

Оценка пространственного распределения петрофизических свойств осадочных толщ многомерными сплайнами

В.В. Лапковский¹, В.А. Конторович¹, К.И. Канакова^{1,2*}, С.Е. Пономарева^{1,2}, Б.В. Лунёв¹

¹Институт нефтегазовой геологии и геофизики им. А.А.Трофимука СО РАН, Новосибирск, Россия

²Новосибирский государственный университет, Новосибирск, Россия

Прогнозировать средние ... показатели – все равно что уверять не умеющего плавать человека, что он спокойно перейдет реку вброд, потому что её средняя глубина не больше четырех футов.
Милтон Фридман

В работе рассмотрена возможность применения многомерных аппроксимирующих и регрессионных сплайнов как с учетом пространственно привязанных данных прямых наблюдений, так и с использованием каротажных кривых, статистически связанных с моделируемыми переменными для оценки пространственной изменчивости свойств в осадочных толщах. За счет использования косвенных данных удастся существенно снизить погрешность прогноза. Прогноз может строиться как для отдельных скважин, так и для межскважинного пространства, что позволяет создавать геологические разрезы прогнозируемых свойств и 3D-модели их распределения. Для доказательства эффективности рассматриваемого подхода проведены численные эксперименты на данных из стратиграфического диапазона георгиевской и васюганской свит Казанского месторождения на юго-востоке Западной Сибири. Сравнение полученного прогноза с реальными, неизвестными при его выполнении, значениями моделируемой переменной показало высокое качество модели с коэффициентами детерминации до 0,9.

Ключевые слова: петрофизический прогноз, каротаж, многомерные сплайны, регрессионные сплайны, трехмерные модели, геофизические программные комплексы

Для цитирования: Лапковский В.В., Конторович В.А., Канакова К.И., Пономарева С.Е., Лунёв Б.В. (2024). Оценка пространственного распределения петрофизических свойств осадочных толщ многомерными сплайнами. *Георесурсы*, 26(3), с. 175–183. <https://doi.org/10.18599/grs.2024.3.18>

Введение

Петрофизические свойства осадочных пород определяются, как правило, для отдельных скважин, и только точно, где поднят керн. Основными характеристиками, описывающими эти свойства, являются пористость, проницаемость, плотность породы. Прямых измерений может быть недостаточно для создания качественных пространственных моделей распределения свойств осадочных толщ. В таком случае приходится привлекать косвенную информацию, получаемую с помощью каротажа или в результате интерпретации сейсмических данных. Использование косвенных данных возможно, если удастся выявить зависимости моделируемого параметра от других измеренных переменных. Если для примера рассмотреть определение пористости по данным каротажа, то для решения этой задачи известен ряд подходов. В классической работе (Головацкая и др., 1984) рассмотрены возможности оценки пористости по данным плотностного гамма-гамма- (ГГК-П), нейтронного (НК) и акустического (ДТр) каротажа, а также совместное использование ГГК-П и НК. В методических рекомендациях по подсчету геологических запасов (Методические

рекомендации..., 2003) приведены также зависимости для вычисления пористости по данным электрического и электромагнитного каротажа и метода, использующего эффект ядерно-магнитного резонанса. Известно большое количество работ, в которых пористость определяется на основе многомерных статистических зависимостей или с использованием обучаемых нейронных сетей. В некоторых работах сеть настолько близко воспроизводит данные реальных измерений, что коэффициент детерминации между прогнозными и измеренными величинами достигает 0,9999 (Wood, 2020). Подобный результат, скорее всего, свидетельствует о переобученности сети, он не может служить мерой качества прогноза. Примером успешного корректного применения рекуррентной нейронной сети к прогнозированию пористости по комплексу из 10 видов каротажа служит, например, работа китайских ученых (Yu et al., 2023). Во многих публикациях прогноз пористости осуществляется благодаря интерпретации сейсмических данных (Безходарнов и др., 2021; Liu et al., 2023). Наиболее часто пористость и другие фильтрационно-емкостные свойства оцениваются по результатам акустической инверсии (Boer et al., 1999; Шаповалов и др., 2023; Su et al., 2023).

Для объединения в общую модель различных оценок, полученных по разным данным и имеющих разные погрешности, могут использоваться несколько подходов. Может быть построена многомерная регрессионная зависимость, в которой данные с разными погрешностями

* Ответственный автор: Ксения Игоревна Канакова
e-mail: kanakovaki@ipgg.sbras.ru

© 2024 Коллектив авторов

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

будут учитываться с разными весами. Однако в таком случае возникает вопрос: как определить эти веса, которые, очевидно, должны зависеть от погрешности оценок. Другой подход к объединению разнородной информации основан на использовании кокригинга. Кокригинг применялся при создании моделей пористости, учитывающих как скважинные данные, так и результаты сейсмической инверсии (Boer et al., 1999; Doyen, 2007). Один из эффективных численных методов кокригинга – это колакационный кокригинг (Демьянов, Савельева, 2010), который не требует вычисления кросс-ковариаций и учитывает данные по дополнительным переменным только в ближайших окрестностях точек оценивания. Этот вид кригинга предполагает линейную связь ковариации основной переменной с кросс-ковариацией.

Целью настоящей работы является создание пространственной модели петрофизических параметров на основе применения многомерных сплайнов с использованием как прямых наблюдений, так и косвенной информации. Последовательно решались задачи прогноза параметров вдоль траекторий скважин и в межскважинном пространстве. В отличие от колакационного кокригинга, многомерные сплайны не накладывают ограничения на вид связи основной и дополнительных переменных. Кроме того, хотя теоретически, кокригинг позволяет одновременно учитывать несколько дополнительных переменных, на практике из-за сложности метода используется только одна такая переменная. Сплайны легко позволяют учитывать любое разумное число дополнительных переменных, в настоящей работе таких переменных было две – акустический каротаж и нейтронный каротаж. В работе не ставилась задача сравнения качества получаемых оценок с теми, которые возникают при кокригинге, однако построенная модель имеет довольно хорошее совпадение с контрольными значениями в скважинах, коэффициент детерминации с ними в некоторых скважинах достигал 0,9.

Метод

Для создания модели пространственного распределения петрофизических свойств нами использован один вид сплайнов, выраженный через радиально-базисные функции – RBF-сплайны (Роженко, 2005). Модели строились в пространствах старших размерностей, а в них достаточно просто работать именно с этим видом сплайнов. В трехмерном евклидовом пространстве вертикальная координата, измеряющая глубину, была заменена на связанную с ней стратиграфическую переменную, которая имеет одинаковые значения для всех стратиграфически эквивалентных точек. В геологическом моделировании так обычно поступают, чтобы пространственные распределения вычисляемых величин зависели от топологии слоистой толщи. Между заданными границами стратиграфическая переменная непрерывна. Если требуется создать модель для толщ, имеющих несогласия или прилегания, то могут применяться специальные преобразования. Процесс создания стратиграфической модели в том числе с несколькими несогласиями был описан нами ранее (Лапковский и др., 2023).

