

УДК 622.32(004.021)  
DOI: 10.18799/24131830/2025/8/5038  
Шифр специальности ВАК: 1.6.11; 2.3.1  
Научная статья

## Оперативная оценка экономического потенциала месторождений на раннем этапе разработки на основе популяционных алгоритмов оптимизации

С. А. Пискунов<sup>✉</sup>, А.Е. Антонов, В.В. Покатилов

Национальный исследовательский Томский политехнический университет, Россия, г. Томск

<sup>✉</sup>piskynovsa@hw.tpu.ru

**Аннотация.** *Актуальность* исследования связана с необходимостью оперативного подбора оптимальной системы разработки, одним из ключевых параметров которой является расположение фонда скважин. Как правило, для оценки экономической потенциала объекта используются детерминистические подходы, основанные на ограниченном количестве геологических реализаций (перцентили 10, 50, 90) или критерии рентабельности и последующей аналитической оценкой профилей добычи скважин. Данные подходы не позволяют полноценно оценить систему и принять обоснованные решения при планировании системы разработки месторождения в условиях высокой геологической изменчивости и неопределенности. Увеличить количество оцениваемых геологических реализаций можно за счет ремасштабирования гидродинамической модели. Предполагается, что усовершенствованный подход с использованием популяционных алгоритмов оптимизации позволит производить автоматический подбор фонда для различных геологических реализаций и снизить затраты при проектировании вариантов разработки месторождений. **Цель:** совершенствование подходов оперативного подбора параметров оптимального расположения и длины скважин добывающего фонда на основе оптимизационных алгоритмов для оценки экономического потенциала объекта разработки и обоснования оптимального проектного решения. **Объект:** пласт нефтегазоконденсатного месторождения Восточной Сибири. **Методы:** математическое моделирование, оптимизационные алгоритмы и статистические методы. **Результаты.** Предлагаемый подход включает ремасштабирование модели и использование популяционных оптимизационных алгоритмов для исключения недостатков общепринятого подхода. Выделенный подход позволил находить оптимальный фонд скважин с минимальной погрешностью объемов добываемого целевого флюида, что обеспечило также высокую сходимость экономических расчетов по сравнению с детальной мелкоячеистой моделью. Метод роя частиц обеспечил сопоставимые результаты при меньшем числе итераций в сравнении с генетическим алгоритмом, однако позволил производить оптимизацию в более короткие сроки. Расхождение между моделями для основных показателей остался в пределах допустимых значений (нефть до 12 %, чистая приведенная стоимость менее 5 %). Средний цикл оптимизации занял 400 итераций и 130 минут. Предлагаемый подход с ремасштабированием модели позволил ускорить процесс поиска оптимального фонда скважин приблизительно в 10 раз.

**Ключевые слова:** оптимизационный алгоритм, метод оптимизации роя частиц, генетический алгоритм, подбор оптимального фонда скважин, гидродинамическое моделирование пласта, стохастическое моделирование

**Для цитирования:** Пискунов С.А., Антонов А.Е., Покатилов В.В. Оперативная оценка экономического потенциала месторождений на раннем этапе разработки на основе популяционных алгоритмов оптимизации // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. – 2025. – Т. 336. – № 8. – С. 149–162. DOI: 10.18799/24131830/2025/8/5038

---

UDC 622.32(004.021)  
DOI: 10.18799/24131830/2025/8/5038  
Scientific paper

## Prompt assessment of the economic potential of field at the early stage of development by population-based optimization algorithms

S.A. Piskunov✉, A.E. Antonov, V.V. Pokatilov

National Research Tomsk Polytechnic University, Tomsk, Russian Federation

✉ piskynovsa@hw.tpu.ru

**Abstract. Relevance.** The necessity of operative selection of the optimal development system, one of the key parameters of which is the location of the well stock. At present deterministic approaches based on a limited number of geological realizations (percentiles of 10, 50, 90 or profitability criteria) followed by analytical evaluation of well production profiles are used for economic evaluation of the object potential. These approaches do not allow fully evaluating the system and making reasonable decisions when planning the field development system under conditions of high geological variability and uncertainty. It is possible to increase the number of estimated geologic realizations by upscaling the simulation model. It is assumed that the proposed approach with population optimization algorithms will allow automatic selection of the stock under geological uncertainty in order to probabilistically assess the economic potential of the object and reduce costs while designing field development options. **Aim.** Improvement of approaches for operational selection of parameters of optimal location and length of producing wells based on optimization algorithms to assess the economic potential of the development object and justify the optimal design solution. **Object.** Reservoir of oil and gas condensate field in Eastern Siberia. **Methods.** Mathematical modelling, optimization algorithms and statistical methods. **Results.** The proposed approach includes upscaling of the model and usage of population optimization algorithms to eliminate the disadvantages of the conventional approach. The selected approach allowed finding the optimal well stock with minimal error of volumes of produced target fluid compared to full-scale precise 3D model, which also provided high convergence of economic calculations. The particle swarm optimization method provided comparable results with a smaller number of iterations compared to the genetic algorithm, but allowed for shorter optimization times. The discrepancy between the models for the main indicators remained within acceptable values (oil up to 12%, net present value less than 5%). The average optimization cycle took 400 iterations and 130 minutes. The proposed approach with upscaling of the simulation model to find the optimal well stock reduced the calculation time by 10 times.

**Keywords:** optimization algorithm, particle swarm optimization method, genetic algorithm, selection of optimal well stock, reservoir simulation, stochastic modelling

**For citation:** Piskunov S.A., Antonov A.E., Pokatilov V.V. Prompt assessment of the economic potential of field at the early stage of development by population-based optimization algorithms. *Bulletin of the Tomsk Polytechnic University. Geo Assets Engineering*, 2025, vol. 336, no. 8, pp. 149–162. DOI: 10.18799/24131830/2025/8/5038

### Введение

Эффективное освоение месторождения определяется множеством факторов, начиная от геологических характеристик коллектора и заканчивая выбором системы разработки. Одной из основных задач инженера-разработчика является определение оптимального размещения фонда скважин и их параметров. Корректный выбор этих параметров способствует повышению экономической эффективности проекта разработки, увеличению объемов добычи целевого углеводородного флюида, а также общей рентабельности разработки месторождения. Однако оптимизация этих параметров связана с рядом трудностей, особенно на ранних этапах разработки месторождений. Практически полное отсутствие информации об объекте потенциальной разработки существенно осложняет процесс обоснования принимаемых решений.

Классическим методом подбора фонда скважин является сценарный подбор параметров стандартных схем размещения, таких как рядные или площадные системы расстановки, на основе усредненной модели единичной скважины или сектора месторождения. Этот подход прост в проектировании и управлении, однако он не гарантирует оптимальность решений. Стандартные схемы уступают в эффективности индивидуальному подбору расположения скважин, основанному на выборе зон с наибольшими подвижными запасами углеводородов. Такой подход, известный как избирательная система расстановки скважин, позволяет достичь более высоких результатов за счет учета геологических особенностей различных зон месторождения.

Оптимизация фонда скважин в рамках избирательной системы разработки требует значительных временных и вычислительных ресурсов, так как

для каждого положения скважины необходимо выполнять множество гидродинамических расчетов, чтобы учесть влияние различных конфигураций на динамику разработки месторождения. Для применения вероятностного подхода, традиционного принятого в индустрии [1], требуется проведение подобного расчета для каждой геологической реализации, что еще больше усложняет процесс. Независимо от выбранного подхода к оптимизации фонда скважин, данный процесс сводится к трудоемкому перебору множества возможных вариантов, что делает его крайне ресурсоемким [2]. Под геологической реализацией авторы подразумевают одну из реализаций вероятностной геологической модели пласта, которая обусловлена существующими геолого-геофизическими и геолого-промысловыми данными, однако имеет множество отличий от других реализаций модели.

Для уменьшения количества расчетов и поиска оптимального решения подбор предлагаемого фонда добывающих скважин можно свести к задаче оптимизации. Задача оптимизации часто встречается в нефтегазовой отрасли. Например, в разработке месторождения [3], геологии [4, 5] и бурении [6, 7]. В качестве целевой функции (ЦФ) может выступать коэффициент извлечения нефти (КИН) или чистый дисконтированный доход (ЧДД). В случае использования стандартных схем систему можно параметризовать и определить в качестве переменных параметров расстановки фонда (например, расстояние между скважинами, длина и т. д). Следовательно, имеются различные входные параметры и система, обеспечивающая расчет выходных значений и детерминированный результат.

