

*РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ ИДЕНТИФИКАЦИИ,
ПРОГНОЗИРОВАНИЯ И ДРУГИХ С ПОМОЩЬЮ
ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ*

Поиск идеального образа по
имеющейся неполной или
зашумленной его версии называется
задачей *распознавания образов*.

Сети Хопфилда

- Ассоциативный характер памяти сети Хопфилда качественно отличает ее от обычной, адресной, компьютерной памяти. В последней извлечение необходимой информации происходит по *адресу* ее начальной точки (ячейки памяти). Потеря адреса (или даже 1 бита адреса) приводит к потере доступа ко всему фрагменту информации.

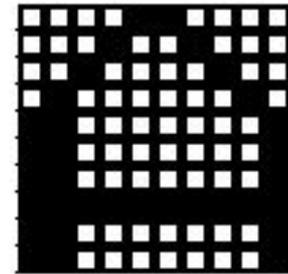
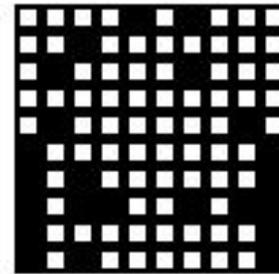
Сети Хопфилда

- При использовании ассоциативной памяти доступ к информации производится непосредственно по ее *содержанию*, т.е. по частично известным искаженным фрагментам. Потеря части информации или ее информационное зашумление не приводит к катастрофическому ограничению доступа, если оставшейся информации достаточно для извлечения идеального образа.

- Нейросетевая система, построенная по модели Хопфилда, способна распознавать практически полностью зашумленные образы. Практическое решение задач демонстрирует замечательное свойство сети Хопфилда ассоциативно узнавать образ по его небольшому фрагменту.



А



Б

Образы с информационным шумом удачно распознаются.

Сети Хопфилда

- Важнейшей особенностью работы сети Хопфилда является способность к генерации ложных образов.
- Ложный образ является устойчивым локальным экстремумом энергии, но не соответствует никакому идеальному образу. Он является в некотором смысле собирательным образом, наследующим черты идеальных собратьев.

Ситуация с ложным образом эквивалентна нашему "Где-то я уже это видел".

Сети Хопфилда

Несмотря на интересные качества, нейронная сеть в классической модели Хопфилда далека от совершенства:

- ▣ Она обладает относительно скромным объемом памяти, пропорциональным числу нейронов сети N ,
- ▣ Кроме того, нейронные сети Хопфилда не могут решить задачу распознавания, если изображение смещено или повернуто относительно его исходного запомненного состояния.
- ▣ Эти и другие недостатки сегодня определяют общее отношение к модели Хопфилда, скорее как к теоретическому построению, удобному для исследований, чем как повседневно используемому практическому средству.

НЕЙРОННЫЕ СЕТИ ВСТРЕЧНОГО РАСПРОСТРАНЕНИЯ

- Нейронные сети встречного распространения, состоящие из входного слоя нейронов и слоев нейронов Кохонена и Гроссберга, по своим характеристикам существенно превосходят возможности сетей с одним скрытым слоем нейронов. Так, время их обучения задачам распознавания и кластеризации более чем в сто раз меньше времени обучения аналогичным задачам сетей с обратным распространением ошибки. Это становится важным в тех задачах, где долгая обучающая процедура невозможна.

НЕЙРОННЫЕ СЕТИ ВСТРЕЧНОГО РАСПРОСТРАНЕНИЯ

- ▣ Области применения: распознавание образов, восстановление образов (ассоциативная память), сжатие данных (с потерями).
- ▣ Недостатки: Сеть не дает возможности строить точные аппроксимации (точные отображения), чем существенно уступает сетям с обратным распространением ошибки. Слабая теоретическая проработка модификаций этого типа сетей.
- ▣ Для повышения эффективности обучения сети применяется добавление шума к входным векторам.

ЗАДАЧИ, РЕШАЕМЫЕ НЕЙРОСЕТЯМИ:

- ▣ **Классификация образов** — состоит в указании принадлежности входного образа, представленного вектором признаков, к одному или нескольким предварительно определенным классам. К известным приложениям относятся распознавание букв, речи, классификация медицинских сигналов (например, кардиограммы), классификация клеток крови.

ЗАДАЧИ, РЕШАЕМЫЕ НЕЙРОСЕТЯМИ:

- ▣ **Кластеризация/категоризация** – классификация образов без учителя, когда отсутствует обучающая выборка с метками классов. Алгоритм кластеризации основан на подобии образов, относимых к одному классу. Применяется для извлечения знаний, сжатия данных, исследования свойств данных.

