

DOI: <https://doi.org/10.25689/NP.2023.3.73-83>

EDN PIFPLA

УДК 622.276.1/4

Прогнозирование динамики изменения дебита нефти с помощью методов машинного обучения

²Файзрахманов Г.Г., ²Хайруллин И.И., ^{1,2}Хасанов Р.Р., ^{1,2}Сосницкая В.А.,
^{1,2}Рыжов Р.В.

¹Альметьевский государственный нефтяной институт, Альметьевск, Россия

²Казанский федеральный университет, Казань, Россия

Forecasting the dynamics of oil flow rate changes using machine learning methods

²G.G. Faizrahmanov, ²I.I. Khairullin, ^{1,2}R.R. Khasanov, ^{1,2}V.A. Sosnitskaya,
^{1,2}R.V. Ryzhov

¹Almetyevsk State Petroleum Institute, Almetyevsk, Russia

²Center for Modeling of the Center for Technological Development, Almetyevsk, Russia

E-mail: rom.ryzhoff2011@yandex.ru

Аннотация. В данной работе представлен опыт применения методов машинного обучения для прогнозирования технологических показателей разработки скважин, эксплуатирующих карбонатные коллектора. Описаны этапы создания, обучения рекуррентной нейронной сети с долгой краткосрочной памятью на тестовом участке и последующее прогнозирование дебита нефти по скважинам на перспективу 3-6 месяцев. С целью оценки эффективности данного подхода проводился тест на контрольной выборке и результаты прогнозирования сопоставлялись с прогнозированием альтернативными методами и, в частности, с прогнозами геолого-гидродинамической модели, кривой падения и модели материального баланса. Объект моделирования карбонатные отложения нефтяного месторождения N, расположенного в Волго-Уральской нефтегазоносной провинции.

Ключевые слова: машинное обучение, карбонатные коллектора, турнейский ярус, рекуррентная нейронная сеть, обводненность, дебит нефти, кривая падения, геолого-гидродинамическая модель, материальный баланс, прогноз

Для цитирования: Файзрахманов Г.Г., Хайруллин И.И., Хасанов Р.Р., Сосницкая В.А., Рыжов Р.В. Прогнозирование динамики изменения дебита нефти с помощью методов машинного обучения // Нефтяная провинция.-2023.-№3(35).-С. 73-83. - DOI <https://doi.org/10.25689/NP.2023.3.73-83>. - EDN PIFPLA

Abstract. This paper presents the experience of using machine learning methods to predict the technological indicators of the development of wells operating in carbonate reservoirs. The stages of creating, training a recurrent neural network with a long short-term memory in a test area (small deposit) and subsequent forecasting of oil flow rate by wells for a 3-6 month perspective are described. In order to evaluate the effectiveness of this approach, a test was carried out on a control sample and the forecast results were compared with forecasting by alternative methods, and in particular with forecasts of the geological and hydrodynamic model, the dip curve and the material balance model. Modeling object carbonate deposits of oil field N, located in the Volga-Ural oil and gas province.

Key words: *machine learning, carbonate reservoirs, Tournaisian, recurrent neural network, water cut, oil production rate, dip curve, geological and hydrodynamic model, material balance, forecast*

For citation: G.G. Faizrahmanov, I.I. Khairullin, R.R. Khasanov, V.A. Sosnitskaya, R.V. Ryzhov Prognozirovaniye dinamiki izmeneniya debita nefti s pomoshch'yu metodov mashinnogo obucheniya [Forecasting the dynamics of oil flow rate changes using machine learning methods]. Neftyanaya Provintsiya, No. 3(35), 2023. pp. 73-83. DOI <https://doi.org/10.25689/NP.2023.3.73-83>. EDN PIFPLA (in Russian)

1. Распространение машинного обучения в разных областях.

