Недропользование. 2025. Т. 25, № 2. С.75-85. DOI: 10.15593/2712-8008/2025.2.3

ISSN 2712-8008
Том / Volume 25 №2 2025
Домашняя страница журнала: http://vestnik.pstu.ru/geo/

НЕДРОПОЛЬЗОВАНИЕ

УДК 622.276
Статья / Article
© ПНИПУ / PNRPU, 2025

Исследование масштабного эффекта фильтрационно-емкостных свойств сложнопостроенного карбонатного резервуара

А.А. Кочнев, С.Н. Кривощеков, Н.Д. Козырев, О.Е. Кочнева, Е.С. Ожгибесов

Пермский национальный исследовательский политехнический университет (Российская Федерация, 614990, г. Пермь, Комсомольский пр., 29)

Study of the scale effect of filtration-capacitive properties of a complex carbonate reservoir

Alexander A. Kochnev, Sergey N. Krivoschekov, Nikita D. Kozyrev, Olga E. Kochneva, Evgeny S. Ozhgibesov

Perm National Research Polytechnic University (29 Komsomolskiy av., Perm, 614990, Russian Federation)

Получена / Received: 01.10.2024. Принята / Accepted: 05.12.2024. Опубликована / Published: 01.04.2025

Ключевые слова:
пористость, проницаемость, масштабный эффект, стандартный образец керна, полноразмерный образец керна, сложнопостроенный карбонатный коллектор, петротипизация, машинное обучение, регрессионная модель.

Одной из фундаментальных проблем при изучении свойств продуктивных нефтегазовых резервуаров является масштабный эффект. При анализе результатов разномасштабных исследований зачастую отмечается различие данных. Например, для одного интервала глубин свойства пористости и проницаемости, определенные для стандартных и полноразмерных образцов, могут значительно различаться. Так и при переходе на масштаб околоскважинной зоны данное различие проявляется более контрастно. В то же время сильное влияние на масштабный эффект оказывает тип коллектора. Если для порового коллектора проявление масштабного эффекта свойств может быть незначительно, то в сложнопостроенных коллекторах при переходе от одного масштаба к другому свойства могут изменяться на порядок ввиду наличия высокой неоднородности, обусловленной наличием вторичных преобразований, таких как выщелачивание, доломитизация, перекристаллизация. Пренебрежение масштабным эффектом может оказать негативное влияние на понимание строение резервуара.
В рамках данного исследования проведено изучение масштабного эффекта свойств на примере сложнопостроенного карбонатного коллектора. Выполнена качественная оценка масштабного эффекта методами математической статистики и петротипизации. Для количественной оценки масштабного эффекта построена модель множественной регрессии, позволяющей скорректировать значения пористости от стандартных образцов керна к полноразмерным для построения куба пористости. Для прогноза значений проницаемости полноразмерных образцов использовалось несколько алгоритмов машинного обучения, среди которых градиентный бустинг, случайный лес, многослойный перцептрон и *k*-ближайших соседей. Установлено, что наиболее точной является модель на основе алгоритма случайного леса. Построенные модели с высокой достоверностью позволяют прогнозировать пористость и проницаемость при изменении масштаба (R^2 = 0,77–0,94).

Keywords:
porosity, permeability, scale effect, standard core sample, full-size core sample, complex carbonate reservoir, petrotyping, machine learning, regression model.

One of the fundamental challenges in studying the properties of productive oil and gas reservoirs is the scale effect. Analysis of multi-scale research results often reveals discrepancies in data. For example, porosity and permeability properties determined from standard and full-size samples for the same depth interval can vary significantly. Similarly, these differences become even more pronounced when transitioning to the scale of the near-wellbore zone. At the same time, the type of reservoir significantly influences the scale effect. In porous reservoirs, the scale effect may not be pronounced, whereas in complex reservoirs, transitioning from one scale to another can result in properties changing by an order of magnitude. This is due to high heterogeneity caused by secondary processes such as leaching, dolomitization, and recrystallization. Neglecting the scale effect can adversely affect understanding reservoir structure.
In this study, the scale effect of properties was examined using a complex carbonate reservoir as an example. A qualitative assessment of the scale effect was performed using mathematical statistics and petrotypification methods. To quantitatively evaluate the scale effect, a multiple regression model was developed to adjust porosity values from standard core samples to full-size samples for constructing a porosity cube. Several machine learning algorithms were used to predict the permeability values of full-size samples, including gradient boosting, random forest, multilayer perceptron, and k-nearest neighbors. It was found that the random forest-based model was the most accurate. The developed models enable highly reliable predictions of porosity and permeability when transitioning between scales (R^2 = 0.77–0.94).

Кочнев Александр Александрович (Author ID in Scopus: 55747336200) – кандидат технических наук, доцент кафедры геологии нефти и газа (тел.: +007 (342) 219 83 07, e-mail: sashakoch93@gmail.com).
Кривощеков Сергей Николаевич (Author ID in Scopus: 54410873700, ORCID: 0000-0002-9748-6291) – кандидат технических наук, ведущий научный сотрудник кафедры геологии нефти и газа (тел.: +007 (342) 219 83 07, e-mail: krivoshchekov@gmail.com). Контактное лицо для переписки.
Козырев Никита Дмитриевич (Author ID in Scopus: 57219308925) – научный сотрудник кафедры геологии нефти и газа (тел.: +007 (342) 219 80 17, e-mail: nikitonkozyrev@gmail.com).
Кочнева Ольга Евгеньевна (Author ID in Scopus: 54410673900, ORCID: 0000-0001-8094-1713) – кандидат геолого-минералогических наук, доцент кафедры геологии нефти и газа (тел.: +007 (342) 219 80 17, e-mail: kochnevaoe@mail.ru).
Ожгибесов Евгений Сергеевич (Author ID in Scopus: 57486568400, ORCID: 0009-0004-8235-0836) – младший научный сотрудник кафедры геологии нефти и газа (тел.: +007 (342) 219 83 67, e-mail: ozhgibesov2015@yandex.ru).

Alexander A. Kochnev (Author ID in Scopus: 55747336200) – PhD in Engineering, Associate Professor at the Department of Oil and Gas Geology (tel.: +007 (342) 219 83 07, e-mail: sashakoch93@gmail.com).
Sergey N. Krivoschekov (Author ID in Scopus: 54410873700, ORCID: 0000-0002-9748-6291) – PhD in Engineering, Leading Researcher at the Department of Oil and Gas Geology (tel.: +007 (342) 219 83 07, e-mail: krivoshchekov@gmail.com). The contact person for correspondence.
Nikita D. Kozyrev (Author ID in Scopus: 57219308925) – Researcher at the Department of Oil and Gas Geology (tel.: +007 (342) 219 80 17, e-mail: nikitonkozyrev@gmail.com).
Olga E. Kochneva (Author ID in Scopus: 54410673900, ORCID: 0000-0001-8094-1713) – PhD in Geology and Mineralogy, Associate Professor at the Department of Oil and Gas Geology (tel.: +007 (342) 219 80 17, e-mail: kochnevaoe@mail.ru).
Evgeny S. Ozhgibesov (Author ID in Scopus: 57486568400, ORCID: 0009-0004-8235-0836) – Junior Researcher at the Department of Oil and Gas Geology (tel.: +007 (342) 219 83 67, e-mail: ozhgibesov2015@yandex.ru).

Просьба ссылаться на эту статью в русскоязычных источниках следующим образом:
Исследование масштабного эффекта фильтрационно-емкостных свойств сложнопостроенного карбонатного резервуара / А.А. Кочнев, С.Н. Кривощеков, Н.Д. Козырев, О.Е. Кочнева, Е.С. Ожгибесов // Недропользование. – 2025. – Т.25, №2. – С. 75–85. DOI: 10.15593/2712-8008/2025.2.3

Please cite this article in English as:
Kochnev A.A., Krivoschekov S.N., Kozyrev N.D., Kochneva O.E., Ozhgibesov E.S. Study of the scale effect of filtration-capacitive properties of a complex carbonate reservoir. *Perm Journal of Petroleum and Mining Engineering*, 2025, vol.25, no.2, pp. 75-85. DOI: 10.15593/2712-8008/2025.2.3

Введение

Масштабный эффект свойств горных пород один из важнейших факторов, определяющих точность и достоверность их интерпретации. В практике проектирования разработки месторождений, определенные свойства на разных масштабах могут значительно различаться [1].

Явление масштабного эффекта определяется изменением свойств горных пород в зависимости от объема породы. Такие изменения могут зависеть от различных факторов, определяющим из которых является геологическая неоднородность [2, 3].

Наряду с масштабным эффектом также существуют понятие «апскейлинг». Отличие понятий заключается в том, что масштабный эффект – это изменение свойств породы с изменением объема изучаемой породы, а апскейлинг – это процесс задания эквивалентных фильтрационно-емкостных свойств при переходе от одного масштаба к другому, например, от сетки статической модели к сетке динамической модели [4–6].

Карбонатные образцы характеризуются более высокой степью масштабного эффекта в сравнении с терригенными ввиду наличия высокой неоднородности, обусловленной наличием вторичных преобразований горных пород, таких как выщелачивание, доломитизация, перекристаллизация и др. [7, 8].

Современные подходы к проектированию разработки нефтяных и газовых месторождений основаны на создании геолого-гидродинамических моделей. Одной из важных составляющих создания геолого-гидродинамических моделей нефтяных карбонатных пластов является создание кубов фильтрационно-емкостных свойств – абсолютной проницаемости и пористости [9–12]. Данные свойства напрямую определяют параметры разработки, количество геологических и извлекаемых запасов.

Принято считать, что свойства пород, полученные лабораторным путем (прямые исследования), являются наиболее достоверными [13]. Результаты определения свойств используются на начальном этапе создания цифровой геолого-гидродинамической модели. Однако зачастую при подсчете запасов нефти объемным методом используют коэффициент открытой пористости образцов керна стандартного размера (3×3 см), который при высокой геологической неоднородности может быть непрезентативным [14, 15].

Для карбонатных коллекторов, где часто наблюдается высокая степень разномасштабной неоднородности, что является следствием вторичных пустот, таких как каверны и трещины, чаще всего петрофизическая зависимость «проницаемость – пористость», используемая в качестве основы для создания кубов свойств, неустойчива [16, 17]. Поэтому для карбонатных коллекторов петрофизическая зависимость «проницаемость – пористость» уточняется прямыми исследованиями керна с привязкой по глубине [18].

