

**Создание прокси-модели для подбора оптимальных параметров
системы разработки с применением горизонтальных скважин
с многостадийным гидроразрывом**

О. С. Мерега^{1*}, Н. А. Еремин²

¹Северный (Арктический) федеральный университет имени М. В. Ломоносова,
Архангельск, Россия

²Институт проблем нефти и газа Российской академии наук, Москва, Россия

*oleg.merega@inbox.ru

Аннотация. Для современного состояния добычи нефти характерно снижение доли запасов, приуроченных к традиционным коллекторам. В этой связи растет актуальность разработки объектов сложного и очень сложного строения. Среди данных объектов значительная доля запасов нефти сосредоточена в низкопроницаемых коллекторах, разработка которых традиционными площадными методами теряет свою экономическую эффективность. Целью работы является создание прогнозного инструмента для подбора оптимальных параметров системы разработки с применением горизонтальных скважин и многостадийного гидроразрыва пласта (МГРП). Для решения данной задачи была обучена модель полносвязной нейронной сети, предсказывающая параметры профиля добычи в зависимости от начальных геолого-физических условий и параметров системы разработки. Архитектура полученной нейронной сети включает в себя 3 линейных слоя по 300 нейронов на каждом. Обучающей выборкой для модели стали результаты многовариантных расчетов на синтетической гидродинамической модели, имитирующей работу элемента разработки с помощью горизонтальной скважины с МГРП на режиме истощения. Разрабатываемая модель может быть полезна при решении задачи проектирования системы разработки на новых или не разбуренных участках нефтяных месторождений с низкими проницаемостями.

Ключевые слова: система разработки, низкопроницаемый коллектор, многостадийный гидроразрыв пласта, машинное обучение, гидродинамическое моделирование

Для цитирования: Мерега, О. С. Создание прокси-модели для подбора оптимальных параметров системы разработки с применением горизонтальных скважин с многостадийным гидроразрывом / О. С. Мерега, Н. А. Еремин. – DOI 10.31660/0445-0108-2024-4-136-146 // Известия высших учебных заведений. Нефть и газ. – 2024. – № 4. – С. 136–146.

**Creation of a proxy model for the selection of optimal parameters
of the development system using horizontal wells with
multistage hydraulic fracturing**

Oleg S. Merega^{1*}, Nikolai A. Eremin²

¹Northern (Arctic) Federal University named after M.V. Lomonosov, Arkhangelsk, Russia

²Oil and Gas Research Institute of RAS, Moscow, Russia

*oleg.merega@inbox.ru

Abstract. The current state of oil production is characterized by a decline in the proportion of reserves located in conventional reservoirs. The development of complex and highly complex reservoirs is becoming increasingly important. A significant proportion of oil reserves are concentrated

in low-permeability reservoirs that are no longer economically viable to develop using traditional field methods. The aim of the work is to create a predictive tool for the selection of optimal parameters of the development system using horizontal wells and multistage hydraulic fracturing of reservoirs. To solve this problem, a fully connected neural network model was trained that predicts the parameters of the production profile as a function of the initial geological and physical conditions and the parameters of the development system. The architecture of the resulting neural network includes 3 linear layers of 300 neurons each. The training sample for the model was the results of multivariate calculations on a synthetic hydrodynamic model simulating the operation of a development element using a horizontal well with multistage hydraulic fracturing in depletion mode. The developed model can be useful in solving the problem of designing a development system in new or undrilled areas of low-permeability oil fields.

Keywords: development system, low-permeability reservoir, multistage hydraulic fracturing, machine learning, hydrodynamic modeling

For citation: Merega, O. S., & Eremin, N. A. (2024). Creation of a proxy model for the selection of optimal parameters of the development system using horizontal wells with multistage hydraulic fracturing. *Oil and Gas Studies*, (4), pp. 136-146. (In Russian). DOI: 10.31660/0445-0108-2024-4-136-146

Введение

Современное состояние разработки нефтяных месторождений характеризуется увеличением доли активов в трудных геологических условиях. В статье [1] отмечается низкая выработка запасов (менее 10 % на 2018 год) низкопроницаемых коллекторов, приуроченных к ачимовским отложениям Западной Сибири. Ключевыми факторами, влияющими на низкую скорость освоения данных объектов, являются низкие фильтрационно-емкостные свойства и высокий коэффициент водонасыщенности [1].

