Колледж Автономной некоммерческой образовательной  
организации высшего образования  
«Научно-технологический университет «Сириус»

**Практическая работа по предмету установка и настройка аппаратного обеспечения персональных компьютеров, серверов и периферийного оборудования**

**«Нейросети: история, развитие, проблемы и перспективы.»**

Работу подготовил

Студент группы К0709-24/2

Камышин. В.А.

Проверил:

преподаватель Яковлева С.В.

Оглавление

[Введение 3](#_Toc192019244)

[История нейронных сетей 4](#_Toc192019245)

[Архитектура и принципы работы нейросетей 7](#_Toc192019246)

[Обучение нейросетей 9](#_Toc192019247)

[Применение нейросетей 12](#_Toc192019248)

[Проблемы и вызовы 13](#_Toc192019249)

[Тенденции и перспективы 15](#_Toc192019250)

[Заключение 16](#_Toc192019251)

[Источники информации 17](#_Toc192019252)

# Введение

Сегодня нейросети стали неотъемлемой частью нашей жизни. Они используются повсюду: от рекомендаций в любимых сервисах для прослушивания музыки, до сложных медицинских диагнозов. По данным исследований, 80% компаний уже внедряют нейронные сети для повышения эффективности и автоматизации процессов. Например, мой папа работает в компании, где на 2025 год поставили цель повысить эффективность производства на 30% с помощью нейросетей. И такие истории становятся нормой в современном мире.

Что же такое нейросеть? Нейросеть — это мощной инструмент моделирования сложных процессов, основанный на принципах работы человеческого мозга (представьте, что нейронная сеть — это упрощённая копия человеческого мозга). Мозг состоит из миллиардов нейронов, соединённых синапсами, которые передают электрические импульсы. Искусственная нейронная сеть построена по такому же принципу: узлы (нейроны) получают сигналы, обрабатывают их и передают дальше, создавая сложную сеть взаимосвязей.

# История нейронных сетей

Идея нейронных сетей родилась ещё в середине XX века, когда учёные впервые попытались смоделировать функции мозга с помощью математики и компьютеров. Одним из первопроходцев стал американский психолог Дональд Хебб, который предложил теорию обучения, известную как правило Хебба, которое легло в основу первого поколения нейронных сетей. Оно гласит: если два нейрона (или узла в искусственной нейронной сети) активируются одновременно, связь между ними усиливается. Если они активируются в разное время, связь ослабевает. Например, если нейросеть правильно распознала изображение кота, связи между нейронами, которые "сработали" вместе, усиливаются. Если ошиблась — связи ослабевают.

Первые практические реализации нейронных сетей относятся к 1950-м годам, когда Фрэнк Розенблатт создал “перцептрон” — одну из первых работающих нейронных сетей, предназначенную для распознавания простых форм.

Настоящий прорыв произошёл в 1980-х годах, когда была разработана техника обратного распространения ошибки (backpropagation), что дало толчок развитию глубоких нейронных сетей. Эта техника работает следующим образом:

* Прямой проход: Нейросеть делает "предсказание" (например, распознаёт изображение кота).
* Ошибка: сравнивает результат с правильным ответом (например, "это не кот, а собака").
* Обратный проход: Нейросеть "возвращается" и корректирует свои "настройки" (веса связей между нейронами), чтобы в следующий раз ошибиться меньше.
* Повторение: Процесс повторяется, пока сеть не научится делать правильные предсказания.

В 2006 году **Джеффри Хинтон** и его команда представили концепцию **глубокого обучения**, которая стала основой для современных нейронных сетей. Это открытие позволило создавать многослойные сети, способные обрабатывать сложные данные, такие как изображения, звук и текст.

В 2012 году нейронная сеть **AlexNet**, разработанная командой под руководством **Алекса Крижевского**, произвела революцию в области компьютерного зрения распознавая изображения с точностью, значительно превышающей традиционные методы. Это событие стало отправной точкой для массового внедрения нейронных сетей в индустрию.

В 2014 году **Ян Гудфеллоу** представил **генеративно-состязательные сети (GAN)**. Эти сети способны создавать реалистичные изображения, видео и даже музыку. Например, GAN используются для создания deepfake-видео и генерации искусственных лиц для видеоигр и рекламы.

В 2020 году компания **OpenAI** представила **GPT-3** — одну из самых мощных языковых моделей на тот момент. GPT-3 способна генерировать тексты, писать код, переводить языки и даже вести диалоги, почти неотличимые от человеческих.

