

ОГЛАВЛЕНИЕ

Введение	5
Глава 1. ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ	5
Глава 2. НЕЧЕТКАЯ ЛОГИКА, НЕОПРЕДЕЛЕННОСТЬ	7
Глава 3. ЭКСПЕРТНЫЕ СИСТЕМЫ	8
Глава 4. АЛГОРИТМЫ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА	10
Глава 5. ЕСТЕСТВЕННО ЯЗЫКОВЫЕ СИСТЕМЫ	12
Глава 6. МЕТОДЫ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА, ПРИМЕНЯЕМЫЕ В РАМКАХ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ.....	13
Глава 7. ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ.....	43
Глава 8. НЕЙРОДИНАМИЧЕСКОЕ ПРОГРАММИРОВАНИЕ	48
Глава 9. ЭТАПЫ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ ПРИ ПОМОЩИ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ.....	51
Глава 10. ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В СТРОИТЕЛЬСТВЕ	52
Список рекомендованной литературы	60
Библиографический список.....	60

ВВЕДЕНИЕ

Материалы, представленные в учебно-методическом пособии, предназначены для изучения и практического применения методов искусственного интеллекта. Учебное издание позволяет самостоятельно получить более глубокие знания в предметной области, и может быть использовано в качестве справочной поддержки при выполнении компьютерных практикумов по дисциплине «Основы методов искусственного интеллекта». Для самоконтроля осваиваемых предметных знаний присутствуют вопросы для самопроверки.

Глава 1. ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ

Искусственный интеллект (ИИ) относится к области моделирования человеческого интеллекта в машинах, которые запрограммированы думать и действовать как люди. ИИ включает в себя разработку алгоритмов и компьютерных программ, которые могут выполнять задачи, обычно требующие человеческого интеллекта, такие как визуальное восприятие, распознавание речи, принятие решений и языковой перевод.

ИИ — это междисциплинарная область, включающая информатику, математику, инженерию, психологию и лингвистику. ИИ охватывает ряд технологий, включая машинное обучение, глубокое обучение, обработку естественного языка, робототехнику и компьютерное зрение.

Машинное обучение — это область ИИ, которая включает использование методик, позволяющих машинам учиться на данных без непосредственного программирования алгоритмов решения конкретной задачи, применяя универсальные методы. Большинство современных методов машинного обучения тем или иным образом сводятся к теории вероятностей и математической статистике.

Глубокое обучение — это область машинного обучения, включающая использование нейронных сетей, которые моделируются по структуре и функциям человеческого мозга, для анализа и изучения больших объемов данных.

ИИ имеет множество приложений в различных отраслях, включая здравоохранение, финансы, транспорт и производство.

Например, в здравоохранении ИИ можно использовать для анализа медицинских изображений, прогнозирования исходов заболеваний и разработки индивидуальных планов лечения.

В промышленности развиваются следующие направления применения ИИ:

- сбор деталей, который робот может осуществить самостоятельно после обучения;
- замена консультантов — обеспечение ответов на типовые вопросы, возможность обучения ИИ, усложнение алгоритма общения и др.

В образовании системы ИИ используют для адаптивного обучения студентов, когда система отслеживает успеваемость студента и адаптирует программу курса под способности студента. В сельском хозяйстве также используется ИИ, например при автоматизации орошения культур. В дорожном движении ИИ используют для борьбы с «пробками». Самым ярким примером использования ИИ в быту является система «умный дом».

Применение ИИ отмечается и в строительной отрасли. Рассмотрим наиболее яркие примеры:

1. Одними из наиболее перспективных технологий Индустрии 4.0 в строительной отрасли являются технологии информационного моделирования (или BIM — building information modelling) [1–4]. Для их развития используют интеллектуальные функции, управляемые ИИ. По сути, это генеративное проектирование (генеративный дизайн), где ИИ, создавая итерационные модели, выбирает лучшие.

2. Использование методов машинного обучения на стройке позволяет своевременно выявлять риски и не допускать ЧС за счет аналитики данных по уже произошедшим инцидентам.

3. Мониторинг хода строительства может быть осуществлен с использованием систем ИИ. Например, для захвата трехмерных «облаков точек» используются роботы, автономно перемещающиеся по строительной площадке.

