

В. С. РОСТОВЦЕВ

ИСКУССТВЕННЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ

У ч е б н и к

Издание второе, стереотипное



САНКТ-ПЕТЕРБУРГ
МОСКВА
КРАСНОДАР
2021

УДК 004.7
ББК 32.973я73

Р 78 Ростовцев В. С. Искусственные нейронные сети : учебник
для вузов / В. С. Ростовцев. — 2-е изд., стер. — Санкт-Петербург : Лань, 2021. — 216 с. : ил. — Текст : непосредственный.

ISBN 978-5-8114-7462-2

В учебнике приведены основные теоретические и практические сведения по разработке, обучению и применению искусственных нейронных сетей с использованием среды MatLab.

Учебник предназначен для студентов магистратуры направления «Информатика и вычислительная техника» и может быть полезен студентам других специальностей при изучении нейросетевых технологий, а также для слушателей курсов повышения квалификации и профессиональной переподготовки.

УДК 004.7
ББК 32.973я73

Обложка
Е. А. ВЛАСОВА

© Издательство «Лань», 2021
© В. С. Ростовцев, 2021
© Издательство «Лань»,
художественное оформление, 2021

Обучение по этому весу будет очень медленным, ведь изменение веса пропорционально производной. Выходной сигнал нейрона будет мало зависеть не только от веса, но и от входного сигнала x данного нейрона, а производная по x участвует в обратном распространении ошибки. Следовательно, предшествующие нейроны тоже будут обучаться медленно. Такое замедление обучения называется параличом сети.

Локальные минимумы. Как и любой градиентный алгоритм обучения, метод обратного распространения «застревает» в локальных минимумах функции ошибки, так как градиент вблизи локального минимума стремится к нулю. Шаг в алгоритме обратного распространения выбирается не оптимально. Точный одномерный поиск дает более высокую скорость сходимости [1, 6, 7, 10].

В дальнейшем нам встретится множество конкретных методов обучения сетей с разными конфигурациями межнейронных связей. Чтобы не потерять за деревьями леса, полезно заранее ознакомиться с базовыми нейроархитектурами.

1.4. Классификация нейронных сетей

К настоящему времени разработано несколько типов нейросетей, используемых для решения практических задач обработки данных.

Нейронные сети различают по архитектуре (рис. 1.4) на неполносвязные, полносвязные, со случайными и регулярными связями, с симметричными и несимметричными связями [1, 3, 6, 7, 10].

Неполносвязные нейронные сети описываются неполносвязным ориентированным графом и разделяются на однослойные и многослойные (слоистые) с прямыми, перекрестными и обратными связями.

К неполносвязным относятся неокогнитрон Фукушимы², сверточные нейронные сети и другие, не указанные в классификации на рисунке 1.4.

Неокогнитрон состоит из нейронных слоев, каждый из которых состоит из массива плоскостей. Элемент массива включает две плоскости нейронов. Первая плоскость состоит из простых нейронов, которые получают сигналы от предыдущего слоя и выделяют определенные образы. Эти образы далее обрабатываются сложными нейронами второй плоскости, задача которых — сделать выделенные образы менее зависимыми от их положения. По мере распространения информации от слоя к слою картинка нейронной активности становится менее чувствительной к ориентации и расположению образа. Нейроны выходного слоя выполняют окончательное инвариантное распознавание предъявленного нейронной сети образа.

*Свёрточная нейронная сеть*³ (англ. convolutional neural network, CNN) — специальная архитектура искусственных нейронных сетей, предложенная Яном

² Лекция 14: Неокогнитрон [Электронный ресурс] // Интуит: Национальный открытый университет. Режим доступа: <http://www.intuit.ru/studies/courses/88/88/lecture/20553>.

³ Свёрточная нейронная сеть [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%A1%D0%B2%D1%91%D1%80%D1%82%D0%BE%D1%87%D0%BD%D0%B0%D1%8F_%D0%BD%D0%B5%D0%B9%D1%80%D0%BE%D0%BD%D0%BD%D0%B0%D1%8F_%D1%81%D0%B5%D1%82%D1%8C.%BD%D0%B0%D1%8F_%D1%81%D0%B5%D1%82%D1%8C%D0%A1%D1%81%D1%8B%D0%BB%D0%BA%D0%B8.