В 2021 году OpenAI выпустила **DALL·E** — нейронную сеть, которая создаёт изображения по текстовым описаниям.

В 2023 году OpenAI представила **ChatGPT-4**, который стал одним из самых популярных продуктов в истории технологий. ChatGPT-4 способен вести осмысленные диалоги, писать эссе, решать задачи и даже шутить. За первые два месяца после запуска ChatGPT набрал **100 миллионов пользователей**, что сделало его самым быстрорастущим приложением в истории.

В свою очередь, Россия также активно вкладывается в развитие собственных нейронных сетей, создавая конкурентоспособные решения. Флагманами в этой области являются компании **Yandex и СБЕР**. Их технологии активно применяются в таких сервисах, как **Яндекс.Поиск**, где нейросети помогают находить наиболее релевантные результаты, и **Яндекс.Навигатор**, который использует ИИ для построения оптимальных маршрутов с учётом пробок и дорожной обстановки, а GigaЧат и Салют от Сберапомогают людям не только при совершении банковских операций, но и умеют писать стихи, отвечать на вопросы и даже поддерживать беседу на различные темы.

Таким образом нейронные сети прошли огромный путь: от простых идей в середине XX века до мощных технологий, которые сегодня меняют наш мир.

# Архитектура и принципы работы нейросетей

Архитектура нейронной сети похожа на многослойный пирог, где каждый слой представляет собой группу нейронов. Данные поступают на входной слой, проходят через скрытые слои, где они обрабатываются, и выходят на выходной слой в виде результата. Связи между нейронами характеризуются весами, определяющими значимость каждого сигнала.

Основные компоненты

* Входной слой: первый слой, принимающий исходные данные.
* Скрытые слои: промежуточные слои, выполняющие основную обработку данных.
* Выходной слой: последний слой, выдающий итоговый результат.

Важной частью архитектуры нейронных сетей являются активационные функции. Функции активации — это как "переключатели", которые решают, передавать ли сигнал дальше по сети. Без них нейронная сеть была бы просто линейной системой, неспособной обучаться сложным вещам. Давайте представим, что нейрон — это сотрудник на фабрике. Он получает задание (входные данные) и должен решить, стоит ли его выполнять. Функция активации — это его "правило принятия решений":

* Если задача простая и понятная, он скажет: "Да, я сделаю это!" (передаст сигнал дальше).
* Если задача слишком сложная или бессмысленная, он скажет: "Нет, это не моё" (заблокирует сигнал).

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Функции активации** | **Как работает** | **Плюсы** | **Минусы** |
| Сигмоида | Преобразует входные данные в диапазоне  от 0 до 1 | Полезна для задач классификации (например, "да/нет"). | Медленная и склонна к "затуханию" сигнала |
| ReLU (Rectified Linear Unit) | Если вход положительный, передаёт его дальше. Если отрицательный — блокирует | Быстрая и эффективная, поэтому используется в большинстве современных сетей | Может "умереть" (перестать передавать сигналы, если входы всегда отрицательные) |
| Tanh | Преобразует входные данные в диапазон от -1 до 1 | Полезна для задач, где важны отрицательные значения | Медленнее, чем ReLU |

Таблица 1. **Основные функции активации.**

# Обучение нейросетей

Обучение нейронной сети основано на многократном прохождении данных через сеть и корректировке её параметров. Нейросети обучаются на двух основных парадигмах: с учителем и без учителя.

При обучении с учителем сеть получает набор данных с известными правильными ответами. Она обучается, сравнивая свои прогнозы с этими ответами и корректируя свои параметры. Этот метод широко используется в задачах классификации и регрессии. Представьте, что вы учите ребёнка различать кошек и собак. Вы показываете ему картинки и говорите: "Это кот", "Это собака". Ребёнок запоминает, какие особенности (например, уши, хвост) отличают одно животное от другого. Если он ошибается, вы поправляете его, и он учится. Нейросеть учится похожим образом, получая данные с метками (например, изображения кошек и собак с подписями) и далее делает предсказание (например, "это кот"). Если ответ неверный, нейросеть корректирует свои параметры, чтобы в следующий раз ошибиться меньше.

Обучение без учителя применяется, когда правильные ответы неизвестны. В этом случае сеть должна самостоятельно находить закономерности в данных. Представьте, что вы дали ребёнку коробку с разноцветными кубиками и попросили разложить их по группам. Ребёнок сам решает, как их сортировать: по цвету, форме или размеру. Вы не говорите ему, как это делать, он ищет закономерности сам. Также учится и нейросеть получая данные без меток (например, набор фотографий без подписей). Затем она самостоятельно находит закономерности (например, группирует изображения по схожим признакам).

