ИНФОРМАТИКА

КОМПЬЮТЕРЫ ТОЖЕ УЧАТСЯ

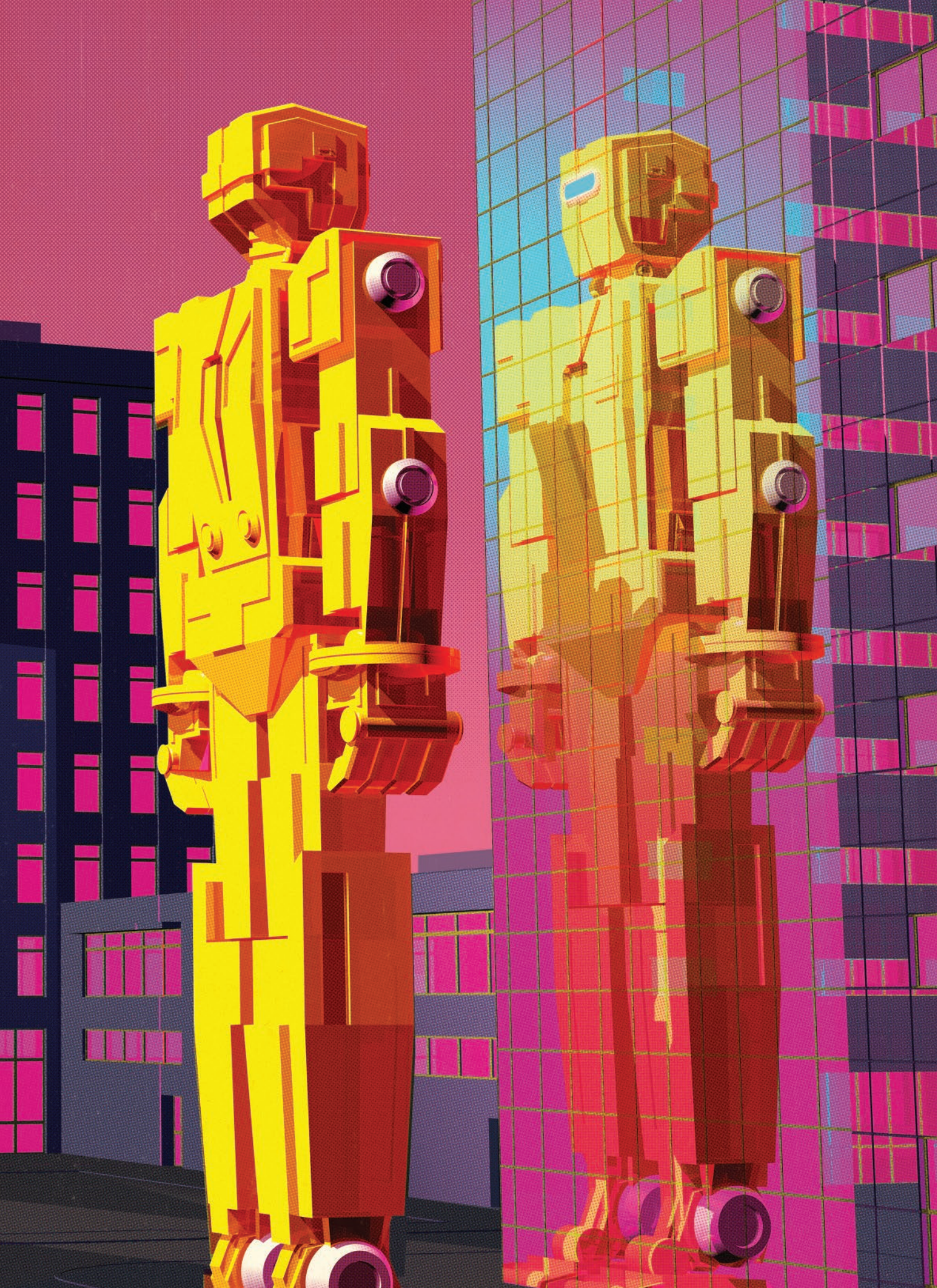
После нескольких десятилетий разочарования искусственный интеллект благодаря мощной технологии глубинного обучения вышел из тени и готов оправдать надежды, которые в свое время на него возлагались

Джошуа Бенджо

В 1950-е гг. компьютеры наделали много шума, после того как им удалось обыграть человека в шашки и доказать теоремы. В 1960-е гг. появилась надежда на то, что ученые совсем скоро создадут модель человеческого мозга в аппаратном и программном исполнении, а так называемый искусственный интеллект наконец-то сможет справиться с любой задачей не хуже человеческого мозга. В 1967 г. Марвин Минский из Массачусетского технологического института (к сожалению, почивший в январе нынешнего года) торжественно провозгласил, что искусственный интеллект появится уже буквально через считанные десятилетия.