В работе [2] отмечается, что в условиях низкопроницаемых коллекторов применение традиционной системы заводнения при проектировании системы разработки не всегда экономически оправдано. Применение системы поддержания пластового давления осложняется низкой приемистостью нагнетательных скважин, что приводит к неэффективному распределению закачки и риску прорыва воды по трещинам авто-ГРП к добывающим скважинам.

В работе [3], посвященной анализу выработки запасов ачимовского нефтегазоносного комплекса на территории Западной Сибири, отмечается, что 50 % запасов нефти комплекса приходится на 58 объектов разработки, разбуриваемых регулярной сеткой скважин. Авторы работы [3] подчеркивают, что ключевыми факторами недостижения проектного коэффициента извлечения нефти для данных объектов являются низкая проницаемость и преждевременная обводненность добывающих скважин. Отсюда следует низкая эффективность применения вытеснения нефти водой для описываемых в работе объектов.

В связи с низкой эффективностью традиционных систем разработки в условиях низкопроницаемых коллекторов наиболее эффективным остается применение горизонтальных скважин с многостадийным гидроразрывом пласта и последующей разработкой залежи на режиме истощения [4].

В условиях недостатка исходной геолого-физической информации при проектировании системы разработки на неразбуренных активах возникает потребность в инструменте с возможностью экспресс-оценки влияния различных технологических решений: длина горизонтального ствола скважины, число стадий гидроразрыва пласта (ГРП), геометрия трещин ГРП, проектное забойное давление, параметры плотности сетки скважин.

Создание подобного инструмента сопряжено с решением задачи прогнозирования профиля добычи горизонтальной скважины с МГРП. Задача может быть решена с помощью методов машинного обучения на основе синтетических данных, полученных в ходе многовариантных расчетов.

Целью данной работы является разработка прокси-модели, способной решать задачу прогнозирования профиля добычи для элемента разработки на режиме истощения с применением горизонтальных скважин (ГС) с МГРП.

Объект и методы исследования

Объектом исследования является профиль добычи элемента разработки на режиме истощения с применением горизонтальной скважины с МГРП.

Для обучения прокси-модели, способной решать задачу прогнозирования динамики добычи, необходима обучающая выборка, включающая в себя геолого-физические характеристики участка залежи, технологические параметры элемента разработки и соответствующий им профиль отбора нефти и воды.

В работе выборка была получена на основе многовариантных численных расчетов на синтетической гидродинамической модели, имитирующей элемент системы разработки.

Обучение прокси-модели проводилось с помощью программы, написанной на языке Python 3.9 с использованием библиотеки PyTorch для построения и обучения нейронных сетей.

Экспериментальная часть

Для подготовки обучающей выборки была построена 2D синтетическая гидродинамическая модель (ГДМ) в симуляторе tNavigator, имитирующая рядный элемент системы разработки для горизонтальной скважины с МГРП на режиме истощения (рис. 1).

Относительные фазовые проницаемости (ОФП) в модели в системе нефть — вода были заданы с помощью корреляции Corey. Вариация свойств ОФП в ходе многовариантных расчетов задавалась с помощью изменения параметров степени Corey для воды и нефти для нормированных кривых с последующим масштабированием с помощью вариации конечных точек. В таблице 1 представлены параметры моделирования ОФП, используемые в модели.

