

## **НЕЙРОННЫЕ СЕТИ В ОБУЧЕНИИ**

Г.З. Очирова

Современное образование на протяжении многих лет оставалось неизменным на фоне стремительных изменений в других сферах деятельности современного общества, можно сказать, что эволюция образования отстает от эволюции общества.

Одним из способов решения возникших проблем, является вовлечение в образовательный процесс различных технических средств, обучающих систем, использование Internet-обучения.

Разработка обучающих систем в настоящее время чрезвычайно популярный и интенсивно развивающийся вид научной деятельности, из-за возобновившегося интереса к использованию на практике технологий искусственного интеллекта, а также бурное развитие Internet-технологий, предоставившее разработчикам обучающих систем новые мощные средства разработки, которых не существовало ранее. Такая популярность этой области научных исследований привела к тому, что в настоящее время существует большое количество научных трудов по данной теме, разработаны десятки обучающих систем, большая часть из которых являются, по сути, гипертекстовыми документами и не могут претендовать на то, чтобы называться полноценными обучающими системами.

В настоящее время существует множество систем для создания обучающих структур, среди которых прочное место занимают искусственные нейронные сети, они же коннекционистские или связевые системы.

Под нейронными сетями подразумеваются вычислительные структуры, которые моделируют простые биологические процессы, обычно ассоциируемые с процессами человеческого мозга. Адаптируемые и обучаемые, они представляют собой распараллеленные системы, способные к обучению путем анализа положительных и отрицательных воздействий. Элементарным преобразователем в данных сетях является искусственный нейрон, формальный нейрон или просто нейрон, названный так по аналогии с биологическим прототипом.

Термин «нейронные сети» сформировался в 40-х годах XX века в среде исследователей, изучавших принципы организации и функционирования биологических нейронных сетей. Основные результаты, полученные в этой области, связаны с именами американских исследователей У.Маккалоха, Д.Хебба, Ф.Розенблатта, М. Минского, Дж. Хопфилда и др.

Интерес к нейронным сетям то возрастал, то угасал. В настоящее время отмечается взрыв интереса к обучаемым нейронным сетям.

Нейронная сеть состоит из формальных нейронов (рис.1)

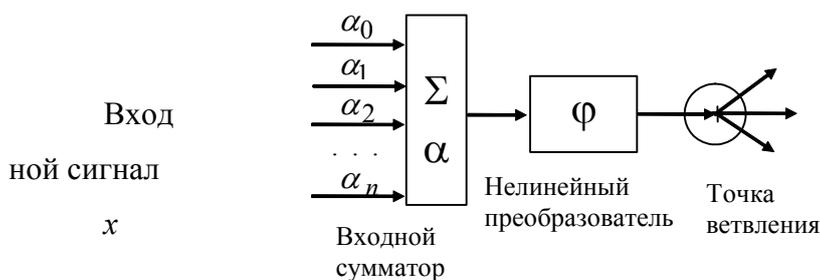


Рис. 1. Формальный нейрон

Адаптивный сумматор вычисляет скалярное произведение вектора входного сигнала  $x$  на вектор параметров  $\alpha$ . Адаптивным называем его из-за наличия вектора настраиваемых параметров  $\alpha$  (вектор синаптических весов нейрона).

Нелинейный преобразователь сигнала – получает скалярный входной сигнал  $x$  и переводит его в  $\varphi(x)$ .

Точка ветвления служит для рассылки одного сигнала по нескольким адресам.

Линейная связь - синапс - отдельно от сумматоров не встречается. Он умножает входной сигнал  $x$  на «вес синапса»  $\alpha$ .

Уже сейчас искусственные нейронные сети применяются для решения очень многих задач:

**Классификация образов** Задача состоит в указании принадлежности входного образа (например, речевого сигнала или рукописного символа), представленного вектором признаков, одному или нескольким предварительно определенным классам. К известным приложениям относятся распознавание букв, распознавание речи, классификация сигнала электрокардиограммы, классификация клеток крови.