Оптимизационные задачи приобретают особую значимость в различных областях, таких как медицина, инженерия и экономика, особенно на этапах, когда уровень их развития достигает значительных высот, а возможности для принципиально новых открытий существенно ограничиваются. В таких случаях внимание передовых исследований сосредотачивается на совершенствовании существующих методов и процессов, что часто сводится к решению задач оптимизации [8]. Кроме того, значительная часть современных задач, решаемых с использованием методов машинного обучения, также может быть классифицирована как задачи оптимизации [9].

В последние годы предпринимались попытки использования оптимизационных алгоритмов для подбора наиболее подходящих фондов. В частности, были попытки улучшить расположение скважин и их направление индивидуально в каждом случае с использованием алгоритма Bound Optimization BY Quadratic Approximation, основанного на модели квадратичной интерполяции [10].

Выделенный оптимизатор позволил увеличить ЧДД на 78 %, что является значительным увеличением экономического потенциала месторождения. Однако в данном подходе каждая скважина оптимизировалась выборочно, что возвращает нас к проблеме избирательной системы расстановки скважин и делает задачу подбора большого фонда слишком времязатратной.

Также были попытки применения комбинации различных интеллектуальных систем и алгоритмов для поиска оптимального решения поставленной задачи на синтетической модели Брюгге [11]. Для ускорения расчетов была применена прокси-модель на основе полносвязной нейронной сети и дальнейшее применение эволюционной стратегии с адаптацией матрицы ковариаций, что также наблюдалось и в работе [12]. Несмотря на то, что в работе нейронная сеть показала хорошее качество на валидационных кросс-плотах, это не говорит о том, что на реальных данных сеть сможет показывать высокую точность. Более того, в данных работах рассматривалась система вертикальных скважин, что является существенным ограничением подхода, так как большинство месторождений Восточной Сибири разрабатываются зарекомендовавшей себя сеткой горизонтальных скважин [13].

На основе анализа вышеописанных подходов предполагается, что усовершенствованный подход с использованием популяционных алгоритмов оптимизации позволит производить автоматический подбор фонда для различных геологических реализаций. Целью данного исследования является совершенствование подходов оперативного подбора параметров эффективного расположения и длины скважин добывающего фонда на основе оптимизационных алгоритмов для оценки экономического потенциала объекта разработки и обоснования выделенного проектного решения. Для достижения поставленной цели ставятся следующие задачи:

- 1) выделение геологической реализации для дальнейшей оптимизации;
- 2) ремасштабирование выделенной модели;
- 3) параметризация переменных фонда скважин;
- 4) оптимизация фонда на с помощью различных математических алгоритмов;
- 5) анализ и валидация полученных результатов.

Представлены краткие пояснения по теории задач оптимизации, метода роя частиц, генетических алгоритмов и вероятностному моделированию. Также рассматривается принципиальная схема предлагаемого алгоритма, объясняются исходные данные модели и то, как они использовались на различных этапах решения задачи. Приводятся результаты эксперимента, их обсуждение и выводы. В заключительной части подводятся основные итоги работы.

### Получение и анализ данных

В качестве объекта исследования выступает одна из возможных реализаций геолого-гидродинамической модели с наличием нефтяной оторочки. Поиск оптимальных решений по разработке нефтяных оторочек, в том числе в Восточной Сибири, является актуальным вопросом в индустрии [14].

Месторождения нефти и газа, находящиеся на стадии разведки или на ранних этапах разработки, часто имеют высокий уровень неопределенности по большинству параметров: фильтрационно-емкостным свойствам (ФЕС), положению структуры и контактов, свойствам флюида. При этом неопределенности этих параметров формируют неоднозначность оценки экономической эффективности разработки объекта, что затрудняет принятие решений по его доизучению и разработке. На основе анализа неопределенностей геологических параметров формируется первичное представление об объекте, оценивается его возможный потенциал, что позволяет рассмотреть оптимальные решения по разработке актива. Эти решения напрямую влияют на успешность выработки запасов и включают в себя много параметров: от выбора технологии заканчивания скважины до режимов работы проектируемого фонда [15].

Существует множество подходов для оценки потенциала системы разработки месторождения. Например, существуют аналитические зависимости, позволяющие на основании анализа темпов падения добычи на месторождениях-аналогах предположить возможные профили добычи и коэффициенты извлечения при различных параметрах расстановки фонда скважин [16]. К существенным недостаткам подхода относятся отсутствие учета взаимовлияния скважин при добыче в конкретных условиях, а также обоснование степени схожести объекта-аналога. Наиболее общепринятым и современным методом является использование гидродинамических моделей. Однако их построение и адаптация занимает большое количество времени. Многовариантность сценариев исходов ввиду высокой степени неопределенности геологических параметров также требует много вычислительных ресурсов. При этом необходим обоснованный критерий, позволяющий принимать решение о постановке конкретной скважины, который зачастую является субъективным [17].

Финансовая экономическая модель (ФЭМ) разработки месторождения – это инструмент, который используется для оценки экономической целесообразности и финансовой жизнеспособности проекта по добыче полезных ископаемых. Эта модель включает в себя множество параметров, которые позволяют определить, насколько выгодным будет

проект в долгосрочной перспективе. Зачастую данная модель подбирается индивидуально под каждое месторождение в связи с особенностями добываемого флюида, географической удаленности и текущей макроэкономической ситуации [18].

В рамках данного исследования в ФЭМ входит оценка планируемой добычи нефти, газа и воды, капитальные затраты, которые включают бурение скважин, обустройство месторождения и инфраструктуры, а также операционные затраты и налоги. С увеличением количества скважин и их длины закономерно растут суммарные расходы, увеличивая доход от реализации нефти и газа. ФЭМ также может накладывать дополнительные ограничения на поиск оптимальных решений, но в данной работе принимается, что предложенная модель не несет в себе дополнительной неопределенности.

Оценка ЧДД проводится через вероятностный подход методом Монте-Карло, учитывая экономические, геологические, технологические неопределенности [19].

### Материалы и методы

Оптимизация – это процесс нахождения наилучшего решения среди множества альтернативных комбинаций параметров, которые задаются диапазоном или набором дискретных значений. Эта задача, как правило, решается путем минимизации или максимизации ЦФ (в зависимости от выделенной области применения) [8]. Выделяют следующие ключевые аспекты оптимизации [9, 20]:

- ЦФ – математическая зависимость, которую необходимо оптимизировать. Во многих задачах в качестве данного выражения выступают прибыль и экономические затраты;
- ограничения, которые определяют допустимые значения переменных. Именно данные ограничения позволяют добавлять физичность и позволяют алгоритму лучше сходиться (окно поиска значительно уменьшено);
- метод решения – сам алгоритм, который позволяет решить задачу.

Для решения задач оптимизации выделяют множество различных методов. К таким методам относят линейное и нелинейное программирование, градиентные методы, популяционные методы и множество других [8]. В данном случае вычисление ЦФ происходит с помощью гидродинамического симулятора, в котором решается конечно-разностная схема. ЦФ в явном виде, которая связывает входные параметры (характеристики фонда) и выходные (ЧДД и КИН), отсутствует. Следовательно, в данном случае оптимизация возможна за счет применения популяционных алгоритмов [21]. В качестве исходных алгоритмов рассматривались самые популярные представители данных

классов алгоритмов: генетический алгоритм (ГА) и метод роя частиц (МРЧ).

Генетический алгоритм – это эвристический метод поиска, который используется для решения задач оптимизации и моделирования на основании принципов естественного отбора и генетики. Ключевая идея заключается в том, чтобы имитировать процесс эволюции, позволяя «особям» (представляющим возможные решения) конкурировать друг с другом, пытаясь получить наилучший результат. В основе алгоритма лежат селекция лучших представителей популяции, дальнейшее их скрещивание и мутация. Все представленные процессы являются вероятностным, что делает данный метод стохастическим. Это позволяет находить именно глобальные оптимумы, что выгодно отличает его от градиентных методов [22].

