

**Интегрированное моделирование
и возможности data science
для прогноза перспектив баженовской
свиты на Салымской площади**

А.С. Угрюмов¹,
А.А. Касьяненко¹,
С.Л. Поветкин¹,
И.А. Санникова¹,
А.В. Коломыцев¹,
Б.С. Плотников¹

¹ООО «Газпромнефть – Технологические
партнерства»

Адреса для связи: : ugryumov.as@gazprom-neft.ru
kasyanenko.aa@gazprom-neft.ru
povetkin.sl@gazprom-neft.ru
sannikova.ia@gazprom-neft.ru
kolomytsev.av@gazprom-neft.ru
plotnikov.bs@gazprom-neft.ru

Ключевые слова: баженовская свита (БС), геологическое
моделирование, бассейновый анализ нетрадиционных
углеводородных систем, модели машинного обучения, оценка
рисков, Салымская площадь

Целью исследования являются подсчет запасов баженовской свиты (БС) на Салымской площади и оценка рисков с использованием передовых инструментов анализа качества геологической информации и прогнозирования свойств (с использованием моделей машинного обучения), а также интегрального анализа результатов геологического и бассейнового моделирования. Исходными данными для 3D геологического моделирования послужили результаты структурной и динамической 3D интерпретации, а также данные петрофизического моделирования БС в единственной поисково-оценочной скважине. Наличие на рассматриваемом лицензионном участке только одной скважины с полным комплексом ГИС не позволяет пойти традиционным путем с построением петроупругой модели и переходом от упругих свойств к целевым фильтрационно-емкостным свойствам, так как отсутствует априорная информация об изменчивости целевых параметров по площади. При этом на ранних этапах геолого - разведочных работ при проведении качественной сейсмики 3D важно получить прогнозы латеральной изменчивости свойств пласта, так как они критически влияют на дизайн программы ОПР и проектирование разработки. В связи с этим прогноз площадной вероятности эффективных толщин и

**Integrated modeling and datascience
capabilities for forecasting the
prospects of the Bazhenov formation
in the Salym area**

A.S. Ugryumov¹,
A.A. Kasyanenko¹,
S.L. Povetkin¹,
I.A. Sannikova¹,
A.V. Kolomytsev¹,
B.S. Plotnikov¹

¹Gazpromneft - Technological
Partnerships LLC

E-mail: : ugryumov.as@gazprom-neft.ru
kasyanenko.aa@gazprom-neft.ru
povetkin.sl@gazprom-neft.ru
sannikova.ia@gazprom-neft.ru
kolomytsev.av@gazprom-neft.ru
plotnikov.bs@gazprom-neft.ru

Keywords: Bazhenov Formation (BF), geological modeling,
basin modeling of unconventional petroleum systems,
machine learning models, risk assessment, Salym area

The goal of research is estimation of reserves in Bazhenov Formation of Salym area and risk assessment using advanced tools for analyzing the quality of geological information and predicting properties (using machine learning models) and using integral analysis of the results of geological and basin modeling. The initial data for 3D geological modeling were the results of structural and dynamic 3D interpretation, as well as the results of petrophysical modeling of the Bazhenov formation in the only one prospecting and appraisal well. The presence in the studied license area of only one well with a full complex of well logging and the absence of a priori information on the variability of target parameters over the area do not allow us to use the traditional approach, including the construction of a petro-elastic model and the transition from elastic properties to target reservoir properties. At the same time, at the early stages of geological exploration, in the presence of high-quality 3D seismic, it is important to obtain forecasts of the lateral variability of reservoir properties, since they critically affect the development design. The areal probability forecast of net reservoir thicknesses and dynamic porosity in the Bazhenov Formation was carried out by searching for dependencies between reservoir properties and

