

УДК 550.834

doi: 10.55959/MSU0579-9406-4-2025-64-2-106-112

СОПОСТАВЛЕНИЕ МЕТОДОВ КОЛИЧЕСТВЕННОГО АТРИБУТНОГО АНАЛИЗА ДЛЯ ПРОГНОЗА ТОЛЩИН КОЛЛЕКТОРОВ ПО СЕЙСМИЧЕСКИМ ДАННЫМ

Юрий Петрович Ампилов^{1✉}, Карина Рауфовна Сафуанова², Ян Игоревич Штейн³

¹ Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова; Институт проблем нефти и газа РАН, Москва, Россия; yury@ampilov.ru✉, <https://orcid.org/0000-0002-3579-351X>

² Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова, Москва, Россия; safuanova1999@mail.ru, <https://istina.msu.ru/workers/552892300/>

³ ООО «Арктический научно-проектный центр шельфовых разработок», Москва, Россия; yanshteyn@gmail.com, <https://istina.msu.ru/workers/5332121/>

Аннотация. Анализируются три основных метода прогноза эффективных толщин с помощью сейсмических атрибутов: линейная регрессия по данным полноволнового сейсмического моделирования, кокригинг величин «атрибут-скважина» и нейросетевой прогноз на основании группы атрибутов, «обученных» на скважинах. В качестве методического примера выбрана кора выветривания в доюрском комплексе Западной Сибири, поскольку при сравнительно небольшой ее мощности (от 0 до 50 м) отражения от кровли и подошвы не разделяются. Амплитудно-частотная характеристика данного интерференционного отражения зависит от толщины, и потому некоторые сейсмические атрибуты могут на это реагировать.

Дается анализ независимых результатов прогноза всеми тремя методами, их достоинств и недостатков. Все основные расчеты впервые выполнены с использованием отечественного программного обеспечения.

Ключевые слова: полноволновое моделирование, сейсморазведка, сейсмические атрибуты, геостатистика, нейросети, Западная Сибирь, доюрский комплекс

Для цитирования: Ампилов Ю.П., Сафуанова К.Р., Штейн Я.И. Сопоставление методов количественного атрибутного анализа для прогноза толщин коллекторов по сейсмическим данным // Вестн. Моск. ун-та. Сер. 4. Геология. 2025. № 2. С. 106–112.

COMPARISON OF QUANTITATIVE ATTRIBUTE ANALYSIS METHODS FOR FORECASTING RESERVOIR THICKNESSES BASED ON SEISMIC DATA

Yury P. Ampilov¹, Karina R. Safuanova², Yan I. Shtein³

¹ Lomonosov Moscow State University; Institute of Oil and Gas Problems RAS, Moscow, Russia; yury@ampilov.ru✉, <https://orcid.org/0000-0002-3579-351X>

² Lomonosov Moscow State University, Moscow, Russia; safuanova1999@mail.ru, <https://istina.msu.ru/workers/552892300/>

³ Arctic Research and Design Center for Offshore Developments LLC, Moscow, Russia; yanshteyn@gmail.com, <https://istina.msu.ru/workers/5332121/>

Abstract. Three main methods for predicting effective thicknesses using seismic attributes are analyzed: linear regression based on full-wave seismic modeling data, cokriging of “attribute-well” values, neural network forecast based on a group of attributes “trained” on wells. The weathering crust in the Pre-Jurassic complex of Western Siberia was chosen as a methodological example, since with its relatively small capacity (from 0 to 50 meters) reflections from the roof and the sole are not separated. The amplitude-frequency response of this interference reflection depends on the thickness, and therefore some seismic attributes may react to this.

The analysis of independent forecast results by all three methods, their advantages and disadvantages is given. For the first time, all the basic calculations were performed using domestic software.

Keywords: full-wave modeling, seismic exploration, seismic attributes, geostatistics, neural networks, Western Siberia, pre-Jurassic complex

For citation: Ampilov Yu.P., Safuanova K.R., Shtein Ya.I. Comparison of quantitative attribute analysis methods for forecasting reservoir thicknesses based on seismic data. *Moscow University Geol. Bull.* 2025; 2: 106–112. (In Russ.).

