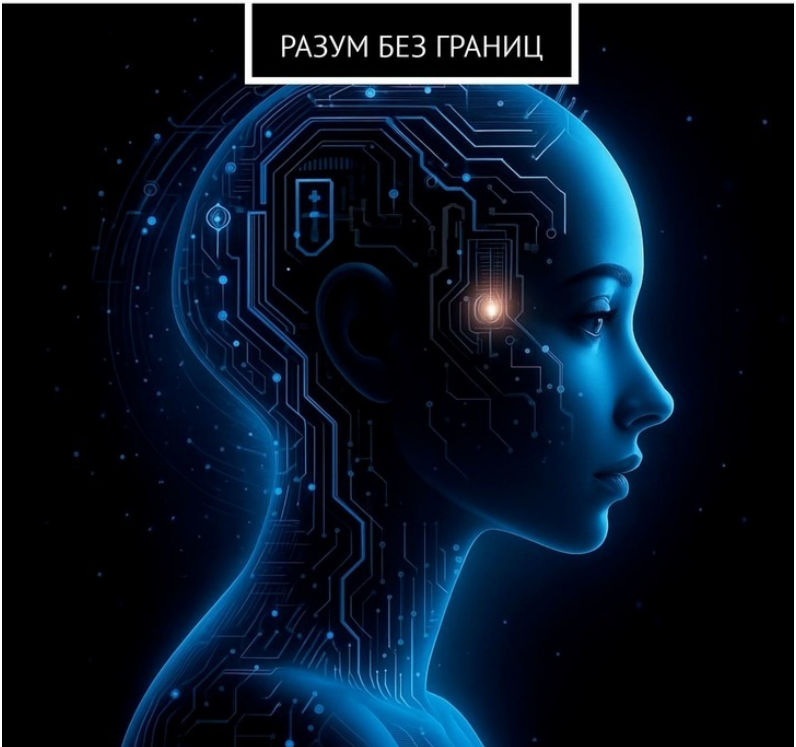
ИЛЬВИР ИРЕКОВИЧ ЗАЙНУЛЛИН

Нейросети

РАЗУМ БЕЗ ГРАНИЦ



Ильвир Ирекович Зайнуллин

Нейросети. Разум без границ

http://www.litres.ru/pages/biblio_book/?art=72663922
ISBN 9785006829114

Аннотация

Эта книга – масштабное исследование возможностей нейросетей: от науки, бизнеса и технологий до искусства, творчества и повседневной жизни. Здесь собраны фундаментальные знания о том, как нейросети учатся, думают, создают и помогают зарабатывать. Подробно рассматриваются теория, архитектуры, практические применения, этические вопросы и перспективы развития искусственного интеллекта.

Содержание

Глава 1. Теоретические основы и история развития нейронных сетей 9
1.1. Введение в идею нейронных сетей 9
1.2. Первые идеи и теоретические основы 10
1.3. Рождение первого искусственного интеллекта: персептрон 12
1.4. Возрождение интереса: многослойные сети и обучение 13
1.5. Эпоха глубокого обучения 14
1.6. Кто создавал нейросети: учёные и инженеры, изменившие историю 16
1.7. Сколько существует нейросетей и какие они бывают 17
1.8. Для чего создаются нейронные сети 19
1.9. Как нейросети учатся и «понимают» мир 21
1.10. Современное состояние и масштабы 22
1.11. Заключение 23
Глава 2. Архитектуры нейронных сетей 24
2.1. Введение: зачем нужны разные архитектуры 24
2.2. Полносвязные сети (многослойные персептроны, MLP) 26
2.3. Сверточные нейронные сети (CNN, 28

Convolutional Neural Networks)
2.4. Рекуррентные нейронные сети (RNN, LSTM, GRU) 30
2.5. Трансформеры и механизм внимания (Transformers) 32
2.6. Генеративные нейронные сети (GAN, Diffusion, VAE) 34
2.7. Эволюционные и спайковые нейронные сети 36
2.8. Гибридные архитектуры 37
2.9. Сколько архитектур существует и как быстро они развиваются 38
2.10. Итоги главы 39
Глава 3. Обучение нейронных сетей 40
3.1. Введение: почему обучение – это сердце нейросети 40
3.2. Как мыслит нейросеть: интуитивная аналогия 41
3.3. Цель обучения 42
3.4. Что такое данные 43
3.5. Как начинается обучение: «инициализация» 44
3.6. Обучение с учителем 45
3.7. Обучение без учителя 46
3.8. Обучение с подкреплением 47
3.9. Эпохи и итерации 48

