



НЕЙРОННЫЕ СЕТИ

Авторы: А. И. Галушкин

НЕЙРОННЫЕ СЕТИ искусственные, многослойные высокопараллельные (т. е. с большим числом независимо параллельно работающих элементов) логические структуры, составленные из формальных нейронов. Начало теории нейронных сетей и [нейрокомпьютеров](#) положила работа американских нейрофизиологов У. [Мак-Каллока](#) и У. Питтса «Логическое исчисление идей, относящихся к нервной деятельности» (1943), в которой они предложили математическую модель биологического нейрона. Среди основополагающих работ следует выделить модель Д. Хэбба, который в 1949 г. предложил закон обучения, явившийся стартовой точкой для алгоритмов обучения искусственных нейронных сетей. На дальнейшее развитие теории нейронной сети существенное влияние оказала монография американского нейрофизиолога Ф. Розенблатта «Принципы нейродинамики», в которой он подробно описал схему [перцептрона](#) (устройства, моделирующего процесс восприятия информации человеческим мозгом). Его идеи получили развитие в научных работах многих авторов. В 1985–86 гг. теория нейронных сетей получила «технологический импульс», вызванный возможностью моделирования нейронных сетей на появившихся в то время доступных и высокопроизводительных [персональных компьютерах](#). Теория нейронной сети продолжает достаточно активно развиваться в начале 21 века. По оценкам специалистов, в ближайшее время ожидается значительный технологический рост в области проектирования нейронных сетей и нейрокомпьютеров. За последние годы уже открыто немало новых возможностей нейронных сетей, а работы в данной области вносят существенный вклад в промышленность, науку и технологии, имеют большое экономическое значение.

Основные направления применения нейронных сетей

Потенциальными областями применения искусственных нейронных сетей являются те,

где человеческий интеллект малоэффективен, а традиционные вычисления трудоёмки или физически неадекватны (т. е. не отражают или плохо отражают реальные физические процессы и объекты). Актуальность применения нейронных сетей (т. е. нейрокомпьютеров) многократно возрастает, когда появляется необходимость решения плохо формализованных задач. Основные области применения нейронных сетей: автоматизация процесса классификации, автоматизация прогнозирования, автоматизация процесса распознавания, автоматизация процесса принятия решений; управление, кодирование и декодирование информации; аппроксимация зависимостей и др.

С помощью нейронных сетей успешно решается важная задача в области телекоммуникаций – проектирование и оптимизация сетей связи (нахождение оптимального пути трафика между узлами). Кроме управления маршрутизацией потоков, нейронные сети используются для получения эффективных решений в области проектирования новых телекоммуникационных сетей.

Распознавание речи – одна из наиболее популярных областей применения нейронных сетей.

Ещё одна область – управление ценами и производством (потери от неоптимального планирования производства часто недооцениваются). Поскольку спрос и условия реализации продукции зависят от времени, сезона, курсов валют и многих других факторов, то и объём производства должен гибко варьироваться с целью оптимального использования ресурсов (нейросетевая система обнаруживает сложные зависимости между затратами на рекламу, объёмами продаж, ценой, ценами конкурентов, днём недели, сезоном и т. д.). В результате использования системы осуществляется выбор оптимальной стратегии производства с точки зрения максимизации объёма продаж или прибыли.

При анализе потребительского рынка (маркетинг), когда обычные (классические) методы прогнозирования отклика потребителей могут быть недостаточно точны, используется прогнозирующая нейросетевая система с адаптивной архитектурой нейросимулятора.

Исследование спроса позволяет сохранить бизнес компании в условиях конкуренции, т. е. поддерживать постоянный контакт с потребителями через «обратную связь». Крупные компании проводят опросы потребителей, позволяющие выяснить, какие факторы являются для них решающими при покупке данного товара или услуги, почему в некоторых случаях предпочтение отдаётся конкурентам и какие товары потребитель хотел бы увидеть в будущем. Анализ результатов такого опроса – достаточно сложная задача, так как существует большое число коррелированных параметров. Нейросетевая система позволяет выявлять сложные зависимости между факторами спроса, прогнозировать поведение потребителей при изменении маркетинговой политики, находить наиболее значимые факторы и оптимальные стратегии рекламы, а также очерчивать сегмент потребителей, наиболее перспективный для данного товара.

В медицинской диагностике нейронные сети применяются, например, для диагностики слуха у грудных детей. Система объективной диагностики обрабатывает зарегистрированные «вызванные потенциалы» (отклики мозга), проявляющиеся в виде всплесков на электроэнцефалограмме, в ответ на звуковой раздражитель, синтезируемый в процессе обследования. Обычно для уверенной диагностики слуха ребёнка опытному эксперту-аудиологу необходимо провести до 2000 тестов, что занимает около часа. Система на основе нейронной сети способна с той же достоверностью определить уровень слуха уже по 200 наблюдениям в течение всего нескольких минут, причём без участия квалифицированного персонала.

Нейронные сети применяются также для прогнозирования краткосрочных и долгосрочных тенденций в различных областях (финансовой, экономической, банковской и др.).

