

doi:10.25689/NP.2019.3.115-128

УДК 622.279.031:53

МОДЕЛИРОВАНИЕ ХАРАКТЕРА НАСЫЩЕНИЯ НА ОСНОВЕ СЕЙСМИЧЕСКОГО ПРОГНОЗА ПЕТРОФИЗИЧЕСКИХ ПАРАМЕТРОВ

(на примере ачимовских отложений месторождения в ЯНАО)

¹Калашникова М.П., ¹Яневиц Р.Б., ¹Натчук Н.Ю., ²Ситдигов Р.Р.

¹ООО «Тюменский нефтяной научный центр»

²АО «РОСПАН ИНТЕРНЕШНЛ»

MODELING OF SATURATION BEHAVIOR BASED ON SEISMIC FORECAST OF PETROPHYSICAL PARAMETERS (on the example of

Achimov deposits of a field in YANAO)

¹Kalashnikova M.P., ¹Yanevits R.B., ¹Natchuk N.Yu., ²Sitdikov R.R.

¹LLC «Tyumen Petroleum Research Center»

²CJSC «Rospan International»

E-mail: mpkalashnikova@tnnc.rosneft.ru

Аннотация. В настоящей работе рассмотрена проблема определения водонасыщенности в межскважинном пространстве на основе комплексного анализа данных ГИС и сейсмических данных, а также выявления залежей с возможным появлением большого притока воды в скважинах.

Работа включает в себя анализ связей упругих параметров с петрофизическими свойствами и насыщением, методику построения куба сопротивления с помощью нейросетевого алгоритма. Выполнены оценка качества и анализ влияния разработки на исходные данные для выполнения прогноза куба удельного сопротивления. Приведены фактические данные бурения, подтверждающие прогноз водонасыщенности по сейсмическим данным, а также как полученный результат влияет на итоговую геолого-технологическую модель и подсчет запасов.

Ключевые слова: осадочные отложения, газовое месторождение, зона обводненности, сейсмический прогноз, нейронная сеть

Abstract. The paper considers a problem of water saturation determination in the interwell space based on comprehensive analysis of well logging and seismic data, as well as identification of reservoirs with high potential of water breakthrough.

The authors analyze relations between elastic parameters and petrophysical properties and saturation, and present procedure for generation of a resistivity cube using a neural network algorithm. Quality assessment has been performed, as well as analysis of production operations effect on input data used for resistivity cube forecasting. The paper presents actual drilling data confirming water saturation forecast made from seismic data. It also demonstrates how the results obtained affect the final geologic model and reserves estimation.

Key words: *sedimentary deposits, gas field, water producing interval, seismic forecast, neural network*

Введение

Вопрос точного прогнозирования количества попутной воды при добыче УВ - один из наиболее важных на этапе разработки месторождения и проектирования бурения. Заниматься его решением необходимо с целью оптимизации эксплуатационных расходов и увеличения добычи нефти и газа. Определение водонасыщенности проводится методами удельного электрического сопротивления, значения которых интерполируются по площади без учета межскважинного пространства. Наличие же подвижного флюида определяется путем вычисления разницы текущего K_v и критического K_v , который находится по данным ОФП. Этот способ дает общее представление о наличии водонасыщенности и не позволяет достоверно спрогнозировать наличие воды в зонах отсутствия бурения и сложных структурах межскважинного пространства таких как, например, гидродинамически-изолированные линзы, низкопроницаемые коллектора.

Знание о наличии структуры с возможным повышенным содержанием подвижной воды позволило бы более точно планировать заложение скважин, получая более эффективное бурение на выходе. Таким образом, уже на этапе разведки можно было бы выявить зоны, наиболее рискованные с точки зрения появления большого притока воды в скважинах. На первом этапе информацию о текущей водонасыщенности в межскважинном пространстве можно получить только на основе комплексного анализа данных бурения и сейсмических данных 3D, так как

именно данные сейсморазведки дают представление о положении и строении пластов в зонах отсутствия скважин.

Основной предпосылкой к данной работе послужила обводненность в локализованной зоне в краевой части залежи одного из эксплуатационных кустов скважин пласта группы Ач. Исследуемый пласт Ач в пределах лицензионного участка находится в ЧГЗ (чисто-газовой зоне), по пласту прогнозируются высокие эффективные толщины (10-70 м).

Так как отложения ачимовских пластов имеют сложную модель распространения различных типов песчаных накоплений, являются низкопроницаемыми и неоднородными по разрезу, данных о прогнозе эффективных толщин может оказаться недостаточно для максимального извлечения углеводородов. Для более полной оценки всех возможных рисков был рассчитан куб удельного электрического сопротивления (УЭС) на основе сейсмических данных 3D и данных ГИС, который использовался как тренд для расчета карты коэффициента водонасыщенности.

