

АНАЛИЗ ТРУБНОЙ ОБВЯЗКИ С ПОМОЩЬЮ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

БРЕННАН ДОМЕК (BRENNAN DOMES), Д. Т. Н.
ПЕРЕВОД: ВЛАДИМИР РЕНТЮК

Пример разработки модели машинного обучения, приведенный в статье, показывает, насколько этот метод может упростить анализ трубной обвязки и какие преимущества получит в результате ее развертывания предприятие.

Быстрый поиск в Интернете покажет множество определений и предоставит подробную информацию о том, что мы называем «машинное обучение» (в англ. терминологии — machine learning). Среди этих сведений читатели найдут общую трактовку данного понятия. То есть машинное обучение представляет собой класс методов искусственного интеллекта, чьей характерной чертой является не прямое решение задачи, а обучение в процессе применения решений множества сходных задач. Для построения таких методов существуют средства математической статистики, численных методов, методов оптимизации, теории вероятностей, теории графов, различные техники работы с данными в цифровой форме. В общем понимании — это отрасль искусственного интеллекта, которая в ходе ее использования учится на опыте и применяет полученные знания для прогнозирования будущих состояний той или иной системы. Это достаточно широкая технология, состоящая из множества

методов, хорошо подходящих для решения проблем регрессии, классификации и обнаружения аномалий. Искусственный интеллект на основе обучения обрел широкое распространение в самых разных приложениях, начиная от обнаружения мошенничества с банковскими кредитными картами и заканчивая анализом остаточной надежности корродирующих систем.

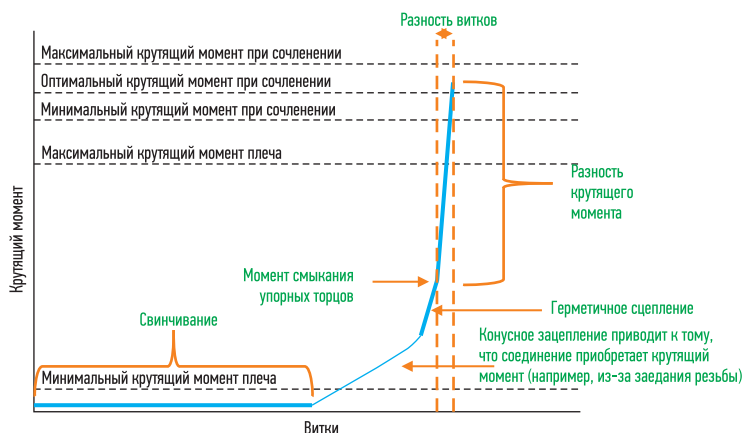
Недавно в одной практической реализации машинное обучение было применено для анализа монтажа колонны труб трубной обвязки¹ (в англ. терминологии — make-up analysis of tubular connections). Здесь необходимые данные собирают от датчиков, встроенных в оборудование для свинчивания колонны. Специалисту по эксплуатации эти данные часто предоставляются в виде графика зависимости крутящего момента от числа оборотов или оборотов штыревого элемента соединения. Пример подобного графика представлен на рис. 1.

После завершения процесса свинчивания техник должен рассмотреть ключевые особенности графика и сравнить их с критериями приемлемости для установления расположения соединения. В случае обнаружения отказа технический специалист должен диагностировать нежелательное состояние, чтобы определить, можно ли восстановить соединение и как это сделать. Такое обследование сотрудник выполняет, полагаясь на знания, полученные при обучении, и профессиональный опыт. Вот здесь интеллектуальная система с машинным обучением и может принести весьма ощутимую пользу.

Установлено, что компьютеры способны по крайней мере вызывать информацию и связанные с ней отношения между данными, так же как и люди. Следовательно, машинное обучение применительно к обсуждаемому примеру должно быть в состоянии эффективно классифицировать и диагностировать трубчатые соединения практически без вмешательства человека.

ТЕХНОЛОГИЧЕСКАЯ КАРТА ПРОЦЕССА МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Для того чтобы исследовать предложенную гипотезу, был использован рабочий процесс, показанный на рис. 2. На первом этапе цели проекта были определены следующим образом:



¹ Трубная обвязка (Tubular connection) — часть устьевого обвязки, входящая в устьевую арматуру, обеспечивающая обвязывание одного или нескольких скважинных трубопроводов с обсадной колонной и между собой и возможность управления потоком скважинной среды в затрубном пространстве. Определение согласно ГОСТ 28996-91 «Оборудование нефтепромысловое устьевое. Термины и определения». — Прим. пер.

