ISSN 2411-3336; e-ISSN 2541-9404

ЗАПИСКИ ГОРНОГО ИНСТИТУТА

Journal of Mining Institute

Сайт журнала: pmi.spmi.ru



Научная статья

Применение технологии машинного обучения при моделировании распределения литотипов на пермокарбоновой залежи нефти Усинского месторождения

Д.В.ПОТЕХИН[1,2], **С.В.ГАЛКИН**[1]✉

[1] *Пермский национальный исследовательский политехнический университет, Пермь, Россия*

[2] *Филиал ООО «ЛУКОЙЛ-Инжиниринг» «ПермНИПИнефть», Пермь, Россия*

***Как цитировать эту статью*:** Потехин Д.В., Галкин С.В. Применение технологии машинного обучения при моделировании распределения литотипов на пермокарбоновой залежи нефти Усинского месторождения // Записки Горного института. 2023. Т. 259. С. 41-51. DOI: 10.31897/PMI.2022.101

Аннотация. Пермокарбоновая нефтяная залежь Усинского месторождения характеризуется исключительно сложным типом емкостного пространства с интенсивным распространением по разрезу кавернозности и трещиноватости пород. В работе для данного эксплуатационного объекта реализован процесс 3D-геологического моделирования, предусматривающий на первом этапе автоматизированное выделение объемов коллекторов путем сопоставления данных исследований керна и ГИС, на втором – выделение на основе сопоставления исследований шлифов и ГИС литотипов пород по классификации Данхема. Большой массив фактической информации позволяет при реализации поставленных задач применить технологии машинного обучения с использованием аппарата нейронных сетей Левенберга – Марквардта. Полученные на основе обучающих выборок алгоритмы прогноза выделения коллекторов и литотипов пород по ГИС применены к скважинам без отбора керна. Реализованный подход позволил дополнить 3D-геологическую модель информацией о фильтрационно-емкостных свойствах пород с учетом структурных особенностей выделенных литотипов. Для пермокарбоновой залежи нефти Усинского месторождения установлена объемная зональность распределения различных литотипов пород. С учетом выделенных литотипов на основе алгоритмов машинного обучения определены плотность и раскрытость трещин, на основе чего в объеме залежи рассчитана трещинная проницаемость. В целом ошибки машинного обучения при реализации составили порядка 3-5 %, что свидетельствует о достоверности полученных прогнозных решений. Результаты исследований заложены в действующую цифровую 3D-геолого-технологическую модель изучаемой залежи.

***Ключевые слова*:** геофизические исследования скважин; карбонатный коллектор; керн; литотип; трещиноватость; машинное обучение; нейронные сети

Благодарность. Исследование выполнено в рамках гранта Президента Российской Федерации для государственной поддержки ведущих научных школ Российской Федерации (грант № НШ-1010.2022.1.5).

Поступила: 01.08.2022 ***Принята: 17.11.2022*** ***Онлайн: 27.02.2023*** ***Опубликована: 27.02.2023***

Введение. Основной тенденцией последнего времени для нефтегазового комплекса России является перемещение добычи углеводородов (УВ) в районы со сложным геологическим строением. Данный процесс является объективным, так как активные запасы нефти длительное время вовлечены в разработку и эксплуатируются высокообводненным фондом скважин. Подавляющее большинство еще не введенных в разработку нефтяных месторождений России с активными запасами относятся к категориям мелких или мельчайших. Относительно крупные приросты запасов УВ в современных условиях можно получить только за счет повышения эффективности разработки месторождений с трудноизвлекаемыми запасами. Примером территории с высокими перспективами потенциального наращивания добычи УВ является Тимано-Печорская нефтегазоносная провинция (НГП) [1]. Тимано-Печорская НГП характеризуется исключительно сложным геологическим строением, высокой неоднородностью продуктивных пластов, разбитием залежей на отдельные блоки системой трещин [2]. Для данной территории добыча нефти обеспечивается активным применением технологий интенсификации добычи, в разработку вовлекаются сверхтяжелые нефти [3, 4].

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0

Органогенные постройки Тимано-Печорской НГП по морфологии относятся к категории холмов, отличаясь от классических рифов отсутствием типичных массивных каркасных организмов, тыловых и передовых шлейфов [5]. Геологический разрез пермокарбоновых отложений имеет цикличное строение, проявляющееся в закономерной смене литотипов карбонатных пород. Структура пород, как правило, включает пустотное пространство различных генераций, что объясняется продолжительной постседиментационной историей развития отложений, испытавших часто разнонаправленные воздействия (изменения относительного уровня моря и др.).

На этапе седиментогенеза в пермско-каменноугольном комплексе формировались морфологически выраженные органогенные постройки, состоящие из различных видов криноидей и мшанок, скелеты которых подвергались разрушению вследствие устойчивого сноса и активной гидродинамики среды. В процессе диагенеза первичную структуру емкостного пространства в основном изменяли цементация и выщелачивание. Если развитие цементации приводило в основном к залечиванию пустот, то процессы выщелачивания, наоборот, увеличивали пустотное пространство. Доломитизация пород в пермско-каменноугольном комплексе в целом проявляется незначительно, что, вероятно, связано с хорошим сообщением бассейнов осадконакопления с водами Мирового океана [6]. На этапе катагенеза процессы цементации и выщелачивания активно продолжались. Кроме этого, преимущественно в пределах развития плотных литотипов происходило развитие трещиноватости, в результате чего локальные объемы пород-коллекторов могли соединяться в единую фильтрационную систему.

Таким образом, фациальная неоднородность пород пермокарбоновых отложений отражается прежде всего в структуре емкостного пространства и процессах развития выщелачивания [7, 8]. Исследователями предложены принципы литотипизации пород по признакам зернистости, количеству илистого материала, вторичной трещиноватости. Наиболее часто используется на практике система классификации, предложенная Р.Данхемом [9], согласно которой основная роль в формировании карбонатных отложений отводится двум основным типам: баундстоунам, в которых исходные компоненты связаны между собой в процессе седиментации, и биокластовым известнякам, состоящим из обломков организмов и микритового материала (пак-, вак- и мадстоуны) [7].

Одним из наиболее значимых по объему запасов эксплуатационных объектов Тимано-Печорской НГП является пермокарбоновая залежь Усинского месторождения, которая в тектоническом плане расположена в пределах северной части Усинского вала в зоне сочленения Колвинского мегавала с Сынянырдской депрессией (рис.1). Пермские отложения залежи представлены мшанково-криноидными известняками, верхний карбон – детритовыми и органогенно-обломочными разностями, иногда брекчиевидного облика. В отложениях среднего карбона в верхней части преобладают детритовые и органогенно-обломочные известняки. Нижняя часть сложена водорослевыми и органогенно-обломочными, иногда доломитизированными известняками с маломощными прослоями аргиллитоподобных глин.

