

DOI: <https://doi.org/10.25689/NP.2025.4.251-265>

EDN ZWSOOR

УДК 622.276.1/.4.001.57

Комплексный подход к моделированию взаимовлияния скважин с использованием физически обоснованных графовых нейронных сетей

Гайсин А.А., Низаев Р.Х.

Институт «ТатНИПИнефть» ПАО «Татнефть» им. В.Д. Шашина,

Альметьевск, Россия

ГБОУ ВО «Альметьевский государственный технологический университет» -

«Высшая школа нефти», Альметьевск, Россия

A comprehensive approach to well interference modeling using physically-based graph neural networks

A.A. Gaysin, R.Kh. Nizaev

TatNIPIneft Institute – PJSC Tatneft, Almeteyevsk, Russia

Almeteyevsk State University of Technology – Higher Petroleum School, Almeteyevsk, Russia

E-mail: GaysinAA@tatneft.ru

Аннотация. Для эффективной разработки нефтяных месторождений необходим корректный учёт взаимодействия между нагнетательными и добывающими скважинами. Коэффициент взаимовлияния является ключевым параметром, характеризующим степень воздействия закачки воды на добычу нефти. Традиционные методы его определения: аналитические расчёты, промысловые исследования и гидродинамическое моделирование – обладают рядом ограничений: от упрощённых физических допущений до высокой вычислительной сложности. В этой связи применение методов машинного обучения, особенно графовых нейронных сетей (GNN), открывает новые возможности для более точного и быстрого определения взаимовлияния скважин с учётом сложной структуры системы разработки.

Ключевые слова: коэффициент взаимовлияния, графовая нейронная сеть, алгоритмы, линии тока, машинное обучение, гидродинамическое моделирование

Для цитирования: Гайсин А.А., Низаев Р.Х. Комплексный подход к моделированию взаимовлияния скважин с использованием физически обоснованных графовых нейронных сетей // Нефтяная провинция.-2025.-№4(44).-С. 251-265. - DOI <https://doi.org/10.25689/NP.2025.4.251-265>. - EDN ZWSOOR

Abstract. For effective development of oil fields, it is necessary to correctly account for the interaction between injection and production wells. The interference coefficient is a key parameter characterizing the degree of water injection impact on oil production. Traditional methods for its determination: analytical calculations, field studies, and hydrodynamic modeling - have a number of limitations: from simplified physical assumptions to high computational complexity. In this regard, the application of machine learning methods, particularly graph neural networks (GNN), opens up new opportunities for more accurate and rapid determination of well interference, taking into account the complex structure of the development system.

Key words: *interference coefficient, graph neural network, algorithms, streamlines, machine learning, hydrodynamic modeling*

For citation: A.A. Gaysin, R.Kh. Nizaev Kompleksnyy podkhod k modelirovaniyu vzaimovliyaniya skvazhin s ispol'zovaniyem fizicheski obosnovannykh grafovyykh nevronnykh setey [A comprehensive approach to well interference modeling using physically-based graph neural networks]. Neftyanaya Provintsiya, No. 4(44), 2025. pp. 251-265. DOI <https://doi.org/10.25689/NP.2025.4.251-265>. EDN ZWSOOR (in Russian)

В настоящее время можно выделить четыре основные группы методов оценки взаимовлияния скважин:

- 1) аналитические методы;
- 2) промысловые исследования;
- 3) гидродинамическое моделирование;
- 4) методы машинного обучения (ML) и нейросетей.

Метод линий тока служит эффективным инструментом моделирования заводнения, обеспечивая количественную оценку работы систем поддержания пластового давления. Полученные данные позволяют проводить инженерный анализ, оптимизировать закачку и корректировать системы разработки. Например, статья [1] посвящена исследованию особенностей оценки взаимовлияния добывающих и нагнетательных скважин с использованием модели CRM (Capacitance-Resistive Models). Авторы рассматривают различные методы оптимизации и варианты целевых функций для решения обратной задачи, а также анализируют влияние ограничений на точность

результатов. На примере синтетических моделей и реальных месторождений показано, что модель CRM позволяет оперативно оценивать коэффициенты взаимовлияния и оптимизировать систему заводнения, что делает её перспективным инструментом для управления разработкой месторождений. Основным преимуществом модели является её вычислительная эффективность по сравнению с гидродинамическими моделями.

