. Так, в работе [Fries et al., 2001] описана регистрация множественной нейронной активности и локальных полевых потенциалов в поле V4 у обезьян в процессе различения целевого стимула среди объектов-дистракторов. Было обнаружено, что нейроны, активируемые целевым стимулом, демонстрируют повышенную синхронизацию на частоте гамма-ритма (35–90 Гц) по сравнению с нейронами, стимулируемыми дистракторами. Сходные результаты были также получены в работе [Taylor et al., 2005]. В работе [Vidal et al., 2006] производилась запись МЭГ в экспериментах на внимание. Было показано, что фокусировка внимания сопровождается гамма-колебаниями (44–66 Гц) в теменной коре.

В соответствии с результатами моделирования группа ПН с более высокой частотой генерации импульсов имеет более высокий приоритет при включении объекта в ФВ. Экспериментальные данные [Allman et al., 1985; Sillito et al., 1995; Morris et al., 1997] подтверждают этот факт. Увеличение заметности (например, более высокий контраст или большее

несходство объекта со своим окружением) сопровождается увеличением нейронной активности. Есть основания предполагать, что такая зависящая от контекста модуляция нейронной активности вызывается дальними горизонтальными связями в первичной зрительной коре.

Время формирования ФВ в модели сравнимо с временами, получаемыми в эксперименте. На самом деле, имеется большой разброс данных относительно времени формирования и переключения ФВ. Типичные времена - 50–300 мс [Egeth and Yantis, 1997; Carlson et al., 2006]. В нашей модели время формирования режима частичной синхронизации из случайного начального состояния составляет около 30 мс, что дает достаточный резерв времени для дальнейшей обработки информации в ФВ.

Нейрофизиологические исследования показывают, что подавление нейронной активности вне ФВ является одним из основных механизмов фильтрации информации от несущественных деталей [Moran and Desimone, 1985; McAdams and Maunsell, 1999; Vanduffel et al., 2000]. Предложенная модель дает возможность реализовать различные градации подавления - от полного подавления импульсной активности до частичного подавления, когда нейрон, представляющий дистрактор, генерирует импульсы с меньшей частотой, чем нейрон, представляющий стимул в ФВ.

П.3. Модель восприятия неоднозначных изображений на основе нейронов Ходжкина-Хаксли

Материал данного раздела был опубликован в работе [Borisjuk et al., 2009 (Biol. Cybern.)].

П.3.1. Описание модели

Модель восприятия неоднозначных изображений почти идентична модели, описанной в разделе П1, с той особенностью, что выбор параметров взаимодействия осцилляторов обеспечивает возникновение хаотического режима.

Функция $w_{3,i}(t)$, задающая воздействие ПН на ЦН1, описывается следующим образом. Динамика этой функции различна на восходящей $w_{3,i}(t) = w_{3,i}^+(t)$ и нисходящей $w_{3,i}(t) = w_{3,i}^-(t)$ фазах вариации $w_{3,i}(t)$, которые следуют друг за другом. Восходящая фаза начинается, когда $w_{3,i}(t)$ достигает значения $w_{min} = 0,0001$ и продолжается до тех пор, пока $w_{3,i}(t)$ не достигает значения $w_{max} = 0,9999$. В этот момент начинается нисходящая фаза, которая продолжается до тех пор, пока $w_{3,i}(t)$ снова не упадет до уровня w_{min} , и т.д. Таким образом, $w_{3,i}(t)$ колеблется в интервале $(0,0001; 0,9999)$.

Динамика $w_{3,i}(t)$ на восходящей фазе описывается правилом хеббовского типа [Gertsner and Kistler, 2002]:

$$\frac{dw_{3,i}^+}{dt} = \varepsilon_0 \Phi_1 \cdot (w_{3,i}^+ - (w_{3,i}^+)^2) \cdot S(V_{PN,i}(t), \varepsilon_1, \nu) S(V_N(t), \varepsilon_2, \nu) + \eta_i. \quad (\text{П.6})$$

Здесь $S(x, \varepsilon, \nu) = 1 + \tanh(\varepsilon(x - \nu))$ сигмоидальная функция, ν - порог ($\nu = -10$ мВ). Если i -й ПН и ЦН2 одновременно активны, сила тормозной связи от ЦН2 к ПН возрастает. Скорость модификации связи управляется параметрами $\varepsilon_0 = \varepsilon_1 = \varepsilon_2 = 0,01$ и уровнем синхронизации Φ_1 между ЦН2 и ансамблем ПН, к которому принадлежит i -й ПН. В дальнейшем будем рассматривать ситуацию, когда все множество ПН разбито на несколько одинаковых по размеру ансамблей (в вычислениях 2, 3 или 4). Если i -й ПН принадлежит ансамблю G , то

$$\Phi_1 = \frac{1}{|G|} \sum_{j=1}^{|G|} S(V_{PN,j}(t), \varepsilon_1, \nu) S(V_{N+M+2}(t), \varepsilon_2, \nu),$$

где $|G|$ - число ПН в ансамбле G .

Переменная η_i - гауссовский шум с нулевым средним и стандартным отклонением 0,00028. Этот шум вводится для рандомизации динамики модели. Величина η_i остается постоянной в течение всей восходящей фазы. Для каждой восходящей фазы выбирается свое значение η_i .

После достижения функцией $w_{3,i}^+(t)$ максимального значения w_{max} эта переменная переключается на нисходящую фазу:

$$\frac{dw_{3,i}^-}{dt} = -\varepsilon_3 (w_{3,i}^- - (w_{3,i}^-)^2) \cdot (\Phi_2)^2. \quad (\text{П.7})$$

Скорость убывания $w_{3,i}^+(t)$ управляется параметром $\varepsilon_3 = 0.01$ и модулируется функцией

$$\Phi_2 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N w_{3,k},$$

представляющей собой среднюю силу синаптической связи, получаемую ПН от ЦН2.

Разбиение динамики модификации синаптической связи на восходящую (П.6) и нисходящую (П.7) фазы хорошо известно (см., например, [Tsodyks et al., 2004]). Уменьшение силы связи можно объяснить несколькими причинами, включая истощение нейротрансмиттера в синапсе [Brager et al., 2002]. В процессе синаптической передачи запас нейротрансмиттера в везикулах нейрона может быть временно истощен [Sudhof, 2000]. Процесс восстановления может занимать несколько секунд [Beck et al., 2005]. Экспериментальные данные [Fitzpatrick et al., 2001] свидетельствуют о том, что адаптация ГАМКергической тормозной связи идет быстро, в масштабе нескольких секунд. Мы предполагаем, что модификация пластичности связи от ЦН2 к ПН имеет тот же масштаб времени.

Тот факт, что в модели величина тормозной связи варьирует в определенных пределах между w_{min} и w_{max} , согласуется с экспериментальными данными работы [Turrigiano and Nelson, 2004]. В работе [Royer and Pare, 2003] показано, что имеется механизм глобальной регуляции, позволяющий зафиксировать суммарную синаптическую передачу для нейронной популяции. Эти механизмы математически описаны нами с помощью функций Φ_1 и Φ_2 .

П.3.2. Результаты моделирования

П.3.2.1. Чередование восприятия

В качестве первого примера рассмотрим два ансамбля ПН - А и В, в каждом из которых имеется по 50 нейронов. Начальные условия выбираются случайно, но так, чтобы обеспечить доминирование одного восприятия (синхронизации ЦН1 с одним из ансамблей). После старта модели смена восприятий обеспечивается пластичностью тормозных связей в соответствии с уравнениями (П.6)-(П.7).

Динамика мембранных потенциалов ПН проиллюстрирована на рис. П.11. Модель демонстрирует реалистичные пачки импульсов со средней длительностью 3 с. Пачки, соответствующие различным ансамблям, находятся в противофазе. Импульсная активность в каждом ансамбле синхронизована с ЦН1.

На рис. П.12 показана гистограмма длительности различных восприятий. Красная кривая на этом рисунке показывает аппроксимацию гистограммы гамма-распределением с параметрами $a = 3$, $b = 0,9$ (полезно сравнить с рис. 4.48)

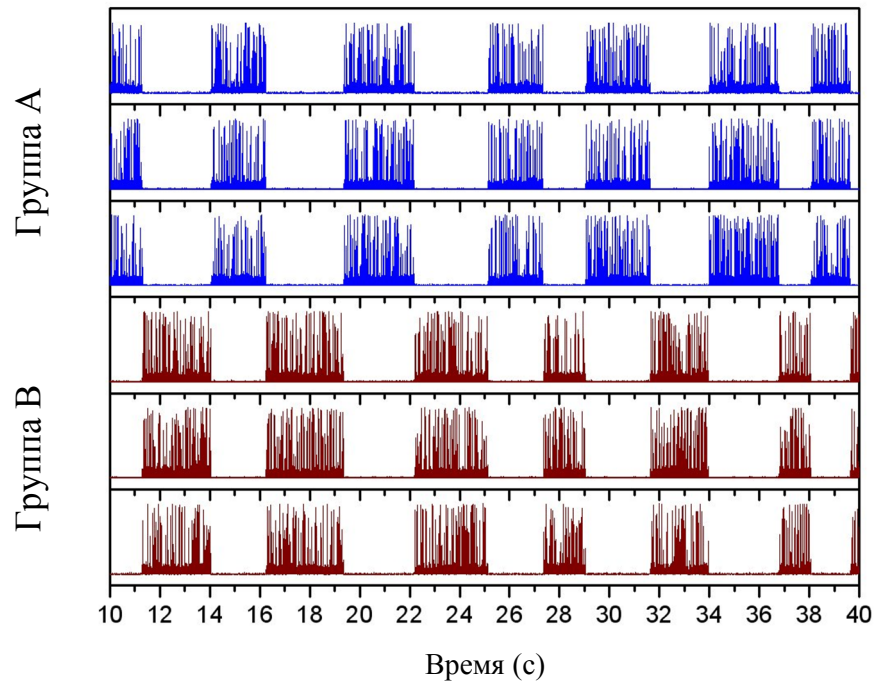


Рис. П.11. Графики мембранного потенциала для трех ПН из группы А (синие линии) и трех ПН из группы В (красные линии).

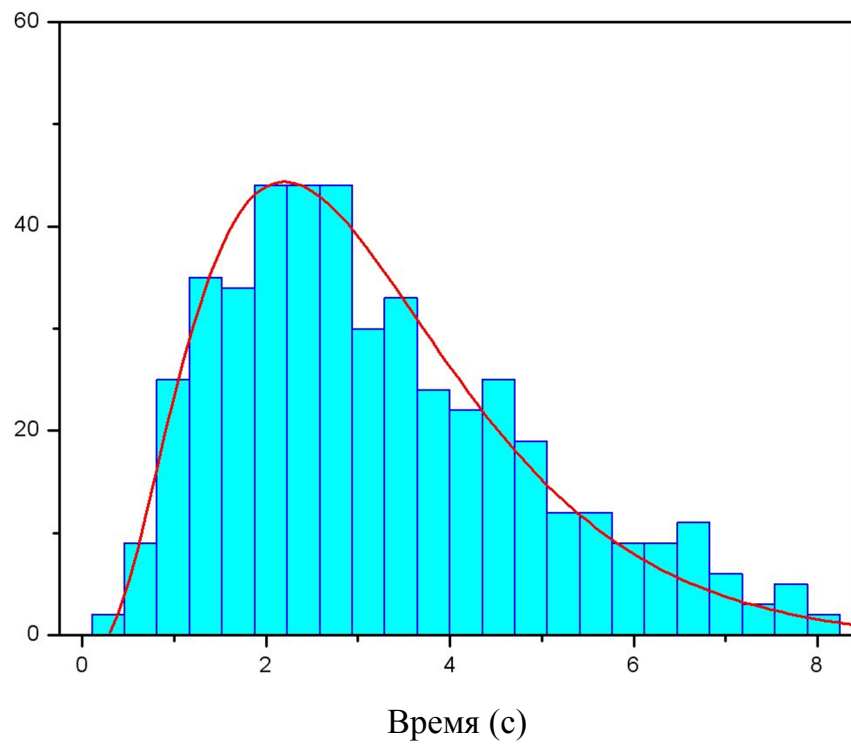


Рис. П.12. Гистограмма распределения времен восприятия в модели и ее аппроксимация гамма-распределением.

П.3.2.2. Численные эксперименты по бинокулярной конкуренции

Левелт [Levelt, 1968] опубликовал результаты серии психофизических экспериментов относительно бинокулярной конкуренции. Его первый вывод состоял в том, что изображение с большей яркостью или контрастностью формирует первое восприятие. Этот факт согласуется с результатами моделирования. Ансамбль ПН с более высокой частотой (получающий больший внешний ток) первым попадет в синхронизацию с ЦН1. В это время активность второго ансамбля, работающего на меньшей частоте, будет подавлена, так что ПН в этом ансамбле не будут генерировать импульсы.

Другой вывод, известный как Утверждение IV, состоит в том, что если увеличивать одновременно яркость (контраст) для изображений на обоих глазах, то частота переключения восприятий будет выше. Этот факт также воспроизводится в модели. Если увеличить частоту импульсации обоих ансамблей ПН, тормозные связи от ЦН2 к ПН будут адаптироваться быстрее, поэтому среднее время синхронизации ЦН1 с каждым из ансамблей сократится. Этот факт иллюстрируется рис. П.13.

По горизонтальной оси отложена контрастность стимула. Величина тока \tilde{I}_i (см. раздел П.1.1) предполагается пропорциональной экспериментальной величине контраста (она соответствующим образом нормирована). Из рисунка видно уменьшение времени восприятия по мере увеличения контраста. Вставки на рисунке показывают примеры изменения мембранного потенциала ПН, представляющих ансамбли А и В.

Аналогичный подход удалось применить к другим экспериментальным данным [Leopold et al., 2002]. В соответствии с этими экспериментальными данными переключение восприятия замедляется, если изображения периодически появляются и исчезают. Мы предположили, что временное исчезновение изображения эквивалентно снижению контраста изображения. В терминах модели это приводит к

увеличению средней длительности пачек импульсов (см. левую часть рис. П.13).

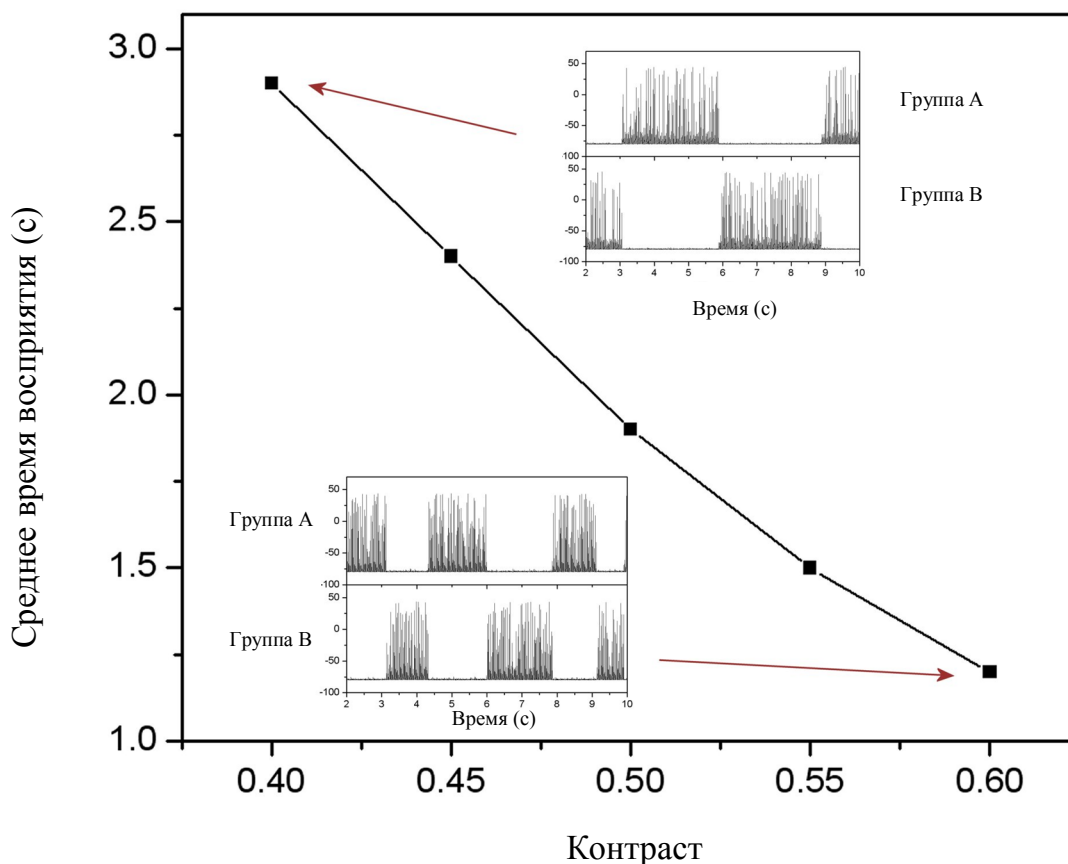


Рис. П.13. Воспроизведение Утверждения IV Левелта. Вертикальная ось – среднее время, затрачиваемое на одно восприятие. Горизонтальная ось – величина контраста обоих изображений. На вставных рисунках показаны примеры мембранного потенциала ПН из ансамблей А и В.

