

ИСКУССТВЕННЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ

Под редакцией **В.В. ЦЕХАНОВСКОГО**

Рекомендовано

Экспертным советом УМО в системе ВО и СПО

в качестве **учебника** для направлений бакалавриата и магистратуры

«Прикладная математика и информатика»

и «Информатика и вычислительная техника»



КНОРУС • МОСКВА • 2024

УДК 004.032.26(075.8)

ББК 32+32.813я73

И86

Рецензенты:

А.И. Легалов, НИУ «Высшая школа экономики», д-р техн. наук, проф.,

О.Е. Чудаков, Санкт-Петербургский университет МВД России, д-р техн. наук, проф.

Авторы:

В.В. Цехановский, Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет (ЛЭТИ),

Е.Ю. Бутырский, Санкт-Петербургский государственный университет,

Н.А. Жукова, Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет (ЛЭТИ),

В.Б. Мельников, ВМПИ ВУНЦ ВМФ ВМА им. Н.Г. Кузнецова

И86 Искусственные нейронные сети : учебник / коллектив авторов; под ред. В.В. Цехановского. — Москва : КНОРУС, 2024. — 352 с. — (Бакалавриат и магистратура).

ISBN 978-5-406-13273-9

Посвящен активно развивающемуся научному направлению искусственных нейронных сетей, имеющему важное значение в решении проблемы внедрения искусственного интеллекта во все области нашей жизни. На основе современных тенденций рассматриваются теоретические и практические вопросы от модели нейрона и архитектуры нейросетей, методов обучения, моделей различных нейронных сетей до их реализации в управлении и построении нейрокомпьютера. Рассматривается большая совокупность моделей нейросетей в плане изучения теории построения, способов реализации и функционирования с указанием достоинств и недостатков.

Соответствует ФГОС ВО последнего поколения.

Для студентов бакалавриата и магистратуры, обучающихся по направлениям «Прикладная математика и информатика» и «Информатика и вычислительная техника».

Ключевые слова: когнитрон; модели нейросетей; нейрокомпьютер; нейрон; нейронная сеть; обучение нейронных сетей; персептрон; регуляризация; трансформер сети.

УДК 004.032.26(075.8)

ББК 32+32.813я73

ИСКУССТВЕННЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ

Изд. № 696442. Формат 60×90/16. Гарнитура «Newton».

Усл. печ. л. 22,0. Уч.-изд. л. 15,4.

ООО «Издательство «КноРус».

117218, г. Москва, ул. Кедрова, д. 14, корп. 2.

Тел.: +7 (495) 741-46-28.

E-mail: welcome@knotrus.ru www.knotrus.ru

Отпечатано в полном соответствии с качеством предоставленных материалов в ООО «Фотоэксперт».

109316, г. Москва, Волгоградский проспект,
д. 42, корп. 5, эт. 1, пом. I, ком. 6.3-23Н

ISBN 978-5-406-13273-9

© Коллектив авторов, 2024

© ООО «Издательство «КноРус», 2024

ОГЛАВЛЕНИЕ

Список сокращений	8
Введение. История возникновения и развития искусственных нейронных сетей	9
Глава 1. МАТЕМАТИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА. НЕЙРОННЫЕ СЕТИ	14
1.1. Введение в нейронные сети. Биологический нейрон	14
1.1.1. Свойства биологических нейросетей и ИНС	15
1.1.2. Преимущества нейронных сетей	19
1.1.3. Строение биологического нейрона	20
1.1.4. Моделирование мыслительной деятельности человека	23
<i>Контрольные вопросы</i>	24
Глава 2. МОДЕЛЬ НЕЙРОНА. АРХИТЕКТУРА НЕЙРОСЕТЕЙ	26
2.1. Модель искусственного нейрона. Активационные функции	26
2.1.1. Искусственный нейрон и его структура	26
2.1.2. Разновидности искусственных нейронов	31
2.1.3. Ограничения модели нейрона	43
2.1.4. Активационные функции	44
2.2. Основные задачи, решаемые ИНС	49
2.2.1. Основные понятия об ИНС	49
2.2.2. Выбор структуры ИНС	53
2.2.3. Задачи, решаемые ИНС	54
2.3. Классификация искусственных нейронных сетей	55
2.3.1. Статические многослойные ИНС	56
2.3.2. Математическая модель многослойной нейронной сети	57
2.3.3. Динамические многослойные нейронные сети	59
2.3.4. Архитектура нейронных сетей	63
2.3.5. Аппроксимирующие свойства ИНС	67
2.3.6. Выбор количества нейронов и слоев	70
<i>Контрольные вопросы</i>	70
Глава 3. ОБУЧЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ	72
3.1. Общие положения об обучении нейросетей	73
3.1.1. Парадигмы обучения ИНС	75
3.1.2. Правила обучения ИНС	77
3.1.3. Алгоритмы обучения ИНС	80
3.2. Концептуальные подходы к обучению сетей	81
3.2.1. Обучение с учителем	81
3.2.2. Обучение без учителя	83
3.2.3. Обучение с подкреплением	88

