

Искусственный интеллект

Содержание

1	Краткая история возникновения ИИ.	2
2	Интеллектуальные машины в докомпьютерную эпоху	4
3	Где мы встречаем ИИ сегодня?	8
4	Направления ИИ	10
5	ИИ, основанный на знаниях. Графы знаний	13
6	Онтологии и семантика	16
7	Общие положения ИИ	18
8	Машинное обучение и системы распознавания образов	20
9	Естественные интерфейсы для ИИ	22
10	Интеллектуальные системы поддержки принятия решений	23

1 Краткая история возникновения ИИ.

Сегодня мы попытаемся разобраться, что такое ИИ и можно ли вообще говорить о том, что такое направление в действительности существует? Направление ИИ — одно из самых дискуссионных в компьютерных науках. И для того, чтобы разобраться в сути данного термина необходимо обратиться к истории вопроса, а именно к изначальным попыткам определить данное научное направление, а также к попыткам человечества создавать разумные машины в докомпьютерную эпоху. Одна из первых идей об использовании компьютеров для решения интеллектуальных задач была определена Джоном Маккарти в 1956 году на конференции в Дартмутском университете. Идея заключалась в том, что наука и технология создания интеллектуальных машин не связаны напрямую с пониманием интеллекта у человека. То есть исследователи ИИ могут использовать для решения задач любые методы, в том числе те, которые не наблюдаются у людей или других биологических существ, но не только. Позднее Маккарти опубликовал статью «WHAT IS ARTIFICIAL INTELLIGENCE?», где дал ответы на основные вопросы о сути термина ИИ.

Важно отметить, что Маккарти обозначил такие проблемы, которые остаются актуальными и по сей день. А именно:

- «пока мы не можем в целом определить, какие вычислительные процедуры мы хотим называть интеллектуальными»;
- «мы понимаем только лишь немногие механизмы человеческого интеллекта»;
- «под интеллектом в пределах этой науки понимаются только вычислительные механизмы для достижения целей».

Также Маккарти в своей статье рассуждает о других важных вопросах ИИ. Например:

- «может ли ИИ достичь человеческого уровня интеллектуальных способностей?»;
- «когда это может произойти?»;
- «Являются ли компьютеры подходящим средством для создания интеллекта машин?»;
- «Может ли система искусственного интеллекта самостоятельно повышать свой интеллектуальный уровень, рассуждая об ИИ?».

Кроме того, Маккарти задал один из главных вопросов, который часто можно услышать от критиков ИИ: *«Не являются ли ключами к ИИ теория вычислимости и вычислительная сложность?»*. Об этих вопросах чуть подробнее поговорим далее.

Перечислим основные направления в ИИ: логическое программирование или способность программ самостоятельно определять, какую последовательность действий необходимо выполнить для решения задачи, интеллектуальный поиск или определение наиболее точного ответа на задаваемые вопросы из огромного количества существующих вариантов, распознавание образов или способность машины узнавать и классифицировать информацию во время наблюдений за окружающим миром, реальным или виртуальным, репрезентация знаний или формальные языки для описания фактов и знаний об окружающем мире, логические рассуждения или получение новых утверждений и фактов из начального, возможно ограниченного множества фактов и знаний о решаемой проблеме, машинное обучение или способность машин адаптироваться под изменяющиеся данные при решении задач, планирование или построение стратегий по достижению целей, эпистемология или изучение различных типов знаний, необходимых для решений задач, онтологии или изучение различных объектов, их свойств и взаимосвязи и эвристики, описывающие различные способы сокращения вычислительной сложности программ.

Если смотреть на проблему ИИ с позиции сегодняшнего дня, то несмотря на огромный прогресс в компьютерных технологиях, человечество, как и 70 лет назад, все еще стоит у истоков ИИ. Весьма интересный комментарий дал по этому поводу Стив Возняк, сооснователь компании Apple и создатель первого персонального компьютера Apple I:

«Есть много сложных задач, с которыми компьютер уже сейчас справляется лучше, чем человек. Правда, не совсем правильно называть такие разработки интеллектом, скорее это его симуляция [...] он делает это по набору заданных человеком строго установленных правил и не может спросить себя, какой подход в этой ситуации более эффективен, или задать себе новые условия [...] У нас есть много отдельных знаний о мозге, но полного представления о том, как он устроен, о его структуре, пока нет. [...] Возможно, когда-нибудь компьютеры смогут анализировать и делать выводы так же, как человеческий мозг, и после этого наступит сингулярность, когда компьютеры станут мыслить сами за себя».

Сегодня человечество переживает новый всплеск интереса к ИИ. Причин для этого несколько. Прежде всего, конечно, огромные вычислительные мощности и технологии передачи данных, большие данные, в которых сокрыто много ценной информации, и которая может быть использована для решения интеллектуальных задач. Но возможно главная причина — это запрос и

потребности общества на создание интеллектуальных систем самого различного назначения: от умного дома и персональных ассистентов до цифровой экономики и медицины. С учетом этих потребностей по всему миру запущены новые национальные и международные программы по исследованиям в области ИИ.

Говоря о прогнозах на ближайшее будущее, можно упомянуть проект Стэнфордского университета *«Сто лет исследования искусственного интеллекта»*, в рамках которого ученые делают оценки того, какое влияние искусственный интеллект будет оказывать на различные аспекты повседневной жизни человека. Вот некоторые выводы, которые получены в рамках проекта:

- «Изображение искусственного интеллекта в кино и в литературе является вымышленным. Мнение людей о том, что искусственный интеллект — это одно целое, ошибочно»;
- «Транспорт, вероятно, станет одной из первых областей, в которой широкой публике будет предложено доверить надежность и безопасность системе искусственного интеллекта для решения критической задачи»;
- «Охрана общественного порядка и безопасность общества является ещё одной областью, где имеется существенный потенциал, но при этом чреватый определенными сложностями».

Также в данном исследовании искусственный интеллект рассматривается в качестве замены некоторым профессиям на рынке труда, но при этом и создает возможности создания новых видов профессий.

В завершение первой части лекции хочется привести две цитаты, которые, как и почти сто лет назад отражают противоположные точки зрения на проблему развития ИИ. Глава компании Tesla *Илон Маск* утверждает, что искусственный интеллект является «фундаментальной угрозой существования человеческой цивилизации». А создатель социальной сети Facebook *Марк Цукерберг* заявил, что в корне не согласен с опасениями Илона Маска насчет развития искусственного интеллекта: «Я настроен оптимистично. В ближайшие пять-десять лет искусственный интеллект значительно улучшит нашу жизнь, а прогнозировать конец света — очень безответственно».

