

НЕЙРОННЫЕ ОДНОНАПРАВЛЕННЫЕ СЕТИ. ОСНОВНЫЕ СВЕДЕНИЯ.*

М.Н. Рычагов,

доктор физико-математических наук, доцент

Московский институт электронной техники (МИЭТ)
Факультет электронных и компьютерных технологий
Зеленоград 103498 Москва
Тел: 532-99-63; Факс: 530-22-33
Электронная почта: mrychagov@miee.ru

1 Введение

Современный интерес к решению прикладных инженерно-физических задач с использованием нейронно-сетевых концепций обозначился в полной мере начиная с 1986 года, после того, как Румелхарт, Хинтон и Виллиамс (Rumelhart, Hinton and Williams) сообщили о разработке нового алгоритма обучения многослойных нейронных сетей, получившего впоследствии название *алгоритма обратного распространения (back - propagation algorithm)*. В том же самом году, появился двухтомник Румелхарта и МакКлелланда (Rumelhart and McClelland) *Параллельная обработка данных: Исследование процессов распознавания*. Эта последняя книга имела, по-видимому, решающее значение для утверждения методики обратного распространения в качестве наиболее популярной процедуры обучения многослойного перцептрона - базовой ячейки прикладных нейронных структур.

Появление и дальнейшее развитие алгоритма обратного распространения представляет собой своеобразную «веху» в теории и практике нейронных сетей в том смысле, что этот алгоритм обеспечивает *вычислительно эффективный* метод обучения многослойного перцептрона. И хотя невозможно гарантировать, что алгоритм обратного распространения может обеспечить решение всех значимых проблем статистической классификации и распознавания, можно с полной определенностью утверждать, что именно появление этого алгоритма окончательно устранило пессимизм в отношении нейронных сетей, который возник и сохранялся в течение почти 20 лет, начиная с 1969 года, а именно, после известной монографии Минского и Паперта (Minsky and Papert), содержавшей, в частности, целую серию изящных математических примеров, демонстрировавших ряд фундаментальных ограничений, присущих однослойным перцептронам.

*Материал подготовлен специально для участников ознакомительного семинара Консультационного Центра MATLAB компании SoftLine, 29 июня 2001 г.

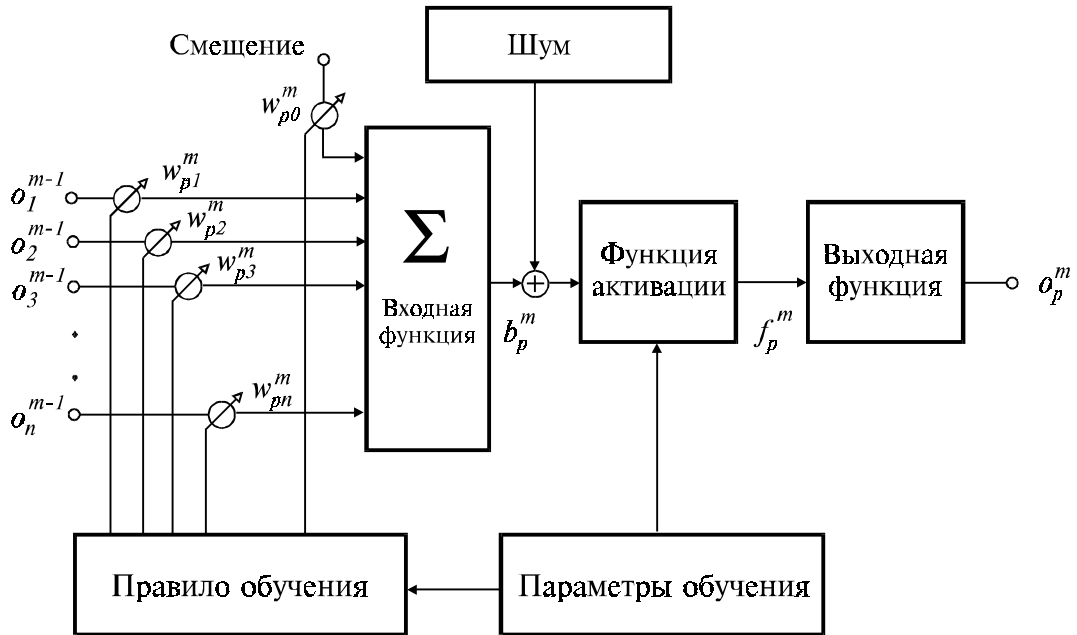


Рис. 1: Обобщенная модель нейрона.

