

Ясер Абу-Мустафа

КОМПЬЮТЕР, КОТОРЫЙ УМЕЕТ ДУМАТЬ



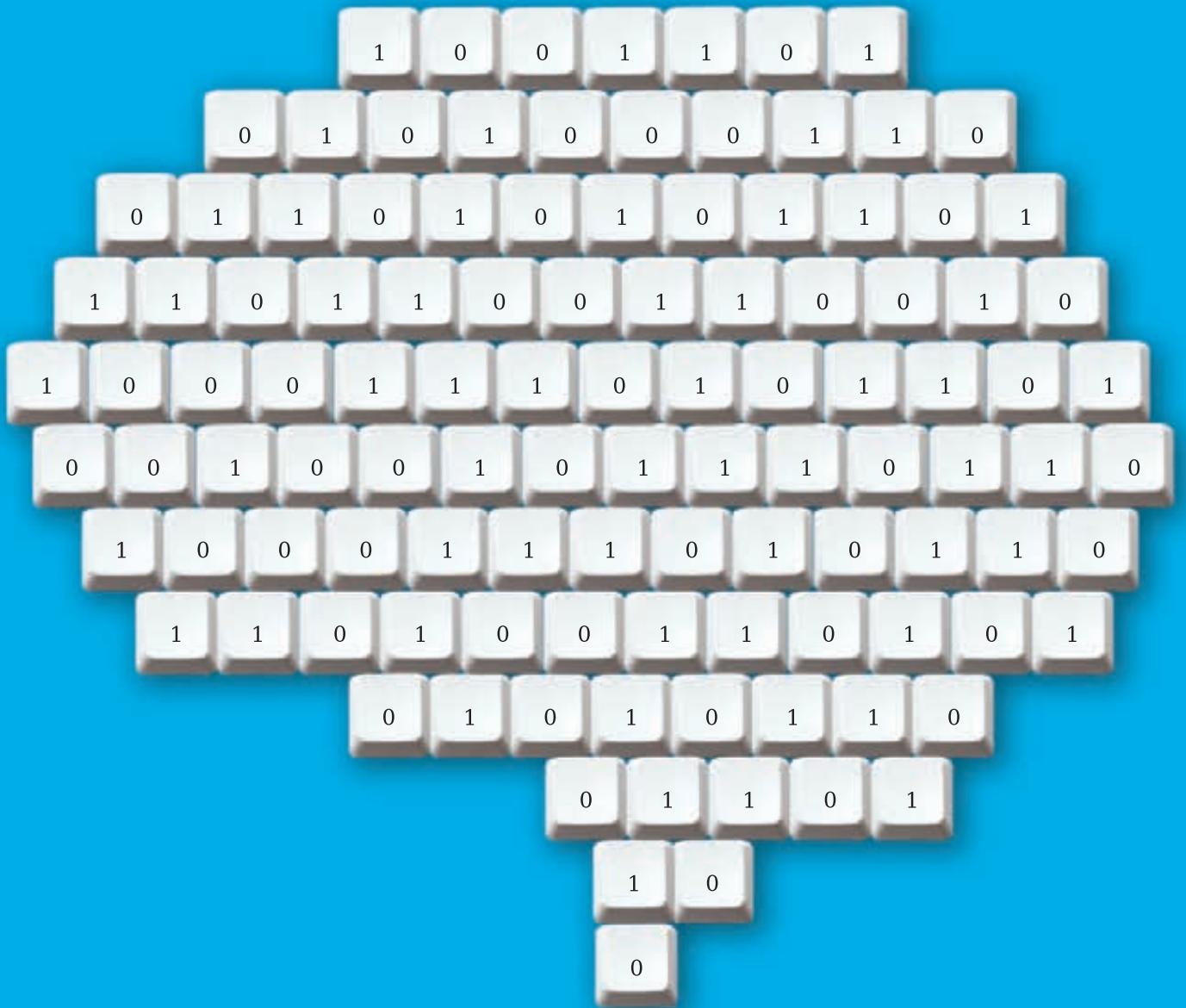
ОБ АВТОРЕ

Ясер Абу-Мустафа (Yaser S. Abu-Mostafa) — профессор электротехники и компьютерных наук в Калифорнийском технологическом институте.

