

(19)



**Евразийское
патентное
ведомство**

(21) **202293572** (13) **A1**

(12) **ОПИСАНИЕ ИЗОБРЕТЕНИЯ К ЕВРАЗИЙСКОЙ ЗАЯВКЕ**

(43) Дата публикации заявки
2024.04.04

(51) Int. Cl. **G06F 30/27** (2020.01)
E21B 43/00 (2006.01)

(22) Дата подачи заявки
2022.12.31

(54) **СПОСОБ ПОИСКА НЕФТЕНАСЫЩЕННЫХ КОЛЛЕКТОРОВ**

(96) **2022000153 (RU) 2022.12.31**

(72) Изобретатель:

(71) Заявитель:
**ОБЩЕСТВО С ОГРАНИЧЕННОЙ
ОТВЕТСТВЕННОСТЬЮ
"ГАЗПРОМНЕФТЬ НАУЧНО-
ТЕХНИЧЕСКИЙ ЦЕНТР" (RU)**

**Осмоналиева Оксана Таалаевна,
Семенihin Артем Сергеевич,
Щепетнов Арсений Андреевич (RU)**

(74) Представитель:
Чугункина Л.А. (RU)

(57) Изобретение относится к способам поиска нефтенасыщенных коллекторов. Способ поиска нефтенасыщенных коллекторов, при котором получают набор данных, включающий данные о скважине, в том числе данные о наличии коллектора для заданных глубин, данные каротажа, данные инклинометрии, стратиграфии, данные каротажа о насыщенности; проводят предобработку данных, включая приведение размерности, поиск и удаление аномалий и выбор единого шага дискретизации, нормировку кривых ГИС; обучают первый алгоритм машинного обучения, прогнозирующий водонасыщенность, и второй алгоритм машинного обучения, прогнозирующий нефтенасыщенность, используя данные о скважине, данные каротажа, а в качестве меток - данные каротажа о насыщенности; отправляют на вход первого алгоритма машинного обучения, прогнозирующего водонасыщенность, и второго алгоритма машинного обучения, прогнозирующего нефтенасыщенность, данные о скважине, данные каротажа; проводят интерпретацию полученных на предыдущем шаге данных; результаты интерпретации измерений глубин агрегируют в интервалы путем объединения максимальных непрерывных цепочек данных; производят уточнение исходных данных РИГИС для каждого пласта с учетом полученных результатов интерпретации, определяя данные глубин расположения пластов с нефтенасыщенными коллекторами.

A1

202293572

202293572

A1

Способ поиска нефтенасыщенных коллекторов

Область техники

Техническое решение относится к способам поиска нефтенасыщенных коллекторов.

Уровень техники

Из публикации Guevara, J., Kormaksson, M., Zadrozny, B., Lu, L., Tolle, J., Croft, T., Hohl, D. (2017). A data-driven workflow for predicting horizontal well production using vertical well logs // i, 1–6. Retrieved from <https://arxiv.org/pdf/1705.06556.pdf> известен общий подход по извлечению данных каротажа скважин в определенные структуры для дальнейшего применения алгоритмов машинного обучения. Описанный подход имеет низкую эффективность в реальных условиях применения, так как предназначен для решения конкретной задачи.

Из публикации Nguyen, H.H. Chan, C.W. A comparison of data preprocessing strategies for neural network modeling of oil production prediction // Proceedings of the Third IEEE International Conference on Cognitive Informatics, 2004. P. 1- 9. известны три стратегии предварительной обработки данных для дальнейшего прогнозирования добычи нефти с использованием нейронных сетей. В данном исследовании предполагается, что сами данные уже имеют стандартизированный формат, и для получения унифицированного набора данных не нужно проводить никаких преобразований. Рассмотренные стратегии предварительной обработки позволяют построить различные наборы обучающих данных: все данные в последовательном порядке по всем скважинам, данные усреднены по всем скважинам и все данные только по одной скважине, так что на каждую скважину будет приходиться одна модель машинного обучения. Эти стратегии очень конкретны и не могут быть использованы для решения большинства задач.

Подход к предварительной обработке данных также описан в публикации M. C. Storey. Demystifying Log Quality Control // SPE Asia Pacific Oil & Gas Conference and Exhibition, 25-27 October, Perth, Australia. 2016, retrieved from <https://doi.org/10.2118/182313-MS>. В работе описаны три процесса контроля данных каротажа, которые разделены на три этапа: Контроль качества каротажа при получении, Контроль качества каротажа при приемке и Контроль качества каротажа. В целом, первая процедура должна выполняться внешней организацией, предоставляющей данные каротажа, а две другие - специалистами, которые будут работать с этими данными в дальнейшем. Приемочный контроль качества журнала - это процедура, обеспечивающая точность метаданных журнала, полноту данных

и т.д., а контроль качества журнала - это процедура, подготавливающая данные для конкретной дальнейшей деятельности (например, интерпретации). В статье не описана система, которая может реализовать эти две процедуры.

Известен способ определения нефтенасыщенных пластов по патенту РФ № 2517730 (дата публикации: 27.05.2014, МПК: G01V 11/00), согласно которому в скважине отбирают и исследуют керн, определяют коэффициент нефтенасыщенности по керну, проводят комплексный каротаж, определяют коэффициент нефтенасыщенности по каротажу, определяют относительный коэффициент как отношение коэффициента нефтенасыщенности по керну к коэффициенту нефтенасыщенности по каротажу, анализируют каротажные кривые скважин в терригенном разрезе продуктивного горизонта, выявляют пласты-коллекторы с кажущимися удельными сопротивлениями по индукционному каротажу менее 3 Ом·м, среди выявленных пластов выбирают пласты, в минеральном составе которых по керну и шламу отмечается наличие минералов, понижающих удельное сопротивление, а по данным каротажа отмечается повышенное содержание токопроводящих элементов, для выявленных пластов уточняют истинное значение коэффициента нефтенасыщенности умножением коэффициента нефтенасыщенности по каротажу на относительный коэффициент, полученное значение сравнивают со значениями коэффициента нефтенасыщенности для слабо нефтенасыщенных и нефтенасыщенных коллекторов и соответственно относят данный пласт к слабо нефтенасыщенным или нефтенасыщенным.

Однако известный способ позволяет определять залежи с наименьшей точностью, так как для определения нефтенасыщенных коллекторов определяют коэффициент нефтенасыщенности.

Технический результат изобретения заключается, в повышении точности интерпретации данных исследования пласта и скважин, определение продуктивных (нефтенасыщенных) пластов, за счет чего повышается объем добытого флюида нефти.

