

УДК 004.896

DOI 10.17513/snt.40612

КОНЦЕПТУАЛЬНАЯ МОДЕЛЬ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СКВАЖИНЫ С ГИБРИДНЫМИ АЛГОРИТМАМИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РЕЖИМНЫХ ПАРАМЕТРОВ

Масленников Д.А. ORCID ID 0009-0002-3229-0527,**Гладких Т.Д. ORCID ID 0000-0003-0568-4109,****Казаринов Ю.И. ORCID ID 0000-0003-3726-1071**

*Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования
«Тюменский индустриальный университет», Тюмень, Российская Федерация,
e-mail: gladkihtd@tyuiu.ru*

Представлена концептуальная модель интеллектуальной скважины, ориентированная на повышение эффективности управления процессом нефтедобычи за счет адаптивного прогнозирования ключевых режимных параметров. Целью работы является разработка архитектуры информационно-технологического комплекса, ядром которого выступает цифровой двойник скважины, использующий гибридные алгоритмы для расчета прогнозного значения режимного параметра добывающей скважины. Расчетный параметр (давление на приеме погружного насоса) определяется на основе данных добычи пластового флюида и требуемой продуктивности скважины, функционально определяемой забойным давлением. Основное внимание уделено интеграции классических методов и технологии искусственного интеллекта для реализации алгоритма расчета управляющего воздействия. В исследовании применяются модель прогнозирования добычи на основе характеристик вытеснения, полученная с использованием метода наименьших квадратов, а также рекуррентная искусственная нейронная сеть, обученная по алгоритму Байесовской регуляризации для прогнозирования давления на приеме погружного насоса. В результате создана работоспособная модель, показавшая на тестовых данных приемлемую точность, что подтверждает перспективность использования гибридного подхода для управления сложными, плохо формализуемыми процессами в условиях значительной неоднородности пласта и изменяющихся условий эксплуатации. Перспективным направлением дальнейших исследований видится совершенствование архитектуры гибридных алгоритмов за счет включения дополнительных параметров, характеризующих состояние пласта и оборудования, а также развития методов онлайн-обучения моделей для адаптации к долгосрочным изменениям условий эксплуатации.

Ключевые слова: гибридные алгоритмы, цифровой двойник, искусственная нейронная сеть, давление на приеме насоса, забойное давление, характеристики вытеснения, Байесовская регуляризация

CONCEPTUAL MODEL OF AN INTELLIGENT WELL WITH HYBRID ALGORITHMS FOR PREDICTING REGIME PARAMETERS

Maslennikov D.A. ORCID ID 0009-0002-3229-0527,**Gladkikh T.D. ORCID ID 0000-0003-0568-4109,****Kazarinov Yu.I. ORCID ID 0000-0003-3726-1071**

*Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education
“Tyumen Industrial University”, Tyumen, Russian Federation,
e-mail: gladkihtd@tyuiu.ru*

A conceptual model of an intelligent well is presented, focused on improving the efficiency of oil production process management through adaptive forecasting of key operational parameters. The aim of the work is to develop an architecture for an information technology complex, the core of which is a digital twin of the well, using hybrid algorithms to calculate the forecast value of an operational parameter for a production well. The calculated parameter (intake pressure of the submersible pump) is determined based on data of reservoir fluid production and the required well productivity, which is functionally defined by the bottomhole pressure. The main focus is on the integration of classical methods and artificial intelligence technologies to implement an algorithm for calculating the control action. The study employs a production forecasting model based on displacement characteristics, obtained using the least squares method, as well as a recurrent artificial neural network trained with the Bayesian regularization algorithm for predicting the intake pressure of the submersible pump. As a result, a functional model has been created, which demonstrated acceptable accuracy on test data, confirming the promise of using a hybrid approach for managing complex, poorly formalizable processes under conditions of significant reservoir heterogeneity and changing operating conditions. A promising direction for further research is seen as the improvement of hybrid algorithm architectures by including additional parameters characterizing the state of the reservoir and equipment, as well as the development of online model training methods for adaptation to long-term changes in operating conditions.

