Издаётся с 1924 года

РАДИО®

3•2017

МАССОВЫЙ ЕЖЕМЕСЯЧНЫЙ НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКИЙ ЖУРНАЛ

"Радиолюбитель"—"Радиофронт"—"Радио"

"Radio" is monthly publication on audio, video, computers, home electronics and telecommunication

УЧРЕДИТЕЛЬ И ИЗДАТЕЛЬ: ЗАО «ЖУРНАЛ «РАДИО»

Зарегистрирован Министерством печати и информации РФ 01 июля 1992 г.

Регистрационный ПИ № ФС77-50754

Главный редактор В. К. ЧУДНОВ

Редакционная коллегия:

А. В. ГОЛЫШКО, А. С. ЖУРАВЛЁВ, А. Н. КОРОТОНОШКО, К. В. МУСАТОВ, И. А. НЕЧАЕВ (зам. гл. редактора), Л. В. МИХАЛЕВСКИЙ, С. Л. МИШЕНКОВ, О. А. РАЗИН, Б. Г. СТЕПАНОВ (первый зам. гл. редактора), В. В. ФРОЛОВ

Выпускающие редакторы: С. Н. ГЛИБИН, А. С. ДОЛГИЙ

Обложка: В. М. МУСИЯКА

Вёрстка: Е. А. ГЕРАСИМОВА

Корректор: Т. А. ВАСИЛЬЕВА

Адрес редакции: 107045, Москва, Селивёрстов пер., 10, стр. 1

Тел.: (495) 607-31-18. Факс: (495) 608-77-13

E-mail: **ref@radio.ru**

Группа работы с письмами — (495) 607-08-48

Отдел рекламы — (495) 608-99-45, e-mail: **advert@radio.ru**

Распространение — (495) 608-81-79; e-mail: **sale@radio.ru**

Подписка и продажа — (495) 607-77-28

Бухгалтерия — (495) 607-87-39

Наши платёжные реквизиты:

получатель — ЗАО "Журнал "Радио", ИНН 7708023424,

р/сч. 40702810438090103159

Банк получателя — ПАО Сбербанк г. Москва

корр. счет 30101810400000000225 БИК 044525225

Подписано к печати 17.02.2017 г. Формат 60×84 1/8. Печать офсетная.

Объём 8 физ. печ. л., 4 бум. л., 10,5 уч.-изд. л.

В розницу — цена договорная

Подписной индекс:

по каталогу «Роспечати» — 70772;

по Объединённому каталогу «Пресса России» — 89032;

по каталогу Российской прессы ПОЧТА РОССИИ — 61972.

За содержание рекламного объявления ответственность несёт рекламодатель.

За оригинальность и содержание статьи ответственность несёт автор.

Редакция не несёт ответственности за возможные негативные последствия использования опубликованных материалов, но принимает меры по исключению ошибок и опечаток.

В случае приёма рукописи к публикации редакция ставит об этом в известность автора. При этом редакция получает исключительное право на распространение принятого произведения, включая его публикации в журнале «Радио», на интернет-страницах журнала, CD или иным образом.

Авторское вознаграждение (гонорар) выплачивается в течение двух месяцев после первой публикации в размере, определяемом внутренним справочником тарифов.

По истечении одного года с момента первой публикации автор имеет право опубликовать авторский вариант своего произведения в другом месте без предварительного письменного согласия редакции.

В переписку редакция не вступает. Рукописи не рецензируются и не возвращаются.

© Радио®, 1924—2017. Воспроизведение материалов журнала «Радио», их коммерческое использование в любом виде, полностью или частично, допускается только с письменного разрешения редакции.

Отпечатано в АО «ПОЛИГРАФИЧЕСКИЙ КОМПЛЕКС «ЭКСТРА М», 143400, Московская обл., Красногорский р-н, а/м «Балтия», 23 км.

Зак. 17-02-00286.

Dr.WEB

Компьютерная сеть редакции журнала «Радио» находится под защитой Dr.Web — антивирусных продуктов российского разработчика средств информационной безопасности — компании «Доктор Веб».

www.drweb.com

Бесплатный номер службы поддержки в России:

8-800-333-79-32

ИНФОРМАЦИОННАЯ ПОДДЕРЖКА — КОМПАНИЯ «РИНЕТ»

RINET

Internet Service Provider

Телефон: (495) 981-4571

Факс: (495) 783-9181

E-mail: info@rinet.ru

Сайт: http://www.rinet.net

Нейронные сети

А. ГОЛЫШКО, канд. техн. наук, г. Москва

"История учит нас, по меньшей мере, тому, что хуже может быть всегда".