Введение. Основным нефтегазодобывающим регионом России с 1970-х годов является Западная Сибирь, на территории которой добывается свыше 80 % всего газа России и более половины объема добываемой нефти в стране. Однако все крупные месторождения здесь открыты и разрабатываются, и в последнее десятилетие наметился тренд на сниже-

ние добычи западносибирской нефти. Пополнение ресурсной базы здесь возможно, в основном, за счет трудноизвлекаемых запасов (ТРИЗ), как правило, из небольших месторождений. Их разведка сопряжена с большими методическими и технологическими трудностями в сравнении с обычными месторождениями углеводородов (УВ). Сейсморазведка, безус-

ловно, является основным геофизическим методом при их поисках и разведке, однако ее возможности для исследования глубокозалегающих ТРИЗ значительно ограничены в сравнении с традиционными продуктивными интервалами в меловой части разреза.

В данной статье предпринята попытка оценить интерпретационные возможности сейсморазведки для глубоких горизонтов Западной Сибири на основе последних достижений полноволнового моделирования [Ampilov, et al., 2024] совместно с последующим использованием современных интерпретационных технологий, включая элементы нейросетевого прогноза и искусственного интеллекта [Приезжев и др., 2022].

Для моделирования впервые используется расчет полной сейсмической волновой картины на основе метода спектральных элементов. Учитываются все типы волн, возникающих в трехмерной среде: продольные, поперечные, поверхностные, обменные, дифрагированные, в отличие от упрощенных сверточных и лучевых схем, применяемых в настоящее время и зачастую дающих результаты, приводящие к ошибочным выводам.

Методы количественной интерпретации динамики волн в сейсморазведке. Многие десятилетия от сейсморазведки требовался лишь структурный план основных горизонтов с приемлемой точностью, поскольку основой поисково-разведочного процесса было выявление антиклинальных поднятий с последующей заверкой их бурением. Однако в дальнейшем требуется искать более сложные литологически и тектонически экранированные ловушки небольшой мощности, что для классической сейсморазведки оказалось существенно более трудным делом. Появление в XX в. цифровой сейсмической записи с большим динамическим диапазоном открыло возможность изучать не только времена прихода волн и эффективные скорости в среде, но и измерять амплитуду сигнала и сопутствующие динамические характеристики. Понятно, что они были связаны со свойствами среды, но как определить эти свойства, т. е. решить обратную задачу? Появились различные теоретические работы на эту тему, но они не давали определенного ответа на вопрос, потому что накладываемые ограничивающие условия снижали адекватность получаемого решения по отношению к реальной геологической среде.

Качественные методы интерпретации динамики волн типа метода «яркого пятна», произведшие поначалу сенсацию в 1970-х годах и объявленные тогда некоторыми зарубежными компаниями поисковым признаком, быстро потеряли свою универсальность из-за неоднозначности толкования геологических причин, их вызвавших [Воскресенский, 2001].

Количественные методы в большинстве случаев сводились к вычислению динамических характеристик отраженного сейсмического сигнала во временных окнах различной длины (сейсмических

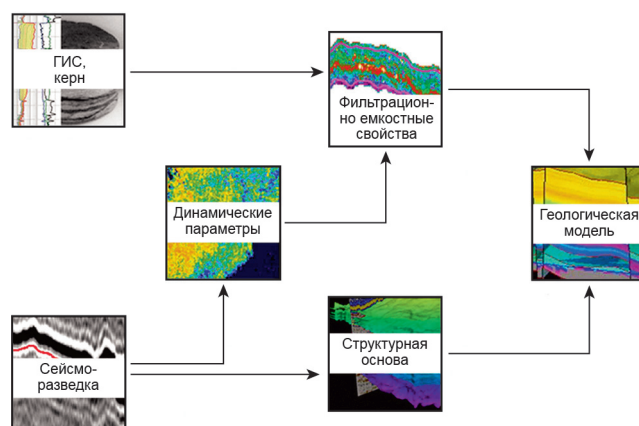


Рис. 1. Схема использования динамических характеристик сейсмических волн для прогноза ФЕС при построении цифровой геологической модели.

атрибутов в современной терминологии) и поиску эмпирических зависимостей между ними и фильтрационно-емкостными свойствами (ФЕС) пород, измеренными в скважинах по данным керна и ГИС (пористость, эффективная толщина, насыщенность) [Ampilov, 2010]. В последующем полученные зависимости распространяются в межскважинное пространство, где известны только сейсмические данные (атрибуты). В благоприятных сейсмогеологических условиях это стало составным элементом построения цифровых геологических моделей (рис. 1).

Кроме этого, в более широком плане использовались рассчитываемые по динамике сейсмозаписи различные параметры поглощающих свойств среды [Ampilov, Oblogina, 1982; Ампилов, 1992].