**Кластеризация/категоризация (без учителя).** При решении задачи кластеризации, которая известна также как классификация образов «без учителя», отсутствует обучающая выборка с метками классов. Алгоритм кластеризации основан на подобию образов и размещает близкие образы в один кластер. Известны случаи применения кластеризации для извлечения знаний, сжатия данных и исследования свойств данных.

**Аппроксимация функций.** Предположим, что имеется обучающая выборка  $((x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N))$  (пары данных вход-выход), которая генерируется неизвестной функцией  $F(x)$ , искаженной шумом. Задача аппроксимации состоит в нахождении оценки неизвестной функции  $F(x)$ . Аппроксимация функций необходима при решении многочисленных инженерных и научных задач моделирования.

**Предсказание/прогноз.** Пусть заданы  $k$  дискретных отсчетов  $\{y(t_1), y(t_2), \dots, y(t_k)\}$  в последовательные моменты времени  $t_1, t_2, \dots, t_k$ - Задача состоит в предсказании значения

$u(t_{k+1})$  в некоторый будущий момент времени  $t_{k+1}$ . Предсказание/прогноз имеет значительное влияние на принятие решений в бизнесе, науке и технике. Предсказание цен на фондовой бирже и прогноз погоды являются типичными приложениями техники предсказания/прогноза.

Оптимизация. Многочисленные проблемы в математике, статистике, технике, науке, медицине и экономике могут рассматриваться как проблемы оптимизации. Задачей алгоритма оптимизации является нахождение такого решения, которое удовлетворяет системе ограничений и максимизирует или минимизирует целевую функцию. Известная задача коммивояжера является классическим примером задачи оптимизации.

Память, адресуемая по содержанию. В модели вычислений фон Неймана обращение к памяти доступно только посредством адреса, который не зависит от содержания памяти. Более того, если допущена ошибка в вычислении адреса, то может быть найдена совершенно иная информация. Ассоциативная память, или память, адресуемая по содержанию, доступна по указанию заданного содержания. Содержимое памяти может быть вызвано даже по частичному входу или искаженному содержанию. Ассоциативная память чрезвычайно желательна при создании мультимедийных информационных баз данных.

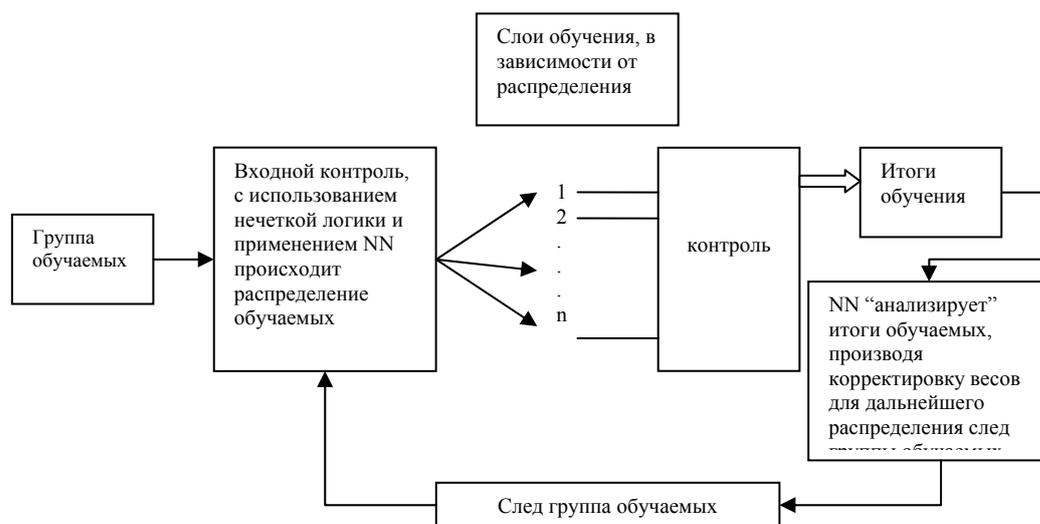
Управление. Рассмотрим динамическую систему, заданную совокупностью  $\{u(t), y(t)\}$ , где  $u(t)$  является входным управляющим воздействием, а  $y(t)$  — выходом системы в момент времени  $t$ . В системах управления с эталонной моделью целью управления является расчет такого входного воздействия  $u(t)$ , при котором система следует по желаемой траектории, диктуемой эталонной моделью. Примером является оптимальное управление двигателем.

