

6. Borovkov A. I. Intelligent Data Analysis for Infection Spread Prediction / A. I. Borovkov, M. V. Bolsunovskaya, A. M. Gintciak // Sustainability. – 2022. – Vol. 14, No. 4. – DOI 10.3390/su14041995.
7. Дергачев М. В. Алгоритм расчета стоимости проекта с учетом сроков и оптимального состава команды для принятия обоснованных управленческих решений / М. В. Дергачев, С. М. Бекетов // Управление инновациями в условиях цифровой трансформации : сборник научных трудов III Всероссийской студенческой учебно-научной конференции, Санкт-Петербург, 12–13 апреля 2024 года. – Санкт-Петербург: ПОЛИТЕХ-ПРЕСС, 2024. – С. 54-58.
8. Mavrotas G., Makryvelios E. Combining multiple criteria analysis, mathematical programming and Monte Carlo simulation to tackle uncertainty in Research and Development project portfolio selection: A case study from Greece //European Journal of Operational Research. – 2021. – Т. 291. – №. 2. – С. 794-806.

УДК 004.896

doi:10.18720/SPBPU/2/id25-288

Субботин Глеб Никитич

Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого
glebsub2306@mail.ru

Научный руководитель:

Коновалова Ольга Александровна

Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого

ИНТЕГРАЦИЯ ФИЗИЧЕСКИ ИНФОРМИРОВАННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ГИДРОДИНАМИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ ДЛЯ ПОВЫШЕНИЯ ТОЧНОСТИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПЛАСТОВОЙ ОБСТАНОВКИ

Аннотация. В статье рассматривается разработка гибридного интеллектуального инструмента моделирования на базе физически информированных нейронных сетей (PINN), применимого к задачам гидродинамического моделирования (ГДМ) в нефтегазовой отрасли. Обоснована актуальность подхода, сочетающего машинное обучение и фундаментальные физические законы, что позволяет повысить точность расчетов, сократить вычислительные затраты и ускорить адаптацию моделей под новые данные. Описаны выявленные проблемы существующих подходов: отсутствие механизмов быстрой оценки влияния параметров, трудоемкость ручного ранжирования и ограничения в масштабировании моделей. В качестве решения предложено создание гибридного аппроксиматора для ГДМ, способного автоматически учитывать данные скважин и проводить ранжирование параметров с использованием PINN. Проведен анализ бизнес-процессов до и после внедрения подхода, выявлены потенциальные преимущества для производственных задач. Работа завершилась формированием фреймворка для интеграции гибридного ИИ в корпоративную ИТ-среду.

Ключевые слова: Гибридный искусственный интеллект, физически информированные нейронные сети, гидродинамическое моделирование, нефтегазовая отрасль, PINN.

Gleb N. SubbotinPeter the Great St. Petersburg Polytechnic University
*glebsub2306@mail.ru**Supervisor:***Olga A. Konovalova**

Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University

INTEGRATION OF PHYSICS-INFORMED NEURAL NETWORKS INTO HYDRODYNAMIC MODELS TO IMPROVE RESERVOIR CONDITION FORECAST ACCURACY

Abstract. This paper explores the development of a hybrid intelligent modeling tool based on Physics-Informed Neural Networks (PINN), tailored for hydrodynamic modeling (HDM) in the oil and gas industry. The proposed approach merges machine learning with fundamental physical laws, improving prediction accuracy, reducing computational costs, and enabling faster model adaptation to new data. The study identifies key challenges in traditional approaches, such as the lack of mechanisms for parameter influence analysis, the labor-intensiveness of manual ranking, and limitations in model scalability. A solution is proposed in the form of a hybrid simulator approximator for HDM, capable of automatic well data integration and parameter ranking using PINN. Business processes before and after implementation are analyzed, highlighting performance improvements. The study concludes with the development of a framework for integrating hybrid AI into enterprise IT environments.

Keywords: Hybrid Artificial Intelligence, Physics-Informed Neural Networks, Hydrodynamic Modeling, Oil and Gas Industry, PINN.

Введение

Гидродинамическое моделирование (ГДМ) остается базовым инструментом прогнозирования пластовой обстановки, однако классические численные симуляторы осложняют оперативную поддержку процесса: увеличение детальности расчетных сеток ведет к экспоненциальному росту вычислительных затрат, а чисто ML-подходы, напротив, нередко нарушают физическую корректность и требуют трудоемкой перенастройки при появлении новых данных [4]. В результате эксперты сталкиваются с проблемами при адаптации моделей к текущей истории добычи, что ограничивает своевременное планирование малозатратных ГТМ.