На сегодняшний день применение методов машинного обучения, в частности нейронных сетей, является быстро развивающимся направлением во всем мире. Прогнозирование временных рядов получило широкое распространение в связи с высокой эффективностью его применения для решения задач прогнозирования цен на фондовом рынке, обменного курса, прогноза погоды, загруженности транспортного потока и т.д. В настоящее время актуальны и активно применяются целый ряд методов, таких как авторегрессия, модели ARIMA/SARIMA, глубокие рекуррентные нейронные сети (RNN) и др. Ввиду наличия большого объема скважинных данных видится перспективным применение методов машинного обучения как дополнительного инструмента в нефтегазовой отрасли. В работе [3] авторами из-

ложен опыт применения методов машинного обучения в комплексе с интегральными моделями характеристик вытеснения для вероятностного прогнозирования добычи нефти и газа. Взаимодействие упрощенных физических моделей (прокси модели, модели поскважинного материального баланса) и алгоритма машинного обучения для уточнения результатов, прогнозируемых физической моделью рассмотрено в работе [4].

2. Характеристика объекта исследования.

В качестве объекта исследования был выбран турнейский ярус месторождения N Волго-Уральской нефтегазовой провинции. Объект характеризуется порово-трещиноватым типом коллектора. Начальное пластовое давление составляло 110 атм, текущее на уровне - 60 атм. Как видно на рис. 1, наблюдается значительное ухудшение энергетического состояния объекта с 2001 года, несмотря на увеличивающийся объем закачки системой ППД.

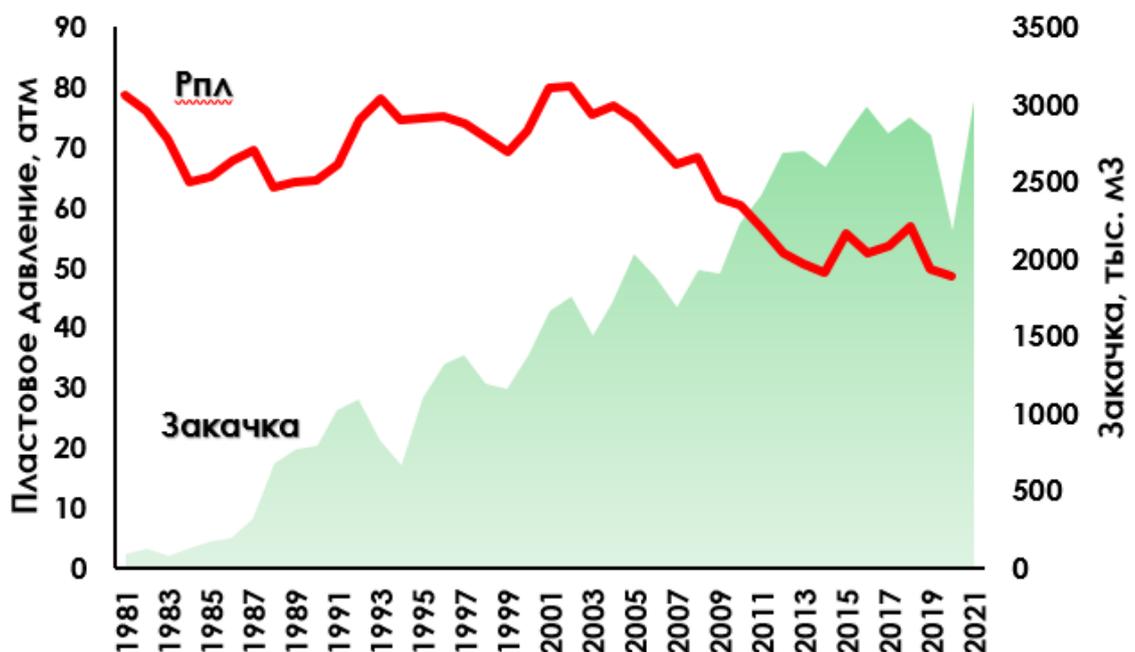


Рис.1. Динамика пластового давления и объемов закачки по турнейскому ярусу месторождения N

Дополнительно оценив коэффициент компенсации (Рис. 2) и сопоставив его с трендом пластового давления по объекту, можно отметить низкую

эффективность системы поддержания пластового давления и, как следствие, значительные объемы непроизводительной закачки. В значительной степени данный факт обусловлен сложным геологическим строением и малоизученной трещиноватостью коллекторов месторождения и характерен для карбонатных отложений месторождения N.