2 Интеллектуальные машины в докомпьютерную эпоху

Человечество практически всю свою историю пыталось сделать умные машины и механизмы. Конечно же, эти механизмы в большинстве случаев

просто выполняли рутинную работу, но зачастую это воспринималось как разумное поведение, т.к. и в жизни подобными задачами занимались люди с квалификацией выше, чем у многих других. Рассмотрим историю знаковых открытий и изобретений в домашинную эпоху, которые сформировали образ ИИ и интеллектуальных машин.

Научный и культурный рывок, совершенный древними Греками, не мог породить вопросов о различии между человеческим и искусственным. Греческая мифология богата примерами различных роботов и машин, правда, они, как правило, не несли ничего хорошего для человека [0]. Гефест, бог огня, покровитель кузнечного ремесла, изобретений и технологий, тоже сооружал роботов, которые могли подчиняться командам и передвигаться самостоятельно. Также известен миф о Пигмалионе и Галатее — ожившей статуе, в которую был влюблен скульптор. Из Еврейской мифологии вышел Голем — создание из глины, оживленное с помощью таинственных ритуалов.

В 1950 году в работах великого гения всех времен и народов Леонардо да Винчи ученые нашли чертежи механического рыцаря, который мог скакать на коне, и воевать, используя различное оружие. Чертеж датируется 1495 годом. А также известно множество других примеров средневековых роботов самого разного назначения от музыкантов до механического сатаны [1].

В IV веке до н.э. Аристотель создал логику — науку о формах нашего мышления как познавательной деятельности. Его теория силлогизмов является существенной частью формальной логики, которая остаётся актуальной и в наши дни.

В XIII веке Роджер Бэкон изготовил бронзовую голову, которая, имея скрытый внутри акустический аппарат, казалось, произносила предсказания, когда на самом деле это были слова, произносимые им самим в другой комнате [2]. Также широко известна говорящая латунная голова Альберта Великого [3], изобретенная в то же время, которая отвечала на вопросы, подобно Siri. Идея была такова: «Никто из людей не может так много знать ... Поэтому у Альберта была волшебная бронзовая голова, которая научила его всему».

Рамон Лулл, испанский теолог, изобрел машину для обнаружения нематематических истин с помощью комбинаторики. Эта машина состояла из двух или более дисков, имеющих общий шпиндель. Каждый диск можно было вращать независимо от других. Опора каждого диска была разделена на секции или камеры, и каждая секция имела символ с каким-то особым значением. Машина управлялась вращением двух дисков независимо друг от друга. Вращение дисков создавало разные пары, позволяя обнаруживать различные комбинации символов [4].

В 1206 году Аль-Джазари, арабский изобретатель, спроектировал то, что можно назвать первым программируемым гуманоидным роботом. Это были четыре механических музыканта, приводимых в действие потоком воды [5].

В XV-XVI веках часовые мастера практиковались в изготовлении механических животных и других новинок. Например, в 1515 Леонардо Да Винчи создал ходячего льва [6]. По преданию раввин Махараль из Праги изобрел в 1580 г. Голема, ожившего глиняного человека из иудейской мифологии [7].

XVII век был богат на изобретения различных вычислительных машин. В начале века Рене Декарт, французский философ, математик, механик, физик и физиолог, создатель аналитической геометрии и современной алгебраической символики, предположил, что тела животных не что иное, как сложные машины, что вдохновило многих мыслителей 17 века на создание вариантов декартового механизма [8]. В философии такой подход получил название картезианство или Декартова революция [9]. В 1642 году Блез Паскаль, французский математик, физик, философ и прозаик, создал первую механическую цифровую вычислительную машину («Паскалина») [10], [11]. В 1651 Томас Гоббс опубликовал «Левиафан», содержащий механистическую и комбинаторную теорию мышления [12]. В 1673 году немецкий математик-философ Готфрид Вильгельм фон Лейбниц улучшил машину Паскаля, чтобы выполнять операции умножения и деления за счет добавления в конструкцию движущейся части и специальной рукоятки, позволяющей крутить ступенчатые колеса или цилиндры, что позволило ускорить повторяющиеся операции сложения. Лейбниц был сторонником двоичной системы, а двоичные числа идеально подходят для машин, потому что они требуют только двух цифр, что позднее станет основой вычислений в компьютерах [13].

В XVIII веке появилось множество механических игрушек, в том числе знаменитые механические утки Жака де Вокансона [14], которые порхали, били крыльями, клевали рассыпанный корм. Другим изобретением Вокансона была фигура флейтиста в рост человека, внутри которой были устроены пружины и меха, проводившие воздух в различные части механизма так, что губы автомата и его пальцы совершали правильные движения по флейте. Еще одним известным изобретением этого периода является шахматный игровой автомат для развлечения австрийской королевы Марии Терезии, построенный венгерским инженером бароном Вольфгангом фон Кемпеленом механический шахматист фон Кемпелена «Турок» (1769) [15]. Это было механическое устройство, похожее на турка, и оно стало одним из самых известных автоматов в истории. Однако на самом деле внутри этого устройства сидел человек, который и управлял игрой в шахматы. А завод механизма осуществлялся лишь для того, чтобы дать подумать гроссмейстеру, который был внутри.

В XIX веке были изобретены программируемые механизмы, которые были основаны на тех же принципах, что и современные компьютеры. В 1801 году Жозеф-Мари Жаккард изобрел жаккардовый ткацкий станок — первую программируемую машину, с инструкциями на перфокартах [16]. В

1832 Чарльз Бэббидж, английский математик и изобретатель, и графиня Ада Байрон, более известная как Ада Лавлейс, английский математик и автор первой в мире программы, разработали программируемые механические вычислительные машины и аналитический двигатель. Рабочая модель была построена в 2002 году и экспонируется в музее истории компьютеров [17]. Сложно представить современный мир без двоичной алгебры, разработанной английским математиком Джорджем Булем в 1854 году, представляющую некоторые «законы мысли», опубликованные в одноименной книге [18]. Еще одним открытием, непосредственно ставшим истоком большинства работ по искусственному интеллекту стала современная логика высказываний, разработанная немецким логиком и математиком Готлобом Фреге в его работе *Begriffsschrift* [19] в 1879 году, а затем уточненной и расширенной английским логиком и философом Бертраном Расселом, американскими математиками и логиками Альфредом Тарским, Куртом Геделем, Алонзо Чёрчем и другими великими мыслителями XX века.

В первой половине XX века были разработаны теоретические основы методов искусственного интеллекта. В 1910-1913 годах Бертран Рассел и британский математик, логик и философ Альфред Норт Уайтхед опубликовали революционный труд по формальной логике «*Principia Mathematica*» [20]. Были разработаны основы логического анализа знаний в работах уже упомянутого Рассела, а также австрийского философа и логика Людвиг Витгенштейна и немецко-американского философа и логика Рудольфа Карнапа.

