

Литература

1. Главнова Е.Н., Меркулов В.П., Главнов Н.Г. Сравнительный анализ методик определения анизотропии горизонтальной проницаемости пласта // Известия ТПУ. 2010. №1. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/sravnitelnyy-analiz-metodik-opredeleniya-anizotropii-gorizontalnoy-pronitsaemosti-plasta> (дата обращения: 15.02.2021).
2. Меркулов В.П., Александров Д.В., Краснощекова Л.А. и др. Методика и результаты изучения анизотропии верхнеюрских коллекторов. / В кн.: Геофизические методы при разведке недр и экологических исследований. - Томск: Изд-во ТПУ, 2003. – С.114 – 119.
3. Пономарев А.И. Повышение эффективности разработки залежей углеводородов в низкопроницаемых и слоисто-неоднородных коллекторах: дис. канд. тех. наук. – Уфа, 2000.
4. Тульбович Б.И. Методы изучения пород-коллекторов нефти и газа. – М.: Недра. –1979. – 199с.
5. Шибина Т.Д., Белоновская Л.Г., Пестова А.Н., Климова Е.В., Хазикова Л.А., Яковлева А.А. Литолого-петрографические особенности низкопроницаемых карбонатных толщ древних платформ в связи с их нефтегазоносностью // Нефтегазовая геология. Теория и практика. – 2016. – Т.11. – №3. – [http://www.ngtp.ru/rub/2/35\\_2016.pdf](http://www.ngtp.ru/rub/2/35_2016.pdf).

**ЦИФРОВИЗАЦИЯ В СЕКТОРЕ РАЗВЕДКИ И ДОБЫЧИ УГЛЕВОДОРОДОВ**

**Булатов В.Р., Ласкач В.А.**

Научные руководители: профессор О.С. Чернова, инженер-исследователь М.О. Мельников  
*Национальный исследовательский Томский политехнический университет, г. Томск, Россия*

Использование IT технологий в секторе разведки и добычи углеводородов становится всё актуальнее – большие объемы информации и входных данных предъявляют особые требования к его цифровизации. Одним из результатов цифровизации данного сектора является концепция умного месторождения. Согласно опросу экспертов «Газпром нефти» основные технологии, реализующие концепцию умного месторождения – большие данные (Big Data), дополненная/виртуальная реальность (AR/VR), интернет вещей (IoT), облачные технологии [1].

Умное месторождение – это комплекс средств, позволяющий управлять нефтяным пластом с целью увеличения показателей добычи углеводородов. Повышение эффективности технологических процессов и энергоэффективности оборудования происходит благодаря использованию интеллектуальных мультипараметрических датчиков, обеспечивающих удаленный доступ ко всему оборудованию и позволяющих диагностировать его состояние и при необходимости конфигурировать. Такое месторождение в среднем генерирует примерно 15 петабайт информации в год, работать с которой без применения методов обработки больших данных трудоемко и нерационально [2]. Сейчас наибольшую часть мирового рынка больших данных занимает финансовая отрасль, однако самым быстрорастущим сектором является энергетика. В сфере разработки и добычи углеводородов сбор данных о работе оборудования позволяет удаленно контролировать работу любого актива, оптимизировать производственные процессы, предсказывать возможные аварии и сбои в работе.

Пример – проект «Газпром нефти» по поиску отказов системы автоматического перезапуска погружных электроцентробежных насосов (УЭЦН) после выхода из строя системы электроснабжения. Анализ проводился на основе более двухсот миллионов записей по работе насосного оборудования от полутора тысяч скважин, а также данных по перезапускам электропитания. Кроме того, учитывался ряд других параметров: эксплуатационные условия, схемы электропитания и др. Обработка полученной информации стандартными методами весьма трудоемка вследствие значительного количества неупорядоченных данных. Методы больших данных помогли выдвинуть гипотезы о причинах отказов в автозапуске и добыть ценную информацию о прежде неизвестных зависимостях в функционировании погружного оборудования [2].