Лекуном в 1988 г. и нацеленная на эффективное распознавание изображений, входит в состав технологий глубокого обучения (*англ.* deep learning). Использует некоторые особенности зрительной коры, в которой были открыты так называемые простые клетки, реагирующие на прямые линии под разными углами, и сложные клетки, реакция которых связана с активацией определенного набора простых клеток. Таким образом, идея свёрточных нейронных сетей заключается в чередовании свёрточных слоев (*англ.* convolution layers) и субдискретизирующих слоев (*англ.* subsampling layers или *англ.* pooling layers, слоев подвыборки). Архитектура сети — однонаправленная (без обратных связей), принципиально многослойная. Для обучения используются стандартные методы, чаще всего метод обратного распространения ошибки.

Название архитектура сети получила из-за наличия операции *свёртки*, суть которой в том, что каждый фрагмент изображения умножается на матрицу (ядро) свёртки поэлементно, а результат суммируется и записывается в аналогичную позицию выходного изображения.

В полносвязных нейронных сетях каждый нейрон передает свой выходной сигнал остальным нейронам, в том числе и самому себе. Все входные сигналы подаются всем нейронам. Выходными сигналами сети могут быть все или некоторые выходные сигналы нейронов после нескольких тактов функционирования сети [10].

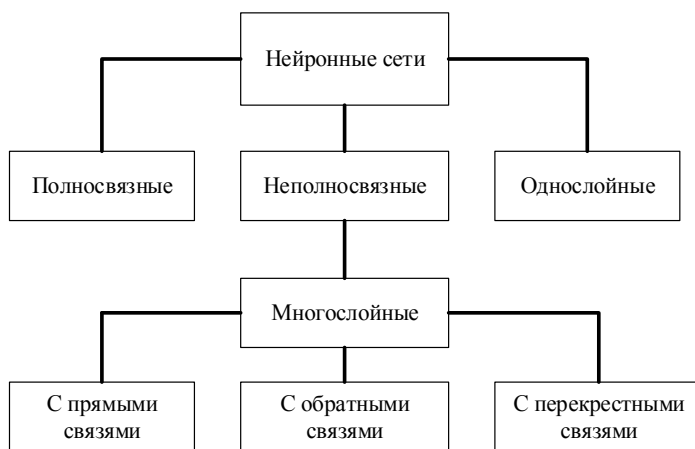


Рис. 1.4

Классификация искусственных нейронных сетей

Наиболее популярным среди многослойных нейронных сетей является многослойный персептрон.

Нейронные сети прямого распространения являются статическими, а рекуррентные сети — динамическими в силу обратных связей, так как в них модифицируются входные сигналы, которые приводят к изменению состояния сети.

На рисунке 1.5 изображены модели: *а* — полносвязной сети; *б* — многослойной сети с прямыми связями; *в* — слабосвязной сети.

В многослойных нейронных сетях нейроны объединяются в слои. Слой содержит совокупность нейронов с едиными входными сигналами. Число ней-

ронов в слое может быть любым и не зависит от количества нейронов в других слоях.

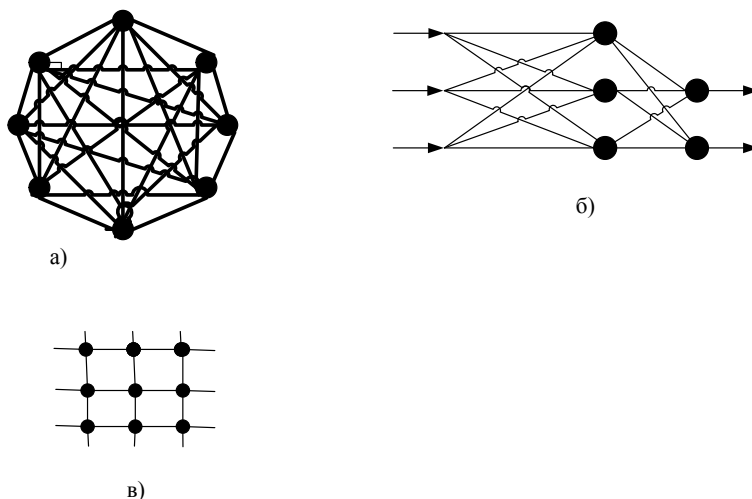


Рис. 1.5

Классификация нейронных сетей по типу связей:

a — полносвязная сеть; *б* — многослойная сеть с прямыми связями; *в* — слабосвязная сеть.

