# НЕЙРОННЫЕ СЕТИ И НЕЧЕТКАЯ ЛОГИКА

## Введение

**Цель курса:** Изучение методов конструирования систем управления на основе использования нейронных сетей (НС) и нечеткой логики (НЛ).

Нейронные сети, или, точнее, искусственные нейронные сети, представляют собой технологию, уходящую корнями во множество дисциплин: нейрофизиологию, математику, статистику, физику, компьютерные науки и технику. Они находят свое применение в таких разнородных областях, как моделирование, анализ временных рядов, распознавание образов, обработка сигналов и управление благодаря одному важному свойству — способности обучаться на основе данных при участии учителя или без его вмешательства.

## 1. Биологические нейроны

В течение многих лет ученые пытаются понять, как работает мозг. Вместе с тем его изучение началось относительно недавно – примерно 100 лет назад была предложена идея организации мозга на основе сети нейронов (нервов). В соответствии с этой идеей мозг можно представлять себе, как центр трехступенчатой нервной системы, показанной на рисунке 1.

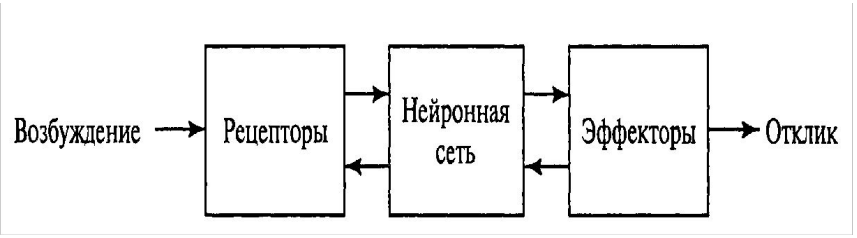



Рис.1

Он получает информацию, анализирует ее и выдает соответствующие решения. На рис. 1 показаны два набора стрелок. Стрелки, направленные слева направо, обозначают прямую передачу сигналов информации в систему, а стрелки, направленные справа налево, — ответную реакцию системы. Рецепторы преобразовывают сигналы от тела и из окружающей среды в электрические импульсы, передаваемые в нейронную сеть (мозг). Эффекторы преобразовывают электрические импульсы, сгенерированные нейронной сетью (мозгом), в выходные сигналы.

Однако к настоящему времени решение этой задачи далеко от завершения. Искусственные нейронные сети (НС), изучаемые далее, только отдаленно по своим характеристикам напоминают мозг. Мозг животных и человека гораздо сложнее тех устройств, которые можно создать с помощью современных технологий. Он представляет собой чрезвычайно сложный, нелинейный, параллельный компьютер (систему обработки информации) и обладает способностью организовывать свои структурные компоненты, называемые нейронами, так, чтобы они могли выполнять конкретные задачи (такие как распознавание образов, обработку сигналов органов чувств, моторные функции) во много раз быстрее, чем могут позволить самые быстродействующие современные компьютеры.

## Примеры

Примером такой задачи обработки информации может служить обычное зрение. В функции зрительной системы входит создание представления окружающего мира в таком виде, который обеспечивает возможность взаимодействия с этим миром. Более точно, мозг последовательно выполняет ряд задач распознавания (например, распознавание знакомого лица в незнакомом окружении). На это у него уходит около 100-200 миллисекунд, в то время как выполнение аналогичных задач даже меньшей сложности на компьютере может занять несколько дней.

Другим примером может служить локатор летучей мыши, представляющий собой систему активной эхо-локации. Кроме предоставления информации о расстоянии до нужного объекта (например, мошки) этот локатор предоставляет информацию об относительной скорости объекта, о его размерах и размерах его отдельных элементов, а также об азимуте и высоте движения объекта. Для выделения этой информации из получаемого сигнала крохотный мозг летучей мыши проводит сложные нейронные вычисления. Эхо-локация летучей мыши по своим характеристикам качества и быстродействия превосходит самые сложные приборы, созданные инженерами.

Однако для успешного решения многих практических задач, оказалось, вполне достаточно понять лишь общие принципы функционирования нервной системы.

# Современные представления о структуре мозга

Мозг состоит из нейронов − специализированных клеток, способных принимать, обрабатывать, кодировать, передавать и хранить информацию, организовывать реакции на раздражения, устанавливать контакты с другими нейронами, клетками органов. Уникальными особенностями нейрона являются способность генерировать электрические разряды и передавать информацию с помощью специализированных окончаний — синапсов. Размеры нейронов колеблются от 0.006 до 0.12 мм. Мозг состоит приблизительно из 100 миллиардов взаимодействующих нейронов (примерно $10^4$ связей на нейрон). Для наших целей будет достаточно определить несколько основных компонент, показанных на рис.2: аксон, дендрит, синапс и сома.