3.10. Переобучение и недообучение 49
3.11. Регуляризация: искусство «забывать лишнее» 50
3.12. Оптимизация: как сеть делает шаги к пониманию 51
3.13. Валидация и тестирование 52
Конец ознакомительного фрагмента. 53

Нейросети
Разум без границ

Ильвир Ирекович Зайнуллин

© Ильвир Ирекович Зайнуллин, 2025

ISBN 978-5-0068-2911-4

Создано в интеллектуальной издательской системе Ridero

Введение

Развитие искусственных нейронных сетей стало одним из ключевых достижений современной науки и техники. За последние десятилетия нейросетевые технологии прошли путь от лабораторных экспериментов до фундаментального инструмента, определяющего облик цифровой цивилизации XXI века. Сегодня нейронные сети не просто имитируют отдельные аспекты человеческого мышления – они формируют новую парадигму обработки информации, творчества и принятия решений.

Актуальность изучения нейросетей обусловлена их исключительной универсальностью. Они применяются в научных исследованиях, инженерных системах, бизнесе, меди-

цине, образовании, искусстве и даже в повседневной жизни. Современные модели способны **анализировать, предсказывать, создавать и обучаться**, что делает их мощным инструментом для решения практически любых задач – от диагностики заболеваний и прогнозирования климата до создания музыки, живописи или компьютерного кода.

Особое внимание в данной книге уделено **практическим возможностям нейросетей** – не только в научно-технических областях, но и в тех сферах, где нейронные сети стали частью человеческой повседневности. Рассматриваются:

– возможности нейросетей для **заработка и предпринимательства** (автоматизация бизнеса, создание цифрового контента, разработка продуктов на базе ИИ);

– использование нейросетей в **творчестве и хобби** (генерация изображений, музыки, текста, идей);

– применение в **образовании, исследовательской деятельности и саморазвитии**;

– перспективы **интеграции нейросетей в повседневные сервисы и бытовые процессы**.

Цель книги – **систематизировать знания о нейронных сетях**, показать весь спектр их возможностей и продемонстрировать, как они влияют на экономику, науку, культуру и общество. Изложение строится на сочетании фундаментальной теории, современных инженерных практик и анализа реальных примеров применения.

Методология исследования основана на междисциплинарном подходе, объединяющем методы информатики, математики, когнитивных наук, философии и социологии. Каждый раздел книги призван не только раскрыть архитектурные и алгоритмические аспекты нейронных сетей, но и продемонстрировать их **вклад в расширение человеческих возможностей**. Тем самым данная работа представляет собой **комплексное научно-популярное исследование**, охватывающее всё – от базовых принципов и архитектур до практических применений и этических вопросов.

Её задача – показать, **на что способны нейросети сегодня и чего можно ожидать от них в будущем**, когда границы между человеком и искусственным интеллектом станут всё менее различимыми.

Глава 1. Теоретические основы и история развития нейронных сетей

1.1. Введение в идею нейронных сетей

Нейронные сети – это вычислительные системы, вдохновлённые принципами работы человеческого мозга. Их основная цель – научиться извлекать закономерности из данных и принимать решения без явного программирования. Если в традиционном программировании человек должен заранее описать алгоритм действий, то нейросеть способна **сама сформировать алгоритм**, наблюдая за примерами.

Сегодня нейросети окружают нас повсюду – в смартфонах, онлайн-сервисах, навигаторах, медицинских системах, банках и даже в бытовой технике. Они распознают речь, переводят тексты, создают изображения, музыку и видео, управляют роботами и автомобилями, анализируют рынок, прогнозируют погоду и болезни. Но чтобы понять, как человечество пришло к этой универсальной технологии, необходимо вернуться к её истокам.

1.2. Первые идеи и теоретические основы

История нейронных сетей началась задолго до появления компьютеров в современном смысле. В 1940-х годах учёные пытались объяснить, как мозг человека способен мыслить, запоминать и обучаться. Среди первых исследователей, заложивших фундамент этой науки, были **Уоррен Маккаллок** и **Уолтер Питтс**. В 1943 году они опубликовали статью, в которой предложили **математическую модель нейрона** – элементарного блока, способного принимать несколько сигналов, суммировать их и выдавать результат. Эта идея положила начало направлению, которое мы сегодня называем **искусственными нейронными сетями**.