Сущность изобретения

Способ поиска нефтенасыщенных коллекторов, реализуемый при помощи компьютера, включает следующие шаги:

- получают набор данных, включающий данные о скважине, в том числе данные о наличии коллектора для заданных глубин, данные каротажа, данные инклинометрии, стратиграфии, данные каротажа о насыщенности;
- проводят предобработку данных, включая приведение размерности, поиск и удаление аномалий и выбор единого шага дискретизации, нормировку кривых ГИС;

- обучают первый алгоритм машинного обучения прогнозирующий водонасыщенность и второй алгоритм машинного обучения прогнозирующий нефтенасыщенность используя данные о скважине, данные каротажа, а в качестве меток – данные каротажа о насыщенности;

- отправляют на вход первого алгоритма машинного обучения прогнозирующего водонасыщенность и второго алгоритма машинного обучения прогнозирующего нефтенасыщенность данные о скважине, данные каротажа;

- для каждой скважины и каждого пласта выполняют следующие действия:

- определяют прогноз вероятности нефтенасыщения с использованием второго обученного алгоритма машинного обучения;

- определяют прогноз вероятности водонасыщения с использованием первого обученного алгоритма машинного обучения;

- определяют вероятность границы между нефтью и водонефтяной зоной;

- определяют вероятности границы области вода-нефть;

- определяют глубину с максимальной вероятностью границы между нефтью и зоной вода-нефть;

- определяют глубину с максимальной вероятностью контакта вода-нефть;

- проводят интерпретацию полученных на предыдущем шаге данных;

- результаты интерпретации измерений глубин агрегируют в интервалы путем объединения максимальных непрерывных цепочек данных;

- производят уточнение исходных данных РИГИС для каждого пласта с учетом полученных результатов интерпретации, определяя данные глубин расположения пластов с нефтенасыщенными коллекторами.

В некоторых вариантах реализации в котором после определения глубин расположения пластов с нефтенасыщенными коллекторами производят разработку пластов с нефтенасыщенными коллекторами.

В некоторых вариантах реализации выделение непрерывных толщин осуществляется с учетом шага дискретизации исходных данных.

В некоторых вариантах реализации непрерывные толщины описываются по крайней мере следующими характеристиками: верхняя отметка глубины по стволу скважины, нижняя отметка глубины по стволу скважины, вероятностная оценка наличия нефтяного насыщения в коллекторе.

В некоторых вариантах реализации для упорядочивания по убыванию толщины используют разницу между нижней и верхней отметками глубины по стволу скважины.

В некоторых вариантах реализации для обучения алгоритмов машинного обучения используют трансферное обучение.

В некоторых вариантах реализации в архитектуре алгоритмов машинного обучения используют, по крайней мере, сверточные нейронные сети.

В некоторых вариантах реализации в архитектуре алгоритмов машинного обучения используют, по крайней мере, управляемые рекуррентные блоки.

В некоторых вариантах реализации используют следующие методы нормировки кривых ГИС: метод асимметричных наименьших квадратов, метод асимметричных наименьших квадратов с квадратом первой производной, метод на основе фильтра обработки сигналов, метод асимметричной полной вариации.

В некоторых вариантах реализации для удаления аномалий в данных используют следующие методы: удаление аномальных значений, удаление тренда, удаление различных единиц измерений каротажей.

В некоторых вариантах реализации дополнительно для предобработки данных используют следующие методы: логарифмирование каротажей, арифметические бинарные операции с двумя кривыми, арифметические операции с отдельными кривыми, мин-максную нормализацию, ресемплинг, преобразование главных компонент, удаление тренда.

Также технический результат достигается за счет того, что способ разработки нефтенасыщенных коллекторов, при котором:

- получают набор данных, включающий данные о скважине, в том числе данные о наличии коллектора для заданных глубин, данные каротажа, данные инклинометрии, стратиграфии, данные каротажа о насыщенности;
- проводят предобработку данных, включая приведение размерности, поиск и удаление аномалий и выбор единого шага дискретизации, нормировку кривых ГИС;
- обучают первый алгоритм машинного обучения прогнозирующий водонасыщенность и второй алгоритм машинного обучения прогнозирующий нефтенасыщенность используя данные о скважине, данные каротажа, а в качестве меток – данные каротажа о насыщенности;
- отправляют на вход первого алгоритма машинного обучения прогнозирующего водонасыщенность и второго алгоритма машинного обучения прогнозирующего нефтенасыщенность данные о скважине, данные каротажа;
- для каждой скважины и каждого пласта выполняют следующие действия:
 - определяют прогноз вероятности нефтенасыщения с использованием второго обученного алгоритма машинного обучения;

- определяют прогноз вероятности водонасыщения с использованием первого обученного алгоритма машинного обучения;
- определяют вероятность границы между нефтью и водонефтяной зоной;
- определяют вероятности границы области вода-нефть;
- определяют глубину с максимальной вероятностью границы между нефтью и зоной вода-нефть;
- определяют глубину с максимальной вероятностью контакта вода-нефть;
- проводят интерпретацию полученных на предыдущем шаге данных;
- результаты интерпретации измерений глубин агрегируют в интервалы путем объединения максимальных непрерывных цепочек данных;
- производят уточнение исходных данных РИГИС для каждого пласта с учетом полученных результатов интерпретации, определяя данные глубин расположения пластов с нефтенасыщенными коллекторам;
- производят разработку пластов с нефтенасыщенными коллекторами.

Подробное описание

Ниже будут даны некоторые определения терминов, используемых в материалах описания.

Каротаж - полная запись информации, собранной во время бурения скважины посредством геофизических исследований.

Способ поиска нефтенасыщенных коллекторов, при котором получают набор данных, включающий данные о скважине, в том числе данные о наличии коллектора для заданных глубин, данные каротажа, данные инклинометрии, стратиграфии, данные каротажа о насыщенности.

В некоторых вариантах реализации данные могут быть получены напрямую от приборов и датчиков, например, в процессе геофизических исследований.

В некоторых вариантах реализации данные могут быть получены из внешних источников или баз данных, файлов или иных источников.

В некоторых вариантах реализации данные могут содержать исследования керна, сейсмоку, стратиграфия и пр.

Предполагается, что данные ГИС разделены по скваженно: одна скважина - один LAS файл.

Далее проводят предобработку данных, включая приведение размерности, поиск и удаление аномалий и выбор единого шага дискретизации, нормировку кривых ГИС.

Предобработка данных является важным этапом, так как существенно улучшает качество автоинтерпретации и интерпретируемость результата.

Удаление аномальных значений

Некоторые значения кривых являются аномалиями, например, слишком большие значения или отрицательные значения для большинства кривых. Точки, которые содержат такие аномалии, должны быть обнаружены и устранены (удалены) как можно раньше. Так, отрицательные значения электрометодов должны быть устранены как можно раньше, чтобы не возникало проблем при их логарифмировании. Слишком большие значения могут создавать проблемы при нормализации кривых, в частности, мин-максным скейлером (математическое преобразование, которое приводит ряд чисел, значения которых находятся в пределах какого-то \min и \max к виду от 0 до 1). При нормализации скейлером типа мин-макс слишком большие значения каротажей при преобразовании будут попадать в 1 и при этом переводить полезную часть сигнала близко к 0.

Удаление тренда

Удаление трендовой (низкочастотной) составляющей сигнала может быть полезно для моделей, не учитывающих структуру кривых вдоль всей скважины. Способ удаления тренда может различаться в зависимости от свойств сигнала. Примеры способов устранения тренда: низкочастотная линейная и нелинейная фильтрация, построение огибающей, сингулярный спектральный анализ, вейвлет-анализ и т. д.

Удаление различных единиц измерений каротажей

Присутствие одного и того же признака в двух разных единицах, связанных нелинейным преобразованием нежелательно, так как может приводить к проблемам при обучении и шуму в предсказаниях. Для быстрой кластеризации скважин по типу единиц ИК каротажа, в каждой скважине были вычислены статистики кривой ИК (среднее, стандартное отклонение, минимальное и максимальное значение) и отсортированы по среднему значению.

