

## **1. Введение в нейронные сети**

### *1.1 Что такое нейронная сеть?*

Искусственная нейронная сеть (ИНС) - это модель обработки информации, действующая таким же образом, каким биологические нервные системы такие, как мозг, обрабатывают информацию. Ключевой элемент этой модели - это новая структура системы обработки информации. Она составлена из большого числа связанных между собой обрабатывающих (процессорных) элементов, работающих согласовано над решением конкретной задачи. ИНС, как и люди, учатся на примерах. ИНС настраиваются на определенную область применения такую, как распознавание образов или классификация данных, посредством обучения. Обучение в биологических системах связано с настройкой синоптических связей, которые существуют между нейронами. Это же справедливо и в отношении ИНС.

### *1.3 Зачем нужны нейронные сети?*

Нейронные сети, с их замечательной способностью извлекать смысл из усложненных или не уточненных данных, могут использоваться для извлечения шаблонов и обнаружения тенденций, слишком сложных для того, чтобы их могли распознать люди или другие компьютерные методы. Обученную нейронную сеть можно считать "экспертом" в той категории информации, которая была ей представлена для анализа. Затем этого эксперта можно использовать для прогнозирования поведения в новых ситуациях тогда, когда необходимо обеспечить представление в проекте новых ситуаций и ответов на вопросы: "а что если".

Среди других преимуществ можно отметить:

1. Адаптивное обучение: Способность научиться выполнению заданий на основании предоставленных для обучения данных или на основании предыдущего опыта.

2. Самоорганизация: ИНС может систематизировать, создавать свое представление той информации, которую она получает в течение периода обучения.

3. Работа в реальном времени: Вычисления в ИНС могут осуществляться параллельно, и для этого разрабатывается и производится специальная аппаратура устройства, которая могут использовать эту способность.

4. Устойчивость к сбоям благодаря избыточному кодированию информации: Частичное разрушение сети приводит к соответственному снижению производительности. Однако некоторые способности сети могут сохраниться даже при существенном повреждении сети.

#### *1.4 Нейронные сети и традиционные компьютеры*

Нейронные сети обрабатывают информацию, так же как это делает человеческий мозг. Сеть составлена из большого числа связанных между собой обрабатывающих (процессорных) элементов, работающих параллельно, для решения определенной задачи. Нейронные сети учатся по примерам. Их нельзя запрограммировать на выполнение определенного задания. Примеры нужно подбирать тщательно, иначе полезное время будет потрачено напрасно или еще того хуже сеть будет работать неправильно. Недостаток в том, что, так как сеть сама выясняет, как решать задачу, то ее работа может быть непредсказуемой.

С другой стороны, традиционные компьютеры используют подход к решению задач, основанных на знаниях; способ решения задачи должен быть известен заранее, и сформирован в виде коротких однозначных инструкций. Затем эти инструкции преобразуются в программу на язык высокого уровня, а затем в машинный код, понятный компьютеру. Эти машины полностью предсказуемы; если что-либо идет неправильно, то из-за программной или аппаратной ошибки.

Нейронные сети и обычные алгоритмические компьютеры не соперничают, а дополняют друг друга. Есть задачи, которые лучше решаются с помощью алгоритмического подхода подобно арифметическим операциям, и есть задачи, для решения которых больше подходят нейронные сети. Более того, многие задачи, требуют систем, которые используют комбинацию двух

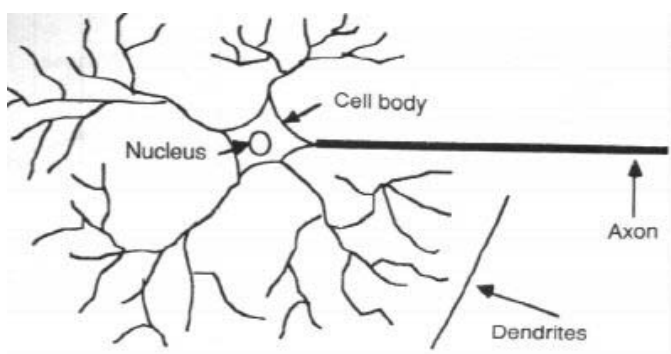
подходов (как правило, обычный компьютер используется для управления нейронной сетью) для достижения максимальной эффективности.

