

Операция Грифон заключалась в проведении ряда ядерных взрывов на Осинском месторождении, предполагалось, что полученная от взрыва трещиноватость увеличит приток флюида к основным скважинам. При взрывах на больших глубинах (>1 км) зона радиальных трещин может отсутствовать, если не выполняется условие, показанное на рисунке 2.

$$P_n < \frac{\delta_s - 2\delta_o}{3}$$

Рис. 2. Условие наличия зоны радиальных трещин после взрыва.

P_n – горное давление на уровне глубины взрыва

δ_s – величина начальной прочности породы

δ_o – прочность породы на отрыв

Сразу после проведения взрывов отмечался резкий скачок отдачи пласта в 3–4 раза, по сравнению с теми скважинами, которые располагались вдали от зоны трещиноватости. Но нефть из скважин вблизи эпицентра ядерного взрыва оказалась радиоактивной, чего не наблюдалось на других месторождениях, на которых была также испытана данная технология. Это было связано с ошибкой пермских нефтяников, которые решили закачать воду вблизи эпицентра взрыва. Вода, закачиваемая в пласт, способствовала перемещению радиоактивных изотопов в пласте и в подземных водах.

Имея по итогу такие неутешительные результаты, пермским нефтяникам пришлось в срочном порядке остановить проект и законсервировать скважины, на которых наблюдался высокий радиоактивный фон.

В итоге, можно понять, что при правильном применении ядерной технологии разработки можно добиться увеличения нефтеотдачи пласта в несколько раз. Главное учитывать ошибки прошлых поколений, досконально изучить сопутствующие темы и не закрывать глаза на незначительные неточности, ведь они могут сыграть решающую роль в успешности проведения операции.

Литература

1. Подземные ядерные взрывы и добыча нефти Автор статьи: В.И. Жучихин [Периодическое издание, журнал] Журнал АТОМ №49 2010 – (дата обращения: 10.04.2021)
2. Способ камуфлетных ядерных взрывов для интенсификации добычи нефти и газа на углеводородном месторождении [Патент] Авторы патента: Кочетков О.С., Алисиевич Л.Н. – (дата обращения: 11.04.2021)
3. Обоснование технологии буровзрывных работ в карьерах и открытых горно-строительных выработках на основе деформационного зонирования взрываеваемых уступов [реферат Кузнецова В.А.]. (Дата обращения: 11.04.2021)
4. Ядерные испытания Автор книг: Зеленцов С.А. [Книга] – (дата обращения: 10.04.2021)
5. «Грифон», «Тайга» и «Гелий» [Электронная газета] «Новая газета» - (дата обращения: 11.04.2021)

АЛГОРИТМЫ КЛАСТЕРИЗАЦИИ И ВОЗМОЖНОСТЬ ИХ ПРИМЕНЕНИЯ К АНАЛИЗУ ДАННЫХ РАЗРАБОТКИ НЕФТЯНЫХ И ГАЗОВЫХ МЕСТОРОЖДЕНИЙ

Эккерт А.Ю.

Научные руководители: доцент И.В. Матвеев, инженер-исследователь М.О. Мельников
Национальный исследовательский Томский политехнический университет, г. Томск, Россия

В настоящее время значительно возрастает потребность в вовлечении в разработку новых углеводородных ресурсов, а также в реорганизации подхода к добыче сырья на ранее открытых и продолжительное время разрабатываемых месторождениях нефти и газа. Это приводит к постоянному увеличению объема данных о добыче, мероприятиях на скважинах и требует принципиально нового подхода к операциям с информационными потоками для реализации большего количества задач в сопоставимые с реальными сроками. Особое внимание при решении данного рода задач уделяется науке о данных (Data Science) и машинному обучению (Machine Learning – ML), в концепции которого заложен поиск статистических и алгебраических закономерностей по обучающей выборке. Глобально, методы ML классифицируются на задачи обучения с учителем (поиск зависимостей в обучающей выборке, состоящей из пар «объект – ответ к задаче»), а также на задачи обучения без учителя (поиск закономерностей внутри выборки объектов и разделение их на группы). К задачам ML без учителя относятся, помимо прочих, методы кластерного анализа (кластеризации).