Пример визуализации всего месторождения представлен на фиг.1. Зелеными кругами отмечена переходная зона между двумя типами единиц ИК кривой, красными кругами отмечены скважины с аномальными значениями. Красная штриховая линия показывает границу между двумя типами единиц ИК.

Из фиг.1 видно, что кривые распределяются по двум классам, которые соответствуют двум типам единиц измерений. Для решения задачи приведения кривой ИК к одним единицам может быть проведен уровень в районе линии изгиба графика среднего значения (красная штриховая линия на рисунке), отделяющий скважины с разными единицами, а переходная зона была проверена визуально.

Далее рассмотрим вопросы нормировки кривых

Особенности измерения PS и GK каротажей состоит в том, что изначально они является ненормированным. Это проявляется в том, что абсолютные значения каротажей имеют тенденцию “мигрировать” с глубиной, то есть для одной и той же физической интерпретации измерений параметров будут соответствовать различные абсолютные значения. Это происходит по причине того, что исходные данные содержат тренд глинистости, их съем производится различными приборами и, часто встречается, что в разных единицах. Часто информация об этом не сохраняется.

Ниже представлены различные алгоритмы нормировки кривых ГИС и формирования производных кривых APS, DGK.

Метод асимметричных наименьших квадратов

Метод основан на совместной минимизации L2 нормы невязки и квадрата второй производной результирующего сигнала. Чтобы получить линии глин и песков, в функционал добавляются веса для введения асимметрии. Таким образом результат оптимизации смещается к краям сигнала и создает огибающую.

Оптимизация представляет собой итеративную процедуру, при которой веса выставляются таким образом, чтобы больший вес имели точки со стороны глин или песков. Таким образом, результирующая кривая даст огибающую, которая будет линией глин или песков в зависимости от выбора параметра. Данный метод был создан для генерации гладкой огибающей, проведения базовой линии. Если λ -коэффициент сделать достаточно большим, то результирующая кривая будет иметь малую вторую производную, а соответственно, будет похожа на линейную функцию.

Метод асимметричных наименьших квадратов с квадратом первой производной

Аналогично предыдущему методу также может быть использована модификация способа с заменой второй производной на первую. Оптимизация квадрата первой производной должна приводить к тому, что у первой производной не должно быть больших значений. Таким образом кривая должна приближаться к функции с небольшим трендом для больших значений λ .

Метод на основе фильтра обработки сигналов

Наиболее простой способ построить огибающую может быть создан на основе обычного фильтра обработки сигналов. Фильтр, который строит огибающую сверху выглядит следующим образом:

$$y_i = \begin{cases} \alpha x_i + (1 - \alpha)y_{i-1}, & \text{если } y_{i-1} > x_i \\ x_i, & \text{иначе} \end{cases}$$

Фильтр, который строит огибающую снизу, имеет следующий вид:

$$y_i = \begin{cases} \alpha x_i + (1 - \alpha)y_{i-1}, & \text{если } y_{i-1} < x_i \\ x_i, & \text{иначе} \end{cases}$$

Параметр α можно интерпретировать, как скорость движения фильтра к исходному сигналу, когда последний отделяется от фильтра. Этот параметр нужно выбрать в соответствии с частотной характеристикой тренда кривых.

Линии глин и песков должны быть линейными. Данный фильтр строит нелинейную огибающую, однако воспроизводит структуру сигналов с соответствующей стороны. Для того, чтобы построить линейные линии глин и песков необходимо линеаризовать результат фильтрации. Это можно сделать различными способами, здесь был реализован следующий способ:

1. Строятся огибающие с помощью фильтров выше с проходом в обе стороны.
2. Обе проходки усредняются для обеих линий глин и песков по-отдельности.
3. Усредненные кривые линеаризуются с помощью линейной регрессии.
4. Линеаризованные результаты сдвигаются к минимальным и максимальным значениям сигнала соответственно, если требуется приведение к интервалу $[0, 1]$.

Метод асимметричной полной вариации

Метод асимметричной полной вариации имеет сходство с методом асимметричных наименьших квадратов за исключением того, что происходит совместная оптимизация L_2 нормы невязки с весами и L_1 нормы n -й производной результирующей функции. Данный метод является модификацией метода полной вариации (Total Variation Denoising), но в литературе данная модификация нигде не освещена. Классический метод полной вариации является оптимизационной задачей для L_2 нормы невязки и L_1 нормы некоторого функционала от результата, которым может являться n -я производная результата:

$$F(\vec{z}) = \sum_i (y_i - z_i)^2 + \lambda \sum_i |Dz_i|,$$

Здесь D — некоторая матрица, в нашем случае производной, y — измерения, для которых следует произвести преобразование, z — результирующий сигнал.

Таким образом, первый член функционала определяет похожесть двух сигналов, а последний делает результат Dz_i разреженным, то есть увеличивает количество нулей. Увеличение количество нулей первой производной приводит к кусочно-постоянной функции, а большое количество нулей первой производно — кусочно-линейной.

При высоком значении λ больше учитывается условие на производную результата, что приводит к линейной функции.

Веса в L_2 норме можно использовать для внесения асимметрии, которая позволяет строить огибающий тренд для создания линий глин и песков. Большое значение λ делает огибающий тренд линейным. Этот метод нормировки является самым обоснованным из предлагаемых четырех алгоритмов, так как производит линейный огибающий тренд одним действием. Оптимизация происходит аналогично асимметричным наименьшим квадратам.

В некоторых вариантах реализации осуществляются дополнительные методы предобработки данных, выявляющие и устраняющие следующие проблемы:

- аномально высокие по модулю значения;
- константный сигнал;
- моночастотное колебание вместо информативного сигнала;
- сшивки сигналов с разными параметрами, записанных на смежных интервалах;
- низкая разрешающая способность приборов;
- разные частоты дискретизации;
- разные единицы и некалиброванность приборов;
- рассинхронизация каротажей по глубине;
- отсутствие стратиграфии между интерпретированными пластами;

Большинство аномалий обнаруживаются во время разведочного анализа данных, однако некоторые эффекты, например, рассинхронизацию каротажей, трудно обнаружить обобщенным инструментом, и они могут проявить себя на этапе анализа результата в виде плохих метрик или предсказаний. Другие аномалии, присущие системе сбора данных, например, низкая разрешающая способность, не требуют обнаружения и могут быть устранены на этапе предобработки данных.

В рамках предварительной подготовки данных также были выполнены преобразования, требующиеся для обработки исходных данных с помощью итоговой модели. Например, могут быть применены следующие шаги преобразований:

- математические операции с кривыми;
- арифметические операции с отдельными кривыми;
- логарифмирование каротажей;
- арифметические бинарные операции с двумя кривыми;
- нормализация данных;
- мин-максная нормализация;
- ресемплинг;
- преобразование главных компонент (рса);
- преобразование единиц ИК каротажа;

- удаление тренда;

Затем обучают первый алгоритм машинного обучения прогнозирующий водонасыщенность и второй алгоритм машинного обучения прогнозирующий нефтенасыщенность используя данные о скважине, данные каротажа, а в качестве меток – данные каротажа о насыщенности.

В некоторых вариантах реализации используется трансферное обучение, которое отличается от широко известного подхода, который предполагает необходимость обучения одной модели машинного обучения для каждого заданного геологического объекта, что существенно ограничивает возможности масштабирования подхода в целом и устанавливает ограничение на количество скважин, необходимых для создания эффективной модели (обычно не менее нескольких сотен). В данном техническом решении реализован подход трансферного обучения, когда обучение модели делится на две части: (1) обучение общей модели с использованием всех доступных данных; (2) специализация модели для конкретного месторождения с использованием меньшего количества данных. Такой подход позволяет решить проблему масштабируемости стандартного подхода и вовлечь в анализ больше геологических объектов.