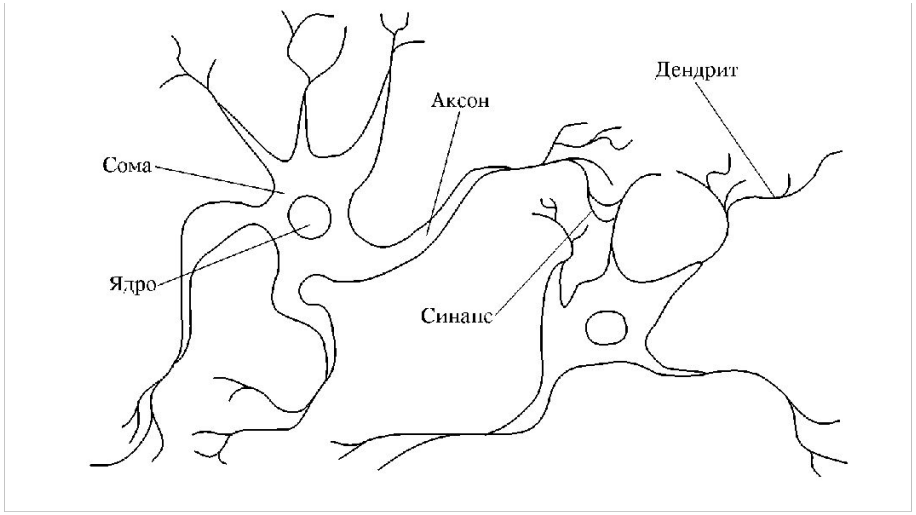



Рис.2

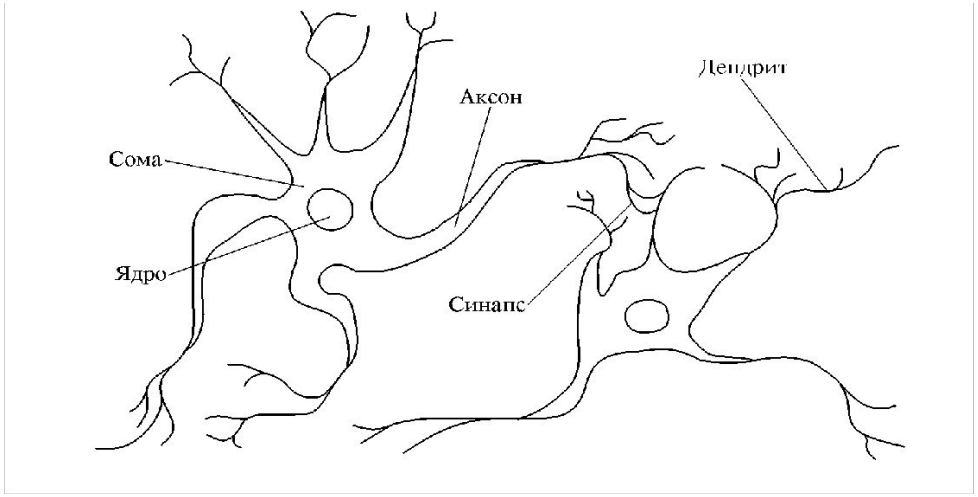



Рис.2

Каждый нейрон имеет тело, называемое сомой. Внутри сомы располагается ядро клетки. Из сомы выходят многочисленные отростки, играющие ключевую роль в его взаимодействии с другими нервными клетками, а также мышцами и железами.

Выделяют два типа отростков: многочисленные тонкие ветвящиеся дендриты и более толстый, расщепляющийся на конце аксон. Основной функцией дендритов является сбор информации, поступающей в вилле электрических сигналов от множества других нейронов. Имеют диаметр менее 0.001 мкм, длину до 0.7 мм.

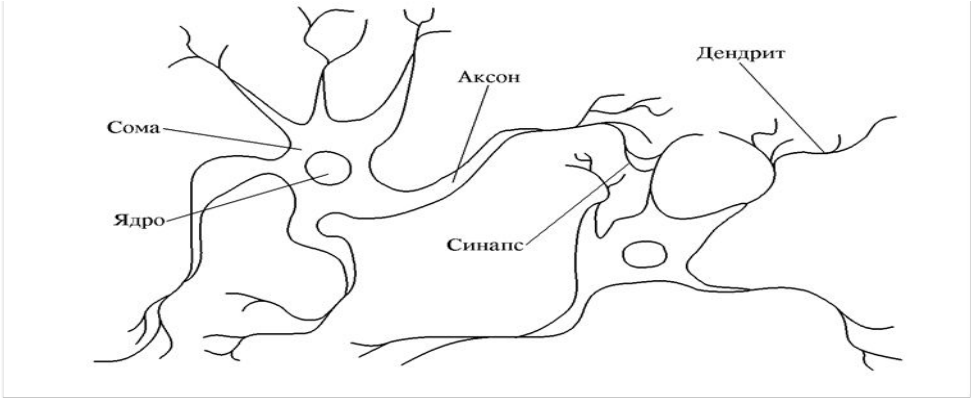



Рис.2

На дендритах располагаются контакты, называемые синапсами, через которые нейроны получают входные сигналы от других нейронов и рецепторов и передают их в сому. Синапсы отличаются друг от друга по силе воздействия на принимаемый сигнал. Поэтому импульсы одинаковой величины, поступающие на вход нейрона через различные, синапсы могут возбуждать ее в разной степени. Т.е., каждому входу клетки можно поставить в соответствие числовой коэффициент (вес), который принимает положительные или отрицательные значения. В первом случае синапс оказывает возбуждающее действие, во втором – тормозящее, препятствующее возбуждению нейрона другими синапсами.

Аксон – это одиночный утолщенный отросток, выходящий из сомы. Он имеет толщину от 0,0003 до 0.016 мм и длину от 0,1 мм до более чем 1 м. На конце аксон разветвляется на множество ветвей, каждая из которых завершается синапсом. Аксон передает выходные сигналы нейрона через синапсы на дендриты других нейронов.