Keywords: hybrid algorithms, digital twin, artificial neural network, pump intake pressure, bottomhole pressure, displacement characteristics, Bayesian regularization

Введение

Разработка интеллектуальных скважинных систем с применением современных методов прогнозирования режимных параметров представляет собой одно из приоритетных направлений цифровизации нефтегазовой отрасли. Это направление основано на объединении классического инжиниринга с передовыми технологиями машинного обучения и искусственного интеллекта, что способствует значительному улучшению оптимизации ресурсов, надежности и производительности операций по добыче углеводородов [1; 2].

Современный этап развития скважинных технологий характеризуется активным внедрением методов искусственного интеллекта для прогнозирования режимных параметров добычи [3; 4]. Перспективные результаты были получены при применении рекуррентных нейронных сетей на основе LSTM-алгоритма для прогнозирования таких режимных параметров, как дебит и забойное давление [5; 7]. Подобные модели успешно реализуются в схемах управления скважинными системами [8].

Вышеприведенные исследования указывают на особую актуальность развития концепции интеллектуальных скважин (ИС), способных к адаптивному поведению на основе прогнозирования изменяющихся условий эксплуатации. Существующие подходы часто ограничены использованием либо строго детерминированных моделей, не учитывающих стохастическую природу процессов, либо исключительно ориентированных на методы искусственного интеллекта, которые могут демонстрировать недостаточную адекватность при дефиците или низком качестве обучающих данных. В связи с этим формируется объективная потребность в разработке гибридных решений, интегрирующих проверенные физико-математические модели с современными алгоритмами машинного обучения для создания более надежных и точных систем поддержки принятия решений [9; 10].

Специфика нефтепромысловых объектов заключается в том, что множество значимых величин плохо поддаются формализации, и для их анализа и управления целесообразно применять гибридные алгоритмы. Высокая эффективность гибридных архитектур для прогнозирования режимов была экспериментально доказана и подтверждена рядом исследований [5; 11; 12]. Особенность гибридных алгоритмов состоит в применении принципиально разных моделей и методов, объединенных в единую систему. В этом аспекте развитие концеп-

ции цифровых двойников скважин является естественным продолжением процесса интеграции физических моделей с методами искусственного интеллекта [13; 14].

В представленной работе предлагается концептуальная модель интеллектуальной скважины, центральным элементом которой является цифровой двойник, реализующий гибридные алгоритмы прогнозирования. Основное внимание уделено созданию архитектуры, сочетающей классические методы расчета на основе характеристик вытеснения и модель, построенную на искусственных нейронных сетях (ИНС), для прогнозирования давления на приеме насоса. Такой комбинированный подход позволяет нивелировать недостатки отдельных методов и использовать их сильные стороны – физическую обоснованность классических моделей и способность нейронных сетей выявлять сложные нелинейные зависимости из исторических данных. Практическая значимость исследования заключается в создании методологической и алгоритмической основы для построения адаптивных систем управления, способных повышать технологическую и экономическую эффективность разработки нефтяных месторождений.

Цель работы – разработка концептуальной модели интеллектуальной скважины, осуществляющей прогнозирование ее режимных параметров на основе гибридных алгоритмов, интегрирующих классические математические методы и инструменты искусственного интеллекта для адаптивного управления процессом добычи нефти в непрерывно изменяющихся геологических и технологических условиях.

Материалы и методы исследования

В ходе исследования использованы модели прогнозирования добычи нефти по характеристикам вытеснения. Коэффициенты математических моделей определены методом наименьших квадратов, расчет реализован в виде программы для ЭВМ на языке программирования Delphi.

Для прогнозирования давления на приеме насоса добывающей скважины разработана модель с использованием ИНС на базе алгоритма Байесовской регуляризации, обучение которой проведено на основе статистических данных эксплуатации месторождения (Западная Сибирь).

