ISSN 2411-3336; e-ISSN 2541-9404

ЗАПИСКИ ГОРНОГО ИНСТИТУТА
Journal of Mining Institute
Сайт журнала: pmi.spmi.ru

Научная статья
Геотехнология и инженерная геология

Методологические аспекты комплексной обработки геолого-геофизических данных с элементами нейросетевого прогноза как основа модели коллектора в условиях малой разбуренности площади

О.В.Тюкавкина[1,2]✉, **И.С.Пермякова**[3], **И.Л.Капитонова**[4]

[1] *Российский государственный геологоразведочный университет имени Серго Орджоникидзе, Москва, Россия*
[2] *Институт проблем нефти и газа РАН, Москва, Россия*
[3] *Диалл Альянс, Сколково, Москва, Россия*
[4] *Российский университет дружбы народов имени Патриса Лумумбы, Москва, Россия*

***Как цитировать эту статью*:** Тюкавкина О.В., Пермякова И.С., Капитонова И.Л. Методологические аспекты комплексной обработки геолого-геофизических данных с элементами нейросетевого прогноза как основа модели коллектора в условиях малой разбуренности площади // Записки Горного института. 2026. Т. 279. С. 175-188. EDN YVJYUF

Аннотация
В ходе комплексной интерпретации геологических и сейсмических данных, полученных при исследованиях сложнопостроенных коллекторов месторождений Западной Сибири, рассмотрены методы и принципы обработки геолого-промысловой информации для применения нейросетевого прогноза пористости коллектора. Приведены результаты прогнозных кубов пористости для выявления коллекторов по данным обработки сейсмических, геофизических исследований скважин и геологических данных. В работе показан подход к оценке пористости коллектора, который при комплексной интерпретации геофизических исследований скважин и данных изменения плотности пласта-коллектора с применением методов синхронной сейсмической инверсии может быть использован для определения группы алгоритмов вероятностного подхода к выделению литотипов. По результатам применения интерактивных инструментов вероятностной интерпретации скважинных данных и 3D сейсморазведки даны прогноз и вероятностная оценка расположения коллектора с разной насыщенностью (водо-, газонасыщенность). Полученные результаты позволили обосновать наличие нефтегазонасыщенного песчаника в пределах исследуемого месторождения в изучаемом горизонте с вероятностью 50-95 %.

Ключевые слова
сейсмическая инверсия; коллектор; модуль Emerge; нейросетевой прогноз; геофизические исследования; AVO-анализ

Финансирование
Работа выполнена в рамках Государственного задания ИПНГ РАН по теме «Фундаментальный базис инновационных, цифровых технологий прогноза, поиска, разведки и освоения нефтегазовых ресурсов (фундаментальные, поисковые, прикладные, экономические и междисциплинарные исследования до 2030 года)», номер государственной регистрации 125021302095-2.

Поступила: 24.03.2025 ***Принята: 28.04.2026*** ***Онлайн: 03.07.2026*** ***Опубликована: 20.07.2026***

Введение

В настоящее время вопросы экономической эффективности геологоразведочных работ (ГРР) на месторождениях нефти и газа для опоискованных структур являются актуальными, так как одна из основных задач в условиях малой разбуренности – прогнозирование изменчивости фильтрационно-емкостных свойств (ФЕС) резервуаров и как следствие прогноз изменения продуктивности скважин, для которого требуется дифференциация коллекторов по литолого-петрографическому составу и ФЕС [1-3]. Сегодня большинство месторождений нефти Западной Сибири и других регионов РФ находится на завершающей стадии разработки, поэтому повышается значимость научно-практических направлений поисков новых залежей в труднодоступных регионах. Такие регионы характеризуются низкой разбуренностью структур, что влечет применение новых методов получения и обработки полевых исследований при постановке задач. Для оценки нефтегазоносности опоискованных структур требуется установление критериев на основе генезиса углеводородов на больших глубинах, современной интерпретации геофизических данных и обобщения литологических,

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0

биостратиграфических и геохимических исследований [4], а также установление факторов, контролирующих сохранение жидких и газообразных углеводородов на больших глубинах (4-5 км) [5].

При решении комплексных задач важно понимать, что простая интерполяция скважинных и сейсмических данных может приводить к серьезным ошибкам при подсчете запасов углеводородов. Возникает необходимость применения различных алгоритмов комплексирования геолого-промысловых данных для моделирования залежей углеводородов, в том числе посредством технологий искусственного интеллекта (ИИ). Эти задачи ежегодно рассматриваются в рамках старейшей конференции «Геомодель» (организатор – EAGE (Европейская ассоциация геоученых и инженеров), где в 2022-2024 гг. представлены работы Ю.П.Ампилова, И.И.Приезжева, Д.А.Данько и др., в которых показаны методы нейросетевого прогноза коллекторских свойств пластов на основе комплекса данных сейсморазведки, ГИС и петроупругого моделирования, лежащих в основе ранее опубликованных материалов [6]. Внедрение современных технологий использования и обучения ИИ для моделирования залежей углеводородов на основе комплексной интерпретации геологических (скважинных) и сейсмических данных существенно увеличивает шансы построения более точных как геологической, так и гидродинамической моделей, что в целом повышает качество разработки месторождений (залежей) нефти и газа.

Сегодня применяется множество методов и технологий, позволяющих прогнозировать нефтенасыщенность в межскважинном пространстве, однако в основном они базируются на классических подходах, например на использовании псевдоакустических скоростей (импедансов) и их комплексной интерпретации посредством эмпирических методов [7-9]. Необходимо отметить, что применение инновационных методов с использованием алгоритмов нейронных сетей, инверсии, построения моделей вероятностной стохастической интерполяции данных геофизических исследований скважин (ГИС) по вертикали и латерали будет иметь различную эффективность для разных условий в зависимости от сложности строения залежи ввиду малой разбуренности площади. Это остается одной из основных проблем выявления перспективных ловушек углеводородов для постановки первоочередного бурения. Важно провести достоверную оценку пространственного распределения свойств коллектора как фильтрационно-емкостных, литолого-петрографических, так и механических свойств пласта [10-12]. Для решения вопросов картирования зон коллекторов при комплексировании методов ГИС используются в основном статистические и аналитические (компонентный, факторный, многомерный регрессионный анализы) методы [13, 14], а также строятся модели резервуаров посредством применения алгоритмов нейронных сетей.

В статье представлено исследование обоснования алгоритма обработки геолого-геофизических данных в процессе моделирования коллекторов нефти в условиях малой разбуренности изучаемой площади с применением нейросетевого прогноза как экспресс-метода оценки пористости и нефтенасыщенности коллектора.

Учитывая необходимость анализа стандартных методик определения ФЕС коллекторов и применения различных алгоритмов для качественной обработки полученных данных, а также методик обучения ИИ для решения задач межскважинной интерпретации данных ГИС и определения нефтенасыщенных интервалов в пределах структур, перспективных для первоочередного разбуривания, выбрано месторождение в Западной Сибири (площадь примерно 1200 км^2). Количественные и качественные данные получены по четырем поисковым скважинам. Первые исследования представлены в работе [6], где отмечена необходимость определения «наличия статистических связей между сейсмическим атрибутом (атрибутами) и ФЕС пласта (например, коэффициентом пористости $К_п$), определенным по данным исследования керна и результатов интерпретации геофизических исследований скважин (РИГИС)».

Многие исследователи так же обосновывают необходимость комплексирования данных лабораторных исследований (в частности, пористости), данных ГИС, 2D и 3D сейсмики [15, 16]. После формирования локальной базы данных можно установить, что методы статистического анализа для резервуаров, характеризующихся высокой латеральной изменчивостью и наличием зон литологических замещений, не применимы. Число исходных данных (например, число пробуренных поисковых скважин на площади изучаемого месторождения) ограничено, основным источником информации в таком случае является 3D сейсморазведка (применение инверсии сейсмических данных в кубы параметров акустического и сдвигового импеданса), что отмечалось в работах [17, 18]. Данный аспект обсуждался и в рамках научно-практических конференций «Геомодель». Например,

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0

Д.А.Данько, И.И.Приезжев, И.О.Баюк, В.И.Рыжков в устных докладах в 2023 г. отмечали, что применение стандартных методик определения линейных связей с сейсмическими атрибутами, полученными на основе классических инверсионных построений, не позволяет достигать требуемой точности модели ФЕС геологических формаций. Поэтому моделирование резервуаров в пределах исследуемой малоразбуренной территории (отсутствует достаточное количество лабораторных данных по исследованию керна и РИГИС) и построение прогнозного куба-коллектора посредством стохастического распределения различных литотипов в объеме резервуара достаточно проблематичны.