Вместе с тем, хотя ИИ может революционизировать/модернизировать многие аспекты жизнедеятельности человека, существуют опасения относительно влияния ИИ на занятость, конфиденциальность и безопасность. Поэтому важно развивать и внедрять этические и ответственные методы искусственного интеллекта.

Существуют различные типы искусственного интеллекта, основанные на их возможностях и на том, как они запрограммированы на обучение и решение проблем.

Вот некоторые из наиболее часто встречающихся типов ИИ:

- *ИИ, основанный на правилах.* Этот тип ИИ программируется с помощью набора предопределенных правил и утверждений «если — то». Эти правила определяют, как ИИ должен вести себя в конкретных ситуациях. ИИ на основе правил обычно используется для узких, специфических задач, где правила могут быть четко определены и не часто меняются.

- *Машинное обучение.* Этот тип ИИ предполагает создание алгоритмов на больших массивах данных, в том числе позволяет ИИ учиться на собственном опыте. Алгоритмы машинного обучения могут быть контролируруемыми, неконтролируемыми или полуконтролируемыми.

- *Контролируемое обучение (supervised learning).* В контролируемом обучении модель обучается на основе размеченных данных, где каждый пример входных данных имеет соответствующую метку или выходной параметр. Алгоритмы машинного обучения используют эти размеченные данные для нахождения связи между входными данными и целевыми переменными, чтобы предсказать правильные метки для новых, ранее не виденных примеров данных.

- *Неконтролируемое обучение (unsupervised learning).* В неконтролируемом обучении модель обучается на неразмеченных данных, то есть данных без явных меток. Задача неконтролируемого обучения заключается в обнаружении скрытых шаблонов, структур или кластеров в данных. Алгоритмы машинного обучения самостоятельно находят внутренние зависимости и структуры в данных без явного учителя.

- *Полуконтролируемое обучение (semi-supervised learning).* В полуконтролируемом обучении модель обучается на данных, в которых только некоторая часть примеров имеет метки. Это сочетание контролируемого и неконтролируемого обучения. При использовании полуконтролируемого обучения модели стремятся использовать информацию из размеченных и неразмеченных данных, чтобы лучше обобщать и сделать более точные предсказания.

- *Обучение с подкреплением (reinforcement learning).* Это другой вид обучения, в котором модель обучается на основе опыта взаимодействия с окружающей средой. Агент (алгоритм) принимает решения в определенной среде и получает награду или штраф в зависимости от своих действий. Целью алгоритма является нахождение оптимальной стратегии действий, которая максимизирует получаемую награду в долгосрочной перспективе.

Таким образом, обучение с учителем относится к контролируемому обучению, а неконтролируемое обучение не имеет прямого аналога в рамках обучения с подкреплением.

Важно отметить, что классификация алгоритмов машинного обучения как контролируемых, неконтролируемых или полуконтролируемых не является строгой и часто существует перекрестное использование методов и подходов в различных задачах. Кроме того, в последние годы появились и другие типы обучения, такие как обучение с подкреплением от эксперта (imitation learning) и обучение без учителя с подкреплением (unsupervised reinforcement learning), которые сочетают элементы разных типов обучения.

- *Глубокое обучение.* Это подмножество машинного обучения, которое включает в себя обучение нейронных сетей с несколькими слоями. Алгоритмы глубокого обучения созданы по образцу структуры и функций человеческого мозга, они способны обучаться на больших объемах данных и делать высокоточные прогнозы.

- *Обработка естественного языка (NLP).* Предполагает предоставление машинам возможности понимать и интерпретировать человеческий язык. Алгоритмы NLP реализуют такие методы, как машинный перевод, анализ настроения и распознавание речи для анализа и понимания человеческого языка.

- *Компьютерное зрение.* Этот тип ИИ позволяет машинам интерпретировать и понимать визуальную информацию. Алгоритмы компьютерного зрения могут анализировать изображения и видео, распознавать объекты и лица, выявлять закономерности и аномалии.

- *Робототехника.* Это отрасль ИИ, которая включает в себя проектирование и программирование роботов для выполнения определенных задач. Робототехника может использоваться в различных отраслях, включая производство, здравоохранение и логистику.

- *Общий ИИ,* также известный как *сильный ИИ.* Это гипотетическая концепция создания системы ИИ, способной выполнять любую интеллектуальную задачу, которую может решить человек.

