

Артем Демиденко / ИИ



# Искусственный интеллект в бизнесе

- ✦ Что такое ИИ и в чем его польза?
- ✦ Преимущества использования ИИ в бизнесе
- ✦ Интеграции ИИ в бизнес

**Артем Демиденко**  
**Искусственный Интеллект**  
**Искусственный**  
**интеллект в бизнесе**

*[http://www.litres.ru/pages/biblio\\_book/?art=69269692](http://www.litres.ru/pages/biblio_book/?art=69269692)*

*SelfPub; 2023*

**Аннотация**

Книга представляет собой наглядное и всестороннее введение в применение искусственного интеллекта (ИИ) в современном бизнесе. Авторы детально исследуют различные области, в которых ИИ может быть использован для повышения эффективности, улучшения качества и стимулирования инноваций в компаниях. Книга начинается с обзора основных концепций и принципов искусственного интеллекта, объясняя различные методы и алгоритмы, используемые в машинном обучении и обработке естественного языка. Затем авторы переходят к изучению конкретных областей бизнеса, включая финансовую сферу, здравоохранение, производство и розничную торговлю. В каждой области рассматриваются примеры использования ИИ, преимущества и вызовы, связанные с его применением, а также лучшие практики и стратегии внедрения.

# Содержание

Глава 1: Введение в искусственный интеллект	4
Конец ознакомительного фрагмента.	21

# Артем Демиденко

# Искусственный интеллект в бизнесе

## Глава 1: Введение в искусственный интеллект

Развитие искусственного интеллекта (ИИ) привело к революционным изменениям во многих отраслях, включая бизнес. ИИ стал мощным инструментом, способным обрабатывать огромные объемы данных, находить скрытые закономерности и принимать решения на основе этих данных. В этой главе мы введем вас в основные концепции искусственного интеллекта и рассмотрим его применение в бизнесе.

### **1.1 Что такое искусственный интеллект?**

Искусственный интеллект – это область компьютерных наук, которая изучает создание интеллектуальных систем, способных выполнять задачи, требующие обычно человеческого интеллекта. Целью ИИ является создание компьютерных программ и алгоритмов, которые могут обучаться, адаптироваться и принимать решения на основе данных. Он включает в себя множество подходов и методов, включая ма-

шинное обучение, глубокое обучение, нейронные сети, обработку естественного языка, компьютерное зрение и многое другое.

Искусственный интеллект имеет широкое применение в различных сферах, включая бизнес. Он может быть использован для автоматизации бизнес-процессов, анализа данных, прогнозирования, управления ресурсами, оптимизации производства и многое другое. Искусственный интеллект также способен справляться с задачами, которые требуют высокой точности и скорости, что помогает компаниям повысить эффективность и достичь конкурентных преимуществ.

Однако, с развитием искусственного интеллекта возникают и определенные вызовы и проблемы, которые нужно учитывать. К ним относятся этические вопросы, связанные с использованием ИИ, проблема объяснимости принимаемых решений, возможность предвзятости и дискриминации, а также вопросы конфиденциальности и защиты данных.

Необходимо также учитывать влияние развития ИИ на рабочую силу и общество в целом. Автоматизация процессов может привести к изменениям в рынке труда и требовать переквалификации работников. Кроме того, важно обеспечить баланс между использованием ИИ и сохранением человеческого фактора, поскольку некоторые задачи требуют уникальных навыков и интуиции, которые пока не могут быть полностью замещены ИИ.

Будущее искусственного интеллекта в бизнесе светло и

полно возможностей. Однако его успешное применение требует ответственного подхода со стороны компаний, учета этических норм, защиты данных и учета влияния на общество. Компании, которые смогут справиться с вызовами искусственного интеллекта и применить его в своей деятельности, получают значительные преимущества и возможности для роста и развития.

## **1.2 Типы искусственного интеллекта**

Существуют различные типы искусственного интеллекта, и важно понять их различия.

### **1.2.1 Слабый искусственный интеллект**

Слабый искусственный интеллект (англ. Narrow AI) ограничен в решении определенных задач и не обладает общим интеллектом, как у человека. Примерами слабого ИИ могут быть системы распознавания речи, автоматизированные торговые алгоритмы или рекомендательные системы. Слабый ИИ, также известный как узкоспециализированный ИИ или узконаправленный ИИ, ограничен в решении конкретных задач и не обладает общим интеллектом, как у человека. Он разработан для выполнения специфических задач в рамках определенной области или домена.