С точки зрения описания фильтрационных процессов, происходящих в пласте при создании куба проницаемости геолого-гидродинамической модели, наиболее представительны полноразмерные образцы, так как они отражают фильтрацию как матричной части, так и кавернозно-трещинно-поровой [19–21]. В то время как образцы стандартного размера характеризуют либо свойства породы с учетом матричной части, либо кавернозно-трещиноватую долю пустот, которая преобладает в отдельно взятом плаге, использование стандартных образцов с диаметром и высотой 3 см не соответствует масштабу ячейки статической модели по вертикали (0,1 м); высота ячейки динамической модели характеризуется еще большим размером (0,4 м) [22–24].

Многие авторы отмечают необходимость рассмотрения элементарного представительного объема в контексте масштабного эффекта [25–28]. То есть это объем, при котором флуктуация свойств сводится к минимуму [29]. Определение данного объема дает представление о степени влияния масштабного эффекта на свойства пород.

Оценку и изучение масштабного эффекта проводят различными подходами. Определение пористости на микроуровне происходит при изучении петрографических шлифов, расчет пористости на мезоуровне – при анализе данных ГИС соответственно, пористость на макроуровне определяется лабораторными методами. В работе [30] показано, что флуктуация пористости сводится к минимуму на макромасштабе.

В работе [31] предложена методика, позволяющая изучать влияние масштаба образцов на коллекторские свойства. Основой методики является анализ результатов газоволюметрических исследований пористости и проницаемости одного и того же образца керна с последующим уменьшением размера образцов [32]. Используется комбинирование газволюметрических исследований с результатами компьютерной томографии [33]. Авторы [34] предложили методику перехода от масштаба керна к масштабу 3D статической модели путем использования кривых ядерного магнитного резонанса (ЯМР).

В процессе создания геологических моделей и апскейлинга свойств в динамическую модель важно учитывать масштабный эффект [35, 36]. Традиционно апскейлинг свойств измельченной геологической сетки на гидродинамическую проводится путем осреднения данных арифметическим, гармоническим или геометрическим средними. Ряд исследований направлены на разработку методик апскейлинга, в основе которых лежат гидравлические единицы потока [37]. В процессе апскейлинга также важно учитывать масштабный эффект свойств как по вертикали, так и по латерали [38, 39]. В работе приведен подход для апскейлинга относительных фазовых проницаемостей, учитывающий эффект масштаба для различных фациальных зон путем использования цифрового анализа керна [40].

По результатам анализа публикаций можно отметить, что большинство работ направлены на качественную оценку масштабного эффекта с использованием результатов прямых исследований керна разного масштаба. Количественную оценку масштабного эффекта также необходимо проводить с целью уточнения исходных данных для создания геолого-гидродинамических моделей пласта. Зачастую полноразмерных образцов керна недостаточно, чтобы охарактеризовать разрез скважины, в таких случаях с целью уточнения фильтрационных свойств пласта необходимо учитывать образцы стандартного размера. Для учета масштабного эффекта необходимо использовать его количественную оценку и вводить поправочные коэффициенты, что и является объектом текущего исследования.

Далее в работе будет представлено геологическое описание изучаемого объекта, описаны материалы и методы, включающие статистический анализ и сравнение стандартных и полноразмерных образцов керна, типизацию образцов по петрофизическим свойствам, количественный расчет масштабных коэффициентов и подход применения коэффициентов при создании моделей.

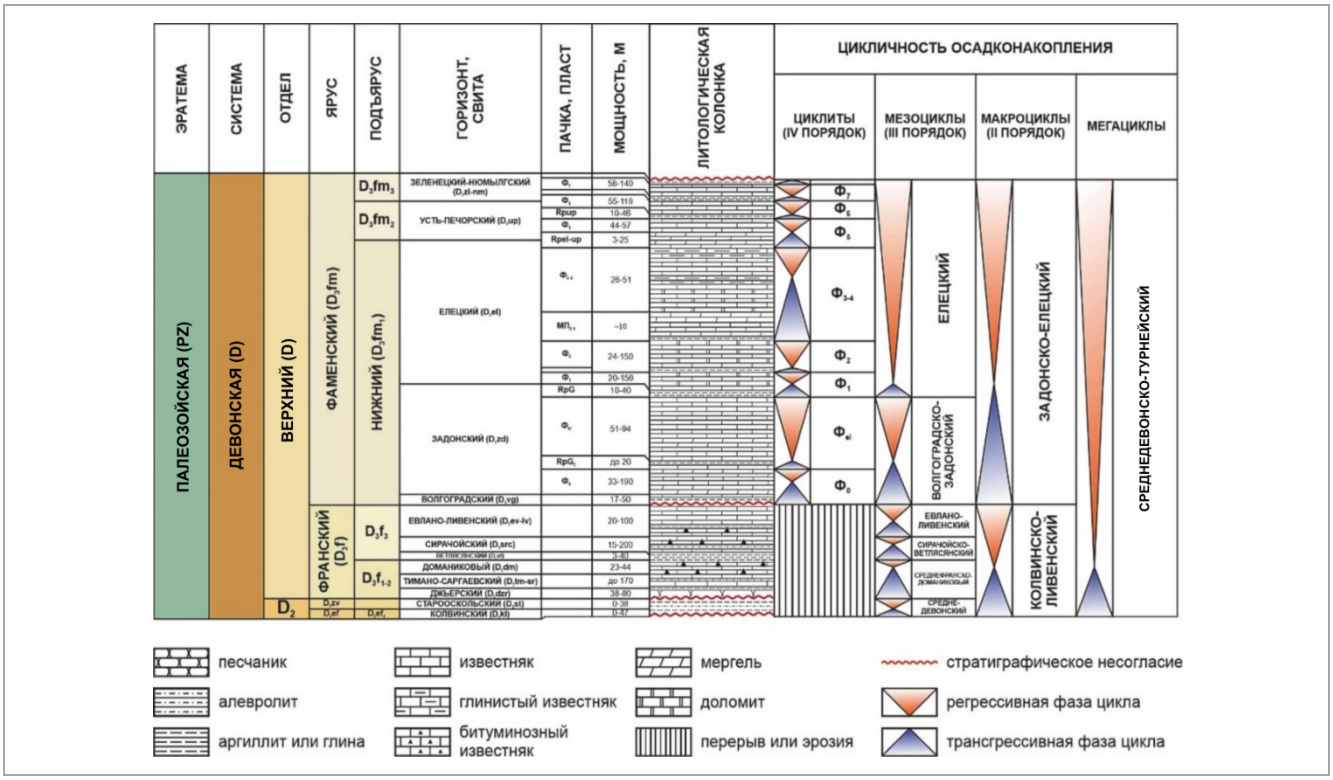
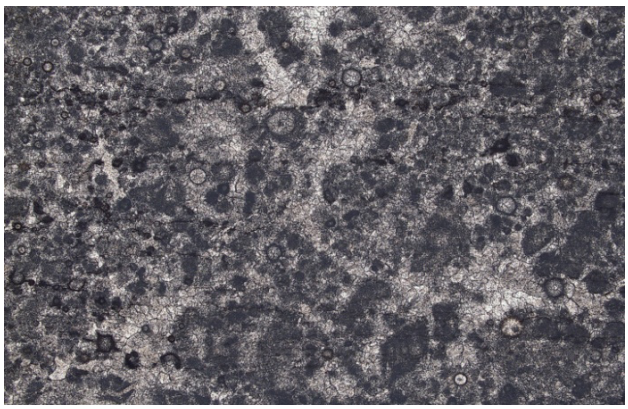


Рис. 1. Стратиграфическая колонка



а



б

Рис. 2. Литотипы: *а* – известняк микробиальный сферово-узорчатый; *б* – доломит вторичный известковистый мелко-среднезернистый, пористый

Таблица 1

Свойства резервуара

Пласт	Параметр	Ср. знач.	Мин.	Макс.
D_3fm_1 (el_1)	*k*, мД	86,05	0,1	9058,2
	φ, %	7,5	0,4	21,2
D_3fm_1 (el_3)	*k*, мД	128	0,1	18143
	φ, %	6,45	0,9	29,6

Геологическое описание

Проведено изучение образцов керна елецких карбонатных отложений месторождения Альфа, расположенного в Тимано-Печерской нефтегазоносной провинции. Рифовые отложения исследуемых месторождений сформировались в ходе четырех циклов рифостроения: одного задонского и трех елецких (рис. 1), причем породы первого цикла отделены от более поздних образований слоем плотных, но хрупких карбонатных пород переменной толщины и состава. Рост органогенных построек в задонско-елецкое время сопровождался неоднократными локальными перерывами, обусловленными замедлением роста органогенных сооружений, что отражалось на смене цвета известняков.

Образцы представлены известняком микробиально-детритовым (сферово-узорчатым) (рис. 2, *а*) с вторичной сгустково-комковатой структурой, локально пигментированным битуминозным органическим веществом и доломитом вторичным известковистым мелко-среднезернистым, пористым (рис. 2, *б*).

Емкостное пространство изученного разреза определяется преимущественно порами и кавернами выщелачивания, порами доломитизации/перекристаллизации, трещиноватостью.

Свойства резервуара представлены в табл. 1.

Материалы и методы

Материалами для исследования послужили результаты исследований стандартных (3499 шт.) и полноразмерных (678 шт.) образцов горных пород, отобранных из 12 скважин месторождения Альфа. По результатам исследований создана сводная база данных петрофизических свойств. Выполнено сопоставление полноразмерных и стандартных образцов по глубинным отметкам в рамках одного долбления.

Методами математической статистики проведен анализ и сравнение статистических показателей свойств образцов. Рассчитана степень масштабного эффекта как отношение пористости и проницаемости между полноразмерными и стандартными образцами.

Выполнен расчет параметра $R35$ – радиус поровых каналов, соответствующий 35%-ному насыщению порового объема несмачивающей фазой (ртутью) (1):

$$\lg R35 = 0{,}732 + 0{,}588\lg K_{pr} - 0{,}864\lg K_p, \quad (1)$$

где $R35$ – радиус порового канала, соответствующий 35%-му насыщению объема пор несмачивающей фазой, мкм; K_{pr} – коэффициент проницаемости, мД; K_p – коэффициент пористости, %.

Для детального статистического анализа фильтрационно-емкостных свойств проведена петрофизическая типизация образцов керна по методу гидравлических единиц потока (HFU), так как данный подход обоснован и используется многими авторами для типизации карбонатных резервуаров [41, 42]. Также метод во многом применим для типизации пород при геолого-гидродинамическом моделировании [43]. В основе метода лежит расчет комплексного параметра – индикатора гидравлической единицы потока (Flow Zone Indicator – FZI):

$$\mathrm{FZI} = \frac{\mathrm{RQI}}{\varphi_z}, \quad (2)$$

где RQI (Reservoir Quality Index) – показатель качества коллектора, мкм; φ_z – показатель нормализованной пористости, доли ед.

