

напряжений и турбулентных скалярных потоков с транспортными уравнениями второго порядка. Показано, что модель динамики частиц сероводорода (кислорода) по пространству узла соединения позволяет выявить локальные области с интенсивным массопереносом и определить степень коррозии внутренней поверхности стенки ТП. Включение сведений о коэффициенте массо- и теплопереноса позволяет расширить приложение модели расчета скорости коррозии. Кроме того, отмечается, что экстремальные значения коррозии определяются процессами роста в пристеночной области значений: кинетической энергии турбулентности, масштаба энергосодержащих вихрей и интенсивности вторичных течений. Последнее представляет большой практический интерес и составляет предмет перспективных исследований.

Литература

1. Berger F.P., Hau K. // International Journal Heat and Mass Transfer. - 1977. - V.20. –P. 1185- 1194.
2. Bergstrom D.S., Bender T., Adamopoulos G., Postlethwaite J. // Canadian Journal of Chemical Engineering. – 1998. -V. 76. - N.8. –P. 728-737.
3. Chang S.M., Humphrey J.A.C., Modavi A. // Physicochemical hydrodynamics. – 1983. - V. 4. - N.3. -P. 243-269.
4. Nestic S. Computational of localized erosion-corrosion in disturbed two-phase flow. PhD Thesis, University of Saskatchewan, 1991. - 230p.
5. Poulson B., Robinson R. // International Journal Heat and Mass Transfer. - 1988. -V.31. -N. 6. -P. 1289-1297.
6. Альгинов Р.А., Харламов С.Н. // Горный информационно-аналитический бюллетень (научно-технический журнал). – 2012. – № ОВЗ. – С. 483–495.
7. Харламов С.Н., Джангхорбани М. // Известия ТПУ. Инжиниринг георесурсов. -2020. -Т. 331. –N. 7. –P.131–149.
8. Харламов С.Н., Фатьянов Д.С. // Известия ТПУ. Инжиниринг георесурсов. – 2020. - Т. 331. N.8. –С. 53-67.

РАЗРАБОТКА АВТОМАТИЗИРОВАННОГО АЛГОРИТМА ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ФИЛЬТРАЦИОННО-ЕМКОСТНЫХ СВОЙСТВ В СКВАЖИНАХ БЕЗ ОТБОРА КЕРНА **Абдуллаев Р.А.**

Научный руководитель - профессор В.Б. Белозеров

Национальный исследовательский Томский политехнический университет, г. Томск, Россия

Фильтрационно-емкостные свойства являются важнейшими входными данными в процессах статического и динамического моделирования. В то время как пористость может быть относительно легко получена как напрямую (в ходе лабораторных измерений образцов керна), так и косвенно (на основе измерений физических свойств пласта), оценка проницаемости все еще ограничена исследованиями кернового материала или гидродинамическими испытаниями скважин с соответствующими замерами, так или иначе зависящими от калибровки на лабораторных данных. Существует также альтернативный способ оценки проницаемости по пористости на основе статистической зависимости, полученной в ходе исследований керна. Недостаток этого метода заключается в том, что корреляция измеренных параметров не всегда отличается необходимой точностью, так как выборка кернового материала может оказаться непредставительной из-за низкой степени охвата нефтеперспективной площади данными бурения [2].

Учитывая, что точное определение проницаемости играет решающую роль в эффективном извлечении углеводородов, оптимизируя процесс размещения скважин и выбор интервалов перфорации, создание и промышленное внедрение алгоритма, способного максимально точно и быстро вычислить ее значение при минимальном объеме входных данных, является одной из приоритетных задач в моделировании. Решением проблемы, связанной с «заполнением» модели недр корректными значениями проницаемости, может быть ее расчет на основе геофизических исследований скважин (ГИС), проводимых повсеместно и имеющих высокую степень информативности продуктивного коллектора как по разрезу, так и по площади. Этому способствует и появление устройств с высокой вычислительной мощностью, позволяющих проводить с помощью алгоритмов машинного обучения и искусственного интеллекта быстрый и точный анализ больших объемов данных по сравнению с традиционными или статистическими техниками [3].