В статье [2] анализируются результаты трассерных исследований на пласте АС1,3 Северо-Ореховского месторождения, направленных на оценку взаимовлияния нагнетательных и добывающих скважин. Метод основан на закачке индикаторных жидкостей и последующем анализе их распределения, что позволяет выявить высокопроницаемые каналы и количественно оценить коэффициенты взаимовлияния. Коэффициент влияния рассчитывается как доля индикатора, поступившего в конкретную добывающую скважину, от общего объёма закачанного трассера. Исследование демонстрирует, что трассерный метод эффективен для оценки взаимовлияния скважин, но требует дополнения математическими моделями для повышения точности.

В статье [3] предложен метод оценки взаимовлияния скважин на основе модифицированного коэффициента корреляции Пирсона, анализирующий влияние закачки на добычу по историческим данным без сложного моделирования. Метод проверялся на синтетических моделях и реальных месторождениях, показал сходимость с трассерными тестами до 65 %, а также дополнялся машинным обучением для валидации результатов. Подход позволяет строить модели резервуара для оптимизации заводнения. Хотя метод прост в применении, его точность может снижаться в условиях сильной нелинейности, что требует интеграции с гидродинамическими моделями для сложных случаев.

Статья [4] посвящена экспресс-оценке взаимодействия между нагнетательными и добывающими скважинами на турне-фаменской залежи

Озерного месторождения с использованием методов ранговой корреляции Спирмена и Кендалла. Авторы анализируют связь между объемами закачки и добычи, подтверждая результаты традиционными методами гидропрослушкивания. Наибольшее взаимодействие наблюдается между скважинами в пределах одной литолого-фациальной зоны, что подтверждает важность учета геологической неоднородности. Предложенный статистический подход позволяет быстро оценить эффективность системы заводнения без дорогостоящих исследований. Метод рекомендован для оперативного мониторинга и оптимизации разработки сложнопостроенных карбонатных коллекторов.

Подготовка данных

Современные методы анализа и прогнозирования работы нефтегазовых месторождений требуют комплексного подхода к обработке разнородных данных, включая промысловые параметры, геометрические и гидродинамические характеристики. Особую роль в таких исследованиях играет учет взаимовлияния скважин, поскольку эффективность разработки залежей во многом зависит от корректного управления фильтрационными потоками в пласте.

Для решения подобных задач всё чаще применяются методы машинного обучения, в частности, графовые нейронные сети, способные учитывать сложные пространственно-временные зависимости между объектами. Однако успешное использование таких моделей требует тщательной предобработки данных, включая нормализацию, преобразование признаков и устранение шумов.

В исследовании используются два типа данных: промысловые параметры и коэффициенты взаимовлияния, рассчитанные по линиям тока. Коэффициент взаимовлияния между нагнетательной и добывающей скважинами в гидродинамическом симуляторе рассчитывается на основе анализа

фильтрационных потоков в пласте и отражает долю закачиваемого флюида, которая фактически достигает конкретной добывающей скважины.

Исследования выполнены на синтетических данных, полученных из гидродинамической модели с 2010 по 2025 гг. Выборка состояла из 129 нагнетательных и 220 добывающих скважин. На рис. 1 представлена часть исследуемых скважин на карте структуры кровли пласта. В качестве входных данных использовались следующие признаки:

- динамические: добыча жидкости, обводнённость, пластовое давление на добывающей скважине, закачка, забойное давление на нагнетательной скважине, коэффициент взаимовлияния;
- геометрические: расстояние между скважинами, тригонометрические функции угла между скважинами;
- гидродинамические: перепад давлений, относительное изменение закачки к добыче.