Во всем геологическом разрезе пермокарбоновой толщи встречены пористые и кавернозные интервалы. При этаже нефтеносности более 350 м данный объект характеризуется аномально высокой вязкостью нефти в диапазоне от 340 до 2000 мПа·с, что предопределяет применение тепловых методов нефтедобычи. Геологическое изучение залежи ведется уже почти 50 лет, чем объясняется большое количество соответствующих научных работ. По данным петрофизических исследований керна, образование пустотного пространства коллекторов связано в основном с процессами выщелачивания, что предопределило сложный тип емкостного пространства с интенсивным распространением по карбонатному разрезу трещиноватости [10, 11]. В ряде случаев породы даже в плотных разностях насыщены нефтью или битуминозно-органическим веществом, причем негативное влияние битумизации на производительность скважин в еще большей степени усугубляется для пород со сниженными фильтрационно-емкостными свойствами (ФЕС) [12, 13]. При этом также встречены хорошо работающие интервалы с низкой матричной пористостью, что свидетельствует о влиянии трещиноватости на добычу нефти [14]. На развитие процессов кавернозности указывает часто встречающийся неполный вынос керна. В целом пермокарбоновую толщу Усинского месторождения можно отнести к трещинно-каверно-поровому типу, что позволяет рассматривать ее как единый резервуар.

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0

DOI: 10.31897/PMI.2022.101

Записки Горного института. 2023. Т. 259. С. 41-51
© Д.В.Потехин, С.В.Галкин, 2023

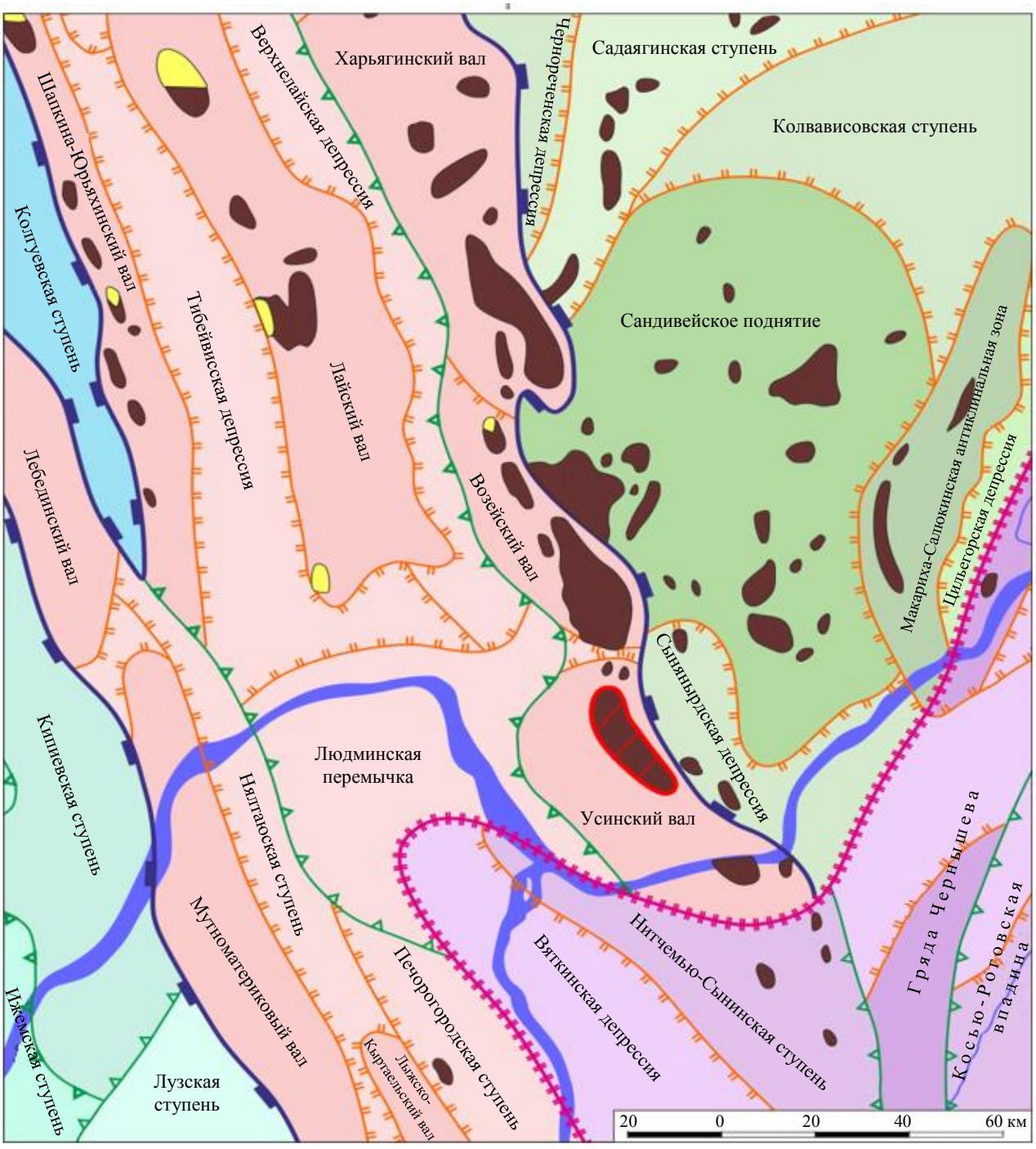


Рис.1. Выкопировка из карты тектонического районирования Тимано-Печорского седиментационного бассейна

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0

Записки Горного института. 2023. Т. 259. С. 41-51
DOI: 10.31897/PMI.2022.101
© Д.В.Потехин, С.В.Галкин, 2023

Постановка проблемы. Основой для построения литофациальной геологической модели прежде всего являются керновые исследования скважин. Для изучаемой залежи объем данного вида работ проведен в атмосферных условиях на 7855 стандартных образцах (d = 30 мм), ориентированных параллельно напластованию. Для потенциально трещинно-кавернозных отложений петрофизические исследования рекомендуется проводить, в том числе, на полноразмерных образцах, что позволяет комплексно исследовать как микротрещины, так и каверны большого размера [15]. Также проведены исследования на 1416 образцах полноразмерного керна (d = 64 и 110 мм). В результате установлено, что коллекторы представлены известняками, доломитизированными известняками и их переходными разностями. Трещины преимущественно вертикальные, открытого типа или выполнены мелкозернистым кальцитом, раскрытость трещин находится в диапазоне от 5 до 600 мкм.

На основе принципов классификации Р.Данхема в работах [14, 16] для пермокарбновой залежи Усинского месторождения проведен анализ исследований более 1000 шлифов, задача которого – установление связи литологии пород с ФЕС. На рис.2 представлены шлифы, показывающие структуру емкостного пространства различных литотипов.

