

© Бахарев К. Ф., Земляничкина В. Д., Севостьянова С. А., 2025

Иркутский государственный университет, г. Иркутск

Статья посвящена изучению современного состояния и перспектив развития нейронных сетей и технологий машинного обучения. Рассматриваются ключевые концепции и методики, применяемые в настоящее время, а также анализируются их практические приложения в различных сферах деятельности. Особый акцент сделан на преимуществах и недостатках различных парадигм машинного обучения, таких как обучение с учителем, без учителя и с подкреплением. Описаны архитектура и принципы работы искусственных нейронных сетей, выделены перспективы дальнейшего совершенствования нейротехнологий. Подняты вопросы повышения производительности и надёжности моделей, а также рассмотрена роль машинного обучения в инновационных процессах, происходящих в индустрии высоких технологий. Приводятся примеры успешного применения нейросетей в финансовой аналитике, обработке естественного языка, и многих других областях человеческой деятельности. Статья рассчитана на специалистов в области информатики, разработчиков программного обеспечения, студентов и всех интересующихся вопросами искусственного интеллекта и нейро-информатики.

Ключевые слова: искусственный интеллект, машинное обучение (machine learning), нейронные сети, обучение с учителем (supervised learning), обучение без учителя (unsupervised learning), обучение с подкреплением (reinforcement learning), кластеризация, алгоритмы машинного обучения

Актуальность использования нейронной сети в повседневной жизни или же в рабочей сфере становится всё более привлекательным и более востребованным за счёт быстрого развития технологий, что позволяет найти быстрый и правильный ответ на запрос. В центре этого научного и технологического прогресса находятся машинное обучение и нейросетевые технологии.

От систем рекомендаций в цифровых платформах до автономного вождения и различных рутинных задач — достижения в области искусственного интеллекта радикально меняют способы взаимодействия человека с окружающей средой.

Термины «нейросеть» и «машинное обучение» всё чаще появляются в научной, инженерной и даже гуманитарной повестке. Однако, несмотря на обширное определение этих понятий, их точное значение и взаимосвязь остаются не всегда ясными для неспециалистов. Тем не менее, важно понимать принцип работы этих технологий, оно имеет важное значение как для исследователей, так и для представителей прикладных дисциплин. Машинное обучение (англ. Machine learning) — это подраздел науки искусственного интеллекта, осуществляющий разработку алгоритмов, способных быть более точными в предсказании результатов без участия программирования и автоматически извлекать закономерности из данных и на основе этого принимать решения. В отличие от традиционного программирования, где поведение системы строго задано разработчиком, в машинном обучении модель формирует свои правила на основе обучающего примера. Самой популярной задачей машинного обучения является классификация. Явным представителем этой классификации является алгоритм «Наивный Байес», до этого он использовался в спам-фильтрах, ныне этим занимаются деревья решений. Также есть самый популярный метод классификации, его использовали для распознавания видов растений, человеческих лиц на фотографиях, документы по темам.

Существуют три основных парадигмы машинного обучения:

1. Обучение с учителем (supervised learning)-предполагает наличие размеченных данных, где каждому входному примеру соответствует известный правильный ответ. Задачи классификации и регрессии являются типичными примерами. Элементы обучения, которые включают желательные решения, называются меткой (label). Регрессия применяется в задачах, когда нужно предвидеть результат. Регрессия формулируется в

виде уравнения, которое определяет функцию, демонстрирующую взаимосвязь между входными и выходными данными. Мы можем выделить самые значительные алгоритмы обучения, про некоторых из них мы расскажем:

- линейная прогрессия — нужна для прогнозирования целевого числового значения переменной, имея под рукой набор особенностей и свойств;
- логистическая регрессия — может применяться, чтобы получить версию к какому заданному классу она принадлежит;
- метод k-ближайших соседей — самый используемый непараметрический способ классификации. Алгоритм начинается с идеи, что максимальные по свойствам предметы располагаются близко друг к другу.