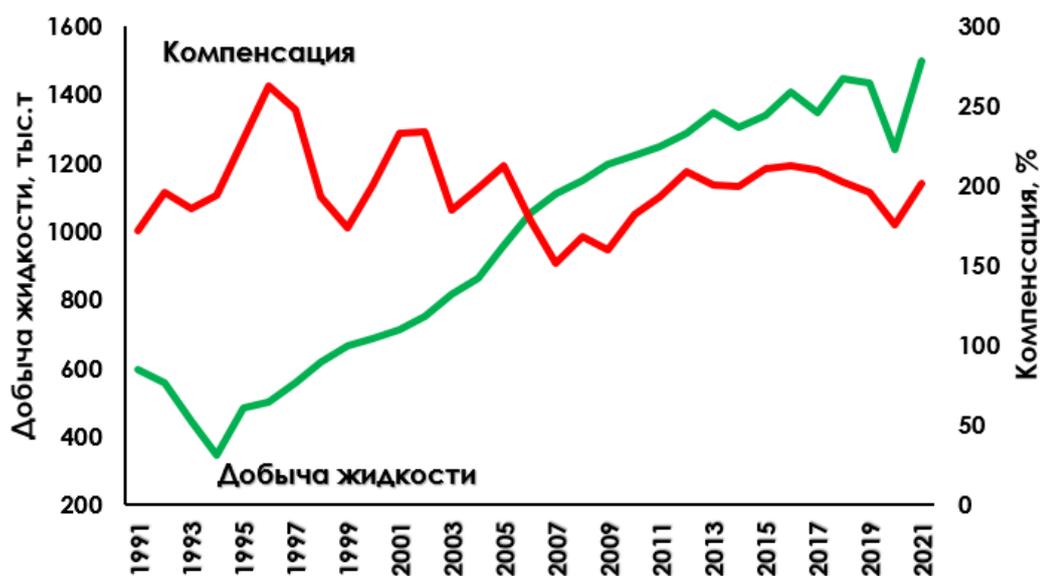


Рис. 2. Динамика добычи жидкости и коэффициента компенсации по турнейскому ярусу месторождения N

3. Прогнозирование показателей с использованием Long short-term memory (LSTM) и альтернативных методов.

Особенностью глубоких рекуррентных нейронных сетей (RNN) является то, что они «запоминают» и используют данные с предыдущего временного шага(ов), при прогнозе последующих шагов. Среди большого разнообразия RNN выделяются сети с долгой краткосрочной памятью (Long short-term memory - LSTM) как модели, которые более эффективно учитывают взаимосвязь параметров и времени. Как разновидность рекуррентных нейронных сетей, они представляют собой сети с замкнутыми циклами, внутри которых сохраняется информация. При решении некоторых задач достаточно получить новые данные для прогнозирования последующего

временного шага. Однако модели рекуррентных нейронных сетей становятся неспособными связывать информацию, если временной разрыв между важными данными и местом, где они необходимы, значителен, по мере увеличения этого разрыва теряется точность прогностической способности сети. Данный недостаток может быть нивелирован при использовании моделей LSTM. Все RNN имеют вид цепочки повторяющихся модулей нейронной сети. В стандартных RNN этот повторяющийся модуль имеет очень простую структуру. Модель LSTM также обладает аналогичной цепочечной структурой, но повторяющийся модуль отличается: вместо одного слоя нейронной сети имеются четыре, взаимодействующие особым образом. [5]

Для дальнейшей работы был подобран тестовый участок на месторождении. На участке 11 добывающих и 3 нагнетательных скважины. С целью сравнительной оценки прогностической способности рекуррентной нейронной сети, также произвели тест на отложенной выборке предлагаемого решения и прогнозов построенных с использованием альтернативных инструментов: метод анализа кривой падения (DCA), метод материального баланса, прогноз на полноценной геолого-гидродинамической модели.