Мад-, вак-, пак-, грейн-, флаут- и рудстоуны, первичные компоненты которых не скреплены во время их накопления, представлены в разных пропорциях биогенным и обломочным материалом. Данные литотипы отличаются друг от друга типом цементации и размерами зерен. На рис.2, *а* представлен шлиф пород этого типа, который относится к непроницаемому разрезу. Отличительной особенностью баундстоунов является их биоморфная цельноскелетная структура. На рис.2, *б* – шлиф для баундстоуна из кавернозно-пористого интервала пород. К отдельному типу отнесен доломитизированный известняк (кристаллический карбонат по Данхему [9]), в котором не распознается первичная структура.

Анализ кернов для различных литотипов, выполненный ранее в работе [14], показал, что коэффициенты проницаемости (k) для руд-, пак-, грейн- и флаутстоунов находятся в диапазоне низких значений до 50 мД, для мадстоунов – в основном от 50 до 200 мД. Для баундстоунов установлена трещиноватость пород и более широкие диапазоны варьирования k, чем для других типов. Значения k более 1000 мД встречены для баундстоунов и иногда доломитизированных известняков. Причем если доломитизированные карбонаты имеют поровую структуру пустотного пространства, то баундстоуны относятся к порово-каверновому типу. В целом сделан вывод, что структура порового пространства и ФЕС связана прежде всего с минеральным составом пород [14].

При выделении коллекторов порового типа используется стандартный комплекс геофизических исследований скважин (ГИС), включающий измерение диаметра скважин, метод собственной поляризации (ПС), гамма-каротаж (ГК), нейтронный-гамма или нейтрон-нейтронный каротаж (НК), акустический каротаж. Отметим, что комплекс из всех шести методов ГИС выполнен лишь в 22 % скважин (в 320 из 1438). Кроме этого, в 104 скважинах дополнительно проведены специальные исследования методом гамма-гамма плотностного каротажа (ГГК-п).

а *б*

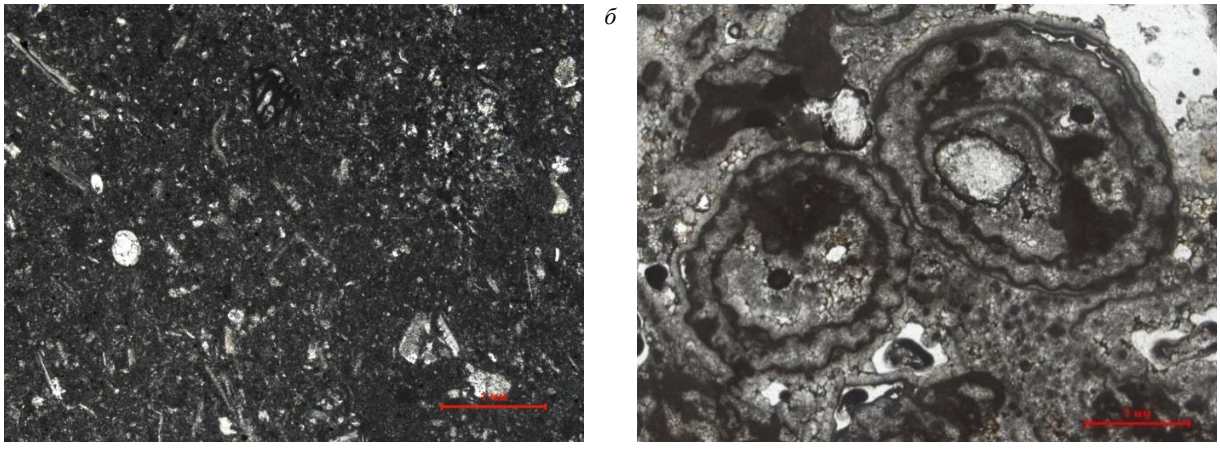


Рис.2. Фотографии шлифов пермокарбновых отложений Усинского месторождения для литотипов вакстоун (*а*) и баундстоун (*б*)

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0

DOI: 10.31897/PMI.2022.101

Записки Горного института. 2023. Т. 259. С. 41-51
© Д.В.Потехин, С.В.Галкин, 2023

На рис.3 приведена схема размещения скважин, из которой видно, что скважины с отбором керна расположены равномерно, но по достаточно разрешенной сетке. Еще меньше характеризуют всю площадь залежи 12 скважин с анализом шлифов. Объем залежи кратно более высокой плотностью характеризует комплекс ГИС, который проведен во всех скважинах и является основой при 3D-геологическом моделировании. При этом на примере скважин с отбором керна должны быть обоснованы зависимости показаний геофизических методов от ФЕС пород.

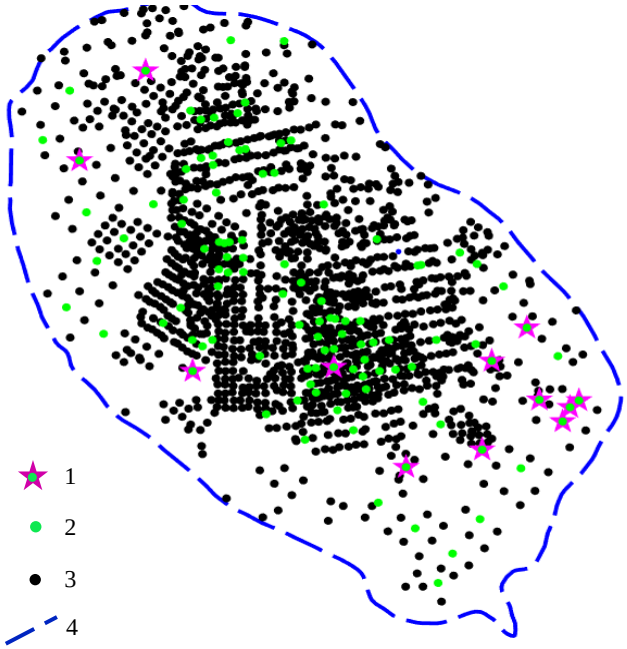


Рис.3. Изученность керновыми и геофизическими исследованиями скважин пермокарбоновой залежи Усинского месторождения

1 – анализ шлифов; 2 – скважины с отбором керна; 3 – скважины без отбора керна; 4 – внешний контур водонефтяного контакта залежи

Процесс построения 3D-геологической модели залежи с учетом литопизации пород может быть разбит на два последовательных этапа. На первом из них ставится задача выделения объемов коллекторов путем сопоставления данных исследований керна и ГИС. На втором этапе с помощью дополнительного привлечения данных по исследованиям шлифов геологическая модель насыщается информацией по выделению литотипов, что позволяет наполнить 3D-модель сведениями о ФЕС пород с учетом их структурных особенностей. Большой массив фактической информации (BigData) позволяет при реализации поставленной задачи использовать технологии машинного обучения.