3.2.4. Метод обучения Хебба.....	89
3.2.5. Генетические алгоритмы.....	91
3.2.6. Методы увеличения скорости процесса обучения нейросети	96
3.3. Персептрон и алгоритм его обучения	99
3.3.1. Однослойный персептрон	99
3.3.2. Дельта-правило обучения персептрона.....	102
3.3.3. Многослойный персептрон	107
3.4. Метод обратного распространения ошибки.....	109
3.4.1. Архитектура ИНС обратного распространения ошибки....	110
3.4.2. Алгоритм обратного распространения ошибки	111
3.4.3. Проблемы метода обратного распространения ошибки	117
3.4.4. Способы ускорения сходимости нейросетей	121
3.4.5. Метод потенциальных функций.....	122
3.4.6. Явление переобучения	127
3.4.7. Свойство обобщения.....	129
<i>Контрольные вопросы</i>	132

Глава 4. ОСНОВНЫЕ МОДЕЛИ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ..... 134

4.1. Нейронные сети прямого распространения.....	134
4.1.1. Однослойная сеть прямого распространения	134
4.1.2. Многослойная сеть прямого распространения	135
4.2. Радиальные нейронные сети.....	137
4.2.1. Общие положения о радиальных ИНС	137
4.2.2. Функционирование радиальных сетей.....	139
4.2.3. Структура радиальной сети	142
4.3. Сети ассоциативной памяти. Сеть Хопфилда	147
4.3.1. Общие положения о сети Хопфилда.....	150
4.3.2. Функционирование сети Хопфилда	154
4.3.3. Устойчивость сети Хопфилда.....	157
4.3.4. Требования к сети Хопфилда.....	159
4.4. Нейросеть Хэмминга	161
4.4.1. Общие положения о сети Хэмминга.....	161
4.4.2. Функционирование сети Хэмминга	163
4.4.3. Достоинства и недостатки сети Хэмминга	164
4.5. Двухнаправленная ассоциативная память	165
4.5.1. Общие положения о двухнаправленной ассоциативной памяти	165
4.5.2. Функционирование двухнаправленной ассоциативной памяти	167
4.5.3. Достоинства и недостатки двухнаправленной ассоциативной памяти	169
4.6. Ортогональные сети	170
4.6.1. Общие положения об ортогональных сетях	170
4.6.2. Свойства ортогональных сетей	171
<i>Контрольные вопросы</i>	172

Глава 5. РЕКУРРЕНТНЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ	173
5.1. Общие сведения о рекуррентных нейросетях.....	173
5.1.1. Нейронная сеть Элмана	174
5.1.2. Сеть Джордана	175
5.2. LSTM нейронные сети	176
5.2.1. Рекуррентные нейронные сети	176
5.2.2. Полностью рекуррентная сеть	178
5.2.3. Проблема долгосрочных зависимостей	178
5.2.4. LSTM сети.....	179
5.2.5. Главная идея LSTM	181
5.2.6. Разновидности LSTM сетей	184
5.2.7. Управляемые рекуррентные блоки GRU	185
<i>Контрольные вопросы</i>	188
Глава 6. НЕЙРОННЫЕ СЕТИ ВСТРЕЧНОГО РАСПРОСТРАНЕНИЯ	190
6.1. Самоорганизующиеся сети Кохонена	190
6.1.1. Общие сведения о сети Кохонена.....	191
6.1.2. Функционирование сети Кохонена.....	196
6.1.3. Самоорганизующиеся карты Кохонена	200
6.1.4. Алгоритм обучения карты Кохонена.....	204
6.2. Сети встречного распространения	206
6.2.1. Общие сведения о сетях встречного распространения.....	206
6.2.2. Структура сети встречного распространения	207
6.2.3. Слой Кохонена	208
6.2.4. Слой Гроссберга	209
6.2.5. Обучение слоя Кохонена	209
6.2.6. Метод интерполяции	214
<i>Контрольные вопросы</i>	215
Глава 7. СЕТИ АДАПТИВНОЙ РЕЗОНАНСНОЙ ТЕОРИИ	217
7.1. Введение в адаптивную резонансную теорию АРТ-сетей	217
7.1.1. Общие сведения о АРТ-сетях	217
7.1.2. Архитектура нейросети ART-1	219
7.1.3. Принцип работы ART-сети	223
7.1.4. Обучение сети АРТ	224
7.1.5. Нерешенные проблемы и недостатки АРТ-1	225
7.1.6. Разновидности ART-сетей	226
<i>Контрольные вопросы</i>	228
Глава 8. СЕТИ ДЛЯ ИНВАРИАНТНОЙ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ	229
8.1. Когнитрон.....	230
8.1.1. Общие сведения о когнитроне.....	230
8.1.2. Конкуренция возбуждения и торможения	233