Помимо умного месторождения, генерирующего большое количество данных, следует отметить геологоразведку. Обработка и интерпретация данных геологоразведки наиболее емкая по времени часть работ, связанных с разработкой месторождений. Использование здесь методов больших данных позволяет ускорить процессы обработки информации на стадии разведки: производится поиск корреляционных зависимостей, детальное моделирование продуктивных горизонтов, что способствует открытию перспективных площадей, сравнивая новые участки с уже известными аналогами [3].

Так, сотрудниками научно-исследовательского центра Heriot-Watt (г. Томск) разработан проект, представляющий собой алгоритм поиска месторождений-аналогов с использованием одномерных геолого-геофизических сигналов. Каротажные кривые, например, аномалии ПС или ГК, как одномерный сигнал представляется в виде временного ряда. В основе поиска аналогов заложены два базовых алгоритма: DTW (Dynamic Time Warping) – метод динамической трансформации временной шкалы и DFT (Discrete Fourier Transform) – метод вычисления дискретного преобразования Фурье.

DTW – метод, позволяющий найти близость между двумя последовательностями измерений. Суть этого алгоритма состоит в сопоставлении и сравнении пары сигналов, основываясь на нелинейном выравнивании. Мерой близости служит оценка расстояния между парой сигналов (Рис. 1).

Используя общедоступные библиотеки Python, был написан код алгоритма, осуществляющий сравнение всех сигналов с месторождения и дальнейшее ранжирование их по степени схожести относительно целевого ГИС и отбраковку сигналов из большой выборки (порядка 10000 значений), тем самым позволяя сделать вывод о степени схожести набора сигналов. Дальнейшая визуализация каротажных кривых позволяет выделять литофации.

Достоинство метода – способность сравнивать временные ряды (каротажные кривые) разной длины. Так, алгоритм способен эффективно оценивать схожесть двух пластов различной мощности, приуроченных к одной

## СЕКЦИЯ 10. СОВРЕМЕННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ РАЗРАБОТКИ НЕФТЯНЫХ И ГАЗОВЫХ МЕСТОРОЖДЕНИЙ

обстановке осадконакопления. Однако, эта особенность DTW-алгоритма одновременно является его недостатком: каротажные сигналы пластов различной мощности могут быть схожи по форме, но не быть аналогами (Рис. 2).

←→ Расстояние в пространстве DTW между точками

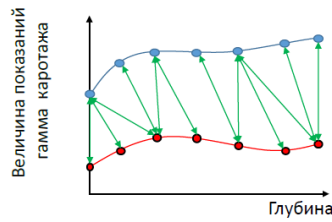


Рис. 1 Сопоставление двух кривых метрикой DTW

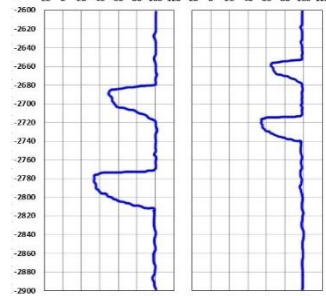


Рис. 2 «Ложная» схожесть по метрике DTW

Часто записанные сигналы ГИС оказываются «зашумленными», т.е. содержат в себе компоненту, которая не несет полезной информации (как правило высокочастотная и низкоамплитудная составляющие). Сравнение таких сигналов сложно и нецелесообразно. С целью решения этой проблемы используется метод дискретного преобразования Фурье (DFT), представляющий собой алгоритм разложения в ряд Фурье сигнала ГИС (Рис. 3).

В работе алгоритм применяется следующим образом: сигнал раскладывается в амплитудно-частотный домен, после чего происходит ранжирование (сортировка) гармоник с их последовательным и достаточным добавлением, в результате чего исходная каротажная кривая восстанавливается до состояния, при котором шумы подавляются, а восстановленный сигнал сохраняет схожесть с изначальным («геологичность»). По итогу для пары сигналов каждого восстановленного сигналов строится спектрограммы, сравнивая которые можно судить о степени схожести сигналов (Рис. 4).