Появление физически информированных нейронных сетей (PINN) совмещают строгую физическую основу и одновременно гибкость машинного обучения. Такая интеграция сокращает объем входных данных, повышает непрерывность решения и ускоряет многовариантные расчеты. Вместе с тем практические механизмы внедрения PINN в корпоративные рабочие процессы нефтегазовых

компаний пока не стандартизованы, а типовые узкие места остаются недостаточно формализованными[3,5].

Целью настоящего исследования является системный анализ потенциала PINN для задач ГДМ и разработка обоснованных сценариев их интеграции в бизнес-процессы нефтегазовой компании.

Задачи

Проводится критический обзор существующих методов моделирования и выявляются их качественные ограничения; формализуются текущие (AS-IS) и целевые (TO-BE) процессы работы с ГДМ; формулируются сценарии использования PINN – от автоматизированного ранжирования параметров до онлайн адаптации модели на поступающих промысловых данных.

Ход работ

В контексте данной задачи мы ускоряем процесс добавления новых данных в ГДМ и их последующей адаптации. Что можно увидеть на общем процессе разработки месторождения оранжевым контуром с пунктирной обводкой (рисунок 1)

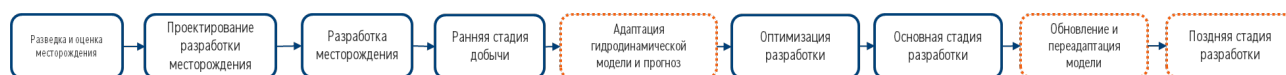


Рисунок 1 – Затрагиваемый бизнес-процесс

Проблематика задачи:

1. Нет возможности оперативно определить и оценить параметры, оказывающие наибольшее влияние на адаптацию модели, с учетом их взаимосвязей [1,2].
2. Процесс анализа и ранжирования параметров сложен, требует значительных усилий и выполняется экспертами вручную, перебором не более 4 параметров за раз.

Как одно из самых быстрых и выгодных решений: создание аппроксиматора гидродинамического симулятора, который поможет быстро подбирать поля свойств за счет многовариантных расчетов.

После проведения интервью с экспертами, занимающимися работой с ГДМ в отрасли, составил наглядные процессы того, как устроена цепочка ценности на рисунке 2 и как можно будет использовать Гибридный ИИ с учетом его возможностей – анализ проведен на основе физических законов, что задействованы в процессе.

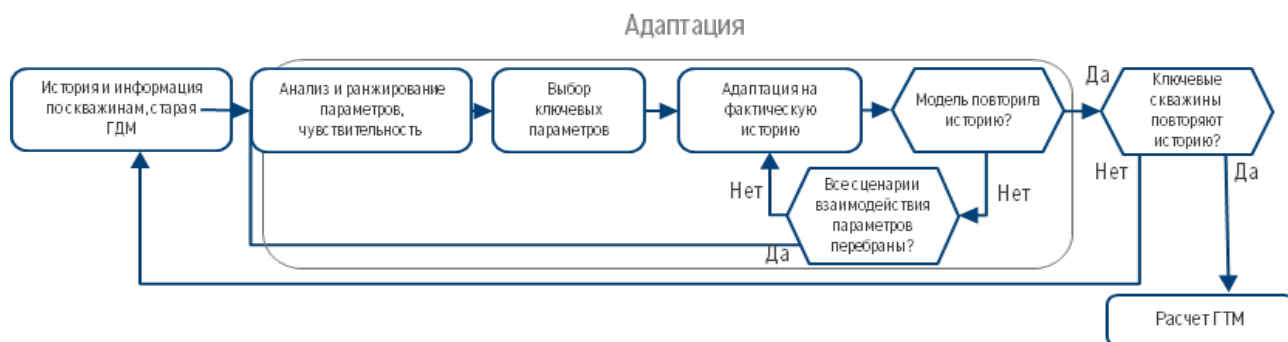


Рисунок 2 – Технический процесс AS-IS (как устроено сейчас)

В данном процессе мы передаем задачи по анализу и ранжированию параметров, выбору ключевых параметров и адаптацию на фактическую историю скважин в расчеты гибридного ИИ, а именно физически информированным нейронным сетям, как на рисунке 3.