RQI определяется выражением:

$$\mathrm{RQI} = 0{,}0314\sqrt{\frac{k}{\varphi}}, \quad (3)$$

где k – коэффициент проницаемости, мД; φ – коэффициент пористости, доли ед.

φ_z характеризует отношение объема пустот к объему твердой фазы породы и определяется выражением:

$$\varphi_z = \frac{\varphi}{1-\varphi}. \quad (4)$$

Дифференциация образцов керна на разные классы по параметру FZI проведена с использованием методики DRT (распределение времени релаксации) [44]. Формула для определения класса DRT приведена ниже:

$$\mathrm{DRT} = 2\ln(\mathrm{FZI}) + 10{,}6. \quad (5)$$

Методами множественной регрессии выявлены параметры, наибольшим образом определяющие степень масштабного эффекта.

Уравнение множественной линейной регрессии имеет вид:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 \cdot X_1 + \beta_2 \cdot X_2 + \ldots + \beta_k \cdot X_k + \varepsilon. \quad (6)$$

В этом случае переменная Y зависит от k поясняющих переменных X, то есть регрессоров, ε – случайная ошибка. Модель является линейной относительно неизвестных параметров β. Оценки параметров модели (β_0, β_1, β_2) обычно вычисляются методом наименьших квадратов (МНК), который минимизирует сумму квадратов ошибок прогнозирования. Соответствующие оценки параметров будем обозначать как b_0, b_1 и b_2.

Ошибка ε имеет случайную природу и свою функцию распределения со средним значением, равным 0, и дисперсией σ, равной 2. Множественная регрессия позволяет разложить суммарное влияние факторов на составные части, точнее выявив предельный вклад каждого фактора.

На следующем этапе выполнено использование методов машинного обучения для создания модели прогноза эффекта масштаба или, другими словами, свойств полноразмерных образцов на основании стандартных.

Поскольку для моделей подготовлены данные с истинными значениями, то данная задача регрессии рассматривается как обучение с учителем. Поэтому применялись наиболее распространенные и хорошо зарекомендованные алгоритмы случайный лес [45, 46], градиентный бустинг [47–49], многослойный перцептрон и k-ближайших соседей.

Случайный лес – это метод машинного обучения, который представляет собой ансамбль деревьев решений. Градиентный бустинг – это метод машинного обучения, основанный на последовательном построении моделей. Каждая последующая модель пытается исправить ошибки предыдущей [50, 51].

Многослойный перцептрон [52, 53] – это класс искусственных нейронных сетей прямого распространения, состоящих как минимум из трех слоев: входного, скрытого и выходного.

K-ближайших соседей [54] – метрический алгоритм для автоматической классификации объектов или регрессии. В случае использования метода для регрессии объекту присваивается среднее значение по k-ближайшим к нему объектам, значения которых уже известны.

Также для большей точности проводилась настройка гиперпараметров. Гиперпараметры – это настраиваемые параметры модели машинного обучения, которые не могут быть изучены в процессе обучения и должны быть заданы заранее. Подбор гиперпараметров проводился по методике Grid Search. Grid search – это метод оптимизации гиперпараметров моделей машинного обучения, который заключается в переборе всех возможных комбинаций значений гиперпараметров и выборе наилучшей.

Для анализа точности построенных моделей проводилась оценка сходимости прогнозных и фактических данных по ряду метрик:

– MAE (средняя абсолютная ошибка) – степень несоответствия между фактическим и прогнозируемым значением в абсолютных значениях;

– MAPE (средняя абсолютная процентная ошибка) – это степень несоответствия между фактическим и прогнозируемым значением в процентах;

– MSE (среднеквадратическая ошибка) – представляет собой среднее арифметическое квадратов разностей между фактическими и предсказанными значениями;

– R^2 (коэффициент детерминации) – оценивает долю дисперсии, что дает представление о степени соответствия.

Результаты

Статистический анализ. Качественная оценка масштабного эффекта. На первом этапе построена петрофизическая зависимость проницаемости пористости для стандартных и полноразмерных образцов керна (рис. 3).

При анализе петрофизической зависимости можно отметить, что в целом облако значений полноразмерных и стандартных образцов керна перекрывают друг друга, находясь преимущественно в одинаковых диапазонах. Однако для стандартных образцов отмечается значительная доля образцов с низкими коллекторскими свойствами, в то же время для пары образцов характерны высокие значения пористости (более 22 %), что нехарактерно для основной части выборки. Статистические показатели представлены в табл. 2.

Стандартное отклонение и дисперсия параметра проницаемости для стандартных образцов ниже, чем для полноразмерных, однако если смотреть относительную величину разброса относительно среднего значения – коэффициент вариации, то он практически в два раза выше для стандартных образцов. Для пористости при расчете стандартного отклонения и дисперсии выборки сопоставимы, однако при относительной оценке величины разброса, для стандартных образцов она значительно выше (1,6 раза).

Далее построены гистограммы распределения свойств для полноразмерных и стандартных образцов (рис. 4, *а*, *б*).

На рис. 4, *а*, представлено распределение пористости для образцов разного масштаба, можно отметить, что мода для стандартных образцов составляет 2 %, для полноразмерных 6 %, то есть значительная доля стандартных образцов располагается в зоне неколлектора, обоснованного с точки зрения экономической эффективности разработки месторождения (3,6 %).

На рис. 4, *б*, представлено распределение логарифма проницаемости образцов разного масштаба. Отмечается значительное различие в моде – 3,5 (стандартные образцы) к 1,5 для полноразмерных образцов. Также значительная доля образцов соответствует значения неколлектора (менее 0,6 мД), то есть характеризует матричную составляющую породы без учета влияния каверн и микротрещин.

На рис. 4, *в*, представлена гистограмма распределения параметра logR35 для образцов разного масштаба.

При сравнении распределения параметра logR35 также отмечается наличие эффекта масштаба по смещению мод и наличие влияние масштабного эффекта.

На следующем этапе проведена петротипизация пород по методу DRT (рис. 5, *а*, *б*).

Ввиду значительно большего количества образцов визуально отмечается более равномерное распределение значений по классам для стандартных образцов (см. рис. 5, *а*), однако при рассмотрении гистограммы распределения в относительном эквиваленте видно, что обе выборки характеризуются схожими законами распределения. Однако для стандартных образцов отмечаются небольшое смещение моды в сторону низких классов и более равномерное распределение средних классов.

Полученные статистические оценки и графики распределения свойств количественно показывают наличие эффекта масштаба между стандартными и полноразмерными свойствами. Масштабный эффект оказывает влияние на свойства образцов, а как следствие, на результаты петротипизации образцов, которую также необходимо учитывать при оценке масштабного эффекта. На гистограмме (рис. 6) видно, что модальное значение для обоих выборок расположено в районе класса 13, а также в целом выборки характеризуются схожим распределением, что косвенно указывает на возможность количественной оценки масштабного эффекта именно в пределах каждого петротипа.

Выявление параметров, влияющих на масштабных эффект. Разработка подхода количественной оценки масштабного эффекта. На следующем этапе для разработки подхода количественной оценки масштабного эффекта выполнен сбор дополнительной базы данных. В базе сопоставлены стандартные и полноразмерные образцы керна по глубинам отбора, чтобы выполнить анализ масштабного эффекта свойств для идентичных образцов и интервалов. Всего после сопоставления остался 171 образец керна из общей базы. Ниже представлены корреляционные поля пористости (рис. 7, *а*) и проницаемости (рис. 7, *б*) между стандартными и полноразмерными образцами.

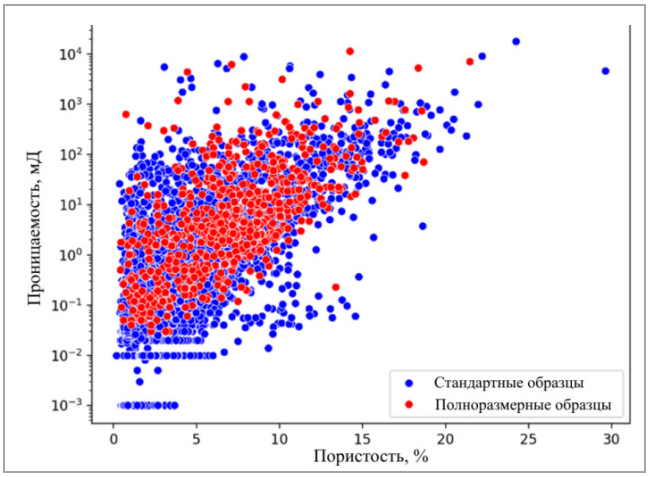


Рис. 3. Зависимость «проницаемость – пористость» для стандартных и полноразмерных образцов керна

Таблица 2

Сравнение статистических показателей для стандартных и полноразмерных образцов керна

Параметр	Кол-во	Ср. знач.	Станд. откл.	Мин.	Макс.	Дисперсия	Коэф. вариации
Проницаемость по стандартным образцам, мД	3159	54,4	504,30	0,001	18143,0	254 318	927,21
Проницаемость по всем образцам, мД	657	113,7	675,27	0,03	11543,8	455 988,7	593,67
Пористость по стандартным образцам, %	3499	4,7	3,83	0,10	29,6	14,6	81,57
Пористость по всем образцам, %	678	7,0	3,65	0,43	21,4	13,3	52,50