динамической пористости в баженовской свите был выполнен путем поиска зависимостей между свойствами коллектора и картами упругих свойств (из синхронной инверсии инверсии) с использованием моделей машинного обучения (модель байесовского классификатора). 3D бассейновая модель БС была откалибрована по данным термометрии каротажа, измерений эффективной пористости, результатов пиролиза после экстракции, карт зрелости ОВ, газового фактора, плотности и вязкости нефти. Результатами интеграции данных из геологической и бассейновой моделей являются карта геологических запасов и интегральная карта качества ресурсов баженовской свиты на основе эффективных толщин, вероятности развития природной трещиноватости, насыщения свободными (несорбированными) УВ (отражает зрелость и качество органического вещества) и свойств жидкости.

elastic property maps (from simultaneous inversion) using machine learning models (Bayesian classifier model). The 3D basin model of the Bazhenov Formation was calibrated according to temperature log, measurements of effective porosity, pyrolysis results, kerogen maturity maps, GOR, oil density and viscosity. The results of data integration from the geological and basin models are a map of geological reserves and an integral map of the quality of the Bazhenov formation resources based on net reservoir thickness, natural fracturing probability, HC saturation (reflects the maturity and quality of organic matter) and fluid properties.

В настоящее время российскими нефтегазовыми компаниями уверенно применяются методики поиска и технологии добычи сланцевой нефти из низкопроницаемых нефтеносных объектов. Однако очевидно, что для прогноза и обоснования по площади участков, наиболее насыщенных трудноизвлекаемыми запасами недостаточно применения только лишь одного метода, успех ГРП на нетрадиционных объектах достигается комплексированием различных методик.

Цель данной работы заключалась в подсчете запасов баженовской свиты (БС) и оценке рисков с использованием современных методов анализа качества геологической информации и прогноза свойств с помощью моделей машинного обучения, а также с проведением совокупного анализа результатов построения как геологической, так и локальной модели углеводородной системы БС. Ранжирование исследуемой территории по вероятности наибольших перспектив БС в последующем было учтено при заложении поисково-оценочной скважины в пределах лицензионного участка (ЛУ), расположенного на севере Ханты-Мансийской котловины Фроловской мегавпадины.

База данных и методы исследования

Основой для геологического 3D моделирования Салымской площади послужили результаты структурного моделирования 3D сейсмического куба и динамической интерпретации (синхронная инверсия, спектральный анализ), а также петрофизической интерпретации интервала БС в единственной (в пределах исследуемой территории) поисково-оценочной скважине. Петрофизическое моделирование выполнялось на базе стандартного комплекса ГИС (ГК, ГГК-п, НК), ЯМК и результатов исследования керна (определение открытой пористости, объемной плотности, объемов флюидов (методом Закса, ретортным методом и титрованием), РФА и РФЛА, пиролиз до и после

экстракции по программам соответственно RAM и Bulk Rock). Совместный анализ результатов 3D петрофизического моделирования в горизонтальном стволе исследуемой скважины на основе стандартного комплекса ГИС при бурении и данных промыслово-геофизических исследований (ПГИ) позволил установить, что работающие на момент проведения ПГИ интервалы относятся к прослоям доломитизированных апорадиоляритов.

Особенностью геологического строения БС является сильная вертикальная неоднородность, выраженная слоистостью, сложным многокомпонентным составом, различными типами пустотного пространства. При поиске перспективных объектов в разрезе БС по данным анализа керна и ГИС выбираются потенциально продуктивные интервалы (ППИ) - интервалы нефтенасыщенных пород, содержащих УВ флюиды, которые возможно извлечь при технологической стимуляции БС методами МГРП, а также включающие меньшее количество тяжелых битумоидов и глинистого материала, что способствует развитию динамической пористости и хрупкости. Для выделения ППИ использовался подход оценки динамической пористости по данным ЯМК, согласно которому потенциальным коллектором БС могут считаться прослои с динамической пористостью более 1,5% (погрешность прибора ЯМК). Также в работе были использованы результаты расчета куба неоднородности с выделением поверхностей разломов с помощью алгоритма Ant tracking в нескольких вариантах настроек.

Площадной прогноз вероятности распределения эффективных толщин (интервалов ППИ) и тренда изменения динамической пористости БС, используемых для построения геологической модели, выполнялся посредством поиска зависимостей между фильтрационно-емкостными свойствами БС и картами упругих свойств, полученных в результате синхронной инверсии с использованием моделей машинного обучения. Для построения тренда развития толщин ППИ (дискретное свойство) наиболее подошла модель наивного байесового классификатора.