ЗАДАЧИ, РЕШАЕМЫЕ НЕЙРОСЕТАМИ:

- ▣ **Аппроксимация функций** — состоит в нахождении оценки неизвестной функции, которая генерирует входные для нейросети данные (т.е. пары данных вход-выход). Применяется при решении инженерных и научных задач моделирования.

ЗАДАЧИ, РЕШАЕМЫЕ НЕЙРОСЕТЯМИ:

- ▣ **Предсказание/прогноз** — состоит в предсказании следующего значения в некотором наборе значений по известным предыдущим значениям. Применяется в экономических областях, в технике, метеорологии.

ЗАДАЧИ, РЕШАЕМЫЕ НЕЙРОСЕТЯМИ:

- ▣ **Оптимизация** – задачей алгоритма оптимизации является нахождение такого решения, которое удовлетворяет системе ограничений и максимизирует или минимизирует целевую функцию. Пример – задача коммивояжёра.

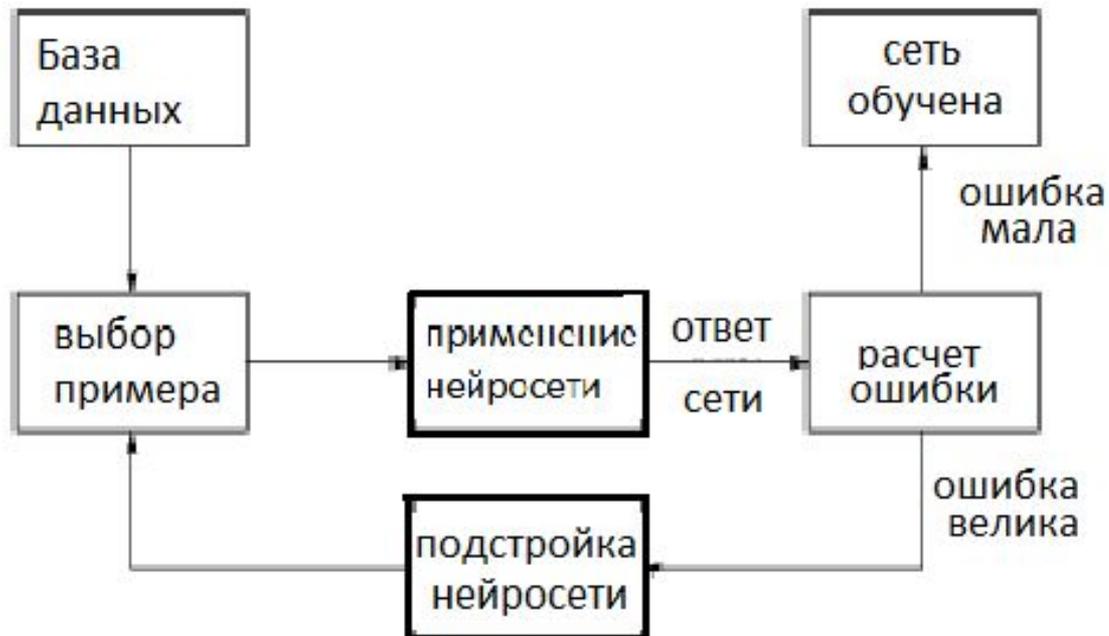
ЗАДАЧИ, РЕШАЕМЫЕ НЕЙРОСЕТЯМИ:

- ▣ **Память, адресуемая по содержанию (ассоциативная память)** – содержимое памяти может быть вызвано даже по частичному или искаженному содержанию. Ассоциативная память чрезвычайно важна при создании мультимедийных информационных баз данных.

ЗАДАЧИ, РЕШАЕМЫЕ НЕЙРОСЕТЯМИ:

- ▣ **Управление** — в системах управления с эталонной моделью целью управления является расчет такого входного воздействия, при котором система следует по желаемой траектории, диктуемой эталонной моделью. Пример — оптимальное управление двигателем.

СХЕМА ПРОЦЕССА ОБУЧЕНИЯ СЕТИ



ОБУЧАЮЩАЯ ВЫБОРКА

- Вся информация, которую сеть имеет о задаче, содержится в наборе примеров для обучения. Поэтому качество обучения сети напрямую зависит от количества примеров в обучающей выборке, а также от того, насколько полно эти примеры описывают данную задачу. Считается, что для качественного обучения требуется несколько десятков, а лучше сотен, примеров.
- Объем обучающей выборки, с одной стороны, зависит от выбранного количества входов, с другой — большее число входов увеличивает время обучения, делая его и менее качественным.