МРЧ представляет собой алгоритм оптимизации, основанный на концепции коллективного поведения в многомерном пространстве решений. Он применяется для решения задач оптимизации, особенно в условиях неопределенности и отсутствия явной ЦФ. Основная идея заключается в том, что группа «частиц», каждая из которых представляет собой потенциальное решение, перемещается по пространству параметров с целью нахождения оптимального решения. Алгоритм использует информацию о текущих позициях и значениях ЦФ для адаптации траекторий движения частиц, что позволяет эффективно исследовать пространство решений и находить глобальные оптимумы [23]. Модель обновления скоростей частиц можно описать следующими выражениями (1), (2):

$$v_i(t+1) = wv_i(t+1) + c_1r_1(p_i - x_i(t)) + c_2r_2(g - x_i(t)), \quad (1)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1), \quad (2)$$

где  $x_i(t)$  – позиция частицы  $i$  на временном шаге  $t$ ;  $v_i(t)$  – скорость частицы  $i$  на временном шаге  $t$ ;  $w$  – коэффициент инерции, который контролирует влияние текущей скорости;  $l(g(t))$  – функция потерь;  $c_1, c_2$  – коэффициенты ускорения, которые контролируют влияние личного и глобального лучших решений;  $r_1, r_2$  – случайные числа, равномерно распределенные в интервале  $[0,1]$ ;  $p_i$  – лучшее положение данной частицы (личный опыт);  $f_t(x_i)$  – лучшая позиция, найденная частицей  $i$  (личный лучший);  $g$  – лучшая позиция, найденная всем роем (глобальный оптимум).

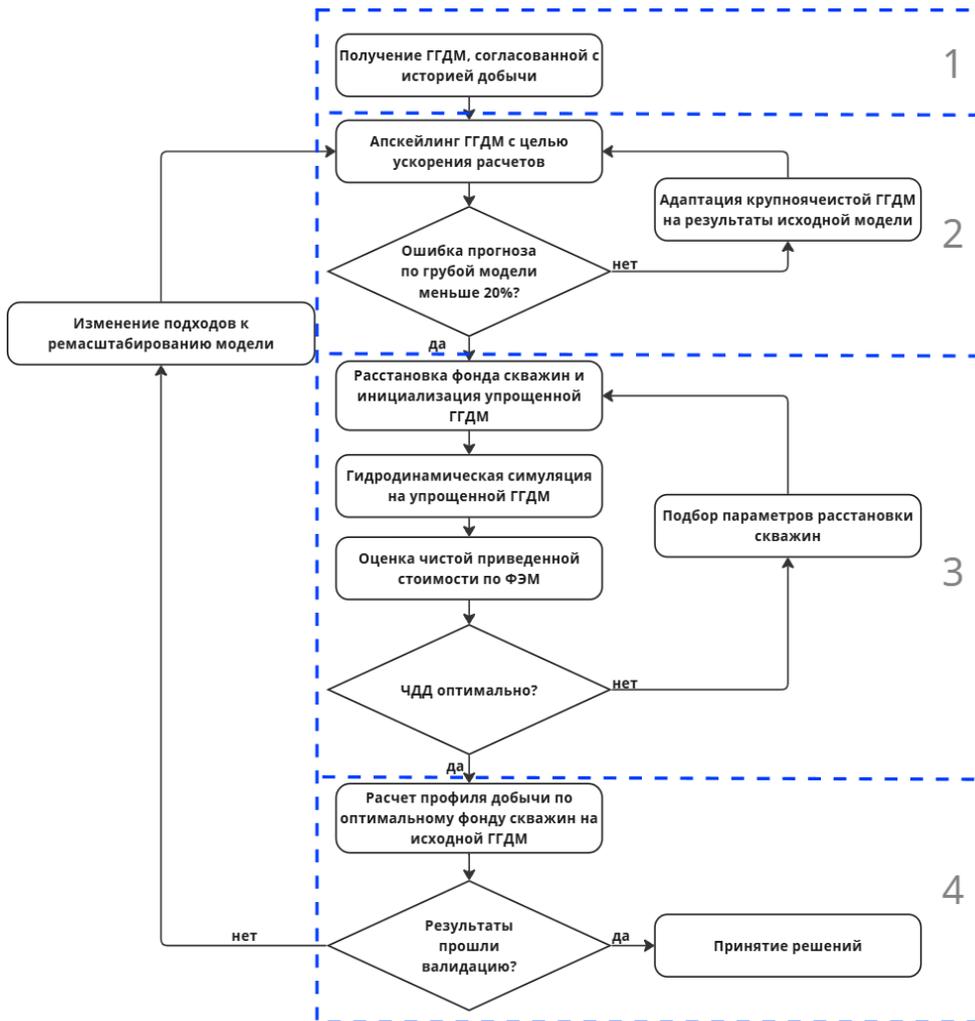
В предлагаемом подходе каждый отдельный набор проектных параметров добывающего фонда (длина горизонтального ствола, азимут, координаты  $X$  и  $Y$  начала базисных векторов, длины базисных векторов  $DX$  и  $DY$ ) кодируется как отдельная особь в популяции генетического алгоритма. Про-

цесс эволюции включает случайную генерацию начальной популяции проектных решений по параметрам и размещению скважин, оценку их эффективности по целевой функции, скрещивание и мутацию лучших вариантов с последующей селекцией наиболее приспособленных решений для формирования следующего поколения. Такой подход обеспечивает адаптацию «эволюционных» механизмов алгоритма к задачам нефтегазового проектирования – от выбора оптимальной длины горизонтальных стволов до рационального позиционирования базисных векторов сетки скважин.

Как отмечалось ранее, для применения выбранных методов необходимо определить ЦФ. Одним из очевидных критериев в ЦФ является КИН. Однако при оптимизации, основанной только на этом параметре, есть риск получения неоптимального решения с точки зрения экономики проекта. Бурение скважин добывающего фонда формирует существенную долю капитальных затрат проекта. Поэтому для решения данной проблемы задачу сводят к оптимизации не только по КИН, но и по экономическим параметрам. Одним из таких параметров является ЧДД проекта.

ЧДД – это финансовый показатель, который отражает накопленный дисконтированный денежный поток от инвестиционного проекта. ЧДД позволяет оценить, насколько выгодно инвестировать в конкретный проект по сравнению с альтернативными вариантами вложений [24]. Данный показатель учитывает все денежные потоки, связанные с реализацией проекта, включая доходы от его эксплуатации, инвестиционные и операционные затраты, а также налоговые обязательства. Так как при решении задачи оптимизации фонда добывающих скважин нефтегазового месторождения имеется множество неопределенностей, необходимо рассмотреть принятый в индустрии вероятностный подход. Таким образом, в данной работе используется многокритериальная оптимизация с двумя ЦФ, представленными значениями ЧДД и КИН. Веса каждой из ЦФ при этом равны.

Пластовые системы представляют собой сложные объекты для прогнозирования, поскольку на запасы углеводородов и ожидаемую добычу влияют множество факторов, начиная от флюидального контакта и заканчивая ФЕС пород. В связи с этим в данной области широко применяется статистический подход, основанный на генерации параметров из априорных распределений, заданных инженерами. Этот процесс позволяет проводить более комплексные расчеты, учитывая всевозможные сценарии. Метод Монте-Карло, являющийся основным статистическим инструментом, представляет собой набор математических операций, использующих вероятностные вычисления для анализа интегральных характеристик систем.



**Рис. 1.** Блок-схема предлагаемого алгоритма выбора оптимального фонда скважин  
**Fig. 1.** Block scheme of the proposed algorithm for selecting the optimal well stock

К таким характеристикам относятся математическое ожидание начальных запасов углеводородов, накопленной добычи флюидов, ЧДД [25].

Решение оптимизационной задачи требует большого количества итераций расчета модели. С целью ускорения гидродинамических расчетов проводится закругление (ремасштабирование) геолого-гидродинамической модели (ГГДМ) и ее адаптация. Адаптация расчетов ремасштабированной модели на результаты исходной модели позволяет уменьшить ошибку, неизбежно возникающую при понижении детальности модели [26].

Ремасштабированная гидродинамическая модель – это упрощенная версия полноценной модели с уменьшенным числом ячеек и агрегированными параметрами, предназначенная для ускорения расчетов при сохранении ключевых динамических характеристик месторождения. Данная модель отличается от полноценной размером сетки (размер ячеек), геологической точностью, производительностью вычислений, точностью прогноза. Ремасштабированная

модель должна воспроизводить статические (запасы флюидов и поровый объем) и динамические характеристики (накопленная добыча флюидов) исходной модели. Для сохранения порового объема дискретное свойство песчаности по исходной 3D-модели трансформируется в непрерывное за счет оценки среднего арифметического с объемным взвешиванием. Куб коэффициента пористости ремасштабируется средним арифметическим со взвешиванием на эффективный объем. Кубы минимальных, максимальных и критических значений коэффициентов насыщенности по флюидам – средним арифметическим со взвешиванием на эффективный поровый объем. Проницаемость ремасштабируется за счет среднегармонического усреднения со взвешиванием на эффективный объем [27].

