

КАК ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ МОЖЕТ УВЕЛИЧИТЬ ДОБЫЧУ НЕФТИ НА ЗРЕЛЫХ МЕСТОРОЖДЕНИЯХ

А.Н. Кунчинин (УДНГ ОАО «Славнефть-Мегионнефтегаз»), Д.Э. Крикунов (Компания Цифра)

Электроцентробежные насосы (УЭЦН) получили широкое применение в нефтедобывающей отрасли. Традиционно решение о вмешательстве в существующий режим работы УЭЦН принимает инженерно-технологический персонал цеха добычи с целью обеспечения оптимального режима работы насоса: корректировки частоты вращения, продолжительности цикла работы УЭЦН, соотношения времени отбора жидкости и ее накопления в этом цикле. Рассмотрено пилотное решение на основе машинного обучения для оптимального управления режимом добычи нефти, реализованное на одном из месторождений в Западной Сибири.

Ключевые слова: электроцентробежные насосы, искусственный интеллект, машинное обучение, оптимальное управление, добыча нефти.

Несмотря на стремительное развитие возобновляемых источников энергии, нефть все еще на вершине "рейтинга" энергоносителей с долей в 31%. По данным Международного энергетического агентства, потребление нефти в мире в 2018 г. выросло на 1,3% и по итогам 2019 г. может впервые в истории превысить 100 млн. баррелей в день.

Однако задача удовлетворения растущего спроса с каждым годом становится все более непростой. Легкой нефти почти не осталось, впереди все более сложные горизонты, с выраженной неоднородностью продуктивных пластов, низкой проницаемостью и с еще большими глубинами их залегания.

Учитывая высокий спрос на «черное золото» и трудноизвлекаемость запасов, нефтегазодобывающие предприятия активно ищут новые технологии, которые позволяют более эффективно осваивать имеющиеся месторождения для удовлетворения спроса и сдерживания себестоимости. Один из методов повышения эффективности добычи — управление темпом отбора жидкости со скважины.

Современные возможности управления отбором нефти с пласта

Широкое применение в нефтедобывающей отрасли получили электроцентробежные насосы (УЭЦН), способные работать в осложненных условиях на глубинах свыше 4 км. Такие насосы используют в России, США, Китае, Канаде и Юго-Восточной Азии, где много "выработанных" месторождений, но с большими остаточными запасами.

УЭЦН имеет возможность работать в широком диапазоне подач ($\pm 30\%$ от номинальной производительности), а если при этом использовать станцию управления с частотным регулированием, то добывающие компании получают также возможность изменять частоту вращения вала в любой момент времени и влиять таким образом на темпы отбора пластовой жидкости. При других существующих сегодня методах добычи такие изменения дебита скважины невозможны.

Принцип изменения темпа отбора прост — при увеличении частоты вращения вала рабочие аппараты насоса начинают вращаться быстрее, и объем жидкости, добываемой из скважины, возрастает, и наоборот. За счет регулирования частоты вращения вала можно обеспечить оптимальный отбор пластовой жидкости.

Однако со временем энергия пласта изменяется, при этом меняется и объем жидкости, который можно добыть из скважины. Кроме того, известны более краткосрочные факторы, влияющие на возможный темп отбора пластовой жидкости, например, плановое/внеплановое изменение режима работы системы, поддерживающей уровень пластового давления. Именно поэтому задача определения режима оптимального отбора жидкости является не такой простой, как это может казаться.

Сегодня решения о вмешательстве в существующий режим работы УЭЦН принимает инженерно-технологический персонал цеха добычи. Суть этих решений заключается в поддержании оптимального режима работы насоса, включая корректировку частоты вращения, продолжительности цикла работы УЭЦН, соотношения времени отбора жидкости и ее накопления в этом цикле.

Используемые в различных компаниях методики оптимизации очень схожи между собой и основываются на базовых алгоритмах и закономерностях, известных еще с XX века. Однако принимаемые решения не всегда являются эффективными, так как не учитывают влияние изменяемого режима работы УЭЦН на все последующие этапы производства (сбор и транспортировка скважинной продукции, подготовка и перекачка нефти и газа, поддержание пластового давления).

Максимально реализовать потенциал скважин возможно за счет внедрения современного оборудования и комплексной оценки возможностей всех этапов производства, используя для этого технологии машинного обучения.

Эксперты в области искусственного интеллекта компании Цифра (Россия, Финляндия) завершили тестирование интеллектуального решения на основе машинного обучения для оптимального управления режимом добычи нефти на одном из месторождений в Западной Сибири.