Нил Гейман

Одним из популярных направлений Artificial Intelligence (AI) или искусственного интеллекта (ИИ), о котором уже шла речь на страницах журнала, является теория нейронных сетей (Neuron Nets, Neural Networks), которые возникли в результате исследований в области ИИ, а именно, из попыток воспроизвести способность биологических нервных систем обучаться и исправлять ошибки, моделируя низкоуровневую структуру мозга. Нейронные сети привлекательны с интуитивной точки зрения, ибо они основаны на примитивной биологической модели нервных систем. В будущем развитие таких нейробиологических моделей может привести к созданию действительно мыслящих компьютеров. Искусственные нейронные сети (ИНС) применяются уже в самых различных областях от систем распознавания речи до распознавания вторичной структуры белка, классификации различных видов рака и генной инженерии. Среди областей применения: автоматизация процессов распознавания образов, прогнозирование, адаптивное управление, создание экспертных систем, организация ассоциативной памяти, обработка аналоговых и цифровых сигналов, синтез и идентификация электронных цепей и систем.

Людей всегда интересовало их собственное мышление. Это размышление мозга о себе самом является, возможно, отличительной чертой человека. Нейробиологи и нейроанатомы достигли в этой области значительного прогресса, тщательно изучив структуру и функции нервной системы человека. Собственно, они многое поняли в "электропроводке" мозга, но пока ещё слишком мало узнали о его функционировании. Когда речь идёт о задачах, отличных от обработки больших массивов информации, человеческий мозг обладает большим преимуществом по сравнению с компьютером. Человек может распознавать лица, даже если в помещении будет много посторонних объектов и плохое освещение. Мы легко понимаем незнакомцев, даже когда находимся в шумном помещении. Человеческий мозг удивительно надёжный: по сравнению с компьютером он не перестанет работать только потому, что несколько клеток погибнет, в то время как компьютер обычно не выдерживает каких-либо поломок в процессоре. Но самой удивительной особенностью человеческого мозга является то, что он может учиться. Не нужно никакого программного обеспечения и никаких обновлений, если мы, к примеру, хотим научиться кататься на коньках. Несмотря на годы исследований, компьютеры всё ещё далеки от выполнения подобных задач на высоком уровне. Впрочем, и этих знаний оказалось достаточно для моделирования нейронных сетей. В процессе накопления знаний выяснилось, что мозг имеет ошеломляющую сложность — сотни миллиардов нейронов, каждый из которых соединён с сотнями или тысячами других, образуют систему, далеко превосходящую все самые смелые мечты о суперкомпьютерах.

Расчёты в головном мозге производятся посредством тесно взаимосвязанных нейронных сетей, которые передают информацию, отсылая электрические импульсы через нейронные проводки, состоящие из аксонов, синапсов и дендритов. В 1943 г. компания McCulloch and Pitts смоделировала искусственный нейрон как переключатель, который получает информацию от других нейронов и, в зависимости от общего взвешенного входа, либо приводится в действие, либо остаётся неактивным. В узле ИНС пришедшие сигналы умножаются на соответствующие "веса" синапсов и суммируются. Эти коэффициенты могут быть как положительными (возбуждающими), так и отрицательными (тормозящими). В 1960-х годах было доказано, что такие нейронные модели обладают свойствами, сходными с мозгом: они могут выполнять сложные операции распознавания образов, и они могут функциониро-

вать, даже если некоторые связи между нейронами разрушены. Демонстрация персептрона (Perzeptron — математическая или компьютерная модель восприятия информации мозгом) Розенблатта показала, что простые сети из них могут обучаться на примерах, известных в определённых областях. Основной областью исследований по ИИ до 80-х годов XX века были экспертные системы, которые основывались на высокоуровневом моделировании процесса мышления (в частности, на представлении, что процесс нашего мышления построен на манипуляциях с символами). Скоро стало ясно, что подобные системы, хотя и могут принести пользу в некоторых областях, не ухватывают некоторые ключевые аспекты человеческого интеллекта. Согласно одной из точек зрения, причина этого состоит в том, что они не в состоянии воспроизвести структуру мозга. И чтобы создать "настоящий" ИИ, необходимо построить систему с похожей архитектурой.