В своих экспериментах Левелт обнаружил, что изменение контраста изображения для одного глаза приводит к изменению длительности восприятия другим глазом (Утверждение II). Для воспроизведения этого наблюдения предположим, что ПН, относящиеся к одному глазу, получают два входных сигнала: один от изображения, поступающего на этот глаз, и другой, зависящий от контраста изображения, поступающего на другой глаз. Зафиксируем контраст C_A изображения Im_A на уровне 0,4 и будем постепенно увеличивать контраст C_B изображения Im_B от 0,28 до 0,4. Будем подавать на ПН токи \tilde{I}_i , определяемые следующими формулами

$$\tilde{T}_i = C_A (7,5 C_B - 2) \text{ для ансамбля А,}$$

$$\tilde{T}_i = C_B (7,5 C_A - 2) \text{ для ансамбля В.}$$

Таким образом, когда C_B увеличивается от 0,28 до 0,4, значение \tilde{T}_i увеличивается от 0,04 до 0,4 для ансамбля А, и значение \tilde{T}_i увеличивается от 0,28 до 0,4 для ансамбля В.

Результаты численных экспериментов показаны на рис. П.14.

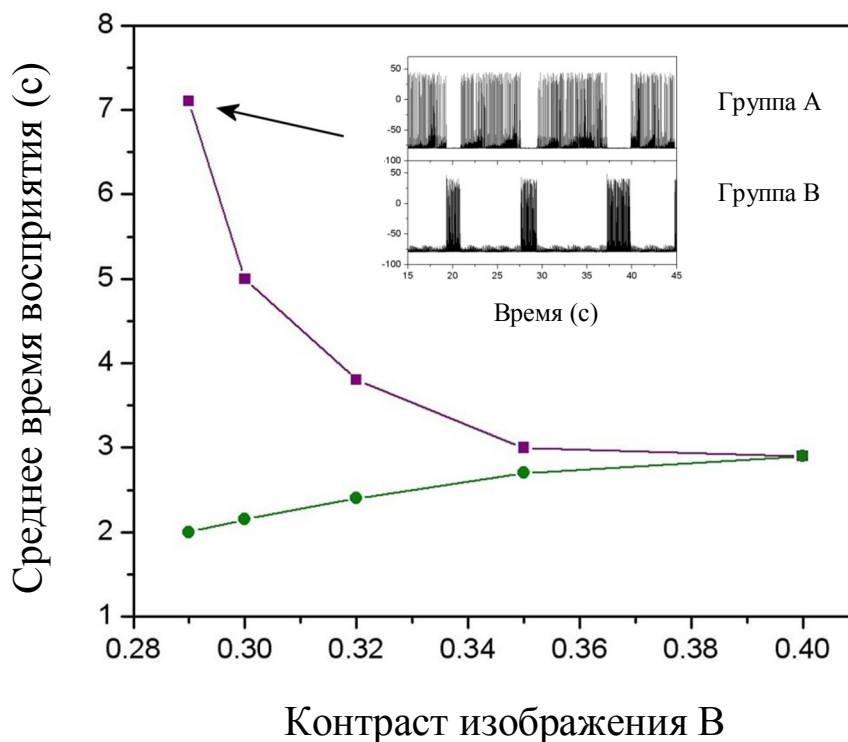


Рис. П.14. Моделирование Утверждения II Левелта. На рисунке изображено среднее время доминирования восприятия P_A (фиолетовая линия) и P_B (зеленая линия) как функции контраста изображения Im_B (контраст изображения Im_A фиксирован на уровне 0,4). Вставной рисунок показывает пример мембранного потенциала, когда контраст изображения Im_B равен 0,29.

Поясним их на примере $C_B = 0,28$. Средний ток на ПН ансамбля А равен $\tilde{T}_i = 0,04$. Средний ток на ПН ансамбля В равен $\tilde{T}_i = 0,28$. Таким образом, частота ПН в ансамбле В выше, чем в ансамбле А. В соответствии с формулой (П.6) сила связи от ЦН2 на нейроны ансамбля В будет увеличиваться и достигнет порога быстрее, чем для связей ПН ансамбля А. Следовательно, длительность пачек ПН ансамбля В будет короче. Как

видно из рис. П.14, результаты моделирования хорошо согласуются с экспериментальными данными. Более того, траектория фиолетовой кривой на рисунке очень точно следует экспериментальной кривой.

П.3.2.3. Численные эксперименты по множественному восприятию

Переключение между более чем двумя восприятиями вполне укладывается в рамки нашей модели. На рис. П.15 представлен случай трех восприятий. Три ансамбля ПН - А, В и С - содержат по 50 ПН каждый.

В данном случае модель работает следующим образом. В течение короткого периода ЦН1 синхронизует с собой импульсную активность одного из ансамблей и на это время подавляет импульсную активность в других ансамблях. Возникшая синхронизация постепенно усиливает торможение ПН этого ансамбля со стороны ЦН2. Наконец, активность указанного ансамбля полностью затормаживается, после чего ЦН1 захватывает в синхронизацию ПН другого ансамбля, и т.д. Таким образом, модель последовательно переключается с одного восприятия на другое.

В работе [Suzuki and Grabowesky, 2002] изучалось четыре возможных восприятия одного и того же стимула. Было показано, что вместо последовательного перебора восприятий четыре восприятия были разбиты на два подмножества, каждое из которых состояло из двух восприятий. Вероятность переключения между восприятиями внутри этих подмножеств была высокой, а вероятность переключения между восприятиями разных подмножеств была низкой. Таким образом, восприятие испытуемых сначала "захватывалось" одним из подмножеств и переключалось только между двумя возможными восприятиями в этом подмножестве. Постепенно время восприятия возрастало в силу адаптации, после чего происходил "перескок" на другую пару возможных восприятий, и т.д.

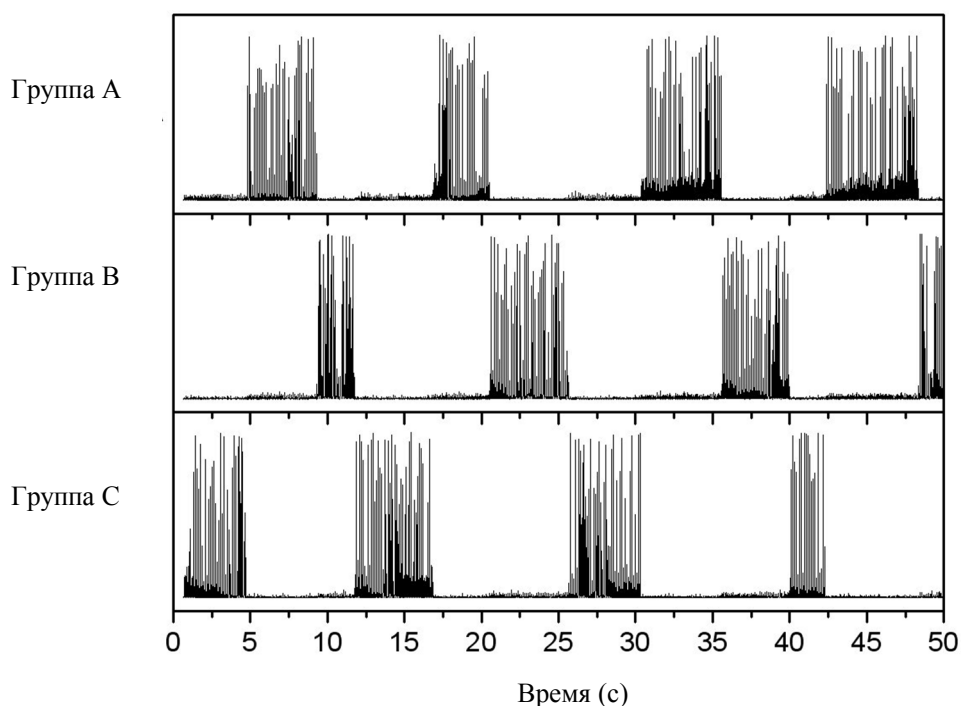


Рис. П.15. Мембранные потенциалы для трех ансамблей ПН (показаны траектории потенциала одного ПН для каждой группы). Последовательная смена синхронизации ЦН1 с разными ансамблями ПН интерпретируется как смена одного восприятия другим.

Для воспроизведения этого феномена предположим, что имеется 4 ансамбля ПН - А, В, С и D, представляющие 4 различных восприятия. Пусть А и В соответствуют одной паре связанных восприятий, а С и D соответствуют другой паре. Средние внешние токи, подаваемые на эти ансамбли, $\tilde{I}_A, \tilde{I}_B, \tilde{I}_C, \tilde{I}_D$, зададим как $\tilde{I}_A = 15; \tilde{I}_B = 12; \tilde{I}_C = 2; \tilde{I}_D = 1$. Таким образом, разброс частоты ПН между ансамблями внутри одной пары небольшой, а между парами существенно больший.

Результаты численных экспериментов представлены на рис. П.16. Вначале ПН ансамбля А выбираются ЦН1 для синхронизации с собой, поскольку частоты импульсации ПН в этом ансамбле самые высокие. После короткого промежутка времени активность в ансамбле А подавляется под тормозным действием ЦН2 и ансамбль В выбирается для синхронизацией с ЦН1. Это связано с тем, что частоты импульсации ПН в

ансамбле В лишь немногим отличаются от частот импульсации в ансамбле А (они немного меньше). Таким образом, система как бы "застревает" на чередовании синхронизации ЦН1 то с ансамблем А, то с ансамблем В. В это время активность ПН в ансамблях С и D практически подавлена.

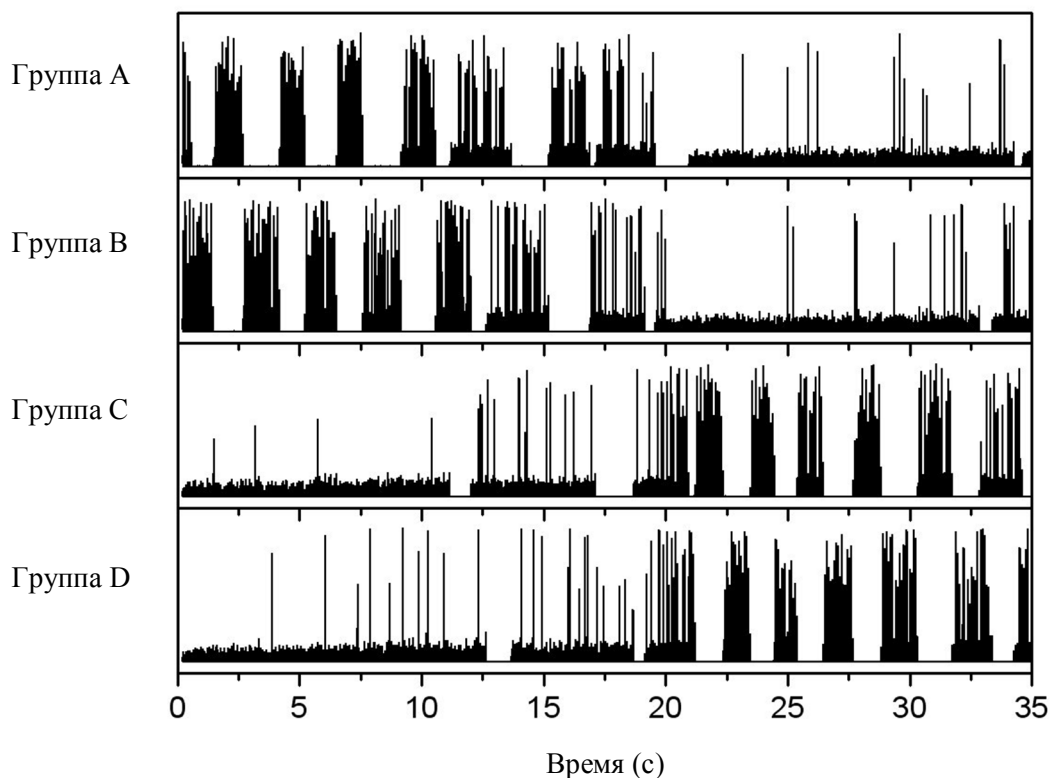


Рис. П.16. Мембранные потенциалы нейронов из четырех ансамблей ПН, представляющие четыре восприятия зрительного стимула.

После определенного периода чередования восприятий в первой паре (в течение 10 с) начинается переключение на восприятие другой пары. Для этого входные токи на ПН из ансамблей А и В постепенно уменьшаются (соответственно, с 15 до 2 и с 12 до 1), а входные токи на ПН из ансамблей С и D постепенно увеличиваются (соответственно, с 2 до 15 и с 1 до 12). На рис. П.16 транзитной динамике соответствует интервал времени 10-20 с.

Как видно из рисунка, в переходный период длительность пачек в ансамблях А и В постепенно нарастает. Кроме того, постепенно усиливается активность в ансамблях С и D. Наконец, импульсная

активность в ансамблях А и В прекращается, после чего модель начинает переключаться между восприятиями другой пары, т.е. ЦН1 последовательно синхронизируется с ансамблями С и D (этот режим занимает промежуток времени 20-35 с).

П.3.3. Обсуждение

В основе разработанной нами модели неоднозначного восприятия, как и других моделей диссертации, лежит принцип синхронизации нейронной активности в различных областях коры, сформулированный в виде ТВК [Singer and Gray, 1995; Gray, 1999; von der Malsburg, 2001]. Наш подход согласуется с результатами исследования ЭЭГ при восприятии изображений [Keil et al., 1999; Klemm et al., 2000; Nakatani and van Leeuwen, 2006; Melloni et al., 2007]. Рабочая частота модели находится в области частот гамма-ритма.

Модель оказалась весьма эффективной в воспроизведении психофизических данных относительно неоднозначного восприятия. Она способна воспроизводить гамма-распределение времен восприятия, а также согласуется с экспериментальными данными Левелта относительно бинокулярной конкуренции (Утверждения II и IV Левелта) и Леопольда с соавторами [Leopold et al., 2002]. Впервые была рассмотрена бинокулярная конкуренция между четырьмя различными восприятиями и было продемонстрировано, что в этом случае возможно воспроизведение данных Сузуки и Грабовски [Suzuki and Grabowesky, 2002] по разбиению набора восприятий на пары.

Имеется несколько работ, в которых бинокулярная конкуренция моделируется с помощью сетей из импульсных нейронов. Например, в работе [Laing and Chow, 2002] авторы используют двухслойную кольцевую архитектуру с локальными связями между слоями возбуждающих и тормозных нейронов. В функционирование модели включены два

медленных процесса: адаптация частоты импульсов с помощью кальций-зависимого калиевого тока и синаптическая депрессия связей между возбуждающими нейронами. Сходный механизм синаптической депрессии был также использован в моделях [Wilson, 2003; Grossberg and Swaminathan, 2004]. В этих моделях не было нужды вводить внешний шум, поскольку они достаточно сложны, чтобы естественным образом порождать динамический хаос. В более простой модели [Moreno-Bote et al., 2007] понадобилось соединить синаптическую депрессию с шумом. Последний необходим для переключения системы между аттракторами, когда депрессия достигает определенного уровня.

В нашей модели мы также использовали пластичность и шум, но роль шума совсем иная. Он не используется как механизм переключения восприятий, а лишь рандомизирует динамику системы, которая в отсутствие шума работала бы в периодическом режиме. Благодаря шуму в уравнении тормозной синаптической пластичности, длительность восходящей фазы становится случайной, что приводит к случайному распределению времен восприятия. В модели гауссовский шум преобразуется в гамма-распределение времен восприятия.

Имеется два существенных отличия нашей модели от известных моделей неоднозначного восприятия. Во-первых, функционирование нашей модели основано на режиме частичной синхронизации, когда центральный нейрон временно выбирает разные ансамбли ПН для синхронизации со своей активностью. Во-вторых, в архитектуре нашей модели используются конвергентные связи между периферическими и центральными элементами, которые представляются анатомически более оправданными [Damasio, 1989], чем локальные связи в кольцевой архитектуре [Laing and Chow, 2002]. Имеется большое число разнообразных исследований роли внимания, положения глаз и управлению сверху вниз при восприятии неоднозначных изображений [Einhauser et al., 2004; Slotnick and Yantis, 2005; Mathes et al., 2006;

Windmann et al., 2006]. Общий вывод: все эти факторы модулируют временные характеристики процесса переключения восприятий. В принципе, наша модель дает широкие возможности для такого рода модуляции путем соответствующего выбора силы связей между центральными и периферическими элементами и их модификации в процессе функционирования, однако для ее усовершенствования нужны дополнительные исследования влияния воздействий сверху вниз и роли синхронизации в этих процессах.

СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ И ОБОЗНАЧЕНИЙ

- ВПВ – времена переключения восприятия;
- ГТЭ – глобальный тормозный элемент;
- ЛПП - локальный полевой потенциал (local field potential);
- МНА - множественная нейронная активность (multiunit activity);
- МРТ – магнитно-резонансная томография (томограмма);
- МСО – медиальная септальная область;
- МЭГ – магнитная энцефалография (энцефалограмма);
- ОВО – осциллятор (слоя) выбора объектов;
- ОДН – осциллятор (слоя) детекции новизны;
- ОИП – осциллятор (слоя) инвариантных признаков;
- ОЛП – осциллятор (слоя) локальных признаков;
- ОНС – осцилляторная нейронная сеть;
- ОПИ – область потенциального интереса;
- ПН – периферический нейрон;
- ПО – периферический осциллятор;
- ППВ – "победитель-получает-всё";
- СВО - слой выбора объектов;
- СДН - слой детекции новизны;
- СИП - слой инвариантных признаков;
- СЛП - слой локальных признаков;
- СНО – слежение за несколькими объектами;
- СОО – слежение за одним объектом;
- ТВК – теория временной корреляции;
- ФВ – фокус внимания;
- ФГП – фронтальное глазное поле (frontal eye field);
- фМРТ – функциональная магнитно-резонансная томография (томограмма);
- ЦН – центральный нейрон;
- ЦО – центральный осциллятор;

ЦУЭ – центральный управляющий элемент (системы внимания) (central executive);

ЭК – энторинальная кора;

ЭМК - энергетическая модификация кластеров;

ЭЭГ – электроэнцефалография (электроэнцефалограмма);

RT – reaction time (время реакции);

STDP – spike timing dependant plasticity (синаптическая пластичность, зависящая от момента времени импульса).

