

НОВЫЕ ТЕХНОЛОГИИ И ПОДХОДЫ К РАЗРАБОТКЕ НЕФТЯНЫХ И ГАЗОВЫХ МЕСТОРОЖДЕНИЙ

Оригинальная статья

УДК 550.8.053

<https://doi.org/10.29222/ipng.2078-5712.2025.10>

Сравнение алгоритмов прогноза эффективных толщин на примере месторождения Красноленинского нефтегазоносного района*

И.Р. Гельванов , В.И. Кузнецов

Тюменский индустриальный университет, Россия, 625000, Тюмень, ул. Володарского, д. 38

Аннотация. *Актуальность.* На сегодняшний день при решении задач разведки территорий все большее значение приобретает возможность применения метода 3D сейсморазведки и современной интерпретации ее результатов для повышения эффективности разработки месторождений нефти и газа. На месторождениях существует проблема, связанная с прогнозом перспективных зон развития пород-коллекторов по скважинным данным и результатам интерпретации сейсморазведки. *Цель работы.* Повышение достоверности прогноза эффективных толщин на исследуемом участке месторождения. *Материалы и методы.* В работе использованы результаты интерпретации скважинных и сейсмических данных, методы множественной регрессии, технологии машинного обучения и нейронных сетей. *Результаты.* Проведено сравнение нескольких алгоритмов получения прогнозных карт. Результаты сравнения сопоставлены со значениями скважинных данных, выбран наиболее достоверный результат на основе корреляции между скважинными данными и прогнозной картой по значению среднеквадратичной ошибки. *Выводы.* Выбранный подход позволил получить надежный и уточненный результат прогнозирования толщин для повышения эффективности разработки месторождения. Полученные данные планируется использовать в дальнейшей разработке месторождения.

Ключевые слова: Красноленинский свод, викуловская свита, прогнозирование, нейронные сети, эффективные толщины, интерпретация сейсморазведки, корреляционная связь, алгоритм

Финансирование: источники финансирования отсутствовали.

Для цитирования: Гельванов И.Р., Кузнецов В.И. Сравнение алгоритмов прогноза эффективных толщин на примере месторождения Красноленинского нефтегазоносного района // Актуальные проблемы нефти и газа. 2025. <https://doi.org/10.29222/ipng.2078-5712.2025.10>

* Статья написана на основе доклада на XIV Международном форуме исследователей скважин «Современные методы исследования скважин и пластов для повышения эффективности разработки нефтегазовых месторождений», 15–16 апреля 2025 г., Московский институт нефтегазового бизнеса, Клуб исследователей скважин, Экспоцентр, Москва, Россия.

 Гельванов Ильяс Рефькатович, senior.gelvanov@yandex.ru

© Гельванов И.Р., Кузнецов В.И., 2025



Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.

Введение

Красноленинский свод расположен на юго-западе Западно-Сибирской нефтегазоносной провинции, отделяясь от сопредельных положительных структур того же порядка на севере и северо-востоке Елизаровским мегапрогибом, на востоке и юго-востоке – Ханты-Мансийской впадиной. На юге, посредством Поттымской седловины, происходит его сочленение с Шаимским мегавалом, на западе свод ограничен Яхлинской впадиной, на северо-западе – Шаркалинской моноклиной [1].

Нефтегазоносность связана с нижне-меловыми отложениями викуловской свиты, породы которой характеризуются сложным строением и сильной изменчивостью коллекторских свойств. В объеме викуловской свиты выделяются несколько продуктивных пластов: ВК4, ВК2-3 и ВК1 [2]. Пласты ВК1 и ВК2 являются типичными базально-трансгрессивными природными резервуарами. Общая толщина викуловской свиты на участке в среднем составляет 290 м. Возраст свиты – средний-поздний апт.

Комплекс заполнения врезанно-долинных систем связан с повышенной песчанистостью и имеет условия для образования структурно-литологических ловушек углеводородов, осадочный материал выносится в область береговой линии склона шельфа, где формируются дельты, фаны дна и склона бассейна.

Был проведен атрибутный анализ, который включал в себя:

- подбор временных окон;
- расчет сейсмических атрибутов;
- выбор наиболее коррелируемых

со скважинными значениями эффективных толщин, так как признаки, которые тесно

коррелируют с целевой переменной, содержат важную информацию, которая помогает делать точные предсказания;

– выбор наименее коррелируемых между собой признаков для того, чтобы избежать мультиколлинеарности, что может привести к нестабильности результатов и переобучению.

В целом, такой подход способствует созданию более эффективной, стабильной и обобщающей модели, что является ключевым аспектом успешного применения нейронных сетей.