На сегодняшний день существуют две взаимно обогащающие друг друга цели нейронного моделирования: первая — понять функционирование нервной системы человека на уровне физиологии и психологии, вторая — создать вычислительные системы, выполняющие функции, сходные с функциями мозга. Именно эта последняя цель и находится сегодня в центре внимания при создании ИИ, для чего уже созданы классические нейронно-сетевые парадигмы.

ИНС — это математическая модель, а также её программное или аппаратное воплощение, построенная по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей — сетей нервных клеток живого организма. Собственно, это модели биологических нейронных сетей мозга, в которых нейроны имитируются относительно простыми, часто однотипными элементами (искусственными нейронами). Наука нейронных сетей существует достаточно давно, однако именно в связи с последними достижениями научно-технического прогресса данная область начинает обретать популярность. Идея нейронных сетей родилась в рамках теории ИИ в результате попыток имитировать способность биологических нервных систем обучаться и исправлять ошибки. Модели нейронных сетей могут быть программного и аппаратного исполнения.

Чтобы отразить суть биологических нейронных систем, определение искусственного нейрона даётся следующим образом:

— Он получает входные сигналы (исходные данные либо выходные сигналы других нейронов нейронной сети) через несколько входных каналов. Каждый входной сигнал проходит через соединение, имеющее определённый "вес", который соответствует синаптической активности биологического нейрона. С каждым нейроном связано определённое пороговое значение. Вычисляется взвешенная сумма входов, из неё вычитается пороговое значение, и в результате получается величина активации нейрона.

— Сигнал активации преобразуется с помощью передаточной функции (функции активации), и в результате получается выходной сигнал нейрона.

Если при этом использовать ступенчатую функцию активации (т. е. выход нейрона равен нулю, если вход отрицательный, и единице, если вход нулевой или положительный), то такой нейрон будет работать точно так же, как описанный выше естественный нейрон (вычесть пороговое значение из взвешенной суммы и сравнить результат с нулём — это то же самое, что сравнить взвешенную сумму с пороговым значением).

Теперь возникает вопрос: как соединять нейроны друг с другом? Если сеть предполагается для чего-то использовать, то у неё должны быть входы (принимающие значения интересующих нас переменных из внешнего мира) и выходы (прогнозы или управляющие сигналы). Входы и выходы соответствуют сенсорным и двигательным нервам, например, соответственно идущим от глаз и в руки. Кроме этого, однако, в сети может быть ещё много промежуточных (скрытых) нейронов, выполняющих внутренние функции. Входные, скрытые и выходные нейроны должны быть связаны между собой.

Ключевой вопрос здесь — обратная связь. Простейшая сеть имеет структуру прямой передачи сигнала. Они проходят от входов через скрытые элементы и, в конце концов, приходят на выходные элементы. Такая структура имеет устойчивое поведение. Если же сеть рекуррентная (т. е. содержит связи, ведущие назад от дальних к ближним нейронам), то она может быть неустойчива и иметь очень сложную динамику поведения. Рекуррентные сети представляют большой интерес для исследователей в области нейронных сетей, однако при решении практических задач пока чаще используются структуры прямой передачи.

"Настоящая" нейронная сеть представляет собой совокупность нейронов, которые составляют слои. Нейрон имеет разветвлённую структуру ввода информации (дендриты), ядро и разветвляющийся выход (аксон). Аксоны клетки соединяются с дендритами других клеток с помощью синапсов. При активации нейрон посылает электрохимический сигнал по своему аксону. Через синапсы этот сигнал достигает других нейронов, которые могут, в свою очередь, активироваться. Нейрон активируется тогда, когда суммарный уровень сигналов, пришедших в его ядро из дендритов, превысит определённый уровень (порог активации). В каждом слое нейроны между собой никак не связаны, но связаны с нейронами предыдущего и следующего слоёв. Информация поступает с первого на второй слой, со второго — на третий и т. д. Количество слоёв и нейронов в них определяют точность и достоверность получаемых результатов при решении задач, т. е. чем больше слоёв и нейронов на каждом слое, тем меньше ошибок и выше надёжность работы сети. Таким образом, будучи построен из очень большого числа совсем простых элементов, мозг способен решать чрезвычайно сложные задачи.

