

## Обучение избирательных нейронных сетей без математики и без учителя на основе самоорганизации

Мазуров М.Е.

*Российский Экономический Университет им. Г.В. Плеханова, Москва*

[mazurov37@mail.ru](mailto:mazurov37@mail.ru)

Рассмотрены методы обучения с учителем и без учителя известных нейронных сетей на основе нейронов МакКаллока–Питтса. Рассмотрено обучение избирательных нейронных сетей, не содержащих весовых коэффициентов. Дано краткое описание избирательных нейронных сетей. Рассмотрен пример обучения избирательной нейронной сети при распознавании букв английского алфавита без использования математики и учителя с помощью метода самоорганизации. Проверка эффективности рассматриваемого метода обучения в избирательных нейронных сетях была реализована на экспериментальном макете. В качестве приложений рассматриваемого метода обучения без математики при использовании избирательных нейросетевых технологий были реализованы распознавание ЭКГ, распознавание художественных произведений. Реализована возможность распознавания полутоновых чёрно-белых изображений. Реализовано распознавание полноцветных изображений. В приложении в качестве дополнения рассмотрена теорема о сходимости распознавания с помощью избирательных нейросетевых технологий, а также математика, описывающая процедуру распознавания изображений.

*Ключевые слова: нейронные сети, избирательные нейронные сети, импульсные нейронные сети, обучение с учителем, обучение без учителя, распознавание нейронными сетями*

## Teaching Selective Neural Networks without Mathematics and without a Teacher Based on Self-organization

Mazurov M.E.

*Russian Economic University G.V. Plekhanova, Moscow*

The methods of teaching with the teacher and without the teacher of known neural networks based on McCulloch-Pitts neurons are considered. The training of selective neural networks not containing weight coefficients is considered. A brief description of electoral neural networks is given. An example of the training of a selective neural network is considered when recognizing the letters of the English alphabet without using mathematics and the teacher using the method of self-organization. The effectiveness of the method of instruction in electoral neural networks was tested in an experimental mock-up. As applications of the studied method of teaching without mathematics, using selective neural network technologies, ECG recognition and recognition of artistic works were realized. The ability to recognize halftone black and white images is realized. Full color image recognition is realized. In the Appendix, as an addendum, the theorem on convergence of recognition by means of selective neural network technologies, as well as mathematics, describing the procedure for image recognition, is considered.

*Key words: neural networks, selective neural networks, pulsed neural networks, training with a teacher, training without a teacher, recognition by neural networks*

### Введение

Обучение нейронной сети – это процесс, в котором параметры нейронной сети (НС) настраиваются посредством моделирования среды, в которую эта сеть встроена. Различают алгоритмы обучения с учителем и без учителя [1–11]. Процесс обучения с учителем представляет собой

предъявление сети выборки обучающих примеров. Каждый образец подается на входы сети, затем проходит обработку внутри структуры НС, вычисляется выходной сигнал, сравниваемый с соответствующим значением вектора, представляющего собой требуемый выход сети.

Для того чтобы нейронная сеть была способна выполнить поставленную задачу, ее необходимо обучить. Различают алгоритмы обучения с учителем и без учителя. Процесс обучения с учителем представляет собой предъявление сети выборки обучающих примеров. Каждый пример подается на входы сети, затем проходит обработку внутри структуры НС, вычисляется выходной сигнал сети, который сравнивается с соответствующим значением целевого вектора, представляющего требуемый выход сети. Затем по определенному правилу вычисляется ошибка, и происходит изменение весовых коэффициентов связей внутри сети в зависимости от выбранного алгоритма. Векторы обучающего множества предъявляются последовательно до тех пор, пока ошибка по всему обучающему массиву не достигнет приемлемо низкого уровня. Структурная схема процесса обучения НС показана на рисунке 1.

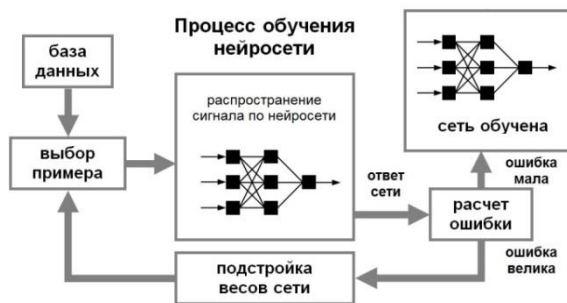


Рис. 1. Иллюстрация процесса обучения НС.