Целью работы является повышение достоверности прогноза эффективных толщин на исследуемом участке месторождения Красноленинского нефтегазоносного района и использование результатов работ для дальнейшей разработки.

Материалы и методы

В работе использованы результаты интерпретации скважинных и сейсмических данных месторождения. В материалах сейсмических работ по полученным атрибутам на качественном уровне наблюдаются аномальные значения амплитуд, которые, вероятно, связаны с повышенными эффективными толщинами. Следовательно, если будет установлена связь между значениями сейсмических атрибутов и результатами интерпретации скважинных данных, то это позволит найти количественное соответствие между сейсмическими комплексами и эффективными толщинами с помощью метода множественной регрессии. Для улучшения точности количественного анализа атрибутов использовались технологии машинного обучения и нейронных сетей.

Результаты и обсуждение

Использование регрессионного анализа показало, что сейсмические атрибуты не имели достаточных корреляционных связей со значениями эффективных толщин в скважинах. Прогноз перспективных зон осуществлялся по предварительно рассчитанным сейсмическим атрибутам и выборке параметра по скважинам, часть скважин использовалась для оценки полученных карт. Для количественного прогноза и выявления перспективных зон на месторождении были применены алгоритмы множественной регрессии, обобщенной нейронной сети, сети персептрон. Выполнено сравнение полученных результатов.

Были получены сейсмические атрибуты, некоторые из которых были выбраны для расчета прогнозных карт эффективных толщин – они характеризовались наибольшей связью со значениями параметра в скважинах и слабой корреляционной связью между собой. Усредненное временное окно определялось исходя из временных мощностей пласта в районах скважин. Сейсмические атрибуты рассчитывались только по суммарному кубу. Используемые атрибуты – мгновенные амплитуды, интенсивность отражения, мгновенные частоты. Данные атрибуты могут использоваться для анализа изменения литологии и выявления потенциальных скоплений углеводородов.

Комплексный анализ данных геофизических исследований скважин и керна, 3D сейсмических исследований, геолого-промысловый анализ реализованного фонда скважин, а также анализ геолого-геофизического материала соседних месторождений позволили выделить тела с улучшенными фильтрационно-емкостными свойствами (остатки русловых тел, распределительных каналов, барьерных островов или баров) в пределах классических отложений зоны мелководья (глинизированные песчаники), в которой формировался пласт ВК [3], что является предпосылкой к прогнозу эффективных толщин на месторождении.

Атрибутный анализ проводился в общем для всех фациальных зон, чтобы получить более широкое представление о геологических условиях, выявить общие тенденции и закономерности, которые могут быть неочевидны при анализе каждой зоны отдельно. Данный подход может быть полезен для анализа, где фациальные зоны могут пересекаться или взаимодействовать, что важно для прогнозирования сложных геологических условий. На рис. 1 представлены коэффициенты корреляции и вклады каждого атрибута в полученных моделях. Заметно, что атрибуты не имеют статистических связей между собой, а, следовательно, могут использоваться в дальнейшей работе. На рис. 2 представлен срез амплитуд вдоль кровли исследуемого объекта.

	Мгновенные частоты	Мгновенные амплитуды	Интенсивность отражения
Мгновенные частоты	1.0000	0.3382	0.3066
Мгновенные амплитуды	0.3382	1.0000	0.2737
Интенсивность отражения	0.3066	0.2737	1.0000
	44.55	42.63	12.82

Рис. 1. Коэффициенты корреляции между атрибутами и вклад в прогнозные карты

Fig. 1. Correlation coefficients between attributes and contribution to forecast maps