ЛИТЕРАТУРА

1. Абарбанель Г.Д.И., Рабинович М.И., Селверстон А., Рубчинский Л.Л. и др. Синхронизация в нейронных ансамблях. *Успехи физических наук*, 166(4), 363-390, 1996.
2. Борисюк Г.Н., Борисюк Р.М., Казанович Я.Б. Моделирование “предвнимательной” и “внимательной” обработки информации на основе синхронизации нейронной активности. *Радиофизика*, 37(8), 933-944, 1994.
3. Борисюк Р.М., Борисюк Г.Н., Казанович Я.Б. Моделирование предвнимания и внимания на основе принципа синхронизации. *Биологические мембраны*, т.14(6), с. 614-620, 1997 (перевод на английский: Borisyuk G.N., Borisyuk R.M., Kazanovich Y.B. Preattention and attention modeling based on synchronization principle, *Membr. Cell Biol.*, 11(6), 753-761, 1998).
4. Борисюк Г.Н., Борисюк Р.М., Казанович Я.Б., Иваницкий Г.Р. Моделирование динамики нейронной активности и обработка информации в мозге – итоги “десятилетия”. *Успехи физических наук*, 172(10), 1189-1214, 2002. (перевод на английский: Borisyuk G.N., Borisyuk R.M., Kazanovich Y.B., Ivanitskii G.R. Models of neural dynamics in brain information processing – the developments of 'the decade'. *Physics – Uspekhi*, 45(10), 1073-1095, 2002).
5. Борисюк Г.Н., Борисюк Р.М., Казанович Я.Б. и др. Осцилляторные нейронные сети. Математические результаты и приложения. *Математическое моделирование*, 4(1), 3-43, 1992.
6. Борисюк Р.М., Виноградова О.С., Денэм М., Казанович Я.Б., Хоппенштедт Ф. Модель детекции новизны на основе частотного кодирования информации. *Нейроинформатика-20002. 2 Всероссийская конференция. Сборник научных трудов*, т. 1, с. 145-156, Москва, МИФИ, 2000.
7. Борисюк Р.М., Виноградова О.С., Денэм М., Казанович Я.Б., Хоппенштедт Ф. Модель детекции новизны на основе осцилляторной нейронной сети с разреженной памятью. *Нейроинформатика-2001. 3 Всероссийская конференция. Сборник научных трудов*, т. 1, с. 183-190, Москва, МИФИ, 2001.
8. Борисюк Р.М., Чик Д., Казанович Я.Б. Осцилляторная модель восприятия двойственных изображений. *Нейроинформатика-2009. XI Всероссийская научно-*

- техническая конференция. Сборник научных трудов*, т. 1, с. 281-288. Москва, МИФИ, 2009.
9. Борисюк Р.М., Чик Д., Казанович Я.Б. Осцилляторная модель зрительного внимания. *Нейроинформатика-2010. XII Всероссийская научно-техническая конференция. Сборник научных трудов*, т. 1, с. 19-28. Москва, МИФИ, 2010.
 10. Бурилко О., Казанович Я.Б., Борисюк Р.М. Анализ устойчивости режимов синхронизации в осцилляторной модели внимания. Конкуренция за синхронизацию. *Нейроинформатика-2012. XIV Всероссийская научно-техническая конференция. Сборник научных трудов*, т. 3, с. 163-173. Москва, МИФИ, 2012.
 11. Виноградова О.С. *Гиппокамп и память*. М: Наука, 1975.
 12. Гричук С., Кузьмина М.Г., Манькин Э.А. Селективная сегментация реальных изображений осцилляторно-сетевым методом. *Нейроинформатика-2007. IX Всероссийская научно-техническая конференция. Сборник научных трудов*, т. 3, Под ред. О.А. Мишулиной, с. 235-244. Москва: МИФИ, 2007.
 13. Гричук С., Кузьмина М.Г., Манькин Э.А. Выделение объектов в зрительной сцене осцилляторно-сетевым методом. *Нейроинформатика-2009. XI Всероссийская научно-техническая конференция. Сборник научных трудов*, т. 3, Под ред. О.А. Мишулиной, с. 167-172. Москва: МИФИ, 2009.
 14. Иваницкий А.М., Стрелец В.Б., Корсаков И.А. *Информационные процессы мозга и психическая деятельность*. М.: Наука, 200 с, 1984.
 15. Иваницкий Г.Р., Медвинский А.Б., Цыганов М.А. От динамики популяционных автоволн, формируемых живыми клетками, к нейроинформатике. *Успехи физических наук*, 164(10), 1041-1072, 1994.
 16. Казанович Я.Б. Нелинейная динамика и ее роль в обработке информации в мозге. *Нейроинформатика-2007. IX Всероссийская научно-техническая конференция. Сборник научных трудов*, т. 3, с. 10-15. Москва, МИФИ, 2007.
 17. Казанович Я.Б. Сегментация изображений с помощью динамических нейронных сетей. *Нейроинформатика-2008. X Всероссийская научно-техническая конференция. Лекции по нейроинформатике*, т. 2, с. 37-96. Москва, МИФИ, 2008.
 18. Казанович Я.Б. Теория временной корреляции и модели сегментации зрительной информации в мозге. *Математическая биология и биоинформатика*, 5(1), 43-97, 2010.

19. Казанович Я.Б., Борисюк Р.М. Синхронизация в нейронной сети фазовых осцилляторов с центральным элементом. *Математическое моделирование*, 6(8), 45-60, 1994.
20. Казанович Я.Б., Борисюк Р.М. Изучение режимов синхронизации в нейронных сетях фазовых осцилляторов с центральным элементом. *Исследования по математической биологии (сборник научных трудов, посвященный памяти А.Д. Базыкина)*, науч. ред. Э.Э. Шноль, с. 124-150. Пущино, ОНТИ НЦБИ, 1996.
21. Казанович Я.Б., Борисюк Р.М. Осцилляторная нейросетевая модель слежения за движущимся объектом. *Нейроинформатика-2005. VII Всероссийская научно-техническая конференция. Сборник научных трудов*, т. 1. с. 25-35, Москва, МИФИ, 2005.
22. Казанович Я.Б., Борисюк Р.М. Нейросетевая модель слежения за несколькими объектами. *Нейроинформатика*, 1(1), 4-33, 2006.
23. Казанович Я.Б., Бурилко О., Борисюк Р.М. Победитель получает все в сети фазовых осцилляторов. *Нейроинформатика-2017. XIX Международная научно-техническая конференция. Сборник научных трудов*, т. 2, с. 82-90, 2017
24. Казанович Я.Б., Мысин И.Е. Как животные ориентируются в пространстве? Клетки места и клетки решетки. *Математическая биология и биоинформатика*, 10(1), 88-115, 2015.
25. Казанович Я.Б., Шматченко В.В. Осцилляторные нейросетевые модели сегментации изображений и зрительного внимания. *Нейроинформатика-2004. VI Всероссийская научно-техническая конференция. Лекции по нейроинформатике*, т. 1, с. 72-125, под ред. Ю.В. Тюменцева. Москва: МИФИ, 2004.
26. Крюков В.И. Внимание и модель памяти, основанные на принципе доминанты и компараторной функции гиппокампа. *Журнал высшей нервной деятельности*, 54(1), 10-29, 2004.
27. Крюков В.И. Роль гиппокампа в долговременной памяти: системно-динамический подход. *Журнал высшей нервной деятельности*, 57(3), 261-278, 2007.
28. Кузьмина М.Г., Маныкин Э.А. Осцилляторная сеть для сегментации изображений: новые разработки. *Нейроинформатика-2004. VII Всероссийская научно-техническая конференция. Сборник научных трудов*, т. 1, под ред. Мишулиной О.А., с. 262-268. Москва: МИФИ, 2004.

29. Ливанов М.Н. *Пространственная организация процессов головного мозга*. М.: Наука, 181 с., 1972.
30. Рабинович М.И., Мюезинолу М.К. Нелинейная динамика мозга: эмоции и интеллектуальная деятельность. *Успехи физических наук*, 180(4), 371-387, 2010.
31. Ухтомский А.А. *Избранные труды*. М.: Наука, 360 с., 1978.
32. Хайкин С. *Нейронные сети. Полный курс*, 2-е издание. М.: Издательский дом "Вильямс", 1104 с., 2006.
33. Чик Д., Борисюк Р.М., Казанович Я.Б. Режимы синхронизация в сети нейронов Ходжкина-Хаксли с центральным элементом. *Математическая биология и биоинформатика*, 3(1), 16-35, 2008.
34. Abbott A. Neuroscience: Brains of Norway. *Nature*, 514, 154-157, 2014.
35. Acebron J.A., Bonilla L.L., Perez Vicente C.J., Spigler R. The Kuramoto model: a simple paradigm for synchronization phenomena. *Rev. Modern Phys.*, 77, 137-185, 2005.
36. Acebron J.A., Spigler R. Adaptive frequency model for phase-frequency synchronization in large populations of globally coupled nonlinear oscillators. *Phys. Rev. Lett.*, 81, 2229-2232, 1998.
37. Acebron J.A., Spigler R. Uncertainty in phase-frequency synchronization of large populations of globally coupled nonlinear oscillators. *Physica D*, 141, 65-79, 2000.
38. Allman L., Miezin F., McGuinness E. Stimulus specific responses from beyond the classical receptive field: neurophysiological mechanisms for local-global comparisons in visual neurons. *Ann. Rev. Neurosci.*, 8, 407-430, 1985.
39. Amit D.J. *Modeling brain function - the world of attractor neural networks*. Cambridge University Press, New York, NY, USA, 1989
40. Andres P. Frontal cortex as the central executive: time to revise our view. *Cortex*, 39, 871-895, 2003.
41. Amit Y, Mascaró M. An integrated network for invariant visual detection and recognition. *Vision Res.*, 43, 2073-2088, 2003.
42. Arbib M., Erdi P., Szentagothai J. *Neural organization. Structure, function, and dynamics*. Cambridge: MIT Press, 1998.
43. Arenas A., Diaz-Guilera A., Kurths J., Moreno Y., Zhou C. Synchronization in complex networks. *Phys. Rep.*, 469, 93-153, 2008.

44. Awh E., Jonides J. Overlapping mechanisms of attention and spatial working memory. *Trends Cogn. Sci.*, 5, 119-126, 2001.
45. Awh E., Anllo-Vento L., Hillyard S.A. The role of spatial selective attention in working memory for locations: evidence from event-related potentials. *J. Cogn. Neurosci.*, 12, 840-847, 2000.
46. Baddeley A. *Working memory*. Oxford Univ. Press, London, 1986.
47. Baddeley A. Exploring the central executive. *Quarterly J. Exper. Psychol.*, 49A, 5-28, 1996.
48. Baddeley A. Fractionating the central executive. In *Principles of Frontal Lobe Function*, D. Stuss, R.T. Knight (Eds.), pp. 246-260. New York: Oxford University Press, 2002.
49. Baddeley A. Working memory and language: an overview. *J. Communication Disorders*, 36, 189-208, 2003.
50. Baesens C., Guckenheimer J., Kim S., MacKay R.S. Three coupled oscillators: mode-locking, global bifurcations and toroidal chaos. *Physica D*, 49, 387-475, 1991.
51. Barbas H. Connections underlying the synthesis of cognition, memory, and emotion in primate prefrontal cortices. *Brain Res. Bull.*, 52, 319-330, 2000.
52. Basar E. *Brain function and oscillations*. Springer-Verlag, New York, 1998.
53. Basar E., Bullock T.H. (Eds.). *Brain dynamics. Progress and perspectives*. Springer-Verlag, Berlin, 1989.
54. Basar E., Bullock T.H. (Eds.). *Induced rhythms in the brain*. Burkhäuser, Boston, 1992.
55. Beck O., Chistiakova M., Obermayer K., Volgushev M. Adaptation at synaptic connections to layer 2/3 pyramidal cells in rat visual cortex. *J. Neurophysiol.*, 94, 363-376, 2005.
56. Belykh I., Hasler M. Synchronization and graph topology. *Int. J. Bifurcation Chaos*, 15 3423-3433, 2005.
57. Bhalla U.S. Multi-compartmental models of neurons. In *Computational Systems Neurobiology*, N. Le Novère (Ed.), pp.193-225. Springer, 2012.
58. Bialek W., DeWeese M. Random switching and optimal processing in the perception of ambiguous signals. *Phys. Rev. Lett.*, 74, 3077-3080, 1995.
59. Bichot N.P., Rossi A.F., Desimone R. Parallel and serial neural mechanisms for visual search in macaque area V4. *Science*, 308, 529-534, 2005.

60. Bird C.M., Burgess N. The hippocampus and memory: insights from spatial processing. *Nat. Rev. Neurosci.*, 9, 182-194, 2008.
61. Blake R. A neural theory of binocular rivalry. *Psychol. Rev.*, 96, 145-167, 1989.
62. Blaser E., Pylyshyn Z.W., Holcombe A.O. Tracking an object through feature space. *Nature*, 408, 196-199, 2000.
63. Boccara C.N., Sargolini F., Thoresen V.H., Solstad T., Witter M.P., Moser E.I., Moser M.B. Grid cells in pre- and parasubiculum. *Nat. Neurosci.*, 13, 987-994, 2010.
64. Bonnevie T., Dunn B., Fyhn M., Hafting T., Derdikman D., Kubie J.L., Roudi Y., Moser E.I., Moser M.B. Grid cells require excitatory drive from the hippocampus. *Nature Neurosci.*, 16, 309-317, 2013.
65. Booth V., Bose A. Neural mechanisms for generating rate and temporal codes in model CA3 pyramidal cells. *J. Neurophysiol.*, 85(6), 2432-2445, 2001.
66. Borisyuk G.N., Borisyuk R.M., Kazanovich Y.B. Temporal structure of neural activity and models of information processing in the brain. In *Time and the Brain*, R. Miller (Ed.), pp. 331-349, Harwood Acad. Publ., 2000.
67. Borisyuk G.N., Borisyuk R.M., Kazanovich Y.B. Temporal structure of neural activity and modelling of information processing in the brain. In *Emergent Neural Computational Architectures Based on Neuroscience. Towards Neuroscience-Inspired Computing*, S.Wermter, J. Austin, D. Wilshaw (Eds.), pp. 237-254, Springer, Berlin, 2001.
68. Borisyuk G.N., Borisyuk R.M., Kazanovich Y.B., Strong G. Modeling the binding problem and attention by synchronization of neural activity. In *Proc. IMACS Int. Symp. on Signal Processing, Robotics and Neural Networks*, SPRANN'94, pp. 602-606, 1994.
69. Borisyuk G.N., Borisyuk R.M., Kazanovich Y.B., Strong G. Oscillatory neural networks: Modeling binding and attention by synchronization of neural activity. In *Oscillations in Neural Systems*, D.S. Levine, V.R. Brown, V.T. Shiry (Eds.), pp. 261-284, Lawrence Erlbaum Associates, Inc., Hillsdale, N.J., 1999.
70. Borisyuk G., Borisyuk R., Khibnik A., Roose D. Dynamics and bifurcations of two coupled neural oscillators with different connection type. *Bull. Math. Biol.*, 57(6), 809-840, 1995.
71. Borisyuk R., Borisyuk G., Kazanovich Y. Synchronization of neural activity and information processing. *Behavioral and Brain Science*, 21(6), 833, 1999.

72. Borisyyuk R.M., Casaleggio A., Kazanovich Y.B., Morgavi G. Some results on correlation dimension of time series generated by a network of phase oscillators. *ICANN'94, Proceedings of Int. Conf. on Artificial Neural Networks*, M. Marinaro, P. Morasso (Eds.), v. 1, pp. 759-762, Springer-Verlag, London, 1994.
73. Borisyyuk R., Chick D., Kazanovich Y. Selective attention model of moving objects. In *18th International Conference on Artificial Neural Networks, Prague, September 3-6, 2008*, V. Kurkova, R. Neruda, J. Koutnik (Eds.), pp. 358-367, Springer, 2008.
74. Borisyyuk R., Chik D., Kazanovich Y. Selective attention model of moving objects. *Neural Network World*, 19(5), 429-445, 2009.
75. Borisyyuk R., Chik D., Kazanovich Y. Partial synchronization of neural activity and information processing. *Proc. Int. Joint Conf. Neural Networks (IJCNN-2009)*, #668, 8 pages, 2009.
76. Borisyyuk R., Chik D., Kazanovich Y. Visual perception of ambiguous figures: Synchronization based neural models. *Biol. Cybern.*, 100(6), 491-504, 2009.
77. Borisyyuk R., Chik D., Kazanovich Y., da Silva Gomes J. Spiking neural network model for memorizing sequences with forward and backward recall. *BioSystems*, 112, 214-223, 2013.
78. Borisyyuk R., Denham M., Kazanovich Y., Hoppensteadt F., Vinogradova O. An oscillatory neural network model of sparse distributed memory and novelty detection. *BioSystems*, 58, 265-272, 2000.
79. Borisyyuk R., Denham M., Kazanovich Y., Hoppensteadt F., Vinogradova O. Oscillatory model of novelty detection. *Network: Computation in Neural Systems*, 12, 1-20, 2001.
80. Borisyyuk R.M., Hoppensteadt F.C. Memorizing and recalling spatial-temporal patterns in an oscillatory model of the hippocampus. *BioSystems*, 48, 3-10, 1998.
81. Borisyyuk R.M., Hoppensteadt F.C. Oscillatory model of the hippocampus: A study of spatio-temporal patterns of neural activity. *Biol. Cybern.*, 81, 359-71, 1999.
82. Borisyyuk R.M., Hoppensteadt F. A theory of epineuronal memory. *Neural Networks*, 17, 1427-1436, 2004.
83. Borisyyuk R.M., Kazanovich Y.B. Synchronization of neural oscillators: bifurcation analysis of a system with a central element. In *Supercomputing in Brain Research: From Tomography to Neural Networks, SCBR'94*, H.J. Hermann, D.E. Wolf, E. Pöppel (Eds.), pp. 407-413, 1995.