Модель машинного обучения заключается в трансформации исходных данных на основе реализации методов многоклассовой классификации [17]. В последние годы такой методический подход активно применяется в нефтяной отрасли при решении задач дифференциации пород по коллекторским свойствам и оценки влияния литологии на производительность скважин [18-20]. В настоящей работе этапы реализации машинного обучения выполнены средствами программного обеспечения «Прайм» на основе использования аппарата нейронных сетей. Для автоматизации процесса по всему фонду скважин авторами дополнительно написаны специальные программные коды.

Методология. *Применение технологии машинного обучения при моделировании распространения коллекторов*. На первом этапе машинное обучение применено для автоматизированного выделения коллекторов по данным комплекса ГИС в объеме 3D-геологической модели залежи. Метод нейронных сетей при решении задачи реализован на основе данных 122 скважин с полным комплексом ГИС и с отбором керна (рис.3), для которых в совокупности с промысловыми испытаниями обеспечивается высокое качество интерпретации. Массив скважин был разделен на две равные части, половина скважин отнесена к обучающей выборке, другая – к экзаменационной. Соответственно на 61 скважине обучающей выборки должны быть выработаны оптимизационные алгоритмы, достоверность прогноза оценивалась на 61 скважине экзаменационной выборки.

Первоначально с помощью специальных программных средств была переформатирована информация с непрерывных кривых ГИС в дискретные с разбитием на единичные пропластки. Затем для скважин обучающей выборки использован оптимизационный алгоритм обучения на основе модификации Левенберга – Марквардта (LMA) [21, 22], при котором реализуется последовательное приближение заданных начальных значений параметров к искомому локальному оптимуму. Метод LMA в теории обычно рассматривают как алгоритм Гаусса – Ньютона (GNA) с использованием параметра регуляризации и доверительной области подхода. В качестве критерия оптимизации при этом применима среднеквадратичная ошибка модели [23, 24]. Согласно современным представлениям, результаты классификации на основе LMA считаются более надежными, чем при GNA [25]. Характеристики модели при реализации LMA оценивались на основе процедуры

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0

Записки Горного института. 2023. Т. 259. С. 41-51
DOI: 10.31897/PMI.2022.101
© Д.В.Потехин, С.В.Галкин, 2023

планирования эксперимента, критерием оптимизации решений являлась максимизация близости модельных значений к дискретной фактической кривой коллектор-неколлектор. Модель LMA состояла из двух промежуточных скрытых слоев, с количеством нейронов в первом и втором слоях соответственно 80 и 2. Количество последовательных точек «скользящего окна» при настройках модели принято равным 2.

В результате установлено, что при отсутствии информации по ГК и ПС результаты применения машинного обучения становятся неудовлетворительным. Соответственно присутствие данных методов при выработке прогнозных решений признано обязательным. С учетом этого было сформировано 36 возможных ситуационных моделей машинного обучения, в которых присутствовало от 2 до 6 методов ГИС. Результаты классификации проверены на скважинах экзаменационной выборки. Ошибки прогнозирования менее 10 % получены для шести моделей: модель с комплексом ГИС из шести методов; модель с комплексом из пяти методов (без ГГК-п); две модели с комплексом из четырех методов; модель из трех методов (ГК, ПС, НК); модель из двух методов (ГК, ПС).

Результаты автоматизированного выделения коллекторов по ГИС методом машинного обучения для одной из скважин с отбором керна представлены на рис.4. Для технологии машинного обучения получена дискретная кривая вероятности выделения коллекторов (диапазон от 0 до 1 д.ед.). Из рис.4 видно, что результаты выделения коллекторов при машинном обучении для данной скважины практически полностью совпадают со стандартной интерпретацией по ГИС.

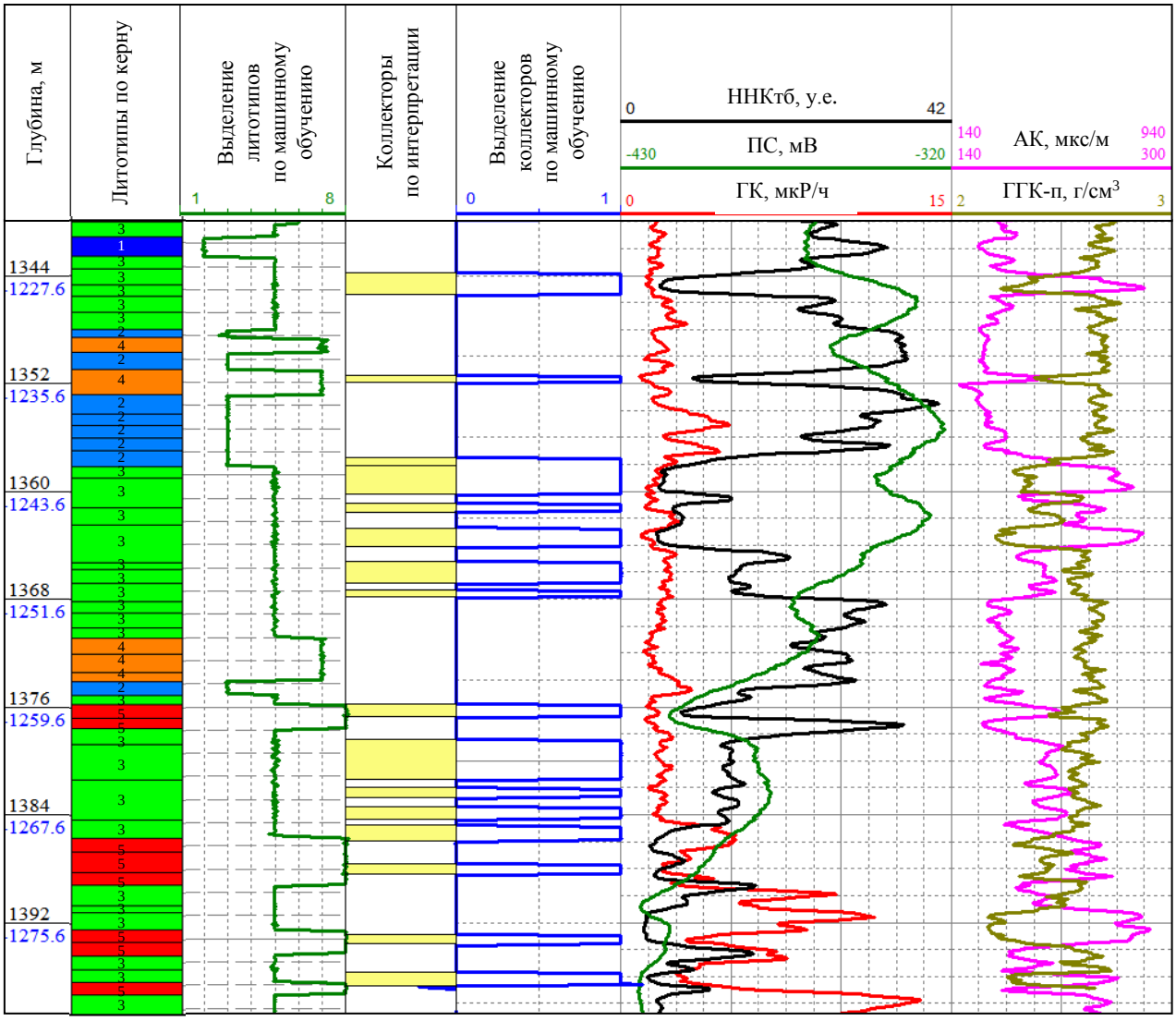


Рис.4. Результат выделения коллекторов и литотипов по скважине методом машинного обучения