Информация о месторождении и исследуемых отложениях

Месторождение расположено в Пуровском районе ЯНАО. Район приурочен к Уренгойскому НГКМ, особенностью которого являются низкая проницаемость пластов, наличие зон АВПД, высокая расчлененность разреза и линзовидное строение пластов.

Месторождение находится в разработке, пробуренный фонд скважин на пласты группы Ач составляет более 200 скважин. Площадь лицензионного участка полностью покрыта сейсмической съёмкой 3D (2004-2005 гг.) номинальной кратностью 40.

Формирование ачимовской толщи происходило в глубоководно-морских условиях осадконакопления, отложения пластов Ач относятся к фондоформенной части неокомского клиноформного комплекса.

В 2018 году по результатам исследования скважин одного из кустов скважин были получены высокие дебиты воды до $100 \text{ м}^3/\text{сут}$ и зафиксирован высокий уровень ВГФ пласта до $1000 \text{ г}/\text{м}^3$ в зоне подвижной воды, чего ранее не наблюдалось. В среднем по остальным скважинам на участке зафиксированы дебиты воды максимум $5-10 \text{ м}^3/\text{сут}$, а уровень ВГФ не превышает $5-10 \text{ г}/\text{м}^3$.

Различное насыщение в объеме одного пласта можно связать с наличием гидродинамически-изолированных линз, формирование которых объясняется некоторыми особенностями осадконакопления ачимовских отложений. А именно, ачимовские отложения имеют несколько источников поступления осадочного материала, что способствует формированию песчаных линз, перекрывающихся в плане. Цикличность отложений формирует внутрипластовые литологические экраны, сложную геометрию которых формирует наклонное залегание пластов.

Методика расчета прогнозного куба УЭС

Чтобы получить представление о распределении текущей водонасыщенности в плане, был рассчитан куб УЭС (петрофизического параметра RT) для интервала одного из пласта Ач.

Данный параметр был выбран в результате анализа в интервале пласта кросс-плотов параметра RT с упругими свойствами (отношение Vp/Vs , P -impedance), а также упругих свойств между собой (Рис. 1). В анализе зависимости участвовали скважины с современным комплексом ГИС высокого качества, с наличием акустического и плотностного каротажей. Предварительно кривые ГИС были отнормированы и увязаны.

Кросс-плот демонстрирует возможность удовлетворительного разделения по насыщению в полях сопоставления упругих свойств и УЭС. Так же параметр RT имеет связь (обратно-пропорциональная зависимость) с коэффициентом водонасыщенности ($Kв$), что позволяет получить прогнозную карту водонасыщенности из сейсмических данных.