84. Borisyuk R.M., Kazanovich Y.B. Oscillatory neural network model of attention focus formation and control. *BioSystems*, 71, 29-38, 2003.
85. Borisyuk R.M., Kazanovich Y.B. Designing an oscillatory model of brain cognitive functions. In *Connectionist Models of Cognition and Perception II. Proc. of the Eighth Neural Computation and Psychology Workshop*, H. Bowman, C. Labiouse (Eds.), pp. 285-294. World Scientific, 2004a.
86. Borisyuk R.M., Kazanovich Y.B. Synchronization based neural systems for object selection and novelty detection. In *Brain Inspired Cognitive Systems (BICS-2004)*, August-September 2004, University of Stirling, Scotland. CD: CNS 1.1, 1-4, 2004b.
87. Borisyuk R., Kazanovich Y. Oscillatory model of attention-guided object selection and novelty detection. *Neural Networks*, 17, 899-915, 2004c.
88. Borisyuk R.M., Kazanovich Y.B. Oscillations and waves in the models of interactive neural populations. *BioSystems*, 86 (1-3), 53-62, 2006.
89. Borisyuk R., Kazanovich Y., Chik D., Tikhanoff V., Cangelosi A. A neural model of selective attention and object segmentation in the visual scene: An approach based on partial synchronization and star-like architecture of connections. *Neural Networks*, 22(5-6), 707-719, 2009.
90. Borisyuk R., Kirillov A. Bifurcation analysis of a neural network model. *Biol. Cybern.*, 66(4), 319-325, 1992.
91. Borji A., Itti L. State-of-the-art in visual attention modeling. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 35, 185-207, 2013.
92. Borsellino A., de Marco A., Allazetta A., Rinesi S., Bartolini B. Reversal time distribution in the perception of visual ambiguous stimuli. *Biol. Cybern.*, 10, 139-144, 1972.
93. Bosman C., Womelsdorf T. Neural signatures of selective attention – synchronization and gain modulation as mechanisms of selective sensory information processing. In *From Attention to Goal-Directed Behavior*, F. Aboitiz, D. Cosmelli (Eds.), pp. 3-28. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 2009.
94. Bossink C.J.H., Stalmeier P.F.M., de Weert C.M.M. A test of Levelt's second proposition for binocular rivalry. *Vision Res.*, 33, 1413-1419, 1993.
95. Brager D.H., Capogna M., Thompson S.M. Short-term synaptic plasticity, simulation of nerve terminal dynamics, and the effects of protein kinase C activation in rat hippocampus. *J. Physiol.*, 541, 545-559, 2002.

96. Breakspear M., Heitmann S., Daffertshofer A. Generative models of cortical oscillations: Neurobiological implications of the Kuramoto model. *Front. Hum. Neurosci.*, 4, Article 190, 2010.
97. Bressler S.L., Menon V. Large-scale brain networks in cognition: emerging methods and principles. *Trends Cogn. Sci.*, 14, 277-290, 2010.
98. Bressloff P.C. Resonantlike synchronization and bursting in a model of pulse-coupled neurons with active dendrites. *J. Comput. Neurosci.*, 6(3), 237-249, 1999.
99. Broussard R.P., Rogers S.K., Oxley M.E., Tarr G.L. Physiologically motivated image fusion for object detection using a pulse coupled neural network. *IEEE Trans. Neural Networks*, 10, 554-563, 1999.
100. Brun V.H., Solstad T., Kjelstrup K.B., Fyhn M., Witter M.P., Moser E.I., Moser M.B. Progressive increase in grid scale from dorsal to ventral medial entorhinal cortex. *Hippocampus*, 18, 1200-1212, 2008.
101. Brunel N. Dynamics of sparsely connected networks of excitatory and inhibitory spiking neurons. *J. Comput. Neurosci.*, 8, 183-208, 2000.
102. Bruce N.D.B., Tsotsos J.K. Saliency, attention, and visual search: An information theoretic approach. *J. Vision*, 9(3):5, 1-24, 2009.
103. Burylko O., Kazanovich Y., Borisyuk R. Bifurcations in phase oscillator networks with a central element. *Physica D*, 241, 1072-1089, 2012.
104. Burylko O., Kazanovich Y., Borisyuk R. Bifurcation study of phase oscillator systems with attractive and repulsive interaction. *Phys. Rev. E*, 90, 022911 (1-18), 2014.
105. Burylko O., Kazanovich Y., Borisyuk R. Winner-take-all in a phase oscillator system with adaptation. *Scientific Reports*, 8: 416, 2018.
106. Buzsáki G., Draguhn A. Neural oscillations in cortical networks. *Science*, 304, 1926-1929, 2004.
107. Buzsáki G., Llinas R., Singer W. et al. (Eds.). *Temporal coding in the brain*. Springer-Verlag, Berlin, 1994.
108. Buzsáki G., Moser E.I. Memory, navigation and theta rhythm in the hippocampal-entorhinal system. *Nat. Neurosci.*, 16, 130-138, 2013.

109. Cameron E.L., Tai J.C., Eckstein M.P., Carrasco M. Signal detection theory applied to three visual search tasks - identification, yes/no detection and localization. *Spatial Vision*, 17, 295–325, 2004.
110. Canavier C.C. Phase-resetting as a tool of information transmission. *Curr. Opin. Neurobiol.*, 31, 206-213, 2015.
111. Carlson T.A., Hogendoorn H., Ferstraten F. The speed of visual attention: What time is it? *J. Vision*, 6, 1406-1411, 2006.
112. Castelo-Branco M., Neuenschwander S., Singer W. Synchronization of visual responses between the cortex, lateral geniculate nucleus, and retina in anesthetized cats. *J. Neurosci.*, 18(16), 6395-6410, 1998.
113. Chan L.K.H., Hayward W.G. Visual search. *WIREs Cogn. Sci.*, 4, 415–429, 2013.
114. Chelazzi L. Neural mechanisms for stimulus selection in cortical areas of the macaque subserving object vision. *Behav. Brain Res.*, 71, 125-134, 1995.
115. Chen K., Wang D.L. A dynamically coupled neural oscillator networks for image segmentation. *Neural Networks*, 15, 423-439, 2002.
116. Chen K., Wang D.L., Liu X. Weight adaptation and oscillatory correlation for image segmentation. *IEEE Trans. Neural Networks*, 11, 1106-1123, 2000.
117. Cheng H.D., Jiang X.H., Sun Y., Wang J. Color image segmentation: advances and prospects. *Pattern Recognition*, 34, 2259-2281, 2001.
118. Chik D., Borisyuk R., Kazanovich Y. Selective attention model with spiking elements. *Neural Networks*, 22(7), 890-900, 2009.
119. Chow C.C. Phase-locking in weakly heterogeneous neural networks. *Physica D*, 118(3-4), 343-370, 1998.
120. Chow C.C., Kopell N. Dynamics of spiking neurons with electrical coupling. *Neural Comput.*, 12, 1643-1678, 2000.
121. Chun M.M., Wolfe J.M. Visual attention. In *Blackwell Handbook of Perception*, Ch.9, E.B. Goldstein (Ed.), pp. 272-310. Blackwell, Oxford, UK, 2001.
122. Clopath C., Büsing L., Vasilaki E., Gerstner W. Connectivity reflects coding: a model of voltage-based STDP with homeostasis. *Nature Neurosci.*, 13, 344-352, 2010.
123. Colgin L.L., Moser E.I. Neuroscience: rewinding the memory record. *Nature*, 440, 615-617, 2006.

124. Colgin L.L. et al. Frequency of gamma oscillations routes flow of information in the hippocampus. *Nature*, 462, 353–357, 2009.
125. Collett F., Van der Linden M. Brain imaging of the central executive component of the working memory. *Neurosci. Behav. Rev.*, 26, 105-125, 2002.
126. Corchs S., Deco G. A neurodynamical model for selective visual attention using oscillators. *Neural Networks*, 14, 981-990, 2001.
127. Cowan N. Evolving conceptions of memory storage, selective attention and their mutual constraints within the human information processing system. *Psychol. Bull.*, 104, 163-191, 1988.
128. Crick F., Koch C. Towards a neurobiological theory of consciousness. *Seminars in the Neurosciences*, 2, 263-275, 1990.
129. Crook S.M., Ermentrout G.B., Bower J.M. Spike frequency adaptation affects the synchronization properties of networks of cortical oscillators. *Neural Comput.*, 10(4), 837-854, 1998.
130. Culham J., Brandt S.A., Cavanagh P., Kanwisher N.G., Dale A.M., Tootell R. Cortical fMRI activation produced by attentive tracking of moving targets. *J. Neurophysiol.*, 80, 2657-2670, 1998.
131. Cumin D.; Unsworth C.P. Generalising the Kuramoto model for the study of neuronal synchronisation in the brain. *Physica D.*, 226(2), 181-196, 2007.
132. Cutsuridis V. Interaction of inhibition and triplets of excitatory spikes modulates the NMDA-R-mediated synaptic plasticity in a computational model of spike timing-dependent plasticity. *Hippocampus*, 23, 75-86, 2013.
133. Cutsuridis V., Cobb S., Bruce P., Graham B.P. Encoding and retrieval in a model of the hippocampal CA1 microcircuit. *Hippocampus*, 20, 423–446, 2010.
134. Cutsuridis V., Hasselmo M. GABAergic contributions to gating, timing, and phase precession of hippocampal neuronal activity during theta oscillations. *Hippocampus*, 22, 1597–1621, 2012.
135. Cymbalyuk G., Nikolaev E., Borisyuk R. In-phase and antiphase self-oscillations in a model of two electrically coupled pacemakers. *Biol. Cybern.*, 71, 153-160, 1994.
136. Daffner K.R., Mesulam M.M., Scinto L.F.M., Cohen L.G., Kennedy B.P., West W.C., Holcomb P.J. Regulation of attention to novel stimuli by frontal lobes: An event-related potential study. *NeuroReport*, 9, 787-791, 1998.

137. Daffner K.R., Mesulam M.M., Scinto L.F.M., Acar D., Calvo V., Faust R., Chabrierie A., Kennedy B., Holcomb P.J. The central role of the prefrontal cortex in directing attention to novel events. *Brain*, 123, 927-939, 2000.
138. Daffner K.R., Scinto L.F.M., Weitzman A.M., Faust R., Rentz D.M., Budson A.E., Holcomb P.J. Frontal and parietal components of a cerebral network mediating voluntary attention to novel events. *J. Cogn. Neurosci.*, 15, 294-313, 2003.
139. Daido H. Lower critical dimension for population of oscillators with randomly distributed frequencies: a renormalization-group analysis. *Phys. Rev. Lett.*, 61(2), 231-234, 1988.
140. Damasio A.R. The brain binds entities and events by multiregional activation from convergence zones. *Neural Comput.*, 1, 123-132, 1989.
141. Dan Y., Poo M. Spike timing-dependent plasticity of neural circuits. *Neuron*, 44, 23-30, 2004.
142. Dan Y., Poo M. Spike timing-dependent plasticity: from synapse to perception. *Physiol. Rev.*, 86, 1033-1048, 2006.
143. D'Angelo E., Solinas S., Garrido J., Casellato C., Pedrocchi A., Mapelli J., Gandolfi D., Prestori F. Realistic modeling of neurons and networks: towards brain simulation. *Func. Neurol.*, 28(3), 153-166, 2013.
144. Davidson T., Kloosterman F., Wilson M. Hippocampal replay of extended experience. *Neuron*, 63, 497-507, 2009.
145. Dayan P. A hierarchical model of binocular rivalry. *Neural Comput.*, 10, 1119-1135, 1998.
146. Deco G., Buehlmann A., Masquelier T., Hugues E. The role of rhythmic neural synchronization in rest and task conditions. *Front. Human Neurosci.*, 5, Article 4, 1-6, 2011.
147. De Marco A., Penengo P., Trabucco A. Stochastic models and fluctuations in reversal time of ambiguous figures. *Perception*, 6, 645-656, 1977.
148. Desimone R. Neural circuits for visual attention in the primate brain. In *Neural Networks for Vision and Image Processing*, G.A. Carpenter, S. Grossberg (Eds.), pp.343-364. Bradford Book, MIT Press, Cambridge, MA, 1992.
149. D'Esposito M., Detre J.A., Alsop D.C., Shin R.R., Atlas S., Grossman M. The neural basis of central executive system of working memory. *Nature*, 378, 279-281, 1991.

150. D'Hooge R., De Deyn P.P. Applications of the Morris water maze in the study of learning and memory. *Brain Res. Rev.*, 36, 60-90, 2001.
151. Diba K., Buzsáki G. Forward and reverse hippocampal place-cell sequences during ripples. *Nature Neurosci.*, 10, 1241-1242, 2007.
152. Doesburg S.M., Roggeveen A.B., Kitajo K., Ward L.M. Large-scale gamma-band phase synchronization and selective attention. *Cerebral Cortex*, 18, 386-396, 2008.
153. Duncan J. An adaptive coding model of neural functions in prefrontal cortex. *Nature Rev. Neurosci.*, 2, 820-829, 2001.
154. Duncan J., Humphreys G.W. Visual search and stimulus similarity. *Psychol. Rev.*, 96, 433-458, 1989.
155. Duncan J., Humphreys G.W. Beyond the search surface: Visual search and attentional engagement. *J. Exp. Psychol. Hum. Percept. Perform.*, 18, 578-588, 1992.
156. Duzel E., Penny W., Burgess N. Brain oscillations and memory. *Curr. Opin. Neurobiol.*, 20, 143-149, 2010.
157. Ebbinghaus H. *Memory: a contribution to experimental psychology*. New York, Dover, 123 pp., 1885/1964.
158. Eckhorn R., Bauer R., Jordan W., Brosch M., Kruse W., Munk M., Reitboeck H.J. Coherent oscillations: a mechanism of feature linking in the visual cortex. *Biol. Cybern.*, 60, 121-130, 1988.
159. Eckhorn R., Reitboeck H.J., Amft M., Dicke P. Feature linking via synchronization among distributed assemblies: Simulation of results for cat visual cortex. *Neural Comput.*, 2, 293-307, 1990.
160. Eckstein M.P. The lower visual search efficiency for conjunctions is due to noise and not serial attentional processing. *Psychol. Sci.*, 9, 111-118, 1998.
161. Eckstein M.P., Thomas J.P., Palmer J., Shimozaki S.S. A signal detection model predicts the effects of set size on visual search accuracy for feature, conjunction, triple conjunction, and disjunction displays. *Percept. Psychophys.*, 62, 425-451, 2000.
162. Edelman G.M., Tononi G. *Consciousness. How matter becomes imagination*. London, Penguin Books, 2000. 274 p.
163. Egeth H, Yantis S. Visual attention: control, representation, and time course. *Ann. Rev. Psychol.*, 48, 269-297, 1997.

- 164.Eichenbaum H., Cohen N.J. Can we reconcile the declarative memory and spatial navigation views on hippocampal function? *Neuron*, 83, 764-770, 2014.
- 165.Einhauser W., Martin K.A.C., König P. Are switches in perception of the Necker cube related to eye position? *European J. Neurosci.*, 20, 2811-2818, 2004.
- 166.Engel A., König P., Singer W. Direct physiological evidence for scene segmentation by temporal coding. *Proc. Natl. Acad. Sci. (USA)*, 88, 9136-9140, 1991.
- 167.Eriksen C.W., St James J.D. Visual attention within and around the field of focal attention. A zoom lens model. *Percept. Psychophys.*, 40, 225–240, 1986.
- 168.Ermentrout B., Kopell N. Multiple pulse interactions and averaging in systems of coupled neural oscillators. *J. Math. Biol.*, 29, 195-217, 1991.
- 169.Ermentrout B., Kopell N. Learning of phase lags in coupled neural oscillators. *Neural Comput.*, 6, 225-241, 1994.
- 170.Ermentrout B; Terman H.D. *Mathematical foundations of neuroscience*. Springer, 2010.
- 171.Fell J., Fernandez G., Klaver P., Elger C.E., Fries P. Is synchronized neuronal gamma activity relevant for selective attention? *Brain Res. Rev.*, 42, 265-272, 2003.
- 172.Fischer H., Wright C., Whalen P., McInerney S., Shin L., Rauch S. Brain habituation during repeated exposure to fearful and neutral faces: A functional MRI study. *Brain Res. Bull.*, 59, 387-392, 2003.
- 173.Fitzhugh R. Impulses and physiological states in theoretical models of nerve membrane. *Biophys. J.*, 1, 445-466, 1961.
- 174.Fitzpatrick J.S., Akopian G., Walsh J.P. Short-term plasticity at inhibitory synapses in rat striatum and its effects on striatal output. *J. Neurophysiol.*, 85, 2088-2099, 2001.
- 175.Fohlmeister C., Gerstner W., Ritz R., van Hemmen J.L. Spontaneous excitations in the visual cortex: stripes, spirals, rings, and collective bursts. *Neural Comput.*, 7, 905-914, 1995.
- 176.Foster D.J., Wilson M.A. Reverse replay of behavioural sequences in hippocampal place cells during the awake state. *Nature*, 440, 680-683, 2006.
- 177.Fox R., Herrmann J. Stochastic properties of binocular rivalry alternations. *Percept. Psychophys.*, 2, 432-436, 1967.
- 178.Frasca M., Bergner A., Kurths J., Fortuna L. Bifurcations in star-like network of Stuart–Landau oscillators, *Int. J. Bifurcation Chaos*, 22, 1250173, 2012.