Классы литотипов: 1 – мадстоун; 2 – вакстоун; 3 – пакстоун; 4 – грейнстоун; 5 – баунтстоун

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0

DOI: 10.31897/PMI.2022.101

© Д.В.Потехин, С.В.Галкин, 2023

Максимальная сходимость входных и прогнозных результатов – 95 % (ошибка – 5 %) для обработанного фонда скважин получена при полном комплексе из шести методов исследований. По мере исключения методов из комплекса ГИС сходимость снижалась и составила 91 % (ошибка – 9 %) при использовании двух методов. С учетом удовлетворительной достоверности прогнозных решений алгоритмы автоматизированного выделения коллекторов применены к остальным 983 скважинам. При этом прогноз по конкретным скважинам выполнялся по моделям с максимально возможным использованием методов ГИС.

Применение технологии машинного обучения при моделировании распространения литологических типов пород. Следующей задачей исследований являлось отнесение на основе машинного обучения интервалов пермокарбоновой толщи к литотипам карбонатных пород. При этом использовалась обучающая выборка из 12 скважин с исследованиями шлифов. В результате при реализации метода LMA геологический разрез скважин охарактеризован дискретной кривой литопизации с выделением классов от 1 до 8. Из примера сопоставления выделения литотипов по шлифам и автоматизированным способом по ГИС (рис.4) видна хорошая сходимость результатов, которая для скважин обучающей выборки составила 97 %.

Сопоставление литотипов с результатами выделения коллекторов показывает, что наиболее часто проницаемые интервалы связаны с баундстоунами, несколько реже с доломитизированными известняками. В ряде случаев небольшие по толщинам интервалы проницаемых пород представлены флаут- и рудстоунами. Для мад-, вак-, пак- и грейнстоунов практически во всех случаях ФЕС ниже граничных значений коллекторов.

Полученные алгоритмы применены для выделения литотипов пород по геологическому разрезу остальных скважин, результатом чего стало построение 3D-модели распределения литотипов. На рис.5, *а* приведены схема зональности по площади залежи и геологический профиль распределения литотипов по результатам реализации метода нейронных сетей.

Из геологического профиля видно, что распределение литотипов в 3D-модели имеет явно выраженную слоистость. Это согласуется с принятой моделью формирования пермокарбновой залежи. Анализ зональности распределения литотипов по объему залежи показывает, что баундстоуны, которые наиболее перспективны в плане коллекторских свойств, преимущественно залегают в сводовой части залежи. Распространение литотипов в центральной части имеет слабую полосовидную-коридорную направленность на север, северо-восток в сторону распространения тектонических нарушений. Коллекторские свойства бортовых частей в основном связаны с доломитизированными карбонатами, которые тяготеют к северо-западному и юго-восточному бортам залежи.

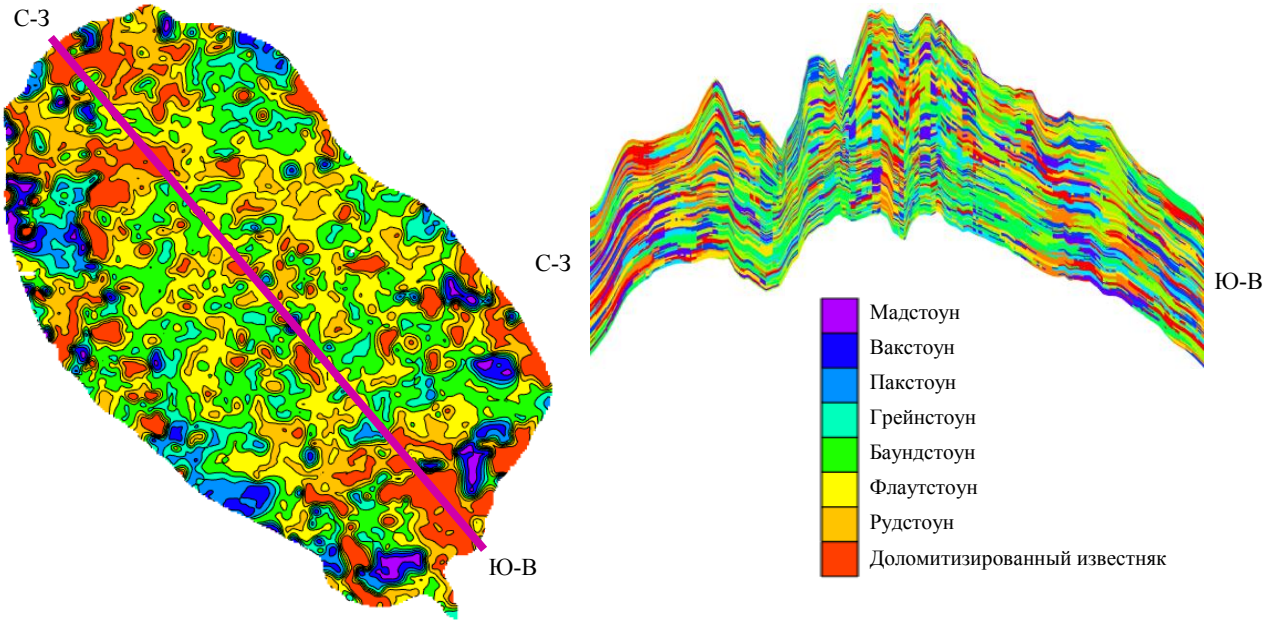


Рис.5. Распределение литологических типов пород по данным машинного обучения

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0

© Д.В.Потехин, С.В.Галкин, 2023

Применение технологии машинного обучения при моделировании трещиноватости пород. ФЕС пород пермокарбоновой залежи Усинского месторождения во многом определяет их потенциальная трещиноватость. Характеристики трещиноватости могут быть комплексно оценены по данным исследований напряженного состояния кернов [26-28], гидродинамических исследований скважин [29-31], методов ГИС [32-34].