2 Однонаправленные нейронные сети

Нейронная сеть представляет собой структуру нейронов, соединенных между собой. Сеть характеризуется внутренними свойствами образующих ее нейронов, индивидуальной топологией (архитектурой), а также правилами обучения (тренировки). Ниже конспективно рассматриваются каждый из перечисленных компонентов.

2.1 Модель нейрона

Обобщенная структура отдельного нейрона представлена на рис. 1. Нетрудно видеть, что нейрон выполняет функцию адаптивного сумматора с регулируемыми уровнями входных сигналов, который осуществляет дополнительную линейную или нелинейную обработку вычисленной суммы с целью получения результата. Нейрон получает входные сигналы от сенсоров (справедливо для нейронов входного слоя сети), или в форме центrostремительных («afferent») сигналов с выходов других формальных ячеек (справедливо для нейронов внутренних слоев и нейронов выходного слоя). Входная функция нейрона p , расположенного в m -том слое, реализует операцию суммирования взвешенных выходов o_n^{m-1} пресинаптических нейронов, расположенных в предыдущем, $m-1$ -ом слое:

$$b_p^m = \sum_{n=1}^{N_{m-1}} \omega_{pn}^m o_n^{m-1} + \omega_{p0}^m. \quad (1)$$

Здесь N_{m-1} - число нейронов в предыдущем слое; символы n, p использованы с целью установления различия между нейронами, принадлежащими разным слоям сети. Значение ω_{p0}^m в (1) определяет величину внешнего смещения, подаваемого на нейрон p , что соответствует включению в модель нейрона дополнительной синаптической связи с фиксированным значением сигнала $o_{p0}^m = -1$.

Если модель соответствует нейрону, расположенному во входном слое, то суммирование по n отсутствует, а именно

$$b_p^1 = x_p. \quad (2)$$

Результат суммирования служит аргументом функции активации. Значение функции активации соответствует отклику нейрона на произвольную комбинацию входных воздействий. Иными словами, посредством активации нейрона осуществляется трансформация множества входных воздействий в выходной сигнал с желаемыми характеристиками. Вместе с правилами корректировки весовых коэффициентов на входе нейрона (правилами обучения), отличительной особенностью многих нейронных структур является выбор функции активации. Заметим, что активация нейронов может быть различной для разных слоев.

Выходная функция нейрона определяет взаимосвязь между уровнем активации f_p^m нейрона p m -того слоя и величиной его действительного выходного сигнала o_p^m , передаваемого в последующий слой или на выход сети. В большинстве случаев в модели нейрона, в которой применяется нелинейная функция активации, непосредственная передача значения f_p^m на выход нейрона оказывается достаточной, т.е.,

$$o_p^m = f_p^m. \quad (3)$$

Соотношение (3) характерно, в частности, для нейронов образующих многослойный перцептрон.

2.2 Многослойный перцептрон

Многослойный перцептрон представляет собой классический пример однонаправленной (feed-forward) нейронной сети, т.е. нейронной сети, в которой отсутствуют как обратные воздействия сигналов выходных нейронов на вход сети, так и межсоединения между нейронами одного и того же слоя. Архитектура многослойного перцептрона демонстрируется здесь на примере трехслойного перцептрона (рис. 2), содержащего лишь один ассоциативный (скрытый) слой, образованный четырьмя нейронами $A_1 \dots A_4$, связывающий входной и выходной слои сети, насчитывающие, соответственно, 16 и 5 нейронов. В принятых в специальной литературе обозначениях такая архитектура представляется в виде 16-4-5. Как видно из рисунка, ассоциативный A -слой (или несколько слоев, в случае перцептрона более высокого порядка) не имеет прямых связей с входными сенсорами или выходными датчиками. Использование скрытого слоя в архитектуре многослойного перцептрона диктуется соображениями достижения более адекватного соответствия множества входных сигналов набору выходных параметров сети. Увеличение количества скрытых слоев позволяет выделять статистические закономерности высших порядков, что является важным обстоятельством в случае многомерного входного сигнала. Число нейронов входного слоя (S -слоя) и выходного слоя

