## Добыча полезных ископаемых

DOI: 10.35634/UdSU.2026.78.97.013

УДК 622.276.031:532.585

***А.А. Гайсин, Р.Х. Низаев***

# ЭВОЛЮЦИЯ МЕТОДОВ РАСЧЁТА КОЭФФИЦИЕНТА ВЛИЯНИЯ ПРИ ОЦЕНКЕ МЕЖСКВАЖИННОЙ СВЯЗНОСТИ

**Аннотация.** В работе представлен хронологический анализ эволюции методов количественной оценки коэффициента влияния между нагнетательными и добывающими скважинами на основе обзора научной литературы. Выделены семь ключевых подходов: корреляционные методы, фильтр Калмана, вейвлет-преобразование, частотный анализ, линии тока, емкостно-резистивные модели (CRM) и нейронные сети. Показана смена парадигм от простых статистических зависимостей к физически обоснованным CRM-моделям и далее к гибридным data-driven системам. Для каждого этапа определены доминирующие подходы, факторы развития и области практического применения. Особое внимание уделено различиям в интерпретации коэффициента влияния – от статистической меры до физического параметра и обучаемого веса модели. Статья служит основой для прогнозирования дальнейших трендов и обоснованного выбора метода с учётом цели исследования, доступных данных и требуемого уровня интерпретируемости результатов.
***Ключевые слова:*** коэффициент влияния, межскважинная связность, эволюция методов, хронология, CRM-модели, нейронные сети, data-driven подходы.

*Для цитирования*: Гайсин А.А., Низаев Р.Х. Эволюция методов расчёта коэффициента влияния при оценке межскважинной связности // Управление техносферой: электрон. журнал, 2026. Т.9. Вып.2. С. 473–499. DOI: 10.35634/UdSU.2026.78.97.013

## Введение

Эффективность разработки нефтяных месторождений с системами поддержания пластового давления в значительной степени определяется характером гидродинамического взаимодействия между нагнетательными и добывающими скважинами. Пространственно-временное распределение фильтрационных потоков, наличие высокопроводящих каналов, геологическая неоднородность и изменения режимов работы скважин формируют сложную динамическую систему, в которой изменение параметров одной скважины

может приводить к отклику в других. В этих условиях количественная оценка межскважинной связности становится одной из ключевых задач управления заводнением, оптимизации распределения закачки и планирования геолого-технических мероприятий.

В современной литературе отсутствует единое универсальное определение коэффициента влияния, что связано с различием используемых математических моделей и подходов к интерпретации фильтрационных процессов. В инженерной практике данный параметр обычно трактуется в двух основных смыслах:

1. В рамках физически ориентированных моделей (например, емкостно-резистивных моделей) коэффициент влияния рассматривается как доля закачиваемой жидкости нагнетательной скважины, достигающей добывающей скважины.

2. В более общем статистическом и data-driven подходе коэффициент влияния интерпретируется как параметр чувствительности отклика добывающей скважины к изменениям режима нагнетания, отражающий степень динамического воздействия одной скважины на другую.

Традиционно анализ взаимовлияния скважин выполняется на основе полномасштабного гидродинамического моделирования, трассерных исследований и гидропрослушивания. Эти методы обладают высокой физической достоверностью и позволяют напрямую оценивать распределение потоков в пласте, однако требуют значительных вычислительных ресурсов, специализированных исследований и длительных сроков подготовки данных. В связи с этим в инженерной практике широко применяются альтернативные подходы, основанные на анализе исторических промысловых данных, включая статистические методы, регрессионные модели, емкостно-резистивные модели и современные алгоритмы машинного обучения. Отсутствие единой терминологии и различие в физическом смысле оцениваемых параметров

существенно усложняют сопоставление результатов различных исследований и выбор оптимального инструмента для практического применения.

В связи с этим актуальной задачей является систематизация существующих подходов к оценке взаимовлияния скважин с выделением их методологических особенностей, области применимости, требований к исходным данным и физической интерпретации получаемых коэффициентов. В данной работе проанализированы и классифицированы традиционные и современные методы определения межскважинной связности – от физически обоснованных гидродинамических моделей до статистических методов обработки промысловых данных и алгоритмов машинного обучения. Особое внимание уделено сопоставлению физического смысла получаемых коэффициентов и практической применимости для оперативного управления разработкой месторождений.

**Этап 1. Преобладание статистики и простых физических аналогий**

Корреляционный анализ представляет собой статистический метод, позволяющий исследовать силу и направление взаимосвязей между двумя переменными. В современной аналитической статистике этот метод получил широкое распространение. Фрэнсис Гальтон [1] в 1892 г. заложил основы для вычисления коэффициента корреляции, а в 1888 г. представил Королевскому обществу доклад о корреляциях в антропометрических данных.

Дальнейшее развитие методологии связано с именем Карла Пирсона (1857–1936) – одного из основоположников математической статистики, внёсшего решающий вклад в теорию корреляции. Значительный вклад в развитие различных методов корреляционного анализа также внесли Ч.Э. Спирмен, М.Дж. Кендалл и многие другие учёные. Например, коэффициент Пирсона рассчитывается по формуле (1):

$$r = \frac{\sum(x-\bar{x})(y-\bar{y})}{\sqrt{\sum(x-\bar{x})^2(y-\bar{y})^2}}, \quad (1)$$

где r – коэффициент линейной корреляции Пирсона; x – значение переменной X (например, объём закачки); y – значение переменной Y (например, дебит жидкости); $\bar{x}$ – среднее значение переменной X за рассматриваемый период; $\bar{y}$ – среднее значение переменной Y за рассматриваемый период.

Вейвлет-преобразование – это инструмент, который, в отличие от преобразования Фурье, позволяет обрабатывать нестационарные данные. Используется для разложения данных по добыче и закачки на комбинацию их частотных и сглаженных компонентов [2].

Фильтр Калмана представляет собой математический метод, предназначенный для оптимальной линейной фильтрации дискретных нестационарных случайных процессов. Этот алгоритм зарекомендовал себя как высокоэффективное средство при решении задач цифровой обработки сигналов. Упрощённо можно утверждать, что цель работы фильтра – опираясь на неточные измерения (данные с датчиков, результаты наблюдений) и математическое описание исследуемого процесса, получить максимально точную оценку истинных значений параметров [3].

Модель состояния:

$$x_k = F_k x_{k-1} + B_k u_k + w_k, \quad (2)$$

где $x_k$ – вектор состояния системы на шаге k (коэффициенты связности); $x_{k-1}$ – вектор состояния на предыдущем шаге; $F_k$ – матрица перехода состояния; $B_k$ – матрица влияния управляющих воздействий; $u_k$ – вектор управляющих воздействий (закачка); $w_k$ – шум процесса.