Кластеризация, как один из методов машинного обучения без учителя, подразумевает сбор необходимых данных с последующим разделением их на группы (кластеры) по степени однородности в соответствии с заранее выбранным, обоснованным и заданным алгоритмом. [3] Известен широкий спектр областей применения кластерного анализа: социология, биология, медицина, археология и многое другое. Что касается нефтегазового дела, то известны случаи, где кластеризация применялась для выделения продуктивных интервалов по ГИС, минуя процесс интерпретации [2], определение их ФЕС и проводимости с привязкой полученных кластеров к керну [5] и многое другое. В данной статье предлагается провести краткий обзор имеющихся алгоритмов кластеризации и предположить возможность их использования при проектировании, планировании разработки и анализе уже существующих ее систем, на основе получаемых по результатам адаптации гидродинамических моделей.

Кластеризация данных, как правило, проводится с использованием инструментов математического программирования с использованием таких многофункциональных языков, как Python и C#, с применением специализированных библиотек (для языка программирования Python это библиотеки SciPy (инженерные расчеты) и

scikit-learn (применяется для алгоритмов машинного обучения)). Существует большое разнообразие алгоритмов кластеризации. Выбор алгоритма зависит от характера решаемой задачи и подлежит детальному обоснованию. В данной статье рассмотрены алгоритмы, реализованные в библиотеке scikit-learn [7].

Существует классификация алгоритмов кластеризации данных по принципу деления данных:

Иерархические (Hierarchical Clustering). В основе данного рода алгоритмов лежит построение новых кластеров из найденных ранее. В результате получается иерархия кластеров (рис. 1), из которой необходимо выбрать необходимый уровень, достаточный для удовлетворительного решения конкретной задачи. К иерархическим алгоритмам кластеризации относятся:

- **Агломеративная кластеризация (Agglomerative Clustering)** – алгоритм, в основе которого лежит объединение в группы элементов, которые изначально являются самостоятельными кластерами, но более низкого порядка. В данном алгоритме происходит инициализация множеств: $C = X\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ и $G = X\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$. Далее в множестве C выбирается два элемента c_1 и c_2 , расстояние между которыми минимально. Во множество G добавляется вершина c_{12} , соединяющая элементы c_1 и c_2 . Данный процесс происходит до тех пор, пока не получится дерево кластеров, на котором необходимо выбрать порядок кластеризации [1].

- **Разделительная кластеризация** – происходит обратный агломерации процесс разделения кластера, куда входят все элементы множества на отдельные части.

Неиерархические. Данные алгоритмы не выдают дерево иерархии кластеров, а направлены на оптимизацию некоей целевой функции, лежащей в основе алгоритма. Существует множество неиерархических алгоритмов, некоторые из которых [1]:

- **Алгоритм к-средних (k-means)** состоит в минимизации суммарного квадратичного отклонения точек кластеров от центров этих кластеров [3]. До начала действия алгоритма выбирается центр кластеризации (рис. 2, а), который объявляется первым центром масс. На каждой итерации разбиения вычисляется расстояние от каждого центра кластеризации до каждого некластеризованного объекта. Объекты, оказывающиеся ближе к одному центру, чем к другим, объединяются с ним в один кластер (рис. 2, б), для которого вычисляется новый центр масс (рис. 2, в). Итерации повторяются до тех пор, пока алгоритм не сойдется (рис. 2, г) [4].