Нейронные сети не делают чудес. Но при разумном использовании они могут давать удивительные результаты.

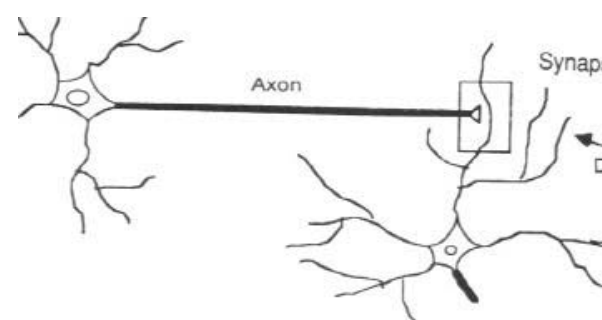
## 2. Человеческие и искусственные нейроны - исследование сходств

### 2.1 Как учится человеческий мозг?

Еще многое неизвестно о том, как ведет себя мозг, чтобы обработать информацию, так что теории изобилуют. В человеческом мозге, обычный нейрон получает сигналы от других через множества тонких структур, называемых *дендритами*. Нейрон посылает электрические импульсы через длинную, тонкую стойку, называемую аксоном, которая расходится в тысячи ветвей. В конце каждой ветви, структура под названием синапс преобразует импульс, полученный от аксона в электрические эффекты, тормозящие или возбуждающие деятельность подсоединенных нейронов. Когда нейрон получает возбуждающее воздействие достаточно большое по сравнению с тормозящим воздействием, он посылает электрический импульс по своему аксону. Обучение происходит, путем изменения эффективности синапсов так, что изменяется влияние одного нейрона на другой.



Компоненты нейрона



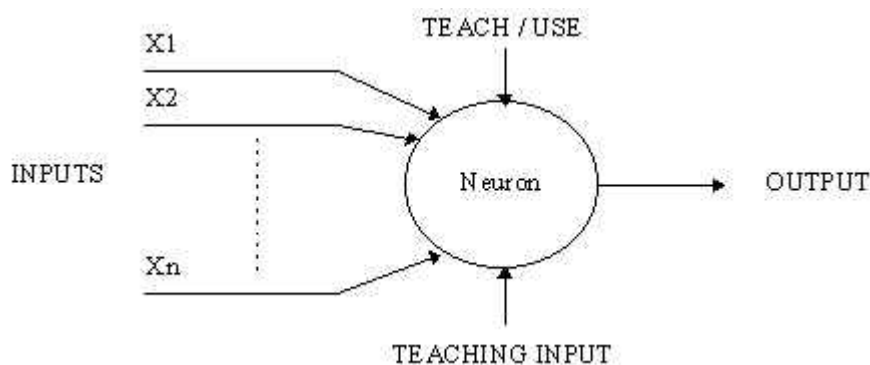
Синапса

## 3. Инженерный подход

### 3.1 Простой нейрон

Искусственный нейрон - это устройство со многими входами и одним выходом. Нейрон имеет два режима работы: режим обучения и режим

использования. В режиме обучения, нейрон можно научить, срабатыванию (или несрабатыванию) при определенных входных последовательностях. В режиме использования, когда выученный входной образец обнаружен на входе, то связанный с ним выход становится текущим выходом. Если входной образец не находится в списке выученных входных образцов, правило срабатывания используется, чтобы определить: срабатывает или нет.



Простой нейрон

## 4 Архитектура нейронных сетей

### 4.2 Сети с обратной связью

Сети с обратной связью (рисунок 1) допускают прохождение сигналов в обоих направлениях, с помощью циклических связей. Сети с обратной связью обладают большими возможностями и могут быть чрезвычайно сложными. Сети с обратной связью динамичны; их 'состояние' изменяется постоянно, пока они не достигают точки равновесия. Они остаются в точке равновесия, пока вход не изменится и тогда нужно будет найти новое равновесие.

Архитектуры с обратной связью называют также интерактивными или рекуррентными, хотя последний термин часто используется для обозначения обратных связей в однослойных структурах.