В целом, различные типы ИИ могут использоваться по отдельности или в сочетании друг с другом для создания мощных и сложных систем ИИ, способных решать все более сложные задачи. Каждый тип ИИ имеет свои сильные стороны и ограничения, и выбор того или иного типа зависит от конкретной задачи и контекста, в котором он будет использоваться.

ВОПРОСЫ ДЛЯ САМОКОНТРОЛЯ

1. Что такое ИИ?
2. Приведите примеры применения ИИ в строительстве.
3. Что такое машинное обучение?
4. Что такое глубокое обучение?
5. Где используется компьютерное зрение?
6. Что включает в себя робототехника?
7. Перечислите различные типы ИИ.
8. Что такое NLP?
9. В каких отраслях применяют ИИ?

Глава 2. НЕЧЕТКАЯ ЛОГИКА, НЕОПРЕДЕЛЕННОСТЬ

Нечеткая логика (fuzzy) — это математическая основа для работы с неопределенностью и неточностью. Она основана на идее о том, что между двоичными значениями «истина» и «ложь» существует множество степеней истинности. Нечеткая логика допускает частичные истины, а не абсолютные, и она особенно полезна при работе со сложными и неопределенными системами. В традиционной логике утверждение может быть либо истинным, либо ложным, и нет никакой середины. В отличие от нее, нечеткая логика допускает постепенную истинность или ложность утверждения со степенью принадлежности от 0 до 1. Например, утверждение «на улице жарко» может быть истинным в разной степени, в зависимости от температуры и толерантности человека к жаре. Нечеткая логика особенно полезна в системах, где входы и выходы неточны или неоднозначны. Например, в системе климат-контроля установка температуры может быть нечеткой, с такими вариантами, как «тепло», «прохладно» или «комфортно». Нечеткая логика может быть использована для преобразования этих неточных входных данных в точные выходные, такие как конкретные настройки температуры. Одним из преимуществ нечеткой логики является то, что она позволяет включать в системы экспертные знания и интуицию. В ситуациях, когда данные неполные или ненадежные, эксперты могут предоставить исходные данные и руководство, чтобы помочь системе принимать более обоснованные решения.

Нечеткая логика является особенно полезным инструментом в искусственном интеллекте для работы с неопределенностью и неточностью. В ИИ неопределенность возникает при наличии неполных или неоднозначных данных, или когда существует несколько возможных исходов для данной ситуации. Нечеткая логика позволяет включить неопределенность в системы ИИ. Допуская частичную истину и степень принадлежности, нечеткая логика может помочь системам ИИ принимать более тонкие и точные решения даже в ситуациях, когда данные неполные или неоднозначные.

Одним из примеров использования нечеткой логики в ИИ являются системы распознавания изображений. Изображения часто бывают сложными и неоднозначными, с множеством возможных интерпретаций.

Однако необходимо понимать, что системы распознавания изображений выдают ответ с определенной вероятностью, обусловленной потерей части объективной информации, либо несовершенством алгоритмов (большинство из которых вероятностные). А нечеткая логика имеет дело с полными, корректными входными данными, но при этом не имеющими однозначной трактовки.

Более точные входные данные повысят вероятностный результат ИИ, но не изменят значения переменной в нечеткой логике.

Нечеткая логика может быть использована для того, чтобы помочь системам ИИ распознавать изображения с большей точностью даже при наличии неопределенности или двусмысленности в данных.

Другой пример — системы обработки естественного языка (NLP). Человеческий язык по своей природе является неточным и неоднозначным, с множеством возможных значений для данного высказывания. Нечеткая логика может быть использована для того, чтобы помочь системам NLP интерпретировать язык с большей точностью даже при наличии неопределенности или двусмысленности в исходных данных.

Нечеткая логика также может быть использована в системах принятия решений, где существует множество возможных результатов и степеней неопределенности. Благодаря тому, что нечеткая логика допускает частичные истины и степени принадлежности, она может помочь системам ИИ принимать более обоснованные и тонкие решения даже в ситуациях, когда данные неполны или результаты неопределены.