Маккаллок и Питтс показали, что с помощью сети из таких «искусственных нейронов» можно моделировать логические операции – то есть выполнять вычисления. Иными словами, мозг можно рассматривать как систему логических элементов, подобно компьютеру. Эта мысль стала одной из самых революционных для своего времени. В 1949 году **Дональд Хебб**, канадский нейропсихолог, предложил идею, как искусственные нейроны могут обучаться. Он предположил, что, если два нейрона активируются одновременно, их связь усиливается. Это правило, известное как **правило Хебба**, до сих пор лежит в основе многих методов ма-

шинного обучения. Суть его можно выразить просто: *нейроны, которые «срабатывают» вместе, связываются сильнее.*

1.3. Рождение первого искусственного интеллекта: персептрон

В 1957 году американский исследователь **Фрэнк Розенблатт** разработал первую реальную искусственную нейронную сеть – **Персептрон**. Это была простая машина, способная различать геометрические фигуры и буквы. Розенблатт построил даже физическое устройство – «Mark I Perceptron», использовавшее электрические цепи и моторы для «обучения» на примерах. Персептрон стал сенсацией. Газеты писали, что компьютеры вскоре «научатся видеть, говорить и мыслить». На протяжении нескольких лет нейросети считались главным направлением в искусственном интеллекте. Однако в 1969 году учёные **Марвин Минский** и **Сеймур Пейперт** опубликовали книгу *«Персептроны»*, где доказали, что однослойные сети, подобные персептрону, имеют серьёзные ограничения: они не могут решать даже простые логические задачи, такие как «исключающее ИЛИ» (XOR). Это открытие охладило энтузиазм и привело к первому периоду, который позже назовут **«зимой искусственного интеллекта»** – времени, когда интерес и финансирование нейросетевых исследований резко упали.

1.4. Возрождение интереса: многослойные сети и обучение

В 1980-х годах нейросети пережили **второе рождение**. Учёные поняли, что, если добавить в сеть **несколько слоёв нейронов**, можно преодолеть ограничение персептрона. Такие сети получили название **многослойные персептроны**. В 1986 году **Джеффри Хинтон**, **Дэвид Румельхарт** и **Рональд Уильямс** опубликовали статью, в которой представили метод **обратного распространения ошибки** – алгоритм, позволивший эффективно обучать многослойные сети. Этот метод стал настоящим прорывом. Теперь нейросети могли обучаться на больших объёмах данных, корректируя внутренние связи автоматически. С этого момента искусственные нейронные сети стали активно использоваться в распознавании рукописного текста, речи, изображений. Например, в конце 1980-х годов нейросети уже применялись в банковской системе США для распознавания цифр на чеках.

1.5. Эпоха глубокого обучения

Следующий качественный скачок произошёл в 2000—2010-х годах. С развитием вычислительных мощностей, появлением графических процессоров (GPU) и накоплением огромных объёмов данных нейронные сети смогли стать **глубокими** – то есть включать десятки и сотни слоёв. Именно тогда родилось понятие **глубокого обучения (Deep Learning)**. В 2012 году произошёл исторический момент: сеть **AlexNet**, созданная **Алексом Крижевским**, **Ильёй Сутскевером** и **Джеффри Хинтоном**, выиграла международное соревнование ImageNet, превзойдя все другие алгоритмы по точности распознавания изображений. Это событие принято считать началом новой эры нейросетей.

После этого нейросетевые архитектуры стали быстро развиваться:

– **Сверточные сети (CNN)** научились распознавать изображения и видео.

– **Рекуррентные сети (RNN, LSTM, GRU)** применялись для анализа текста и речи.

– **Генеративно-состязательные сети (GAN)**, предложенные **Яном Гудфеллоу** в 2014 году, научились создавать новые изображения, музыку и даже лица, которых не существует.

– **Трансформеры**, представленные в 2017 году (архитек-

тура *Attention is All You Need*), кардинально изменили обработку языка и стали основой для языковых моделей вроде **GPT**, **BERT**, **Claude**, **Gemini** и других.

1.6. Кто создавал нейросети: учёные и инженеры, изменившие историю

История нейросетей – это история многих поколений исследователей:

– **Уоррен Маккаллок и Уолтер Питтс** – создали первую теоретическую модель нейрона.

– **Дональд Хебб** – сформулировал принцип обучения нейронов.

– **Фрэнк Розенблатт** – построил персептрон, первую работающую нейросеть.

– **Марвин Минский и Сеймур Пейперт** – показали ограничения ранних моделей.

– **Джеффри Хинтон**, **Ян Лекун**, **Йошуа Бенджио** – три учёных, считающихся «отцами глубокого обучения». В 2018 году они получили **Премию Тьюринга**, эквивалент Нобелевской премии в информатике.

– **Ян Гудфеллоу** – изобрёл генеративно-состязательные сети (GAN).

– **Алекс Крижевский и Илья Сутскевер** – разработали AlexNet, ставшую отправной точкой современной эпохи.

– Команда **Google Brain**, **OpenAI**, **DeepMind** и других лабораторий продолжает продвигать границы искусственного интеллекта.