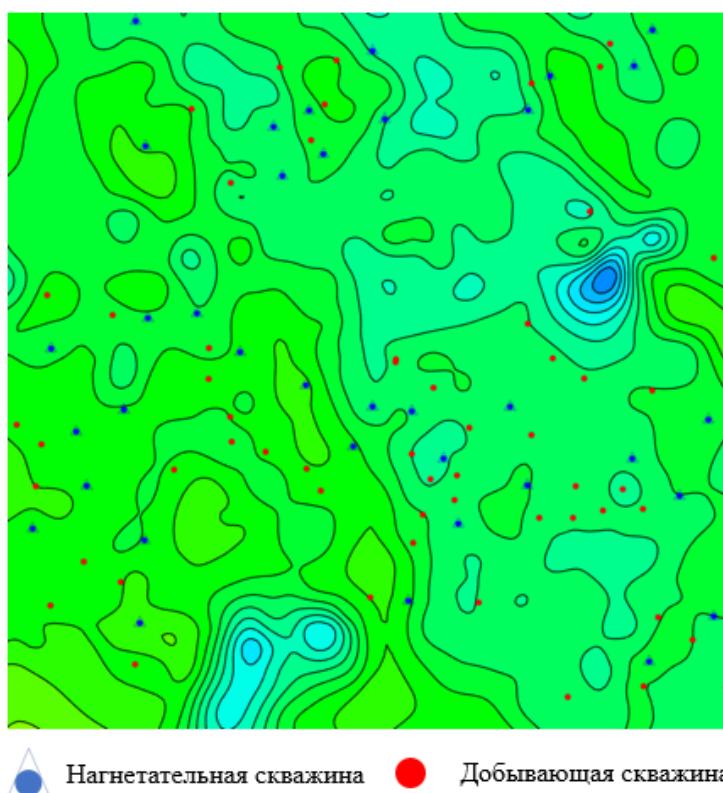


Рис. 1. Выкопировка структурной карты по кровле пласта с частью исследуемых нагнетательных и добывающих скважин

На рис. 2 приведены распределения параметров для выборки, включающей добывающие и нагнетательные скважины. По объёму закачки распределение в среднем составляет $1500\text{--}2000 \text{ м}^3$. Большая часть значений (более 80 %) не превышает 4000 м^3 , однако встречаются единичные выбросы до 11000 м^3 , что может быть связано с работой отдельных скважин. Забойное давление – наблюдается равномерный характер распределения, что говорит о различных режимах эксплуатации. По добыче жидкости значения преобладают в интервале $200\text{--}800 \text{ м}^3$. Показатель обводнённости у более 70 % скважин выше 0,7. Пластовое давление – распределение неоднородное, с несколькими локальными максимумами, что может объясняться зональными различиями в выработке запасов пласта или влиянием нагнетательных скважин.