Компьютеры, использующие новые методы машинного обучения, превосходят экспертов

Несколько лет назад ко мне обратились руководители одной из компаний, производящих женскую одежду. Они хотели привлечь меня в качестве консультанта по вопросам моды. В этой теме я вообще-то мало что понимаю — я ведь мужчина и к тому же компьютерщик. Но руководству компании нужны были вовсе не мои личные советы: им хотелось, чтобы к консультированию были привлечены компьютеры, использующие методы машинного обучения. Что ж, здесь мне и карты в руки. И в результате нам удалось, основываясь всего лишь на показателях продаж и результатах опросов клиентов, заочно консультировать модниц, которых я даже в глаза не видел. В итоге мои рекомендации в области женской моды превзошли советы профессиональных стилистов — и это при том, что в области моды мои познания весьма ограничены.

Машинное обучение — один из разделов информатики, который позволяет компьютеру учиться на собственном опыте. В настоящее время исследования в этом направлении получили широкое распространение. Так, например, с помощью машинного обучения можно достичь хороших результатов в разных областях, начиная от интернет-поиска и заканчивая анализом крови и даже поиском потенциального партнера в брачных агентствах. Процесс машинного обучения в самых общих чертах можно представить себе так: берется некий набор данных, затем алгоритмы тщательно его анализируют, выявляют закономерности, а уже потом на этой основе переходят к прогнозу. Замечу, что за последнее десятилетие в области машинного обучения достигнут большой прогресс. Действительно, благодаря использованию методов машинного обучения компьютеры стали «умнее»



людей, и теперь они способны решать многие задачи, непосильные для человека. Взять хотя бы суперкомпьютер *Watson*, созданный фирмой *IBM* и прекрасно использующий принципы машинного обучения. Он даст фору любому эрудиту, играющему в американской телевикторине типа *Jeopardy!* (аналог в России — «Своя игра». — Прим. пер.).

Однако умение выигрывать в телешоу — не самое главное достижение компьютеров, использующих принципы машинного обучения. Несколько лет назад американская интернет-компания по прокату *DVD*-фильмов *Netflix* решила облегчить своим клиентам поиск любимых кинокартин — причем не только свежих, пользующихся, конечно же, повышенным спросом, но и всех тех, которые вообще были когда-либо сняты в прошлом. *Netflix* уже использовала свою собственную систему, предоставлявшую аннотации к фильмам; правда, по мнению руководства компании, эта система не оправдала ожидания. Именно по этой причине *Netflix* решила ее усовершенствовать и объявила открытый конкурс. Правила были просты: тот, кто сумеет улучшить существующий алгоритм компании на 10%, получит приз в размере \$1 млн. За работу взялись десятки тысяч соискателей из разных стран мира.

Понятно, что для специалистов, работающих в области машинного обучения, такой конкурс стал настоящим подарком, ведь помимо весомого приза есть и другие побудительные мотивы: согласитесь, что для любой системы машинного обучения ключевым элементом выступают исходные данные, а в гонке за приз компания *Netflix* предоставила в распоряжение конкурсантов доступ к своей огромной базе данных, содержащей более 100 млн оценок, выставляемых кинофильмам.

Процесс обучения

Конкурс, объявленный *Netflix*, продлился почти три года. К поискам решения поставленной задачи приступило множество исследовательских команд. Они пытались классифицировать фильмы, учитывая огромное число различных характеристик, и выставлять оценку любому из них по таким параметрам, как комичность, трудность/легкость для понимания, степень привлекательности снявшихся в нем актеров и т.д. Исследователи учитывали мнение каждого зрителя, например оценки, выставляемые конкретному фильму, и тем самым определяли, насколько тот или иной человек ценит каждую из указанных выше характеристик. Проанализировав данные, можно было определить, насколько определенному зрителю нравятся, скажем, комедии, предпочитает

ли он простой или сложный сюжет, а также насколько значимым фактором для него будет известность актеров.

После этого процесс предсказания упрощается: теперь задача заключается в том, чтобы сопоставить зрительские вкусы с характеристиками какого-либо нового фильма. Скажем, если человеку нравятся комедии с запутанным сюжетом, то, скорее всего, ему подойдет фильм типа «В джазе только девушки» или «Рыбка по имени Ванда». Выявив с помощью специального алгоритма десятки таких характеристик, можно будет с достаточной степенью вероятности определить, какому из новых фильмов будет отдано предпочтение.