Модель наблюдения:

$$z_k = H_k x_k + v_k, \quad (3)$$

где $z_k$ – вектор наблюдаемых величин (дебиты добывающих скважин); $H_k$ – матрица наблюдения; $x_k$ – вектор состояния системы; $v_k$ – шум измерений.

Калмановский коэффициент усиления:

$$K_k = P_{k|k-1} H_k^T (H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k)^{-1}, \quad (4)$$

где $K_k$ – калмановский коэффициент усиления; $P_{k|k-1}$ – ковариационная матрица ошибки прогноза; $H_k^T$– транспонированная матрица наблюдения; $R_k$ – ковариационная матрица шума измерений.

Расчёт линий тока происходит на основе результатов гидродинамического моделирования, позволяет определить пути потока между нагнетательными и добывающими скважинами и охарактеризовать распределение потока между взаимодействующими скважинами [4].

CRM представляет собой емкостно-резистивную модель, которая, опираясь на уравнения материального баланса и фильтрации Дюпюи, позволяет количественно оценить гидродинамическое взаимодействие между скважинами. Искомые параметры: коэффициенты влияния, продуктивность и постоянная времени – определяются путем истории адаптации расчетных показателей дебита к фактическим данным эксплуатации [5]:

$$\tau \frac{dq(t)}{dt} + q(t) = w(t) - \tau \cdot J \frac{dP_{wf}(t)}{dt}, \quad (5)$$

где $P_{wf}$ – забойное давление в добывающей скважине; w(t), q(t) – объём закачанной и добытой жидкости; J – коэффициент продуктивности скважины; $\tau$ – константа времени.

Первые работы были сфокусированы на использовании доступных данных и простых моделей. Корреляционный анализ стал одним из первых инструментов для выявления связей. Его преимущества – простота и скорость, недостатки – неучёт временных лагов и риск ложных корреляций. Например, на месторождении в Западном Техасе [6] была применена ранговая корреляция Спирмена по данным приёмистости нагнетательных и дебита жидкости добывающих скважин для определения взаимосвязей и барьеров между скважинами и оптимизации заводнения. Аналогичная работа [7] была проведена для анализа взаимосвязей в горизонтальных скважинах.

Однако традиционные методы кросс-корреляции не способны учесть изменяющуюся природу связей между скважинами. В работе [2]

для месторождения North Robertson в Западном Техасе было апробировано применение вейвлет-преобразования. Тем не менее после получения частотных и сглаженных компонентов взаимовлияния между скважинами также определяется при помощи коэффициента Спирмена. Преимуществом применения вейвлет-преобразования является сохранение временной зависимости для каждой дискретной частоты.

Одновременно делаются попытки применения искусственных нейронных сетей (ИНС) для комплексной оценки взаимодействия. В работе [8] для обучения нейронной сети помимо приёмистости и дебита жидкости были также использованы петрофизические данные, литотипы, а также расположение скважин. Валидация методики производилась при помощи синтетической гидродинамической модели.

В работе [9] было рассмотрено применение двух алгоритмов: множественной линейной регрессии (MLR) и сбалансированной множественной линейной регрессии (BMLR). При большом отличии закачки от добычи жидкости по месторождению должен быть использован MLR. Алгоритмы были протестированы на двух синтетических гидродинамических моделях (ГДМ) и затем на реальном месторождении в Аргентине. В результате получены веса, которые были провалидированы при помощи закачки виртуальных трассеров в ГДМ. Также результаты алгоритмов были подтверждены с известными геологическими особенностями нефтяного месторождения в Аргентине.

**Этап 2. Развитие CRM и интеграция с ГДМ**

Модель CRM, основанная на аналогии с электрической цепью, предложила компромисс между физической обоснованностью и вычислительной простотой [10, 11]. Совершенствуются подходы для анализа CRM-модели, например, публикуются работы [12] по совместной интерпретации их параметров: построение двух типов графиков на основе веса

связности (λ) и постоянной времени (τ). Анализ этих графиков позволяет различать характер связности между скважинами: через трещины, высокопроницаемые прослои, несколько прослоев или частично вскрытые интервалы. Исследуется проблема оценки неопределённости коэффициента влияния [13]. Предложенная авторами методика позволяет оценить информативность доступного набора данных и рассчитывать режимы закачки для минимизации погрешности, не прибегая к полной калибровке модели.

В статье [14] предлагается расширенная версия CRM модели, а именно многокомпенсированная емкостная модель (MCCM), предназначенная для оценки межскважинной связи в сложных полевых условиях: при изменении скин-фактора, частых кратковременных остановках скважин и добавлении новых добывающих скважин. Результаты хорошо согласуются с геологическими данными и данными трассерных исследований. К достоинствам MCCM относятся ее устойчивость к «шумам», вызванным эксплуатационными мероприятиями, и способность оценивать как связи «нагнетательная – добывающая», так и «добывающая – добывающая».

В работе [15] также представлена усовершенствованная многоскважинная CCM. Основным достоинством метода является его устойчивость к частым внешним воздействиям на добывающие скважины, таким как остановки, смены режимов работы и изменения скин-фактора, которые вводят в заблуждение традиционные методы анализа. Метод апробирован на синтетических моделях, показал высокую точность определения коэффициентов связи даже в условиях сложных изменений и применён к реальному месторождению тяжёлой нефти в Саскачеване.

Еще одним аналитическим способом определения влияния между скважинами является спектральный анализ. В работе [16] предлагается метод оценки взаимовлияния скважин, основанный на применении аппарата спектрального анализа. Суть метода заключается в рассмотрении системы

«нагнетательная скважина – продуктивный пласт – добывающая скважина». Входной сигнал представлен помесячными изменениями (импульсами) объема закачки в нагнетательной скважине, а выходной сигнал – колебаниями обводненности в реагирующей добывающей скважине. Пространство между скважинами (продуктивный пласт) выступает в роли передаточной системы, трансформирующей входной сигнал в выходной. Таким образом, задача сводится к сравнению сигналов. В отличие от корреляционного анализа, работающего во временной области и не всегда дающего достоверные результаты, предлагаемый подход переносит исследование согласованности сигналов в частотную область.

Работа [17] посвящена описанию метода определения взаимосвязей между нагнетательной и добывающей скважинами с использованием расширенного фильтра Калмана (EKF). Модель представляет каждую связь нагнетательной и добывающей скважин как авторегрессионный процесс второго порядка с двумя параметрами. EKF используется для адаптивной оценки этих параметров, что позволяет отслеживать нестационарные изменения во взаимосвязях из-за геомеханических эффектов или ремонтных работ. Метод тестировался на синтетических данных, данных гидродинамического моделирования и реальных данных с месторождения Chevron. Результаты показывают, что EKF корректно определяет относительную силу влияния нагнетательной скважины.