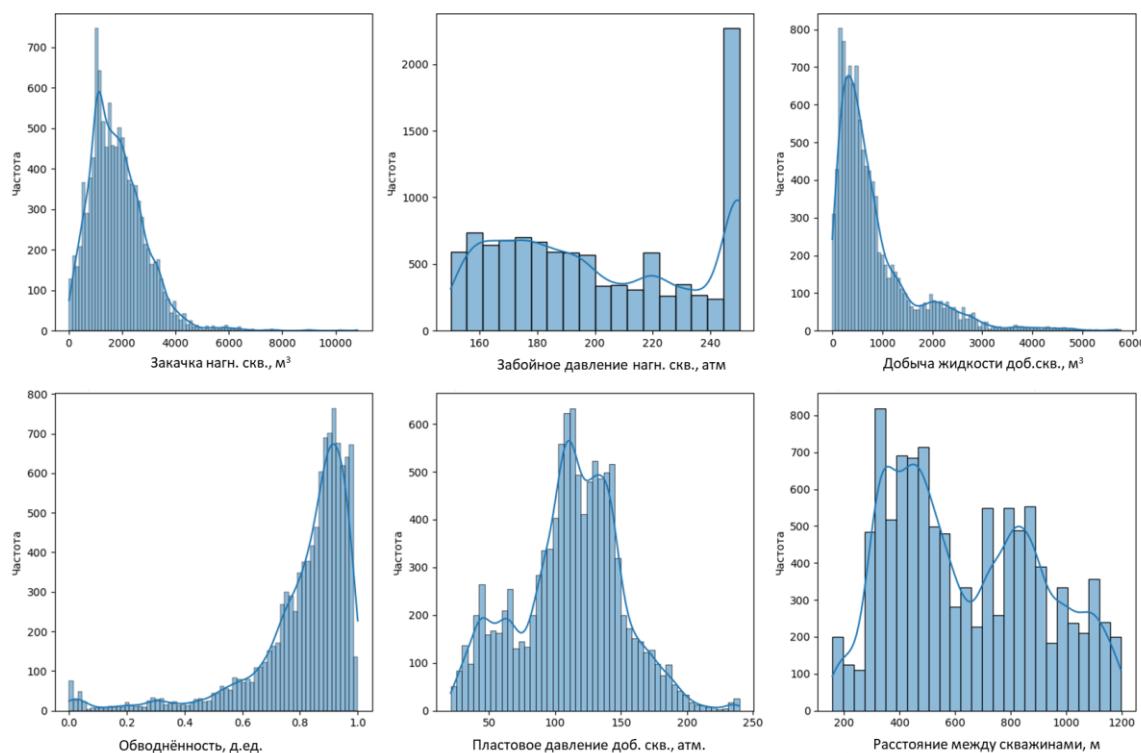


Рис. 2. Распределения параметров в выборке данных

По коэффициенту взаимовлияния рассчитывалось скользящее среднее за 12 мес. Так как исходные значения коэффициента взаимовлияния могут сильно варьироваться, применяется логарифмическое

преобразование (1) для сжатия динамического диапазона и уменьшения влияния выбросов. Этот подход делает данные более подходящими для использования в задачах машинного обучения или нейронных сетей. Использование $\log1p$ вместо обычного логарифма предотвращает проблемы с нулевыми и отрицательными значениями. После обучения предсказания возвращаются в исходную шкалу, что обеспечивает корректную интерпретацию результатов:

$$\log1p(x) = \log(1 + x). \quad (1)$$

Графовые внимательные сети (Graph Attention Networks, GAT) – это тип графовых нейронных сетей (GNN), использующих механизм внимания для агрегации информации от соседних узлов. Они были предложены в 2018 г. Петаром Величковски и его соавторами [5] и с тех пор нашли применение в задачах, где данные имеют естественную графовую структуру. Алгоритм использует механизм внимания для взвешивания вкладов соседних узлов графа. В отличие от обычных GCN (Graph Convolutional Networks), которые применяют фиксированные веса на основе структуры графа, GAT динамически вычисляет коэффициенты внимания между узлами, позволяя модели выделять наиболее значимые связи.

В GAT коэффициент между узлами i и j вычисляется в три этапа:

1. Линейное преобразование признаков.

Сначала признаки узлов h_i и h_j проходят через линейную проекцию:

$$z_i = Wh_i$$

$$z_j = Wh_j,$$

где W – обучаемая матрица весов размерности $F' \times F$ (F – размерность исходных признаков, F' – размерность проекции); $h_i, h_j \in R^F$ – векторы признаков узлов; $z_i, z_j \in R^{F'}$ – проекции признаков.

2. Вычисление нелинейной функции:

$$e_{ij} = \text{LeakyReLU}(a^T[z_i || z_j]),$$

где $a \in R^{2F'}$ – обучаемый вектор параметров внимания; $\|$ – операция конкatenации векторов; LeakyReLU – функция активации с параметром наклона.

3. Нормализация коэффициентов.

Коэффициенты нормализуются с помощью функции softmax:

$$\alpha_{ij} = \frac{\exp(e_{ij})}{\sum_{k \in N_i} \exp(e_{ik})},$$

где N_i – множество соседей узла i .

Вся формула может быть записана в одну строку:

$$\alpha_{ij} = \frac{\exp(\text{LeakyReLU}(a^T [Wh_i || Wh_j]))}{\sum_{k \in N_i} \exp(\text{LeakyReLU}(a^T [Wh_i || Wh_j]))}.$$

Данный алгоритм хорошо подходит для моделирования сложных систем разработки в нефтяных месторождениях, так как модель учитывает топологию месторождения:

- автоматически анализирует пространственное расположение скважин;
- учитывает гидродинамические связи между нагнетательными и добывающими скважинами.

Реализация Graph Attention Networks для моделирования взаимодействия скважин

Модель построена на основе графовых сетей с механизмом внимания (GAT) и адаптирована для анализа взаимодействия скважин на нефтяных месторождениях. Архитектура сети включает несколько ключевых компонентов, каждый из которых выполняет специфическую функцию в процессе обработки данных.

