

Т.З. Ахунова

*Ферганский государственный технический университет ассистент кафедры
“Компьютерный инжиниринг и искусственный интеллект”*

Аннотация: *В данной статье рассматривается машинное обучение как одно из ключевых направлений современной науки и технологий, лежащее в основе развития систем искусственного интеллекта. Описываются принципы работы алгоритмов машинного обучения, их отличия от человеческого обучения и возможности применения в реальных задачах. Особое внимание уделено проблеме потери пространственных характеристик изображения при его преобразовании для обработки, а также рассмотрены подходы к сохранению этих особенностей в рамках интеллектуального анализа визуальных данных. Анализируются современные методы, позволяющие повысить точность и эффективность систем обработки изображений на базе машинного обучения.*

Ключевые слова: *машинное обучение, сеть обучения, искусственный интеллект, обработка изображений, вектор признаков, пространственные зависимости, обучение моделей, интеллектуальные системы.*

Введение

Машинное обучение представляет собой активно развивающееся научное направление, которое в последние годы получило широкое распространение и в прикладных технологиях. Его основная задача заключается в разработке методов, позволяющих компьютерным системам обучаться на основе данных. При этом важно отметить, что под обучением не подразумевается полноценный когнитивный процесс, аналогичный обучению человека. Полученные в результате машинного обучения модели не обладают полноценным интеллектуальным мышлением и не способны принимать осознанные решения в человеческом понимании. Тем не менее, эффективность алгоритмов машинного обучения при решении практических задач приводит к стремительному росту интереса к данной области. Сегодня машинное обучение выходит за рамки научных лабораторий и становится ключевым инструментом в арсенале IT-компаний, а также всё чаще применяется в повседневной жизни.

Одной из наиболее ярких сфер применения машинного обучения являются интеллектуальные системы обработки изображений. Эти технологии лежат в основе таких решений, как системы распознавания лиц, автономные транспортные средства, медицинская диагностика и другие. Качественная работа подобных систем во многом определяется тем, как представлена визуальная информация. Традиционный подход предусматривает преобразование двумерного изображения в одномерный вектор признаков, что упрощает вычисления, но приводит к потере пространственной

структуры изображения. При этом нарушается целостность взаиморасположения пикселей, что ограничивает способность моделей учитывать локальные взаимосвязи между ними — важный аспект при интерпретации визуальных данных.

В связи с этим особую актуальность приобретают методы, способные сохранить пространственные характеристики изображений в процессе их обработки. Разработка таких подходов и анализ их эффективности в контексте машинного обучения и является основной задачей настоящего исследования.

Машинное обучение — это один из способов применения искусственного интеллекта в компьютерных технологиях при работе с различными данными. Благодаря машинному обучению, программные приложения могут точнее прогнозировать результаты и анализировать данные. Основная цель и идея машинного обучения — позволить компьютерам обучаться самим, автоматически и без вмешательства человека.

Как говорят нам многие научные источники: машинное обучение - обширный подраздел искусственного интеллекта, изучающий методы построения алгоритмов, способных обучаться. Машинное обучение избавляет программиста от необходимости писать большой код, т.е. объяснять компьютеру, как нужно решить какую-нибудь проблему. Вместо этого компьютер учат находить самостоятельно правильное решение. Сначала алгоритм получает набор обучающих данных, а потом использует их для обработки запросов и нахождения правильного ответа. К примеру: научить определять конкретные снимки.

Раздел машинного обучения образовался в результате разделения науки о нейросетях на:

а) методы обучения этих сетей и
б) виды топологий архитектуры сетей; а также вообрал в себя методы математической статистики, то указанные ниже типы обучения исходят из нейросетей.

На сегодняшний день выделяют два основных типа машинного обучения: дедуктивное обучение и обучение по прецедентам (индуктивное).

В основе первого типа предполагается формализация знаний и их перенос в компьютер в виде общей базы. Дедуктивное обучение относится к направлению экспертных систем. Что же касается второго типа, то здесь лежит выявление закономерностей в эмпирической информации.