Основное допущение, на котором основан проведенный анализ, состоит в том, что если имеется зависимость между упругими и фильтрационно-емкостными свойствами по данным ГИС в разрезе скважины, то эту же зависимость можно применить для латерального прогноза свойств в сейсмической полосе частот.

Для прогноза применяется широкий набор библиотек с открытым исходным кодом. Для работы с las-файлами использовалась библиотека lasio, в

целях визуализации библиотеки `matplotlib` и `seaborn`, для построения статистических моделей - библиотеки `sklearn`, `pandas` и `numpy`.

Поскольку массив прогнозных свойств включает одно дискретное (литофизический тип) и семью непрерывных свойств, подход к моделированию и набор статических моделей были различными. Для дискретного свойства тестировались модели линейного дискриминантного анализа, наивного байесового классификатора и метод опорных векторов. Для непрерывных свойств анализировали применимость линейной модели (с использованием и без использования нормализации предикторов), линейной модели с различными видами регуляризации (L1- и L2-регуляризация, также известные как Lasso и Ridge), а также полиномиальной модели (квадратичная и кубическая) [3, 5].

Кроме того, по результатам синхронной инверсии можно получить несколько кубов упругих свойств, включая продольный и сдвиговый импедансы, объемную плотность, отношение скоростей продольной и поперечной волн и коэффициент Пуассона. Различные комбинации кубов упругих свойств использовались со всеми указанными выше статическими моделями для того, чтобы найти оптимальную комбинацию предиктор-модель, максимизирующую прогнозную способность моделей. Всего было протестировано 318 различных моделей с различными комбинациями используемых предикторов.

Кроме того, особое внимание было уделено подготовке данных к моделированию. Среди ключевых этапов подготовки данных можно назвать обработку пропущенных значений, разделение массива данных на обучающую и тренировочную выборки, подбор гиперпараметров, кроссвалидацию, усреднение моделей (`bagging`) и контроль качества моделей на тестовой выборке [4, 6]. Обобщенный граф моделирования приведен на рис. 1.