Система разработки в алгоритме представляется в виде ориентированного графа, где узлы соответствуют скважинам, а рёбра отражают направленные взаимодействия между ними. Структурирование позволяет модели сохранять физическую интерпретируемость связей, где направление рёбер всегда соответствует реальному процессу фильтрации – от нагнетательных

скважин к добывающим. Каждое ребро содержит информацию о расстоянии между парой скважин и их взаимном расположении через тригонометрические функции угла. Такое представление особенно ценно для моделирования фильтрационных процессов, так как сохраняет важные гидродинамические зависимости, включая направление потоков флюидов в пласте.

Узлы графа представляют скважины двух типов: нагнетательные и добывающие. Признаки узлов описывают индивидуальные свойства каждой скважины:

- для нагнетательных скважин: закачка воды, забойное давление;
- для добывающих скважин: добыча жидкости, обводнённость, пластовое давление.

Рёбра графа соответствуют связям между скважинами. Их признаки описывают физическое и гидродинамическое взаимодействие пар:

- расстояние между скважинами;
- тригонометрические проекции угла;
- перепад давления;
- относительное изменение приёмистости воды к дебиту жидкости.

Таким образом, в слоях обновляются признаки узлов с учетом информации о соседях и свойствах ребер. Данная схема хорошо отражает физику процессов и обеспечивает интерпретируемость результатов.

В модели реализован специализированный механизм, адаптированный для анализа пар «нагнетательная – добывающая скважина». Особенностью подхода является вычисление коэффициентов не только на основе признаков узлов, но и с учётом характеристик самого взаимодействия.

Коэффициенты в этом случае приобретают ясную физическую интерпретацию – количественно отражают степень влияния конкретной нагнетательной скважины на определённую добывающую.

Такой механизм принципиально отличается от традиционных методов анализа взаимодействия скважин, так как автоматически выявляет

сложные нелинейные зависимости без явного задания физических уравнений фильтрации.

Результаты анализа значимости параметров выявили четкую иерархию влияния факторов на коэффициент взаимовлияния скважин (Рис. 3). Установлено, что относительное изменение режима работы скважинной пары, характеризующее баланс между процессами закачки и добычи, оказывает доминирующее влияние (39,6 %). Вторым по значимости фактором является перепад давления между нагнетательной и добывающей скважинами (21,6 %), что соответствует физическим принципам фильтрации флюидов в пласте.



Рис. 3. Влияние параметров на коэффициент взаимовлияния нагнетательной скважины на добывающую

Расстояние между скважинами демонстрирует умеренную значимость (16,5 %), при этом угловые параметры, описывающие пространственную ориентацию скважин, показали 16,4 % для косинуса угла и 5,9 % для синуса угла.

На рис. 4 представлены результаты работы алгоритма. Каждая точка является коэффициентом взаимовлияния между нагнетательной и добывающей скважинами за определённый промежуток времени. Анализ точности

предсказания коэффициентов взаимовлияния показал, что модель демонстрирует приемлемое качество, но имеет зоны для улучшения. Коэффициент детерминации $R^2 = 0,896$ указывает на достаточно хорошую прогностическую способность модели, при этом средняя абсолютная ошибка (MAE) составляет 2,78 %. Однако наличие выбросов, где ошибка превышает два стандартных отклонения, свидетельствует о проблемных случаях, требующих дополнительного изучения.