8.1.3. Обучение и работа когнитрона	234
8.1.4. Неокогнитрон	235
<i>Контрольные вопросы</i>	235
Глава 9. СВЕРТОЧНЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ	236
9.1. Сверточные нейронные сети.....	236
9.1.1. Общие сведения о сверточных нейросетях	237
9.1.2. Архитектура сверточной нейронной сети	246
9.1.3. Обучение сверточных нейросетей	250
9.1.4. Особенности сверточной нейронной сети	252
9.1.5. Принципы построения сверточных сетей	253
<i>Контрольные вопросы</i>	254
Глава 10. ГЛУБОКИЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ	255
10.1. Общие понятия о глубоких нейронных сетях.....	255
10.1.1. Введение в глубокие нейронные сети	255
10.1.2. Архитектура глубокой нейронной сети.....	256
10.1.3. Обучение глубоких нейронных сетей.....	257
10.1.4. Автоэнкодерный метод обучения	258
10.1.5. Обучение глубоких нейронных сетей на основе RBM	259
10.1.6. Ректификационная функция активации	263
10.2. Регуляризация в глубоком обучении	265
10.2.1. Недообучение и переобучение ИНС.....	265
10.2.2. Штрафы по норме параметров	266
10.2.3. Штраф по норме как оптимизация с ограничениями	273
10.2.4. Пополнение набора данных	275
10.2.5. Робастность относительно шума.....	276
10.2.6. Многозадачное обучение	277
10.2.7. Ранняя остановка.....	279
10.2.8. Связывание и разделение параметров	283
10.2.9. Разреженные представления	283
10.2.10. Прореживание	284
<i>Контрольные вопросы</i>	291
Глава 11. ТРАНСФОРМЕР СЕТИ	292
11.1. Трансформер — модель машинного обучения	292
11.1.1. Проблемы рекуррентных нейронных сетей	292
11.1.2. Механизм внимания	295
11.1.3. Архитектура трансформера.....	296
11.1.4. Многоголовое внимание	301
11.1.5. Позиционное кодирование	303
11.1.6. Декодирующая часть трансформера	305
11.1.7. Отличие внимание «на себя» от внимания «не на себя» ...	306
11.1.8. Внимание на основе скалярного произведения	307
<i>Контрольные вопросы</i>	310

Глава 12. НЕЙРОСЕТИ В УПРАВЛЕНИИ	311
12.1. Применение нейросетей в качестве нейроконтроллера	311
12.1.1. Общие сведения о нейросетях в управлении	311
12.1.2. Схемы нейронного управления	313
<i>Контрольные вопросы</i>	316
Глава 13. НЕЧЕТКИЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ	317
13.1. Методы нечеткого логического вывода	320
13.1.1. Этапы нечеткого логического вывода	320
13.1.2. Пример нечеткого логического вывода	321
13.1.3. Алгоритм Мамдани	323
13.1.4. Алгоритм Такаги — Сугено	324
13.1.5. Методы дефаззификации	325
13.2. Нечеткие нейроны и структура нечеткой нейросети	327
13.2.1. Нечеткий нейрон	327
13.2.2. Структура нейронечеткого классификатора	329
13.2.3. Нечеткая нейронная сеть Ванга — Менделя	334
13.2.4. Извлечение нечетких правил из данных ННС	336
<i>Контрольные вопросы</i>	341
Глава 14. НЕЙРОКОМПЬЮТЕРЫ	343
<i>Контрольные вопросы</i>	346
Заключение. Проблемы развития нейросетей	347
Библиографический список	348

СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ

АРТ	Адаптивная резонансная теория
БПЭ	Базовый пороговый элемент
ГННК	Гибридный нейронечеткий классификатор
ДАП	Двунаправленная ассоциативная память
ДМ	Динамическая модель
ДС	Динамическая система
ГНС	Гибридная нечеткая сеть
ИИ	Искусственный интеллект
ИНС	Искусственная нейронная сеть
ЛП	Лингвистическая переменная
МНС	Многослойная нейронная сеть
МО	Математическое ожидание
МФЭ	Модель функционирования элемента
НК	Нейроконтроллер
НЛВ	Нечеткий логический вывод
ННС	Нечеткая нейросеть
НП	Нечеткое правило
НС	Нейронная сеть
НСУ	Нейросетевая система управления
ОРО	Обратного распространения ошибки
ПФ	Потенциальная функция
РБС	Радиальные базисные сети
РБФ	Радиальная базисная функция
СНС	Сверточная нейронная сеть
СУ	Система управления
ФП	Функция принадлежности
ЭС	Экспертная система

ВВЕДЕНИЕ

История возникновения и развития искусственных нейронных сетей

Понятие «искусственные нейронные сети» оформилось в 1940-е гг. благодаря основополагающей работе У. Мак-Каллока и Ч. Питтса, в которой была предложена модель мозга как множества нейронов, имеющих одинаковую структуру и состоящих из входа, сумматора взвешенных входных сигналов, активационной функции и выходного сигнала.

