

УДК 622.276
DOI: 10.31660/0445-0108-2025-2-98-108
EDN: JMGPJT

Оптимизация параметров системы разработки на основе многовариантных гидродинамических расчетов и нейронной прокси-модели

Д. В. Балин

Тюменский индустриальный университет, Тюмень, Россия
danilbalin@bk.ru

Аннотация. Рассмотрен подход к определению оптимальных параметров системы разработки пласта, базирующийся на серии многовариантных гидродинамических расчетов, направленных на адаптацию модели и последующий прогноз технологических показателей, а также на привлечение нейросетевого анализа. Целесообразность такого алгоритма обуславливается необходимостью повышения точности и надежности получаемых результатов уже на раннем этапе проектирования разработки за счет одновременного учета геологических и гидродинамических неопределенностей. Программное обеспечение «Навигатор» было выбрано в качестве основного инструмента, поскольку обладает большим набором соответствующих задаче опций. С помощью алгоритма латинского гиперкуба выполнена многовариантная адаптация исходного варианта гидродинамической модели, за счет анализа получаемого качества настройки выбраны представительные реализации для запуска базового прогноза. По итогам базового прогноза с привлечением накопленной функции распределения определены пессимистичный / базовый / оптимистичный сценарии для перехода к оптимизационным расчетам по поиску наилучшей системы разработки с помощью алгоритма дифференциальной эволюции. Контроль качества и уточнение полученных параметров оптимума реализован за счет построения нейронной прокси-модели. По итогам работы сформирован порядок действий по получению искомым оценок, сочетающий в себе достаточно широкий диапазон неопределенности, определяющий многообразие получаемых решений и сокращающий машинное время, затрачиваемое на расчеты.

Ключевые слова: латинский гиперкуб, дифференциальная эволюция, нейронная прокси-модель, адаптация

Для цитирования: Балин, Д. В. Оптимизация параметров системы разработки на основе многовариантных гидродинамических расчетов и нейронной прокси-модели / Д. В. Балин. – DOI 10.31660/0445-0108-2025-2-98-108 // Известия высших учебных заведений. Нефть и газ. – 2025. – № 2. – С. 98–108. EDN: JMGPJT

Optimization of field development scheme parameters using multivariant simulation and neural proxy-model

Daniil V. Balin

Industrial University of Tyumen, Tyumen, Russia
danilbalin@bk.ru

Abstract. This article presents an approach for determining the optimal parameters of a reservoir development system, based on a series of multivariate hydrodynamic simulations aimed at model adaptation and forecasting of technological indicators, incorporating neural network analysis.

The rationale behind this algorithm is to enhance the accuracy and reliability of results during the early stages of design by simultaneously accounting for geological and hydrodynamic uncertainties. The software "tNavigator" was selected as the primary tool due to its extensive feature set tailored for this task. Using the Latin Hypercube algorithm, we conducted a multivariate adaptation of the initial hydrodynamic model. By analyzing the quality of the resulting model, we selected representative implementations for the baseline forecast. Based on the outcomes of baseline forecast and using the accumulated distribution function, we identified pessimistic, baseline, and optimistic scenarios for optimization calculations. These calculations were aimed at finding the most effective development system using the differential evolution algorithm.

To ensure quality control and refine the optimal parameters obtained, we constructed a neural proxy model. According to the results of the study, we developed a procedure for obtaining desired estimates, which combines a wide range of uncertainties that define the variety of obtained solutions while also reducing the computational time required for simulations.

Keyword: Latin Hypercube, differential evolution, neural proxy model, adaptation

For citation: Balin, D. V. (2025). Optimization of field development scheme parameters using multivariant simulation and neural proxy-model. Oil and Gas Studies, (2), pp. 98-108. (In Russian). DOI: 10.31660/0445-0108-2025-2-98-108