Структура нейронных сетей

Нервная система и мозг человека состоят из нейронов, соединённых между собой нервными волокнами. Нервные волокна способны передавать электрические импульсы между нейронами. Все процессы передачи раздражений от нашей кожи, ушей и глаз к мозгу, процессы мышления и управления действиями – всё это

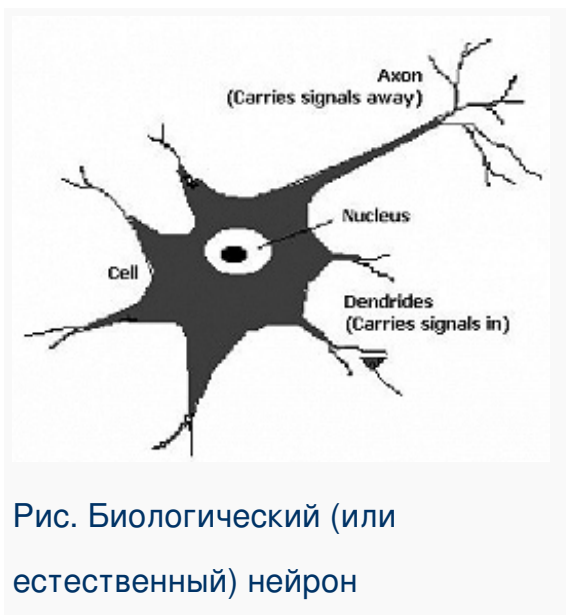


Рис. Биологический (или естественный) нейрон

реализовано в живом организме как передача электрических импульсов между нейронами.

Биологический нейрон (Cell) имеет ядро (Nucleus), а также отростки нервных волокон двух типов (рис. 1) – дендриты (Dendrites), по которым принимаются импульсы (Carries signals in), и единственный аксон (Axon), по которому нейрон может передавать импульс (Carries signals away). Аксон контактирует с дендритами других нейронов через специальные

образования – синапсы (Synapses), которые влияют на силу передаваемого импульса. Структура, состоящая из совокупности большого количества таких нейронов, получила название биологической (или естественной) нейронной сети.

Появление формального нейрона во многом обусловлено изучением биологических нейронов. Формальный нейрон (далее – нейрон) является основой любой искусственной нейронной сети. Нейроны представляют собой относительно простые, однотипные элементы, имитирующие работу нейронов мозга. Каждый нейрон характеризуется своим текущим состоянием по аналогии с нервными клетками головного мозга, которые могут быть возбуждены и заторможены. Искусственный нейрон, так же как и его естественный прототип, имеет группу синапсов (входов), которые соединены с выходами других нейронов, а также аксон – выходную связь данного нейрона, откуда сигнал возбуждения или торможения поступает на синапсы других нейронов.

Формальный нейрон представляет собой логический элемент с

N входами, (

$N + 1$) весовыми коэффициентами, сумматором и нелинейным преобразователем.

Простейший формальный нейрон, осуществляющий логическое преобразование

$y = \text{sign} \sum_{i=0}^N a_i x_i$ входных сигналов (которыми, напр., являются выходные сигналы др.

формальных нейронов N . с.) в выходной сигнал, представлен на рис. 1.

Здесь

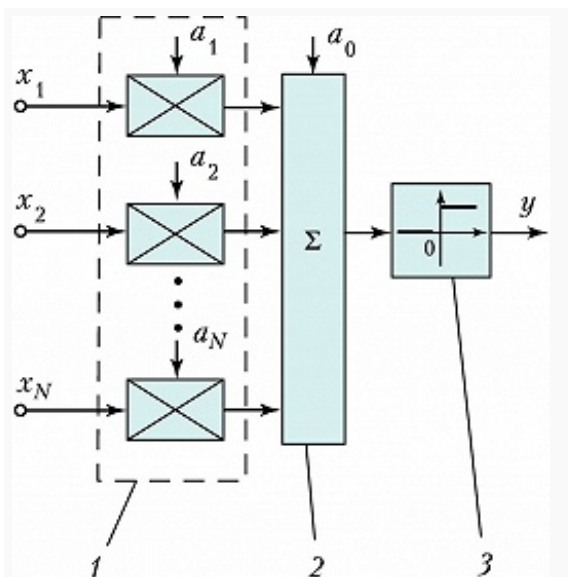


Рис. 1. Функциональная схема нейрона: 1 – блок входа; 2 – сумматор; 3 – блок нелинейного преобразования.

y – значение выхода формального нейрона;
 a_j – весовые коэффициенты;
 x_j – входные значения формального нейрона ($x_j \in \{0, 1\}$, $x_0 = 1$). Процесс вычисления выходного значения формального нейрона представляет собой движение потока данных и их преобразование. Сначала данные поступают на блок входа формального нейрона, где происходит умножение исходных данных на соответствующие весовые коэффициенты, т. е. синаптические веса (в соответствии с синапсами биологических нейронов). Весовой коэффициент является мерой, которая определяет, насколько соответствующее

входное значение влияет на состояние формального нейрона. Весовые коэффициенты могут изменяться в соответствии с обучающими примерами, архитектурой Н. с., правилами обучения и др. Полученные (при умножении) значения преобразуются в сумматоре в одно числовое значение g (посредством суммирования). Затем для определения выхода формального нейрона в блоке нелинейного преобразования (реализующего передаточную функцию) g сравнивается с некоторым числом (порогом). Если сумма больше значения порога, формальный нейрон генерирует сигнал, в противном случае сигнал будет нулевым или тормозящим. В данном формальном нейроне применяется нелинейное преобразование

$$\text{sign}(g) = \begin{cases} 0, & g < 0 \\ 1, & g \geq 0 \end{cases}, \quad \text{где } g = \sum_{i=0}^N a_i x_i.$$

Выбор структуры нейронной сети осуществляется в соответствии с особенностями и сложностью задачи. Теоретически число слоёв и число нейронов в каждом слое нейронной сети может быть произвольным, однако фактически оно ограничено ресурсами компьютера или специализированной микросхемы, на которых обычно

реализуется нейронная сеть. При этом если в качестве активационной функции для всех нейронов сети используется функция единичного скачка, нейронная сеть называется многослойным персептроном.