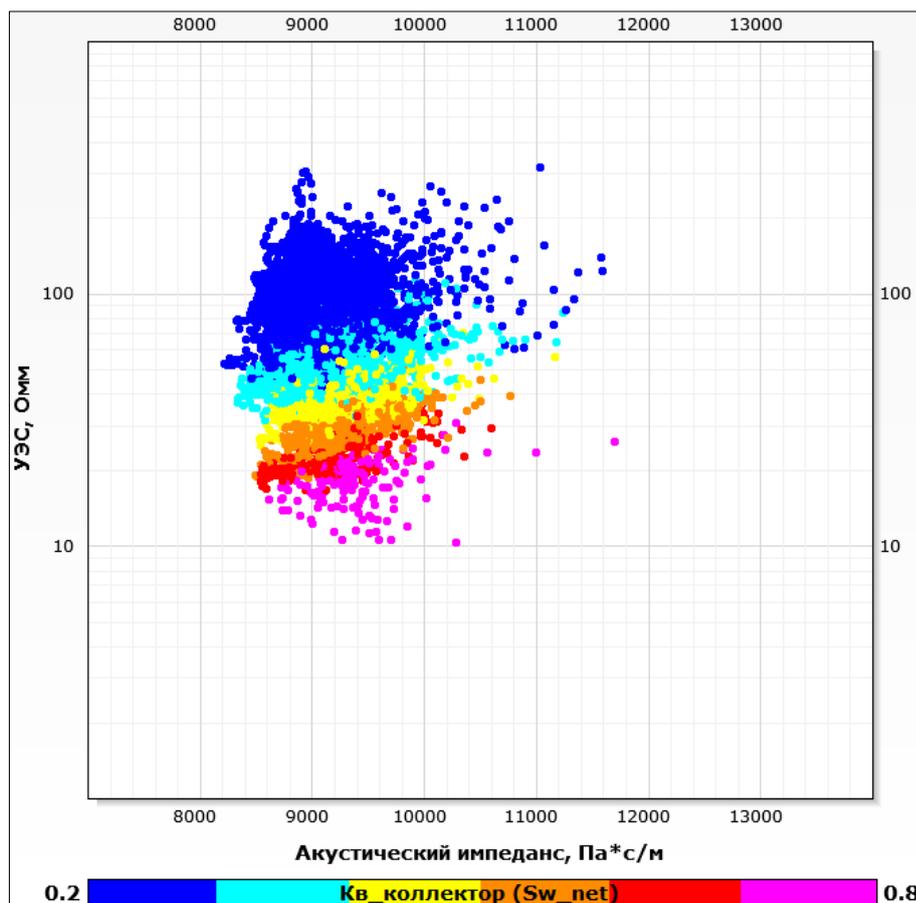


Рис. 1. Кросс-плоты зависимости акустического импеданса и УЭС в скважинах, в палетке водонасыщенности

В качестве способа прогнозирования петрофизического параметра RT была использована нейронная сеть с вероятностным подходом (PNN - The Probabilistic Neural Network), которая, при наличии достаточной обучающей выборки, даёт наиболее оптимальные и устойчивые результаты по сравнению с другими типами нейронных сетей [1, 4, 5, 6]. В данной работе этот способ показал наилучшую сходимость исходных и модельных кривых. PNN представляет собой параллельную реализацию известных статистических методов, в которых образцы классифицируются на основе оценок их близости к соседним образцам. При классификации нового образца, важными факторами являются расстояние до соседних образцов и особенности их распределения.

Для прогнозирования параметра RT в изучаемом интервале разреза были использованы 47 скважин и полученные в результате синхронной

инверсии кубы Р-импеданса, плотности, соотношения V_p/V_s , а также суммарный сейсмический куб, которые в процессе обучения нейронной сети пересчитывались в кубы различных атрибутов. Введение множества сейсмических атрибутов даёт возможность более полно извлекать полезную информацию из сейсмической записи, что особенно актуально при не очень устойчивой связи сейсмических и скважинных данных.

Количество используемых для прогноза атрибутов определялось по минимуму валиодальной ошибки многомерного атрибутивного анализа [3]. При прогнозе куба RT график сопоставления ошибки прогноза и валиодальной погрешности отражает, что минимум ошибки достигается при использовании 9 атрибутов. Эти атрибуты подавались на вход нейронной сети в качестве обучающей выборки, выполнялась её тренировка и последующий расчёт прогнозного куба. Подробнее тема прогноза петрофизических параметров раскрыта в статье [2].

Таким образом, на вход нейронной сети были поданы 9 атрибутов сейсмической записи. Коэффициент корреляции между спрогнозированной по сейсмическим данным и исходной кривой составил 0,87, а среднеквадратическая погрешность прогноза 11,43 ом-м. Валиодальная оценка качества нейросетевого прогнозирования показала следующие результаты: коэффициент корреляции 0,71 и погрешность 15,6 ом-м. Сопоставление реальных диаграмм RT и результатов прогноза (Рис. 2) показывает, что в результате прогнозирования, в целом, удалось получить достаточно точную интегральную характеристику распределения прогнозного параметра RT.

Затем, исходя из результатов выполненного анализа, был выполнен расчёт куба RT с использованием нейросетевого алгоритма. Результаты выполненного прогноза в виде вертикального сечения куба RT показаны на рис. 3.