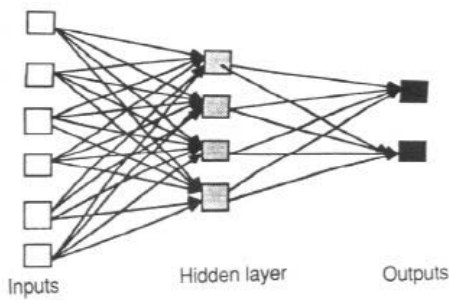


Рисунок 4.1 пример простой сети с прямыми связями

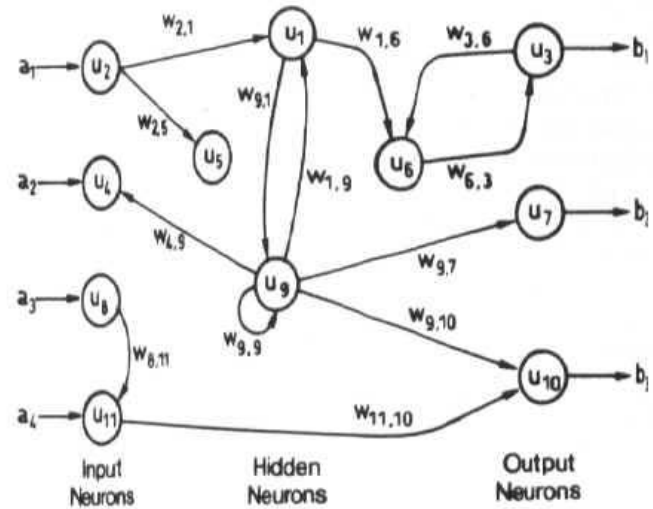


Рисунок 4.2 пример сложной сети

#### 4.4 Перцептроны

Самая важная работа по нейронным в 60-е годы шла под названием «перцептроны», словом, введенным в употребление Фрэнком Розенблатом. Оказывается, перцептроны (рисунок 4.4) представляют собой модель нейрона с взвешенными входами, с некоторой дополнительной предопределенной обработкой информации.

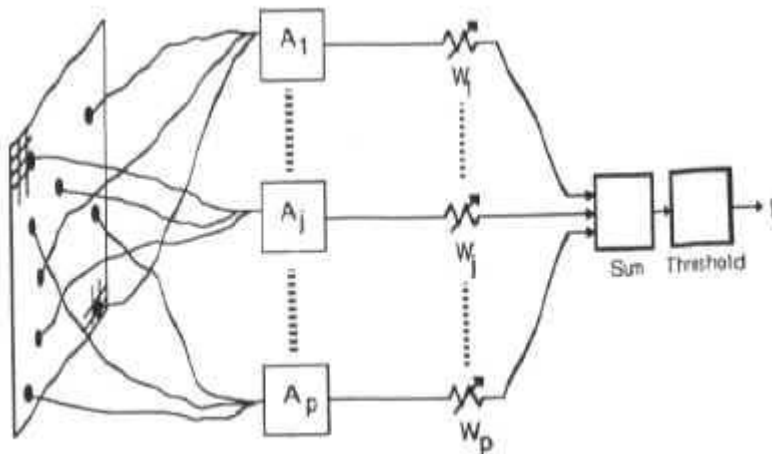


Рисунок 4.4

Элементы, отмеченные как  $A_1, A_2, A_j, A_p$  называются элементами ассоциации, и их задача состоит в извлечении конкретных локализованных характеристик из входных образов. Перцептроны имитируют функционирование зрительной системы млекопитающих. Они большей частью

использовались в распознавании образов, хотя их возможности могут иметь и более широкое применение.

В 1969 году Минский и Паперт написали книгу, в которой они описывают ограничения однослойных перцептронов. Книга оказала огромное влияние и была причиной того, что многие ученые потеряли интерес к нейронным сетям. Книга была отлично написана и доказывала математически, что однослойные перцептроны не способны выполнять некоторые простейшие операции по распознаванию образов, как, например, определение наличия связей. До 80-х годов ученые не понимали, что при соответствующем обучении многослойные перцептроны могут выполнять эти операции.