ОСНОВНЫЕ ПОЛОЖЕНИЯ

- Впервые искусственный интеллект (ИИ) стал предметом серьезного изучения в середине 1950-х гг. В те времена ученым казалось, что он обязательно будет создан в ближайшем будущем.
- Надежды развеялись, когда оказалось, что решить эту задачу нельзя из-за слабой алгоритмической и вычислительной базы. Скептики отказались от исследований ИИ, считая идею фантастичной.
- Сдвиги, наблюдающиеся в последние годы после появления ПО, имитирующего работу нейронов головного мозга, говорят о том, что ИИ готов оправдать возлагавшиеся на него надежды.
- Глубинное обучение — метод, использующий гигантские нейронные сети, — позволяет научить компьютер абстрагированию и выполнять некоторые задачи не хуже человека.



ОБ АВТОРЕ

Джошуа Бенджо (Yoshua Bengio) — профессор информатики в Монреальском университете, один из пионеров в области разработки методов глубинного обучения, которые в настоящее время реанимировали интерес ученых к исследованиям в области искусственного интеллекта.

Ожидания оказались явно завышенными. Правда, ученым все-таки удалось кое-что создать, например программное обеспечение, помогающее врачам диагностировать заболевания, а также сети, имитирующие работу человеческого мозга и предназначенные для распознавания фотографий. Однако в те времена алгоритмы были слишком примитивными и им не хватало необходимого количества входящих данных. К тому же вычислительные мощности компьютеров, необходимые для имитации работы головного мозга, на тот момент не шли ни в какое сравнение с мощью человеческого мозга.

Неудивительно, что к середине первого десятилетия XXI в. мечты о создании компьютера, наделенного человеческим интеллектом, несколько поблекли. Само понятие «искусственный интеллект», казалось, перестало употребляться в научных кругах; ученые и разработчики ПО даже сравнили те времена всеобщего разочарования в искусственном интеллекте (с 1970-х гг. по 2005 г.) с затяжной зимой.

Но всего за какие-то десять лет ситуация изменилась радикально: после 2005 г. исследования в области искусственного интеллекта опять стали перспективным делом. И произошло все это благодаря концепции глубинного обучения — так называется подход к созданию компьютеров, наделенных искусственным интеллектом, черпающий вдохновение в нейробиологии. В последние годы концепция глубинного обучения стала тем самым локомотивом, который придал ускорение исследованиям в области искусственного интеллекта. Теперь крупнейшие ИТ-компании принялись вкладывать в технологию глубинного обучения миллиарды долларов.

Принцип глубинного обучения заключается в моделировании нейронных сетей, которые постепенно «учатся» распознавать изображения, понимать речь и даже самостоятельно принимать решения. Технология глубинного обучения основана на использовании так называемых искусственных нейронных сетей — основного объекта нынешних исследований в области ИИ. Нет, виртуальные, искусственные нейронные сети вовсе не представляют собой точную копию настоящих нейросетей головного мозга, и функционируют они примитивнее: в основу их работы положены общие математические принципы обучения на примерах из обучающей выборки, что позволяет нейросетям распознавать всевозможные объекты на фотографиях (например, лица людей и т.д.) или переводить тексты, написанные на основных языках мира.

Технология глубинного обучения коренным образом изменила сам характер исследований в области ИИ, вдохнув новую жизнь в позабытые было амбициозные планы по созданию компьютерного зрения, распознаванию речи, обработке естественных языков, реализации проектов в области робототехники. Первые программы распознавания речи были созданы в 2012 г. (например, всем известный сервис *Google Now*). Затем стали появляться приложения, распознающие фотографии (данная функция в настоящее время интегрирована в сервис *Google Photos*).