Нейронные сети

Обучение с учителем или контролируемое обучение может быть использовано для решения задач регрессии, чтобы прогнозировать целевое числовое значение переменной, располагая набором характеристик или признаков [1]. 2. Обучение без учителя (unsupervised learning) — используется, когда данные не содержат явного и точного результата. Цель — обнаружение скрытых структур в данных, таких как кластеры или ассоциативные зависимости, они не требуют сразу готовых ответов и их используют для обнаружения взаимосвязей объектов. К таким методам относятся: кластеризация, поиск ассоциативных правил, снижение размерности и визуализация информации. Проще говоря, он используется для дифференциации объектов на различные группы. Также, как и в прошлой парадигме машинного обучения, мы расскажем про самые используемые алгоритмы обучения без учителя:

а) кластеризация — кластерный анализ не требует предварительного указания количества кластеров, он сам их определяет. Его результаты можно представить в наглядной форме — с помощью дендрограммы. Однако при работе с крупными массивами данных такой подход может оказаться ресурсоёмким. На сегодняшний день метод кластеризации подходит для сегментации рынка, объединение близких точек на карте, другими словами, зуммирование, минимизация объема, анализ и разметка новых данных (из данных уже которые имеются).

- метод k-means эта процедура предшествует простому способу классификации, назначенного набора данных через нужное количество кластеров (предположим, k кластеров). Точки данных внутри кластера неоднородны и однородны для паритетных групп.

- DBSCAN

б) снижение размерности — это изменение данных, включающее в снижение числа переменных находя при этом, главные переменные. В конкретном случае алгоритм воссоединяет определенные признаки для обобщения более высокого уровня. На сегодняшний день используют в: визуализации, анализ не настоящих изображений, риск-менеджменте.

- PCA — он преобразует исходные данные в новый набор переменных — главные компоненты, каждая из которых представляет собой линейную комбинацию исходных признаков. Эти компоненты упорядочиваются в зависимости от убывания дисперсии

в) Ассоциация — подход ассоциативного ряда направлен на поиск устойчивых связей между элементами в наборе объектов. Сегодня его применяют для разных целей, например: предсказание скидок и акций (как правильно сформировать предложение), определение товаров, которые часто покупают вместе (для создания совместных предложений), организация товарной выкладки (чтобы сопутствующие продукты находились рядом или, наоборот, были разнесены).

3. Обучение с подкреплением (reinforcement learning) — один из основных подходов в области искусственного интеллекта, предназначенный для решения сложных задач принятия решений путем взаимодействия агента с окружающей средой. Эта парадигма активно применяется в робототехнике, играх и управлении сложными системами. Цель — научить агента последовательной стратегии поведения, которая будет приносить максимальное вознаграждение.

Основные компоненты с подкреплением:

- Агент — это сущность, принимающая решения и взаимодействующая с внешней средой. Это может быть робот, программа игры или любой другой объект, стремящийся достичь определенной цели.

- Окружающая среда представляет собой среду, в которой агент действует. Она определяет состояние системы и реакцию на действия агента.

- Действия — это возможные шаги, которые агент может предпринять в определенном состоянии среды. Выбор действий зависит от стратегии и текущего состояния окружения.

- Вознаграждение — это числовое значение, которое агент получает после каждого шага или завершения серии шагов. Цель агента заключается в максимизации общей суммы вознаграждений за всю серию шагов.

- Политика-политика показывает, какое действие предпочтительнее выбрать в каждом конкретном состоянии.

- Функция — оценивает ожидаемую общую сумму будущих наград для заданного состояния или пары «состояние-действие». Эта оценка помогает агенту принять решение о выборе следующего шага.

Алгоритмы, которые наиболее часто используются для решения задач при помощи машинного обучения с подкреплением:

- Q-Learning — это алгоритм, основанный на таблице значений (таблице Q), где каждая ячейка соответствует паре «состояние-действие», хранящей оценку ожидаемого вознаграждения за выбор конкретного действия в данном состоянии. Агенты обновляют таблицу Q на основе полученного опыта, постепенно приближаясь к оптимальной политике поведения. Подходит для небольших пространств состояний и действий. Простота реализации и понимания. Используется в задачах типа Atari-игр и навигационных системах.

- SARSA похож на Q-learning, однако он учитывает следующий выбранный агентом шаг (следующее действие). Это делает SARSA on-policy методом, поскольку агент учится именно той политике, которую применяет.

Искусственные нейронные сети

Искусственная нейронная сеть — это изящная структура, созданная человеком по образу и подобию живых нервных клеток нашего мозга. Её основу составляют искусственные нейроны, соединённые друг с другом подобно нитям тонкой ткани. Каждое звено такой сети воспринимает входящую информацию, обрабатывая её параллельно и совместно с соседними элементами, позволяя решать задачи, ранее доступные только человеку.