В общем виде схема предлагаемого подхода представлена на рис. 1. Условно весь алгоритм можно разделить на четыре блока:

1. Предполагается, что поиск оптимального фонда проводится на основе оценки экономической

эффективности разработки по данным расчетов ГГДМ, согласованной со всеми имеющимися исходными данными: результатами лабораторных исследований керна и флюидов, интерпретацией кривых геофизических исследований (ГИС), данных сейсморазведочных работ (СРР), а также гидродинамических исследований скважин (ГДИС) и историей добычи, при ее наличии.

2. Работа алгоритма начинается с итеративного ремасштабирования исходной полноразмерной и согласованной с исходными данными ГГДМ. После каждой итерации проверяется сходимость исходной полноячейстой и ремасштабированной моделей по статическим параметрам (запасы углеводородов) и динамическим (накопленные добычи флюидов, давление). В случае сходимости в определенный порог модель считается допустимой и проходит на следующую стадию алгоритма. Если порог не выполнен, меняется степень ремасштабирования (количество ячеек) или способы осреднения свойств модели.
3. Принятая модель отправляется на цикл оптимизации, где популяционный алгоритм варьирует входные переменные, оценивая ЧДД и подбирая их лучший набор.
4. Когда цикл оптимизации закончен, полученный набор параметров (фонд скважин) проверяется на исходной ГГДМ и делается вывод о сходимости результатов с ремасштабированной моделью. В случае неудовлетворительных результатов подход к загрузке изменяется.

### Результаты исследования

Был разработан подход для оперативного подбора параметров оптимального расположения и длины скважин добывающего фонда для оценки экономической потенциала объекта разработки.

Апробация подхода проводится на трехмерной синтетической геолого-гидродинамической модели нефтегазового месторождения. Модель является фактическим аналогом вендско-нижнекембрийских карбонатных отложений в Восточной Сибири. Состав пород преимущественно представлен глини-

стыми и известковистыми доломитами микробактериальной постройки, зернистых отмелей, межбиогермных зон и внешнего рампа, а также известняками [28]. Пласт характеризуется выдержанной мощностью, низкими ФЕС, осложнен блоковым строением. Синтетическая модель основана на фактических данных по результатам разведочного и поисково-оценочного бурения, отраженных в литературе [28, 29]. Исходная модель была ремасштабирована, что позволило существенно сократить время затраты с сохранением требуемой точности. Применение максимизации ЧДД и накопленной добычи нефти в качестве ЦФ в процессе многокритериальной оптимизации позволяет определить параметры расстановки добывающих скважин, обеспечивающих рентабельный КИН на потенциальном объекте разработки. Данный подход может быть применен при оперативной оценке потенциала месторождений на ранних этапах.

На выбранном объекте проводилась оценка возможного потенциала скважин при помощи гидродинамических симуляторов. Рассматривались варианты горизонтальных, многозабойных скважин и комбинация с гидравлическим разрывом пласта. Так как геологическое строение осложнено наличием нефтяной оторочки, выбрана избирательная система разработки, то есть индивидуально рассматриваются наиболее благоприятные области. Вариант с гидравлическим разрывом пласта оказался неприменимым, так как толщина оторочки мала и имеется шанс ввести в разработку газовую зону и подстилающую воду, что приведет к потере добычи нефти [30]. Также на основе анализа проектной системы сбора и подготовки была проведена оценка возможных технических ограничений.

В табл. 1 приведено сравнение запасов и объемных характеристик полноразмерной и ремасштабированной моделей. Из приведенной таблицы видно, что поровые объемы и запасы углеводородов различаются менее чем на 5 %, наибольшее различие в объемах свободного газа (10,9 %), что является следствием сильного укрупнения размеров ячейки.

**Таблица 1.** Сравнение запасов и объемных характеристик модели

**Table 1.** Comparison of reserves and volume characteristics of the model

Измеряемый параметр Measured parameter	Запасы/Reserves of				Подвижные запасы UB Movable HR	Поровый объем Pore volume
	нефти oil	воды water	газа gas	УВ hydrocarbon (HR)		
Ремасштабированная модель, млн м <sup>3</sup> Upscaled model, M. m <sup>3</sup>	60,75	115,30	8305,86	85,48	51,12	200,51
Полноразмерная модель, млн м <sup>3</sup> Full-size model, M. m <sup>3</sup>	59,31	113,51	9322,94	89,26	49,92	202,50
Дельта/Delta, %	2,36	1,55	10,91	4,41	2,35	0,99
Дельта, абс. млн м <sup>3</sup> /Delta, abs. M. m <sup>3</sup>	1,44	1,79	1017,08	3,77	1,20	1,99

Результаты проведенных расчетных экспериментов показали, что различия в запасах газа оказывают незначительное влияние на изменение пластового давления. Это объясняется тем, что основная часть целевого фонда скважин сосредоточена в нефтяной зоне, значительно удаленной от газового контакта. В текущей геологической модели учтены существующие случаи прорыва газа к добывающим скважинам, что позволяет учитывать их влияние и выполнять расчеты с высокой степенью точности, ориентируясь на нефть как основной целевой флюид.

В табл. 2 приведено сравнение накопленной добычи по месторождению сеткой вертикальных скважин, расставленной равномерно по всей площади месторождения, включая водонасыщенные и газонасыщенные зоны. Данный расчет необходим для верификации ремасштабированной модели. Из табл. 2 видно, что погрешность по целевому флюиду менее 3 %, расхождения по всем фазам до 15 %. Следовательно, данная модель подходит для возможной аппроксимации исходного месторождения.

**Таблица 2.** Сравнение накопленной добычи по месторождению сеткой вертикальных скважин

**Table 2.** Comparison of cumulative field production by vertical well spacing pattern

Накопленная добыча Accumulated production	Нефть, тыс. м <sup>3</sup> Oil, K. m <sup>3</sup>	Газ, млн м <sup>3</sup> Gas, M. m <sup>3</sup>	Вода, тыс м <sup>3</sup> Water, K. m <sup>3</sup>
Ремасштабированная модель Upscaled model	277,32	2695,91	831,90
Полноразмерная модель Full-size model	284,37	2967,58	845,78
Дельта/Delta, %	-2,48	10,08	1,67

При ремасштабировании модели важно сохранять исходные динамические характеристики объекта разработки для обеспечения достоверности решений, полученных на основе упрощенной модели. Для сохранения энергетики и фильтрационных свойств пласта проведена двухэтапная адаптация ремасштабированной модели на результаты расчетов многоячейстой исходной модели. Параметризация на первом этапе касается адаптации относительных фазовых проницаемостей. Вторым этапом проводится итеративный подбор множителей абсолютной проницаемости в окрестностях добывающих скважин, минимизирующих расхождение между расчетами.

Следует отметить, что основная часть расхождений между расчетными дебитами флюидов по двум моделям связана со скважинами, расположенными в приконтактной зоне. Трудности в адаптации таких скважин вызваны ремасштабировани-

ем в одну ячейку множества ячеек разного характера насыщения в приконтактных зонах.

На адаптированной ремасштабированной модели проводится подбор оптимальных параметров добывающего фонда скважин (табл. 3). Диапазоны варьирования каждого из параметров определяются исходя из геологических условий, технических ограничений, а также мировой практики разработок месторождений УВ.

Длины горизонтальных скважин ограничиваются техническими возможностями имеющихся буровых установок, в рассматриваемом случае длина ограничена 2500 м.

Диапазон варьирования азимута проводки ствола не ограничен и изменяется от 0 до 360 градусов, при наличии данных о геомеханических параметрах может быть ограничен в диапазоне наибольшей устойчивости стволов скважин.

Минимальное забойное давление обусловлено возможностью вертикального подъема жидкости при имеющемся внутрискважинном оборудовании и принято равным 40 атм с максимальной депрессией в 20 атм.

**Таблица 3.** Параметры оптимизации

**Table 3.** Optimization parameters

Переменные Variables	Минимальное значение Minimum value	Максимальное значение Maximum value
Длина горизонтального ствола, м Horizontal wellbore length, m	0	3000
Азимут горизонтального ствола, градусы Horizontal wellbore azimuth, degrees	0	360
Длина базисного вектора DX, м Base vector length DX, m	1250	3000
Длина базисного вектора DY, м Base vector length DY, m	1250	3000
Координата X начала базисных векторов, м X coordinate of the base vectors origin, m	0	5000
Координата Y начала базисных векторов, м Y coordinate of the base vectors origin, m	0	5000

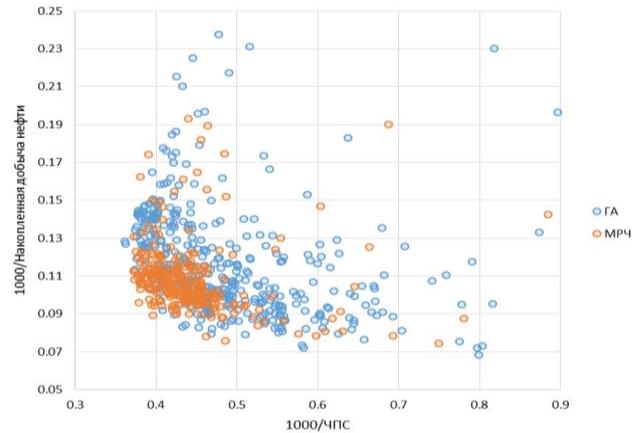
Расстояние между скважинами варьируется в диапазоне от 400 до 3000 м, так как достижимый коэффициент извлечения нефти в нефтегазоконденсатных залежах на режиме истощения равен 10 % [31]. Аналитически рассчитанная плотность регулярной сетки горизонтальных скважин для достижения проектного КИН оценена по следующей методике [32].

