

14.1. Биологические основы функционирования нейрона

Тематика искусственных нейронных сетей относится к междисциплинарной сфере знаний, связанных с биокибернетикой, электроникой, прикладной математикой, статистикой, автоматикой и даже с медициной. Искусственные нейронные сети (ИНС) возникли на основе знаний о функционировании нервной системы живых существ. Они представляют собой попытку использования процессов, происходящих в нервных системах, для выработки новых технологических решений.

Нервная клетка (*нейрон*), является основным элементом нервной системы. Изучение механизмов функционирования отдельных нейронов и их взаимодействия принципиально важно для познания протекающих в нервной системе процессов поиска, передачи и обработки информации. С этой точки зрения представляется необходимым построить и изучить модель биологического нейрона.

На рис. 1 приведена структура биологического нейрона. Он имеет тело, называемое *сомой*, внутри которого располагается ядро. Из сомы выходят многочисленные отростки, играющие ключевую роль в его взаимодействии с другими нервными клетками. Есть два типа отростков: многочисленные тонкие, густо ветвящиеся *дендриты* и более толстый, расщепляющийся на конце *аксон*.

Входные сигналы поступают в клетку через *синапсы*, выходной сигнал отводится аксоном через его многочисленные нервные окончания - *коллатералы*. Коллатералы контактируют с сомой и дендритами других нейронов, образуя очередные синапсы. Синапсы могут находиться как на дендритах, так и на теле клетки.

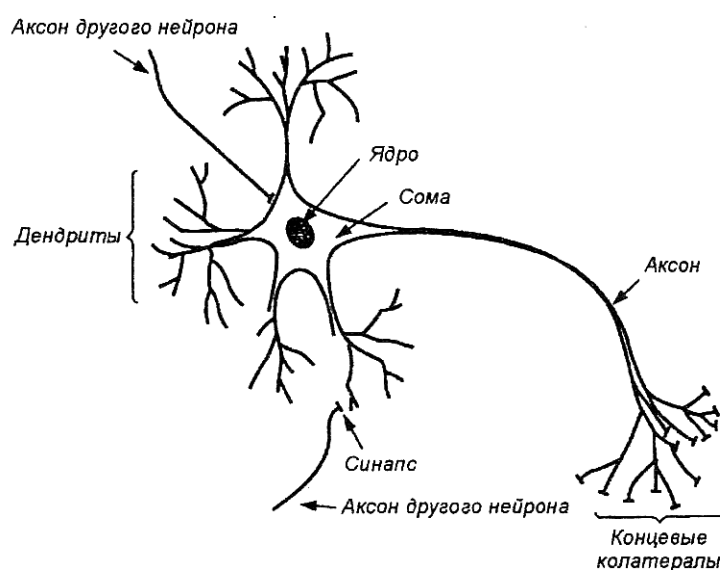


Рис. 1 – Структура биологической нервной клетки

Передача сигналов – это сложный электрохимический процесс. Передача нервного импульса между двумя клетками основана на выделении особых химических субстанций, называемых *нейромедиаторами*, которые формируются под влиянием поступающих от синапсов раздражителей. Эти субстанции воздействуют на клеточную мембрану, вызывая изменение ее энергетического потенциала, причем величина изменения пропорциональна количеству нейромедиатора, попадающего на мембрану.

Синапсы отличаются друг от друга размерами и возможностями концентрации нейромедиатора вблизи своей оболочки. Поэтому импульсы одинаковой величины, поступающие на входы клетки через различные синапсы, могут возбуждать ее в разной степени. Мерой возбуждения клетки считается уровень поляризации ее мембраны, зависящий от суммарного количества нейромедиатора, выделенного на всех синапсах.

Следовательно, каждому входу клетки можно сопоставить численные коэффициенты (веса), пропорциональные количеству нейромедиатора, однократно выделяемого на соответствующем синапсе. В математической модели нейрона входные сигналы должны умножаться на эти веса, чтобы корректно учитывать влияние каждого сигнала на состояние нейрона. Коэффициенты – положительные и отрицательные числа. Если веса положительные, синапс оказывает возбуждающее действие, если вес отрицательный – тормозящее действие, препятствующее возбуждению клетки другими сигналами. Таким образом, действие возбуждающего синапса может моделироваться положительным значением синапсического веса, а действие тормозящего синапса – отрицательным значением.