- Разработать интеллектуальную систему для автоматической классификации графиков крутящего момента.
- Использовать интеллектуальную систему для обнаружения и прогнозирования аномалий, чтобы уменьшить или устранить повреждение соединений до того, как оно произойдет.

ПОНИМАНИЕ ДАННЫХ

На втором этапе цель состояла в том, чтобы понять данные, доступные для обучения модели, и получить ответы на вопросы:

- Какие переменные или характеристики важны для решения проблемы?
- Как хранятся данные и в какой форме?
- Достаточно ли большой объем данных?

Что касается переменных, то на данном этапе процесса воздействие какой-либо конкретной переменной не всегда может быть точно известно. Если переменная не оказывает сильного влияния на результат, это будет очевидно уже при оценке производительности модели на последующих этапах. Вот почему допустимо использовать такие данные, но следует проявлять осторожность, чтобы не включать слишком много переменных, влияние которых не совсем понятно. Это позволяет не тратить усилия на построение модели только для того, чтобы обнаружить, что она не проходит верификационное тестирование.

Также важно обеспечить, чтобы доступный набор данных был достаточно широким, чтобы охватить весь диапазон входных переменных, ожидаемых в развернутых операциях. Обученные алгоритмы лучше всего работают при воздействии данных, подобных тем, что используются для их обучения. Если имеются значительные отклонения от объема обучающего набора данных и переменных, модель при запросе не сможет дать точные ответы.

ПОДГОТОВКА ДАННЫХ

Подготовка данных имеет определяющее значение для решения любой проблемы машинного обучения. На этом этапе данные сначала извлекаются для обучения. Процесс может включать полную совокупность данных или их случайную выборку, если имеющаяся совокупность достаточно

велика. Далее следует очистка данных для их стандартизации и перевода в удобный формат представления — форматирования. Наконец, данные должны быть проверены на точность, в общем случае на достоверность. Поскольку данные будут использоваться для обучения модели, крайне важно, чтобы они были максимально точными, иначе их неправильная подготовка для обучения может привести к созданию модели, которая будет давать ошибочные или вводящие в заблуждение результаты.

ПОСТРОЕНИЕ МОДЕЛИ И ЕЕ ТРЕНИРОВКА

Итак, цели определены, а данные отобраны и подготовлены к использованию. Следующим шагом будет создание и обучение модели машинного обучения, соответствующей целям проекта. Для этого широко применяются десятки алгоритмов, однако их подробное обсуждение выходит за рамки настоящей статьи. Тем не менее следует отметить, что эти алгоритмы обычно можно сгруппировать по типу проблемы, которую они лучше всего решают, сужая список подходящих алгоритмов, как только проблема будет четко определена.

Для обучения создаваемой модели существует несколько методов. Но обычно они сводятся к двум вариантам — под наблюдением и без. При контролируемом обучении входные данные предоставляются в модель с соответствующими результатами. К этому методу часто обращаются для решения задач регрессии и классификации.

Альтернативный метод — обучение, скажем так, без учителя, широко распространено при решении проблем обнаружения аномалий. Он отличается от контролируемого обучения тем, что в системе, в которой обучается модель, нет на текущий момент соответствующих результатов.

В обоих методах модель обучается до тех пор, пока не будет достигнут приемлемый уровень максимальной ошибки. Обучение часто является итеративным процессом, результаты которого лучше всего суммировать в форме матрицы несоответствий. В качестве примера на рис. 3 показаны результаты первой итерации обучения, проверенные на новых данных, то есть данных, не использованных для обучения.



РАЗВЕРТЫВАНИЕ МОДЕЛИ

После завершения проверки и оценки производительности и окончательной настройки обученная модель готова к развертыванию для использования. Развертывание может принимать различные формы, включая локальный хостинг на одном компьютере, через сетевой доступ или веб-развертывание для доступа из любой точки мира. Поскольку достаточно большая вычислительная мощность требуется лишь во время обучения, то подготовленная для развертывания модель, как правило, может быть перенесена на гораздо менее мощные платформы или даже на мобильные устройства.

Однако и после развертывания модели процесс ее разработки не заканчивается. Производительность модели следует контролировать по крайней мере периодически, чтобы убедиться в ее соответствии реальным требованиям. Нередко для развертывания необходимо выполнить те или иные корректировки. Это обязательно признак неэффективности модели, а часть непрерывного процесса улучшения. Поскольку модель постоянно подвергается воздействию все большего количества данных, она постепенно «повзрослеет», станет «умнее» и «извлечет уроки» из своего нового опыта, что в конечном итоге повысит ее производительность.