Результаты исследования и их обсуждение

Система управления скважиной должна задать такой режим работы привода, когда давление на приеме погружного насоса $P_{пр}$ обеспечивает проектную продуктивность

скважины, которая в свою очередь, согласно классическому уравнению притока Дюпюи, определяется забойным давлением $P_{\text{заб}}$, дебитом жидкости, характеристиками скважины, пласта и флюида. Последние (характеристики скважины, пласта и флюида) сложно формализуются для расчета классическими методами [8; 15], поэтому для эффективного определения режимных параметров целесообразно применять инновационные алгоритмы, позволяющие реализовать концепцию интеллектуальной скважины, обеспечивающей активное управление параметрами в режиме реального времени.

Разработка концептуальной модели интеллектуальной скважины

Интеллектуальная скважина является сложным технико-информационным комплексом, включающим в себя (помимо технологического оборудования и средств контроля параметров) системы сбора, хранения и обработки данных, в ядре которых заложены математические модели протекающих процессов. При этом модели могут быть нечеткими или четкими (описываемыми классическими математическими методами), детерминированными или стохастическими и должны обеспечить вывод

скважины на оптимальный режим работы в непрерывно изменяющихся условиях эксплуатации.

При этом методы нечеткого вывода или методы искусственного интеллекта (ИИ) целесообразно применять лишь в тех случаях, когда решаемые задачи не могут быть описаны классическими математическими методами, так как данные алгоритмы не всегда могут предлагать адекватное решение, например при недостаточном объеме или качестве обучающих данных. В связи с этим алгоритмы управления, лежащие в основе работы интеллектуальной скважины, должны быть гибридными, то есть содержать модули расчетов на базе классических методов, неклассической логики, искусственных нейронных сетей, деревьев решений и др.

Отличительной особенностью интеллектуальной скважины является наличие цифрового двойника. «Цифровой двойник скважины» – это информационно-алгоритмическая подсистема объекта, в которой осуществляется анализ, хранение и обработка данных гибридными алгоритмами. На рис. 1 представлена концептуальная структурная схема ИС в аспекте поставленной задачи, а именно прогнозирования величины давления на приеме насоса $P_{\text{пр}}$.