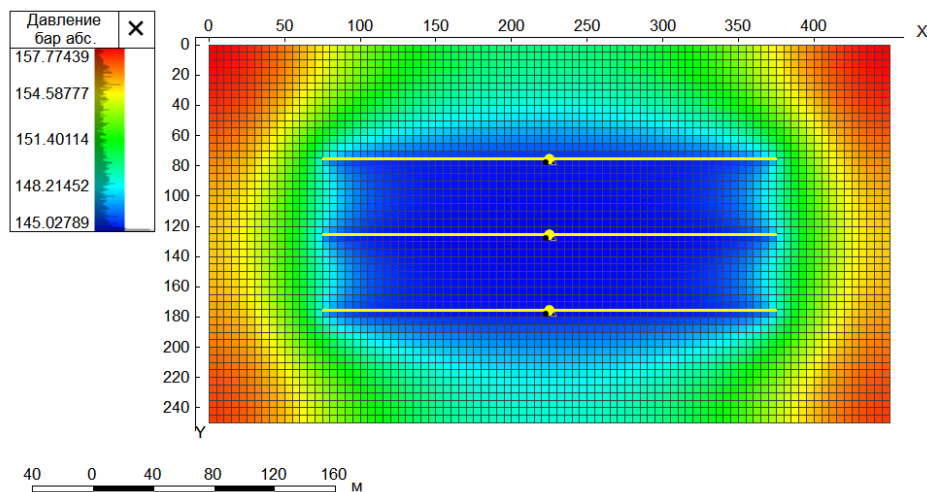


Рис. 1. 2D гидродинамическая модель элемента разработки

Таблица 1

Параметры ОФП, варьируемые в ходе многовариантных расчетов

Признак	Параметр	Минимум	Максимум
pw	Степень корреляции Coreu для нормированной кривой ОФП по воде	1,1	2,5
pow	Степень корреляции Coreu для нормированной кривой ОФП по нефти	1,1	2,5
SWCR	Критическая водонасыщенность, д.ед.	0,2	0,4
SOWCR	Остаточная нефтенасыщенность, д.ед.	0,2	0,38
KRORW	Относительная фазовая проницаемость нефти при критической водонасыщенности, д.ед.	0,1	0,3
KRWR	Относительная фазовая проницаемость воды при остаточной нефтенасыщенности, д.ед.	0,2	0,4

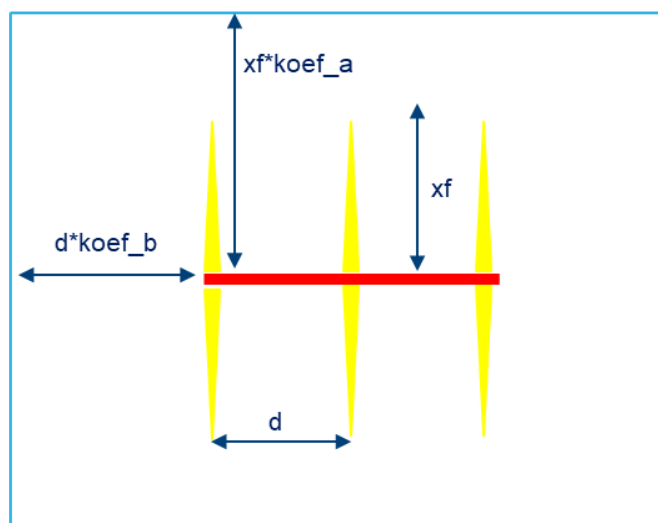
Для вариации PVT свойств нефти и газа в модели была использована корреляция STANDING. В таблице 2 представлены геолого-физические параметры, варьируемые в модели.

Таблица 2

Вариация геолого-физических параметров в модели

Признак	Параметр	Минимум	Максимум
hef	Эффективная толщина, м	5	40
poro	Средняя пористость, д. ед.	0,15	0,32
perm	Средняя проницаемость, мкм ²	0,001	0,015
ro	Плотность нефти, кг/м ³	800	900
rg	Плотность газа, кг/м ³	0,8	0,9
z	Коэффициент сверхсжимаемости газа	0,8	0,9
Rs_i	Начальное газосодержание, м ³ /м ³	160	230
Press_i	Начальное пластовое давление, атм	230	320
cr	Сжимаемость горной породы, 1/атм	0,00005	0,000076

Для моделирования элемента системы разработки использовалась схема, представленная на рисунке 2.