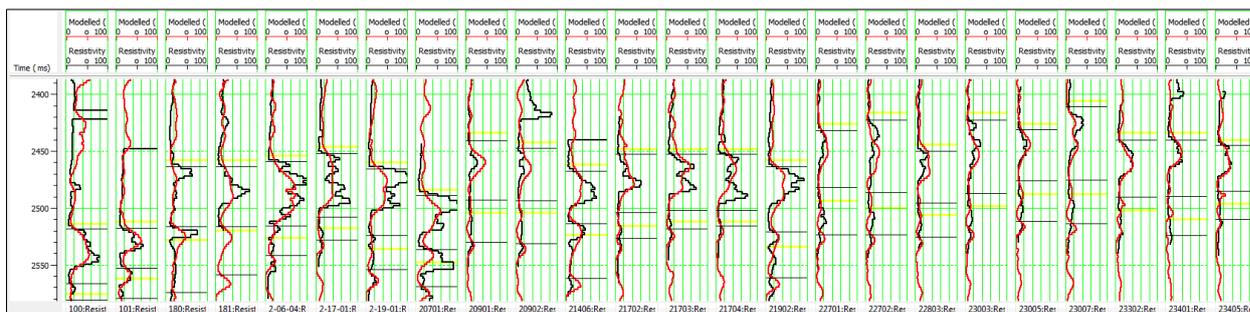


Рис. 2. Оценка точности нейросетевого статистического прогноза параметра RT

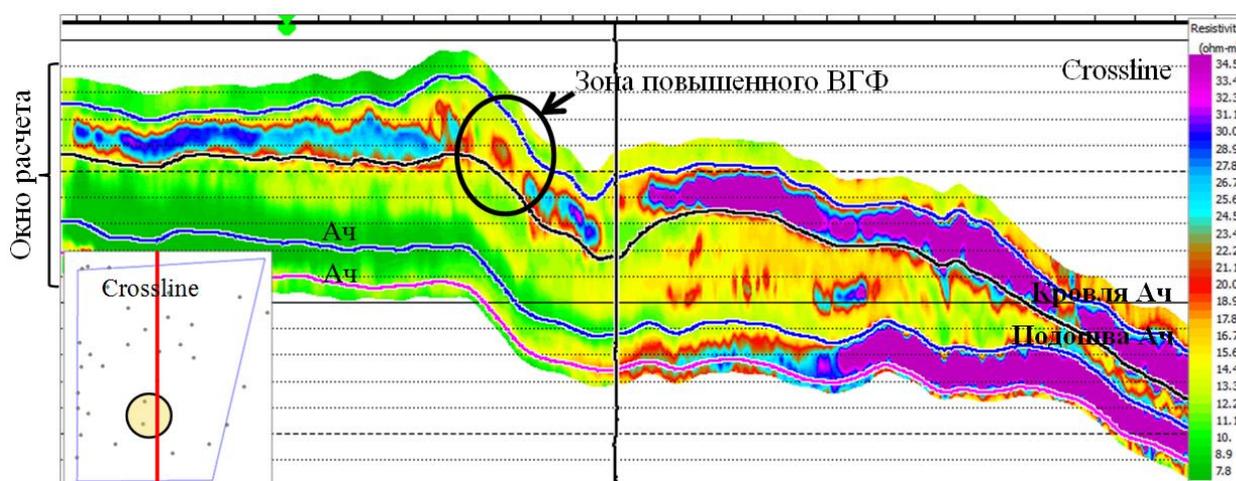


Рис. 3. Разрез прогнозного куба УЭС по линии crossline, проведенной через зону с высоким ВГФ пласта

В результате, с помощью отобранных параметров, был выполнен расчёт прогнозного куба петрофизического параметра RT с использованием нейронной сети с вероятностным подходом. На меридиональном разрезе полученного куба (Рис. 3), в границах исследуемого пласта Ач, отмечается зона пониженного удельного сопротивления (повышенных значений водонасыщенности). Эту зону удалось обрисовать по карте средних значений, рассчитанной в интервале пласта.

Дальнейшее использование полученного прогнозного куба возможно для расчёта осреднённых карт в интервале исследуемого пласта Ач, а также в трёхмерном геологическом моделировании на уровне трендов. Так были получены карты водонасыщенности с учетом осредненных карт сопротивления, рассчитанных из сейсмических данных.

На рис. 4 представлены карты водонасыщенности пласта Ач, рассчитанные по моделям, построенной по скважинным данным, и построенной с учетом сейсмического тренда. В модели, построенной с учетом сейсмического тренда, были учтены зоны с высоким ВГФ пласта.

