

ВЗАИМОВЛИЯНИЕ СКВАЖИН ПРИ ФОНТАННОМ СПОСОБЕ ДОБЫЧИ НЕФТИ: ОБЗОР МЕТОДОВ ОЦЕНКИ И АНАЛИЗ ИХ ПРИМЕНИМОСТИ

© Коллектив авторов,
2026



Р.Р. Бахитов¹, И.А. Лакман^{2,*}, В.М. Тимирьянова², В.Б. Прудников², Л.Р. Абзалилова²

¹Группа компаний «Газпром нефть», Ирак, провинция Васит

²ФГБОУ ВО «Уфимский университет науки и технологий», РФ, Уфа

Электронный адрес: Lackmania@mail.ru

Введение. Проблема выявления и оценки взаимовлияния скважин является одной из ключевых в современной нефтегазовой отрасли и наименее изученной применительно к условиям фонтанной добычи нефти. Прогнозирование объемов добычи нефти в разрезе скважин, планирование ввода/вывода скважин из эксплуатации, изменение режима их работы невозможно без четкого понимания их взаимосвязи.

Цель: на основе опубликованных источников провести обзор и анализ применимости существующих моделей оценки взаимовлияния эксплуатационных параметров скважин под фонтанный способ добычи.

Методы. Отбор статей для обзора выполнялся в соответствии с методикой PRISMA по ключевым словам в базах Google Scholar и Elibrary. Полные тексты отобранных статей были вручную проверены на соответствие исследовательскому вопросу.

Результаты. В обзор вошли 25 публикаций, соответствующих поисковому запросу. Их анализ показал довольно широкий спектр применяемых методов и моделей: метод гидродинамического моделирования, экспериментальный метод, модель материального баланса, емкостно-резистентная модель (CRM), двумерная модель фильтрации, пространственно-авторегрессионные модели (SAR, SEM и др.), модель пространственно-временной авторегрессии скользящего среднего (STARMA), модель анализа временных рядов (TSA), модель векторной авторегрессии (VAR), байесовская модель векторной авторегрессии (BVAR). Каждая из них имеет свои недостатки, такие как трудоемкость реализации, высокая стоимость, вычислительная сложность, чувствительность к пропускам и выбросам в данных. Многие из них для оценки взаимосвязи скважин при фонтанном способе добычи требуют принятия определенных допущений и адаптации. Анализ преимуществ и недостатков позволил сделать вывод о том, что наиболее перспективной для оценки взаимного влияния дебитов нефти скважин при фонтанном способе ее добычи является модель векторной авторегрессии (VAR).

Заключение. Широкий перечень методов анализа взаимовлияния скважин позволяет подобрать метод с учетом существующих ограничений исследования, но во всех случаях они требуют адаптации под фонтанный способ добычи.

Ключевые слова: взаимовлияние скважин, добыча нефти, фонтанная добыча, обзор

Конфликт интересов: авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Для цитирования: Бахитов Р.Р., Лакман И.А., Тимирьянова В.М., Прудников В.Б., Абзалилова Л.Р. Взаимовлияние скважин при фонтанном способе добычи нефти: обзор методов оценки и анализ их применимости. ПРОНЕФТЬ. Профессионально о нефти. 2026;11(2):27–34. <https://doi.org/10.51890/2587-7399-2026-11-2-27-34>

Статья поступила в редакцию 12.03.2026

Принята к публикации 11.04.2026

Опубликована 30.06.2026

INTERACTION OF WELLS IN FLOW PRODUCTION OIL: A REVIEW OF ASSESSMENT METHODS AND AN ANALYSIS OF THEIR APPLICABILITY

Renat R. Bakhitov¹, Irina A. Lakman^{2,*}, Venera M. Timiryanova², Vadim B. Prudnikov², Liya R. Abzalilova²

¹Gazprom oil company group, Iraq, Wasit Province

²Ufa University of Science and Technology, RF, Ufa

E-mail: Lackmania@mail.ru

Introduction. The problem of identifying and assessing the mutual influence of wells is one of the key issues in the modern oil and gas industry and the least studied in relation to the conditions of gushing oil production. Forecasting well production volumes, planning well commissioning/decommissioning, and changing their operating modes is impossible without a clear understanding of these interactions.

Aim. The objective of this review is to analyze the applicability of existing models for assessing the interaction of well operating parameters under flowing oil production, based on published sources.

Methods. Articles for the review were selected according to the PRISMA methodology using keywords in the Google Scholar and Elibrary databases. Available full-text articles were manually screened for relevance to the research question.

Results. The review included 25 publications that matched the search query. Their analysis revealed a fairly wide range of applied methods and models: the hydrodynamic modeling method, the experimental method, the material balance model, the capacitance-resistance model (CRM), the two-dimensional filtration model, spatially autoregressive models (SAR, SEM, etc.), the spatiotemporal autoregressive moving average model (STARMA), the time series analysis (TSA) model, the vector autoregressive (VAR) model, and the Bayesian vector autoregressive (BVAR) model. Each of them has its own disadvantages, such as labor intensity, high cost, computational complexity, and sensitivity to gaps and outliers in the data. Many of them require certain assumptions and adaptations to assess the well-to-well relationships during flowing production. An analysis of the advantages and disadvantages led to the conclusion that the vector autoregressive model is the most promising for assessing the mutual influence of well oil flow rates during flowing production.