К настоящему времени сложился определенный стереотип использования динамики сейсмических волн в количественной интерпретации через так называемые сейсмические инверсии. Они сводятся к нахождению различными методами акустических импедансов — произведения скорости распространения волн в породе на ее плотность [Ампилов и др., 2009], либо дополнительно скоростей продольных и поперечных волн в совокупности с плотностью при использовании методов синхронной инверсии [Яковлев и др., 2011].

Для получения математических решений в таких инверсиях делаются существенные допущения о среде, формах импульсов и т. п., в результате чего получают некоторые виртуальные величины указанных параметров. Однако и эти величины не связаны никакими уравнениями с ФЕС, а потому далее строят «кросс-плоты» между найденными импедансами и искомыми свойствами с нахождением регрессионных зависимостей, что является «эмпирическим» знанием, но никак не обосновано физическими законами. Таким образом, утрачивается прямая целесообразность проведения сложных инверсий, за которой так или иначе стоят те же самые атрибуты, рассчитанные по той же сейсмозаписи. Вместо того, чтобы достичь результата в два этапа: «Сейсмозапись (атрибуты) → инверсия → ФЕС» имеет смысл

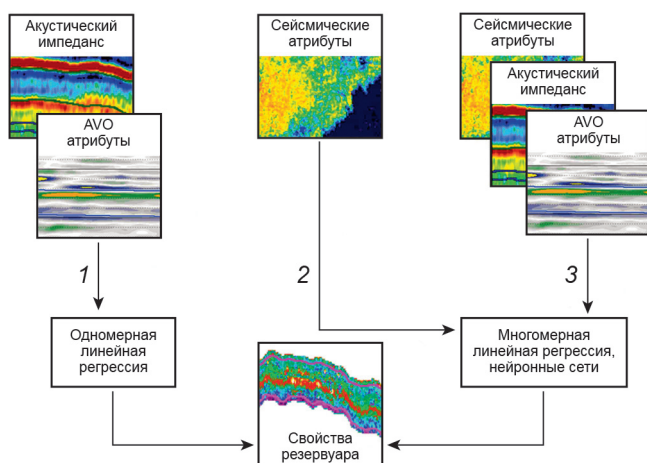


Рис. 2. Различные схемы атрибутного анализа для прогноза свойств резервуара в межскважинном пространстве

попытаться сделать это в один этап «Атрибуты → ФЕС», а также использовать комбинированный способ, когда наравне с формальными атрибутами сейсмозаписи дополнительно используются найденные через инверсии значения импедансов (рис. 2). Поэтому в дальнейшем мы пойдем по среднему пути, не прибегая к методам инверсии, которыми много пользовались ранее в других проектах и регионах [Ампилов и др., 2011].

В качестве геологической задачи возьмем прогноз мощности коры выветривания (КВ) в межскважинном пространстве по данным 3D сейсморазведки для доюрского комплекса (ДЮК) Западной Сибири.

В пределах исследуемого района вертикальная разрешающая способность сейсморазведки применительно к КВ оценивается в 50–60 м. То есть, при значениях мощности коры выветривания меньше 60 м, от кровли и подошвы формируется единое отражение, называемое в зарубежной литературе тюнинг-эффектом.

Попробуем построить прогнозную карту мощности коры выветривания в пределах съемки 3D тремя способами:

- 1 — использование полученной в результате полномасштабного моделирования зависимости мощности КВ от значения сейсмических атрибутов;
- 2 — расчет мощности КВ с использованием геостатистических методов;
- 3 — прогноз мощности КВ в межскважинном пространстве при помощи нейронных сетей.

Оценка толщины коры выветривания на основе отдельных сейсмических атрибутов с учетом полномасштабного моделирования. Данному исследованию посвящена отдельная статья [Ампилов и др., 2025], поэтому здесь ограничимся его краткими результатами, исключительно в целях сравнения с другими методами решения поставленной геологической задачи.

Для изучения зависимости значений атрибутов от мощности КВ было выполнено полномасштабное моделирование сейсмограмм [Ампилов и др., 2024]

с длиной расстановки до 6000 м для нескольких значений мощности в интервале от 5 до 50 м. Затем была проведена обработка полученных синтетических сейсмограмм по стандартному графу, результатом которой стали суммотрассы временного разреза. По ним рассчитывались всевозможные сейсмические атрибуты, наиболее информативным из которых по отношению к толщине коры выветривания оказался атрибут Envelope (оглабающая). На графике (рис. 3) можно наблюдать близкую к линейной зависимость значения этого атрибута от мощности КВ.