Далее для зависимой переменной (в настоящей работе это прореженные значения ГГК-П) построена аппроксимация с помощью многомерных сплайнов. При этом

сами радиальные базисные функции конструируются с использованием косвенных данных. Если ставить задачу построить модель для параметра z (это может быть пористость или плотность пород) и если z статистически связана с другими параметрами, например со значениями нейтронного или акустического каротажа, то эти виды каротажа могут использоваться для конструирования радиальных базисных функций. Это отчасти аналогично методу кокригинга при пространственном моделировании. Смысл такой постановки возникает, если значения z известны для малого количества точек, а статистически связанные с ней переменные охарактеризованы существенно большим числом данных.

Модель строилась на основе аппроксимирующих и регрессионных сплайнов. Регрессионные сплайны используются в случае очень большого числа наблюдений (десятки тысяч значений и более). Регрессионная модель предполагает, что некоторая переменная представляется как линейная комбинация базисных функций. Коэффициенты в уравнении при этих базисных функциях определяются методом наименьших квадратов, с помощью которого минимизируется выражение

$$\sum_{i=1}^N (\delta(x) - z_i)^2, \quad (1)$$

где z_i – наблюдаемые данные, $\delta(x)$ – уравнение регрессии.

Обычно полагается, что все измерения равнозначны и имеют одинаковый вес. В случае, когда измерения учитываются с разными весами, вместо (1) минимизируется выражение

$$\sum_{i=1}^N w_i (\delta(x) - z_i)^2, \quad (2)$$

здесь w_i – вес, который соответствует i -му наблюдению.

В настоящей работе использована сплайн-регрессия (Роженко, 2005; 2018), особенность которого состоит в том, что количество опорных узлов сплайна многократно меньше числа точек, в которых известны аппроксимируемые значения. В общем случае опорные узлы могут даже не являться подмножеством точек с исходными данными. Применяемый сплайн имеет вид

$$\delta(s) = \sum_{i=1}^N \lambda_i G(s, t_i) + \mu_0 + \sum_{k=1}^n \mu_k s_k, \quad (3)$$

где $G(s, t) = g(|s - t|)$ – радиальная функция, $s = (s_1, \dots, s_n)$, $t_i = (t_{i,1}, \dots, t_{i,n})$, $i = 1, \dots, N$, – опорные узлы сплайна в n -мерном пространстве $\mathbb{R}^n$, $\mu_0 + \sum_{k=1}^n \mu_k s_k$ – линейная ком-

понента сплайна, λ_i – коэффициенты при радиальных функциях. Коэффициенты λ_i в случае сплайн-регрессии находятся методом наименьших квадратов. Сплайн-регрессия отличается от обычной многомерной регрессии тем, что в ней используются радиальные функции, связанные с набором опорных узлов, в то время как в обычной многомерной регрессии могут использоваться любые функции.

Вид сплайна зависит от выбора типа радиальных функций. В приведенных ниже примерах применялись наиболее простые из возможных – псевдолинейные сплайны (Роженко, 2005).

Подтверждение эффективности модели

Приведем полученные нами на полуискусственном примере результаты, которые показывают, насколько

эффективно предлагаемое решение прогноза петрофизических характеристик.

Суть проведенного численного эксперимента состоит в следующем.

- Рассмотрен один из методов каротажа, а именно ГГК-П, и принято, что это и есть интересующий параметр, для которого нужно построить модель его пространственного распределения.
- Удалены почти все значения ГГК-П из массива исходной информации. В данном эксперименте каротаж ГГК-П – это аналог параметра, значения которого можно установить, только подняв керн. Соответственно, только эти части скважин и с интервалом 10 м между образцами использовались при вычислениях. Таким образом, при создании сплайна, который служит для моделирования пространственного распространения прогноза значений ГГК-П, в качестве прямых измерений использовано менее 1% имеющихся данных (исходный каротаж ГГК-П записан с шагом 0,1 м, а также учтены данные не всех скважин).
- Остальные виды каротажа, для которых существуют статистически значимые связи с ГГК-П, использовались в полном объеме. В качестве таких методов взяты акустический каротаж (DTr) и нейтронный каротаж по тепловым нейтронам (NKT1).
- Далее строили сплайн и сравнивали его значения с известными во всех точках измерениями ГГК-П во всех скважинах, включая контрольные, в которых «условный керн» не отбирался. Результат сравнения является метрикой эффективности решения.

Такой численный эксперимент хорош тем, что дает уверенность в качестве данных и их взаимной увязке в пространстве. Если брать реальные каротажные измерения и результаты аналитических анализов керна, то неизбежно возникают сомнения в качестве привязки керна и каротажа по стволу скважины. Кроме того, довольно трудно оценить собственные ошибки аналитических определений пористости. Эти ошибки зависят от размеров анализируемых образцов и вызываются так называемым

масштабным эффектом (Гурбатова, Михайлов, 2011; Lie, 2019; Хасанов, Лоншаков, 2020). Кроме того, разные методики (по воде, по керосину, по гелию) могут приводить к существенным расхождениям результатов, иногда достигающим десятков процентов абсолютных значений пористости (Гильманов, 2020). Тогда плохие результаты прогноза могут быть обусловлены как плохо работающим алгоритмом построения модели, так и ошибками совмещения керна и каротажа. В нашем случае таких сомнений нет, более того, для начала брались только скважины одного эксплуатационного куста, где каротаж увязан по глубине, получен на одинаковых приборах в близких условиях и, если использовалась обработка кривых, то она была одинакова для всех стволов.

Модель построена для отложений георгиевской и васюганской свит в 24 стволах одного эксплуатационного куста Казанской площади. Из рис. 1 видно, что между значениями плотностного каротажа, DTr и NKT1 существует зависимость. На рисунке в левых треках скважин показаны кривые ГГК-П. Правые треки содержат по две кривые DTr и NKT1. Значения DTr показаны цветовой заливкой на треке с акустическим каротажем. Очевидна согласованность изменения форм рассматриваемых трех видов каротажа.

Как отмечено выше, на базе кривой ГГК-П построены аналоги лабораторных измерений плотности пород с отбором керна через 10 м. Полученная таким образом переменная названа MODEL_DENS, ее вид имеет мало общего с исходным ГГК-П (рис. 2). Однако для 113 сгенерированных измерений отчетливо прослеживается статистическая связь со значениями DTr и NKT1 (рис. 3).