Получив необходимую плотность скважин, представляя теоретически достижимый КИН 0,1 и площадь нефтеносной области, можно выразить необходимое количество скважин и рассчитать максимальное расстояние между ними. Максимально допустимое расстояние между скважинами составляет 3000 м. Согласно аналитическим расчетам, представленным выше, увеличение расстояния между скважинами сверх указанного предела делает достижение КИН на уровне 0,1 невозможным даже при высоких значениях коэффициента вытеснения с применением систем поддержания пластового давления. Нижняя граница расстояния между скважинами определяется минимально рентабельными объемами добычи углеводородов на одну скважину, а также ограничениями, связанными с геометрическими характеристиками ячеек модели. Минимально рекомендуемое расстояние между горизонтальными стволами скважин должно составлять не менее трех ячеек модели, что в представленном случае эквивалентно 400 м [33]. Данные параметры контролируются заданием базисных векторов в диапазоне от 1250 до 3000 м, также для создания сетки скважин необходимо выбрать положение центра (начала координат базисных векторов).

Последующий поиск оптимального фонда добывающих скважин проводится на основе расчетов по ремасштабированной модели. Расчетный профиль добычи используется для оценки КИН, а также ЧДД разработки актива на основе ФЭМ.

Таким образом, в ходе работы алгоритма ведется поиск такого решения, которое обеспечивает максимальный КИН, при этом максимизируя и чистую приведенную стоимость. При этом оптимальное решение проверяется на физичность за счет запуска расчета на исходной ГГДМ. В случае, если расчетные профили по моделям обладают существенным различием, необходимо пересмотреть подходы к ремасштабированию модели. В данной работе критерий существенного отличия выбран авторами экспертно на основе опыта работ с исходной ГГДМ. Для сравнения использовались два оптимизационных алгоритма: МРЧ и ГА. На рис. 2 приведено сравнение оптимизационных алгоритмов.

Так как ЦФ обратна накопленным показателям добычи и ЧДД, для корректного отображения полученных результатов необходимо возвести полученные показатели в  $-1$  степень. Дополнительно было проведено масштабирование (домножение на коэффициент 1000) полученных значений, что делает данные более понятными и удобными для анализа и визуализации. Из приведенной диаграммы рассеяния видно, что оптимизация методом роя частиц позволяет найти наиболее оптимальные решения, так как фронт Парето значительно ближе к началу координат.



**Рис. 2.** Кроссплот-сравнение ключевых показателей при оптимизации

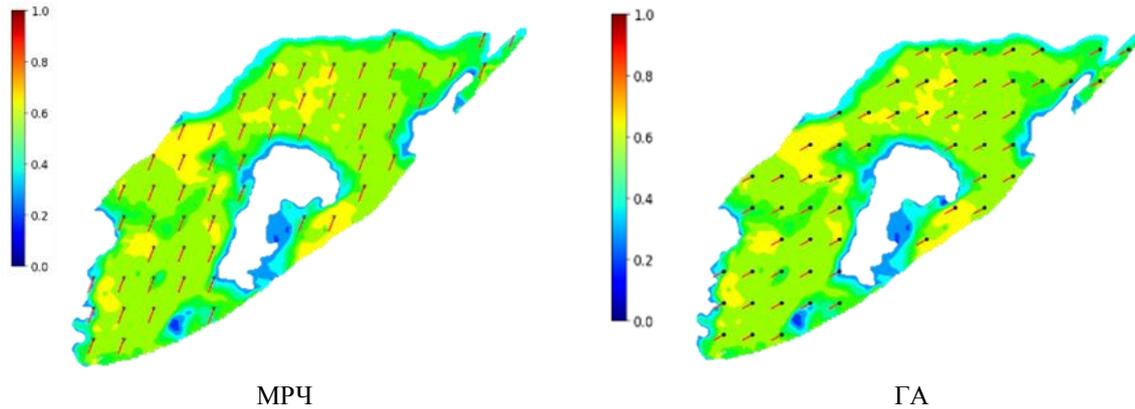
**Fig. 2.** Cross-plot comparison of key indicators during optimization

По результатам оптимизации каждым из алгоритмов получены фонды скважин, значения накопленной добычи и ЧДД которых оптимальны. Результаты проверены на исходной полноразмерной ГГДМ. Оптимальные значения переменных приведены в табл. 4, а полученные фонды представлены на рис. 3. Из табл. 4 видно, что в целом оптимизационные алгоритмы имеют схожий паттерн расстановки, наибольшие отличия в азимутальном направлении горизонтального ствола. Наиболее оптимальным, согласно результатам, является фонд с незначительной длиной скважин (менее 700 м) с плотной сеткой (длина базисного вектора меньше 1500 м в обоих случаях). Получение схожих результатов является валидацией предложенного подхода.

**Таблица 4.** Финальные значения параметров, полученные в результате оптимизации

**Table 4.** Set of final parameters obtained during optimization

Переменные Variables	Рой частиц Particle swarm	Генетический алгоритм Genetic algorithm
Длина горизонтального ствола, м Horizontal wellbore length, m	655	500
Азимут горизонтального ствола, градусы Horizontal wellbore azimuth, degrees	20,55	60,9381
Длина базисного вектора DX, м Base vector length DX, m	1323,41	1414,12
Длина базисного вектора DY, м Base vector length DY, m	1277,44	1250
Координата X начала базисных векторов, м X coordinate of the base vectors origin, m	3532,25	2381,71
Координата Y начала базисных векторов, м Y coordinate of the base vectors origin, m	4343,86	3215,68



**Рис. 3.** Сравнение итоговых фондов скважин после оптимизации на нормализованной карте плотности запасов  
**Fig. 3.** Comparison of final well stock after optimization, on a normalized reserve density map

На рис. 3 визуально прослеживается схожесть паттерна итогового фонда скважин. В обоих случаях области дренирования фонда практически не отличается. В целом отличается лишь направление, а само представление единичной скважины является аналогичным.

Для верификации результатов исследования проведено сравнение полученного фонда на ремасштабированной и полноценной моделях. Сравнение представлено в табл. 5. Ошибка по накопленным показателям нефти составляет около 3 %, а по газу – менее 17 %, что удовлетворяет экспертному валидационному критерию и позволяет использовать данный фонд на этом объекте. Результат по ключевой метрике ЧДД имеет погрешность всего в 1 %.

**Таблица 5.** Сравнение накопленных показателей флюидов и ЧДД ремасштабированной и полноценной моделей

**Table 5.** Comparison of cumulative fluid and NPV parameters of the upscaled and full-scale models

Модель/Накопленная добыча Model/Accumulated production	нефть oil	вода water	газ gas	ЧДД, млн р. NPV, M. rub.
	млн м <sup>3</sup> /M. m <sup>3</sup>			
2Д_МРЧ/2D_PSO	4,06	0,30	3362,41	5371,03
3Д_МРЧ/3D_PSO	3,61	0,42	3802,28	5141,25
Дельта/Delta, %	-12,49	27,82	11,57	-4,47
2Д_ГА/2D_GA	3,63	0,34	2825,52	6060,21
3Д_ГА/3D_GA	3,53	0,52	3396,78	6015,77
Дельта/Delta, %	-3,03	33,42	16,82	-0,74

Для достижения результатов, продемонстрированных выше, потребовалось 330 расчетов ремасштабированной модели для МРЧ (110 минут) и 450 расчетов ремасштабированной модели для ГА (150 минут), а также по одному верификационному расчету на полномасштабной модели. Общее время, необходимое на проведение оптимизационного рас-

чета с учетом времени, требуемого для ремасштабирования модели, составляет 4,8 часа для МРЧ и 5,4 часа для ГА. Оптимизация на полноценной модели (380 итераций) занимает 51 час. Таким образом, предлагаемый подход позволяет в 10 раз сократить время поиска оптимального решения по расположению фонда добывающих скважин относительно целого цикла оптимизации фонда на полноценной ячеистой 3D-модели без ремасштабирования.