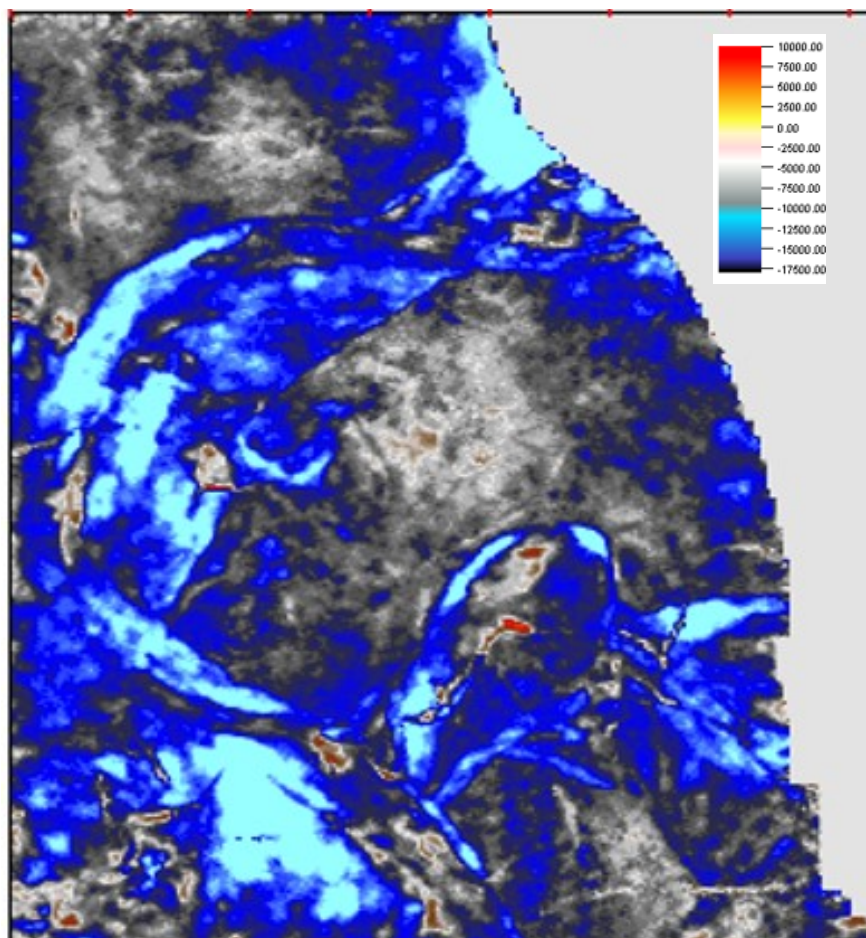


Рис. 2. Карта значений амплитуд от викуловской свиты

Fig. 2. Map of amplitude values from the Vikulov Formation

На первом этапе использовался подход получения прогнозной карты с помощью множественной регрессии.

Множественная регрессия – это статистический метод анализа данных, который используется для изучения отношений между одной зависимой переменной и двумя или более независимыми переменными. Он расширяет простую линейную регрессию, которая работает только с одним предиктором, до случая с несколькими предикторами, учитывая их влияние на зависимую переменную одновременно.

Цель множественной регрессии – построить модель с большим числом

факторов, определив при этом влияние каждого из них в отдельности, а также их совокупное воздействие на моделируемый показатель.

Множественная регрессия в геологии может использоваться для предсказания характеристик на основе различных геофизических измерений. На рис. 3 представлена полученная карта вероятностного распространения эффективных толщин на площади.

Все скважины были поделены на обучающую и тестовую выборки. Тестовая выборка использовалась только для оценки качества модели.

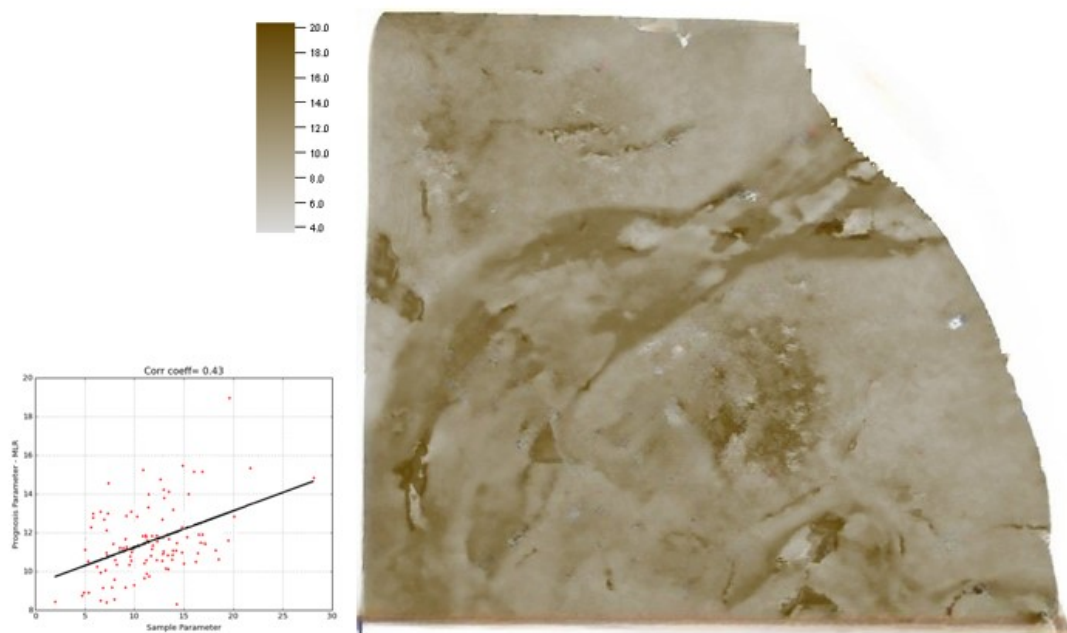


Рис. 3. Прогнозная карта эффективных толщин викуловской свиты, полученная с помощью множественной регрессии

Fig. 3. Forecast map of the effective thicknesses of the Vikulov Formation obtained using multiple regression

Полученный результат имеет слабую статистическую связь с тестовой выборкой скважин, общая корреляционная связь по всем скважинам составила 0,43, что указывает на отсутствие тесной статистической связи. Коэффициент $R^2 = 0,185$.