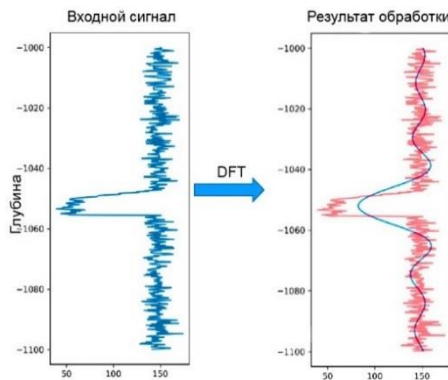


Рис. 3 «Зашумленный» и отфильтрованный по методу DFT сигналы

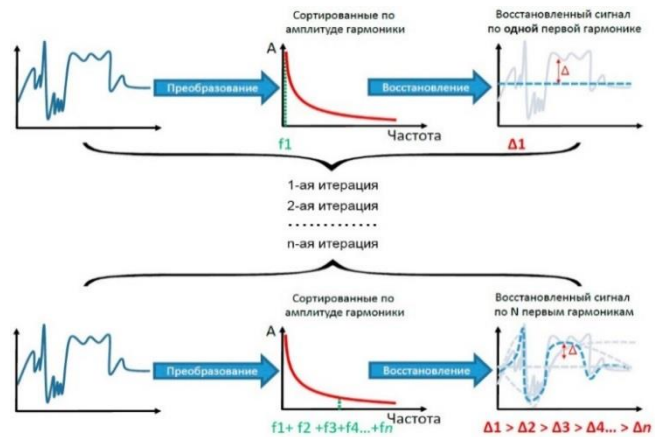


Рис. 4 Процесс фильтрации сигнала от шума

Однако, если сигналы схожи между собой по форме, но находятся в разных фазах, метрика дискретного преобразования Фурье сделает вывод о схожести сигналов, хотя это не так (Рис. 5).

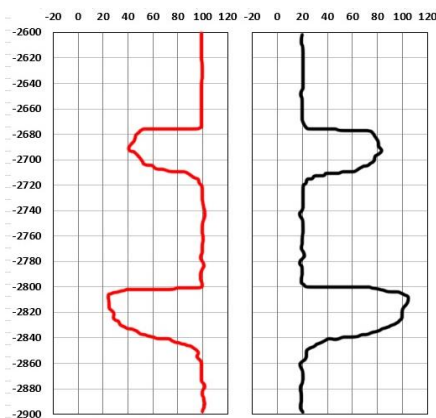


Рис. 5 «Ложная» схожесть по метрике DFT

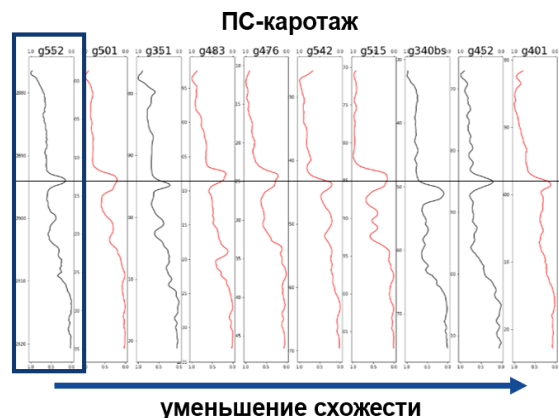


Рис. 6 Результаты применения метрики «MEGA» при поиске аналогов

С целью учета особенностей обоих алгоритмов была разработана метрика сравнения «MEGA», объединяющая достоинства и нивелирующая недостатки алгоритмов DTW и DFT. «MEGA» может применяться при поиске аналогов, при проектировании новой точки бурения, а также при оценке стартового дебита и темпов падения: из любой ячейки геомодели можно извлечь ПС-картаж и предсказать параметры пласта. В результате можно прогнозировать различные технологические параметры скважин в рамках выделенных кластеров. Метрика была опробована на реальном месторождении Западной Сибири (Рис. 6).