На ум, как правило, приходят такие легко выявляемые характеристики, как «комедия» или «фильм со сложным сюжетом», однако машинный алгоритм подобных различий не делает. На самом деле, весь процесс автоматизирован, а исследователям совсем не нужно возиться с анализом содержания фильма. Алгоритм машинного осмысления данных начинается со случайных, безымянных характеристик. В базе данных имеется информация с оценками фильмов, проставленными зрителями в прошлом; после этого компьютер начинает настраивать характеристики таким образом, чтобы они совпадали со свежей зрительской оценкой.

Например, если люди, которым нравится фильм *A*, вроде бы выказывают симпатии к фильмам *B*, *C* и *D*, то алгоритм вводит новую характеристику, которая будет общей для всех четырех — *A*, *B*, *C* и *D*. Этот процесс происходит на так называемой фазе обучения, на которой компьютер просматривает миллионы зрительских рейтингов. Целью данного этапа будет создание ряда объективных характеристик, основанных на реальных оценках, а не на субъективном анализе.

Интерпретация различных характеристик, порожденных алгоритмами машинного обучения, может показаться затруднительной, ведь они могут быть не такими простыми, как, скажем, «комедийное содержание». Они могут передавать довольно тонкие, порой даже немного странноватые оттенки, но здесь нужно помнить: задача алгоритма — всего лишь попытаться как можно точнее предсказать оценку фильма зрителем, а объяснять нам, как именно он эту оценку получает, совсем не обязательно, ведь для нас главное — хороший результат, а то, как он достигается, в данном случае не столь важно.

Но на практике все обычно происходит по-другому. Когда-то в начале моей профессиональной деятельности я разрабатывал для банка систему выдачи кредитов. Когда работа была уже готова, руководству вдруг захотелось понять, что означает каждая из введенных

! ОСНОВНЫЕ ПОЛОЖЕНИЯ

- Машинное обучение — один из разделов информатики; алгоритмы машинного обучения перерабатывают огромные массивы данных с целью прогнозирования.
- Этот метод используется для решения задач экономического прогнозирования, экспертных рекомендаций, учитывающих интересы конкретного пользователя, и для создания «думающих» компьютеров.
- Машинное обучение стало сейчас невероятно популярным, однако оно способно решать задачи лишь при наличии больших массивов данных.

в алгоритме характеристик. Данный вопрос не имел никакого отношения к эффективности работы системы, которая была в порядке, но вопрос был законным: банки ведь не могут отказать в предоставлении кредита без разумного на то основания; нельзя просто так отправить заявителю письмо, в котором говорится, что заявка на кредит была отклонена всего лишь потому, что значение некоего параметра X не превышает какой-то величины, равной 0,5.

Различные системы машинного обучения вводят свой уникальный набор характеристик. В последние недели соревнования, проводимого под эгидой *Netflix*, группы, работавшие независимо друг от друга, начали смешивать свои алгоритмы, используя так называемые методы агрегирования. На последнем этапе состязания, длившегося три года, остались две команды, которые по-прежнему продолжали бороться за главный приз. Группа разработчиков под названием *The Ensemble*, в которой работал мой ученик из моей исследовательской группы при Калифорнийском технологическом институте, получила небольшое преимущество над командой под названием *BellKor's Pragmatic Chaos*. Тем не менее окончательный счет был ничейным: каждая из команд смогла улучшить исходный алгоритм на 10,06%. Согласно правилам соревнования, в этом случае приз достается той команде, которая первой успела представить свое решение. И вот после трехлетней борьбы на самом последнем этапе состязания команда *BellKor's Pragmatic Chaos* сумела опередить команду *The Ensemble*. И эти двадцать минут всего соревнования стоили целого миллиона долларов.

Оптимальная подгонка

Методика машинного обучения, применявшаяся в упомянутом выше состязании по составлению кинорејтинга, называется «обучение с учителем». Кроме того, этот же вид обучения используется в медицинской диагностике. Так, например, в компьютерную базу данных из медицинских карт заносятся тысячи изображений лейкоцитов, а также информация о том, не свидетельствуют ли они об онкологическом заболевании. На основе этих сведений алгоритм выявляет определенные характеристики лейкоцитов — например, их форму, размер, цвет, — а затем распознает раковые клетки. В этом случае исследователь «контролирует» процесс обучения, т.е. подсказывает компьютеру правильный ответ в отношении каждого изображения, взятого из множества обучающих данных.