Авторы статьи [18] предлагают методику, основанную на построении многоуровневых статистических моделей, где на первом уровне вычисляется общая корреляция между накопленными объёмами закачки воды и добычи жидкости. На втором уровне данные ранжируются, что позволяет выявить стадийность процесса и определить граничное значение доли закачки. Третий, многомерный, уровень интегрирует результаты предыдущих этапов в комплексную модель для прогнозирования распределения закачки. Ключевым

достоинством этого подхода является его экономичность и оперативность, позволяющая проводить регулярный мониторинг на основе стандартных промысловых данных без дорогостоящих специальных исследований. Метод также обладает высокой статистической достоверностью, что подтверждается хорошей сходимостью с фактическими результатами трассеров на месторождениях Пермского края. Однако существенным недостатком методики является её сильная зависимость от качества и продолжительности ряда исходных данных, что может ограничивать применение на новых или недостаточно изученных объектах.

**Этап 3. Data-driven подходы и гибридные модели**

В это же время благодаря доступности больших данных и вычислительных мощностей появляются работы по использованию нейронных сетей, например, оценка интерференции скважин при помощи LSTM [19]. Основой методики является построение LSTM-сети, которая обучается на исторических данных закачки воды и добычи жидкости для установления нелинейной связи между изменением нагнетания и откликом в добывающих скважинах. Для обучения и тестирования модели используется синтетическая гидродинамическая модель, созданная в CMG IMEX, содержащая четыре добывающие и пять нагнетательных скважин с искусственно созданными высокопроницаемыми прослоями. Ключевым достоинством метода является способность нейронной сети улавливать сложные нелинейные и временные зависимости в данных, превосходя традиционные линейные подходы. Однако к недостаткам можно отнести «чёрный ящик» природы нейронной сети, что затрудняет физическую интерпретацию результатов, сильную зависимость точности от качества и объёма обучающих данных, а также необходимость сложной настройки гиперпараметров сети.

В статье [20] исследуется применение сверточных нейронных сетей (CNN) для оценки взаимодействия скважин. Преимущество подхода –

автоматическое выявление сложных зависимостей без явных физических моделей. CNN демонстрирует высокую точность по сравнению с традиционными методами, а включение данных по обводненности повышает достоверность прогнозов. Однако обучение проводилось на синтетических данных упрощенной пятиточечной схемы, что не отражает реальной геологической сложности пластов.

Развитие этого направления представлено в работе [22], где для анализа применяются графовые нейронные сети. Авторы отмечают, что традиционные методы (трассерные исследования, анализ давлений) затратны и трудоемки, а существующие подходы часто игнорируют взаимное влияние множества скважин. Ключевое достоинство – представление заводнения в виде направленного графа: узлы соответствуют скважинам, а ребра – распределению закачки. Архитектура использует два трансформера, прогнозирующих коэффициенты связности для добывающих и нагнетательных скважин. Метод валидирован на реальных данных месторождения Даганг с точностью 91,4 % против трассерных исследований. Недостатками является упрощения при построении графа, а именно игнорирование связей между скважинами одного типа и зависимость от ежемесячных данных, что может не учитывать быстрые динамические изменения.

Параллельно развивается направление интеграции физических закономерностей в нейросети для преодоления ограничений «черного ящика». Статья [22] предлагает гибридную модель KIGRU, сочетающую физические законы с глубоким обучением. В модель внедрено уравнение материального баланса, обеспечивающее физическую осмысленность коэффициентов связности, а GRU учитывает долгосрочные временные зависимости. Эксперименты на синтетических моделях с высокопроницаемыми каналами показали превосходство KIGRU над емкостной моделью (CRM) и обычной

нейросетью как в точности определения коэффициентов влияния, так и в прогнозе дебита. Недостаток – валидация только на синтетических данных.

Оценка связности – лишь первый шаг, конечная цель – управление заводнением. В работе [23] предложена гибридная методология, сочетающая нейронные сети и генетический алгоритм для оптимизации забойных давлений с целью максимизации чистого дисконтированного дохода (NPV). Нейронная сеть, обученная на данных гидродинамического моделирования, используется как прокси-модель для прогнозирования добычи. Затем нейронная сеть интегрируется с генетическим алгоритмом для оптимизации. Результаты идентичны оптимизации на полной модели, но время расчета сократилось на 96 %. Ограничением является то, что ИНС требует переобучения при изменении конфигурации скважин или свойств пласта.

Оценка надежности прокси-моделей исследована в работе [24]. Авторы сравнили результаты оптимизации по восьми прокси-моделям (ANN, LSTM, GRU) с результатами на ГДМ. Несмотря на высокие показатели точности (R2 до 0,985), прокси-модели могут давать существенные отклонения от истинно оптимальных решений. Наилучшие результаты показала комбинация ANN с методом Тагути. Подчеркивается важность тщательной валидации, так как малые ошибки в прогнозах ведут к значительным отклонениям в оптимизации.

Комплексный подход представлен в статье [25] о разработке гибридной прокси-модели на основе XGBoost, LSTM и TCN для оптимизации заводнения на месторождении Западной Сибири. Методика включает предобработку данных и прогнозирование дебитов для пар скважин с учетом коэффициентов влияния CRM. Для оптимизации закачки предпочтение отдано алгоритму SHGO. Достоинствами являются высокая скорость, учет множества факторов и автоматизация. Рациональный горизонт прогноза – 6–12 мес. Практическая апробация дала прирост добычи на 7 %. Недостатками являются высокие требования к объему и качеству данных, а также «черный ящик» сложных

алгоритмов. Фокус смещается с создания отдельных моделей на построение целостных автономных рабочих процессов – от мониторинга данных до принятия оптимизационных решений.

В работе Ye и соавторов [26] предложен пространственно-временной метод для анализа взаимовлияния скважин на основе временных и пространственных данных по добыче и закачке. Методика включает модуль асимметричного выравнивания временных рядов закачки и добычи, позволяющий учитывать лаговый отклик системы. Далее выполняется мульти-масштабное выделение признаков посредством преобразования Фурье, после чего признаки разных масштабов объединяются. Такой подход позволяет сети отдельно учитывать медленные изменения режима разработки и быстрые локальные отклики. Пространственные и временные зависимости извлекаются совместно с использованием self-attention и Transformer-блоков. Основным достоинством метода является явная работа с временными лагами и мульти-масштабной структурой данных, что повышает устойчивость анализа при сложных режимах разработки. Кроме того, модель демонстрирует высокую точность аппроксимации и прогноза. Недостатком является ограниченная физическая интерпретируемость коэффициентов связности, поскольку они извлекаются из внутренних весов нейросети, а также высокая чувствительность к настройке параметров и качеству входных данных.