1.7. Сколько существует нейросетей и какие они бывают

Сегодня в мире существует **буквально миллионы нейронных сетей** – от маленьких, встроенных в мобильные приложения, до гигантских моделей с сотнями миллиардов параметров. Их можно условно разделить на несколько типов:

– **Классические (многослойные персептроны)** – универсальные модели для обработки структурированных данных.

– **Сверточные сети (CNN)** – лучше всего работают с изображениями, видео, медицинскими снимками, спутниковыми фотографиями.

– **Рекуррентные сети (RNN, LSTM, GRU)** – обрабатывают последовательности: речь, тексты, временные ряды.

– **Трансформеры** – универсальные архитектуры, применяемые в языковых, визуальных и мультимодальных задачах.

– Именно они лежат в основе современных «умных» систем вроде ChatGPT, Gemini, Claude и других.

– **Генеративные модели (GAN, Diffusion, VAE)** – создают новые изображения, тексты, видео, музыку, дизайн, научные гипотезы.

– **Специализированные нейросети** – например, для

биологии, физики, химии, медицины, робототехники или финансового моделирования.

На практике каждая крупная компания сегодня использует **десятки или сотни нейросетей одновременно**, встроенных в различные сервисы: от анализа пользовательского поведения до управления логистикой. Например, Amazon, Google, Tesla, Meta и Microsoft ежедневно работают с тысячами активных нейросетевых моделей.

1.8. Для чего создаются нейронные сети

Нейросети создаются для трёх основных целей:

– Автоматизация труда и процессов.

– Они способны выполнять задачи, которые раньше требовали человеческого участия: распознавание лиц, проверка документов, диагностика болезней, анализ финансовых рынков, прогнозирование спроса.

– Расширение человеческих возможностей.

– Нейросети помогают врачам ставить диагнозы, инженерам проектировать сложные системы, писателям и художникам создавать новые произведения, студентам – изучать материал быстрее.

– Создание новых форм творчества и взаимодействия.

– Искусственный интеллект сегодня пишет музыку, сочиняет стихи, рисует картины, проектирует здания и даже создаёт новые виды искусства.

– Многие художники и дизайнеры используют нейросети как партнёров по творчеству.

Кроме того, нейросети стали мощным инструментом **заработка**. Они применяются в автоматизации бизнеса, создании контента, программировании, маркетинге, анализе данных и разработке приложений. Любой человек, обладаю-

щий базовыми знаниями, может использовать нейросети как помощника – для ведения дел, хобби или личного развития.

1.9. Как нейросети учатся и «понимают» мир

Хотя нейросети не обладают сознанием, они «учатся» на примерах. Обучение заключается в том, что сеть многократно анализирует данные – тексты, изображения, звуки – и постепенно подстраивает внутренние связи, чтобы делать правильные предсказания. Например, если нейросеть показывать тысячи фотографий кошек и собак, она со временем научится различать их, даже если изображения будут новыми. При этом она не знает, что такое «кошка» или «собака» в человеческом смысле, но умеет находить **статистические закономерности**, которые человек часто не замечает.

Современные модели, вроде GPT или Claude, обучаются на триллионах слов и изображений, что позволяет им воспринимать язык, логику и контекст почти как человек. По сути, они становятся **цифровыми обобщателями человеческого опыта**.

1.10. Современное состояние и масштабы

Сейчас нейросети используются во всех отраслях.

– В медицине они анализируют снимки, предсказывают заболевания, разрабатывают новые лекарства.

– В промышленности управляют роботами и производственными линиями.

– В экономике – прогнозируют цены, оптимизируют поставки, выявляют мошенничество.

– В образовании – помогают персонализировать обучение.

– В творчестве – создают картины, видео, архитектуру, моду и сценарии.

– В повседневной жизни – подсказывают маршруты, переводят тексты, управляют домом, советуют фильмы и музыку.

Согласно оценкам исследователей, ежегодно в мире создаются **сотни тысяч новых нейросетевых моделей**. Многие из них узкоспециализированные, но их совокупное воздействие на экономику и культуру – колоссально. Мы живём в эпоху, когда нейросети становятся **не просто инструментом**, а **универсальной технологической основой** всего цифрового мира.

1.11. Заключение

История нейронных сетей – это путь длиной почти в век: от простых теоретических моделей до систем, способных вести осмысленный диалог, писать книги и помогать людям во всех сферах жизни. Созданные как попытка подражать мозгу, нейросети превратились в **новую форму вычислительного интеллекта** – гибкую, обучающуюся и креативную. Сегодня они не только решают задачи, но и вдохновляют: художников, инженеров, учёных, предпринимателей. Можно с уверенностью сказать, что нейросети уже стали **одним из ключевых достижений человечества** , а их количество, разнообразие и влияние продолжают стремительно расти.