Реализуется это следующим образом - процедура обучения фиксирует первые два слоя ИНС (под фиксацией мы подразумеваем, что алгоритму обратного распространения не разрешается изменять свои весовые коэффициенты), а затем применяется описанная ниже процедура обучения с параметрами, приведенными ниже. Когда дело доходит до части специализации, происходит обратное - обученная часть ИНС фиксируется, а два других слоя расслабляются (например, алгоритм обратного распространения теперь может изменять (расслаблять) свои коэффициенты). В результате мы имеем две части ИНС, представляющие общие и специализированные возможности распознавания в одной архитектуре.

В качестве иллюстративного примера на ниже показана примерная архитектура ИНС:

Параметры архитектуры	Значение
Рекуррентных слоев	≥ 1
Сверточных слоев	≥ 1
Нейронов в слое	50

При обучении в некоторых вариантах реализации сформированный набор данных (после предобработки) разделяют в пропорции 80/20 (могут быть и иные значения – [60..79]/[40..21]), где 80% отводится на обучение, а 20% - на тестирование

предсказательных возможностей модели. Для подтверждения однородности наших предсказаний может использоваться процедура one-of-the-fold (частный случай метода валидации модели типа перекрестная проверка https://ru.wikipedia.org/wiki/Перекрёстная_проверка, [https://en.wikipedia.org/wiki/Cross-validation_\(statistics\)#k-fold_cross-validation](https://en.wikipedia.org/wiki/Cross-validation_(statistics)#k-fold_cross-validation)) со значением 5. Это означает, что мы делаем такое разделение 80/20 пять раз и обучаем пять нейронных сетей, используя одну и ту же архитектуру, но разные наборы данных для процедуры обучения и тестирования. Автоматическая процедура тестирует каждую модель и оценивает f1-score по двум параметрам:

1. Минимальное значение из пяти тестов
2. Дисперсия результата для пяти моделей

Если минимальное значение выше 0,5, а дисперсия не превышает 20%, то модель с лучшим f1-score выбирается для дальнейшего использования.

После чего отправляют на вход первого алгоритма машинного обучения прогнозирующего водонасыщенность и второго алгоритма машинного обучения прогнозирующего нефтенасыщенность данные о скважине, данные каротажа.

В некоторых вариантах реализации используется следующий комплекс ГИС:

- PS - потенциал спонтанной поляризации;
- GK - гамма каротаж;
- PZ - потенциал зонд;
- IK - индукционный каротаж;
- NNKT_big - нейтрон-нейтронный каротаж;
- BK - боковой каротаж.

Для каждой скважины и каждого пласта выполняют следующие действия:

- определяют прогноз вероятности нефтенасыщения с использованием второго обученного алгоритма машинного обучения;
- определяют прогноз вероятности водонасыщения с использованием первого обученного алгоритма машинного обучения;
- определяют вероятность границы между нефтью и водонефтяной зоны;
- определяют вероятности границы области вода-нефть;
- определяют глубину с максимальной вероятностью границы между нефтью и зоной вода-нефть;
- определяют глубину с максимальной вероятностью контакта вода-нефть;

Все последующие шаги выполняются отдельно для каждой скважины, а также для каждого отдельного геологического объекта, попадающего в разрез скважины (т.е. пласт). Так как

предлагаемое техническое решение описывает работу моделей, интерпретирующую нефтенасыщение в каждой точке глубины (максимальная дискретизация определяется исходными данными ГИС, т.е. точностью прибора, производившего измерения соответствующего параметра).

- определяют прогноз вероятности нефтенасыщения с использованием второго обученного алгоритма машинного обучения $P_{oil_i} = P(y_i = \text{нефть})$, i – это абсолютная отметка глубины измерения вдоль ствола скважины внутри рассматриваемого пласта;

- определяют прогноз вероятности водонасыщения с использованием первого обученного алгоритма машинного обучения $P_{water_i} = P(y_i = \text{вода})$, i – это абсолютная отметка глубины измерения вдоль ствола скважины внутри рассматриваемого пласта;

- определяют вероятность границы между нефтью и водонефтяной зоны $P_{oil-above_i}$ в соответствии со следующей формулой:

$$P_{oil-above_j} = \sum_{i \leq j} P_{oil_i} + \sum_{i > j} (1 - P_{oil_i})$$

Здесь $P_{oil-above_i}$ – это ненормализованная вероятность, с неизвестным законом распределения вдоль глубины скважины в пределах рассматриваемого геологического пласта, поэтому выполняется дополнительная процедура нормализации по следующей формуле:

$$Pn_{oil-above_j} = \frac{\sum_{i \leq j} P_{oil_i} + \sum_{i > j} (1 - P_{oil_i})}{\sum_i P_{oil-above_i}}$$

- аналогичным образом определяют вероятности границы области вода-нефть $P_{water-below_j}$, которую также необходимо нормализовать:

$$Pn_{water-below_j} = \frac{\sum_{i \leq j} P_{water_i} + \sum_{i > j} (1 - P_{water_i})}{\sum_i P_{water-below_i}}$$

- находят глубину i^* с максимальной вероятностью границы между нефтью и зоной вода-нефть по следующей формуле:

$$Pn_{oil-above_{i^*}} = \max (Pn_{oil-above_i})$$

- находят глубину j^* с максимальной вероятностью контакта вода-нефть по следующей формуле:

$$Pn_{water-below_{j^*}} = \max (Pn_{water-below_j})$$

Проводят интерпретацию исследуемых измерений глубин следующим образом. проводят интерпретацию исследуемых измерений глубин внутри рассматриваемого пласта по следующим правилам:

1. Все значения глубины d находящиеся выше i^* (т.е. $d < i^*$) интерпретируются как нефтенасыщенные глубины;
2. Все значения глубины d находящиеся между значениями i^* и j^* (т.е. $i^* < d < j^*$) интерпретируются как переходная зона с насыщениями типа нефть+вода или вода+нефть;
3. Все значения глубины d находящиеся глубже j^* (т.е. $d > j^*$) интерпретируются как водонасыщенные глубины.

Результаты интерпретации измерений глубин агрегируют в интервалы путем объединения максимальных непрерывных цепочек. Т.е. полученные на предыдущем шаге результаты интерпретации измерений глубин агрегируют в интервалы путем объединения максимальных непрерывных цепочек в единые объекты.

В некоторых вариантах реализации агрегация в интервалы осуществляется с учетом шага дискретизации исходных данных.

В некоторых вариантах реализации агрегированные интервалы описываются по крайней мере следующими характеристиками: верхняя отметка глубины по стволу скважины, нижняя отметка глубины по стволу скважины, вероятностная оценка наличия нефтяного насыщения в коллекторе.

После чего производят уточнение исходных данных РИГИС для каждого пласта с учетом полученных результатов интерпретации. Объекты, полученные на предыдущем шаге, имеющие нефтяным насыщением интерпретируются как нефтенасыщенные коллекторы, происходит уточнение исходных данных РИГИС путем добавления результатов работы предлагаемого технического решения (фиг.3).