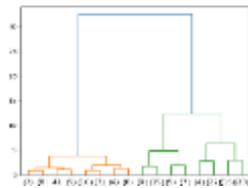


Рис. 1. Дерево иерархии кластеров

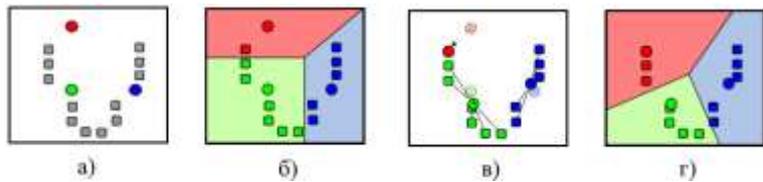


Рис. 2. Иллюстрация итерации алгоритма k-means

- **Спектральная кластеризация (Spectral Clustering)** – является модифицированной версией алгоритма k-means и заключается в расчете матрицы похожести между двумя наблюдениями $A_{ij} = -||x_i - x_j||^2$. После этого происходит пересчет матрицы в вектора матрицы похожести, которые далее используются в соответствии с алгоритмом k-means [2].

- **Метод распространения близости (Affinity Propagation)** – алгоритм кластеризации, в котором, в отличие от k-means не требуется задание центра кластеризации. Его суть состоит в «передаче сообщений» между объектами и определении значений $r(i, j)$, входящих в матрицу R (responsibility), и $a(i, j)$, из матрицы A (availability) при заданной матрице S (similarity), содержащей значения $s(i, j)$. Операции над данными матрицами направлены на то, чтобы отыскать баланс в значениях матриц, при котором границы кластеров не будут изменяться. Графически это иллюстрируется, как показано на рис. 3 [7].

- **Самоорганизующиеся карты Кохонена (Self-organization maps SOM)** – один из видов алгоритмов, основанный на принципах нейронных сетей и заключающийся в разбиении n-мерного пространства точек на многогранники Вороного-Дирихле (рис. 4), где каждой точке соответствует свой многогранник, вычислении евклидова расстояния и объединении многогранника точки (нейрона) с многогранником нейрона, имеющего наименьшее расстояние до исходного [6].

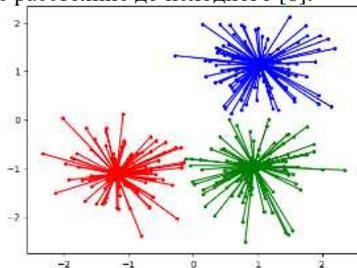


Рис. 3. Графическое изображение процесса кластеризации методом распространения близости



Рис. 4. Многогранники Вороного-Дирихле при исходном разбиении пространства

Для каждого из перечисленных и многих других алгоритмов кластеризации требуется выполнение следующих операций: определение, обоснование и выбор алгоритма кластеризации, подготовка исходных данных

(проверка их на репрезентативность и отсутствие искажений) и создание метрики оценки качества кластеризации, заключающаяся в сравнении результатов с реальными данными и выборе оптимального числа кластеров.

Отдельным видом кластеризации является анализ временных рядов, то есть зависимостей одного или нескольких параметров от времени. Применительно к нефтегазовой отрасли, к временным рядам можно отнести данные по добыче: дебиты скважин, накопленные показатели, обводненность и т.д. Данный вид, в отличие от кластеризации дискретных значений, осложняется тем, что нельзя для упрощения задач маркировать данные для упрощения решения, а также влиянием выбросов выборки.

Временные ряды, с точки зрения семантики можно соотнести по времени, форме кривых и структуре, но этого оказывается недостаточно и требуется введение специальных метрик, некоторые из которых [4]:

- Евклидово расстояние – применимо для поиска рядов, похожих во времени;
- Минимальная прыжковая стоимость (Minimum Jump Cost, MJC) – состоит в попарном сопоставлении графиков временных рядов и движении между линиями графиков слева направо, суммируя отклонение. Низкие значения итоговой суммы говорят о похожести рядов;
- Кросс-корреляция – применяется в присутствии фиксированного сдвига участков временных рядов друг относительно друга;
- Динамическая трансформация временной шкалы (Dynamic Time Warping, DTW) – строит матрицу возможных отображений одного ряда на другой, с учётом того, что отсчёты рядов могут как сдвигаться, так и изменять уровень;
- Расстояние с поправкой на сложность (Complexity Invariant Distance, CID) – предполагается введение поправки, когда ряды в целом похожи на всем интервале, за исключением непродолжительных коротких участков.