Conclusion. A wide range of well interference analysis methods allows for selecting a method that takes into account existing research limitations, but in all cases they require adaptation to flowing production.

Keywords: well interference, oil production, flowing production, review

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

For citation: Bakhitov R.R., Lakman I.A., Timiryanova V.M., Prudnikov V.B., Abzalilova L.R. Interaction of wells in flow production oil: a review of assessment methods and an analysis of their applicability. PRONEFT. Professionally about oil. 2026;11(2):27–34. <https://doi.org/10.51890/2587-7399-2026-11-2-27-34>

Manuscript received 12.03.2026

Accepted 11.04.2026

Published 30.06.2026

ВВЕДЕНИЕ

Фонтанная добыча нефти базируется на естественной энергии пласта, которая обеспечивает вынос нефти на поверхность. Такой способ характеризуется высокой чувствительностью к состоянию пласта и параметрам эксплуатации. Оптимизация этих параметров играет ключевую роль для повышения эффективности добычи, продления срока службы скважин и поддержания безопасности работы. Вместе с тем при разработке многоскважинных месторождений необходимо учитывать взаимное влияние добычи из соседних скважин. Зоны разгрузки, формируемые каждой из них, могут пересекаться и создавать взаимную интерференцию, что отражается на изменении дебита каждой скважины. В результате наблюдаемые показатели добычи не всегда достоверно отражают динамику конкретной скважины, поскольку они зависят не только от ее собственных условий, но и от деятельности соседних скважин.

Особенно важно количественно оценить степень взаимосвязи между скважинами, так как это влияет на точность прогнозов производительности скважин и оценку запасов нефти, оптимальное планирование ввода или вывода скважин из эксплуатации, принятие решений о смене режима работы (например, перевод скважины в нагнетательный режим работы), анализ последствий мероприятий по интенсификации добычи нефти, разработку оптимальной сетки бурения и стратегий распределения добычи.

Таким образом, для комплексного анализа интерференции скважин необходимо

располагать верифицированной моделью пласта, способной прогнозировать его поведение при фонтанной добыче. В этом случае требуется исследовать существующие подходы к моделированию, применимые к фонтанному способу добычи нефти.

Целью проводимого обзора является анализ применимости существующих моделей оценки взаимовлияния эксплуатационных параметров скважин под фонтанный способ добычи на основе опубликованных источников.

МЕТОДЫ

В качестве методов отбора публикаций использовали инструменты, характерные для систематических обзоров, и, несмотря на то что целью обзора является Scope review (ознакомление с темой), был поставлен конкретный исследовательский вопрос «Какие математические методы и инструменты позволяют оценить взаимовлияние эксплуатационных параметров нефтедобывающих скважин при фонтанном способе добычи?» и использовалась методика отбора публикаций PRISMA.

В качестве источников рассматривались базы Google Scholar и Elibrary. Ключевые слова задавали на русском и английском языках: взаимосвязь (влияние, взаимовлияние, ассоциация, корреляция), добыча нефти (дебит, эксплуатационные параметры), модели (методы, уравнения), фонтанная добыча (способ добычи). В качестве операторов для поиска использовались OR и AND. Для соответствия запросу поиска найденные согласно ключевым словам полные тексты статей отсматривались вручную.

На первом этапе в результате поискового запроса было получено 96 публикаций, после удаления дубликатов осталось 82 публикации. На основе анализа текста аннотаций было отклонено 48 публикаций, а из оставшихся 34 статей доступны в полном тексте были только 32 рукописи. В результате ручного экспертного отбора в Scope review попало только 22 публикации, еще 4 были добавлены как описание уточняющего характера самих методов математического моделирования.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ИХ ОБСУЖДЕНИЕ

Метод гидродинамического моделирования выделяется среди прочих подходов к анализу взаимосвязи добычи на скважинах своей высокой надежностью [1]. В отличие от аналоговых, эмпирических методов и анализа кривых падения добычи нефти он учитывает пространственное (плановое и вертикальное) распределение неоднородности горных пород, их взаимодействия с флюидами (например, относительные проницаемости), а также реальные дебиты, давления и насыщенности [2]. Это позволяет оценивать несколько вариантов разработки, что невозможно учесть методами материального баланса. Однако создание таких моделей требует большого объема данных, которые часто недоступны, и сложной работы с профессиональным инженерным программным обеспечением [3]. Кроме того, в моделях неизбежно допущение, особенно в части механизмов фильтрации в пористых средах. Для нетрадиционных и трещиноватых коллекторов сложность и неопределенность возрастает, что снижает точность и требует дополнительных исследований.