Обучение с учителем — это наиболее распространенный вид машинного обучения, но есть и другие. Так, например, если конструкторы хотят научить двуногого робота ходить, то они в порядке эксперимента заставляют его многократно проходить определенную дистанцию в разных режимах перемещения, и если в определенный момент робот падает, то алгоритм учтет это падение и в дальнейшем станет игнорировать указанный режим.

Такой вид обучения называется стимулированным, в обычной жизни мы его именуем методом проб

и ошибок. Как правило, при использовании стимулированного обучения субъект (человек или робот) совершает многочисленные действия, но при этом никто его не инструктирует и не говорит, как именно надо поступать: обучаемый субъект действует по собственному усмотрению, а затем делает выводы, закрепляя положительный опыт и игнорируя отрицательный. Таким образом, человек и машина самостоятельно учатся в различных ситуациях выбирать оптимальный способ действий.

В этом смысле интересен пример с поисковыми системами Интернета. Например, основатели *Google* на заре своей деятельности в 1997 г. вовсе не тратили время на блуждание по Всемирной паутине и не обучали свои компьютеры распознаванию различных интернет-страниц, скажем, «про овечку Долли» и т.д. Вместо этого по Интернету проходили программы поисковика, генерируя базовый список результатов, а затем уже на его ос-

Те, кто занимается машинным обучением, часто совершают одну очень большую ошибку — для решения отдельной задачи они используют непропорционально сложные модели. Профессионалы, в отличие от дилетантов, могут решать поставленные задачи с использованием адекватных моделей

нове учитывали пользовательские запросы и в дальнейшем делали вывод об уровне популярности отдельных страниц. Алгоритм здесь следующий: как только пользователь переходит на какую-либо страницу по ссылке, помещенной в результатах поиска, программа машинного обучения сразу же повышает степень актуальности (рейтинг) этой страницы. Если пользователь проигнорировал ссылку, размещенную в верхней части результатов поиска, то программа понижает рейтинг страницы. Программа собирает оценки популярности интернет-страниц, представленные миллионами пользователей, чтобы потом на их базе попытаться самой спрогнозировать оценки в новых пользовательских запросах.

Побочные проблемы

Стимулированное обучение часто применяется для решения таких задач, в которых надо совершить какую-либо последовательность шагов (например, в играх). Возьмем крестики-нолики. Компьютер может начать игру, поставив случайным образом крестик в угол поля.

ХАРАКТЕРИСТИКИ X, Y, Z

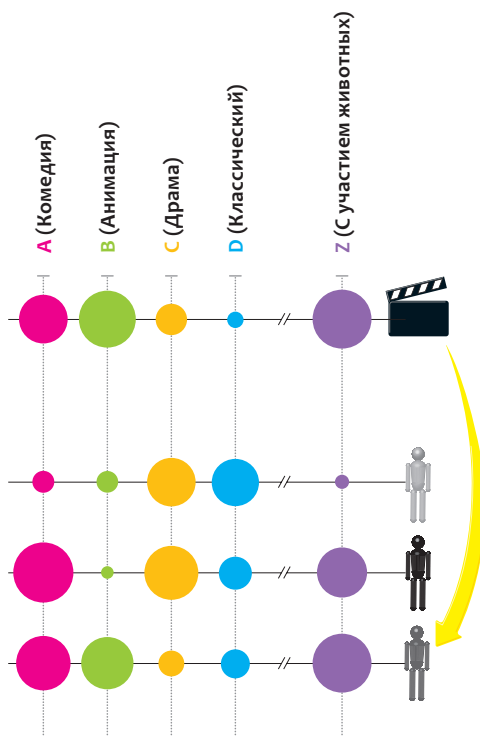
Какой фильм желаете посмотреть сегодня вечером? Компьютеры, которые дают персональные рекомендации, помогают миллионам киноманов выбрать среди огромного числа фильмов те, что соответствуют их вкусам. В машинном обучении эта задача решается с помощью метода под названием сингулярное разложение. Оно происходит следующим образом: у каждого из фильмов выявляют множество уникальных характеристик, а затем их сопоставляют со зрительскими предпочтениями. Этот метод можно распространить практически на любую систему, дающую рекомендации, от интернет-поисковиков до сайтов знакомств.