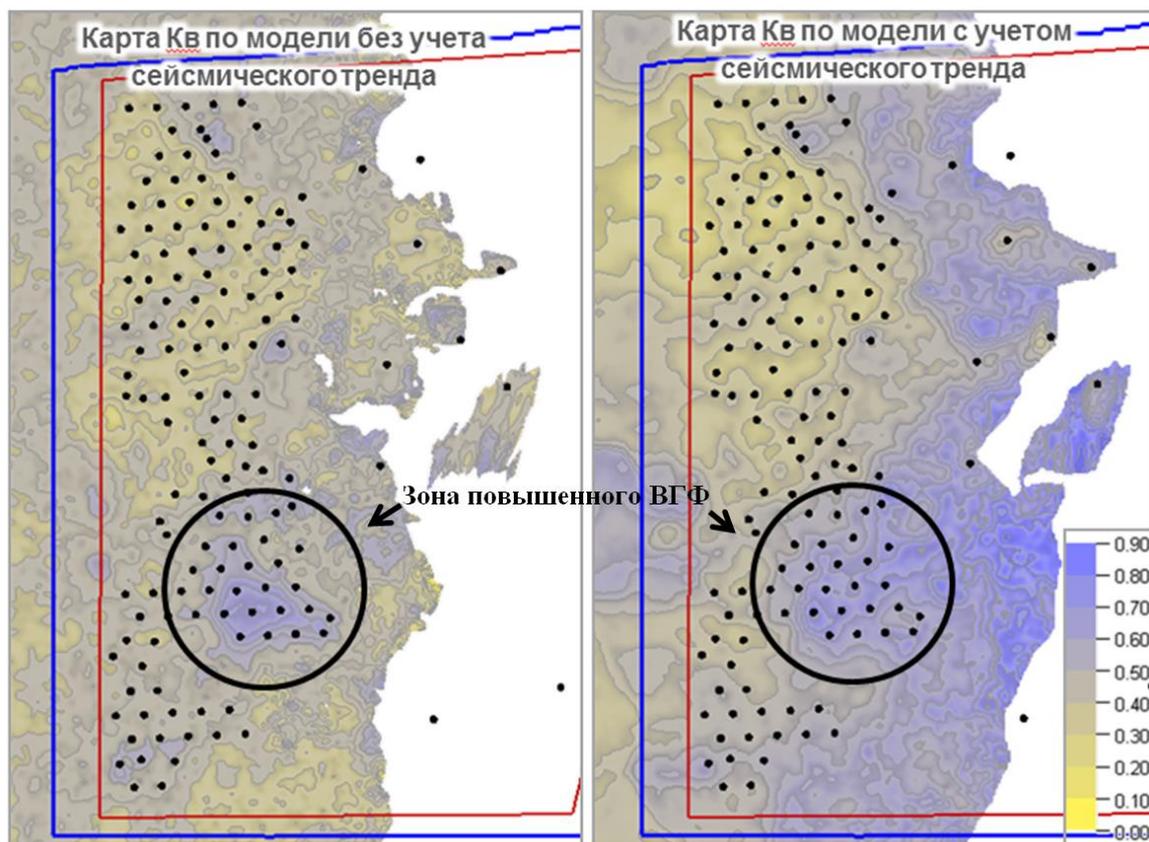


Рис. 4. Карты коэффициента начальной водонасыщенности одного из пластов Ач с учетом сейсмического тренда (справа) и без (слева)

Влияние фактора разработки на результаты прогноза

В настоящей работе важно исключить искажение показателя водонасыщенности пласта вследствие разработки. Искажения данных водонасыщенности возможны из-за нескольких факторов, во-первых, близость ГVK, который исключается, так как исследуемый пласт находится в ЧГЗ. Во-вторых, образование конусов заводнения вследствие разработки месторождения, которое невозможно, так как на момент расчета прогноза в районе получения повышенного ВГФ разработка не велась. Информацию об отсутствии разработки в интересующей зоне дает

карта изобар, где давления изменяются плавно и в районе куста скважин, где отмечен высокий ВГФ, нет резких изменений.

Помимо основного прогнозного куба, был рассчитан аналогичный куб RT по выборке скважин, пробуренных до отстрела куба сейсмических данных (до 2004 года), и в котором зона интереса с обводненностью не освещена бурением. По каждому кубу были построены карты осредненных значений в интервале исследуемого пласта Ач, отражающие распределение параметра УЭС по площади.

В результате, в интересующей нас зоне (в районе куста с высоким ВГФ) выделяется локальный объект, в пределах которого отмечаются низкие значения сопротивления (высокий Кв). Такая же аномалия подтверждается и на кубе, построенном по более полной выборке скважин (Рис. 5). А в скважинах, не участвующих в расчете куба-аналога, в исследуемом интервале отмечается хорошая согласованность прогнозных и фактических кривых RT (Рис. 6). Это говорит о том, что данная аномалия связана с геологической особенностью данного района работ, а не с результатом бурения скважин или подсадкой на них.