Целью данной работы является создание алгоритма, позволяющего предсказывать значения проницаемости на основе данных ГИС в скважинах, не освещенных керновыми данными. Оптимальный вариант алгоритма будет найден путем сравнения точности различных моделей оценки проницаемости, построенных на основе линейной и логистической регрессий, ансамбля деревьев решений, а также нейронных сетей.

Работу алгоритма машинного обучения можно описать следующим образом: существуют так называемые обучающая, валидационная и тестовая выборки данных, каждая из которых включает в себя объекты, описываемые некоторым набором признаков. Конечная цель алгоритма машинного обучения – восстановить математическую зависимость между представленными парами объект-признак таким образом, чтобы в дальнейшем ее можно было распространить на объекты тестовой выборки для нахождения неизвестных признаков. Валидационная выборка используется для оценки точности полученной зависимости.

Перед построением модели любого типа необходимо обработать и проанализировать входные данные. В данном случае предобработка представляла собой объединение данных ГИС участка Восточно-Мессояхского месторождения в единую таблицу (датафрейм) с последующим отбором присутствовавших во всех скважинах методов. Работа осуществлялась с объектом ПК1.3. Данные были разделены на две группы: для обучения модели использовались значения ГИС скважин 58, 112, 121 и 123, а для оценки точности – данные скважины 85.

Следующим шагом необходимо произвести увязку керновых данных с данными ГИС в интересующем нас интервале. Задача была осложнена тем, что запись геофизических исследований производилась с шагом 0,2 метра, а

СЕКЦИЯ 17. МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ, ФУНДАМЕНТАЛЬНЫЕ И ЧИСЛЕННО-ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ В ТЕХНИКЕ И ТЕХНОЛОГИЯХ ИНТЕНСИФИКАЦИИ ПРОЦЕССОВ В НЕФТЕГАЗОВОМ ДЕЛЕ. МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРОЦЕССОВ ПРИ ТРАНСПОРТИРОВКЕ НЕФТИ И ГАЗА.

керновые данные не имели четкой сетки отбора, соответственно, в интервале между двумя записями зондов ГИС могло находиться одновременно до 10 точек керна. Решение проблемы заключается в выполнении двух параллельных действий: дискретизации данных ГИС до некоторого более удобного для работы шага (в нашем случае – 0,1 м) и группирование точек керна к ближайшей отметке ГИС в пределах выбранного шага; в случае, если в пределах шага было несколько точек керна, значение проницаемости по ним бралось как среднеарифметическое. Результатом первого шага является датафрейм с размерами 792 x 28 (792 образца кернового материала, каждый из которых описывался с помощью 28 признаков – значений ГИС).

Дальнейшая работа над данными производилась с применением высокоуровневого языка программирования Python. Первым шагом являлось исключение взаимно обратных признаков, например, каротажей сопротивления и проводимости, а также, признаков, которые не должны влиять на формирующуюся модель – порядковый номер скважины или объекта, его абсолютная отметка глубины. Таким образом, количество входных признаков было уменьшено до 10. Следующий шаг – исключение «выбросов», т.е. резко отличающихся значений, не вписывающихся в общую модель. Исключались объекты, имевшие значения проницаемости менее 0,001 мД и более 2500 мД, а также скорости прохождения волн менее 330 м/с и более 460 м/с. Они составляли абсолютное меньшинство (менее 5 %) от суммарного количества всех объектов, поэтому могли быть исключены из датафрейма без потерь в точности. Другой вариант анализа входных данных – построение графиков, отображающих зависимость признаков друг от друга, в нашем случае влияние ключевого признака – проницаемости – на методы ГИС. Аналогичную функцию выполняет тепловая карта, на которой в зависимости от степени влияния признака на другой изменяется интенсивность цвета, а также его оттенок. Оба варианта анализа входных данных представлены на Рисунке. В рассматриваемом случае нас интересовала именно степень влияния проницаемости на другие методы ГИС, т.е. крайний столбец или нижняя строка. Исходя из распределения было предположено, что наибольший вклад в расчет проницаемости вносят методы PS, PZ и DT. Данное предположение в дальнейшем будет подтверждено построенными моделями. Таким образом, в ходе выполнения второго шага количество входных признаков было снижено до 10, для части признаков были заданы граничные значения (значения проницаемости в интервале от 0,001 до 2500 мД, значения DT от 330 до 460 м/с), а также определены методы ГИС, которые будут являться ключевыми при построении модели проницаемости (PS, PZ и DT) [1].