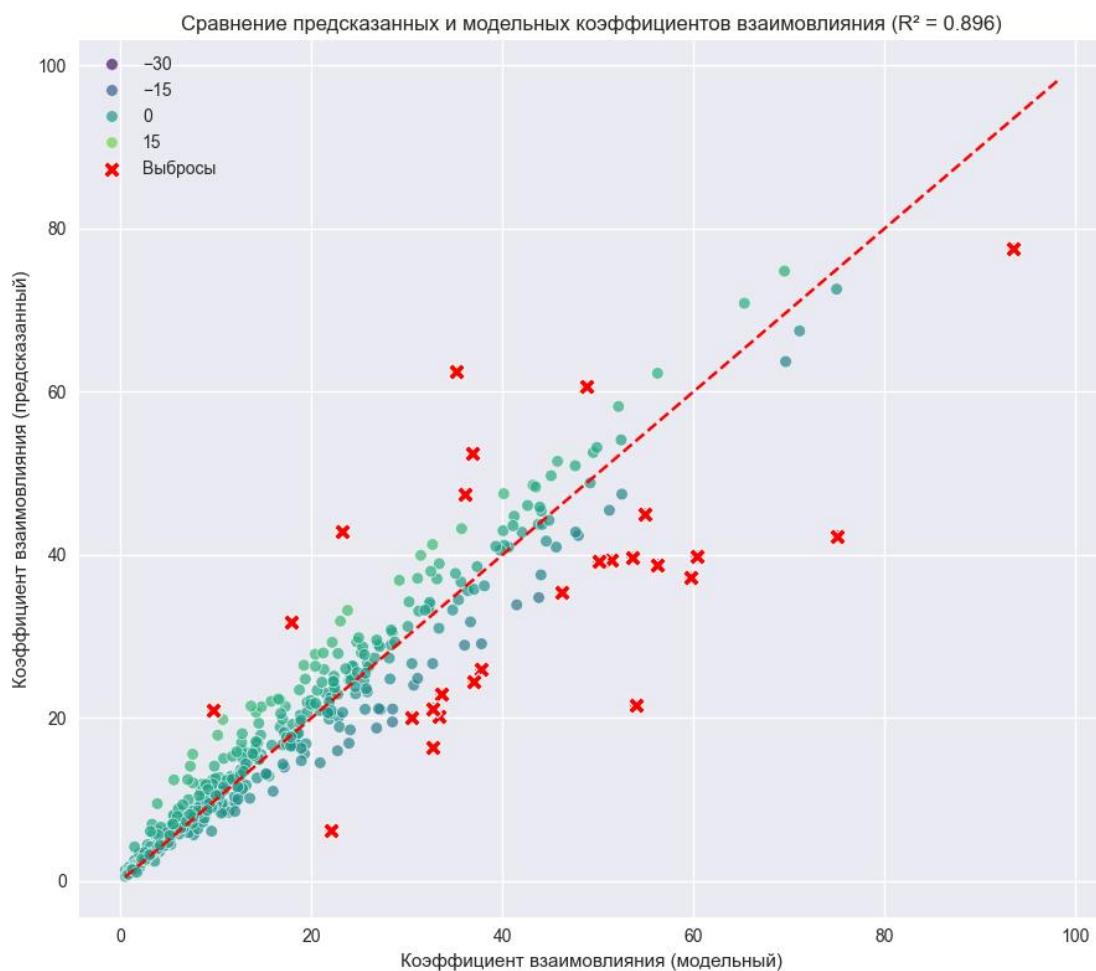


Рис. 4. Кросс-плот предсказанных и модельных значений коэффициента взаимовлияния

Распределение ошибок (Рис. 5) имеет симметричный характер с выраженным «хвостами». Гистограмма показывает, что большинство предсказаний сосредоточены около нулевой ошибки, но при этом наблюдаются как положительные, так и отрицательные отклонения. Особого внимания

заслуживают аномальные пары скважин, где ошибки максимальны – их анализ может помочь выявить скрытые закономерности или недостатки данных.