Другим подходом по оценке распределения перетоков флюида между соседними добывающими скважинами является экспериментальный метод, основанный, например, на закачке трассеров и гидропрослушивании [4]. Но такие методы нефтедобывающая компания на практике не всегда может себе позволить, поскольку метод дорогостоящий, длительный и требующий устранения любых возмущений на динамику изменений перетока флюида, чего нельзя достичь при постоянной эксплуатации скважин.

Из-за трудоемкости и высокой стоимости гидродинамического моделирования в ряде случаев применяются более простые методы анализа взаимного влияния добычи нефти на соседних скважинах, которые обеспечивают достаточную оперативность и приемлемую точность. Так, например, теоретический подход, основанный на анализе распределения

фильтрационных потоков между скважинами, предполагает использование таких данных, как толщина пласта, среднее по толщине пласта поровое давление, проницаемость пласта, вязкость пластового флюида [5]. Данный подход имеет достаточно много допущений и ограничений, хотя и применяется на практике [6], однако опыт его применения сводится к месторождениям, на которых есть

ДЛЯ ОЦЕНКИ ВЗАИМОВЛИЯНИЯ СКВАЖИН ПРИ ФОНТАННОМ СПОСОБЕ ДОБЫЧИ УГЛЕВОДОРОДОВ ПРИВЕДЕН ВСЕСТОРОННИЙ ОБЗОР МЕТОДИК В ОТКРЫТОЙ ПЕЧАТИ. УСТАНОВЛЕНО, ЧТО ПРИ МАЛОМ ОБЪЕМЕ ДАННЫХ ДОБЫЧИ ОБЫЧНО ИСПОЛЬЗУЮТ МЕТОДЫ МАТЕМАТИЧЕСКОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ; ПРИ БОЛЬШОМ ОБЪЕМЕ ДАННЫХ — КЛАССИЧЕСКИЙ ПОДХОД ГДМ; ПРИ ИСТОРИЧЕСКИХ ДАННЫХ НЕОБХОДИМО ИСПОЛЬЗОВАТЬ СТАТИСТИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ.

как добывающие, так и нагнетательные скважины. Применение данного подхода к анализу оценки взаимосвязи скважин при фонтанном способе добычи отсутствует. Другие прокси-модели, способные дать соизмеримую с гидродинамическим моделированием точность в оценке взаимовлияния в добыче на скважинах, это модели материального баланса, емкостно-резистентные модели (CRM), двумерные модели фильтрации [7]. Но успешность их применения сводится к анализу динамики данных истории дебита, забойного и пластового давления, что требует их адаптации в условиях применения фонтанной добычи. Так, в емкостно-резистентной модели забойное давление является одним из входных параметров для оценки гидродинамического сопротивления динамики потока, а при фонтанной добыче давление на забое минимально (ниже пластового), поэтому традиционный подход с включением забойного давления в модель становится неадекватным и требуется адаптация модели за счет ее упрощения, как правило, при принятии такого давления за атмосферное [8]. Другой подход, основанный на использовании уравнений материального баланса, также требует адаптации под условия отсутствия забойного давления при фонтанной добыче [9]. Также используются методы динамических расчетов жидкости на скважине, выполняемые с использованием скоростей производства скважин и давления потока и ориентированные на количественную оценку влияния связи с компенсирующей скважиной [10].

Под степенью взаимодействия скважины с окружающими добывающими скважинами можно понимать долю ее приемистости,

приходящуюся на отток к заданной добывающей скважине (долю оттока) за счет оттока от остальных скважин. В соответствии с этим для исследования взаимного влияния добычи соседних скважин друг на друга при фонтанной добыче можно использовать анализ динамики дебита скважины в условиях действия давлений. Для такого упрощенного подхода к анализу взаимосвязей можно использовать модели анализа временных рядов (TSA). Как правило, традиционно TSA-модели применяются в задачах прогнозирования дебита на отдельных скважинах [11] или на всем месторождении [12]. Подробный обзор современных инструментов, применяемых для анализа взаимного влияния скважин, приведен в работе [13].

Для взаимного влияния используют модели взаимосвязанных систем уравнений с учетом лагов запаздывания — модели векторной авторегрессии (VAR). Данный тип моделей широко признан эффективным инструментом для взаимного влияния дебитов скважин друг на друга, особенно в системах заводнения и многоскважинных коллекторах [14–17]. Основной особенностью таких моделей является возможность учета лаговых переменных, позволяющих учитывать историческую память о протекающих в коллекторе процессах. Анализируя многомерные временные ряды дебитов, VAR-модель декодирует историю взаимодействий, где данные каждой скважины содержат следы воздействий со стороны других. Оценка взаимного влияния: модели VAR рассматривают дебиты и закачку различных скважин как взаимосвязанные временные ряды, что позволяет анализировать их взаимное влияние. Этот подход позволяет выявить линейные зависимости и количественно оценить влияние изменений в одной скважине на другие скважины в группе. Так, в исследовании Zhang R. и Jia H. (2021) [15] предлагается двухэтапный подход, состоящий из многомерного временного анализа для оптимизации данных закачки и добычи на основе анализа сетки скважин и VAR-моделирования для описания количественного влияния по этим данным. Авторы делают вывод, что анализ импульсных откликов позволяет определить вклад нагнетательной скважины в добычу и полезен при планировании и контроле мероприятий по заводнению. В другом исследовании Хасанова М.М. с соавторами (2021) [16] показано, что VAR-модели могут успешно применяться для прогнозирования добычи нефти в среднесрочной перспективе с учетом отсроченного влияния скважин друг на друга [16]. Существуют также