Глава 2. Архитектуры нейронных сетей

2.1. Введение: зачем нужны разные архитектуры

Нейронные сети бывают разными. Несмотря на то, что все они основаны на одной идее – соединении искусственных «нейронов» в систему, – их архитектуры сильно различаются в зависимости от того, **какие данные нужно обрабатывать** и **какую задачу решать**. В целом, можно сказать, что **архитектура нейросети – это её «мозговая анатомия»**: она определяет, как данные проходят через сеть, как нейроны соединяются между собой, какие связи существуют между слоями и как происходит обучение.

Разные архитектуры были придуманы для разных типов задач:

– изображений,
– текста,
– звука,
– временных рядов,
– генерации новых данных,
– принятия решений и даже творчества.

В этой главе мы рассмотрим все основные типы нейросетей – от простейших до самых современных.

2.2. Полносвязные сети (многослойные персептроны, MLP)

Суть

Это классическая архитектура, с которой началась история нейросетей.

Каждый нейрон соединён со всеми нейронами предыдущего слоя – отсюда название **«полносвязная»**.

Сеть состоит из:

– входного слоя (принимает данные),

– одного или нескольких скрытых слоёв (обрабатывают информацию),

– выходного слоя (даёт результат).

Как работает

Данные проходят через сеть слой за слоем. Каждый слой преобразует входные значения в новые, постепенно выделяя важные признаки. На первых этапах сеть «учится» распознавать простые закономерности (например, контуры на изображении или частотные паттерны в звуке), а затем объединяет их в более сложные структуры (объекты, слова, смысловые связи и т.д.).

Для чего применяется

Полносвязные сети используются:

– для табличных и числовых данных (например, прогнозирование цен, кредитный скоринг, анализ данных),

– в качестве базовых компонентов более сложных моделей,

– в задачах, где входные данные не имеют пространственной структуры.

Преимущества: универсальность, простота, понятная структура.

Недостатки: плохо работают с изображениями и текстами, где важны пространственные или временные связи.

2.3. Сверточные нейронные сети (CNN, Convolutional Neural Networks)

Суть

Сверточные сети стали прорывом в обработке изображений. Их идея заключается в том, что **нейросеть не смотрит на всё изображение сразу**, а анализирует его **по частям (локально)**. Это напоминает то, как человеческий мозг распознаёт объекты: сначала – края, формы, текстуры, потом – целые предметы.

Как работает

CNN состоит из **сверточных слоёв**, **подвыборки (pooling)** и **полносвязных слоёв** на выходе. Каждый сверточный слой ищет определённые визуальные признаки – линии, углы, текстуры. Чем глубже слой, тем более сложные и абстрактные признаки он выделяет (например, глаза, лица, предметы).

Для чего применяется

– **Компьютерное зрение:** распознавание лиц, предметов, сцен, медицинских изображений.

– **Робототехника:** ориентация в пространстве, навигация.

– **Автомобили:** системы распознавания дорожных знаков, пешеходов, полос.

– **Анализ видео:** отслеживание объектов, спортивная

аналитика, охранные системы.

Пример: CNN лежит в основе технологий распознавания лиц в смартфонах и камер видеонаблюдения.

Почему эффективна

CNN не требует, чтобы человек вручную указывал, какие признаки искать. Она сама учится, что важно для различения объектов. Это сделало возможным автоматическое распознавание изображений и видео без прямого участия человека.

2.4. Рекуррентные нейронные сети (RNN, LSTM, GRU)

Суть

Рекуррентные сети созданы для работы с **последовательностями** – то есть с данными, где важен **порядок**. Примеры: текст, речь, музыкальные ноты, финансовые временные ряды. В отличие от обычных сетей, которые анализируют каждое значение независимо, RNN имеют «память»: результат обработки предыдущего шага влияет на следующий. Это позволяет им учитывать контекст.

Как работает

RNN обрабатывает данные шаг за шагом. Например, при чтении текста сеть анализирует каждое слово, «помня» предыдущее, что позволяет понимать смысл предложений. Однако классические RNN страдали от проблем с «забыванием» контекста на длинных последовательностях. Чтобы решить это, появились улучшенные архитектуры:

– **LSTM (Long Short-Term Memory)** – сеть с механизмом долгосрочной памяти;

– **GRU (Gated Recurrent Unit)** – более компактная и быстрая версия LSTM.