Принципы работы нерв ной клетки естественного нейрона

1. Каждая нервная клетка может находиться в двух состояниях: обычном и возбуждённом.
2. В возбуждённом состоянии клетка генерирует электрический им пульс величиной около 100 мВ и длительностью 1 мс, который проходит по аксону до синапсов.
3. Синапс при приходе импульса выделяет вещество, способствующее проникновению положительных зарядов внутрь соседней клетки.
4. Синапсы имеют разную способность концентрировать это вещество, причём некоторые даже препятствуют его выделению. Они называются тормозящими.
5. Если суммарный заряд, попавший в клетку, превосходит некоторый порог, клетка возбуждается и генерирует импульс , который распространяется по аксону и доходит до синапсов, что способствует возбуждению следующих клеток.
6. После возбуждения клетки наступает период релаксации и некоторое время она не способна генерировать новые им пульсы. Благодаря этому клетки работают по тактам на подобии дискретных автоматов, а сеть в целом передаёт направленную волну им пульсов.

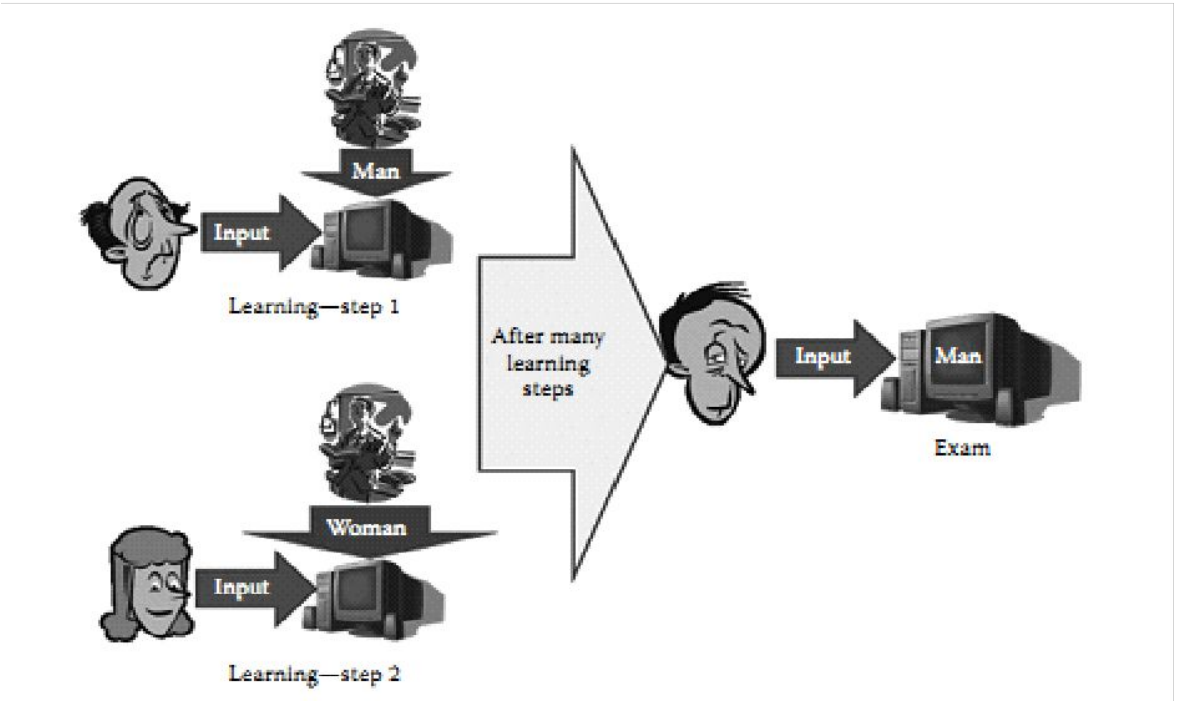
С точки зрения вычислительных способностей считается, что отдельный нейрон выполняет примитивные функции суммирования взвешенных входных сигналов, сравнения полученной суммы с пороговым значением и генерации выходного сигнала. Вместе с тем, каждый нейрон имеет свои собственные синаптические коэффициенты при суммировании входных сигналов и свой порог возбуждения. Эти параметры определяются местонахождением нейрона и решаемой им задачей и могут интерпретироваться аналогично содержимому локальной памяти процессора. Огромное количество индивидуально настроенных нейронов мозга, взаимодействующих между собой по многочисленным межнейронным связям, образуют колоссальную степень связности. Именно эта связность, а не функциональная сложность отдельного нейрона, по-видимому, обеспечивает общий высокий уровень вычислительной мощности мозга.

Скорость выполнения операций отдельным нейроном, измеряемая миллисекундами, существенно меньше в сравнении со скоростью работы процессоров современных компьютеров. Однако, высокая степень параллелизма, обеспечиваемая огромным числом параллельно функционирующих нейронов и межнейронных соединений, предопределяют высокую скорость работы мозга в целом. Такие задачи, как распознавание образов, зрительных сцен, принятие решений выполняются мозгом за миллисекунды. Достижение аналогичных результатов при использовании компьютеров, даже с циклом срабатывания процессоров в несколько наносекунд, пока еще невозможно. Ни одна современная технология не позволяет также построить искусственную нейронную сеть, близкую по масштабам и уровню функциональности к нейронной сети мозга.