Аналогичные шаги должны быть повторены для каждого пласта, которые есть в разрезе скважины и представляет потенциальный интерес для разработки.

Таким образом, при реализации заявленных способов повышается точность интерпретации данных исследования пласта и скважин, повышается точность определения продуктивный (нефтенасыщенных) пластов, за счет чего увеличивается объем добытого флюида нефти.

Формула изобретения

1. Способ поиска нефтенасыщенных коллекторов, при котором:
 - получают набор данных, включающий данные о скважине, в том числе данные о наличии коллектора для заданных глубин, данные каротажа, данные инклинометрии, стратиграфии, данные каротажа о насыщенности;
 - проводят предобработку данных, включая приведение размерности, поиск и удаление аномалий и выбор единого шага дискретизации, нормировку кривых ГИС;
 - обучают первый алгоритм машинного обучения прогнозирующий водонасыщенность и второй алгоритм машинного обучения прогнозирующий нефтенасыщенность используя данные о скважине, данные каротажа, а в качестве меток – данные каротажа о насыщенности;
 - отправляют на вход первого алгоритма машинного обучения прогнозирующего водонасыщенность и второго алгоритма машинного обучения прогнозирующего нефтенасыщенность данные о скважине, данные каротажа;
 - для каждой скважины и каждого пласта выполняют следующие действия:
 - определяют прогноз вероятности нефтенасыщения с использованием второго обученного алгоритма машинного обучения;
 - определяют прогноз вероятности водонасыщения с использованием первого обученного алгоритма машинного обучения;
 - определяют вероятность границы между нефтью и водонефтяной зоной;
 - определяют вероятности границы области вода-нефть;
 - определяют глубину с максимальной вероятностью границы между нефтью и зоной вода-нефть;
 - определяют глубину с максимальной вероятностью контакта вода-нефть;
 - проводят интерпретацию полученных на предыдущем шаге данных;
 - результаты интерпретации измерений глубин агрегируют в интервалы путем объединения максимальных непрерывных цепочек данных;
 - производят уточнение исходных данных РИГИС для каждого пласта с учетом полученных результатов интерпретации, определяя данные глубин расположения пластов с нефтенасыщенными коллекторами.
2. Способ по п.1, в котором после определения глубин расположения пластов с нефтенасыщенными коллекторами производят разработку пластов с нефтенасыщенными коллекторами.

3. Способ по п.1, в котором агрегация в интервалы осуществляется с учетом шага дискретизации исходных данных.
4. Способ по п.1, в котором агрегированные интервалы описываются по крайней мере следующими характеристиками: верхняя отметка глубины по стволу скважины, нижняя отметка глубины по стволу скважины, вероятностная оценка наличия нефтяного насыщения в коллекторе.
5. Способ по п.1, в котором для обучения алгоритмов машинного обучения используют трансферное обучение.
6. Способ по п.1, в котором в архитектуре алгоритмов машинного обучения используют, по крайней мере, сверточные нейронные сети.
7. Способ по п.1, в котором в архитектуре алгоритмов машинного обучения используют, по крайней мере, управляемые рекуррентные блоки.
8. Способ по п.1, в котором используют следующие методы нормировки кривых ГИС: метод ассиметричных наименьших квадратов, метод ассиметричных наименьших квадратов с квадратом первой производной, метод на основе фильтра обработки сигналов, метод ассиметричной полной вариации.
9. Способ по п.1, в котором для удаления аномалий в данных используют следующие методы: удаление аномальных значений, удаление тренда, удаление различных единиц измерений каротажей.
10. Способ по п.1., в котором дополнительно для предобработки данных используют следующие методы: логарифмирование каротажей, арифметические бинарные операции с двумя кривыми, арифметические операции с отдельными кривыми, мин-максную нормализацию, ресемплинг, преобразование главных компонент, удаление тренда.
11. Способ п.1., в котором для приоритезации результатов работы системы используют автоматизированную экспертную оценку, основанную на автоматических правилах принятия решения в зависимости от абсолютных значений физических показателей, описывающих нефтенасыщенные коллектора, полученных в результате работы системы.
12. Способ разработки нефтенасыщенных коллекторов, при котором:
 - получают набор данных, включающий данные о скважине, в том числе данные о наличии коллектора для заданных глубин, данные каротажа, данные инклинометрии, стратиграфии, данные каротажа о насыщенности;
 - проводят предобработку данных, включая приведение размерности, поиск и удаление аномалий и выбор единого шага дискретизации, нормировку кривых ГИС;

- обучают первый алгоритм машинного обучения прогнозирующий водонасыщенность и второй алгоритм машинного обучения прогнозирующий нефтенасыщенность используя данные о скважине, данные каротажа, а в качестве меток – данные каротажа о насыщенности;
- отправляют на вход первого алгоритма машинного обучения прогнозирующего водонасыщенность и второго алгоритма машинного обучения прогнозирующего нефтенасыщенность данные о скважине, данные каротажа;
- для каждой скважины и каждого пласта выполняют следующие действия:
 - определяют прогноз вероятности нефтенасыщения с использованием второго обученного алгоритма машинного обучения;
 - определяют прогноз вероятности водонасыщения с использованием первого обученного алгоритма машинного обучения;
 - определяют вероятность границы между нефтью и водонефтяной зоной;
 - определяют вероятности границы области вода-нефть;
 - определяют глубину с максимальной вероятностью границы между нефтью и зоной вода-нефть;
 - определяют глубину с максимальной вероятностью контакта вода-нефть;
- проводят интерпретацию полученных на предыдущем шаге данных;
- результаты интерпретации измерений глубин агрегируют в интервалы путем объединения максимальных непрерывных цепочек данных;
- производят уточнение исходных данных РИГИС для каждого пласта с учетом полученных результатов интерпретации, определяя данные глубин расположения пластов с нефтенасыщенными коллекторами;
- производят разработку пластов с нефтенасыщенными коллекторами.

13. Способ по п.12, в котором агрегация в интервалы осуществляется с учетом шага дискретизации исходных данных.

14. Способ по п.12, в котором агрегированные интервалы описываются по крайней мере следующими характеристиками: верхняя отметка глубины по стволу скважины, нижняя отметка глубины по стволу скважины, вероятностная оценка наличия нефтяного насыщения в коллекторе.

15. Способ по п.12, в котором для обучения алгоритмов машинного обучения используют трансферное обучение.