Таким образом, каждый нейрон реализует некоторую функцию над входными значениями. Если значение функции превышает определенную величину — порог, то нейрон возбуждается и формирует выходной сигнал для передачи его другим нейронам. Мозг получает входную информацию от рецепторов, которая обрабатывается нейронными структурами и преобразуется в набор управляющих воздействий на организм. В работе было показано, что сети, состоящие из искусственных нейронов, способны, в принципе, вычислить любую арифметическую или логическую функцию. Авторы предложили использовать искусственные нейронные сети (ИНС), элементами которых являются искусственные нейроны, с бинарной активационной функцией. Такие сети оказались способны обучаться распознаванию образов и обобщению информации, то есть обладали качествами, присущими живому мозгу.

В 1949 году Дональд Хебб [43] предположил, что условный рефлекс, открытый И. П. Павловым, возникает вследствие способности отдельных нейронов к установлению ассоциаций, и сформулировал соответствующее правдоподобное правило обучения биологических нейронов.

Первое практическое использование ИНС приходится на конец 1950-х гг., когда Розенблатт предложил перцептрон [27], в котором система жестких логических схем Мак-Каллока и Питтса [19] заменялась системами со статистическими свойствами. Перцептрон продемонстрировал способность ИНС к обучению и решению задач классификации. Этот успех вызвал всплеск интереса к исследованию подобных систем.

В эти же годы Б. Видров и М. Е. Хофф предложили новый обучающий алгоритм настройки адаптивных линейных нейронных сетей. Однако оказалось, что однослойные сети Розенблатта и Видрова имеют сходные ограничения, сужающие область их применения. Это было доказано в работе М. Минского и С. Пайперта [21]. Они сформулиро-

вали и доказали ряд теорем, подтверждающих принципиальную ограниченность однослойных ИНС и их неспособность решать многие простые задачи, в том числе реализовать функцию «исключающее ИЛИ».

После выхода в свет этой книги Розенблатт и Видров разработали многослойные сети, свободные от выявленных недостатков. Однако им не удалось модернизировать свои обучающие алгоритмы так, чтобы данные более сложные сети можно было настраивать автоматически.

Эти результаты вызвали некоторое разочарование в возможностях ИНС, которое продлилось до начала 80-х гг., хотя в 70-е были опубликованы важные работы по таким сетям Т. Кохонена и С. Гроссберга [16].

В 1980-е годы появились мощные персональные компьютеры и рабочие станции, что позволило выполнять сложные эксперименты с ИНС.

В 1982 году Дж. Хопфилд успешно применил методы механики для описания работы однослойных полносвязных динамических ИНС. Кохонен предложил новый класс искусственных нейронных сетей для решения задач векторной классификации.

Однако наибольшее значение для возрождения интереса к ИНС имело появление алгоритма обратного распространения ошибки, позволяющего обучать многослойные ИНС прямого распространения [4—10]. Алгоритм обратного распространения ошибки показал очень хорошие результаты по обучению ИНС при решении многих прикладных задач, связанных с распознаванием текста, символов и т. п. Вместе с тем этот алгоритм является локальным, то есть гарантированно работает только тогда, когда минимизируемая при обучении функция ошибки является унимодальной. Во многих задачах функция ошибки мультимодальна, поэтому в последние годы наряду с алгоритмом обратного распространения для обучения ИНС используются такие универсальные алгоритмы глобальной оптимизации.

К таким алгоритмам относятся:

- алгоритм «отжига металла»;
- генетический алгоритм;
- роевой интеллект»;
- метод муравьиных колоний.

Можно выделить следующие направления использования искусственных нейронных сетей:

- классификация образов;
- аппроксимация функций;
- кластеризация;
- прогнозирование;
- ассоциативная память;

- *оптимизация;*
- *управление динамической системой.*

Искусственный интеллект способен выполнять задачи, сходные с задачами человеческого интеллекта, но не ограничивается биологически правдоподобными методами. В основу ИИ ложатся нейронные сети. ИИ имеет обширную историю, делящуюся на три этапа.

1-й этап прорыва (1943—1958).

2-й этап застоя («пессимизм и застой» 1953—1973).

3-й этап период развития («оптимизм и развитие» 1974—2018). Ниже приведена таблица наиболее значимых событий развития искусственных нейросетей.