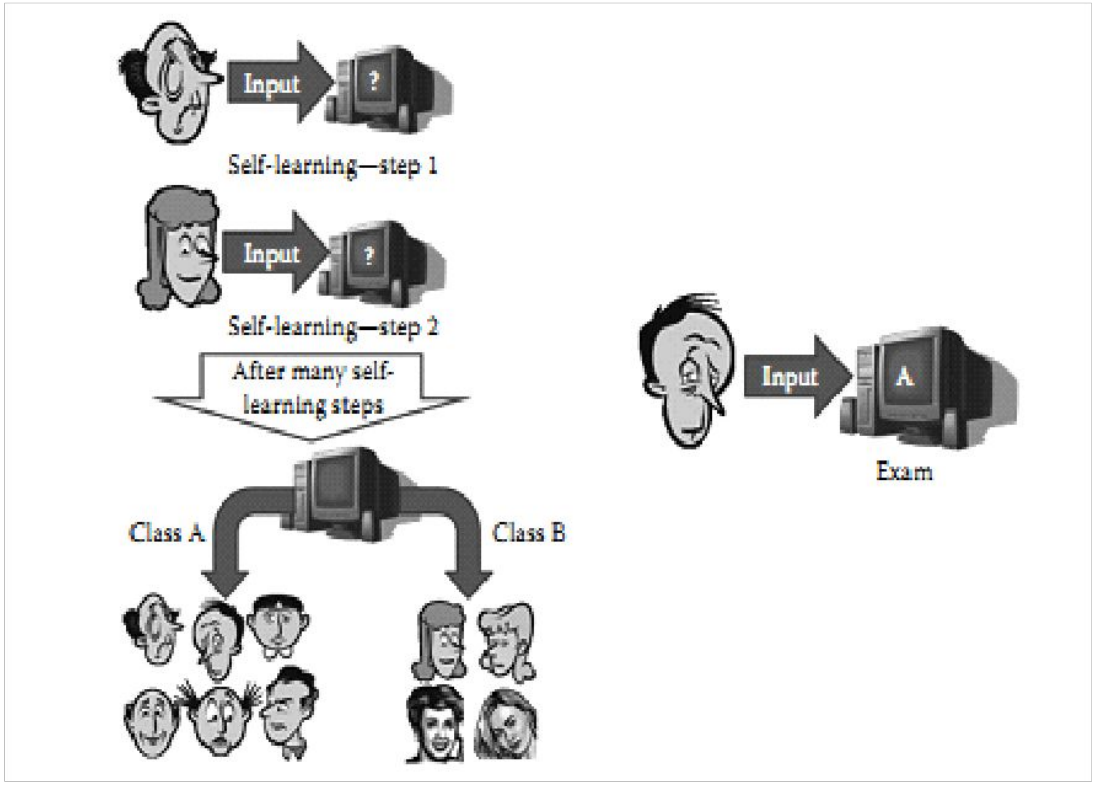
Специфика обычных компьютеров заключается в том, что они работают безошибочно только при точных входных сигналах и при отсутствии аппаратно-программных сбоев и повреждений. Мозг же способен давать удовлетворительное решение многих жизненно важных для организма задач в условиях недостатка, незавершенности и неточности входных данных, а также при отказах и повреждениях целых своих участков. Огромное число параллельно функционирующих нейронов и межнейронных соединений приводит к тому, что ошибки и отказы в срабатывании отдельных нейронов и связей остаются незаметными в общей массе взаимодействующих клеток. Нейронная сеть мозга проявляет очень высокую устойчивость к помехам – это «стабильная» сеть, в которой отдельные сбои не оказывают существенного влияния на результаты ее функционирования. Высокая степень избыточности нервных клеток и межнейронных связей мозга позволяет ему при наличии сбоев и повреждений многовариантно реконфигурировать нейронные соединения, обеспечивая высочайшую надежность и робастность всей системы в целом.