Анализ результатов оптимизации добычи с использованием МРЧ и ГА показал, что предложенный подход обеспечивает приемлемую точность. МРЧ обеспечивает сопоставимые результаты при меньшем числе итераций, что позволяет производить оптимизацию в более короткие сроки. Расхождение между моделями для основных показателей (нефть, газ, вода, ЧДД) остается в пределах допустимых значений: ремасштабированные модели подходят для оперативных расчетов, нацеленных на прогноз добычи одного флюида. Для наиболее точного предсказания добычи по всем фазам необходимо проведение расчетов на полномасштабной модели или совершенствование методов масштабирования модели.

### Заключение

Рассмотренные методы оптимизации, включая популяционные алгоритмы, продемонстрировали высокую эффективность в задачах проектирования разработки нефтегазовых месторождений, в частности при подборе параметров оптимального расположения и длины скважин добывающего фонда. Применение ремасштабированных моделей позволило снизить вычислительные затраты на порядок ( $\approx 10$  раз), сохранив при этом физическую достоверность геолого-гидродинамических характеристик объекта.

Разработанный подход не только обеспечивает воспроизводимость ключевых статических и дина-

мических параметров, но и позволяет формировать оптимальные схемы размещения и конфигурации скважин, включая определение их рациональной длины. Это критически важно для повышения эффективности дренирования запасов и корректного прогнозирования показателей разработки.

Популяционные алгоритмы оказались особенно полезны в условиях отсутствия аналитически выраженной ЦФ, что позволило минимизировать риски получения локальных экстремумов и всесторонне исследовать пространство проектных решений, включая конфигурации скважинных сетей. Оптимизация проводилась с учётом многокритериального целевого функционала, включающего чистый дисконтированный доход и коэффициент извлечения нефти, что позволило получить экономически и технологически обоснованные схемы размещения и режимы работы скважин с учётом геологических и экономических факторов.

Эффективность предложенного подхода подтверждена на примере задачи оптимизации размещения скважин при разработке месторождения с

нефтяной оторочкой, что демонстрирует его применимость как для оптимизации длины горизонтальных стволов, так и для рационального позиционирования скважин в пределах залежи. Вместе с тем адаптация методики к другим типам месторождений требует дальнейших исследований, включая развитие методов ремасштабирования.

В рамках текущего исследования предполагалось, что эксплуатация пласта осуществляется на истощении. Перспективным направлением развития методики является интеграция различных методов увеличения нефтеотдачи и их влияние на оптимальные проектные решения.

Таким образом, разработанный подход демонстрирует значительный потенциал для оптимизации проектирования разработки углеводородных месторождений, включая параметры и размещение добывающих скважин, и может стать основой для таких исследований в области интеллектуального управления разработкой, как адаптивные алгоритмы и цифровые двойники месторождений.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Geology-driven modeling: a new probabilistic approach for incorporating uncertain geological interpretations in 3D geological modeling / R.B. Madsen, A.-S. Høyer, L.T. Andersen, I. Møller, T.M. Hansen // *Engineering Geology*. – 2022. – Vol. 309. – P. 106833. DOI: 10.1016/j.enggeo.2022.106833.
2. Mahmood H.A., Al-Fatlawi O. Well placement optimization: a review // *AIP Conference Proceedings*. – AIP Publishing, 2022. – Vol. 2443. – № 1. DOI: 10.1063/5.0091904
3. Optimization of design variables and control rules in field development under uncertainty: A case of intelligent wells and CO<sub>2</sub> water alternating gas injection / A. Mirzaei-Paiaman, S.M.G. Santos, D.J. Schiozer // *Geoenergy Science and Engineering*. – 2023. – Vol. 227. – P. 211854. DOI: 10.1016/j.geoen.2023.211854.
4. Optimization of site exploration program based on coupled characterization of stratigraphic and geo-properties uncertainties / C. Zhao, W. Gong, C.H. Juang, H. Tang, X. Hu, L. Wang // *Engineering Geology*. – 2023. – Vol. 317. – P. 107081. DOI: 10.1016/j.enggeo.2023.107081.
5. A review of machine learning applications to geophysical logging inversion of unconventional gas reservoir parameters / Z. Wang, Y. Cai, D. Liu, J. Lu, F. Qiu, J. Hu, Z. Li, R.P. Gamage // *Earth-Science Reviews*. – 2024. – Vol. 258. – P. 104969. DOI: 10.1016/j.earscirev.2024.104969.
6. A novel optimization method for geological drilling vertical well / Y. Zhou, X. Chen, M. Wu, W. Cao // *Information Sciences*. – 2023. – Vol. 634. – P. 550–563. DOI: 10.1016/j.ins.2023.03.082.
7. Zhong R., Salehi C., Johnson R. Machine learning for drilling applications: a review // *Journal of Natural Gas Science and Engineering*. – 2022. – Vol. 108. – P. 104807. DOI: 10.1016/j.jngse.2022.104807.
8. Overview of optimization // *Process Systems Engineering* / Ed. by M.M. El-Halwagi. – 2006. – Vol. 7. – P. 285–314. DOI: 10.1016/S1874-5970(06)80012-3.
9. Chapter 3 – an overview of deep learning in big data, image, and signal processing in the modern digital age / R.P. França, A.C. Borges Monteiro, R. Arthur, Y. Iano // *Trends in deep learning methodologies. Algorithms, applications, and systems* / Eds. V. Piuri, S. Raj, A. Genovese, R. Srivastava. – 2021. – P. 63–87. DOI: 10.1016/B978-0-12-822226-3.00003-9
10. Forouzanfar F., Reynolds A.C. Well-placement optimization using a derivative-free method // *Journal of Petroleum Science and Engineering*. – 2013. – Vol. 109. – P. 96–116. DOI: 10.1016/j.petrol.2013.07.009.
11. Bruyelle J., Guérillot D. Well placement optimization with an artificial intelligence method applied to Brugge field // *SPE Gas & Oil Technology Showcase and Conference*. – Dubai, UAE, October 2019. – P. D021S010R004. DOI: 10.2118/198656-MS.
12. Alrashdi Z., Sayyafzadeh M. Evolution strategy algorithm in well placement, trajectory, control and joint optimisation // *Journal of Petroleum Science and Engineering*. – 2019. – Vol. 177. – P. 1042–1058. DOI: 10.1016/j.petrol.2019.02.047.
13. Islam M.R., Hossain M.E. Chapter 3 – Advances in directional drilling / *Drilling Engineering. Towards Achieving Total Sustainability. Sustainable Oil and Gas Development Series*. – 2021. – P. 179–316. DOI: 10.1016/B978-0-12-820193-0.00003-4
14. Томский К.О., Иванова М.С. Оптимизация расположения многозбойной скважины в тонкой нефтяной оторочке, осложненной наличием обширной газовой шапки // *Записки Горного института*. – 2024. – Т. 265. – С. 140–146.
15. Zhang R., Chen H. Robust waterflood optimization under geological uncertainties using streamline-based well pair efficiencies and assimilated models // *Geoenergy Science and Engineering*. – 2023. – Vol. 231. – P. 212309. DOI: 10.1016/j.geoen.2023.212309.
16. Arps J.J. Analysis of decline curves // *Transactions of the AIME*. – 1945. – Vol. 160. – № 1. – P. 228–247. DOI: 10.2118/945228-G.

