

ПРИМЕНЕНИЕ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ПРИ ПОДБОРЕ ЖИДКОСТИ ГИДРОРАЗРЫВА

Аленькин И.А. (аспирант, гр. 93-11)

*Альметьевский государственный технологический университет –
Высшая школа нефти, г. Альметьевск, Республика Татарстан, Россия*

Актуальность. Выбор жидкости гидроразрыва пласта является важной задачей, поскольку для каждой конкретной скважины с учетом геологического строения породы, глубины скважины и других особенностей оптимальный состав такой жидкости, необходимые реологические свойства могут отличаться [1]. В связи с тем, что объемы технологических операций гидроразрыва пласта с каждым годом стремительно увеличиваются, необходимым является разработка наиболее оптимального способа подбора жидкости гидроразрыва с точки зрения временных затрат, количества вовлеченных специалистов и, что не менее важно, точности проведенных исследований [2]. В работе представлены результаты исследований по разработке модели искусственного интеллекта, позволяющей осуществлять подбор такой жидкости в зависимости от заданных целевых параметров [3]. В результате проведенных исследований было установлено, что применение классических методов машинного обучения, таких как линейная регрессия, деревья решений являются неэффективными. В связи с этим для дальнейших исследований была выбрана методика по синтезу математической модели с помощью более сложных методов, основанных на аддитивной, LASSO и Ridge регрессиях.

Цель работы – разработка и оценка применимости модели искусственного интеллекта, позволяющей осуществлять подбор жидкости гидроразрыва с учетом заданных целевых параметров.

Анализ полученных результатов.

Основной проблемой, которая обуславливает недостаточное качество предсказания моделями, основанными на классических методах машинного обучения, судя по всему, является очень ограниченный набор обучающих данных, составляющий на данный момент всего 104 эксперимента, что является недостаточным для качественного обучения моделей ИИ. При этом трудоемкость и длительность проведения одного эксперимента не позволит многократно увеличить объем экспериментальной выборки за короткий срок. В связи с этим необходимо разрабатывать и использовать принципиально новые математические методы для синтеза математических моделей, предсказывающих необходимые параметры. Еще одной проблемой является большое количество контрольных параметров, часть из которых, вероятно, не оказывает значимого влияния на целевую переменную, однако их учет может привести к появлению ложных корреляций и переобучению модели. Для

избежания этого первым шагом при синтезе математической модели должна быть процедура разреживания. Эта процедура анализирует влияние каждой переменной на целевую, после чего оставляет только те переменные, которые оказывают значимое влияние. Данная процедура выполняется с помощью комбинации двух методов, а именно LASSO регрессии и Ridge регрессии.

Таким образом, определяется набор нелинейных функций, при котором ошибка прогнозирования получается минимальной. Суть метода заключается в том, что с помощью него подбирается сложная нелинейная функция, которая будет максимально точно покрывать все экспериментальные точки в гиперпространстве параметров. Данный метод позволяет синтезировать математическую модель даже в условиях сильно ограниченного набора данных, когда классические методы ИИ оказываются неприменимыми. Учитывая сложность и длительность получения большого набора экспериментальных данных, данный метод является наиболее перспективным для разработки моделей.

Заключение. В связи с низкой эффективностью моделей на основе классических методов машинного обучения была разработана с целью дальнейшей апробации методика по синтезу математической модели с помощью ряда методов, основанных на аддитивной нелинейной регрессии, LASSO и Ridge регрессиях. Данная методика зарекомендовала себя как эффективный метод при проблемах с объемом данных и большим количестве управляющих параметров.

Благодарность. *Выражаю признательность и благодарность научному руководителю Насыбуллину Арслану Валерьевичу, доктору технических наук, профессору, за консультацию и помощь при проведении данного исследования.*

Литература

1. Основы технологии гидравлического разрыва пластов: Учебное пособие / В.Г. Салимов, Ш.Ф. Тахаутдинов, А.В. Насыбуллин, О.В. Салимов. – Казань: Изд-во «Фэн» АН РТ, 2021. – 386 с.
2. Кочнев А.А., Козырев Н.Д., Кочнева О.Е., Галкин С.В. Разработка комплексной методики прогноза эффективности геолого-технических мероприятий на основе алгоритмов машинного обучения / Георесурсы. – 2020 – №.22(3). – С. 79–86. DOI: <https://doi.org/10.18599/grs.2020.3.79-86>.
3. Насыбуллин А.В., Шутлов А.А., Антонов О.Г. Повышение эффективности нефтедобычи при оптимизации системы заводнения на основе нейросетевого и гидродинамического моделирования //Оборудование и технологии для нефтегазового комплекса. – 2014. – №. 5. – С. 47-51.