

Шаловинский А. А.

НЕЙРОННЫЕ КОМПЬЮТЕРЫ



ВВЕДЕНИЕ

Нейрокомпьютинг - это научное направление, занимающееся разработкой вычислительных систем шестого поколения - нейрокомпьютеров, которые состоят из большого числа параллельно работающих простых вычислительных элементов (нейронов). Элементы связаны между собой, образуя нейронную сеть. Они выполняют единообразные вычислительные действия и не требуют внешнего управления. Большое число параллельно работающих вычислительных элементов обеспечивают высокое быстродействие.

В настоящее время разработка нейрокомпьютеров ведется в большинстве промышленно развитых стран.

Нейрокомпьютеры позволяют с высокой эффективностью решать целый ряд интеллектуальных задач. Это задачи распознавания образов, адаптивного управления, прогнозирования, диагностики и т.д.

Нейрокомпьютеры отличаются от ЭВМ предыдущих поколений не просто большими возможностями. Принципиально меняется способ использования машины. Место программирования занимает обучение, нейрокомпьютер учится решать задачи.

Обучение - корректировка весов связей, в результате которой каждое входное воздействие приводит к формированию соответствующего выходного сигнала. После обучения сеть может применять полученные навыки к новым входным сигналам. При переходе от программирования к обучению повышается эффективность решения интеллектуальных задач.



ИСТОРИЯ

Первыми нейрокompьютерами были перцептроны Розенблатта: Марк-1 (1958) и Тобермори (1961—1967), а также Адалин, разработанный Уидроу и Хоффом (1960) на основе дельта-правила (формулы Уидроу). В настоящее время Адалин (адаптивный сумматор, обучающийся по формуле Уидроу) является стандартным элементом многих систем обработки сигналов и связи. В этом же ряду первых нейрокompьютеров находится программа «Кора», разработанная в 1961 году под руководством М. М. Бонгарда



ОСНОВНАЯ ИДЕЯ

В отличие от цифровых систем, представляющих собой комбинации процессорных и запоминающих блоков, нейропроцессоры содержат память, распределённую в связях между очень простыми процессорами, которые часто могут быть описаны как формальные нейроны или блоки из однотипных формальных нейронов. Тем самым основная нагрузка на выполнение конкретных функций процессорами ложится на архитектуру системы, детали которой в свою очередь определяются межнейронными связями. Подход, основанный на представлении как памяти данных, так и алгоритмов системой связей, называется коннекционизмом.

Три основных преимущества нейрокомпьютеров:

- Все алгоритмы нейроинформатики высокопараллельны, а это уже залог высокого быстродействия;
- Нейросистемы можно легко сделать очень устойчивыми к помехам и разрушениям;
- Устойчивые и надёжные нейросистемы могут создаваться и из ненадёжных элементов, имеющих значительный разброс параметров.

Разработчики нейрокомпьютеров стремятся объединить устойчивость, быстродействие и параллелизм АВМ — аналоговых вычислительных машин — с универсальностью современных компьютеров.



НЕЙРОННЫЕ СЕТИ

В основу искусственных нейронных сетей положены следующие черты живых нейронных сетей, позволяющие им хорошо справляться с нерегулярными задачами:

- Простой обрабатывающий элемент - нейрон;
- Очень большое число нейронов участвует в обработке информации;
- Один нейрон связан с большим числом других нейронов (глобальные связи);
- Изменяющиеся веса связей между нейронами;
- Массированная параллельность обработки информации.

Прототипом для создания нейрона послужил биологический нейрон головного мозга.

Биологический нейрон имеет тело, совокупность отростков - дендритов, по которым в нейрон поступают входные сигналы, и отросток - аксон, передающий выходной сигнал нейрона другим клеткам. Точка соединения дендрита и аксона называется синапсом.

Упрощенно функционирование нейрона можно представить следующим образом:

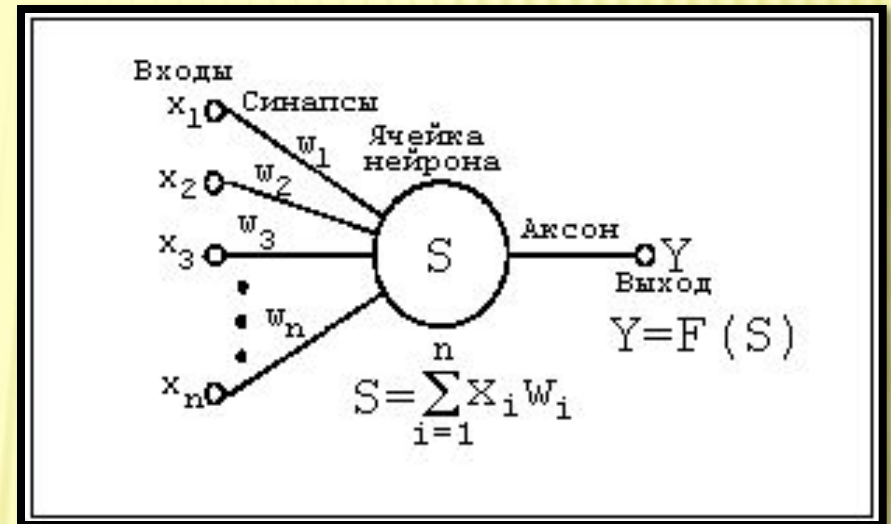
- Нейрон получает от дендритов набор (вектор) входных сигналов;
- В теле нейрона оценивается суммарное значение входных сигналов;
- Нейрон формирует выходной сигнал, интенсивность которого зависит от значения вычисленного скалярного произведения. Если оно не превышает некоторого заданного порога, то выходной сигнал не формируется вовсе - нейрон "не срабатывает";
- Выходной сигнал поступает на аксон и передается дендритам других нейронов.



Поведение искусственной нейронной сети зависит как от значения весовых параметров, так и от функции возбуждения нейронов. Известны три основных вида функции возбуждения:

- Пороговая;
- Линейная;
- Сигмоидальная.

Для пороговых элементов выход устанавливается на одном из двух уровней в зависимости от того, больше или меньше суммарный сигнал на входе нейрона некоторого порогового значения. Для линейных элементов выходная активность пропорциональна суммарному взвешенному входу нейрона.



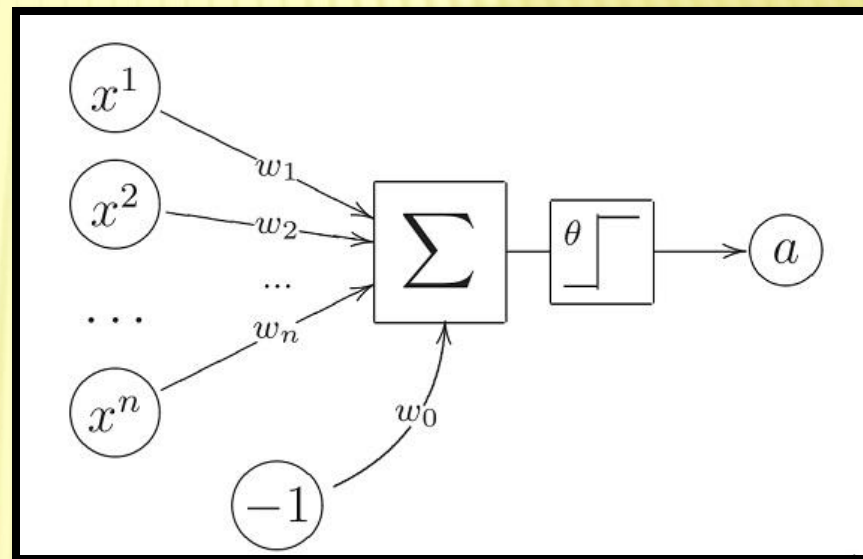
ИСКУСТВЕННЫЙ НЕЙРОН



МОДЕЛЬ МАККАЛОХА

Теоретические основы нейроматематики были заложены в начале 40-х годов. В 1943 году У. Маккалох и его ученик У. Питтс сформулировали основные положения теории деятельности головного мозга. Ими были получены следующие результаты:

- Разработана модель нейрона как простейшего процессорного элемента, выполняющего вычисление переходной функции от скалярного произведения вектора входных сигналов и вектора весовых коэффициентов;
- Предложена конструкция сети таких элементов для выполнения логических и арифметических операций;
- Сделано основополагающее предположение о том, что такая сеть способна обучаться, распознавать образы, обобщать полученную информацию.