исследования, в которых применяются новые инструменты к анализу взаимного влияния дебита на добывающих скважинах, в основе которых лежит модель векторной авторегрессии, например применение нелинейных VAR с комбинацией нейросетевого подхода, [17]. Однако у этих моделей возникают вычислительные сложности и данные временных рядов не должны иметь пропусков, что невозможно в условиях реальной эксплуатации нефтяных скважин.

Также множество исследований по оценке взаимного влияния эксплуатационных параметров нефтедобывающих скважин друг на друга предлагают учитывать пространственную связность, определенную расстоянием между скважинами. Так, в исследовании Ahmadi R. с соавторами (2020) [18] предложен инновационный подход, основанный на пространственно-временных моделях, позволяющей оценивать взаимное воздействие дебитов группы близко расположенных скважин в пласте. В отличие от традиционных методов, которые рассматривают скважины по отдельности, новый метод позволяет одновременно анализировать динамику дебитов нескольких добывающих скважин в заданной территории. При этом учитывается разнообразие паттернов дебитов, возникающих на разных эксплуатациях скважин. Для этого используется модель пространственно-временной авторегрессии скользящего среднего STARMA, которая эффективно захватывает как временную динамику каждого объекта, так и пространственные взаимосвязи между скважинами. Важной частью методологии выступает предварительное разделение на месторождения на кластеры смежных скважин с помощью пространственной кластеризации, основанной на сходстве их дебитных моделей. Это позволяет более точно выявить зоны взаимного влияния и учитывать неоднородность пласта. Практическая эффективность предложенного подхода была подтверждена на базе реальных данных по 38 активным нефтедобывающим скважинам юго-западного региона Ирана, что демонстрирует его применимость и высокую точность при анализе совместной динамики скважин в условиях реального месторождения.

Также для оценки пространственной связности добычи на нефтяных месторождениях используют инструменты пространственной статистики, в основе которой лежит расчет глобального и локального индекса пространственной автокорреляции Морана, а также построение пространственных

авторегрессионных моделей (SAR, SEM и др.). Глобальный индекс Морана использовался в исследованиях нефтяных месторождений Montgomery J.B. и O'Sullivan F.M. (2017) [19], ElDawody S. с соавт. (2025) [20], Хасанова М.М. с соавт. (2023) [21]. Он также применим для анализа выработки других природных ресурсов [22]. В этих исследованиях отмечается, что выявление наличия пространственной автокорреляции может значительно повысить эффективность анализа, помогая выявлять коррелированные переменные. Это позволяет более точно понимать взаимосвязи между различными пространственными объектами или явлениями. Обнаруживая пространственную автокорреляцию для нефтегазовых проектов, лица, принимающие решения, могут лучше определять взаимосвязи переменных в пространстве, что приводит к более обоснованным и содержательным выводам в ходе анализа [20]. Однако использование инструментов пространственной статистики непосредственно для моделирования взаимного влияния скважин сложно как с точки зрения вычислительной (требуются большие вычислительные мощности, параллелизации алгоритмов) [23], так и с точки зрения простоты и наглядности интерпретации результатов моделирования. В связи с этим предпочтительно использовать пространственный автокорреляционный анализ лишь для выявления кластеров пространственно-связных скважин, для которых в дальнейшем будут рассчитаны модели векторной авторегрессии. Такой подход, заключающийся в предварительном выделении кластеров на основе пространственной связности, например, описан у Ahmadi R. с соавторами (2020) [18]. VAR-модель не учитывает физических процессов напрямую, поэтому ее выводы основаны на статистических связях, а не на физической причине взаимного влияния, именно поэтому модель предпочтительна для оценки взаимного влияния дебитов нефти скважин при фонтанном способе ее добычи. Верификация модели может быть проведена при ее эмпирическом применении или при ее сравнении с гидродинамической моделью. Однако, основным недостатком модели VAR является ее чувствительность к выбросам в данных, сложность оценки при использовании для ее обучения длинных временных рядов, частое получение неэффективных оценок коэффициентов модели в условиях гетероскедастичности и серийной корреляции признаков с остатками. Решить

эту проблему можно с использованием другого подхода к оценке коэффициентов, основанного на байесовской статистике, то есть использовать модель байесовской авторегрессии BVAR [24]. Байесовские модели векторной авторегрессии (BVAR) используют априорные распределения для сжатия оценок параметров, что помогает предотвратить переобучение — распространённую проблему стандартных векторных авторегрессий, возникающую из-за быстрого роста числа параметров по мере увеличения переменных и лагов. Это сжатие приводит к более стабильным и точным прогнозам, особенно в больших или многомерных системах, где стандартные векторные авторегрессии могут работать неэффективно или стать вычислительно невыполнимыми [25]. Эмпирические исследования неизменно показывают, что BVAR-модели превосходят стандартные VAR-модели при прогнозировании вне выборки, особенно при использовании информативных априорных данных и в больших системах [26].