Однако если, пытаясь повторить природу, построить слишком большую сеть, то можно столкнуться с уменьшением производительности и увеличением сложности модели. Потому при выборе архитектуры сети принимают во внимание условия решаемой задачи. Первой применила ИНС для машинного чтения текста и стала первым широкоизвестным приложением в данной области программа NETtalk. В биологии точно такой же тип сети был применён для прогнозирования вторичной структуры белка, причём некоторые из исследователей до сих пор пользуются тем же методом. В целом, именно с этого момента началась волна, вызвавшая интерес к исследованиям ИНС и поднявшая шумиху вокруг магического обучения мыслящих машин.

Итак, ИНС могут быть созданы путём имитации модели сетей нейронов на компьютере. Важное условие их применения — необходимо знать, что между известными входными значениями и неизвестными выходами имеется связь. Эта связь может быть искажена шумом, но она должна существовать. Используя алгоритмы, которые имитируют процессы реальных нейронов, мы можем заставить сеть учиться , что помогает решить множество различных проблем. В целом, ИНС — исключительно мощный метод моделирования, позволяющий воспроизводить чрезвычайно сложные зависимости. В частности, они нелинейны по своей природе. На протяжении многих лет линейное моделирование было основным методом в большинстве областей, поскольку для него хорошо разработаны процедуры оптимизации. Однако в задачах, где линейная аппроксимация неудовлетворительна (а таких задач в мире встречается довольно много), линейные модели работают плохо.

Нейронная сеть обычно используется, когда неизвестен точный вид связи между входными и выходными данными. Зависимость между входами и выходами находится в процессе обучения сети, которое проводится двумя способами: с учителем и без него. Простота в использовании — важное свойство ИНС, они учатся на примерах. Пользователь нейронной сети подбирает представительные данные, а затем запускает алгоритм обучения, который автоматически воспринимает структуру данных. При этом от пользователя, конечно, требуется какой-то набор эвристических знаний о том, как следует отбирать и подготавливать данные, выбирать нужную архитектуру сети и интерпретировать результаты, однако уровень знаний, необходимый для успешного применения нейронных сетей, гораздо скромнее, чем, например, при использовании традиционных методов статистики. Для управляемого обучения "учитель" должен подготовить набор обучающих данных, т. е. примеров входных и, соответственно им, выходных. Обычно эти данные берутся из истории, это нужно для того, чтобы сеть научилась устанавливать связь между ними.

Журнал РАДИО КУПОН ЧИТАТЕЛЯ 1 полугодие

Поскольку экономические, финансовые и социальные системы очень сложны и являются результатом действий и противодействий различных людей, то очень сложно (если не невозможно) создать полную математическую модель с учётом всех возможных действий и противодействий. Практически невозможно детально аппроксимировать модель, основанную на таких традиционных параметрах, как максимизация полезности или максимизация прибыли. В системах подобной сложности является естественным и наиболее эффективным использовать модели, которые напрямую имитируют поведение общества и экономики. А это как раз то, что способна предложить методология нейронных сетей, поэтому они всё чаще применяются и в реальных бизнес-приложениях. В некоторых областях, таких как обнаружение фальсификаций и оценка риска, они стали бесспорными лидерами среди используемых методов. Их использование в системах прогнозирования и системах маркетинговых исследований постоянно растёт.

На практике уже доказана эффективность применения ИНС в целом ряде областей — от прогнозирования поведения клиента или мошенника до оценки риска сделок, от планирования работы предприятия (прогнозирование загрузки, объёмов продаж, спроса) до бизнес-аналитики (сравнительный анализ работы филиалов или конкурентов). Нейронные сети могут быть использованы и в других задачах. Основными предопределяющими условиями их использования являются наличие "исторических данных", используя которые, нейронная сеть сможет обучиться, а также невозможность или неэффективность использования других, более формальных, методов.

При создании ИНС чаще всего используются многочисленные программы-нейроимитаторы, которые работают на обычных компьютерах. Программы включают в себя как набор базовых операций по созданию, обучению и манипулированию нейронными сетями, исходными данными, свойствами нейросетей и нейрорешений, так и автоматизированные процедуры выполнения наиболее рутинных цепочек действий, например, для определения оптимальных настроек сети и алгоритма обучения.

Универсальные современные нейропрограммы предлагают возможности сгенерировать описание обученной нейросети на некотором языке программирования для того, чтобы полученный программный модуль можно было вставить в программу пользователя.