Те, кому не по нраву громоздкие телефонные меню, обязательно оценят преимущества, которыми обладают вспомогательные программы смартфона. А те, кто помнит, насколько несовершенными еще несколько лет назад были методы распознавания объектов (в те времена ПО могло, например, спокойно перепутать живое существо с неодушевленным объектом), без всяких сомнений оценят достигнутые за последнее время огромные успехи в области компьютерного зрения. Теперь у нас появились компьютеры, которые при определенных условиях способны почти как человек распознавать образы (скажем, лица) или отличать какое-нибудь животное от камня. Программное обеспечение на основе искусственного интеллекта, по сути, стало повседневностью для миллионов пользователей смартфонов. Например, я почти не набираю текст на клавиатуре; вместо этого у меня вошло в привычку разговаривать со своим гаджетом, а он, представьте, мне иногда отвечает.

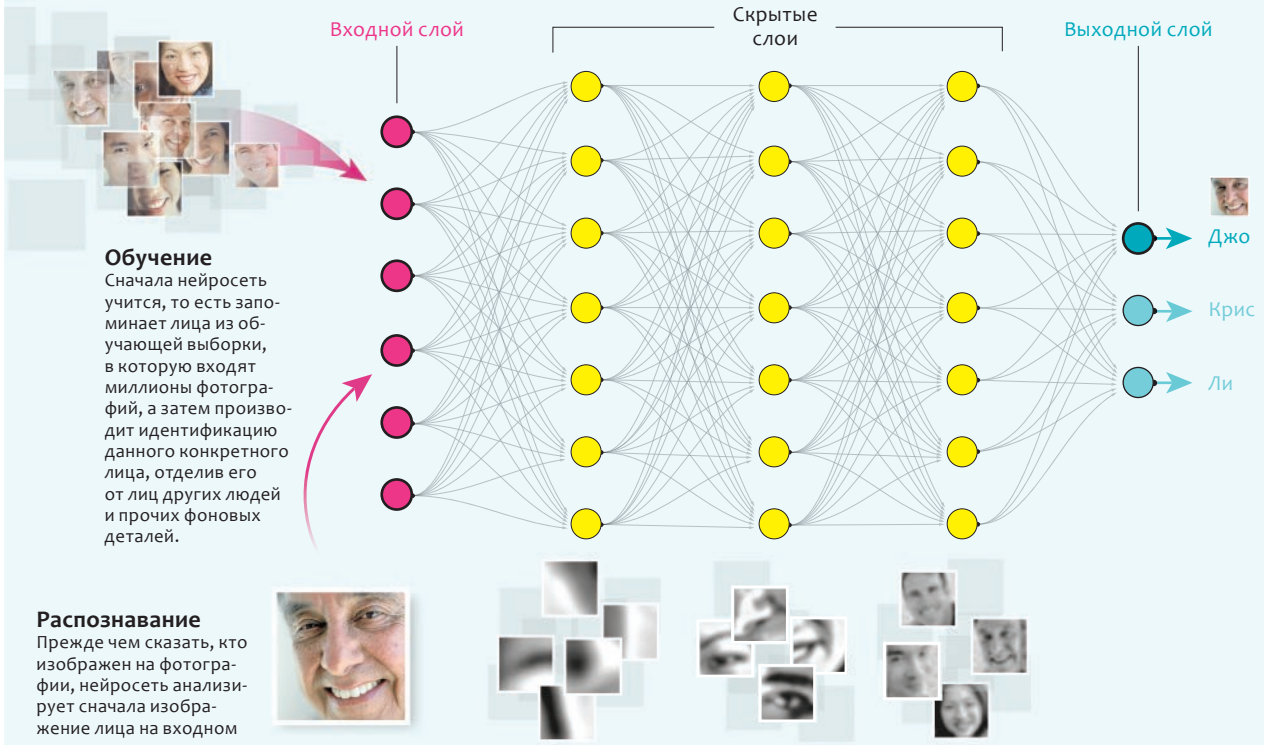
Благодаря достигнутым успехам в данной области появилась возможность коммерциализировать технологии глубинного обучения; теперь мы видим, что волна энтузиазма по поводу искусственного интеллекта нарастает. В настоящее время компании пытаются в жесткой конкурентной борьбе заполучить для себя талантливых специалистов по глубинному обучению, желательно с ученой степенью; такие профессионалы оказались редким товаром, на который всегда есть высокий спрос. Коммерческие компании уже перетянули к себе из научной среды многих университетских

МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ

Умные сети становятся еще умнее

Связи между нейронами коры головного мозга вдохновили ученых на создание алгоритмов, которые смогли бы эти связи сымитировать. Нейронную сеть можно научить распознавать лица. Для этого ее вначале тренируют на обучающей выборке. Сеть считается обученной только после того, как она «научилась» отличать лицо как таковое, скажем, от руки и распознавать отдельные лица, даже если они слегка отличаются от лиц, представленных в обучающей выборке.

Для распознавания лица нейросеть начинает анализировать отдельные пиксели изображения, поступающего на ее входной слой. Затем, в следующем слое, она подбирает геометрические фигуры, описывающие данное лицо. В следующих слоях иерархической нейронной структуры происходит распознавание глаз, рта и других частей лица; затем, на самом высоком уровне, происходит распознавание всего лица целиком. И, наконец, в выходном слое нейронная сеть «отгадывает», кому принадлежит лицо — Джону, Крису или Ли.



Обучение
Сначала нейросеть учится, то есть запоминает лица из обучающей выборки, в которую входят миллионы фотографий, а затем производит идентификацию данного конкретного лица, отделив его от лиц других людей и прочих фоновых деталей.

Распознавание
Прежде чем сказать, кто изображен на фотографии, нейросеть анализирует сначала изображение лица на входном слое, а потом в скрытых нейронных слоях.

В каждом из последующих нейронных слоев происходит распознавание более сложных черт лица.

PUNCHSTOCK (faces)

профессоров (по некоторым данным, большую часть из них), обладающих опытом работы в области глубинного обучения, предоставив им социальные пакеты и высококлассное оборудование.

И результаты не заставили себя ждать. Работы в этой области привели к потрясающим результатам. Так, например, нейронная сеть смогла одержать победу над самим Ли Седолем, одним из ведущих игроков в го, и об этом событии писали газеты всего мира. Компьютерные приложения на базе глубинного обучения теперь используются не только в играх, но и в других областях знания. Так, например, недавно был разработан алгоритм глубинного обучения, который позволяет диагностировать сердечную недостаточность на основе данных магнитно-резонансной томографии не хуже, чем это делает кардиолог.

Интеллект, накопление знаний, обучение

Почему же в предыдущие десятилетия работы в области искусственного интеллекта сталкивались с препятствиями? Причина в том, что большая часть человеческих знаний об окружающем мире не поддается формализации в виде набора четких команд, как это происходит в компьютерной программе. Именно поэтому мы не можем запрограммировать компьютер так, чтобы он мог делать многие операции, которые с легкостью доступны человеку, будь то понимание речи, распознавание изображений, перевод с одного языка на другой или управление автомобилем. Все попытки решить подобную задачу, объединив для этого разнородные данные в структурированные базы данных и создав компьютерную начинку в виде ИИ, особого успеха не принесли.

Вот на этом этапе и появилась концепция глубинного обучения. Она стала элементом «машинного обучения» — обширной области исследований ИИ, основанной на принципах, которые используются для обучения интеллектуальных вычислительных систем и в конечном счете для их самообучения. Для компьютера или человека одной из целей машинного обучения выступает поиск, как говорят математики, «хорошего» решения. Возьмем поведение животных — в этом случае «хорошее» решение должно в соответствии с принципами эволюции увеличивать шансы на выживание животного и воспроизведение себе подобных. Если говорить о человеческом обществе, то здесь «хорошими» называются такие социальные взаимодействия, которые повышают статус и благополучие особи. В случае беспилотного автомобиля «хорошее» решение зависит от того, насколько точно машина умеет подражать действиям опытного водителя.

Информацию, необходимую для принятия оптимального решения, не всегда можно представить в виде компьютерной программы. Например, мышь обладает информацией об окружающей местности, однако ни один программист никогда не сможет создать набор пошаговых инструкций, описывающих поведение этого зверька. Но вот парадокс: вся эта информация каким-то образом содержится в мозге мыши.