При проведении исследований в условиях малой разбуренности площади (поисково-разведочный этап) остро стоит вопрос определения методик, позволяющих дополнить или модернизировать стандартные методики определения корреляционных связей между сейсмическими атрибутами и петрофизическими свойствами, которые, как правило, имеют значительную ошибку при прогнозировании ФЕС в межскважинном пространстве.

Материалы и методы

В работе по результатам изучения технологий с элементами внедрения ИИ и применения современных алгоритмов машинного обучения [19-22] представлен пример комплексной обработки результатов ГИС и данных 3D сейсморазведки для выявления неопределенностей, характеризующих зоны наличия или отсутствия коллектора. Исследование проводилось в три этапа, каждый из которых продолжал предыдущий: I этап – ранжирование объектов исследований на основании применения многоатрибутного анализа (обоснование выбора месторождения, формирование первичной локальной базы данных, ранжирование объектов по отношению скоростей продольных и поперечных волн от фоновых значений, характерных для водонасыщенных пород (AVO-анализ, параметр насыщенности – Fluid Factor) и результатов ГИС; II этап – проведение эмпирической обработки данных ФЕС (коэффициента пористости, полученного по результатам ГИС и исследованиям керна) и данных 3D сейсморазведки; III этап – обучение нейронных сетей для прогноза коллектора.

Для структур, разбуренных небольшим количеством скважин, использован метод построения прогнозного куба коэффициентов пористости и насыщенности целевых интервалов посредством комплексной интерпретации данных ГИС и сейсморазведки в модуле Emerge компании CGG программного пакета HampsonRussell. На основе применения интерактивного инструмента FFP (Facies and Fluids Probabilities) на схеме представлены основные этапы вероятностной интерпретации скважинных данных и 3D сейсморазведки, дан прогноз и вероятностная оценка расположения песчаника с разной насыщенностью (водо-, газонасыщенность), также спрогнозированы участки расположения глин. Результаты позволили обосновать наличие нефтегазонасыщенного песчаника в пределах исследуемого месторождения в изучаемом горизонте с вероятностью от 50 % и на отдельных участках до 95 %.

Для выбора методов и принципов комплексной обработки данных, необходимых для применения нейросетевого прогноза, следует рассмотреть теорию вопроса и классические подходы к решению задачи, которые будут основой для формирования обучающей выборки и алгоритмов обучения. Применяются разные подходы, например алгоритм обучения на основе отбора и оценки условий для эффективного повышения нефтеотдачи пластов на трудноизвлекаемых высокообводненных месторождениях [23]; анализ линейной регрессии методов машинного обучения при установлении связей геофизических параметров и коэффициента Пуассона [24]; нейросетевая технология управления добычей нефти [25]; гидродинамическое моделирование [26] с учетом разных подходов к оценке геомеханического состояния коллектора [27] и др. К примеру, известно, что путем сопоставлений пористости коллектора, насыщенного нефтью, газом и водой, используя данные акустического импеданса, можно определить их объемную плотность. Эффективность такого разделения зависит от пористости и плотности флюида, но при определении пористости по данным геофизических исследований скважин влияние плотности флюида часто отсутствует, обычно либо из-за замещения начального флюида фильтратом бурового раствора, либо благодаря применению специальных методик, исключающих это влияние. Это значит, что даже при постоянной пористости коллектор может иметь разные сейсмические характеристики, зависящие от типа насыщения, что должно учитываться при построении скоростных моделей [28] и интерпретации данных AVO-анализа.

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0

Записки Горного института. *2026. Т. 279. С. 175-188*
© О.В.Тюкавкина, И.С.Пермякова, И.Л.Капитонова, 2026

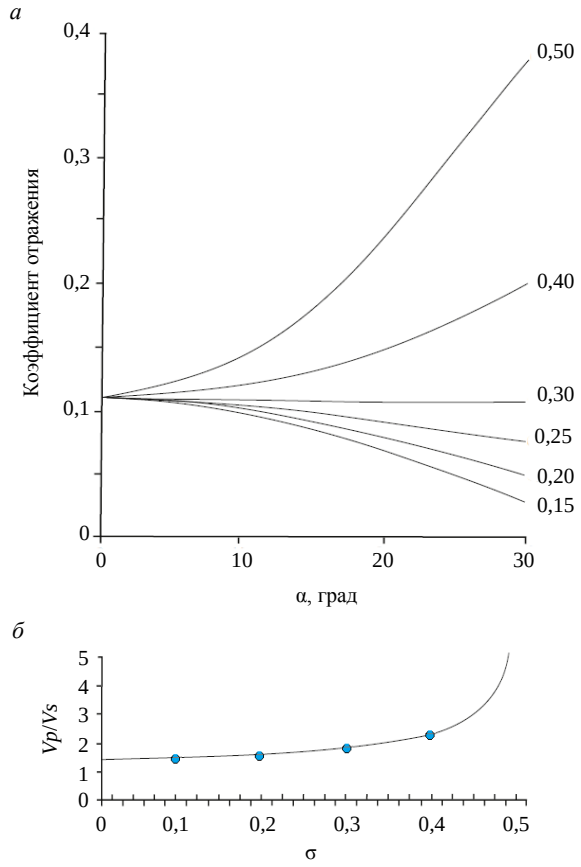


Рис.1. Основные параметры моделирования границы раздела сред: *а* – графики зависимости коэффициента отражения Р-волны от угла падения для моделей при $Vp_2/Vp_1 = 1{,}25$; $Vp_1/Vs_1 = 1{,}73$ (или $\sigma = 0{,}25$), $\rho_2/\rho_1 = 1$ (Coefoed, 1955); *б* – связь коэффициента Пуассона σ с отношением скоростей *Vp*/*Vs*

На II этапе исследований также рассмотрена возможность модифицирования аппроксимации Аки – Ричардса для применения метода AVO-анализа и установления зон с разной насыщенностью (нефть, газ, вода).

Учитывая, что на плотность породы влияет наличие в поровом пространстве флюида с различной плотностью, одним из видов преобразования сейсмических данных принят метод AVO-анализа (Amplitude Variation with Offset), который заключается в изучении зависимости амплитуд отраженной волны от удаления и был рассмотрен в работах Ostrander, 1982; Hilterman, 2001. В его основе лежат два положения: первое свидетельствует о том, что одни и те же породы характеризуются различными значениями скоростей распространения продольных *Vp* и поперечных *Vs* волн в зависимости от типа флюида, насыщающего породу (газ, вода, нефть); второе о том, что если граница раздела двух упругих однородных и изотропных сред плоская, то коэффициент отражения плоской гармонической во времени продольной волны является функцией четырех относительных величин ρ_2/ρ_1, Vp_2/Vp_1, Vp_2/Vs_2, Vp_1/Vs_1, где ρ_1, ρ_2 – плотности среды, из которой падает плоская волна, и среды, на которую падает волна; Vp_1, Vp_2 – скорости продольных волн; Vs_1, Vs_2 – скорости поперечных волн, связанные зависимостью $R = f(Vp, Vs, \rho, \alpha)$. Среды отличаются только величиной скачка *Vp*/*Vs* на границе (рис.1, *а*).

Аппроксимация уравнения Цеппритца – аппроксимация Шуе, является модифицированной версией аппроксимации Аки – Ричардса. Двухчленная аппроксимация Шуе – перестановка членов в уравнении Аки – Ричардса и получение классической трехчленной AVO-аппроксимации коэффициента отражения:

$$R(\theta) = R_0 + G\sin^2\theta + C\sin^2\theta \cdot \mathrm{tg}^2\theta,$$

где R_0 – коэффициент отражения Р-волны при нормальном падении; θ – угол падения; *G* – градиент, характеризующий коэффициент отражения при наклонном падении, главным образом в диапазоне углов 0-30°; *C* – кривизна, коэффициент, который приобретает существенное значение при углах падения, превышающих 30°.