Наиболее близкой аппроксимирующей линейной зависимостью в данном случае оказалась следующая: $h(x) = -2338,6x + 956,96$, где h — значение мощности коры выветривания, x — значение атрибута. Квадрат коэффициента корреляции практически равен единице $R^2 = 0,9911$, что действительно говорит о возможности такой аппроксимации.

Далее была рассчитана карта первого атрибута в указанном интервале вдоль отражающего горизонта, связанного с КВ. По найденной выше эмпирической зависимости она была пересчитана в карту мощностей коры выветривания на исследуемом участке. Предварительно потребовалось произвести нормировку атрибута, чтобы он по средним значениям совпадал с таковым на синтетических суммотрассах. Без этой процедуры значения данного атрибута могут оказаться произвольными и зависеть от уровня усиления записи на суммарной сейсмограмме, определяющейся процедурами обработки.

Расчет мощности коры выветривания с использованием геостатистических методов. Традиционные методы регрессии используют только один набор данных и не используют существующие пространственные корреляции между контрольными точками вторичного набора данных и оцениваемого первичного атрибута. В контексте данного исследования мы имеем несколько наборов данных. С одной стороны, это данные по скважинам, известные по довольно редкой сети, а с другой — сейсмические данные 3D, которые покрывают всю изучаемую площадь. И если в первом наборе есть измерения искомым величины (мощности КВ), то во втором их нет, но в них как-то отражается искомое свойство, и мы точно не знаем как именно. Наиболее подходящей процедурой для этого в геостатистике, по нашему мнению, является кокригинг. Методы кокригинга используются для того, чтобы воспользоваться преимуществами ковариации между двумя или более наборами данных, которые связаны между собой [Дюбрул, 2002].

Кокригинг является расширением метода обычного кригинга, который широко используется в геостатистике для пространственной интерполяции и прогнозирования значений переменных на основе данных, собранных в соседних точках. Кокригинг, в отличие от кригинга, при моделировании использует не только точки, в которых измерена моделирующая характеристика, но еще и точки, в которых

измерена другая характеристика, коррелирующая с моделируемой. Использование кокригинга оправдано в тех случаях, когда непосредственное измерение моделируемой характеристики с необходимой плотностью является невозможным или слишком дорогостоящим при возможности дешевого измерения другой характеристики, коррелирующей с моделируемой. Также этот метод подходит, когда основной интересующий атрибут (данные по скважинам) является недостаточным, но связанная вторичная информация (данные сейсморазведки, рассчитанные карты атрибутов и т. д.) имеется в большом количестве. Это особенно полезно, когда данные о первичной переменной не являются точными или когда есть необходимость учесть влияние других факторов на прогнозируемое значение.

В рамках данного исследования этот метод может оказаться весьма полезным, поскольку, помимо скважинных данных, содержащих в себе информацию о мощности КВ, имеются еще карты информативных атрибутов. При задании настроек кокригинга в качестве первичной переменной были использованы мощности КВ в точках скважин, вторичной переменной — карта атрибута Envelope, уже использованного ранее и показавшего наилучшие результаты при моделировании.

В процессе данных построений тестировались т.н. коэффициенты «предпочтения», регулирующие степень влияния на итоговый результат первичной (данные по скважинам) и вторичной (сейсмический атрибут) переменной. На рис. 4 приведены карты прогнозных толщин КВ при нескольких значениях данного коэффициента. Видно, что, начиная с коэффициента $-0,5$ картина слева направо практически не меняется.

Далее из расчетов было удалено примерно 20 % скважин, которые не участвовали в процедуре кокригинга, а выполняли функцию контрольных для сопоставления прогнозных и фактических значений КВ.

После серии численных экспериментов с различными вариограммами и коэффициентами было решено остановиться на коэффициенте $-0,5$ при вариограмме 1000 м. С этими параметрами получалось наилучшее совпадение прогнозных и фактических значений мощности КВ в контрольных скважинах со среднеквадратическим отклонением около 8 м.

Сравнивая итоговую карту, построенную методом кокригинга (рис. 5, б), с картой по первому методу полноволнового моделирования (рис. 5, а), можно утверждать, что она более контрастная по значениям толщины КВ. Это может быть связано с особенностями алгоритма кокригинга, который не предполагает изначально ограничений в линейной аппроксимации регрессионной зависимости. Но, тем не менее, зоны с повышенными значениями мощности КВ прослеживаются на обеих картах, и на качественном уровне картина похожа.