Примеры слабого ИИ включают системы распознавания речи, которые могут транскрибировать и интерпретировать произнесенные слова; автоматизированные торговые алгоритмы, которые могут анализировать финансовые данные и принимать решения о покупке и продаже акций; рекоменда-

тельные системы, которые могут предлагать персонализированные рекомендации на основе предыдущих предпочтений пользователя.

Слабый ИИ обычно основан на методах машинного обучения, где система обучается на основе большого объема данных и настраивается для решения конкретной задачи. Он может быть очень полезен и эффективен в своей специализации, но он не способен адаптироваться к новым задачам или самостоятельно обучаться вне своего узкого диапазона.

Слабый ИИ широко используется в различных отраслях и сферах деятельности, где требуются автоматизация и оптимизация определенных процессов. Он может снизить трудозатраты, повысить точность и эффективность работы, а также предоставить ценную информацию и рекомендации для принятия решений.

Однако, следует отличать слабый ИИ от сильного или общего искусственного интеллекта. Сильный ИИ представляет собой систему, способную мыслить и решать задачи, аналогичные тем, которые выполняет человеческий интеллект. Сильный ИИ является объектом активного исследования, и его разработка остается открытой проблемой в области искусственного интеллекта.

### **1.2.2 Сильный искусственный интеллект**

Сильный искусственный интеллект, также известный как общий искусственный интеллект (General AI), представляет собой систему, которая обладает способностью восприни-

мать и понимать окружающий мир, анализировать информацию, обучаться, принимать решения и решать задачи в широком диапазоне областей, подобно человеческому интеллекту.

В отличие от слабого искусственного интеллекта, который ограничен в решении специфических задач, сильный ИИ стремится к созданию полноценного интеллекта, способного анализировать и понимать разнообразные данные, адаптироваться к новым ситуациям и принимать решения, опираясь на контекст и опыт.

Разработка сильного искусственного интеллекта является сложной задачей, поскольку требует создания алгоритмов и моделей, способных эмулировать разнообразные аспекты человеческого мышления, такие как обучение, логическое мышление, понимание естественного языка, решение проблем и т. д. Кроме того, сильный ИИ также должен быть способен обучаться самостоятельно, развивать свои навыки и приспосабливаться к изменяющейся среде.

Сильный ИИ имеет потенциал применения во многих областях, включая медицину, науку, автоматизацию производства, автономные системы и другие. Он может помочь в решении сложных проблем, обеспечении оптимальных решений, улучшении качества жизни и повышении производительности.

Однако, разработка сильного ИИ вызывает ряд этических и социальных вопросов, связанных с безопасностью, приват-

ностью, автономией и взаимодействием с людьми. Необходимо учесть потенциальные риски и разработать соответствующие механизмы контроля и ответственности, чтобы обеспечить безопасное и этичное использование сильного искусственного интеллекта.

Хотя сильный ИИ все еще является предметом активных исследований и разработок, его достижение может принести существенные преимущества и изменить множество аспектов нашей жизни и бизнеса.

### **1.3 Машинное обучение и искусственный интеллект**

Машинное обучение (англ. Machine Learning) – это подобласть искусственного интеллекта, которая изучает алгоритмы и модели, позволяющие компьютеру извлекать знания из данных и принимать решения на основе этих знаний. Машинное обучение является ключевой областью искусственного интеллекта, которая фокусируется на разработке алгоритмов и моделей, способных обучаться на данных и принимать решения на основе полученных знаний. Оно позволяет компьютеру извлекать полезные закономерности и шаблоны из больших объемов данных без явного программирования.

В основе машинного обучения лежит идея создания моделей, которые способны обучаться на предоставленных данных и использовать полученные знания для принятия решений или делания предсказаний. Эти модели могут быть обучены различными методами, включая нейронные сети, деревья решений, метод опорных векторов и многое другое.