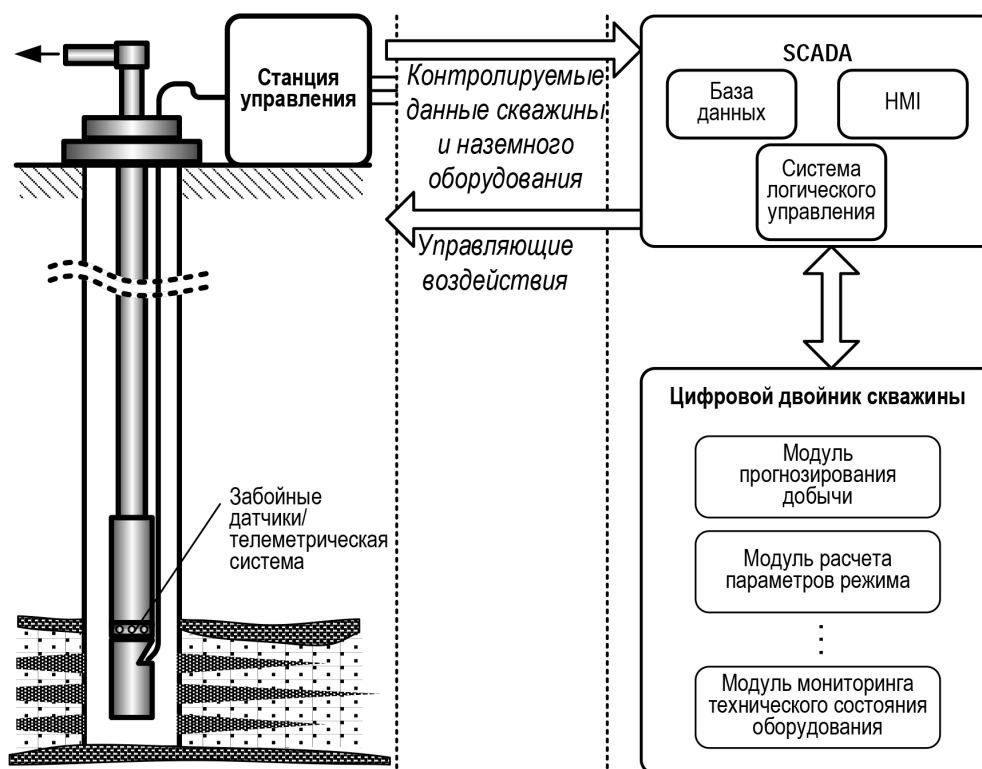


Рис. 1. Концептуальная структурная схема интеллектуальной скважины
Источник: составлено авторами

Рассмотрим контур работы интеллектуальной скважины для расчета и управления целевым параметром ($P_{пр}$).

1. Данные датчиков скважины (добыча нефти и жидкости) обрабатываются в «Цифровом двойнике», где в соответствующем модуле строится прогноз добычи на основе характеристик вытеснения. Алгоритм расчета – классический (метод наименьших квадратов).

2. Прогноз добычи на интервале ΔT (средний дебит) и требуемое (проектное) давление на забое $P_{заб}$ обрабатываются в «Модуле расчета параметров режима» с применением обученной ИНС. Результат – расчет прогнозного давления $P_{пр}$ для интервала времени ΔT .

3. В случае отклонения текущего значения $P_{пр}$ от прогнозного «Система логического управления» формирует управляющие сигналы по алгоритму перехода скважины к новому режиму к началу интервала времени ΔT .

4. Управляющие сигналы передаются на станцию управления скважинным оборудованием, которая регулирует режимный параметр с применением частотно-управляемого привода погружного насоса.

Модуль прогнозирования добычи на основе характеристик вытеснения

Прогнозирование добычи является одним из составляющих процесса проектиро-

вания, контроля и регулирования разработки месторождений нефти. Наиболее часто применяемым инструментом для анализа и прогноза добычи являются характеристики вытеснения нефти водой, они интегрально учитывают геолого-физическую характеристику пласта и насыщающих его флюидов, а также особенности эксплуатации скважин, систему и плотность их размещения и т.д. Характеристики мало чем отличаются друг от друга, так как в их основу построения заложена основная зависимость добытой нефти Q_n от добычи жидкости $Q_{ж}$: $Q_n = f(Q_{ж})$.

В рамках исследования разработана программа расчета прогнозной модели. Интерфейс программы (рис. 2) позволяет выбирать скважину, для которой строится прогноз; имеет табличный редактор с данными (добыча нефти Q_n и жидкости $Q_{ж}$) и область построения графиков. Результатом работы программы являются графики прогнозов добычи с исходными данными и математические модели с рассчитанными коэффициентами. Программа рассчитывает три модели Г.С. Камбарова, А.М. Пирвердяна и Б.Ф. Сазонова с использованием метода наименьших квадратов. Модель, обеспечивающая наибольшую точность, используется для дальнейшего расчета режима работы нефтяной скважины.