Учитывая, что $\mathrm{tg}^2\theta - \sin^2\theta = \mathrm{tg}^2\theta \cdot \sin^2\theta$,

$$R_0 = \frac{1}{2}\left(\frac{\Delta\rho}{\rho} + \frac{\Delta Vp}{Vp}\right);$$

$$G = \frac{1}{2}\frac{\Delta Vp}{Vp} - 4\frac{Vs^2}{Vp^2}\left(\frac{1}{2}\frac{\Delta\rho}{\rho} + \frac{\Delta Vs}{Vs}\right);$$

$$C = \frac{1}{2}\frac{\Delta Vp}{Vp}.$$

Следовательно, при нормальном падении градиент равен нулю и коэффициент отражения зависит только от контраста акустических импедансов.

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0

С увеличением угла падения растет и вклад градиента, который зависит от скорости не только продольных, но и поперечных волн. Поэтому было принято решение рассмотреть связи между отношением *Vp*/*Vs* (аппроксимации Аки – Ричардса и Шуе) с коэффициентом Пуассона:

$$\sigma = -\frac{\varepsilon_{yi}}{\varepsilon_{xi}} = -\frac{\varepsilon_{ii}}{\varepsilon_{xi}},$$

где ε_{ii} – относительные изменения длины тела в направлении *i*-й оси (нормальные деформации).

Коэффициент Пуассона связан с отношением скоростей *Vp*/*Vs* следующим образом (рис.1, *б*):

$$\sigma = \frac{\frac{1}{2}\left(\frac{Vp}{Vs}\right)^2 - 1}{\left(\frac{Vp}{Vs}\right)^2 - 1};$$

$$\frac{Vs^2}{Vp^2} = \frac{1}{2}\left(\frac{1-2\sigma}{1-\sigma}\right),$$

если $\sigma = 0$, то $Vp/Vs = \sqrt{2}$; если $\sigma = 0{,}1$, то $Vp/Vs = 1{,}5$ (газонасыщенная порода); если $\sigma = 0{,}33\ldots$, то $Vp/Vs = 2$ (водонасыщенная порода); если $\sigma = 0{,}5$, то $Vp/Vs = \infty$ (жидкость).

На основе эмпирических алгоритмов (методов) выполнения классических расчетов появляются возможности формирования локальной базы данных, проведения предварительной обработки данных и создания выборки для применения нелинейного прогноза коллекторских свойств в межскважинном пространстве по результатам как классических методик, так и алгоритмов выявления неопределенностей. Для прогноза коллектора и выявления неопределенностей в условиях малой разбуренности площади месторождения с математических позиций необходимо использовать методы Ю.П.Ампилова («Сейсмическая интерпретация: опыт и проблемы»), предложенные еще в 2004 г. Также рассматривались методы Hampson и др., 2001 г. («Use of multiattribute transforms to predict log properties from seismic data»). Прогноз дается, минуя определение физической модели, связывающей искомые параметры геологической среды в единичных скважинах (т.е. малой разбуренности площади), и зарегистрированного сейсмического волнового поля. Вместо этого проводится выявление между ними корреляционных зависимостей, проявляющихся в полученных значениях различных динамических атрибутов сейсмозаписи. Обратный оператор L^{-1} заменяется некоторой (при нейросетевом подходе – нелинейной) переходной функцией сейсмических атрибутов, «обученной» на скважинных данных и описывающей обнаруженные закономерности. В этом случае в условиях малой разбуренности месторождения анализ неопределенностей дает возможность сделать наиболее качественную оценку объема залежей углеводородов и оказывает значительное влияние на эффективность работ по заложению поисково-разведочных скважин в пределах новых структур.

Результаты исследований

В период III этапа обоснованы и предложены методологические аспекты комплексной обработки геолого-геофизических данных, установленные с опорой на положения 1 и 2 метода AVO-анализа, а также обработанные фактические данные. Результатом планировалось получить прогнозные кубы распространения коллекторов по качественным и количественным характеристикам граничных значений коэффициентов пористости $К_п$ и нефтенасыщенности $К_н$. Алгоритм обработки данных включал:

• выборку скважин для анализа с учетом оценки по кубу свойств с введенной статикой на рельеф для корректировки границ аномалий типа «залежь» (АТЗ);

• обработку суммарного разреза 2D сейсмики с применением методики многократных перекрытий (ММП);

• построение прогнозных кубов пористости коллектора на основе обработки данных параметров кубов *P*-импеданса, *Vp*/*Vs* и сейсмического куба после глубинной миграции с учетом данных ГИС после петроупругого моделирования для нейросетевого прогноза коллектора.

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0

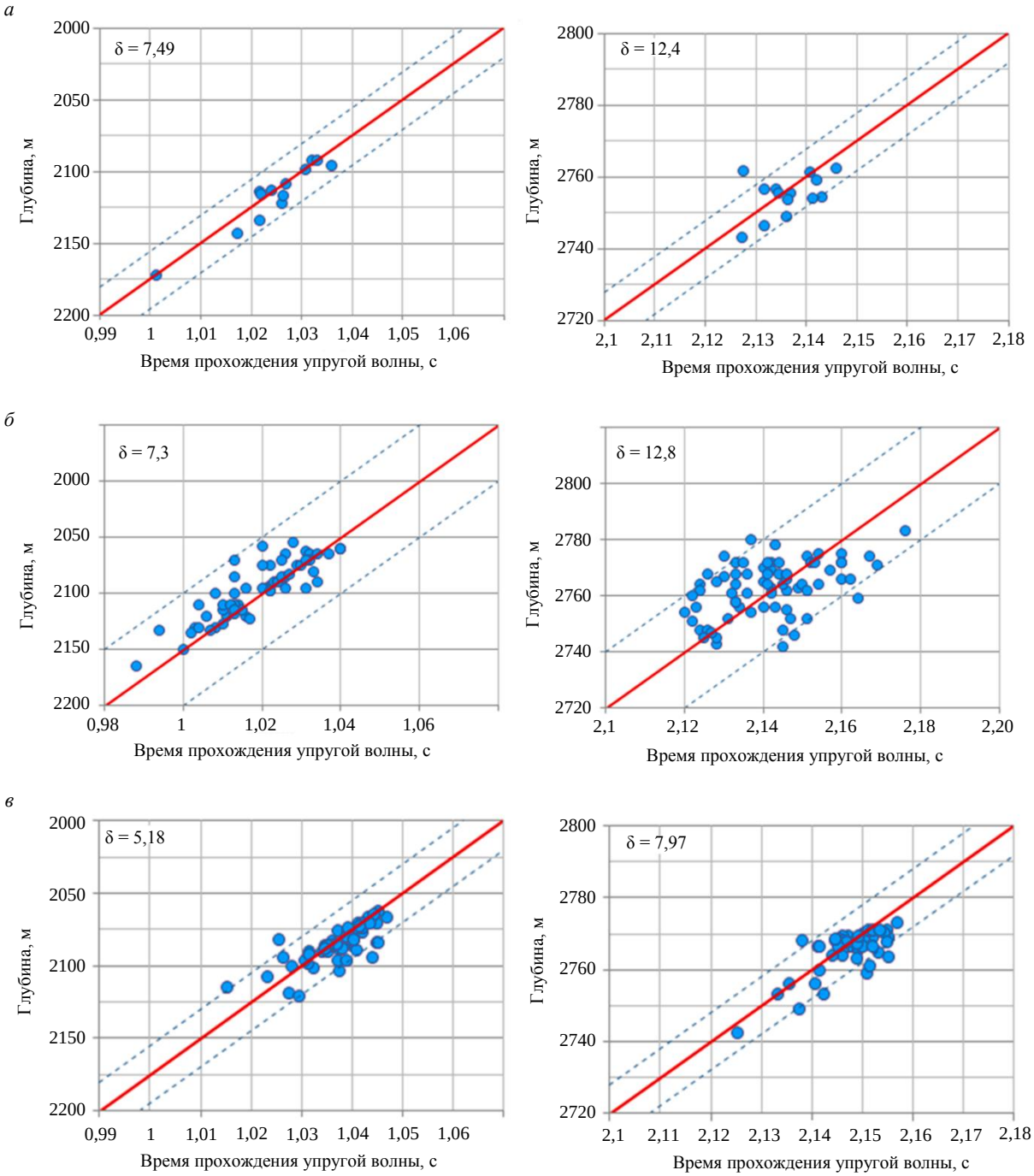


Рис.2. Обработка данных по кубу свойств для корректировки положения границ отражающего горизонта: *а* – оценка по кубу свойств с введением статической поправки на рельеф; *б* – оценка с введением статической поправки методом ЗМС; *в* – оценка с введением статической поправки методами ЗМС и ММП

Результаты для снятия неопределенностей, связанных с изменением рельефа, получены методом зоны малых скоростей (ЗМС). Для дальнейшего обучения нейросети сформирована выборка скважин с учетом оценки по кубу свойств с введенной статической поправкой на рельеф, где стандартные отклонения δ для разных интервалов исследований составили 7,49 для глубин пластов группы АС и 12,4 для глубин интервалов пластов группы ЮС (рис.2, *а*).