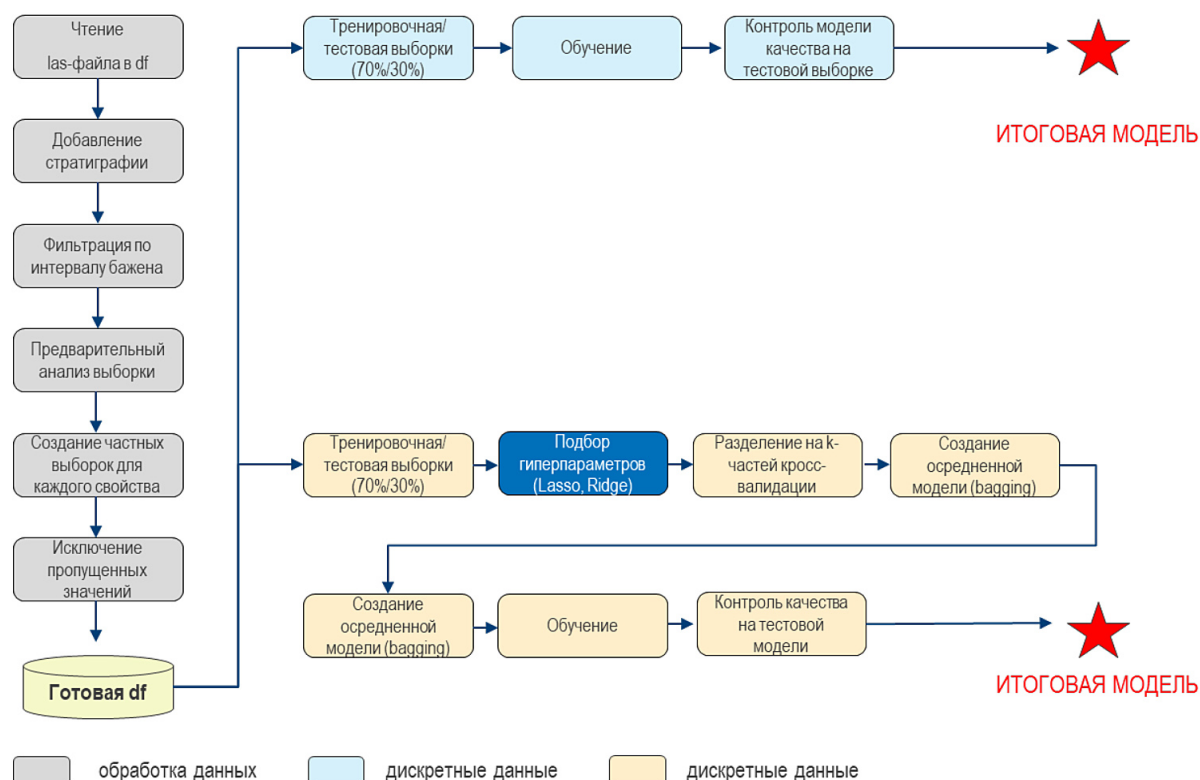


Рис. 1. Граф подготовки данных и моделирования для дискретных и непрерывных свойств.
(d+ (dataframe) – основной формат работы с данными в библиотеке pandas, который представляет собой таблицу, единообразно индексированную по строкам и столбцам)

Для контроля качества и выбора итоговой модели использовался инструментарий как количественных оценок, так и различных графических инструментов. Модели дискретных свойств оценивались по их способности воспроизвести динамический диапазон тестовой выборки (минимум – максимум), а также с использованием классических метрик для дискретной величины – precision, recall, F1-score и процента верно классифицированных точек. Последний параметр являлся основным при принятии решения по итоговой модели.

Модели непрерывных свойств также оценивались по их способности воспроизвести динамический диапазон тестовой выборки (минимум – максимум), коэффициенту корреляции и средней квадратической ошибке. Графические методы контроля качества модели представляют собой совмещение гистограмм значений тестовой выборки и модельных значений, график невязок (residuals plot) и кросс-плот тестовых и модельных значений.

Для оценки степени зрелости, объемов генерации и сорбции углеводородов БС, а также прогноза свойств генерируемого флюида был

использован метод анализа углеводородных систем. Анализ баженовской свиты проводился методом 3D моделирования в ПО Petromod 2019.2. Построение локальной 3D модели нетрадиционной углеводородной системы (НУВС) выполнялось на основе структурных поверхностей по 27 отражающим горизонтам (ОГ), включая региональные ОГ С, Г, М, Б, А и поверхность рельефа. В построенной 3D модели размер ячейки составляет 100 x 100 м, площадь моделируемой территории $\approx 330 \text{ км}^2$.

Отложениям БС в описываемой 3D модели НУВС было задано пятичленное строение по вертикальному разрезу. Для каждой пачки в модели была создана фациальная карта, отражающая долю наличия наиболее пористых интервалов ППИ. Геохимические характеристики пачек БС были получены из результатов пиролитических исследований после экстракции: исходное содержание ОВ изменяется от 7 до 14.5 % в разных пачках, а исходный генерационный потенциал - от 700 до 900 мг УВ/г $C_{орг}$. В разрезе БС преобладает кероген II типа, лишь в верхней пачке отмечается ОВ I-II типов.

Для калибровки локальной 3D модели БС были использованы: результаты термометрии скважины, значения эффективной пористости в меловых и юрских отложениях, данные пиролиза после экстракции образцов БС (рис. 2), региональные карты зрелости ОВ в кровле БС [2], значения газового фактора (ГФ) и плотности флюида при поверхностных условиях, а также прогнозные значения вязкости в пластовых условиях.

