

Шамаев Элэй Иванович

канд. физ.-мат. наук, доцент, научный исследователь
ФГАОУ ВО «Северо-Восточный федеральный
университет им. М.К. Аммосова»
г. Якутск, Республика Саха (Якутия)

ОБ ИСКУССТВЕННОМ ИНТЕЛЛЕКТЕ ШКОЛЬНИКАМ ДОСТУПНО

Аннотация: в статье рассмотрены знания и умения, необходимые для работы с моделями искусственного интеллекта без программирования. По мнению автора, компетенция оператора искусственного интеллекта без знаний программирования и обучения станет массово востребованной в ближайшие 5–10 лет среди офисных работников, менеджеров федеральных компаний и научных сотрудников. С другой стороны, такие знания и умения оператора искусственного интеллекта являются вводными для более углубленного изучения машинного обучения. В статье приводится авторский тематический план внеклассных занятий с учащимися 8–10 классов с целью ознакомления с машинным обучением.

Ключевые слова: искусственный интеллект, машинное обучение, автоматическое машинное обучение, учебно-методический материал.

Введение.

Экспоненциальный рост производительности процессоров и пропускной способности оптоволоконных каналов связи и удешевление устройств хранения данных за последние полвека позволяют современным компьютерам накапливать большие данные и выполнять их статистический анализ. Данные о некотором объекте или процессе называются большими в том случае, если значительная часть многообразия исследуемого объекта или процесса учтены в данных. Наличие больших данных и быстрых алгоритмов их обработки является причиной появления качественно новых методов понимания и управления объектами или процессами. Межпредметная область исследований алгоритмов обработки больших данных на стыке программирования, параллельных вычислений, чис-

ленной многомерной оптимизации и математической статистики называется машинным обучением. В данный момент машинное обучение является одним из самых успешных направлений исследований искусственного интеллекта. Машинное обучение также называется узким искусственным интеллектом.

Традиционные, т.е. детерминированные, алгоритмы обработки данных не позволяют обрабатывать большие данные за разумное время. Машинное обучение стало возможным за счет допущения некоторого процента неверных ответов или значительных погрешностей. Иллюстрирующим примером таких алгоритмов является бросание мяча на рельефную поверхность с целью определения точки глобального минимума поверхности. Несмотря на ненулевую вероятность схождения точки к локальной точке минимума, которая не является глобально оптимальной, в бизнесе вероятностный подход оказался неожиданно плодотворным. Сложно сказать какая научная группа первой применила вероятностный подход, развитый в вычислениях многомерных интегралов, в обработке данных, но именно статья 1986 года [1] привлекла внимание исследователей к «стохастическому градиентному спуску». Успех данной статьи связан с популярностью искусственных нейронных сетей, персональных компьютеров и, так называемой, зимой искусственного интеллекта. В последующем метод стохастического градиентного спуска построения искусственных нейронных сетей, названный методом обратного распространения, стал основным методом машинного обучения.

С развитием машинного обучения лидеры исследований машинного обучения поняли, что умение накапливать и обрабатывать большие данные стало технологией, которая будет иметь большое влияние на общество. Были выдвинуты два основных тезиса: технологическое неравенство ведет к доминированию, глобальным конфликтам, поэтому развитие машинного обучения должно быть максимально открытым; новая технология проникнет во все сферы деятельности человека аналогично распространению электричества в XIX в.

Внедрение в 2012 году систем распознавания речи в смартфоны с операционной системой Android показало транснациональным компаниям возможность применения моделей машинного обучения в массовом продукте. Именно с начала 2010-х большинство транснациональных компаний начинают инвестиции в умные системы. Чуть позже пришло понимание особенностей цифровой экономики. Поскольку цифровой контент тиражируется мгновенно и без издержек, то цифровая экономика оказалась склонной к монополизации. Основной целью предпринимателей стало создание монопольных областей в крайне стратифицированном виртуальном мире в виде социальных сетей, популярных приложений, универсальных интернет-магазинов с собственной инфраструктурой доставки. Монополистическая природа цифрового развития называется подрывной [2]. Основное влияние цифровой экономики на традиционную экономику происходит в области управления компанией, привлечения и удержания клиентов, автоматизации монотонного интеллектуального труда, генерации контента в виде веб-страниц для конкретного пользователя. Текущая потребность компаний в исследователях и инженерах машинного обучения, в основном, продиктована данной деятельностью компаний.

Вместе с тем растет число внедрений моделей машинного обучения в профессиональную деятельность некоторых профессий. Сбербанк автоматизировал ведение миллионов типовых договоров. Как следствие в Сбербанке существует потребность в юристах с компетенциями пользователя моделей машинного обучения. АЛРОСА автоматизировал сортировку мелких алмазного сырья, что может послужить причиной актуальности сортировщиков с навыками оператора интеллектуальных систем, использующих модели машинного обучения. Компетенция подразумевает умение готовить обучающие данные для моделей, обнаруживать и исправлять ошибки работы моделей. Более того, в конце 2010-х появились облачные сервисы автоматизированной разработки систем машинного обучения без программирования Watson Studio + AutoAI и Azure + Automated ML от компаний IBM и Microsoft. Данные сервисы автоматизируют

ванного машинного обучения проводят полный цикл исследования данных, перебора преобразования признаков, подбора моделей машинного обучения и настройки гиперпараметров моделей в автоматическом режиме. Такой подход позволяет строить модели, сопоставимые по качеству с моделями, разработанными студентами вузов [3]. Значение современного автоматизированного машинного обучения в бизнесе невелико, но ожидается рост интереса к таким системам с повышением производительности облачных сервисов.