17. Dynamic oil and gas production optimization via explicit reservoir simulation / D.I. Gerogiorgis, M. Georgiadis, G. Bowen, C.C. Pantelides, E.N. Pistikopoulos // *Computer Aided Chemical Engineering* / Eds. W. Marquardt, C. Pantelides. – 2006. – Vol. 21. – P. 179–184. DOI: 10.1016/S1570-7946(06)80043-X
18. Andriana M., Anggono A.H. Project investment analysis on new oil and gas field development (M-X) at Pt. PTM // *European Journal of Business and Management Research*. – 2023. – Vol. 8. – № 4. – P. 168–172. DOI: 10.24018/ejbmr.2023.8.4.2001.
19. Mutruc C. Probabilistic evaluation of the net present value of an oil and gas project through Monte Carlo simulation. Diss. – Torino, 2018. – 108 p.
20. Multi-population techniques in nature inspired optimization algorithms: a comprehensive survey / H. Ma, S. Shen, M. Yu, Z. Yang, M. Fei, H. Zhou // *Swarm and Evolutionary Computation*. – 2019. – Vol. 44. – P. 365–387. DOI: 10.1016/j.swevo.2018.04.011.
21. Spalka K., Słowik A., Łapa K.A. population-based algorithm with the selection of evaluation precision and size of the population // *Applied Soft Computing*. – 2022. – Vol. 115. – P. 108154. DOI: 10.1016/j.asoc.2021.108154.
22. Thakkar H.K., Shukla H., Sahoo P.K. Chapter 2 – Metaheuristics in classification, clustering, and frequent pattern mining // *Cognitive Big Data Intelligence with a Metaheuristic Approach* / Eds. S. Mishra, H.K. Tripathy, P.K. Mallick, A.K. Sangaiah, G.-S. Chae. *Cognitive Data Science in Sustainable Computing*. – 2022. – P. 21–70. DOI: 10.1016/B978-0-323-85117-6.00005-4.
23. Eichfelder G., Quintana E. Set-based robust optimization of uncertain multiobjective problems via epigraphical reformulations // *European Journal of Operational Research*. – 2024. – Vol. 313. – № 3. – P. 871–882. DOI: 10.1016/j.ejor.2023.09.017.
24. Chapter 3 – Critical factors and cause-effect analysis for enhancing the sustainability of hydrogen supply chain / A. Manzardo, J. Ren, S. Toniolo, A. Scipioni // *Hydrogen Economy (Second Edition). Processes, Supply Chain, Life Cycle Analysis and Energy Transition for Sustainability* / Eds. A. Scipioni, A. Manzardo, J. Ren. – 2023. – P. 67–111. DOI: 10.1016/B978-0-323-99514-6.00010-8.
25. Chapter One – Application of machine learning in solid state physics / D. Kapitan, A. Korol, E. Vasiliev, P. Ovchinnikov, A. Rybin, E. Lobanova, K. Soldatov, Y. Shevchenko, V. Kapitan // *Solid State Physics* / Eds. R. Macedo, R. L. Stamps. – 2023. – Vol. 74. – P. 1–65. DOI: 10.1016/bs.ssp.2023.08.001.
26. Practical aspects of upscaling geocellular geological models for reservoir fluid flow simulations: a case study in integrating geology, geophysics, and petroleum engineering multiscale data from the Hunton group / B. Milad, S. Ghosh, R. Slatt, K. Marfurt, M. Fahes // *Energies*. – 2020. – Vol. 13. – № 7. – P. 1604. DOI: 10.3390/en13071604.
27. Permeability upscaling for carbonates from the pore scale by use of multiscale X-ray-CT images / A. Dehghan Khalili, J.-Y.-Y. Arns, F. Hussain, Y. Cinar, W.V.V. Pinczewski, C.H.H. Arns // *SPE Reservoir Evaluation & Engineering*. – 2013. – Vol. 16. – № 04. – P. 353–368. DOI: 10.2118/152640-PA
28. Геологическое строение и перспективы нефтегазонасности юрхского горизонта Среднеботуобинского месторождения / П.А. Оленич, И.А. Бухарова, М.С. Новикова, Г.О. Хорольский, А.С. Чиргун // *Экспозиция Нефть Газ*. – 2021. – № 6. – С. 58–61. DOI: 10.24412/2076-6785-2021-6-58-61.
29. Пономаренко А.С. Геология залежей карбонатных коллекторов непско-ботуобинской антеклизы // *Вестник евразийской науки*. – 2020. – № 6. – С. 1–9. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/geologiya-zalezhey-karbonatnyh-kollektorov-nepsko-botuobinskoj-anteklizy> (дата обращения: 03.12.2024).
30. Efficiency analysis of 30-stage fracturing in a horizontal well to oil rims based on through-barrier diagnostics / V. Nagimov, V. Virt, V. Kosolapov, D. Bakhitov, Y. Maslennikova, L. Spirina, I. Shigapov // *SPE Russian Petroleum Technology Conference*. – Moscow, Russia, October 2019. – P. 196834. DOI: 10.2118/196834-MS.
31. Проблемы освоения тонких нефтяных оторочек газоконденсатных залежей Восточной Сибири (на примере ботуобинской залежи Чаяндинского НГКМ) / С.В. Буракова, Д.В. Изюмченко, И.И. Минаков, В.А. Истомин, Е.Л. Кумейко // *Вести газовой науки*. – 2013. – № 5 (16). – С. 124–133. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/problems-osvoeniya-tonkih-neftyanyh-otorochek-gazokondensatnyh-zalezhey-vostochnoy-sibiri-na-primere-botuobinskoj-zalezhi> (дата обращения: 21.11.2024).
32. Мулявин С.Ф., Курамшин Р.М., Лапердин А.Н. Методические рекомендации по расчету коэффициента охвата для систем разработки скважинами сложной архитектуры // *Недропользование XXI век*. – 2012. – № 5. – С. 32–39.
33. Peaceman D.W. Interpretation of well-block pressures in numerical reservoir simulation (includes associated paper 6988) // *SPE Journal*. – 1978. – Vol. 18. – № 03. – P. 183–194. DOI: 10.2118/6893-PA.

### Информация об авторах

**Сергей Александрович Пискунов**, инженер лаборатории геологии месторождений нефти и газа Национального исследовательского Томского политехнического университета, Россия, 634050, г. Томск, пр. Ленина, 30. [piskynovsa@hw.tpu.ru](mailto:piskynovsa@hw.tpu.ru); <https://orcid.org/0009-0007-8491-4596>.

**Антон Евгеньевич Антонов**, инженер лаборатории геологии месторождений нефти и газа Национального исследовательского Томского политехнического университета, Россия, 634050, г. Томск, пр. Ленина, 30. [antonovae@hw.tpu.ru](mailto:antonovae@hw.tpu.ru); <https://orcid.org/0009-0007-8491-4596>.

**Вадим Витальевич Покатилов**, инженер лаборатории геологии месторождений нефти и газа Национального исследовательского Томского политехнического университета, Россия, 634050, г. Томск, пр. Ленина, 30. [rokati-lovvv@hw.tpu.ru](mailto:rokati-lovvv@hw.tpu.ru); <https://orcid.org/0009-0004-3220-112X>