Если при оценке кубов свойств ввести статику методом ЗМС, то стандартные отклонения на рельеф для разных интервалов исследований изменятся и составят 7,3 для глубин пластов группы АС и 12,8 для глубин интервалов пластов группы ЮС (рис.2, *б*). При оценке свойств куба коллектора с введением статики методами ЗМС и ММП стандартные отклонения на рельеф для

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0

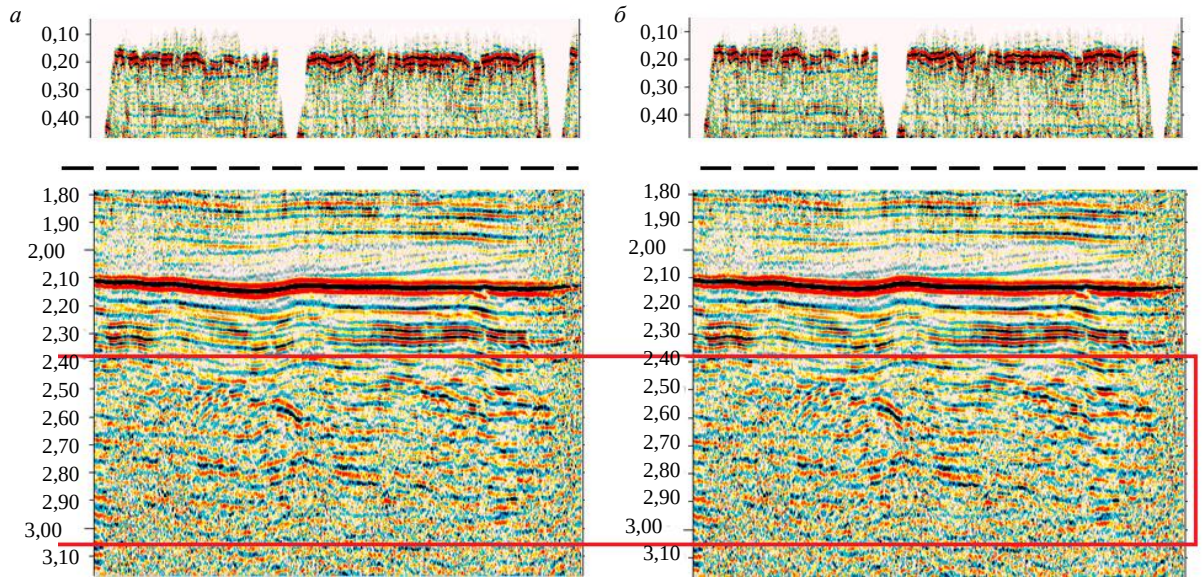


Рис.3. Фрагмент суммарного разреза до (*а*) и после (*б*) учета поправок ММП, линия 15-8

интервалов исследований кратно уменьшатся и составят 5,18 для глубин пластов группы АС и 7,97 для глубин интервалов пластов группы ЮС (рис.2, *в*).

Приведенный пример демонстрирует изменение количества неопределенностей при предварительной обработке данных посредством применения различных алгоритмов обработки.

Результатом применения ММП является построенный суммарный разрез отложений с учетом поправок на ММП (рис.3).

В ходе применения технологии упругой инверсии для исследования АТЗ решались задачи интерпретации корреляционных зависимостей: акустическая жесткость – пористость (нефте-, газо-, водонасыщенность) и др. Построены кросс-плоты связей пористости и акустической жесткости (АИ), данные получены в период полевых работ по результатам 3D сейсморазведки и ГИС. Кросс-плоты и уравнение регрессии обеспечили трехмерную интерполяцию данных параметров в межскважинном пространстве и позволили выделить и закартировать интервалы с повышенной пористостью. С помощью AVO-анализа получена информация изменения скоростей, частот, которая дала понимание о литологии, пористости и насыщенности. Также проведена обработка в трехмерной системе координат плюс координата удаления регистрирующих приемников относительно источника. Такой подход позволил фиксировать отражения от границ при разных углах падения. Поэтому, кроме временного разреза общей глубинной точки, получены и характеристики волн – R_0-разрез отраженных волн на нулевом удалении как проекция амплитуд на пересечение с осью нулевого удаления (или падения волны на границу по нормали); G-разрез градиентов амплитуд как коэффициент кривизны изменения амплитуд с удалением.

Для обучения нейросети построены кросс-плоты распределения R_0/G в точках скважин в интервале от –3 до +6 мс для интервалов исследуемых пластов (рис.4, *а*). Для выделения границ АТЗ проведен анализ амплитуд в точках скважин посредством статистической обработки полученных сейсмотрасс (рис.4, *б*). По результатам совместного анализа скважинных данных и AVO-характеристик сейсмических данных, показано наличие зон однотипных коллекторов и отсутствие зон различных типов насыщения, что свидетельствует об однотипном литолого-петрографическом составе коллекторов с однотипным насыщением – нефть (рис.4, *в*).

Установлены толщина водонасыщенной части коллектора (в скважинах 2 и 6 отсутствовали результаты ГИС) $H_в$ = 14,28 м (скв. 1); толщина нефтенасыщенной части коллектора $H_н$ = 5,9 м (скв. 2), $H_н$ = 9,95 м (скв. 3), $H_н$ = 12,69 м (скв. 4), $H_в$ = 18,1 м (скв. 5), $H_в$ = 7, 89 м (скв. 6). Изучив данные AVO-анализа, можно дать прогноз месторасположения зон, различных по физическим свойствам, связанным с наличием углеводородов.

Успешность проведения прогноза зависит от обработки сейсмических данных, которые должны удовлетворять определенные требования, а методика полевых сейсморазведочных работ должна обеспечивать равномерность распределения сейсмотрасс и давать возможность использовать