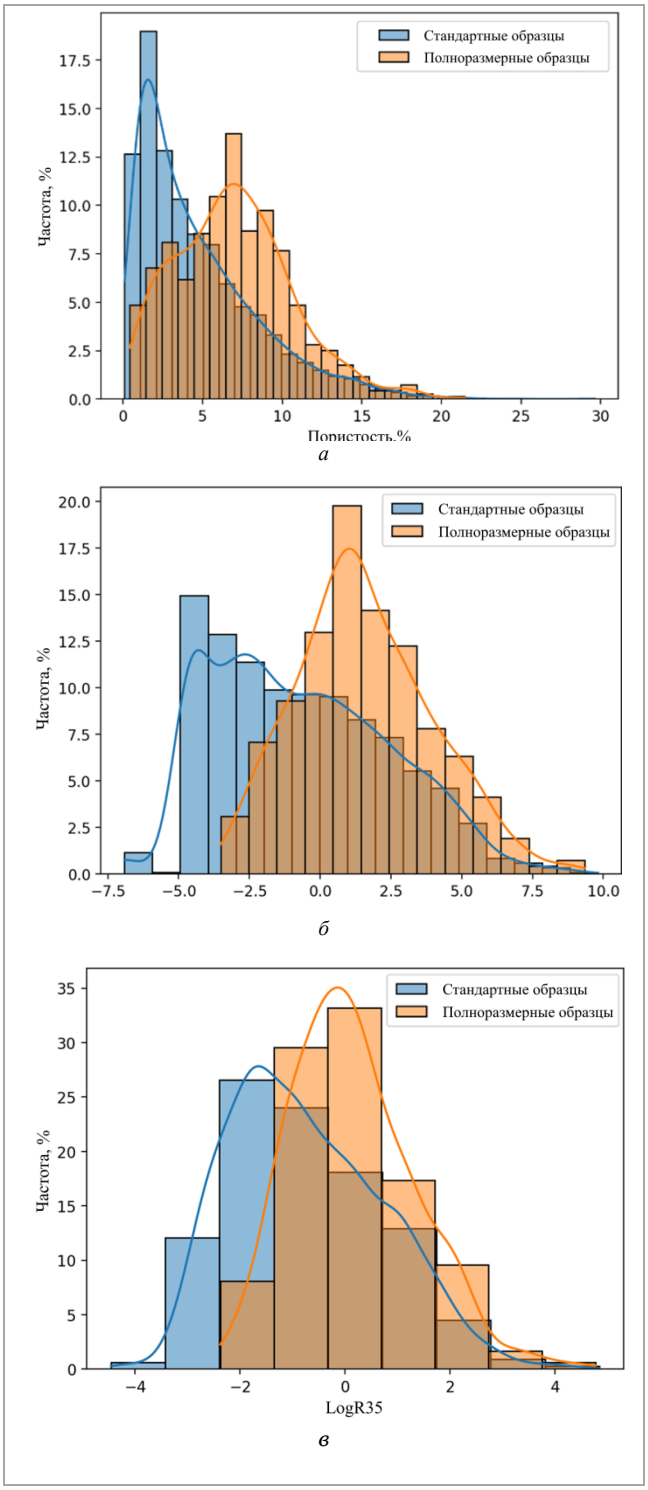


Рис. 4. Гистрограммы: *а* – распределение пористости образцов разного масштаба; *б* – распределение логарифма проницаемости образцов разного масштаба; *в* – распределение параметра log*R*35 для образцов разного масштаба

При анализе корреляционных полей отмечается наличие эффекта масштаба как для пористости, так и для проницаемости по образцам, сопоставленным по глубине и долблению. Степень влияния масштабного эффекта для проницаемости породы (R^2 = 0,02) значительно сильнее, чем для пористости (R^2 = 0,64). Что в целом объясняется и большим разбросом и неоднородностью исходных данных для проницаемости.

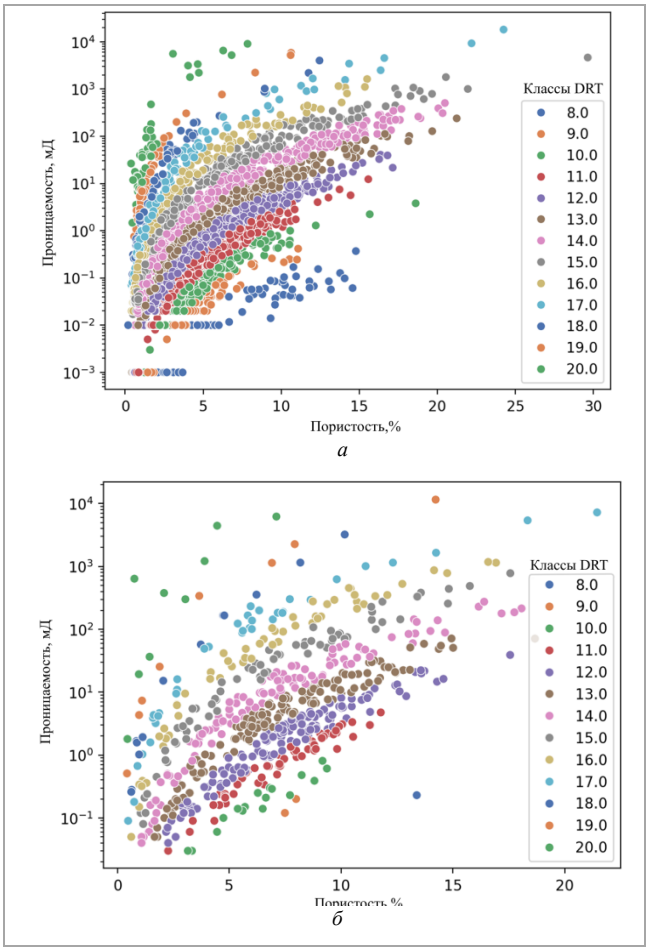


Рис. 5. Графики зависимости «проницаемость – пористость»: *а* – для стандартных образцов керна; *б* – для полноразмерных образцов керна

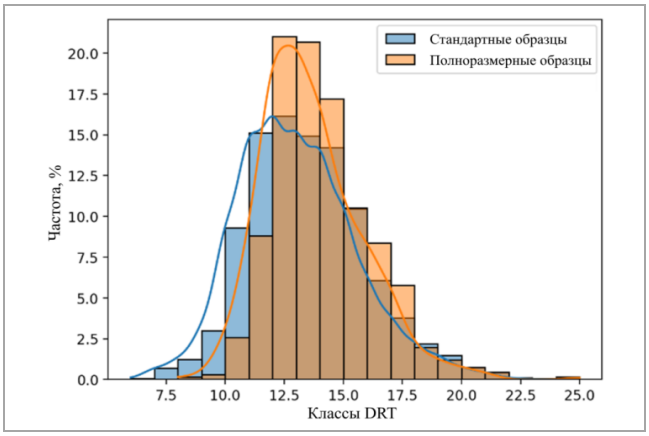


Рис. 6. Гистограмма распределения классов DRT образцов разного масштаба

Далее построены модели множественной регрессии для количественной оценки масштабного эффекта и степени влияния параметров. В качестве целевых переменных выбраны пористость полноразмерного образца; масштабный коэффициент проницаемости (отношение проницаемости полноразмерного образца к стандартному), так как напрямую прогноз значения проницаемости полноразмерного образца не показал результатов.

В качестве предикторов рассмотрены следующие параметры: пористость стандартного образца,

проницаемость стандартного образца, глубина отбора, FZI, R35.

По результатам расчетов получена следующая модель масштабного эффекта для пористости:

$$\varphi_{wcs} = 0.76 \cdot \varphi_{plug} - 0{,}99954 \cdot k_{plug} - \\ - 0{,}078 \cdot FZI_{plug} + 0{,}21 \cdot R35_{plug} + 3{,}034, \\ R^2 = 0{,}94, \quad (7)$$

где φ_{wcs} – пористость полноразмерных образцов, %; φ_{plug} – пористость стандартных образцов, %; k_{plug} – проницаемость стандартных образцов, мД; FZI_{plug} – индикатор гидравлической единицы потока стандартных образцов; $R35_{plug}$ – радиус поровых каналов, соответствующий 35 % насыщению порового объема не смачивающей фазой.

По результатам построения модели множественной регрессии статистически значимое влияние оказали следующие параметры (в порядке степени влияния): пористость стандартных образцов (p-value = 0), проницаемость стандартных образцов (p-value = 0,014), FZI (p-value = 0,028) и $R35$ (p-value = 0,05) стандартных образцов. То есть на основании данных параметров стандартных образцов при использовании полученной модели значения стандартных образцов корректируются к масштабу полноразмерных образцов. На рис. 8 представлен кросс-плот пористости между полноразмерными и стандартными образцами. На рис. 9 представлена гистограмма распределения пористости стандартных образцов, полноразмерных образцов и скорректированных значений по полученной модели.

Полученная модель позволяет достоверно прогнозировать значения пористости полноразмерного керна на основании параметров стандартного керна (см. рис. 7, *а*).

По результатам расчетов получена следующая модель коэффициента масштабного эффекта для проницаемости:

$$K = 0{,}00023 \cdot D_{epth} - 0{,}68 \cdot \varphi_{plug} - \\ - 0{,}000027 \cdot k_{plug} - 0{,}00487 \cdot FZI_{plug}, \\ R^2 = 0{,}017, \quad (8)$$

где K – коэффициент масштабного эффекта для проницаемости; D_{epth} – глубина отбора керна, м; φ_{plug} – пористость стандартных образцов, %; k_{plug} – проницаемость стандартных образцов, мД; FZI_{plug} – индикатор гидравлической единицы потока стандартных образцов.

По результатам построения модели множественной регрессии выявлено, что статистически значимое влияние оказали следующие параметры (в порядке степени влияния): глубина отбора керна, пористость стандартных образцов, проницаемость стандартных образцов, FZI. То есть на основании данных параметров стандартных образцов при использовании полученной модели прогнозируется масштабный коэффициент, а затем с помощью него значения стандартных образцов корректируются к масштабу полноразмерных образцов.

Однако коэффициент детерминации модели не позволяет использовать ее для достоверного прогноза (рис. 10, 11).