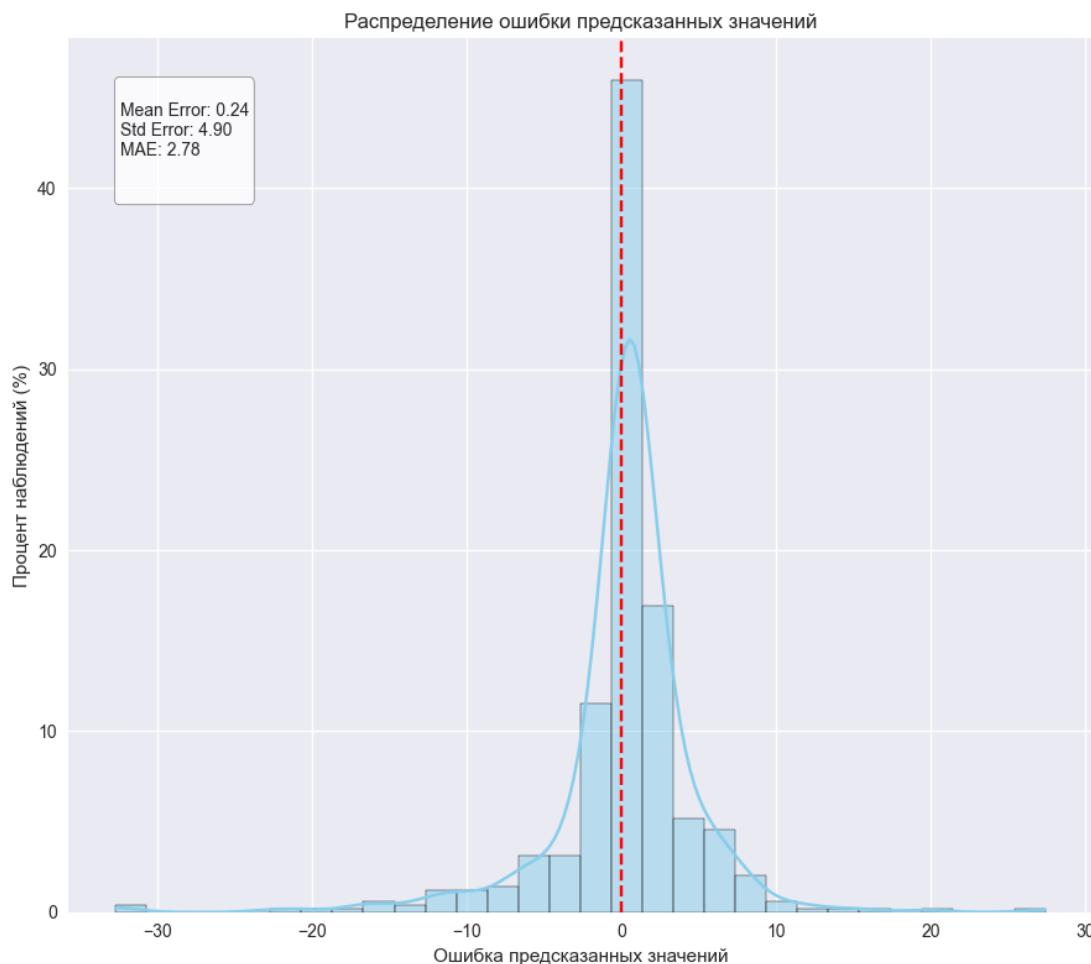


Рис. 5. Распределение ошибок предсказанных значений коэффициента взаимовлияния

Выводы

При разработке модели использовались синтетические данные, генерированные на основе физических законов фильтрации жидкости в пласте. Такой подход был необходим для первоначальной проверки работоспособности алгоритма в контролируемых условиях, когда известны все параметры системы. Синтетические данные позволяют варьировать ключевые характеристики в широких пределах, что невозможно при работе только с реальными промысловыми данными. Это дало возможность проверить

устойчивость модели, выявить потенциальные ограничения до её внедрения на реальных месторождениях.

Представленная реализация графовой сети внимания (GAT) демонстрирует высокую эффективность при решении ключевых задач управления разработкой месторождений. В частности, она позволяет точно прогнозировать коэффициенты взаимовлияния между скважинами, что критически важно для оценки их взаимодействия при различных режимах работы скважин. Кроме того, данная модель может применяться для оптимизации систем заводнения, обеспечивая более рациональное распределение закачиваемой воды и повышая общую эффективность разработки. Еще одним важным направлением является выявление невыработанных зон пласта, что позволяет уточнить распределение остаточных запасов и скорректировать стратегию доразработки месторождения. Наконец, GAT оказывается полезной при планировании геолого-технических мероприятий, поскольку обеспечивает более обоснованный выбор методов воздействия на пласт на основе комплексного анализа данных.

Таким образом, модель может быть использована для предсказания коэффициентов взаимовлияния. Полученные результаты позволяют применять её для ориентировочных оценок. В перспективе синтетические данные будут заменены фактическими, а алгоритм адаптирован под новые условия, а также дальнейшее улучшение модели будет направлено на уменьшение разброса ошибок и повышение её устойчивости к аномальным значениям.