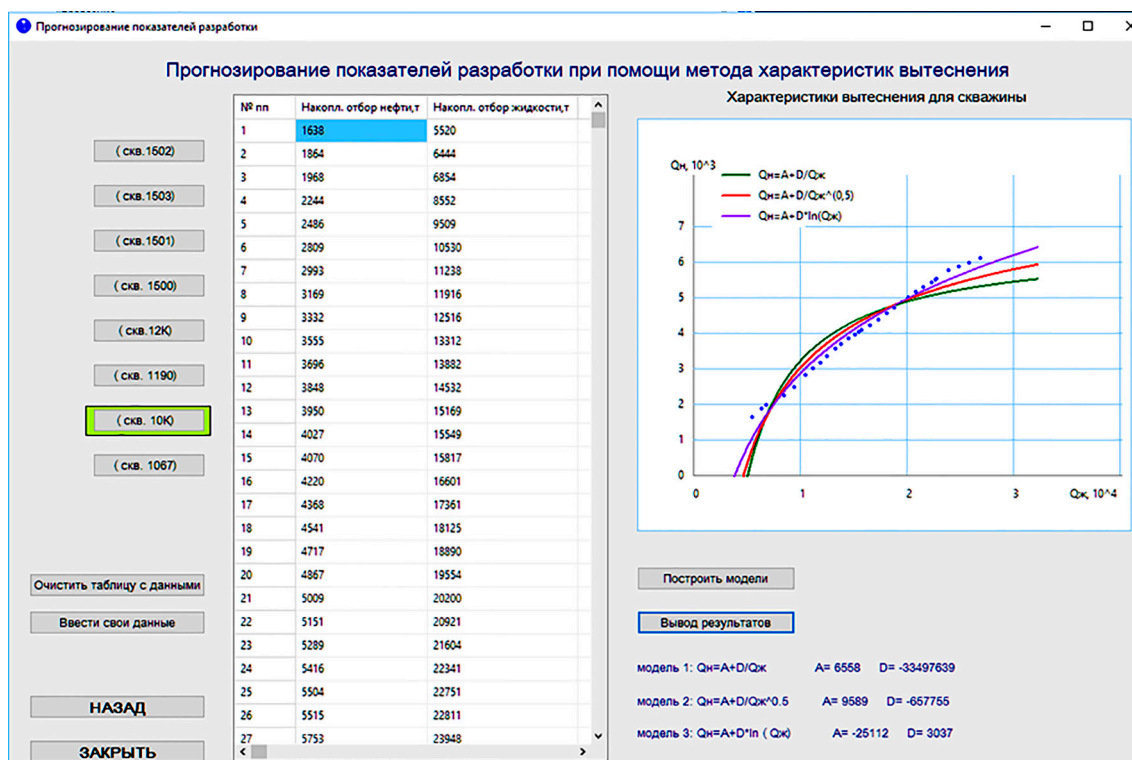


Рис. 2. Интерфейс программы прогнозирования добычи нефти
Источник: составлено авторами

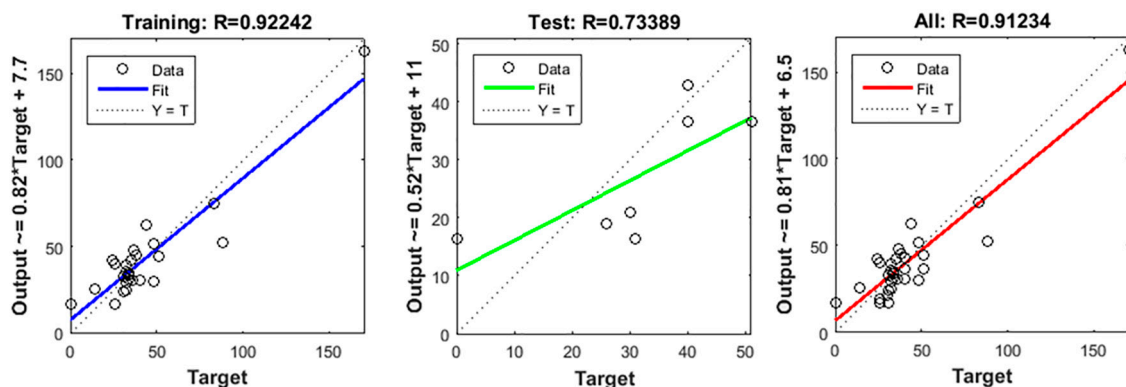


Рис. 3. Результаты обучения и тестирования ИНС
Источник: составлено авторами

Модуль расчета режима добывающей скважины

Для расчета режима добывающих скважин предлагается использовать ИНС, что позволяет значительно повысить скорость и точность расчета целевого параметра. Входными данными модели являются средний дебит (прогнозная добыча нефти и жидкости на интервале времени) и заданное значение забойного давления $P_{\text{заб}}$. Выходной параметр – давление на приеме насоса $P_{\text{пр}}$.