Модель, описанная как пример для анализа монтажа колонны труб трубной обвязки, была успешно развернута компанией Frank's International в качестве технологии интеллектуального

РИС. 2. ▲ Жизненный цикл машинного обучения и его этапы

		Фактический	
		Принятый	Отклонённый
Предсказанный	Принятый	2371	86
	Отклонённый	61	1725

РИС. 3. ◀ Матрица несоответствий, результат первой итерации

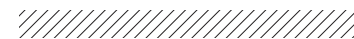


РИС. 4. ▲
Технология интеллектуального анализа соединения монтажа колонны труб трубной обвязки, вынесенная на экран, и дисплей с его отображением

анализа соединения iCAM (iCAM — intelligent connection analyzed make-up) (рис. 4). Развертывание произошло после окончательной оптимизации, тонкой настройки и проверки производительности, чтобы обеспечить требуемые уровни точности и возможностей. Хотя здесь это прямо не описано, но необходимо сказать, и это вполне естественно, что дополнительные функции были и будут появляться к этой технологии в ее дальнейших обновлениях.

ПРЕИМУЩЕСТВА ПРЕДЛАГАЕМОГО ПОДХОДА

Как показывает приведенный пример, машинное обучение может эффективно использоваться для анализа процесса создания трубного соединения. Это дает много преимуществ. Во-первых, применение машинного обучения устраняет субъективность человека из процесса анализа, обеспечивая более последовательные и точные результаты. В то время как обучение большинства операторов происходит в рамках глобально стандартизированных программ, опыт, полученный каждым оператором, будет очень разным и ограниченным по объему знаний и накопленным навыков.

И наоборот, надлежащим образом подготовленная модель машинного обучения позволяет извлечь пользу из изучения коллективного опыта всех зарегистрированных способов подключения и вызова этой информации при возникновении той или иной необходимости, детерминированной

непосредственно самой моделью. Таким образом, опыт, обретенный моделью машинного обучения, приравнивается к многолетнему опыту человека-оператора.

Внедрение технологии машинного обучения для оценки соединений также имеет преимущества перед системами, основанными на правилах, используемых сегодня. Установление правил для некоторых условий является простым набором параметров, например минимальный крутящий момент, максимальный крутящий момент и другие. Но этот набор не эффективен для ряда ситуаций, таких как сжатие упорного кольца хвостовика (dore squeeze), заедание резьбы или плохое уплотнение. Чтобы разработать необходимые правила для автоматической оценки данного соединения, мы должны создать правило или серию правил для каждого допустимого и отклоняемого условия, основанного на предварительном знании характеристики (подписи) каждого условия и сопутствующих ему факторов.

Машинное обучение преодолевает эту проблему благодаря своей способности выявлять закономерности и корреляцию, которые могут быть незаметны для человеческого анализа. В результате обученная модель, как правило, может определять и оценивать больше условий, чем система, основанная на правилах, и может делать это точнее и эффективнее. Машинное обучение, как оно реализовано здесь, также обеспечивает дополнительные преимущества прогнозного анализа и обнаружения аномалий, предотвращая повреждение резь-

бовых соединений прежде, чем оно произойдет. Это приводит не только к сокращению времени на свинчивание, но и уменьшению экономических потерь при эксплуатации скважины.

С операционной точки зрения внедрение автоматизированного анализа соединений способно уменьшить количество работников на площадке буровой установки. Это может быть достигнуто в двух сценариях. Во-первых, использование таких технологий, как iCAM от компании Frank's International, позволяет компьютеру окончательно определять целостность соединения без вмешательства человека, полностью исключая из него техников.

В альтернативном сценарии человек-оператор может быть удален с буровой площадки и вместо этого контролировать и управлять несколькими процессами из определенного центра, вмешиваясь в конкретную операцию только тогда, когда в этом возникает крайняя необходимость. Это стало возможным благодаря технологиям передачи данных в реальном времени, таким как система DISPLAY кампании Frank's International (рис. 4), которая облегчает мониторинг процесса установления соединения из любой точки мира.

РОЛЬ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Поскольку нефтегазовая отрасль продолжает стремиться к повышению эффективности и все большей интегрированности скважин, ожидается, что такие технологии, как машинное обучение, будут играть все более важную роль и станут обычным средством и незаменимым инструментом при их эксплуатации. Так же как в приведенном примере реального применения, в котором машинное обучение было успешно использовано для оценки и анализа монтажа колонны труб трубной обвязки.

Достигнутые при этом преимущества включают точную и последовательную оценку, прогнозирование в реальном времени и обнаружение аномалий для предотвращения повреждения соединения, а также удаление персонала непосредственно с пола буровой установки. Если все это рассматривать в комплексе, такой подход приводит к экономии средств, улучшению эксплуатационной надежности скважины и повышению безопасности работающего на ней персонала. ●