## 1. Примеры интеллектуальных задач, решаемых с помощью нейронных сетей

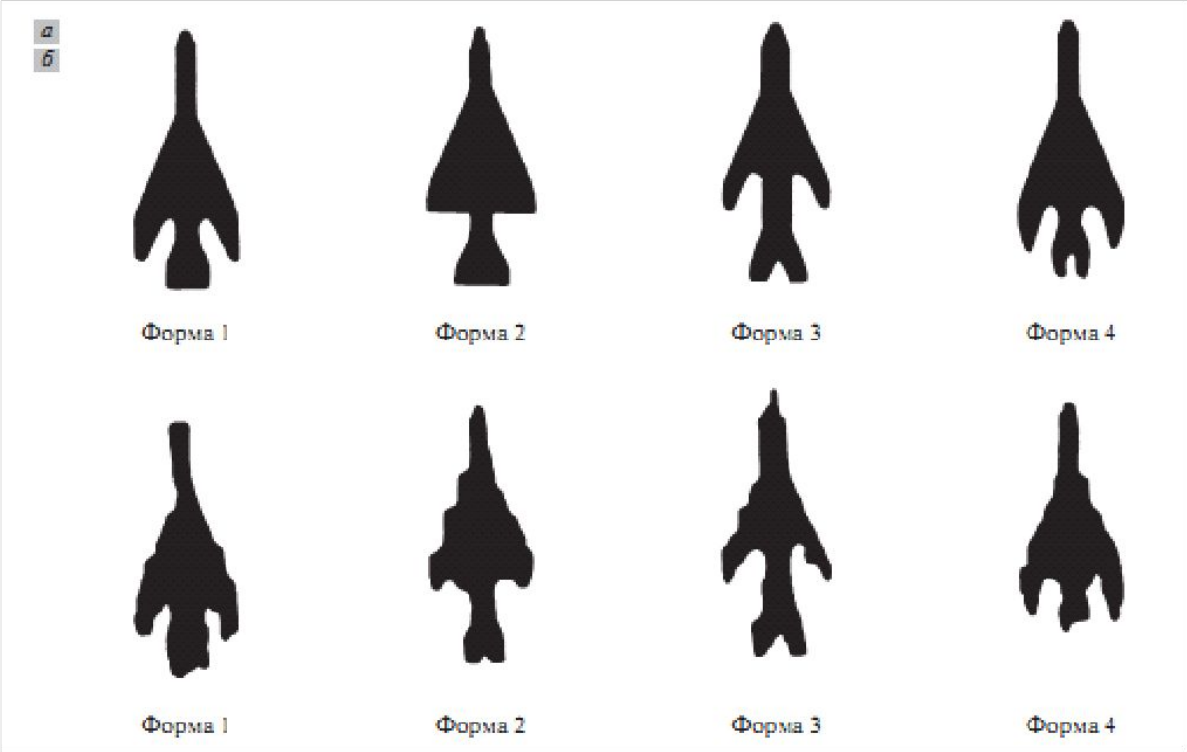
### 1.Распознование объектов



## 2. Классификация объектов

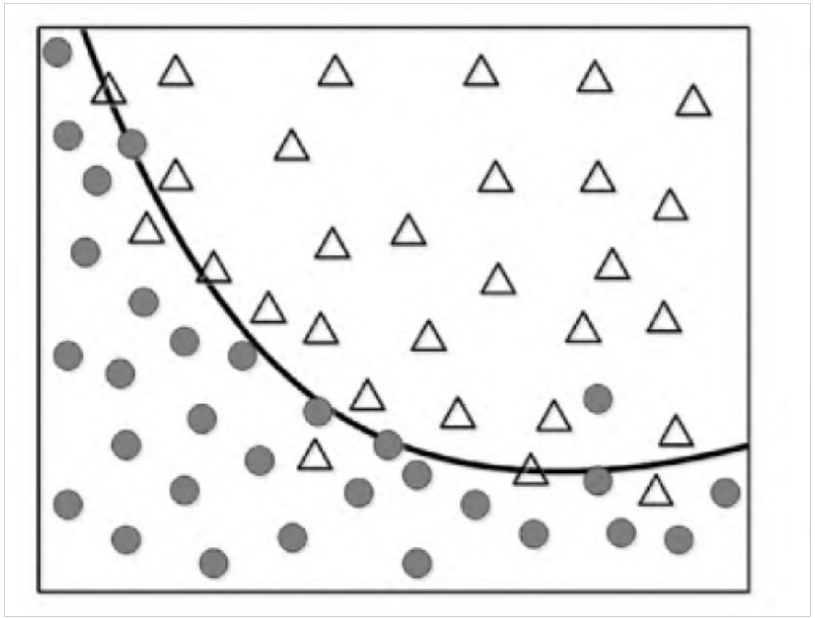


## 3. Классификация формы фигур

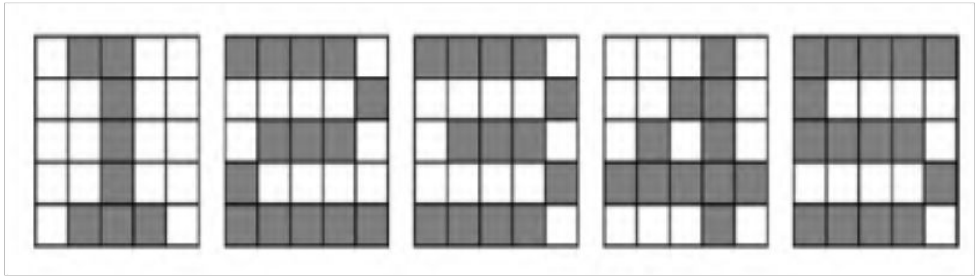



(а) Эталонные формы и (б) типичные искаженные фигуры, использованные для обучения нейронной сети

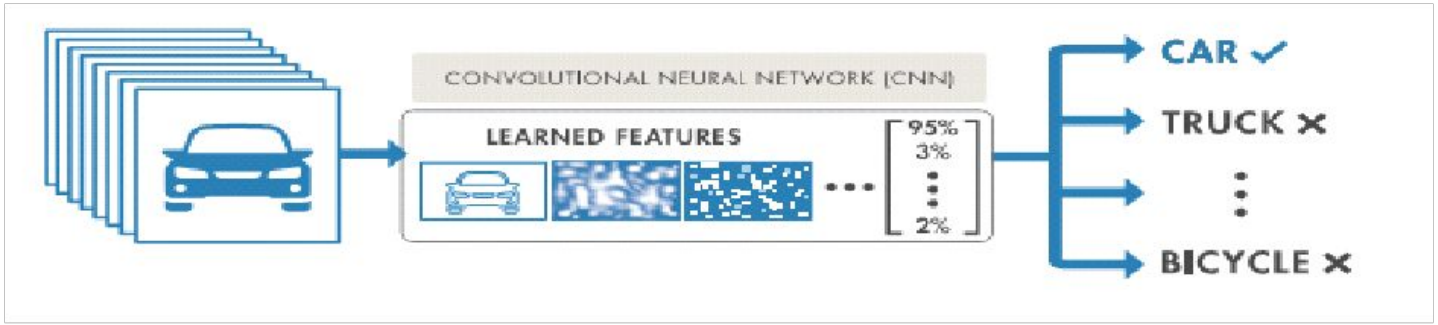
**4. Построение кривой, разделяющей два типа данных**