Рис. 2. **Схема моделирования элемента разработки для ГС с МГРП:**

xf — полудлина трещины, м; d — межпортовое расстояние, м;

$xf*coef_a$ — половина расстояния между скважинами в ряду, м;

$d*coef_b$ — половина расстояния между рядами скважин, м

Модель горизонтальной скважины состоит из центральной трещины и двух краевых, по которым приток учитывается отдельно. Вариация длины горизонтального участка осуществляется через пересчет межпортового расстояния d . Для сокращения объема расчетов вводится допущение возможности масштабирования профиля добычи центральной трещины ГРП при изменении числа стадий при прочих равных условиях:

$$Q_l = (n_{st} - 2) \cdot Q_l^m + 2 \cdot Q_l^{lr}, \quad (1)$$

$$Q_o = (n_{st} - 2) \cdot Q_o^m + 2 \cdot Q_o^{lr}, \quad (2)$$

где Q_l , Q_o — добыча жидкости/нефти по скважине за месяц, т; Q_l^m , Q_o^m — добыча жидкости/нефти центральной стадии ГРП за месяц, т; n_{st} — число стадий ГРП; Q_l^{lr} , Q_o^{lr} — добыча жидкости/нефти краевой стадии ГРП за месяц, т.

С целью ускорения расчетов и увеличения тестовой выборки для моделирования трещин гидроразрыва используется опция моделирования с помощью виртуальных перфораций `fracture_specs` симулятора `tNavigator`.

Признаки, характеризующие трещины ГРП и систему разработки, представлены в таблице 3. В качестве настроечного параметра для последующей корректировки модели на реальные скважины был добавлен множитель продуктивности трещины.

Таблица 3

Варьируемые параметры, характеризующие систему разработки

Признак	Параметр	Минимум	Максимум
d	Межпортовое расстояние, м	25	125
xf	Полудлина трещины, м	50	200
koef_a	Коэффициент, регулирующий межскважинное расстояние исходя из полудлины трещины	1,1	1,6
koef_b	Коэффициент, регулирующий расстояние между рядами скважинами исходя из межпортового расстояния	1,1	2
w	Ширина трещины, м	0,0001	0,0004
f_mult	Множитель продуктивности трещины	0,1	1,5
koef_ВНР	Коэффициент, регулирующий величину забойного давления относительно начального пластового давления, атм	0,2	0,7

Кроме набора данных входных признаков при построении модели необходимо определить выходные признаки, которые будут характеризовать прогнозные профили добычи. В работе [5] авторы для прогнозирования динамики добычи с помощью полносвязной нейросети предсказывают

дебит жидкости на основе предыдущих значений. Данный способ позволяет повысить точность модели относительно обучающей и тестовой выборки, но несет в себе риски предсказаний, не соответствующих физике процесса добычи нефти. Во избежание данной проблемы при прогнозировании профилей добычи жидкости/нефти были рассчитаны соответствующие кривые темпов падения по каждому рассчитанному профилю в наборе данных. Далее, с помощью метода наименьших квадратов кривые темпов падения могут быть аппроксимированы степенными зависимостями. Прогнозный профиль добычи жидкости/нефти рассчитывается следующим образом:

$$Q_l^t = Q_l^1 \cdot t^{nl}, \quad (3)$$

$$Q_o^t = Q_o^1 \cdot t^{no}, \quad (4)$$

где Q_l^t , Q_o^t — добыча жидкости/нефти на момент времени t ; Q_l^1 , Q_o^1 — добыча жидкости/нефти за 1 месяц работы скважины, мес.; t — время работы скважины, мес.; nl , no — степенные коэффициенты для профиля добычи жидкости/нефти. Таким образом, для предсказания профиля добычи скважины достаточно успешно прогнозировать стартовые значения добычи жидкости/нефти и степенные коэффициенты темпов падения. Данный подход позволяет гарантировать отсутствие артефактов в динамике прогнозной добычи.

Для решения задачи прогнозирования профиля добычи горизонтальной скважины с МГРП была написана программа на языке Python 3.9 с использованием фреймворка PyTorch для обучения полносвязной нейронной сети. Исходная выборка для обучения модели, полученная с помощью алгоритма латинского гиперкуба, составила 20 000 расчетов на ГДМ (рис. 3). Далее набор данных был разделен на обучающую (80 %) и тестовую выборку (20 %).

