

Объяснение: Нейронные сети

Широко разрекламированная техника искусственного интеллекта, известная как глубокое обучение, возрождает идею, которой 70 лет. Ларри Хардести | Офис новостей MIT Дата публикации: 14 апреля 2017 года

За последние 10 лет самые эффективные системы искусственного интеллекта – такие как распознаватели речи на смартфонах или новейший автоматический переводчик Google – были созданы благодаря технике, называемой глубокое обучение. Этот подход радикально изменил то, как машины понимают человеческую речь и визуальные данные, обеспечивая прорывы в различных приложениях. Эти системы теперь поддерживают технологии, которые улучшают повседневную жизнь, от виртуальных помощников до инструментов перевода в реальном времени.

Глубокое обучение – это, по сути, новое название для подхода к искусственному интеллекту, называемого нейронными сетями, которые то входили в моду, то теряли популярность на протяжении более 70 лет. Нейронные сети были впервые предложены в 1944 году Уорреном МакКаллохом и Уолтером Питтсом, двумя исследователями из Чикагского университета, которые в 1952 году переехали в MIT, став основателями того, что иногда называют первым отделением когнитивных наук. Их работа заложила основу для моделирования вычислительных систем по образцу человеческого мозга, вдохновив десятилетия исследований. Их идеи положили начало новой области на стыке биологии и технологий.

Нейронные сети были важной областью исследований как в нейронауке, так и в информатике до 1969 года, когда, согласно легендам информатики, они были отвергнуты математиками из MIT Марвином Мински и Сеймуром Пейпертом, которые через год стали со-директорами новой Лаборатории искусственного интеллекта MIT. Их критика выявила ограничения ранних конструкций нейронных сетей, особенно их вычислительную неэффективность, что замедлило прогресс в этой области.

Затем эта техника пережила возрождение в 1980-х годах, снова впала в забвение в первом десятилетии нового века и вернулась с триумфом во втором, во многом благодаря увеличению вычислительной мощности графических процессоров. Прогресс в аппаратном обеспечении позволил нейронным сетям решать сложные задачи, такие как распознавание изображений и обработка естественного языка, с беспрецедентной точностью. Это возрождение сделало нейронные сети краеугольным камнем современного искусственного интеллекта.

Весомые вопросы

Нейронные сети – это способ реализации машинного обучения, при котором компьютер обучается выполнять задачу, анализируя примеры для обучения. Обычно эти примеры заранее размечены вручную. Например, система распознавания объектов может быть обучена на тысячах размеченных изображений автомобилей, домов, кофейных чашек и так далее, и она найдет визуальные шаблоны в изображениях, которые последовательно коррелируют с определенными метками. Этот процесс имитирует то, как люди учатся классифицировать объекты на основе опыта, полагаясь на повторяющееся воздействие примеров.

Моделируемые по образцу человеческого мозга, нейронные сети состоят из тысяч или даже миллионов простых вычислительных узлов, которые плотно взаимосвязаны. Большинство современных нейронных сетей организованы в

слои узлов, и они являются прямого действия, что означает, что данные проходят через них только в одном направлении. Эта многослойная структура позволяет сети постепенно извлекать более сложные признаки из необработанных данных, обеспечивая сложное распознавание шаблонов.

Отдельный узел может быть связан с несколькими узлами в нижележащем слое, от которых он получает данные, и несколькими узлами в вышележащем слое, в которые он отправляет данные. Каждому из своих входящих соединений узел присваивает число, известное как вес. Эти веса определяют важность каждого входного сигнала для формирования выхода узла, что является ключевым механизмом для обучения.

Когда сеть активна, узел получает разные элементы данных – разные числа – по каждому из своих соединений и умножает их на соответствующий вес. Затем он суммирует полученные произведения, получая одно число. Если это число ниже порогового значения, узел не передает данные следующему слою. Если число превышает пороговое значение, узел активируется, что в современных нейронных сетях обычно означает отправку числа – суммы взвешенных входов – по всем его исходящим соединениям. Этот механизм позволяет нейронным сетям принимать решения на основе шаблонов в данных, совершенствуя их точность со временем.