МАТЕМАТИЧЕСКОЕ ОПИСАНИЕ ПРОЦЕССА ОБУЧЕНИЯ

- В процессе функционирования нейронная сеть формирует выходной сигнал Y в соответствии с входным сигналом X , реализуя некоторую функцию $Y=G(X)$. Если архитектура сети задана, то вид функции G определяется значениями синаптических весов и смещений сети. Пусть решением некоторой задачи является функция $Y=F(X)$, заданная парами входных-выходных данных (X_1, Y_1) , (X_2, Y_2) ... (X_n, Y_n) . Обучение состоит в поиске (синтезе) функции G , близкой к F в пределах некоторой функции ошибки E .

МАТЕМАТИЧЕСКОЕ ОПИСАНИЕ ПРОЦЕССА ОБУЧЕНИЯ

- Если выбраны множество обучающих примеров и способ вычисления функции ошибки E , то обучение нейронной сети превращается в задачу многомерной оптимизации, имеющую большую размерность. При этом обучение в общем случае (поскольку функция E может иметь произвольный вид) — многоэкстремальная задача оптимизации.

МАТЕМАТИЧЕСКОЕ ОПИСАНИЕ ПРОЦЕССА ОБУЧЕНИЯ

Для решения этой задачи могут быть использованы следующие итерационные алгоритмы:

1. Алгоритмы локальной оптимизации с вычислением частных производных первого порядка,
2. Алгоритмы локальной оптимизации с вычислением частных производных первого и второго порядка,
3. Стохастические алгоритмы оптимизации,
4. Алгоритмы глобальной оптимизации.

МАТЕМАТИЧЕСКОЕ ОПИСАНИЕ ПРОЦЕССА ОБУЧЕНИЯ

1. Алгоритмы локальной оптимизации с вычислением частных производных первого порядка:

- Градиентный алгоритм (метод скорейшего спуска) (например, алгоритм обратного распространения ошибки).
- Методы с одномерной и двумерной оптимизацией целевой функции в направлении антиградиента.
- Методы, учитывающие направление антиградиента на нескольких шагах алгоритма.

МАТЕМАТИЧЕСКОЕ ОПИСАНИЕ ПРОЦЕССА ОБУЧЕНИЯ

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....

МАТЕМАТИЧЕСКОЕ ОПИСАНИЕ ПРОЦЕССА ОБУЧЕНИЯ

3. Стохастическими методами являются:

- Поиск в случайном направлении.
- Имитация отжига.
- Метод Монте-Карло (численный метод статистических испытаний).

МАТЕМАТИЧЕСКОЕ ОПИСАНИЕ ПРОЦЕССА ОБУЧЕНИЯ

4. Задачи глобальной оптимизации решаются с помощью перебора значений переменных, от которых зависит целевая функция (функция ошибки E).

ЭТАПЫ НЕЙРОСЕТЕВОГО ПРОЕКТИРОВАНИЯ



Этапы нейросетевого проектирования

ОСНОВНЫЕ НЕДОСТАТКИ АППАРАТА ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

- Отсутствие строгой теории по выбору структуры нейросети
- Практическая невозможность извлечения приобретенных знаний из обученной нейросети.

КОГНИТРОН Фукушимы

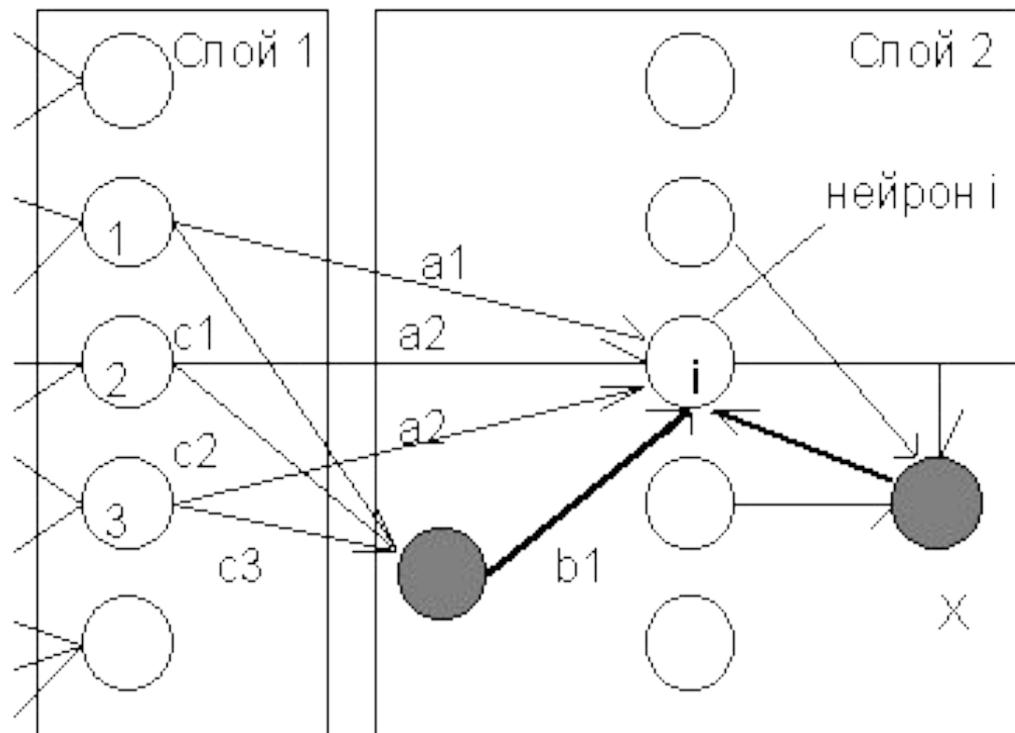
КОГНИТРОН: самоорганизующаяся многослойная нейросеть.