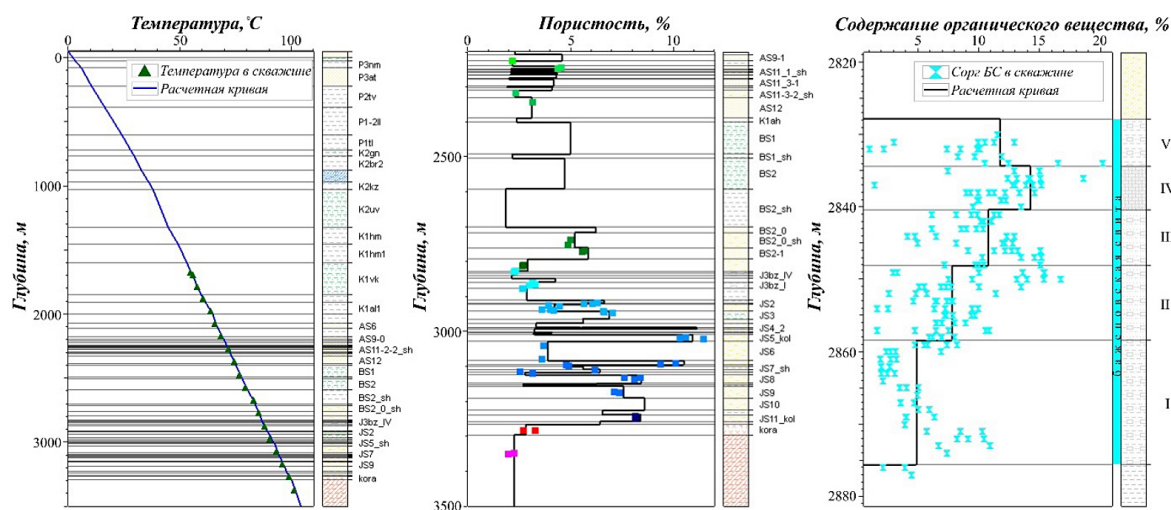


Рис. 2. Калибровка модели НУВС по температуре, значениям эффективной пористости и остаточному содержанию ОВ БС в поисково-оценочной скважине

**Использование моделей машинного обучения для прогноза
фильтрационно-емкостных свойств баженовской свиты**

по данным 3D сейсморазведки

В ООО «Газпромнефть-Технологические партнерства» данная работа стала первым опытом применения алгоритмов машинного обучения для задач моделирования пласта. Был подобран оптимальный граф обработки данных, отработаны механизмы передачи данных из геолого-геофизического ПО в среду разработки и обратно, сформулированы выученные уроки и наиболее удачные практики для будущих проектов.

Из восьми свойств, которые участвовали в анализе, только для четырех были получены модели удовлетворительной прогнозной способности – литофизическая типизация пород, динамическая пористость, содержание органического углерода и объем твердых УВ. Другим важным выводом является важность приведения динамического диапазона упругих свойств по результатам инверсии к динамическому диапазону данных ГИС, на основе которых выполняется обучение моделей. Динамический диапазон для некоторых параметров, полученных по сейсмической инверсии оказался сужен, что не позволило их использовать для обучения.

Для прогноза дискретных свойств наиболее подходящей моделью среди протестированных, по мнению авторов является наивный байесовый классификатор, так как он позволяет прогнозировать как наиболее вероятный литофизический тип, так и вероятность, ассоциированную с ним. Последняя величина особенно удобна и позволяет применять полученные модели для расчета карт трендов литофизических типов, которые затем могут быть напрямую использованы в геологической модели.

Полученные модели непрерывных свойств также могут быть применены в качестве трендов при распределении фильтрационно-емкостных свойств в геологической модели, однако для этого необходимо, чтобы зоны, используемые для моделирования свойств в геологической модели, совпадали с зонами, по которым выполнялось обучение статистических моделей. Например, если целевой объект имеет в своем разрезе несколько зон, то для каждой из них должна быть получена своя статистическая модель, с ее помощью по результатам синхронной инверсии будут рассчитаны карты трендов, которые затем будут использоваться для распространения фильтрационно-емкостных свойств именно в пределах соответствующих им зон.