Для обучения ИНС использовались данные режимов 40 нефтяных скважин, эксплуатирующих пласт, характеризующийся значительной неоднородностью. Построена рекуррентная нейронная сеть, обученная с использованием алгоритма Байесовской регуляризации, имеющая 24 нейрона в скрытом слое и 1 нейрон на выходе.

При обучении ИНС гистограмма ошибок имела вид близкий к нормальному распределению. Коэффициент корреляции целевых данных и данных полученной ИНС представлен на рис. 3. Низкий коэффициент корреляции для тестовой выборки $R = 0,73389$ объясняется большим значением дисперсии данных (стандартное отклонение 32,17 атм.), что связано со спецификой исследуемого объекта (значительная неоднородность пласта, различные условия работы погружного оборудования и др.). В связи с указанными особенностями коэффициент корреляции для всех данных (целевых и тестовых) $R = 0,91234$ следует считать приемлемым.

При оценке точности модели с использованием независимой выборки (24 скважины) со стандартным отклонением по давлению на приеме насоса 12,79 атм. среднеквадратическая ошибка составила 11,4, что в контексте исследования является хорошим результатом. Обученная нейронная

сеть может выдавать результат при небольшом объеме входных данных, и, следовательно, результат можно получать для скважин на начальной стадии эксплуатации или для небольшого периода работы.

Заключение

Проведенное исследование подтвердило перспективность внедрения разработанной концептуальной модели интеллектуальной скважины, основанной на применении гибридных алгоритмов для прогнозирования режимных параметров. Установлено, что комбинация классических методов расчета и нейросетевых моделей позволяет эффективно решать задачу прогнозирования давления на приеме погружного насоса в условиях значительной неоднородности пластовых характеристик и изменяющихся условий эксплуатации. Результат позволяет обеспечить заблаговременную корректировку режима работы оборудования.

Перспективы дальнейших исследований видятся в совершенствовании архитектуры гибридных алгоритмов за счет включения дополнительных параметров, характеризующих состояние пласта и оборудования, а также развития методов онлайн-обучения моделей для адаптации к долгосрочным изменениям условий эксплуатации. Предложенная концепция открывает возможности для создания целостных систем управления разработкой месторождений на основе сети интеллектуальных скважин, способных к скоординированной оптимизации нефтедобычи.

Список литературы

1. Вершинин В.Е., Пономарев Р.Ю. Нейросетевое моделирование: прогнозирование показателей добычи скважин в условиях нестационарного заводнения // Деловой журнал Neftegaz. RU. 2022. № 5-6 (125-126). С. 26-32. URL: <https://magazine.neftegaz.ru/archive/740214/> (дата обращения: 01.12.2025).