Dong и соавторы [27] предлагают метод оценки взаимовлияния скважин при $CO_2$-закачке на основе комбинации LSTM и графовой сети внимания (GAT). Временные зависимости извлекаются LSTM-слоем, а пространственные – через механизм внимания в графовой нейронной сети. Отличительной особенностью является динамическое построение графа связей: веса рёбер определяются через максимальную лаговую взаимную корреляцию между закачкой и добычей в скользящем окне. Дополнительно для предотвращения формирования статистически обусловленных, но физически маловероятных

межскважинных связей авторы вводят пространственный фильтр, ограничивающий построение графовых рёбер между скважинами, расположенными на расстоянии выше заданного порога. Это позволяет исключить корреляционные зависимости, обусловленные только режимами скважин, а не реальным фильтрационным взаимодействием. Преимуществом метода является возможность учитывать изменчивость структуры взаимодействий во времени и более реалистично отражать динамику процесса. Ограничением является зависимость от корреляционных оценок, которые могут отражать совместное управление режимами, а не реальную фильтрационную связь. Кроме того, тестирование выполнено на синтетических данных, что оставляет вопрос устойчивости к полевому шуму открытым.

Li и соавторы [28] рассматривают связность как промежуточный параметр модели прогноза добычи, вычисляемый через механизм внимания. В их архитектуре сначала выполняется слияние признаков нагнетательной и добывающей скважины, где происходит приведение к единому векторному представлению одинаковой размерности, что обеспечивает корректную совместную обработку входных параметров, после чего модуль внимания вычисляет коэффициенты влияния, а 1D-CNN прогнозирует суточную добычу жидкости. Сильной стороной метода является практическая применимость – для обучения требуются только стандартные эксплуатационные данные, а связность определяется динамически. Однако слабым местом остаётся интерпретация весов внимания, т.к. они отражают статистическую важность признаков для прогноза и не всегда напрямую соответствуют реальным фильтрационным каналам.

В статье Jiang и соавторов [29] предложен метод PKFNN (Physical Knowledge Fusion Neural Network), предназначенный для оценки межскважинной связности и прогноза добычи при заводнении на основе объединения физической и нейросетевой моделей. В качестве физической

основы используется уравнение материального баланса, связывающее изменение накопленного объёма жидкости с разностью притока и отбора в объёме пласта. Архитектура модели включает физически ориентированный блок расчёта притока, который определяет вклад каждой нагнетательной скважины в формирование притока к добывающей скважине. Параметры этого блока интерпретируются как коэффициенты межскважинной связности и обучаются непосредственно по эксплуатационным данным. Дополнительно используется нейросетевой блок, позволяющий учитывать нелинейные зависимости между параметрами разработки и фактической добычей. Таким образом, прогноз формируется как результат совместного действия физически обусловленного расчёта притока и обучаемой нелинейной аппроксимации динамики системы. В модели также применяется перенос знаний, позволяющий использовать параметры и структуру, полученные для одной скважины, в качестве начальной инициализации для других объектов. Это ускоряет сходимость обучения и снижает требования к объёму данных. Основным достоинством метода является высокая интерпретируемость результатов, поскольку коэффициенты связности непосредственно участвуют в физическом расчёте притока. Ограничениями являются зависимость точности от корректности выбранной балансовой схемы и необходимость дополнительной адаптации модели при сложной многофазной системе.

В работе Huang и соавторов [30] предложен метод динамического анализа межскважинной связности для многопластовых залежей, основанный на улучшенной графовой нейросети. Исходной предпосылкой является то, что при совместной разработке нескольких пластов суммарные показатели закачки и добычи не позволяют напрямую определить послойные взаимодействия, поэтому требуется предварительное восстановление распределения потоков по пластам. Для решения этой задачи в модели используется блок разделения потоков, реализованный на основе многослойного перцептрона, который по

геологическим параметрам пласта оценивает доли закачки и добычи, приходящиеся на каждый пласт. После получения послойных временных рядов формируется графовая модель системы, в которой узлы соответствуют скважинам и пластам, а рёбра отражают потенциальные гидродинамические связи. Для вычисления силы взаимодействия между скважинами применяется attention-механизм, позволяющий адаптивно оценивать коэффициенты связности на основе временной динамики послойных данных. Важной особенностью метода является возможность изменения структуры графа во времени, что позволяет учитывать технологические мероприятия, изменения перфорации и переходы между режимами эксплуатации. Таким образом, межскважинная связность определяется как динамический параметр графовой модели, зависящий от текущего состояния системы разработки. Обучение выполняется на исторических данных с минимизацией ошибки прогноза добычи жидкости. Преимуществом метода является возможность получения послойной связности без необходимости проведения частых исследований распределения потоков. Ограничениями являются высокая зависимость результатов от корректности геологических входных параметров и потенциальное накопление ошибок на этапе разделения суммарных потоков по пластам.

Для систематизации рассмотренных подходов в таблице представлено сравнительное обобщение методов определения коэффициента влияния по критериям: тип интерпретации коэффициента связности, используемые данные, уровень интерпретируемости и основные ограничения. Интерпретируемость определяет, насколько легко результаты метода можно понять и связать с реальными причинно-следственными взаимодействиями между переменными. Например, высокая – результаты легко объяснить и напрямую связать с причинно-следственными связями; средняя – интерпретация возможна, но неочевидна; низкая – результаты трудно напрямую связать

с физическим смыслом. Такая структура позволяет сопоставить методы не только по хронологическому принципу, но и по их методологической природе – от статистических зависимостей до физически интерпретируемых и неявных обучаемых параметров.