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Взаимное влияние скважин определяет распределение пластового давления и дебита по месторождению. Понимание этих взаимосвязей позволяет эффективно управлять режимами работы скважин, избегая перераспределения давления, которое может снизить общий объем добычи, помогает контролировать скорость падения пластового давления и обеспечивать стабильное фонтанирование, позволяет определить-ся со скважиной — кандидатом на перевод в режим нагнетания. Анализ литературных источников показал, что для определения взаимного влияния как на качественном, так и на количественном уровнях можно применять методы математического моделирования, причем в случае полной геологической информации — классические подходы гидродинамического моделирования, а в случае наличия только исторических динамических данных о добыче — статистических подходов (в том числе на основе пространственной статистики). Но все эти инструменты требуют адаптации под фонтанный способ добычи, с учетом того что ряд эксплуатационных параметров скважины, традиционно учитываемых в системе «нагнетание — добыча», не собирается.

Список литературы

1. Alisheva Z., AL-Dujaili A.N., Tileuberdi N., et al. Modeling and analysis of filtration processes in oil reservoirs of small fields by reserves // *Scientific Reports*. — 2025. — No. 15. — Pp. 115–155. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-96797-8>
2. Bayamirova R., Togasheva A., Saduakasov D., Zholbasarova A., Tabylganov M., Gusmanova A., Sarbopeeva M., Nauyryzova B., Nugumarov S. Reservoir Development and Well Operation Control Methods: Practical Application // *Processes*. — 2025. — No. 13. — Pp. 15–41. <https://doi.org/10.3390/pr13051541>
3. Korotkov R.N., Ovcharenko D.M., Erofeev V.I. Adjustment of a reservoir model by the material balance method in the MBAL program. Setting up the integrated model in GAP // *Bulletin of the Tomsk Polytechnic University. Geo Assets Engineering*. — 2024. — 335, no. 2. — Pp. 133–140. <https://doi.org/10.18799/24131830/2024/2/4434>
4. Serres-Piole C., Preud'homme H., Moradi-Tehrani N., Allanic C., Jullia H., Lobinski R. Water tracers in oilfield applications: Guidelines // *Journal of Petroleum Science and Engineering*. — 2012. — No. 98–99. — Pp. 22–39.
5. Поташев К.А., Ахундов Р.Р., Мазо А.Б. Расчет расхода жидкости между скважинами в модели фильтрации нефтяного пласта с использованием линий тона // *Георесурсы*. — 2022. — Том 24, № 1. — С. 7–35. <https://doi.org/10.18599/grs.2022.1.3>
6. Potashev K.A., Baushin V.V., Mazo A.B., et al. Design of the Position of the Blocking Material in a Water-Flooded High-Permeability Interlayer of an Oil Reservoir for a Five-Spot Flooding Scheme // *Moscow University Geology Bulletin*. — 2024. — Vol. 79, no. 1. — Pp. 150–161. <https://doi.org/10.3103/s0145875224700169>
7. Косьянов В.П., Мусанов Е.Н., Гайдаман И.В. Применение инструментов прокси-моделирования для оценки эффективного коэффициента приемистости нефтяного месторождения // *Вестник ТЮмГУ Физическое и математическое моделирование. Нефть, газ, энергетика*. — 2022. — Том 8, № 3(31). — С. 85–105. <https://doi.org/10.21684/2411-7978-2022-8-3-85-105>
8. Holanda R.W.D., Gildin E., Jensen J.L., Lake L.W., Kabir C.S. A State-of-the-Art Literature Review on Capacitance Resistance Models for Reservoir Characterization and Performance Forecasting // *Energies*. — 2018. — Vol. 11. — P. 3368. <https://doi.org/10.3390/en1123368>
9. Han G. Applicability of the flowing material balance method to heterogeneous reservoirs // *Petroleum Science and Technology*. — 2022. — Vol. 40, no. 6. — Pp. 641–658. <https://doi.org/10.1080/10916466.2021.2006700>
10. Clarkson C.R., Benson A.L.L., Hamidreza H. Quantifying the Effects of Interwell Communication Using Dynamic Fluid-in-Place Calculations // *SPE Journal*. — 2024. — Vol. 29, no. 3. — Pp. 5384–5399. <https://doi.org/10.2118/217760-PA>
11. Fan, D., Sun, H., Yao, J., Zhang, K., Yan, X., & Sun, Z. Well production forecasting based on ARIMA-LSTM model considering manual operations // *Energy*. — 2021. — No. 220. — P. 119708. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.119708>
12. Азбуханов А.Ф., Ланман И.А., Азаматов А.А., Садинова Л.Ф. Среднесрочное прогнозирование добычи нефти по месторождению на основе моделей SARIMAX // *Нефтяное хозяйство*. — 2020. № 2. — С. 84–88. <https://doi.org/10.24887/0028-2448-2020-2-84-88>
13. Хасанов М.М., Бахитов Р.Р., Ланман И.А. Обзор исследований по моделированию геологического строения и процессов разработки месторождения // *Нефтяное хозяйство*. — 2021. — № 10. — С. 46–51. <https://doi.org/10.24887/0028-2448-2021-10-46-51>