179. Freeman A.W. Multistage model for binocular rivalry. *J. Neurophysiol.*, 94, 4412-4420, 2005.
180. Freeman W.J. *How brains make up their minds*. Columbia University Press, New York, 2001.
181. Fries P., Reynolds J., Rorie A., Desimone R. Modulation of oscillatory neuronal synchronization by selective visual attention. *Science*, 291, 1560-1563, 2001.
182. Fries P., Schroeder J-H., Roelfsema P.R., Singer W., Engel A.K. Oscillatory neural synchronization in primary visual cortex as a correlate of stimulus selection. *J. Neurosci.*, 22, 3739-3754, 2002.
183. Fujii H., Ito H., Aihara R., Ichinos N., Tsukada M. Dynamical cell assembly hypothesis—theoretical possibility of spatio-temporal coding in the cortex. *Neural Networks*, 9, 1303-1350, 1996.
184. Gerstner W., Kistler W. *Spiking neuron models*. Cambridge Univ. Press, 494 pp., 2002.
185. Gerstner W., van Hemmen J.L., Cowan J.D. What matters in neuronal locking? *Neural Comput.*, 8(8), 1653-1676, 1996.
186. Gleiser P.M., Spoomaker V.I. Modeling hierarchical structure in functional brain networks. *Phil. Trans. R. Soc. A*, 368, 1-12, 2010.
187. Golomb D., Ermentrout G.B. Effects of delay on the type and velocity of travelling pulses in neuronal networks with spatially decaying connectivity. *Network*, 11(3), 221-246, 2000.
188. Golomb D., Hansel D. The number of synaptic inputs and the synchrony of large, sparse neuronal networks. *Neural Comput.*, 12, 1095-1139, 2000.
189. Golomb D., Hansel D., Shraiman B., Sompolinsky H. Clustering in globally coupled phase oscillators. *Phys. Rev. A*, 45, 3516-3530, 1992.
190. Goulden N., Khusnulina A., Davis N.J., Bracewell R.M., Bokde A.L., McNulty J.P., Mullins P.G. The Salience Network is responsible for switching between the Default Mode Network and the Central Executive Network: Replication from DCM. *Neuroimage*, 99, 180-190, 2014.
191. Gray C.M. Synchronous oscillations in neuronal systems: mechanisms and functions. *J. Comput. Neurosci.*, 1, 11-38, 1994.

- 192.Gray C.M. The temporal correlation hypothesis of visual feature integration is still alive and well. *Neuron*, 24, 31-47, 1999.
- 193.Gray C.M., Konig P., Engel A.K., Singer W. Oscillatory responses in cat visual cortex exhibit intercolumnar synchronization which reflects global stimulus properties. *Nature*, 388, 334-337, 1989.
- 194.Gregoriou G.G., Gotts S.J., Zhou H, Desimone R. High-frequency, long-range coupling between prefrontal and visual cortex during attention. *Science*, 324, 1207-1210, 2009.
- 195.Gross J., Scmitz F., Schnitzler I., Kessler K., Shapiro K., Hommel B., Schnitzler A. Modulation of long-range neuronal synchrony reflects temporal limitations of visual attention in humans. *Proc. Natl. Acad. Sci. (USA)*, 101, 13050-13055, 2004.
- 196.Grossberg S. Behavioral contrast in short term memory: serial binary memory models or parallel continuous memory models? *J. Math. Psychol.*, 17, 199-219, 1978.
- 197.Grossberg S. How does the cerebral cortex work? Learning, attention and grouping by laminar circuits of visual cortex. *Spatial Vision*, 12, 163-186, 1999.
- 198.Grossberg S., Grunewald A. Cortical synchronization and perceptual framing. *J. Cogn. Neurosci.*, 9, 117-132, 1997.
- 199.Grossberg S., Raizada R.D.S. Contrast-sensitive perceptual grouping and object-based attention in the laminar circuits of primary visual cortex. *Vision Res.*, 40, 1413-1432, 2000.
- 200.Grossberg S., Swaminathan G. A laminar cortical model for 3D perception of slanted and curved surfaces and of 2D images: development, attention and bistability. *Vision Res.*, 44, 1147-1187, 2004.
- 201.Guderian S., Schott B., Richardson-Klavehn A., Duzel E. Medial temporal theta state before an event predicts episodic encoding success in humans. *Proc. Natl. Acad. Sci. (USA)*, 106, 5365-5370, 2009.
- 202.Hafting T., Fyhn M., Molden S., Moser M.B., Moser E.I. Microstructure of a spatial map in the entorhinal cortex. *Nature*, 436, 801-806, 2005.
- 203.Han V.Z., Grant K., Bell C.C. Reversible associative depression and nonassociative potentiation at a parallel fiber synapse. *Neuron*, 27, 611-622, 2000.
- 204.Hancock S., Andrews T.J. The role of voluntary attention in selecting perceptual dominance during binocular rivalry. *Perception*, 36, 288-298, 2007.

205. Hansel D., Mato G, Meunier C. Phase dynamics for weakly coupled Hodgkin-Huxley neurons. *Europhys. Letters*, 25, 367-372, 1993.
206. Hasselmo M., Giocomo L., Brandon M., Yoshida M. Cellular dynamical mechanisms for encoding the time and place of events along spatiotemporal trajectories in episodic memory. *Behav. Brain Res.*, 215, 261-274, 2010.
207. Heinke D., Humphreys G.W., Tweed C.L. Top-down guidance of visual search: A computational account. *Vis. Cogn.*, 14, 985-1005, 2006.
208. Herd S.A., O'Reilly R.C. Serial visual search from a parallel model. *Vision Res.*, 49, 2987-2992, 2006.
209. Herrmann C.S., Knight R.T. Mechanisms of human attention: event-related potentials and oscillations. *Neurosci. BioBehav. Rev.*, 25, 65-476, 2001.
210. Herrman C.S., Munk M.H.J., Engel A.K. Cognitive functions of gamma-band activity: memory match and utilization. *Trends Cogn. Sci.*, 8, 347-355, 2004,
211. Heys J.G., Rangarajan K.V., Dombeck D.A. The functional micro-organization of grid cells revealed by cellular-resolution imaging neuron. *Neuron*, 84, 1079-1090, 2014.
212. Hindmarsh J.L., Rose R.M. A model of neuronal bursting using three coupled first order differential equations. *Proc. R. Soc. London Ser. B*, 221, 87-102, 1984.
213. Hodgkin A.L, Huxley A.F. A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve. *J. Physiol*, 117, 500-544, 1952.
214. Hölscher C. Time, space and hippocampal functions. *Rev. Neurosci.* 14, 253-284, 2003.
215. Hong H., Strogatz S.H. Conformists and contrarians in a Kuramoto model with identical natural frequencies. *Phys. Rev. E*, 84, 046202, 2011a.
216. Hong H., Strogatz S.H. Kuramoto model of coupled oscillators with positive and negative coupling parameters: An example of conformist and contrarian oscillators. *Phys. Rev. Lett.*, 106, 054102, 2011b.
217. Horn D., Opher I. Solitary waves of integrate-and-fire neural fields. *Neural Comput.*, 9, 1677-1698, 1997.
218. Hopfield J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, 79, 2554-2558, 1982.
219. Hopfield J. Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, 81, 3088-3092, 1984.

- 220.Hopfield J.J., Brody C.D. Sequence reproduction, single trial learning, and mimicry based on a mammalian distributed code for time. *arXiv*, 0910.2660, 2009.
- 221.Hoppensteadt F. Signal processing by model neural networks, *SIAM Review*, 34, 426-444, 1992.
- 222.Hoppensteadt F.C., Izhikevich E.M. *Weakly connected neural networks*. Springer-Verlag, Berlin, 1997.
- 223.Hoppensteadt F., Izhikevich E.M. Thalamo-cortical interactions modeled by weakly connected oscillators: could the brain use FM radio principles? *BioSystems*, 48, 85-94, 1998
- 224.Huang D., Pipa G. Achieving synchronization of networks by an auxiliary hub. *EPL*, 77, 50010, 2007.
- 225.Huang W., Jiao L., Jia J. Modeling contextual modulation in the primary visual cortex. *Neural Networks*, 21, 1182-1196, 2008.
- 226.Hulleman J. Inhibitory tagging in visual search: Only in difficult search are items tagged individually. *Vision Res.*, 50, 2069-2079, 2010.
- 227.Hulleman J., Olivers C.N.L. The impending demise of the item in visual search. *Behav. Brain Sci.*, 40, e132, 2017.
- 228.Hummel J.E. Complementary solutions to the binding problem in vision: Implications for shape perception and object recognition. *Visual Cognition*, 8, 489-517, 2001.
- 229.Hutcheon B., Yarom Y. Resonance, oscillations and the intrinsic frequency preferences of neurons. *Trends Neurosci.*, 23, 216-222, 2000.
- 230.Iijima T., Witter M., Ishikawa M., Tominaga T., Kajiwara R., Matsumoto G. Entorhinal-hippocampal interactions revealed by real time imaging. *Science*, 272, 1176-1179, 1996.
- 231.Itti L. Models of bottom-up attention and saliency. In *Neurobiology of Attention*, L. Itti, G. Rees, J.K. Tsotsos (Eds.), pp. 576-582. Elsevier Acad. Press, Amsterdam, 2005.
- 232.Itti L., Koch C. A saliency-based search mechanism for overt and covert shifts of visual attention. *Vision Res.*, 40, 1489-506, 2000.
- 233.Itti L., Koch C. Computational modeling of visual attention. *Nature Rev. Neurosci.*, 2, 194-203, 2001.
- 234.Itti L., Koch C., Niebur E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20, 1254-1259, 1998;

235. Itti G., Rees G., Tsotsos J.K. (Eds.). *Neurobiology of attention*. Amsterdam, Elsevier, 2005.
236. Izhikevich E.M. Phase models with explicit time delays. *Phys. Rev. E*, 58, 905-908, 1998.
237. Izhikevich E.M. Multiple cusp bifurcations. *Neural Networks*, 11, 495-508, 1998.
238. Izhikevich E.M. Neural excitability spiking and bursting. *Int. J. Bifurcation and Chaos*, 10, 1171-1266, 2000.
239. Izhikevich E. Resonate-and-fire neurons. *Neural Networks*, 14, 883-894, 2001.
240. Izhikevich E.M. *Dynamical systems in neuroscience*. Massachusetts Institute of Technology, 2007.
241. Jessen F., Manka C., Schief L., Granath D.O., Schild H.H., Heun R. Novelty detection and repetition suppression in a passive picture viewing task: a possible approach for the evaluation of neuropsychiatric disorders. *Human Brain Mapping*, 17, 230-236, 2002.
242. Jones S.R., Pinto D.J., Kaper T.J., Kopell N. Alpha-frequency rhythms desynchronize over long cortical distances: A modeling study. *J. Comput. Neurosci.*, 9, 271-291, 2000.
243. Jutras M.J., Gamma-band synchronization in the macaque hippocampus and memory formation. *J. Neurosci.*, 29, 12521-12531, 2009.
244. Kammen M., Holmes P.J., Koch C. Origin of oscillations in visual cortex: feedback versus local coupling. In *Models of Brain Function*, R.M.J. Cotterill (Ed.), pp. 273-284. Cambridge Univ. Press, Cambridge, 1990.
245. Kanwisher N., Wojciulik E. Visual attention: Insights from brain imaging. *Nature Rev. Neurosci.*, 1, 91-100, 2000.
246. Kastner S., De Weerd P., Desimone R., Ungerleider L.G. Mechanisms of directed attention in the human extrastriate cortex as revealed by functional MRI. *Science*, 282, 108-111, 1998.
247. Katayama K., Yano M., Horiguchi T. Neural network model of selective visual attention using Hodgkin-Huxley equation. *Biol. Cybern.*, 91, 315-325, 2004.
248. Kazanovich Y. B. Synchronization in a neural network of phase oscillators with the central element. *World Congress on Neural Networks, WCNN'93-Portland*, pp.IV-390-393, 1993.
249. Kazanovich Y.B. Synchronization in a large neural network of phase oscillators with the central element. *Cybernetics and Systems II, Proc. 12th European Meeting in Cybernetics*

- and System Research, EMCSR'94-Vienna*, R. Trappl (Ed.), pp.1665-1672. World Scientific, Singapore, 1994.
- 250.Kazanovich Y.B. Synchronization modes in a large network of phase oscillators with a central element. *World Congress on Neural Networks, WCNN'93-Washington*, v. 1, pp. 334-337, 1995.
- 251.Kazanovich Y.B. Nonlinear dynamics modeling and information processing in the brain. *Optical Memory & Neural Networks*, 16(3), 111-124, 2007.
- 252.Kazanovich Y.B., Borisyuk R.M. Synchronization in a neural network of phase oscillators with the central element. *Biol. Cybern.*, 71, 177-185, 1994.
- 253.Kazanovich Y.B., Borisyuk R.M. Dynamics of neural networks with a central element. *Neural Networks*, 12, 441-454, 1999.
- 254.Kazanovich Y., Borisyuk R. Object selection by an oscillatory neural network. *BioSystems*, 67(1-3), 103-111, 2002.
- 255.Kazanovich Y.B., Borisyuk R.M. Synchronization in oscillator systems with a central element and phase shifts. *Progr. Theor. Phys.*, 110(6), 1047-1058, 2003.
- 256.Kazanovich Y.B., Borisyuk R.M. An oscillatory neural model for tracking a moving object. In *Modeling Language, Cognition and Action. Proc. of the 9th Neural Computation and Psychology Workshop*, A. Cangelosi, G. Bugmann, R. Borisyuk (Eds.), pp. 259-268. World Scientific, New Jersey, London, 2005.
- 257.Kazanovich Y.B., Borisyuk R.M. An oscillatory neural model of multiple object tracking. *Neural Comput.*, 18, 1413-1440, 2006.
- 258.Kazanovich Y., Borisyuk R. Reaction times in visual search can be explained by a simple model of neural synchronization. *Neural Networks*, 87, 1-7, 2017.
- 259.Kazanovich Y., Burylko O., Borisyuk R. Competition for synchronization in a phase oscillator system. *Physica D*, 261, 114-124, 2013.
- 260.Kazanovich Y.B., Kryukov V.I., Luzyanina T.B. Synchronization and phase-locking in oscillatory models of neural networks. In *Neurocomputers and Attention I: Neurobiology, Synchronization and Chaos*, A. Holden, V. Kryukov (Eds.), pp.269-284. Manchester Univ. Press, Manchester, 1991.
- 261.Keil A., Muller M.M., Ray W.J., Gruber T., Elbert T. Human gamma band activity and perception of a Gestalt. *J. Neurosci.*, 19, 7152-7161, 1999.

- 262.Khibnik A.I., Kuznetsov Yu.A., Levitin V.V., Nikolaev, E.V. Continuation techniques and interactive software for bifurcation analysis of ODEs and iterated maps. *Physica D.*, 62, 360-371, 1993.
- 263.Killian N.J., Jutras M.J., Buffalo E.A. A map of visual space in the primate entorhinal cortex. *Nature*, 491, 761-764, 2012.
- 264.Kirk I.J. Frequency modulation of hippocampal theta by the supramammillary nucleus, and other hypothalamo-hippocampal interactions: mechanisms and functional implications *Neurosci. Biobehav. Rev.*, 22, 291-302, 1998.
- 265.Klein R. Inhibitory tagging system facilitates visual search. *Nature*, 334, 430-431, 1988.
- 266.Kleinfeld D. Sequential state generation by model neural networks. *Proc. Natl. Acad. Sci. (USA)*, 83, 9469-73, 1986.
- 267.Klemm W.R., Li T.H., Hernandez J.L. Coherent EEG indicators of cognitive binding during ambiguous figure tasks. *Consciousness and Cognition*, 9, 66-85, 2000.
- 268.Klimesch W. Memory processes, brain oscillations and EEG synchronization. *Int. J. Psychophysiol.*, 24, 61-100, 1996.
- 269.Klink P.C., van Ee R., Nijs M.M., Bruwer G.J., Noest A.J., van Wezel R.J.A. Early interactions between neuronal adaptation and voluntary control perceptual choices in bistable vision. *J. Vision*, 8, 16, 1-18, 2008.
- 270.Knight R.T. Contribution of human hippocampal region to novelty detection. *Nature*, 383, 256-259, 1996.
- 271.Knight R.T., Nakada T. Cortico-limbic circuits and novelty: a review of EEG and blood flow data. *Review Neurosci.*, 9, 57-70, 1998.
- 272.Koch C. *Methods of neuronal modeling*. Cambridge: MIT Press, 1994.
- 273.Koch C., Ullman S. Shifts in selective visual attention - towards the underlying neural circuitry. *Human Neurobiol.*, 4, 219-227, 1985.
- 274.Koene R.A., Hasselmo M.E. Reversed and forward buffering of behavioral spike sequences enables retrospective and prospective retrieval in hippocampal regions CA3 and CA1. *Neural Networks*, 21, 276-288, 2008.
- 275.Kopell N., Ermentrout B. Phase transitions and other phenomena in chains of coupled oscillators. *SIAM J. Appl. Math.*, 50, 1014-1052, 1990.