В результате поступления входных импульсов на конкретные синапсы и высвобождения количества нейромедиатора происходит определенное электрическое возбуждение нейрона. Если отклонение от состояния равновесия невелико или баланс возбуждений и торможений является отрицательным, клетка самостоятельно возвращается в исходное состояние, и на ее выходе какие-то изменения не регистрируются. Тогда считается, что уровень возбуждения клетки был ниже порога ее срабатывания. Если же сумма возбуждения и торможений превысила порог активации клетки, значение выходного сигнала начинает лавинообразно нарастать, принимая вид нервного импульса, пересылаемого аксоном на другие нейроны, подключенные к данной клетке. Величина этого сигнала не зависит от степени превышения порога. Клетка действует по принципу «все или ничего». После выполнения своей функции нейромедиатор удаляется: всасывается клеткой, разлагается или удаляется за пределы клетки.

Одновременно с генерацией нервного импульса в клетке запускается процесс рефракции. В ней порог активации возрастает до значения «плюс бесконечность», т.е. сразу после генерации импульса нейрон теряет способность вырабатывать очередной сигнал даже при сильном возбуждении. Этот период называется временем абсолютной рефракции (t_1). По его окончании наступает период относительной рефракции (t_2), за который порог срабатывания возвращается к первоначальному значению. В это время нейрон

можно возбудить, приложив более сильное возбуждение. В естественных процессах $t_2 \gg t_1$.

В человеческом мозге около 10^{11} нейронов, каждый из которых выполняет функции суммирования весовых коэффициентов входных сигналов и сравнения полученной суммы с пороговым значением. Каждый нейрон имеет свои веса и свое пороговое значение. Они определяются местонахождением нейрона и решаемой им задачей и могут интерпретироваться аналогично содержимому локальной памяти процессора.

Громадное количество нейронов и связей между ними приводит к тому, что ошибка в срабатывании отдельного нейрона остается незаметной в общей массе взаимодействующих клеток. Нейронная сеть – это *устойчивая* сеть, в которой отдельные сбои не оказывают существенного влияния на результаты ее функционирования. Это ее главное отличие от электронных систем, созданных человеком. Современные технологии пока не позволяют построить искусственную нейронную сеть близкую по характеристикам к естественной нейронной сети. Однако изучение и копирование естественных сетей позволяет надеяться на такие возможности в будущем.

Другая важная особенность – *высокая скорость* функционирования. Она достигается благодаря параллельной обработке информации в мозге огромным количеством нейронов, соединенных многочисленными связями. Поэтому, если удастся, взяв за образец нервную систему, создать устройство с высокой степенью параллельности выполнения независимых операций, то скорость его функционирования может быть существенно увеличена и приближена к уровню, наблюдаемому в процессах обработки информации биологическими объектами.

14.2. Принципы построения и действия искусственной нейронной сети

В последнее время постоянно расширяется круг задач, для решения которых применяются искусственные нейронные сети (ИНС). Среди таких задач можно выделить следующие:

- распознавание разнообразных образов, отличающихся по природе, сложности и другим признакам;
- ассоциативный поиск информации и создание ассоциативных моделей;
- синтез речи и построение естественного языка;
- создание моделей нелинейных и трудно описываемых математически систем, а также прогнозирование их развития во времени.

При построении ИНС на заметку был взят ряд замечательных особенностей их естественных аналогов. Первая из которых заключается в том, что ошибка в срабатывании отдельного нейрона остается незаметной в общей массе взаимодействующих клеток, и нейронная сеть является устойчивой системой, в которой отдельные сбои не оказывают существенного влияния на результаты ее функционирования. Вторая важная особенность – это высокая скорость функционирования. Она достигается благодаря

параллельной обработке информации огромным количеством нейронов, соединенных многочисленными связями. Поэтому изучение и копирование естественных сетей позволяет надеяться на то, что удастся, создать устройство с высокой степенью надежности и параллельности выполнения независимых операций, чья скорость функционирования может быть приближена к уровню, наблюдаемому в процессах обработки информации биологическими объектами. Кроме того, ИНС демонстрируют ряд свойств, присущих мозгу. Например, они обучаются на основе опыта, обобщают предыдущие прецеденты на новые случаи и извлекают существенные свойства из поступающей информации, содержащей излишние данные.

Современные ИНС по сложности и "интеллекту" постоянно растут и развиваются, демонстрируя такие ценные свойства, как:

Обучение. ИНС могут менять свое поведение в зависимости от внешней среды. После предъявления входных сигналов, возможно вместе с требуемыми выходами, они самонастраиваются, чтобы обеспечить ожидаемую реакцию.