Процесс машинного обучения обычно включает в себя следующие этапы:

1. **Сбор и подготовка данных:** Необходимо собрать и подготовить данные, которые будут использоваться для обучения модели. Это может включать очистку данных, масштабирование, разделение на обучающую и тестовую выборки и другие преобразования. Вот несколько ключевых шагов в процессе сбора и подготовки данных: **Сбор данных:** Необходимо определить источники данных, которые будут использоваться для обучения модели. Это могут быть структурированные данные из баз данных, текстовые данные, изображения, аудиофайлы и т.д. Важно собрать данные, которые наилучшим образом отражают задачу, которую вы хотите решить. **Очистка данных:** В процессе очистки данных удаляются или исправляются некорректные, неполные или поврежденные записи. Это включает удаление выбросов, заполнение пропущенных значений, исправление ошибок и другие манипуляции, необходимые для создания чистого и надежного набора данных. **Масштабирование данных:** В некоторых случаях данные могут иметь разные диапазоны значений или единицы измерения. Масштабирование данных позволяет привести их к одному общему масштабу, что улучшает процесс обучения модели. Некоторые распространенные методы масштабирования включают нормализацию и стандартизацию данных. **Разделение на обучающую и тестовую выборки:** Для оценки производительности модели

необходимо разделить данные на обучающую и тестовую выборки. Обучающая выборка используется для обучения модели, а тестовая выборка – для оценки ее точности и обобщающей способности. Обычно применяются различные соотношения разделения, например, 70% обучающих данных и 30% тестовых данных. **Преобразование данных:** В зависимости от задачи и типа данных, могут потребоваться дополнительные преобразования. Например, для текстовых данных это может быть токенизация и векторизация текста, а для изображений – преобразование в числовой формат или извлечение признаков с помощью сверточных нейронных сетей.

2. Выбор и обучение модели: Выбирается подходящая модель для решения конкретной задачи. Модель обучается на обучающей выборке, где она настраивает свои веса или параметры на основе предоставленных данных. Вот некоторые распространенные типы моделей: **Линейные модели:** Простые модели, которые строят линейную связь между входными данными и целевой переменной. Примерами являются линейная регрессия и логистическая регрессия. **Решающие деревья:** Деревоподобные модели, которые разбивают данные на наборы условий и принимают решения на основе этих условий. Примером является модель решающего дерева (Decision Tree). **Метод ближайших соседей:** Модели, которые принимают решения на основе близости объектов в пространстве признаков. Примером является ме-

тод  $k$ -ближайших соседей ( $k$ -Nearest Neighbors). **Нейронные сети:** Модели, построенные на основе искусственных нейронных сетей, которые имитируют работу мозга. Глубокое обучение (Deep Learning) – это особый тип нейронных сетей с большим количеством слоев, используемый для обработки сложных данных. **Метод опорных векторов:** Модель, которая находит оптимальную гиперплоскость для разделения данных разных классов. Примером является метод опорных векторов (Support Vector Machines). **Ансамбли моделей:** Модели, которые объединяют предсказания нескольких базовых моделей для получения более точных результатов. Примерами являются случайный лес (Random Forest) и градиентный бустинг (Gradient Boosting). После выбора модели происходит процесс обучения модели на обучающей выборке. Во время обучения модель настраивает свои веса или параметры таким образом, чтобы минимизировать ошибку между предсказанными значениями и фактическими значениями в обучающем наборе данных. Различные алгоритмы обучения могут использоваться для настройки модели, включая градиентный спуск, методы оптимизации или алгоритмы обратного распространения ошибки для нейронных сетей. После завершения обучения модель готова к применению на новых, ранее невиденных данных для предсказаний или принятия решений. Однако важно помнить, что процесс обучения модели требует большого объема данных и может потребовать настройки гиперпараметров модели

для достижения наилучшей производительности.