Более детально структурная схема процесса обучения НС иллюстрируется рисунком 2.

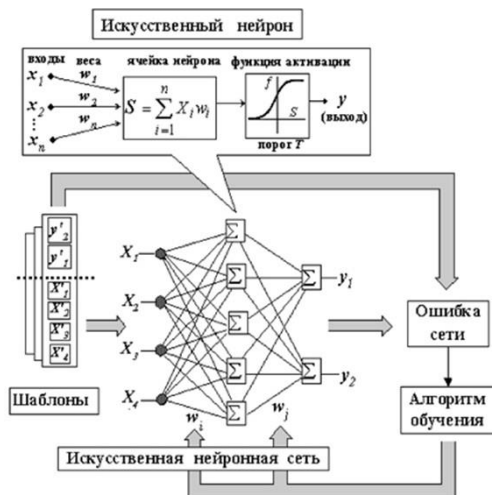


Рис. 2. Структура процесса обучения на примере двухслойного перцептрона.

При обучении без учителя обучающее множество состоит лишь из входных векторов. Обучающий алгоритм подстраивает веса сети так, чтобы получались согласованные выходные векторы, т.е. чтобы предъявление достаточно близких входных векторов давало одинаковые

выходы. Процесс обучения, следовательно, выделяет статистические свойства обучающего множества и группирует сходные векторы в классы. Для обучения нейронных сетей без учителя применяются методы обучения Хебба и Ойя.

Если выбрано множество обучающих примеров – пар и способ вычисления функции ошибки, то обучение нейронной сети превращается в задачу многомерной оптимизации, имеющую очень большую размерность. В общем случае возникает многоэкстремальная невыпуклая задача оптимизации. Для решения этой задачи могут использоваться итерационные алгоритмы:

1. Алгоритмы локальной оптимизации с вычислением частных производных первого порядка: градиентный алгоритм (метод наискорейшего спуска); методы с одномерной и двумерной оптимизацией целевой функции; метод сопряженных градиентов.
2. Алгоритмы локальной оптимизации с вычислением частных производных первого и второго порядка: метод Ньютона; методы оптимизации с разреженными матрицами Гессе; квазиньютоновские методы; метод Гаусса–Ньютона; метод Левенберга–Марквардта и др.
3. Стохастические алгоритмы оптимизации: поиск в случайном направлении; имитация отжига; метод Монте–Карло.
4. Алгоритмы глобальной оптимизации. Задачи глобальной оптимизации решаются с помощью перебора значений переменных, от которых зависит целевая функция.

### Избирательные нейроны и перцептроны

В работе рассматривается обучение избирательных нейронных сетей с избирательными нейронами, описанных в работах [12–15]. Структура избирательного нейрона показана на рисунке 3 справа.

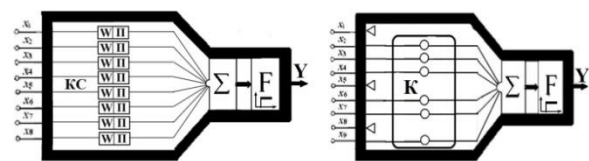


Рис. 3. Структура избирательного нейрона (справа) и нейрона МакКаллока–Питтса (слева).

Эффективный способ получения избирательности в перцептроне – системе из  $n$  нейронов был реализован в избирательном перцептроне, составленном из избирательных нейронов. В каждом нейроне создаются кластеры специализированных каналов связи, настроенные на соответствующие характеристические кодовые комбинации входных сигналов. Структура однослойного избирательного перцептрона показана на рисунке 4.

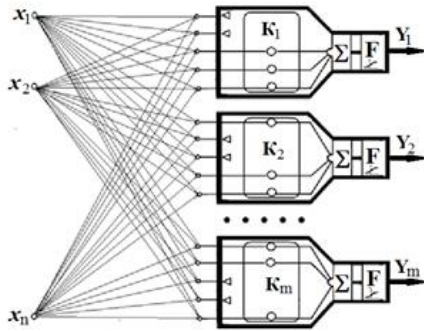


Рис. 4. Структура однослойного избирательного перцептрона.

Здесь  $K$  – сформированные кластеры каналов связи;  $\Sigma$  – сумматор,  $F$  – пороговые нелинейные элементы. Треугольниками отмечены заблокированные каналы связи из числа входных, не являющихся существенными для объектов на входе перцептрона. Эффективность избирательного перцептрона для случая распознавания контурных объектов следует из теоремы. Доказательство теоремы приведено в приложении.