Поступила в редакцию: 03.03.2025

Поступила после рецензирования: 24.03.2025

Принята к публикации: 18.06.2025

## REFERENCES

1. Madsen R.B., Høyer A.-S., Andersen L.T., Møller I., Hansen T.M. Geology-driven modeling: a new probabilistic approach for incorporating uncertain geological interpretations in 3D geological modeling. *Engineering Geology*, 2022, vol. 309, 106833. DOI: 10.1016/j.enggeo.2022.106833.
2. Mahmood H.A., Al-Fatlawi O. Well placement optimization: a review. *AIP Conference Proceedings*, 2022, vol. 2443, no. 1. DOI: 10.1063/5.0091904
3. Mirzaei-Paيمان A., Santos S.M.G., Schiozer D.J. Optimization of design variables and control rules in field development under uncertainty: a case of intelligent wells and CO<sub>2</sub> water alternating gas injection. *Geoenergy Science and Engineering*, 2023, vol. 227, 211854. DOI: 10.1016/j.geoen.2023.211854.
4. Zhao C., Gong W., Juang C.H., Tang H., Hu X., Wang L. Optimization of site exploration program based on coupled characterization of stratigraphic and geo-properties uncertainties. *Engineering Geology*, 2023, vol. 317, 107081. DOI: 10.1016/j.enggeo.2023.107081.
5. Wang Z., Cai Y., Liu D., Lu J., Qiu F., Hu J., Li Z., Gamage R.P. A review of machine learning applications to geophysical logging inversion of unconventional gas reservoir parameters. *Earth-Science Reviews*, 2024, vol. 258, 104969. DOI: 10.1016/j.earscirev.2024.104969.
6. Zhou Y., Chen X., Wu M., Cao W. A novel optimization method for geological drilling vertical well. *Information Sciences*, 2023, vol. 634, pp. 550–563. DOI: 10.1016/j.ins.2023.03.082.
7. Zhong R., Salehi C., Johnson R. Machine learning for drilling applications: a review. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 2022, vol. 108, 104807. DOI: 10.1016/j.jngse.2022.104807.
8. Overview of optimization. Ed. M.M. El-Halwagi. *Process Systems Engineering*, 2006, vol. 7, pp. 285–314. DOI: 10.1016/S1874-5970(06)80012-3.
9. França R.P., Borges Monteiro A.C., Arthur R., Iano Y. *Chapter 3 – An overview of deep learning in big data, image, and signal processing in the modern digital age, Trends in Deep Learning Methodologies: Algorithms, Applications, and Systems*. 2021, pp. 63–87. DOI: 10.1016/B978-0-12-822226-3.00003-9.
10. Forouzanfar F., Reynolds A.C. Well-placement optimization using a derivative-free method. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2013, vol. 109, pp. 96–116. DOI: 10.1016/j.petrol.2013.07.009.
11. Bruyelle J., Guérillot D. Well placement optimization with an artificial intelligence method applied to Brugge field. *SPE Gas & Oil Technology Showcase and Conference*. Dubai, UAE, October 21–23, 2019. DOI: 10.2118/198656-MS.
12. Alrashdi Z., Sayyafzadeh M. Evolution strategy algorithm in well placement, trajectory, control and joint optimisation. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2019, vol. 177, pp. 1042–1058. DOI: 10.1016/j.petrol.2019.02.047.
13. Islam M.R., Hossain M.E. *Chapter 3 – Advances in directional drilling. Drilling Engineering. Towards Achieving Total Sustainability*. Eds. M.R. Islam, M.E. Hossain. 2021, pp. 179–316. DOI: 10.1016/B978-0-12-820193-0.00003-4.
14. Tomskii K.O., Ivanova M.S. Optimization of the location of a multilateral well in a thin oil rim, complicated by the presence of an extensive gas cap. *Journal of Mining Institute*, 2024, vol. 265, pp. 140–146.
15. Zhang R., Chen H. Robust waterflood optimization under geological uncertainties using streamline-based well pair efficiencies and assimilated models. *Geoenergy Science and Engineering*, 2023, vol. 231, 212309. DOI: 10.1016/j.geoen.2023.212309.
16. Arps J.J. Analysis of Decline Curves. *Transactions of the AIME*, 1945, vol. 160, no. 1, pp. 228–247. DOI: 10.2118/945228-G.
17. Gerogiorgis D.I., Georgiadis M., Bowen G., Pantelides C.C., Pistikopoulos E.N. Dynamic oil and gas production optimization via explicit reservoir simulation. *Computer Aided Chemical Engineering*. Eds. W. Marquardt, C. Pantelides. Elsevier, 2006. Vol. 21, pp. 179–184. DOI: 10.1016/S1570-7946(06)80043-X.
18. Andriana M., Anggono A.H. Project investment analysis on new oil and gas field development (M-X) at Pt. PTM. *European Journal of Business and Management Research*, 2023, vol. 8, no. 4, pp. 168–172. DOI: 10.24018/ejbmr.2023.8.4.2001
19. Mutruc C. *Probabilistic evaluation of the net present value of an oil and gas project through Monte Carlo simulation*. Diss. Torino, 2018. 108 p.
20. Eichfelder G., Quintana E. Set-based robust optimization of uncertain multiobjective problems via epigraphical reformulations. *European Journal of Operational Research*, 2024, vol. 313, no. 3, pp. 871–882. DOI: 10.1016/j.ejor.2023.09.017.
21. Ma H., Shen S., Yu M., Yang Z., Fei M., Zhou H. Multi-population techniques in nature inspired optimization algorithms: a comprehensive survey. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2019, vol. 44, pp. 365–387. DOI: 10.1016/j.swevo.2018.04.011.
22. Spalka K., Słowik A., Łapa K. A population-based algorithm with the selection of evaluation precision and size of the population. *Applied Soft Computing*, 2022, vol. 115, 108154. DOI: 10.1016/j.asoc.2021.108154.
23. Thakkar H.K., Shukla H., Sahoo P.K. *Chapter 2 – Metaheuristics in classification, clustering, and frequent pattern mining. Cognitive Big Data Intelligence with a Metaheuristic Approach*. Eds. S. Mishra, H.K. Tripathy, P.K. Mallick, A.K. Sangaiah, G.-S. Chae. Elsevier, Academic Press, 2022. pp. 21–70. DOI: 10.1016/B978-0-323-85117-6.00005-4.
24. Manzardo A., Ren J., Toniolo S., Scipioni A. *Chapter 3 – Critical factors and cause-effect analysis for enhancing the sustainability of hydrogen supply chain. Hydrogen Economy (Second Edition)*. Eds. A. Scipioni, A. Manzardo, J. Ren. Elsevier, Academic Press, 2023. pp. 67–111. DOI: 10.1016/B978-0-323-99514-6.00010-8.
25. Kapitán D., Korol A., Vasiliev E., Ovchinnikov P., Rybin A., Lobanova E., Soldatov K., Shevchenko Y., Kapitán V. *Chapter One – Application of machine learning in solid state physics. Solid State Physics*. Eds. R. Macedo, R.L. Stamps. Elsevier, Academic Press, 2023. Vol. 74, pp. 1–65. DOI: 10.1016/bs.ssp.2023.08.001.
26. Milad B., Ghosh S., Slatt R., Marfurt K., Fahes M. Practical aspects of upscaling geocellular geological models for reservoir fluid flow simulations: a case study in integrating geology, geophysics, and petroleum engineering multiscale data from the Hunton group. *Energies*, 2020, vol. 13, no. 7, 1604. DOI: 10.3390/en13071604.
27. Dehghan Khalili A., Arns J.-Y.-Y., Hussain F., Cinar Y., Pinczewski W.V.V., Arns C.H.H. Permeability upscaling for carbonates from the pore scale by use of Multiscale X-Ray-CT Images. *SPE Reservoir Evaluation & Engineering*, 2013, vol. 16, no. 04, pp. 353–368. DOI: 10.2118/152640-PA

28. Olenich P.A., Bukharova I.A., Novikova M.S., Khorolsky G.O., Chirgun A.S. Geological structure and oil and gas potential of the Yuryakh horizon of the Srednebotuobinskoye field. *Expositio Olei Gas*, 2021, no. 6. pp. 58–61. (In Russ.) DOI: 10.24412/2076-6785-2021-6-58-61.
29. Ponomarenko A.S. Geology of carbonate reservoirs of the Nepa-Botuoba anticline. *Bulletin of Eurasian Science*, 2020, vol. 12, no. 6. (In Russ.). Available at: <https://esj.today/PDF/16NZVN620.pdf> (accessed 03 December 2024).
30. Nagimov V., Virt V., Kosolapov V., Bakhitov D., Maslennikova Y., Spirina L., Shigapov I. Efficiency analysis of 30-stage fracturing in a horizontal well to oil rims based on through-barrier diagnostics. *SPE Russian Petroleum Technology Conference*. Moscow, Russia, October 22–24, 2019. DOI: 10.2118/196834-MS
31. Burakova S.V., Izyumchenko D.V., Minakov I.I. Problems of development of thin oil rims of gas condensate deposits in Eastern Siberia (using the example of the Botuobinskaya deposit of the Chayandinskoye NGKM). *Scientific and technical collection Vesti gazovoy nauki*, 2013, vol. 5, no. 16, pp. 124–133. (In Russ.). Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/problemy-osvoeniya-tonkih-neftyanyh-otorochek-gazokondensatnyh-zalezhey-vostochnoy-sibiri-na-primere-botuobinskoy-zalezhi> (accessed 21 November 2024).
32. Mulyavin S.F., Kuramshin R.M., Laperdin A.N. Methodological recommendations for calculating the coverage factor for well development systems with complex architecture. *Subsoil Use XXI Century*, 2012, no. 5, pp. 32–39. (In Russ.)
33. Peaceman D.W. Interpretation of well-block pressures in numerical reservoir simulation (includes associated paper 6988). *SPE Journal*, 1978, vol. 18, no. 3, pp. 183–194. DOI: 10.2118/6893-PA

### Information about the authors

**Sergey A. Piskunov**, Engineer, National Research Tomsk Polytechnic University, 30, Lenin avenue, Tomsk, 634050, Russian Federation. [piskynovsa@hw.tpu.ru](mailto:piskynovsa@hw.tpu.ru); <https://orcid.org/0009-0007-8491-4596>.

**Anton E. Antonov**, Engineer, National Research Tomsk Polytechnic University, 30, Lenin avenue, Tomsk, 634050, Russian Federation. [antonovae@hw.tpu.ru](mailto:antonovae@hw.tpu.ru); <https://orcid.org/0000-0002-2761-3830>.

**Vadim V. Pokatilov**, Engineer, National Research Tomsk Polytechnic University, 30, Lenin avenue, Tomsk, 634050, Russian Federation. [pokatilovvv@hw.tpu.ru](mailto:pokatilovvv@hw.tpu.ru); <https://orcid.org/0009-0004-3220-112X>.

Received: 03.03.2025

Revised: 24.03.2025

Accepted: 18.06.2025