Нейросети являются одним из наиболее популярных инструментов машинного обучения, особенно в задачах, связанных с обработкой изображений, текста, звука и других сложных типов данных. Они позволяют моделировать зависимости высокой степени сложности и часто превосходят по точности традиционные алгоритмы. Машинное обучение является основным инструментом для искусственного интеллекта

Важной особенностью является способность нейросетей к обобщению — они могут успешно применять свои функции к новым, ранее не встречавшимся данным. Однако это также делает их уязвимыми к переобучению — ситуации, при которой модель запоминает обучающую выборку, но теряет способность к генерализации.

Архитектура и принципы работы нейросетей

Искусственный нейрон

В основе нейронной сети лежит базовый элемент — искусственный нейрон, который моделирует поведение биологического нейрона. Он принимает на вход несколько сигналов (чисел), умножает их на соответствующие веса, суммирует и передаёт результат через функцию активации, определяющую выходной сигнал.

За последние десятилетия тема производительности программного обеспечения отошла на второй план. Ранее разработчики стремились минимизировать объем оперативной памяти и ускорить работу приложений всеми возможными способами. Сейчас наблюдается

противоположная тенденция, даже обычные веб-сайты потребляют значительную долю ресурсов компьютера, ради улучшения интерфейса и интерактивности.

Однако такая доступность мощностей оказалась неожиданным подарком для искусственных нейронных сетей (ИНС). Исследователи обнаружили, что многие сложные задачи проще решить при наличии избыточных ресурсов. По аналогии с эволюционными механизмами, природа сама демонстрирует этот феномен: повторение множества случайных событий с последующим отбором успешных вариантов приводит к возникновению организованных систем из хаоса.

Сегодня человечество располагает инструментами, позволяющими значительно сократить временные затраты на развитие систем. Вычислительные устройства достигли уровня, когда даже относительно скромные компьютеры способны многократно запускать процедуры обучения сотен нейронов, имитируя процессы, происходящие в мозге животного.

Практически революционным стало осознание эффективности случайного подбора решений. Классический пример «бесконечных обезьян, печатающих Шекспира» неожиданно нашел применение в реальной практике разработки искусственного интеллекта. Оказывается, простое поощрение удачного варианта решения ведет к созданию полезных и продуктивных систем.

Именно на фоне массового роста вычислительных возможностей и появления крупных корпораций, владеющих сетевыми хранилищами данных, началось активное внедрение глубоких нейронных сетей. Компании-гиганты, такие как Google и IBM, публикуют большинство новостей об успехах ИИ именно благодаря наличию значительных объемов высокопроизводительного железа и массива «больших данных».

Эра машинного обучения стала возможной благодаря накоплению огромных объемов информации в социальных сетях и глобальной сети Интернет. Современные нейросети справляются с задачами, на выполнение которых человек потратил бы целую жизнь. Яркий пример — разработка лекарственных препаратов. Традиционно химики вручную просчитывали возможные сочетания молекул, чтобы подобрать вещества для испытаний. Сегодня существуют нейросети, способные автоматически перебирать миллионы возможных соединений и предлагать наиболее перспективные кандидаты для дальнейших экспериментов.

Нейросеть состоит из нескольких уровней:

1. Входной слой, принимающий данные.
2. Скрытые слои, в которых происходит преобразование и извлечение признаков.
3. Выходной слой, формирующий итоговый результат (например, предсказание класса).

Каждый нейрон одного слоя соединён с каждым нейроном следующего слоя, формируя так

называемую полностью связную сеть (fully connected network). Современные архитектуры могут включать десятки и даже сотни скрытых слоёв — такие модели называют глубокими нейросетями (*deep neural networks*).

Обучение нейросети

Процесс обучения нейросети заключается в подборе таких весов связей, которые минимизируют ошибку между фактическим выходом модели и эталонным значением (разметкой). Это достигается путём итеративного обновления весов на основе градиентного спуска.

Ключевым компонентом этого процесса является обратное распространение ошибки (backpropagation) — алгоритм, позволяющий вычислить градиенты функции ошибки по отношению ко всем весам сети. Полученные градиенты используются для корректировки параметров модели.