Таблица

Сравнение методов определения коэффициента влияния

| Группа методов | Публикации | Тип коэффициента влияния | Используемые данные | Интерпретируемость | Основные ограничения |
|---|---|---|---|---|---|
| Статистические методы анализа временных рядов | Soeriawinata, Kelkar (1999), Fedenczuk, Hoffmann (1998), Jansen (1997), Абабков и др. (2014), Пономарева и др. (2021) | статистическая зависимость сигналов | ряды закачки и добычи | низкая | ложные корреляции, чувствительность к длине рядов |
| Регрессионные | Panda, Chopra (1998), Cheng, Li, Wang (2019) | регрессионные веса влияния | ряды закачки и добычи и геологические данные | средняя | линейность моделей и зависимость от качества данных |
| Динамические системные методы (Kalman, AR) | Лемешко (2014), Liu, Mendel, Nejad (2009) | динамические параметры передаточной функции | ряды закачки и добычи | средняя | зависимость от структуры модели и параметров шума |
| Физически ориентированные модели (CRM, линии тока, материальный баланс) | Voznyuk, Rykov, Kotov (2014), Albertoni, Lake (2003), Андрианова и др. (2018), Artun (2016), Kansao и др. (2017), Yousef, Jensen, Lake (2008), Moreno (2014), Soroush и др. (2014) | доля потока и динамическая временная характеристика | ряды закачки и добычи или результаты ГДМ | высокая | линейные допущения и ограниченность физической модели |

| Группа методов | Публикации | Тип коэффициента влияния | Используемые данные | Интерпретируемость | Основные ограничения |
|---|---|---|---|---|---|
| Современные нейросетевые модели (LSTM, CNN, GNN, Transformer) | Du, Zhang, Li (2020), Zeng, Yu, Osipov (2022), Ye и др. (2025), Dong и др. (2026), Li и др. (2025) | внутренние веса моделей | ряды закачки и добычи и пространственно-временные данные | низкая | черный ящик, высокая зависимость от объема данных |
| Гибридные физико-ML системы и прокси-оптимизация | Ji, Zhang (2025), Alfarizi, Stanko, Bikmukhametov (2022), Abdollahfard, Fahimpour, Ahmadi (2025), Bruyelle, Guérillot (2019), Jiang и др. (2023), Huang и др. (2024) | внутренние параметры нейронной сети | ряды закачки и добычи и геологические данные | средняя | сложность обучения и зависимость от корректности физической модели |

Анализ, представленный в таблице, показывает, что эволюция методов оценки межскважинной связности сопровождается усложнением математического аппарата и расширением набора используемых данных. Следует подчеркнуть, что развитие методов оценки межскважинной связности не носит характера полной взаимной замены подходов. Новые методы не вытесняют предыдущие, а дополняют их, формируя многоуровневую систему инструментов анализа. Статистические методы сохраняют значение в качестве средств экспресс-диагностики и первичного выявления связей. CRM-модели остаются базовым инженерным инструментом оперативного мониторинга благодаря физической интерпретируемости коэффициентов и низким вычислительным затратам. Методы машинного обучения расширяют аналитические возможности за счёт учёта нелинейных зависимостей и сложной временной динамики. Современный этап характеризуется интеграцией этих

подходов, когда физические ограничения включаются в архитектуру нейросетевых моделей, а результаты data-driven анализа используются для калибровки и уточнения параметров физических моделей.

Для количественной иллюстрации смены исследовательской парадигмы выполнен анализ распределения публикаций по группам методов в различные временные периоды.

На рисунке представлена динамика развития статистических, физических (CRM-подобных), нейросетевых и гибридных подходов. Динамика распределения публикаций подтверждает вывод о последовательном усложнении моделей и переходе от корреляционных оценок к адаптивным гибридным системам с физическими ограничениями.

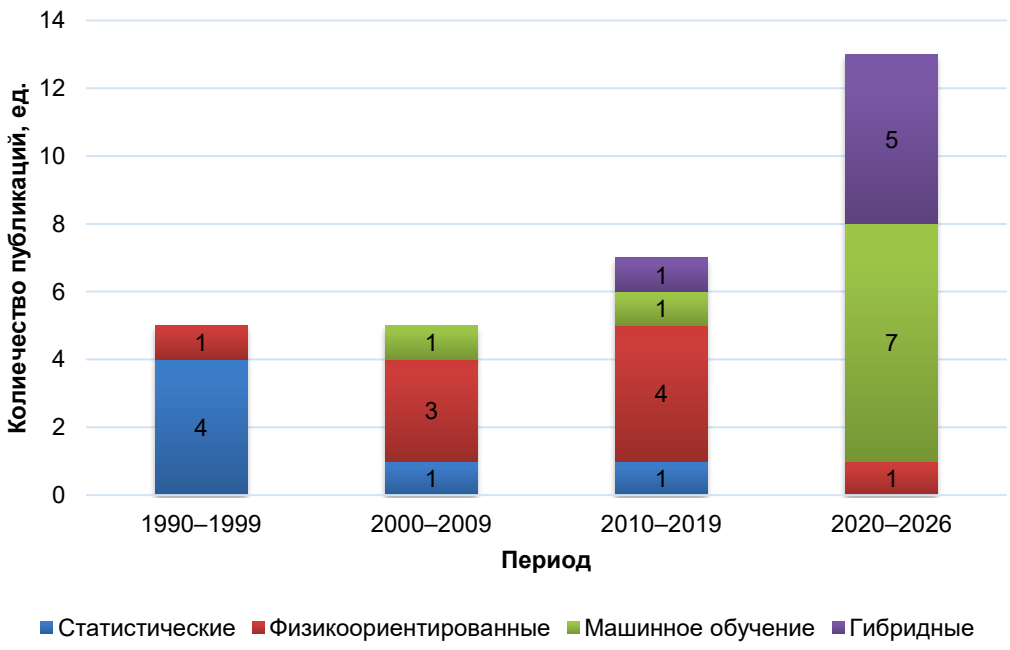



**Рис. Количественная динамика развития методов определения коэффициента влияния**

## Заключение

Проведённый анализ публикаций позволяет проследить характерные тенденции развития методов оценки коэффициента влияния в задачах

межскважинной связности. Представленные источники демонстрируют постепенное усложнение математического аппарата и расширение используемых данных – от статистических зависимостей временных рядов до физически интерпретируемых моделей и гибридных интеллектуальных систем.

В рассмотренных работах раннего периода основное внимание уделяется корреляционным и спектральным методам анализа, основанным на исследовании согласованности временных рядов закачки и добычи. Эти подходы обеспечивают быстрый анализ взаимосвязей, однако их интерпретация носит преимущественно статистический характер.

В публикациях последующих лет значительное внимание уделяется емкостно-резистивным моделям (CRM) и их модификациям, в рамках которых коэффициент влияния получает физическую интерпретацию как параметр материального баланса или доля потока между скважинами. Параллельно развиваются динамические методы, позволяющие учитывать изменчивость связности во времени.

Работы последних лет демонстрируют активное использование методов машинного обучения – LSTM, CNN, графовых нейронных сетей и гибридных архитектур. В этих подходах коэффициент влияния определяется как обучаемый параметр модели и определяемый в процессе оптимизации целевых функции.

В развитии инструментов оценки взаимовлияния различные подходы сосуществуют и интегрируются друг с другом. Статистические методы сохраняют прикладную значимость в задачах экспресс-диагностики, физически ориентированные модели обеспечивают интерпретируемость и устойчивость, а методы машинного обучения расширяют возможности анализа сложных нелинейных зависимостей.