Создание КОГНИТРОНА (К. Fukushima, 1975) явилось плодом синтеза усилий нейрофизиологов и психологов, а также специалистов в области нейрокибернетики, совместно занятых изучением системы восприятия человека. Данная нейронная сеть одновременно является как моделью процессов восприятия на микроуровне, так и вычислительной системой, применяющейся для технических задач распознавания образов.

КОГНИТРОН Фукушимы

- КОГНИТРОН состоит из иерархически связанных слоев нейронов двух типов - тормозящих и возбуждающих. Состояние возбуждения каждого нейрона определяется суммой его тормозящих и возбуждающих входов. Синаптические связи идут от нейронов одного слоя (слоя 1) к следующему (слою 2).
- Относительно данной синаптической связи соответствующий нейрон слоя 1 является пресинаптическим, а нейрон второго слоя - постсинаптическим.
- Постсинаптические нейроны связаны не со всеми нейронами 1-го слоя, а лишь с теми, которые принадлежат их локальной *области связей*. Области связей близких друг к другу постсинаптических нейронов перекрываются, поэтому активность данного пресинаптического нейрона будет сказываться на все более расширяющейся области постсинаптических нейронов следующих слоев иерархии.

КОГНИТРОН ФУКУШИМЫ



Постсинаптический нейрон i слоя 2 связан с тремя нейронами в области связей (1, 2 и 3) слоя 1 и двумя тормозящими нейронами (показаны темным цветом). Тормозящий нейрон X реализует латеральное торможение в области конкуренции нейрона i .