В сетях с обратными связями информация с последующих слоев передается на предыдущие слои.

По способу подачи информации на входы нейронные сети разделяют на сети с подачей сигналов на синапсы входных нейронов; с подачей сигналов на выходы входных нейронов; с подачей сигналов в виде весов синапсов входных нейронов.

По способу съема информации с выходов нейронные сети разделяют на сети со съемом сигналов с выходов выходных нейронов; со съемом сигналов с синапсов выходных нейронов; со съемом сигналов в виде весов синапсов выходных нейронов.

Нейронные сети классифицируются также по виду функций активации, которые могут быть разрывными, ступенчатыми и непрерывными. Выбор функции активации зависит от характера решаемой задачи.

В последнее время большое распространение получили так называемые радиальные сети, у которых функция активации позволяет определять близость исследуемого образа (точки пространства) к группе других точек, объединенных в кластер. В простейшем случае мера близости равна расстоянию от центра масс выделенного кластера⁴.

Нейронные сети классифицируются по характеру входных и выходных сигналов (информации, циркулирующей между узлами).

Преимущества и недостатки архитектур нейронных сетей без обратных связей и с обратными связями приведены в таблице 1.1.

⁴ Терехов С. А. Лекции по теории и приложениям искусственных нейронных сетей [Электронный ресурс] // Лаборатория Искусственных Нейронных Сетей НТО-2, ВНИИТФ, Снежинск. Режим доступа: http://alife.narod.ru/lectures/neural/Neu_ch05.htm.

Классификация по типу связей и типу обучения (Encoding — Decoding) представлена в таблицах 1.2 и 1.3.

Таблица 1.1

Сравнение архитектур нейронных сетей

Сравнение нейронных сетей	Многослойные нейронные сети без обратных связей	Многослойные нейронные сети с обратными связями
Преимущества	Простота реализации. Гарантированное получение ответа после прохождения данных по слоям	Минимизация размеров сети по сравнению с сетями без обратных связей. Нейроны многократно участвуют в обработке данных. Меньший объем сети облегчает процесс обучения и упрощает архитектурные затраты на реализацию сети
Недостатки	Требуется большее число нейронов для алгоритмов одного и того же уровня сложности. Следствие — временные затраты и сложность обучения	Требуется специальные условия, гарантирующие сходимость вычислений

Таблица 1.2

Классификация по типу связей и типу обучения

Тип связей	Принцип обучения нейронной сети	
	с учителем	без учителя
Без обратных связей	Многослойные персептроны (аппроксимация функций, классификация). Возможность применения генетических алгоритмов и алгоритмов «с подкреплением»	Соревновательные сети, карты Кохонена (сжатие данных, выделение признаков)
С обратными связями	Рекуррентные аппроксиматоры (предсказание временных рядов, обучение в режиме on-line)	Сеть Хопфилда (ассоциативная память, кластеризация данных, оптимизация)

Таблица 1.3

Классификация по типу обучения и архитектуре

Парадигмы	Обучающее правило	Архитектура	Алгоритм обучения	Задача
С учителем	Коррекция ошибки	Однослойный и многослойный персептрон	Алгоритм обучения персептрона. Обратное распространение Adaline, Madaline	Классификация образов, аппроксимация функций, предсказание, управление
	Больцман	Рекуррентная	Алгоритм обучения Больцмана	Классификация образов
	Хебб	Многослойная сеть с прямым распространением сигналов	Линейный дискриминантный анализ	Анализ данных, классификация образов