Когда нейронная сеть обучается, все ее веса и пороги изначально устанавливаются в случайные значения. Данные для обучения подаются на нижний слой – входной слой – и проходят через последующие слои, умножаясь и суммируясь сложными способами, пока не достигают выходного слоя, радикально преобразованными. Во время обучения веса и пороги постоянно корректируются, пока данные с одинаковыми метками не начнут стабильно давать схожие результаты. Этот итеративный процесс оптимизирует сеть для точных прогнозов, являясь основой современного машинного обучения.

Разум и машины

Нейронные сети, описанные МакКаллохом и Питтсом в 1944 году, имели пороги и веса, но не были организованы в слои, и исследователи не указали механизм обучения. МакКаллох и Питтс показали, что нейронная сеть теоретически может вычислять любую функцию, которую может вычислить цифровой компьютер. Их теоретическая работа соединила биологию и вычисления, вызвав интерес к искусственному интеллекту. Это открытие заложило основу для рассмотрения мозга как вычислительной системы.

Результат был скорее нейронаучным, чем компьютерным: цель заключалась в предположении, что человеческий мозг можно рассматривать как вычислительное устройство. Нейронные сети продолжают оставаться ценным инструментом для нейронаучных исследований. Например, определенные конфигурации сети или правила корректировки весов и порогов воспроизвели наблюдаемые особенности нейроанатомии и когнитивных функций человека, что указывает на то, что они отражают некоторые аспекты обработки информации мозгом. Эти открытия помогли исследователям понять когнитивные процессы, такие как память и восприятие, продвинув наши знания о мозге.

Первая обучаемая нейронная сеть, Перцептрон, была продемонстрирована психологом Корнельского университета Фрэнком Розенблаттом в 1957 году. Конструкция Перцептрона была во многом похожа на современные нейронные сети, за исключением того, что она имела только один слой с регулируемыми весами и порогами, расположенный между входным и выходным слоями. Его простота сделала его новаторским доказательством концепции для обучаемых систем, вдохновив дальнейшее изучение нейронных архитектур.

Перцептроны были активной областью исследований как в психологии, так и в зарождающейся дисциплине информатики до 1959 года, когда Мински и Пейперт опубликовали книгу под названием Перцептроны, которая показала, что выполнение некоторых довольно распространенных вычислений на Перцептронах было бы непрактично затратным по времени. Эта критика отвела внимание от нейронных сетей к другим вычислительным подходам, замедлив их развитие на годы.

Конечно, все эти ограничения исчезают, если использовать немного более сложное оборудование – например, два слоя, говорит Поджио. Но в то время книга оказала охлаждающее воздействие на исследования нейронных сетей. Вычислительные ограничения той эпохи делали многослойные сети непрактичными, подталкивая исследователей к альтернативным методам.

Нужно рассматривать эти вещи в историческом контексте, говорит Поджио. Они выступали за программирование – за языки вроде Лиспа. Незадолго до этого люди все еще использовали аналоговые компьютеры. Тогда не было совершенно ясно, что программирование – это правильный путь. Я думаю, они немного переборщили, но, как обычно, это не черно-белое. Если рассматривать это как конкуренцию между аналоговыми и цифровыми вычислениями, они боролись за то, что в то время было правильным. Их работа помогла сформировать развитие современных парадигм программирования, повлияв на эволюцию вычислений.

Периодичность

К 1980-м годам исследователи разработали алгоритмы для модификации весов и порогов нейронных сетей, которые были достаточно эффективны для сетей с более чем одним слоем, устраняя многие ограничения, выявленные Мински и Пейпертом. Поле пережило ренессанс. Эти алгоритмы, такие как обратное распространение ошибки, позволили нейронным сетям эффективно обучаться сложным шаблонам, возродив интерес к их потенциалу.