Прежде чем создавать компьютеры, способные обучать самих себя, ученые должны были разобраться, каким образом человек приобретает знания. Некоторые виды знаний врожденные, но большая их часть приобретаются посредством опыта. То, что мы понимаем интуитивно, нельзя перевести в четкую последовательность компьютерных команд, но можно усвоить на практике. Начиная с 1950-х гг. ученые пытались найти и уточнить основные принципы, позволяющие животным и человеку — и даже компьютерам — приобретать знания на опыте. Цель компьютерного обучения состоит в отыскании процедур (алгоритмов обучения), которые бы позволяли компьютеру учиться на предлагаемых ему примерах, взятых из обучающей выборки.

Машинное обучение как одно из направлений компьютерных наук в значительной степени имеет экспериментальный характер, поскольку универсальных алгоритмов обучения не существует — ведь нельзя научить компьютер всему и сразу. Любой алгоритм обучения нужно сначала опробовать на отдельных задачах и наборах данных. Это утверждение относится к любой конкретной задаче, будь то распознавание заката солнца на фотографии или перевод с английского на урду. Мы не можем найти какой-то один алгоритм, который во всех ситуациях покажет себя лучше других.

Специалисты по ИИ оформили данный тезис в виде теоремы «бесплатного обеда не бывает», которая утверждает следующее: не существует такого алгоритма, который бы смог всегда и во всех задачах обучения работать успешнее других. И все же поведение человека, судя по всему, противоречит этой теореме, поскольку человеческий мозг, по-видимому, обладает какой-то универсальной способностью к обучению, что позволяет ему успешно справляться с самыми неожиданными задачами, для выполнения которых он никак не был подготовлен эволюцией, — скажем, играть в шахматы, строить мосты или же исследовать ИИ.

Столь мощные возможности, которыми обладает человеческий мозг, позволяют предположить, что он при исследовании окружающего мира берет на вооружение какие-то универсальные допущения. А что если эти принципы использовать при создании компьютера, наделенного искусственным интеллектом? Именно по этой причине разработчики искусственных нейронных сетей при проектировании интеллектуальных систем взяли за основу человеческий мозг.

Основные элементы, которые осуществляют вычисления в головном мозге, это специальные клетки — нейроны. Каждый нейрон посылает сигнал остальным через синаптические щели, то есть через микроскопические зазоры между нейронами. Способность клетки получать сигнал через синаптическую щель и амплитуда ответа на этот сигнал отражают силу синапса. Когда нейрон «обучается», сила синапса возрастает, и тогда при стимуляции электрическим током он с большей вероятностью передаст сигнал соседним клеткам.

Нейробиология способствовала появлению искусственных нейронных сетей, состоящих из виртуальных нейронов; для создания последних используется соответствующее аппаратное и программное обеспечение. С самого начала специалисты в области искусственного интеллекта в соответствии с идеями коннекционизма утверждали, что нейросети можно научить решать сложные задачи, если постепенно преобразовывать связи между нейронами так, чтобы паттерн нейронной активности изменялся в зависимости от информации на входе, например при предъявлении фотографии или фрагмента речи. По мере знакомства с новыми примерами процесс обучения будет продолжаться за счет изменения силы синаптических связей между нейронами, и это обеспечит более точное распознавание образов — таких, например, как закат.

Закатные штудии

В основе работы нынешнего поколения нейронных сетей лежит новаторский подход, который называется коннекционизмом (от англ. *connection* — «связь»). В нейронных сетях числовые значения,

характеризующие силу каждого синаптического соединения (вес синапса), постепенно меняются, а с ними меняется вероятность, с которой нейрон передаст сигнал другому нейрону. При глубинном обучении сетей сила синапсов немного изменяется каждый раз, когда вводится новое изображение. Таким образом, сила синапсов все больше приближается к тем показателям, при которых нейросеть оказывается способной с большей вероятностью адекватно распознавать изображения на фотографиях.