Индуктивное обучение подразделяется на:

Обучение с учителем (supervised learning) - также называют "обучение по прецедентам". Обучение с правильными ответами. На подмножестве рассматриваемых объектов известны ответы для каждого из них. Учителем, обычно, называют обучающую выборку пар объект-ответ. Задачей такого обучения является нахождение закономерности, согласно которой можно найти ответ для любого объекта.

Обучение без учителя (unsupervised learning) - обучение, в котором нет правильных ответов, только данные; Алгоритм ищет не пары объект-ответ, а связи между объектами.

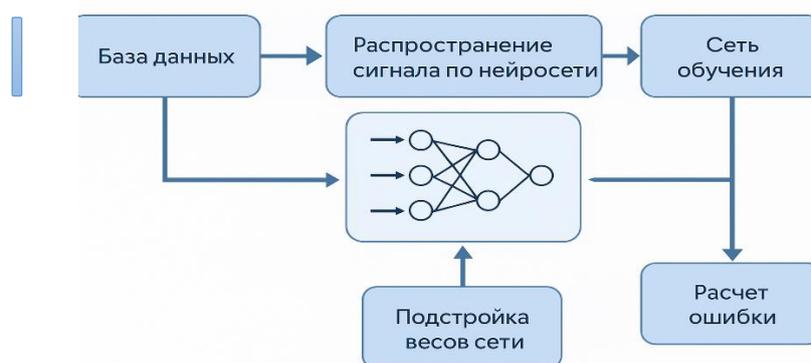
Обучение с подкрепление (reinforcement learning), также называют "стимулируемое обучение" - обучение, в котором агент учится посредством собственных проб и ошибок; в этом случае правильных ответов не существует, а алгоритм пытается найти оптимальную стратегию.

Активное обучение (active learning) - очень похоже на обучение с учителем. Разница состоит в том, что ответы изначально неизвестны. Идея в том, что алгоритм сам может обучаться на малых выборках, если он сам выбирает какие данные ему нужны. То есть алгоритм составляет запросы, ответы на которые ему помогают обучаться.

Частичное обучение — в этом случае большая часть ответов неизвестна.

Рассмотрим метод обучения с учителем.

Процесс обучения с учителем представляет собой предъявление нейронной сети выборки обучающих примеров. Каждый образец подается на входы сети, затем проходит обработку внутри структуры нейросети, вычисляется выходной сигнал сети, который сравнивается с соответствующим значением целевого вектора, представляющего собой требуемый выход сети. Затем по определенному правилу вычисляется ошибка, и происходит изменение весовых коэффициентов связей внутри сети в зависимости от выбранного алгоритма. Векторы обучающего множества предъявляются последовательно, вычисляются ошибки и веса подстраиваются для каждого вектора до тех пор, пока ошибка по всему обучающему массиву не достигнет приемлемо низкого уровня.



Принципиальная особенность машинного обучения заключается в способности систем извлекать знания из данных и выполнять задачи, на которые они изначально не были явно запрограммированы. Это делает машинное обучение не только инструментом анализа, но и активным субъектом в процессе принятия решений.

В настоящее время исследования в области искусственного интеллекта направлены на проверку способности интеллектуальных систем к самообучению и адаптации в реальном времени. Интерактивный характер обучения позволяет алгоритмам учитывать предыдущий опыт и повышать точность прогнозирования, что

способствует созданию более эффективных и надёжных решений. Таким образом, машинное обучение становится фундаментом для построения интеллектуального будущего.

Применение методов МО позволяет:

Повысить точность прогнозирования в медицине и экономике;

Автоматизировать процессы, ранее доступные только человеку (например, распознавание речи и изображений);

Оптимизировать логистику, энергопотребление и маркетинговые стратегии;

Обеспечить адаптивное поведение систем в реальном времени (например, в автономных транспортных средствах).