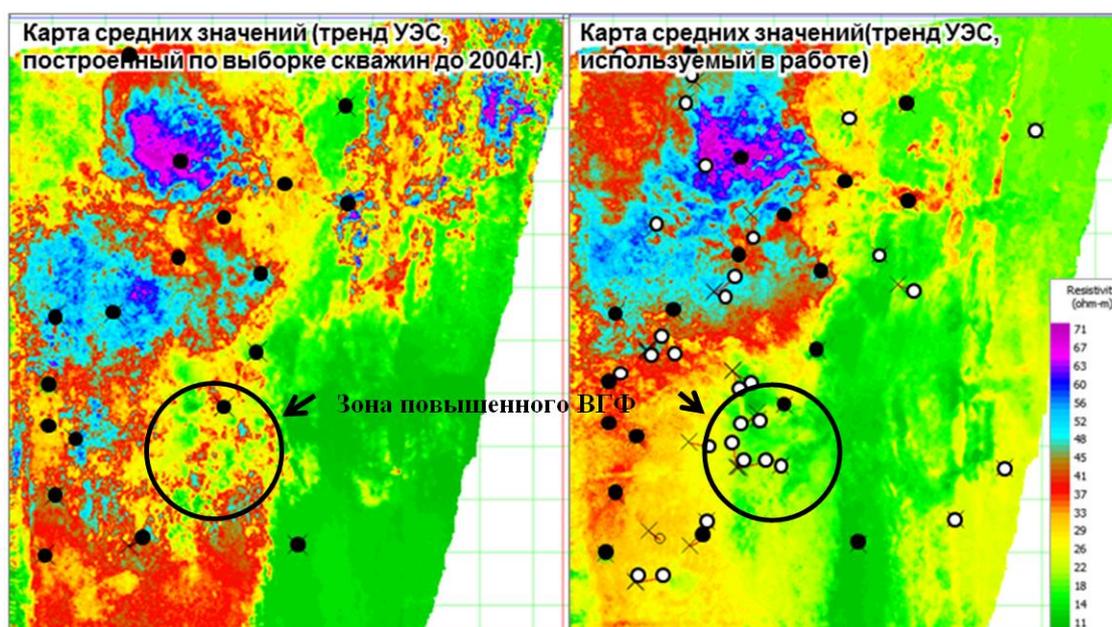


Рис. 5. Карты средних значений УЭС одного из пластов Ач, построенных по выборке скважин, пробуренных до 2004 г. (слева) и с учетом новых скважин (справа)

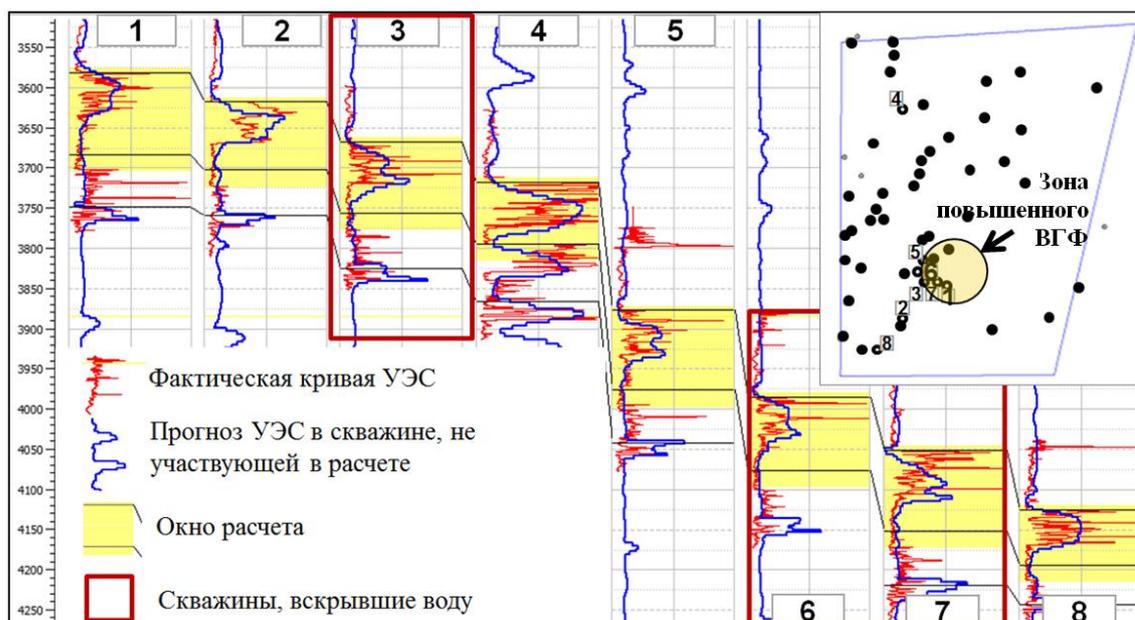


Рис. 6. Планшет прогнозных и фактически кривых в скважинах, не участвующих в прогнозе куба RT по выборке скважин до 2004 г.