Введение

Постоянное развитие нефтегазовой отрасли обуславливает потребность в увеличении эффективности процессов добычи углеводородного сырья, в том числе на ранних этапах проектирования разработки [1]. Одним из методов работы с широким спектром неопределенностей, с которыми приходится сталкиваться в процессе создания и последующего применения моделей месторождений нефти и газа в этот период, служит использование многовариантных расчетов, с помощью которых изучаются различные сценарии адаптации и прогноза технологических показателей [2, 3]. Для улучшения точности, надежности и достоверности результатов в таком случае может применяться интегрированный подход к адаптации геолого-гидродинамических моделей, позволяющий объединить в себе статические и динамические параметры [4]. Однако, необходимо принимать во внимание тот факт, что итоговое высокое качество полученных таким образом результатов может сопровождаться выполнением значительного количества модельных реализаций, что увеличивает машинное время и сдвигает сроки принятия решений. В частности, по этой причине в нефтегазовой индустрии наблюдается тенденция к использованию комбинированных подходов, предполагающих применение нейросетевого анализа с определенного момента работы с цифровыми моделями [5]. Так, в рамках работы предлагается подход, направленный на получение оптимальных параметров разработки пласта.

Он предполагает:

- 1) выполнение многовариантной адаптации гидродинамической модели с учетом геологических неопределенностей;

- 2) выделение представительных реализаций с последующей оценкой прогнозных показателей для сокращения числа итоговых вариантов с сохранением возможного диапазона неопределенности;
- 3) привлечение нейросетевого анализа для уточнения и проверки полученных величин.

Объект и методы исследований

Исходная реализация рассматриваемой в рамках данной работы гидродинамической модели нефтяного пласта формата Black Oil содержит 23 скважины, разработка ведется в режиме поддержания пластового давления (ППД). Ключевая проблема настройки заключается в некорректном воспроизведении динамики отборов воды при выполняющемся контроле по добыче жидкости (рис. 1).

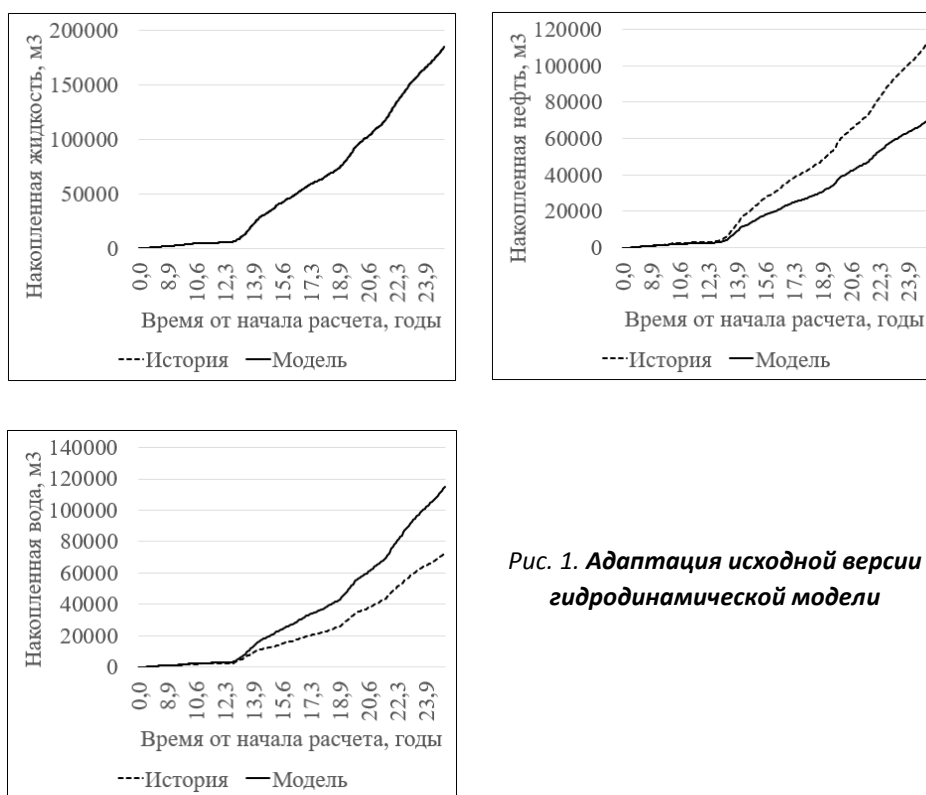


Рис. 1. Адаптация исходной версии гидродинамической модели

Для выполнения многовариантных гидродинамических расчетов в указанных целях использовалось программное обеспечение (ПО) «тНавигатор».