Задачи, связанные с распознаванием образов, могут быть применены при построении эталонной модели обучаемого, удовлетворяющей квалификационным требованиям, оценке текущего состояния (портрета) обучаемого в пространстве признаков, максимально отражающих все аспекты его деятельности, оперативном мониторинге динамики портрета обучаемого, принятии необходимых управленческих решений с целью оптимизации учебно-образовательного процесса. Задачу классификации с управляемым обучением сети можно интерпретировать как проблему распознавания текущего состояния обучаемого, основанного на сопоставлении предъявляемого сети образа обучаемого с контрольным целевым образцом и отображения входного образа в целевой выходной образец, что дает информацию сети о том, к какому классу следует научиться относить входной образец. Кластеризация образов с обучением сети без управления (самообучение), основанная на группировании данных с использованием

конкуренции, позволяет выделять группы (кластеры) обучаемых и анализировать качество образовательного процесса на различных уровнях.

На сегодняшний день не существует универсальной методики обучения, поэтому преподаватель выбирает наиболее приемлемый способ обучения, исходя из собственного опыта, что не всегда бывает оптимально. В качестве критерия эффективности мы рассматриваем глубину освоения предмета обучаемым, полноту и прочность усвоенных им знаний, уровень изучения теоретического материала и приобретения практических навыков.

Для решения данной задачи, мы предполагаем создать систему, которая бы разделяла группу обучаемых на подгруппы, в зависимости от результатов входного тестирования. После чего, каждой из подгрупп система предлагала некоторую эффективную методику обучения, направляя на соответствующий слой обучения. По окончании курса, группе предлагается пройти выходной контроль, «анализируя» результаты которого, система, произведя корректировку весов распределения для входного тестирования. Следующую группу обучаемых распределяла на подгруппы уже в соответствии с новыми весами.



В проектировании данной системы необходимо разработать систему входного тестирования, выбрать архитектуру и топологию сети, алгоритм обучения сети, функцию активации нейронов (например «сигмоида»). Остановимся более подробно на архитектуре и алгоритме обучения.

Способность к обучению является фундаментальным свойством мозга. В контексте ИНС процесс обучения может рассматриваться как настройка архитектуры сети и весов связей для эффективного выполнения специальной задачи. Обычно нейронная сеть должна настроить веса связей по имеющейся обучающей выборке. Функционирование сети улучшается по мере итеративной настройки весовых коэффициентов. Свойство сети

обучаться на примерах делает их более привлекательными по сравнению с системами, которые следуют определенной системе правил функционирования, сформулированной экспертами.

Существуют три парадигмы обучения: "с учителем", "без учителя" (самообучение) и смешанная. В первом случае нейронная сеть располагает правильными ответами (выходами сети) на каждый входной пример. Веса настраиваются так, чтобы сеть производила ответы как можно более близкие к известным правильным ответам. Обучение без учителя не требует знания правильных ответов на каждый пример обучающей выборки. В этом случае раскрывается внутренняя структура данных или корреляции между образцами в системе данных, что позволяет распределить образцы по категориям. При смешанном обучении часть весов определяется посредством обучения с учителем, в то время как остальная получается с помощью самообучения.

Известны 4 основных типа правил обучения: коррекция по ошибке, машина Больцмана, правило Хебба и обучение методом соревнования.

Правило коррекции по ошибке. При обучении с учителем для каждого входного примера задан желаемый выход  $d$ . Реальный выход сети  $y$  может не совпадать с желаемым. Принцип коррекции по ошибке при обучении состоит в использовании сигнала  $(d-y)$  для модификации весов, обеспечивающей постепенное уменьшение ошибки. Обучение имеет место только в случае, когда персептрон ошибается.