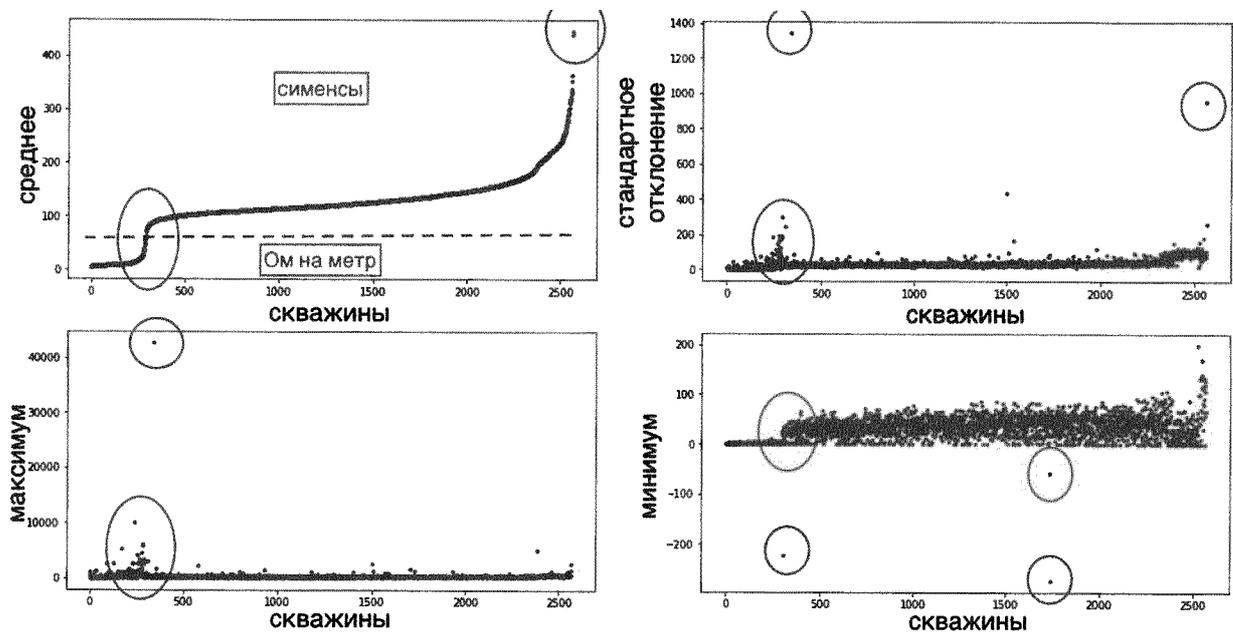
16. Способ по п.12, в котором в архитектуре алгоритмов машинного обучения используют, по крайней мере, сверточные нейронные сети.

17. Способ по п.12, в котором в архитектуре алгоритмов машинного обучения используют, по крайней мере, управляемые рекуррентные блоки.
18. Способ по п.12, в котором используют следующие методы нормировки кривых ГИС: метод асимметричных наименьших квадратов, метод асимметричных наименьших квадратов с квадратом первой производной, метод на основе фильтра обработки сигналов, метод асимметричной полной вариации.
19. Способ по п.12, в котором для удаления аномалий в данных используют следующие методы: удаление аномальных значений, удаление тренда, удаление различных единиц измерений каротажей.
20. Способ по п.12, в котором дополнительно для предобработки данных используют следующие методы: логарифмирование каротажей, арифметические бинарные операции с двумя кривыми, арифметические операции с отдельными кривыми, мин-максную нормализацию, ресемплинг, преобразование главных компонент, удаление тренда.
21. Способ п.12, в котором для приоритезации результатов работы системы используют автоматизированную экспертную оценку, основанную на автоматических правилах принятия решения в зависимости от абсолютных значений физических показателей, описывающих нефтенасыщенные коллектора, полученных в результате работы системы.

Способ, система и машиночитаемый носитель для определения пропущенных нефтегазовых залежей

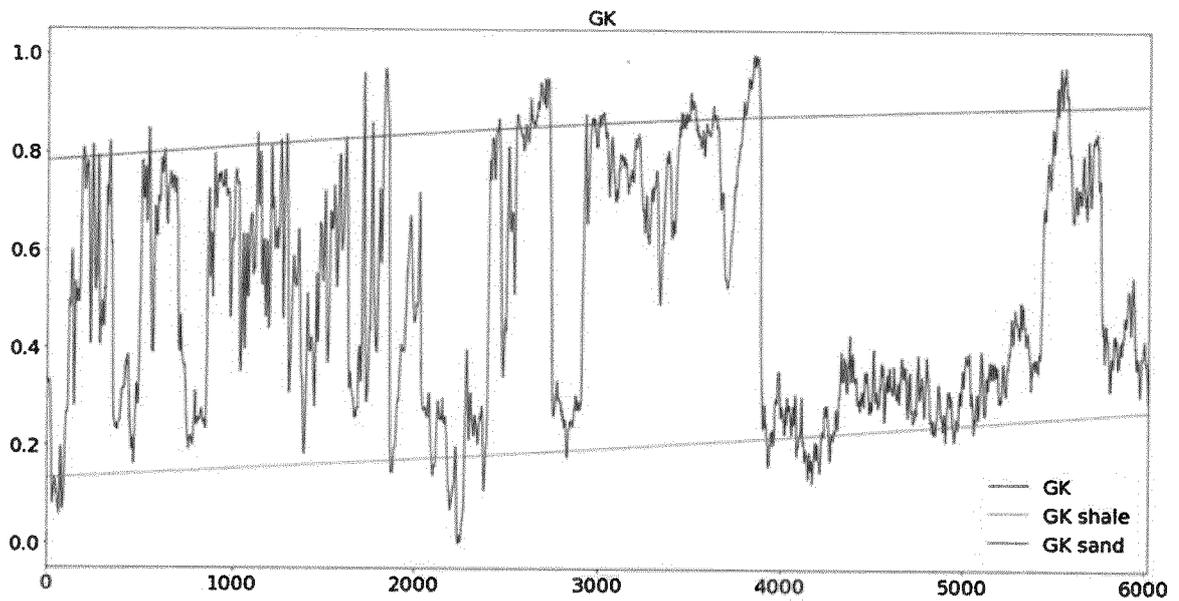


Фиг. 1

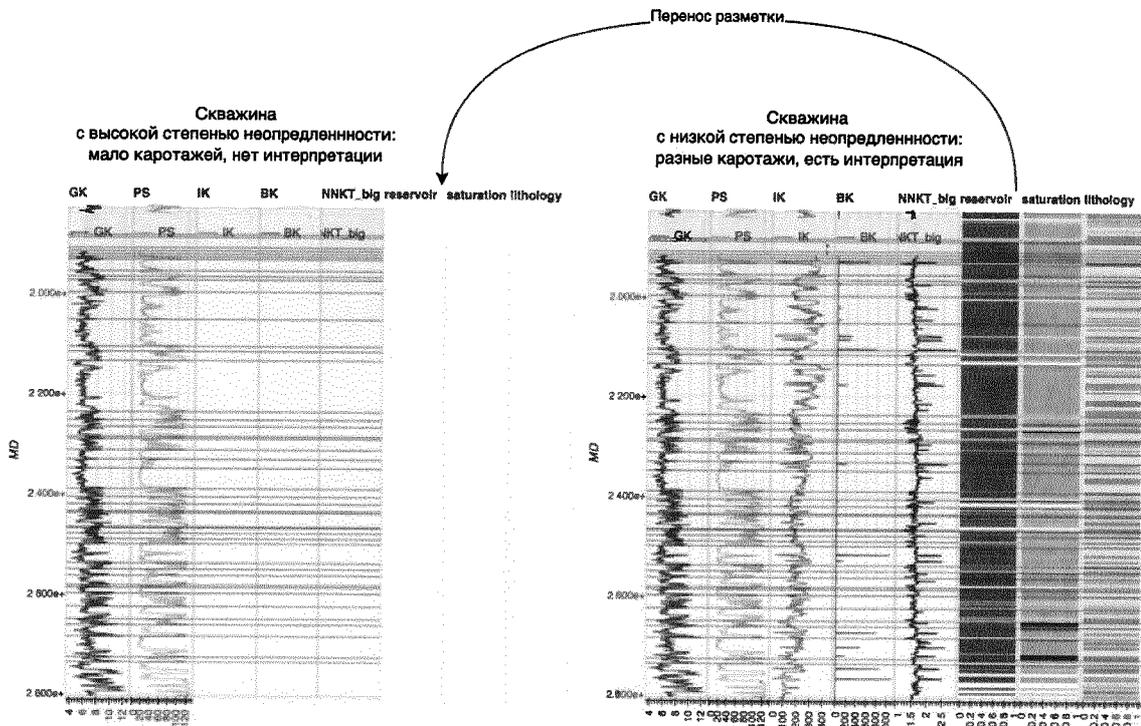


Фиг. 2

Способ, система и машиночитаемый носитель для определения пропущенных нефтегазовых залежей