Год	Событие
1943	Уоренн Маккалок и Уолтер Питтс формализуют понятие нейронной сети в фундаментальной статье о логическом исчислении идей и нервной активности
1948	Н. Винер вместе с соратниками публикует работу о кибернетике. Основной идеей является представление сложных биологических процессов математическими моделями
1949	Дональд Хебб создал гипотезу обучения, основанную на механизме нейронной пластичности, которая стала известна как обучение Хебба (обучение без учителя)
1950	Появляются программные модели искусственных нейросетей. Первые работы были проведены Натаниелом Рочестером из исследовательской лаборатории ИВМ
1951	Создан первый компьютер на основе нейронной сети, в основу которого легло 3000 лампочек и автопилот бомбардировщика
1954	В Массачусетском технологическом институте с использованием компьютеров Фарли и Кларк разработали имитацию сети Хебба
1957	Нейробиолог Фрэнк Розенблатт разработал математическую и компьютерную модели восприятия информации мозгом на основе двухслойной обучающейся НС. При обучении данная сеть использовала арифметические действия сложения и вычитания. Розенблатт описал также схему не только основного перцептрона, но и схему логического сложения
1958	Розенблатт предложил модель электронного устройства, которое должно было имитировать процессы человеческого мышления, а два года спустя была продемонстрирована первая действующая машина, которая могла научиться распознавать некоторые из букв, написанных на карточках, которые подносили к ее «глазам», изобретает однослойный перцептрон и демонстрирует его способность решать задачи классификации
1958	Джон фон Нейман предложил имитацию простых функций нейронов с использованием вакуумных трубок

Год	Событие
1960	Бернард Видров и Марсиан Хофф на основе дельта-правила (формулы Уидроу) разработали нейросетевые модели ADALINE, которые сразу начали использовать для задач предсказания и адаптивного управления. Сейчас ADALINE (адаптивный линейный элемент) является стандартным элементом многих систем обработки сигналов
1963	В институте проблем передачи информации АН СССР А. П. Петровым проводится подробное исследование задач, «трудных» для перцептрона. Эта пионерская работа в области моделирования ИНС в СССР послужила отправной точкой для комплекса идей М. М. Бонгарда — как «сравнительно небольшой переделкой алгоритма (перцептрона) исправить его недостатки»
1969	М. Минский и Пейперт публикуют формальное доказательство ограниченности перцептрона и показывают, что он не способен решать некоторые задачи (проблема «чётности» и «один в блоке»), связанные с инвариантностью представлений. <i>Интерес к нейронным сетям резко падает</i>
1972	Т. Кохонен и Дж. Андерсон независимо предлагают новый тип НС, способных функционировать в качестве памяти
1973	Б. В. Хакимов предлагает нелинейную модель с синапсами на основе сплайнов и внедряет её для решения задач в медицине, геологии, экологии
1974	Пол Дж. Вербос и А. И. Галушкин одновременно изобретают алгоритм обратного распространения ошибки для обучения многослойных перцептронов
1975	Фукусима представляет когнитрон — самоорганизующуюся сеть, предназначенную для инвариантного распознавания образов, но это достигается только при помощи запоминания практически всех состояний образа
1980	Фукусима разработал мощную парадигму, названную неокогнитроном
1982	Дж. Хопфилд показал, что нейронная сеть с обратными связями может представлять собой систему, минимизирующую энергию (так называемая сеть Хопфилда). Кохо-немом представлены модели сети, обучающейся без учителя (нейронная сеть Кохонена), решающей задачи кластеризации, визуализации данных (самоорганизующаяся карта Кохонена) и другие задачи предварительного анализа данных
1986	Дэвидом И. Румельхартом, Дж. Е. Хинтоном и Рональдом Дж. Вильямсом и одновременно с С. И. Барцевым и В. А. Охониным (Красноярская группа) переоткрыт и существенно развит метод обратного распространения ошибки. Начался взрыв интереса к обучаемым нейронным сетям
1986	Карпенгером и Гроссбергом предложена сеть АРТ. Она представляет собой векторный классификатор и обучается без учителя, лишь на основании предъявляемых входных векторов. АРТ-1 работает только с двоичными векторами, состоящими из нулей и единиц

Год	Событие
1987	Роберт Хехт-Нильсон разработал сети встречного распространения. Время обучения в таких сетях может уменьшаться в сто раз
1987	Гроссберг создал адаптивную резонансную теорию. Сети и алгоритмы в ней сохраняют пластичность, необходимую для изучения новых образов, в то же время предотвращая изменение ранее запомненных образов
1988	Ян Лекун предложил свёрточную нейронную сеть и нацеленную на эффективное распознавание образов Сверточная нейронная сеть входит в состав технологий глубокого обучения (<i>deep learning</i>). Структура сети — однонаправленная (без обратных связей), принципиально многослойная
2007	Джеффри Хинтоном в университете Торонто созданы алгоритмы глубокого обучения многослойных нейронных сетей. Успех обусловлен тем, что Хинтон при обучении нижних слоев сети использовал ограниченную машину Больцмана (RBM — Restricted Boltzmann Machine)
2012	Сеть SuperVision, разработанная в Торонтском университете, выиграла конкурс распознавания объектов на изображениях. Число ее ошибок составило 16,4%, тогда как программа, занявшая второе место, ошибалась в 26% случаев
2014	Google разработала сеть глубокого обучения GoogLeNet из 22 слоев, которая, по словам авторов, так же как и SuperVision, может быть обучена на нескольких высококлассных GPU за неделю. На конкурсе ImageNet гугловская сеть показала себя великолепно
2017	Google предложила трансформер (<i>Transformer</i>), который имеет архитектуру глубоких нейронных сетей. В отличие от рекуррентных НС, трансформеры не требуют обработки последовательностей по порядку
2019	В России 30 мая 2019 г. на совещании по развитию цифровой экономики под председательством В. В. Путина было принято решение о подготовке национальной стратегии Российской Федерации по искусственному интеллекту
2019	11 октября 2019 г. В. В. Путин своим указом утвердил национальную стратегию развития искусственного интеллекта в России до 2030 года