Возможно, первая компьютерная игра в виде шахматной машины под названием *El Ajedrecista* (шахматист), использовавшей электромагниты под доской, была создана в 1912 году Леонардо Торресом и Кеведо, испанским инженером и математиком [21], также спроектировавшим трансатлантические дирижабли и фуникулер для Ниагарского водопада.

Работы Алана Тьюринга и Норберта Винера определили современные принципы компьютерных наук и теоретической информатики. В 1943 году американский математик и логик, один из основателей многозначной логики Эмиль Леон Пост доказал, что продукционные системы, или системы правил «Если-То», являются универсальным вычислительным механизмом, эквивалентным машине Тьюринга. позднее этот механизм использовался при создании экспертных систем для решения интеллектуальных задач.

В 1945 году венгерский, швейцарский и американский математик, популяризатор науки Дьёрдь Пойа опубликовал книгу-бестселлер о том, как эвристически мыслить «*How to solve it*» [22]. В этой книге был введен термин «эвристический», который теперь широко используется многими исследователями в области ИИ. А в июльском выпуске *The Atlantic Monthly* 1945 года Ванневар Буш, американский ученый, инженер и разработчик аналоговых компьютеров, опубликовал статью «*As We May Think*» [23] о предвидении

компьютеров будущего, в которых человек хранит все свои книги, записи и сообщения, а также с которым можно взаимодействовать с большей скоростью и гибкостью.

Можно привести еще множество примеров того, как человечество пыталось создавать себе подобные машины. Но и из того, что мы успели рассмотреть становятся понятны основные вехи развития от хитроумных механизмов до создания теории вычислений, способной строить алгоритмы для решения интеллектуальных задач.

3 Где мы встречаем ИИ сегодня?

В прошлой части лекции мы заглянули в историю и поговорили о том, как человечество пыталось создавать себе подобные машины. Давайте попытаемся найти примеры того, как ИИ используется в наши дни. Несмотря на то, что до создания полноценного ИИ еще достаточно далеко, примеры промышленного и повседневного использования методов ИИ существуют уже достаточно много [0].

Пожалуй, самый массовый пример — это виртуальные личные помощники Яндекс Алиса, Google Assistant, Apple Siri, Amazon Alexa, Microsoft Cortana и многие другие. Они помогают найти полезную информацию используя распознавание естественного человеческого языка. ИИ в таких приложениях собирают информацию о запросах пользователя и используют ее для улучшения качества понимания речи, а также для формирования ответов с учетом предпочтений пользователя, в том числе и с возможностью предсказания потребности пользователей. Виртуальные личные помощники обрабатывают огромное количество данных пользователей из различных источников и методы ИИ позволяют выполнять обработку этих данных за разумное время.

Еще один весьма популярный пример использования ИИ, с которым большинство людей вероятно знакомы, — это компьютерные видеоигры. Сложность и эффективность использования ИИ в видеоиграх возросли в геометрической прогрессии в течение последних нескольких десятилетий, в результате чего игровые персонажи способны вести себя совершенно непредсказуемым образом, и подобно героям из реальной жизни они могут анализировать окружающую среду для поиска объектов и взаимодействия с ними. Они способны уходить от преследования, распознавать звуки, использовать тактику и стратегии, общаться с другими персонажами и т.д.

Следующий пример относится скорее к ближайшему будущему, но при этом держит лидерство по инвестициям в ИИ уже сегодня. Это самоуправляемые автомобили с искусственным интеллектом. Даже в обычных автомо-

биях уже используются различные интеллектуальные алгоритмы распознавания дорожных знаков и разметки, определения и предупреждения критических ситуаций, а также адаптация к индивидуальной манере управления водителем. Ну а если говорить об автономных автомобилях, которые становятся все ближе к реальности, то в них изначально закладываются самые мощные алгоритмы интеллектуального управления, в том числе, способность улучшать алгоритмы через опыт, подобно тому, как это делает человек.

ИИ в задачах интернет-торговли и предложении товаров позволяет таким крупным ритейлерам, как Target и Amazon, зарабатывать много денег благодаря способности их магазинов предвидеть потребности пользователя. Эта способность реализуется через интеллектуальный анализ данных поведения покупателей и использования различных маркетинговых приемов: купонов, скидок, таргетинговой рекламы и т. д. Конечно же, это очень спорное использование ИИ так как заставляет многих людей подчиняться соблазнам и вызывает вопросы по поводу возможных нарушений неприкосновенности частной жизни.

А вот следующий пример, напротив, демонстрирует достойное применение ИИ для защиты интересов пользователей. Это обнаружение мошенничества. Сегодня почти каждая финансовая операция в Интернете отслеживается системами с ИИ. Многие банки отправляют сообщения своим пользователям, если считают, что существует вероятность мошенничества с их аккаунтом и хотят убедиться, что их клиент одобряет покупку, прежде чем перечислить деньги в другую компанию. После обучения в течение определенного времени на обнаруженных примерах мошеннических действий интеллектуальные системы будут в состоянии обнаруживать подозрительные транзакции и предотвращать преступные действия.

Онлайн-поддержка клиентов является еще одним примером серьезных инвестиций в наши дни. Многие сайты сейчас предлагают клиентам пообщаться с представителем службы поддержки во время просмотра услуг или товаров на сайте, но далеко не на каждом сайте пользователям отвечают живые люди! Во многих случаях уже сегодня с пользователями общается ИИ посредством чат-ботов. И хотя многие из них пока мало чем отличаются от автоответчиков, тем не менее в алгоритмах чат ботов применяются методы интеллектуального анализа ответов пользователей и извлечения знаний из баз данных или контента сайта компании.

Знаете ли вы, что программы с ИИ способны писать новости? Новостные порталы уже много лет используют алгоритмы ИИ для подготовки материалов и написания простых историй, таких как, финансовые сводки, спортивные репортажи и т.д. Конечно, эти алгоритмы пока еще работают с участием человека, но это всего лишь вопрос времени, и в ближайшем будущем ИИ будет способен писать полноценные статьи.

Еще один пример применения ИИ для задач обеспечения безопасности — это системы видеонаблюдения. Надежно контролировать большое количество видеокамер одному человеку или даже группе людей практически невозможно. А вот интеллектуальные системы видеонаблюдения сегодня справляются с такими задачами прекрасно, принимая на вход потоки данных с камер и анализируя их в реальном времени. Алгоритмы ИИ выявляют людей и объекты на изображениях, отслеживают их перемещения и определяют есть ли опасность или нет. Если такими алгоритмами ситуация классифицируется как опасная, то происходит оповещение сотрудников безопасности.

В области рекомендательных систем в сети Интернет можно выделить отдельно рекомендации фильмов и музыки. Сейчас очень трудно найти человека, который бы не пользовался такими сервисами как Яндекс.Музыка, YouTube, Apple Music. Возможно, эти системы покажутся довольно простыми по сравнению с другими интеллектуальными системами, но в действительности это совсем не так: предложения музыки или фильмов используют довольно сложные алгоритмы основываясь на выявлении интересов и предпочтений пользователей. Для этого системы обучаются через наблюдения за действиями пользователя, и в конечном итоге дают нужные рекомендации.

