



ПОМОЩНИК ИНЖЕНЕРА ДЛЯ АНАЛИЗА И РАЗРАБОТКИ МЕСТОРОЖДЕНИЙ НЕФТИ И ГАЗА НА ОСНОВЕ ИНТЕГРИРОВАННОЙ МОДЕЛИ АКТИВА

© Коллектив авторов,
2024



**А.А. Афанасьев^{1,*}, М.В. Симонов¹, К.А. Печко², Н.М. Бровин¹, С.П. Бажуков²,
В.В. Ким¹, В.Р. Колесникова²**

¹Группа компаний «Газпром нефть», РФ, Санкт-Петербург

²ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого», РФ, Санкт-Петербург

Электронный адрес: ProNeft@gazprom-neft.ru

Введение. При проведении анализа результатов расчета интегрированных моделей актива возможно получение результатов, которые не согласуются с историей разработки месторождения. Детектирование некорректных результатов может вызывать сложности, связанные с человеческим фактором и отсутствием опыта в области интегрированного моделирования активов (ИМА). В то время как определение причин потерь по добыче нефти и определение проведения необходимых мероприятий для оптимизации добычи требуют высокой осведомленности процессов разработки.

Цель. Для специалистов геологии и разработки, а также центров управления добычи создание алгоритмов интеллектуального помощника для работы с ИМА является востребованной задачей. С его помощью возможно своевременно идентифицировать проблемы и оценивать потенциал актива на базе ИМА.

Материалы и методы. В работе применены модели машинного обучения (МО), сформированные на базе исторических показателей разработки месторождения и месторождений-аналогов, полученные из промысловых данных технологического режима скважины, а также на основе синтетических моделей, построенные в специализированных симуляторах, для дальнейшего повторного использования их в прогнозных и оптимизационных расчетах.

Результаты. Разработаны алгоритмы рекомендаций для принятия оптимальных решений инженером при разработке месторождения нефти и газа.

Заключение. Данный инструмент позволяет инженерам принимать более обоснованные решения при выборе стратегии разработки нефтегазовых месторождений. При наличии ограниченных вычислительных ресурсов помогает исследовать различные варианты, учитывать факторы неопределенности и работать с ограничениями, что значительно повышает эффективность работы на месторождениях.

Ключевые слова: интегрированное моделирование активов, модель системы сбора и транспорта, модель скважины, метамоделирование, оптимизация разработки, база моделей.

Конфликт интересов: авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Для цитирования: Афанасьев А.А., Симонов М.В., Печко К.А., Бровин Н.М., Бажуков С.П., Ким В.В., Колесникова В.Р. Помощник инженера для анализа и разработки месторождений нефти и газа на основе интегрированной модели актива. ПРОНЕФТЬ. Профессионально о нефти. 2024;9(3):43–49.
<https://doi.org/10.51890/2587-7399-2024-9-3-43-49>

Статья поступила в редакцию 10.01.2024

Принята к публикации 29.02.2024

Опубликована 30.09.2024

ASSISTANT ENGINEER FOR THE ANALYSIS AND DEVELOPMENT OF ASSETS BASED ON THE
INTEGRATED ASSET MODEL

**Aleksandr A. Afanasev^{1,*}, Maksim V. Simonov¹, Konstantin A. Pechko², Nikolay M. Broyin¹,
Sergey P. Bazhukov², Vyacheslav V. Kim¹, Valeriia R. Kolesnikova²**

¹Gazprom нефт company group, RF, Saint Petersburg

²Peter the Great Saint Petersburg Polytechnic University, RF, Saint Petersburg

E-mail: ProNeft@gazprom-neft.ru

Introduction. During analyzation the results of calculating integrated asset models, it is possible to obtain results that are inconsistent with the history of field development. Detecting incorrect results can cause difficulties related to the human factor and lack of experience in the field of IAM. While determining the causes of oil production losses and determining the necessary measures to optimize production require high awareness of the development processes.

Aim. For specialists in geology and mining, as well as production control centers, the creation of intelligent assistant algorithms for working with IAM is a crucial task. Using this approach it is possible to identify problems promptly and find the potential of an asset based on an IAM.