Глава 1

МАТЕМАТИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА. НЕЙРОННЫЕ СЕТИ

1.1. ВВЕДЕНИЕ В НЕЙРОННЫЕ СЕТИ. БИОЛОГИЧЕСКИЙ НЕЙРОН

В 50—60-е годы XX в. группой ученых путем объединения биологических и физиологических подходов в процессе их моделирования были созданы первые искусственные нейронные сети (ИНС). Первоначально они реализовывались как электронные сети, а позднее начали моделироваться в компьютерных средах. В этот период активно работают многие выдающиеся ученые. В области ИНС работали такие ученые, как: М. Минский, Ф. Розенблатт, Б. Уидроу и др. Они активно изучали и разрабатывали ИНС, состоящие из одного слоя искусственных нейронов с обучением, называемые перцептронами, широкое применение которых позволило получить качественно новые результаты при решении таких задач, как предсказание погоды, анализ электрокардиограмм, искусственное зрение. Несколько наиболее активных ученых, таких как Т. Кохонен, С. Гроссберг, Дж. Андерсон, развили и продолжили исследования в 70—80 гг. В настоящее время существует много примеров, демонстрирующих возможности ИНС, а именно, превращение текста в фонетическое представление, распознавание рукописного текста, сжатие изображения и т. д. [2—4, 8, 14, 20].

В XXI веке теория ИНС — активно развивающееся научное направление, которое нашло широкое применение в биофизике, математике, информатике, схемотехнике, обработке информации, в технологиях и т. д. Поэтому понятие «нейронные сети» (НС) детально определить сложно, так как в каждой предметной области оно трактуется по-разному. Но в целом можно дать следующее определение.

Определение. Искусственные НС — совокупность моделей биологических нейронных сетей, которые представляют собой сеть элементов — искусственных нейронов, связанных между собой синоптическими соединениями.

Работа сети состоит в преобразовании входных сигналов во времени, в результате чего меняется внутреннее состояние сети и формиру-

ются выходные воздействия. Обычно НС оперирует числовыми, а не символьными величинами. Большинство моделей НС требуют обучения. Обучение можно определить следующим образом.

Определение. Обучение — такой выбор параметров нейронной сети, при котором сеть лучше всего справляется с поставленной проблемой.

Обучение — это задача *многомерной оптимизации*, и для ее решения существует множество алгоритмов. Искусственные нейронные сети (ИНС) — набор математических и алгоритмических методов для решения широкого круга задач.

Выделим характерные черты искусственных НС:

1. Нейросеть дает возможность лучше понять организацию нервной системы человека и животных на таких уровнях, как память, обработка сенсорной информации, моторика.

2. Нейросеть является средством обработки информации и может рассматриваться как:

- *гибкая модель для нелинейной аппроксимации многомерных функций;*
- *средство прогнозирования во времени процессов, зависящих от многих переменных;*
- *классификатор по многим признакам, дающий разбиение входного пространства на области;*
- *средство распознавания образов;*
- *инструмент для поиска и классификации по ассоциациям;*
- *модель для поиска закономерностей в массивах данных.*

3. Нейросети свободны от ограничений обычных компьютеров благодаря параллельной обработке и сильной связанности нейронов.

4. В перспективе НС должны помочь понять принципы, на которых построены высшие функции нервной системы: сознание, эмоции, мышление.

Существенную часть в теории нейронных сетей занимают биофизические проблемы. Для построения адекватной математической модели необходимо детально изучить работу биологических нервных клеток и сетей с точки зрения химии, физики, теории информации и синергетики.

1.1.1. Свойства биологических нейросетей и ИНС

К важнейшим свойствам биологических НС относятся следующие.

1. *Параллельность обработки информации.* Каждый нейрон формирует свой выход только на основе своих входов и собственного внутрен-

него состояния под воздействием общих механизмов регуляции нервной системы.

2. *Способность к полной обработке информации.* Все известные человеку задачи решаются нейронными сетями. К этой группе свойств относятся ассоциативность (сеть может восстанавливать полный образ по его части), способность к классификации, обобщению, абстрагированию и множество других. Они до конца не систематизированы.