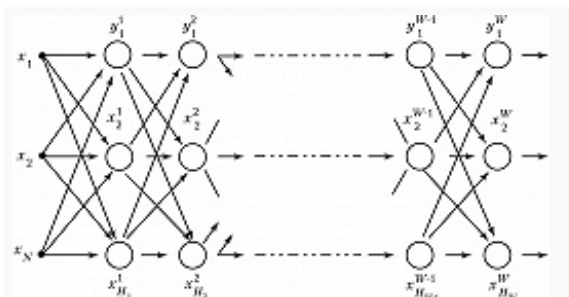


Рис. 3. Граф многослойной нейронной сети с последовательными связями: x_i – i -й входной сигнал ($i=1...N$); N_1 – число нейронов 1-го слоя; W – число слоёв; $x_{N_W}^W$ – выходной...

На рис. 3 показана общая схема многослойной нейронной сети с последовательными связями. Высокий параллелизм обработки достигается путём объединения большого числа формальных нейронов в слои и соединения определённым образом различных нейронов между собой.

В общем случае в эту структуру могут быть введены перекрёстные и обратные связи с настраиваемыми весовыми коэффициентами (рис. 4).

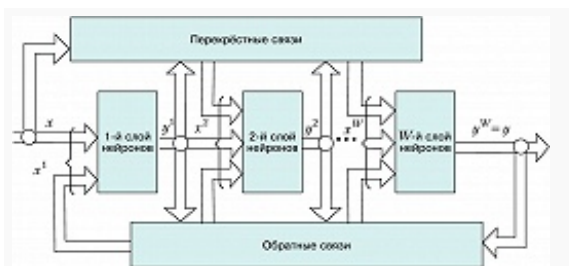


Рис. 3. Многослойная нейронная сеть.

Нейронные сети являются сложными нелинейными системами с огромным числом степеней свободы. Принцип, по которому они обрабатывают информацию, отличается от принципа, используемого в компьютерах на основе процессоров с фон-неймановской архитектурой – с логическим базисом И, ИЛИ, НЕ (см. Дж. фон [Нейман, Вычислительная машина](#)). Вместо классического

программирования (как в традиционных вычислительных системах) применяется обучение нейронной сети, которое сводится, как правило, к настройке весовых коэффициентов с целью оптимизации заданного критерия качества функционирования нейронной сети.

Нейросетевые алгоритмы

Нейросетевым алгоритмом решения задач называется вычислительная процедура,

полностью или по большей части реализованная в виде нейронной сети той или иной структуры (например, многослойная нейронная сеть с последовательными или перекрёстными связями между слоями формальных нейронов) с соответствующим алгоритмом настройки весовых коэффициентов. Основой разработки нейросетевого алгоритма является системный подход, при котором процесс решения задачи представляется как функционирование во времени некоторой динамической системы. Для её построения необходимо определить: объект, выступающий в роли входного сигнала нейронной сети; объект, выступающий в роли выходного сигнала нейронной сети (например, непосредственно решение или некоторая его характеристика); желаемый (требуемый) выходной сигнал нейронной сети; структуру нейронной сети (число слоёв, связи между слоями, объекты, служащие весовыми коэффициентами); функцию ошибки системы (характеризующую отклонение желаемого выходного сигнала нейронной сети от реального выходного сигнала); критерий качества системы и функционал её оптимизации, зависящий от ошибки; значение весовых коэффициентов (например, определяемых аналитически непосредственно из постановки задачи, с помощью некоторых численных методов или процедуры настройки весовых коэффициентов нейронной сети).

Количество и тип формальных нейронов в слоях, а также число слоёв нейронов выбираются исходя из специфики решаемых задач и требуемого качества решения. Нейронная сеть в процессе настройки на решение конкретной задачи рассматривается как многомерная нелинейная система, которая в итерационном режиме целенаправленно ищет оптимум некоторого функционала, количественно определяющего качество решения поставленной задачи. Для нейронных сетей, как многомерных нелинейных объектов управления, формируются алгоритмы настройки множества весовых коэффициентов. Основные этапы исследования нейронной сети и построения алгоритмов настройки (адаптации) их весовых коэффициентов включают: исследование характеристик входного сигнала для различных режимов работы нейронной сети (входным сигналом нейронной сети является, как правило, входная обрабатываемая информация и указание так называемого «учителя» нейронной сети); выбор критериев оптимизации (при вероятностной модели внешнего мира такими критериями могут быть минимум средней функции риска, максимум апостериорной

вероятности, в частности при наличии ограничений на отдельные составляющие средней функции риска); разработку алгоритма поиска экстремумов функционалов оптимизации (например, для реализации алгоритмов поиска локальных и глобального экстремумов); построение алгоритмов адаптации коэффициентов нейронной сети; анализ надёжности и методов диагностики нейронной сети и др.