Поэтому для количественной оценки эффекта масштаба проницаемости предложен другой подход,

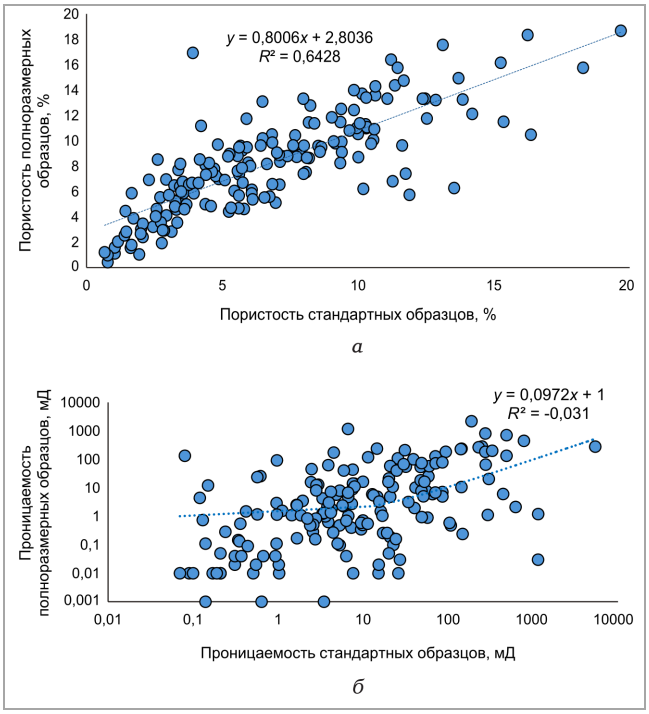


Рис. 7. Корреляционные поля полноразмерных и стандартных образцов: *а* – пористость; *б* – проницаемость



Рис. 8. Кросс-плот пористости между полноразмерными и стандартными образцами

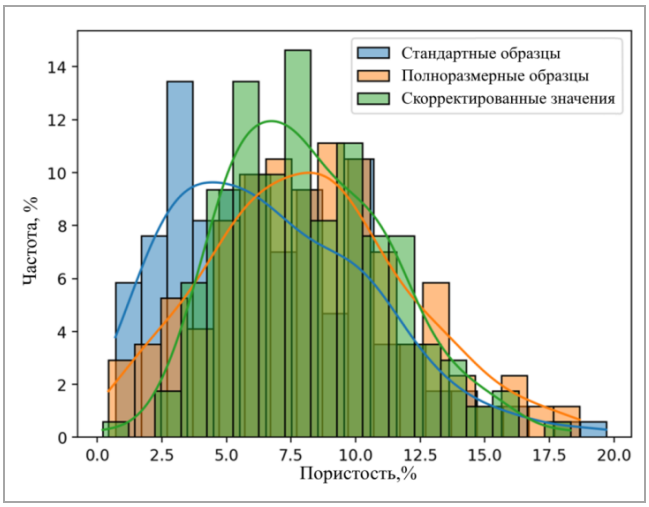


Рис. 9. Гистограмма распределения пористости стандартных образцов, полноразмерных образцов и скорректированных по полученной модели значений

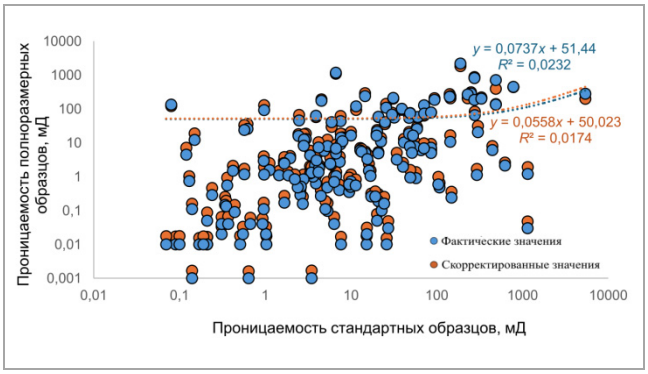


Рис. 10. Корреляционное поле проницаемости полноразмерных и стандартных образцов

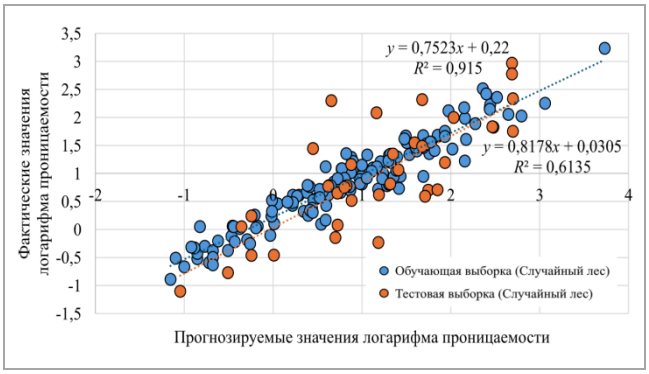


Рис. 12. График соотношения фактической и прогнозируемой проницаемости

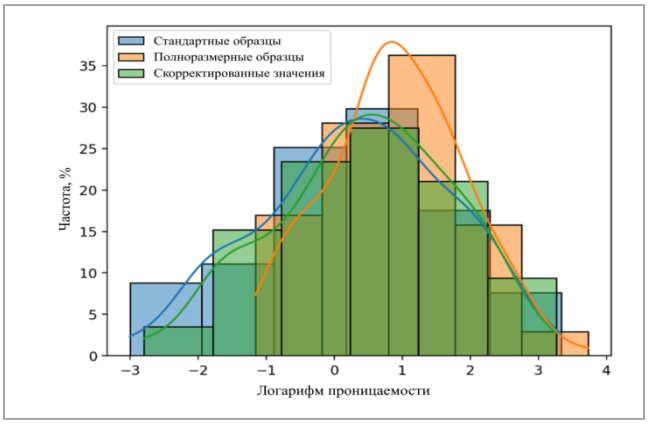


Рис. 11. Гистограмма распределения проницаемости для стандартных, полноразмерных и скорректированных значений стандартных образцов

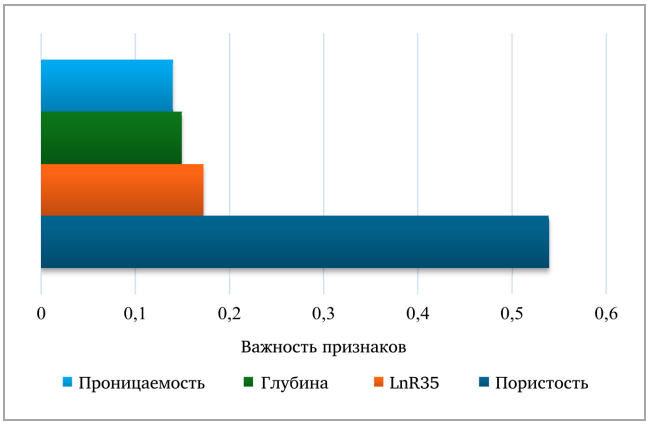


Рис. 13. Важность признаков (параметры стандартных образцов)

Таблица 3

Сравнение эффективности алгоритмов машинного обучения

Алгоритм	R^2, обучающая выборка	R^2, тестовая выборка	MAE, обучающая выборка	MAE, тестовая выборка	RMSE, обучающая выборка	RMSE, тестовая выборка
Градиентный бустинг	0,56	0,13	0,54	0,89	0,67	0,89
Многослойный перцептрон	0,43	0,17	0,6	0,69	0,77	0,88
Случайный лес	0,91	0,61	0,25	0,5	0,31	0,44
K-ближайших соседей	0,37	0,17	0,63	0,67	0,8	0,87

заключающийся в построении моделей машинного обучения.

Применение методов машинного обучения для прогноза эффекта масштаба проницаемости. При составлении модели прогноза проницаемости полноразмерных образцов (логарифма проницаемости) основное влияние оказали параметры пористости стандартных образцов, проницаемости стандартных образцов, глубина отбора образца и Ln*R*35 для стандартных образцов. На данных параметрах проводилось обучение всех алгоритмов.

Сравнение эффективности алгоритмов для прогноза пористости полноразмерных образцов на основании параметров стандартных образцов представлено в табл. 3.

Из табл. 3 видно, что для данной задачи применим только алгоритм случайного леса, для которого коэффициенты детерминации составили 0,91/0,61 для обучающей и тестовой выборки соответственно.

Ниже приведено корреляционное поле между фактическими и предсказанными значениями (рис. 12). По рис. 12 отмечается высокая корреляция между фактическими и прогнозными значениями.

Далее выполнен расчет степени важности признаков (рис. 13).

На рис. 13 видно, что наиболее значимым является параметр пористости стандартных образцов (0,54), далее идет log*R*35 (0,172), глубина отбора образца (0,15) и проницаемости (0,14). То есть наибольшее влияние на эффект масштаба оказывают емкостные и фильтрационные свойства, их взаимосвязь и вертикальная зональность. Далее приведено сравнение предсказанных значений с исходными значениями стандартных и полноразмерных образцов (рис. 14, 15).

Полученная на основе алгоритма случайного леса модель позволяет значительно снизить степень влияния масштабного эффекта на проницаемость образцов (с $R^2 = 0{,}023$ до $R^2 = 0{,}761$).

Заключение

По результатам проведенного статистического анализа на качественном уровне установлено наличие масштабного эффекта для пористости и проницаемости при изменении размеров образцов карбонатного резервуара месторождения Альфа.

Построены модели множественной регрессии для количественной оценки масштабного эффекта. Установлено, что на величину масштабного эффекта пористости наибольшее влияние оказывают пористость и проницаемость стандартных образцов, индикатор гидравлической единицы потока стандартных образцов, радиус поровых каналов. На величину масштабного эффекта проницаемости – глубина отбора керна, пористость и проницаемость стандартных образцов, индикатор гидравлической единицы потока стандартных образцов. Полученная модель масштабного эффекта для пористости также позволяет надежно приводить значения стандартных образцов к масштабу полноразмерных – коэффициент детерминации составил 0,94. Для модели масштабного эффекта проницаемости коэффициент детерминации составил 0,017, что позволяет использовать модель только для оценки параметров, влияющих на величину масштабного эффекта. Для количественной оценки предложен подход, основанный на использовании алгоритмов машинного обучения. Для целей прогноза масштабного эффекта проницаемости (проницаемости полноразмерных образцов) наиболее достоверные метрики оценки продемонстрировал алгоритм случайного леса, коэффициенты детерминации составили 0,91/0,61/0,761 для обучения, теста и в среднем для исследуемой выборки. При анализе параметров предикторов наиболее значимым является пористость стандартных образцов (0,54), далее идет log$R$35 (0,172), глубина отбора образца (0,15) и проницаемость (0,14).

Полученный подход позволяет использовать стандартные образцы, приведенные к масштабу полноразмерных, в целях уточнения геолого-гидродинамических моделей. Апробация методики на модели месторождения Альфа будет представлена авторами в будущих работах.