Таким образом, различия между методами заключаются не только в используемом математическом аппарате, но и в определения самого коэффициента влияния – от статистической меры зависимости до физически интерпретируемого параметра и далее до обучаемого веса модели. Осознанный выбор метода требует учёта цели исследования, объёма и качества данных, а также необходимого уровня интерпретируемости результатов. Перспективным направлением представляется дальнейшая интеграция физических и data-driven подходов в рамках гибридных систем анализа, способных адаптивно уточнять параметры взаимовлияния по мере поступления эксплуатационных данных добывающих и нагнетательных скважин.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Елисеева И.И., Юзбашев М.М. Общая теория статистики: учебник / под ред. И.И. Елисеевой. 5-е изд., перераб. и доп. М.: Финансы и статистика, 2004. 656 с.
2. Jansen F.E. Application of Wavelets to Production Data in Describing Inter-Well Relationships, SPE Annual Technical Conference and Exhibition. 1997, SPE-38876-MS.
3. Лемешко О.В. Фильтр Калмана. Теоретические основы и практическое применение // Вестник магистратуры. 2014. № 6 (33), Т. 1. С. 5–8.
4. Voznyuk A.S., Rykov A.I., Kotov V.S. Multi-Criteria Analysis and Optimization of Waterflood Systems in Brownfields, SPE Russian Oil and Gas Exploration and Production Technical Conference and Exhibition, October 14-16, 2014, Moscow, Russia, 2014, SPE-171229-MS. DOI 10.2118/171229-MS
5. Андрианова А.М. [и др.] Полуаналитические модели расчета интерференции скважин на базе класса моделей CRM // Нефтяное хозяйство. 2018. № 12. С. 38 – 41.
6. Soeriawinata T., Kelkar M. Reservoir Management Using Production Data, SPE Mid-Continent Operation: Symposiom Oklahoma City, Oklahoma, U.S.A., 28 – 31 March 1999, 1999, 6 p.
7. Fedenczuk L., Hoffmann K. Surveying and Analyzing Injection Responses for Patterns with Horizontal Wells // SPE International Conference on Horizontal Well Technology, November 1-4, 1998, Calgary, Alberta, Canada. 1998. SPE-50430-MS. DOI 10.2118/50430-MS

8. Panda M.N., Chopra A.K. An Integrated Approach to Estimate Well Interactions // SPE India Oil and Gas Conference and Exhibition, February 17-19, 1998, New Delhi, India. 1998. SPE-39563-MS. DOI 10.2118/39563-MS
9. Albertoni A., Lake L.W. Inferring Interwell Connectivity Only From Well-Rate Fluctuations in Waterfloods, SPE Reservoir Evaluation & Engineering. 2003б vol. 6, no. 1, pp. 6–16. DOI 10.2118/83381-PA.
10. Artun E. Characterizing Reservoir Connectivity and Forecasting Waterflood Performance Using Data-Driven and Reduced-Physics Models, SPE Western Regional Meeting, May 23-26, 2016, Anchorage, Alaska, USA, 2016. SPE-180488-MS. DOI 10.2118/180488-MS.
11. Kansao R. [et al.] Waterflood Performance Diagnosis and Optimization Using Data-Driven Predictive Analytical Techniques from Capacitance Resistance Models CRM, SPE Europec featured at 79th EAGE Conference and Exhibition, June 12-15, 2017, Paris, France, 2017. SPE-185813-MS. DOI 10.2118/185813-MS.
12. Yousef A.A., Jensen J.L., Lake L.W. Integrated Interpretation of Interwell Connectivity Using Injection and Production Fluctuations, Mathematical Geosciences. 2008, vol. 40, no. 1, pp. 81–102. DOI 10.1007/s11004-008-9189-x.
13. Moreno G.A., Lake L.W., On the uncertainty of interwell connectivity estimations from the capacitance-resistance model. Berlin: Springer, 2014.
14. Soroush M., Kaviani D., Jensen J.L. Interwell Connectivity Evaluation in Cases of Changing Skin and Frequent Production Interruptions, Journal of Petroleum Science and Engineering. 2014, vol. 122, pp. 616 – 630.
15. Soroush M., Jensen J.L., Lake L.W. Interwell Connectivity Evaluation in Cases of Frequent Production Interruptions // SPE Heavy Oil Conference-Canada, June 11-13, 2013, Calgary, Alberta, Canada. 2013. SPE-165567-MS. DOI 10.2118/165567-MS.
16. Экспресс-метод оценки степени взаимодействия скважин с использованием частотного анализа данных истории эксплуатации нагнетательных и добывающих скважин / А.В. Абабков [и др.] // Нефтепромысловое дело. 2014. № 7. С. 10 – 13.
17. Liu F., Mendel J.M., Nejad A.M. Forecasting Injector/Producer Relationships From Production and Injection Rates Using an Extended Kalman Filter, SPE Journal. 2009, vol. 14(4), pp. 653 – 664.
18. Пономарева И.Н., Мартюшев Д.А., Черный К.А. Исследование взаимодействия между нагнетательными и добывающими скважинами на основе построения многоуровневых

моделей // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. 2021. Т. 332, № 2. С. 116–126.

19. Cheng H. [et al.] ANN Based Interwell Connectivity Analysis in Cyber-Physical Petroleum Systems, IEEE 17th International Conference on Industrial Informatics (INDIN), 22-25 July 2019, Helsinki, Finland. 2019, pp. 199–205. DOI 10.1109/INDIN41052.2019.8972285.
20. Du S. [et al.] The Connectivity Evaluation Among Wells in Reservoir Utilizing Machine Learning Methods, IEEE Access. 2020, vol. 8, pp. 47209-47219. DOI 10.1109/ACCESS.2020.2976910.
21. Zeng P. [et al.] Evaluating Interwell Connectivity in Waterflooding Reservoirs with Graph-Based Cooperation-Mission Neural Networks, SPE Journal. 2022, vol. 27, no. 4, pp. 2443 – 2452.
22. Ji Y., Zhang L. A Method for Analyzing Interwell Connectivity Based on Gated Recurrent Network with Knowledge Interaction, Frontiers in Earth Science. 2025, vol. 13, 11 p. DOI 10.3389/feart.2025.1678611.
23. Alfarizi M.G., Stanko M., Bikmukhametov T. Well Control Optimization in Waterflooding Using Genetic Algorithm Coupled with Artificial Neural Networks, Upstream Oil and Gas Technology. 2022, vol. 9(3), pp. 100071. DOI 10.1016/j.upstre.2022.100071.
24. Abdollahfard Y., Fahimpour J., Ahmadi M. Assessing Proxy and AI Models Performance in Waterflooding Optimization, Scientific Reports. 2025, vol. 15, pp. 35472. DOI 10.1038/s41598-025-19256-4.
25. Bruyelle J., Guérillot D. Optimization of Waterflooding Strategy Using Artificial Neural Networks, SPE Reservoir Characterisation and Simulation Conference SPE Reservoir Characterisation and Simulation Conference and Exhibition, September 17-19, 2019, Abu Dhabi, UAE. 2019. SPE-196643-MS. DOI 10.2118/196643-MS.
26. Ye X. [et al.] Interwell Connectivity Analysis Method Based on Injection–Production Data Time and Space Scale Coupling, Processes. 2025, vol. 13, no. 2, pp. 373. DOI 10.3390/pr13020373.
27. Dong Z. [et al.] Research on inter-well connectivity in $CO_2$ flooding based on long short-term memory graph attention network, Scientific Reports. 2026, vol. 16(1), pp. 6664. DOI 10.1038/s41598-026-36910-7.
28. Li Y. [et al.] Dynamic Calculation Method of Interwell Connectivity Based on the Attention Mechanism, Energy Science & Engineering. 2025, vol. 13(4), pp. 1807–1818. DOI 10.1002/ese3.70011.