Прогноз мощности коры выветривания в межскважинном пространстве при помощи нейрон-

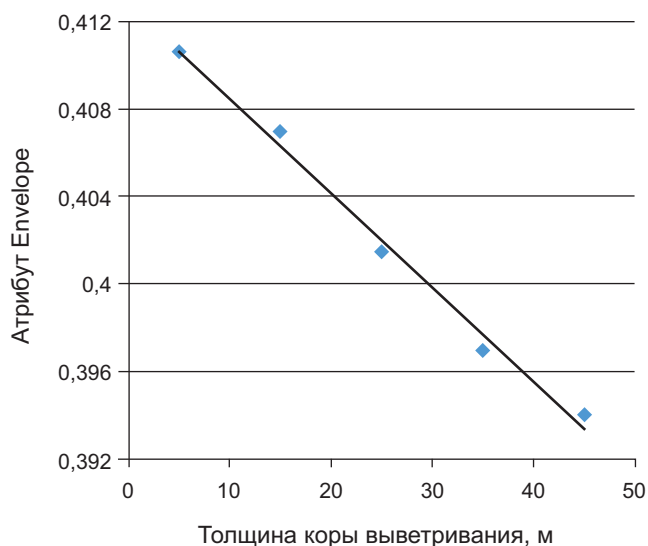


Рис. 3. Зависимость атрибута Envelope, рассчитанного по синтетическим суммотрассам (после суммирования по ОСТ) от толщины коры выветривания в кровле ДЮК

ных сетей. Нейросети находят широкое применение в сейсморазведке, решая задачи классификации и распознавания образов, аппроксимации функций, прогнозирования и оптимизации. Они помогают в редакции сейсмических трасс, корреляции первых вступлений, восстановлении промыслово-геофизических кривых, классификации сейсмических данных и преобразовании сейсмических атрибутов в петрофизические параметры. Эти технологии позволяют повысить точность и эффективность интерпретации сейсмических данных, что особенно важно при определении свойств резервуаров.

В России технологии использования нейронных сетей в геофизике эпизодически применяются, причем с недавнего времени и на основе отечественных программных решений [Приезжев и др., 2022].

Одной из задач, решаемых нейронными сетями, является задача регрессии, заключающаяся в предсказании числового значения на основе входных данных. В регрессии нейронные сети обучаются на наборе данных, содержащем пары входных и выходных значений, и пытаются найти функцию, которая наилучшим образом аппроксимирует эту зависимость.

Цель обучения нейронной сети в задаче регрессии — минимизировать ошибку между предсказанными и истинными значениями.

В контексте данного исследования нейросети использовались для прогноза мощности КВ на изучаемом участке с применением новейшего отечественного программного комплекса IPlab.

При использовании сейсмических атрибутов данный алгоритм будет работать следующим образом.

1. Выделяются значения этих атрибутов в точках скважин.

2. Значения прогнозного параметра, в данном случае мощности КВ, привязываются к значениям сейсмических атрибутов в точках пересечения дан-

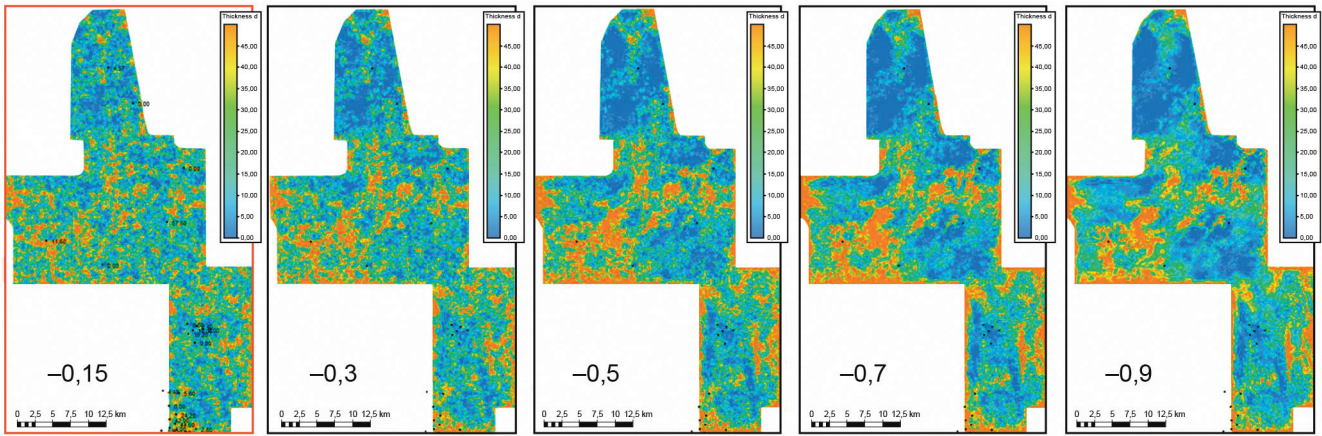


Рис. 4. Прогнозные карты толщин коры выветривания при различных регулирующих коэффициентах