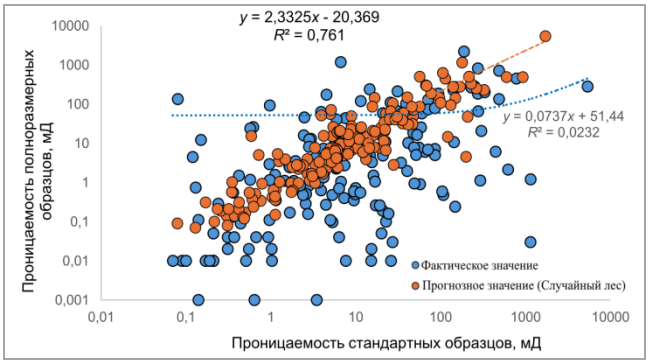


Рис. 14. Сравнение прогнозных и исходных данных

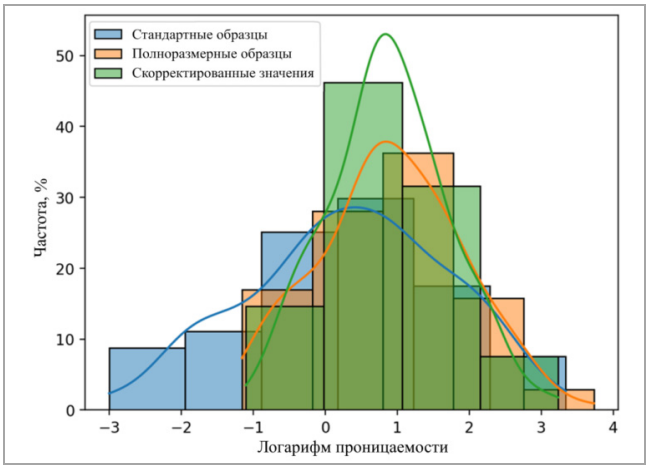


Рис. 15. Гистограмма распределения проницаемости для стандартных, полноразмерных и скорректированных стандартных образцов

Библиографический список

1. Nader, F.H. Multi-scale quantitative diagenesis and impacts on heterogeneity of carbonate reservoir rocks / F.H. Nader. – Springer International Publishing, 2017. – 132 p. DOI: 10.1007/978-3-319-46445-9
2. Kamensky, I.P. Scale effect in laboratory determination of the properties of complex carbonate reservoirs / I.P. Kamensky, S.H. AL-Obaidi, F.H. Khalaf // International Research Journal of Modernization in Engineering Technology and Science. – 2020. – No. 2 (11). – P. 1-6. DOI: 10.31224/osf.io/9vr45
3. Khassanov, D.I. Investigation of the scale effect and the concept of a representative volume element of rocks in relation to porosity / D.I. Khassanov, M.A. Lonshakov // Georesources. – 2020. – No. 22 (4). – P. 55–69. DOI: 10.18599/grs.2020.4.55-69
4. Slatt, R.M. Scaling geologic reservoir description to engineering needs / R.M. Slatt, G.L. Hopkins // Journal of Petroleum Technology. – 1990. – No. 42 (2). – P. 202–210. DOI: 10.2118/18136-PA
5. Wen, X. Upscaling hydraulic conductivities in heterogeneous media: An overview / X. Wen, J. Gómez-Hernández // Journal of Hydrology. – 1996. – No. 183. – P. 9–32. DOI: 10.1016/S0022-1694(96)80030-8
6. Christie, M.A. Tenth SPE Comparative Solution Project: A Comparison of Upscaling Techniques / M.A. Christie, M.J. Blunt // SPE Res. Eval. & Eng. – 2001. – No. 4 (4). – P. 308–317. DOI: 10.2118/72469-PA
7. Krivoshchekov, S.N. Comparative analysis of filtration and capacity properties of terrigenic and carbonate reservoirs of the timano-pechora province for different-sized core / S.N. Krivoshchekov, E.S. Ozhgibesov // Master's journal. – 2022. – No. 2. – P. 16–24.
8. Lucia, F.J. Carbonate reservoir characterization / F.J. Lucia, C. Kerans, J.W. Jennings // Journal of petroleum technology. – 2003. – No. 55 (6). – P. 70–72. DOI: 10.2118/82071-JPT
9. Zhang, L. Aspects of rock permeability / L. Zhang // Frontiers of Structural and Civil Engineering. – 2013. – No. 7. – P. 102–116. DOI: 10.1007/s11709-013-0201-2
10. Ma, Y.Z. Multiscale heterogeneities in reservoir geology and petrophysical properties. In Quantitative geosciences: data analytics, geostatistics, reservoir characterization and modeling / Y.Z. Ma // Springer Nature Switzerland AG. – 2019. – P. 175–200. DOI: 10.1007/978-3-030-17860-4_8
11. Haldorsen, H.H. Simulator parameter assignment and the problem of scale in reservoir engineering / H.H. Haldorsen // Reservoir characterization. – 1986. – No. 6. – P. 293–340. DOI: 10.1016/B978-0-12-434065-7.50016-2
12. Factoring Permeability Anisotropy in Complex Carbonate Reservoirs in Selecting an Optimum Field Development Strategy / S. Krivoshchekov, A. Kochnev, N. Kozyrev, E. Ozhgibesov // Energies. – 2022. – No. 15. – P. 8866. DOI: 10.3390/en15238866
13. Peaceman, D.W. Fundamentals of numerical reservoir simulation / D.W. Peaceman. – Amsterdam, Netherlands: Elsevier, 2000. – 175 p.
14. Idowu, N.A. Pore-Scale Modeling of Rate Effects in Waterflooding / N.A. Idowu, J.B. Martin // In Proceedings of the International Petroleum Technology Conference. – Kuala Lumpur, Malaysia, 2008. DOI: 10.2523/IPTC-12292-MS
15. Application of 3D static modeling for optimal reservoir characterization / A.O. Adelu, A.A. Aderemi, A.O. Akanji [et al.] // Journal of African Earth Sciences. – 2019. – No. 152. – P. 184–196. DOI: 10.1016/j.jafrearsci.2019.02.014
16. Permeability Upscaling for Carbonates From the Pore Scale by Use of Multiscale X-Ray-CT Images / K.A. Dehghan, J.Y. Arns, F. Hussain, Y. Cinar, W. Pinczewski, H. Arns // SPE Res. Eval. & Eng. – 2013. – No. 16. – P. 353–368. DOI: 10.2118/152640-PA
17. Permeability upscaling in complex carbonate samples using textures of micro-computed tomography images / M.S. Jouini, A. Al Sumaiti, M. Tembely, F. Hjouj, K. Rahimov // International Journal of Modelling and Simulation. – 2019. – No. 40 (4). – P. 245–259. DOI: 10.1080/02286203.2019.1596728
18. Gomes J.C. The design of an open-source carbonate reservoir model / J.C. Gomes, S. Geiger, D. Arnold // Petroleum Geoscience. – 2022. – No. 28 (3). – P. petgeo2021-067. DOI: 10.1144/petgeo2021-067
19. Refinement of the geological and hydro-dynamic model of a complex oil reservoir by means of a comprehensive data analysis / N.D. Kozyrev, A.A. Kochnev, A.G. Mengaliev, I.S. Putilov, S.N. Krivoshchekov // Bulletin of the Tomsk Polytechnic University. Geo Assets Engineering. – 2020. – No. 331 (10). – P. 164–177. DOI: 10.18799/24131830/2020/10/2866