Пара- дигмы	Обучающее правило	Архитектура	Алгоритм обучения	Задача
С учи- телем	Соревнование	Соревнование	Векторное квантование	Категоризация внут- ри класса, сжатие данных
		Сеть ART	ARTMap	Классификация об- разов
Без учи- теля	Коррекция ошибки	Многослойная сеть с прямым распро- странением сигнала	Проекция Саммона	Категоризация внут- ри класса, анализ данных
	Хебб	Сеть прямого рас- пространения	Анализ глав- ных компонент	
		Хопфилда	Обучение ас- социативной памяти	Ассоциативная па- мять
	Соревнование	Соревнование	Векторное квантование	Категоризация, сжа- тие данных
		SOM Кохонена	SOM Кохонена	Категоризация, ана- лиз данных
		Сеть ART	ART1, ART2	Категоризация
Сме- шанная	Коррекция ошибки и сорев- нование	Сеть RBF	Алгоритмы обучения RBF	Классификация об- разов, аппроксима- ция функций, пред- сказание, управле- ние

1.5. История развития нейрокомпьютерных вычислений

Первые работы по формальному анализу математических моделей нейронных сетей относятся к 1943 г., имеется в виду работа Мак-Каллока и Вальтера Питтса «Логическое исчисление идей, относящихся к нервной активности» (Mc Culloch V. S., Pitts W. H. A logical calculus of ideas immanent in nervous activity // Bull. Math. Biophysics. 1943. V. 2. P. 548–558). На русский язык эта работа была переведена в 1956 г.

Авторы предложили простейшую модель работы нейрона, структура этой модели сохранилась и по сей день. Ее усовершенствование шло за счет усложнения функций активации, способов объединения нейронов в нейронные сети и динамики их работы, развития методов обучения нейронных сетей.

Фундаментальный анализ математической модели нейронной сети был проведен известнейшим специалистом в области математической логики С. К. Клини в работе «Представление событий в нервных сетях и конечных автоматах» (Труды корпорации RAND, 1951 г.).

Следующим важным шагом в развитии идей нейрокомпьютинга следует считать модель персептрона Розенблатта, которая была предложена в 1962 г. для решения некоторых задач распознавания образов (Розенблатт Ф. Принципы нейродинамики. М., 1965).

Модель персептрона Розенблатта была подвергнута всестороннему математическому анализу в работе М. Минского и С. Пейперта («Персептроны». М., 1971), которые доказали невозможность использования персептрона для решения некоторых простых задач распознавания геометрических объектов, в частности невозможность распознать геометрически подобные образы.

В ответ на это были предложены усовершенствованные варианты нейросетей, которые снимали ряд ограничений персептрона и расширяли круг решаемых задач. Но одновременно было установлено, что мощности, существовавшей в тот период вычислительной техники, явно недостаточно для решения многих реальных задач распознавания и классификации. Электроника того времени не позволяла также создать приемлемый по быстродействию и стоимости нейрокомпьютер⁵.

Попытки моделирования нейросетей электрическими схемами были приняты в начале 1950-х гг. После этого остался только один шаг в направлении использования электронных моделей в качестве приборов для решения математических задач, не имевших прямого отношения к анализу работы мозга, т. е. в качестве счетно-решающих устройств. Этому шагу предшествовали многочисленные теоретические исследования принципиальных возможностей нейросетей (НС) по обработке данных. Исследовались также классы задач, которые могли бы быть решены с использованием нейросетевого подхода.

Сложность и необычность этих исследований заключалась в том, что нейросети по своей сути являются устройствами сугубо параллельного действия, в которых все узлы (нейроны) работают одновременно и одновременно обмениваются информацией между собой. Строго формализовать процессы, происходящие в нейронных сетях, оказалось не столь простым делом. При этом цель адекватного отражения процессов, которые происходят в биологической нейронной сети головного мозга, в исследованиях по созданию вычислительных устройств нейросетевого типа была отодвинута на второй план или полностью игнорировалась. Главной целью становится максимальное использование параллелизма в обработке данных в нейроподобных электронных системах. Во имя достижения этой цели изобретаются модели сетей различной топологии, с различными способами формирования порога возбудимости, различными способами синхронизации.

Замечательным свойством нейроподобных вычислительных систем является их способность к обучению и самообучению.