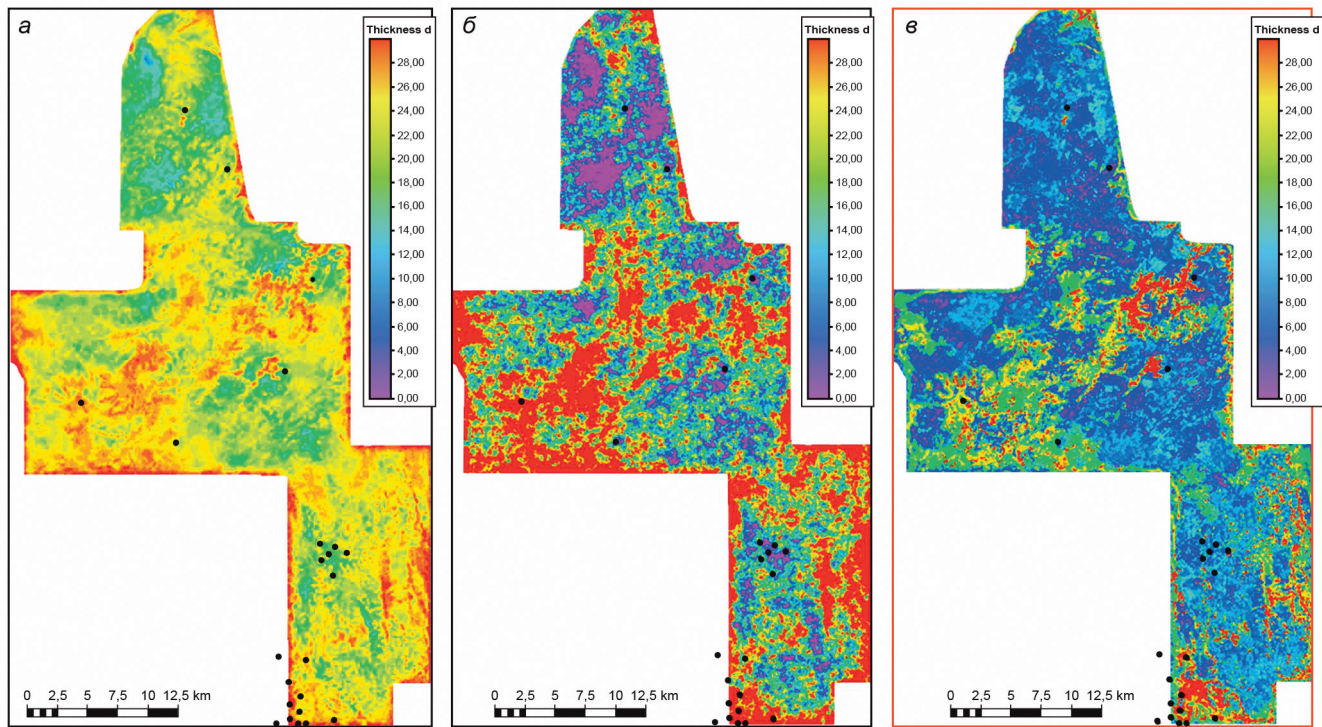


Рис. 5. Сопоставление прогнозных карт мощности коры выветривания по трем методам: а — по линейной зависимости «атрибут-мощность», полученной из полноволнового моделирования; б — с использованием кокригинга; в — по нейросетевому прогнозу

ных, так как отобранный атрибут предположительно имеет связь с мощностью коры выветривания.

3. Далее, перебирая значения мощности КВ на определенном участке, используется сеть Кохонена, которая устанавливает какая мощность КВ может быть в данной точке с учетом привязанных прогнозных данных, имеющих схожие значения атрибутов. Данное сравнение осуществляется по следующей формуле:

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n A_{e_i}^2}{n}} - \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n A_i^2}{n}},$$

где A_e — значения атрибутов в точках скважин, A_i — значения атрибутов в заданной точке, n — количество используемых атрибутов.