Основные алгоритмы обучения нейросетей - градиентный спуске и обратном распространении ошибки.

Алгоритм градиентный спуск позволяет минимизировать функцию ошибки, находя минимальное значение целевой функции. Это основной метод оптимизации, используемый в большинстве нейронных сетей.

Как же это работает?Нейросеть пытается минимизировать ошибку (например, разницу между предсказанием и правильным ответом). Далее она делает "шаги" (корректирует веса связей), чтобы найти минимальное значение ошибки.

Алгоритм обратное распространение ошибки используется для коррекции весов связей между нейронами на основе разности между ожидаемым и полученным результатами. Нейросеть делает предсказание и сравнивает его с правильным ответом. Если ошибка есть, она "возвращается" и корректирует веса связей между нейронами, чтобы в следующий раз ошибиться меньше.

Стоит отметить, что при обучении нейронных сетей возникают две основные проблеме - переобучение и не дообучение.

Переобучение происходит, когда сеть становится слишком специализированной на тренировочных данных и плохо обобщает новые. Представьте, что студент заучил билеты к экзамену наизусть, но не понимает материал. На экзамене он получает вопрос, который немного отличается от заученного, и не может ответить.

Недообучение происходит, когда сеть недостаточно обучена и не может эффективно решать задачи. Представьте, что студент прочитал только одну страницу учебника и попытался сдать экзамен. Ему не хватило знаний, чтобы ответить на вопросы.

Методы регуляризации и кросс-валидация помогают бороться с этими проблемами:

* При регуляризации сеть получает метки, обозначающие правильный ответ, и корректируется на основании разницы между ожидаемым результатом и фактическим. Представьте, что вы учите ребёнка рисовать. Чтобы он не зацикливался на одной детали (например, рисует только глаза), вы говорите: "Рисуй всё лицо, а не только глаза".
* В случае кросс-валидации сеть ищет скрытые закономерности в данных без явных меток. Представьте, что вы готовитесь к экзамену, решая задачи из разных вариантов. Это помогает вам убедиться, что вы готовы к любым вопросам, а не только к тем, которые вы уже видели.

Обучение нейросети требует огромных вычислительных ресурсов и используется следующее варианты оборудования:

* графические процессоры (GPU): NVIDIA Tesla или A100
* тензорные процессоры (TPU): это специализированные процессоры, созданные Google специально для нейросетей. Они ещё быстрее, чем GPU.
* Кластеры серверов (это как "команда из тысячи ноутбуков", которые работают вместе). Например: OpenAI использует кластеры из тысяч GPU для обучения своих моделей.

Время обучения нейросетей — это баланс между сложностью задачи, объёмом данных и доступными вычислительными ресурсами. Чем больше "помощников" (мощных процессоров) и чем лучше организован процесс, тем быстрее нейросеть станет "экспертом" в своей области.

# Применение нейросетей

Применение нейросетей охватывает разнообразные сферы — от повседневных задач до передовых технологий, меняющих привычный уклад жизни. Среди ключевых направлений выделяются:

**Компьютерное зрение.** Нейронные сети совершили революцию в этой области, позволив машинам воспринимать и интерпретировать визуальные данные. Их применяют в видеонаблюдении, медицине и автопроме для идентификации лиц, предметов и сцен.

**Обработка естественного языка.** Нейросети радикально преобразовали взаимодействие компьютеров с человеческим языком. Голосовые помощники вроде Алисы (Яндекс), Салюта (Сбер) и Siri (Apple), а также переводчики типа Яндекс.Переводчика и Google Translate стали неотъемлемой частью нашей реальности.

**Живопись:** Искусственный интеллект активно применяется в живописи. Примером служат модели, подобные DALL·E (OpenAI) и Kandinsky (Сбер), способные генерировать изображения по текстовым запросам. Эти технологии помогают художникам разрабатывать концептуальные арты, иллюстрации и дизайн-проекты.

**Музыкальное искусство.** Нейросети подобные AIVA могут создавать симфонические произведения и саундтреки, востребованные в рекламе, играх и кинематографе.

**Видеоиндустрия.** Платформы наподобие Runway ML позволяют создавать короткометражные фильмы с использованием ИИ. Такие решения облегчают работу режиссёров и блогеров, ускоряя производство видеоконтента.

Таким образом, нейросети охватывают широкий диапазон областей, внедряя инновационные подходы и улучшая качество жизни.