Для пермокарбоновой залежи в части специальных ГИС наиболее массовые исследования трещиноватости проведены азимутальным электрическим микроимиджером (FMI) [35, 36]. Трещины при исследованиях FMI отображаются в виде синусоид, амплитуда которых зависит от направления их залегания по отношению к скважине. При этом залеченные трещины отображаются на имиджах FMI светлыми оттенками, в связи с высоким сопротивлением заполняющих их минералов. Темные оттенки по FMI интерпретируются как интервалы крупных пор и открытых естественных трещин [37, 38].

По данным интерпретации FMI 35 скважин трассы большинства открытых трещин частично прослеживаются на имидже, что указывает на их частичную раскрытость; по трассам некоторых из них наблюдается развитие кавернозности. Плотность естественной трещиноватости T изменяется от 0 до 23 единичных трещин на 1 м геологического разреза.

Раскрытость трещин может быть оценена с помощью программы Borview (компания Schlumberger):

$$W = a\left(\frac{dA}{h}\right)\left(\frac{E}{K}\right)R_m^b\,R_{xo}^{(1-b)}, \quad (1)$$

где R_m – сопротивление бурового раствора, Ом·м; R_{xo} – фоновое сопротивление, Ом·м; dA – площадь текущего прямоугольного окна, дюйм^2; h – длина сегмента трещины в окне, дюйм; E – превышение электропроводимости в трассе трещины над полем плотной породы, См; 1/К; b – индивидуальные коэффициенты прибора FMI, учитывающие охват ствола скважины и фактический диаметр скважины в точке замера.

В результате максимальная раскрытость единичных интерпретируемых трещин по FMI достигала порядка 250 мкм при средней оценке по 3D-объему залежи 15 мкм.

Для оценки параметров трещиноватости реализован метод LMA, при котором прогнозными показателями были T и W по данным FMI, входными – показания методов ГИС. Ошибки обучения в данном случае составили порядка 2-5 %, что свидетельствует о достоверности полученных прогнозных решений. Осредненные результаты распределения значений W и T по площади залежи представлены на рис.6, *а*, *б*.

Анализ зональности распределения плотности трещин показывает, что диапазон распределения значений T по площади залежи в основном находится в относительно узких пределах от 3 до 6 трещин на 1 м разреза. В целом для западной части залежи характерны несколько более высокие значения T (рис.6, *а*).

Раскрытость трещин встречена в гораздо большем диапазоне, по кубу 3D-модели W изменяется от 0,4 до 247 мкм. Максимальная раскрытость трещин установлена для южной и северной частей залежи, однако при усреднении по площади значения W здесь не превышают 35 мкм. Для сводовой части залежи преимущественно наблюдаются расчетные значения W менее 5 мкм (рис.6, *б*).

В работе [39] путем обобщения исследований трещиноватости на шлифах Е.С.Ромма предложена формула для оценки трещинной проницаемости через плотность и раскрытость:

$$k_{\text{тр}} = A\frac{W^3T}{B}, \quad (2)$$

где B – коэффициент, отражающий размерность величин (предиктор), в расчетах принимался равным 1570; A – коэффициент ориентировки трещин, в расчетах принимался равным 0,0228.

По формуле (2) для 3D-модели проведены расчеты значений $k_{\text{тр}}$. Так как показатель W в формуле стоит в третьей степени, на расчетные значения $k_{\text{тр}}$ в значительно большей степени влияет именно раскрытость, в меньшей – плотность трещин. В результате распределение проницаемости во многом повторяет зональность раскрытости трещин, в ячейках 3D-модели $k_{\text{тр}}$ изменяется от 0 до 1782 мД. На рис.6, *в* представлены осредненные результаты распределения $k_{\text{тр}}$ по площади залежи.

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0

DOI: 10.31897/PMI.2022.101

Записки Горного института. 2023. Т. 259. С. 41-51
© Д.В.Потехин, С.В.Галкин, 2023

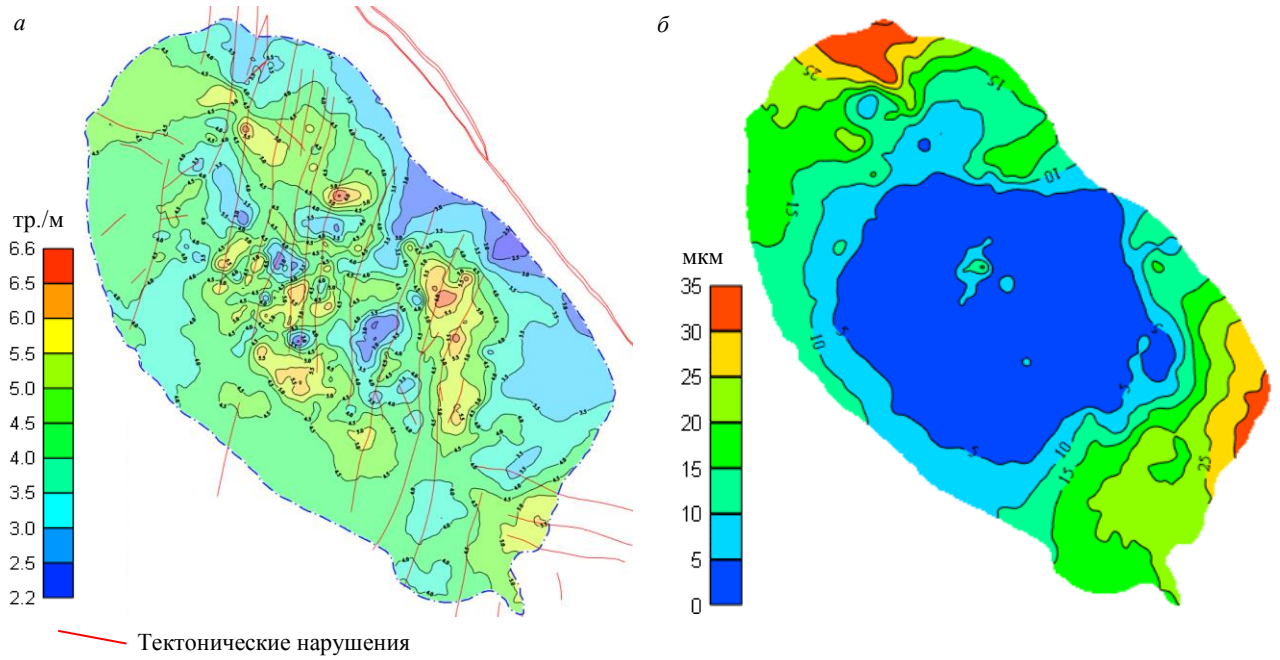


Рис.6. Распределение плотности (*а*), раскрытости (*б*) и проницаемости (*в*) трещин по площади залежи

Как видно из рис.6, *в*, осредненные по площади залежи значения $k_{тр}$ более 20 мД приурочены к ее северо-западной и юго-восточной частям, что согласуется с преимущественным распространением литотипа доломитизированных карбонатов. При этом сопоставление полученных результатов с фациальным анализом показывает, что развитие процессов трещиноватости в основном связано с участками карбонатной отмели. В сводовой части залежи для значительной площади $k_{тр}$ не превышает 5 мД, однако местами прослеживаются узкие поясовидные коридоры распространения повышенной проницаемости. В целом изменения трещинной проницаемости по объему залежи в первую очередь связаны с особенностями развития построек барьерного рифа.