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0

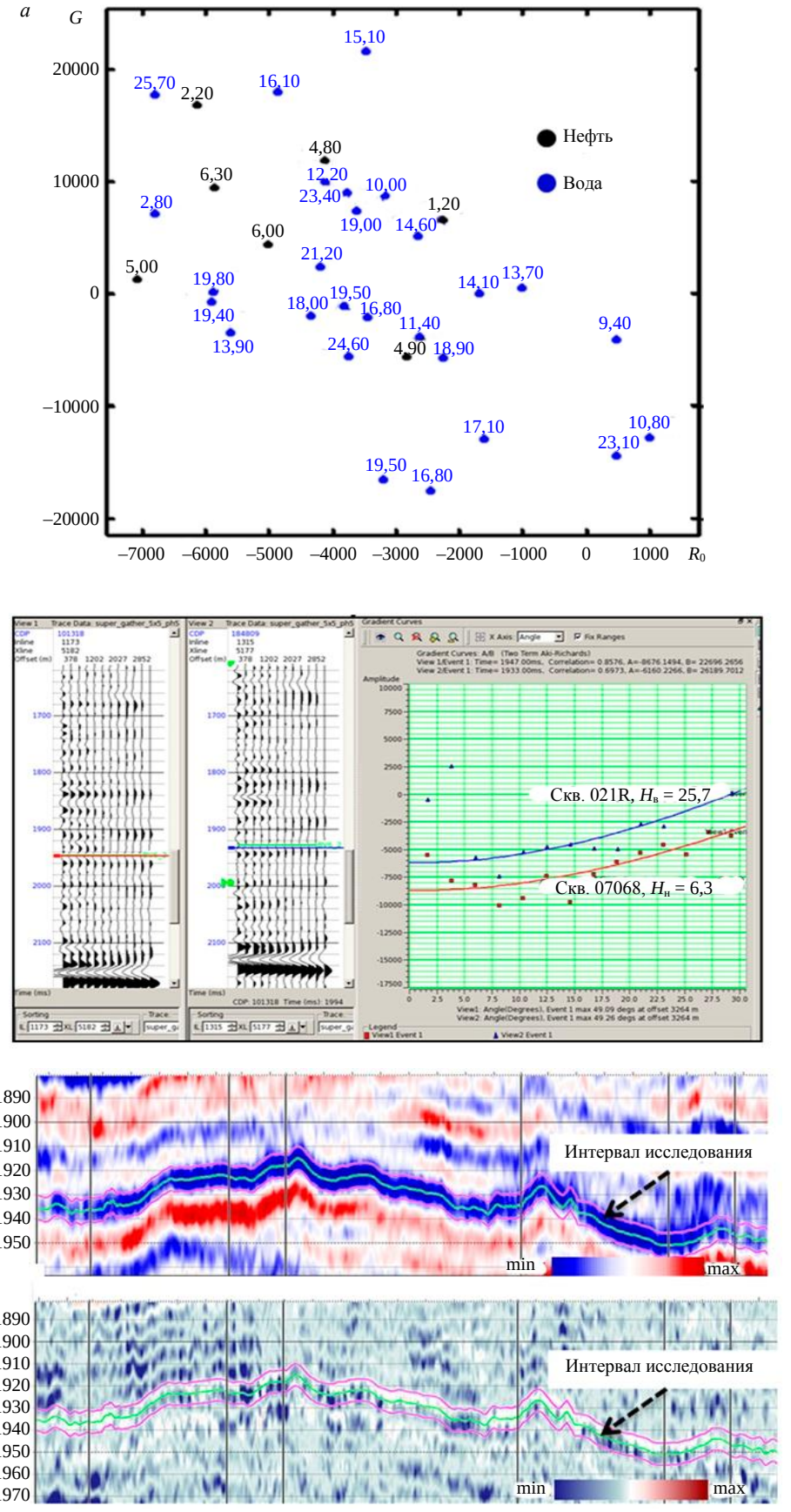


Рис.4. Исследования АТЗ: *а* – кросс-плот распределения R_0/G в точках скважин в интервале от –3 до +6 мс; *б* – анализ амплитуд в точках скважин посредством статистической обработки полученных сейсмотрасс; *в* – комплексирование скважинных данных и данных AVO-анализа, установление водо-нефтенасыщенных интервалов (наверху), построение разреза с применением атрибута Product (внизу)

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0

максимальные углы падения на угловых сейсмограммах (не ниже 25°) во всем временном интервале анализа. Особенно сложной и многоступенчатой будет обработка глубокозалегающих отложений, для Западной Сибири это безусловно юрские и доюрские нефтегазоносные комплексы, где при подборе алгоритмов обработки данных необходимо так же учитывать зоны аномальных температур и давлений [29, 30]; наличие трудноизвлекаемых запасов [31]; корректность ГИС в глубоких и сверхглубоких скважинах [32]; наличие асфальто-смолистых отложений, процессы их преобразования [33, 34] и др.

Результаты и обсуждение метода прогнозных кубов коллектора на основе AVO-анализа и параметра насыщенности Fluid Factor с учетом нейросетевого прогноза коллектора. На I этапе выполнения работы использованы алгоритмы вероятностного стохастического распределения петрофизических параметров в пространстве, при этом сейсмические данные не учитывались. На основе построения кросс-плотов и эмпирической обработки данных $К_п$ и $К_{п.ГИС}$ с учетом только геофизических и лабораторных исследований выделялись литотипы пород и определялись ФЕС, насыщение пород. Интерпретация AVO-атрибутов в количественных параметрах среды возможна лишь с применением обычных эмпирических зависимостей при калибровке скважин.

По результатам стандартных исследований керна установлены: пористость, проницаемость, водо- и нефтенасыщенность. Получены числовые значения $К_п$, $К_{пр}$, $К_в$, $К_н$ соответственно. На I этапе построена объемная минеральная петроупругая модель и установлены петрофизические характеристики изучаемого разреза. Лабораторные исследования керна на изучаемой территории проводились по керну из четырех скважин, которые и принимались для расчета граничных значений «коллектор – неколлектор» по продуктивному горизонту меловых отложений.

Для повышения качества интерпретации сейсмических трендов в условиях малой разбуренности изучаемого месторождения установлено, что построение корреляционных зависимостей типа «сейсмика – плотность по ГИС» наиболее предпочтительно, а также дает хорошую основу для построения куба плотности. Использование объемной плотности, полученной по результатам синхронной инверсии при прогнозе пористости, будет более точным, так как восстановление в результате синхронной инверсии значений объемной плотности, скоростей продольных и поперечных волн по сейсмическим данным позволяет выполнить количественный (сложность строения коллектора, обусловленная частым переслаиванием) и качественный (насыщение нефте-, газо-, водоносным флюидом) прогнозы коллекторских свойств.

Так как разбуренность исследуемой территории незначительна (лицензионный участок в пределах Нижневартовского свода), принято решение дать прогноз параметра пористости (прогноз коллектора) с помощью анализа синхронной инверсии сейсмических данных на основе параметра насыщенности Fluid Factor и провести обучение нейронных сетей прогнозу коллектора в условиях неопределенностей, возникающих в результате малой разбуренности площади.

Нейронные сети использованы для выделения целевых интервалов разреза посредством построения прогнозных кубов пористости и насыщенности. Применялись математические алгоритмы с учетом данных сейсмической инверсии, которые отражают методику прогноза литолого-петрографических параметров и ФЕС для комплексной интерпретации разреза скважин.

Прогноз выполнялся в модуле Emerge программного пакета HampsonRussell, разработанного компанией CGG, и обрабатывался с помощью нейросети после проведения мультиатрибутного статистического анализа и установления корреляционных связей между ГИС и лабораторными данными на основе геолого-промыслового материала четырех скважин. Это позволило выбрать оптимальные шесть атрибутов для обучения нейросети с целью построения вероятностного куба пористости. Принцип работы с нейронной сетью приведен в работе [6].

Для обучения алгоритмов нейросети использовались геолого-промысловые данные четырех скважин: соотношение *Vp*/*Vs*; *P*-импеданс; сейсмический куб после глубинной миграции (куб коэффициентов пористости с учетом граничных значений $К_п$ путем подбора оптимальных атрибутов для обучения нейронной сети посредством комбинации атрибутов с наименьшей ошибкой); сопоставление параметров ГИС с лабораторными результатами петроупругих свойств пород. Для использования нейронных сетей проведен мультиатрибутный анализ (использована обработка данных по четырем скважинам) с выборкой шести атрибутов: значения АИ, м/с; значения АИ при соотношении *Vp*/*Vs*; определение пористости по данным керна; определение пористости по данным