Фильм превращается в набор свойств

Прежде чем дать рекомендацию, компьютер сначала анализирует весь гигантский массив данных о кинофильмах и рейтингах просмотров. Затем он использует коллективные рейтинги и с их помощью выявляет в каждом фильме большой набор индивидуальных характеристик — они могут быть как простыми (скажем, «комедийный фильм») или «культовый фильм»), так и более замысловатыми (компьютер может обозначить их буквами X, Y, Z).

Удовлетворяет ли фильм зрительскому запросу

На данном этапе происходит интерпретация предпочтений каждого отдельного зрителя и сопоставление его вкусов с конкретными фильмами. Если зрителю нравятся, например, комедии с участием животных (или же фильмы с каким-то другим таинственным параметром X), то компьютер сразу тут же находит похожие фильмы.



Это хороший ход, и потому вероятность выиграть данную партию более высока, чем в случае, когда компьютер ставит крестик не в угол, а куда-нибудь сбоку на крайнюю линию. Программа запоминает те ходы, которые приводят к выигрышному результату (т.е. в данном случае ход, при котором крестик ставится в углу). В любой игре, начиная с шашек и кончая японской игрой го, программа поступает в том же духе — каждый раз на любом этапе пытается предсказать правильный ход. Стимулированное обучение находит применение и в прикладных областях экономики, например в задаче поиска равновесия по Нэшу.

Однако бывает так, что стимулированное обучение не работает, потому что отсутствует коррекция, осуществляемая с помощью обратной связи. Тогда необходимо обратиться к так называемому «обучению без учителя». В этом случае у исследователя имеется набор данных, но отсутствует информация (либо в явном виде, как при обучении с учителем, либо косвенно, как при стимулированном обучении) о том, какое именно действие следует предпринять. Как в этом случае происходит обучение? Сначала проводится кластеризация, при которой

выборка группируется в отдельные кластеры на основе сходства объектов; в этом случае в неупорядоченной выборке выявляют некую скрытую структуру. Кластеризация позволяет нам еще до принятия решений получить более глубокое понимание выборки. Иногда ею можно и ограничиться; так, скажем, если мы хотим создать библиотеку, то нам надо всего лишь сгруппировать книги по темам. Но в некоторых случаях целесообразнее сделать еще один шаг и применить в отношении кластерных данных методы контролируемого обучения.

Те, кто занимается машинным обучением, часто совершают одну очень большую ошибку — для решения отдельной задачи они подчас используют непропорционально сложные модели. Профессионалы, в отличие от дилетантов, уделяют данному факту повышенное внимание и потому способны решать поставленную задачу с использованием адекватных моделей.

Каким же образом непропорционально сложные моде-

ли могут стать помехой? Дело в следующем. Как известно, алгоритмы машинного обучения пытаются выявить в массиве данных закономерности, но если алгоритм слишком агрессивен (т.е. для анализа ограниченной выборки данных используется слишком мощная, непропорционально сложная модель), то он может ввести в заблуждение сам себя и в результате отобразить ложные закономерности в выборке; эти псевдозаконмерности возникают случайно и не выявляют истинных связей между объектами выборки. Данную проблему называют «избыточным обучением» или «оверфиттингом», ей посвящено значительное число работ по математической теории машинного обучения. Да, нам необходимо выявлять реальные связи между объектами в выборке, но при этом нельзя перебарщивать, создавая модели, которым нельзя доверять.

Чтобы понять, как возникает вышеупомянутая проблема, возьмем игрока в рулетку (для простоты будем считать, что на ней имеются только красные и черные номера, а числа «0» и «00» отсутствуют). Игрок видит, как рулетка совершает десять последовательных оборотов, проходящих через красные и черные поля, и поэтому

делает следующий вывод: «Колесо, должно быть, имеет систематическую ошибку, ведь с регулярностью выпадает то красное поле, то черное, а два раза подряд один и тот же цвет не выпадает». И здесь у игрока в голове рождается модель, подтвержденная ограниченным множеством экспериментальных данных. Но как только игрок ставит \$100 на красное, то сразу же заявляет о себе случайный характер вращения колеса, и тогда, скажем, на одиннадцатом обороте колесо может остановиться на черном два раза подряд и игрок проиграет.