Оценка точности прогноза водонасыщенности

По результатам бурения новых скважин производилась их оценка, а именно оценивалась зависимость между прогнозными значениями (трендом RT) и фактическими данными коэффициента водонасыщенности (K_v) (Рис. 7). Зоны повышенных (высокий K_v) и пониженных значений тренда сопротивления (низкий K_v) подтверждены результатами бурения скважин. Так же производилась оценка фактических и прогнозных значений УЭС. В обоих случаях отмечается хорошая сходимость данных с высокими коэффициентами корреляции, что положительно говорит о качестве прогнозного куба сопротивления и подтверждает его хорошую прогнозную способность.

Так же стоит отметить, что первоначальной задачей стояло спрогнозировать ухудшенную зону с высоким содержанием воды. Но в процессе работы была получена аномалия с высокими значениями RT -тренда в северной части участка, которая так же подтвердилась бурением - были получены чистые притоки газа.

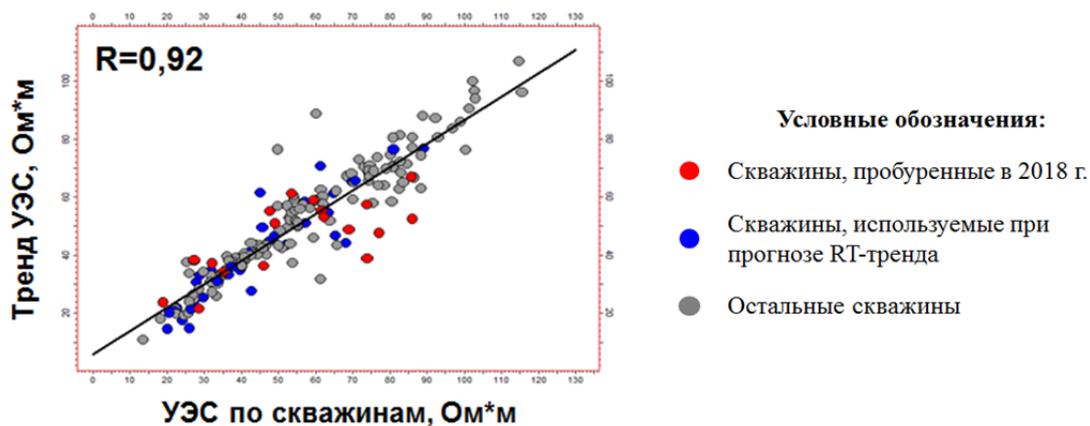


Рис. 7. Зависимости фактических и прогнозных (RT-тренд) значений в скважинах

Практическое применение

Помимо того, что с помощью полученного тренда УЭС удалось уточнить распределение коэффициента водонасыщенности по площади и в межскважинном пространстве, результат работы помог уточнить структуру в районе обводненного куста. С помощью детальной корреляции сейсмических кубов (в частности акустического импеданса) удалось выделить гидродинамически-изолированную водонасыщенную линзу, тем самым актуализировав геолого-технологическую модель (ГТМ) одного из пластов группы Ач. Обновленная и более детальная ГТМ позволила настроить гидродинамические модели на фактические данные. Ранее настройка ГДМ имела большой диапазон неопределенности в части количественного прогнозирования ВГФ.

Так же были уточнены запасы в пределах выделенной водонасыщенной линзы. Запасы были посчитаны по версии необновленной модели (без учета RT-тренда) и по модели с K_v , уточненными по сейсмическим данным. Разница начальных геологических запасов газа в пределах линзы составила -45 %, что в масштабе всей площади составило -0,3 %.

Заключение и выводы

В результате проделанной работы при помощи методики нейронных сетей с вероятностным подходом удалось получить прогнозный куб УЭС с хорошей прогнозной способностью (результаты подтверждены данными нового бурения). Прогнозный куб был использован для определения водонасыщенности пласта и уточнения распределения зон с повышенным Кв, а также получения карт водонасыщенности для исследуемого пласта с учетом карт сопротивления, рассчитанных из сейсмических данных. Знание данного распределения может быть использовано при планировании бурения в менее рискованные зоны.

По результатам бурения новых скважин отмечается высокий коэффициент корреляции между фактическими и прогнозными значениями УЭС. Помимо этого, новым бурением подтверждаются как аномалия с низкими значениями УЭС, так и с высокими значениями, что говорит о хорошей прогнозной способности данного тренда. Прогнозный куб УЭС использовался для уточнения распределения Кв в межскважинном пространстве, детальной корреляции и выделения водонасыщенной линзы пласта, которая использовалась для актуализации ГТМ, настройки гидродинамической модели на фактические данные и уточнения начальных геологических запасов.