Этот подход подразумевает введение в рассмотрение необходимого набора параметров моделирования в качестве переменных. Для этого было принято решение задействовать Workflow — инструмент для последовательной реализации входящих в него задач и изменения соответствующих значений переменных.

В качестве алгоритма, который будет осуществлять генерацию многовариантных гидродинамических расчетов на этапе адаптации модели, был выбран метод латинского гиперкуба, относящийся к категории методов планирования экспериментов. Его суть в том, чтобы для рассматриваемого количества вариантов модели и переменных разделить пространство поиска на гиперплоскости для каждой переменной, где расчетные точки выбираются таким образом, чтобы каждая гиперплоскость содержала ровно одну точку. Одним из наиболее значимых преимуществ этого алгоритма считается то, что даже при небольшом количестве вариантов за счет описанного выше выбора точек пространство поиска достаточно хорошо покрывается [6]. Была выполнена 1 000 запусков модели.

С учетом описанной выше концепции интегрированного подхода к адаптации, учитывающего как геологические, так и гидродинамические неопределенности, для настройки модели были выбраны следующие параметры: сдвигка исходного положения горизонта кровли пласта, ранги вариограммы, отвечающей за распределение пористости в межскважинном пространстве, множитель из формулы петрофизической зависимости между проницаемостью и пористостью, вертикальная анизотропия проницаемости, критическая водонасыщенность и показатели степени Кори для кривой относительной фазовой проницаемости (ОФП) по нефти.

Для автоматизации создания производимых в рамках алгоритма латинского гиперкуба гидродинамических расчетов был сделан соответствующий Workflow, включающий в себя представленные выше переменные и концептуально отраженный в виде блок-схемы на рисунке 2.



Рис. 2. Концептуальная блок-схема Workflow

Контроль качества адаптации модели осуществлялся по соответствующему значению целевой функции, отражающей степень настройки обводненности по каждой скважине на каждый временной шаг.

Далее на основе 1 000 рассчитанных вариантов модели был сформирован набор наилучших реализаций, характеризующихся как низким значением целевой функции, так и максимальной степенью близости интегральных отборов на последнюю дату адаптации к их фактическим величинам.

На основе набора модельных реализаций был посчитан базовый прогноз технологических показателей разработки. Основной целью анализа полученных на этом шаге значений было выявление тех сценариев (пессимистичного, базового и оптимистичного), которые позволят в дальнейшем при относительно небольшом количестве модельных запусков получить достаточно широкий диапазон по остаточным извлекаемым запасам, что необходимо для большей репрезентативности последующих оптимизационных расчетов.

Оптимизационные расчеты предполагали поиск наилучших параметров размещения площадной пятиточечной системы разработки: геометрической конфигурации представительного элемента разработки и интервалов вертикального охвата добывающими и нагнетательными скважинами, за счет которых будет достигнута максимальная нефтеотдача. Для генерации соответствующих модельных вариантов был использован алгоритм дифференциальной эволюции, относящийся к категории оптимизационных алгоритмов [7]. На основе каждого исходного варианта (пессимистичного, базового и оптимистичного) было выполнено 200 гидродинамических расчетов.

На финальном этапе была произведена проверка оптимальности полученных конфигураций площадной системы разработки посредством привлечения инструментов нейросетевого анализа [5]. В качестве обучающей выборки использовались сгенерированные алгоритмом дифференциальной эволюции значения переменных и соответствующих им результирующие величины накопленной добычи нефти. Нейронная прокси-модель обучалась с помощью метода упругого распространения (RProp), который регулирует шаги обучения, опираясь на знак градиента, что приводит к повышению скорости сходимости [8, 9]. Контроль качества обучения осуществлялся с помощью кросс-плотов сравнения модельных значений и величин, сгенерированных нейронной прокси-моделью. Проверка оптимальности полученной конфигурации площадной системы разработки по итогам гидродинамических расчетов выполнялась с помощью запуска алгоритма дифференциальной эволюции для нейронной прокси-модели (200 итераций) и сопоставления с имеющимися результатами.