Набор из 152 точек, для которых известны значения всех трех видов каротажа (MODEL_DENS, NKT1 и DTr), позволяет решить уравнение линейной регрессии и спрогнозировать величину MODEL_DENS. Коэффициент детерминации для этой регрессионной зависимости составил 0,677. По шкале Четтдока такой уровень говорит о высокой корреляционной связи. На рис. 4 представлен кросс-плот, показывающий измеренные и найденные из решения уравнения регрессии значения MODEL_DENS.

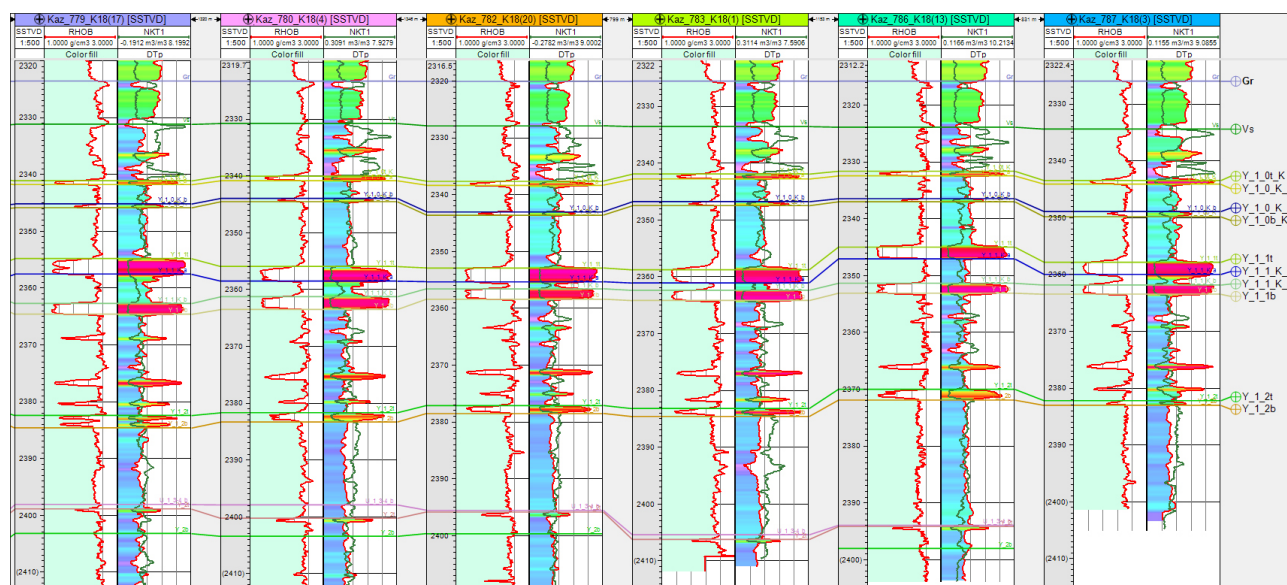


Рис. 1. Каротаж разреза георгиевской и васюганской свит в нескольких скважинах Казанской площади

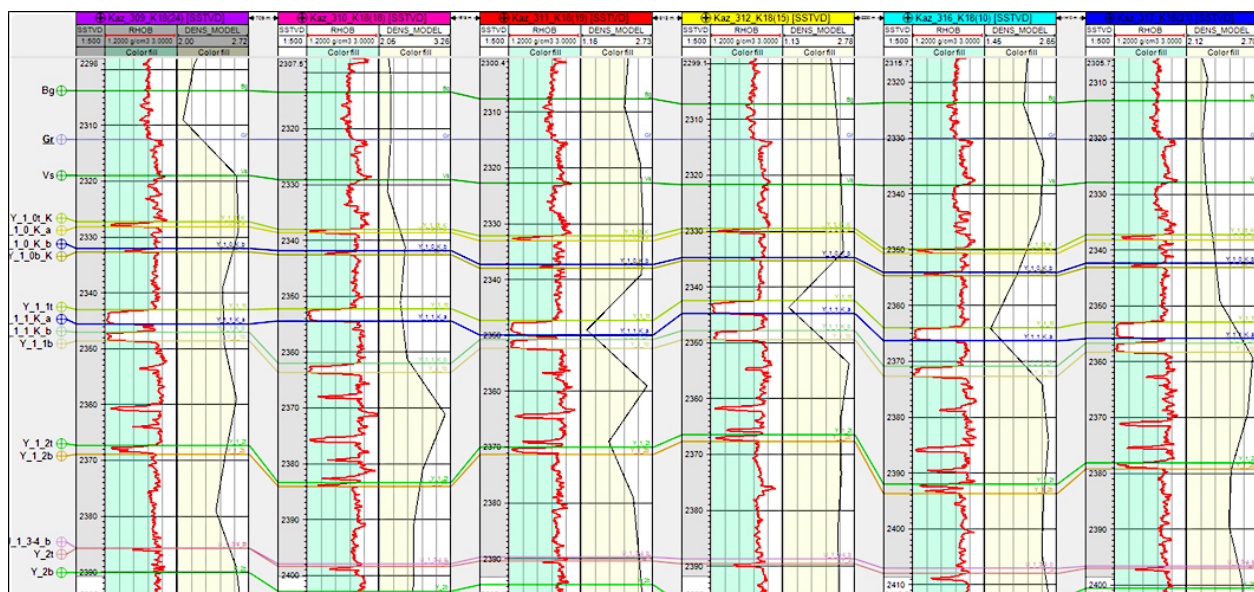


Рис. 2. Картаж ГГК-II и созданные данные как бы аналитических определений (MODEL_DENS)

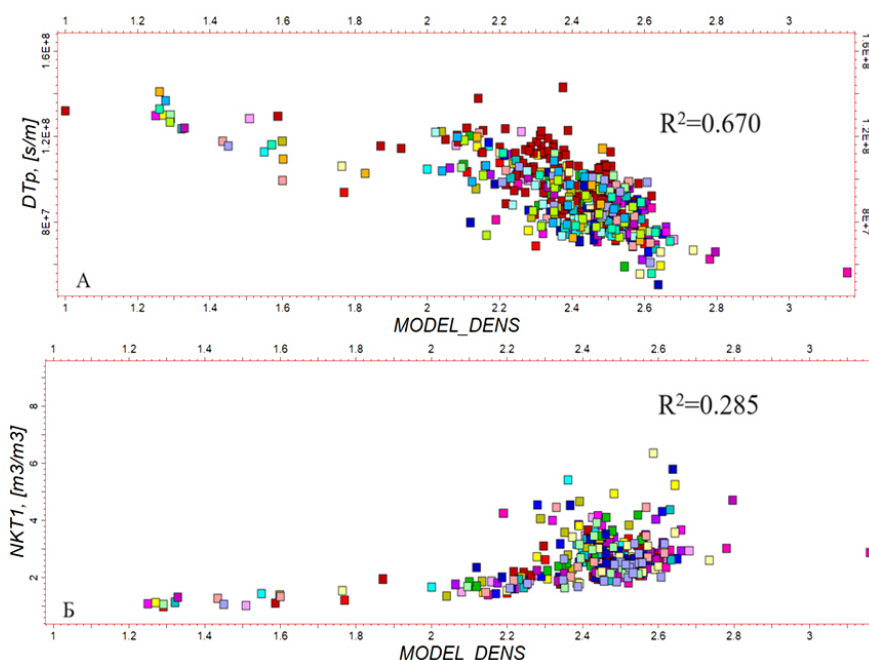


Рис. 3. Зависимость MODEL_DENS и значений картажа: А – DTP, Б – NKTI. Разные цвета точек на диаграмме соответствуют различным скважинам