Необходимо отметить, что введение обратных связей и, как следствие, разработка алгоритмов настройки их коэффициентов в 1960–80 годы имели чисто теоретический смысл, т. к. не было практических задач, адекватных таким структурам. Лишь в конце 1980-х – начале 1990-х годов стали появляться такие задачи и простейшие структуры с настраиваемыми обратными связями для их решения (так называемые рекуррентные нейронные сети). Разработчики в области нейросетевых технологий занимались не только созданием алгоритмов настройки многослойных нейронных сетей и нейросетевыми алгоритмами решения различных задач, но и наиболее эффективными (на текущий момент развития технологии электроники) аппаратными эмуляторами (особые программы, которые предназначены для запуска одной системы в оболочке другой) нейросетевых алгоритмов. В 1960-е годы, до появления микропроцессора, наиболее эффективными эмуляторами нейронных сетей были аналоговые реализации разомкнутых нейронных сетей с разработанными алгоритмами настройки на универсальных ЭВМ (иногда системы на адаптивных элементах с аналоговой памятью). Такой уровень развития электроники делал актуальным введение перекрёстных связей в структуры нейронных сетей. Это приводило к значительному уменьшению числа нейронов в нейронной сети при сохранении качества решения задачи (например, дискриминантной способности при решении задач распознавания образов). Исследования 1960–70-х годов в области оптимизации структур нейронных сетей с перекрёстными связями наверняка найдут развитие при реализации мемристорных нейронных систем [мемристор (memristor, от memory – память, и resistor – электрическое сопротивление), пассивный элемент в микроэлектронике, способный изменять своё сопротивление в зависимости от протекавшего через него заряда], с учётом их специфики в части аналого-цифровой обработки информации и весьма значительного количества настраиваемых коэффициентов. Специфические требования прикладных задач определяли

некоторые особенности структур нейронных сетей с помощью алгоритмов настройки: континуум (от лат. *continuum* – непрерывное, сплошное) числа классов, когда указание «учителя» системы формируется в виде непрерывного значения функции в некотором диапазоне изменения; континуум решений многослойной нейронной сети, формируемый выбором континуальной функции активации нейрона последнего слоя; континуум числа признаков, формируемый переходом в пространстве признаков от представления выходного сигнала в виде N -мерного вектора вещественных чисел к вещественной функции в некотором диапазоне изменения аргумента; континуум числа признаков, как следствие, требует специфической программной и аппаратной реализации нейронной сети; вариант континуума признаков входного пространства был реализован в задаче распознавания периодических сигналов без преобразования их с помощью аналого-цифрового преобразователя (АЦП) на входе системы, и реализацией аналого-цифровой многослойной нейронной сети; континуум числа нейронов в слое; реализация многослойных нейронных сетей с континуумом классов и решений проводится выбором соответствующих видов функций активации нейронов последнего слоя.

В таблице показан систематизированный набор вариантов алгоритмов настройки многослойных нейронных сетей в пространстве «Входной сигнал – пространство решений». Представлено множество вариантов характеристик входных и выходных сигналов нейронных сетей, для которых справедливы алгоритмы настройки коэффициентов, разработанных российской научной школой в 1960–70 годах. Сигнал на вход нейронной сети описывается количеством классов (градаций) образов, представляющих указания «учителя». Выходной сигнал нейронной сети представляет собой количественное описание пространства решений. В таблице дана классификация вариантов функционирования нейронных сетей для различных видов входного сигнала (2 класса, K классов, континуум классов) и различных вариантов количественного описания пространства решений (2 решения, K_p решений, континуум решений). Цифрами 1, 7, 8 представлены конкретные варианты функционирования нейронных сетей.

Таблица. Набор вариантов алгоритмов настройки

Пространство(число) решений	Входной сигнал		
	2 класса	K классов	Континуум классов
2	1	7	8
K_p	$K_p = 3$	$K < K_p 9$ $K = K_p 2$	10
Континуум	$K_p = \text{const} 36$	$K > K_p 4$	11
	5	6	11

Основными преимуществами нейронных сетей как логического базиса алгоритмов решения сложных задач являются: инвариантность (неизменность, независимость) методов синтеза нейронных сетей от размерности пространства признаков; возможность выбора структуры нейронных сетей в значительном диапазоне параметров в зависимости от сложности и специфики решаемой задачи с целью достижения требуемого качества решения; адекватность текущим и перспективным технологиям микроэлектроники; отказоустойчивость в смысле его небольшого, а не катастрофического изменения качества решения задачи в зависимости от числа вышедших из строя элементов.

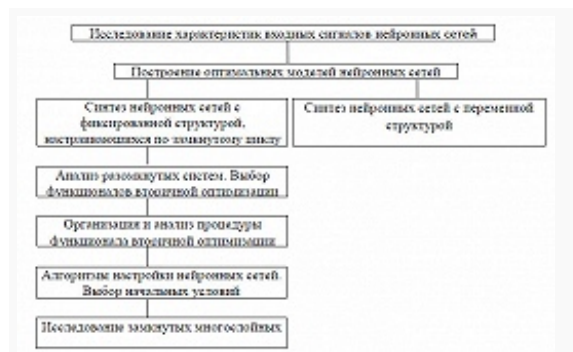


Рис. 5. Методика синтеза нейронных сетей

Нейронные сети – частный вид объекта управления в адаптивной системе

Нейронные сети явились в теории управления одним из первых примеров перехода от управления простейшими линейными стационарными системами к управлению сложными нелинейными, нестационарными, многомерными, многосвязными системами. Во

второй половине 1960-х годов родилась методика синтеза нейронных сетей, которая развивалась и успешно применялась в течение последующих почти пятидесяти лет.

Общая структура этой методики представлена на рис. 5.

Входные сигналы нейронных сетей

Вероятностная модель окружающего мира является основой нейросетевых технологий. Подобная модель – основа математической статистики. Нейронные сети возникли как раз в то время, когда экспериментаторы, использующие методы математической статистики, задали себе вопрос: «А почему мы обязаны описывать функции распределения входных случайных сигналов в виде конкретных аналитических выражений (нормальное распределение, распределение Пуассона и т. д.)? Если это правильно и на это есть какая-то физическая причина, то задача обработки случайных сигналов становится достаточно простой».