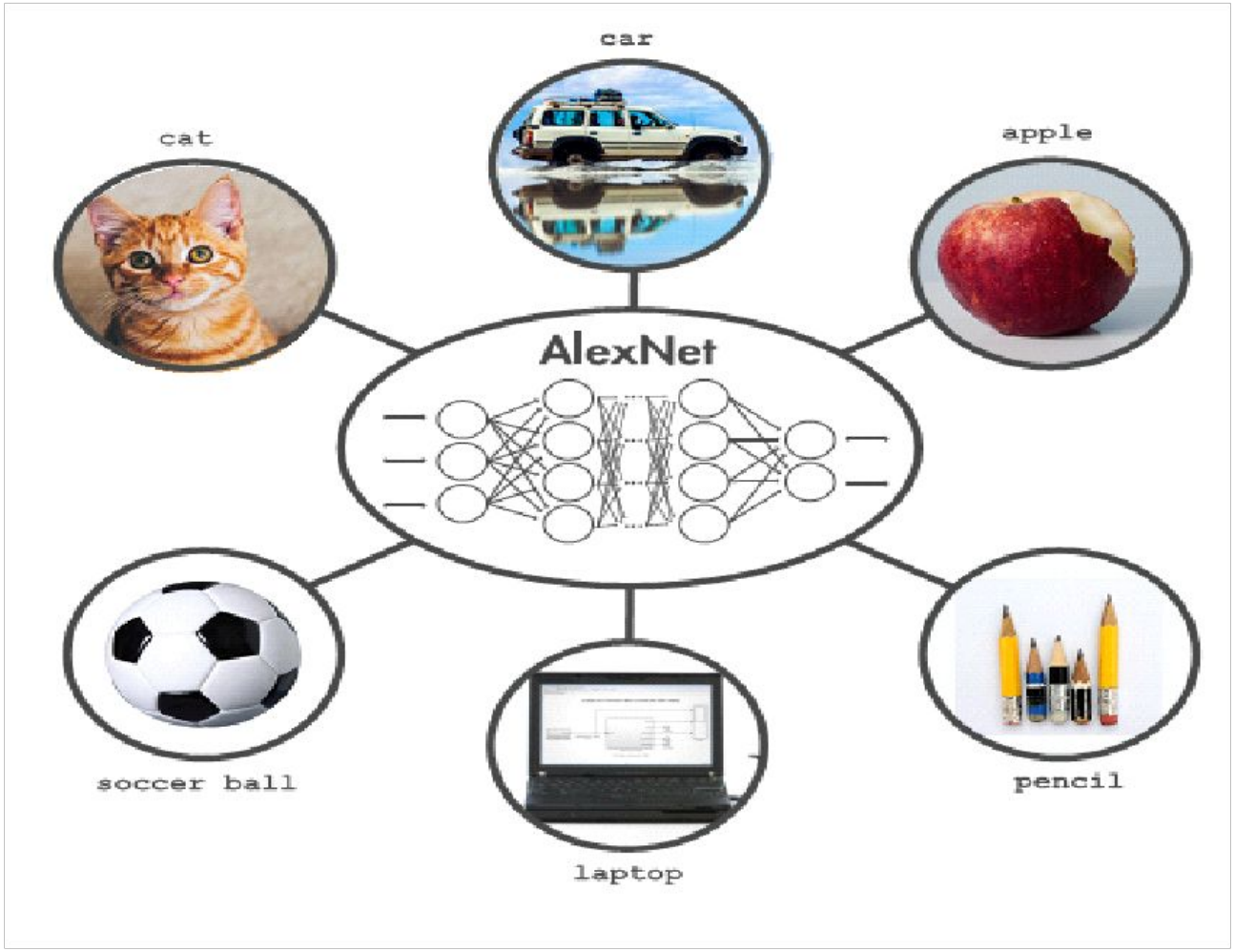


## 5. Распознавание текста



## 6. Классификация объектов



7. **Распознавание рукописного текста.** Имеется некоторое количество отсканированных страниц рукописей и параллельных текстовых файлов с правильно прочитанным содержимым рукописей. Построить алгоритм, читающий рукописный текст с листа.

8. **Распознавание голосовых команд.** Имеется некоторое количество звуковых файлов, содержащих записи произнесения голосовых команд из конечного ассортимента (например, слов “да” и “нет” или цифр для голосового набора номера) и знание, в каком файле какая команда. Построить алгоритм, понимающий голосовые команды.

9. **Распознавание речи.** Имеется некоторое количество звуковых файлов, содержащих записи естественной речи на каком-то языке, и текстовых файлов — их расшифровок. Построить алгоритм, распознающий речь и записывающую ее в виде текста.

**10. Медицинская диагностика.** Имеется некоторое количество историй болезни и приложенных к ним результатов обследований больных. Построить алгоритм, по результатам обследований нового больного ставящий ему диагноз, назначающий лечение и/или прогнозирующий результаты лечения. Или, что более реально, подсказывающий врачу наиболее правдоподобные диагнозы.