Оператор искусственного интеллекта.

Существует большое число возможных путей симбиоза профессионала в некоторой сфере и интеллектуальных систем, использующих методы машинного обучения, поэтому приведем конкретизацию нашего понимания оператора систем машинного обучения:

- оператор пользуется интеллектуальными системами, содержащими модели машинного обучения, в своей профессиональной сфере деятельности;
- оператор ведет статистику решений моделей машинного обучения, следит за ошибками системы, выявляет систематические ошибки, вносит изменения в данные и инициирует изменения в системы сбора информации;
- от оператора не требуется умение программировать.

Данный вид деятельности не является массовым. Кроме этого, автору неизвестны обсуждения подобных компетенций в научной литературе. Разработка требований к знаниям и умениям пользователя моделями машинного обучения в данной работе основана на собственном опыте работы с моделями машинного обучения и автоматизированного машинного обучения. Основная компетенция пользователя, по мнению автора, заключается в понимании связи между систематическими ошибками в данных и систематическими ошибками (предвзятостью) модели. Приведем таблицу с разложением данной компетенции на субкомпетенции (см. таблицу 1).

Таблица 1

Компетенции пользователя моделями машинного обучения	
Уметь проверять обучающие	Умение просматривать и дополнять базу данных

и тестовые данные на наличие ошибок	<p>Умение вычислять средние, среднеквадратичное и среднее отклонения в базах данных.</p> <p>Уметь определять сбалансированность обучающих данных.</p> <p>Уметь выявлять выбросы в обучающих данных.</p> <p>Уметь определять систематическую ошибку отбора.</p> <p>Уметь определять систематическую ошибку выжившего</p>
Умение измерять качество модели	<p>Уметь проверять обучающие и тестовые данные на наличие ошибок.</p> <p>Знать основные функционалы (метрики), измеряющие качество модели.</p> <p>Знать признаки утечки ответов при обучении, отсутствующей в реальном проекте</p>
Умение локализовать и описать систематическую ошибку в модели	<p>Уметь выявлять систематические ошибки в данных.</p> <p>Уметь выявлять систематические ошибки в статистике результатов работы модели машинного обучения (предвзятость модели).</p> <p>Уметь измерять качество модели.</p> <p>Владеть навыками выявления систематической ошибки работы модели машинного обучения (предвзятости модели).</p> <p>Понимать связь между предвзятостью модели и систематическими ошибками в обучающих данных</p>
Понимать результат систематической ошибки работы данной модели машинного обучения	<p>Умение локализовать и описать систематическую ошибку в модели.</p> <p>Понимать проблему предвзятости моделей машинного обучения и понимать потенциальную угрозу нарушения этики бизнеса и прав клиента</p>

Школьные внеклассные занятия не могут полностью привить навыки данной компетенции.

Краткое содержание внеклассных занятий.

Занятие 1. Модели машинного обучения как «черный ящик». Модели для классификации и регрессии – классификатор и регрессор. Измерение качества классификатора на тестовых данных. Регистрация в бесплатном облачном сервисе Watson Studio. Загрузка обучающих данных. Обучение AutoAI по загруженным данным. Замечание об особенностях измерения качества моделей в AutoAI. Загрузка очищенных обучающих данных. Сравнение качества двух моделей на сырых и очищенных данных.

Занятие 2. Очистка данных в Microsoft Excel или OpenOffice Calc. Выявление статистических выбросов данных в Microsoft Excel или OpenOffice Calc. Два подхода в работе с выбросами – исправление или удаление записи. Сравне-

ние качества трех моделей с выбросами, исправленными выбросами и удаленными выбросами. Краткая лекция о важности понимания контекста для обнаружения выбросов.

Занятие 3. Подсчет количества записей по классам в Microsoft Excel или OpenOffice Calc. Выявление несбалансированных данных в Microsoft Excel или OpenOffice Calc. Два подхода в работе с несбалансированными данными – построение сбалансированной выборки или использование взвешенного обучения. Сравнение качества двух моделей, обученных на несбалансированных или сбалансированных данных.

Занятие 4. Разбор примеров с систематической ошибкой выжившего и без такой ошибки. Самостоятельно разбор четырех примеров с целью выявления систематической ошибки выжившего.

Занятие 5. Разбор примеров с систематической ошибкой выборки. Самостоятельно разбор четырех примеров с целью выявления систематической ошибки выборки.

Занятие 6. Разбор примеров с утечкой данных. Использование важности признаков для выявления утечки данных. Самостоятельно разбор четырех примеров с целью выявления утечки данных.

Занятие 7. Разбор предвзятых моделей. Разбор примеров предвзятых моделей, ведущих к расовой, религиозной, социальной дискриминации.

Список литературы

1. Rumelhart D.E. Learning representations by back-propagating errors / D.E. Rumelhart, G.E. Hinton, R.J. Williams // Nature. – 1986. – Т. 323. – С. 533–536.

2. Галимханова Н.Ф. Антимонопольное регулирование в цифровую эпоху. Как защищать конкуренцию в условиях глобализации и четвертой промышленной революции / Н.Ф. Галимханова, А.П. Тенишев, М.А. Хамуков [и др.]; ред. А.Ю. Иванов, Е.А. Войниканис, А.Ю. Цариковский. – М.: Высшая школа экономики, 2018. – 312 с.

3. Wang D. Human-AI Collaboration in Data Science: Exploring Data Scientists' Perceptions of Automated AI / D. Wang [и др.] // Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction. – 2019. – Т. 3. – С. 211–235.