Специалисты по нейросетевым технологиям сказали: «Мы ничего не знаем о функции распределения входных сигналов, мы отказываемся от необходимости формального описания функции распределения входных сигналов, даже если сузим класс решаемых задач. Мы считаем функции распределения входных сигналов сложными, неизвестными и будем решать частные конкретные задачи в условиях подобной априорной неопределённости (т. е. неполноты описания; нет информации и о возможных результатах)». Именно поэтому нейронные сети в начале 1960-х годов эффективно применялись при решении задач распознавания образов. Причём задача распознавания образов трактовалась как задача аппроксимации многомерной случайной функции, принимающей

K значений, где

K – число классов образов.

Ниже отмечены некоторые режимы работы многослойных нейронных сетей, определяемые характеристиками случайных входных сигналов, для которых ещё в конце 1960-х годов были разработаны алгоритмы настройки коэффициентов.

Обучение нейронных сетей

Очевидно, что функционирование нейронной сети, т. е. действия, которые она способна выполнять, зависит от величин синоптических связей. Поэтому, задавшись

структурой нейронной сети, отвечающей определённой задаче, разработчик должен найти оптимальные значения для всех весовых коэффициентов w . Этот этап называется обучением нейронной сети, и от того, насколько качественно он будет выполнен, зависит способность сети решать во время эксплуатации поставленные перед ней проблемы. Важнейшими параметрами обучения являются: качество подбора весовых коэффициентов и время, которое необходимо затратить на обучение. Как правило, два этих параметра связаны между собой обратной зависимостью и их приходится выбирать на основе компромисса. В настоящее время все алгоритмы обучения нейронных сетей можно разделить на два больших класса: «с учителем» и «без учителя».

Априорные вероятности появления классов

При всей недостаточности априорной информации о функциях распределения входных сигналов игнорирование некоторой полезной информации может привести к потере качества решения задачи. Это в первую очередь касается априорных вероятностей появления классов. Были разработаны алгоритмы настройки многослойных нейронных сетей с учётом имеющейся информации об априорных вероятностях появления классов. Это имеет место в таких задачах, как распознавание букв в тексте, когда для данного языка вероятность появления каждой буквы известна и эту информацию необходимо использовать при построении алгоритма настройки коэффициентов многослойной нейронной сети.

Квалификация «учителя»

Нейронной сети предъявляются значения как входных, так и выходных параметров, и она по некоторому внутреннему алгоритму подстраивает веса своих синаптических связей. Обучение «с учителем» предполагает, что для каждого входного вектора существует целевой вектор, представляющий собой требуемый выход. В общем случае квалификация «учителя» может быть различной для различных классов образов. Вместе они называются представительской или обучающей выборкой. Обычно нейронная сеть обучается на некотором числе таких выборок. Предъявляется выходной вектор, вычисляется выход нейронной сети и сравнивается с

соответствующим целевым вектором, разность (ошибка) с помощью обратной связи подаётся в нейронную сеть, и веса изменяются в соответствии с алгоритмом, стремящимся минимизировать ошибку. Векторы обучающего множества предъявляются последовательно, вычисляются ошибки и веса подстраиваются для каждого вектора до тех пор, пока ошибка по всему обучающему массиву не достигнет приемлемо низкого уровня.

В задачах распознавания образов, как правило, по умолчанию квалификация «учителя» является полной, т.е. вероятность правильного отнесения «учителем» образов к тому или иному классу равна единице. На практике при наличии косвенных измерений это зачастую не соответствует действительности, например в задачах медицинской диагностики, когда при верификации (проверке) архива медицинских данных, предназначенных для обучения, вероятность отнесения этих данных к тому или иному заболеванию не равна единице. Введение понятия квалификации «учителя» позволило разработать единые алгоритмы настройки коэффициентов многослойных нейронных сетей для режимов обучения, обучения «с учителем», обладающим конечной квалификацией, и самообучения (кластеризации), когда при наличии

K или двух классов образов квалификация «учителя» (вероятность отнесения образов к тому или иному классу) равна

$\frac{1}{K}$ или $1/2$. Введение понятия квалификации «учителя» в системах распознавания

образов позволило чисто теоретически рассмотреть режимы «вредительства» системе, когда ей сообщается заведомо ложное (с различной степенью ложности) отнесение образов к тому или иному классу. Данный режим настройки коэффициентов многослойной нейронной сети пока не нашёл практического применения.

Кластеризация

Кластеризация (самообучение, обучение «без учителя») – это частный режим работы многослойных нейронных сетей, когда системе не сообщается информация о принадлежности образцов к тому или иному классу. Нейронной сети предъявляются

только входные сигналы, а выходы сети формируются самостоятельно с учётом только входных и производных от них сигналов. Несмотря на многочисленные прикладные достижения, обучение «с учителем» критиковалось за биологическую неправдоподобность. Трудно вообразить обучающий механизм в естественном человеческом интеллекте, который сравнивал бы желаемые и действительные значения выходов, выполняя коррекцию с помощью обратной связи. Если допустить подобный механизм в человеческом мозге, то откуда тогда возникают желаемые выходы? Обучение «без учителя» является более правдоподобной моделью обучения в биологической системе. Она не нуждается в целевом векторе для выходов и, следовательно, не требует сравнения с predetermined идеальными ответами. Обучающее множество состоит лишь из входных векторов. Обучающий алгоритм подстраивает веса нейронной сети так, чтобы получались согласованные выходные векторы, т. е. чтобы предъявление достаточно близких входных векторов давало одинаковые выходы. Процесс обучения, следовательно, выделяет статистические свойства обучающего множества и группирует сходные векторы в классы. Предъявление на вход вектора из данного класса даст определённый выходной вектор, но до обучения невозможно предсказать, какой выход будет производиться данным классом входных векторов. Следовательно, выходы подобной сети должны трансформироваться в некоторую понятную форму, обусловленную процессом обучения. Это не является серьёзной проблемой. Обычно не сложно идентифицировать связь между входом и выходом, установленную сетью.