- 276.Kozyreff G., Vladimirov A.G., Mandel P. Global coupling with time delay in an array of semiconductor lasers. *Phys. Rev. Lett.*, 85, 3809-3812, 2000.
- 277.Krichmar J.L., Seth A.K., Nitz D.A., Fleischer J.G., Edelman G.M. Spatial navigation and causal analysis in a brain-based device modeling cortical-hippocampal interactions. *Neuroinformatics*, 3, 197-222, 2005.
- 278.Kruse P., Carmesin H.O., Pahlke L., Strüber D., Stadler M. Continuous phase transitions in the perception of multistable visual patterns. *Biol. Cybern.*, 75, 321-330, 1996.
- 279.Kryukov V.I. An attention model based on the principle of dominantia. In *Neurocomputers and attention I: neurobiology, synchronisation and chaos*, A.V. Holden, V.I. Kryukov (Eds.), pp. 319-351. Manchester Univ. Press, 1991.
- 280.Kuramoto Y. Self-entrainment of a population of coupled non-linear oscillators. *Lecture Notes in Physics, International Symposium on Mathematical Problems in Theoretical Physics*, H. Araki (Ed.), 39, p. 420-422. Springer-Verlag, New York, 1975.
- 281.Kuramoto Y. *Chemical oscillations, waves and turbulence*. Springer-Verlag, Berlin, 1984 (переиздание Y. Kuramoto. *Chemical Oscillations, Waves and Turbulence*. Springer Science and Business Media, 2012.).
- 282.Kuramoto Y. Collective synchronization of pulse coupled oscillators and excitable units. *Physica D*, 50, 15-30, 1991.
- 283.Kuramoto Y., Aoyagi T., Nishikawa I., Chawanya T., Okuda I. Neural network model carrying phase information. *Progr. Theor. Phys.*, 87, 1119-1126, 1992.
- 284.Kuzmina M., Manykin E., Surina I. Oscillatory networks with self-organized dynamical connections for synchronization-based image segmentation. *BioSystems*. 76, 43-53, 2004.
- 285.Labbi A., Milanese R., Bosch H. Visual object segmentation using FitzHugh-Nagumo oscillators. *Nonlinear Analysis. Theory, Methods & Applications*, 47, 5827-5838, 2001.
- 286.Laing C.R., Chow C.C. A spiking neuron model for binocular rivalry. *J. Comput. Neurosci.*, 12, 39-53, 2002.
- 287.Lee A., Wilson M. Memory of sequential experience in the hippocampus during slow wave sleep. *Neuron*, 36, 1183-94, 2002.
- 288.Lehky S.R. An astable multivibrator model of binocular rivalry. *Perception*, 17, 215-228, 1988.

289. Leopold D.A., Wilke M., Maier A., Logothetis N.K. Stable perception of visually ambiguous patterns. *Nature Neurosci.*, 5, 605-609, 2002.
290. Levelt W.J.M. *On binocular rivalry*. Minor Series 2. Psychological Studies. The Hague: Mouton, 1968.
291. Levine D.S., Brown V.R., Shiry V.T. (Eds.) *Oscillations in neural systems*. Lawrence Erlbaum Associates, Inc., 1999.
292. Liang H., Bressler S.L., Ding M., Desimone R., Fries P. Temporal dynamics of attention-modulated neuronal synchronization in macaque V4. *Neurocomputing*, 52-54, 481-487, 2003.
293. Lindeberg T. Edge detection and ridge detection with automatic scale selection. *Int. J. Comp. Vision*, 30, 117-154, 1998.
294. Liu G., Austen E.L., Booth K.S., Fisher B.D., Argue R., Rempel M.I., Enns J.T. Multiple-object tracking is based on scene, not retinal coordinates. *J. Exp. Psychol.*, 31, 235-247, 2005.
295. Loose R., Kaufmann C., Auer D.P., Lange K.W. Human prefrontal and sensory cortical activity during divided attention tasks. *Human Brain Mapping*, 18, 249-59, 2003.
296. Louie K., Wilson M.A. Temporally structured replay of awake hippocampal ensemble activity during rapid eye movement sleep. *Neuron*, 29, 145-156, 2001.
297. Luce R.D. *Individual choice behavior: A theoretical analysis*. Wiley, New York, 1959.
298. Luck S.J., Beach N.J. Visual attention and the binding problem: a neurophysiological perspective. In *Visual Attention*, R.H. Wright (Ed.), pp. 455-478. Oxford Univ. Press, New York, Oxford: 1998.
299. Lumer E.D. A neural model of binocular integration and rivalry based on the coordination of action-potential timing in primary visual cortex. *Cerebral Cortex*, 8, 553-561, 1998.
300. Ma W.J., Navalpakkam V., Beck J.M., van den Berg R., Pouget A. Behavior and neural basis of near-optimal visual search. *Nature Neurosci.*, 14, 783-790, 2011.
301. Malsburg C. von der. *The correlation theory of brain function. Internal report 81-2, Max-Planck Institute for Biophysical Chemistry, 1981* (reprinted in *Models of Neural Networks*, E. Domany, J.L. van Hemmen, K. Schulten (Eds.)), pp. 95-119. Springer, New York, 1994.

302. Markram H., Lübke J., Frotscher M., Sakmann B. Regulation of synaptic efficacy by coincidence of postsynaptic APs and EPSPs. *Science*, 275, 213-215, 1997.
303. Marvel A., Mirollo R.E., Strogatz S.H. Identical phase oscillators with global sinusoidal coupling evolve by Möbius group action, *Chaos*, 19, 043104, 2009.
304. Mathes B., Struber D., Stadler M.A., Basar-Eroglu C. Voluntary control of Necker cube reversals modulates the EEG delta- and gamma-band response. *Neurosci. Lett.*, 402, 145-149, 2006.
305. McAdams C., Maunsell J. Effects of attention on orientation-tuning functions of single neurons of macaque cortical area V4. *J. Neurosci.*, 19, 431-441, 1999.
306. Mel B.W. SEEMORE: combining color, shape, and texture histogramming in a neurally inspired approach to visual object recognition. *Neural Comput.*, 9, 777-804, 1997.
307. Melloni L., Molina C., Pena M., Torres D., Singer W., Rodriguez E. Synchronization of neural activity across cortical areas correlates with conscious perception. *J. Neurosci.*, 27, 2858-2865, 2007.
308. Meng M., Tong F. Can attention selectively bias bistable perception? Differences between binocular rivalry and ambiguous figures. *J. Vision*, 4, 539-551, 2004.
309. Miller R. *Cortico-hippocampal interplay and the representation of contexts in the brain*. Springer-Verlag, Berlin, 1991.
310. Miller R. (Ed.) *Time and the brain*. Harwood Acad. Publ., 2000.
311. Miltner W., Braun C., Arnold M., Witte H., Traub E. Coherence of gamma-band EEG activity as a basis for associative learning. *Nature*, 397, 434-436, 1999.
312. Moore C., Wolfe J. Getting beyond the serial/parallel debate in visual search: a hybrid approach. In *The Limits of Attention*, K. Shapiro (Ed.), pp. 178-198. Oxford Univ. Press, Oxford, 2001.
313. Moran J., Desimone R. Selective attention gates visual processing in the extrastriate cortex. *Science*, 229, 782-784, 1985.
314. Moran R., Zehetleitner M., Müller H.J., Usher M. Competitive guided search: Meeting the challenge of benchmark RT distributions. *J. Vision*, 13(8):24, 1-31, 2013.
315. Moreno-Bote R., Rinzel J., Rubin N. Noise-induced alternations in an attractor network model perceptual bistability. *J. Neurophysiol.*, 98, 1125-1139, 2007.

316. Morris C., Lecar H. Voltage oscillations in the barnacle giant muscle fiber. *Biophys. J.*, 35, 193-213, 1981.
317. Morris J.S., Friston K.J., Dolan R.J. Neural responses to salient visual stimuli. *Proc. Royal Soc., London B*, 264, 769-775, 1997.
318. Moser E.I., Roudi Y., Witter M.P., Kentros C., Bonhoeffer T., Moser M.B. Grid cells and cortical representation. *Nat. Rev. Neurosci.*, 15, 466-481, 2014.
319. Moser M.C., Siltan M. Computational model of spatial attention. In *Attention*, H. Pashler (Ed.), pp. 341-393. UCL Press, London, 1998.
320. Motter B.C. Focal attention produces spatially selective processing in visual cortical areas V1, V2 and V4 in the presence of competing stimuli. *J. Neurophysiol.*, 70, 909-919, 1993.
321. Muzzio I.A., Kentros C., Kandel E. What is remembered? Role of attention on the encoding and retrieval of hippocampal representations. *J. Physiol.*, 587(12), 2837-2854, 2009.
322. Nagumo J., Arimoto S., Yoshizawa S. An active pulse transmission line simulating nerve axon. *Proc. IRE*, 50, 2061-2070, 1962.
323. Nakatani H., van Leeuwen C. Transient synchrony of distant brain areas and perceptual switching in ambiguous figures. *Biol. Cybern.*, 94, 445-457, 2006.
324. Nakazawa K., McHugh T.J., Wilson M.A., Tonegawa S. NMDA receptors, place cells and hippocampal spatial memory. *Nat. Rev. Neurosci.*, 5, 361-372, 2004.
325. Necker L.A. Observations on some remarkable phenomenon which occurs on viewing a figure of a crystal of geometrical solid. *Lond. Edinburgh Philos. Mag. J. Sci.*, 3, 329-337, 1832.
326. Neltner L., Hansel D. On synchrony of weakly coupled neurons at low firing rate. *Neural Comput.*, 13, 765-774, 2001.
327. Neltner L., Hansel D., Mato G., Meunier C. Synchrony in heterogeneous networks of spiking neurons. *Neural Comput.*, 12, 1607-1641, 2000.
328. Niebur E. Electrophysiological correlates of synchronous neural activity and attention: a short review. *BioSystems*, 67, 157-166, 2002.
329. Niebur E., Hsiao S.S., Johnson K.O. Synchrony: a neuronal mechanism for attentional selection? *Curr. Opin. Neurobiol.*, 12, 190-194, 2002.

330. Niebur E., Kammen D.E., Koch C. Phase-locking in 1-D and 2-D networks of oscillating neurons. In *Nonlinear Dynamics and Neuronal Networks*, W. Singer, H. Schuster (Eds.), pp. 173-204. Vieweg Verlag, Berlin, 1991.
331. Niebur E., Koch C. A model for the neural implementation of selective visual attention based on temporal correlation among neurons. *J. Comput. Neurosci.*, 1, 141-158, 1994.
332. Niebur E., Koch C. Computational architecture for attention. In *The Attentive Brain*, R. Parasuraman (Ed.), pp. 163-186. The MIT Press, Cambridge, MA, 1998.
333. Nishii J. Learning model for coupled neural oscillators. *Network*, 10, 213-226, 1999.
334. Nothdurft, H.C. Focal attention in visual search. *Vision Res.*, 39, 2305-2310, 1999.
335. Ogawa Y., Isokawa T., Matsui N., Murata T. A neural network model for perceptual alternation of ambiguous figures. *Proc. IEEE Int. Workshop on Robot and Human Interactive Communication, IEEE RO-MAN 2000*, p. 264-269, 2000.
336. O'Keefe J. Place units in the hippocampus of the freely moving rat. *Exp. Neurol.*, 51, 78-109, 1976.
337. O'Keefe J., Dostrovsky J. The hippocampus as a spatial map. Preliminary evidence from unit activity in the freely-moving rat. *Brain Res.*, 34, 171-175, 1971.
338. O'Keefe J., Nadel L. *The hippocampus as a cognitive map*. Oxford: Clarendon Press, 1978.
339. O'Keefe J., Recce M.L. Phase relationship between hippocampal place units and the EEG theta rhythm. *Hippocampus*, 3, 317-330, 1993.
340. Oksama L., Hyönä J. Is multiple object tracking carried out automatically by an early vision mechanism independent of higher-order cognition? An individual difference approach. *Visual Cogn.*, 11, 631-671, 2004.
341. Olshausen B.A., Anderson C.H., Van Essen D.C. A neurobiological model of visual attention and invariant pattern recognition based on dynamic routing of information. *J. Neurosci.*, 13, 4700-4719, 1993.
342. Olshausen B.A., Field D.J. Sparse coding of sensory inputs. *Curr. Opin. Neurobiol.*, 14, 481-487, 2004.
343. Omelchenko I., Maistrenko Yu., Mosekilde E. Synchronization in ensembles of coupled maps with a major element. *Discrete Dyn. Nat. Soc.*, 2005(3), 239-255, 2005.

344. Opara R., Wörgötter F. A fast and robust cluster update algorithm for image segmentation in spine-lattice models without annealing - Visual latencies revisited. *Neural Computation*, 10, 1547-1566, 1998.
345. Palmer E.M., Horowitz T.S., Torralba A., Wolfe J.M. What are the shapes of response time distributions in visual search? *J. Exp. Psychol. Hum. Percept. Perform.*, 37, 58-71, 2011.
346. Palmer J., Verghese P., Pavel M. The psychophysics of visual search. *Vision Res.*, 40, 1227-1268, 2000.
347. Panaggio M.J., Abrams D.M. Chimera states on the surface of a sphere. *Phys. Rev. E Stat. Nonlin. Soft Matter Phys.*, 91(2), 022909, 2015.
348. Pantaleone J. Stability of incoherence in an isotropic gas of oscillating neutrinos. *Phys. Rev. D*, 58, 073002, 1998.
349. Pareti G., De Palma A. Does the brain oscillate? The dispute on neuronal synchronization. *Neurological Sciences*, 25, 41-47, 2004.
350. Parra L., Deco G., Miesbach S. Statistical independence and novelty detection with information preserving nonlinear maps. *Neural Comput.*, 8, 260-269, 1996.
351. Petkov N., Subramanian E. Motion detection, noise reduction, texture suppression, and contour enhancement by spatiotemporal Gabor filters with surround inhibition. *Biol. Cybern.*, 97, 423-439, 2007.
352. Pikovsky A., Rosenblum M., Kurths J. *Synchronization, a universal concept in nonlinear sciences*. Cambridge University Press, Cambridge, 2001.
353. Ponulak F., Hopfield J.J. Rapid, parallel path planning by propagating wavefronts of spiking neural activity. *Front. Comput. Neurosci.*, 7. Article e98, 2013.
354. Posner M.I. Structures and functions of selective attention. In *Clinical Neuropsychology and Brain Function: Research, Measurement, and Practice*, T. Ball, B.K. Bryant (Eds.), p. 173-202. Amer. Psychol. Assoc., 1988.
355. Posner M.I., Snyder C.R., Davidson B.J. Attention and the detection of signals. *J. Exp. Psychol.*, 109, 160-174, 1980.
356. Proulx M.J., Egeth H.E. Target-nontarget similarity modulates stimulus-driven control in visual search. *Psychon. Bull. Rev.*, 13, 524-529, 2006.

357. Pylyshyn Z.W. Visual indexes, preconceptual objects, and situated vision. *Cognition*, 80, 127-158, 2001.
358. Pylyshyn Z.W. Some puzzling findings in multiply object tracking (MOT): I. Tracking without keeping track of object identities. *Visual Cogn.*, 1, 301-322, 2004.
359. Pylyshyn Z.W., Storm, R.W. Tracking multiple independent targets: evidence for a parallel tracking mechanism. *Spatial Vision*, 3, 179-197, 1988.
360. Qu J., Wang R., Du Y. An improved selective attention model considering orientation preferences. *Neural Comp. & Applic.*, 22, 303-311, 2013.
361. Quiles M.G., Wang D.-L., Zhao L., Romero R.A.F., Huang D.-S. Selecting salient objects in real scenes: An oscillatory correlation model. *Neural Networks*, 24, 54-64, 2011.
362. Rabinovich M.I., Simmons A.N., Varona P. Dynamical bridge between brain and mind. *Trends Cogn. Sci.* 19(8): 453-461, 2015.
363. Radicchi F., Meyer-Ortmanns H. Kuramoto oscillators on chains, rings and cayley-trees. arXiv:cond-mat/0508611, 2005.
364. Ray S., Maunsell J.H.R. Differences in gamma frequencies across visual cortex restrict their possible use in computation. *Neuron*, 67, 885-896, 2010.
365. Ray S., Naumann R., Burgalossi A., Tang Q., Schmidt H., Brecht M. Grid-layout and theta-modulation of layer 2 pyramidal neurons in medial entorhinal cortex. *Science*, 343, 891-896, 2014.
366. Riesenhuber M., Poggio T. Hierarchical models of object recognition in cortex. *Nature Neurosci.*, 2, 1019-1025, 1999.
367. Rinzel J., Terman D., Wang X.-J., Ermentrout B. Propagating activity patterns in large-scale inhibitory neuronal networks. *Science*, 279, 1351-1355, 1998.
368. Ripley B.D. *Pattern recognition and neural networks*. Cambridge Univ. Press, Cambridge U.K., 1996.
369. Ritort F. Solvable dynamics in a system of interacting random tops. *Phys. Rev. Lett.*, 80, 6-9, 1998.
370. Ritz R., Gerstner W., Fuentes U., van Hemmen J.L. A biologically motivated and analytically soluble model of collective oscillations in the cortex. II. Application to binding and pattern segmentation. *Biol. Cybern.*, 71, 349-358, 1994.