Для сравнения на рисунке 5 показана структура однослойного перцептрона на нейронах МакКаллока–Питтса.

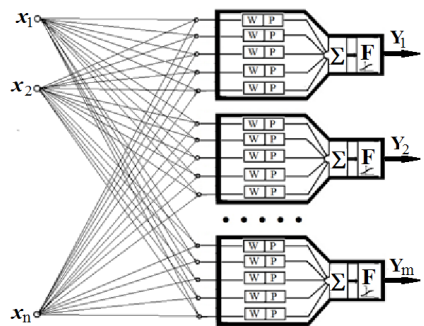


Рис. 5. Структура однослойного перцептрона на нейронах МакКаллока–Питтса.

### Экспериментальная реализация импульсного перцептрона. Реализация обучения распознаванию изображения без математики и учителя

Для проверки эффективности метода обучения без математики и без учителя в избирательных нейронных сетях был реализован экспериментальный макет перцептрона. Электрическая схема показана на рисунке 6.

Приведен пример схемы перцептрона, предназначенного для распознавания английских букв  $L$ ,  $T$ ,  $X$ . Клавиши, закрашенные черным, находятся в замкнутом состоянии. Нижний блок генерирует последовательность 0 и 1 буквы  $L$ . Верхние три блока определяют настройку трех нейронов на буквы  $L$ ,  $T$ ,  $X$ .

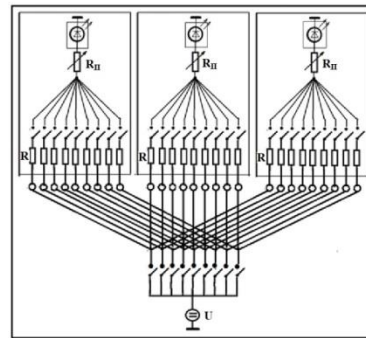


Рис. 6. Электрическая схема перцептрона.

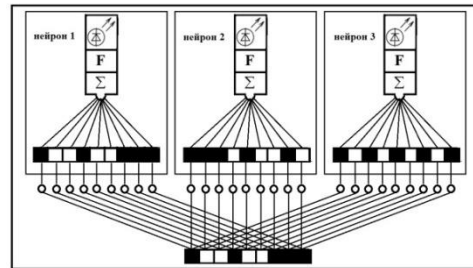


Рис. 7. Пример схемы перцептрона, предназначенного для распознавания английских букв  $L$ ,  $T$ ,  $X$ .

Пороговое значение для распознавания букв  $L$ ,  $T$ ,  $X$  рассчитывается как сумма единиц в импульсной последовательности. При подаче на вход перцептрона последовательности буквы  $L$  загорается светодиод первого нейрона, при подаче на вход перцептрона последовательности буквы  $T$  загорается светодиод второго нейрона, при подаче на вход перцептрона последовательности буквы  $X$  загорается светодиод третьего нейрона.

Внешний вид разработанного учебного макета избирательного перцептрона показан на рисунке 8.

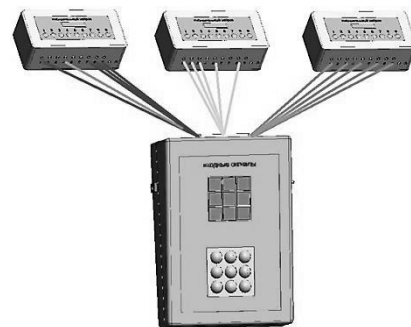
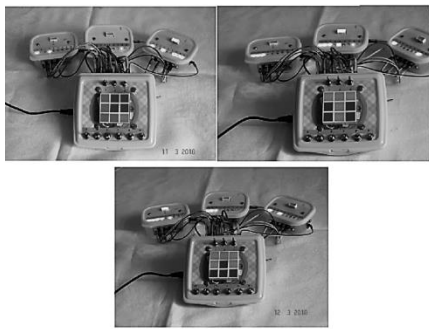


Рис. 8. Внешний вид разработанного учебного макета избирательного перцептрона.

Требуемая конфигурация кластеров каналов связи создавалась с помощью соединительных проводников между пультом управления и макетами нейронов. Типы соединений подбирались в соответствии с кодовыми комбинациями букв. Пример такого подбора показан на рисунке 7.