20. Heterogeneity in the Petrophysical Properties of Carbonate Reservoirs in Tal Block / U. Farooq, J. Ahmed, S. Ali, F. Siddiqi, S.A.A. Kazmi, M. Kashif // In Proceedings of the SPWLA 60th Annual Logging Symposium. – Texas, USA, 2019. DOI: 10.30632/T60ALS-2019_F
21. Ali, M.T. A Model To Simulate Matrix-Acid Stimulation for Wells in Dolomite Reservoirs with Vugs and Natural Fractures / M.T. Ali, A.A. Ezzat, A.N. Hisham // SPE Journal. – 2020. – No. 25. – P. 609–631. DOI: 10.2118/199341-PA
22. Liu, Y. Multilevel strategies and geological parameterizations for history matching complex reservoir models / Y. Liu, L.J. Durlofsky // SPE Journal. – 2020. – No. 25 (01). – P. 81–104. DOI: 10.2118/193895-PA
23. Liu, Y. A Deep-Learning-Based Geological Parameterization for History Matching Complex Models / Y. Liu, W. Sun, L.J. Durlofsky // Math Geosci. – 2019. – No. 51. – P. 725–766. DOI: 10.1007/s11004-019-09794-9
24. Gaafar, G.R. Overview of Advancement in Core Analysis and Its Importance in Reservoir Characterisation for Maximising Recovery / G.R. Gaafar, R.D. Tewari, M.Z. Zahidah // In Proceedings of the Name SPE Asia Pacific Enhanced Oil Recovery Conference. – Kuala Lumpur, Malaysia, 2015. DOI: 10.2118/174583-MS
25. Bryant, F.B. Principles and practice of scaled difference chi-square testing / F.B. Bryant, A. Satorra // Struct. Equ. Model. – 2012. – no. 19 (3). – P. 372–398. DOI: 10.1080/10705511.2012.687671
26. Analysis of the representative elementary volume sandstones reservoir properties using the method of X-ray computed tomography in Ashalchinskoye oil field / T.R. Zakirov, A.A. Galeev, A.A. Konovalov, E.O. Statsenko // Oil industry. – 2015. – No. 10. – P. 54–57.
27. On representative elementary volumes of grayscale micro-CT images of porous media / A. Singh, K. Regenauer-Lieb, S. Walsh, R.T. Armstrong, J. Griethuysen, P. Mostaghimi // Geophysical Research Letters. – 2020. – No. 47 (15). – P. e2020GL088594. DOI: 10.1029/2020GL088594
28. Study on Representative Volume Elements Considering In-homogeneity and Anisotropy of Rock Masses Characterised by Non-persistent Fractures / W. Ma, H. Chen, W. Zhang, C. Tan, Z. Nie, J. Wang, Q. Sun // Rock Mech. Rock Eng. – 2021. – No. 54. – P. 4617–4637. DOI: 10.1007/s00603-021-02546-4
29. Prilous, B.I. About introduction of concept of the representative volume element in the theory of the structured continuum / B.I. Prilous // In Proceedings of the IX Sci. Conf. GEO-Siberia-2013. – Novosibirsk, 2013.
30. Bear, J. Dynamics of Fluids in Porous Media / J. Bear. – New York: American Elsevier Publishing Co., 1972. – 764 p.
31. Gurbatova, I.P. Scale effect in determining reservoir properties in complex carbonate reservoirs / I.P. Gurbatova, N.G. Kostin // Oilfield Engineering. – 2010. – No. 5. – P. 21–25.
32. Mikhaylov, N.N. Scale effect in laboratory determination of reservoir properties of complex carbonate reservoirs / N.N. Mikhaylov, I.P. Gurbatova // Oil and Gas Technologies. – 2011. – No. 4 (75). – P. 32–35. DOI: 10.31224/osf.io/9vr45
33. Sun, H. Rock properties evaluation for carbonate reservoir characterization with multi-scale digital rock images / H. Sun, H. Belhaj, G. Tao // Journal of Petroleum Science and Engineering. – 2019. – No. 175. – P. 654–664. DOI: 10.1016/j.petrol.2018
34. Upscaling approach for meso-scale heterogeneities in naturally fractured carbonate reservoirs / M.G. Correia, C. Maschio, D.J. Schiozer, M. Sebastiao // Journal of Petroleum Science and Engineering. – 2014. – No. 115. – P. 90–101. DOI: 10.1016/j.petrol.2014.01.008
35. Qi, D. Major challenges for reservoir upscaling / D. Qi, S. Zhang // Petroleum Science and Technology. – 2009. – No. 27 (17). – P. 1985–1992. DOI: 10.1080/10916460802608818
36. Comparison of Upscaling methods in a heterogeneous carbonate model / G.E. Pickup, P.W.M. Corbett, A. Kazemi, D.S. Shaikhina // In Proceedings of the 74th EAGE Conference and Exhibition incorporating EUROPEC 2012. – Copenhagen, Denmark, 2012. DOI: 10.3997/2214-4609-pdb.293.H009
37. Rios, V.S. Upscaling technique for highly heterogeneous reservoirs based on flow and storage capacity and the lorenz coefficient / V.S. Rios, L.O.S. Santos, D.J. Schiozer // SPE Journal. – 2020. – No. 25 (4). – P. 1981–1999. DOI: 10.2118/200484-PA
38. Menezes, C. From Logs Scale to Reservoir Scale: Upscaling of the Petroelastic Model / C. Menezes, O. Gosselin // In Proceedings of the SPE Europec/EAGE Annual Conference and Exhibition. – Vienna, Austria, 2006. DOI: 10.2118/100233-MS
39. Upscaling of Flow Units for Reservoir Flow Incorporating Small-Scale Heterogeneities / D. Mikes, O.H.M. Barzandji, J. Bruining, C.R. Geel // In Proceedings of the SPE Asia Pacific Oil and Gas Conference and Exhibition. – Jakarta, Indonesia, 2001. DOI: 10.2118/68702-MS
40. Upscaling relative permeability and capillary pressure from digital core analysis in Otway formation: Considering the order and size effects of facies / M. Aslannezhad, M. Sayyafzadeh, D. Tang, Z. You, S. Iglauer, A. Keshavarz // Gas Science and Engineering. – 2024. – No. 128. – P. 205363. DOI: 10.1016/j.jgsce.2024.205363
41. Ellabad, Y. Hydraulic Units approach conditioned by well testing for better permeability modeling in a North African Oil Field / Y. Ellabad, P.W.M. Corbett, R. Straub // In Proceedings of the 2001 International Symposium of the Society of Core Analysts. – Edinburgh, UK, 2001.
42. Lazim, S.A. Permeability Estimation for Carbonate Reservoir (Case Study/South Iraqi Field) / S.A. Lazim, S.M. Hamd-Allah, A. Jawad // Iraqi J. Chem. Pet. Eng. – 2018. – No. 19. – P. 41–45. DOI: 10.31699/IJCPE.2018.3.5
43. Enhanced Reservoir Description: Using Core and Log Data to Identify Hydraulic (Flow) Units and Predict Permeability in Uncored Intervals/Wells / J.O. Amaefule, M. Altunbay, D. Tiab, D.G. Kersey, K.K. Dare // In Proceedings of the SPE Annual Technical Conference and Exhibition. – Houston, Texas, 1993. DOI: 10.2118/26436-MS
44. Ghanbarian, B. Insights Into Rock Typing: A Critical Study / B. Ghanbarian, L. Lake, M. Sahimi // SPE Journal. – 2018. – No. 24. – P. 230–242. DOI: 10.2118/191366-PA
45. Automatic Well Log Analysis Across Priobskoe Field Using Machine Learning Methods / B. Belozerov, N. Bukhanov, D. Egorov [et al.] // In Proceedings of the SPE Russian Petroleum Technology Conference. – Moscow, Russia, 2018. DOI: 10.2118/191604-18RPTC-MS
46. Jiang, L. Porosity prediction using machine learning / L. Jiang, J.P. Castagna, B. Russell // In Proceedings of the SEG International Exposition and Annual Meeting, Virtual, 11-16 October 2020. DOI: 10.1190/segam2020-w13-04.1
47. Wood, D.A. Predicting porosity, permeability and water saturation applying an optimized nearest-neighbour, machine-learning and data-mining network of well-log data / D.A. Wood // Journal of Petroleum Science and Engineering. – 2020. – No. 184. – P. 106587. DOI: 10.1016/j.petrol.2019.106587
48. Abbas, M.A. Improving permeability prediction in carbonate reservoirs through gradient boosting hyperparameter tuning / M.A. Abbas, W.J. Al-Mudhafar, D.A. Wood // Earth Science Informatics. – 2023. – No. 16 (4). – P. 3417–3432. DOI: 10.1007/s12145-023-01099-0
49. Rahimi, M. Reservoir facies classification based on random forest and geostatistics methods in an offshore oilfield / M. Rahimi, M.A. Riahi // Journal of Applied Geophysics. – 2022. – No. 201. – P. 104640. DOI: 10.1016/j.jappgeo.2022.104640
50. A case study of petrophysical rock typing and permeability prediction using machine learning in a heterogenous carbonate reservoir in Iran / E. Mohammadian, M. Kheirollahi, B. Liu, M. Sabet // Scientific Reports. – 2022. – No. 12. – P. 4505. DOI: 10.1038/s41598-022-08575-5
51. A Novel custom ensemble learning model for an improved reservoir permeability and water saturation prediction / D.A. Otchere, T.O. Ganat, R. Gholami, M. Lawal // Journal of Natural Gas Science and Engineering. – 2021. – No. 91. – P. 103962. DOI: 10.1016/j.jngse.2021.103962
52. Vaferi, B. Automatic recognition of oil reservoir models from well testing data by using multi-layer perceptron networks / B. Vaferi, R. Eslamloueyan, S. Ayatollahi // Journal of Petroleum Science and Engineering. – 2011. – No. 77. – P. 254–262. DOI: 10.1016/j.petrol.2011.03.002
53. Okon, A.N. Artificial neural network model for reservoir petrophysical properties: porosity, permeability and water saturation prediction / A.N. Okon, S.E. Adewole, E.M. Uguma // Modeling Earth Systems and Environment. – 2021. – No. 7. – P. 2373–2390. DOI: 10.1007/s40808-020-01012-4
54. Gas-Bearing Reservoir Prediction Using k-nearest neighbor Based on Nonlinear Directional Dimension Reduction / Z.H. Song, W.J. Sang, S.Y. Yuan, S.X. Wang // Applied Geophysics. – 2024. – No. 21 (2). – P. 221–231. DOI: 10.1007/s11770-022-0980-0

References

1. Nader F.H. Multi-scale quantitative diagenesis and impacts on heterogeneity of carbonate reservoir rocks. Springer International Publishing, 2017, 132 p. DOI: 10.1007/978-3-319-46445-9
2. Kamensky I.P., AL-Obaidi S.H., Khalaf F.H. Scale effect in laboratory determination of the properties of complex carbonate reservoirs. *International Research Journal of Modernization in Engineering Technology and Science*, 2020, no. 2 (11), pp. 1-6. DOI: 10.31224/osf.io/9vr45
3. Khassanov D.I., Lonshakov M.A. Investigation of the scale effect and the concept of a representative volume element of rocks in relation to porosity. *Georesources*, 2020, no. 22 (4), pp. 55-69. DOI: 10.18599/grs.2020.4.55-69
4. Slatt R.M., Hopkins G.L. Scaling geologic reservoir description to engineering needs. *Journal of Petroleum Technology*, 1990, no. 42 (2), pp. 202-210. DOI: 10.2118/18136-PA
5. Wen X., Gómez-Hernández J. Upscaling hydraulic conductivities in heterogeneous media: An overview. *Journal of Hydrology*, 1996, no. 183, pp. 9-32. DOI: 10.1016/S0022-1694(96)80030-8
6. Christie M.A., Blunt M.J. Tenth SPE Comparative Solution Project: A Comparison of Upscaling Techniques. *SPE Res. Eval. & Eng.*, 2001, no. 4 (4), pp. 308-317. DOI: 10.2118/72469-PA
7. Krivoshchekov S.N., Ozhgibesov E.S. Comparative analysis of filtration and capacity properties of terrigenic and carbonate reservoirs of the timano-pechora province for different-sized core. *Master's journal*, 2022, no. 2, pp. 16-24.
8. Lucia F.J., Kerans C., Jennings J.W. Carbonate reservoir characterization. *Journal of petroleum technology*, 2003, no. 55 (6), pp. 70-72. DOI: 10.2118/82071-JPT
9. Zhang L. Aspects of rock permeability. *Frontiers of Structural and Civil Engineering*, 2013, no. 7, pp. 102-116. DOI: 10.1007/s11709-013-0201-2
10. Ma Y.Z. Multiscale heterogeneities in reservoir geology and petrophysical properties. In Quantitative geosciences: data analytics, geostatistics, reservoir characterization and modeling. *Springer Nature Switzerland AG*, 2019, pp. 175-200. DOI: 10.1007/978-3-030-17860-4_8
11. Haldorsen H.H. Simulator parameter assignment and the problem of scale in reservoir engineering. *Reservoir characterization*, 1986, no. 6, pp. 293-340. DOI: 10.1016/B978-0-12-434065-7.50016-2
12. Krivoshchekov S., Kochnev A., Kozyrev N., Ozhgibesov E. Factoring Permeability Anisotropy in Complex Carbonate Reservoirs in Selecting an Optimum Field Development Strategy. *Energies*, 2022, no. 15, 8866 p. DOI: 10.3390/en15238866
13. Peaceman D.W. Fundamentals of numerical reservoir simulation. Amsterdam, Netherlands: Elsevier, 2000, 175 p.
14. Idowu N.A., Martin J.B. Pore-Scale Modeling of Rate Effects in Waterflooding. *In Proceedings of the International Petroleum Technology Conference*. Kuala Lumpur, Malaysia, 2008. DOI: 10.2523/IPTC-12292-MS