Обучение Больцмана. Целью обучения Больцмана является такая настройка весовых коэффициентов, при которой состояния видимых нейронов удовлетворяют желаемому распределению вероятностей. Обучение Больцмана может рассматриваться как специальный случай коррекции по ошибке, в котором под ошибкой понимается расхождение корреляций состояний в двух режимах.

Правило Хебба. Самым старым обучающим правилом является постулат обучения Хебба. Хебб опирался на следующие нейрофизиологические наблюдения: если нейроны с обеих сторон синапса активизируются одновременно и регулярно, то сила синаптической связи возрастает. Важной особенностью этого правила является то, что изменение синаптического веса зависит только от активности нейронов, которые связаны данным синапсом.

Обучение методом соревнования. В отличие от обучения Хебба, в котором множество выходных нейронов могут возбуждаться одновременно, при соревновательном обучении выходные нейроны соревнуются между собой за активизацию. Это явление известно, как правило, "победитель берет все". Подобное обучение имеет место в биологических нейронных сетях.

В таблице 1 представлена возможная архитектура и связанный с ней тип обучающего правила для задачи классификации.

Таблица 1

Парадигма	Обучающее правило	Архитектура
С учителем	Коррекция ошибки	Однослойный и многослойный перцептрон
	Больцман	Рекуррентная
	Хебб	Многослойная прямого распространения
	Соревнование	Сеть ART
Смешанная	Коррекция ошибки и соревнование	Сеть RBF

Архитектуру многослойной сети прямого распространения можно применить и в нашем случае, принимая во внимание тот факт, что она наиболее приемлема для задач классификации. Однослойная сеть не подходит, т.к. Минский доказал, что простейшие однослойные нейронные сети способны решать только линейно разделимые задачи, а это ограничение преодолимо при использовании многослойных нейронных сетей.

Искусственные нейронные сети применяются для классификации информации в случае ограниченных, неполных и нелинейных источников данных. Нейросетевые технологии отличаются универсальностью, одна и та же программа обеспечивает возможность работы в разных областях знаний. Такие системы не нуждаются в перепрограммировании при изменении состава обучающей базы. Важность данной особенности нейронных сетей трудно переоценить в свете постоянно увеличивающегося объема информации. Все перечисленное позволяет говорить о том, что внедрение нейросетевых технологий в процесс обработки и интерпретации информации является важным и перспективным направлением.

#### Список использованной литературы

1. Anil K. Jain, Jianchang Mao, K.M. Mohiuddin Artificial Neural Networks: A Tutorial, Computer, Vol.29, No.3, March/1996, pp. 31-44.
2. Minsky M., and Papert S., 1969. Perceptrons. Cambridge, MA: MIT Press. (Русский перевод: Минский М. Л., Пейперт С. Перцептроны. –М. Мир. – 1971.
3. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей/ Р. Калан- М., 2001. - 287 с.
4. Кольцов Ю. В. Добровольская Н. Ю. Нейросетевые модели в адаптивном компьютерном обучении - // Educational Technology & Society.- 2002. - 5(2). - pp.213-216.
5. Круглов В.В. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети: Учеб. пособие / Круглов В.В., Дли М.И., Голунов Р.Ю. - М.: Физматлит, 2001. - 224 с.
6. Нейроинформатика / А.Н.Горбань, В.Л.Дунин-Барковский, А.Н.Кирдин и др. - Новосибирск: Наука. Сибирское предприятие РАН, 1998. - 296с.
7. Нейрокомпьютер. Проект стандарта. / Е.М.Миркес – Новосибирск: Наука, Сибирская издательская фирма РАН, 1998.
8. Обухова М.Ю., Голицына И.Н. Учебно-методический комплекс по информатике: опыт разработки и использования - // Educational Technology & Society. – 2002. - 4(4). - pp. 205-209.

9. Руанет В.В., Хетагурова А.К. Нейросетевые технологии как средство организации образовательного процесса - // Educational Technology & Society. -2005. - 8(4). - pp. 296-317.
10. С.А.Субботин Нейрокибернетика в СССР-СНГ: аналитический обзор изобретений и патентов,2002.
11. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника / Ф. Уоссермен - М.: Мир, 1992.