4. Техническая реализация LSTM.

Как упоминалось выше LSTM представляет собой одну из разновидностей рекуррентных нейронных сетей, хорошо подходящую для решения задач прогнозирования последовательностей. Характерной особенностью LSTM является добавление в сеть память для запоминания долгосрочных зависимостей. Нейронные сети данного типа служат своего рода аппроксиматорами последовательности, стремящимся найти правильный набор параметров путем минимизации функции потерь (отношение предсказанных значений к истинным значениям) посредством обратного распространения. Обучение с использованием рекурсивного движения во времени позволяет

избежать проблемы исчезающего градиента (с которой часто сталкиваются RNN). Нейроны в сетях LSTM заменяют блоки памяти, которые впоследствии соединяются в слои [2].

В нашем случае основной целью модели LSTM является прогнозирование будущих дебитов нефти на основе последовательного ряда исторических данных. Исторические данные по скважине разбиты на два сегмента, первый содержит 80 % набора данных для обучения и тестирования модели, а остальные 20 % данных используются для целей проверки (т.н. контрольная выборка). Результат представляет собой прогноз дебита нефти по скважине на ≈ 5 месяцев. Исторические данные, используемые как тестовая выборка должны быть удалены из тренда. Типовая схема работы моделей LSTM представлена на рис. 3.

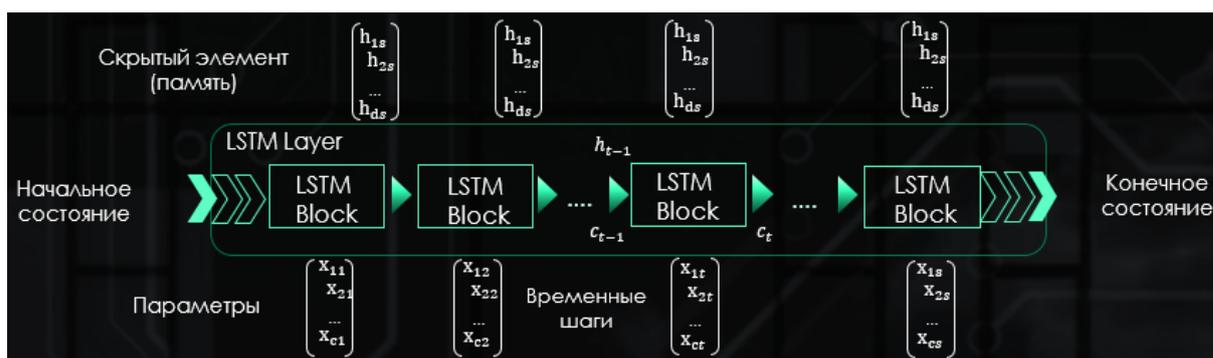


Рис. 3. Концептуальная схема работы модели LSTM

В модели повторно используются предыдущие временные шаги для прогнозирования следующего шага путем скользящих окон входных данных с определенной длиной временных шагов и выводом следующих временных шагов. последовательность использует дебиты нефти за 5 месяцев (5 временных шагов) в качестве входных переменных и следующий 1 месяц дебита нефти в качестве выходных переменных (1 временной шаг). Полученный 1-дневный прогноз из модели LSTM в первой последовательности 5-кратных шагов, сравнивается с реальным значением из следующего шага и постепенно шаг за шагом плавающее окно перемещается к

началу набора данных проверки. Каждая последовательность рассматривается как образец. Количество выборок может варьироваться в зависимости от объема информации и конфигурации скользящего окна [1].

5. Полученные результаты.