Несмотря на все обозначенные допущения и ограничения, в рамках работы был получен надежный тренд распространения литофизических типов, использованный затем в стохастическом геологическом моделировании. Схематически последовательность расчетов с применением наивного

байесового классификатора показана на примере литофизической типизации пород на рис. 3, 4 и в таблице.

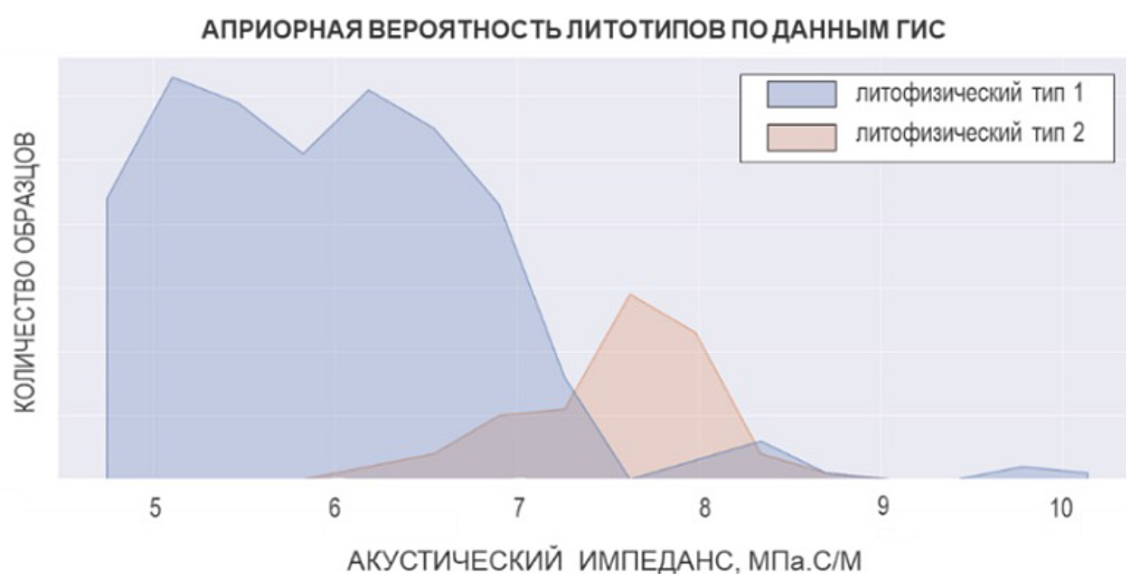


Рис. 3. Априорная (по данным ГИС) вероятность развития литофизических типов

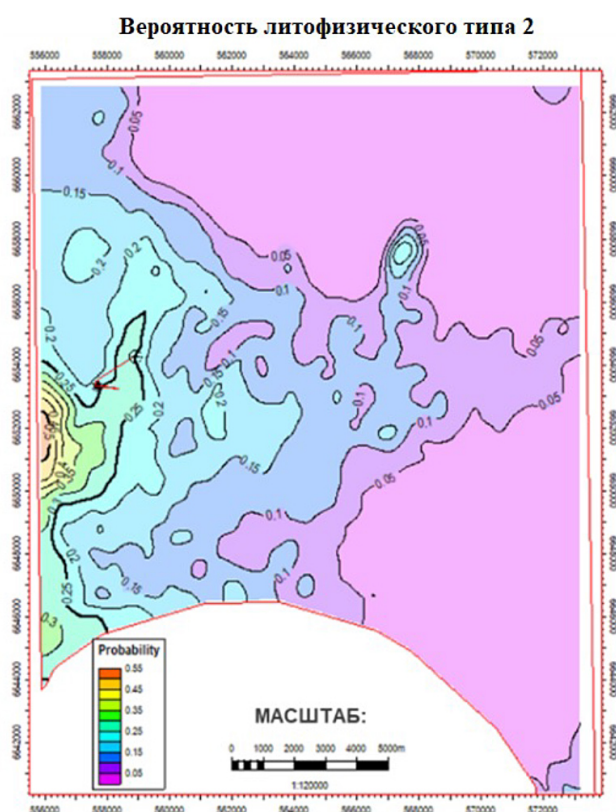


Рис. 4. Результирующая карта вероятности развития литофизического типа 2
 в интервале баженовской свиты