4. В зависимости от заданного параметра количества скважин (Nearest neighbor number), на выходе с использованием метода ближайшего соседа будут определяться веса влияния прогнозных данных на эту конкретную область.
5. И учитывая полученные веса и меру близости скважин от прогнозируемых данных, будет рассчитываться прогнозируемая эффективная мощность:

$$H_{\text{eff}_p} = \sum_{i=1}^k \frac{H_{\text{eff}_w_k}}{P},$$

где H_{eff_w} — эффективная мощность коры выветривания, определенная в скважине, P — мера близости.

Важным моментом в задаче регрессии является оценка достоверности прогноза искомой величины.

В данном случае это степень близости полученной модели распределения мощности коры выветривания измеренным данным в точках скважин. Здесь для этих целей применялась перекрестная проверка (кросс-валидация) — наиболее распространенный метод при машинном обучении с использованием нейросетей. При этом данные разбиваются на несколько групп, называемых фолдами или выборками валидации. Затем модель обучается на одной группе и тестируется на остальных. Этот процесс повторяется k раз, пока каждый фолд не используется в качестве тестового набора. Это позволяет оценить производительность модели на разных данных и уменьшить влияние случайной вариации.

Преимущества кросс-валидации:

- Оценка обобщающей способности. Кросс-валидация позволяет получить более точные оценки производительности модели, чем использование одного разделения на обучающий и тестовый наборы данных. Это особенно важно, когда требуется оценить производительность модели на новых данных [Вапник, Червоненкис, 1974].

- Устойчивость к выбору данных. Кросс-валидация уменьшает вероятность того, что оценка производительности модели будет зависеть от конкретного разделения данных на тестовую и тренировочную выборки [Воронцов, 2004].

- Использование всех данных для обучения и тестирования. Каждый образец данных используется как для обучения, так и для тестирования, что позволяет использовать данные максимально эффективно.

Метод кросс-валидации является важным инструментом для оценки производительности модели и выбора ее оптимальных параметров. Он эффективно использует имеющиеся данные, обеспечивая более точные и статистически значимые оценки производительности моделей по сравнению с простым разделением на обучающий и тестовый наборы.

С помощью упомянутых выше алгоритмов нейросетей был также выполнен третий вид прогноза мощности КВ на участке исследований 3D. В качестве входных данных были использованы значения толщин КВ в точках скважин и цифровые массивы восьми атрибутов: D_2 (вторая производная), RMS Amplitude, Sweetness, Envelope, Attenuation, Instantaneous Frequency, Dominant Frequency, Bandwidth.

По результатам корреляционного анализа было выяснено, что наибольшим коэффициентом корреляции с мощностью КВ имеет также атрибут Envelope ($k = -0,52$), использованный нами и в других методах прогноза. В ходе расчета была проведена кросс-валидация, в ходе которой из обучающей выборки поочередно отбрасывалось 30 % значений на каждой итерации обучения. Всего выполнено 50 итераций. Полученная прогнозная карта изображена на рис. 5, в.

Сравнивая карты, полученные тремя способами, можно утверждать, что на качественном уровне кар-

Т а б л и ц а

Сопоставление прогнозных значений КВ по данным 3D сейсмоки с фактическими в контрольных скважинах по разным методам

Номер скважины	Мощность КВ в скважине, м	Прогноз «модель»	Прогноз «кокригинг»	Прогноз «нейросети»
19	8,8	22,0	3,7	9,0
13	0	20,0	10,7	7,4
7	11,6	28,3	22,0	21,3
11	9,6	24,0	19,0	18,2
22	24,2	27,0	21,5	33,0
Коэффициент корреляции		0,76	0,57	0,93
Среднеквадратическое отклонение, м		14,6	8,3	7,8

тина совпадает, и это может свидетельствовать об относительной достоверности прогноза. Обращает на себя внимание тот момент, что контрастность прогнозных карт слева направо возрастает, т. е. увеличивается диапазон значений мощностей КВ. Понятно, что простая линейная аппроксимация в первом методе не в состоянии детализировать прогноз при существенном разбросе значений, в то время как при нейросетевом прогнозе линейных ограничений нет.

В таблице сведены фактические и прогнозные значения толщин КВ в пяти скважинах, которые были контрольными в методе ко-кригинга и не участвовали в обучении, равно как и в линейной аппроксимации в первом методе. В то же время в методе перекрестной проверки нейросетевого прогноза они использовались, входя поочередно то в обучающую, то в контрольную выборку.

Из таблицы следует, что наименьшие отклонения имеют значения на последней «нейросетевой» карте, в то время как наибольшие — на первой, при этом коэффициент корреляции между прогнозными и фактическими значениями в первом методе заметно больше, чем в кокригинге, что в свете изложенного вполне закономерно.