Конечно же, нельзя было не упомянуть такую сферу как Умный дом. Многие домашние устройства от роботов-пылесосов до систем управления климатом и энергопотреблением сегодня могут адаптироваться к условиям и ограничениям конкретного дома и его владельцев. Например, системы освещения или обогрева используют информацию с датчиков о том, присутствуют ли хозяева дома, для регулировки параметров яркости освещения или температуры нагрева воды, что позволяет экономить деньги.

Рассмотренные примеры хотя и затрагивают повседневную жизнь всех современных людей, но иллюстрируют лишь немногие примеры использования ИИ. Промышленные интеллектуальные задачи намного разнообразнее и сложнее, чем бытовые. Например, ИИ применяется во многих задачах в медицине, логистике, транспортных системах и управлении трафиком, умных производствах, контроле технического состояния оборудования и техники и многих других.

4 Направления ИИ

Ранее мы перечислили основные направления в ИИ. А сейчас давайте попробуем их как-то классифицировать. В литературе существует множество вариантов таких классификаций с учетом различных методологических подходов. Рассмотрим наиболее используемые из них.

Согласно манифесту Алана Тьюринга 1948 года, два различных подхода

к ИИ могут быть определены как нисходящий, или Top-Down, и восходящий, или Bottom-Up.

Первый подход также принято называть семиотическим. Он включает, например, как создание экспертных систем, баз знаний или систем логического вывода, имитирующих высокоуровневые психические процессы: мышление, рассуждение, речь, эмоции, творческие способности и т. д.

Восходящий подход также называют биологическим или биоинспирированным. В рамках этого подхода изучают нейронные сети и эволюционные вычисления, которые моделируют интеллектуальное поведение на основе биологических структур. Также изучается поведение самоорганизующихся биологических систем, которые принято называть роевым интеллектом.

Альтернативная классификация методов ИИ была введена в 1980 году ведущим специалистом по философии искусственного интеллекта Джоном Сёрлом в работе, описывающей мысленный эксперимент *«Китайская комната»*. В основе этого эксперимента лежит гипотеза о том, что некоторые формы искусственного интеллекта могут самостоятельно формулировать и решать задачи. Такие формы ИИ описывает теория сильного искусственного интеллекта, предполагающая, что компьютеры могут приобрести способность мыслить и осознавать себя. При этом их мыслительный процесс не обязательно должен быть подобен человеческому. Ей противопоставлена теория слабого искусственного интеллекта, отвергающая возможность осознанного мышления.

Также на практике используются более предметные классификации методов ИИ на основе группировки близких направлений. Например, методы на основе моделей биологической структуры мозга объединены в группу нейрокибернетика, основой которой является идея о том, что «единственный объект, способный мыслить, это человеческий мозг», а значит любое мыслящее устройство должно быть подобно человеческому мозгу и иметь возможность воспроизводить принцип его действия.

Методы, не принимающие во внимание биологические структуры мозга и принципы мышления, объединены в направлении кибернетики «черного ящика», основным принципом которого является построение таких систем, которые на заданные входные воздействия реагируют так же, как повёл бы себя в аналогичной ситуации человек. Наиболее известный пример — это системы, основанные на знаниях, включающие методы инженерии знаний, экспертные системы, системы логического вывода и т.п.

С точки зрения методологии ИИ очень важно выработать критерии интеллектуального поведения машин. При этом современная философия не даёт однозначных ответов на вопросы о природе и статусе человеческого интеллекта, что позволяет лишь косвенно определить критерии достижения компьютерами человеческой «разумности». Известными и весьма популярными

до настоящего времени способами определения интеллектуальности машин могут служить предложенные еще на заре искусственного интеллекта тест Тьюринга или гипотеза Ньюэлла — Саймона.

Эмпирический тест для определения, может ли машина мыслить, описан Аланом Тьюрингом в статье *«Вычислительные машины и разум»* (Computing Machinery and Intelligence), опубликованной в 1950 году в философском журнале «Mind». Стандартная формулировка теста Тьюринга, следующая:

«Если компьютер может работать так, что человек не в состоянии определить, с кем он общается — с другим человеком или с машиной, считается, что такой компьютер прошел тест Тьюринга»

Гипотеза Ньюэлла — Саймона, или гипотеза о физической символьной системе была сформулирована Алленом Ньюэллом и Гербертом Саймоном в 1976 году. Считается, что физическая символьная система имеет все необходимые и достаточные средства для выполнения базовых интеллектуальных действий, в широком смысле. В основе данной гипотезы лежит обобщение результатов, полученных после успешного применения системы для моделирования рассуждений человека — General Problem Solver (GPS) или универсального решателя задач. Толчком к созданию GPS явились попытки Ньюэлла написать программу для игры в шахматы в 1954 году. В результате в течение двух лет им был создан язык программирования IPL — первый символьный язык обработки списков. Позднее в 1957 году была завершена и программа для игры в шахматы. Основными элементами этой программы, которые позволяли моделировать интеллектуальное поведение были так называемые эвристики — правила, позволяющие сделать выбор при отсутствии точных теоретических оснований, и описания конечных целей. Несмотря на определенный успех, система GPS была способна решать лишь простые задачи наподобие головоломки о ханойских башнях. А вот получать приемлемое решение для многих реальных задач система не могла, поскольку в процессе поиска цепи решения происходил комбинаторный взрыву числа промежуточных шагов.

Одним из наиболее важных признаков интеллектуальности служит *способность к обучению*. Как может быть устроено обучение ИИ можно рассмотреть на простом и увлекательном примере. В 1961 году один из ведущих английских специалистов по искусственному интеллекту профессор Дональд Мичи в статье «Метод проб и ошибок» (Penguin Science Survey, 2, 1961) описывает самообучающуюся машину для игры в крестики и нолики, которую можно собрать из трехсот спичечных коробков. Работа этой машины подробно описана в книге известного американского специалиста в области занимательной математики М. Гарднера «Математические досуги». На каждом коробке нарисована какая-нибудь позиция, встречающаяся при игре в крестики

и нолики. Первый ход (а следовательно, и все нечетные) всегда делает машина, поэтому на коробках достаточно написать лишь те позиции, которые возникают перед нечетными ходами. Внутри каждого коробка лежат разноцветные стеклянные бусинки небольшого диаметра (каждый цвет соответствует одному из возможных ходов машины). Путем встряхивания и переворачивания коробка можно было узнать очередной ход машины по цвету бусинки, закатившейся в вершину выделенного картонного уголка коробка. Принявшие участие в игре коробки остаются открытыми до конца партии. Обучение такой машины выполнялось следующим образом. Если машина выигрывает, ее поощряют, добавляя в каждый открытый коробок по три бусинки того же цвета, что и “вершинная” бусинка. Если игра заканчивается вничью, в каждый коробок добавляют только по одной бусинке (того же цвета, что и “вершинная”). Если же машина проигрывает, ее “наказывают”, вынимая из каждого коробка бусинку, закатившуюся в вершину уголка.