Materials and methods. Applying machine learning (ML) models based on the historical data of field development and deposits of analogues, obtained from field data of the technological regime of the well, as well as on the basis of synthetic models built in specialized simulators, for further reuse in predictive and optimization calculations.

Results. Recommendation algorithms for making optimal decisions by an engineer during the development of an oil and gas field.

Conclusion. This tool allows engineers to make more informed decisions when choosing a strategy for the development of oil and gas fields, even with limited computing resources. It helps to explore different options, take into account uncertainties and work with constraints, which significantly increases the efficiency of work in the fields.

Keywords: integrated asset modeling, collection and transport system model, well model, metamodeling, development optimization, model database

Conflict of interest: the authors declare no conflict of interest.

For citation: Afanasev A.A., Simonov M.V., Pechko K.A., Brovin N.M., Bazhukov S.P., Kim V.V., Kolesnikova V.R. Assistant engineer for the analysis and development of assets based on the integrated asset model. PRONEFT. Professionally about oil. 2024;9(3):43–49. <https://doi.org/10.51890/2587-7399-2024-9-3-43-49>

Manuscript received 10.01.2024

Accepted 29.02.2024

Published 30.09.2024

ВВЕДЕНИЕ

В нефтяной промышленности машинное обучение может использоваться для многих задач и целей, включая прогнозирование производительности скважин, оптимизацию процессов добычи и предсказание рисков [1, 2, 3]. Например, алгоритмы машинного обучения могут использоваться для анализа данных, связанных с геологическими характеристиками месторождений, что позволяет определить оптимальное место для бурения скважины [4].

оперативность в сопровождении ИМА, адаптивные характеристики интегрированной модели и скорость расчета [5]. Также модели машинного обучения позволяют подобрать рекомендательную систему управления активом. Другими словами, они являются помощниками или инструментами в принятии решений в разработке месторождений для инженеров.

ОБУЧЕНИЕ НА ИСХОДНЫХ ДАННЫХ

Эффекты от использования моделей машинного обучения на базе информации о работе скважин на нефтегазовом месторождении, а также физических моделях включают увеличение производительности и эффективности процесса добычи [6]. Более точные прогнозы объемов добычи нефти и газа, а также оптимальные параметры добычи позволяют компаниям более эффективно управлять ресурсами и принимать обоснованные решения.

На базе информации о работе скважин на месторождении нефти и газа, а также физических моделях можно создать модели машинного обучения для каждого объекта, формируя тем самым базу статистических моделей, которые описывают процессы при разработке месторождения. В разрабатываемом продукте формируются модели притока к скважине, модели скважин, Pressure Volume Temperature (PVT) модели флюида, которые будут доступны инженеру для подбора в качестве аналогов для новых проектов [2, 7, 8].

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЙ ПОМОЩНИК НА ОСНОВЕ АЛГОРИТМА МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ РАСЧЕТА ИНТЕГРИРОВАННЫХ МОДЕЛЕЙ АКТИВА ПОЗВОЛЯЕТ ИНЖЕНЕРАМ ПРИНИМАТЬ ОБОСНОВАННЫЕ РЕШЕНИЯ ПРИ ВЫБОРЕ СТРАТЕГИИ РАЗРАБОТКИ НЕФТЕГАЗОВЫХ МЕСТОРОЖДЕНИЙ.

Кроме того, машинное обучение может использоваться для улучшения безопасности на нефтяных платформах. Применяемые алгоритмы могут анализировать данные, связанные с работой оборудования, и предсказывать возможные аварийные ситуации. Это позволяет операторам быстро реагировать и предотвращать потенциальные аварии. В данной статье описан интеллектуальный помощник, в котором активно применяется машинное обучение для анализа месторождения. В частности, модели МО применяются в создании интегрированного моделирования активов (ИМА), что позволяет повысить

ПОСТРОЕНИЕ ИНТЕГРИРОВАННОЙ МОДЕЛИ АКТИВА

Разработанный интеллектуальный помощник для специалиста включает в себя модули, которые как напрямую, так и косвенно оказывают влияние на принятие решение инженером. Составляющие продукта имеют информативную, аналитическую и прогнозную способность к решениям поставленных задач. Основными блоками, которые можно выделить в проекте, являются:

- база метамodelей (модели машинного обучения, построенная на результатах расчетов физико-математических моделей [6]). Все сформированные метамodelи собираются в единую базу с информацией об объекте для возможности повторного использования в прогнозных расчетах;
- построение ИМА нового/существующего месторождения осуществляется на основе выбора метамodelей компонент из базы метамodelей (МетаИМА) для каждого объекта моделирования по значениям характерных ему параметров и корректировкой известными данными;
- рекомендация по нерегулярной расстановке скважин на базе модели машинного обучения с возможностью рассмотрения системы вместе с Системой сбора и Транспорта (ССиТ);
- регулярная расстановка скважин: предлагаемый алгоритм позволяет производить ускоренные расчеты для поиска наилучшего решения с возможностью рассмотрения системы вместе с наземной инфраструктурой. Оптимизация системы разработки и учет ограничений со стороны системы сбора и транспорта. Ввиду интегрирования ССиТ возможно проводить разного рода ограничения при расчетах: ограничение по объему газа в системе, ограничение добычи, ввод скважин в эксплуатацию и т.д. [9, 10].

Предлагаемая концепция ИМА близка к классическому подходу, однако основные модели-компоненты заменены на модели МО (рис. 1–2).

Проведение прогнозных расчетов добычи месторождения на долгосрочный период с учетом ограничений со стороны системы сбора и транспорта возможно в разных конфигурациях, как с метамodelями притока, так и с физико-математическими моделями пласта. В зависимости от типа актива, его наполненности данными, наличия физико-математических моделей актива решаемые задачи и конфигурация ИМА могут быть разными. Примеры конфигураций моделей представлены в таблице 1.

РЕШАЕМЫЕ ЗАДАЧИ

Проведение многовариантных расчетов для определения оптимальной системы разработки, возможно при быстрых расчетах процессов в пласте с допустимой точностью. В таком случае рассматривается обучение модели МО на гидродинамической модели пласта (ГДМ) или использование в расчетах упрощенной модели пласта [11, 7, 12, 6]. Следовательно, возможно решать задачу оптимизации разработки месторождения



Рис. 1. Классическая интегрированная модель. Составлено авторами
Fig. 1. The classical integrated model. Compiled by the authors

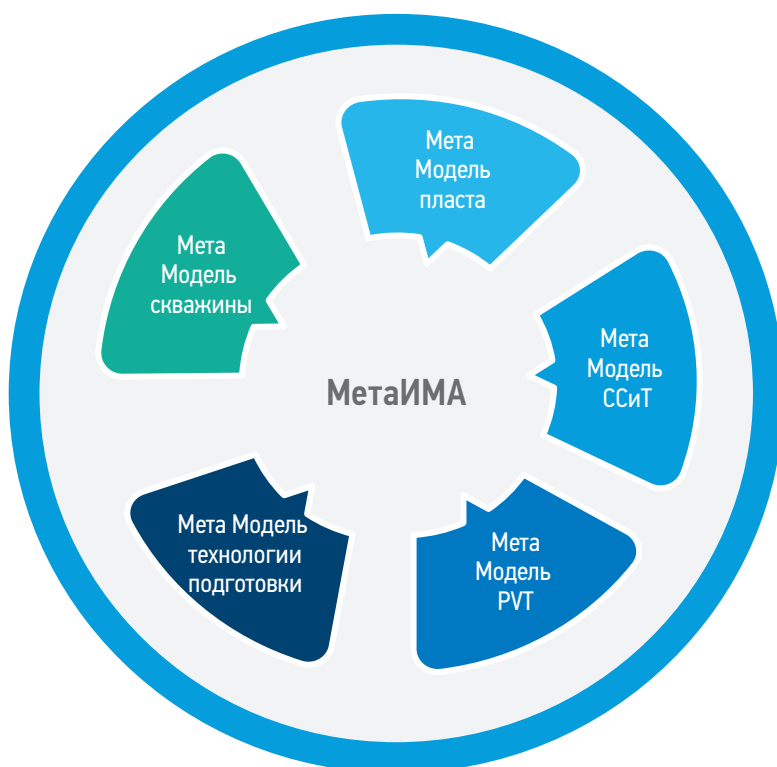


Рис. 2. Концепция интегрированной модели с моделями МО. Составлено авторами
Fig. 2. The concept of an integrated model with MO models. Compiled by the authors