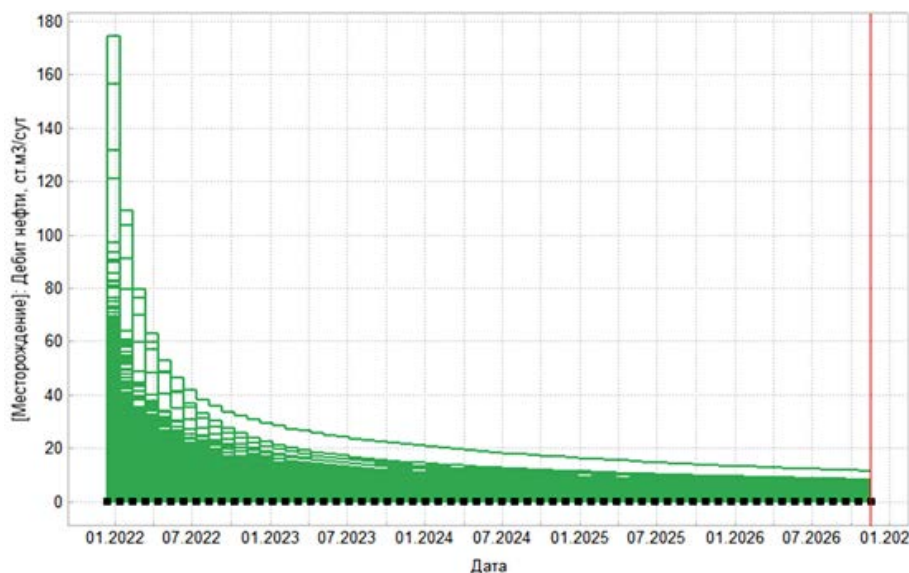


Рис. 3. Набор профилей добычи нефти, используемых в обучающей выборке (всего 10 000 расчетов)

Всего на вход в модель поступает 25 параметров, характеризующих относительные фазовые проницаемости, геолого-физические свойства залежи и систему разработки. На каждом внутреннем слое модели вычисляется взвешенная сумма параметров предыдущего слоя модели с последующим преобразованием с помощью функции активации ReLU (rectified linear unit) [6]:

$$y = \text{ReLU}(Wx + b). \quad (5)$$

Функция активации ReLU определяется следующим образом:

$$\text{ReLU}(x) = (x, 0). \quad (6)$$

Итоговая архитектура включает в себя 3 внутренних слоя, состоящих из 300 нейронов.

Для оптимизации матриц весов внутренних слоев модели при обучении использовался алгоритм Adam (Adaptive Moment Estimation) [7]. Коэффициент скорости обучения был задан 0.0001.

Результаты

На рисунке 4 представлены результаты сходимости модели на тестовой выборке по решению задачи прогнозирования накопленной добычи нефти за 5 лет.

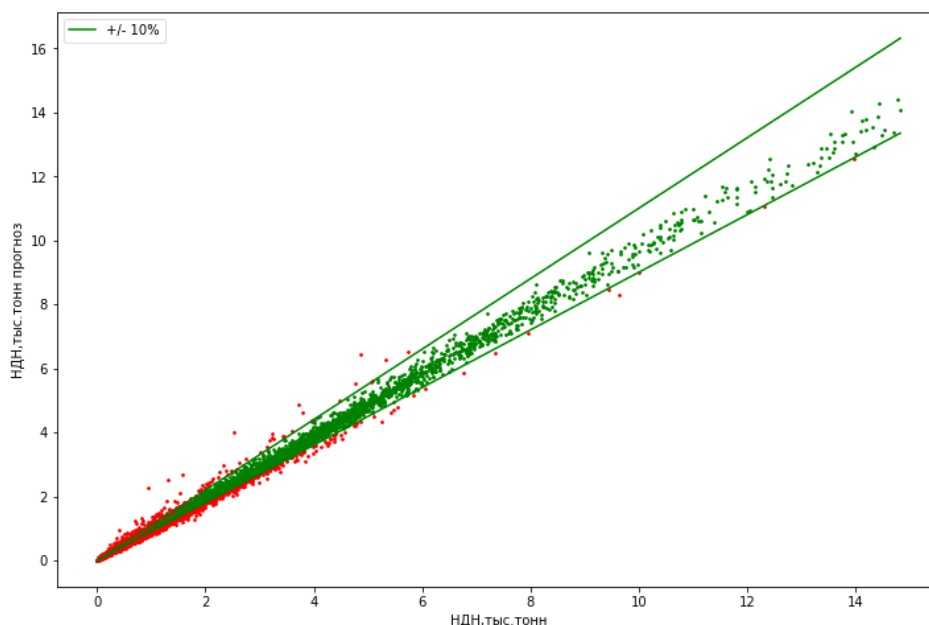


Рис. 4. Результат оценки точности полученной прогнозной модели по накопленной добыче нефти за 5 лет на тестовой выборке

По результатам тестовых расчетов порядка 70 % кейсов попадают в диапазон 10 % отклонения по накопленной добыче нефти, что говорит о потенциале применимости полученного инструмента при решении задачи подбора оптимальной системы разработки с применением ГС с МГРП.