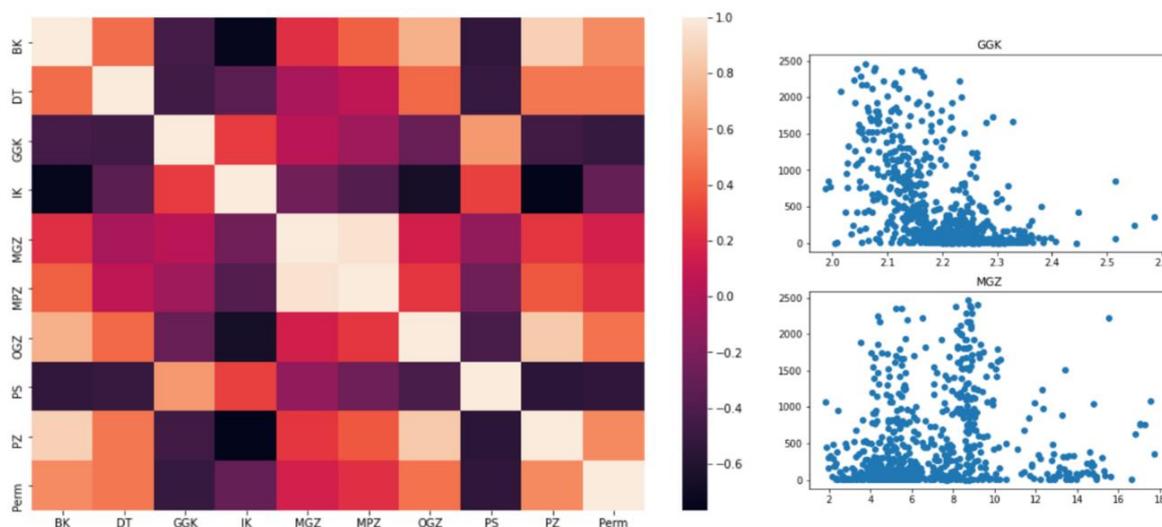


Рис. Примеры вариантов анализа входных данных

Третьим шагом является построение регрессионных моделей на основе линейной (Linear Regression, Lasso, LassoCV) и логистической регрессий (Ridge, RidgeCV), случайного леса (Random Forest), а также нейронных сетей. Для оценки точности всех моделей были рассчитаны значения среднеквадратичной ошибки RMSE и функции Score, представленные в Таблице. Применение перечисленных методов не дает возможность определить численное значение точности, но позволяет косвенно (в сравнении показателей у различных моделей) выявить наиболее точную из них.

Таблица

Значения ключевых методов оценки точности для полученных моделей проницаемости

Алгоритм	RMSE (чем меньше, тем лучше)	Score (чем выше, тем лучше)
Linear Regression	460,17	0,447
Lasso	459,69	0,449
LassoCV	459,98	0,448
Ridge, RidgeCV	460,04	0,448
Random Forest	391,65	0,600
Нейронная сеть	455,33	—

Исходя из расчётов, наибольшую точность показал алгоритм Random Forest. Стоит отметить, что у большой части объектов рассчитанные значения проницаемости не оказались равны фактическим. Это можно объяснить влиянием следующих факторов:

1. Крайне низкий объем входных данных.
2. Высокая степень адаптации модели к обучающей выборке, которая является прямым следствием малого объема данных.
3. Малое количество признаков, использовавшихся в модели – 9 методов ГИС недостаточно для создания устойчивой корреляции между ними и ключевым признаками.

Результатом проведенной работы является созданный алгоритм, позволяющий в автоматическом режиме производить расчет проницаемости на основе данных ГИС, без использования ядерного материала. Основной проблемой, затрудняющей его внедрение, является высокий порог по количеству входных данных, которых может оказаться недостаточно для создания точной модели распределения ключевого признака по площади. Тем не менее, предлагаемый алгоритм необходимо апробировать на месторождениях с высоким уровнем информационного обеспечения с целью определения оптимального набора данных для его успешной реализации на других месторождениях.