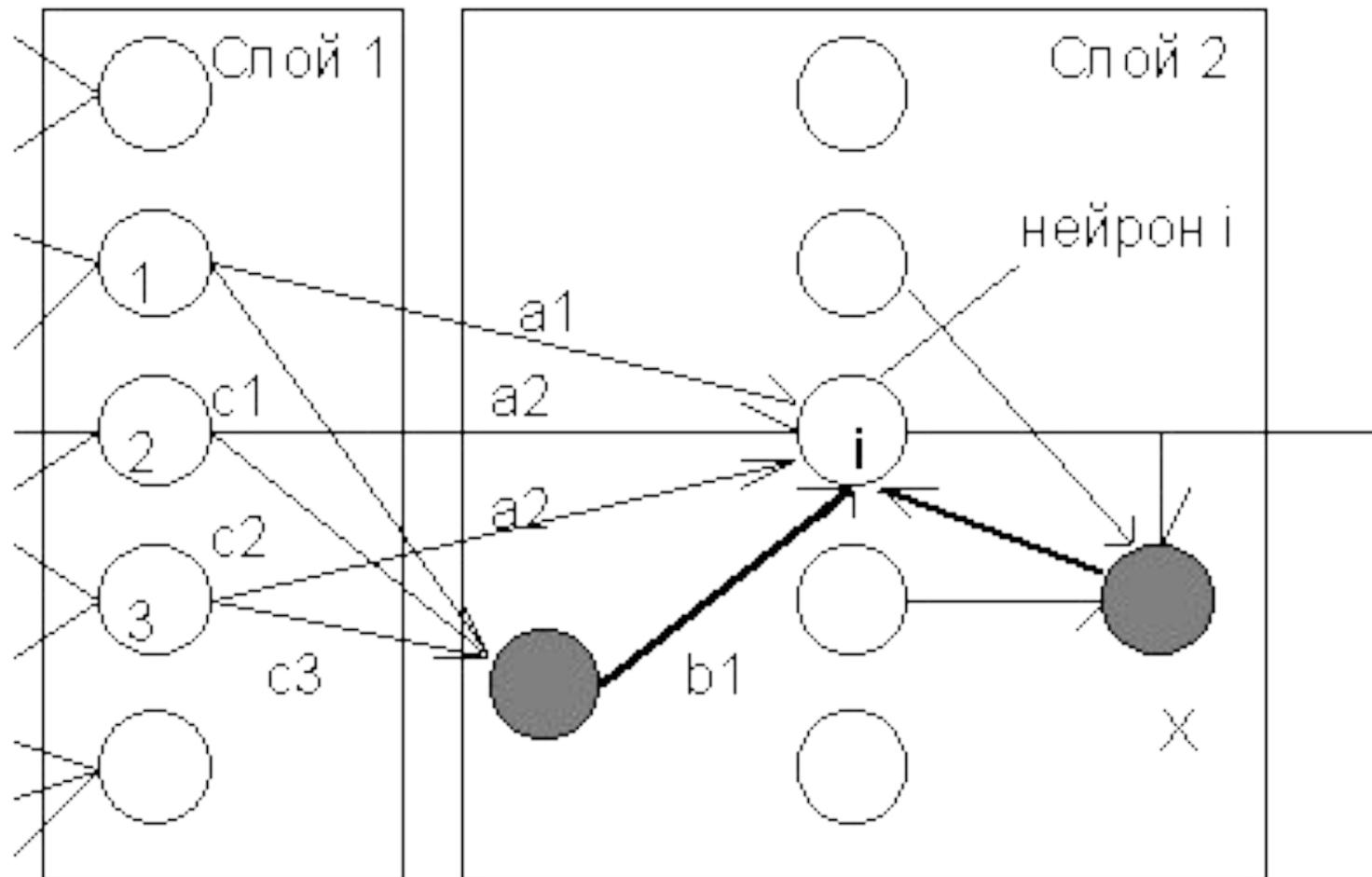
$$E = \sum_j a_j u_j, \quad I = \sum_j b_j v_j$$

$$net_i = ((1+E)/(1+I)) - 1$$

КОГНИТРОН Фукушимы

- Обучение весов возбуждающих нейронов происходит по принципу WTA - "победитель забирает все" в *области конкуренции* - некоторой окрестности данного возбуждающего нейрона. На данном шаге модифицируются только веса a_i нейрона с максимальным возбуждением.
- В случае, когда победителя в области конкуренции (на слое 2) нет, как это имеет место, например в начале обучения, веса подстраиваются по другим формулам

КОГНИТРОН ФУКУШИМЫ



КОГНИТРОН Фукушимы

- Перекрывающиеся области конкуренции близких нейронов второго слоя содержат относительно небольшое число других нейронов, поэтому конкретный нейрон-победитель не может осуществить торможение всего второго слоя. Следовательно, в конкурентной борьбе могут выиграть несколько нейронов второго слоя, обеспечивая более полную и надежную переработку информации.

КОГНИТРОН Фукушимы

- В целом КОГНИТРОН представляет собой иерархию слоев, последовательно связанных друг с другом, как было рассмотрено выше для пары слой 1 - слой 2. При этом нейроны слоя образуют не одномерную цепочку, а покрывают плоскость, аналогично слоистому строению зрительной коры человека.
 - Каждый слой реализует свой уровень обобщения информации.

КОГНИТРОН ФУКУШИМЫ

- Входные слои чувствительны к отдельным элементарным структурам, например, линиям определенной ориентации или цвета. Последующие слои реагируют уже на более сложные обобщенные образы. В самом верхнем уровне иерархии активные нейроны определяют результат работы сети - узнавание определенного образа.

Для каждого в значительной степени нового образа картинка активности выходного слоя будет уникальной.

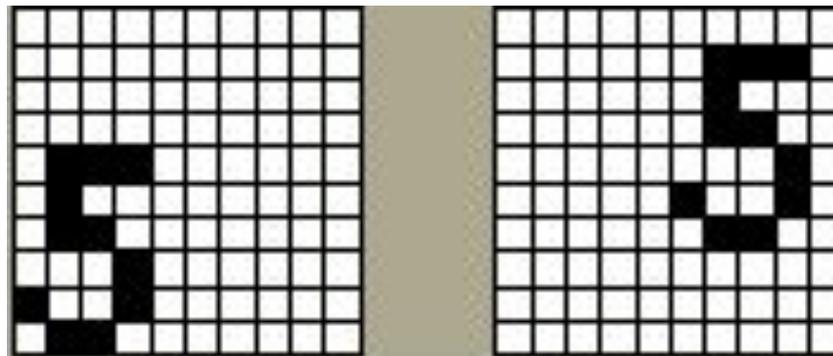
При этом она сохранится и при предъявлении искаженной или зашумленной версии этого образа. Таким образом, обработка информации КОГНИТРОНОМ происходит с формированием ассоциаций и обобщений.