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0

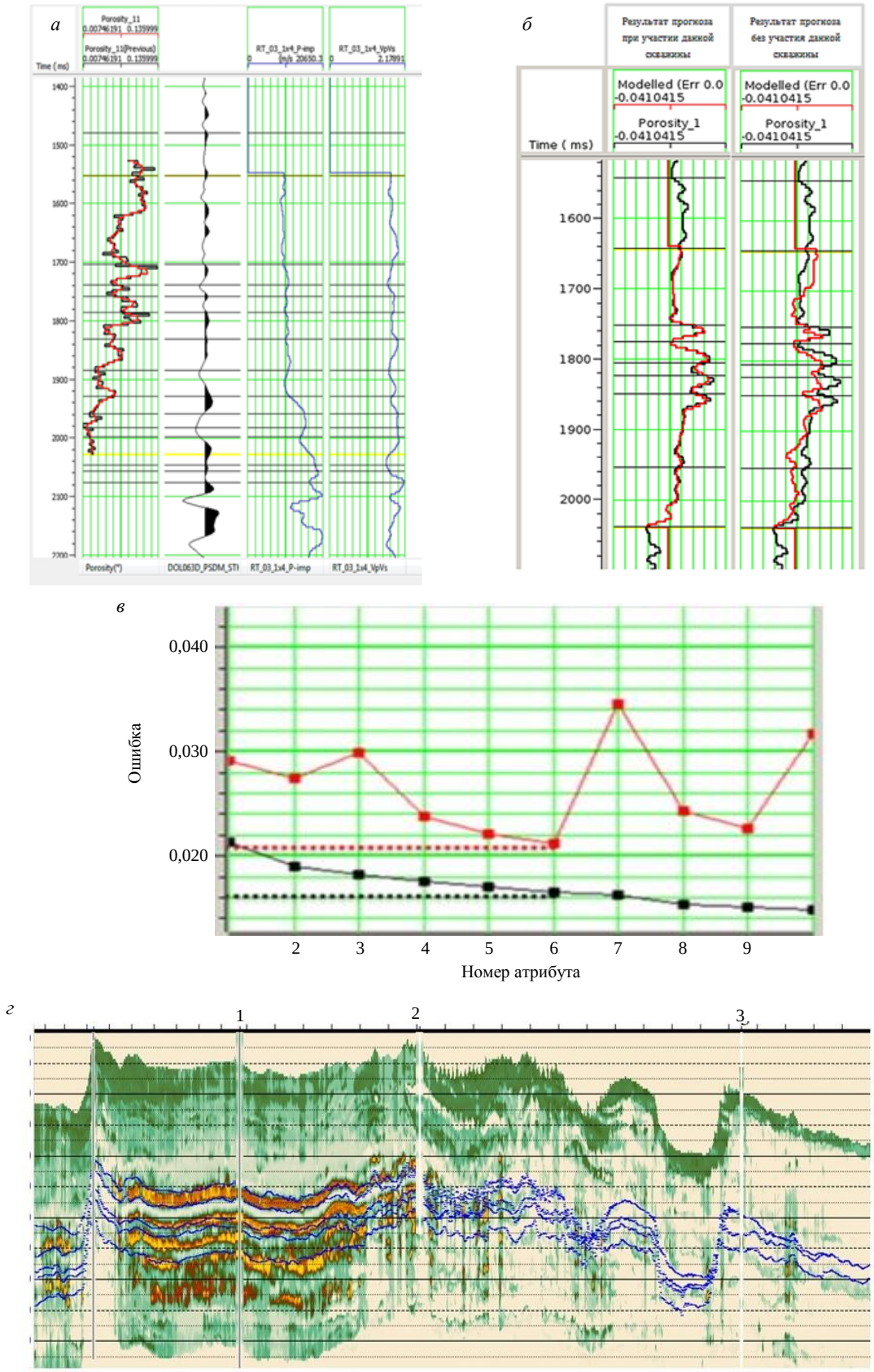


Рис.5. Основные атрибуты для обучения нейронной сети и итоговый куб пористости: *а* – входные данные (значения акустической жесткости (АИ), м/с; значения АИ *Vp*/*Vs*; определение пористости по данным керна и после петроупругого моделирования); *б* – результат прогноза кривой пористости; *в* – график ошибки в скважинах при использовании различного числа атрибутов (черная линия – при участии в анализе всех скважин, красная – при валидации); *г* – итоговый разрез куба пористости, полученный с использованием нейросетевого прогноза по линии скважин 1-3. Параметр – АИ

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0

петроупругого моделирования; определение пористости по данным керна и ГИС; определение пористости по данным петроупругого моделирования и ГИС (количественные критерии установлены по данным графиков средних отклонений).

Для обучения нейронных сетей по результатам мультиатрибутного анализа на основании построения графиков средних отклонений параметров выбрано шесть атрибутов, при этом число операций подбора атрибутов варьировалось наименьшей ошибкой при валидации данных (рис.5, *а*, *в*).

Получены синтезированные с помощью нейросети кривые каротажей, которые сравнивались с исходными кривыми. Коэффициент корреляции при использовании всех скважин составил 0,98 (средняя ошибка 0,006), при проведении кросс-валидации средняя ошибка равна 0,029 при участии всех скважин и 0,021 после валидации данных. По итогам предварительных эмпирических и аналитических данных выделен оптимальный комплекс атрибутов (рис.5, *б*), проведено обучение нейронных сетей и выполнено построение итогового прогнозного куба пористости для целевых интервалов исследуемого месторождения (рис.5, *г*).

Смоделированный нейросетью прогнозный куб пористости с привлечением сейсмических данных использован в качестве тренда для построения куба литологии и дает более четкую картину при определении мест заложения следующих поисковых скважин. Для более точного прогноза пористости рекомендуется по граничным условиям выделять интервалы неопределенности. Результаты получены по новому лицензионному участку с ограниченным числом скважин (шесть скважин, в двух из которых отсутствовали данные ГИС, поэтому исследование проводилось по данным четырех скважин). Исследуемый лицензионный участок не разбурен эксплуатационной сеткой скважин. Контроль качества скважинных данных с интервалами, выделяющий каверны, рекомендуется проводить, как показано на рис.6.

Куб литологии построен с применением установленных алгоритмов и рассчитан посредством нейронных сетей с учетом ранее полученных данных сейсмической интерпретации. Установлено, что прогнозный куб пористости имеет высокую разрешенность (значительно выше, чем у сейсмических кубов). Граничные значения пористости, полученные при проведении петрофизических исследований, использованы для выделения границ коллекторов. Параллельно выполнялась синхронная инверсия в программном комплексе Jason, использован вероятностный подход для обоснования и выделения границ «коллектор – неколлектор». Для решения этой задачи применен алгоритм FFP (рис.7).