В целом, нечеткая логика является мощным инструментом в ИИ для работы с неопределенностью и неточностью. Позволяя учитывать частичные истины и степени принадлежности, нечеткая логика может помочь системам ИИ принимать более точные и нюансированные решения даже в сложных и неопределенных ситуациях.

ВОПРОСЫ ДЛЯ САМОКОНТРОЛЯ

1. Что такое нечеткая логика?
2. Где применяется нечеткая логика?
3. Для чего используется нечеткая логика в системах ИИ?
4. Приведите примеры использования нечеткой логики.
5. Как в ИИ возникает неопределенность?
6. Какие значения может принимать высказывание или утверждение в традиционной логике?
7. Интерпретируйте высказывание «между двоичными значениями "истина" и "ложь" существует множество степеней истинности...».
8. Зачем использовать нечеткую логику в системах ИИ распознавания изображений?
9. Что могут предоставить эксперты в случае, когда данные неполные или ненадежные?
10. Как используется нечеткая логика в системах принятия решений?

Глава 3. ЭКСПЕРТНЫЕ СИСТЕМЫ

Экспертные системы — это компьютерные программы, разработанные для имитации возможностей принятия решений человеком-экспертом в определенной области. Они представляют собой разновидность ИИ, основанного на идее получения знаний и опыта человека-эксперта и включения их в программу.

Экспертные системы обычно используются в ситуациях, когда необходимы высокоспециализированные знания и опыт, но доступ к эксперту-человеку может быть затруднен или нецелесообразен.

Они часто используются в таких областях, как медицина, инженерия и финансы, где существуют сложные и специализированные процессы принятия решений. Экспертные системы работают путем сбора знаний человека-эксперта и кодирования их в набор правил или базу знаний. Затем система использует механизмы вывода и алгоритмы принятия решений

для анализа базы знаний и генерирования рекомендаций или решений на основе данных, предоставленных пользователем.

Экспертные системы могут быть реализованы как на основе правил, так и на основе машинного обучения. Экспертные системы, основанные на правилах, программируются с помощью набора правил «если — то», которые определяют, как система должна реагировать на различные входные данные. Экспертные системы на основе машинного обучения, с другой стороны, используют алгоритмы машинного обучения для обучения на основе данных и генерируют рекомендации на основе закономерностей и тенденций в данных.

Экспертные системы имеют ряд преимуществ перед экспертами-людьми:

- работоспособность без ограничений;
- непредвзятость и беспристрастность;
- адаптивность и развитие — системы обновляются и модифицируются по мере появления новых знаний и опыта.

Их также можно использовать для подготовки и обучения новых экспертов, предоставляя им базу знаний и основу для принятия решений.

Экспертные системы являются мощным инструментом для сбора и применения человеческого опыта в широком спектре областей. Они могут помочь организациям принимать более обоснованные и точные решения, а также повысить эффективность и производительность за счет автоматизации сложных процессов принятия решений.

Экспертные системы считаются предшественниками искусственного интеллекта, поскольку они представляют собой раннюю попытку зафиксировать и автоматизировать человеческие знания в определенной области.

Экспертные системы основаны на формализации экспертного знания и правил, которые используются для принятия решений в определенной предметной области. Эти системы разрабатываются путем моделирования знаний и рассуждений экспертов в виде правил, логических выражений или графов. Они стремятся предоставить точные аналитические решения на основе предопределенного набора правил и знаний. Экспертные системы обычно хорошо интерпретируемы и объяснимы, поскольку основаны на явных правилах и логике. Они дают рекомендации или решения на основе предоставленных им знаний.

С другой стороны, методы машинного обучения и глубокого обучения стремятся автоматически извлекать закономерности и обобщать из больших объемов данных. Они не полагаются на предварительно заданные правила или экспертное знание, а настраивают параметры модели на основе оптимизации целевой функции. Модели машинного обучения и глубокого обучения обучаются на основе тренировочной выборки данных, и их задача заключается в создании модели, которая может делать предсказания для новых данных. В отличие от экспертных систем, модели машинного обучения и глубокого обучения могут обрабатывать более сложные данные и выявлять скрытые зависимости, но их решения могут быть приближенными и вероятностными.