Сам прогноз на фоне истинных значений ГГК-II графически представлен на рис. 5. Как видно из рисунка, полученный результат оказался неудовлетворительным. Имеются систематические отклонения в сторону завышения прогнозных значений от истинных.

Рис. 6 построен уже с помощью сплайновой модели. Видно, что прогноз, сделанный с помощью многомерных сплайнов, оказался более точным.

Таким образом, в этом случае имеем более точное сходство реальных и прогнозных значений. Особый интерес представляет соответствие прогнозных и истинных значений в тех скважинах, в которых не получен «кern» (в проведенном эксперименте в этих скважинах не было задано ни одного значения MODEL_DENS). Это четыре крайние правые скважины на рис. 6, где результат

прогноза визуально хорошо согласуется с реальными значениями. Для каждой из этих четырех скважин были вычислены парные коэффициенты корреляции между истинными значениями и результатом прогноза на основе сплайн-аппроксимации. Полученные значения составили (по порядку скважин слева направо): 0,93; 0,93; 0,84; 0,82. Коэффициент детерминации меняется от 0,67 до 0,87, что значительно лучше, чем было спрогнозировано на основе двумерной линейной регрессии. Для скважин, участвующих в создании модели сплайна, коэффициенты корреляции оказались чуть выше и достигали значения 0,95.

Отметим одно важное достоинство используемого метода – возможность прогноза значений параметров в межскважинном пространстве.

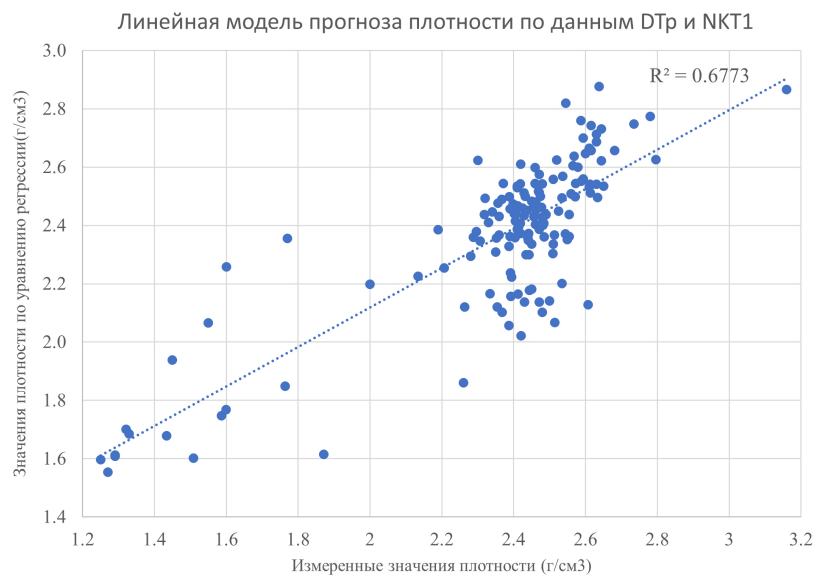


Рис. 4. Сравнение прогнозных (по уравнению двумерной регрессии) и сгенерированных значений *MODEL_DENS*

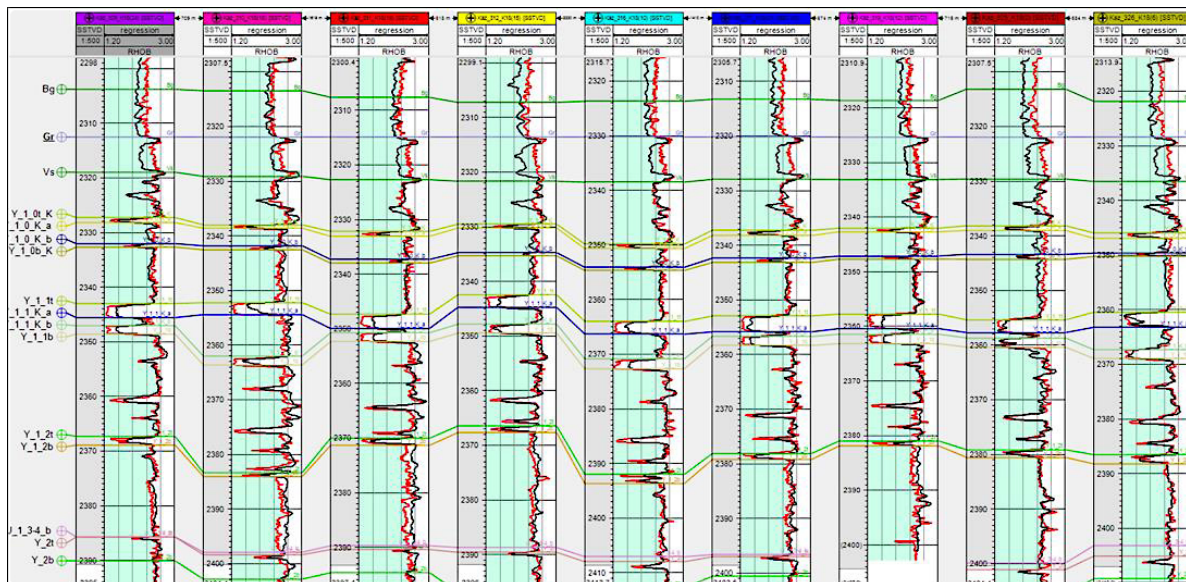


Рис. 5. Истинные значения моделируемого параметра *MODEL_DENS* (кривая ГТК-П, красная кривая) и прогнозные значения (на основе пересчета из DTr и NKT1, черная кривая)