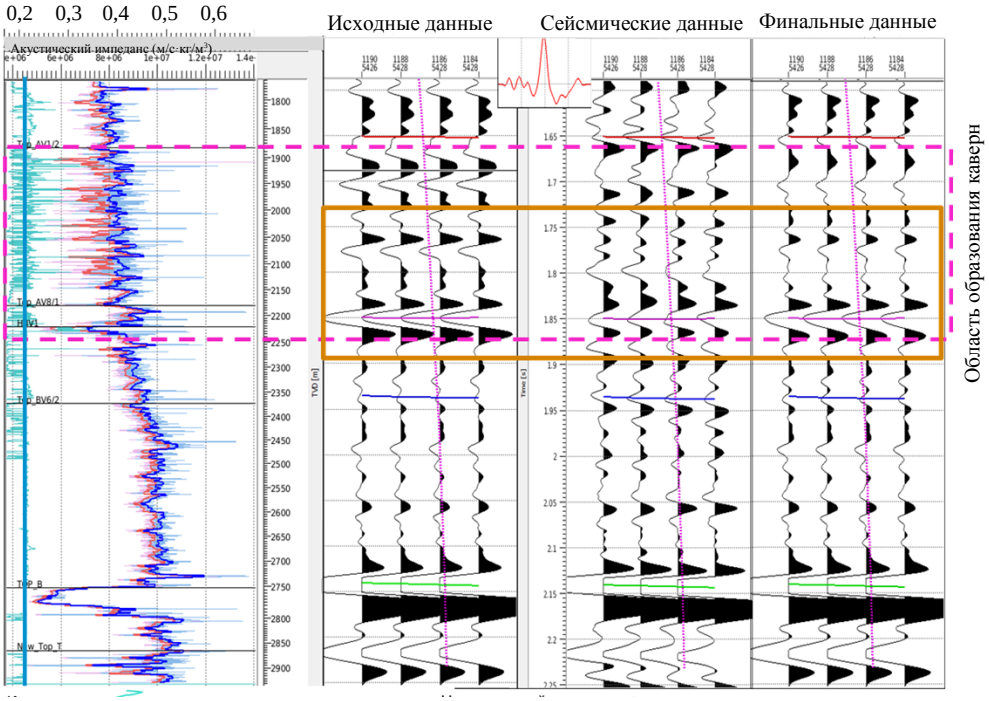


Рис.6. Контроль качества скважинных данных

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0

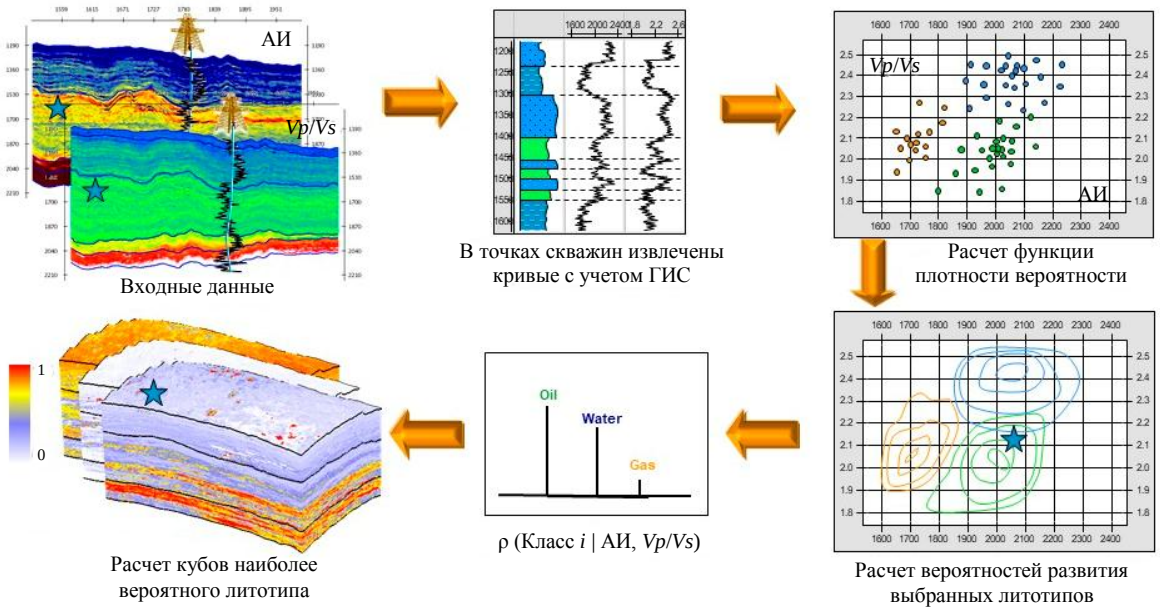


Рис.7. Схема обработки данных (CGG) с помощью интерактивного инструмента FFP

Можно отметить, что недостатком использования нейросети для объектов, заданных эмпирическими данными, является сложность алгоритмов выбора структуры сетки и размерность вектора переменных целевой функции, поэтому в модуле Emerge разработанный алгоритм построения модели нейронной сетью основан на кластерных вычислениях и подсчете сделанных мультипликативных и аддитивных операций для последовательных и параллельных алгоритмов обучения с оценкой их эффективности.

Полученный прогноз необходимо рассматривать только на качественном уровне, так как в поле упругих параметров наблюдается слабовыраженное разделение по типам «коллектор – неколлектор» и нефтенасыщенные коллекторы не отделяются от водонасыщенных. Недостатком данного метода можно считать наличие зон переслаивания (тонкие глинистые пропластки), что при дискретизации сейсмической записи не позволяет выделить такие зоны. Также в силу малой разбуренности месторождения выборка данных ограничена. Из куба наиболее вероятного типа «коллектор» рассчитываются карты временных толщин коллектора. Пласты, имеющие повышенную мощность в разрезе АИ, отображаются как зоны с пониженной акустической жесткостью. Зонам с высоким значением импеданса соответствуют более низкие значения эффективной мощности.

Заключение

Сегодня ГРР остаются одним из этапов, требующих серьезных капиталовложений и представляющих работы, связанные с серьезными инвестиционными рисками нефтяных компаний, так как простая интерполяция геолого-промысловых и геофизических данных приводит к упрощенному моделированию ловушек и может повлечь ошибки как при ГРР, так и при разработке залежей углеводородов.

По результатам проведенных работ предложен трехэтапный алгоритм: I – применение вероятностного стохастического распределения петрофизических параметров в пространстве; II – прогнозирование параметра пористости на основе применения AVO-анализа (с учетом аппроксимации Аки – Ричардса, Шуе и включения в алгоритм обработки данных с коэффициентом Пуассона); позволило провести обучение нейронных сетей для прогноза коллекторов, дополнительно с помощью синхронной инверсии сейсмических данных (используя параметр насыщенности Fluid Factor) обосновать участки водо-нефте-газонасыщенности; III – обработка данных и сопоставление параметров ГИС с результатами петроупругого моделирования.

Произведены обработка данных *Vp*/*Vs*, *P*-импеданса и сейсмического куба после глубинной миграции; сопоставление параметров ГИС с результатами петроупругого моделирования. Для использования нейронных сетей проведен мультиатрибутный анализ (обработка данных по четырем скважинам) с выборкой шести атрибутов: значение АИ; значение АИ при соотношении *Vp*/*Vs*;

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0

определение пористости по данным керна; определение пористости по данным петроупругого моделирования; определение пористости по данным керна и ГИС; определение пористости по данным петроупругого моделирования и ГИС (количественные критерии установлены по данным графиков средних отклонений).

Результаты представленных исследований не являются окончательными, для дальнейших работ планируется выделить четкие стадии обработки данных с учетом новых параметров, полученных по вновь разбуренным скважинам; повторить алгоритм, а уже исследованные скважины принять как не участвующие в обучении и нейросетевом прогнозе, при этом расчет коэффициента корреляции провести для новых выбранных зависимостей по результатам каждого этапа.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Kochnev A., Galkin S., Krivoshchekov S. et al.* Application of Machine Learning Algorithms to Predict the Effectiveness of Radial Jet Drilling Technology in Various Geological Conditions // Applied Sciences. 2021. Vol. 11. Iss. 10. № 4487. DOI: 10.3390/app11104487

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

3. *Петраков Д.Г., Пеньков Г.М., Золотухин А.Б.* Экспериментальное исследование влияния горного давления на проницаемость песчаника // Записки Горного института. 2022. Т. 254. С. 244-251. DOI: 10.31897/PMI.2022.24

4. *Конторович А.Э., Буриштейн Л.М., Губин И.А. и др.* Глубокопогруженные нефтегазовые системы нижнего палеозоя на востоке Сибирской платформы: геолого-геофизическая характеристика, оценка ресурсов углеводородов // Записки Горного института. 2024. Т. 269. С. 721-737.

5. *Прищепа О.М., Луцкий Д.С., Киреев С.Б., Синица Н.В.* Термодинамическое моделирование как основа прогноза фазовых состояний углеводородных флюидов на больших и сверхбольших глубинах // Записки Горного института. 2024. Т. 269. С. 815-832.

6. *Ананьев В.В., Барков А.Ю., Тюкавкина О.В. и др.* Методологические основы комплексной интерпретации геологических и сейсмических данных при прогнозировании коллектора в условиях неопределенностей // Геофизика. 2024. № 3. С. 39-45. DOI: 10.34926/geo.2024.79.94.005

7. *Белозеров В.Б., Коровин М.О.* Структурно-тектонические особенности строения и нефтегазоносность пласта M_1 отложений палеозойского фундамента Арчинской площади (Западная Сибирь) // Записки Горного института. 2024. Т. 268. С. 520-534.