Кластеризации посвящено множество научных работ. Основная задача кластеризации заключается в обработке множества векторов в многомерном пространстве признаков с выделением компактных подмножеств (подмножеств, близко расположенных друг к другу), их количества и свойств. Наиболее распространённым методом кластеризации является метод «*K-means*», практически не связанный с методами обратного распространения и не обобщаемый на архитектуры типа многослойных нейронных сетей.

Введение понятия квалификации «учителя» и единого подхода к обучению и самообучению в 1960-е годы позволило фактически создать основу для реализации режима кластеризации в многослойных нейронных сетях широкого класса структур.

Нестационарные образы

Существующие разработки в области систем распознавания образов на базе многослойных нейронных сетей в основном относятся к стационарным образам, т.е. к случайным входным сигналам, имеющим сложные неизвестные, но стационарные во времени функции распределения. В некоторых работах была сделана попытка распространить предлагаемую методику настройки многослойных нейронных сетей на нестационарные образы, когда предполагаемая неизвестная функции распределения входного сигнала зависит от времени или входной случайный сигнал является суперпозицией регулярной составляющей и случайной составляющей с неизвестной сложной функцией распределения, не зависящей от времени.

О критериях первичной оптимизации в многослойных нейронных сетях

Вероятностная модель мира, взятая за основу при построении алгоритмов адаптации в многослойных нейронных сетях, позволила формировать критерий первичной оптимизации в рассматриваемых системах в виде требований минимума средней функции риска и его модификаций: максимум апостериорной вероятности (условная вероятность случайного события при условии того, что известны апостериорные, т. е. основанные на опыте, данные); минимум средней функции риска; минимум средней функции риска при условии равенства условных функций риска для различных классов; минимум средней функции риска при условии заданного значения условной функции риска для одного из классов; другие критерии первичной оптимизации, вытекающие из требований конкретной практической задачи. В работах российских учёных были представлены модификации алгоритмов настройки многослойных нейронных сетей для указанных выше критериев первичной оптимизации. Отметим, что в подавляющем большинстве работ в области теории нейронных сетей и в алгоритмах обратного распространения рассматривается простейший критерий – минимум среднеквадратической ошибки, без каких бы то ни было ограничений на условные функции риска.

В режиме самообучения (кластеризации) предпосылкой формирования критерия и

функционала первичной оптимизации нейронных сетей служит представление функции распределения входного сигнала в виде многомодальной функции в многомерном пространстве признаков, где каждой моде с некоторой вероятностью соответствует класс. В качестве критериев первичной оптимизации в режиме самообучения использовались модификации средней функции риска.

Представленные модификации критериев первичной оптимизации были обобщены на случаи континуума классов и решений; континуума признаков входного пространства; континуума числа нейронов в слое; при произвольной квалификации учителя.

Важным разделом формирования критерия и функционала первичной оптимизации в многослойных нейронных сетях при вероятностной модели мира является выбор матрицы потерь, которая в теории статистических решений определяет коэффициент потерь

L_{12} при ошибочном отнесении образов 1-го класса ко 2-му и коэффициент потерь L_{21} при отнесении образов 2-го класса к 1-му. Как правило, по умолчанию матрица L этих коэффициентов при синтезе алгоритмов настройки многослойных нейронных сетей, в том числе и при применении метода обратного распространения, принимается симметричной. На практике это не соответствует действительности.

Характерным примером является система обнаружения мин с применением геолокатора. В этом случае потери при ошибочном отнесении камня к мине равнозначны некоторой небольшой потере времени пользователем геолокатора.

Потери, связанные с ошибочным отнесением мины к классу камней, связаны с жизнью или значительной потерей здоровья пользователями геолокатора.

Анализ разомкнутых нейронных сетей

Данный этап синтеза ставит своей целью определение в общем виде статистических характеристик выходных и промежуточных сигналов нейронных сетей как многомерных, нелинейных объектов управления с целью дальнейшего формирования критерия и функционала вторичной оптимизации, т. е. функционала, реально оптимизируемого алгоритмом адаптации в конкретной нейронной сети. В подавляющем большинстве работ в качестве такого функционала принимается среднеквадратическая ошибка, что ухудшает качество решения или вообще не

соответствует задаче оптимизации, поставленной критерием первичной оптимизации.

Разработаны методика и алгоритмы формирования функционала вторичной оптимизации, соответствующего заданному функционалу первичной оптимизации.