371. Ritz R., Sejnowski T.J. Synchronous oscillatory activity in sensory systems: new vistas on mechanism. *Curr. Opin. Neurobiol.*, 7, 536-546, 1997.
372. Roelfsema P.R., Lamme V., Spekreijse H. Object-based attention in the primary visual cortex of the macaque monkey. *Nature*, 395, 376-381, 1998.
373. Rolls E.T. *Memory, attention and decision-making: A unifying computational neuroscience approach*. Oxford Univ. Press, 2008.
374. Royer S., Paré D. Conservation of total synaptic weights via inverse homo- vs. heterosynaptic LTD and LTP. *Nature*, 422, 518-522, 2003.
375. Rubin E. *Visuell wahrgenommene Figuren*. Copenhagen: Gyldendals, 1921.
376. Rubin J., Terman D. Geometric analysis of population rhythms in a synaptically coupled neuronal networks. *Neural Comput.*, 12, 597-645, 2000.
377. Rumelhart D.E., McClelland J.L. (Eds.) *Parallel distributed processing*, v.1-2. Cambridge: MIT Press, 1986.
378. Rumsey C.C., Abbott L.F. Synaptic equalization by anti-STDP. *Neurocomputing*, 58-60, 359-364, 2004.
379. Rutishauser U., Douglas R. State-dependent computation using coupled recurrent networks. *Progr. Theoret. Phys.*, 21, 478-509, 2009.
380. Rutishauser U., Ross I.B., Mamelak A.N., Schuman E.M. Human memory strength is predicted by theta-frequency phase-locking of single neurons. *Nature*, 464, 903-907, 2010.
381. Sadowski J.H., Jones M.W., Mellor J.R. Ripples make waves: binding structured activity and plasticity in hippocampal networks. *Neural Plast.*, 2011, Article ID 960389, 2011.
382. Sakaguchi H., Kuramoto Y. A soluble active rotator model showing phase transition via mutual entrainment. *Progr. Theor. Phys.*, 76(3), 576-581, 1986.
383. Sargolini F., Fyhn M., Hafting T., McNaughton B.L., Witter M.P., Moser M-B., Moser E.I. Conjunctive representation of position, direction, and velocity in entorhinal cortex. *Science*, 312, 758-762, 2006.
384. Sauseng P., Klimesch W., Gruber W.R., Birbaumer N. Cross-frequency phase synchronization: a brain mechanism of memory matching and attention. *Neuroimage*, 40, 308-317, 2008.

385. Scarpetta S., de Candia A., Giacco F. Storage of phase-coded patterns via STDP in fully-connected and sparse network: A study of the network capacity. *Front. Synaptic Neurosci.*, 2, Article 32, 2010.
386. Scarpetta S., Zhaoping L., Hertz J. Hebbian imprinting and retrieval in oscillatory neural networks. *Neural Comput.*, 14, :2371-2396, 2002.
387. Schillen T.B., König P. Binding by temporal structure in multiple feature domains of an oscillatory neural network. *Biol. Cybern.*, 70, 397-405, 1994.
388. Schneider W.X. Visual-spatial working memory, attention, and scene representation: a neuro-cognitive theory. *Psychol. Res.*, 62, 220–236, 1999.
389. Scholl B.J. Objects and attention: the state of the art. *Cognition*, 80, 1-46, 2001.
390. Scholl B.J., Tremoulet P.D. Perception causality and animacy. *Trends Cogn. Sci.*, 4, 299-309, 2000.
391. Schultheiss N.W., Prinz A.A., Butera R.J. (Eds.). *Phase response curves in neuroscience. Theory, experiment, and analysis*. Springer Series in Computational Neuroscience, v. 6. Springer, 2012.
392. Schuster H.G., Wagner P. A model for neuronal oscillations in the visual cortex. 1. Mean-field theory and derivation of the phase equations. *Biol. Cybern.*, 64, 77-82, 1990a.
393. Schuster H.G., Wagner P. A model for neuronal oscillations in the visual cortex. 2. Phase description of the feature dependent synchronization. *Biol. Cybern.*, 64, 83-85, 1990b.
394. Schwemmer M.A., Feng S.F., Holmes P.J., Gottlieb J., Cohen J.D. A multi-area stochastic model for a covert visual search task. *PLoS ONE*, 10(8): e0136097, 2015.
395. Sears C.R., Pylyshyn Z.W. Multiple object tracking and attentional processing. *Canadian J. Exp. Psychol.*, 54, 1-14, 2000.
396. Sederberg P.B., Kahana M.J., Howard M.W., Donner E.J., Madsen J.R. Theta and gamma oscillations during encoding predict subsequent recall. *J. Neurosci.*, 23, 10809-10814, 2003.
397. Seifert A.E., Somers D.C., Dale A.M., Tootel R. Functional MRI studies of human visual motion perception: texture, luminance, attention and aftereffects. *Cerebral Cortex*, 13, 340-349, 2003.
398. Senn W., Wannier Th., Kleinle J. et al. Pattern generation by two coupled time-discrete neural networks with synaptic depression. *Neural Comput.*, 10, 1251-1275, 1998.

399. Shallice T. Fractionation of the supervisory system. In *Principles of Frontal Lobe Function*, D.T. Stuss, R.T. Knight (Eds.), pp. 261–277. Oxford University Press, New York, 2002.
400. Shpiro A., Curtu R., Rinzel J., Rubin N. Dynamical characteristics common to neuronal competition models. *J. Neurophysiol.*, 97, 462-473, 2007.
401. Sillito A.M., Grieve K.L., Jones H.E., Cudeiro J., Davis J. Visual cortical mechanisms detecting focal orientation discontinuities. *Nature*, 378, 492-496, 1995.
402. Singer W. Neuronal synchrony: A versatile code for the definition of relations? *Neuron*, 24, 49-65, 1999.
403. Singer W. Consciousness and the binding problem. *Ann. NY Acad. Sci.*, 929, 123-146, 2001.
404. Singer W. Synchrony, oscillations and relational codes. In *The Visual Neurosciences*, L.M. Chalupa, J.S. Werner (Eds.), 1665-1681. Cambridge, Mass., The MIT Press, A Bradford Book, 2004.
405. Singer W., Gray C.M. Visual feature integration and the temporal correlation hypothesis. *Ann. Rev. Neurosci.*, 18, 555-586, 1995.
406. Skaggs W.E., McNaughton B.L. Theta phase precession in hippocampal neuronal populations and the compression of temporal sequences. *Hippocampus*, 6, 149-172, 1996.
407. Skarda C.A., Freeman W.J. How brains make chaos in order to make sense of the world. *Behav. Brain Sci.*, 10, 161-195, 1987.
408. Slotnick S.D., Yantis S. Common neural substrates for the control and effects of visual attention and perceptual bistability. *Cogn. Brain Res.*, 24, 97-108, 2005.
409. Sokolov A., Lutzenberger W., Pavlova M., Pressl H., Braun C., Birbauner N. Gamma-band MEG activity to coherent motion depends on task-driven attention. *Neuroreport*, 10, 1997-2000, 1999.
410. Sokolov E.N. The neuronal mechanism of the orienting reflex. In *Neuronal mechanisms of the orienting reflex*, E.N. Sokolov, O.S. Vinogradova (Eds.), pp. 17-35. Hillsdale, N.J., Erlbaum, 1975.
411. Somers D.C., Dale A.M., Seifert A.E., Tootel R. Functional MRI reveals spatially specific attentional modulation in human primary visual cortex. *Proc. Natl. Acad. Sci. (USA)*, 96, 1663-1668, 1999.

- 412.Sompolinsky H., Golomb D., Kleinfeld D. Global processing of visual stimuli in a neural network of coupled oscillators. *Proc. Natl. Acad. Sci. (USA)*, 87, 7200-7204, 1990.
- 413.Sorrentino F., di Bernardo M., Huerta Cuellar G., Boccaletti S. Synchronization in weighted scale free networks with degree-degree correlation. *Physica D*, 224, 123-129, 2006.
- 414.Sporns O., Tononi G., Edelman G.M. Modeling perceptual grouping and figure-ground segregation by means of active reentrant connections. *Proc. Natl. Acad. Sci. (USA)*, 88, 129-133, 1991.
- 415.Squire L.R. Memory and the hippocampus: A synthesis from finding with rats, monkeys, and humans. *Psychol. Rev.*, 99, 195-231, 1992.
- 416.Standage D.S., Trappenberg T.P., Klein R.M. Modelling divided visual attention with a winner-take-all network. *Neural Networks*, 18, 620-627, 2005.
- 417.Steinmetz P.N., Roy A., Fitzgerald P., Hsiao S.S., Johnson K.O., Niebur E. Attention modulates synchronized neuronal firing in primate somatosensory cortex. *Nature*, 404, 187-190, 2000.
- 418.Stella F., Treves A. Associative memory storage and retrieval: Involvement of theta oscillations in hippocampal information processing. *Neural Plasticity*, 2011, Article ID 683961, 2011.
- 419.Stensola H., Stensola T., Solstad T., Frøland K., Moser M.B., Moser E.I. The entorhinal grid map is discretized. *Nature*, 492, 72-78, 2012.
- 420.Steriade M., Jones E.G., Llinas R. *Thalamic oscillations and signalling*. John Wiley & Sons, New York, 1990.
- 421.Sternberg R.J., Sternberg K. *Cognitive Psychology*. 6th Edition. CA: Wadsworth/Cengage Learning, Australia; Belmont, 2012.
- 422.Stringer S.M., Rolls E.T. Position invariant recognition in the visual system with cluttered environments. *Neural Networks*, 13, 305-315, 2000.
- 423.Strogatz S.H. From Kuramoto to Crawford: exploring the onset of synchronization in populations of coupled oscillators. *Physica D*, 143, 1-20, 2000.
- 424.Sturm A.K., König P. Mechanisms to synchronize neural activity. *Biol. Cybern.* 84, 153-172, 2001.
- 425.Sudhof T.C. The synaptic vesicle cycle revisited. *Neuron*, 28, 317-320, 2000.

- 426.Sumengen B., Manjunath B.S. Multi-scale edge detection and image segmentation. *EUSIPCO-2005*, #207, 2005.
- 427.Suzuki S., Grabowecky M. Evidence for perceptual trapping and adaptation in multistable binocular rivalry. *Neuron*, 36, 143-157, 2002.
- 428.Swift J.W., Strogatz S.H., Wiesenfeld K. Averaging of globally coupled oscillators. *Physica D*, 55, 239-250, 1992.
- 429.Takeda Y., Yagi A. Inhibitory tagging in visual search can be found if search stimuli remain visible. *Percept. Psychophys.*, 62, 927-934, 2000.
- 430.Tallon-Baudry C. Attention and awareness in synchrony. *Trends Cogn. Sci.*, 8, 523-525, 2004.
- 431.Taylor K., Mandon S., Freiwald W., Kreiter A. Coherent oscillatory activity in monkey area V4 predicts successful allocation of attention. *Cerebral Cortex*, 15, 1424-1437, 2005.
- 432.Thatcher R.W., John E.R. *Functional Neuroscience* (Foundations of Cognitive Processes, v.1). New York, Lawrence Erlbaum, 1977.
- 433.Tolman E.C. Cognitive maps in rats and men. *Psychol. Rev.*, 55, 189-208, 1948.
- 434.Tononi G., Sporns O., Edelman G.M. Reentry and the problem of integrating multiple cortical areas: Simulation of dynamic integration in the visual system. *Cerebral Cortex*, 2, 310-335, 1992.
- 435.Tort A.B., Komorowski R.W., Manns J.R., Kopell N.J., Eichenbaum H. Theta-gamma coupling increases during the learning of item-context associations. *Proc. Natl. Acad. Sci. (USA)*, 106, 20942–20947, 2009.
- 436.Torras C. Neural network model with rhythm assimilation capacity *IEEE Trans. System Man, and Cybernetics*, SMC-16, 680-693, 1986.
- 437.Treisman A. Feature binding, attention and object perception. *Philos. Trans. R. Soc. Lond. B Biol. Sci.*, 353, 1295-1306, 1998.
- 438.Treisman A., Gelade G. A feature-integration theory of attention. *Cogn. Psychol.*, 12, 97-136, 1980.
- 439.Treisman A., Sato S. Conjunction search revisited. *J. Exp. Psychol.*, 16, 459-478, 1990.
- 440.Treue S. Visual attention: the where, what, how and why of salience. *Curr. Opin. Neurobiol.*, 13, 428-432, 2003.

441. Treue S., Maunsell J.H.R. Attentional modulation of visual motion processing in cortical areas MT and MST. *Nature*, 382, 539-541, 1996.
442. Tsang K.J., Mirollo R.E., Strogatz S.H., Wiesenfeld K. Dynamics of a globally coupled oscillator array. *Physica D*, 48, 102-112, 1991.
443. Tsodyks M., Adini Y., Sagi D. Associative learning in early vision. *Neural Networks*, 17, 823-832, 2004.
444. Tsotsos J.K., Culhane S.M., Wai W.Y.K., Lai Y., Davis N., Nufl F. Modeling visual attention via selective tuning. *Artificial Intelligence*, 78, 507-545, 1995.
445. Turrigiano G.G., Nelson S.B. Homeostatic plasticity in the developing nervous system. *Nat. Rev. Neurosci.*, 5, 97-107, 2004.
446. Ursino M., La Cara G.E. Modeling segmentation of a visual scene via neural oscillators: fragmentation, discovery of details and attention. *Network*, 15, 69-89, 2004.
447. Ursino M., La Cara G.E., Sarti A. Binding and segmentation of multiple objects through neural oscillators inhibited by contour information. *Biol. Cybern.*, 89, 56-70, 2003.
448. Vanduffel W., Tootell R., Orban G. Attention dependent suppression of metabolic activity in the early stages of the macaque visual system. *Cerebral Cortex*, 10, 109-126, 2000.
449. Van Ee R., Noest A.J., Brascamp J.W., van der Berg A.V. Attentional control over either of the two competing percepts of ambiguous stimuli revealed by a two-parameter analysis: means do not make the difference. *Vision Res.*, 46, 3129-3141, 2006.
450. Verghese P. Visual search and attention: A signal detection theory approach. *Neuron*, 31, 523-535, 2001.
451. Verschure P., König P. On the role of biophysical properties of cortical neurons in binding and segmentation of visual scenes. *Neural Comput.*, 11, 1113-1138, 1999.
452. Vidal J.R., Chaumon M., O'Regant J.K., Tallon-Baudry C. Visual grouping and the focusing of attention induce gamma-band oscillations at different frequencies in human magnetoencephalogram signals. *J. Cogn. Neurosci.*, 18, 1850-1862, 2006.
453. Vincent B.T., Baddeley R.J., Troscianko T., Gilchrist I.D. Optimal feature integration in visual search. *J. Vision*, 9(5): 15, 1-11, 2009.
454. Vinogradova O.S. Expression, control, and probable functional significance of the neuronal theta-rhythm. *Progr. Neurobiol.*, 45, 523-582, 1995.

455. Vinogradova O.S. Hippocampus as comparator: Role of two input and two output systems of the hippocampus in selection and registration of information. *Hippocampus*, 11, 578-598, 2001.
456. Vinogradova O.S., Brazhnik E.S., Stafekhina V.S., Belousov A.B. Septo-hippocampal system: rhythmic oscillations, and information selection. In *Neurocomputers and Attention I: Neurobiology, Synchronization and Chaos*, A.V. Holden, V.I. Kryukov (Eds.), pp. 129-148. Manchester University Press, Manchester, 1991.
457. Visvanathan L., Mingolla E. Dynamics of attention in depth: evidence from multi-element tracking. *Perception*, 31, 1415-1437, 2002.
458. Vlasov V., Pikovski A., Macau E.E.N. Star-type oscillatory networks with generic Kuramoto-type coupling: a model for "Japanese drums synchrony". *Chaos*, 25, 123120, 2015.
459. Walles H., Robins A., Knott A. A neural network model of visual attention and group classification, and its performance in a visual search task. *Advances in Artificial Intelligence AI-2013*, 98-103. *Lecture Notes in Computer Sciences*, 8272, 2013.
460. Wang D.L. Object selection based on oscillatory correlation. *Neural Networks*, 12, 579-592, 1999.
461. Wang D.L. The time dimension for scene analysis. *IEEE Trans. Neural Netw.*, 16, 1401-1426, 2005.
462. Wang D.L., Liu X. Scene analysis by integrating primitive segmentation and associative memory. *IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern. - Part B: Cybern.*, 32, 254-268, 2002.
463. Wang D.L., Terman D. Locally excitatory globally inhibitory oscillator network. *IEEE Trans. Neural Netw.*, 6, 283-286, 1995.
464. Wang D.L., Terman D. Image segmentation based on oscillatory correlation. *Neural Comput.*, 9, 805-836, 1997.
465. Wiesenfeld K., Colet P., Strogatz S.H. Frequency locking in Josephson arrays: Connection with the Kuramoto model. *Phys. Rev. E*, 57, 1563-1569, 1998.
466. Wiesenfeld K., Hadley P. Attractor crowding in oscillator arrays. *Phys. Rev. Lett.*, 62, 1335-1338, 1988.
467. Wills T.J., Cacucci F. The development of the hippocampal neural representation of space. *Curr. Opin. Neurobiol.*, 24, 111-119, 2014.