# Проблемы и вызовы

Несмотря на впечатляющие достижения нейросетей, их массовое внедрение сопряжено с рядом серьезных вызовов и проблем, затрагивающих не только технические аспекты, но и этические, социальные и экономические вопросы. Эти проблемы влияют на уровень доверия к технологиям и их безопасность.

Конфиденциальность данных. Cбор и хранение огромных объемов данных, необходимых для работы нейросетей, требует высоких стандартов защиты личной информации. Например, в 2021 году приложение FaceApp, использующее нейросети для обработки фотографий (включая эффект старения), столкнулось с критикой из-за политики конфиденциальности. Пользователи выразили опасения, что их снимки могут быть переданы третьим лицам или использованы без разрешения. Это привело к массовым удалениям приложения и вынудило разработчиков разъяснить принципы защиты данных.

Предвзятость алгоритмов. Алгоритмическая предвзятость возникает, когда обучающая выборка содержит искажённые данные, что ведет к неверным выводам. Так, в 2018 году стало известно, что системы распознавания лиц в США чаще ошибаются при идентификации темнокожих людей, особенно женщин, что порождало несправедливые решения. Причиной стала диспропорция в обучающих данных, где преобладали изображения белых людей.

Технические ограничения. Ограниченная доступность мощных вычислительных ресурсов и необходимость в больших объемах данных затрудняют повсеместное использование нейротехнологий. Например, для обучения модели GPT-3 потребовались тысячи высокопроизводительных процессоров и около 45 терабайт текстовых данных — эквивалент нескольких прочтений библиотеки Конгресса США.

# Тенденции и перспективы

Эти инновации не только ускоряют обучение моделей, но и открывают новые горизонты для их применения:

* Квантовые вычисления. Они способны обрабатывать гигантские массивы данных за доли секунды, решая задачи, ранее казавшиеся невозможными. Например, моделирование сложных молекул для разработки новых медикаментов или оптимизация глобальных логистических цепочек.
* Интернет вещей. Интеграция нейронных сетей с устройствами Интернета вещей (IoT) приведёт к созданию интеллектуальных систем, способных адаптироваться к изменяющимся условиям в реальном времени. Умные дома, автономные транспортные системы и промышленные роботы станут более автономными и эффективными, улучшая качество жизни и снижая затраты
* Влияние на рынок труда и образования. Появление новых профессий, таких как специалисты по данным и машинному обучению, свидетельствует о востребованности этих знаний. Развитие нейронных сетей создаёт спрос на новые профессии и трансформирует образовательные программы.
* Общество и качество жизни. Нейронные сети могут значительно улучшить качество жизни, помогая в диагностике заболеваний, оптимизации городского транспорта и повышении энергоэффективности. Ответственное использование этих технологий обеспечит их положительное влияние на общество. Например, применение нейронных сетей в медицине позволяет врачам быстрее и точнее ставить диагнозы, что спасает жизни, а нейронные сети помогут оптимизировать транспортную инфраструктуру городов, уменьшая пробки и улучшая экологию.

# Заключение

Нейросети уже сейчас выполняют задачи, некогда считавшиеся научной фантастикой: от медицинской диагностики и художественного творчества до управления умными городами и космических исследований. Будущее нейросетей неразрывно связано с интеграцией передовых технологий, открывающей новые горизонты для их применения. Однако вместе с прогрессом возникают серьезные вызовы: от этических дилемм и защиты данных до необходимости адаптации общества к новым реалиям.

Ответственное и продуманное использование нейросетей — это не только технологический прорыв, но и социальная ответственность. Учитывая их влияние на медицину, образование, экономику и повседневную жизнь, важно гарантировать, что эти технологии будут служить благу всех людей, а не порождать новые неравенства или угрозы.

В конечном счете, нейросети — это не просто инструмент, а дверь в новую эру развития человечества. Их потенциал колоссален, и от нас зависит, станут ли они силой, делающей мир лучше, удобнее и справедливее для каждого.

# Источники информации

* Нейронные сети для начинающих.  
  URL: <https://habr.com/ru/articles/312450>

Дата обращения – 27.02.2025.

* Нейронные сети: насколько они полезны для человечества.

URL: <https://gb.ru/blog/neironnye-seti/>

Дата обращения – 28.02.2025.

* Алгоритмы обучения нейронной сети.

URL: <https://gb.ru/blog/algoritmy-obucheniya-nejronnoj-seti/>

Дата обращения – 28.02.2025.

* История развития современных нейросетей: хронология, ключевые модели и прорывы.

URL: <https://habr.com/ru/articles/861888/>

Дата обращения – 28.02.2025.