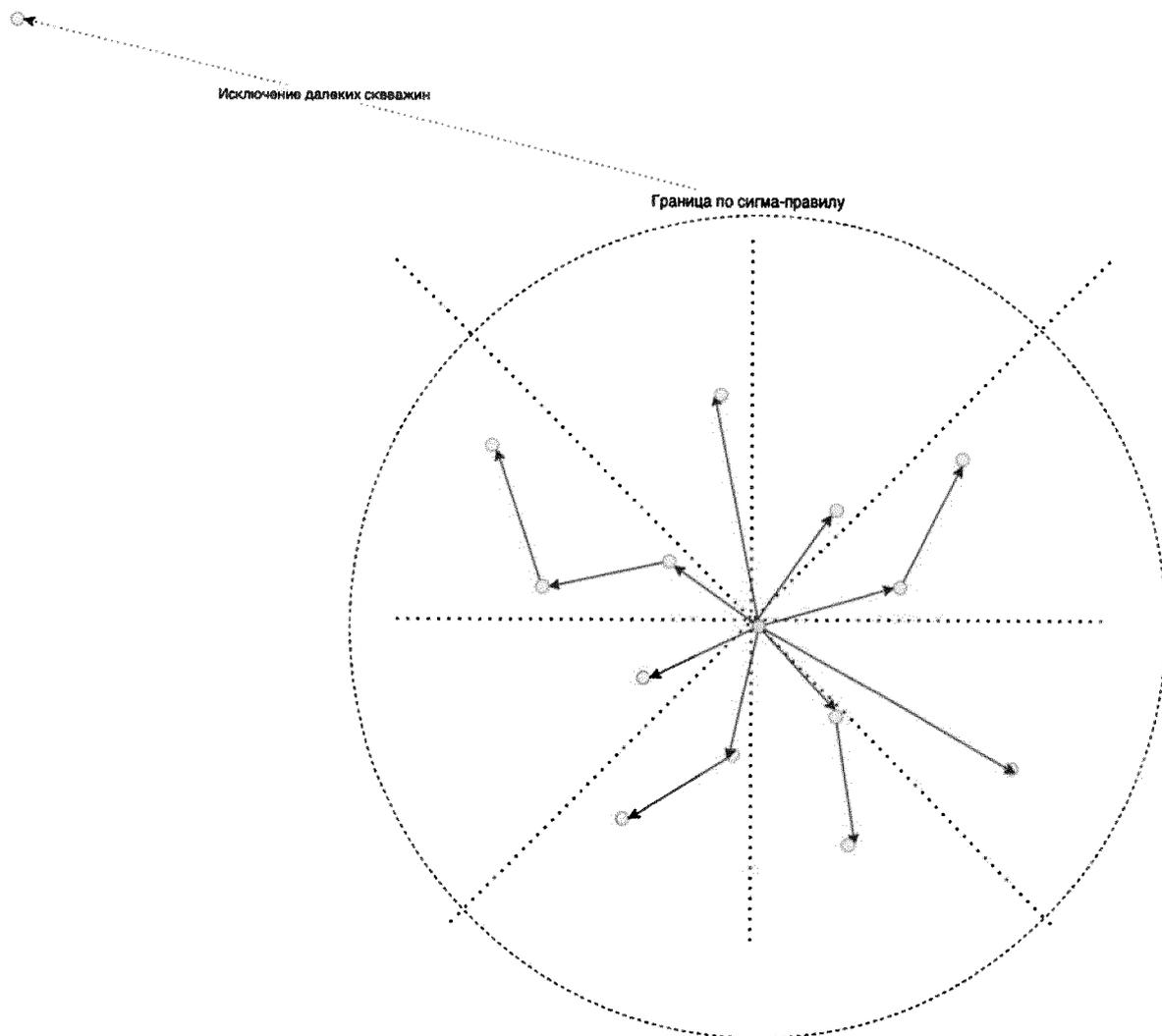


Фиг. 3



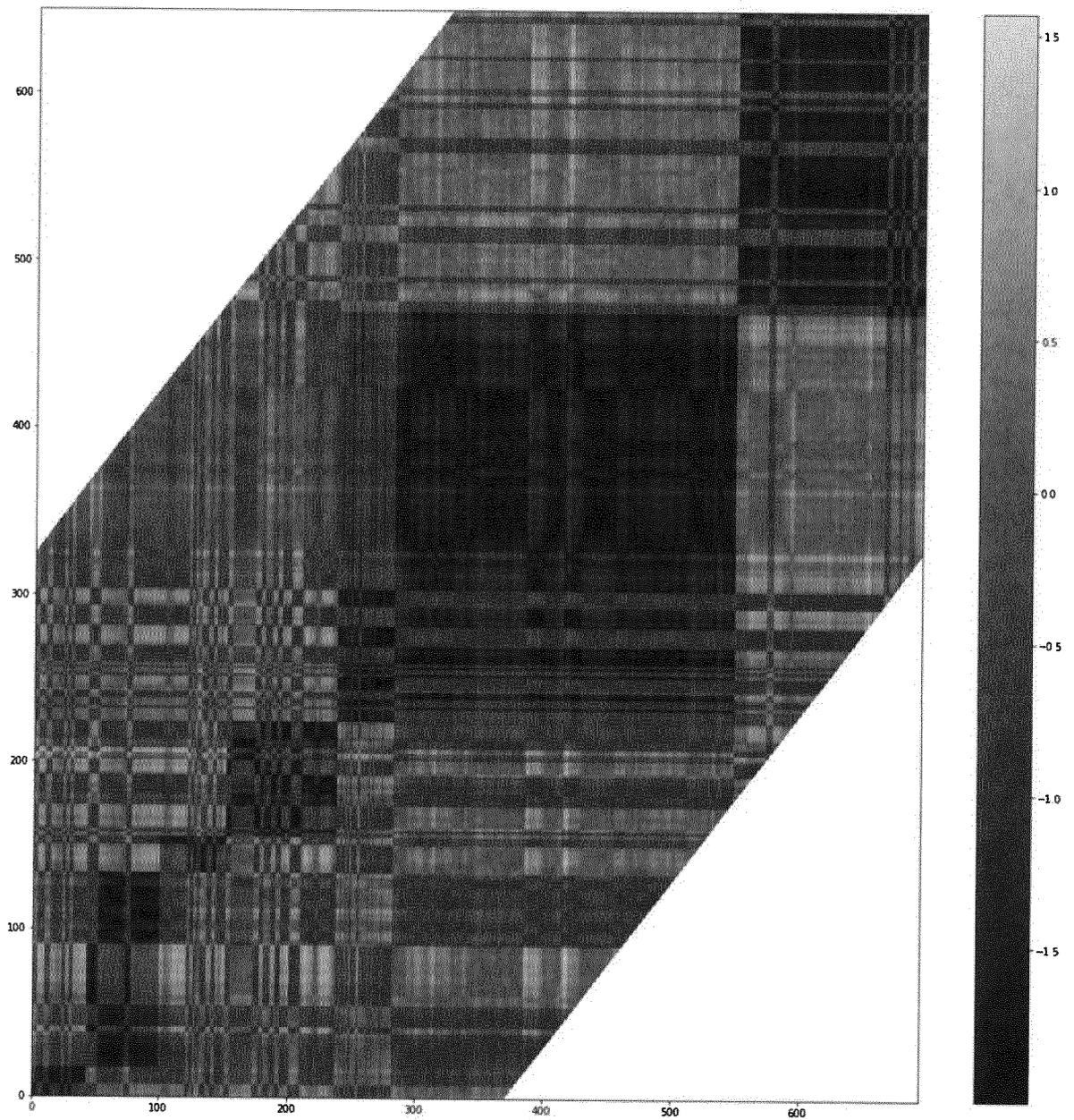
Фиг. 4

Способ, система и машиночитаемый носитель для определения пропущенных нефтегазовых залежей