Для получения оптимальных результатов с помощью современных алгоритмов обучения требуется непосредственное участие человека. В большинстве таких алгоритмов используется так называемое обучение с учителем; в этом случае человек сопровождает каждый учебный пример специальной меткой, раскрывающей содержание этого примера, — скажем, связывает фотографию, на которой изображен закат, со словом «закат». В рассмотренном примере алгоритм, использующий обучение с учителем, на входе берет фотографию, а на выходе предлагает название объекта, запечатленного на ней. Если говорить математическим языком, то процесс преобразования входного сигнала в сигнал на выходе называется функцией (или функцией активации нейрона). Таким образом, решением задачи по обучению нейрона будет подбор таких численных значений силы синапса, при которых система правильно выполняет функциональное преобразование.

Для получения на выходе правильных ответов можно было бы, конечно, прибегнуть и к более легкому способу — механическому запоминанию каждого отдельного случая, но это не совсем то, что нам нужно, ведь мы хотим рассказать системе, что такое «закат солнца» вообще, чтобы она могла распознавать на фотографиях любые виды закатов, даже те, которые не были представлены в обучающей выборке. Итак, алгоритм машинного обучения предназначен для распознавания любой фотографии, на которой изображен закат солнца (то есть этот алгоритм должен уметь выходить за рамки обучающей выборки), а качество обучения любой нейронной сети определяется тем, насколько она способна распознавать примеры, с которыми она раньше не сталкивалась. Сложности, связанные с корректным распознаванием объектов, существующих за пределами обучающей выборки, возникают из-за того, что таких объектов (например, фотографий, на которых засняты закаты солнца) имеется практически бессчетное множество.

Чтобы успешно распознавать объекты, которые отсутствуют в обучающей выборке большого размера, алгоритму обучения, используемому в сетях глубинного обучения, вовсе не достаточно просто учиться на примерах; алгоритм должен уметь выстраивать гипотезы о полученной информации, делать предположения о том, каким могло бы быть возможное решение конкретной задачи. В алгоритм программного обучения необходимо вставить следующее требование: если входящие сигналы отличаются друг от друга не сильно, тогда результат на выходе тоже не должен радикально измениться; скажем, если на фотографии кошки изменилось всего несколько пикселей, то из-за этого кошка не должна превратиться в собаку.

Один из типов нейросети, которая порождает гипотезы об изображениях, называется «сверточная нейронная сеть»; именно появление этой технологии способствовало возрождению искусственного интеллекта. У сверточной нейросети, используемой при глубинном обучении, имеется множество нейронных слоев, расположенных таким образом, что данные на выходе из сети не сильно отличаются при разных способах изображения одного и того же распознаваемого объекта. Скажем, хорошо обученная нейронная сеть должна уметь распознавать на фотографиях лицо под разными углами вне зависимости от небольших поворотов головы. Прообразом сверточной нейросети послужила многослойная структура зрительной коры головного мозга (в эту часть мозга поступают сигналы от глаз). Благодаря большому числу нейронных слоев (то есть «глубине» сети) сверточная нейронная сеть называется глубинной. Она позволяет человеку лучше рассмотреть окружающий мир.

Ныряем в глубину

Первые достижения в области глубинного обучения появились около десятка лет назад в отдельных инновациях. Правда, в те времена интерес к искусственному интеллекту и нейронным сетям был низким как никогда — и такая ситуация существовала на протяжении нескольких десятилетий. Интерес к этой области искусственного интеллекта помог возродить Канадский институт перспективных исследований *(CIFAR)*, финансируемый государством и частным бизнесом. Эта организация выступила спонсором исследовательской программы, которую возглавил Джеффри Хинтон (Geoffrey Hinton) из Торонтского университета. В проекте также участвовали Ян Лекун (Yann LeCun) из Нью-Йоркского университета, Эндрю Ын (Andrew Ng) из Стэнфордского университета, Бруно Ольсхаузен (Bruno Olshausen) из Калифорнийского университета в Беркли, я и еще несколько человек. В те времена данная область исследований считалась неперспективной, по этой причине студенты в нее не стремились, но кое-кто все равно продолжал в ней работать, несмотря ни на что.

В те времена скептическое отношение к нейросетям как области бесперспективной объяснялось отчасти их трудной обучаемостью в силу проблем, связанных с оптимизацией их работы. Напомним,

что теория оптимизации — это область математики, которая занимается поиском нужной комбинации параметров для нахождения целевой функции. В нашем случае искомые параметры — это вес синапсов, то есть значимость сигналов, передаваемых другим нейронам.