Результаты исследований и их обсуждение

По итогам первого этапа (расчет эксперимента латинского гиперкуба на 1 000 вариантов) был проанализирован полученный набор реализаций модели. Широкий охват рассмотренного диапазона переменных в процессе расчетов подтверждается значительным разбросом величины целевой функции, отражающей качество поскважинной адаптации на динамику обводненности. С целью сокращения числа последующих расчетов с одно-

временным сохранением достаточного диапазона неопределенности был сформирован перечень вариантов модели для дальнейшей работы — он характеризуется минимальными значениями целевой функции, а также непревышением накопленных отборов по нефти и воде 10 % отклонения от исторических показателей, и включает в себя 42 сценария (рис. 3).

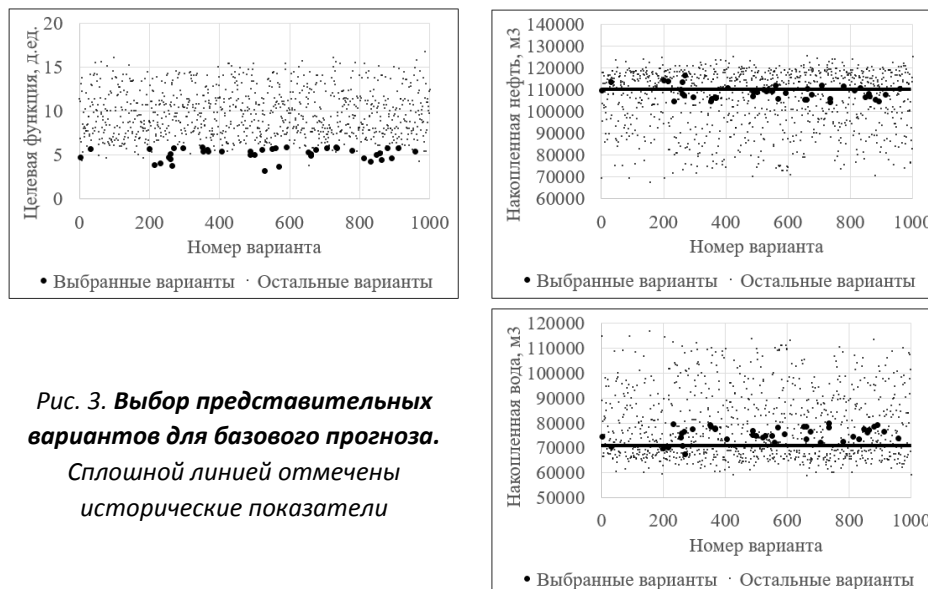


Рис. 3. Выбор представительных вариантов для базового прогноза.

Сплошной линией отмечены исторические показатели

На втором этапе был произведен расчет базового модельного прогноза, основанного на 42 ранее выбранных модельных реализациях. Его длительность составила 60 лет, контроль по скважинам осуществлялся по забойным давлениям на последнюю дату адаптации. Изучение результатов позволило построить накопленную функцию распределения (CDF) по величине накопленной добычи нефти на последний расчетный шаг и выбрать пессимистичный (P90)/ базовый (P50)/ оптимистичный (P10) сценарии адаптации модели с позиции извлекаемых запасов, взятых за основу при последующих оптимизационных расчетах (рис. 4).

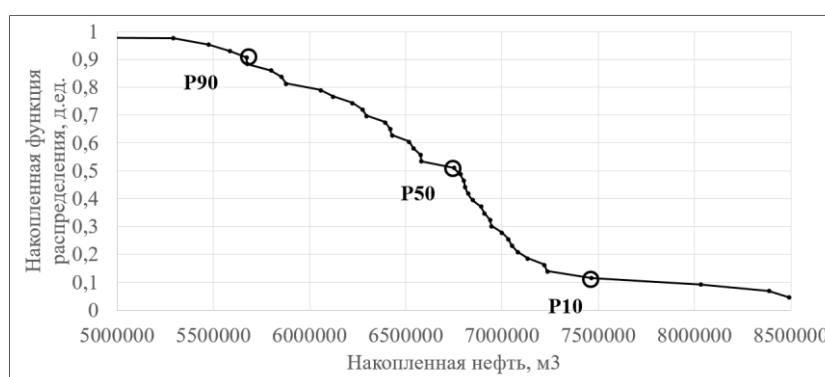


Рис. 4. Накопленная функция распределения для выбора пессимистичного / базового / оптимистичного сценариев