Таблица 1. Конфигурации интегрированных моделей актива в проекте МетАктив
Table 1. Configurations of integrated asset models in the MetActive project

Конфигурация ИМА при наличии физико-математических моделей для актива			
Номер конфигурации	Пласт	Скважина	Система сбора и транспорта (ССиТ) (ЭРА-ИСКРА)
1	Обучение на ГДМ	Обучение на Vertical Flow Performance-таблице (VFP), дообучение на исторических данных	Импорт топологии из ЭРА-ИСКРА / коммерческого ПО
2	Применение упрощенной модели / подбор аналогов	Обучение на физматмодели, дообучение на исторических данных	Импорт топологии ЭРА-ИСКРА / коммерческого ПО
3	Обучение на ГДМ	Обучение на исторических данных / подбор аналогов	Создание модели в ЭРА-ИСКРА / коммерческого ПО
4	Применение упрощенной модели / подбор аналогов	Обучение на исторических данных / подбор аналогов	Создание модели в ЭРА-ИСКРА / коммерческого ПО

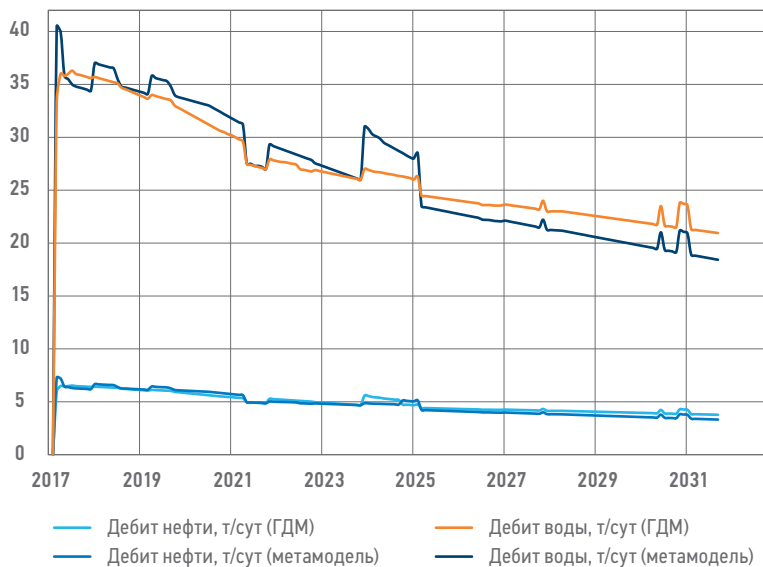


Рис. 3. Сравнение прогнозной способности метамодели пласта и ГДМ по добыче нефти и воды. Составлено авторами

Fig. 3. Comparison of the predictive capacity of the reservoir metamodel and the GDM for oil and water production. Compiled by the authors

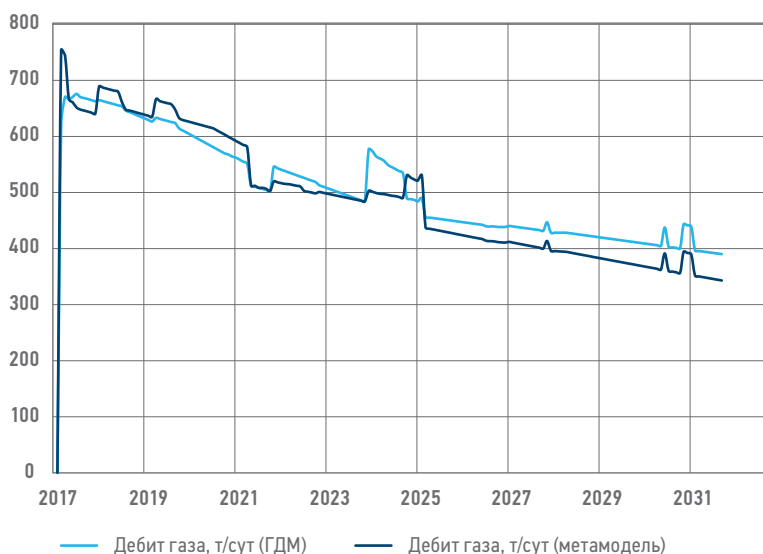


Рис. 4. Сравнение прогнозной способности метамодели пласта и ГДМ по добыче газа. Составлено авторами

Fig. 4. Comparison of the predictive capacity of the reservoir metamodel and GDM for gas production. Compiled by the authors

в том числе с учетом ограничений со стороны системы сбора и транспорта: формирование графика бурения скважин, выбор оптимальной сетки добурирования краевых зон, уплотнение сетки скважин, оптимизация системы поддержания пластового давления (ППД), оптимизация системы сбора и транспорта и т.д.