Макет содержал пульт управления с монитором  $9 \times 9$ , на котором можно было набрать буквы  $L$ ,  $T$ ,  $X$ . Входные импульсные последовательности

создавались с помощью 3-х импульсных генераторов, сигналы которых подавались на тройки пикселей экрана. Величина порога распознавания  $U_{пор} = 4.5$ . Сумма светящихся светодиодов равна сумме единиц в кодовой комбинации буквы и равна 5 для нейрона, настроенного на эту букву. На других нейронах сумма горящих светодиодов равна 2 и 3, что не вызывает превышения порога и индикатор зеленого цвета не горит. При распознавании индикатор мигал с частотой  $\epsilon$ -почти-периода. Увеличение интенсивности входного сигнала моделировалось синхронным увеличением частоты 3-х импульсных генераторов, обслуживающих тройки пикселей экрана. При этом согласно выбранной процедуре обучения распознавание объектов сохранялось, а частота мигания индикаторов распознавания увеличивалась пропорционально эффективности раздражения. Этот процесс иллюстрируется рисунке 9.



**Рис. 9.** Иллюстрация работоспособности метода кодирования в импульсных нейронных сетях, когда единицей информации считается импульсная последовательность, а интенсивность входного сигнала кодируется частотой раздражения.

## Приложение избирательных нейросетевых технологий

В качестве приложений рассматриваемого метода обучения без математики при использовании избирательных нейросетевых технологий были реализованы распознавание ЭКГ, распознавание художественных произведений. Реализована возможность распознавания полутоновых чёрно-белых изображений. Реализовано распознавание полноцветных изображений. В приложении в качестве дополнения рассмотрена теорема о сходимости распознавания с помощью избирательных нейросетевых технологий, а также математика, описывающая процедуру распознавания изображений.

## Приложение

Было реализовано пиксельное сканирование нормированных контурных объектов, сопоставляя каждому объекту бинарную строку из 0 и 1 (0 – отсутствие контура, 1 – точка контура). Тогда для

несовпадающих контурных объектов  $(\bar{x}_i, \bar{x}_j) < N$ , где  $(\bar{x}_i, \bar{x}_i) = N$  ( $i = 1, \dots, l$ ). Полагаем, что линейным преобразованием нельзя совместить контурные объекты  $O_1, \dots, O_l$ , что позволяет реализовать линейную независимость бинарных кодов этих объектов.

Доказана теорема о единственности распознавания несовместимых контурных объектов.

**Д о к а з а т е л ь с т в о.** Пусть в двумерной области, разделенной на пиксели прямоугольной решеткой, заданы  $m$  контурных объектов, несовместимых при движениях – сдвиг, прямоугольный перенос, поворот. Пусть объекты сканируются с помощью строчной развертки в бинарные последовательности – векторы из 0 и 1 длиной  $n$ , то есть  $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, \dots, x_{in})$ ,  $i = (1, \dots, m)$ . Пусть все возможные кодовые комбинации входных сигналов собраны в матрицу  $\mathbf{A}$ :

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n} \\ x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2n} \\ \dots \dots \dots \\ x_{m1}, x_{m2}, \dots, x_{mn} \end{pmatrix}.$$

Пусть на конкретный нейрон перцептрона подается сигнал, характеризуемый кодовой комбинацией  $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, \dots, x_{in})$ . Ответ перцептрона можно представить в виде  $\mathbf{A}\mathbf{x}_i^T$ , где  $\mathbf{x}_i^T$  – транспонированный вектор-столбец из вектор-строки  $\mathbf{x}_i$ . Рассмотрим суммы

$$S_{ij} = \sum_{k=1}^n x_{ik} x_{kj} = (\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j).$$

Представим все возможные суммы  $S_{ij}$  ( $i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, m$ ), число которых равно  $m^2$ , в виде матрицы  $\mathbf{B}$ :

$$\mathbf{B} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{A}^T,$$

где  $\mathbf{A}^T$  – транспонированная матрица к  $\mathbf{A}$ . Рассмотрим суммы  $S_{ii}$ :

$$S_{ii} = \sum_{j=1}^n x_{ij} x_{ji} = (\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_i) = N_i,$$

где  $N_i$  – число единиц в кодовой комбинации  $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, \dots, x_{in})$ . Выберем пороговое значение  $U_{II} = \alpha N_i$ , где  $0 < \alpha < 1$ . Воспользуемся для распознавания входных объектов свойством

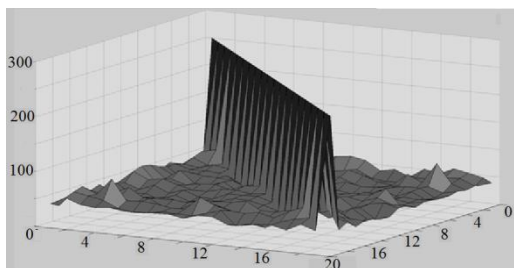
$$y = \begin{cases} 1 & S_{ik} < U_{II} \\ 0 & S_{ik} \geq U_{II} \end{cases}.$$

Тогда распознавание каждого из  $m$  входных объектов избирательным однослойным перцептроном будет единственным.