14. Min Ch., Wang Y., Min F., Yang H., Zhao W. Multisource data fusion for single-well production rate prediction // *Expert Systems with Applications*. — 2024. — No. 250. — P. 123955. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.123955>
15. Zhang R., Jia H. Production performance forecasting method based on multivariate time series and vector autoregressive machine learning model for waterflooding reservoirs // *Petroleum Exploration and Development*. — 2021. — Vol. 48, no. 1. — Pp. 201–211. [https://doi.org/10.1016/S1876-3804\(21\)60016-2](https://doi.org/10.1016/S1876-3804(21)60016-2)
16. Хасанов М.М., Бахитов Р.Р., Ланман И.А., Мананов Т.Ф. Методика количественной оценки взаимовлияния скважин с учетом отсроченного эффекта // *Нефтяное хозяйство*. — 2021. — № 12. — С. 51–55. <https://doi.org/10.24887/0028-2448-2021-12-51-55>
17. Taherdangkoo R., Tatomir A., Taherdangkoo M., Qiu P., Sauter M. Nonlinear Autoregressive Neural Networks to Predict Hydraulic Fracturing Fluid Leakage into Shallow Groundwater // *Water*. — 2020. — No. 12. — P. 841. <https://doi.org/10.3390/w12030841>
18. Ahmadi R., Shahrabi J., Aminshahidy B. Forecasting multiple-well flow rates using a novel space-time modeling approach // *Journal of Petroleum Science and Engineering*. — 2020. — No. 191. — Pp. 107–127. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2020.107027>
19. Montgomery J.B., O'Sullivan F.M. Spatial variability of tight oil well productivity and the impact of technology // *Applied Energy*. — 2017. — No. 195. — Pp. 344–355. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.03.03>
20. E-Dawody S., Essawy Y., Nassar K. Investigating Spatial Autocorrelation for Petroleum Projects // *Proceedings of the Canadian Society for Civil Engineering Annual Conference*. — 2024. — Vol. 3. CSCE 2024. Lecture Notes in Civil Engineering. — 2025. — Vol. 3. — Pp. 1–34. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-97697-1_34
21. Хасанов М.М., Бахитов Р.Р., Ланман И.А., Тимирьянова В.М. Пространственное моделирование взаимовлияния добывающих скважин // *Нефтяное хозяйство*. — 2023. — № 10. — С. 51–55. <https://doi.org/10.24887/0028-2448-2023-10-51-55>
22. Zhang C., Lv W., Liu G. et al. Multidimensional spatiotemporal autocorrelation analysis theory based on Multi-observation spatiotemporal Moran's I and its application in resource allocation // *Earth Sci Inform.* — 2025. — Vol. 18, no. 36. <https://doi.org/10.1007/s12145-024-01598-8>
23. Paudel A., Puri S. Accelerating Spatial Autocorrelation Computation with Parallelization, Vectorization and Memory Access Optimization: With a focus on rapid recalculation of COVID related spatial statistics for faster geospatial analysis and response // *22nd IEEE International Symposium on Cluster, Cloud and Internet Computing (CCGrid)*. — 2022. <https://doi.org/10.1109/ccgrid54584.2022.00064>
24. Miranda-Agrippino S., Ricco G. Bayesian Vector Autoregressions // *Bank of England Working Paper*. September 21. — 2018. — No. 756. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3253086>
25. Musyoki M., Alilah D., Angwenyi D. Updated Vector Autoregressive Model Incorporating New Information Using the Bayesian Approach // *Science Mundi*. — 2024. — Vol. 4, no. 2. — Pp. 178–197. <https://doi.org/10.51867/scimundi.mathematics.4.2.17>
26. Kuschnig N., Vashold L. BVAR: Bayesian Vector Autoregressions with Hierarchical Prior Selection in R. // *Journal of Statistical Software*. — 2019. — Vol. 100, no. 14. — Pp. 1–27. <https://doi.org/10.18637/jss.v100.i14>

References

1. Alisheva Z., AL-Dujaili A.N., Tileuberdi N. et al. Modeling and analysis of filtration processes in oil reservoirs of small fields by reserves. *Scientific Reports*. 2025, no. 15, pp. 115–155. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-96797-8>
2. Bayamirova R., Togasheva A., Saduakasov D., Zholbasarova A., Tabylganov M., Gusmanova A., Sarbopeeva M., Nauyryzova B., Nugumarov S. Reservoir Development and Well Operation Control Methods: Practical Application. *Processes*. 2025, no. 13, pp. 15–41. (In Russ.) <https://doi.org/10.3390/pr13051541>
3. Korotkov R.N., Ovcharenko D.M., Erofeev V.I. Adjustment of a reservoir model by the material balance method in the MBAL program. Setting up the integrated model in GAP. *Bulletin of the Tomsk Polytechnic University. Geo Assets Engineering*. 2024, vol. 335, no. 2, pp. 133–140. (In Russ.) <https://doi.org/10.18799/24131830/2024/2/4434>