Применение кластеризации как дискретных значений, так и временных рядов в анализе разработки нефтяных и газовых месторождений поможет объединять скважины в кластеры для исключения индивидуального подхода при принятии решений, таких как проведение ГТМ, реорганизация систем разработки, проверка и корректировка ПДГТМ, выбор целевой функции для автоматизированной и упрощение ручной адаптации моделей. Данный подход требует проведение серии экспериментов с реальными моделями и данными для проверки его пригодности, что открывает пути для дальнейших исследований.

Литература

1. Алгоритмы кластеризации [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://logic.pdmi.ras.ru/~sergey/teach-ing/ml/11-cluster.pdf>
2. Балашов Д. А. Выделение продуктивных интервалов и прогноз промышленных характеристик в скважинах с применением алгоритмов машинного обучения на примере Шингинского нефтяного месторождения [Текст]: магистерская диссертация / Д. А. Балашов – Томск, 2018. – 92 с
3. Кластерный анализ [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://ru.wikipedia.org/wiki/Кластерный_анализ
4. Нестандартная кластеризация, часть 3: приёмы и метрики для кластеризации временных рядов [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://habr.com/ru/post/334220/>
5. Применение кластеризации для петрофациального анализа на примере месторождения провинции Загрос [Текст] / В.В. Морозов, Н.А. Парфенов, О.А. Мельникова // ПРОНЕФТЬ. Профессионально о нефти. – 2018 – № 2(8). – С. 42-46.
6. Самоорганизующаяся карта Кохонена [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://ru.wikipedia.org/wiki/Самоорганизующаяся_карта_Кохонена
7. Clustering – scikit-learn 1.0.2 documentation [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://scikit-learn.org/stable/modules/clustering.html#>

РАЗРАБОТКА ГАЗОНЕФТЯНОЙ ЗАЛЕЖИ С ПОДСТИЛАЮЩЕЙ ВОДОЙ СИСТЕМОЙ ГОРИЗОНТАЛЬНЫХ СКВАЖИН ДЛЯ ОГРАНИЧЕНИЯ ПРОРЫВА ПЛАСТОВЫХ ФЛЮИДОВ

Ющенко С.С., Смирнов В.А.

Научный руководитель доцент А.М. Шагиахметов
Санкт-Петербургский горный университет, г. Санкт-Петербург, Россия

Все больше и больше запасов нефти на сегодняшний день относится к трудноизвлекаемым запасам. Пласты с низкой проницаемостью, небольшой толщиной, трещиновато-пористые пласты с развитой вертикальной трещиноватостью целесообразно разрабатывать горизонтальными скважинами (ГС) ввиду высокой технико-экономической эффективности их применения.

Проблема притока жидкости и газа к ГС является более сложной в сравнении с вертикальными скважинами вследствие неоднородности характера линий тока в области дренирования. При этом одной из основных задач является обоснование рациональной геометрии области дренирования, т.е. оптимизация сетки размещения ГС [1], а также нахождение оптимальной длины горизонтального участка ствола.

Для газонефтяной залежи важное влияние оказывает оптимальное местоположение горизонтального участка в пласте с точки зрения наибольшей безводной и безгазовой добычи нефти.

В данной работе выполнен анализ одного из объектов нефтегазоконденсатного месторождения Западной Сибири.

Согласно методике, описанной ранее в работе [3], определены основные оптимальные параметры сетки горизонтальных скважин для газонефтяной залежи с низкой проницаемостью и небольшим коэффициентом