Литература

1. Ahmadi, M.A. Comparison of machine learning methods for estimating permeability and porosity of oil reservoirs via petrophysical logs [Text] / Mohammad Ali Ahmadi, Zhangxing Chen // Petroleum. – 2019. – V. 5. (2019). – P. 271–284.
2. Eriavbe, F.E. Machine Learning Application to Permeability Prediction Using Log & Core Measurements: A Realistic Workflow Application for Reservoir Characterization [Text] / Francis E. Eriavbe, Uzoamaka O. Okene // SPE Nigeria Annual International Conference and Exhibition. – 2019. – P. 1–19.
3. Karpatne, A. Machine Learning for the Geosciences: Challenges and Opportunities [Text] / Anuj Karpatne, Imme Ebert-Uphoff, Sai Ravela, Hassan Ali Babaie, Vipin Kumar // IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. – 2019. – V. 31 № 8. – P. 1544–1554. DOI:10.1109/TKDE.2018.2861006

МОДЕЛИРОВАНИЕ, ОПТИМИЗАЦИЯ И КОМПЬЮТЕРНЫЙ ПРОЧНОСТНОЙ АНАЛИЗ КРОНШТЕЙНА АГРЕГАТА ГАЗОТУРБИННОГО ДВИГАТЕЛЯ

Белобородова А. А.¹

Научный руководитель - профессор К.В. Сызранцева²

¹МАОУ СОШ № 92, г. Тюмень, Россия

²Тюменский индустриальный университет, г. Тюмень, Россия

Современная нефтегазовая промышленность требует применения качественного и надежного оборудования на всех этапах добычи, переработки и транспортирования природного сырья. Одними из основных агрегатов газовой промышленности являются двигатели. В настоящее время к ним предъявляются очень высокие требования как по надежности, так и по экологичности, чтобы их работа как можно меньше вредила окружающей среде [3]. При транспортировании газо- и нефтепродуктов наилучшим образом показали себя двигатели на природном газе. При нефтедобыче и переработке активно используются газотурбинные двигатели (Рисунок 1). Их преимущества состоят в том, что они обладают самой высокой мощностью: до 6 кВт в час, а также способны работать с разными видами топлива.

Одной из особенностей газотурбинных двигателей, разрабатываемых и выпускаемых в настоящее время, является модульная конструкция [3], поскольку она позволяет заменять неисправные или требующие плановой замены элементы без демонтажа двигателя. Поэтому некоторые элементы и агрегаты двигателя (насосы, фильтры, измерительные приборы) выполняются съемными и крепятся на корпусе двигателя с помощью кронштейна. Кронштейн должен обладать высокой прочностью и надежностью, особенно в случае динамической нагрузки (вибраций). В настоящее время для закрепления агрегатов на корпусе газотурбинных двигателей используется сварная конструкция из коррозионно устойчивой стали, причем довольно большой массы: 4,285 кг. Поэтому целью данной работы стала оптимизация существующей конструкции кронштейна на основе применения аддитивных технологий.

Аддитивные производственные технологии представляют собой группу технологий, используемых для построения физических моделей, прототипов, инструментальной оснастки и функциональных деталей на основе трехмерных компьютерных САД моделей [2]. Эти технологии связаны с изготовлением физически сложных форм непосредственно из данных САД-модели с использованием принципа послойного наращивания материала. Среди применяемых материалов преобладает печать пластиком — 89%, на долю печати металлом приходится 10%, на все остальные материалы — 1%. Крайне важной тенденцией рыночного развития является прогресс в одном из самых сложных отраслей, связанных с производством изделий из металлических материалов [5]. На основании выполненного анализа возможностей аддитивных технологий можно сделать вывод, что с их помощью вполне реально осуществить оптимизацию геометрической формы кронштейна газотурбинного двигателя, поскольку 3D-печать возможна и для металлических конструкций, а монолитная деталь не будет включать ослабляющие деталь сварные швы.

Для создания 3D-модели кронштейна, которую далее можно будет уже изготовить при помощи аддитивных технологий, нужно использовать программу для твердотельного моделирования. Наиболее популярные из них: SolidWorks, 3D MAX, Компас 3D, Blender. На основании сравнительного анализа их характеристик был выбран