Фиг. 5

Способ, система и машиночитаемый носитель для определения пропущенных нефтегазовых залежей

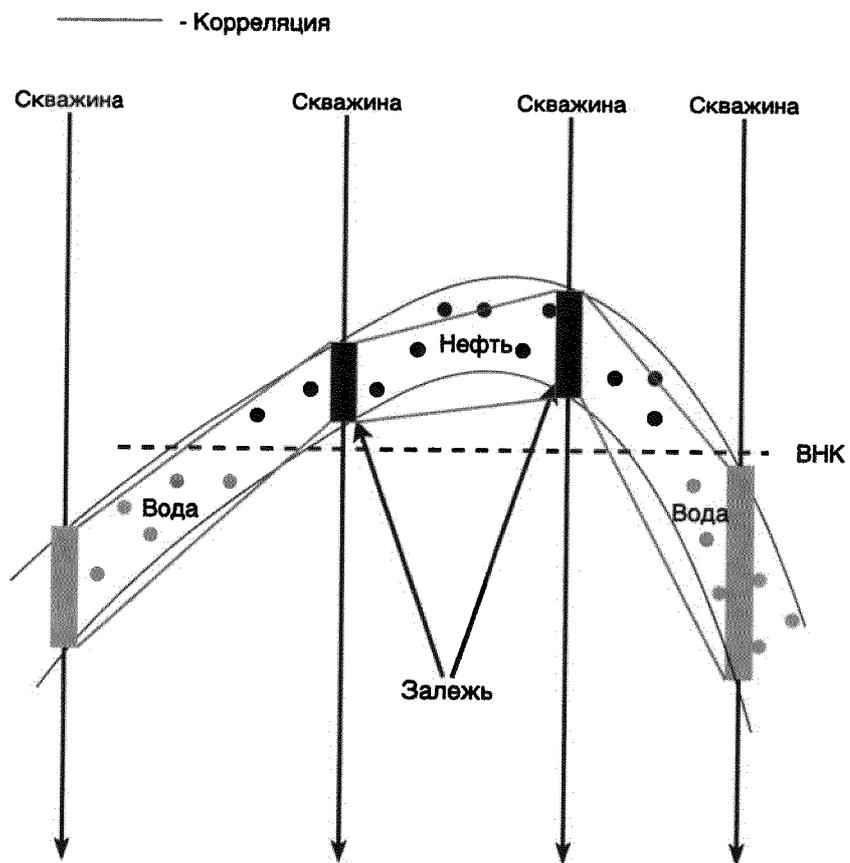


Фиг. 6

Способ, система и машиночитаемый носитель для определения пропущенных нефтегазовых залежей



Фиг. 7



Фиг. 8

ОТЧЕТ О ПАТЕНТНОМ ПОИСКЕ
(статья 15(3) ЕАПК и правило 42 Патентной инструкции к ЕАПК)

Номер евразийской заявки:
202293572

А. КЛАССИФИКАЦИЯ ПРЕДМЕТА ИЗОБРЕТЕНИЯ:
G06F 30/27 (2020.01)
E21B 43/00 (2006.01)

Согласно Международной патентной классификации (МПК)

Б. ОБЛАСТЬ ПОИСКА:
Просмотренная документация (система классификации и индексы МПК)
E21B, G01V, G06F

Электронная база данных, использовавшаяся при поиске (название базы и, если, возможно, используемые поисковые термины)
ЕАПАТИС, Esp@cenet, PatSearch, Google Patents, PATENTSCOPE

В. ДОКУМЕНТЫ, СЧИТАЮЩИЕСЯ РЕЛЕВАНТНЫМИ

Категория*	Ссылки на документы с указанием, где это возможно, релевантных частей	Относится к пункту №
X	СУДАКОВ В.А. Локализация и разработка остаточных запасов нефти с использованием геохимических исследований на основе нейросетевых алгоритмов, Георесурсы, 2022, Т.24. №4, стр. 50-64.	1-21
X	US 2021319304 A1 (SAUDI ARABIAN OIL CO) 14.10.2021, реферат, формула изобретения, описание изобретения пар. [0005]-[0014], [0067]-[0120], фиг. 3-12, 17.	1-21
Y	ШАЙБАКОВ Р.А. Использование нейросетевого аппарата для идентификации границ геологических объектов, Международная заочная научная конференция «Технические науки: тра-диции и инновации». Под редакцией Г.Д. Ахметовой и др. Челябинск, январь 2012, стр. 8-11.	1-21
Y	RU 2300632 C1 (ОТКРЫТОЕ АКЦИОНЕРНОЕ ОБЩЕСТВО «ТАТНЕФТЬ» им. В.Д. ШАШИНА) 10.06.2007, реферат, формула изобретения, описание изобретения стр.3 строки 40-50, стр.4 -5.	1-21
A	RU 2774819 C1 (АКЦИОНЕРНОЕ ОБЩЕСТВО «СИБИРСКИЙ НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ ИНСТИТУТ ГЕОЛОГИИ, ГЕОФИЗИКИ И МИНЕРАЛЬНОГО СЫРЬЯ») 23.06.2022.	1-21
A	US 2022187495 A1 (SCHLUMBERGER TECHNOLOGY CORP) 16.06.2022.	1-21

последующие документы указаны в продолжении

<p>* Особые категории ссылочных документов: «А» - документ, определяющий общий уровень техники «D» - документ, приведенный в евразийской заявке «Е» - более ранний документ, но опубликованный на дату подачи евразийской заявки или после нее «О» - документ, относящийся к устному раскрытию, экспонированию и т.д. "P" - документ, опубликованный до даты подачи евразийской заявки, но после даты испрашиваемого приоритета"</p>	<p>«Т» - более поздний документ, опубликованный после даты приоритета и приведенный для понимания изобретения «Х» - документ, имеющий наиболее близкое отношение к предмету поиска, порочащий новизну или изобретательский уровень, взятый в отдельности «Y» - документ, имеющий наиболее близкое отношение к предмету поиска, порочащий изобретательский уровень в сочетании с другими документами той же категории «&» - документ, являющийся патентом-аналогом «L» - документ, приведенный в других целях</p>
--	--

Дата проведения патентного поиска: **12/06/2023**

Уполномоченное лицо:
Начальник отдела механики,
физики и электротехники

 Д.Ф. Крылов