3. *Самоорганизация.* В процессе работы биологические НС самостоятельно, под воздействием внешней среды, обучаются решению разнообразных задач. Пока не обнаружено никаких принципиальных ограничений на сложность задач, решаемых биологическими нейронными сетями. Нервная система сама формирует алгоритмы своей деятельности, уточняя и усложняя их в течение жизни. Человек еще не создал систем, обладающих самоорганизацией и самоусложнением.

4. *Аналоговость.* Биологические НС являются аналоговыми системами. Информация поступает в сеть по большому количеству каналов и кодируется по пространственному принципу: вид информации определяется номером нервного волокна, по которому она передается. Амплитуда входного воздействия кодируется плотностью нервных импульсов, передаваемых по волокну.

5. *Надежность.* Биологические НС обладают высокой надежностью: выход из строя даже 10% нейронов в нервной системе не прерывает ее работы. Последовательные ЭВМ, основанные на принципах фон Неймана, выходят из строя, если происходит сбой ячейки памяти или одного узла в аппаратуре.

Современные ИНС обладают следующими свойствами.

1. *Обучаемость.* Выбран одну из моделей НС, создав сеть и выполнив алгоритм обучения, мы можем обучить сеть решению задачи, которая ей по силам.

2. *Способность к обобщению.* После обучения сеть становится нечувствительной к малым изменениям входных сигналов (шуму или вариациям входных образов) и дает правильный результат на выходе.

3. *Способность к абстрагированию.* Если предъявить НС несколько искаженных вариантов входного образа, то НС сама может создать на выходе идеальный образ, с которым она никогда не встречалась.

4. *Параллельность обработки и реализуемость НС.* Параллельность в работе НС и ассоциативность при обработке информации приводят к тому, что разница в производительности между обычной ЭВМ и мозгом составляет 4–6 порядков. Во многом этот выигрыш обусловлен параллельностью обработки информации в мозге. Следовательно, для повышения производительности ЭВМ необходимо перейти от принципов фон Неймана к параллельной обработке информации.

Параллельные компьютеры пока не получили распространения по следующим причинам.

1. *Большая плотность связей.* Каждый процессор в параллельной системе связан с большим количеством других. Количество связей занимает намного больший объем, чем сами процессоры. Такая плотность связей не реализуется в обычных интегральных схемах.

2. *Трехмерность структуры связей между процессорами.* Существуют различные типы связности процессоров в параллельной системе. Обычно требуются трехмерные связи. Технологически такие связи тоже пока невыполнимы.

3. *Сложность программирования.* Пока не создано единых способов программирования параллельных ЭВМ и средств для написания программ.

Несмотря на перспективность параллельных ЭВМ и, в частности, НС, для их создания нет элементной базы. Поэтому вместо моделирования НС на параллельных машинах большая часть исследований проводится двумя способами.

1. Моделирование нейросетей на обычных последовательных ЭВМ.
2. Создание специализированных нейроплат и нейропроцессоров для ускорения работы ЭВМ с НС.

3. К задачам, успешно решаемым искусственными нейронными сетями на данном этапе их развития, относятся:

- *распознавание зрительных, слуховых образов (от распознавания текста и целей на экранах систем освещения обстановки до систем голосового управления);*
- *ассоциативный поиск информации и создание ассоциативных моделей;*
- *синтез речи; формирование естественного языка;*
- *формирование моделей и различных нелинейных и трудно описываемых математически систем, прогнозирование развития этих систем во времени;*
- *системы управления и регулирования с предсказанием;*
- *управление роботами, другими сложными устройствами — разнообразные конечные автоматы, системы массового обслуживания и коммутации, телекоммуникационные системы;*
- *принятие решений и диагностика, исключая логический вывод; особенно в областях, где отсутствуют четкие математические модели: в медицине, криминалистике, финансовой сфере.*

Уникальное свойство нейросетей — *универсальность*. Для всех вышеуказанных задач существуют эффективные математические методы решения. И хотя НС проигрывают специализированным методам при решении конкретных задач, благодаря универсальности при решении

глобальных задач, к примеру, построении систем искусственного интеллекта и моделировании процессов мышления, они являются важным направлением исследования, требующим дальнейшего развития. Основные области применения нейронных сетей представлены в таблице 1.1.