Один из вариантов по построению моделей — это подбор аналогов для новых активов (использование опыта из сформированной базы метамodelей, функционал по подбору моделей аналогов) с целью прогноза и поиска оптимальной системы разработки, типа и режимов работ скважин, графиков ввода, определение оптимальной системы разработки. Данный модуль позволит инженеру применять статистические модели, в расчетах опираясь на историю объекта. Описывается объект моделями притока к скважине и моделью перепада давлений по стволу скважины.

Подготовка данных для обучения модели притока является достаточно длительной операцией, для которой необходимо иметь физико-математическую модель, однако последующий прогноз модели практически моментальный, что не сравнится с расчетами гидродинамических моделей [11, 7, 12, 6].

Модель скважины не требует технологической информации о данных объекта (длина скважины, диаметр насосно-компрессорных труб, инклинометрия и т.д.) в отличие от классических подходов. Для построения скважины требуется лишь информация об истории добычи, тем самым время на создание модели скважины значительно уменьшается [2, 3].

Результаты тестирования моделей притока и перепада давления по стволу скважины представлены на рис. 3, 4 и 5, 6 соответственно.

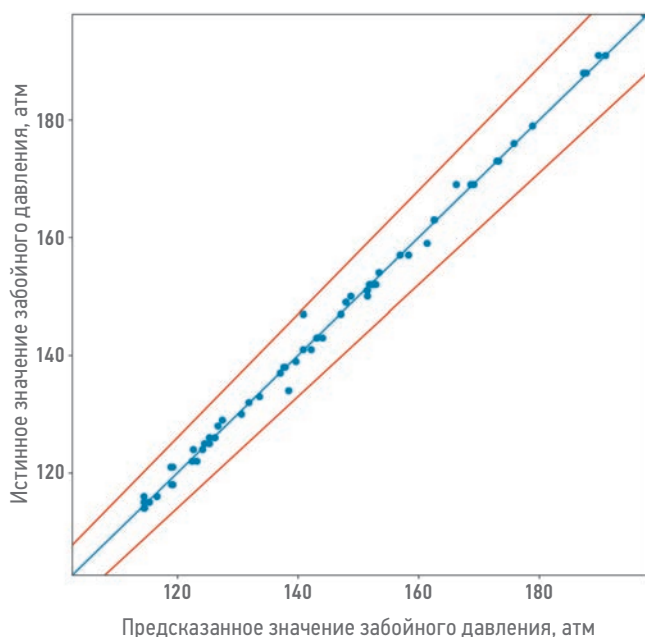


Рис. 5. Сравнение фактических значений забойного давления с прогнозными значениями модели МО по скважине №1.
Составлено авторами

Fig. 5. Comparison of the actual values of downhole pressure with the forecast values of the MO model for well No. 1. Compiled by the authors

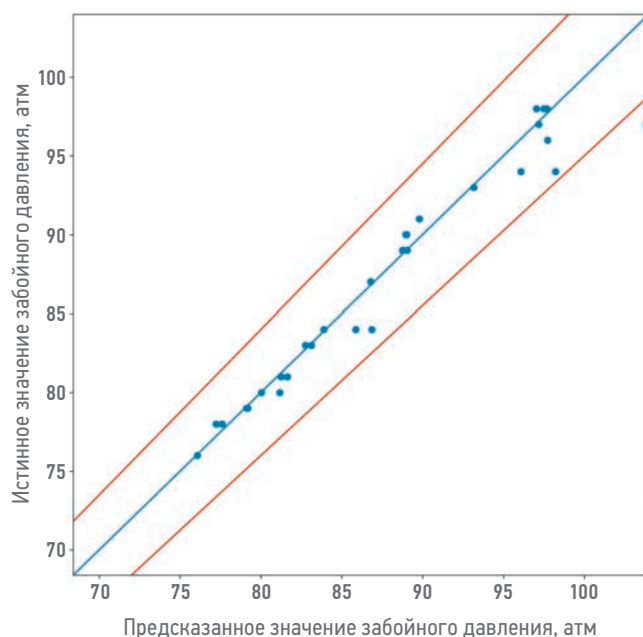


Рис. 6. Сравнение фактических значений забойного давления с прогнозными значениями модели МО по скважине №2.
Составлено авторами