Для чего применяется

– машинный перевод (Google Translate, DeepL);

– распознавание речи;

– генерация текста;

– анализ финансовых временных рядов;

– предсказание событий во времени (например, трафика, спроса).

Интуитивно

Можно представить RNN как «читающего» систему, которая понимает не только текущее слово, но и весь контекст фразы. Именно такие модели стали предшественниками современных языковых систем вроде GPT.

2.5. Трансформеры и механизм внимания (Transformers)

Суть

Трансформеры – это архитектура, которая **заменила рекуррентные сети** и стала основой для большинства современных моделей, включая GPT, BERT, Claude, Gemini и другие. Главная идея трансформера – механизм **внимания (attention)**.

Он позволяет модели «замечать» важные слова и фразы в тексте, независимо от их позиции. То есть сеть не просто идёт слева направо, а сразу рассматривает всю последовательность и решает, какие элементы связаны друг с другом.

Как работает

Механизм внимания вычисляет, какие части текста или данных важнее для текущего анализа. Например, в предложении *«Собака, которая бежала по улице, лаяла громко»* – слово *«которая»* связано с *«собака»*, и трансформер способен это понять без необходимости хранить всю последовательность во внутренней памяти, как делали RNN.

Для чего применяется

– языковые модели (ChatGPT, Claude, Gemini, Mistral, LLaMA);

– машинный перевод;

– обработка изображений (Vision Transformers);

– создание музыки, видео и кода;

– генерация текста, диалогов, сценариев.

Почему это важно

Трансформеры изменили парадигму искусственного интеллекта. Благодаря им ИИ перестал быть узкоспециализированным инструментом. Теперь модели могут обучаться **на миллиардах слов, изображений, звуков** и **выполнять множество задач без дообучения**. Эта архитектура сделала возможным появление **универсальных нейросетей**, которые понимают язык, изображение, звук и способны к рассуждениям.

2.6. Генеративные нейронные сети (GAN, Diffusion, VAE)

Суть

Генеративные сети – это модели, которые **создают новые данные**. Они не просто анализируют, а **творят**. С их помощью можно сгенерировать изображение, музыку, текст, видео или даже новую молекулу для лекарства.

Виды генеративных моделей

1. Генеративно-состязательные сети (GAN)

Предложены **Яном Гудфеллоу** в 2014 году.

GAN состоит из двух частей:

– **генератор** – создаёт фальшивые данные;

– **дискриминатор** – пытается отличить их от настоящих.

В процессе обучения они «соревнуются», пока генератор не научится создавать настолько реалистичные данные, что даже дискриминатор не отличает их от настоящих.

Примеры:

генерация лиц (ThisPersonDoesNotExist), фотореалистичные пейзажи, DeepFake-видео.

2. Диффузионные модели (Diffusion Models)

Основаны на идее постепенного добавления и удаления шума из данных.

Сначала изображение превращается в случайный шум, а затем модель шаг за шагом восстанавливает его обрат-

но. Так работают современные генераторы изображений – **Midjourney, DALL·E, Stable Diffusion**.

3. Автоэнкодеры и вариационные автоэнкодеры (VAE)

Они учатся «сжимать» данные до скрытого представления и восстанавливать их обратно. Это полезно для уменьшения размерности, очистки изображений, генерации новых вариантов похожих данных.

Для чего применяется

– генерация изображений, видео, музыки, 3D-моделей;
– дизайн, мода, архитектура;
– создание контента, рекламы, иллюстраций;
– биотехнологии (генерация молекул, белков, лекарств);
– искусство и творчество.

2.7. Эволюционные и спайковые нейронные сети

Эволюционные нейросети

Используют идеи биологической эволюции – «естественного отбора» архитектур и параметров. Множество сетей создаётся и «эволюционирует»: лучшие сохраняются, худшие – заменяются. Так нейросеть «развивается», находя оптимальную структуру для конкретной задачи.

Применение: оптимизация архитектур, автономные роботы, адаптивные системы управления.

Спайковые нейронные сети (Spiking Neural Networks)

Это попытка приблизить ИИ к работе настоящего мозга. Они обрабатывают информацию **во времени** – не в виде чисел, а в виде «импульсов» (спайков). Такой подход позволяет моделировать энергоэффективные вычисления, особенно в нейроморфных чипах (например, Intel Loihi, IBM TrueNorth).

Перспектива: использование в робототехнике, нейроинтерфейсах, автономных устройствах.

2.8. Гибридные архитектуры

Современные нейросети часто комбинируют разные подходы. Например:

– **CNN + LSTM** для анализа видео (пространство + время);

– **Transformers + CNN** для точного распознавания изображений;

– **Diffusion + Transformers** для создания текста по описанию;

– **Гибриды с правилами (нейросимвольные системы)** для логического мышления.