В обычных универсальных вычислительных машинах в качестве параметров для управления аппаратурой компьютера, решающего те или иные задачи, выступает код программы, реализующий алгоритм. Алгоритм задается человеком, специалистом в конкретной области знаний. Процесс настройки компьютера сводится к составлению программы, ее отладке, к подгонке параметров программы с целью достижения правильной ее работы. В процессе обучения происходит автоматическая настройка параметров нейросети, ее весовых коэффициен-

⁵ Обзор Кузнецова А. В. Нейрокомпьютинг: история, состояние, перспективы [Электронный ресурс]. Режим доступа: www.uran.donets.ua.

тов. При этом не задается перечень тех арифметических и логических операций, которые будут выполняться в сети в процессе решения задачи, как это делается при обычном программировании. Обучение, как правило, производится с использованием известных результатов решения аналогичных задач.

Реальные задачи требовали для своего решения построения нейросетей, содержащих тысячи узлов — нейронов, и многие тысячи связей между ними. Процесс обучения требовал настройки нескольких тысяч весовых коэффициентов. Средствами существовавшей в то время вычислительной техники сделать это было практически невозможно. Интерес к использованию нейросетевых вычислений упал. Последовало сокращение инвестиций в это направление исследований.

Эти обстоятельства затормозили развитие идей нейровычислений до той поры, пока не появилась вычислительная техника 1980-х гг., основанная на использовании больших интегральных схем и микропроцессоров.

К этому следует добавить, что в 1970–1980 гг. начался бурный расцвет экспертных систем, также способных решать некоторые плохо формализуемые задачи. На экспертные системы возлагались очень большие надежды, что также повлияло на ослабление интереса к работам в области нейронных сетей.

1.6. Области применения искусственных нейронных сетей

Нейросети пригодны для решения широкого круга задач, связанных с обработкой образов. Вот список типичных постановок задач для нейросетей [1, 3, 5–8, 10–17]:

- аппроксимация функций по набору точек (регрессия);
- классификация данных по заданному набору классов;
- кластеризация данных с выявлением заранее неизвестных классов-прототипов;
- сжатие информации;
- восстановление утраченных данных;
- ассоциативная память;
- оптимизация, оптимальное управление.

Этот список можно было бы продолжить и дальше. Заметим, однако, что между всеми этими внешне различными постановками задач существует глубокое родство. За ними просматривается некий единый прототип, позволяющий при известной доле воображения сводить их друг к другу.

Рассмотрим, например, задачу *аппроксимации* функции по набору точек. Это типичный пример некорректной задачи, т. е. задачи, не имеющей единственного решения. Чтобы добиться единственности, такие задачи надо *регуляризовать* — дополнить требованием минимизации некоторого регуляризирующего функционала. Минимизация такого функционала и является целью обучения нейронной сети. Задачи *оптимизации* также сводятся к минимизации целевых функций при заданном наборе ограничений. С другой стороны, *классификация* — это не что иное, как аппроксимация функции с дискретными значениями

(идентификаторами классов), хотя ее можно рассматривать и как частный случай заполнения пропусков в базах данных, в данном случае — в колонке идентификаторов класса. Задача *восстановления* утраченных данных, в свою очередь — это *ассоциативная память*, восстанавливающая прообраз по его части. Такими прообразами в задаче *кластеризации* выступают центры кластеров. Наконец, если информацию удастся восстановить по какой-нибудь ее части, значит мы добились *сжатия* этой информации, и т. д.

Многие представители разных наук, занимающихся перечисленными выше задачами и уже накопившими изрядный опыт их решения, видят в нейросетях лишь перепев уже известных им мотивов. Каждый полагает, что перевод его методов на новый язык нейросетевых схем ничего принципиально нового не дает. Статистики говорят, что нейросети — это всего лишь частный способ статистической обработки данных, специалисты по оптимизации — что методы обучения нейросетей давно известны в их области, теория аппроксимации функций рассматривает нейросети наряду с другими методами многомерной аппроксимации. Нам же представляется, что именно синтез различных методов и идей в едином нейросетевом подходе и является неоценимым достоинством нейрокомпьютинга. Нейрокомпьютинг предоставляет единую методологию решения очень широкого круга практически интересных задач. Это, как правило, ускоряет и удешевляет разработку приложений. Причем, что обычно забывают за неразвитостью соответствующего hardware, но что, видимо, в конце концов сыграет решающую роль, нейросетевые алгоритмы решения всех перечисленных выше задач заведомо параллельны. Следовательно, все может быть решено быстрее и дешевле.