Fig. 6. Comparison of the actual values of downhole pressure with the forecast values of the MO model for well No.2. Compiled by the authors

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Таким образом, инженер получает рекомендации по выбору оптимальной разработки актива с использованием небольших вычислительных ресурсов, имея широкий функционал для проверки гипотез, сокращения

неопределенностей и учету ограничений при разработке месторождения нефти и газа. Данная концепция интеллектуального помощника реализуется в рамках технологического проекта МетАктив в соответствии с утвержденным корпоративным стеком технологий Актива Будущего.

Список литературы

1. Печко КА, Сенькин ИС, Боярский С.В. Прогнозирование забойного давления для построения VLP кривых при помощи алгоритмов машинного обучения типа "Случайный лес" // Материалы V молодежной конференции «Tatarstan urexpro-2021». — Казань, 2021. — С. 185–186.
2. Печко КА, Сенькин ИС, Белоногов Е.В. Моделирование скважин методами машинного обучения для задач интегрированного моделирования // ПРОНефть. Профессионально о нефти. — 2022. — № 7(2) — С. 114–120.
3. Печко КА, Чулпов А.А., Афанасьев А.А., Симонов М.В. Интерполяция пропусков данных технологического режима скважин алгоритмами машинного обучения // ПРОНЕФТЬ. Профессионально о нефти. — 2023. — № 8(3). — С. 163–166. <https://doi.org/10.51890/2587-7399-2023-8-3-163-166/>
4. Zotkin O, Osokina A, Simonov M, Alla A, Sharifov A. A novel approach to refinement reservoir proxy model using machinelearning techniques // Society of Petroleum Engineers — SPE Annual Caspian Technical Conference 2019. — 2019. <https://doi.org/10.2118/198411-MS>
5. Pechko K.A., Brovin N.M., Senkin I.S., Belonogov E.V. Acceleration of Calculations of Integrated Fields Using Machine Learning Methods // EAGE Digital Innovation for a Sustainable Future. — 2022. <https://doi.org/10.3997/2214-4609.202272025>
6. Temirchev P, Kostoev R, Burnaev E, Oseledets I, Koroteev D, Simonov M, Akhmetov A, Margarit A, Sitnikov A. Deep neural networks predicting oil movement in a development unit // Journal of Petroleum Science and Engineering. — 2020. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.106513>
7. Illarionov E., Temirchev P., Voloskov D., Gubanova A., Koroteev D., Simonov M., Akhmetov A., Margarit A. 3D reservoir model history matching based on machine learning technology // Society of Petroleum Engineers — SPE Russian Petroleum Technology Conference 2020. — 2020. <https://onepetro.org/SPERPTC/proceedings-abstract/20RPTC/2-20RPTC/D023S012R001/450247>
8. Pechko K.A., Afanasev A.A., Simonov M.V. Application of Machine Learning in Integrated Modeling of the Oil and Gas Fields // Third EAGE Digitalization Conference and Exhibition. — 2023. <https://doi.org/10.3997/2214-4609.202332061>
9. Бровин Н.М., Печко КА, Сенькин ИС, Белоногов Е.В., Симонов М.В. Совершенствование алгоритма оптимизации графика ввода в эксплуатацию добывающих скважин на интегрированной модели // Сборник материалов 24-й научно-практической конференции по вопросам геологоразведки и разработки месторождений нефти и газа «Геомодель», Геленджик. — 2022. <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=49880168&pf=1>
10. Еремеев Д.М., Рязанов А.А., Сагирова А.А., Тимов И.В., Сарангулов Н.Г., Кадочников Д.Д., Афанасьев А.А., Сенькин ИС. Разработка инструмента по подбору опций оптимизации эксплуатации нефтегазоконденсатного месторождения на основе интегрированной модели актива // ПРОНЕФТЬ. Профессионально о нефти. — 2023. — № 8(1). — С. 177–187.
11. Illarionov E., Temirchev P., Voloskov D., Kostoev R., Simonov M., Pissarenko D., Orlov D., Koroteev D. End-to-end neural network approach to 3D reservoir simulation and adaptation // Journal of Petroleum Science and Engineering. — 2022. — Vol. 208. — P. 109332.