Обсуждение

Полученная модель позволяет решать задачу прогнозирования динамики добычи жидкости и нефти для элемента разработки с применением ГС с МГРП для новых залежей или участков залежей с низкой проницаемостью. Применение алгоритма для подбора системы разработки предполагает следующую логику:

- 1) ввод исходных геолого-физических параметров участка залежи;
- 2) ввод параметров для различных вариантов элемента разработки;
- 3) калибровка получаемых на выходе профилей добычи с помощью настроечного множителя продуктивности трещин в соответствии с фактическими профилями месторождений-аналогов.

Одним из недостатков текущего алгоритма является необходимость явного задания параметров трещин ГРП, таких как полудлина и проводимость. В промысловых условиях данные параметры не всегда могут быть оценены с достаточной достоверностью. Данная проблема может быть решена путем изменения базовой гидродинамической модели через применение локальных измельчений ячеек для явного моделирования трещин ГРП вместо упрощенного (с помощью виртуальных перфораций). Явное моделирование трещин возможно с помощью интеграции симуляторов ГРП и ГДМ. Данный переход в будущем позволит детализировать параметры системы разработки и включить в них явные параметры различных технологий ГРП: тоннаж пропанта, вязкость жидкости гидроразрыва, скорость закачки и т. д.

Для повышения точности прогнозирования необходимо проведение дальнейших численных экспериментов с целью увеличения обучающей выборки. Также для улучшения модели можно рассмотреть применение более сложных по архитектуре нейронных сетей, например неполносвязных глубоких моделей.

Выводы

В результате проведенной работы обучена модель полносвязной нейронной сети, решающая задачу прогнозирования параметров добычи для элемента разработки на режиме истощения в зависимости от геолого-физических характеристик объекта и параметров системы разработки.

1. Из тестовой выборки порядка 70 % объектов попали в 10%-й диапазон отклонения по накопленной добыче нефти. Полученный результат позволяет в первом приближении решать задачу прогнозирования профиля добычи нефти и жидкости для элемента разработки.

2. Для повышения точности предсказаний необходимо увеличить обучающую выборку расчетов и рассмотреть различные варианты неполносвязных архитектур нейронных сетей.

Дальнейшее развитие полученного инструмента требует проведения экспериментов по повышению точности прогнозирования, а также апробации на примере реальной задачи для условий неразбуренного низкопроницаемого объекта разработки.

Список источников

1. Ключевые проблемы освоения ачимовских отложений на разных масштабах исследования / М. В. Букатов, Д. Н. Пескова, М. Г. Ненашева [и др.]. – DOI 10.24887/2587-7399-2018-2-16-21. – Текст : непосредственный // ПРОНЕФТЬ. Профессионально о нефти. – 2018. – № 2. – С. 16–21.
2. Белоногов, Е. В. Критерий выбора способа разработки низкопроницаемых коллекторов / Е. В. Белоногов, А. А. Пустовских, А. Н. Ситников. – DOI 10.24887/2587-7399-2018-1-49-51. – Текст : непосредственный // ПРОНЕФТЬ. Профессионально о нефти. – 2018. – № 1. – С. 49–51.
3. Печерин, Т. Н. Анализ особенностей выработки запасов отложений ачимовского нефтегазоносного комплекса / Т. Н. Печерин, К. В. Коровин. – DOI 10.25689/NP.2019.1.62-70. – Текст : непосредственный // Нефтяная провинция. – 2019. – № 1 (17). – С. 62–70.
4. Мерега, О. С. Обзор современных методов повышения эффективности разработки нефтяных залежей приуроченных к низкопроницаемым пластам / О. С. Мерега. – Текст : непосредственный // Международная научно-практическая конференция «Золотухинские чтения. Нефть, газ и энергетика в Арктическом регионе», г. Архангельск, 25–26 апреля 2024 г.
5. Евсюткин, И. В. Глубокие искусственные нейронные сети для прогноза значений дебитов добывающих скважин / И. В. Евсюткин, Н. Г. Марков. – DOI 10.18799/24131830/2020/11/2888. – Текст : непосредственный // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. – 2020. – Т. 331, № 11. – С. 88–95.
6. Skansi, S. Feedforward neural networks / S. Skansi. – DOI 10.1007/978-3-319-73004-2_4. – Direct text // Introduction to Deep Learning : From Logical Calculus to Artificial Intelligence. – Cham : Springer International Publishing, 2018. – P. 79–105.
7. Baptista, D. Performance comparison of ANN training algorithms for classification / D. Baptista, S. Rodrigues, F. Morgado-Dias. – DOI 10.1109/WISP.2013.6657493. – Direct text // 2013 IEEE 8th International Symposium on Intelligent Signal Processing, Funchal, Portugal, 2013. – P. 115–120.