В последнее время исследователи и разработчики активно работают над созданием методов объяснимости для моделей машинного обучения и глубокого обучения, чтобы сделать их решения понятными и очевидными, подобно экспертным системам. Однако по умолчанию модели машинного обучения и глубокого обучения не всегда обладают объяснимостью «из коробки» и требуют дополнительных методов для интерпретации и обоснования их решений. Это вызвано тем, что модели машинного обучения и глубокого обучения обычно работают на основе сложных математических моделей, таких как нейронные сети, которые трудно интерпретировать напрямую.

Однако ведется активное исследование в области объяснимого и интерпретируемого машинного обучения с целью создания методов и инструментов, которые позволяют объяснить решения, принятые моделями машинного обучения и глубокого обучения. Это включает в себя разработку методов визуализации, анализа влияния признаков, выявления важности признаков и т.д. Эти методы помогают понять, как модель принимает решения и какие признаки или факторы оказывают наибольшее влияние на ее выводы.

Таким образом, хотя исходное утверждение, что экспертные системы обладают объяснимостью «по умолчанию», в то время как модели машинного обучения и глубокого обучения требуют дополнительных усилий для достижения объяснимости, является упрощением, тем не менее, современные методы объяснимости активно применяются и разрабатываются для моделей машинного обучения и глубокого обучения, чтобы сделать их решения понятными и объяснимыми.

Это позволяет сочетать преимущества обоих подходов: экспертные системы могут быть полезными в тех областях, где знания экспертов легко формализуемы и интерпретируемы, в то время как модели машинного обучения и глубокого обучения могут быть мощными инструментами для работы с большими объемами данных и выявления сложных зависимостей, при условии, что их решения могут быть объяснены и поняты.

ВОПРОСЫ ДЛЯ САМОКОНТРОЛЯ

1. Что такое экспертные системы?
2. Для чего применяются экспертные системы?
3. Перечислите преимущества экспертных систем?
4. Как программируются экспертные системы, основанные на правилах?
5. В каких областях используются экспертные системы?
6. Опишите взаимосвязь, если она есть, между экспертными системами и ИИ.

Глава 4. АЛГОРИТМЫ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Выше уже были представлены примеры алгоритмов искусственного интеллекта. Рассмотрим их подробнее.

1. *Алгоритмы, основанные на правилах*, используют набор правил «если — то» для принятия решений на основе определенного набора входных данных. Эти правила пишутся экспертами в определенной области, а затем кодируются в алгоритме. Когда алгоритм получает входные данные, он проверяет правила, чтобы определить, какие действия следует предпринять. Алгоритмы на основе правил часто используются в экспертных системах для автоматизации процессов принятия решений в определенной области. Например, алгоритм на основе правил может использоваться для диагностики медицинских заболеваний на основе симптомов пациента.

2. *Алгоритмы машинного обучения (алгоритмы МО)* используют статистические методы для изучения закономерностей и взаимосвязей в данных, а затем используют эти закономерности для составления прогнозов или классификаций. Существует три основных типа алгоритмов машинного обучения:

– контролируемое обучение, когда алгоритм тренируется на наборе маркированных данных, где правильные ответы уже известны. Алгоритм учится ассоциировать входные данные с правильным выходом, регулируя параметры модели. После обучения алгоритм можно использовать для прогнозирования на новых, немаркированных данных;

– неконтролируемое обучение (обучение без учителя), когда алгоритму не предоставляются помеченные данные, и он должен самостоятельно найти закономерности или структуру в данных. Эти алгоритмы часто используются для таких задач, как кластеризация или уменьшение размерности;

– обучение с подкреплением, когда алгоритм учится принимать решения, взаимодействуя с окружающей средой и получая обратную связь в виде вознаграждений или штрафов. Алгоритм учится предпринимать действия, которые максимизируют его долгосрочное вознаграждение.

3. *Алгоритмы глубокого обучения* используют нейронные сети для изучения закономерностей в данных. Нейронная сеть представляет собой ряд взаимосвязанных узлов, организованных в слои. Каждый узел принимает входные данные, применяет к ним математическую функцию, а затем передает результат следующему слою. Применяя несколько слоев вместе,

нейронные сети могут научиться распознавать сложные закономерности в данных. Алгоритмы глубокого обучения часто используются в таких приложениях, как распознавание изображений и речи, обработка естественного языка и робототехника.