Список литературы

1. Z. Zhu, Z. Lei, Z. Chen Waterflood Management Using Hybrid Approach of Streamline-Based Interwell Flux Information and Finite Volume Reservoir Simulation // Advances in Civil Engineering. – 2018. – № 1. – 12 p.
2. Анализ результатов трассерных исследований на примере пласта АС1-3 Северо-Ореховского месторождения / В.Ф. Дягилев [и др.] // Известия высших учебных заведений. Нефть и газ. – 2018. – № 4. – С. 44-51.
3. C. Tian, R.N. Horne Inferring interwell connectivity using production data // SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Sep 26-28, 2016, Dubai, UAE. – 2016. – 11 p. – SPE-181556-MS.
4. D.A. Martiushev, P.Iu. Iliushin Express assessment of the interaction between the production and injection wells in the tournasian-famennian deposits of Ozernoe field // Bulletin of PNRPU. Geology. Oil & Gas Engineering & Mining. – 2016 – Vol. 15, № 18. – P. 33-41.
5. Graph attention networks / P. Velickovic [et al.] // ICLR 2018 : conference paper. – 2018 – 12 p.

References

1. Z. Zhu, Z. Lei, Z. Chen Waterflood Management Using Hybrid Approach of Streamline-Based Interwell Flux Information and Finite Volume Reservoir Simulation // Advances in Civil Engineering. – 2018. – No. 1. – 12 p.
2. V.F. Dyagilev, et al. Analysis of the tracer studies results: a study of AS1-3 formation of the Severo-Orekhovskoye oil field // Oil and Gas Studies. – 2018. – No. 4. – pp. 44-51. (in Russian)
3. C. Tian, R.N. Horne Inferring interwell connectivity using production data // SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Sep 26-28, 2016, Dubai, UAE. – 2016. – 11 p. – SPE-181556-MS.
4. D.A. Martiushev, P.Iu. Iliushin Express assessment of the interaction between the production and injection wells in the tournasian-famennian deposits of Ozernoe field // Bulletin of PNRPU. Geology. Oil & Gas Engineering & Mining. – 2016 – Vol. 15, No. 18. – pp. 33-41.
5. Graph attention networks / P. Velickovic [et al.] // ICLR 2018 : conference paper. – 2018 – 12 p.

Сведения об авторах

Гайсин Альмир Айвазович, аспирант, кафедра разработки и эксплуатации нефтяных и газовых месторождений, ГБОУ ВО «Альметьевский государственный технологический университет» - «Высшая школа нефти», инженер центра моделирования, Институт «ТатНИПИнефть» ПАО «Татнефть» им. В.Д. Шашина им. В.Д. Шашина

Россия, 423462, Альметьевск, ул. Ленина, 2

E-mail: GaysinAA@tatneft.ru

Низаев Рамиль Хабутдинович, доктор технических наук, профессор кафедры разработки и эксплуатации разработки нефтяных и газовых месторождений, ГБОУ ВО «Альметьевский государственный технологический университет» - «Высшая школа нефти», ведущий научный сотрудник отдела разработки нефтяных месторождений, Институт «ТатНИПИнефть» ПАО «Татнефть» им. В.Д. Шашина

Россия, 423462, Альметьевск, ул. Ленина, 2

E-mail: nizaev@tatnipi.ru

Authors

A.A. Gaysin, PhD Candidate, Chair Oil and Gas Fields Development and Operation, Almetyevsk State University of Technology – Higher Petroleum School, TatNIPIneft Institute – PJSC Tatneft

2, Lenina St., Almetyevsk, 423462, Russian Federation
E-mail: GaysinAA@tatneft.ru

R.Kh. Nizaev, Dr. Sc., Professor of Chair Oil and Gas Fields Development and Operation, Almetyevsk State University of Technology – Higher Petroleum School, TatNIPIneft Institute – PJSC Tatneft

2, Lenina St., Almetyevsk, 423462, Russian Federation
E-mail: nizaev@tatnipi.ru

Статья поступила в редакцию 02.08.2025

Принята к публикации 15.12.2025

Опубликована 30.12.2025