29. Jiang Y. [et al.] Waterflooding Interwell Connectivity Characterization and Productivity Forecast with Physical Knowledge Fusion and Model Structure Transfer, Water. 2023, vol. 15(2), 30 p. DOI:10.3390/w15020218.
30. Huang Z.-Q. [et al.] Dynamic interwell connectivity analysis of multilayer waterflooding reservoirs based on an improved graph neural network, Petroleum Science. 2024, vol. 21, pp. 1062–1080. DOI 10.1016/j.petsci.2023.11.008.

Поступила в редакцию: 26.03.26

**Сведения об авторах**

*Низаев Рамиль Хабутдинович*
доктор технических наук, профессор кафедры разработки и эксплуатации разработки нефтяных и газовых месторождений, АГТУ «Высшая школа нефти», ведущий научный сотрудник отдела разработки нефтяных месторождений, Институт «ТатНИПИнефть» ПАО «Татнефть» им. В.Д. Шашина, 423462, ул. Ленина, 2, г. Альметьевск, Россия.
E-mail: nizaev@tatnipi.ru

*Гайсин Альмир Айвазович*
аспирант, кафедра разработки и эксплуатации нефтяных и газовых месторождений, АГТУ «Высшая школа нефти», ведущий инженер Управления ГДМ и разработки месторождений, Институт «ТатНИПИнефть» ПАО «Татнефть» им. В.Д. Шашина, 423462, ул. Ленина, 2, г. Альметьевск, Россия.
E-mail: GaysinAA@tatneft.ru

*A.A. Gaysin, R.Kh. Nizaev*

# EVOLUTION OF METHODS FOR CALCULATING THE INFLUENCE COEFFICIENT IN ASSESSING INTERWELL CONNECTIVITY

**Annotation.** This paper presents a chronological analysis of the evolution of methods for quantitatively estimating the influence coefficient between injection and production wells based on a review of the scientific literature. Seven key approaches are identified: correlation methods, Kalman filter, wavelet transform, frequency analysis, streamlines, capacitance-resistive models (CRM), and neural networks. A paradigm shift is demonstrated – from simple statistical dependencies to physically grounded CRM models and further to hybrid data-driven systems. For each stage, the dominant approaches, driving factors, and areas of practical application are determined. Particular attention is paid to differences in the interpretation of the influence coefficient, ranging from a statistical measure to a physical parameter and a learnable model weight. The article serves as a foundation for predicting future trends and for making informed choices of methods based on the research objective, available data, and the required level of result interpretability.
***Keywords:*** interference coefficient, interwell connectivity, evolution of methods, timelines, CRM models, neural networks, data-driven approaches.

*For citation*: Gaysin A.A., Nizaev R.Kh. [Evolution of methods for calculating the influence coefficient in assessing interwell connectivity] *Upravlenie tekhnosferoi,* 2026, vol. 9, issue 2, pp. 473–499. DOI: 10.35634/UdSU.2026.78.97.013. (In Russ.).

## REFERENCES

1. Eliseeva I.I., Yuzbashev M.M. *Obshchaya teoriya statistiki* [General Theory of Statistics]. Moscow: Finansy i Statistika, 2004. 656 p. (in Russ).
2. Jansen F.E. Application of Wavelets to Production Data in Describing Inter-Well Relationships, SPE Annual Technical Conference and Exhibition. 1997, SPE-38876-MS.
3. Lemeshko O.V. Fil'tr Kalmana. Teoreticheskie osnovy i prakticheskoe primenenie [Theoretical Foundations and Practical Applications]. *Vestnik magistratury [Bulletin of Master's Program]*. 2014, no. 6(33), vol. 1, pp. 5–8. (in Russ).
4. Voznyuk A.S., Rykov A.I., Kotov V.S. Multi-Criteria Analysis and Optimization of Waterflood Systems in Brownfields, SPE Russian Oil and Gas Exploration and Production Technical Conference and Exhibition, October 14-16, 2014, Moscow, Russia, 2014, SPE-171229-MS. DOI 10.2118/171229-MS

5. Andrianova A.M. [i dr.] Poluanaliticheskie modeli rascheta interferentsii skvazhin na baze klassa modelei CRM [Semi-analytical models for calculating well interference based on a class of CRM models]. *Neftyanoe khozyaistvo* [*Oil Industry*]. 2018, no. 12, pp. 38 – 41. (In Russ.).
6. Soeriawinata T., Kelkar M. Reservoir Management Using Production Data, SPE Mid-Continent Operation: Symposiom Oklahoma City, Oklahoma, U.S.A., 28 – 31 March 1999, 1999, 6 p.
7. Fedenczuk L., Hoffmann K. Surveying and Analyzing Injection Responses for Patterns with Horizontal Wells, SPE International Conference on Horizontal Well Technology, November 1-4, 1998, Calgary, Alberta, Canada. 1998. SPE-50430-MS. DOI 10.2118/50430-MS
8. Panda M.N., Chopra A.K. An Integrated Approach to Estimate Well Interactions // SPE India Oil and Gas Conference and Exhibition, February 17-19, 1998, New Delhi, India. 1998. SPE-39563-MS. DOI 10.2118/39563-MS
9. Albertoni A., Lake L.W. Inferring Interwell Connectivity Only From Well-Rate Fluctuations in Waterfloods, SPE Reservoir Evaluation & Engineering. 2003b vol. 6, no. 1, pp. 6–16. DOI 10.2118/83381-PA.
10. Artun E. Characterizing Reservoir Connectivity and Forecasting Waterflood Performance Using Data-Driven and Reduced-Physics Models, SPE Western Regional Meeting, May 23-26, 2016, Anchorage, Alaska, USA, 2016. SPE-180488-MS. DOI 10.2118/180488-MS.
11. Kansao R. [et al.] Waterflood Performance Diagnosis and Optimization Using Data-Driven Predictive Analytical Techniques from Capacitance Resistance Models CRM, SPE Europec featured at 79th EAGE Conference and Exhibition, June 12-15, 2017, Paris, France, 2017. SPE-185813-MS. DOI 10.2118/185813-MS.
12. Yousef A.A., Jensen J.L., Lake L.W. Integrated Interpretation of Interwell Connectivity Using Injection and Production Fluctuations, Mathematical Geosciences. 2008, vol. 40, no. 1, pp. 81–102. DOI 10.1007/s11004-008-9189-x.
13. Moreno G.A., Lake L.W., On the uncertainty of interwell connectivity estimations from the capacitance-resistance model. Berlin: Springer, 2014.
14. Soroush M., Kaviani D., Jensen J.L. Interwell Connectivity Evaluation in Cases of Changing Skin and Frequent Production Interruptions, Journal of Petroleum Science and Engineering. 2014, vol. 122, pp. 616 – 630.
15. Soroush M., Jensen J.L., Lake L.W. Interwell Connectivity Evaluation in Cases of Frequent Production Interruptions, SPE Heavy Oil Conference-Canada, June 11-13, 2013, Calgary, Alberta, Canada. 2013. SPE-165567-MS. DOI 10.2118/165567-MS.