Нейронная сеть должна осуществлять прогнозирование с минимальным количеством ошибок. Если зависимость нейронной сети от параметров достаточно проста, точнее, если функция активации есть выпуклая функция от параметров, значение параметров можно постепенно откорректировать. Этот процесс будет продолжаться до тех пор, пока они не приблизятся к значениям, при которых осуществляется оптимальный выбор (здесь у функции ошибки будет глобальный минимум), — этот минимум будет соответствовать наименьшей ошибке предсказания, сделанной сетью.

И все же обучение нейронной сети — дело не простое; в этом процессе может потребоваться использование «невыпуклой оптимизации». Данный вид оптимизации представляет собой гораздо более сложную задачу, которая, по мнению многих специалистов, трудноразрешима. Алгоритм обучения может застрять в области локального минимума функции ошибки и потому не выполнить минимизацию ошибки предсказания нейросети после небольшой подстройки параметров.

Миф о том, что нейронные сети трудно обучить из-за локальных минимумов функции ошибки, был развенчан только в прошлом году. В ходе нашего исследования мы обнаружили, что если нейронная сеть достаточно велика, то задача нахождения локальных минимумов значительно упрощается. Большая часть локальных минимумов фактически соответствует приобретенному знанию на уровне, который почти совпадает с оптимальным значением глобального минимума.

На теоретическом уровне проблемы оптимизации разрешимы, однако на практике построить большую нейронную сеть, число слоев у которой превышало бы два или три, зачастую не удавалось. И только после 2005 г. при поддержке *CIFAR* в методах решения этой задачи произошел прорыв. В 2006 г. нам удалось обучить более глубокие области нейронной сети при помощи специальной методики послойного продвижения по нейронным слоям.

В 2011 г. мы предложили более совершенный метод обучения нейросетей большей глубины (то есть сетей, обладающих еще большим количеством слоев виртуальных нейронов) путем изменения характера вычислений, выполняемых каждой из обрабатывающих единиц, в результате чего их работа стала еще больше напоминать работу биологических нейронов. Мы также обнаружили, что случайный шум, добавленный во время обучения к сигналам, передаваемым через нейроны, имитирует процессы, происходящие в человеческом мозге, помогая нейронам лучше обучаться распознаванию изображений или звуков.

Успеху, который сопутствовал методам глубинного обучения, способствовали два следующих важных фактора. Во-первых, благодаря блокам графической обработки изображений, которые сначала использовались в видеоиграх, удалось десятикратно увеличить скорость компьютерных вычислений; в результате стало возможно большим нейросетям проходить обучение в оптимальные, разумные сроки. Кроме того, распространению технологии глубинного обучения способствовало наличие огромных массивов меченных данных, для которых алгоритм обучения умеет определять правильный ответ (в результате анализа фотографии, на которой кроме всех других объектов изображена кошка, алгоритм выдает корректный ответ: «кошка»). Во-вторых, еще одна причина недавнего успеха глубинного обучения заключается в его способности учиться последовательному осуществлению вычислений, с помощью которых можно пошагово строить или анализировать изображения, звуки или иные виды данных. В этом случае глубина сети определяется количеством шагов. Для решения многих задач распознавания аудио- и видеоинформации, в которых искусственный интеллект как раз и демонстрирует свою мощь, требуются глубинные сети с большим количеством нейронных слоев. В теоретических исследованиях и экспериментах, проводившихся

Внезапное возвращение интереса к глубинным нейронным сетям после многих лет заброшенности, в которой пребывали исследования в области искусственного интеллекта, не только свидетельствует об очередном технологическом прорыве, но и послужит хорошим уроком, который нужно усвоить специалистам по социологии науки

в последнее время, нами было показано, что некоторые из этих математических операций не могут корректно выполняться, если глубина нейросети недостаточна.