На третьем этапе был произведен расчет эксперимента дифференциальной эволюции на базе пессимистичного (P90)/ базового (P50)/ оптимистичного (P10) сценариев по определению оптимальной системы разработки. Динамика изменения накопленной добычи нефти в зависимости от номера варианта на последний временной шаг приведена на рисунке 5. Прослеживается явное сокращение диапазона неопределенности по мере увеличения числа вариантов. Изменения по целевой функции в пределах 5 % от ее оптимального значения наблюдаются среди 25 % последних расчетов в рамках серии с последующим стремлением к асимптоте.

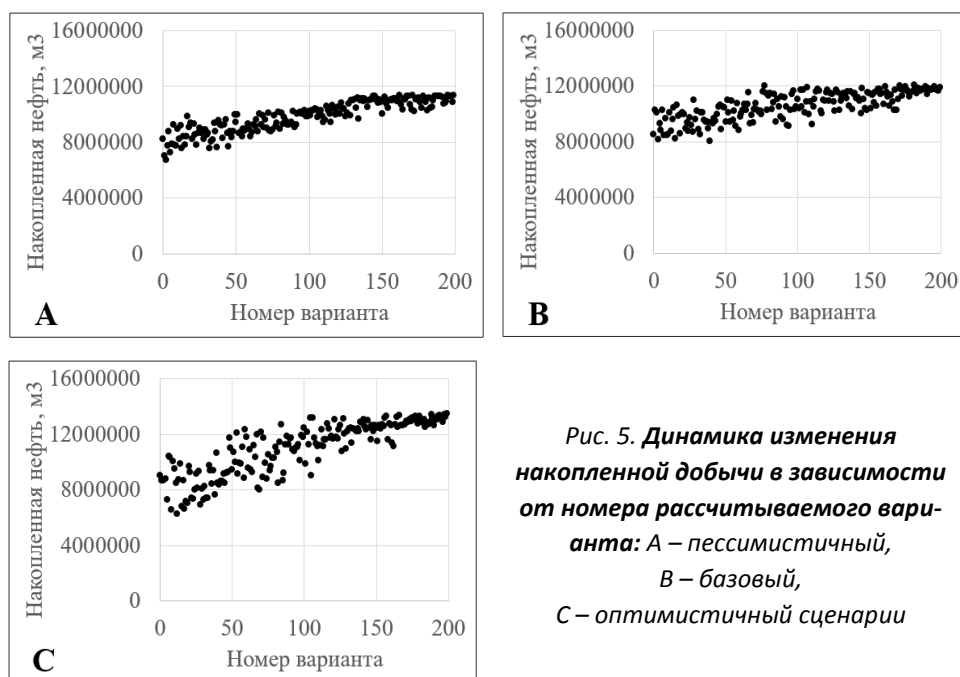


Рис. 5. Динамика изменения накопленной добычи в зависимости от номера рассчитываемого варианта: А – пессимистичный, В – базовый, С – оптимистичный сценарии

На завершающем этапе была проведена проверка оптимальности полученных значений путем привлечения нейронной прокси-модели. Хорошее качество обучения подтверждается кросс-плотами значений из гидродинамических расчетов и значений, сгенерированных нейронной прокси-моделью (рис. 6.).

С помощью алгоритма дифференциальной эволюции на данных нейронной прокси-модели для каждого из трех сценариев был сгенерирован подтверждающий гидродинамический расчет, значения переменных которого соответствуют тем оптимальным параметрам системы разработки, которые были подобраны нейронной прокси-моделью. Расхождения между двумя упомянутыми вариантами не превышают 10 % по каждому из трех сценариев, что подтверждает хорошую степень прогностической способности нейронной прокси-модели (табл. 1).