References

1. Bukatov, M. V., Peskova, D. N., Nenasheva, M. G., Pogrebnyuk, S. A., Timoshenko, G. M., Solodov, D. V.,... Vashkevich, A. A. (2018). Key problems of Achimov deposits development on the different scales of studying. PROneft. Professionally about Oil, (2), pp. 16-21. (In Russian). DOI: 10.24887/2587-7399-2018-2-16-21

2. Belonogov, E. V., Pustovskikh, A. A., & Sitnikov, A. N. (2018). Methodology for determination of low-permeability reservoirs development. *PROneft. Professionally about Oil*, (1), pp. 49-51. (In Russian). DOI: 10.24887/2587-7399-2018-1-49-51
3. Pecherin, T. N., & Korovin, K. V. (2019). Analysis of features of development of stocks of deposits of the achimovsky oil-and-gas complex. *Neftyanaya Provintsiya*, (1(17)), pp. 62-70. (In Russian). DOI: 10.25689/NP.2019.1.62-70
4. Merega, O. S. Overview of modern methods to improve upstream efficiency in oil low-permeability formations. (2024). International scientific and practical conference "Zolotukhin Readings. Oil, gas and energy in the Arctic region", April, 25-26, 2024, Arkhangelsk. (In Russian).
5. Evsyutkin, I. V., & Markov, N. G. (2020). Deep artificial neural networks for forecasting debit values for production wells. *Bulletin of the Tomsk Polytechnic University. Geo Assets Engineering*, 331(11), pp. 88-95. (In Russian). DOI: 10.18799/24131830/2020/11/2888
6. Skansi, S. (2018). Feedforward neural networks. *Introduction to Deep Learning: From Logical Calculus to Artificial Intelligence*. Cham, Springer International Publishing, pp. 79-105. (In English). DOI: 10.1007/978-3-319-73004-2_4
7. Baptista, F. D., Rodrigues, S., & Morgado-Dias, F. (2013). Performance comparison of ANN training algorithms for classification. 2013 IEEE 8th International Symposium on Intelligent Signal Processing. Funchal, Portugal, pp. 115-120. (In English). DOI: 10.1109/WISP.2013.6657493

Информация об авторах / Information about the authors

Мерега Олег Сергеевич, аспирант, Северный (Арктический) федеральный университет имени М. В. Ломоносова, г. Архангельск, oleg.merega@inbox.ru, ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-9186-3659>

Еремин Николай Александрович, доктор технических наук, профессор, заведующий Аналитическим центром энергетической политики и безопасности, Институт проблем нефти и газа Российской академии наук, г. Москва, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2401-1586>

Oleg S. Merega, Postgraduate, Northern (Arctic) Federal University named after M.V. Lomonosov, Arkhangelsk, oleg.merega@inbox.ru, ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-9186-3659>

Nikolai A. Eremin, Doctor of Engineering, Professor, Head of the Analytical Center for Energy Policy and Security, Oil and Gas Research Institute of RAS, Moscow, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2401-1586>

Статья поступила в редакцию 19.02.2024; одобрена после рецензирования 04.03.2024; принята к публикации 11.03.2024.

The article was submitted 19.02.2024; approved after reviewing 04.03.2024; accepted for publication 11.03.2024.