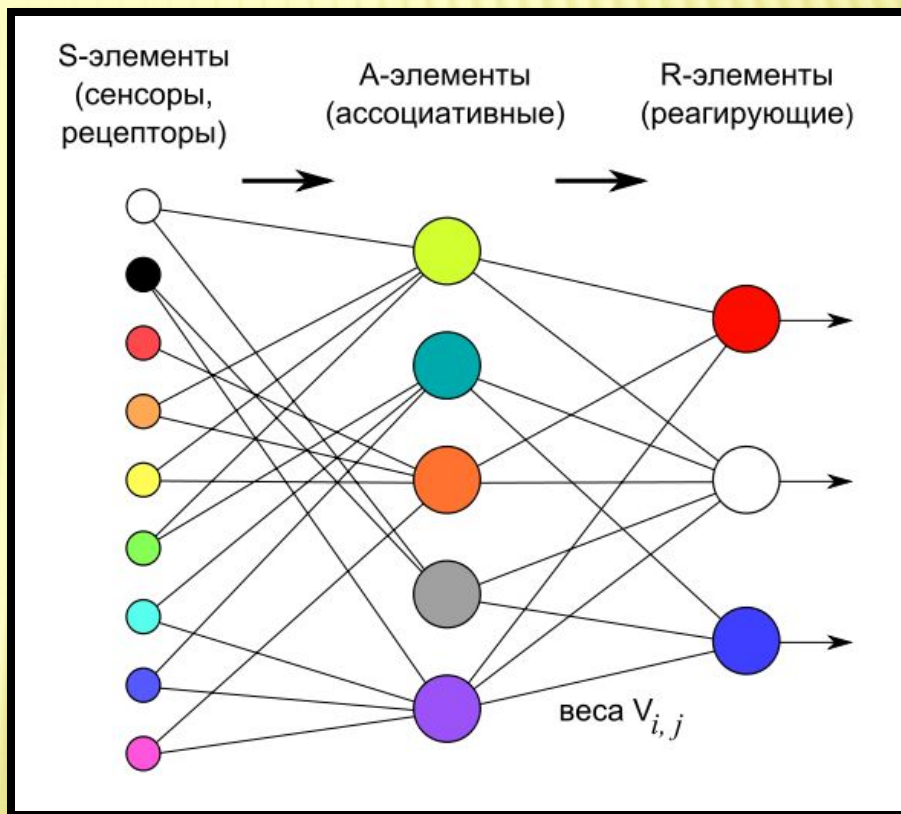
Несмотря на то, что за прошедшие годы нейроматематика ушла далеко вперед, многие утверждения Макклоха остаются актуальными и поныне. В частности, при большом разнообразии моделей нейронов принцип их действия, заложенный Макклохом и Питтсом, остается неизменным. Недостатком данной модели является сама модель нейрона "пороговой" вид переходной функции. В формализме У. Маккалоха и У. Питтса нейроны имеют состояния 0, 1 и пороговую логику перехода из состояния в состояние. Каждый нейрон в сети определяет взвешенную сумму состояний всех других нейронов и сравнивает ее с порогом, чтобы определить свое собственное состояние.

Пороговый вид функции не предоставляет нейронной сети достаточную гибкость при обучении и настройке на заданную задачу. Если значение вычисленного скалярного произведения, даже незначительно, не достигает до заданного порога, то выходной сигнал не формируется вовсе и нейрон "не срабатывает". Это значит, что теряется интенсивность выходного сигнала (аксона) данного нейрона и, следовательно, формируется невысокое значение уровня на взвешенных входах в следующем слое нейронов.



МОДЕЛЬ РОЗЕНБЛАТА

Серьезное развитие нейрокибернетика получила в работах американского нейрофизиолога Френсиса Розенблата (Корнелльский университет). В 1958 году он предложил свою модель нейронной сети. Розенблат ввел в модель Маккаллока и Питтса способность связей к модификации, что сделало ее обучаемой. Эта модель была названа перцептроном. Первоначально перцептрон представлял собой однослойную структуру с жесткой пороговой функцией процессорного элемента и бинарными или многозначными входами. Первые перцептроны были способны распознавать некоторые буквы латинского алфавита. Впоследствии модель перцептрона была значительно усовершенствована.



Алгоритм обучения перцептрона выглядит следующим образом:

- ❑ Системе предъявляется эталонный образ;
- ❑ Если выходы системы срабатывают правильно, весовые коэффициенты связей не изменяются;
- ❑ Если выходы срабатывают неправильно, весовым коэффициентам дается небольшое приращение в сторону повышения качества распознавания.

Серьезным недостатком перцептрона является то, что не всегда существует такая комбинация весовых коэффициентов, при которой имеющееся множество образов будет распознаваться данным перцептроном. Причина этого недостатка состоит в том, что лишь небольшое количество задач предполагает, что линия, разделяющая эталоны, будет прямой. Обычно это достаточно сложная кривая, замкнутая или разомкнутая. Если учесть, что однослойный перцептрон реализует только линейную разделяющую поверхность, применение его там, где требуется нелинейная, приводит к неверному распознаванию (эта проблема называется линейной неразделимостью пространства признаков). Выходом из этого положения является использование многослойного перцептрона, способного строить ломаную границу между распознаваемыми образами.