Практически в каждой предметной области можно найти постановки нейросетевых задач [1, 3, 5–8, 14–18].

Экономика и бизнес: предсказание рынков, оценка риска невозврата кредитов, предсказание банкротств, оценка стоимости недвижимости, выявление пере- и недооцененных компаний, автоматическое рейтингование, оптимизация портфелей, оптимизация товарных и денежных потоков, автоматическое считывание чеков и форм, безопасность транзакций по пластиковым карточкам.

Программное обеспечение компании RETEK, дочерней фирмы HNC Software, — лидер среди крупных ритейлеров с оборотом свыше \$1 млрд. Ее последний продукт января 1998 г. Retek Predictive Enterprise Solution включает развитые средства нейросетевого анализа больших потоков данных, характерных для крупной розничной торговли. Он также содержит прогнозный блок, чтобы можно было заранее просчитать последствия тех или иных решений (<http://www.retek.com>).

Медицина: обработка медицинских изображений, мониторинг состояния пациентов, диагностика, факторный анализ эффективности лечения, очистка показаний приборов от шумов.

Группа *НейроКомп* из Красноярска (под руководством А. Н. Горбаня) совместно с Красноярским межобластным офтальмологическим центром им. Макарова разработали систему ранней диагностики меланомы сосудистой оболочки глаза. Этот вид рака составляют почти 90% всех внутриглазных опухолей и лег-

ко диагностируется лишь на поздней стадии. Метод основан на косвенном измерении содержания меланина в ресницах. Полученные данные спектрофотометрии, а также общие характеристики обследуемого (пол, возраст и др.) подаются на входные синапсы 43-нейронного классификатора. Нейросеть решает, имеется ли у пациента опухоль, и если да, то определяет ее стадию, выдавая, кроме этого, процентную вероятность своей уверенности (<http://www.chat.ru/~neurocom/>).

Авионика: обучаемые автопилоты, распознавание сигналов радаров, адаптивное пилотирование сильно поврежденного самолета.

Компания McDonnell Douglas Electronic Systems разработала автоматический переключатель режимов полета в реальном масштабе времени в зависимости от вида повреждения самолета. Данные от 20 сенсорных датчиков и сигналов от пилота используются нейросетью для выработки около 100 аэродинамических параметров полета. Сильной стороной является возможность сети адаптироваться к непредсказуемым аэродинамическим режимам, таким как потеря части крыла и т. д.

Связь: сжатие видеоинформации, быстрое кодирование — декодирование, оптимизация сотовых сетей и схем маршрутизации пакетов.

Нейросети уже продемонстрировали коэффициент сжатия 120:1 для черно-белого видео. Цветное видео допускает примерно вдвое большую степень сжатия 240:1 за счет специальной схемы кодирования цветов (<http://www.ee.duke.edu/~cec/JPL/paper.html>).

Интернет: ассоциативный поиск информации, электронные секретари и агенты пользователя в сети, фильтрация информации в push-системах, коллаборативная фильтрация, рубрикация новостных лент, адресная реклама, адресный маркетинг для электронной торговли.

Фирма Autonomy отделилась от родительской фирмы Neurodynamics в июне 1996 г. с уставным капиталом \$45 млн и идеей продвижения на рынок Internet электронных нейросетевых *агентов*. Согласно ее пресс-релизу, первоначальные вложения окупились уже через год. Компания производит семейство продуктов AGENTWARE, создающих и использующих профили интересов пользователей в виде персональных автономных нейроагентов. Такие компактные нейроагенты (не более 1 Кб) могут представлять пользователя в любом из продуктов компании. Например, агенты могут служить в качестве нейросекретарей, фильтруя поступающую по информационным каналам информацию. Они также могут постоянно находиться на сервере провайдера или посылаться для поиска в удаленных базах данных, осуществляя отбор данных на месте. В будущем, когда эта технология получит достаточное распространение, она позволит снизить нагрузку на трафик сети (<http://www.agentware.com>).