Модель	Recall	Precision	F1-score	Accuracy
--------	--------	-----------	----------	----------

NB_AI_SI_VPVS_PR_RHO8_EC	0.889	0.774	0.828	0.932
NB_AI_SI_VPVS_PR	0.889	0.686	0.774	0.905
NB_AI_SI_VPVS	0.889	0.727	0.800	0.918
NB_AI_SI	0.889	0.727	0.800	0.918
NB_AI_SI_PR_RHO8_EC	0.889	0.774	0.828	0.932
NB_AI_SI_RHO8_EC	0.889	0.667	0.762	0.898
NB_AI_SI_PR	0.889	0.750	0.814	0.925
NB_AI	0.778	0.840	0.808	0.932

Комплексирование результатов 3D геологической и локальной бассейновой моделей баженовской углеводородной системы на Салымской площади

Получены карты распространения эффективных толщин и карты распределения общей пористости БС, используемые впоследствии для оценки ресурсной базы детерминистическим способом и вероятностной оценки с учетом неопределенностей. Суммарные мощности ППИ в БС по результатам построения геологической модели изменяются от 3,5 до 20 м, наибольшие суммарные толщины ППИ (более 12 м) прогнозируются в центральной и западной части территории исследования, что соотносится с результатами спектральной декомпозиции в интервале БС. Распределение общей пористости БС весьма неоднородно по площади, но изменяется в нешироких пределах (от 9,5 до 12,5 %).

По результатам расчета скалиброванной модели НУВС отмечается дифференциация по степени зрелости ОВ БС: на территории исследуемого ЛУ зрелость достигает градации МК₂ (0.65-0.85%), а в северо-восточной части - МК₃ (0,85-1,15 %), что, вероятно, связано с влиянием наиболее «горячего» теплового режима в геологическом прошлом на месте триасовых рифтовых систем, обрамляющих Салымский мегавал с северо-запада и юго-востока согласно литературным данным [1]. Вариации температур в пласте БС (94-98°C) обусловлены изменением структурного плана. Наблюдается характерное уменьшение остаточного содержания ОВ (с 9 до 7 %) и остаточного генерационного потенциала (с 650 до 400 мг УВ/ г C_{орг}) в северо-восточном направлении.

Содержание нефтяных УВ в свободном поровом пространстве БС достигает 0,374 т/м² и контролируется как изменением фильтрационно-емкостных свойств в соответствии с долей ППИ в разрезе, так и степенью преобразования ОВ. Чем больше доля ППИ в разрезе БС, тем выше эффективная пористость, заполненная УВ. Однако при расчете параметров генерации ОВ БС учитывались и процессы сорбции, влияние которых

снижается с уменьшением доли керогена в БС и ростом зрелости ОВ. Так, в юго-западной части ЛУ доля свободных нефтяных УВ в интервале БС составляет 15-20 % общего количества нефтяных УВ, а в северо-восточной части – 40-80 %. Таким образом, наиболее насыщенные зоны БС преимущественно коррелируют с областями повышенной зрелости ОВ.

Для калибровки свойств нефти БС были использованы данные лишь одной скважины. Согласно результатам расчета газовый фактор ГФ на большей части ЛУ составляет $10 \text{ м}^3/\text{м}^3$, плотность нефти в поверхностных условиях варьируется от 866 до 869 $\text{кг}/\text{м}^3$, расчетная вязкость нефти БС в пластовых условиях изменяется от 0,4 до 17,2 $\text{мПа}\cdot\text{с}$ (нефти средней и малой вязкости).

Результатом комплексирования полученных данных из геологической модели и модели НУВС стали карта распространения удельных геологических запасов (рис. 5, а), а также интегральная карта качества ресурсной базы на основе эффективных толщин, вероятности развития природной трещиноватости, степени нефтенасыщенности свободными (несорбированными) УВ (отражает зрелость и качество ОВ) и свойств флюида (рис. 5, б).