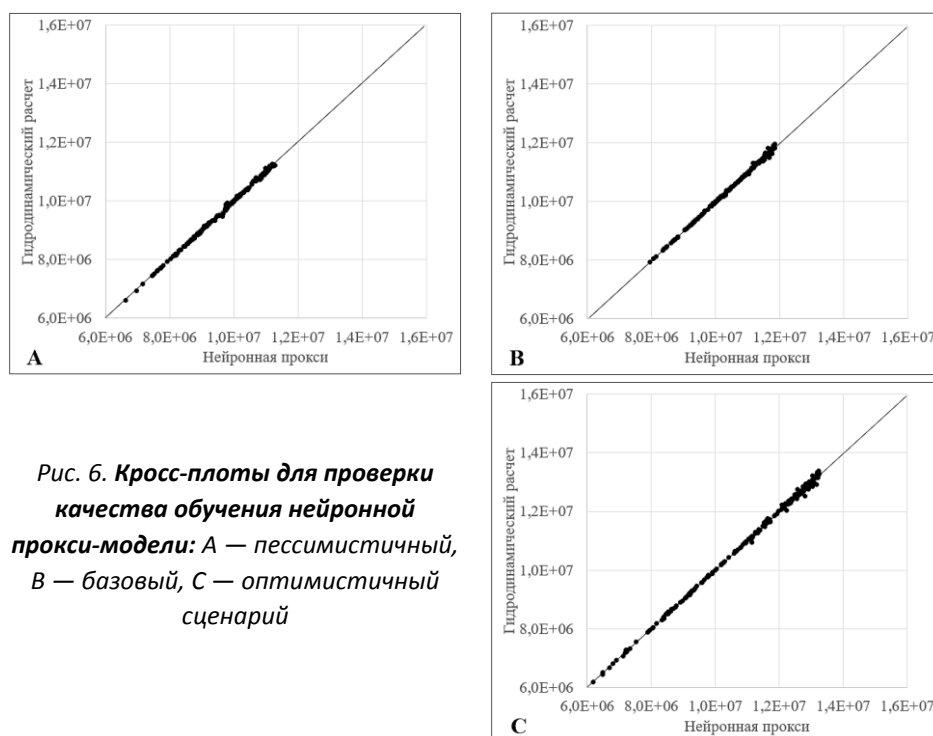


Рис. 6. Кросс-плоты для проверки качества обучения нейронной прокси-модели: А — пессимистичный, В — базовый, С — оптимистичный сценарий

Таблица 1

Сравнение оптимума по результатам гидродинамических расчетов и нейронной прокси-модели

Сценарий	Оптимум по накопленной нефти по итогам гидродинамических расчетов, м ³	Оптимум по накопленной нефти по прокси-модели, м ³	Оптимум по накопленной нефти по подтверждающему расчету для прокси-модели, м ³	Расхождение между прокси-моделью и подтверждающим расчетом, %
Пессимистичный	1,14E+07	1,19E+07	1,08E+07	9
Базовый	1,21E+07	1,27E+07	1,22E+07	4
Оптимистичный	1,35E+07	1,32E+07	1,23E+07	7

Таким образом, для базового сценария удалось дополнительно уточнить оптимальные параметры системы разработки, так как полученные по итогам подтверждающего гидродинамического расчета параметры обеспечили прирост накопленной добычи нефти на ~ 100 тыс. м³ по сравнению с вариантом, принимаемым за оптимальный только по итогам имеющейся серии модельных запусков. По пессимистичному и оптимистичному сце-

нарию полученные показатели не превышали уже принятые величины. Результирующие параметры оптимума приведены в таблице 2.

Таблица 2

Результирующие параметры оптимальной системы разработки

Параметр	Сценарий		
	Пессимистичный	Базовый	Оптимистичный
Накопленная нефть, м ³	1,14E+07	1,21E+07	1,35E+07
Базисный вектор № 1, м	757.1	286.2	309.2
Базисный вектор № 2, м	200	536.01	541.1
Отступ от кровли для добывающих скважин, м	6.1	6.34	5.2
Отступ от подошвы для добывающих скважин, м	10	10	10
Отступ от подошвы для нагнетательных скважин, м	1.7	3.1	2.56

Выводы

По результатам исследования предложен алгоритм работы с многовариантными реализациями цифровых моделей месторождений, направленный на их адаптацию с учетом геологических и гидродинамических неопределенностей, а также сопутствующий расчет прогнозных показателей разработки.