Следующим шагом было использование сети обобщенной регрессии.

Обобщенно-регрессионные нейронные сети являются разновидностью радиальных базисных сетей. Их важным преимуществом перед другими сетями является высокая скорость обучения. Обычно они используются для решения задач обобщенной регрессии, анализа временных рядов и аппроксимации функций [4]. Данная нейронная сеть использует методы глубокого обучения для предсказания значений непрерывной зависимой переменной

на основе одного или нескольких предикторов.

На рис. 4 представлена полученная прогнозная карта эффективных толщин на площади.

Полученный результат имеет также слабую статистическую связь с тестовой выборкой скважин, общая корреляционная связь по всем скважинам составила 0,58 – умеренная связь между прогнозной картой и значениями эффективных толщин. Коэффициент $R^2 = 0,336$.

Следующим этапом проводился подбор параметров для многослойной нейронной сети, последующий прогноз и построение карты. Многослойный персептрон представляет собой эффективный инструмент для решения задач регрессии, который может обнаруживать сложные зависимости и обеспечивать высокую точность предсказаний.

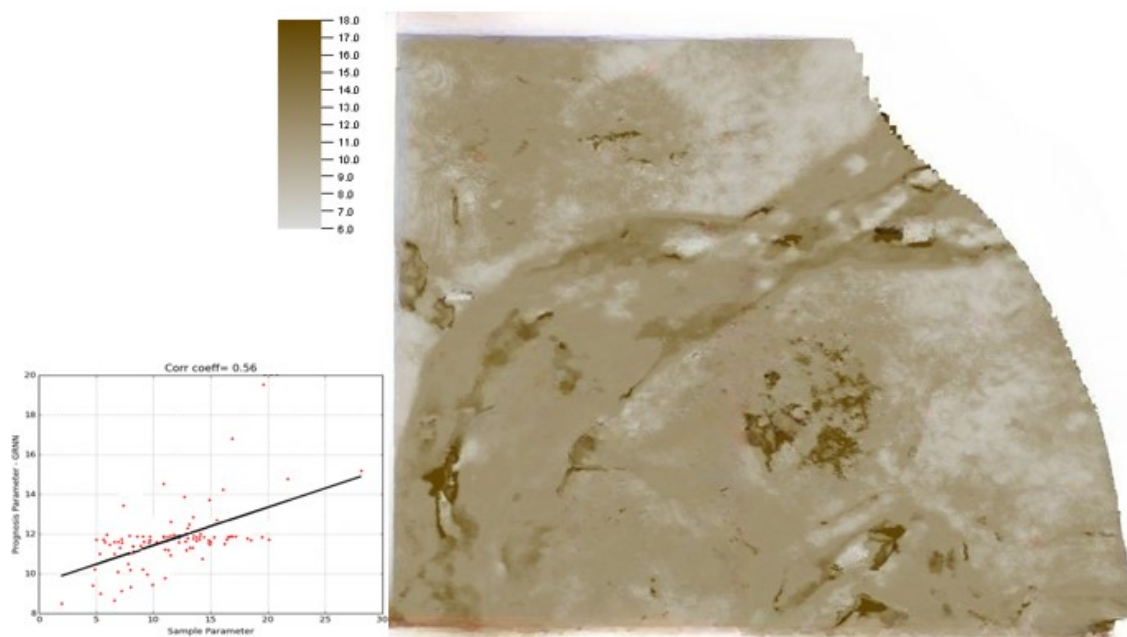


Рис. 4. Прогнозная карта эффективных толщин викуловской свиты, полученная с помощью обобщенной регрессии

Fig. 4. Forecast map of the effective thicknesses of the Vikulov Formation obtained using generalized regression

Оптимальная настройка архитектуры и процесс обучения модели имеют важное значение для достижения успешных результатов. Также полученная модель оценивалась с помощью метода кросс-валидации, чтобы избежать переобучения и снизить взаимное влияние выбранных обучающей и тестовой выборок. При использовании одной обучающей и одной тестовой выборки результаты могут сильно зависеть от того, как были разделены данные. Кросс-валидация уменьшает это смещение, так как модель обучается и оценивается на разных подвыборках, что дает более стабильные и обоснованные результаты.