Заключение. В результате проведенных исследований на основе использования аппарата нейронных сетей Левенберга – Марквардта разработаны алгоритмы выделения литотипов пород и параметров трещиноватости продуктивных пластов. Для пермокарбоновой залежи нефти Усинского месторождения установлена объемная зональность распределения литотипов пород по классификации Данхема. В каждом из выделенных литотипов на основе алгоритмов машинного обучения определены плотность и раскрытость трещин, на основе чего в объеме залежи рассчитана трещинная проницаемость. Расчетные объемы трещинной проницаемости могут быть использованы при создании геолого-технологических моделей двойной пористости.

В целом ошибки при реализации машинного обучения составили порядка 3-5 %, что свидетельствует о достоверности полученных прогнозных решений. Результаты исследований заложены в действующую цифровую 3D-геолого-технологическую модель изучаемой залежи, с учетом чего возможна оптимизация проведения геолого-технологических мероприятий на скважинах.

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0

© Д.В.Потехин, С.В.Галкин, 2023

ЛИТЕРАТУРА

1. *Прищепа О.М., Боровиков И.С., Грохотов Е.И.* Нефтегазоносность малоизученной части северо-запада Тимано-Печорской нефтегазоносной провинции по результатам бассейнового моделирования // Записки Горного института. 2021. Т. 247. С. 66-81. DOI: 10.31897/PMI.2021.1.8

2. *Тимонина Н.Н.* Пути инновационного развития нефтегазового комплекса Республики Коми // Вестник Института геологии Коми научного центра Уральского отделения РАН. 2014. Т. 237. № 9. С. 25-28.

3. *Каюков В.В., Зайцев Е.В.* Инвестиционная привлекательность нефтегазового комплекса Республики Коми // Ресурсы Европейского Севера. Технологии и экономика освоения. 2015. № 1. С. 91-96.

4. *Тимонина Н.Н., Никонов Н.И.* Стратегия развития нефтегазового комплекса Республики Коми // Георесурсы. 2013. Т. 52. № 2. С. 39-44.

5. *James N.P., Bourque P.A.* Reefs and mound // Facies models – response to sea-level change. Hamilton: Geological Association of Canada, 1992. P. 323-347.

6. *Постников А.В., Оленова К.Ю., Сивальнева О.В. и др.* Генетические типы пустотного пространства и закономерности их распределения в карбонатных природных резервуарах Тимано-Печорской провинции // Экспозиция Нефть Газ. 2022. Т. 86. № 1. С. 22-28. DOI: 10.24412/2076-6785-2022-1-22-28

7. *Евдокимов Н.В., Жемчугова В.А.* Раннепермские органогенные постройки севера Тимано-Печорского бассейна // Вестник Московского университета. Серия 4: Геология. 2020. № 3. С. 57-65. DOI: 10.33623/0579-9406-2020-3-57-65

8. *Жемчугова В.А., Евдокимов Н.В., Poort J., Ахманов Г.Г.* Нижнепермские карбонатные холмы севера Тимано-Печорского бассейна как основные объекты поиска скоплений углеводородов // Литология и полезные ископаемые. 2020. № 4. С. 291-308. DOI: 10.31857/S0024497X20040072

9. *Dunham R.J.* Classification of carbonate rocks according to depositional texture // Classification of Carbonate Rocks: Classification of Carbonate Rocks Symposium. Tulsa: American Association of Petroleum Geologists, 1962. P. 108-121.

10. *Чуйкина Д.И., Серебренникова О.В., Стахина Л.Д., Алтунина Л.К.* Особенности геологического строения залежи Усинского месторождения и состава добываемой нефти // Экспозиция Нефть Газ. 2018. Т. 61. № 1. С. 18-21.

11. *Агеева А.Ю., Путилов И.С.* Влияние литолого-фациальных зон на эффективность пароциклических обработок (на примере пермокарбоновой залежи сверхвязкой нефти Усинского месторождения Республики Коми) // Недропользование. 2020. Т. 20. № 4. С. 331-343. DOI: 10.15593/2712-8008/2020.4.3

12. *Дьяконова Т.Ф., Бата Л.К., Саетгараев А.Д., Бронскова Е.И.* Геологические факторы и диагностические признаки пород с негидрофильной смачиваемостью на месторождениях Тимано-Печорской провинции // Каротажник. 2021. Т. 307. № 1. С. 19-30.

13. *Галкин С.В., Колычев И.Ю., Ракинцев В.А.* Возможности определения типа смачиваемости коллекторов по данным каротажа при оптимизации системы заводнения нефтяных пластов // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. 2022. Т. 333. № 1. С. 34-44. DOI: 10.18799/24131830/2022/1/3225

14. *Путилов И.С., Винокурова Е.Е., Гуляева А.А. и др.* Создание концептуальной геологической модели, основанной на литолого-петрографических исследованиях, на примере пермокарбоновой залежи Усинского месторождения // Недропользование. 2020. Т. 20. № 3. С. 214-222. DOI: 10.15593/2712-8008/2020.3.2

15. *Путилов И.С., Рехачев П.Н., Гурбатова И.П. и др.* Эпоха полноразмерного керна при лабораторных исследованиях технологий повышения нефтеотдачи пластов // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Геология. Нефтегазовое и горное дело. 2016. Т. 15. № 19. С. 155-164. DOI: 10.15593/2224-9923/2016.19.6

16. *Попов Н.А., Путилов И.С., Гуляева А.А., Винокурова Е.Е.* Применение технологий глубокого обучения для изучения шлифов на примере Усинского месторождения нефти // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. 2020. Т. 331. № 6. С. 100-112. DOI: 10.18799/24131830/2020/6/2681

17. *White G., Cabrera C., Palade A. et al.* WasteNet: waste classification at the edge for smart bins // School of Computer Science and Statistics. 2020. P. 1-8. DOI: 10.48550/arXiv.2006.05873

18. *Ладейщиков С.В., Путилов И.С., Пятунина Е.В., Лаптев А.П.* Прогнозирование фаций терригенных отложений на основе высокоинформативных сейсмических данных 3D и машинного обучения // Геофизика. 2018. № 5. С. 31-37.