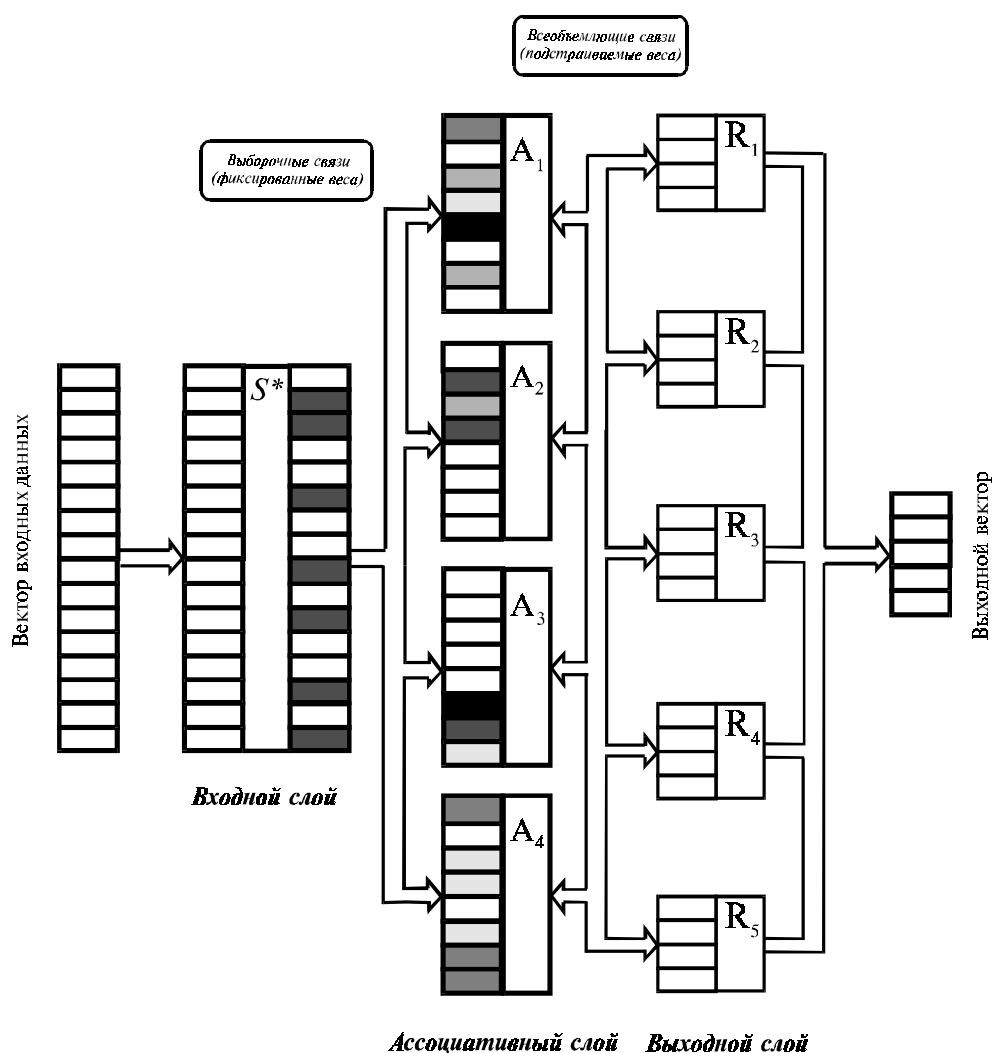


Рис. 2: Трехслойный перцептрон

(R -слоя) в многослойном перцептроне соответствует размерностям входного и выходного векторов соответственно. Количество нейронов в ассоциативных (скрытых) слоях определяется эмпирическим образом и является результатом многократного экспериментирования с сетью. Связи нейронов входного слоя с нейронами первого следующего за ним скрытого слоя являются в общем случае выборочными, т.е. не все выходы S -нейронов могут иметь синаптические соединения со входами A -нейронов. На рис. 2 это обстоятельство схематически отображено различной штриховкой входных и выходных терминалов S и A -элементов. Веса синаптических связей могут быть при этом фиксированными и оставаться неизменными в процессе обучения. Напротив, синаптические связи между нейронами ассоциативного и выходного слоев, а равно как и между нейронами двух соседних скрытых слоев, являются всеобъемлющими, т.е. выход каждого нейрона предыдущего слоя соединен с соответствующим входом каждого нейрона по-

следующего слоя, а значения весов подстраиваются на обучающей стадии, что схематически отображено в виде двунаправленной шины на рис. 2

2.3 Архитектура перцептрона

Архитектура перцептрона проектируется исходя из физического содержания задачи, размерности вектора данных, количества параметров, описывающих восстанавливаемую неоднородность, а также требуемой точности идентификации. Размерность вектора данных определяется, в свою очередь, частотой дискретизации входного сигнала, если регистрируются временные последовательности, либо количеством измерительных датчиков. Число параметров искомой функции или коэффициентов ее разложения по отношению к некоторому базису устанавливается на этапе моделирования прямой задачи и не может быть произвольно большим.¹ Внутренняя структура перцептрона (число слоев, количество нейронов в слое, выбор функции активации) является в большинстве случаев результатом многократного экспериментирования с сетью, при котором анализируется поведение сети в процессе обучения, скорость процесса обучения, точность обработки данных, не использованных в процессе обучения и т.д. Обстоятельной теории, которая бы позволила оптимизировать этот процесс, пока что не существует.