На специфические вычислительные архитектуры (например, сигнальные процессоры) обычно переносят сгенерированное программой-нейроимитатором описание обученной нейронной сети на языке программирования (например, на языке С). В целом, существует широкий спектр достаточно универсальных способов организации инструментальных средств и процесса применения нейронных сетей на различной программно-аппаратной базе. Всегда можно подобрать наиболее оптимальный для некоторой задачи способ. Всё определяется свойствами задачи и требованиями к решению, а также компетентностью пользователя или разработчика.

Область практического применения ИНС отнюдь не ограничивается экономикой и производством. К примеру, учёные из Шанхайского университета разработали глубокую нейронную сеть, способную по фотографии с высокой точностью отличить лицо преступника от лица законопослушного гражданина. Собственно, гипотезу о том, что преступники обладают особыми морфологическими особенностями, по которым их можно отличить от законопослушных людей, в середине XIX века предложил итальянский психиатр и криминолог Чезаре Ломброзо. В частности, к таким особенностям он относил "обезьяньи" черты, включая покатый лоб или неправильную форму ушей. Однако тогда эта теория не была подкреплена научными фактами и основывалась на устаревших идеях, а доказательства, приводимые Ломброзо, в своё время были опровергнуты британским криминалистом Чарльзом Горингом, который сравнил антропометрические показатели преступников и законопослушных людей и не обнаружил статистически достоверных различий.

Однако в 2011 г. исследователи из Корнелльского университета обнаружили, что люди способны отличать лица преступников от лиц других людей по фотографиям. Это позволило предположить существование неких статистически достоверных различий в чертах лица, однако их природа оставалась неясной. Китайские учёные проверили эту гипотезу с помощью ИНС. На стадии обучения алгоритм изучил 90 % выборки из 1856 паспортных фотографий китайских мужчин от 18 до 55 лет, не имеющих на лице растительности или шрамов. При этом половину из них составляли преступники, совершившие различные правонарушения. На второй стадии нейросеть изучала оставшиеся 10 % фотографий и смогла найти среди них фотографии преступников с точностью 89,5 %. Как выяснили исследователи, ключевыми характеристиками для определения лиц правонарушителей стали изогнутость верхней губы (у преступников она оказалась в среднем на 23 % больше, чем у остальных людей), расстояние между внутренними углами глаз (на 6 % меньше) и угол между линиями, проведёнными от кончика носа к уголкам губ (у преступников он оказался на 20 % меньше). В ходе дальнейшего анализа учёные выяснили, что лица законопослушных людей больше похожи друг на друга, чем лица преступников. В то же время составленные на основе всех фотографий выборки "усреднённые" лица преступника и законопослушного человека оказались почти идентичными. В итоге исследователи смогли определить четыре различных подтипа "преступных" лиц, заметно отличающихся друг от друга, а также три подтипа лиц законопослушных людей. Чем объясняется такая разница в изменчивости черт лица, пока непонятно. По мнению авторов работы, причина заключается в том, что законопослушные люди более сходны по своему социальному положению, в то время как преступники "могут находиться в самых разных обстоятельствах".

Группа исследователей из Оксфордского университета создала первую в мире программу LipNet, способную распознавать речь по губам на уровне целых предложений лучше, чем это делают подготовленные люди. Программа основана на использовании нейросетей и методов глубинного обучения. При этом её создателям удалось решить проблему, над которой долго и не очень успешно бились их предшественники. Новый алгоритм способен считывать не только слова и словосочетания, но и целые предложения. Эта нейросеть представляет собой подвид рекуррентных нейросетей, для которых характерно наличие обратной связи.

Для обучения программы учёные использовали базу данных, в которой было собрано более 32 тысяч видеозаписей. На них 13 человек произносили на английском языке предложения, построенные по одинаковому принципу, но содержащие разные варианты слов для каждой словесной категории. Всего каждое предложение имело 64 тысячи вариантов. После того как программа научилась понимать говорящего с помощью 88 % выборки, качество её работы было проверено на оставшихся 12 % видеозаписей. В результате исследователи установили, что алгоритм может правильно распознавать речь по губам с точностью 93,4 %. По этому показателю LipNet обошла как другие подобные программы, так и специально обученных людей, для которых показатель распознавания составляет 52,3 %. Однако учёные подчёркивают, что программа была проверена в "тепличных" условиях, и в случае работы с произвольной человеческой речью точность распознавания по губам может быть значительно хуже.