Для сокращения машинного времени с одновременным сохранением достаточного диапазона неопределенности, обеспечивающего разнообразие получаемых прогнозных вариантов, может быть использован подход, заключающийся в выборе небольшого набора реализаций, основанного на анализе получаемых значений целевой функции в процессе адаптации, выполнении базового прогноза для установления диапазона неопределенности по извлекаемым запасам, привлечении накопленной функции распределения вероятности.

Последующая проверка оптимальности рассчитанных величин может быть выполнена с привлечением нейронных-прокси моделей, что также позволяет сократить количество гидродинамических реализаций.

Программное обеспечение «тНавигатор» обладает широким набором функций в обозреваемой сфере, а именно: подходов к заданию переменных, методов создания наборов расчетных вариантов, возможностей нейросетевого анализа.

Список источников

1. Попков, В. И. Интегрированное геолого-гидродинамическое моделирование в системном управлении разработкой нефтегазовых месторождений / В. И. Попков, В. П. Шакшин. – Текст : непосредственный // Вестник Самарского государственного технического университета. Серия: физико-математические науки – 2009. – № 1(18). – С. 239–250.

2. Козырев, Н. Д. Оценка влияния параметров неопределенности на прогнозирование показателей разработки / Н. Д. Козырев, А. Ю. Вишняков, И. С. Путилов. – DOI 10.15593/2712-8008/2020.4.5. – Текст : непосредственный // Недропользование. – 2020. – Т. 20, № 4. – С. 356–368.
3. Подходы к выбору реализаций при вероятностном моделировании геологической модели и анализ влияния на прогнозный профиль добычи / С. А. Андронов, Е. А. Горенкова, А. А. Гомонов, И. А. Максименко. – DOI 10.51890/2587-7399-2023-8-4-25-32. – Текст : непосредственный // PRONEFT. Профессионально о нефти. – 2023. – Том 8, № 4 (30). – С. 25–32.
4. Казанская, Д. А. Интегрированное геолого-гидродинамическое моделирование в ПО «Навигатор» / Д. А. Казанская, С. С. Красников. – Текст : непосредственный // Актуальные тренды научно-технологического и операционного развития нефтегазовой отрасли : сборник материалов 8-й научно-практической конференции, Тюмень, 23–25 сентября 2024 года. – Москва : Геомодель Развитие, 2024. – С. 207–210.
5. Пыриков, В. А. Повышение эффективности закачки на основе геолого-технологического моделирования с учетом результатов нейросетевой оптимизации / В. А. Пыриков. – Текст : непосредственный // Онлайн-форум «Инновации для повышения эффективности сопровождения нефтегазовых активов» : сборник докладов, Москва, октябрь 2024 г. – С. 200–202.
6. Садыков, Р. М. Подбор оптимального числа симуляций Монте-Карло при вероятностном подсчете ресурсов углеводородного сырья / Р. М. Садыков. – DOI 10.54859/kjogi108590. – Текст : непосредственный // Вестник нефтегазовой отрасли Казахстана. – 2022. – Т. 4, № 4. – С. 32–44.
7. Mohamed, L. History matching and uncertainty quantification: multi-objective particle swarm optimization approach / L. Mohamed, M. Christie, V. Demyanov. – Text : electronic // Conference SPE 143067- MS, 23-26 May, Vienna, Austria. – 2011. – <https://doi.org/10.2118/143067-MS>
8. Умановский, А. В. Графовые нейронные сети для прокси-моделирования гидродинамики пласта / А. В. Умановский. – DOI 10.21684/2411-7978-2022-8-3-155-177. – Текст : непосредственный // Вестник Тюменского государственного университета. Физико-математическое моделирование. Нефть, газ, энергетика. – 2022. – Т. 8, № 3(31). – С. 155–177.
9. Щелоков, А. С. Изучение изменения скорости обучения алгоритмом «упругого» распространения ошибки PRROP / А. С. Щелоков, А. А. Турчак, А. В. Салтыков. – Текст : непосредственный // Неделя науки Санкт-Петербургского государственного морского технического университета. – 2020. – Т. 1, № 3–1. – С. 3–9.