Сложность сети должна соответствовать размерности обучающего набора, т.е., добавление нового внутреннего слоя в архитектуру нейронной сети с целью достижения более точной аппроксимации, должно сопровождаться увеличением числа обучающих пар. Если обучающий набор останется прежним, в то время как сеть стала более сложной, способность сети к обобщению будет снижаться. И наоборот. Выбор слишком простой для предложенного набора данных структуры сети может сопровождаться утратой ее способности определять основные параметры отображения.

Традиционно нейронные сети используются для задач классификации. В этом случае выходные сигналы преднамеренно представляются в бинарной форме, а целью процедуры является определение принадлежности выходного вектора (образца) некоторому заранее известному множеству. Бинарный характер выходных сигналов реализуется в архитектуре нейронной сети в форме пороговой функции активации выходных нейронов, а именно

$$f_p^m = \begin{cases} +1 & \text{если } b_p^m > 0 \\ 0 & \text{в противном случае,} \end{cases} \quad (4)$$

Очевидно, что функция (4) не является удовлетворительной в реконструктивных приложениях, поскольку каждая из компонент выходного вектора является в большинстве случаев непрерывной функцией. Представление непрерывного выходного сигнала эффективно реализуется в нейронной сети с помощью так называемой «сигмоидной»

¹Создание эффективной архитектуры однонаправленных многослойных сетей с высокой размерностью выходных данных является существенно более трудной задачей по сравнению с конструированием стандартных нейронных классификаторов, содержащих не более трех выходных нейронов. Это объясняется тем обстоятельством, что поверхности, разделяющие подпространства решений, которые формируются в процессе обучения сети, имеют в этом случае сколь угодно сложные формы, что, в свою очередь, отрицательно сказывается на устойчивости и надежности реконструктивной классификации.

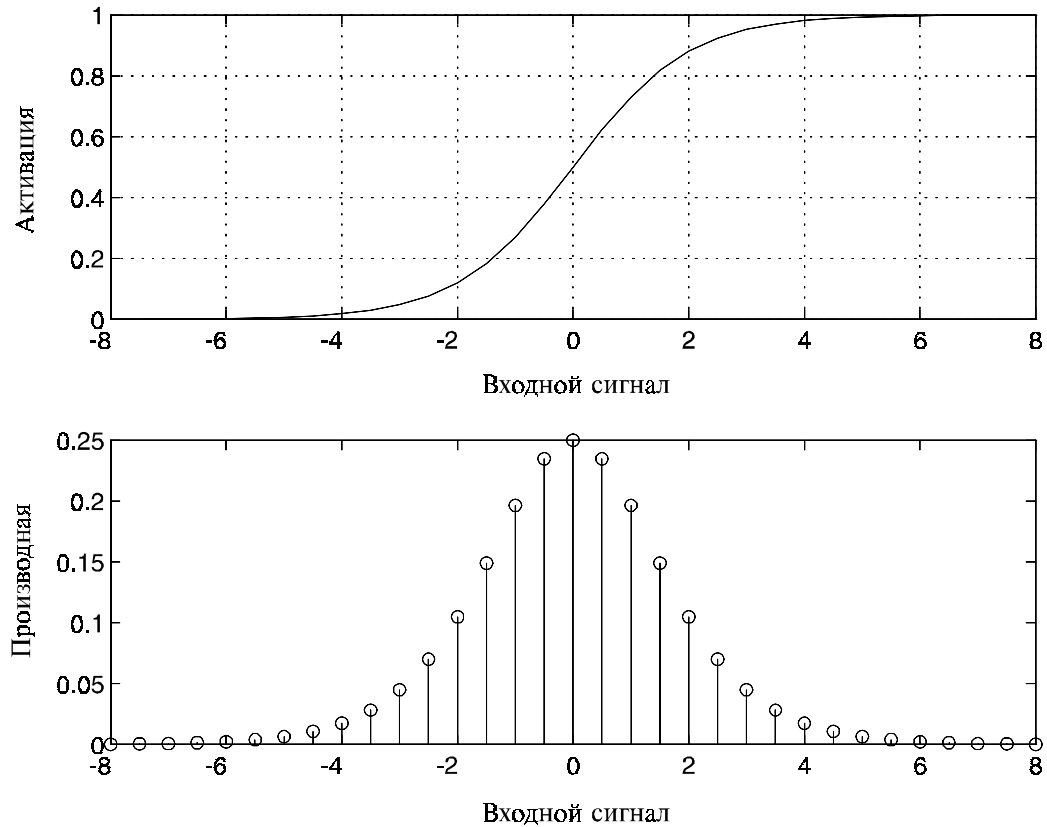


Рис. 3: Сигмоидная функция активации и ее производная.