Почему так происходит? Все дело в том, что наш игрок искал некую твердую закономерность, которой на самом деле не существует. Вероятность того, что десять раз подряд будут выпадать поочередно разные цвета (то черный, то красный), равна 1:500. Однако любой уже сделанный рулеткой оборот не имеет никакого отношения к следующему обороту, и поэтому у каждого последующего вращения вероятность попадания на красное поле всегда равна 50%. В разговоре о машинном обучении вспоминается старая поговорка: если долго мучить данные, то они в конце концов сознаются в чем угодно.

По мере разрастания баз данных, накапливающих информацию по самым различным областям человеческой деятельности, ценность машинного обучения будет неуклонно расти

Чтобы этого избежать, программисты стараются делать алгоритмы машинного обучения как можно более простыми, используя при этом метод регуляризации. Чем модель сложнее, тем больше она склонна к «избыточному обучению» (оверфиттингу); однако метод регуляризации помогает сдерживать уровень сложности моделей в допустимых границах.

Как правило, исследователи тестируют алгоритмы на примерах, не представленных в обучающей выборке. В итоге повышается вероятность того, что модель будет хорошо согласовываться не только с заранее заданными результатами, присутствующими в обучающей выборке, но и с реальными данными, которых в этой выборке не было. Так, в состязании на приз компании *Netflix* окончательный алгоритм тестировался не на данных обучающей выборки, предоставленных каждому участнику, а на совершенно новом наборе данных, известных лишь самой *Netflix*.

Решение задач прогнозирования

Тем, кто занимается машинным обучением, скучать не приходится. Никогда не знаешь, какое программное обеспечение придется разрабатывать в следующий раз.

В области машинного обучения разработчикам, не имеющим квалификации в таких сферах, как, скажем, женская мода, приходится использовать методы машинного обучения и делать прогнозы, основываясь лишь на данных выборки. И, как следствие, интерес к данной области исследований стремительно растет. Так, прошлой весной учебный курс по машинному обучению, который я читаю в Калифорнийском технологическом институте, посещали студенты, обучавшиеся по 15 различным специальностям. Кроме того, я впервые выложил свои учебные материалы в Интернете, а также прочитал видеолекции в режиме онлайн, при этом тысячи людей со всего мира слушали их и выполняли задания. (Читатель может ознакомиться с материалами лекций по ссылке ниже в разделе «Дополнительная литература».)

Необходимо отметить следующее: машинное обучение применимо лишь к тем задачам, в которых имеется достаточное количество исходных данных. Поэтому как только мне предлагают поучаствовать в каком-либо новом проекте, использующем методы машинного обучения, я сразу же задаю простой вопрос: какие данные у вас имеются? Машинное обучение не создает информацию, оно пользуется ею на базе уже имеющихся данных. Если нет достаточного количества обучающих данных, то методы машинного обучения работать не будут.

Тем не менее по мере разрастания баз данных, накапливающих информацию по самым различным областям человеческой деятельности, ценность машинного обучения также будет неуклонно расти. Поверьте мне, ведь предсказания — это моя работа. ■

Перевод: И.В. Ногаев

ДОПОЛНИТЕЛЬНАЯ ЛИТЕРАТУРА

- *Machines That Learn from Hints*. Yaser S. Abu-Mostafa in *Scientific American*, Vol. 272, No. 4, pages 64–69; April 1995.
- *Recommend a Movie, Win a Million Bucks*. Joseph Sill in *Engineering & Science*, Vol. 73, i No. 2, pages 32–39; Spring 2010.
- *Learning from Data*. Yaser S. Abu-Mostafa, Malik Magdon-Ismail and Hsuan-Tien Lin. *AMLbook*, 2012. <http://amlbook.com>
- Интерактивный курс *Learning from Data*: <http://work.caltech.edu/telecourse.html>
- Интерактивный взгляд на то, как работают системы рекомендации фильмов, см. по адресу: ScientificAmerican.com/jul2012/rated-x