Выбор функции активации влияет на скорость обучения, стабильность градиентов и способность модели захватывать сложные зависимости.

Применение нейросетей и машинного обучения

Применение нейросетевых технологий и алгоритмов машинного обучения охватывает широчайший спектр задач в различных отраслях. Их способность анализировать большие объёмы данных, выявлять скрытые зависимости и делать точные предсказания делает эти технологии незаменимыми инструментами в научной, коммерческой и социальной сферах.

Финансовый сектор

Банковская и страховая сферы активно используют машинное обучение для оценки кредитных рисков, выявления мошенничества и автоматизации клиентского сервиса. Нейросети обрабатывают транзакционные данные и пользовательское поведение в реальном времени, выявляя аномалии и потенциальные угрозы. Кроме того, алгоритмы применяются для прогнозирования биржевых трендов и оптимизации инвестиционных портфелей.

Информационные технологии

В IT-сфере машинное обучение используется для распознавания речи, синтеза текста, автоматического перевода, анализа тональности и генерации изображений. Современные языковые модели, такие как GPT (Generative Pre-trained Transformer), демонстрируют впечатляющие результаты в задачах генерации осмысленного текста, понимания контекста и ведения диалога.

Нейросети и машинное обучение представляют собой важные и мощные инструменты, открывающие новые возможности для анализа данных и автоматизации процессов в самых различных сферах жизни. Однако для полноценного их использования необходимо преодолеть ряд научных и технических вызовов, таких как переобучение моделей, их интерпретируемость и этические вопросы. В будущем эти технологии

будут продолжать развиваться и интегрироваться в повседневную жизнь, создавая новые возможности для научных исследований, бизнеса и социальной жизни.

Таким образом, появление доступных вычислительных мощностей и колоссальных объемов данных привело к настоящей революции в науке и технике, существенно расширив горизонты возможного и превратив мечты прошлого века в реальность наших дней. ■

1. Полетаева Н. Г. Классификация систем машинного обучения / Н. Г. Полетаева // Вестник Балтийского федерального университета им. И. Канта. Серия: Физико-математические и технические науки. – 2020. – № 1. – С. 5-22. – EDN RCHVEU.

2. Зуева В. Н. Обучение с подкреплением в нейронных сетях / В. Н. Зуева // Вестник СевКавГТИ. – 2013. – № 14. – С. 125-128. – EDN QBVAXN.

3. Галимов Р. Г. Основы алгоритмов машинного обучения - обучение без учителя / Р. Г. Галимов // Аллея науки. – 2017. – Т. 1, № 14. – С. 807-809. – EDN ZTBUBX.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ:

Галимов Р. Г. Основы алгоритмов машинного обучения - обучение без учителя / Р. Г. Галимов // Аллея науки. – 2017. – Т. 1, № 14. – С. 807-809. – EDN ZTBUBX.

Зуева В. Н. Обучение с подкреплением в нейронных сетях / В. Н. Зуева // Вестник СевКавГТИ. – 2013. – № 14. – С. 125-128. – EDN QBVAXN.

Полетаева Н. Г. Классификация систем машинного обучения / Н. Г. Полетаева // Вестник

Балтийского федерального университета им. И. Канта. Серия: Физико-математические и технические науки. – 2020. – № 1. – С. 5-22. – EDN RCHVEU.

What are neural networks and machine learning

© Bakharev K., Zemlyanichkina V., Sevostianova S., 2025

This article is dedicated to the study of the current state and development prospects of neural networks and machine learning technologies. It examines key concepts and methodologies currently in use, as well as their practical applications in various fields. Special attention is given to the advantages and disadvantages of different machine learning paradigms, such as supervised learning, unsupervised learning, and reinforcement learning. The architecture and principles of artificial neural networks are described, and prospects for further advancement in neurotechnologies are outlined. The article addresses issues related to improving the performance and reliability of models, and explores the role of machine learning in driving innovation in high-tech industries. Examples of successful applications of neural networks in financial analytics, natural language processing, and many other areas of human activity are provided. This article is intended for computer science specialists, software developers, students, and anyone interested in artificial intelligence and neuroinformatics.

Keywords: artificial intelligence, machine learning, neural networks, supervised learning, unsupervised learning, reinforcement learning, clustering, machine learning algorithms