References

1. Popkov, V. I. & Shakshin, V. P. (2009). Integrated geological and hydrodynamic modeling in the management system of oil and gas production. Journal of Samara state technical university. Ser. Physical and mathematical sciences, 1 (18), pp. 239-250. (In Russian).
2. Kozyrev, N. D., Vishnyakov, A. Y., & Putilov, I. S. (2020). Assessment of the uncertainty parameters influence on the development indicators forecasting. Perm Journal of Petroleum and Mining Engineering, 20 (4), pp. 356-368. (In Russian). DOI: 10.15593/2712-8008/2020.4.5

3. Andronov, S. A., Gorenkova, E. A., Gomonov, A. A., & Maksimenko, I. A. (2023). Approaches to selection of realizations in probabilistic modeling of geological model and analysis of influence of forecast production profile. PRONEFT. Professionally about oil, 8(4(30)), pp. 25-32. (In Russian). DOI: 10.51890/2587-7399-2023-8-4-25-32
4. Kazanskaya, D. A., & Krasnikov, S. S. (2024). Integrirovannoe geologo-gidrodinamicheskoe modelirovanie v PO «Navigator». Aktual'nye trendy nauchno-tekhnologicheskogo i operacionnogo razvitiya neftegazovoy otrasli. Sbornik materialov konferencii. Tyumen. Moscow, Geomodel' Razvitie Publ., pp. 207-210. (In Russian).
5. Pyrikov, V. A. (2024). Povyshenie effektivnosti zakachki na osnove geologo-tekhnologicheskogo modelirovaniya s uchetom rezul'tatov nejrosetevoy oprimizatsii. Onlajn-forum «Innovacii dlya povysheniya effektivnosti soprovozhdeniya neftegazovykh aktivov». Sbornik dokladov. October, 2024. Moscow, pp. 200-202. (In Russian).
6. Sadykov, R. M. (2022). Optimal number of Monte-Carlo simulations for hydrocarbon resources probabilistic estimation. Kazakhstan journal for oil & gas industry, 4(4), pp. 32-44. (In Russian). DOI: 10.54859/kjogi108590
7. Mohamed, L., Christie, M., & Demyanov, V. (2011). History matching and uncertainty quantification: multiobjective particle swarm optimization approach. In SPE Europec featured at EAGE Conference and Exhibition, pp. SPE-143067 MS. (In English). DOI: 10.2118/143067-MS
8. Umanovskiy, A. V. (2022). Proxy modeling of reservoir hydrodynamics with graph neural networks. Vestnik Tyumenskogo gosudarstvennogo universiteta. Fiziko-matematicheskoe modelirovanie. Physical and mathematical modeling. Oil, gas, energy, (3), pp.155-177. (In Russian). DOI: 10.21684/2411-7978-2022-8-3-155-177
9. Shchelokov, A. S., Turchak, A. A., & Saltykov, A. V. (2020). Study of the change in the learning rate by an algorithm of resilient propagation of the error RPROP. Nedelya nauki Sankt-Peterburgskogo gosudarstvennogo morskogo tekhnicheskogo universiteta, 1(3-1), pp. 3-9. (In Russian).

Сведения об авторе / Information about the author

Балин Даниил Валерьевич,
аспирант кафедры разработки и эксплуатации нефтяных и газовых месторождений, Тюменский индустриальный университет, г. Тюмень, danilbalin@bk.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9090-0672>

Daniil V. Balin, Post-graduate Student, Development and Exploitation of Oil and Gas Fields, Industrial University of Tyumen, daniilbalin@bk.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9090-0672>

Статья поступила в редакцию 20.12.2024; одобрена после рецензирования 17.02.2025; принята к публикации 05.03.2025.

The article was submitted 20.12.2024; approved after reviewing 17.02.2025; accepted for publication 05.03.2025.