Описание решения

Разработанное решение базируется на алгоритмах, которые учитывают следующие параметры работы скважины и их корреляции: частота вращения вала электродвигателя, включение/выключение насоса (1 — включен, 0 — выключен), обводненность (%),

плотность ($\text{кг}/\text{м}^3$), температура масла двигателя ($^{\circ}\text{C}$), активная мощность (кВт), давление буферное ($\text{кгс}/\text{см}^2$), номинальная мощность двигателя (кВт), ток двигателя (А), напряжение входное (В), давление в коллекторе ($\text{кгс}/\text{см}^2$), давление пластовое ($\text{кгс}/\text{см}^2$), номинальная производительность насоса ($\text{м}^3/\text{сут.}$), глубина спуска УЭЦН (м), удлинение на интервал перфорации пласта (м), динамический уровень (м), давление затрубное ($\text{кгс}/\text{см}^2$), давление на приеме насоса ($\text{кгс}/\text{см}^2$), замеренный дебит смеси ($\text{м}^3/\text{сут.}$).

Решение состоит из пяти основных модулей: подготовки данных, проверки достаточности данных, моделирования системы "пласт-скважина-насос", расчета рекомендуемого режима, расчета экономического эффекта.

На первом этапе в работу вступает модуль подготовки данных. В рамках этого модуля данные подвергаются фильтрации для исключения недостоверных измерений, выбросов датчиков и т. д. Также на этом этапе производится построение вспомогательных агрегатных параметров. Один из главных параметров — истинный добытый дебит смеси. Он особенно актуален для скважин, работающих в периодическом режиме (цикл отбора пластовой продукции, цикл накопления).

Далее, модуль проверки данных осуществляет проверку достаточности для последующего построения алгоритмов и моделей машинного обучения. К функциям модуля среди прочего относится проверка скважин с целью определения достоверности и устойчивости данных для построения рекомендаций. Рекомендации могут быть построены только для скважин, работа которых описана достаточно подробно и режим которых можно считать установившимся. Критерием достаточности данных является наличие всех критически важных параметров (КВП) с заданной частотой: температура масла двигателя, рабочий ток, давление на приеме насоса, сопротивление изоляции кабеля и пр. Для оценки устойчивости данных используются базовые методы прогноза временных рядов. Если разность оценки этих методов с историческими значениями не превышает заданные величины, считается, что скважина работает в устойчивом режиме.

Модуль моделирования системы «пласт-скважина-насос» включает приложение, обеспечивающее построение прогностической модели для дебита смеси и КВП работы скважины. Прогностическая модель состоит из двух частей: персональный прогноз на каждую скважину и общий прогноз для всех скважин месторождения. Персонального прогноза на конкретную скважину может не существовать: недостаточно истории для его построения, история содержит большое число выбросов, история некорректна, неточности в измерениях и т. д. Персональный прогноз основан только на истории изменения параметров конкретной скважины. Общий же прогноз основан на достоверных исторических данных по большому числу похожих скважин.

При построении прогностических моделей применяются несколько моделей машинного обучения, в том

числе случайный лес, линейная регрессия и др. Результирующий прогноз для каждой скважины, для каждого прогнозного параметра вычисляется как линейная взвешенная сумма персонального и общего прогноза с рассчитанным коэффициентом доверия. Коэффициент доверия рассчитывается исходя из достаточности данных для описания работы скважины.

В качестве входных данных для построения прогноза, кроме измеренных значений физических величин, используются приращения этих величин. Такой подход позволяет исключить постоянную ошибку измерения или разницу в измерении физических величин и повышает точность общей прогностической модели для всех скважин.

Модели обучаются на исторических данных систем телемеханики за несколько лет.

Далее, сопоставляя прогнозы дебита смеси и всех КВП, производится выбор режима работы УЭЦН для максимизации объема поднимаемой смеси с минимальными рисками, связанными с недостижением планируемого дебита или внеплановой остановки насоса из-за несоответствия характеристик насоса и приточных характеристик пласта.

Система генерирует рекомендации двух типов:

- повышение частоты работы двигателя (или соотношение времени работы и простоя в случае КЭС) для увеличения объема поднимаемой смеси;
- уменьшения частоты для уменьшения риска остановки скважины (осушение, перегрев двигателя и др.).

Рекомендации по оптимальному режиму работы скважины выдаются каждые сутки. В настоящее время данные рекомендации обязательно проходят оценку инженерно-технического работника, а затем он дает команду скорректировать на их основе работу насоса. Однако возможно и автоматическое управление насосом на основе этих рекомендаций.

В рамках решения также осуществляется расчет плановых экономических показателей изменения режимов, план-факт анализ. Это позволяет адекватно оценивать точность прогностических моделей и обеспечивает обратную связь для их уточнения.

Особенности подхода и моделирования

Решение работает на комбинации физической и прогнозно-статистической моделей.

Модель насоса в решении представлена физической моделью, в которую заложены известные физические закономерности работы системы «пласт-скважина-насос». Статистическая же часть решения призвана определить краткосрочную и долгосрочную реакцию системы "скважина-пласт". По физике процесса заложены ограничения по максимальной частоте, нагрузке, току и т. д. Другими словами, если рекомендации, рассчитанные математически, вступают в конфликт с физикой процесса в части ограничений верхних уставок значений параметра (например, система просчитала, что максимальный дебит будет при частоте, недопустимой на данной скважине), то система их от-

клоняет и выдает наиболее эффективные выполнимые рекомендации. Другими словами, отфильтровываются рекомендации, в которых контролируемые параметры выходят за границы допустимых пределов.