КОГНИТРОН Фукушимы

- Автором КОГНИТРОНА Фукушимой эта сеть применялась для оптического распознавания символов - арабских цифр.
- Несмотря на успешные применения и многочисленные достоинства, как то соответствие нейроструктуры и механизмов обучения биологическим моделям, параллельность и иерархичность обработки информации, распределенность и ассоциативность памяти и др., КОГНИТРОН имеет и свои недостатки.

КОГНИТРОН Фукушимы

- По-видимому, главным из них является не способность этой сети распознавать смещенные или повернутые относительно их исходного положения образы. Так, например, две картинке на рисунке ниже с точки зрения человека несомненно являются образами одной и той же цифры 5, однако КОГНИТРОН не в состоянии уловить это сходство.



КОГНИТРОН Фукушимы

- О распознавании образов независимо от их положения, ориентации, а иногда и размера и других деформации, говорят как об *инвариантном* относительно соответствующих преобразований распознавании. Дальнейшие исследования группы под руководством К. Фукушимы привели к развитию КОГНИТРОНА и разработке новой нейросетевой парадигмы - НЕОКОГНИТРОНА, который способен к инвариантному распознаванию.

НЕОКОГНИТРОН И ИНВАРИАНТНОЕ РАСПОЗНАВАНИЕ ОБРАЗОВ

Новая работа Фукушимы была опубликована в 1980 г.

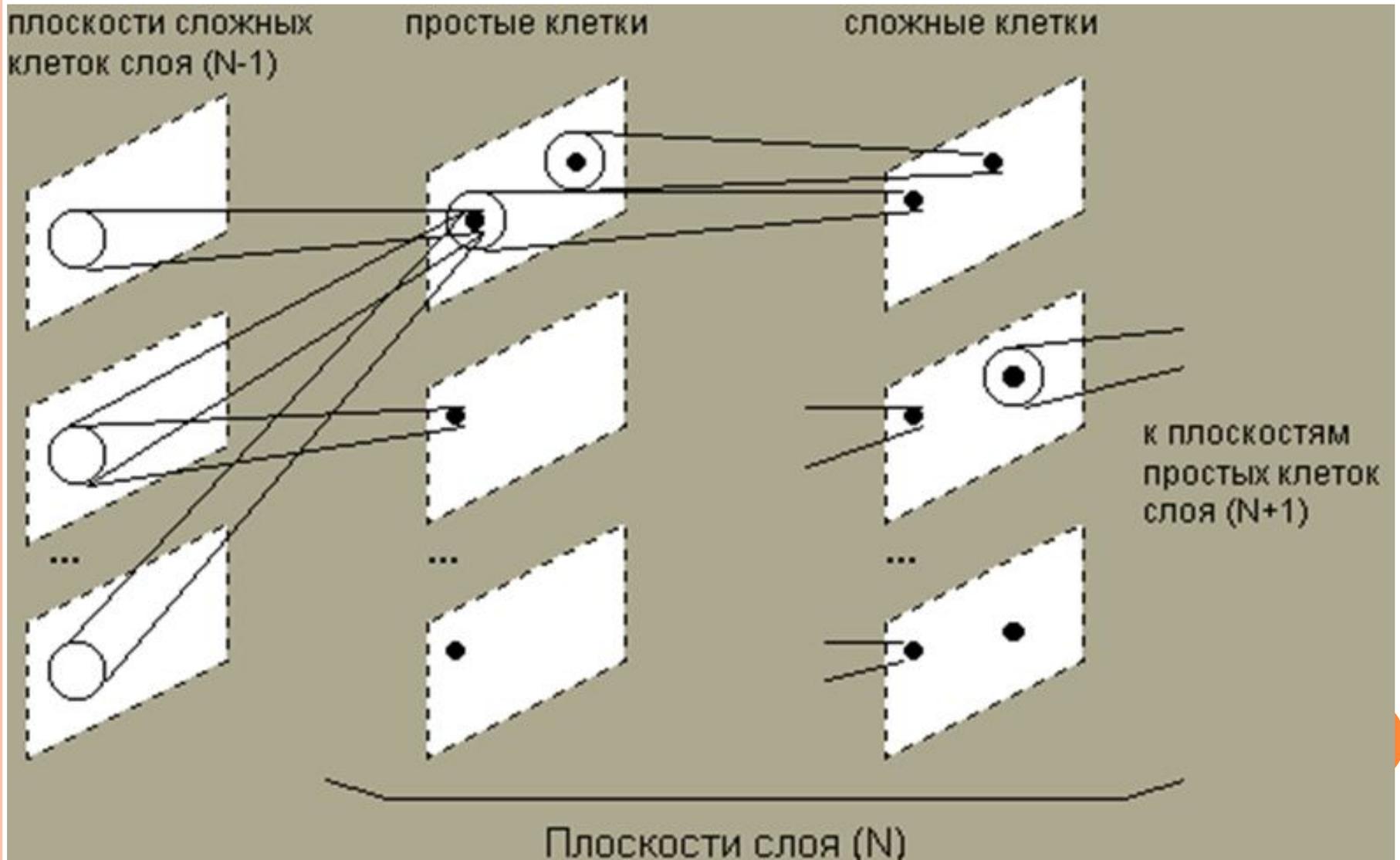
- НЕОКОГНИТРОН хотя и имеет много общих черт с его прародителем КОГНИТРОНОМ, но одновременно он претерпел значительные изменения и усложнения, в соответствии с появлением новых нейробиологических данных