3. Оценка модели: Модель оценивается на тестовой выборке для определения ее производительности и точности предсказаний. Могут использоваться различные метрики, такие как точность, полнота, F-мера и другие. Некоторые распространенные метрики включают: **Точность (Accuracy)**: Отношение числа правильных предсказаний к общему числу предсказаний. Это метрика, которая измеряет общую точность модели. **Полнота (Recall)**: Отношение числа правильно предсказанных положительных классов к общему числу положительных классов. Это метрика, которая измеряет способность модели обнаруживать все положительные случаи. **Точность (Precision)**: Отношение числа правильно предсказанных положительных классов к общему числу положительных предсказаний модели. Это метрика, которая измеряет точность модели в определении положительных случаев. **F-мера (F1-Score)**: Среднее гармоническое между точностью и полнотой. Это метрика, которая учитывает и точность, и полноту для достижения баланса между ними. **Характеристическая кривая работы классификатора (ROC-кривая)**: Это график, который показывает зависимость между долей истинно положительных классов и долей ложно положительных классов при варьировании порога классификации модели. Площадь под ROC-кривой (AUC-ROC) также является распространенной метрикой для оценки модели классификации. **Средняя абсо-**

**лютная ошибка (MAE) и среднеквадратическая ошибка (MSE):** Это метрики, которые измеряют среднюю абсолютную и среднеквадратическую разницу между предсказанными значениями модели и фактическими значениями в задачах регрессии. Выбор метрик зависит от типа задачи и целей моделирования. Важно выбирать метрики, которые наилучшим образом соответствуют конкретной задаче и учитывают ее особенности.

4. **Настройка и оптимизация модели:** При необходимости модель может быть настроена и оптимизирована для достижения лучших результатов. Это может включать подбор оптимальных гиперпараметров модели, применение регуляризации, ансамблирование моделей и другие методы. Некоторые методы настройки и оптимизации модели включают:

**Подбор оптимальных гиперпараметров:** Гиперпараметры модели, такие как скорость обучения, количество скрытых слоев в нейронных сетях или глубина деревьев в случайных лесах, могут иметь значительное влияние на производительность модели. Используя методы перекрестной проверки или оптимизации, можно исследовать различные комбинации гиперпараметров и выбрать наилучшие.

**Применение регуляризации:** Регуляризация помогает снизить переобучение модели и улучшить ее обобщающую способность. Различные методы регуляризации, такие как L1 и L2 регуляризация, могут быть применены к модели для контроля сложности и избежания переобучения.

**Ансамблиро-**

**вание моделей:** Ансамблирование предполагает объединение нескольких моделей для получения более сильного и устойчивого предсказания. Методы ансамблирования, такие как случайный лес или градиентный бустинг, могут использоваться для комбинирования прогнозов нескольких моделей. **Постобработка результатов:** После получения предсказаний модели можно применить дополнительные методы постобработки для улучшения качества результатов. Например, можно установить пороговое значение для классификационных моделей или провести отбор признаков для регрессионных моделей.

Все эти методы помогают настроить модель таким образом, чтобы она достигала лучших результатов в конкретной задаче. Они могут быть применены с использованием различных алгоритмов и инструментов машинного обучения.

Машинное обучение находит широкое применение во многих областях бизнеса, включая анализ данных, прогнозирование, классификацию, кластеризацию, рекомендательные системы и многое другое. Оно помогает компаниям извлекать ценную информацию из данных, принимать обоснованные решения, оптимизировать процессы и повышать эффективность деятельности.

Машинное обучение продолжает активно развиваться, и его применение становится все более широким и разнообразным. С появлением новых методов и техник, таких как глубокое обучение, усиленное обучение и обучение с под-

креплением, открываются новые возможности для создания более сложных и интеллектуальных систем, способных решать сложные задачи и приспосабливаться к изменяющимся условиям.

## **1.4 Основные методы машинного обучения**

Существуют различные методы машинного обучения, каждый из которых имеет свои особенности и применения.

### **1.4.1 Нейронные сети**

Нейронные сети – это модели, вдохновленные работой человеческого мозга. Они состоят из множества связанных искусственных нейронов, которые передают и обрабатывают информацию. Нейронные сети широко используются для решения задач распознавания образов, классификации данных, обработки естественного языка и многих других. Структура нейронной сети обычно состоит из трех основных компонентов:

1. **Входные слои:** Они принимают входные данные и передают их на следующий уровень обработки. Каждый нейрон входного слоя соответствует одному или нескольким элементам входных данных.

2. **Скрытые слои:** Эти слои находятся между входными и выходными слоями и выполняют обработку информации. Каждый нейрон в скрытом слое связан с нейронами предыдущего и следующего слоев, обеспечивая передачу и обработку сигналов.