Часто под интеллектуальным поведением имеют в виду любую сложную вычислительную задачу, которую решает компьютер. Причиной этого является скорость и высокая степень автоматизации при решении таких задач. Но это конечно же некорректно. Если решаемая задача может быть сведена к выполнению четкого набора инструкций или математической формуле, то говорить об «интеллектуальности» в данном случае некорректно. Системы искусственного интеллекта всегда имеют сложно формализуемую компоненту, решение которой достигается за счет эвристик или специфических алгоритмов, о которых говорилось ранее. То есть вычислительные задачи оптимизации, решения уравнений, перебора вариантов и им подобные не относятся к классу интеллектуальных.

5 ИИ, основанный на знаниях. Графы знаний

Рассмотрим подробнее системы, основанные на знаниях, или Knowledge-Based Systems. В основе этих систем, как можно догадаться из названия, находятся формализованные знания в явном виде. Вы можете задать справедливый вопрос: а разве бывают системы, в основе которых нет знаний? Действительно, для создания любой компьютерной системы нужны знания. Но отличие интеллектуальной системы от традиционной заключается в том, что в последних знания закодированы разработчиками в алгоритмах. А в интеллектуальной системе знания записаны на специальном языке представления знаний и сохранены в базе знаний — хранилище, подобном базе данных, но только для знаний.

Второй справедливый вопрос: а в чем вообще отличие знаний и данных? Классический ответ отсылает к пирамиде данные-информация-знания, на ко-

торую иногда ещё надевают шапочку под названием «мудрость». Известно несколько традиционных описаний различий между данными и знаниями. А понятие Информация при этом обычно выпадает из рассмотрения, т.к. в отличие от баз данных и баз знаний, не существует специализированных хранилищ информации. Эти отличия включают следующие утверждения: базы данных оперируют с фактами, в то время как базы знаний имеют дело с конструкциями более высокого концептуального уровня абстракции, базы данных ориентированы на выполнение запросов, а базы знаний на логический вывод и т. п.

Однако с точки зрения сегодняшнего дня взгляд на данные и знания несколько изменился и между ними уже не делают особых различий. Этому есть несколько причин. Главная из них заключается в том, что современные хранилища оперируют достаточно сложными моделями и форматами представления данных, которые включают и моделирование на абстрактном уровне, запросы к данным теперь поддерживают логический вывод, и наоборот, базы знаний сегодня ориентируются на обработку запросов. Ну и конечно же появление больших данных и развитие методов извлечения знаний из данных, а также обработки слабоструктурированных данных фактически делают именно данные источником знаний для интеллектуальных систем. А ролью знаний становится абстрактное моделирование предметных областей.

И все же рассмотрим традиционный способ представления знаний с помощью утверждений вида «Если условие, то действие». Такая форма записи называется продукционные правила или просто продукции. Это наиболее естественная для человека и простая для машинной обработки форма записи знаний.

И надо сказать, что такая форма записи применялась еще задолго до изобретения машин. Например, известен папирус, датированный приблизительно 3000 лет до нашей эры с описанием 48 случаев лечения ран головы. Все случаи описаны в форме правил «Если — то». Это, можно сказать, первая в мире база знаний.

Впервые идея представления знаний в виде продукции появилась в работе Эмиля Поста (Emil Leon Post, 1943). Формальные вычисления на множестве продукции основаны на теории синтаксического анализа и связаны с алгоритмами Маркова. Продукционная система эквивалентна машине Тьюринга, что делает данный подход принципиально пригодным для решения широкого класса задач. Но наиболее эффективным применением этой модели являются интеллектуальные задачи.

Моделирование решения задачи основано на процессе сопоставления с образцом (pattern matching), в ходе которого текущее состояние решения сравнивается с имеющимися знаниями для определения дальнейших действий. Условная часть (IF part) правила является шаблоном (образцом), по

которому можно определить, в какой момент необходимо использовать (активировать) данное правило для выполнения очередного этапа решения задачи. Часть действия (THEN part) описывает соответствующий шаг решения.

Интеллектуальные системы, использующие базы знаний из продукционных правил получили название экспертные системы. Самой первой экспертной системой принято считать программу MYCIN предназначенную для медицинской диагностики заболеваний крови и разработанную группой по инфекционным заболеваниям Стэнфордского университета. MYCIN включает базу данных пациентов и базу знаний, состоящую из 450 правил. И хотя эта система не получила широкого практического распространения, на ее основе позднее были созданы множество успешных коммерческих проектов интеллектуальных систем в самых разных предметных областях, от проектирования до поиска полезных ископаемых.

Перенесемся в сегодняшний день. Сегодня разрабатываются базы знаний, содержащие тысячи и даже миллионы записей. Для описания этих знаний применяются отличные от правил языки представления знаний. Общее название этих языков — онтологии. А для таких баз знаний используется специальный термин — графы знаний. О том, что это такое мы поговорим в следующий раз, а сейчас рассмотрим наиболее известные современные графы знаний.

Номер один по числу использования в различных исследовательских и не только проектах — это система **DBpedia**. Источниками данных для DBpedia явились структурированные описания на страницах Википедии. Работа была начата группой добровольцев из Свободного университета Берлина и Лейпцигского университета, в сотрудничестве с фирмой OpenLink Software, которые опубликовали первый набор данных в 2007 году. В DBpedia содержатся описания более 4 млн понятий, классифицированных в соответствии с онтологией, в том числе около 1,5 млн персоналий, более 700 тыс. географических объектов, 123 тыс. музыкальных альбомов, 87 тыс. фильмов, 19 тыс. видеоигр, 241 тыс. организаций и много другое. DBpedia содержит 38 млн меток и аннотаций на 125 языках; более 25 млн ссылок на изображения и более 29 млн ссылок на внешние веб-страницы. DBpedia позволяет выполнять запросы с помощью специализированного языка семантических запросов или даже отвечать на вопросы, написанные на естественном языке.

Похожие проекты, но отличающиеся внутренним устройством — это Yago и WikiData, также использующие в качестве источника знаний материалы Wikipedia. В этих проектах были устранены ряд недостатков DBpedia и использованы более новые и совершенные модели представления знаний.

Есть и специализированные графы знаний, такие как, база знаний о географических объектах GeoNames, содержащая более 10 млн географических наименований. WordNet — электронный тезаурус/семантическая сеть для ан-

глийского языка, разработанный в Принстонском университете. MusicBrainz — проект создания открытой музыкальной энциклопедии, хранящей сведения о музыке, которая когда-либо была записана.