4. Serres-Piole C., Preud'homme H., Moradi-Tehrani N., Allan C., Jullia H., Lobinski R. Water tracers in oilfield applications: Guidelines. *Journal of Petroleum Science and Engineering*. 2012, no. 98–99, pp. 22–39.
5. Potashev K.A., Akhunov R.R., Mazo A.B. Calculation of fluid flow between wells in an oil reservoir filtration model using streamlines. *Georesursy*. 2022, vol. 24, no. 1, pp. 27–35. (In Russ.) <https://doi.org/10.18599/grs.2022.1.3>
6. Potashev K.A., Baushin V.V., Mazo A.B., et al. Design of the Position of the Blocking Material in a Water-Flooded High-Permeability Interlayer of an Oil Reservoir for a Five-Spot Flooding Scheme. *Moscow University Geology Bulletin*. 2024, vol. 79, no. 1, pp. 150–161. (In Russ.) <https://doi.org/10.3103/s0145875224700169>
7. Kosyakov V.P., Musakaev E.N., Gaidamak I.V. Application of proxy modeling tools to estimate the effective injectivity of an oil field *Bulletin of Tyumen State University. Physical and Mathematical Modeling. Oil, gas, energy*. 2022, vol. 83, no. 31, pp. 85–105. (In Russ.) <https://doi.org/10.21684/2411-7978-2022-8-3-85-105>
8. Holanda R.W.D., Gildin E., Jensen J.L., Lake L.W., Kabir C.S. A State-of-the-Art Literature Review on Capacitance Resistance Models for Reservoir Characterization and Performance Forecasting. *Energies*. 2018, no. 11, pp. 33–68. <https://doi.org/10.3390/en1123368>
9. Han G. Applicability of the flowing material balance method to heterogeneous reservoirs. *Petroleum Science and Technology*. 2022, vol. 40, no. 6, pp. 641–658. <https://doi.org/10.1080/10916466.2021.2006700>
10. Clarkson C.R., Benson A.L.L., Hamidreza H. Quantifying the Effects of Interwell Communication Using Dynamic Fluid-in-Place Calculations. *SPE Journal*. 2024, no. 29, pp. 5384–5399. <https://doi.org/10.2118/217760-PA>
11. Fan D., Sun H., Yao J., Zhang K., Yan X., & Sun, Z. Well production forecasting based on ARIMA-LSTM model considering manual operations. *Energy*. 2021, no. 220, pp. 119708. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.119708>
12. Azbukhanov A.F., Lakman I.A., Agapitov A.A., Sadikova L.F. Medium-term forecasting of oil production by field based on SARIMAX models. *Oil industry [Neftyanoye khozyaystvo]*. 2020, no. 2, pp. 84–88. (In Russ.) <https://doi.org/10.24887/0028-2448-2020-2-84-88>
13. Khasanov M.M., Bakhitov R.R., Lakman I.A. Review of research on modeling the geological structure and processes of field development. *Oil industry [Neftyanoye khozyaystvo]*. 2021, no. 10, pp. 46–51. (In Russ.) <https://doi.org/10.24887/0028-2448-2021-10-46-51>
14. Min Ch., Wang Y., Min F., Yang H., Zhao W. Multisource data fusion for single-well production rate prediction. *Expert Systems with Applications*. 2024, no. 250, pp. 123955. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.123955>
15. Zhang R., Jia H. Production performance forecasting method based on multivariate time series and vector autoregressive machine learning model for waterflooding reservoirs. *Petroleum Exploration and Development*. 2021, vol. 48, no. 1, pp. 201–211. [https://doi.org/10.1016/S1876-3804\(21\)60016-2](https://doi.org/10.1016/S1876-3804(21)60016-2)
16. Khasanov M.M., Bakhitov R.R., Lakman I.A., Manapov T.F. Methodology for quantitative assessment of well interactions taking into account the delayed effect. *Oil industry [Neftyanoye khozyaystvo]*. 2021, no. 12, pp. 51–55. (In Russ.) <https://doi.org/10.24887/0028-2448-2021-12-51-55>
17. Taherdangkoo R., Tatomir A., Taherdangkoo M., Qiu P., Sauter M. Nonlinear Autoregressive Neural Networks to Predict Hydraulic Fracturing Fluid Leakage into Shallow Groundwater. *Water*. 2020, no. 12, pp. 841. <https://doi.org/10.3390/w12030841>
18. Ahmadi R., Shahrahi J., Aminshahidy B. Forecasting multiple-well flow rates using a novel space-time modeling approach. *Journal of Petroleum Science and Engineering*. 2020, no. 191, pp. 107–127. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2020.107027>
19. Montgomery J.B., O'Sullivan F.M. Spatial variability of tight oil well productivity and the impact of technology. *Applied Energy*. 2017, no. 195, pp. 344–355. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.03.03>
20. El-Dawody S., Essawy Y., Nassar K. Investigating Spatial Autocorrelation for Petroleum Projects. *Proceedings of the Canadian Society for Civil Engineering Annual Conference*. 2024;3. CSCE 2024. Lecture Notes in Civil Engineering. 2025. 697 p. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-97697-1_34
21. Khasanov M.M., Bakhitov R.R., Lakman I.A., Timiryanova V.M. Spatial modeling of production well connectivity. *Oil industry [Neftyanoye khozyaystvo]*. 2023, no. 10, pp. 51–55. (In Russ.) <https://doi.org/10.24887/0028-2448-2023-10-51-55>
22. Zhang C., Lv W., Liu G. et al. Multidimensional spatiotemporal autocorrelation analysis theory based on multi-observation spatiotemporal Moran's I and its application in resource allocation. *Earth Sci Inform*. 2025, no. 3, pp. 1836. <https://doi.org/10.1007/s12145-024-01598-8>
23. Paudel A., Puri S. Accelerating Spatial Autocorrelation Computation with Parallelization, Vectorization and Memory Access Optimization: With a focus on rapid recalculation of COVID related spatial statistics for faster geospatial analysis and response. *22nd IEEE International Symposium on Cluster, Cloud and Internet Computing (CCGrid)*. 2022. <https://doi.org/10.1109/ccgrid54584.2022.00064>
24. Miranda-Agrippino S., Ricco G. Bayesian Vector Autoregressions. *Bank of England Working Paper*. 2018. 756 p. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3253086>
25. Musyoki M., Alilah D., Angwenyi D. Updated Vector Autoregressive Model Incorporating New Information Using the Bayesian Approach. *Science mundi*. 2024, vol. 4, no. 2, pp. 178–197. <https://doi.org/10.51867/scimundi.mathematics.4.2.17>
26. Kuschnig N., Vashold L. BVAR: Bayesian Vector Autoregressions with Hierarchical Prior Selection in R. *Journal of Statistical Software*. 2019, vol. 100, no. 14, pp. 1–27. <https://doi.org/10.18637/jss.v100.i14>