Описанная проблема не является единственной трудностью, возникающей при работе с перцептронами - также слабо формализованы метод обучения перцептрона.



МОДЕЛЬ ХОПФИЛДА

В 70-е годы интерес к нейронным сетям значительно упал, однако работы по их исследованию продолжались. Был предложен ряд интересных разработок, таких, например, как когнитрон, и т.п.), позволяющих распознавать образы независимо от поворота и изменения масштаба изображения.

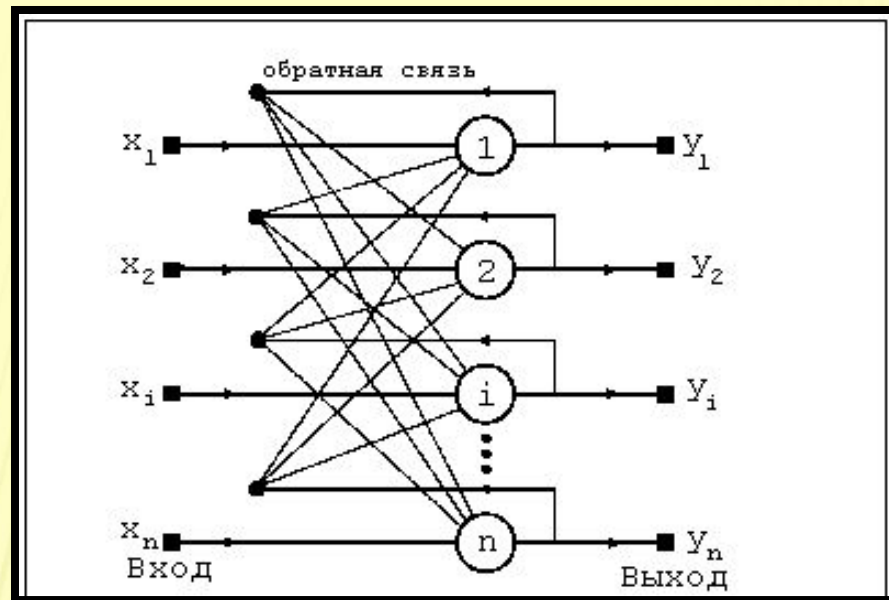
Автором когнитрона является японский ученый И. Фукушима.

Новый виток быстрого развития моделей нейронных сетей, который начался лет 15 тому назад, связан с работами Амари, Андерсона, Карпентера, Кохонена и других, и в особенности, Хопфилда, а также под влиянием обещающих успехов оптических технологий и зрелой фазы развития СБИС для реализации новых архитектур.

Начало современному математическому моделированию нейронных вычислений было положено работами Хопфилда в 1982 году, в которых была сформулирована математическая модель ассоциативной памяти на нейронной сети.

Показано, что для однослойной нейронной сети со связями типа "все на всех" характерна сходимости к одной из конечного множества равновесных точек, которые являются локальными минимумами функции энергии, содержащей в себе всю структуру взаимосвязей в сети. Привлекательность подхода Хопфилда состоит в том, что нейронная сеть для конкретной задачи может быть запрограммирована без обучающих итераций. Веса связей вычисляются на основании вида функции энергии, сконструированной для этой задачи.





Развитием модели Хопфилда для решения комбинаторных оптимизационных задач и задач искусственного интеллекта является машина Больцмана, предложенная и исследованная Джефери Е. Хинтоном и Р. Земелом. В ней, как и в других моделях, нейрон имеет состояния 1, 0 и связь между нейронами обладает весом. Каждое состояние сети характеризуется определенным значением функции консенсуса (аналог функции энергии). Максимум функции консенсуса соответствует оптимальному решению задачи.