12. Temirchev P., Gubanova A., Kostoev R., Gryzlov A., Voloskov D., Koroteev D., Simonov M., Akhmetov A., Margarit A., Ershov A. Reduced order reservoir simulation with neural-network based hybrid model // Reduced order reservoir simulation with neural-network based hybrid model. — 2020. <https://onepetro.org/SPERPTC/proceedings-abstract/19RPTC/3-19RPTC/D033S018R004/219117>

References

1. Pechko K.A., Senkin I.S., Boyarsky S.V. Forecasting bottomhole pressure for constructing VLP curves using machine learning algorithms of the "Random Forest" type // *Proceedings of the V youth conference «Tatarstan upexpro-2021»*. Kazan. 2021, pp. 185–186.
2. Pechko K.A., Senkin I.S., Belonogov E.V. Well modeling using machine learning methods for integrated modeling tasks // *PROOF. Professionally about oil*. 2022, no. 7(2), pp. 114–120.
3. Pechko K.A., Chuprov A.A., Afanasyev A.A., Simonov M.V. Interpolation of well process mode data gaps using machine learning algorithms // *PRONEFT. Professionally about oil*. 2023, no. 8(3), pp. 163–166. <https://doi.org/10.51890/2587-73992023-8-3-163-166>
4. Zotkin O., Osokina A., Simonov M., Alla A., Sharifov A. A novel approach to refining reservoir proxy model using machine-learning techniques // *Society of Petroleum Engineers — SPE Annual Caspian Technical Conference 2019*. 2019. <https://doi.org/10.2118/198411-MS>
5. Pechko K.A., Brovin N.M., Senkin I.S., Belonogov E.V. Acceleration of Calculations of Integrated Fields Using Machine Learning Methods // *EAGE Digital Innovation for a Sustainable Future*. 2022. <https://doi.org/10.3997/2214-4609.202272025>
6. Temirchev P., Kostoev R., Burnaev E., Oseledets I., Koroteev D., Simonov M., Akhmetov A., Margarit A., Sitnikov A. Deep neural networks predicting oil movement in a development unit // *Journal of Petroleum Science and Engineering*. 2020. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.106513>
7. Illarionov E., Temirchev P., Voloskov D., Gubanova A., Koroteev D., Simonov M., Akhmetov A., Margarit A. 3D reservoir model history matching based on machine learning technology // *Society of Petroleum Engineers — SPE Russian Petroleum Technology Conference 2020*. — 2020. <https://onepetro.org/SPERPTC/proceedings-abstract/20RPTC/2-20RPTC/D023S012R001/450247>
8. Pechko K.A., Afanasev A.A., Simonov M.V. Application of Machine Learning in Integrated Modeling of the Oil and Gas Fields // *Third EAGE Digitalization Conference and Exhibition*. 2023. <https://doi.org/10.3997/2214-4609.202332061>
9. Brovin N.M., Pechko K.A., Senkin I.S., Belonogov E.B., Simonov M.V. Improving the Algorithm for Optimizing the Commissioning Schedule of Production Wells Based on an Integrated Model // *Collection of Materials of the 24th Scientific and Practical Conference on Geological Exploration and Development of Oil and Gas Fields «Geomodel»*, Gelendzhik. — 2022. <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=49880168&pf=1>
10. Eremeev D.M., Ryazanov A.A., Sagirov A.A., Titov I.V., Sarapulov N.P., Kadochnikov D.D., Afanasyev A.A., Senkin I.S. Development of a Tool for Selecting Options for Optimizing the Operation of an Oil and Gas Condensate Field Based on an Integrated Asset Model // *PRONEFT. Professionally about Oil*. 2023, no. 8(1), pp. 177–187.
11. Illarionov E., Temirchev P., Voloskov D., Kostoev R., Simonov M., Pissarenko D., Orlov D., Koroteev D. End-to-end neural network approach to 3D reservoir simulation and adaptation // *Journal of Petroleum Science and Engineering*. 2022, no. 208, p. 109332.
12. Temirchev P., Gubanova A., Kostoev R., Gryzlov A., Voloskov D., Koroteev D., Simonov M., Akhmetov A., Margarit A., Ershov A. Reduced order reservoir simulation with neural-network based hybrid model // *Reduced order reservoir simulation with neural-network based hybrid model*. 2020. <https://onepetro.org/SPERPTC/proceedings-abstract/19RPTC/319RPTC/D033S018R004/219117>