НЕОКОГНИТРОН

- НЕОКОГНИТРОН состоит из иерархии нейронных слоев, каждый из которых состоит из массива плоскостей. Каждый элемент массива состоит из пары плоскостей нейронов. Первая плоскость состоит из так называемых *простых* нейроноклеток, которые получают сигналы от предыдущего слоя и выделяют определенные образы. Эти образы далее обрабатываются *сложными* нейронами второй плоскости, задачей которых является сделать выделенные образы менее зависимыми от их положения.

Общая схема НЕОКОГНИТРОНА.

Области связей показаны большими белыми кружками, а области конкуренции - маленькими темными



НЕОКОГНИТРОН

- По мере распространения информации от слоя к слою картинка нейронной активности становится все менее чувствительной к ориентации и расположению образа, и, в определенных пределах, к его размеру. Нейроны выходного слоя выполняют окончательное инвариантное распознавание.

НЕОКОГНИТРОН

- Обучение НЕОКОГНИТРОНА аналогично уже рассмотренному обучению КОГНИТРОНА. При этом изменяются только синаптические веса простых клеток.
- После выбора простого нейрона, веса которого будут обучаться, он рассматривается в качестве представителя слоя, и веса всех остальных нейронов будут обучаться по тем же правилам.

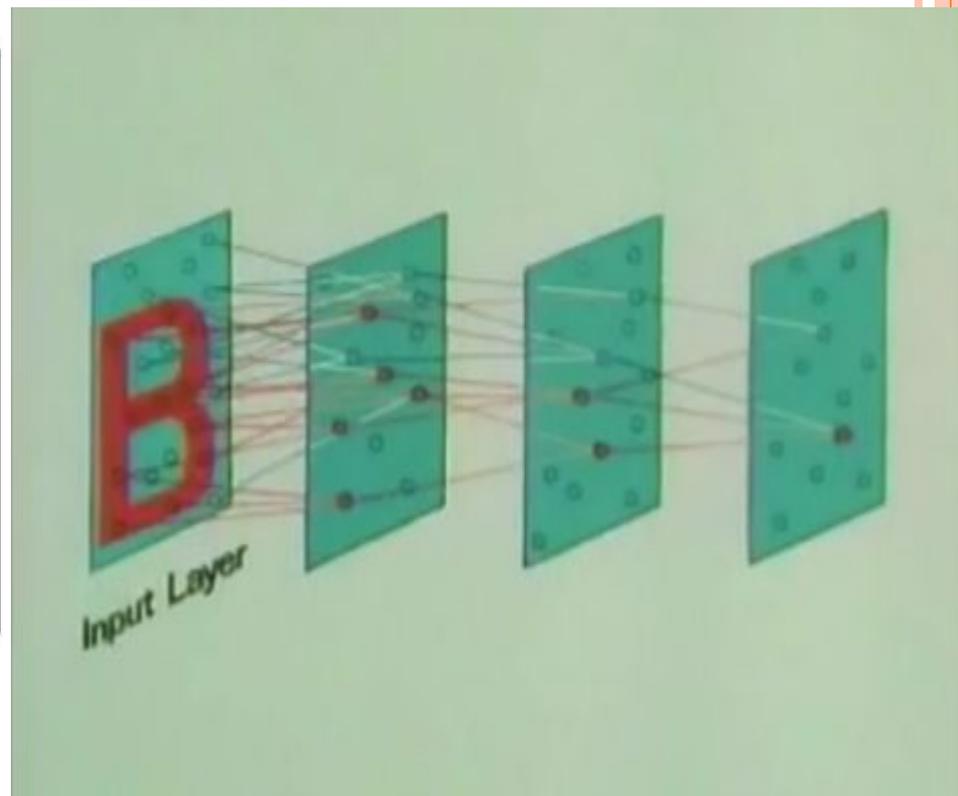
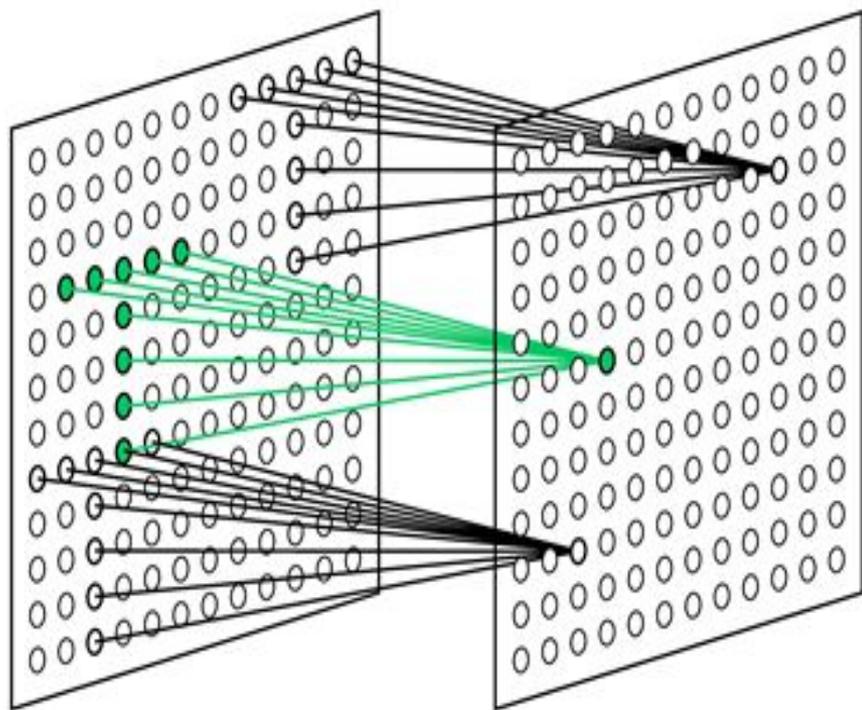
Таким образом, все простые клетки обучаются одинаково, выдавая при распознавании одинаковую реакцию на одинаковые образы.

НЕОКОГНИТРОН

В целом функционирование НЕОКОГНИТРОНА происходит следующим образом:

- Копии входного изображения поступают на все плоскости простых клеток первого слоя. Далее все плоскости функционируют параллельно, передавая информацию следующему слою. По достижении выходного слоя, в котором каждая плоскость содержит один нейрон, возникает некоторое окончательное распределение активности. На результат распознавания указывает тот нейрон, активность которого оказалась максимальной. При этом существенно разным входным изображениям будут соответствовать разные результаты распознавания.