ВКЛАД АВТОРОВ / AUTHOR CONTRIBUTIONS

Р.Р. Бахитов — дизайн стратегии поиска источников обзора, подбор ключевых слов, критический анализ источников, написание текста обзора.

И.А. Лакман — поиск источников, обобщение результатов, написание текста обзора, редактирование.

В.М. Тимирьянова — поиск источников, отбор источников по критериям, критический анализ источников, написание текста обзора.

В.Б. Прудников — поиск источников, критический анализ источников, написание выводов.

Л.Р. Абзалилова — критический анализ источников, написание текста обзора, редактирование.

Rinat R. Bakhitov — design of the review source search strategy, keyword selection, critical analysis of sources, review writing.

Irina A. Lakman — source search, summary of results, review writing, editing.

Venera M. Timiryanova — source search, source selection based on criteria, critical analysis of sources, review writing.

Vadim B. Prudnikov — source search, critical analysis of sources, conclusion writing.

Liya R. Abzalilova — critical analysis of sources, review writing, editing.

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Ринат Радикович Бахитов — кандидат технических наук, управляющий директор, Группа компаний «Газпром нефть»

Ирина Александровна Лакман* — кандидат технических наук, доцент кафедры статистики и бизнес-информатики, Уфимский университет науки и технологий
450076, Россия, г. Уфа, ул. Заки Валиди, д. 32.
e-mail: Lackmania@mail.ru

Венера Маратовна Тимирьянова — доктор экономических наук, главный научный сотрудник, Уфимский университет науки и технологий

Вадим Борисович Прудников — кандидат технических наук, доцент кафедры статистики и бизнес-информатики, Уфимский университет науки и технологий

Лия Рашитовна Абзалилова — кандидат физико-математических наук, доцент кафедры статистики и бизнес-информатики, Уфимский университет науки и технологий

Rinat R. Bakhitova — Cand. Sci. (Techn.), Managing Director, Gazprom нефt company group

Irina A. Lakman* — Cand. Sci. (Techn.), Associate Professor of the Department of Statistics and Business Informatics, Ufa University of Science and Technology
32, Zaki Validi str., Ufa, 450076, Russia.
e-mail: Lackmania@mail.ru

Venera M. Timiryanova — Dr. Sci. (Economics), Chief Researcher Ufa University of Science and Technology

Vadim B. Prudnikov — Cand. Sci. (Techn.), Associate Professor of the Department of Statistics and Business Informatics, Ufa University of Science and Technology

Liya R. Abzalilova — Cand. Sci. (Phys. and Math.), Associate Professor of the Department of Statistics and Business Informatics, Ufa University of Science and Technology

* Автор, ответственный за переписку / Corresponding author