**11. Геологическая диагностика.** Про некоторое количество разработанных нефтяных месторождений известны данные их предварительной геологической разведки (например, сейсмограммы) и результаты их эксплуатации. Построить алгоритм, предсказывающий эксплуатационные характеристики, в первую очередь мощность, разведанных, но еще не вскрытых место-рождений.

**12.Экономическое прогнозирование.** Имеются данные о еженедельных объемах продаж нескольких тысяч видов товаров в нескольких сотнях магазинов за несколько лет. Построить алгоритм, предсказывающий спрос на ближайший месяц.

**13. Интеллектуальные системы управления.** Традиционная теория управления (ТУ) имеет много важных приложений. Имеются, тем не менее, задачи, когда эта теория неприменима. Действительно, для того чтобы применить традиционную ТУ необходимо:

1. Знать модель объекта управления и всех других технических устройств, входящих в состав системы.
2. Целевая функция должна быть сформулирована в математических терминах.
3. Уметь решать соответствующую задачу управления.

Если хотя бы одно из этих условий не выполнено, то традиционная ТУ неприменима.

Пример 1. Иногда модели и целевая функция известны, но задача управления не может быть решена из-за ее сложности, требует больших затрат времени или является новой и алгоритм для ее решения не разработан. Например, парковка автомобиля до сих пор не решена с помощью традиционной ТУ.

Пример.2. Иногда модель известна, но неизвестна целевая функция. Например, требуется сделать езду в машине максимально комфортной при отсутствии формализованного объяснения того, что это такое.

Пример 3. В ряде случаев модель может быть неизвестна. Например, управление движением машиной по поверхности неизвестного типа.

Возникает вопрос: если традиционные методы неприменимы, то как можно управлять?

Вместе с тем, простейшие наблюдения за тем как человек в повседневной жизни справляется с решением различных задача управления, показывает следующее:

1. Он не нуждается в каких-либо математических моделях (например, управление автомобилем).

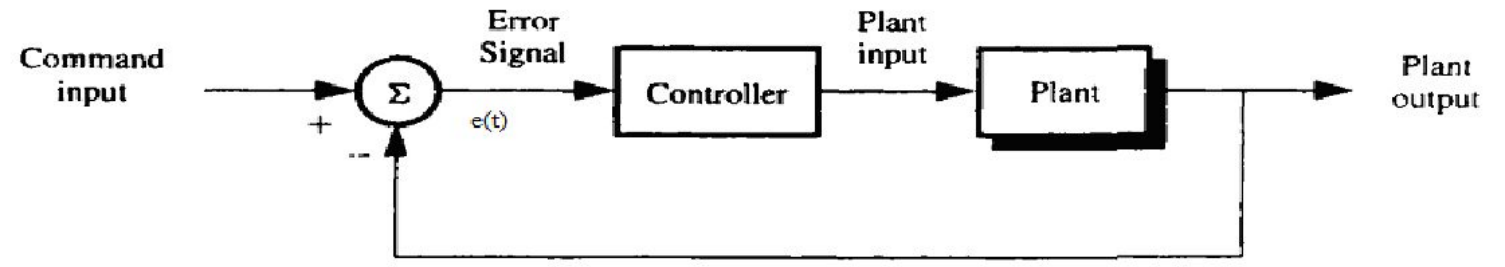
2. Способен применять решения в обстановке неполной и нечеткой информации.

3. Способен обучаться.

**Системы управления с обратной связью**

На рис.1 показана стандартная система, использующая сигналы обратной связи (ОС) для управления объектом.

Задача управления состоит в том, чтобы найти управляющее воздействие вида $u(t) = \phi(e(t))$, обеспечивающее выполнение условия $y(t) = r(t), \ \forall t$, где $y(t)$ - измеряемый выход, $r(t)$ - желаемый выход объекта.




Наиболее известны два типа регуляторов:

1. ПИД (как для линейных, так и для нелинейных объектов)
2. Линейно квадратичный регулятор

$$\dot{x} = Ax + Bu, y = Cx,$$

$$J(u) = 1/2\int [q_1(y(s) - r(s))^2 + q_2 u^2(s)]ds \to \min .$$

**Задачи управления, в которых могут использоваться НС:**

1. Конструирование законов управления.
2. Идентификация ОУ.
3. Распознавание и классификация возможных ситуаций.

## 3. История возникновения нейронных сетей

Понятие «искусственные нейронные сети», оформилось в 1940-х годах в основополагающих работах МакКаллога и Питтса [3], которые показали, что сети, состоящие из искусственных нейронов, способны в принципе вычислить любую арифметическую или логическую функцию.

В 1949 г. Дональд Хебб [13] предположил, что классический условный рефлекс, открытый И. П. Павловым, возникает вследствие способности отдельных нейронов к установлению ассоциаций, и сформулировал соответствующее правдоподобное правило обучения биологических нейронов.

Первое практическое приложение искусственных нейронных сетей относится к концу 1950-х годов и связано с изобретением Розенблаттом перцептрона и соответствующего правила его обучения [18]. Розенблатт и его коллеги построили перцептрон и продемонстрировали его способность к обучению и решению задач классификации. Этот первый успех вызвал волну интереса к исследованию нейронных сетей.

Приблизительно в то же время Видров и Хофф [19] предложили другой обучающий алгоритм для настройки адаптивных линейных нейронных сетей. Обучающий алгоритм Видрова—Хоффа применяется и в наше время.