В многослойных персептронах несколько нейронов объединяются в слои, и информация передается от входного слоя к выходному через скрытые слои. Это позволяет нейронной сети более гибко обучаться и адаптироваться к сложным задачам. Решение на основе нейронных сетей

чаще всего является более гибким и точным по сравнению с обычным программным решением, поскольку соответствующую задаче сеть можно в дальнейшем усовершенствовать с точки зрения точности результатов по мере накопления опытных данных [5]. Одно из важнейших практических приложений нейронных сетей связано с их аппроксимационными и интерполяционными свойствами, что делает их эффективным инструментом задач вычислительной математики [6]. На количественном уровне прогнозируются свойства пород в межскважинном пространстве по регрессионным зависимостям, в том числе многомерным [7].

Одним из новых перспективных направлений для прогноза свойств пласта является использование различных технологий с элементами искусственного интеллекта на основе современных алгоритмов машинного обучения [8].

Все скважины были поделены на обучающую и тестовую выборки в отношении 75/25. Тестовая использовалась только в качестве оценки качества модели. По коэффициенту корреляции оценивалась статистическая зависимость между прогнозом и истинным значением, по значению среднеквадратичной ошибки была оценено, насколько хорошо модель предсказывает целевую переменную. Также производился контроль переобучения нейронной сети с помощью метода кросс-валидации. Обучающая выборка дополнительно делилась на 10 одинаковых частей, затем модель обучалась на 9 частях, а 1 часть была выделена в роли тестовой, процесс повторялся 10 раз, а итоговой

оценкой было среднее значение среднеквадратичной ошибки по всем итерациям. Среднее значение ошибки равно 2,98, что является неплохим значением в задаче прогноза толщин по сейсмическим данным.

По скважинам, не участвовавшим в обучении нейронной сети, полученный прогноз имеет относительно высокий коэффициент корреляции ($> 0,7$). Коэффициент корреляции между прогнозным и действительным параметром эффективной толщины по всем скважинам равен 0,71. Значение среднеквадратичной ошибки равно 2,36 м при средней эффективной толщине в исследуемом интервале 9,2 м. Коэффициент $R^2 = 0,504$.

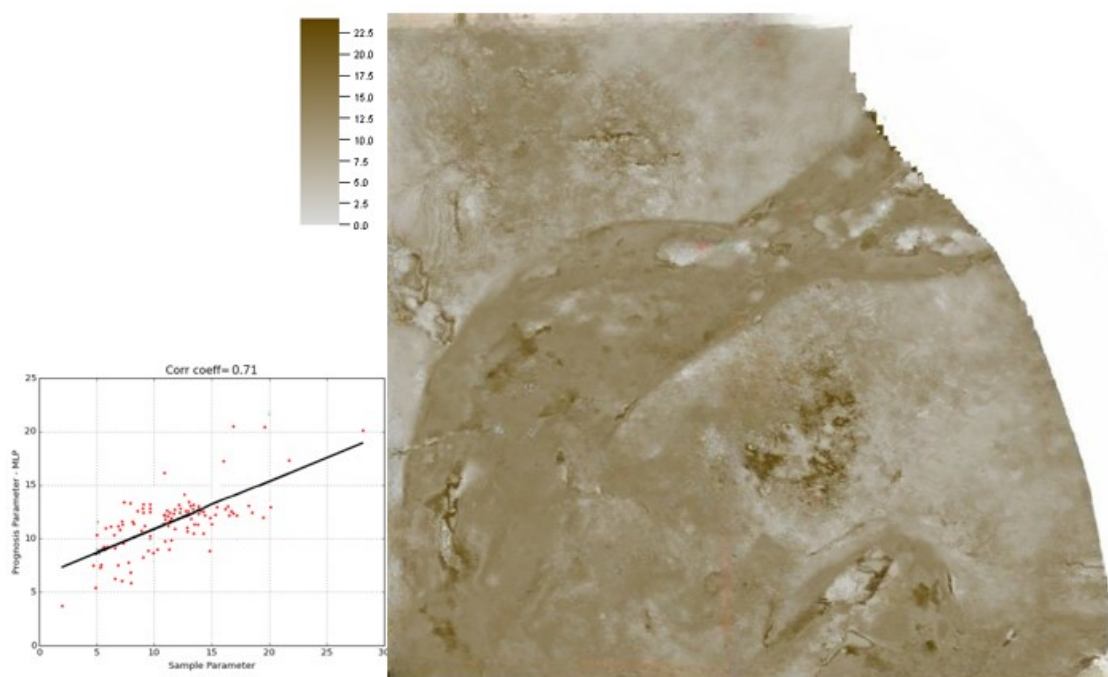


Рис. 5. Прогнозная карта эффективных толщин викуловской свиты, полученная с помощью многослойного персептрона

Fig. 5. Forecast map of the effective thicknesses of the Vikulov Formation obtained using a multilayer perceptron

На прогнозной карте заметны зоны распространения тел с повышенными

значениями эффективных толщин в пределах контура врезанных долин.