Рекуррентную нейронную сеть обучили на подобранном участке скважин и спрогнозировали обводненность (дебит нефти) на период 5 месяцев. Далее создали прогнозы на аналогичный промежуток времени методами материального баланса, кривой падения и прогноз с гидродинамической модели. Полученные результаты были сопоставлены с историческими данными по скважинно. В качестве примера на рис. 4 представлено сравнение прогнозов дебита нефти по скважине №1 месторождения N.

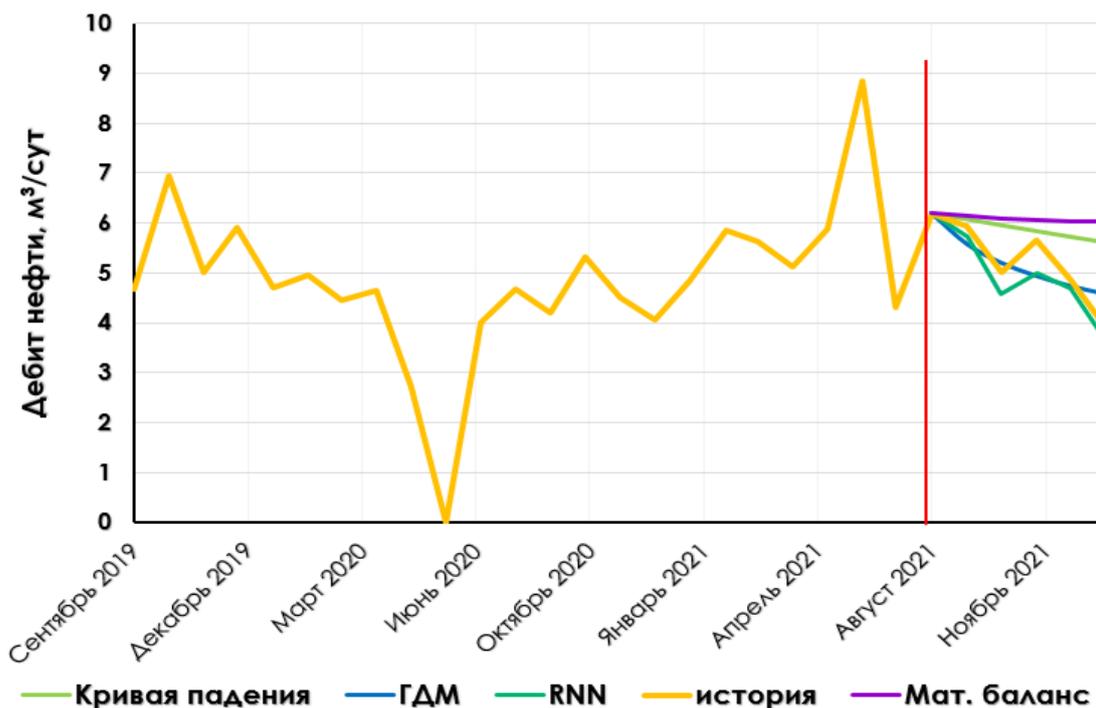


Рис. 4. Результаты теста на отложенной выборке предложенных методов прогнозирования по скважине № 1

Как видно из рисунка, наиболее близки к историческим данным оказались прогнозы, построенные нейронной сетью и прогнозы гидродинамической модели. Следует отметить, что нейронная сеть не только с высокой

точностью прогнозирует тренд изменения дебита нефти (что в равной степени характерно и для геолого-гидродинамической модели), но и улавливает неявные связи и может спрогнозировать нестандартные изменения параметра. В нашем случае нейронная сеть спрогнозировала небольшой скачек дебита нефти в ноябре 2021 года. Наименее точны оказались прогнозы методами материального баланса и кривой падения.