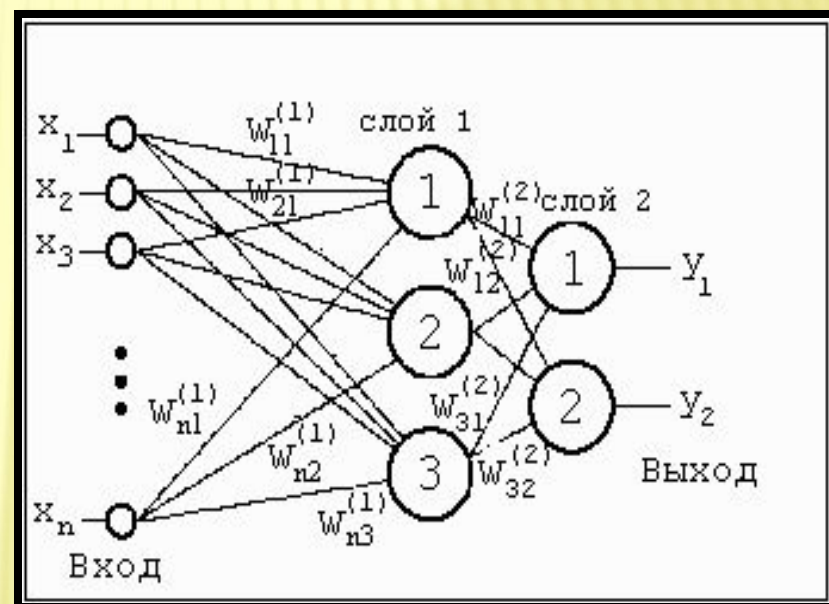


МНОГОСЛОЙНАЯ НЕЙРОННАЯ СЕТЬ

Способом обратного распространения называется способ обучения многослойных нейронных сетей (НС) В таких НС связи между собой имеют только соседние слои, при этом каждый нейрон предыдущего слоя связан со всеми нейронами последующего слоя. Нейроны обычно имеют сигмоидальную функцию возбуждения. Первый слой нейронов называется входным и содержит число нейронов соответствующее распознаваемому образу. Последний слой нейронов называется выходным и содержит столько нейронов, сколько классов образов распознается. Между входным и выходным слоями располагается один или более скрытых (теневых) слоев. Определение числа скрытых слоев и числа нейронов в каждом слое для конкретной задачи является неформальной задачей. Принцип обучения такой нейронной сети базируется на вычислении отклонений значений сигналов на выходных процессорных элементах от эталонных и обратном "прогоне" этих отклонений до породивших их элементов с целью коррекции ошибки.



Еще в 1974 году Поль Дж. Вербос изобрел значительно более эффективную процедуру для вычисления величины, называемой производной ошибки по весу, когда работал над своей докторской диссертацией в Гарвардском университете. Процедура, известная теперь как алгоритм обратного распространения, стала одним из наиболее важных инструментов в обучении нейронных сетей. Однако этому алгоритму свойственны и недостатки, главный из которых - отсутствие сколько-нибудь приемлемых оценок времени обучения. Понимание, что сеть в конце концов обучится, мало утешает, если на это могут уйти годы. Тем не менее, алгоритм обратного распространения имеет широчайшее применение.



ЗАДАЧИ, РЕШАЕМЫЕ НА ОСНОВЕ НС

В литературе встречается значительное число признаков, которыми должна обладать задача, чтобы применение НС было оправдано и НС могла бы ее решить:

- ❑ Отсутствует алгоритм или не известны принципы решения задач, но накоплено достаточное число примеров;
- ❑ Проблема характеризуется большими объемами входной информации;
- ❑ Данные неполны или избыточны, зашумлены, частично противоречивы.

Таким образом, НС хорошо подходят для распознавания образов и решения задач классификации, оптимизации и прогнозирования. Ниже приведен перечень возможных промышленных применений нейронных сетей.

Банки и страховые компании:

- ❑ Автоматическое считывание чеков и финансовых документов;
- ❑ Проверка достоверности подписей;
- ❑ Оценка риска для займов;
- ❑ Прогнозирование изменений экономических показателей.

Административное обслуживание:

- ❑ Автоматическое считывание документов;
- ❑ Автоматическое распознавание штриховых кодов.



Нефтяная и химическая промышленность:

- Анализ геологической информации;
- Идентификация неисправностей оборудования;
- Разведка залежей минералов по данным аэрофотосъемок;
- Анализ составов примесей;
- Управление процессами.

Военная промышленность и авиация:

- Обработка звуковых сигналов;
- Обработка радарных сигналов;
- Обработка инфракрасных сигналов;
- Обобщение информации;
- Автоматическое пилотирование.

Промышленное производство:

- Управление манипуляторами;
- Управление качеством;
- Управление процессами;
- Обнаружение неисправностей;
- Адаптивная робототехника;
- Управление голосом.



ВЫВОД

Нейрокомпьютеры являются перспективным направлением развития современной высокопроизводительной вычислительной техники, а теория нейронных сетей и нейроматематика представляют собой приоритетные направления российской вычислительной науки. Основой активного развития нейрокомпьютеров является принципиальное отличие нейросетевых алгоритмов решения задач от однопроцессорных, малопроцессорных, а также транспьютерных. Для данного направления развития вычислительной техники не так важен уровень развития отечественной микроэлектроники, поэтому оно позволяет создать основу построения российской элементной базы суперкомпьютеров.