8. *Губин И.А., Конторович А.Э., Коровников И.В., Парфенова Т.М.* Строение кембрийских отложений Вилюйской гемисинеклизы по результатам комплексного анализа данных бурения и сейсморазведки // Геология и геофизика. 2021. Т. 62. № 8. С. 1115-1131. DOI: 10.15372/GiG2021117

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

10. *Лапковский В.В., Конторович В.А., Канакова К.И. и др.* Оценка пространственного распределения петрофизических свойств осадочных толщ многомерными сплайнами // Георесурсы. 2024. Т. 26. № 3. С. 175-183. DOI: 10.18599/grs.2024.3.18

11. *Zhengjun Yu, Youzhuang Sun, Junhua Zhang et al.* Gated recurrent unit neural network (GRU) based on quantile regression (QR) predicts reservoir parameters through well logging data // Frontiers in Earth Science. 2023. Vol. 11. № 1087385. DOI: 10.3389/feart.2023.1087385

12. *Wood D.A.* Predicting porosity, permeability and water saturation applying an optimized nearest-neighbour, machine-learning and data-mining network of well-log data // Journal of Petroleum Science and Engineering. 2020. Vol. 184. № 106587. DOI: 10.1016/j.petrol.2019.106587

13. *Шустер В.Л., Тюкавкина О.В., Шелепов В.В.* Повышение эффективности обработки результатов исследований фильтрационно-емкостных параметров коллектора при моделировании сложнопостроенных залежей нефти // Вестник Московского университета. Серия 4. Геология. 2022. № 2. С. 91-100. DOI: 10.33623/0579-9406-2022-2-91-100

14. *Шустер В.Л., Тюкавкина О.В., Шелепов В.В., Капитонова И.Л.* Оценка перспектив нефтегазоносности доюрских и юрских отложений в центральной части Западно-Сибирской плиты // Вестник Московского университета. Серия 4. Геология. 2022. № 4. С. 77-83. DOI: 10.33623/0579-9406-2022-4-77-83

15. *Jingyu Liu, Luanxiao Zhao, Minghui Xu et al.* Porosity prediction from prestack seismic data via deep learning: incorporating a low-frequency porosity model // Journal of Geophysics and Engineering. 2023. Vol. 20. Iss. 5. P. 1016-1029. DOI: 10.1093/jge/gxad063

16. *Doyen P.M.* Seismic Reservoir Characterization: An Earth Modelling Perspective. EAGE, 2007. 256 p. DOI: 10.3997/9789462820234

17. *Конторович В.А., Конторович А.Э., Калинин А.Ю. и др.* Сейсмогеологическая и структурно-тектоническая характеристика континентальной окраины Сибирской платформы (*Хатангско-Ленское междуречье*) // Геология и геофизика. 2021. Т. 62. № 8. С. 1153-1171. DOI: 10.15372/GiG2021122

18. *Zhaodong Su, Junxing Cao, Tao Xiang et al.* Seismic prediction of porosity in tight reservoirs based on transformer // Frontiers in Earth Science. 2023. Vol. 11. № 1137645. DOI: 10.3389/feart.2023.1137645

19. *Gilyazetdinov R.A., Kuleshova L.S., Mukhametshin V.V.* An experimental approach to estimating the current oil recovery coefficient using a complex of stochastic and numerical computer modeling methods // SOCAR Proceedings. 2024. Special Issue 1. P. 47-52. DOI: 10.5510/OGP2024SI100984

20. *Шумейко А.Э., Цыганков В.А.* Разработка численного алгоритма решения задачи обработки и определения базовой скоростной модели // Георесурсы. 2022. Т. 24. № 4. С. 138-147. DOI: 10.18599/grs.2022.4.12

21. *Сахнюк В.И., Новиков Е.В., Шарифуллин А.М. и др.* Применение методов машинного обучения в обработке данных геофизических исследований скважин отложений викуловской свиты // Георесурсы. 2022. Т. 24. № 2. С. 230-238. DOI: 10.18599/grs.2022.2.21

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0

22. *Viggen E.M., Merciu I.A., Løvstakken L. et al.* Automatic interpretation of cement evaluation logs from cased boreholes using supervised deep neural networks // Journal of Petroleum Science and Engineering. 2020. Vol. 195. № 107539. DOI: 10.1016/j.petrol.2020.107539

23. *Мухаметшин В.В., Бахтизин Р.Н., Кулешова Л.С. и др.* Скрининг и оценка условий эффективного применения методов увеличения нефтеотдачи высокообводненных залежей с трудноизвлекаемыми запасами // SOCAR Proceedings. 2021. Спец. вып. 2. С. 48-56. DOI: 10.5510/OGP2021SI200588

24. *Шустов Д.В., Кашников Ю.А., Кухтинский А.Э., Ефимов А.А.* О связи коэффициента Пуассона с геофизическими характеристиками горных пород // Георесурсы. 2024. Т. 26. № 2. С. 69-75. DOI: 10.18599/grs.2024.2.7

25. *Бриллиант Л.С., Дулкарнаев М.Р., Данько М.Ю. и др.* Управление добычей нефти на основе нейросетевой оптимизации режимов работы скважин на участке опытно-промышленных работ пласта $ЮВ_1$ Ватьеганского месторождения ТПП «Повхнефтегаз» // Георесурсы. 2022. Т. 24. № 1. С. 3-15. DOI: 10.18599/grs.2022.1.1

26. *Иванов А.Н., Нгуен Куинь Зуи, Кудин Е.В. и др.* Автоматизированная адаптация геолого-гидродинамических моделей к истории разработки с применением алгоритмов PEXEL на примере объектов месторождения Белый тигр // Нефтяное хозяйство. 2024. № 10. С. 28-31. DOI: 10.24887/0028-2448-2024-10-28-31

27. *Кашников Ю.А., Шустов Д.В., Якимов С.Ю.* Учет геомеханического состояния трещинно-порового коллектора при гидродинамическом моделировании // Записки Горного института. 2025. Т. 271. С. 42-52.

28. *Шелохов И.А., Буддо И.В., Смирнов А.С. и др.* Уточнение скоростной модели верхней части разреза по данным нестационарных электромагнитных зондирований: результаты применения в Восточной и Западной Сибири // Георесурсы. 2021. Т. 23. № 3. С. 60-72. DOI: 10.18599/grs.2021.3.9

29. *Шустер В.Л., Пунанова С.А.* Перспективы нефтегазоносности глубокозалегающих юрских и доюрских отложений севера Западной Сибири в нетрадиционных ловушках // Георесурсы. 2021. Т. 23. № 1. С. 30-41. DOI: 10.18599/grs.2021.1.3

30. *Van Thang Nguyen, Rogachev M.K., Aleksandrov A.N.* A new approach to improving efficiency of gas-lift wells in the conditions of the formation of organic wax deposits in the Dragon field // Journal of Petroleum Exploration and Production Technology. 2020. Vol. 10. Iss. 8. P. 3663-3672. DOI: 10.1007/s13202-020-00976-4

31. *Weiqiang Li, Longxin Mu, Lun Zhao et al.* Pore-throat structure characteristics and its impact on the porosity and permeability relationship of Carboniferous carbonate reservoirs in eastern edge of Pre-Caspian Basin // Petroleum Exploration and Development. 2020. Vol. 47. Iss. 5. P. 1027-1041. DOI: 10.1016/S1876-3804(20)60114-8

32. *Liexiang Han.* New progress of drilling and completion technologies for ultra-deep wells in the Sichuan-Chongqing Area // Oil Drilling & Production Technology. 2019. Vol. 41. № 5. P. 555-561 (in Chinese). DOI: 10.13639/j.odpt.2019.05.001

33. *Xusheng Guo, Dongfeng Hu, Yuping Li et al.* Theoretical Progress and Key Technologies of Onshore Ultra-Deep Oil/Gas Exploration // Engineering. 2019. Vol. 5. Iss. 3. P. 458-470. DOI: 10.1016/j.eng.2019.01.012

34. *Jinjun Zhang, Bo Yu, Hongying Li, Qiyu Huang.* Advances in rheology and flow assurance studies of waxy crude // Petroleum Science. 2013. Vol. 10. Iss. 4. P. 538-547. DOI: 10.1007/s12182-013-0305-2

***Авторы*: Ольга Валерьевна Тюкавкина,** *д-р техн. наук, профессор* (*Российский государственный геологоразведочный университет имени Серго Орджоникидзе, Москва, Россия*), *ведущий научный сотрудник* (*Институт проблем нефти и газа РАН, Москва, Россия*), *tov.sing@mail.ru, https://orcid.org/0000-0002-1607-531X*, **Ирина Сергеевна Пермякова,** *главный специалист по гидродинамическому моделированию* (*Диалл Альянс, Сколково, Москва, Россия*), *https://orcid.org/0009-0000-7684-4654*, **Ирина Леонидовна Капитонова,** *старший преподаватель* (*Российский университет дружбы народов имени Патриса Лумумбы, Москва, Россия*), *https://orcid.org/0000-0001-9707-1240*.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0