Таблица 1

Сравнение прогностической способности методов

	<i>Средняя относительная ошибка</i>
<i>ГДМ</i>	5.5 %
<i>Материальный баланс</i>	18.8 %
<i>Кривая падения</i>	14.6 %
<i>RNN</i>	6.9 %

Аналогичные результаты получились по другим скважинам тестового участка. По каждой скважине была оценена относительная ошибка прогноза. В табл. 1 свели среднее значение относительной ошибки по всему участку по каждому применённому методу прогнозирования. Наиболее точными оказались прогнозы геолого-гидродинамической модели, что естественно, так как геолого-гидродинамическая модель наиболее полно описывает объект и учитывает огромное количество параметров, но в то же время построение модели дорого, трудоемко и времязатратно. Рекуррентные нейронные сети показывают достаточную точность в краткосрочном прогнозировании и в то же время более дешевы, менее трудозатратны в сравнении с ГГДМ.

6. Выводы.

Представленные результаты доказывают эффективность предложенного метода машинного обучения на основе рекуррентной нейронной сети.

LSTM показала высокую прогностическую способность и может стать конкурентом другим методам прогнозирования динамических показателей скважин. Особенно перспективным видится применение нейронных сетей в взаимодействии с геолого-гидродинамической моделью (в поле деятельности ГГДМ остаются долгосрочные прогнозы, оценка локализации остаточных запасов) для оперативного контроля и краткосрочных, среднесрочных прогнозов. Модель особенно перспективна, учитывая сложные геолого-физические аспекты карбонатных коллекторов.

В нашем конкретном случае не увенчалась успехом попытка прогнозирования пластового давления по скважинам, так как на скважинах данного участка мало исходных данных по замерам пластового давления, не получилось произвести качественное обучение модели. Примененная модель LSTM (как одна из разновидностей рекуррентных сетей) очень чувствительна к качеству и количеству исходных данных, однако при правильном подборе входной информации может воспроизводить физически реалистичные прогнозы.

Список литературы

1. Cristhian Aranguren, Alfonso Fragoso, Roberto Aguilera Sequence-to-Sequence (Seq2Seq) Long Short-Term Memory (LSTM) for Oil Production Forecast of Shale Reservoirs // APG/SEG Unconventional Resources Technology Conference, June 20–22, 2022. DOI: <https://doi.org/10.15530/urtec-2022-3722179>
2. Hamid Rahmanifard; Ian Gates; Abdolmohsen Shabib Asl Comparison of Machine Learning and Statistical Predictive Models for Production Time Series Forecasting in Tight Oil Reservoirs // Paper presented at the SPE/AAPG/SEG Unconventional Resources Technology Conference, Houston, Texas, USA, June 2022. <https://doi.org/10.15530/urtec-2022-3703284>
3. Назаренко М.Ю., Золотухин А.Б. Применение машинного обучения для вероятностного прогнозирования добычи и расчёта потенциальных извлекаемых запасов / УДК 622.276.1, Нефтяное хозяйство. – 2020. - № 9. – с. 109-113.
4. Зоткин О.В., Симонов М.В., Осокина А.Е., Андрианова А.М., Маргарит А.С., Тимошенко В.А., Лебедев С.Ф. Новый подход к доуточнению прогнозов прокси-моделей пласта с помощью алгоритмов машинного обучения / УДК 004.032.26:622.276, Нефтяное хозяйство. – 2019. - № 12. – с. 60-63.
5. Hochreiter, Sepp & Schmidhuber, Jurgen. Long Short-term Memory // Neural computation. - 1997. - V. 9. - № 8. - P. 1735-1780. - DOI: 10.1162/neco.1997.9.8.1735.