Таблица 1.1

Области применения нейронных сетей

ПРОМЫШЛЕННОСТЬ		
Управление технологическими процессами Оценка экологической обстановки Планирование Идентификация полимеров Обнаружение повреждений и неисправностей Аналитическая химия	Идентификация химических компонентов Прогнозирование свойств полимеров Разработка нефти и газа Управление ценами Оптимизация закупок Анализ функционирования предприятий	Контроль качества воды Управление водными ресурсами Управление работой станками Оптимизация работы моторов Контроль качества Прогнозирование потребления энергии
Высокие технологии		ВПК и МВД
Проектирование и оптимизация сетей связи Анализ и сжатие изображений Распознавание печатных и рукописных символов Фальсификация и подделки в промышленности	Идентификация и верификация звуков Видеонаблюдение Автоматизированное распознавание аудиокоманд Распознавание слитной речи говорящего	Анализ визуальной и аэрокосмической информации Классификация целей Обнаружение наркотиков и взрывчатых веществ Идентификация изображений с базой данных
Наука и техника		Здравоохранение
Поиск неисправностей в научных приборах Диагностика печатных плат Идентификация продуктов Синтез новых объектов Автоматизированное проектирование Планирование эксперимента Научные исследования Распознавание структур	Спектральный анализ и интерпретация спектров Интерпретация показаний сенсоров Моделирование физических систем Анализ экспериментальных данных Планирование экспериментов Диагностика технологических процессов	Идентификация вирусов, микробов и бактерий Диагностика заболеваний Интерпретация ЭКГ и томография Анализ качества лекарств Обработка и анализ медицинских тестов Прогнозирование результатов применения методов лечения Диагностика слуха

Бизнес и финансы		
Выбор сбытовой политики Принятие административных решений Прогнозирование на фондовой бирже Анализ финансового рынка Исследование спроса Моделирование бизнес-стратегии Прогнозирование я финансовых кризисов	Прогноз прибыли Предсказание и расшшивка «узких мест» Прогноз эффективности кредитования Прогноз валютного курса Прогноз и анализ цен Построение микро-макро-экономических моделей Предсказание трудностей при реализации проекта	Прогнозирование продаж Анализ целей в маркетинговой политике Прогнозирование экономических индикаторов Анализ рисков Отбор перспективных кадров Стратегии в области юриспруденции Оценка и прогнозирование стоимости недвижимости

1.1.2. Преимущества нейронных сетей

Область применения НС во многом совпадает с кругом задач, решаемых традиционными статистическими методами.

По сравнению с линейными методами статистики НС позволяют эффективно строить нелинейные зависимости, более точно описывающие наборы данных. Из нелинейных методов классической статистики распространен только байесовский классификатор, строящий квадратичную разделяющую поверхность. ИНС может построить поверхность более высокого порядка.

При построении нелинейных моделей в статистических программах обычно требуется ручное введение параметров в описание модели в символьном виде с точностью до значений параметров. Вводить такие длинные формулы долго, велик риск опечатки. НС создается путем указания вида структуры, числа слоев и числа нейронов в каждом слое, что гораздо быстрее. А алгоритмы построения растущих НС вовсе не требуют первоначального задания размера нейронной сети. Альтернативой НС при построении сложных нелинейных моделей является только метод группового учета аргументов.

Для сжатия и визуализации данных в статистике разработан метод линейных главных компонент. Нейросети-автоассоциаторы позволяют эффективнее сжимать данные за счет построения нелинейных отобра-

жений и визуализировать данные в пространстве меньшего числа нелинейных главных компонент.

По сравнению с методами непараметрической статистики нейронная сеть с радиальными базисными функциями позволяет сокращать число ядер, оптимизировать координаты и размытость каждого ядра. Это позволяет при сохранении парадигмы локальной ядерной аппроксимации ускорять дальнейший процесс принятия решения.

При обучении НС вместо критерия качества в виде наименьших квадратов можно использовать робастные критерии, дополнительно вести оптимизацию и других свойств НС (например, добавляя критерии регуляризации решения или оптимизации структуры нейронной сети). Алгоритмы обучения нейронной сети при этом остаются неизменными.

Необходимость решения прямой и обратной задач обычно требует построения двух моделей. При использовании же нейронных сетей можно обойтись одной сетью, обученной решать прямую задачу.

1.1.3. Строение биологического нейрона

В 1986 году Дж. Хинтон и его коллеги опубликовали статью с описанием модели нейронной сети и алгоритмом ее обучения, что дало новый толчок исследованиям в области искусственных нейронных сетей. Нейронная сеть состоит из множества одинаковых элементов — нейронов, поэтому начнем с них рассмотрение работы искусственной нейронной сети.

Биологический нейрон (от греч. *neuron* — нерв) — основная функциональная и структурная единица нервной системы животных и человека. Нейрон (рис. 1.1) принимает сигналы, поступающие от рецепторов и других нейронов, перерабатывает их и в форме нервных импульсов передает к эффекторным нервным окончаниям (терминалям).

Нейрон состоит из следующих элементов.

Тело клетки. Нейрон состоит из тела диаметром от 3 до 100 мкм, содержащего ядро и другие органеллы, и отростков. Выделяют два вида отростков: дендриты и аксон.

Определение. Тело клетки — место, где протекают процессы, приводящие к изменениям ее сложных молекул.

Тело и отростки нервной клетки покрыты мембраной, постоянно несущей на себе так называемый *мембранный потенциал* (разность потенциалов). Раздражение расположенных на периферии чувствительных окончаний нейрона преобразуется в изменение этого потенциала.