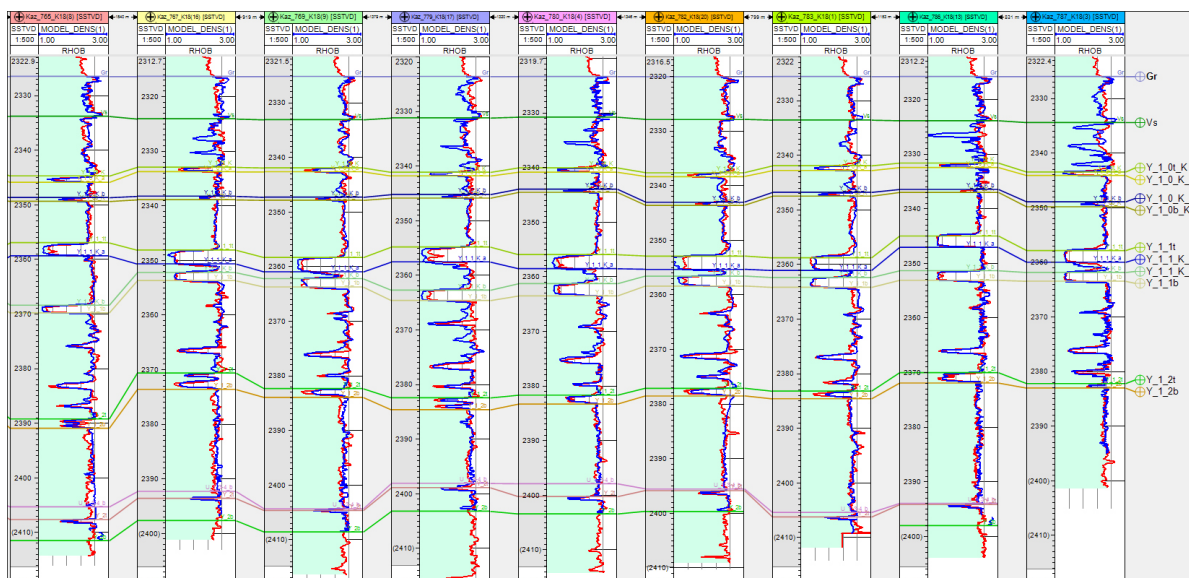


Рис. 6. Сравнение реальных (красная кривая) и прогнозных (синяя кривая) значений, полученных на основе сплайн-аппроксимации

Сплайн является непрерывной функцией, поэтому он может быть вычислен для любой точки пространства. Это позволяет строить трехмерные модели распределения свойств и любые двумерные срезы (горизонтальные, вертикальные, наклонные, сложной геометрии). На рис. 7 представлены разрезы для объемной модели, которая построена уже по всем скважинам месторождения (но опять же только для одной точки прямых данных с каждых 10 м разреза).

Срезы разной ориентации построенной трехмерной модели показаны на рис. 8. Область, для которой вычислена модель, выделена розовым прямоугольником на рис. 7.

Установлена высокая сходимость модельных значений плотности со значениями каротажа ГТК-П. Разрез плотности на качественном уровне иллюстрирует литологические особенности среды. Так, протяженный слой, характеризующийся наиболее пониженной плотностью (уровень, колеблющийся вблизи отметки –2350 м на разрезах), ассоциируется с угольным пластом Y_1^1 . Стоит отметить высокую сходимость мощностей на модели и в скважинах. Геологичность модели также подчеркивается характером распределения пласта по площади: он присутствует повсеместно, мощность меняется в пределах от 6 до 12 м. Кроме того, в разрезе четко прослеживается серия менее мощных слоев с пониженной плотностью, они вполне соответствуют угольным пластам, вскрытым в межугольной и надугольной пачках васюганской свиты, а слои с наиболее высокими значениями плотности, имеющие локальное распространение по латерали, могут быть

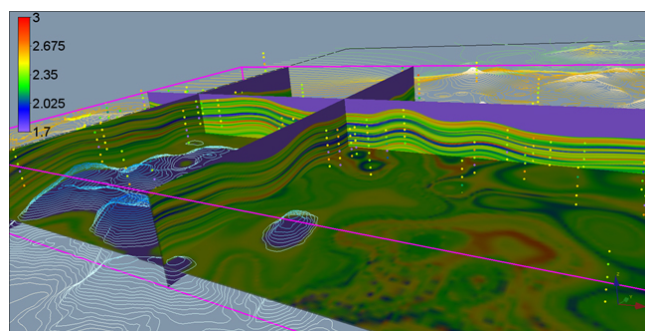


Рис. 8. Срезы трехмерного распределения спрогнозированной плотности пород (шкала – г/см³). Цветные точки – прямые данные, использованные для создания модели. Изолинии принадлежат подстилающей поверхности – подошве пласта $Ю_2^1$

сопоставлены с прослоями карбонатизированных песчанников и ракушнякаков.

Отдельно остановимся на скв. № 310, в которой угольный пласт Y_1^1 имеет аномальное строение. Мощность угольной пачки здесь сильно увеличена и пласт разделен на две части толщей песчано-алевритового состава. Это связано с тем, что отложения кровли межугольной пачки на большей части изучаемой территории формировались в условиях илистой заболоченной равнины, однако выявлен ряд линейных зон, к которым приурочены небольшие по мощности песчаные тела аллювиального генезиса, разделяющие пласт Y_1^1 . На срезе модели в районе скв. № 310 на уровне –2360 м можно наблюдать локальное увеличение значения плотности внутри пласта, соответствующего Y_1^1 . Для этой же области на разрезах 7А, Б четко видно двухчленное строение угольной пачки, где от основного пласта влево и чуть вниз уходит клин пород с высокими значениями ДТр и низкой плотностью.

Для всех скважин месторождения расчетные величины плотности оказались достаточно близкими к измерениям ГТК-К, из которых были отобраны только 274 значения прямых наблюдений.

Реализация

Для построения петрофизических моделей на основе многомерной сплайн-аппроксимации реализовано два варианта. Один из них включен в состав комплекса интерпретации сейсмических и скважинных данных W-SEIS (Канаков и др., 2022), другой является плагином для Petrel Schlumberger. Оба варианта позволяют прогнозировать петрофизические параметры в скважинах на основе имеющихся данных каротажа, строить разрезы по любым линиям, создавать трехмерные объекты, вычислять значения параметров на заданных поверхностях (на границах тел), а также составлять карты средних значений (арифметических, геометрических, гармонических) для тел между двумя заданными структурными поверхностями.

Результаты исследования были представлены на Всероссийской научной конференции, посвященной 90-летию со дня рождения академика РАН А.Э. Конторовича «Фундаментальные, глобальные и региональные проблемы геологии нефти и газа» (Лапковский и др., 2024).