Но интеллектуально нейронные сети оставляют ощущение неудовлетворенности. Достаточное обучение может скорректировать настройки сети до точки, где она может эффективно классифицировать данные, но что означают эти настройки? Какие особенности изображения анализирует система распознавания объектов, и как она объединяет их в характерные визуальные подписи автомобилей, домов и кофейных чашек? Этот недостаток интерпретируемости остается проблемой в исследованиях нейронных сетей, побуждая к продолжающимся усилиям по расшифровке их процессов принятия решений.

Анализ весов отдельных соединений не даст ответа на этот вопрос. В последние годы ученые-компьютерщики начали придумывать изобретательные методы для выяснения аналитических стратегий, принятых нейронными сетями. Но в 1980-х годах стратегии сетей были непостижимы. Исследователи боролись с пониманием внутренних механизмов этих систем, что ограничивало их способность совершенствовать их.

Поэтому на рубеже веков нейронные сети были вытеснены машинами опорных векторов, альтернативным подходом к машинному обучению, основанным на очень чистой и элегантной математике. Машины опорных векторов предлагали лучшую интерпретируемость и производительность для определенных задач в то время, что сделало их предпочтительным выбором для многих приложений.

Недавнее возрождение нейронных сетей – революция глубокого обучения –

стало возможным благодаря индустрии компьютерных игр. Сложные изображения и быстрый темп современных видеоигр требуют оборудования, которое может справляться с нагрузкой, и в результате появились графические процессоры (GPU), которые содержат тысячи относительно простых вычислительных ядер на одном чипе. Этот прогресс в оборудовании стал ключевым для масштабирования нейронных сетей, обеспечивая их широкое внедрение.

Исследователям не потребовалось много времени, чтобы понять, что архитектура GPU удивительно похожа на архитектуру нейронной сети. Современные GPU позволили однослойным сетям 1960-х годов и двух- или трехслойным сетям 1980-х годов превратиться в сети с 10, 15 и даже 50 слоями сегодня. Именно глубина слоев сети обозначается термином глубокое в глубоком обучении. Более глубокие сети могут моделировать более сложные зависимости в данных, стимулируя прогресс в искусственном интеллекте.

В настоящее время глубокое обучение отвечает за самые эффективные системы почти во всех областях исследований искусственного интеллекта. Применения варьируются от автономных транспортных средств до медицинской диагностики, демонстрируя универсальность нейронных сетей. Эти системы теперь неотъемлемая часть таких отраслей, как здравоохранение, транспорт и развлечения, трансформируя наше взаимодействие с технологиями.

Под капотом

Непрозрачность сетей все еще беспокоит теоретиков, но в этом направлении тоже есть прогресс. Помимо руководства Центром мозга, разума и машин (СВММ), Поджио возглавляет программу центра по теоретическим основам интеллекта. Эта программа направлена на раскрытие математических основ нейронных сетей, решая фундаментальные вопросы об их поведении.

Недавно Поджио и его коллеги из СВММ опубликовали трехчастное теоретическое исследование нейронных сетей. Первая часть, опубликованная в прошлом месяце в Международном журнале автоматизации и вычислений, рассматривает диапазон вычислений, которые могут выполнять сети глубокого обучения, и когда глубокие сети имеют преимущества над более мелкими. Это исследование проясняет сильные стороны глубоких архитектур, предоставляя понимание их вычислительной мощи.

Вторая и третья части, опубликованные в виде технических отчетов СВММ, рассматривают проблемы глобальной оптимизации, или гарантирования того, что сеть нашла настройки, которые наилучшим образом соответствуют данным обучения, и переобучения, или случаев, когда сеть становится настолько настроенной на специфику данных обучения, что не может обобщать на другие экземпляры тех же категорий. Эти вопросы имеют решающее значение для повышения надежности нейронных сетей и обеспечения устойчивой производительности на различных наборах данных.

Вопросов теории еще много, но работа исследователей СВММ может помочь нейронным сетям наконец-то разорвать цикл поколений, который приводил их то в моду, то в немилость на протяжении семи десятилетий. Продолжающиеся исследования продолжают изучать их потенциал в продвижении искусственного интеллекта и понимании человеческого познания, прокладывая путь для будущих инноваций в науке и технологиях.