16. Ababkov A.V. [i dr.] Ehkspress-metod otsenki stepeni vzaimodeistviya skvazhin s ispol'zovaniem chastotnogo analiza dannykh istorii ehkspluatatsii nagnetatel'nykh i dobyvayushchikh skvazhin [An express method for assessing the degree of interaction of wells using frequency analysis of data from the history of operation of injection and production wells]. *Neftepromyslovoe delo*. [*Oilfield business*]. 2014, no. 7, pp. 10 – 13. (In Russ.).
17. Liu F., Mendel J.M., Nejad A.M. Forecasting Injector/Producer Relationships From Production and Injection Rates Using an Extended Kalman Filter, SPE Journal. 2009, vol. 14(4), pp. 653 – 664.
18. Ponomareva I.N., Martyushev D.A., Chernyi K.A. Issledovanie vzaimodeistviya mezhdu nagnetatel'nymi i dobyvayushchimi skvazhinami na osnove postroeniya mnogourovnevykh modelei [Investigation of the interaction between injection and production wells based on the construction of multilevel models]. *Izvestiya Tomskogo politekhnicheskogo universiteta. Inzhiniring georesursov* [*Proceedings of Tomsk Polytechnic University. Georesource engineering*]. 2021, vol. 332, no. 2, pp. 116–126. (In Russ.).s
19. Cheng H. [et al.] ANN Based Interwell Connectivity Analysis in Cyber-Physical Petroleum Systems, IEEE 17th International Conference on Industrial Informatics (INDIN), 22-25 July 2019, Helsinki, Finland. 2019, pp. 199–205. DOI 10.1109/INDIN41052.2019.8972285.
20. Du S. [et al.] The Connectivity Evaluation Among Wells in Reservoir Utilizing Machine Learning Methods, IEEE Access. 2020, vol. 8, pp. 47209-47219. DOI 10.1109/ACCESS.2020.2976910.
21. Zeng P. [et al.] Evaluating Interwell Connectivity in Waterflooding Reservoirs with Graph-Based Cooperation-Mission Neural Networks, SPE Journal. 2022, vol. 27, no. 4, pp. 2443 – 2452.
22. Ji Y., Zhang L. A Method for Analyzing Interwell Connectivity Based on Gated Recurrent Network with Knowledge Interaction, Frontiers in Earth Science. 2025, vol. 13, 11 p. DOI 10.3389/feart.2025.1678611.
23. Alfarizi M.G., Stanko M., Bikmukhametov T. Well Control Optimization in Waterflooding Using Genetic Algorithm Coupled with Artificial Neural Networks, Upstream Oil and Gas Technology. 2022, vol. 9(3), pp. 100071. DOI 10.1016/j.upstre.2022.100071.
24. Abdollahfard Y., Fahimpour J., Ahmadi M. Assessing Proxy and AI Models Performance in Waterflooding Optimization, Scientific Reports. 2025, vol. 15, pp. 35472. DOI 10.1038/s41598-025-19256-4.

25. Bruyelle J., Guérillot D. Optimization of Waterflooding Strategy Using Artificial Neural Networks, SPE Reservoir Characterisation and Simulation Conference SPE Reservoir Characterisation and Simulation Conference and Exhibition, September 17-19, 2019, Abu Dhabi, UAE. 2019. SPE-196643-MS. DOI 10.2118/196643-MS.
26. Ye X. [et al.] Interwell Connectivity Analysis Method Based on Injection–Production Data Time and Space Scale Coupling, Processes. 2025, vol. 13, no. 2, pp. 373. DOI 10.3390/pr13020373.
27. Dong Z. [et al.] Research on inter-well connectivity in $CO_2$ flooding based on long short-term memory graph attention network, Scientific Reports. 2026, vol. 16(1), pp. 6664. DOI 10.1038/s41598-026-36910-7.
28. Li Y. [et al.] Dynamic Calculation Method of Interwell Connectivity Based on the Attention Mechanism, Energy Science & Engineering. 2025, vol. 13(4), pp. 1807-1818. DOI 10.1002/ese3.70011.
29. Jiang Y. [et al.] Waterflooding Interwell Connectivity Characterization and Productivity Forecast with Physical Knowledge Fusion and Model Structure Transfer, Water. 2023, vol. 15(2), 30 p. DOI:10.3390/w15020218.
30. Huang Z.-Q. [et al.] Dynamic interwell connectivity analysis of multilayer waterflooding reservoirs based on an improved graph neural network, Petroleum Science. 2024, vol. 21, pp. 1062–1080. DOI 10.1016/j.petsci.2023.11.008.

Received: 26.03.26

**About the Authors**

*Nizaev Ramil' Khabutdinovich*
Doctor of Technical Sciences, Professor, Chair of Oil and Gas Fields Development and Operation, Higher School of Petroleum, TatNIPIneft Institute – PJSC Tatneft, 2 Lenin Str., Almetyevsk, 423462, Russia.
E-mail: nizaev@tatnipi.ru

*Gaisin Almir Aivazovich*
Postgraduate student, Chair of Oil and Gas Fields Development and Operation, Higher School of Petroleum, TatNIPIneft Institute – PJSC Tatneft, 2 Lenin Str., Almetyevsk, 423462, Russia.
E-mail: GaysinAA@tatneft.ru