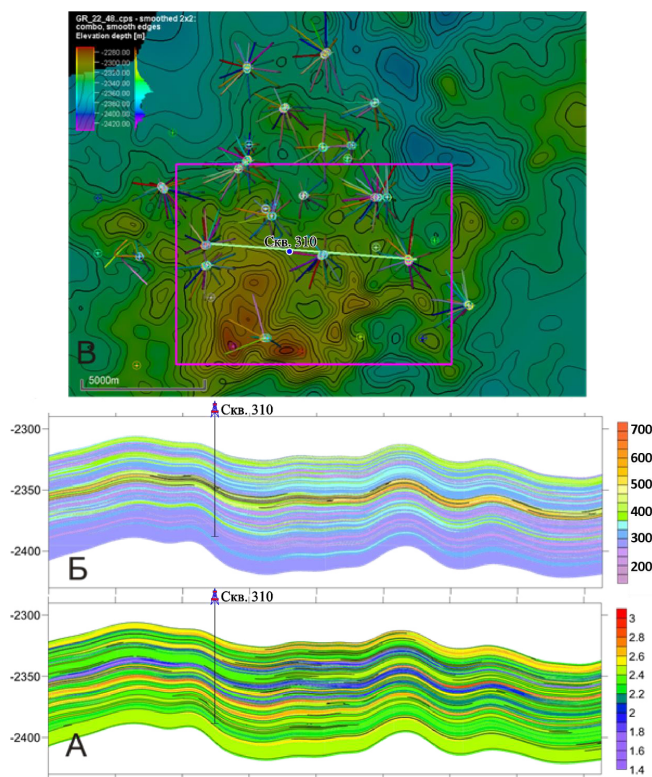


Рис. 7. Разрезы георгиевской и васюганской свит, извлеченные из объемной модели Казанского месторождения: А – разрез смоделированных значений плотности пород – цветовая шкала в г/см³; Б – разрез ДТр – цветовая шкала в м/мс; В – структурная карта кровли георгиевской свиты с положением разрезов (линия зеленого цвета)

Заключение

Представленные результаты показали достоинства моделирования пространственного распределения петрофизических параметров на основе применения многомерных сплайнов. При этом одновременно достигается весьма качественное восстановление искомым петрофизических переменных в скважинах (при условии, что их значения зависят от других каротажных данных, зарегистрированных в большинстве скважин) и адекватное поведение параметров модели в межскважинном пространстве. Прогноз на основе сплайнов дает меньшие погрешности по сравнению с использованием многомерных линейных регрессий. Преимущество сплайнов основывается на том, что сплайны учитывают пространственное положение скважин и всех точек измерения, по ним строится согласованная модель. При использовании уравнений регрессии имеют большое значение статистические связи между переменными, но при этом пространственное положение данных не учитывается.

Отметим, что созданная технология легко позволяет дополнить пространство переменных сейсмическими атрибутами, что может быть полезно при прогнозировании петрофизических параметров в межскважинном пространстве, например, с привлечением результатов сейсмической инверсии.

Финансирование/Благодарности

Работа выполнена в рамках научной темы FWZZ-2022-0009 «Цифровые геолого-геофизические модели и оценка перспектив нефтегазоносности осадочных бассейнов Арктической зоны Сибири и республики Саха (Якутия); усовершенствование геолого-геофизических методов исследований» Государственной программы ФНИ.

Авторы выражают благодарность рецензентам за ценные замечания и предложения, которые способствовали повышению уровня работы.

Литература

- Безходарнов В.В., Чичина Т.И., Коровин М.О., Трушкин В.В. (2021). Прогнозирование фильтрационно-ёмкостных свойств пород по данным сейсморазведки на основе многомерного вероятностного анализа. *Российская нефтегазовая техническая конференция SPE*, SPE-206595-RU. <https://doi.org/10.2118/206595-MS>
- Гильманов Я.И. (2020). Опыт ООО «ТННЦ» в определении пористости образцов керн. *Нефтепромысловое дело*, (9), с. 35–41. [https://doi.org/10.30713/0207-2351-2020-9\(621\)-35-41](https://doi.org/10.30713/0207-2351-2020-9(621)-35-41)
- Головацкая И.В., Гулин Ю.А., Еникеева Ф.Х., Велижанин В.А., Журавлев Б.К., Козяр В.Ф., Ручкин А.В., Резванов Р.А. (1984). Определение емкостных свойств и литологии пород в разрезах нефтегазовых скважин по данным радиоактивного и акустического каротажа (наставление по интерпретации с комплектом палеток). Калинин, ВНИГИК, 111 с.
- Гурбатова И.П., Михайлов Н.Н. (2011). Масштабные и анизотропные эффекты при экспериментальном определении физических свойств сложнопостроенных коллекторов. *Каротажник*, (7), с. 138–145.
- Демьянов В.В., Савельева Е.А. (2010). *Геостатистика: теория и практика*. М.: Наука, 327 с.
- Канаков М.С., Лапковский В.В., Конторович В.А., Канакова К.И., Шорохов Ю.С. (2022). Программный комплекс интерпретации сейсмических и скважинных данных W-SEIS. *Геофизические технологии*, (2), с. 77–91. <https://doi.org/10.18303/2619-1563-2022-2-77>
- Лапковский В.В., Лунёв Б.В., Антипов М.П., Волож Ю.А., Писаренко Ю.А., Фомина В.В. (2023). Трёхмерное моделирование солянокупольных структур по данным детального бурения в Прикаспии. *Георесурсы*, 25(4), с. 192–202. <https://doi.org/10.18599/grs.2023.4.18>
- Лапковский В.В., Конторович В.А., Канакова К.И., Пономарева С.Е., Лунев Б.В. (2024) *Фундаментальные, глобальные и региональные*

проблемы геологии нефти и газа: Материалы Всероссийской научной конференции, посвященной 90-летию со дня рождения академика РАН А.Э. Конторовича с. 129–132 https://dx.doi.org/10.53954/9785604990070_129

Методические рекомендации по подсчету геологических запасов нефти и газа объемным методом. (2003). Под ред. В.И. Петерсилье, В.И. Пороскуна, Г.Г. Яценко. М.: ВНИГНИ; Тверь: Тверьгеофизика. 267 с.

Роженко А.И. (2018). Сравнение радиальных базисных функций. *Сибирский журнал вычислительной математики*, 21(3), с. 273–292. <https://doi.org/10.15372/SJNM20180304>

Роженко А.И. (2005). Теория и алгоритмы вариационной сплайн-аппроксимации. Новосибирск: ИВМиМГ СО РАН, 244 с.