References

1. Cristhian Aranguren, Alfonso Fragoso, Roberto Aguilera Sequence-to-Sequence (Seq2Seq) Long Short-Term Memory (LSTM) for Oil Production Forecast of Shale Reservoirs // APG/SEG Unconventional Resources Technology Conference, June 20–22, 2022. DOI: <https://doi.org/10.15530/urtec-2022-3722179> (in English)
2. Hamid Rahmanifard; Ian Gates; Abdolmohsen Shabib Asl Comparison of Machine Learning and Statistical Predictive Models for Production Time Series Forecasting in Tight Oil Reservoirs // Paper presented at the SPE/AAPG/SEG Unconventional Resources Technology Conference, Houston, Texas, USA, June 2022. <https://doi.org/10.15530/urtec-2022-3703284> (in English)
3. Nazarenko M.Yu., Zolotukhin A.B. Application of machine learning for probabilistic production forecasting and ultimately recoverable reserves estimation. Neftyanoe Khozyaistvo [Oil Industry]. 2020, No. 9, pp. 109-113 (in Russian)
4. Zotkin O.V., Simonov M.V., Osokina A.E., Andrianova A.M., Margarit A.S., Timoshenko V.A., Lebedev S.F. The new approach to improvement oil reservoir proxy model predictions using machine learning algorithms. Neftyanoe Khozyaistvo [Oil Industry]. 2019, No. 12, pp. 60-63 (in Russian)
5. Hochreiter, Sepp & Schmidhuber, Jurgen. Long Short-term Memory. Neural computation. 1997. V. 9, No. 8, pp. 1735-1780. DOI: 10.1162/neco.1997.9.8.1735. (in English)

Сведения об авторах

Файзрахманов Галим Гайсович, аспирант, кафедра разработки и эксплуатации месторождений трудноизвлекаемых углеводородов, институт геологии нефтегазовых технологий, Казанский федеральный университет
Россия, 420008, Казань, ул. Кремлевская, 4/5
E-mail: galimfaizrakhmanov1995@gmail.com

Хайруллин Ильнур Илфатович, аспирант, кафедра разработки и эксплуатации нефтяных и газовых месторождений, ГБОУ ВО Альметьевский государственный нефтяной институт
Россия, 423450, Альметьевск, ул. Ленина, 2
E-mail: ilnur616@yandex.ru

Хасанов Рамзиль Рамилевич, аспирант, кафедра разработки и эксплуатации нефтяных и газовых месторождений, ГБОУ ВО Альметьевский государственный нефтяной институт
Россия, 423450, Альметьевск, ул. Ленина, 2
E-mail: khasanovramzil@gmail.com

Сосницкая Валерия Анатольевна, аспирант, кафедра разработки и эксплуатации нефтяных и газовых месторождений, ГБОУ ВО Альметьевский государственный нефтяной институт
Россия, 423450, Альметьевск, ул. Ленина, 2
E-mail: valeriyasosnitskaya@yandex.ru

Рыжов Роман Викторович, аспирант, кафедра разработки и эксплуатации нефтяных и газовых месторождений, ГБОУ ВО Альметьевский государственный нефтяной институт
Россия, 423450, Альметьевск, ул. Ленина, 2
E-mail: rom.ryzhoff2011@yandex.ru

Authors

G.G. Faizrakhmanov, PhD Candidate, Unconventional Reserves Development Department, Institute of Geology and Petroleum Technologies, Kazan Federal University
4/5, Kremlevskaya st., Kazan, 420008, Russian Federation
E-mail: galimfaizrakhmanov1995@gmail.com

I.I. Khairullin, PhD Candidate, Oil and Gas Field Development Department, Almeteyevsk State Petroleum Institute
2, Lenin st., Almeteyevsk, 423450, Russian Federation
E-mail: ilnur616@yandex.ru

R.R. Khasanov, PhD Candidate, Oil and Gas Field Development Department, Almeteyevsk State Petroleum Institute
2, Lenin st., Almeteyevsk, 423450, Russian Federation
E-mail: khasanovramzil@gmail.com

V.A. Sosnitskaya, PhD Candidate, Oil and Gas Field Development Department, Almeteyevsk State Petroleum Institute
2, Lenin st., Almeteyevsk, 423450, Russian Federation
E-mail: valeriyasosnitskaya@yandex.ru

R.V. Ryzhov, PhD Candidate, Oil and Gas Field Development Department, Almeteyevsk State Petroleum Institute
2, Lenin st., Almeteyevsk, 423450, Russian Federation
E-mail: rom.ryzhoff2011@yandex.ru

Статья поступила в редакцию 08.05.2023

Принята к публикации 22.09.2023

Опубликована 30.09.2023