Одним из главных преимуществ баз и графов знаний является их открытость, простота тиражирования знаний, отсутствие зависимости от субъективных человеческих факторов таких как забывчивость, неуверенность и т.п. Сегодня базы знаний стали частью корпоративных информационных систем и с ними связаны многие задачи по автоматизации рутинных операций в самых разных задачах.

6 Онтологии и семантика

В прошлый раз мы выяснили, что для создания современных баз знаний нужны специальные модели предметных областей, которые также называют онтологиями. Этот термин изначально определен в философии как учение о сущем или бытии и происходит от древнегреческих слов онтос — сущее и логос — учение или понятие. Не стоит этот термин путать с гносеологией — учении о познании. В философском смысле онтология есть определенная система категорий, являющихся следствием определенных взглядов на мир.

Действительно, для одного и того же объекта реального мира различные субъекты могут иметь различные абстрактные модели о нем, что препятствует обмену знаниями между ними. И для того, чтобы преодолеть это препятствие, необходимо создать некий общий язык, описывающий структуру и суть понятий, а также отношения между ними. Главную роль в этом языке, как и в любом другом языке, играет используемая знаковая система. Важно отметить, что знаковая система вообще определяет интеллектуальные способности живых или искусственных систем.

Изучением знаковых систем занимается семиотика, или семиология — наука, исследующая свойства знаковых систем и соответственно знаков (естественных и искусственных). С одной стороны, семиотика близка к кибернетике, исследующей процессы связи и управления в живом организме, природе и обществе, а с другой — к лингвистике, изучающей человеческий язык [Василик, 2007].

Знаковая система — это совокупность знаков, устроенная определенным образом. Знаковая система есть материальный посредник, который служит для обмена информацией между двумя другими материальными системами (например, человек — знаковая система — человек, человек — знаковая система — компьютер).

Три основных аспекта изучения знака и знаковой системы, выделяемые семиотикой: это *синтактика*, изучающая отношения между знаками, т. е.

внутренние свойства систем знаков (иначе, правила построения знаков в рамках знаковой системы); *семантика*, изучающая отношения между знаками и обозначаемым предметом, т. е. содержанием знаков; и *прагматика*, изучающая назначение знаков и их отношения с человеком-пользователем.

Примером знаков могут служить широко используемые в операционных системах ярлыки-иконки, например, ярлык с изображением мессенджера. Его изображение на экране является именем мессенджера. Содержание знака может быть раскрыто с помощью перехода от имени к программе передачи сообщений, содержащей все нужные о ней сведения, а передача сообщения с помощью этой программы определяет назначение этого знака.

В настоящее время термин «онтология» переместился в область информационных технологий, где был использован исследователями по искусственному интеллекту вначале в области инженерии знаний, в обработке естественных языков, а затем в представлении знаний [Gruber, 1993; Uschold, Jasper, 1999]. В конце 1990-х – начале 2000-х годов понятие онтологии также стало широко использоваться в таких областях, как интеллектуальная интеграция информации, поиск информации в Интернете и управление знаниями [Fensel, 2001; Gomez-Perez et al, 2006]. Позже онтологии стали рассматриваться в качестве ключевого элемента и стандарта в проекте семантического веба – нового этапа развития сети WWW (World Wide Web). Роль онтологий в этом проекте – это превращение огромного множества веб-документов, которые связаны перекрестными ссылками, во множество объектов с атрибутами и связями определенных типов, например, организация, персона, географическое место и т.п.

Увидеть, как это работает, можно просто набрав в поисковике Google название какой-то известного объекта.

На экране отобразится информация об этом объекте из базы знаний Google Knowledge Graph в структурированном виде.

Понимание термина «онтология» зависит от контекста и целей его использования. В целом онтология, или концептуальная модель предметной области, состоит из иерархии понятий предметной области, связей между ними и законов, которые действуют в рамках этой модели. Онтология строится как сеть, состоящая из концептов и связей между ними. Связи могут быть различного типа (например, «является», «состоит из», «является исполнителем» и т. п.).

Штудер [Studer et al, 1998] и его коллеги дают более развернутое определение онтологии в информатике как формальной спецификации разделяемой концептуальной модели, где под «концептуальной» моделью подразумевается абстрактная модель предметной области, описывающая систему понятий данной области, под «разделяемой» подразумевается согласованное понимание концептуальной модели определенным сообществом или группой людей,

«спецификация» подразумевает описание системы понятий в явном виде, а «формальная» подразумевает, что концептуальная модель задана на формализованном языке.

Сегодня онтологии для некоторых предметных областей уже стали стандартами. Например, широко известные такие универсальные онтологии, как Suggested Upper Merged Ontology, или SUMO, назначение которой заключается в содействии улучшению интероперабельности данных, извлечению и поиску информации, автоматическому выводу и обработке естественного языка. Так и специализированные онтологии Organization, Time или CIDOC-CRM.

7 Общие положения ИИ

Вернемся к одному из главных вопросов, который часто можно услышать от критиков ИИ, и на который дал ответ Джон Маккарти в своей статье «WHAT IS ARTIFICIAL INTELLIGENCE?»:

«Не являются ли ключами к ИИ теория вычислимости и вычислительная сложность?».

С точки зрения механистического подхода в науке очень хочется дать положительный ответ, ведь в основе любых алгоритмов ИИ лежат самые элементарные вычисления, однако все не так просто.

Конечно, эти теории актуальны, но не затрагивают фундаментальные проблемы ИИ. В 1930-х годах ученые-логики Курт Гёдель и Алан Тьюринг, установили, что не существует алгоритмов, гарантирующих решение всех проблем в определенных областях математики. Например, люди способны решать такие задачи, как ответ на вопрос, является ли какое-то утверждение логики первого порядка теоремой или имеет ли полиномиальное уравнение с несколькими переменными целочисленное решение? Тот факт, что люди постоянно решают подобные проблемы было предложено в качестве аргумента, что компьютеры по своей сути не способны делать то, что делают люди. Однако люди не могут гарантировать решение произвольных проблем в этих областях. Об этом рассуждает Роджер Пенроуз в своей публикации The Emperor's New Mind.

В 1960-х годах такие ученые как Стив Кук и Ричард Карп, разработали теорию NP-полных задач, которые разрешимы, но, занимают экспоненциальное время в зависимости от размера исходных данных. Например, задача определения того, какие формулы исчисления высказываний являются выполнимыми, является примером NP-полной задачи. Люди часто решают такие задачи в разы намного короче, чем это гарантировано с помощью общих алгоритмов, но не могут их быстро решить в общем случае.

Для ИИ важно, чтобы алгоритмы были такими же способными, как люди при решении проблем. Для этого важно определить перечень предметных областей, для которых существуют хорошие алгоритмы. Но алгоритмы ИИ не связаны с какими-то конкретными областями.