15. Adelu A.O., Aderemi A.A., Akanji A.O. et al. Application of 3D static modeling for optimal reservoir characterization. *Journal of African Earth Sciences*, 2019, no. 152, pp. 184-196. DOI: 10.1016/j.jafrearsci.2019.02.014
16. Dehghan K.A., Arns J.Y., Hussain F., Cinar Y., Pinczewski W., Arns H. Permeability Upscaling for Carbonates From the Pore Scale by Use of Multiscale X-Ray-CT Images. *SPE Res. Eval. & Eng.*, 2013, no. 16, pp. 353-368. DOI: 10.2118/152640-PA
17. Jouini M.S., Al Sumaiti A., Tembely M., Hjouj F., Rahimov K. Permeability upscaling in complex carbonate samples using textures of micro-computed tomography images. *International Journal of Modelling and Simulation*, 2019, no. 40 (4), pp. 245-259. DOI: 10.1080/02286203.2019.1596728
18. Gomes J.C., Geiger S., Arnold D. The design of an open-source carbonate reservoir model. *Petroleum Geoscience*, 2022, no. 28 (3), petgeo2021-067 p. DOI: 10.1144/petgeo2021-067
19. Kozyrev N.D., Kochnev A.A., Mengaliev A.G., Putilov I.S., Krivoshchekov S.N. Refinement of the geological and hydro-dynamic model of a complex oil reservoir by means of a comprehensive data analysis. *Bulletin of the Tomsk Polytechnic University. Geo Assets Engineering*, 2020, no. 331 (10), pp. 164-177. DOI: 10.18799/24131830/2020/10/2866
20. Farooq U., Ahmed J., Ali S., Siddiqi F., Kazmi S.A.A., Kashif M. Heterogeneity in the Petrophysical Properties of Carbonate Reservoirs in Tal Block. *In Proceedings of the SPWLA 60th Annual Logging Symposium*. Texas, USA, 2019. DOI: 10.30632/T60ALS-2019_F
21. Ali M.T., Ezzat A.A., Hisham A.N. A Model to Simulate Matrix-Acid Stimulation for Wells in Dolomite Reservoirs with Vugs and Natural Fractures. *SPE Journal*, 2020, no. 25, pp. 609-631. DOI: 10.2118/199341-PA
22. Liu Y., Durlofsky L.J. Multilevel strategies and geological parameterizations for history matching complex reservoir models. *SPE Journal*, 2020, no. 25 (01), pp. 81-104. DOI: 10.2118/193895-PA
23. Liu Y., Sun W., Durlofsky L.J. A Deep-Learning-Based Geological Parameterization for History Matching Complex Models. *Math Geosci*, 2019, no. 51, pp. 725-766. DOI: 10.1007/s11004-019-09794-9
24. Gaafar G.R., Tewari R.D., Zahidah M.Z. Overview of Advancement in Core Analysis and Its Importance in Reservoir Characterisation for Maximising Recovery. *In Proceedings of the Name SPE Asia Pacific Enhanced Oil Recovery Conference*. Kuala Lumpur, Malaysia, 2015. DOI: 10.2118/174583-MS
25. Bryant F.B., Satorra A. Principles and practice of scaled difference chi-square testing. *Struct. Equ. Model.*, 2012, no. 19 (3), pp. 372-398. DOI: 10.1080/10705511.2012.687671
26. Zakirov T.R., Galeev A.A., Konovalov A.A., Statsenko E.O. Analysis of the representative elementary volume sandstones reservoir properties using the method of X-ray computed tomography in Ashalchinskoye oil field. *Oil industry*, 2015, no. 10, pp. 54-57.
27. Singh A., Regenauer-Lieb K., Walsh S., Armstrong R.T., Griethuysen J., Mostaghimi P. On representative elementary volumes of grayscale micro-CT images of porous media. *Geophysical Research Letters*, 2020, no. 47 (15), e2020GL088594 p. DOI: 10.1029/2020GL088594
28. Ma W., Chen H., Zhang W., Tan C., Nie Z., Wang J., Sun Q. Study on Representative Volume Elements Considering In-homogeneity and Anisotropy of Rock Masses Characterised by Non-persistent Fractures. *Rock Mech. Rock Eng.*, 2021, no. 54, pp. 4617-4637. DOI: 10.1007/s00603-021-02546-4
29. Prilous B.I. About introduction of concept of the representative volume element in the theory of the structured continuum. *In Proceedings of the IX Sci. Conf. GEO-Siberia-2013*, Novosibirsk, 2013.
30. Bear J. Dynamics of Fluids in Porous Media. New York: American Elsevier Publishing Co., 1972, 764 p.
31. Gurbatova I.P., Kostin N.G. Scale effect in determining reservoir properties in complex carbonate reservoirs. *Oilfield Engineering*, 2010, no. 5, pp. 21-25.
32. Mikhaylov N.N., Gurbatova I.P. Scale effect in laboratory determination of reservoir properties of complex carbonate reservoirs. *Oil and Gas Technologies*, 2011, no. 4 (75), pp. 32-35. DOI: 10.31224/osf.io/9vr45
33. Sun H., Belhaj H., Tao G. Rock properties evaluation for carbonate reservoir characterization with multi-scale digital rock images. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2019, no. 175, pp. 654-664. DOI: 10.1016/j.petrol.2018
34. Correia M.G., Maschio C., Schiozer D.J., Sebastiao M. Upscaling approach for meso-scale heterogeneities in naturally fractured carbonate reservoirs. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2014, no. 115, pp. 90-101. DOI: 10.1016/j.petrol.2014.01.008
35. Qi D., Zhang S. Major challenges for reservoir upscaling. *Petroleum Science and Technology*, 2009, no. 27 (17), pp. 1985-1992. DOI: 10.1080/10916460802608818
36. Pickup G.E., Corbett P.W.M., Kazemi A., Shaikhina D.S. Comparison of Upscaling methods in a heterogeneous carbonate model. *In Proceedings of the 74th EAGE Conference and Exhibition incorporating EUROPEC 2012*. Copenhagen, Denmark, 2012. DOI: 10.3997/2214-4609-pdb.293.H009
37. Rios V.S., Santos L.O.S., Schiozer D.J. Upscaling technique for highly heterogeneous reservoirs based on flow and storage capacity and the lorenz coefficient. *SPE Journal*, 2020, no. 25 (4), pp. 1981-1999. DOI: 10.2118/200484-PA
38. Menezes C., Gosselin O. From Logs Scale to Reservoir Scale: Upscaling of the Petroelastic Model. *In Proceedings of the SPE Europec/EAGE Annual Conference and Exhibition*. Vienna, Austria, 2006. DOI: 10.2118/100233-MS
39. Mikes D., Barzandji O.H.M., Bruining J., Geel C.R. Upscaling of Flow Units for Reservoir Flow Incorporating Small-Scale Heterogeneities. *In Proceedings of the SPE Asia Pacific Oil and Gas Conference and Exhibition*. Jakarta, Indonesia, 2001. DOI: 10.2118/68702-MS
40. Aslannezhad M., Sayyafzadeh M., Tang D., You Z., Iglauer S., Keshavarz A. Upscaling relative permeability and capillary pressure from digital core analysis in Otway formation: Considering the order and size effects of facies. *Gas Science and Engineering*, 2024, no. 128, 205363 p. DOI: 10.1016/j.jgsce.2024.205363
41. Ellabad Y., Corbett P.W.M., Straub R. Hydraulic Units approach conditioned by well testing for better permeability modeling in a North African Oil Field. *In Proceedings of the 2001 International Symposium of the Society of Core Analysts*. Edinburgh, UK, 2001.
42. Lazim S.A., Hamd-Allah S.M., Jawad A. Permeability Estimation for Carbonate Reservoir (Case Study/South Iraqi Field). *Iraqi J. Chem. Pet. Eng.*, 2018, no. 19, pp. 41-45. DOI: 10.31699/IJCPE.2018.3.5
43. Amaefule J.O., Altunbay M., Tiab D., Kersey D.G., Dare K.K. Enhanced Reservoir Description: Using Core and Log Data to Identify Hydraulic (Flow) Units and Predict Permeability in Uncored Intervals/Wells. *In Proceedings of the SPE Annual Technical Conference and Exhibition*. Houston, Texas, 1993. DOI: 10.2118/26436-MS
44. Ghanbarian B., Lake L., Sahimi M. Insights Into Rock Typing: A Critical Study. *SPE Journal*, 2018, no. 24, pp. 230-242. DOI: 10.2118/191366-PA
45. Belozerov B., Bukhanov N., Egorov D. et al. Automatic Well Log Analysis Across Priobskoe Field Using Machine Learning Methods. *In Proceedings of the SPE Russian Petroleum Technology Conference*. Moscow, Russia, 2018. DOI: 10.2118/191604-18RPTC-MS
46. Jiang L., Castagna J.P., Russell B. Porosity prediction using machine learning. *In Proceedings of the SEG International Exposition and Annual Meeting, Virtual, 11-16 October 2020*. DOI: 10.1190/segam2020-w13-04.1
47. Wood D.A. Predicting porosity, permeability and water saturation applying an optimized nearest-neighbour, machine-learning and data-mining network of well-log data. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2020, no. 184, 106587 p. DOI: 10.1016/j.petrol.2019.106587
48. Abbas M.A., Al-Mudhafar W.J., Wood D.A. Improving permeability prediction in carbonate reservoirs through gradient boosting hyperparameter tuning. *Earth Science Informatics*, 2023, no. 16 (4), pp. 3417-3432. DOI: 10.1007/s12145-023-01099-0
49. Rahimi M., Riahi M.A. Reservoir facies classification based on random forest and geostatistics methods in an offshore oilfield. *Journal of Applied Geophysics*, 2022, no. 201, 104640 p. DOI: 10.1016/j.jappgeo.2022.104640
50. Mohammadian E., Kheirollahi M., Liu B., Sabet M. A case study of petrophysical rock typing and permeability prediction using machine learning in a heterogenous carbonate reservoir in Iran. *Scientific Reports*, 2022, no. 12, 4505 p. DOI: 10.1038/s41598-022-08575-5
51. Otchere D.A., Ganat T.O., Gholami R., Lawal M. A Novel custom ensemble learning model for an improved reservoir permeability and water saturation prediction. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 2021, no. 91, 103962 p. DOI: 10.1016/j.jngse.2021.103962
52. Vaferi B., Eslamloueyan R., Ayatollahi S. Automatic recognition of oil reservoir models from well testing data by using multi-layer perceptron networks. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2011, no. 77, pp. 254-262. DOI: 10.1016/j.petrol.2011.03.002
53. Okon A.N., Adewole S.E., Uguma E.M. Artificial neural network model for reservoir petrophysical properties: porosity, permeability and water saturation prediction. *Modeling Earth Systems and Environment*, 2021, no. 7, pp. 2373-2390. DOI: 10.1007/s40808-020-01012-4
54. Song Z.H., Sang W.J., Yuan S.Y., Wang S.X. Gas-Bearing Reservoir Prediction Using k-nearest neighbor Based on Nonlinear Directional Dimension Reduction. *Applied Geophysics*, 2024, no. 21 (2), pp. 221-231. DOI: 10.1007/s11770-022-0980-0

Финансирование. Исследование выполнено в рамках гранта Российского научного фонда № 24-27-00309.
Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.
Вклад авторов равноценен.