ВКЛАД АВТОРОВ / AUTHOR CONTRIBUTIONS

А.А. Афанасьев — организовал и координировал работы в части создания интегрированной модели актива, разработал концепцию статьи, подготовил текст статьи, выполнила литературно-патентную обработку материалов.

М.В. Симонов — оказал экспертную поддержку в разработке моделирования модели пласта методами машинного обучения, окончательно утвердил публикуемую версию статьи.

К.А. Печко — разработал методы и алгоритмы прогноза перепада давления в трубах, принял участие в разработке модели пласта и интеграции математических моделей, подготовил текст статьи.

Н.М. Бровин — разработал методы и алгоритмы прогноза перепада давления в скважине, оказывал поддержку при разработке интегратора моделей.

С.П. Бажуков — разработал методы и алгоритмы прогноза перепада давления в скважине, оказывал поддержку при разработке модели пласта.

В.В. Ким — принял участие в разработке математической модели гидравлики и модели PVT, занимался обработкой данных и полученных результатов.

Aleksandr A. Afanasyev — organized and coordinated the work on the creation of an integrated asset model, developed the concept of the article, prepared the text of the article, performed literary and patent processing of materials.

Maksim V. Simonov — provided expert support in the development of modeling the reservoir model using machine learning methods, finally approved the published version of the article.

Konstantin A. Pechko — developed methods and algorithms He took part in the development of a reservoir model and the integration of mathematical models, prepared the text of the article.

Nikolay M. Brovin — developed methods and algorithms for predicting pressure drop in the well, provided support in the development of the model integrator.

Sergey P. Bazhukov — developed methods and algorithms for predicting pressure drop in the well, provided support in the development of a reservoir model.

Vyacheslav V. Kim — participated in the development of a mathematical model of hydraulics and a PVT model, was engaged in processing of the data and the results obtained.

В.Р. Колесникова — приняла участие в разработке математических моделей скважин, участвовала в анализе результатов.

Valeriia R. Kolesnikova — took part in the development of mathematical models of wells, participated in the analysis of the results.

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Александр Андриянович Афанасьев* — главный специалист, Группа компаний «Газпром нефть»
190000, Россия, г. Санкт-Петербург,
ул. Почтамтская, д. 3–5.
e-mail: ProNeft@gazprom-neft.ru

Максим Владимирович Симонов — руководитель центра, Группа компаний «Газпром нефть»

Константин Анатольевич Печко — главный специалист, ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого»

Николай Михайлович Бровин — главный специалист, Группа компаний «Газпром нефть»

Сергей Павлович Бажуков — специалист, ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого»

Вячеслав Владиславович Ким — ведущий специалист, Группа компаний «Газпром нефть»

Валерия Романовна Колесникова — специалист, ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого»

Alexander A. Afanasyev* — Chief specialist, Gazprom нефt company group
3–5, Pochtamtskaya str., 190000, Saint Petersburg, Russia.
e-mail: ProNeft@gazprom-neft.ru

Maxim V. Simonov — Head of the Center, Gazprom нефt company group

Konstantin A. Pechko — Chief specialist, Peter the Great Saint Petersburg Polytechnic University

Nikolay M. Brovin — Chief specialist, Gazprom нефt company group

Sergey P. Bazhukov — Specialist, Peter the Great Saint Petersburg Polytechnic University

Vyacheslav V. Kim — Leading specialist, Gazprom нефt company group

Valeria R. Kolesnikova — Specialist, Peter the Great Saint Petersburg Polytechnic University

* Автор, ответственный за переписку / Corresponding author