Такие гибридные системы становятся всё ближе к идее **искусственного обобщённого интеллекта (AGI)**

2.9. Сколько архитектур существует и как быстро они развиваются

Сегодня количество нейросетевых архитектур практически невозможно точно подсчитать. Каждый месяц создаются десятки новых разновидностей, адаптированных под конкретные задачи: от анализа ДНК до синтеза запахов и оптимизации квантовых схем.

Можно сказать, что сейчас существует:

– **несколько десятков базовых архитектур** ,

– **сотни модификаций**,

– и **миллионы конкретных реализаций** в компаниях и научных лабораториях. Этот процесс идёт лавинообразно: каждая новая модель порождает десятки новых исследований, улучшений и применений.

2.10. Итоги главы

– Архитектура нейросети определяет, как она воспринимает, преобразует и создаёт данные.

– Полносвязные сети – универсальный фундамент.

– Сверточные – глаза искусственного интеллекта.

– Рекуррентные – память и последовательность.

– Трансформеры – «разум» современного ИИ, способный понимать и создавать.

– Генеративные – творческая сила, создающая изображения, музыку и идеи.

– Эволюционные и спайковые – шаг к будущему, где ИИ станет по-настоящему живым.

Современный мир нейросетей – это не одна технология, а целая экосистема взаимосвязанных архитектур. Их развитие напоминает эволюцию живых организмов: каждая новая структура рождается из предыдущих, наследует их сильные стороны и приспосабливается к новым задачам.

Глава 3. Обучение нейронных сетей

3.1. Введение: почему обучение – это сердце нейросети

Если архитектура нейронной сети – это её **тело**, то обучение – это **жизнь**. Без обучения нейросеть – просто пустая оболочка: она знает, как соединены «нейроны», но не знает, что они должны делать.

Процесс обучения превращает сеть из механической схемы в **активную систему**, способную к пониманию, обобщению, прогнозированию и творчеству.

Именно обучение отличает **искусственный интеллект от обычного алгоритма**.

Алгоритм выполняет заранее прописанные шаги.

Нейросеть – сама находит закономерности в данных, сама корректирует свои внутренние параметры, сама решает, что важно, а что нет.

3.2. Как мыслит нейросеть: интуитивная аналогия

Чтобы понять процесс обучения, полезно представить себе ребёнка, который впервые сталкивается с миром. Он не знает слов, форм и звуков, но со временем **начинает узнавать образы**: мама, кошка, звук двери, тепло, свет. Его мозг не запрограммирован заранее – он **учится через опыт**. Нейросеть делает то же самое. Она получает тысячи или миллионы примеров и пытается понять, **что между ними общего**, **как они связаны**, и **как из них можно сделать вывод**.

Постепенно сеть вырабатывает собственную «интуицию» – внутренние представления, которые позволяют ей распознавать и создавать новые данные, которых она раньше не видела.

3.3. Цель обучения

Цель обучения нейросети – **научить её строить обобщение**. То есть не просто запомнить примеры, а **понять закономерность**, лежащую в их основе. Если сеть видела тысячи изображений кошек и собак, она не должна запоминать каждую кошку. Она должна **понять**, чем кошки отличаются от собак: формой ушей, структурой морды, текстурой шерсти, поведенческими признаками. Это и есть суть обучения – **переход от частного к общему**.

3.4. Что такое данные

Обучение нейросети невозможно без данных. Данные – это её **опыт, память, мир**. Для человека обучение – это взаимодействие с реальностью. Для нейросети – взаимодействие с цифровыми представлениями этой реальности: числами, изображениями, звуками, текстами, видео, таблицами.

Виды данных:

– **Числовые** (например, температуры, цены, измерения).

– **Текстовые** (слова, предложения, документы).

– **Изобразительные** (фотографии, схемы, видео).

– **Звуковые** (речь, музыка, шум).

– **Смешанные** (мультимодальные данные, где всё объединено). Каждый тип данных требует особого способа обучения и архитектуры, о которых мы говорили в предыдущей главе.

3.5. Как начинается обучение: «инициализация»

Перед обучением нейросеть ничего не знает. Её внутренние параметры (веса) случайны. Это похоже на ребёнка, который впервые видит свет – всё хаотично и неструктурировано. С каждым примером сеть корректирует свои связи: если она ошибается, она чуть изменяет направление, если попадает в цель – закрепляет опыт. Так постепенно из случайности рождается закономерность.

3.6. Обучение с учителем

Определение

Это самый распространённый тип обучения. Сеть получает **пример (вход)** и **правильный ответ (выход)**. Задача сети – научиться предсказывать правильный ответ сама.