468. Wilson H.R. Computational evidence for a rivalry hierarchy in vision. *Proc. Natl. Acad. Sci. (USA)*, 100, 14499-14503, 2003.
469. Wilson H.R., Cowan J.D. Excitatory and inhibitory interactions in localized populations of model neurons. *Biophys J.*, 12(1), 1-24, 1972.
470. Wilson H., Cowan J. A mathematical theory of the functional dynamics of cortical and thalamic nervous tissue. *Kybernetik*, 13, 55-80, 1973.
471. Wilson M.A., McNaughton B.L. Dynamics of the hippocampal ensemble code for space. *Science*, 261, 1055-1058, 1993.
472. Windmann S., Wehrmann M., Calabrese P., Gunturkun O. Role of the prefrontal cortex in attentional control over bistable vision. *J. Cogn. Neurosci.*, 18, 456-471, 2006.
473. Witter M.P., Moser E.I. Spatial representation and the architecture of the entorhinal cortex. *Trends Neurosci.*, 29, 671-678, 2006.
474. Wolfe J.M. Guided Search 2.0: A revised model of visual search. *Psychon. Bull. & Rev.*, 1, 202-238, 1994.
475. Wolfe J.M. Guided Search 4.0: Current progress with a model of visual search. In *Integrated Models of Cognitive Systems*, W. Gray (Ed.), pp. 99-119. University Press, New York: Oxford, 2007.
476. Wolfe J.M., Cave, K.R. The psychophysical evidence for a binding problem in human vision. *Neuron*, 24, 11-17, 1999.
477. Wolfe J.M., Cave K.R., Franzel S.L. Guided search: an alternative to the feature integration model for visual search. *J. Exp. Psychol. Hum. Percept. Perform.*, 15, 419-433, 1989.
478. Wolfe J.M., Palmer E.M., Horowitz T.S. Reaction time distributions constrain models of visual search. *Vision Res.*, 50, 1304-1311, 2010.
479. Womelsdorf T., Fries P. The role of neuronal synchronization in selective attention. *Curr. Opin. Neurobiol.*, 17, 1-7, 2007.
480. Womelsdorf T., Fries P., Mitra P.P., Desimone R. Gamma-band synchronization in visual cortex predicts speed of change detection. *Nature*, 439, 733-736, 2006.
481. Womelsdorf T., Schoffelen J.M., Oostenveld R., Singer W., Desimone R., Engel A.K., Fries P. Modulation of neuronal interactions through neuronal synchronization. *Science*, 316, 1609-1612, 2007.

482. Yamaguchi Y. A theory of hippocampal memory based on theta phase precession. *Biol. Cybern.*, 89, 1-9, 2003.
483. Yantis S. Multielement visual tracking: attention and perceptual organization. *Cogn. Psychol.*, 24, 295-340, 1992.
484. Zhang S.J., Ye J., Miao C., Tsao A., Cerniauskas I., Ledergerber D., Moser M.B., Moser E.I. Optogenetic dissection of entorhinal-hippocampal functional connectivity. *Science*, 340, 1232627, 2013.
485. Zucker R.S., Regehr W.G. Short-term synaptic plasticity. *Ann. Rev. Physiol.*, 64, 355-405, 2002.

ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Журнальные публикации по годам (список ВАК)

1. Burylko O., Kazanovich Y., Borisyuk R. Winner-take-all in a phase oscillator system with adaptation. *Scientific Reports*, 8: 416, 2018.
2. Kazanovich Y., Borisyuk R. Reaction times in visual search can be explained by a simple model of neural synchronization. *Neural Networks*, 87, 1-7, 2017.
3. Казанович Я.Б., Мысин И.Е. Как животные ориентируются в пространстве? Клетки места и клетки решетки. *Математическая биология и биоинформатика*, т. 10, № 1, с. 88-115, 2015.
4. Burylko O., Kazanovich Y., Borisyuk R. Bifurcation study of phase oscillator systems with attractive and repulsive interaction. *Phys. Rev. E*, 90, 022911 (1-18), 2014.
5. Kazanovich Y., Burylko O., Borisyuk R. Competition for synchronization in a phase oscillator system. *Physica D*, 261, 114–124, 2013.
6. Borisyuk R., Chik D., Kazanovich Y., da Silva Gomes J. Spiking neural network model for memorizing sequences with forward and backward recall. *BioSystems*, 112, 214-223, 2013.
7. Burylko O., Kazanovich Y., Borisyuk R. Bifurcations in phase oscillator networks with a central element. *Physica D*, 241, 1072-1089, 2012.
8. Казанович Я.Б. Теория временной корреляции и модели сегментации зрительной информации в мозге. *Математическая биология и биоинформатика*, т. 5(1), с. 43-97, 2010.
9. Borisyuk R., Chik D., Kazanovich Y. Selective attention model of moving objects. *Neural Network World*, 19(5), 429-445, 2009.
10. Borisyuk R., Chik D., Kazanovich Y. Visual perception of ambiguous figures: Synchronization based neural models. *Biol. Cybern.*, 100(6), 491-504, 2009.
11. Borisyuk R., Kazanovich Y., Chik D., Tikhonoff V., Cangelosi A. A neural model of selective attention and object segmentation in the visual scene: An approach based on partial synchronization and star-like architecture of connections. *Neural Networks*, 22(5-6), 707-719, 2009.
12. Chik D., Borisyuk R., Kazanovich Y. Selective attention model with spiking elements.

- Neural Networks*, 22(7), 890-900, 2009.
13. Чик Д., Борисюк Р.М., Казанович Я.Б. Режимы синхронизация в сети нейронов Ходжкина-Хаксли с центральным элементом. *Математическая биология и биоинформатика*, т. 3(1), с. 16-35, 2008.
 14. Kazanovich Y.B. Nonlinear dynamics modeling and information processing in the brain. *Optical Memory & Neural Networks*, 16(3), 111-124, 2007.
 15. Borisyuk R.M., Kazanovich Y.B. Oscillations and waves in the models of interactive neural populations. *BioSystems*, 86 (1-3), 53-62, 2006.
 16. Kazanovich Y.B., Borisyuk R.M. An oscillatory neural model of multiple object tracking. *Neural Computation*, 18, 1413-1440, 2006.
 17. Borisyuk R., Kazanovich Y. Oscillatory model of attention-guided object selection and novelty detection. *Neural Networks*, 17, 899-915, 2004.
 18. Kazanovich Y.B., Borisyuk R.M. Synchronization in oscillator systems with a central element and phase shifts. *Progr. Theor. Phys.*, 110(6), 1047-1058, 2003.
 19. Borisyuk R.M., Kazanovich Y.B. Oscillatory neural network model of attention focus formation and control. *BioSystems*, 71, 29-38, 2003.
 20. Борисюк Г.Н., Борисюк Р.М., Казанович Я.Б., Иваницкий Г.Р. Моделирование динамики нейронной активности и обработка информации в мозге – итоги "десятилетия". *Успехи физических наук*, т. 172, № 10, с. 1189-1214, 2002. (перевод на английский: Borisyuk G.N., Borisyuk R.M., Kazanovich Y.B., Ivanitskii G.R. Models of neural dynamics in brain information processing – the developments of 'the decade'. *Physics – Uspekhi*, 45(10), 1073-1095, 2002).
 21. Kazanovich Y., Borisyuk R. Object selection by an oscillatory neural network. *BioSystems*, 67(1-3), 103-111, 2002.
 22. Borisyuk R., Denham M., Kazanovich Y., Hoppensteadt F., Vinogradova O. Oscillatory model of novelty detection. *Network: Computation in Neural Systems*, 12, 1-20, 2001.
 23. Borisyuk R., Denham M., Kazanovich Y., Hoppensteadt F., Vinogradova O. An oscillatory neural network model of sparse distributed memory and novelty detection. *BioSystems*, 58, 265-272, 2000.
 24. Borisyuk R., Borisyuk G., Kazanovich Y. Synchronization of neural activity and information processing. *Behavioral and Brain Science*, 21(6), 833, 1999.

25. Kazanovich Y.B., Borisyuk R.M. Dynamics of neural networks with a central element. *Neural Networks*, 12(3), 441-454, 1999.
26. Борисюк Р.М., Борисюк Г.Н., Казанович Я.Б. Моделирование предвнимания и внимания на основе принципа синхронизации. *Биологические мембраны*, т.14(6), с. 614-620, 1997 (перевод на английский: Borisyuk G.N., Borisyuk R.M., and Kazanovich Y.B. Preattention and attention modeling based on synchronization principle, *Membr. Cell Biol.*, 11(6), 753-761, 1998).
27. Kazanovich Y.B., Borisyuk R.M. Synchronization in a neural network of phase oscillators with the central element, *Biol. Cybern.*, 71, 177-185, 1994.
28. Казанович Я.Б., Борисюк Р.М. Синхронизация в нейронной сети фазовых осцилляторов с центральным элементом. *Математическое моделирование*, т.6, №8, с.45-60, 1994.
29. Борисюк Г.Н., Борисюк Р.М., Казанович Я.Б. Моделирование “предвнимательной” и “внимательной” обработки информации на основе синхронизации нейронной активности. *Радиофизика*, т. 37, №8, с. 933-944, 1994.
30. Казанович Я.Б. и др. Осцилляторные нейронные сети. Математические результаты и приложения. *Математическое моделирование*, т. 4, №1, с. 3-43, 1992.

Публикации в рецензируемых журналах, не входящих в перечень ВАК,
монографиях и сборниках научных статей (по годам)

1. Казанович Я.Б., Бурилко О., Борисюк Р.М. Победитель получает все в сети фазовых осцилляторов. *Нейроинформатика-2017. XIX Международная научно-техническая конференция. Сборник научных трудов*, т. 2, с. 82-90, 2017
2. Бурилко О., Казанович Я.Б., Борисюк Р.М. Анализ устойчивости режимов синхронизации в осцилляторной модели внимания. Конкуренция за синхронизацию. *Нейроинформатика-2012. XIV Всероссийская научно-техническая конференция. Сборник научных трудов*, т. 3, с. 163-173. Москва, МИФИ, 2012.
3. Борисюк Р.М., Чик Д., Казанович Я.Б. Осцилляторная модель зрительного внимания, *Нейроинформатика-2010. XII Всероссийская научно-техническая конференция. Сборник научных трудов*, т. 1, с. 19-28. Москва, МИФИ, 2010.
4. Borisyuk R., Chik D., Kazanovich Y. Partial synchronization of neural activity and

- information processing. *Proc. Int. Joint Conf. Neural Networks (IJCNN-2009)*, #668, 8 pages, 2009.
5. Борисюк Р.М., Чик Д., Казанович Я.Б. Осцилляторная модель восприятия двойственных изображений. *Нейроинформатика-2009. XI Всероссийская научно-техническая конференция. Сборник научных трудов*, т. 1, с. 281-288. Москва, МИФИ, 2009.
 6. Borisyuk R., Chick D., Kazanovich Y. Selective attention model of moving objects. *18th International Conference on Artificial Neural Networks, Prague, September 3-6, 2008*, V. Kurkova, R. Neruda, J. Koutnik (Eds.), pp. 358-367, Springer, 2008.
 7. Казанович Я.Б. Сегментация изображений с помощью динамических нейронных сетей. *Нейроинформатика-2008. X Всероссийская научно-техническая конференция. Лекции по нейроинформатике*, т. 2, с. 37-96. Москва, МИФИ, 2008.
 8. Казанович Я.Б. Нелинейная динамика и ее роль в обработке информации в мозге. *Нейроинформатика-2007. IX Всероссийская научно-техническая конференция. Сборник научных трудов*, т. 3, с. 10-15. Москва, МИФИ, 2007.
 9. Казанович Я.Б., Борисюк Р.М. Нейросетевая модель слежения за несколькими объектами. *Нейроинформатика*, т. 1, № 1, с. 4-33, 2006.
 10. Kazanovich Y.B., Borisyuk R.M. An oscillatory neural model for tracking a moving object. In *Modeling Language, Cognition and Action. Proc. of the 9th Neural Computation and Psychology Workshop*, A. Cangelosi, G. Bugmann, R. Borisyuk (Eds.), pp. 259-268. World Scientific, New Jersey, London, 2005.
 11. Казанович Я.Б., Борисюк Р.М. Осцилляторная нейросетевая модель слежения за движущимся объектом. *Нейроинформатика-2005. VII Всероссийская научно-техническая конференция*, т. 1. с. 25-35, Москва, МИФИ. 2005.
 12. Borisyuk R.M., Kazanovich Y.B. Designing an oscillatory model of brain cognitive functions. *Connectionist Models of Cognition and Perception II. Proc. of the Eighth Neural Computation and Psychology Workshop*. H. Bowman and C. Labiouse (Eds.). World Scientific, pp. 285-294, 2004.
 13. Borisyuk R.M., Kazanovich Y.B. Synchronization based neural systems for object selection and novelty detection. *Brain Inspired Cognitive Systems (BICS-2004), August-September 2004*, University of Stirling, Scotland. CD: CNS 1.1 1-4, 2004.

14. Казанович Я.Б., Шматченко В.В. Осцилляторные нейросетевые модели сегментации изображений и зрительного внимания. *Нейроинформатика-2004. VI Всероссийская научно-техническая конференция. Лекции по нейроинформатике*, т. 1, с. 72-125, под ред. Ю.В. Тюменцева. Москва: МИФИ, 2004.
15. Borisyuk G.N., Borisyuk R.M., Kazanovich Y.B. Temporal structure of neural activity and modelling of information processing in the brain. In *Emergent Neural Computational Architectures Based on Neuroscience. Towards Neuroscience-Inspired Computing*, S. Wermter, J. Austin, D. Wilshaw (Eds.), pp. 237-254, Springer, Berlin, 2001.
16. Борисюк Р.М., Виноградова О.С., Денэм М., Казанович Я.Б., Хоппенштедт Ф. Модель детекции новизны на основе осцилляторной нейронной сети с разреженной памятью. *Нейроинформатика-2001. 3 Всероссийская конференция*, т. 1, с. 183-190, Москва, МИФИ, 2001.
17. Borisyuk G.N., Borisyuk R.M., Kazanovich Y.B. Temporal structure of neural activity and models of information processing in the brain. In *Time and the Brain*, R. Miller (Ed.), pp. 331-349, Harwood Acad. Publ., 2000.
18. Борисюк Р.М., Виноградова О.С., Денэм М., Казанович Я.Б., Хоппенштедт Ф. Модель детекции новизны на основе частотного кодирования информации. *Нейроинформатика-2000. 2 Всероссийская конференция*, т.1, с. 145-156, Москва, МИФИ, 2000.
19. Borisyuk G.N., Borisyuk R.M., Kazanovich Y.B., Strong G. Oscillatory neural networks: Modeling binding and attention by synchronization of neural activity. In *Oscillations in Neural Systems*, D.S. Levine, V.R. Brown, V.T. Shiry (Eds.), pp.261-284, Lawrence Erlbaum Associates, Inc., Hillsdale, N.J., 1999.
20. Казанович Я.Б., Борисюк Р.М. Изучение режимов синхронизации в нейронных сетях фазовых осцилляторов с центральным элементом. *Исследования по математической биологии, (сборник научных трудов, посвященный памяти А.Д. Базыкина)*, науч. ред. Э.Э. Шноль, с. 124-150. Пущино, ОНТИ НЦБИ, 1996.
21. Kazanovich Y.B. Synchronization modes in a large network of phase oscillators with a central element. *World Congress on Neural Networks, WCNN'93-Washington*, v. 1, pp. 334-337, 1995.
22. Borisyuk R.M., Kazanovich Y.B. Synchronization of neural oscillators: bifurcation analysis of a system with a central element. In *Supercomputing in Brain Research: From*

Tomography to Neural Networks, SCBR'94, H.J. Hermann, D.E. Wolf, E. Pöppel (Eds.), pp. 407-413, 1995.

23. Borisyuk G.N., Borisyuk R.M., Kazanovich Y.B, Strong G. Modeling the binding problem and attention by synchronization of neural activity. *Proc. IMACS Int. Symp. on Signal Processing, Robotics and Neural Networks, SPRANN'94*, pp.602-606, 1994.
24. Kazanovich Y.B. Synchronization in a large neural network of phase oscillators with the central element. *Cybernetics and Systems II, Proc. 12th European Meeting in Cybernetics and System Research, EMCSR'94-Vienna*, R. Trappl (Ed.), pp.1665-1672, World Scientific, Singapore, 1994.
25. Kazanovich Y. B. Synchronization in a neural network of phase oscillators with the central element. *World Congress on Neural Networks, WCNN'93-Portland*, pp. IV-390-393, 1993.
26. Kazanovich Ya.B., Kryukov V.I., and Luzyanina T.B. Synchronization and phase-locking in oscillatory models of neural networks. In *Neurocomputers and Attention I: Neurobiology, Synchronization and Chaos*, A. Holden, V. Kryukov (Eds.), pp.269-284, Manchester Univ. Press, Manchester, 1991.