Каждый слой глубокой нейросети преобразует входящий сигнал и передает исходящий сигнал следующему слою нейронов. Более глубокие нейронные слои (то есть слои, удаленные от входного слоя еще сильнее) отвечают за формирование более абстрактных понятий. Как показали эксперименты, нейроны, расположенные в более глубоких областях нейронной сети, как правило, отвечают за формирование более абстрактных семантических понятий, в том числе, скажем, визуальных объектов (например, «стол»). Особенность более глубоких слоев нейросети состоит в том, что они могут распознать объект, например стол, даже в том случае, если его образ отсутствовал в обучающей выборке. В свою очередь, «стол» тоже может оказаться промежуточным понятием для другого, более абстрактного понятия, например «офисное помещение» (часть которого — стол).

Распознавание динамических образов

До недавнего времени искусственные нейронные сети использовались в значительной степени для распознавания статичных образов. Однако постепенно получил известность другой тип нейросетей — рекуррентные нейронные сети, которые стали применяться в основном для анализа процессов, протекающих во времени. В частности, такие сети оказались способны корректно выполнять обработку аудио- и видеоизображений, а также некоторых других видов информации. Последовательные данные состоят из блоков (фонем, слов), которые следуют друг за другом. Процесс обработки входных сигналов с помощью рекуррентных нейросетей имеет сходство с работой мозга, ведь и в головном мозге во время обработки информации, поступающей от органов чувств, происходит постоянное изменение сигналов, циркулирующих между нейронами. Получается, что состояние каждого нейрона во внутренних слоях постоянно меняется в зависимости от мощности сигналов, поступающих в головной мозг из внешней среды, а на выходе мы получаем последовательность команд, которые инициируют двигательную активность разных частей тела, направленную на достижение конкретной цели.

Рекуррентные нейронные сети способны предсказывать, например, каким будет следующее слово в предложении, а оно, это слово, в свою очередь тоже может использоваться для генерирования новых последовательностей слов. Кроме того, с помощью рекуррентных нейронных сетей можно решать и более сложные задачи. Скажем, одна нейросеть, «прочитав» все новые слова предложения, передаст с некоторой вероятностью смысл всего предложения, а другая такая же сеть осуществит семантическую обработку данных первой сети, чтобы, например, перевести какую-нибудь фразу с одного языка на другой.

С конца 1990-х и до начала 2000-х гг. в области исследования рекуррентных нейронных сетей наблюдалось затишье. В одной из работ мною было установлено, что у нейронных сетей возникнут проблемы в ходе обучения операциям по извлечению элементов, стоящих в начале обрабатываемой последовательности. Здесь аналогия такая: представьте, что вы уже прочитали книгу и нужно вспомнить те слова, которые стояли в самом ее начале. Но благодаря определенным успехам некоторые из этих задач были решены, после того как сети научились сохранять информацию в течение длительного времени. Нейросети могут использовать временную память компьютера для обработки нескольких рассредоточенных кусков информации (например, идеи, содержащиеся в различных предложениях, разбросанных по документу).

Внезапное возвращение интереса к глубинным нейронным сетям после многих лет заброшенности, в которой пребывали исследования в области искусственного интеллекта, не только свидетельствует об очередном технологическом прорыве, но и послужит хорошим уроком, который нужно усвоить специалистам по социологии науки. В частности, здесь можно сделать следующий вывод: необходимо оказывать поддержку тем идеям, которые бросают вызов ныне существующему технологическому укладу; иногда необходимо даже поощрять исследования в тех областях человеческого знания, к которым ученые, казалось бы, полностью потеряли всякий интерес. ■

Перевод: И.В. Ногаев

ДОПОЛНИТЕЛЬНЫЕ ИСТОЧНИКИ

- ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. Alex Krizhevsky et al. Presented at the 26th Annual Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2012), Stateline, Nev., December 3–8, 2012.
- Representation Learning: A Review and New Perspectives. Y. Bengio et al. in IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 35, No. 8, pages 1798–1828; August 2013.
- Deep Learning. Yann LeCun et al. in Nature, Vol. 521, pages 436–444; May 28, 2015.
- When Computers Surpass Us. Christof Koch; Consciousness Redux, Scientific American Mind, September/October 2015.
- Рассказ Джошуа Бенджо про обучение глубинных нейронных сетей см. по адресу: http://www.scientificamerican.com/article/want-to-know-about-deep-learning-and-ai-check-this-out/