4. *Эволюционные алгоритмы* используют принципы эволюции для поиска наилучшего решения проблемы. Эволюционные алгоритмы — это методы оптимизации, вдохновленные принципами естественного отбора и эволюции в биологии. Они используются для поиска наилучшего решения проблемы, основываясь на идее эволюции и размножения в популяции. В эволюционных алгоритмах изначально создается популяция решений-кандидатов, которые представляют собой возможные решения задачи. Эти решения могут быть представлены в виде наборов параметров или правил, которые можно изменить и скомбинировать для достижения лучшего результата. Каждое решение оценивается с помощью функции оценки, которая определяет, насколько хорошо оно решает задачу. Затем применяются операторы эволюции, такие как отбор, кроссинговер и мутация, для создания новой популяции решений на основе текущей. Отбор выбирает лучшие решения из текущей популяции, которые будут переданы в следующее поколение. Кроссинговер сочетает решения из популяции путем комбинирования их параметров или правил. Мутация случайным образом изменяет параметры или правила решений, чтобы внести разнообразие в популяцию. Таким образом, новая популяция решений создается путем комбинации лучших решений из предыдущей популяции и внесения некоторой случайности с помощью мутации. Этот процесс повторяется в течение нескольких поколений, и каждое новое поколение улучшает качество решений на основе принципов естественного отбора. Эволюционные алгоритмы широко используются в различных областях, где требуется оптимизация и поиск наилучших решений. Они могут применяться в генетике для решения задач сопряжения, в инженерии — для настройки параметров систем, в экономике — для оптимизации решений и во многих других областях. Эти алгоритмы предлагают гибкий и эффективный подход к решению сложных оптимизационных проблем.

5. *Алгоритмы нечеткой логики* используются для работы с неопределенностью и неточностью данных. Они применяют наборы правил, которые присваивают утверждениям степень истинности вместо двоичных значений истина/ложь, используемых в традиционной логике. Алгоритмы нечеткой логики часто используются в таких приложениях, как системы управления, распознавание образов и обработка естественного языка.

6. *Байесовские сети* — это тип вероятностной графовой модели, которая использует теорию вероятности для представления и рассуждения о неопределенных знаниях. Байесовская сеть состоит из набора узлов, которые представляют случайные переменные, и набора направленных ребер, которые представляют условные зависимости между переменными. Задавая условные вероятности для каждого узла, сеть Байеса можно использовать для расчета вероятности события при наличии некоторых данных. Байесовские сети часто применяются в таких областях, как медицина, финансы и инженерное дело.

В целом, каждый из этих алгоритмов ИИ имеет свои сильные и слабые стороны и подходит для разных типов проблем и приложений. По мере дальнейшего развития ИИ, вероятно, будут разрабатываться новые алгоритмы и методы для решения все более сложных проблем и приложений.

ВОПРОСЫ ДЛЯ САМОКОНТРОЛЯ

1. Что такое байесовские сети?
2. Что такое алгоритмы нечеткой логики?
3. Что такое эволюционные алгоритмы?
4. Что такое алгоритмы глубокого обучения?
5. Что такое алгоритмы машинного обучения?
6. Перечислите, какие разновидности алгоритмов машинного обучения вы знаете?
7. Что такое алгоритмы, основанные на правилах?

Глава 5. ЕСТЕСТВЕННО ЯЗЫКОВЫЕ СИСТЕМЫ

Системы естественного языка, также известные как системы обработки естественного языка (NLP), — это вид искусственного интеллекта, который занимается обработкой человеческого языка. Эти системы используют комбинацию методов из информатики, лингвистики и машинного обучения для анализа, понимания и генерирования человеческого языка.

Системы обработки естественного языка могут применяться для решения различных задач, включая:

1. *Классификацию текста* — отнесение фрагмента текста к одной или нескольким заранее определенным категориям. Например, система NLP может быть использована для классификации отзывов клиентов по таким категориям, как положительные, отрицательные или нейтральные.

2. *Анализ настроения* — определение эмоционального тона текста. Анализ настроения часто используется для определения общественного мнения по определенной теме, продукту или бренду.

3. *Распознавание именованных сущностей* — определение и классификация именованных сущностей, таких как люди, организации и места, в тексте. Распознавание именованных сущностей часто используется для извлечения информации и управления знаниями.