Теория вычислительной сложности пока что не принесла существенной пользы для ИИ. Успех в решении проблем людьми и программами ИИ, похоже, зависит от свойств задач и методов решения этих задач, которые ни исследователи вычислительной сложности, ни сообщество ИИ не смогли точно определить.

Алгоритмическая теория сложности, разработанная независимо друг от друга Соломоновым, Колмогоровым и Грегори Хайтиным также имеет определенное значение для задач ИИ. Эта теория определяет сложность символического объекта как длину самой короткой программы, которая сможет сгенерировать этот объект. Однако, доказательство того, что программа-кандидат является самой короткой или близкой к кратчайшей, является неразрешимой проблемой. Тем не менее, представление объектов с помощью коротких программ, которые их генерируют, может быть полезным, даже если вы не можете доказать, что программа является самой короткой.

Понимание вычислительной сложности алгоритмов, хоть и не дает ответы на фундаментальные вопросы ИИ, все-таки позволяет создавать такие интеллектуальные алгоритмы, которые способны находить решение задачи за разумное время. Рассмотрим некоторые примеры алгоритмов анализа данных.

Классификаторы на основе деревьев решений позволяют на основе некоторого количества исходных данных и набора классов, представляющих то, что мы хотим классифицировать, пытаются предсказать, к какому классу принадлежат входные данные. Перейдем сразу к примеру.

Предположим, у нас имеется набор данных о пациентах, включающий различные факты: их возраст, пульс, кровяное давление, история наследственных заболеваний и т.д. Учитывая эти атрибуты, мы хотим предсказать, заболит ли пациент раком, или точнее, можно ли отнести данные пациента к одному из двух классов: «заболеет раком» и «не заболеет раком». Дерево решений создает что-то похожее на блок-схему для классификации данных. В каждой точке блок-схемы есть вопрос о значении какого-либо атрибута, и пациента классифицируют в зависимости от этих значений. Известно множество различных примеров деревьев решений.

Другим очень популярным алгоритмом является метод k -средних, который создаёт k групп из набора объектов таким образом, чтобы члены каждой группы были наиболее похожи друг на друга. Это популярный метод кластерного анализа для изучения наборов данных. Главным преимуществом метода k -средних является его простота и что он обычно быстрее других алгоритмов,

особенно при работе с большим набором данных.

Далее стоит упомянуть метод опорных векторов (SVM), то есть набор алгоритмов обучения с учителем, использующихся для задач классификации и регрессионного анализа. В целом этот метод выполняет задачу, аналогичную деревьям решений, но несколько иным образом. Основная идея метода — перевод исходных векторов в пространство более высокой размерности и поиск разделяющей гиперплоскости с максимальным зазором в этом пространстве. Гиперплоскость — это подпространство на единицу меньшей размерности, чем исходное. Например, для двумерного пространства гиперплоскость есть прямая, для трёхмерного — плоскость, для четырёхмерного — трёхмерное пространство.

Весьма популярный в последнее время алгоритм PageRank выполняет ссылочное ранжирование, или, другими словами, анализ связей между объектами сетей, для определения относительной «важности» какого-либо объекта в сети. Можно сказать, что PageRank — это очень простой и элегантный способ определить что-то вроде рейтинга популярности объектов. PageRank был разработан специально для определения важности веб-страницы при выдаче результатов поиска.

Семейство алгоритмов классификации под общим названием наивный байесовский классификатор позволяет выполнять эффективную классификацию данных при условии, что каждое из свойств этих данных не зависит от всех других свойств. Это позволяет свести классифицирование неизвестного объекта к вычислению вероятностей для всех классов. Преимуществом наивного байесовского классификатора является очень простая арифметика, но, несмотря на свою простоту, наивный байесовский классификатор может быть очень точным для определенных задач. К примеру, он весьма эффективен в фильтрации спама.

Это лишь некоторые известные примеры интеллектуальных алгоритмов анализа данных. Многие программные библиотеки и офисные пакеты предлагают десятки готовых к использованию алгоритмов, что легко позволяет сделать интеллектуальной любую обработку ваших данных.

8 Машинное обучение и системы распознавания образов

Машинное обучение, как следует из названия, позволяет машинам, точнее алгоритмам, самостоятельно обучаться без специального программирования. Такое обучение основано на статистических моделях и алгоритмах математической оптимизации. Конечно же не стоит термин обучение понимать буквально. В действительности речь идет о настройке параметров этих алго-

ритмов. Но поскольку эта настройка на новые наборы данных осуществляется в автоматическом режиме, можно сказать, что алгоритмы учатся решать определенные задачи.

Как известно, статистика требует репрезентативных выборок, что как правило сводится к большим объемам исходных данных. Машинное обучение получило большое признание в последние годы именно благодаря развитию вычислительных мощностей, способных быстро обрабатывать очень большие данные. Это могут быть петабайты и эксабайты, что, соответственно, миллионы и миллиарды гигабайт информации. Также не последнюю роль играют возросшие скорости передачи данных в компьютерных сетях, что существенно упростило использование машинного обучения на практике.

Одним из направлений машинного обучения является выделение некоторой скрытой закономерности в исходных данных, позволяющих делать надежные предсказания для новых данных. Машинное обучение обычно делят на два раздела — обучение с учителем, т.е. с использованием некоторой обучающей выборки, которая показывает машине, как надо работать, и обучение без учителя, когда машина должна сама разобраться, что происходит в исходных данных.

Первые попытки найти скрытые закономерности в данных датируются XIX веком, когда, конечно, никаких компьютеров в привычном нам виде не существовало. В 1845 году бельгийский математик Пьер Франсуа Ферхюльст применил логистическое уравнение для построения модели роста численности населения. Надо сказать, что и сегодня это уравнение используется во многих задачах прогнозирования.

На протяжении XIX - XX веков появилось множество моделей и способов выявления закономерностей (или распознавания скрытых шаблонов и образов), например, Марковские цепи, перцептрон, деревья принятия решений, нейронные сети. Глубокое обучение, испытывающее бум в последние годы, базируется именно на этих моделях, разработанных еще в те времена, когда вычислительная мощность компьютеров была весьма и весьма ограничена.

Как, собственно, происходит обучение? На основе исходных данных строится вычислительная модель, выдающая за один проход некоторое число или набор чисел. Это число сравнивается с эталоном в обучающей выборке, и, если оно сильно отличается от эталона, то параметры модели немного меняются. За множество проходов и малых изменений параметры оптимизируются, т.е. выдают на выходе ожидаемое значение. Исследованию способов эффективного обучения таких моделей посвящена специальная область науки - математическая оптимизация.