При реализации проекта проверялась применимость и робастность целого ряда методов машинного обучения от линейной регрессии до глубоких интеллектуальных нейронных сетей разной архитектуры (от традиционного многослойного перцептрона до Causal CNN) [1, 2]. В силу особенностей задачи и входных данных (невысокая вариативность, нерегулярность и асинхронность) наилучшие результаты были достигнуты при применении ансамбля моделей — Random Forest, учитывающих специфику каждой скважины, и baseline-модели. Для учета выходов специфической и baseline модели их результаты комбинировались с использованием коэффициента блендинга, учитывающего точность специфической модели.

Результаты испытаний

Данное решение тестировалось в течение 3 мес. на нефтяном месторождении в Западной Сибири. Среднедействующий фонд представлен 500 скважинами [3], из которых около 370 полностью удовлетворяют критериям оснащенности и достаточности данных, соответственно в итоге пилот был развернут для них.

Результаты показали, что можно достичь увеличения добычи нефти в среднем до 1,5 % за счет корректировки параметров работы скважин. Например, за счет оптимального режима, рекомендуемого системой, со скважины, из которой при обычном режиме извлекается 50 м³ нефтяной смеси в сутки, удастся добыть 53 м³ жидкости.

Расчет производится следующим образом. Решение выдает рекомендации по увеличению дебита нефти на перечень скважин. Инженерно-техническими работниками предприятия проводится анализ предлагаемых мероприятий. В ходе этой работы определяется их применимость, степень риска остановки или выхода из строя погружного оборудования. При тестировании решения в работу брались как очевидные мероприятия (малорисковые), так и неочевидные, представляющие малый интерес, с точки зрения скважины - кандидата на изменение режима работы. Увеличение дебита рассчитывается при изменении режима работы согласно рекомендациям решения, неочевидным для персонала. Например, без решения инженеры бы не порекомендовали увеличивать частоту вращений вала насоса. Таким образом все выданные решением рекомендации, которые были оценены инженерным персоналом как представляющие малый интерес, были применены и показали свою эффективность. В расчете принимались следующие упрощения: дебит контролируемых

скважин считался стабильным в будущем (несмотря на то, что пластовое давление постоянно уменьшается, и прирост дебита в действительности больше). Поведение других скважин в расчете прироста дебита не рассматривалось. Учитывался общий дебит всех скважин в начальный момент времени, далее рассчитывался суммарный прирост дебита на «неочевидных» скважинах (около 200 скважин), вычислялся процент.

Возможные изменения «пласт-скважина» компенсируются пропорциональной закачкой воды для поддержания пластового давления. На пилотном месторождении имеется избыточная компенсация — более чем на 10%, поэтому перерасчет компенсации не осуществляется. Это задача, которую планируется решить в ближайшем будущем.

Востребованность технологии

Данное решение является частью общей концепции интеллектуального нефтяного месторождения. Gartner считает, что концепция интеллектуального нефтяного месторождения может помочь нефтяным компаниям сократить операционные расходы на 5 % и увеличить объем добычи на 2 %. Cambridge Energy Research Association утверждает, что "умное нефтяное месторождение" может привести к снижению себестоимости на 1...6 %, сокращению времени простоя нефтяных скважин на 1...4 %.

Разработанная система предоставляет инженеру всю необходимую информацию для принятия решения по изменению режима работы добывающей скважины. Ранее расчет проводился с определенной периодичностью или ситуационно. Сейчас работа сводится к углубленному анализу первичной информации для корректного установления причинно-следственных связей возникающих изменений. Таким образом производительность труда инженеров выросла как минимум на 25 %.

Интеллектуальное месторождение — будущее нефтяной отрасли. Ожидается, что технология управления режимом работы скважин с применением машинного обучения будет востребована нефтяной отраслью, особенно в тех странах, где имеется большое число зрелых месторождений.

Список литературы

1. Witten I. H., Frank E. Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques (Second Edition). Morgan Kaufmann, 2005.
2. Liang Wang, Li Cheng, Guoying Zhao. Machine Learning for Human Motion Analysis. IGI Global, 2009. 318 p.
3. Krikunov D., Kosyachenko S., Lukovkin D., Kunchinin A., Tolmachev R. and Chebotarev R. AI-Based ESP Optimal Control Solution to Optimize Oil Flow Across Multiple Wells // Conference: SPE Gas & Oil Technology Showcase and Conference. Dubai. 2019.

Кунчинин Александр Николаевич — главный специалист технологического отдела по работе с внутрискважинным оборудованием УДНГ ОАО «Славнефть-Мегионнефтегаз»,

Крикунов Дмитрий Эдуардович — руководитель разработок в области искусственного интеллекта для нефтегазовой отрасли компании Цифра.

Контактный телефон +7 (495) 665-91-31.

E-mail: info@zyfra.com