4. *Машинный перевод* — автоматический перевод текста с одного языка на другой. Машинный перевод часто используется в международном бизнесе и дипломатии, а также при переводе научно-технических статей для публикации в международных базах знаний.

5. *Резюме текста* — автоматическая генерация краткого содержания длинного текста. Обобщение текста часто используется в новостях и СМИ.

Для выполнения этих задач системы естественного языка используют комбинацию таких методов, как:

1. *Токенизация*, то есть разбиение текста на отдельные слова или лексемы.

2. *Метки частей речи*, то есть определение части речи (существительное, глагол, прилагательное и т.д.) каждого слова в тексте.

3. *Парсинг*, то есть анализ структуры предложения с целью выявления его грамматических компонентов, таких как субъект и объект.

4. *Семантический анализ*, то есть формирование понимания значения слов и фраз в контексте.

5. *Машинное обучение*. При обучении моделей машинного обучения, таких как модели обработки естественного языка (NLP), прогресс в значительной степени достигается благодаря использованию немаркированных данных и методам обучения без учителя. Маркированные данные, то есть данные с явными метками или разметкой в виде пары входных данных и соответствующего выходного значения, обычно используются для задач обучения с учителем. Однако в контексте обучения моделей NLP, особенно в глубоком обучении, значительный прогресс может быть достигнут благодаря использованию немаркированных данных. Одной из основных техник, которая привнесла значительный прогресс в NLP, является модель обучения без учителя, известная как Transformer, на основе которой построены такие модели, как GPT (Generative Pre-trained Transformer). Модели GPT обучаются на больших немаркированных наборах данных, где модель стремится предсказать следующее слово в предложении или заполнить пропущенные слова в тексте. Это позволяет модели извлекать общие закономерности и структуры из текстовых данных. Кроме того, дополнительное обучение (fine-tuning) моделей GPT на маркированных данных выполняется с использованием метода маскирования части текста. В этом случае некоторые слова или токены во входном тексте маскируются, и модель обучается предсказывать их на основе контекста. Это позволяет модели обучаться на конкретной задаче, используя маркированные данные, при этом сохраняя преимущества общей предварительной обученности на больших немаркированных данных. Таким образом, важно отметить, что в современном машинном обучении для NLP значительный прогресс достигается благодаря использованию немаркированных данных и методам обучения без учителя, включая моделирование языка на больших наборах текстовых данных и методы дополнительного обучения с маскированием

части текста. Маркированные данные все равно играют важную роль при настройке модели на конкретные задачи, но для достижения общего понимания языка и получения хороших представлений текста немаркированные данные являются ключевыми. Немаркированные данные позволяют модели изучать структуру языка, выявлять семантические связи и общие закономерности без привязки к конкретным задачам. Это позволяет модели обладать широким пониманием языка и делать обобщенные прогнозы для новых, невидимых текстов.

Системы естественного языка находят широкое применение в таких областях, как обслуживание клиентов, здравоохранение, финансы и право. По мере развития технологий ИИ системы естественного языка будут становиться все более сложными, что позволит проводить более точный и тонкий анализ человеческого языка.

ВОПРОСЫ ДЛЯ САМОКОНТРОЛЯ

1. Что такое системы естественного языка?
2. Для решения каких задач используются системы обработки естественного языка?
3. Что такое классификация текста?
4. Что такое анализ настроения?
5. Для чего используется машинный перевод?
6. Что такое резюме текста?
7. Что такое парсинг?
8. Что такое токенизация?
9. Для чего используют семантический анализ?

Глава 6. МЕТОДЫ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА, ПРИМЕНЯЕМЫЕ В РАМКАХ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ

Далее в учебно-методическом пособии будут представлены фрагменты кода для решения различных задач. Код написан на языке программирования Python. Для удобства получения навыков обучающемуся рекомендуется установить дистрибутив языков программирования Python и R — Anaconda.

Справочно:

Anaconda позволяет удобно работать с Python в редакторе Jupyter Notebook. На рис. 1 представлено начальное диалоговое окно среды разработки Jupyter Notebook, где сразу можно видеть результат выполнения кода и его отдельных фрагментов.



Рис. 1. Стартовое диалоговое окно

Конец ознакомительного фрагмента.

Приобрести книгу можно

в интернет-магазине

«Электронный универс»

e-Univers.ru