Обобщение. Отклик сети после обучения может быть до некоторой степени нечувствителен к небольшим изменениям входных сигналов. Важно, что ИНС делает обобщение автоматически благодаря своей структуре.

Абстрагирование. Если, например, предъявить сети несколько искаженных вариантов входного образа, то сеть сама сможет создать на выходе «идеальный» образ, с которым она никогда не встречалась.

В общем случае проблема распознавания образов состоит из двух процедур: обучения и распознавания. Первая из них осуществляется путем предъявления системе объектов с указанием их принадлежности тому или иному образу. В результате система должна приобрести способность одинаково реагировать на все объекты одного образа и по-разному – на объекты различных образов. За обучением следует процесс распознавания новых объектов, характеризующий действия уже обученной системы. Автоматизация упомянутых процедур и составляет проблему обучения распознаванию образов.

Процедура поиска решения задачи с помощью сети, прошедшей обучение, оказывается более гибкой, чем процесс программирования, поскольку ИНС может повышать точность результатов по мере накопления ею опыта и адаптироваться к происходящим изменениям.

Решение задачи распознавания в большой мере зависит от выбора исходного описания объектов, т.е. пространства признаков. При его удачном выборе задача распознавания может оказаться тривиальной и, наоборот, неудачно выбранное пространство признаков может привести либо к очень сложной обработке информации, либо вообще к отсутствию решения.

В основе ИНС лежит формальный нейрон (ФН), созданный по аналогии с биологическим нейроном (рис. 2). В рамках ИНС нейроны связаны между собой синаптическими соединениями. Работа сети состоит в преобразовании входных сигналов во времени, в результате чего меняется ее внутреннее состояние и формируются выходные воздействия. ФН состоит из взвешенного

сумматора и нелинейного элемента. ФН имеет несколько входных сигналов X_i и один выходной сигнал OUT . Параметрами нейрона, определяющими его работу, являются: вектор весовых коэффициентов W , пороговый уровень θ и вид функции активации F . Выбор функции активации чаще всего определяется решаемой задачей и алгоритмом обучения.

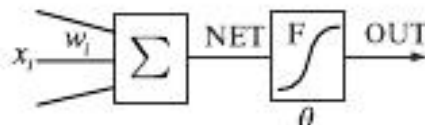


Рис. 2 – Структура формального нейрона

Все ИНС, как и системы распознавания, можно разделить на сети с контролируемым обучением и с самообучением. В сетях первого типа исходные данные делятся на обучающую и тестовую выборки, принцип деления может быть произвольным. Обучающие данные подаются сети для обучения, а проверочные используются для расчета ошибки сети (проверочные данные никогда для обучения сети не применяются). Таким образом, если на проверочных данных ошибка уменьшается, то сеть действительно выполняет обобщение (обучение). Если ошибка на обучающих данных продолжает уменьшаться, а ошибка на тестовых данных увеличивается, значит, сеть перестала выполнять обобщение и просто «запоминает» обучающие данные. Это явление называется переобучением сети, и в таких случаях обучение обычно прекращают.

В результате этапа обучения на основе эталонных наборов данных вход-выход ИНС настраивается таким образом, чтобы в дальнейшем для произвольного входного сигнала выдать достаточно точный результат. Перед началом обучения весовые коэффициенты устанавливаются равными некоторым случайным значениям. В процессе обучения сеть должна корректировать весовые коэффициенты так, чтобы максимально уменьшить значение общей ошибки. На протяжении довольно длительного времени не было правила, которое можно было бы использовать для корректировки весов многослойной сети в процессе управляемого обучения. В 70-х годах Вербос разработал подходящий алгоритм корректировки весов. Правило, о котором идет речь, называется алгоритмом обратного распространения ошибок. Его идея в том, что каждый предыдущий элемент вносит свой «вклад» в ошибку следующего элемента. Поэтому весовые коэффициенты скрытого элемента следует скорректировать пропорционально его «вкладу» в величину ошибки следующего слоя. В сети с одним скрытым слоем при распространении сигналов ошибки в обратном направлении ошибка каждого выходного элемента вносит свой «вклад» в ошибку каждого элемента скрытого слоя. Этот «вклад» для элемента скрытого слоя зависит от величины ошибки выходного элемента и весового коэффициента связи, соединяющего элементы.