Хасанов Д.И., Лоншаков М.А. (2020). Исследование масштабного эффекта и понятия элементарного представительного объёма горных пород применительно к пористости. *Георесурсы*, 22(4), с. 55–69. <https://doi.org/10.18599/grs.2020.4.55-69>

Шаповалов М.Ю., Хамитгуллин И.М., Шакиров Р.Р., Филиппова К.Е., Брегина А.А. (2023). Использование сейсмической инверсии для прогноза коллектора в интервале прибрежно-континентальных отложений юрского комплекса. *Георесурсы*, 25(3), с. 49–56. <https://doi.org/10.18599/grs.2023.3.7>

Boer L.D.D., Doyen Ph.M., Rothenhofer H. (1999). 3-D seismic porosity modeling using a new form of cokriging. *World Oil*, 5(220) pp. 77–80.

Doyen P.M. (2007). Seismic Reservoir Characterization: An Earth Modelling Perspective. EAGE, 255 p. <https://doi.org/10.3997/9789073781771>

Lie K.-A. (2019). An Introduction to Reservoir Simulation Using MATLAB/GNU Octave: User Guide for the MATLAB Reservoir Simulation Toolbox (MRST). Cambridge: Cambridge University Press, 678 p. <https://doi.org/10.1017/9781108591416>

Liu J., Zhao L., Xu M., Zhao X., You Y., Geng J. (2023). Porosity prediction from prestack seismic data via deep learning: incorporating a low-frequency porosity model. *Journal of Geophysics and Engineering*, 20(5), pp. 1016–1029. <https://doi.org/10.1093/jge/gxad063>

Su Z., Cao J., Xiang T., Fu J., Shi S. (2023). Seismic prediction of porosity in tight reservoirs based on transformer. *Frontiers in Earth Science*, 11, 1137645. <https://doi.org/10.3389/feart.2023.1137645>

Wood D.A. (2020). 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*, 184, 106587. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.106587>

Yu Z., Sun Y., Zhang J., Zhang Y., Liu Z. (2023). Gated recurrent unit neural network (GRU) based on quantile regression (QR) predicts reservoir parameters through well logging data. *Frontiers in Earth Science*, 11, 1087385. <https://doi.org/10.3389/feart.2023.1087385>

Сведения об авторах

Владимир Валентинович Лапковский – доктор геол.-минерал. наук, заведующий лабораторией, Институт нефтегазовой геологии и геофизики им. А.А. Трофимука СО РАН Россия, 630090, Новосибирск, пр. Ак. Коптюга, д. 3 e-mail: lapkovskii@ipgg.sbras.ru

Владимир Алексеевич Конторович – доктор геол.-минерал. наук, член-корр. РАН, заведующий лабораторией, Институт нефтегазовой геологии и геофизики им. А.А. Трофимука СО РАН

Россия, 630090, Новосибирск, пр. Ак. Коптюга, д. 3 e-mail: KontorovichVA@ipgg.sbras.ru

Ксения Игоревна Канакова – младший научный сотрудник, Институт нефтегазовой геологии и геофизики им. А.А. Трофимука СО РАН; младший научный сотрудник, ассистент, Новосибирский государственный университет

Россия, 630090, Новосибирск, пр. Ак. Коптюга, д. 3 e-mail: KanakovaKI@ipgg.sbras.ru

Светлана Евгеньевна Пономарева – ведущий программист, Институт нефтегазовой геологии и геофизики им. А.А. Трофимука СО РАН; инженер, Новосибирский государственный университет

Россия, 630090, Новосибирск, пр. Ак. Коптюга, д. 3 e-mail: PonomarevaSE@ipgg.sbras.ru

Борис Валентинович Лунёв – кандидат физ.-мат. наук, старший научный сотрудник, Институт нефтегазовой геологии и геофизики им. А.А. Трофимука СО РАН

Россия, 630090, Новосибирск, пр. Ак. Коптюга, д. 3
e-mail: LunevBV@ipgg.sbras.ru

Статья поступила в редакцию 11.03.2024;

Принята к публикации 11.07.2024;

Опубликована 30.09.2024

IN ENGLISH

ORIGINAL ARTICLE

Prediction of the Spatial Distribution of Petrophysical Properties of Sediment Formations Using Multidimensional Splines

V.V. Lapkovsky¹, V.A. Kontorovich¹, K.I. Kanakova^{1,2*}, S.E. Ponomareva^{1,2}, B.V. Lunev¹

¹Trofimuk Institute of Petroleum Geology and Geophysics of the Siberian Branch of the Russian Academy of Sciences, Novosibirsk, Russian Federation

²Novosibirsk State University, Novosibirsk, Russian Federation

*Corresponding author: Kseniya I. Kanakova, e-mail: KanakovaKI@ipgg.sbras.ru

Abstract. The spatial variability of properties in sedimentary deposits can be assessed using approximation methods. A small number of direct measurements or their extremely uneven distribution leads to significant model errors. This article explores the possibility of using multidimensional approximation and regression splines, both considering spatially referenced direct observation data and using well log curves statistically linked to the modeled variables. It is possible to significantly reduce the forecast error by utilizing indirect data. The results can be computed for individual wells as for inter-well space, allowing for the creation of geological cross-sections of predicted properties and 3D models of their distribution. In order to demonstrate the effectiveness of the proposed approach, computational experiments were conducted using data from the stratigraphic range of the Georgievskaya and Vasyuganskaya formations in the Kazan field in southeastern West Siberia. Comparing the obtained forecast with the real, unknown values of the modeled variable at the time of its implementation showed a high quality model with determination coefficients up to 0.9.

Keywords: petrophysical forecast, well logging, multidimensional splines, regression splines, three-dimensional models, geophysical software packages

Recommended citation: Lapkovsky V.V., Kontorovich V.A., Kanakova K.I., Ponomareva S.E., Lunev B.V. (2024). Prediction of the Spatial Distribution of Petrophysical Properties of Sediment Formations Using Multidimensional Splines. *Georesursy = Georesources*, 26(3), pp. 175–183. <https://doi.org/10.18599/grs.2024.3.18>

Acknowledgements

The work was carried out within the framework of the scientific topic FWZZ-2022-0009 “Digital geological and geophysical models and assessment of oil and gas potential of sedimentary basins of the Arctic zone of Siberia and the Republic of Sakha (Yakutia); improvement of geological and geophysical research methods” of the State Program of the Federal Scientific Research.

The authors express their gratitude to the reviewers for their valuable comments and suggestions that helped improve the level of work.