### **Исторические подробности**

Историю нейронных сетей, о которой написано выше, можно разделить на несколько этапов:

1. Первые попытки: Были некоторые начальные имитационные модели, использующие формальную логику. МакКалак и Питтс (1943) разработали модели нейронных сетей, основанные на их понимании неврологии. Эти модели делали некоторые допущения о том, как работают нейроны. Их сети были основаны на простых нейронах, которые рассматривались, как двоичные устройства с фиксированным порогом срабатывания. В результате их модели были простыми функциями логики, как, например, 'а или b', 'а и b'. Другая попытка заключалась в использовании компьютерного моделирования. Были две группы (Фарли и Кларк 1954; Рочестер, Холланд, Хэйбит и Дьюда 1956). Первая группа (исследователи фирмы IBM) поддерживала тесный контакт с нейробиологами в университете им. МакГи. Так что каждый раз, когда их модели не работали, они консультировались с нейробиологами. Это взаимодействие установило тенденцию к междисциплинарному сотрудничеству, которая продолжается до настоящего времени.

2. Перспективная и развивающаяся технология: Свой вклад в развитие нейронных сетей внесла не только нейробиология, но и психология, инженерия также содействовали прогрессу нейросетевого моделирования. В 1958 году

Розенблат вызвал большой интерес к этой области знания и стимулировал активную деятельность, когда он спроектировал и разработал персептрон. Персептрон состоял из трех слоев, при этом средний слой назывался ассоциативным слоем. Эта система могла научиться соединять или ассоциировать заданный вход с произвольным выходным устройством. Другая система называлась АЛЭ (адаптивный линейный элемент), который разработали в 1960 году Уидроу и Гофф из Стэнфордского университета. АЛЭ был аналоговым электронным устройством, собранным из простых компонентов. Метод, используемый для обучения, был отличным от метода, используемого персептроном, он применял обучающее правило, основанное на алгоритме минимальной среднеквадратичной ошибки.

3. Период разочарования и утраты престижа: В 1969 году Минский и Паперт написали книгу, в которой они обобщили ограничения однослойных персептронов на многослойные системы. В этой книге они написали: «интуитивно, мы считаем, что дальнейшее развитие (многослойных систем) бесплодно». Существенным результатом их книги было то, что было прекращено финансирование исследований в области нейросетевого моделирования. Это заключение способствовало разочарованию исследователей в этой области. В результате возникло сильное предубеждение против этой области исследования.

4. Инновация: Несмотря на то, что общественный интерес и доступное финансирование были минимальными, некоторые исследователи продолжали работать над созданием нейроморфных вычислительных методов для решения таких задач, как распознавание образов.

В этот период было предложено несколько парадигм, расширение и углубление которых продолжается в современных работах. Под влиянием Гросберга (Стив Гросберг и Гэйл Карпентер 1988) возникло научное направление, исследующее резонирующие алгоритмы. Они разработали ТАР-сети (теория адаптивного резонанса), основанные на биологически вероятных, правдоподобных моделях. Андерсон и Когонен независимо друг от друга

разработали ассоциативные методики. Клопф в 1972 году разработал базис для изучения искусственных нейронов, основанный на биологическом принципе обучения нейронов, называемом гетеростаз.

Амари Шун-иги в 1967 году занимался теоретическими разработками: он опубликовал статью, которая установила математические основы процесса обучения (метод коррекции ошибок), связанные с адаптивной классификацией образов. В то же время Фу Кушима разработал поэтапно обучаемую многослойную нейронную сеть для интерпретации написанных от руки символов. Первые сведения об этой сети были опубликованы в 1975 году, и она была названа когнитрон.

5. Сегодня: В области нейронных сетей существенные успехи достигнуты достаточно для того, чтобы привлечь большое внимание и финансирование дальнейших исследований. Вполне вероятны новые достижения, выходящие за рамки нынешнего коммерческого использования нейросетей. Исследования продвигаются во многих направлениях. Появляются микросхемы, работающие по принципу нейросетей. И развивается применение нейросетей для решения сложных задач. Совершенно ясно, что сейчас наступил переходный период в развитие нейросетевых технологий.