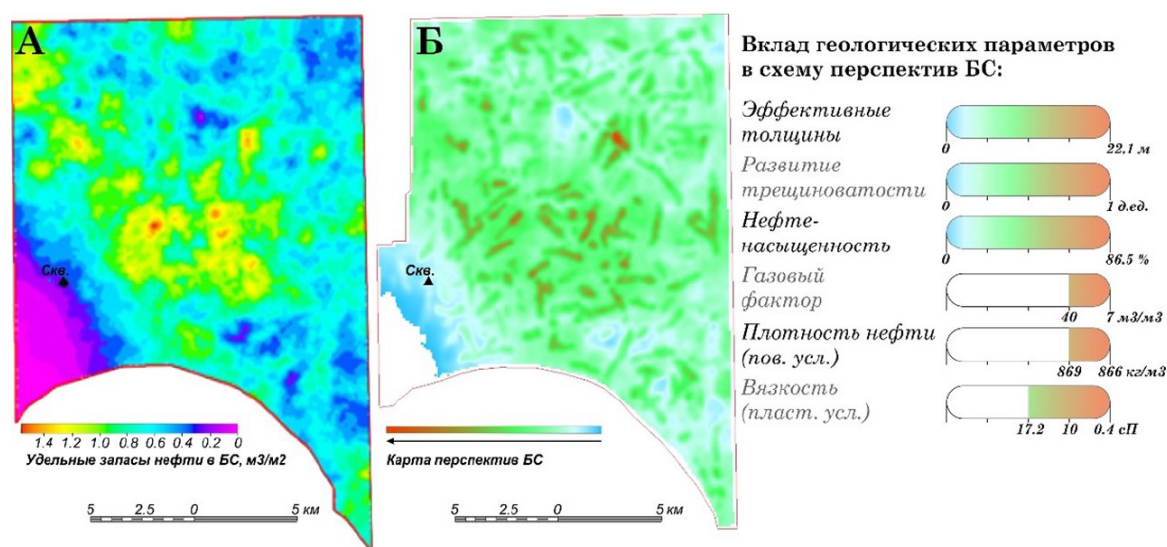


Рис. 5. Карты распространения удельных геологических запасов нефти в БС (а); и перспектив БС на территории исследования с учетом данных геологической модели и модели НУВС (б)

По результатам расчета наиболее перспективной зоной с точки зрения обнаружения сланцевых УВ является центральная часть исследуемого ЛУ, где удельные запасы нефти могут достигать 1-1,4 $\text{м}^3/\text{м}^2$. Согласно схеме наивысшим интегральным рейтингом качества ресурсной базы БС обладают

интервалы, характеризующиеся наибольшей вероятностью развития природной трещиноватости, эффективными толщинами от 11 до 22 м, коэффициентом нефтенасыщенности 0,86, газовым фактором около 7,2-9,6 м³/м³ и плотностью нефти 866-867 кг/м³.

Список литературы

1. *Государственная геологическая карта Российской Федерации. Масштаб 1 : 1 000 000 (третье поколение). Серия Западно-Сибирская. Лист Р-42 — Ханты-Мансийск.* В.А. Денисов, Л.И. Зылева, Е.К. Ковригина (и др.) — СПб.: Картографическая фабрика ВСЕГЕИ, 2011.
2. *Катагенез органического вещества в кровле и подошве юрского комплекса Западно-Сибирского мегабассейна.* А.Э. Конторович, А.Н. Фомин, В.О. Красавчиков, А.В. Истомин // Геология и геофизика, 2009, т. 50, № 11, с. 1191 – 1200.
3. *Davies J.C. Statistics and Data Analysis in Geology.* - John Wiley & Sons, 2002.
4. *Kohavi R. «A Study of Cross-Validation and Bootstrap fir Accuracy Estimation and Model Selection// International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI), 1995.*
5. *Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. The Elements of Statistical Learning.* -Springer, 2017.
6. *Machine Learning in the Oil and Gas Industry.* Yogendra Narayan Pandey, Ayush Rastogi, Sribharath Kainkaryam, Srimoyee Bhattacharya, Luigi Saputelli. - Apress Standard, 2020.