2. Кульчицкий В.В., Архипов А.И., Щебетов А.В. Интеллектуальные скважинные системы разработки нефтяных месторождений // Нефть. Газ. Новации. 2024. № 8 (285). С. 27–33. URL: <https://neft-gaz-novacii.ru/ru/archive/131-2024/2348--8-284-2024> (дата обращения: 01.12.2025).
3. Амерханов Р.М., Амерханов М.И., Дьяконов А.А. Прогнозирование потенциального дебита нефти скважин на объектах сверхвязкой нефти с использованием методов машинного обучения // Нефтяное хозяйство. 2025. № 7. С. 61–66. URL: https://oil-industry.net/Journal/archive_detail.php?ID=12953 (дата обращения: 01.12.2025). DOI: 10.24887/0028-2448-2025-7-61-66.
4. Xing Z.-S., Han G.-Q., Jia Y.-L. et al. Optimization of plunger lift working systems using reinforcement learning for coupled wellbore/reservoir // Petroleum Science. 2025. Vol. 22. № 5. С. 2154–2168. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1995822625000688> (дата обращения: 01.12.2025). DOI: 10.1016/j.petsci.2025.03.009.
5. Pan S., Yang B., Wang S. et al. Oil well production prediction based on CNN-LSTM model with self-attention mechanism // Energy. 2023. Vol. 284. Art. 128701. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0360544223020959> (дата обращения: 01.12.2025). DOI: 10.1016/j.energy.2023.128701.
6. Li X., Sun L., He J. et al. A well rate prediction method based on LSTM algorithm considering manual operations // Journal of Petroleum Science and Engineering. 2022. Vol. 210. С. 110047. DOI: 10.1016/j.petrol.2021.110047.
7. Li Y., Guo H., Gong X. et al. A theory and data-driven method for rapid bottom hole pressure calculation in UGS // Scientific Reports. 2025. Vol. 15. URL: https://www.researchgate.net/publication/389856782_A_theory_and_data-driven_method_for_rapid_bottom_hole_pressure_calculation_in_UGS (дата обращения: 01.12.2025). DOI: 10.1038/s41598-025-93337-2.
8. Никифоров Г.А., Баушин В.В., Никифоров А.И. О поправке на забойное давление при моделировании «интеллектуальных» скважин // Нефтяная провинция. 2023. № 4-2 (36). С. 275–281. URL: <https://vkro-raen.com/36-275-281> (дата обращения: 01.12.2025). DOI: 10.25689/NP.2023.4.275-281. EDN: VFSSRV.
9. Kanin E., Garipova A., Boronin S. et al. Combined mechanistic and machine learning method for construction of oil reservoir permeability map consistent with well test measurements // Petroleum Research. 2025. Vol. 10. № 2. С. 247–265. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S209624952400084X> (дата обращения: 01.12.2025). DOI: 10.1016/j.ptlrs.2024.09.001.
10. Afagwu C., Weijermars R. Rapid well-test analysis based on Gaussian pressure-transients // Geoenvironmental Science and Engineering. 2024. Vol. 241. Art. 213168. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2949891024005384> (дата обращения: 01.12.2025). DOI: 10.1016/j.geoen.2024.213168.
11. Kim S., Kim T. W., Hong Y. et al. Enhancing pressure gradient prediction in multi-phase flow through diverse well geometries of North American shale gas fields using deep learning // Energy. 2024. Vol. 290. С. 130291. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544224000628> (дата обращения: 01.12.2025). DOI: 10.1016/j.energy.2024.130291.
12. Lu Y., Hou Y., Zhao H. et al. Life prediction model of automotive fuel cell based on LSTM-Transformer hybrid neural network // International Journal of Hydrogen Energy. 2025. Vol. 135. С. 182–194. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360319925022621> (дата обращения: 01.12.2025). DOI: 10.1016/j.ijhydene.2025.05.013.
13. Маслова К.С., Фомин В.А. Управление сложными техническими объектами в производственных процессах с применением интеллектуальных цифровых двойников // Современные наукоемкие технологии. 2025. № 9. С. 111–115. URL: <https://top-technologies.ru/ru/article/view?id=40494> (дата обращения: 19.11.2025). DOI: 10.17513/snt.40494.
14. Luo W., Liao R., Wang J. et al. Flow simulation for a horizontal well with slotted screen and ICD completions based on the wellbore-annulus-transient seepage reservoir model // Journal of Engineering Research. 2022. Vol. 10. № 4. Part B. С. 303–330. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2307187725003542> (дата обращения: 01.12.2025). DOI: 10.36909/jer.11769.
15. Исаев А.А., Тахаутдинов Р.Ш., Шарифуллин А.А. Разработка метода расчета давления на приеме насоса по данным промысловых исследований // Нефть. Газ. Новации. 2024. № 12 (288). С. 47–52. URL: <https://neft-gaz-novacii.ru/ru/archive/82-2017/2451> (дата обращения: 01.12.2025). EDN: OUSOIR.

Конфликт интересов: Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Conflict of interest: The authors declare that there is no conflict of interest.