(sigmoid) функции активации:

$$f_p^m = \frac{1}{1 + \exp(-b_p^m)} \quad (5)$$

Вид функции (5) представлен на рис. 3. Форма сигмоидной функции позволяет рассматривать нейрон как адаптивный усилитель суммарного сигнала, поступающего на его входы. Слабый сигнал при этом усиливается, а сигнал высокого уровня не снижает чувствительности нейрона. Кроме того, функция (5) является непрерывно дифференцируемой, а ее первая производная является простой функцией выхода:

$$f'(x) = f(x)(1 - f(x)) \quad \text{для} \quad f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}. \quad (6)$$

Это обстоятельство оказывается чрезвычайно важным как для реализации алгоритма обратного распространения (8), так и для эффективной нейронно-сетевой обработки сложных отображений, нелинейных процессов и задач реконструкции.

2.4 Обучение перцептрона. Алгоритм обратного распространения

Удовлетворительное функционирование многослойного перцептрона при решении той или иной прикладной задачи определяется верным выбором архитектуры сети и эф-

фективностью проведенного процесса ее обучения. При этом, под процессом обучения понимается алгоритмическая корректировка весовых коэффициентов синаптических связей каждого участвующего в процессе обучения нейрона, направленная на достижение минимальной ошибки в определении параметров выходного вектора для каждого из входных «образцов».

На этапе обучения на вход сети последовательно подаются входные сигналы из заранее подготовленного для тренировки сети набора. Каждому из входных сигналов (данным) соответствуют заранее известные параметры выходного вектора, определение которых для произвольного набора данных, в том числе не использованных в процессе обучения, является целью задачи. Такими параметрами могут быть, например, логические утверждения принадлежности входного вектора тому или иному классу решений или его соответствия одному из тестовых образов, коэффициенты разложения входной функции относительно некоторого базиса и т.д.

В каждом такте обучения перцептрон оперирует одновременно с одной из K -пар векторов из входного и соответствующего ему выходного пространств, составляющих множество элементов обучения $S = \{\underline{\Psi}, \underline{\mathbf{X}}\}$ размерности K . После предъявления на вход перцептрона всех имеющихся в распоряжении элементов S (эпоха обучения), оценивается значение суммарной выходной среднеквадратичной ошибки

$$E_\delta = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \|\underline{\mathbf{X}}^k - \hat{\underline{\mathbf{X}}}^k\| \quad (7)$$

перцептрона с матрицей весовых коэффициентов \mathbf{W}_δ , соответствующей δ -той обучающей эпохе. В формуле (7) вектор $\underline{\mathbf{X}}^k$ соответствует «истинному» вектору из обучающего набора, а вектор $\hat{\underline{\mathbf{X}}}^k$ представляет собой результат нейронно-сетевой обработки входного сигнала $\underline{\Psi}^k$ в δ -той эпохе. Подстройка весовой матрицы \mathbf{W}_δ осуществляется минимизацией функционала E_δ итерированием по эпохам обучения с помощью алгоритма обратного распространения:

$$\mathbf{W}_{\delta+1} = \mathbf{W}_\delta - \mu \frac{\partial E_\delta}{\partial \mathbf{W}_\delta} + \nu (\mathbf{W}_\delta - \mathbf{W}_{\delta-1}), \quad (8)$$

где μ, ν - параметры алгоритма, определяющие скорость и устойчивость итерационного процесса.

Литература

- [1] Ramón y Cajál *Histologie du systeme nerveux del'homme et des vertébrés*. - Paris: Maloine 1911; Edition Francaise Revue: Tome I, 1952; Tome II, 1955; Madrid: Consejo superior de Investigaciones Cientificas.
- [2] McCulloch W.S., Pitts W. A logical calculus the ideas imminent in nervous activity // Bull. Mathematical Biophysics. - 1943. - V. 5. - P. 115-133.
- [3] Hebb D.O. *The organization of behaviour*. - N.Y.: Wiley & Sons, 1949. - 335 p.
- [4] Rosenblatt F. The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain // Psychological Review. - 1958. - V. 65. - P. 386 - 408.