Автоматизация производства: оптимизация режимов производственного процесса, комплексная диагностика качества продукции (ультразвук, оптика, гамма-излучение), мониторинг и визуализация многомерной диспетчерской информации, предупреждение аварийных ситуаций, робототехника.

Ford Motors Company внедрила у себя нейросистему для диагностики двигателей после неудачных попыток построить экспертную систему, так как хотя опытный механик и может диагностировать неисправности, он не в со-

стоянии описать алгоритм такого распознавания. На вход нейросистемы подаются данные от 31 датчика. Нейросеть обучалась различным видам неисправностей по 868 примерам. «После полного цикла обучения качество диагностирования неисправностей сетью достигло уровня наших лучших экспертов, и значительно превосходило их в скорости» (Marko K. et. al., Ford Motors Company, Automotive Control Systems Diagnostics, IJCNN 1989).

Политические технологии: анализ и обобщение социологических опросов, предсказание динамики рейтингов, выявление значимых факторов, объективная кластеризация электората, визуализация социальной динамики населения.

Группа *НейроКомп* из Красноярска довольно уверенно предсказала результаты президентских выборов в США на основании анкеты из 12 вопросов. Причем анализ обученной нейросети позволил выявить пять ключевых вопросов, ответы на которые формируют два главных фактора, определяющие успех президентской кампании. Этот пример будет рассмотрен более подробно в главе, посвященной извлечению знаний с помощью нейросетей.

Безопасность и охранные системы: системы идентификации личности, распознавание голоса, лиц в толпе, распознавание автомобильных номеров, анализ аэрокосмических снимков, мониторинг информационных потоков, обнаружение подделок.

Многие банки используют нейросети для обнаружения подделок чеков. Корпорация Nestor (Providence, Rhode Island) установила подобную систему в Mellon Bank, что по оценкам должно сэкономить последнему \$500 000 в год. Нейросеть обнаруживает в 20 раз больше подделок, чем установленная до нее экспертная система.

Ввод и обработка информации: обработка рукописных чеков, распознавание подписей, отпечатков пальцев и голоса. Ввод в компьютер финансовых и налоговых документов.

Разработанные итальянской фирмой RES Informatica нейросетевые пакеты серии FlexRead, используются для распознавания и автоматического ввода рукописных платежных документов и налоговых деклараций. В первом случае они применяются для распознавания не только количества товаров и их стоимости, но также и формата документа. В случае налоговых деклараций распознаются фискальные коды и суммы налогов.

Геологоразведка: анализ сейсмических данных, ассоциативные методики поиска полезных ископаемых, оценка ресурсов месторождений.

Нейросети используются фирмой Амосо для выделения характерных пиков в показаниях сейсмических датчиков. Надежность распознавания пиков — 95% по каждой сейсмолинии. По сравнению с ручной обработкой скорость анализа данных увеличилась в 8 раз (J. Veezhinathan & D. Wadner, Amoco, First Break Picking, IJCNN, 1990).

Обилие приведенных выше применений нейросетей — не рекламный трюк. Просто нейросети — это не что иное, как новый инструмент анализа данных. И лучше других им может воспользоваться именно специалист в своей предметной области. Основные трудности на пути еще более широкого распро-

странения нейротехнологий заключается в неумении широкого круга профессионалов формулировать свои проблемы в терминах, допускающих простое нейросетевое решение. Данное учебное пособие призвано помочь усвоить типовые постановки задач для нейросетей. Для этого, прежде всего, нужно четко представлять себе основные особенности нейросетевой обработки информации — *парадигмы* нейрокомпьютинга.

Вопросы для самопроверки

1. Пояснить термины «нейрокомпьютинг» и «нейроинформатика».
2. Что такое обучающее множество и какие проблемы возникают при его формировании?
3. Классификация искусственных нейронных сетей.
4. Сравнение биологического и искусственного нейрона.
5. Почему сумматор в искусственном нейроне называется адаптивным?
6. Цель обучения нейронной сети.
7. Свойство обобщения в процессе обучения нейронной сети.
8. Зависимости погрешности обучения и погрешности обобщения.
9. Эффект переобучения нейронной сети и способы выхода из этой ситуации.
10. Области применения нейронных сетей.