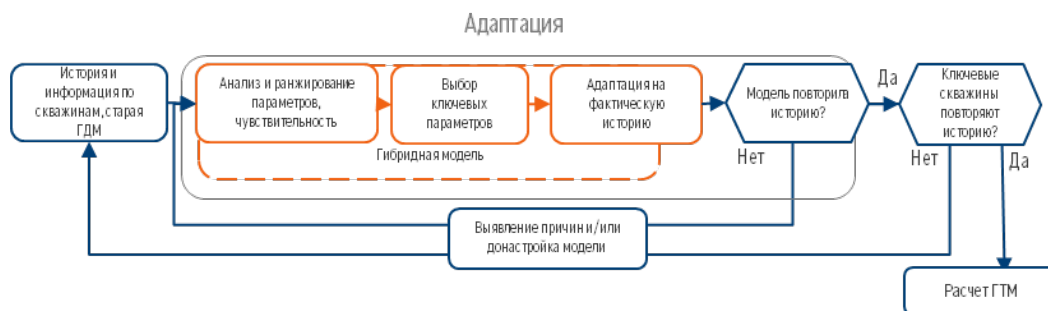


Рисунок 3 – Технический процесс TO-BE (как предполагается устроить в будущем)

Для достижения таких результатов необходимо, чтобы архитектура PINN позволяла проводить:

- Вычисление поля давлений
- Вычисление поля насыщений
- Сходимость с историческими данными
- Сходимость по материальному балансу
- Поддержка физических законов

Выводы

- PINN обеспечивает физически корректное гидромоделирование при меньших вычислительных затратах.
- Автоматическое ранжирование параметров в PINN снимает «ручное» узкое место и ускоряет адаптацию моделей к новым данным.
- Анализ AS-IS/TO-BE подтверждает возможность внедрения в процессы компании.

Полученные результаты

- Разработан концепт гибридного аппроксиматора ГДМ, выполняющего автоматическое ранжирование параметров и учет данных скважин.
- Выявлены точки внедрения и предложены сценарии использования (онлайн-дообучение, быстрый многовариантный расчет, поддержка принятия решений), подтвержденные картами бизнес-процессов AS-IS/TO-BE.
- Сформулированы методические рекомендации по поэтапному внедрению гибридного ИИ в крупной нефтегазовой компании, включая требования к данным, ИТ-инфраструктуре и метрикам эффективности.

Библиографический список

1. Баталов, С. А. Текущее прогнозирование параметров пластов при динамике их экстремального регулирования / С. А. Баталов, В. Е. Андреев. – Текст : электронный // ResearchGate. – 2020. – URL: https://www.researchgate.net/publication/348397806_current_prediction_of_reservoir_parameters_under_their_optimization_control_dynamics_part_2_reservoir_porosity_and_permeability_prediction_in_the_interwell_zones.
2. Кошовкин, И. Н. Анализ неопределенностей при моделировании водогазового воздействия на нефтяной пласт с применением нейронных сетей / И. Н. Кошовкин, Д. А. Анурьев, А. Л. Дейнеженко. – 2010.
3. Андронов, Ю. В. Применение нейронных сетей для прогнозирования эффективности гидравлического разрыва пласта (ГРП) / Ю. В. Андронов, А. В. Стрекалов. – Текст : электронный // Нефтегазовое дело. – 2014. – URL: <https://www.dissercat.com/content/metodika-operativnoi-otsenki-perspektivnosti-skvazhin-dlya-metodov-intensifikatsii-pritoka>.
4. Подольский, А. К. Применение методов искусственного интеллекта в нефтегазовой промышленности / А. К. Подольский. – 2016.
5. Вершинин, В. Е. Алгоритмы оперативного управления заводнением с применением физико-информированных нейронных сетей / В. Е. Вершинин, Р. Р. Зязев. – 2024.

УДК 65.012.123

doi:10.18720/SPBPU/2/id25-289

Шостак Алеся Викторовна*, Поспелов Капитон Николаевич
Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого
**alesyashostak01@gmail.com*

МЕТОД ОЦЕНКИ КОМПЛЕКСНОГО РИСКА ОРГАНИЗАЦИИ С ПРИМЕНЕНИЕМ НЕЧЕТКИХ МНОЖЕСТВ И МЕТОДА ДЕЛЬФИ

Аннотация. Результатом работы является описание подхода к оценке рисков организации с использованием нечетких множеств и метода Дельфи. Актуальность работы заключается в том, что в условиях растущей неопределенности традиционные методы оценки часто