Карты приведены в монохромной шкале для упрощения восприятия данных и в связи с техническими ограничениями используемого программного обеспечения.

Так как результат, полученный с помощью нейронной сети, имеет тесную корреляционную связь по тестовой и общей выборке скважин, то он может использоваться для обоснования бурения новых эксплуатационных скважин и планирования геолого-технических мероприятий для повышения отборов нефти.

Смоделированная прогнозная карта, при сравнении ее с картами атрибутов, повторяет динамические особенности карт атрибутов в исследуемом интервале, следовательно, полученный результат является геологическим, так как свойства волнового поля в исследуемом интервале сильно изменяются вдоль исследуемого интервала, что, скорее всего, и объясняется изменением эффективных толщин.

За последние годы методы машинного обучения и, в частности, глубокие нейронные сети показали положительные результаты во многих областях, таких как компьютерное зрение, распознавания речи и машинный перевод [9].

Нейронные сети представляют собой хороший инструмент для прогнозирования, позволяя значительно повысить точность и скорость анализа материалов в различных инженерных задачах.

Нейросетевой прогноз позволяет получить хорошую сходимость прогнозных и фактических значений по новым скважинам. Также предоставляет возможность получить довольно сильную корреляционную связь

по пласту со сложным геологическим строением [10].

Решения на основе искусственных нейронных сетей становятся все более совершенными и популярными, поэтому можно предположить, что и в будущем использование искусственных нейронных сетей будет расширяться по мере лучшего понимания их основополагающих принципов.

Выводы

Интеграция сейсморазведки и данных по скважинам является важным инструментом в геологоразведке и разработке месторождений. Этот подход позволяет более эффективно использовать данные, улучшать интерпретацию геологических структур и принимать обоснованные решения, что в конечном итоге ведет к снижению рисков и повышению экономической эффективности проектов и точности прогнозов.

Нейронные сети представляют собой мощный инструмент для решения задач регрессии, включая прогнозирование эффективных толщин в различных областях, таких как геология и геофизика. Их способность моделировать сложные зависимости делает их особенно полезными, когда традиционные методы регрессии оказываются недостаточно эффективными, в особенности на месторождениях со сложной геологией.

В данной работе выбранный подход позволил получить надежный и уточненный результат для повышения эффективности разработки месторождения, что привело к улучшению точности прогнозирования эффективных толщин на исследуемом участке месторождения.

Заключение

Все больше задач в динамической интерпретации сейсморазведочных данных не имеют прямых алгоритмических решений, но для них существует множество точек, где известны требуемые результаты. Нейронные сети могут быть использованы для решения таких задач, помогая выявить взаимосвязи, имеющие геологическую значимость. В отличие от традиционных регрессионных моделей, которые применяют фиксированные алгоритмы, нейронные сети используют методы обучения для достижения гибких

и адаптивных решений. Нейронные сети не программируются в привычном смысле этого слова, они обучаются. Возможность обучения – одно из главных преимуществ нейронных сетей перед традиционными алгоритмами.

В дальнейшем планируется выполнение прогноза эффективных и нефтенасыщенных толщин на смежных участках, в котором будут использоваться методы, приведенные в данной статье, и алгоритмы случайного леса, которые могут характеризоваться высокой точностью, устойчивостью к переобучению.

Вклад авторов

И.Р. Гельванов – концептуализация, формальный анализ, программное обеспечение, визуализация, создание рукописи и ее редактирование.

В.И. Кузнецов – методология, администрирование проекта, руководство исследованием, создание рукописи и ее редактирование.