Машинное обучение, разумеется, применяют не для самого процесса обучения, а для того, чтобы делать предсказания на новых данных. А это значит, что модель должна уметь хорошо абстрагировать и обобщать выводы, полу-

ченные на обучающих данных, чтобы делать надежные предсказания впоследствии. Ситуация, когда модель хорошо работает на обучающих данных, но плохо на новых или иначе тестовых, называется переобучение. Сегодня исследователи активно борются с переобучением при разработке и применении новых алгоритмов машинного обучения.

В XXI веке, когда даже бытовая техника генерирует большие объемы данных, машинное обучение применяют в очень широком диапазоне задач, например, при диагностике заболеваний, обработке естественных языков, в компьютерном зрении, умном производстве, маркетинге и многих-многих других.

Бум развития методов машинного обучения в последние годы порождает высокий спрос на специалистов в этой области [1], который вероятно и будет оставаться таким в ближайшие годы.

9 Естественные интерфейсы для ИИ

Как мы уже узнали раньше, считается, что одной из характеристик ИИ является способность пройти тест Тьюринга, т. е. поддерживать коммуникацию с пользователем так, чтобы он не понял, что общается с машиной. Таким образом, развитие технологий ИИ ведется с учетом естественных коммуникационных интерфейсов человека: речь, письмо, жесты, мимика.

Немного фантастичными, но имеющими право на жизнь и существующими в виде прототипов и даже коммерческих решений, являются нейроинтерфейсы, напрямую считывающие сигналы человеческого мозга.

Пожалуй, самым распространенным способом общения является речь, которая, как и письмо, понятна только в контексте определенного языка, т.е. некоторого набора формальных правил грамматики для составления и интерпретации слов и предложений. Различными подходами к тому, как научить машину понимать человеческие языки, занимается математическая лингвистика.

Письмо, в целом, проще обработки речи, т.к. на вход алгоритмам подаются сразу некоторые символы, тогда как большинство средств обработки речи сначала используют механизмы превращения звукового сигнала в текст.

В последние годы наблюдается резкий скачок в качестве работы систем обработки естественных языков как в устном, так и в письменном виде. Такие системы часто называют диалоговыми системами или чат-ботами. А те системы, что еще и синтезируют голосовой ответ, относят к разговорному интеллекту. И вы наверняка уже пользуетесь подобными системами.

Разговорные системы разделяют на два типа. Системы общего назначения общаются на широкий круг тем, например, голосовые помощники Ян-

декса, Google, Amazon, Microsoft или Apple. Специализированные же системы заточены под выполнение одной или нескольких функций, но с большими интеллектуальными возможностями. Например, Google Duplex умеет бронировать столики в ресторанах и посещение парикмахерских.

Вопросы являются хорошим способом поддержать беседу. И если ИИ до сих пор не научился хорошо задавать вопросы, то с ответами на вопросы по разнообразным темам он уже справляется очень неплохо. Наиболее изученные в этом плане — фактологические вопросы, т.е. вопросы, подразумевающие конкретное место/событие/человека/дату или число, например «Какова высота Эвереста» или «Каково население города, где родился первый человек, покоривший Эверест?». Более сложными для ИИ являются вопросы, требующие памяти, логических рассуждений, или имеющие открытый ответ, например, «Почему песок бывает желтым и черным?».

Разговорные интерфейсы медленно, но, верно, проникают во все аспекты нашей жизни — от автомобилей и умных домов до бытовой техники и медицины. Число стартапов, предлагающих продукты и сервисы в области разговорных ИИ, растет с каждым годом.

Более сложные мультимодальные системы ориентированы на несколько каналов коммуникаций и включают алгоритмы, обрабатывающие жесты и мимику. Такие системы, как правило, используют сначала методы компьютерного зрения, чтобы соотнести полученный невербальный сигнал с их известными обозначениями на каком-либо языке и затем уже интерпретировать языковое обозначение жеста или эмоции.

10 Интеллектуальные системы поддержки принятия решений

В завершение нашего введения рассмотрим, как ИИ может быть применен в индустрии. Стоит отличать справочные системы с ответами на часто задаваемые вопросы и инструкциями от интеллектуальных СППР, основанных на знаниях. Если первые просто имеют заготовленный текст на заготовленные вопросы, то вторые используют механизмы логического вывода для ответа и объяснения своего ответа на самые разные вопросы, которые даже могли не быть изначально заложены в базе знаний.

Мы уже рассмотрели первые экспертные системы, использующие логические правила и конструкции, которые появились в начале 1970-х годов. Сообщество с энтузиазмом восприняло возможности таких систем и стало разрабатывать их в самых разных областях — от медицины (MYCIN) до производства (GENSYM G2). Вскоре появились и открытые инструменты для построения экспертных систем. Это и всем известный язык логического

программирования Пролог, и более экзотические CLIPS и Drools.

Преимущества интеллектуальных систем поддержки принятия решений заключается в последовательности и интерпретируемости их ответов и быстром прототипировании бизнес-логики. Надо сказать, что таким качеством не обладают популярные сейчас системы глубокого обучения, что несколько ограничивает их применимость для целого ряда промышленных задач.

Однако, построить полезную экспертную систему сложно. Во-первых, нужно формализовать знания определенной области, и зачастую специалисты предметной области не обладают такими навыками, поэтому на помощь приходят инженеры по знаниям, чья работа — выделить знания экспертов и обернуть их в понятную машинам форму. Как правило, это долгий и итеративный процесс. Во-вторых, нужно накопить достаточный объем знаний для покрытия предметной области, но с большим количеством фактов вычислительные требования быстро растут.

В настоящее время сложилась ситуация, что создать экспертные системы могут позволить себе только большие компании. Более того, почти все участники списка Fortune 500 в той или иной мере применяют экспертные системы [1], [2], но особо это не афишируют. Вы спросите почему? К сожалению, большая часть сообщества исследователей и практиков ИИ считает, что подход СППР устарел и не так моден, как набирающие популярность системы глубокого обучения, основанные на статистических моделях.

Тем не менее, новый импульс применения СППР в промышленности придала разработанная в Германии концепция Индустрия 4.0, или Четвертая промышленная революция, предусматривающая развитие киберфизических систем, интернета вещей, облачных, туманных и когнитивных вычислений. Примеры киберфизических систем — роботизированные руки на сборочной линии автомобильного завода, автомобильные автопилоты, умные сети электроснабжения.

Основные идеи Индустрии 4.0 — взаимодействие киберфизических систем между собой в облачной среде без вмешательства человека, прозрачность информационных потоков, децентрализация решений от некоторого «главного компьютера» к сети машин и станков.

Современные методы, основанные на знаниях, такие как онтологический инжиниринг и семантические технологии хорошо вписываются в качестве основы для общего языка взаимодействия машин. Крупные производственные компании становятся новыми центрами исследований в области ИИ наравне, а иногда и опережая институты академической науки и университеты, что позволяет говорить о наступлении эры зрелости ИИ и его постепенного перехода из лабораторий в промышленное производство.