Таким образом, различные методы цифровизации позволяют значительно повысить эффективность аналитических работ по прогнозированию технологических параметров скважин, а также реализовать аспекты умного месторождения в рамках сектора разведки и добычи.

#### Литература

1. Байназаров Н. Какие IT-профессии востребованы в нефтянке (2019) [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://rb.ru/longread/oil-career/>
2. Егорова И.В. Перспективы использования технологии больших данных (Big Data) [Текст] / Егорова И.В., Калинин В.А. // Информационные технологии Сибири. ООО "Западно-Сибирский научный центр". – 2016. – с. 126 – 128.
3. Зорина С. Журнал «Сибирская нефть» №177 (декабрь 2020) [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.gazprom-neft.ru/press-center/sibneft-online/>

### ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ДАВЛЕНИЯ ЗАКАЧКИ НА ОСНОВЕ SLIMTUBE-МОДЕЛИРОВАНИЯ Бурков Н.А.

Научный руководитель - доцент М.В. Мищенко

*Национальный исследовательский Томский политехнический университет, г. Томск, Россия*

Технология смешивающего вытеснения активно применяется в США, где показывает эффективность снижения остаточной нефтенасыщенности вплоть до 5% и роста коэффициента извлечения нефти до 70% [2].

Исследование по закачке газа начинается с уравнения состояния. Оно позволяет оценивать различные газы и влияние состава нефти, и различных режимов давления на процесс извлечения нефти с закачкой газа в пласт.

После получения уравнения состояния для определенного пласта, оно может быть использовано для оценки минимального смешивающегося давления для газа определенного состава, закачиваемого в этот пласт. Если уравнение состояния было откалибровано с соответствующими составами при пластовом давлении и температуре для условий близких к условиям смешиваемости, это даст точные расчеты смешиваемости [1].

Затем выполняется Slimtube-моделирование для различных составов газов на одномерной модели с размерностью 100 ячеек, чтобы определить оптимальный рабочий агент закачки для каждого пласта. В существующих условиях существует два газовых потока, которые могут быть смешаны для достижения желаемого состава смешивающегося агента. Жирный газ, который будет использоваться во всех случаях, обозначен как «растворитель» в таблице, с содержанием метана 47 %. Поскольку он жирнее, чем требуется для смешиваемости, его можно разбавить более сухим газовым потоком. Более лучшим вариантом может быть получение более обогащенного сухого газа для смешивания с растворителем [3].

Таблица

Состав газа, молярной доли

Компонент	Сепарированный конденсат	Газ для закачки (сухой газ)	Растворитель (жирный газ)	Смешивание в объемном соотношении 40:60	Смешивание в объемном соотношении 50:50	Смешивание в объемном соотношении 60:40
CO <sub>2</sub>	0	0,0068	0,0102	0,00884	0,008500	0,00816
Гелий	0	0,0001	0	0,00004	0,000050	0,00006
Азот	0	0,0061	0,0009	0,00298	0,003500	0,00402
Метан	0	0,9357	0,4715	0,65718	0,703600	0,75002
Этан	0	0,0388	0,1429	0,10126	0,090850	0,08044
Пропан	0,000522	0,0106	0,1978	0,12292	0,104200	0,08548
i-бутан	0,025791	0,0013	0,0789	0,04786	0,040100	0,03234
n-бутан	0,028488	0,0006	0,0665	0,04014	0,033550	0,02696
i-пентан	0,090983	0	0,0164	0,00984	0,008200	0,00656
n-пентан	0,028901	0	0,0074	0,00444	0,003700	0,00296
n-гексан	0,162715	0	0,0037	0,00222	0,001850	0,00148
n-гептан	0,446304	0	0,0029	0,00174	0,001450	0,00116
n-октана	0,179837	0	0,0008	0,00048	0,000400	0,00032
n-нонан	0,029224	0	0	0	0	0
n-декан	0,005846	0	0	0	0	0
n-C <sub>11</sub>	0,001017	0	0	0	0	0
n-C <sub>12</sub>	0,00037	0	0	0	0	0