Данный тренд может быть рассчитан как на этапе разведки при обосновании рекомендаций дальнейшего бурения, так и более поздних этапах разработки для обоснования непредвиденных зон с высоким ВГФ и построения карт водонасыщенности с учетом сейсмического тренда.

Список литературы

1. Круглов В.В., Борисов В.В. Гибридные нейронные сети. Смоленск: Русич, 2001, 224 с.
2. Яневиц Р.Б., Соколовская О.А., Лапина Л.В., Холманских Н.В. Использование нейросетевых алгоритмов при прогнозе петрофизических свойств тонкослоистого разреза по данным сейсморазведки и ГИС (на примере ачимовских отложений месторождения в ЯНАО). Геология, геофизика и разработка нефтяных и газовых месторождений. № 7, 2017.
3. Masters T. Advanced algorithms for neural networks.- John Wiley & Sons, Inc. - 1995.
4. Specht Donald. A general regression neural network. IEEE Transactions on Neural Networks. - № 2(6). - 1991. - P. 568-576.
5. Specht Donald. Probabilistic neural networks. Neural Networks. № 3. 1990. P.109-118.
6. Hampson D.P., J.S. Schuelke, and J.A. Quirein, 2011, Use of multiattribute transforms to predict log properties from seismic data. Geophysics, Vol. 66, No. 1, p. 220-239.

References

1. V.V. Kruglov, V.V. Borisov *Gibridnye nejronnye seti* [Hybrid neural networks]. Smolensk, Rusich, 2001, 224 p. (in Russian)
2. R.B. Yanevits, O.A. Sokolovskaya, L.V. Lapina, N.V. Kholmanskikh *Ispol'zovanie nejrosetevyh algoritmov pri prognoze petrofizicheskikh svoystv tonkosloistogo razreza po dannym sejsmorazvedki i GIS (na primere achimovskih otlozhenij mestorozhdeniya v YANA O)* [Use of neural network algorithms to forecast petrophysical properties of thin-layer structures from seismic survey data and well logging data]. *Geologiya, geofizika i razrabotka neftnyanyh i gazovyh mestorozhdenij* [Oil and gas field geology, geophysics and development], No.7, 2017 (in Russian)
3. Masters T. Advanced algorithms for neural networks.- John Wiley & Sons, Inc. - 1995.
4. Specht Donald. A general regression neural network. IEEE Transactions on Neural Networks. - № 2(6). - 1991. - P. 568-576.
5. Specht Donald. Probabilistic neural networks. Neural Networks. № 3. 1990. P.109-118.
6. Hampson D.P., J.S. Schuelke, and J.A. Quirein, 2011, Use of multiattribute transforms to predict log properties from seismic data. Geophysics, Vol. 66, No. 1, p. 220-239.

Сведения об авторах

Калашникова Мария Петровна, ООО «Тюменский нефтяной научный центр»,
г. Тюмень, Российская федерация
E-mail: mpkalashnikova@tnnc.rosneft.ru

Яневиц Рональд Брунович, ООО «Тюменский нефтяной научный центр», г. Тюмень,
Российская федерация
E-mail: rbyanevits@tnnc.rosneft.ru

Натчук Никита Юрьевич, ООО «Тюменский нефтяной научный центр», г. Тюмень,
Российская федерация
E-mail: nynatchuk@tnnc.rosneft.ru

Ситдииков Ришат Расимович, АО "Роспан Интернешнл", г. Новый Уренгой, Российская
федерация
E-mail: rrsitdikov2@rspn.rosneft.ru

Authors

Kalashnikova M.P., LLC «Tyumen Petroleum Research Center», Tyumen, Russian
Federation
E-mail: mpkalashnikova@tnnc.rosneft.ru

Yanevits R.B., LLC «Tyumen Petroleum Research Center», Tyumen, Russian Federation
E-mail: rbyanevits@tnnc.rosneft.ru

Natchuk N.Yu., LLC «Tyumen Petroleum Research Center», Tyumen, Russian Federation
E-mail: nynatchuk@tnnc.rosneft.ru

Sitdikov R.R., AO Rospan International, Novy Urengoy, Russian Federation
E-mail: rrsitdikov2@rspn.rosneft.ru

Калашникова Мария Петровна
625002, Российская Федерация
г. Тюмень, ул. Осипенко 79/1
Тел.: +7 912 921 48 55
E-mail: mpkalashnikova@tnnc.rosneft.ru