Алгоритмы поиска экстремума функционалов вторичной оптимизации

Алгоритм поиска экстремума применительно к конкретному функционалу вторичной оптимизации определяет алгоритм настройки коэффициентов многослойной нейронной сети. В начале 21 века наибольший практический интерес представляют подобные алгоритмы, реализованные в системе MatLab (сокращение от англ. «Matrix Laboratory» – пакет прикладных программ для решения задач технических вычислений и одноимённый язык программирования). Однако необходимо отметить частность алгоритмов адаптации в многослойных нейронных сетях, используемых в системах MatLab (Neural Network Toolbox – предоставляет функции и приложения для моделирования сложных нелинейных систем, которые описываются уравнениями; поддерживает обучение «с учителем» и «без учителя», прямым распространением, с радиальными базисными функциями и др.), и ориентацию этих алгоритмов не на специфику решаемых задач, а на воображаемую «геометрию» функционалов вторичной оптимизации. Эти алгоритмы не учитывают многих деталей специфики применения многослойных нейронных сетей при решении конкретных задач и, естественно, требуют коренной, если не принципиальной, переработки при переходе к мемристорным нейронным системам. Был проведён детальный сравнительный анализ метода обратного распространения и российских методов 1960–70-х годов. Основная особенность данных алгоритмов заключается в необходимости поиска локальных и глобального экстремумов многоэкстремального функционала в многомерном пространстве настраиваемых коэффициентов нейронной сети. Рост размеров нейронной сети ведёт к значительному росту числа настраиваемых коэффициентов, т. е. к росту размерности пространства поиска. Ещё в 1960-х годах в работах предлагались поисковые и аналитические процедуры расчёта градиента функционала вторичной оптимизации, а в классе аналитических процедур предлагалось и исследовалось применение для организации поиска не только

первой, но и второй производной функционала вторичной оптимизации. Специфика многоэкстремальности функционала вторичной оптимизации привела в течение последующих десятилетий к появлению различных модификаций методов поиска (генетические алгоритмы и т. п.). Созданы алгоритмы поиска экстремумов функционалов вторичной оптимизации с ограничениями на величину, скорость и другие параметры весовых коэффициентов нейронных сетей. Именно эти методы должны быть основой работ по методам настройки нейронных сетей с применением мемристоров (весовых коэффициентов) с учётом таких специфических характеристик, как передаточные функции.

Начальные условия при настройке коэффициентов

Выбор начальных условий итерационной процедуры поиска экстремумов функционалов вторичной оптимизации является важным этапом синтеза алгоритмов настройки многослойных нейронных сетей. Задача выбора начальных условий должна решаться специфически для каждой задачи, решаемой нейронной сетью, и быть неотъемлемой составляющей общей процедуры синтеза алгоритмов настройки многослойных нейронных сетей. Качественное решение этой задачи в значительной степени может сократить время настройки. Априорная сложность функционала вторичной оптимизации сделала необходимой введение процедуры выбора начальных условий в виде случайных значений коэффициентов с повторением этой процедуры и процедуры настройки коэффициентов. Эта процедура ещё в 1960-е годы казалась чрезвычайно избыточной с точки зрения времени, затрачиваемого на настройку коэффициентов. Однако, несмотря на это, она достаточно широко применяется и в настоящее время. Для отдельных задач тогда же была принята идея выбора начальных условий, специфических для данной решаемой задачи. Такая процедура была отработана для трёх задач: распознавание образов; кластеризация; нейроидентификация нелинейных динамических объектов.

Память в контуре настройки коэффициентов

Системный подход к построению алгоритмов поиска экстремума функционала вторичной оптимизации предполагает в качестве одного из режимов настройки

перенастройку коэффициентов в каждом такте поступления образов на входе по текущему значению градиента функционала вторичной оптимизации. Разработаны алгоритмы настройки многослойных нейронных сетей с фильтрацией последовательности значений градиентов функционала вторичной оптимизации: фильтром нулевого порядка с памятью m_n (для стационарных образов); фильтром $1, \dots, k$ -го порядка с памятью m_n (для нестационарных образов) с различной гипотезой изменения во времени функций распределения для образов различных классов.

Исследование алгоритмов адаптации в нейронных сетях

Главный вопрос – как выбрать структуру многослойной нейронной сети для решения выбранной конкретной задачи – до сих пор в значительной степени не решён. Можно предложить лишь разумный направленный перебор вариантов структур с оценкой их эффективности в процессе решения задачи. Однако оценка качества работы алгоритма настройки на конкретной выбранной структуре, конкретной задаче может быть недостаточно корректной. Так, для оценки качества работы линейных динамических систем управления применяются типовые входные сигналы (ступенчатый, квадратичный и т. д.), по реакции на которые оцениваются установившаяся ошибка (астатизм системы) и ошибки в переходных процессах.

Подобно этому, для многослойных нейронных сетей были разработаны типовые входные сигналы для проверки и сравнения работоспособности различных алгоритмов настройки. Естественно, что типовые входные сигналы для таких объектов, как многослойные нейронные сети, являются специфическими для каждой решаемой задачи. В первую очередь были разработаны типовые входные сигналы для следующих задач: распознавание образов; кластеризация; нейроуправление динамическими объектами.

Основным аксиоматическим принципом применения нейросетевых технологий вместо методов классической математической статистики является отказ от формализованного описания функций распределения вероятностей для входных

сигналов и принятие концепции неизвестных, сложных функций распределения. Именно по этой причине были предложены следующие типовые входные сигналы.

Для задачи кластеризации была предложена выборка случайного сигнала с многомодальным распределением, реализуемая в N -мерном пространстве признаков с модами функции распределения, центры которых в количестве

Z размещаются на гипербиссектрисе

N -мерного пространства признаков. Каждая мода реализует составляющую случайной выборки с нормальным распределением и среднеквадратичным отклонением

σ , равным для каждой из

Z мод. Предметом сравнения различных методов кластеризации будет динамика настройки и качество решения задачи в зависимости от

N ,

Z и

σ , при достаточно большой случайной выборке

M. Этот подход можно считать одним из первых достаточно объективных подходов к сравнению алгоритмов кластеризации, в том числе основанных на многослойных нейронных сетях с соответствующим выбором структуры для достижения необходимого качества кластеризации. Для задач классификации входные сигналы для испытаний аналогичны сигналам для кластеризации с тем изменением, что выборка с многомодальным распределением делится надвое (в случае двух классов) или на

K (в случае

K классов) частей с перемежающимися модами функции распределения для отдельных классов.