Конфликт интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Список источников

1. Белоусов С.Л., Нукалов Е.Н., Наумов А.Н. Палеотектонический анализ Краснотеннинского свода // Нефтяное хозяйство. 2012. № 3. С. 17–19.
2. Постников А.В., Постникова О.В., Изъюрова Е.С. и др. Литологическая характеристика и условия формирования отложений викуловской свиты центральной части Краснотеннинского свода Западной сибирей // Георесурсы. 2024. Т. 26, № 3. С. 184–197. <https://doi.org/10.18599/grs.2024.3.19>
3. Бембель С.Р., Кобелев С.А., Бембель Р.М., Гельванов И.Р. Комплексный анализ материалов сейсморазведки, керн и геофизических исследований скважин при уточнении геологического строения залежей викуловской свиты // Нефтяное хозяйство. 2023. № 11. С. 68–72. <https://doi.org/10.24887/0028-2448-2023-11-68-72>
4. Соловьев И.А., Клиньшов В.В. Пороги устойчивости аттракторов сети Хопфилда // Известия высших учебных заведений. Прикладная нелинейная динамика. 2023. Т. 31, № 1. С. 75–85. <https://doi.org/10.18500/0869-6632-003028>
5. Белошицкий А.В. Применение нейронных сетей при выборе эффективного варианта организации геофизических исследований нефтяных и газовых скважин // Архивариус. 2021. Т. 7, № 1(55). С. 53–56.

6. *Оборнев Е.А., Оборнев И.Е., Родионов Е.А., Шимелевич М.И.* Применение нейронных сетей в нелинейных обратных задачах геофизики // Журнал вычислительной математики и математической физики. 2020. Т. 60, № 6. С. 1053–1065. <https://doi.org/10.31857/S0044466920060071>
7. *Михайлова С.В.* Анализ сейсмических атрибутов – комплексный подход при концептуальном моделировании // ПРОнефть. Профессионально о нефти. 2018. № 2(8). С. 31–35. <https://doi.org/10.24887/2587-7399-2018-2-31-35>
8. *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. 58–63. <https://doi.org/10.34926/geo.2022.41.31.001>
9. *Муратов М.В., Рязанов В.В., Петров И.Б.* Решение обратных задач сейсморазведки пластов макротрещин с использованием сверточных нейронных сетей // Радиоэлектроника. Наносистемы. Информационные технологии. 2020. Т. 12, № 2. С. 253–262. <https://doi.org/10.17725/rensit.2020.12.253>
10. *Хусаинов Г.В., Ковалькова А.С.* Нейронные сети Колмогорова в сейсморазведке: оценка коллекторских свойств клиноформенных отложений Западной Сибири // Деловой журнал Neftegaz.RU. 2024. № 12(156). С. 78–82.

Информация об авторах

Ильяс Рефькатович Гельванов – аспирант, Тюменский индустриальный университет, Тюмень, Россия; SPIN-код: 8040-5210, <https://orcid.org/0009-0008-4078-0108>; e-mail: senior.gelvanov@yandex.ru

Владислав Иванович Кузнецов – д.г.-м.н., профессор, Тюменский индустриальный университет, Тюмень, Россия; SPIN-код: 6358-7843, <https://orcid.org/0009-0004-3588-8879>; e-mail: vikuznetsov@novatek.ru

Поступила в редакцию 13.01.2025

Принята к публикации 21.05.2025

NEW TECHNOLOGIES AND APPROACHES TO OIL AND GAS FIELD DEVELOPMENT

Original article

<https://doi.org/10.29222/ipng.2078-5712.2025.10>

Comparison of algorithms for forecasting effective thicknesses: Case study of a field of the Krasnoleninsky oil and gas area*

Ilyas R. Gelvanov , Vladislav I. Kuznetsov

Industrial University of Tyumen, 38 Volodarskogo St., Tyumen, 625000, Russia

Abstract. *Background.* Currently, when solving the tasks of exploration of territories, the possibility of using the 3D seismic survey method and modern interpretation of its results for increasing efficiency in the development of oil and gas fields is becoming increasingly important. There is a problem in the fields related to the forecast of promising zones of reservoir rock development based on borehole data and the results of interpretation of seismic exploration. *Objective.* To increase the reliability of the forecast of effective thicknesses in the studied area of the deposit. *Materials and methods.* The work uses the results of interpretation of borehole and seismic data, multiple regression methods, machine learning technologies and neural networks. *Results.* Several algorithms for obtaining predictive maps were compared. The comparison results were compared with the values of the borehole data, and the most reliable result was selected based on the correlation between the borehole data and the forecast map based on the root mean square error. *Conclusions.* The chosen approach made it possible to obtain a reliable and refined thickness forecasting result to increase the efficiency of field development. The obtained data are planned to be used in the further development of the field.

Keywords: Krasnoleninsky vault, Vikulov Formation, forecasting, neural networks, effective thicknesses, interpretation of seismic exploration, correlation, algorithm

Funding: the work received no funding.