3. **Выходной слой:** Он представляет собой финальный

слой нейронной сети, который генерирует выходные данные или предсказания на основе обработанных входных данных.

Каждый искусственный нейрон в нейронной сети имеет свой вес, который определяет важность входной информации, а также функцию активации, которая определяет выходной сигнал нейрона на основе взвешенной суммы входных данных.

Обучение нейронной сети происходит путем настройки весов нейронов на основе обучающих данных. Это достигается с помощью алгоритмов обратного распространения ошибки, которые позволяют нейронной сети корректировать свои веса на основе разницы между предсказанными и ожидаемыми значениями.

Нейронные сети имеют широкий спектр применений. Они могут использоваться для решения задач распознавания образов, классификации данных, обработки естественного языка, прогнозирования, генерации контента и других. Благодаря своей способности к обучению на больших объемах данных и выявлению сложных закономерностей, нейронные сети становятся все более эффективными инструментами в различных областях бизнеса и науки.

### **1.4.2 Глубокое обучение**

Глубокое обучение (англ. Deep Learning) – это подход к машинному обучению, использующий глубокие нейронные сети с большим количеством слоев. Глубокое обучение позволяет моделям обрабатывать и анализировать сложные дан-

ные, такие как изображения, звуковые файлы или тексты. Оно широко применяется в областях компьютерного зрения, обработки естественного языка, рекомендательных систем и других. Глубокое обучение стало особенно популярным благодаря своей способности эффективно работать с различными типами данных, такими как изображения, звуковые файлы или тексты. В области компьютерного зрения, например, глубокие нейронные сети позволяют распознавать и классифицировать объекты на изображениях с высокой точностью. В обработке естественного языка глубокое обучение может использоваться для анализа и понимания текстовой информации, автоматического перевода, генерации текста и других задач.

Одной из ключевых особенностей глубокого обучения является его способность автоматически извлекать представления или признаки из данных. Глубокие нейронные сети обучаются на больших наборах данных, и с каждым слоем сети модель выявляет более абстрактные и высокоуровневые признаки. Это позволяет моделям эффективно представлять сложные структуры и закономерности в данных.

Глубокое обучение находит применение в различных областях бизнеса. В рекомендательных системах, например, глубокие нейронные сети могут использоваться для персонализации рекомендаций и предсказания предпочтений пользователей. В области финансов, глубокое обучение может помочь в анализе рынка, прогнозировании цен и управлении

рисками. В медицине, глубокое обучение применяется для диагностики заболеваний, анализа медицинских изображений и прогнозирования пациентных исходов.

Однако, стоит отметить, что глубокое обучение требует больших объемов данных и высокой вычислительной мощности для обучения моделей. Также важно учитывать этические и правовые аспекты при использовании глубокого обучения, такие как прозрачность моделей, защита персональных данных и ответственное использование технологии.

### **1.4.3 Алгоритмы обучения с подкреплением**

Алгоритмы обучения с подкреплением основаны на идее проб и ошибок. Агент начинает с случайных действий и, в процессе взаимодействия с окружающей средой, накапливает знания о том, какие действия приводят к положительным или отрицательным результатам. Со временем агент находит оптимальную стратегию, которая максимизирует суммарную награду.

Одним из ключевых компонентов алгоритмов обучения с подкреплением является функция ценности, которая оценивает ожидаемую суммарную награду для каждого состояния или действия. Агент использует эту функцию для принятия решений и выбора наиболее оптимальных действий.

Алгоритмы обучения с подкреплением имеют широкий спектр применений. Они успешно применяются в области игрового искусственного интеллекта, где агенты обучаются играть в сложные игры, такие как шахматы, го или видеоиг-

ры. Также алгоритмы обучения с подкреплением применяются в робототехнике для обучения роботов принимать решения в динамических окружениях.

Однако, обучение с подкреплением также имеет свои вызовы. Наиболее значительным из них является проблема исследования-использования, то есть балансировка между исследованием новых действий и использованием уже известных действий для максимизации награды. Также обучение с подкреплением требует большого количества взаимодействия с окружающей средой, что может быть затратным в реальных приложениях.

# 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.