Нейронные сети с переменной структурой

Отказ в нейросетевых технологиях от априорной информации, от информации о функциях распределения входных сигналов приводит к необходимости реализации разумного перебора параметров структуры многослойных нейронных сетей для

обеспечения необходимого качества решения задачи.

В 1960-е годы для весьма актуального в то время класса задач – распознавания образов – была предложена процедура настройки многослойных нейронных сетей, в которой структура априори не фиксируется, а является результатом настройки наряду со значениями настраиваемых коэффициентов. При этом в процессе настройки выбираются число слоёв и число нейронов в слоях. Процедура настройки коэффициентов многослойной нейронной сети с переменной структурой легко переносится с задачи распознавания двух классов образов на задачу распознавания K классов образов. Причём здесь результатом настройки являются K нейронных сетей, в каждой из которых первым классом является k -й класс ($k = 1, \dots, K$), а вторым все остальные. Подобная идея настройки многослойных нейронных сетей с переменной структурой применима и к решению задачи кластеризации. При этом в качестве первого класса образов принимается исходная анализируемая выборка, а в качестве второго класса – выборка с равномерным распределением в диапазоне изменения признаков. Реализуемая в процессе настройки многослойная нейронная сеть с переменной структурой качественно и количественно отражает сложность решения задачи. С этой точки зрения задача кластеризации как задача рождения новых знаний об изучаемом объекте заключается в выделении и анализе тех областей многомерного пространства признаков, в которых функция распределения вероятностей превышает уровень равномерного распределения в диапазоне изменения величин признаков.

Перспективы развития

В начале 21 века одной из основных концепций развития (обучения) многослойной нейронной сети является стремление к увеличению числа слоёв, а это предполагает обеспечение выбора структуры нейронной сети, адекватной решаемой задаче, разработку новых методов для формирования алгоритмов настройки коэффициентов. Достоинствами нейронных сетей являются: свойство т.н. постепенной деградации – при выходе из строя отдельных элементов качество работы системы падает постепенно (для сравнения, логические сети из элементов И, ИЛИ, НЕ выходят из

строю при нарушении работы любого элемента сети); повышенная устойчивость к изменению параметров схем, их реализующих (например, весьма значительные изменения весов не приводят к ошибкам в реализации простой логической функции двух переменных) и др.

Широкое распространение нейросетевых алгоритмов в области сложных формализуемых, слабоформализуемых и неформализуемых задач привело к созданию нового направления в вычислительной математике – нейроматематики. Нейроматематика включает нейросетевые алгоритмы решения следующих задач: распознавание образов; оптимизация и экстраполяция функций; теории графов; криптографические задачи; решение вещественных и булевских систем линейных и нелинейных уравнений, обыкновенных одномерных и многомерных дифференциальных уравнений, дифференциальных уравнений в частных производных и др. На основе теории нейронных сетей создан новый раздел современной теории управления сложными нелинейными и многомерными, многосвязными динамическими системами – нейроуправление, включающий методы нейросетевой идентификации сложных динамических объектов; построение нейрорегуляторов в контурах управления сложными динамическими объектами и др.

Литература

Лит.: Rosenblatt F. Principles of Neurodynamics // Washington, D.C.: Spartan Press. 1961; Аналитические самонастраивающиеся системы автоматического управления // Под ред. В. В. Солодовникова. М., 1965; Цыпкин Я. З. Адаптация и обучение в автоматических системах. М., 1968; Галушкин А. И. Многослойные системы распознавания образов. М., 1970; Минский М., Пейперт С. Перцептроны. М., «Мир», 1971; Галушкин А. И. Синтез многослойных систем распознавания образов. М., 1974; Werbos P. J. Beyond Regression: New Tools for Prediction and Analysis in the Behavioral Sciences // Thesis in applied mathematics. 1974; Rumelhart D. E., Hinton G. E., Williams R. J. Learning internal representation by error propagation // Parallel distributed processing. Camb., 1986. Vol. 14; Rumelhart D. E., Hinton G. E., Williams R. J. Learning representations by back-propagating errors // Nature. 1986. Vol. 323. P. 533–536; Werbos P. J. The Roots of Backpropagation: From Ordered Derivatives to Neural Networks and Political Forecasting //

Wiley. 1994; Aved'yan E. Learning System // Springer. 1995; Галушкин А. И. Теория нейронных сетей. М., ИПРЖР, 2000; Нейронные сети: история развития теории (ред. акад. Цыпкин Я.З., д.т.н. Галушкин А.И.) // Сер. Нейрокомпьютеры и их применение, книга 5. М., Радиотехника, 2001; Аведьян Э. Д. Исторические аспекты развития теории многослойных нейронных сетей // Информационные технологии, № 12, 2005; Galushkin A. I. Neural Network Theory // «Springer» Berlin. Heidelberg, 2007; Paul J. Werbos. Intelligence in the brain. A Theory of how it works and how to build it. Neural Networks, 22 (2009) 200-212; Галушкин А. И. Нейронные сети: основы теории. М., 2010.

Processing math: 100%