Другими словами, выходной элемент с большей ошибкой делает больший «вклад» в ошибку того элемента скрытого слоя, который связан с данным выходным элементом большим по величине весом.

Во время обучения на первой стадии происходит инициализация малым случайным значением. С каждым входным образцом из обучающей выборки связывается целевой выходной образец. Обучение продолжается до тех пор, пока изменение усредненной квадратичной ошибки при переходе от одной эпохи к другой не окажется меньше некоторого допустимого значения. Другим критерием окончания обучения можно считать момент, когда выход для каждого учебного образца оказывается в рамках допустимого отклонения от соответствующего целевого выходного образца.

14.3 Распознавание образов с помощью искусственных нейронных сетей

Одной из наиболее популярных моделей ИНС с контролируемым обучением считается ИНС в виде многослойного персептрона (рисунок 3).

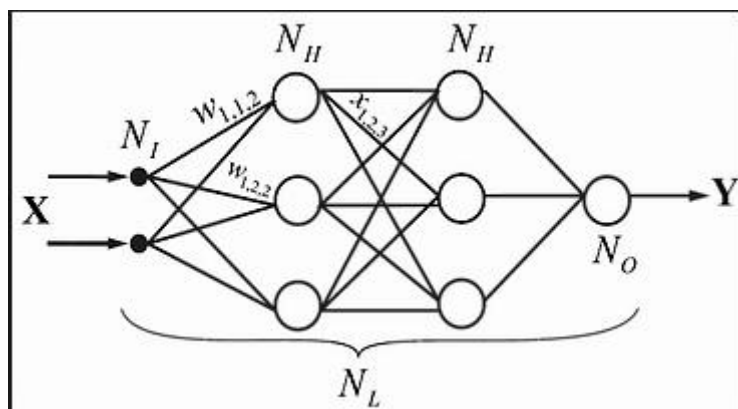


Рисунок 3 – ИНС в виде многослойного персептрона

Нейроны могут объединяться в сети различным образом. Сеть состоит из произвольного количества слоев нейронов, в простейшем случае – однослойная сеть. Первый слой называется сенсорным или входным, внутренние слои называются скрытыми или ассоциативными, последний – выходным или результативным. Количество нейронов в слоях может быть произвольным. Обычно во всех скрытых слоях одинаковое количество нейронов. В каждом слое выполняется нелинейное преобразование линейной комбинации сигналов предыдущего слоя. Следовательно, в тех сетях, где требуется последовательное соединение слоев нейронов друг за другом, необходима нелинейная функция активации. В противном случае многослойность оказывается ненужной, т.к. ее можно заменить эквивалентной однослойной сетью с соответствующими весовыми коэффициентами. Многослойная сеть может формировать на выходе произвольную многомерную функцию при соответствующем выборе количества слоев, диапазона изменения сигналов и параметров нейронов.

Введем обозначения согласно рисунку 3. Входной слой состоит из N_I нейронов; каждый скрытый слой содержит по N_H нейронов; N_O – количество выходных нейронов; x – вектор входных сигналов сети, y – вектор выходных сигналов.

Входной слой не выполняет никаких вычислений, а лишь распределяет входные сигналы, поэтому иногда его не учитывают, считая количество слоев в сети. Обозначим через N_L полное количество слоев в сети, считая и входной.

Работа многослойного персептрона описывается формулами:

$$\begin{aligned} NET_{jl} &= \sum_i w_{ijl} x_{ijl}, \\ OUT_{jl} &= F * (NET_{jl} - \theta_{jl}), \\ x_{ij(l+1)} &= OUT_{il}, \end{aligned}$$

где индексом i обозначен номер входа, j – номер нейрона в слое, l – номер слоя. Кроме того,

x_{ijk} – i -й входной сигнал j -го нейрона в слое l ;

w_{ijk} – весовой коэффициент i -го входа j -го нейрона в слое l ;

NET_{jl} – сигнал NET j -го нейрона в слое l ;

OUT_{jl} – выходной сигнал нейрона;

θ_{jl} – пороговый уровень j -го нейрона в слое l .

Введем еще некоторые обозначения:

w_{jl} – вектор-столбец весов для всех входов нейрона j в слое l ;

W_l – матрица весов всех нейронов слоя l . В столбцах матрицы расположены векторы w_{jl} .

x_{jl} – входной вектор-столбец слоя l .

В каждом слое рассчитывается нелинейное преобразование от линейной комбинации сигналов предыдущего слоя.