Что же касается аппаратных воплощений ИНС, то, например, компания Toshiba работает над созданием так называемой нейронной сети во временной области (Time Domain Neural Network, TDNN) для Интернета вещей (IoT) и Big Data. Особенностью TDNN является использование нового нейроморфного процессора, который отличается сверхнизкой потребляемой мощностью и при этом обеспечивает потребности глубинного обучения. В настоящее время для решения этих задач используются высокопроизводительные процессоры, потребляющие много энергии. Но, как известно, для миллиардов вещей IoT такой подход неприемлем. Сеть TDNN состоит из огромного числа обрабатывающих цепей, в которых используется не цифровая обработка, как в современных процессорах, а смешанная аналого-цифровая. Изготовленный прототип показал также успешное распознавание рукописных знаков. Причём расход энергии на одну операцию составил 20,6 фемтоджоулей, что эквивалентно 46 триллионам операций в секунду при потребляемой мощности 1 Вт.

Читатели, приславшие в редакцию любые пять из шести купонов за полугодие, смогут претендовать на один из призов.
Март 2017 год

Toshiba — не единственный разработчик нейроморфных чипов, которые (правда, пока больше теоретически) готовы к работе с ИНС. В 2014 г. IBM Research представила чип TrueNorth, состоящий из миллиона цифровых нейронов и 256 миллионов синапсов, которые входят в состав 4096 синапсных ядер. На демонстрации возможностей чип распознавал на видео автомобили, велосипедистов и пешеходов. Обычный ноутбук справился бы с подобной задачей, обработав кадры в 100 раз медленнее и потребляя в 1000 раз больше энергии, чем микросхема IBM.

Компания Qualcomm ведёт разработку нейроморфного процессора, который получил название Neural Processing Units (NPU), принципы работы которого подражают принципам работы головного мозга. Компания заявляла, что новые микросхемы отличаются от существующих принципами программирования. Нейронные процессоры способны самообучаться на определённых примерах как живые существа и могут быть "запрограммированы без программного обеспечения". По заявлению Qualcomm, подобные системы способны решать задачи, с которыми не очень хорошо справляются существующие процессоры. Разработки компании нацелены не только на новое поколение смартфонов и планшетов, но также на сферу медицины, автомобилестроения и т. д. К примеру, оборудованные подобными вычислительными системами беспилотные автомобили будут способны распознавать препятствия не через жёстко запрограммированные алгоритмы, а благодаря процессу самообучения на реальных примерах. Qualcomm рассчитывает, что NPU потребуется при создании систем искусственного зрения.

В июне прошлого года свою версию нейроморфного чипа представила KnuEdge. Этот чип предназначен для работы в системах распознавания речи и прочих отраслях машинного обучения. Процессор предназначен для работы в дата-центрах. Его архитектура позволяет создавать вычислительные системы, включающие в свой состав до 512 тыс. процессоров. При этом время задержки передачи данных от одной стойки к другой составляет порядка 400 нс, что сопоставимо или даже выше быстродействия самых современных магистральных шин, используемых в суперкомпьютерах.

Нейронные сети, алгоритмы машинного обучения и другие технологии, описываемые собирательным термином ИИ, в настоящее время полагаются и на графические ускорители. Изначально они разрабатывались вовсе не для таких задач, но, к примеру, на недавнем форуме Intel AI Day компания Intel анонсировала чип для ускорения высокопараллельных вычислений. Если графические ускорители оперируют скалярными либо векторными величинами, то продукты на новой архитектуре Intel (Lake Crest и Knights Crest) используют тензоры, т. е. объекты, которые описывают преобразования элементов одного линейного пространства в другое и могут быть представлены как многомерные массивы чисел. Тензорная архитектура позволит получить десятикратное преимущество над ускорителями общего назначения. Используя тензорную архитектуру, Intel планирует к 2020 г. снизить расход времени на обучение нейросетей по сравнению с современными достижениями в 100 раз.

Что потом? Быть может, с помощью имплантации чипов кто-то сможет резко поумнеть, а кто-то попросту не выдержит конкуренции с быстро развивающимся ИИ, и тогда всем станет ясно, зачем передовые умы человечества уже сейчас зовут нас в космос и на другие планеты.

По материалам ***intuit.ru, vk.com, ArXiv.org, PCWeek, nPlus1.ru, Intel, Qualcomm, neuropro.ru, finteks.ru***

тел. 608-83-05
Приём статей: mail@radio.ru
Вопросы: consult@radio.ru