- При использовании для распознавания рукописного текста такая конструкция оказывается устойчива к способу написания. На успешность распознавания не влияет ни перемещение по поверхности или поворот, ни деформация (растяжение или сжатие).



- Нужно отметить, что структура этой сети необычайно сложна, и объем вычислений очень велик, поэтому компьютерные модели НЕОКОГНИТРОНА будут слишком дорогими для промышленных приложений. Возможной альтернативой является переход на аппаратные или оптические реализации
- Для уменьшения объема обрабатываемой информации рецептивные поля нейронов при переходе со слоя на слой расширяются, а число нейронов уменьшается. В выходном слое на каждой плоскости остается только один нейрон, рецептивное поле которого покрывает все поле образа предыдущего слоя.

- Неокогнитрон часто применяется для распознавания рукописного текста и оптического распознавания символов, образов с сильно искажённой или зашумлённой структурой.
- <http://www.aboutbrain.ru/2014/02/27/сверточные-сети-неокогнитрон/>

- Альтернатива обучению без учителя – это обучение с учителем. Так, в примере с цифрами мы можем не ждать, пока сеть сама выделит статистически устойчивые формы, а говорить ей, что за цифра ей предъявляется, и требовать соответствующего обучения. Наиболее значительных результатов в таком обучении сверточных сетей добился Ян ЛеКун (Y. LeCun and Y. Bengio, 1995). Он показал, как можно использовать метод обратного распространения ошибки для обучения сетей, архитектура которых, как и у неокогнитрона, отдаленно напоминает строение коры мозга.