Например:

– вход: изображение кошки

– правильный ответ: «кошка»

Если сеть ошиблась, её «наказывают» – ошибка вычисляется, и сеть слегка корректирует свои внутренние параметры. С каждым шагом она становится точнее.

Примеры:

– распознавание речи (аудио → текст);

– распознавание изображений (картинка → объект);

– анализ финансов (параметры клиента → кредитный риск);

– прогнозирование погоды, спроса, цен.

3.7. Обучение без учителя

Здесь сеть **не получает правильных ответов**. Она должна **сама найти структуру** в данных. Это как если бы вам дали тысячу фотографий животных без подписей и сказали: «Раздели их на группы, как тебе кажется логично». Сеть может сгруппировать их по форме, цвету, размеру, текстуре – она сама решает, что считать важным.

Основные методы:

– кластеризация (поиск похожих объектов);
– выделение признаков (feature extraction);
– генерация новых данных;
– поиск аномалий.

Примеры применения:

– выявление мошенничества (аномальные транзакции),
– анализ поведения пользователей,
– систематизация документов без разметки.

3.8. Обучение с подкреплением

Это совершенно иной подход. Сеть **не получает готовых ответов**, но **получает награду** за правильные действия.

Пример:

Робот учится ходить. Если он падает – награды нет. Если стоит – получает «поощрение». Если идёт – награда увеличивается. Сеть пробует, ошибается, корректирует поведение – и со временем **сама вырабатывает стратегию**, при которой награда максимальна.

Примеры:

– обучение роботов,

– управление транспортом,

– игры (AlphaGo, Dota 2, StarCraft II),

– оптимизация промышленных процессов,

– финансовые решения.

Особенность:

Обучение с подкреплением ближе всего к человеческому опыту: оно формирует **поведение, мотивацию и стратегию**.

3.9. Эпохи и итерации

Обучение происходит поэтапно. Каждое прохождение через весь набор данных называется **эпохой**. После каждой эпохи сеть немного «умнее»: она видела все данные, сделала ошибки, исправила их. Но обучение может требовать десятков, а иногда сотен эпох. Слишком мало эпох – сеть недоучилась. Слишком много – переобучилась (об этом ниже).

3.10. Переобучение и недообучение

Это две классические проблемы обучения.

– **Недообучение (underfitting):** сеть не успела выучить закономерности – делает много ошибок.

– **Переобучение (overfitting):** сеть слишком выучила примеры – она «зазубрила» данные, но не умеет работать с новыми.

Пример: если ребёнок выучил стихотворение наизусть, но не понял его смысла – это переобучение. Для борьбы с этим применяются методы **регуляризации**, **аугментации данных**, **ранней остановки обучения** и др.

3.11. Регуляризация: искусство «забывать лишнее»

Регуляризация – это способ научить сеть **не быть слишком уверенной**. Она добавляет небольшой элемент случайности, чтобы сеть не просто запомнила примеры, а **поняла общий смысл**. Иногда это делается буквально: в процессе обучения некоторые нейроны временно «отключаются» (техника Dropout). Это заставляет сеть искать более устойчивые закономерности и повышает её обобщающую способность.

3.12. Оптимизация: как сеть делает шаги к пониманию

Каждый раз, когда нейросеть делает ошибку, она должна понять – в каком направлении изменить себя, чтобы стать лучше. Этот процесс называется **оптимизацией**. Можно представить, что сеть стоит в горах ошибок и пытается спуститься в долину – к минимальной ошибке. На каждом шаге она делает маленький шаг вниз, ориентируясь по склону. Так шаг за шагом она приближается к наилучшему состоянию. Существуют разные стратегии «шага»: быстрые, осторожные, с инерцией, с ускорением и т. д. (В академических терминах это алгоритмы оптимизации: SGD, Adam, RMSP rop и др.)

3.13. Валидация и тестирование

После обучения сеть нужно проверить. Мы делим данные на три части:

– **обучающие** (для обучения),

– **валидационные** (для настройки параметров),

– **тестовые** (для финальной проверки). Это помогает понять, насколько сеть действительно умеет **обобщать**, а не просто повторять выученные примеры.

Конец ознакомительного фрагмента.

Текст предоставлен ООО «Литрес».

Прочитайте эту книгу целиком, купив полную легальную версию на Литрес.

Безопасно оплатить книгу можно банковской картой Visa, MasterCard, Maestro, со счета мобильного телефона, с платежного терминала, в салоне МТС или Связной, через PayPal, WebMoney, Яндекс.Деньги, QIWI Кошелек, бонусными картами или другим удобным Вам способом.