For citation: Gelvanov I.R., Kuznetsov V.I. Comparison of algorithms for forecasting effective thicknesses: Case study of a field of the Krasnoleninsky oil and gas area. *Actual Problems of Oil and Gas*. 2025. <https://doi.org/10.29222/ipng.2078-5712.2025.10>

* The article is based on the report presented at the 14th International Well Test Forum “Modern Well Test Analysis and Reservoir Testing Methods for Improving the Efficiency of Oil and Gas Field Development”, 15–16 April 2024, Moscow Petroleum Institute, Well Test Club, Expocentre, Moscow, Russia.

 Ilyas R. Gelvanov, senior.gelvanov@yandex.ru

© Gelvanov I.R., Kuznetsov V.I., 2025



The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

Author contributions

Ilyas R. Gelvanov – conceptualization, formal analysis, software, visualization, writing – review & editing.

Vladislav I. Kuznetsov – methodology, project administration, supervision, writing – review & editing.

Conflict of interests

The authors declare no conflict of interests.

References

1. Belousov S.L., Nukalov E.N., Naumov A.N. Paleotectonic analysis of the Krasnoleninsky arch. *Neftyanoe khozyaystvo – Oil Industry*. 2012. No. 3. P. 17–19. (In Russ.).
2. Postnikov A.V., Postnikova O.V., Iz'yurova E.S. et al. Lithological characteristics and formation conditions of sediments of the Vikulov formation within the central part of the Krasnoleninsky arch of Western Siberia. *Georesursy*. 2024. Vol. 26, No. 3. P. 184–197. (In Russ.). <https://doi.org/10.18599/grs.2024.3.19>
3. Bembel S.R., Kobelev S.A., Bembel R.M., Gelvanov I.R. Comprehensive analysis of seismic survey materials, core and well logging data when clarifying the geological structure of the Vikulov formation deposits. *Neftyanoe khozyaystvo – Oil Industry*. 2023. No. 11. P. 68–72. (In Russ.). <https://doi.org/10.24887/0028-2448-2023-11-68-72>
4. Soloviev I.A., Klinshov V.V. Stability thresholds of attractors of the Hopfield network. *Izvestiya VUZ. Applied Nonlinear Dynamics*. 2023. Vol. 31, No. 1. P. 75–85. (In Russ.). <https://doi.org/10.18500/0869-6632-003028>
5. Beloshitsky A.V. The use of neural networks in choosing an effective option for organizing geophysical research of oil and gas wells. *Archivarius*. 2021. Vol. 7, No. 1(55). P. 53–56. (In Russ.).
6. Osborne E.A., Osborne I.E., Rodionov E.A., Shimelevich M.I. Application of neural networks in nonlinear inverse problems of geophysics. *Computational Mathematics and Mathematical Physics*. 2020. Vol. 60, No. 6. P. 1025–1036. <https://doi.org/10.1134/S096554252006007X>
7. Mikhaylova S.V. Seismic attribute analysis: An integrated approach at conceptual modeling. *PROneft. Professionally about Oil*. 2018. No. 2(8). P. 31–35. (In Russ.). <https://doi.org/10.24887/2587-7399-2018-2-31-35>
8. Priezzhev I.I., Osipenko R.S., Borovkova E.E., Petrenko E.N. The example of neural Kolmogorov networks in reservoir properties forecast within West Siberia Pokur suite. *Geofizika*. 2022. No. 1. P. 58–63. (In Russ.). <https://doi.org/10.34926/geo.2022.41.31.001>
9. Muratov M.V., Ryazanov V.V., Petrov I.B. Inverse problems of macrofracture formations exploration seismology solution with use of convolutional neural networks. *Radioelektronika. Nanosistemy. Informacionnye tehnologii*. 2020. Vol. 12, No. 2. P. 253–262. <https://doi.org/10.17725/rensit.2020.12.253>
10. Khusainov G.V., Kovalkova A.S. Kolmogorov neural networks in seismic exploration: Assessment of reservoir properties of clinoform deposits of Western Siberia. *Business Magazine Neftegaz.RU*. 2024. No. 12(156). P. 78–82. (In Russ.).

Information about the authors

Ilyas R. Gelvanov – Postgraduate, Industrial University of Tyumen, Tyumen, Russia; <https://orcid.org/0009-0008-4078-0108>; e-mail: senior.gelvanov@yandex.ru

Vladislav I. Kuznetsov – Dr. Sci. (Geol.-Min.), Professor, Industrial University of Tyumen, Tyumen, Russia; <https://orcid.org/0009-0004-3588-8879>; e-mail: vikuznetsov@novatek.ru

Received 13 January 2025

Accepted 21 May 2025