Анализ показал, что использование МО значительно повышает эффективность интеллектуальных систем, особенно при наличии качественных данных и правильно подобранных алгоритмов.

Проблема ложных корреляций и «чёрного ящика» в системах машинного обучения

Специалист по анализу данных и выпускник Гарвардского университета Тайлер Виган в своей книге «Ложные корреляции» подчёркивает, что не каждая статистическая зависимость указывает на наличие причинно-следственной связи. В качестве иллюстрации он приводит диаграмму, демонстрирующую сильную корреляцию между потреблением маргарина и уровнем разводов в штате Мэн. Несмотря на очевидную абсурдность такого сопоставления, пример эффективно подчёркивает, насколько легко можно ошибочно интерпретировать данные, полагаясь исключительно на статистические совпадения.

Эта проблема приобретает особую актуальность в контексте применения алгоритмов машинного обучения. Такие системы обладают высокой чувствительностью к предвзятости — как со стороны разработчиков, так и со стороны данных, на которых они обучаются. В случае наличия ошибок или искажённых корреляций, эти искажения могут не просто сохраниться, но и усилиться по мере дальнейшего самообучения модели. В результате это может привести к систематическим ошибкам в принятии решений и ухудшению качества прогнозов.

Дополнительную сложность представляют собой так называемые модели типа «чёрного ящика» — алгоритмы, чья внутренняя логика и механизмы принятия решений являются непрозрачными и труднопонимаемыми для человека. Такие модели представляют потенциальную угрозу, особенно в критически важных областях, таких как медицина, финансовые технологии и судебная система.

Отсутствие возможности объяснить, каким образом алгоритм пришёл к тому или иному выводу, ставит под сомнение достоверность и обоснованность полученных результатов.

Заключение

Машинное обучение стало ключевой технологией, лежащей в основе современного искусственного интеллекта. Его способность к извлечению закономерностей из данных, самообучению и адаптации открывает широкие возможности для применения в различных сферах – от медицины и транспорта до финансов и промышленности. Несмотря на впечатляющие достижения, необходимо учитывать и потенциальные риски, связанные с ошибками в данных, ложными корреляциями и непрозрачностью работы моделей типа «чёрного ящика».

Для обеспечения надёжности и интерпретируемости результатов важно развивать методы объяснимого машинного обучения, улучшать качество обучающих данных и разрабатывать этически обоснованные подходы к построению интеллектуальных систем. В будущем совершенствование алгоритмов обучения, сохранение пространственных характеристик при обработке изображений и повышение прозрачности решений моделей станут основой для формирования действительно интеллектуальных и доверительных систем.

Таким образом, машинное обучение не только трансформирует современные технологии, но и становится неотъемлемой частью интеллектуального будущего, где искусственный интеллект играет роль эффективного помощника и аналитика в самых разных областях человеческой деятельности.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ:

1. Виган Т. *Ложные корреляции: как графики вводят нас в заблуждение.* — М.: Манн, Иванов и Фербер, 2021.
2. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. *Deep Learning.* — MIT Press, 2016.
3. Bishop C. M. *Pattern Recognition and Machine Learning.* — Springer, 2006.
4. Хейкин С. *Нейронные сети: полный курс.* — М.: Вильямс, 2006.
5. Муртазин Р.Р., Сурков И.А. «Проблемы интерпретируемости в системах машинного обучения», // *Вестник искусственного интеллекта*, 2021, №3.
6. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. “Deep learning”, // *Nature*, 2015, vol. 521, pp. 436–444.
7. Ахунова, Т. З., & Абдуллаев, А. Х. (2024). РАЗРАБОТКИ МОБИЛЬНЫХ ПРИЛОЖЕНИЙ ПЛАТФОРМА FLUTTER. *Miasto Przyszłości*, 48, 1379-1385.
8. Абдуллаев, А. Х., & Ахунова, Т. З. (2024). Важность Применения Искусственного Интеллекта В Образовании. *Miasto Przyszłości*, 49, 989-992.