Однослойные сети Розенблатта и Видрова имеют сходные ограничения, сужающие их область применения, что и было выявлено в книге Минского и Пайперта [4]. После выхода в свет этой книги Розенблатт и Видров разработали многослойные сети, свободные от выявленных недостатков [8,20]. Однако Розенблатту и Видрову не удалось модернизировать свои обучающие алгоритмы так, чтобы эти более сложные сети можно было автоматически настраивать.

Из-за книги Минского и Пайперта многие поверили, что дальнейшие исследования в области нейронных сетей не имеют никакой перспективы. Пессимизм усугублялся и тем, что тогда ещё не было достаточно мощных компьютеров для экспериментирования с нейронными сетями. Приблизительно на десять лет исследования в области нейронных сетей практически заглохли.

Тем не менее, в 1970-х годах разработки нейронных сетей всё же продолжались. В 1972 г. Кохонен и Андерсон [10,15,16] независимо предложили новый тип нейронных сетей, способных функционировать в качестве памяти, обеспечивающей самоорганизующиеся отображения состояний с сохранением топологии сенсорного пространства (карта признаков). В это же время над созданием самоорганизующихся сетей активно работал Гроссберг [11].

К 1980-м годам мощные персональные компьютеры и рабочие станции стали широко доступными. Возникли также новые концепции по структурам нейронных сетей. Всё это привело к заметному всплеску исследований.

Возрождение интереса к нейронным сетям обязано, в основном, двум идеям. Первая из них состояла в применении методов механики для объяснения работы некоторого специального класса рекуррентных сетей. Соответствующие результаты были опубликованы Хопфилдом в 1982 г. [14]. Вторая идея 1980-х годов — это алгоритм обратного распространения для настройки многослойных сетей, который был открыт независимо несколькими различными исследователями. Наиболее популярной по алгоритму обратного
распространения оказалась вышедшая в 1986 г. статья Рюмельхарта и МакКле-ланда [17]. Этот алгоритм позволил преодолеть критические замечания Минского и Пайперта. С тех пор нейронные сети нашли много приложений. Достаточно подробный обзор соответствующих работ можно найти в [6,7,9,12], а также в материалах ежегодных Всероссийских конференций «Нейрокомпьютеры и их применение».

По существу, многослойная нейронная сеть представляет собой вычислительную среду параллельного действия с адаптацией на параметрическом, алгоритмическом и структурном уровне управляемых процессов. Такая среда имеет много потенциальных возможностей. Существующие в настоящее время микро-процессорные средства, вообще говоря, могут реализовать функции нейронных сетей при создании для них соответствующего программного обеспечения. Однако более перспективным представляется применение нейрочипов, архитектура которых специально ориентирована на выполнение нейросетевых операций. Число приложений нейронных сетей, денежные инвестиции в их разработку, глубина и широта интереса к таким устройствам растут очень быстро. Информацию о технической реализации нейронных сетей можно найти, например, в [1].

Многие задачи, для решения которых используются нейронные сети, могут рассматриваться как частные случаи следующих основных проблем: классификация объектов, аппроксимация функции по конечному набору её значений, оптимизация, построение отношений на множестве объектов, смысловой поиск информации и ассоциативная память, фильтрация, сжатие информации, управление динамическими системами, нейросетевая реализация алгоритмов вычислительной математики.

Литература

[1] Галушкин А. И. Нейрокомпьютеры. Кн. 3: Учеб. пособие для вузов / Общ. ред. А. И. Галушкина.—М: ИПРЖР, 2000.

[2] Горбань А. Н., Россиев Д. А. Нейронные сети на персональном компьютере.— Новосибирск: Наука; Сибирская издательская фирма РАН, 1996.

[3] МакКаллок У. С., Питтс В. Логическое исчисление идей, относящихся к нервной активности // Нейрокомпьютер.—1992.—№ 3, 4.— С. 40—53.

[4] Минский М., Пайперт С. Персептроны.—М.: Мир, 1971.

[5] Нейрокомпьютеры в системах обработки сигналов. Кн. 9 / Под ред. Ю. В. Гуляева, А. И. Галушкина.—М.: Радиотехника, 2003.

[6] Нейронные сети: история развития теории. Кн. 5: Учеб. пособие для вузов / Под общей ред. А. И. Галушкина, Я. З. Цыпкина.—М: ИПРЖР, 2001.

[7] Омату С., Халид М., ЮсофР. Нейроуправление и его приложения / Под ред. А. И. Галушкина, В. А. Птичкина.—М.: ИПРЖР, 2000.

[8] Розенблатт Ф. Принципы нейродинамики. Перцептрон и теория механизмов моз-га.— М.: Мир, 1965.

[9] Терехов В. А., Ефимов Д. В., Тюкин И. Ю. Нейросетевые системы управления. Кн. 8: Учеб. пособие для вузов / Общ. ред. А. И. Галушкина.—М: ИПРЖР, 2002.

[10] Anderson J. A. A simple neural network generating an interactive memory // Math. Biosci.—1972.—Vol. 14.—P. 197—220.

[11] Grossberg S. Adaptive pattern classification and universal recoding. I. Parallel development and coding of neural feature detectors // Biol. Cybernet.—1976.—Vol. 23.— P. 121—134.

[12] Hagan M. T., Demuth H. B., Beal M. H. Neural Network Design.—Boston: PWS, 1995.

[13] Hebb D. O. The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory.—New York: Wiley, 1949.