Выводы. В ходе данного исследования были опробованы современные альтернативные методы прогноза фильтрационно-емкостных свойств по данным 3D сейсморазведки на примере мощности коры выветривания в доюрском комплексе Западной Сибири, среди которых:

- 1) линейная регрессия на данных полноволнового сейсмического моделирования,
- 2) кокригинг величин «атрибут-скважина»,
- 3) нейросетевой прогноз на основании группы атрибутов, «обученных» на скважинах.

Каждый из методов имеет свои преимущества и недостатки в различных сейсмогеологических условиях. При решении конкретной геологической задачи в данном исследовании, когда толщина КВ сильно изменчива по латерали в очень широком

диапазоне от 0 до 60 м, наилучшие результаты показал нейросетевой прогноз. При более умеренных изменениях свойств среды другие методы также могут давать приемлемые результаты.

Благодарности. Авторы выражают благодарность ученым кафедры вычислительной механики мехмата МГУ имени М.В. Ломоносова В.А. Левину,

А.В. Вершинину и К.А. Петровскому за помощь в организации полномасштабного моделирования на разработанном ими отечественном ПО «Фидесис». Кроме того, авторы благодарны разработчикам ПО “IPlab” И.И. Приезжеву и А.А. Трофимуку за помощь и консультации при проведении нейросетевых расчетов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

Ампилов Ю.П. Поглощение и рассеяние сейсмических волн в неоднородных средах. М.: Недра, 1992. 160 с.

Ампилов Ю.П., Барков А.Ю., Яковлев И.В. Роль сейсмической инверсии в геологическом моделировании морских газовых месторождений. // Газовая промышленность. 2011. № 12. С. 69–74.

Ампилов Ю.П., Барков А.Ю., Яковлев И.В. и др. Почти все о сейсмической инверсии. Часть 1 // Технологии сейсморазведки. 2009. № 4. С. 3–16.

Ампилов Ю.П., Вершинин А.В., Кунченко Д.С. и др. Прогноз мощности тонких пластов с использованием сейсмического полномасштабного моделирования // Вестн. Моск. ун-та. Сер. 4. Геология. 2025. № 1. С. 97–104.

Ампилов Ю.П., Вершинин А.В., Левин В.А. и др. Полномасштабное моделирование в сейсморазведке на основе цифровой геологической модели с использованием метода спектральных элементов // Геология и геофизика, издательство СО РАН. 2024. Т. 65, № 10. С. 1435–1445.

Вапник В. Н, Червоненкис А. Я. Теория распознавания образов. М.: Наука, 1974. 416 с.

Воронцов К.В. Комбинаторный подход к оценке качества обучаемых алгоритмов // Математические вопросы кибернетики. 2004. № 13. С. 5–36.

Воскресенский Ю.Н. Изучение изменений амплитуд сейсмических отражений для поисков и разведки залежей

углеводородов: Учебное пособие для вузов. М.: РГУ нефти и газа, 2001. 68 с.

Дюбрул О. Использование геостатистики для включения в геологическую модель сейсмических данных / Пер. с англ. Е.В. Ковалевский. EAGE. Zeist, 2002. 296 с.

Приезжев И.И., Осипенко Р.С., Боровкова Е.Е., Петренко Е.Н. Пример использования нейронных сетей Колмогорова при прогнозировании свойств пласта покурской свиты в Западной Сибири // Геофизика. 2022. № 1. С. 57–63.

Яковлев И.В., Ампилов Ю.П., Филиппова К.Е. Почти все о сейсмической инверсии. Часть 2 // Технологии сейсморазведки. 2011. № 1. С. 5–15.

Ampilov Yu.P From Seismic interpretation to modelling and assessment of oil and gas fields // EAGE Publ. 2010. P. 1–274.

Ampilov Yu.P., Vershinin A.V., Levin V.A., et al. Full-Waveform Seismic Modeling Based on Digital Geological Model Using Spectral Element Method: Applications to Seismic Exploration // Russian Geology and Geophysics. 2024. 65 (10): 1220–1228.

Ampilov Yu.P., Oblogina T.I. A Method for Evaluating the Attenuation from Refraction Data // Izvestiya Akademii Nauk SSSR. Fizika Zemli. 1982. Issue 10. P. 31–41.

Статья поступила в редакцию 21.08.2024,
одобрена после рецензирования 30.10.2024,
принята к публикации 23.05.2025