References

- Bezkhodarnov V.V., Chichinina T.I., Korovin M.O., Trushkin V.V. (2021). Prediction of Reservoir Properties from Seismic Data by Multivariate Geostatistics Analysis. *SPE*, SPE-206595-RU. (In Russ.) <https://doi.org/10.2118/206595-MS>
- Demiyanov V.V., Savelieva E.A. (2010). *Geostatistics: Theory and Practice*. Moscow: Nauka, 327 p. (In Russ.)
- Boer L.D.D., Doyen Ph.M., Rothenhofer H. (1999). 3-D seismic porosity modeling using a new form of cokriging. *World Oil*, 5(220) pp. 77–80.
- Doyen P.M. (2007). Seismic Reservoir Characterization: An Earth Modelling Perspective. *EAGE*, 255 p. <https://doi.org/10.3997/9789073781771>
- Gilmanov Ya. I. (2020). Experience of TNNC LLC in determining the porosity of core samples. *Neftepromyslovoye delo*, 9(621), pp. 35–41. (In Russ.) [https://doi.org/10.30713/0207-2351-2020-9\(621\)-35-41](https://doi.org/10.30713/0207-2351-2020-9(621)-35-41)
- Golovackaya I.V., Gulin Yu.A., Enikeeva F.H., Velizhanin V.A., Zhuravlev B.K., Kozyar V.F., Ruchkin A.V., Rezvanov R.A. (1984). Determination of capacitive properties and lithology of rocks in sections of oil and gas wells based on radioactive and acoustic logging data (interpretation manual with a set of palettes). Kalinin: VNIGIK, 111 p. (In Russ.)
- Gurbatova I.P., Mihaylov N.N. (2011). Scale and anisotropic effects in the experimental determination of the physical properties of complex reservoirs. *Karotazhnik*, 7, pp. 138–145. (In Russ.)
- Kanakov M.S., Lapkovsky V.V., Kontorovich V.A., Kanakova K.I., Shorohov Yu.S. (2022). W-SEIS interpretation software for seismic and well drilling data. *Russian Journal of Geophysical Technologies*, (2), 77–91. (In Russ.) <https://doi.org/10.18303/2619-1563-2022-2-77>
- Khassanov D.I., Lonshakov M.A. (2020). Investigation of the scale effect and the concept of a representative volume element of rocks in relation to porosity. *Georesursy = Georesources*, 22(4), pp. 55–69. <https://doi.org/10.18599/grs.2020.4.55-69>
- Lapkovsky V.V., Lunev B.V., Antipov M.P., Volozh Yu.A., Pisarenko Yu.A., Fomina V.V. (2023). 3D modeling of salt domes according to detailed drilling data in the Precaspian region. *Georesursy = Georesources*, 25(4), pp. 192–202. (In Russ.) <https://doi.org/10.18599/grs.2023.4.18>
- Lie K.-A. (2019). *An Introduction to Reservoir Simulation Using MATLAB/GNU Octave: User Guide for the MATLAB Reservoir Simulation Toolbox (MRST)*. Cambridge: Cambridge University Press, 678 p. <https://doi.org/10.1017/9781108591416>
- Liu J., Zhao L., Xu M., Zhao X., You Y., Geng J. (2023). Porosity prediction from prestack seismic data via deep learning: incorporating a low-frequency porosity model. *Journal of Geophysics and Engineering*, 20(5), pp. 1016–1029. <https://doi.org/10.1093/jge/gxad063>

Methodological recommendations for calculating geological reserves of oil and gas by the volumetric method (2003). Ed. V.I. Petersilie, V.I. Poroskun, G.G. Yacenko. Moscow – Tver: VNIGNI, Tver'geofizika, 267 p. (In Russ.)

Rozhenko A.I. (2005) Theory and algorithms of variational spline approximation. Novosibirsk: IVMiMG SO RAN, 243 p. (In Russ.)

Rozhenko A.I. (2018) Comparison of radial basis functions. *Sib. zhurn. vychisl. Matematiki = Siberian Journal of Numerical Mathematics*, 3(21), pp. 273–292. (In Russ.) <https://doi.org/10.1134/S1995423918030047>

Shapovalov M.Yu., Khamitullin I.M., Shakirov R.R., Filippova K.E., Bregida A.A. (2023). Reservoir characterization in coastal-continental environment of the Jurassic complex based on seismic data inversion. *Georesursy = Georesources*, 25(3), pp. 49–56. (In Russ.) <https://doi.org/10.18599/grs.2023.3.7>

Su Z., Cao J., Xiang T., Fu J., Shi S. (2023). Seismic prediction of porosity in tight reservoirs based on transformer. *Frontiers in Earth Science*, 11, 1137645. <https://doi.org/10.3389/feart.2023.1137645>

Wood D.A. (2020). 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*, 184, 106587. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.106587>

Yu Z., Sun Y., Zhang J., Zhang Y., Liu Z. (2023). Gated recurrent unit neural network (GRU) based on quantile regression (QR) predicts reservoir parameters through well logging data. *Frontiers in Earth Science*, 11, 1087385. <https://doi.org/10.3389/feart.2023.1087385>

About the Authors

Vladimir V. Lapkovsky – Dr. Sci. (Geology and Mineralogy), Head of the Laboratory, Trofimuk Institute of Petroleum Geology and Geophysics of the Siberian Branch of the Russian Academy of Sciences

3 Ac. Koptug av., Novosibirsk, 630090, Russian Federation
e-mail: lapkovskiivv@ipgg.sbras.ru

Vladimir A. Kontorovich – Dr. Sci. (Geology and Mineralogy), Corresponding Member of the Russian Academy of Sciences, Head of the Laboratory, Trofimuk Institute of Petroleum Geology and Geophysics of the Siberian Branch of the Russian Academy of Sciences

3 Ac. Koptug av., Novosibirsk, 630090, Russian Federation
e-mail: KontorovichVA@ipgg.sbras.ru

Kseniya I. Kanakova – Junior Researcher, Trofimuk Institute of Petroleum Geology and Geophysics of the Siberian Branch of the Russian Academy of Sciences; Junior Researcher, Assistant, Novosibirsk State University

3 Ac. Koptug av., Novosibirsk, 630090, Russian Federation
e-mail: KanakovaKI@ipgg.sbras.ru

Svetlana E. Ponomareva – Lead Programmer, Trofimuk Institute of Petroleum Geology and Geophysics of the Siberian Branch of the Russian Academy of Sciences; Engineer, Novosibirsk State University

3 Ac. Koptug av., Novosibirsk, 630090, Russian Federation
e-mail: PonomarevaSE@ipgg.sbras.ru

Boris V. Lunev – Cand. Sci. (Physics and Mathematics), Senior Researcher, Trofimuk Institute of Petroleum Geology and Geophysics of the Siberian Branch of the Russian Academy of Sciences

3 Ac. Koptug av., Novosibirsk, 630090, Russian Federation
e-mail: LunevBV@ipgg.sbras.ru

*Manuscript received 11 March 2024;
Accepted 11 July 2024; Published 30 September 2024*