19. *Kochnev A., Galkin S., Krivoshchekov S. et al.* Application of machine learning algorithms to predict the effectiveness of radial jet drilling technology in various geological conditions // Applied Sciences (Switzerland). 2021. Vol. 11. Iss. 10. № 4487. DOI: 10.3390/app11104487

20. *Заключнов И.С., Путилов И.С.* Прогноз коллекторов Падунского месторождения с использованием усовершенствованного способа сопоставления сейсмических атрибутов и скважинных данных // Геофизика. 2021. № 5. С. 19-23.

21. *Amini K., Rostami F., Caristi G.* An efficient Levenberg – Marquardt method with a new LM parameter for systems of nonlinear equations // Optimization. 2018. Vol. 67. Iss. 5. P. 637-650. DOI: 10.1080/02331934.2018.1435655

22. *Umar A.O., Sulaiman I.M., Mamat M. et al.* On damping parameters of Levenberg – Marquardt algorithm for nonlinear least square problems // International Conference on Recent Trends in Applied Research (ICoRTAR), 14-15 August 2020, Nigeria. Journal of Physics: Conference Series. 2021. Vol. 1734. № 012018. DOI: 10.1088/1742-6596/1734/1/012018

23. *Wang H., Fan J.* Convergence rate of the Levenberg – Marquardt method under Hölderian local error bound // Optimization Methods and Software. 2020. Vol. 35. Iss. 4. P. 767-786. DOI: 10.1080/10556788.2019.1694927

24. *Jinyan Fan, Jianchao Huang, Jianyu Pan.* An adaptive multi-step Levenberg – Marquardt method // Journal of Scientific Computing. 2019. Vol. 78. P. 531-548. DOI: 10.1007/s10915-018-0777-8

25. *Liang Chen, Yanfang Ma.* Shamanskii-like Levenberg – Marquardt method with a new line search for systems of nonlinear equations // Journal of Systems Science and Complexity. 2020. Vol. 33. P. 1694-1707. DOI: 10.1007/s11424-020-9043-x

26. *Dyskin A., Pasternak E., Shapiro S.* Fracture mechanics approach to the problem of subsidence induced by resource extraction // Engineering Fracture Mechanics. 2020. Vol. 236. № 107173. DOI: 10.1016/j.engfracmech.2020.107173

27. *Жуков В.С., Кузьмин Ю.О.* Экспериментальная оценка коэффициентов сжимаемости трещин и межзерновых пор коллектора нефти и газа // Записки Горного института. 2021. Т. 251. С. 658-666. DOI: 10.31897/PMI.2021.5.5

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0

28. *Галкин С.В., Кривощеков С.Н., Козырев Н.Д. и др.* Учет геомеханических свойств пласта при разработке многопластовых нефтяных месторождений // Записки Горного института. 2020. Т. 244. С. 408-417. DOI: 10.31897/PMI.2020.4.3

29. *Сергеев В.Л., Нгуен Тхак Хоай Фыонг.* Модели и алгоритмы адаптивной интерпретации результатов комбинированных газогидродинамических исследований интеллектуальных скважин // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. 2018. Т. 329. № 10. С. 67-75.

30. *Ghadami N., Rasaei M.R., Hejri Sh. et al.* Consistent porosity – permeability modeling, reservoir rock typing and hydraulic flow unitization in a giant carbonate reservoir // Journal of Petroleum Science and Engineering. 2015. Vol. 131. P. 58-69. DOI: 10.1016/j.petrol.2015.04.017

31. *Jiawei Li, Gang Zhao, Xinfeng Jia, Wanju Yuan.* Integrated study of gas condensate reservoir characterization through pressure transient analysis // Journal of Natural Gas Science and Engineering. 2017. Vol. 46. P. 160-171. DOI: 10.1016/j.jngse.2017.07.017

32. *Sait I. Özkaya.* Fracture modeling from borehole image logs and water invasion in carbonate reservoirs with layer – bound fractures and fracture corridors // Journal of Petroleum Science and Engineering. 2019. Vol. 179. P. 199-209. DOI: 10.1016/j.petrol.2019.04.052

33. *Кашников Ю.А., Ашихмин С.Г., Кухтинский А.Э., Шустов Д.В.* О связи коэффициентов трещиностойкости и геофизических характеристик горных пород месторождений углеводородов // Записки Горного института. 2020. Т. 241. С. 83-90. DOI: 10.31897/PMI.2020.1.83

34. *Xie Fang, Zhang Chengsen, Liu Ruilin, Xiao Chengwen.* Production prediction for fracture-vug carbonate reservoir using electric imaging logging data // Petroleum Exploration and Development. 2018. Vol. 45. Iss. 2. P. 349-356 (in Chinese). DOI: 10.11698/PED.2018.02.19

35. *Guodong Jin, Huilin Xing, Tianbin Li et al.* An integrated approach of numerical well test for well intersecting fractures based on FMI image // Lithosphere. 2022. Iss. 1. № 4421135. DOI: 10.2113/2022/4421135

36. *Nabiei M., Yazdjerdi K., Asadi A., Soleimany B.* Analysis of fractures in the Dalan and Kangan carbonate reservoirs using FMI logs: Sefid-Zakhur gas field in the Fars province, Iran // Carbonates and Evaporites. 2021. Vol. 36. № 28. DOI: 10.1007/s13146-021-00686-w

37. *Kharitontseva P., Gardiner A., Chernov D. et al.* An integrated approach for formation micro-image rock typing based on petrography data: a case study in shallow marine carbonates // Geosciences (Switzerland). 2021. Vol. 11. Iss. 6. № 235. DOI: 10.3390/geosciences11060235

38. *Watton T.J., Cannon S., Brown R.J. et al.* Using formation micro-imaging, wireline logs and onshore analogues to distinguish volcanic lithofacies in boreholes: Examples from Palaeogene successions in the Faroe-Shetland Basin NE Atlantic // Geological Society London Special Publications. 2014. Vol. 397. Iss. 1. P. 173-192. DOI:10.1144/SP397.7

39. *Белоновская Л.Г., Булач М.Х., Гмид Л.П.* Роль трещиноватости в формировании емкостно-фильтрационного пространства сложных коллекторов // Нефтегазовая геология. Теория и практика. 2007. Т. 2. С. 28.

***Авторы*: Д.В.Потехин,** *канд. техн. наук, доцент, начальник управления, https://orcid.org/0000-0002-9185-7709* (*Пермский национальный исследовательский политехнический университет, Пермь, Россия*; *Филиал ООО «ЛУКОЙЛ-Инжиниринг» «ПермНИПИнефть», Пермь, Россия*), **С.В.Галкин,** *д-р геол.-минерал. наук, профессор, doc_galkin@mail.ru, https://orcid.org/0000-0001-7275-5419* (*Пермский национальный исследовательский политехнический университет, Пермь, Россия*).

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0