Можно дать красивую интерпретацию фильтрующих свойств однослойного перцептрона, представив значения матрицы  $\mathbf{B} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{A}^T$  в виде графика в трехмерном пространстве. С физической точки зрения значения  $S_{ij} = f(i, j)$  это значения матрицы  $\mathbf{B} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{A}^T$ , численно равные сумме после

прихода входного сигнала  $x_j$  через кластер каналов связи, соединяющий входы нейрона с номером  $i$  на выходе перцептрона с его пороговой нелинейной системой. Для построения графика в трехмерном пространстве воспользуемся программой в Matlab-7. По осям  $Ox$  и  $Oy$  отложены значения  $i$  и  $j$ .

В качестве примера было реализовано избирательное распознавание для 20 художественных произведений в поле  $150 \times 100$ . Графическая интерпретация избирательных свойств системы приведена на рисунке 10.



**Рис. 10.** Графическая интерпретация избирательных свойств системы.

На рисунке 10 точка  $(i, j)$  характеризует значение суммы  $S_{ij} = \sum_{k=1}^n x_{ik} x_{kj} = (\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ . Избирательность характеризуется выраженностью диагональной части графика над другими участками поверхности графика и выражена достаточно эффективно и четко.

## Список литературы

1. Александров Ю.И., Анохин К.В., Соколов Е.Н., Греченко Т.Н. и др. Нейрон. *Обработка сигналов. Пластичность. Моделирование. Фундаментальное руководство.* Изд-во Тюменского государственного университета, 2008. 548 с.
2. Борисюк Г.Н., Борисюк Р.М., Казанович Я.Б., Иваницкий Г.Р. Модели динамики нейронной активности при обработке информации мозгом – итоги «десятилетия». *Успехи физических наук.* 2002. Т. 172. № 10. С. 1189–1214.
3. Греченко Т.Н. *Психофизиология.* М.: Гардарики, 2009. 572 с.
4. Хайкин С. *Нейронные сети. Полный курс: 2-е изд.* М.: «Вильямс», 2006. 1102 с.
5. Галушкин А.И. *Нейронные сети. Основы теории.* М.: Горячая линия – Телеком, 2010.
6. Ежов А.А., Шумский С.А. *Нейрокомпьютинг и его применения в экономике и бизнесе.* М.: МИФИ, 1998.
7. Чернавский Д.С. *Синергетика и информация. Динамическая теория информации: 2-е изд.* М.: УРСС, 2004.
8. Анохин К.В. Нейронные механизмы памяти: синаптическая и геномная гипотезы. *Журнал высшей нервной деятельности им. И.П. Павлова.* 2011. № 6. С. 660–674.

9. *Нейронные сети. Statistica Neural Networks. Методология и технологии современного анализа данных.* Под ред. Боровикова В.П. М.: Горячая Линия – Телеком, 2008. 392 с.
10. Редько В.Г. *Эволюция, нейронные сети, интеллект. Модели и концепции эволюционной кибернетики.* Москва: Либроком, 2013. 224 с.
11. Melamed O., Gerstner W., Maass W., Tsodyks M., Markram H. Coding and learning of behavioral sequences. *Trends in Neurosciences.* 2004. V. 27. № 1. P. 11–14.
12. Мазуров М.Е. Синхронизация релаксационных автоколебательных систем, синхронизация в нейронных сетях. *Изв. РАН. Сер. физ.* 2018. Т. 82. № 1. С. 83–87.
13. Мазуров М.Е. Избирательные нейронные сети для распознавания сложных объектов. В: *Математическая биология и биоинформатика: сборник докладов VI Международной конференции.* М.: МАКС Пресс, 2016. С. 82–83.
14. Мазуров М.Е. *Импульсный нейрон, близкий к реальному:* патент на изобретение. 2015. № 2598298.
15. Мазуров М.Е. *Однослойный перцептрон на основе избирательных нейронов:* патент на изобретение. 2015. № 2597497.