

**Тан Лиша,**  
Аспирант кафедры системного анализа и управления,  
Санкт-Петербургский горный университет императрицы Екатерины II  
Tang Lisha,  
PhD Candidate, Department of Systems Analysis and Control,  
Empress Catherine II Saint Petersburg Mining University

**ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ ОПТИМИЗАЦИИ РАЗРАБОТКИ  
И ДОБЫЧИ НА НЕФТЕГАЗОВЫХ МЕСТОРОЖДЕНИЯХ  
НА ОСНОВЕ ЧИСЛЕННОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ  
И ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ АЛГОРИТМОВ  
STUDY OF OPTIMIZATION METHODS FOR DEVELOPMENT  
AND PRODUCTION AT OIL AND GAS FIELDS BASED  
ON NUMERICAL SIMULATION AND INTELLIGENT ALGORITHMS**

**Аннотация.** В практике разработки нефтегазовых месторождений корректировка производственных режимов нередко опирается преимущественно на эмпирические подходы, что обуславливает повышенную трудоёмкость и ограниченную воспроизводимость результатов. В настоящей работе предложен замкнутый подход к оптимизации, основанный на интеграции численного моделирования и интеллектуальных алгоритмов. На первом этапе с использованием гидродинамического симулятора формируется физически обоснованная модель пласта, позволяющая детализированно описывать закономерности многофазной фильтрации. Далее, с целью снижения вычислительных затрат, строится суррогатная модель на основе методов машинного обучения, выступающая в качестве высокопроизводительного приближения численного симулятора и обеспечивающая оперативный прогноз динамических показателей разработки. На следующем этапе в качестве целевой функции используется чистая приведённая стоимость (NPV), а оптимизация параметров добычи и закачки выполняется интеллектуальными алгоритмами на базе суррогатной модели. На примере объектов Чанцинского нефтяного района показано, что предложенная схема позволяет сократить длительность оптимизационного цикла от недельного масштаба до часов и потенциально обеспечивает увеличение конечного коэффициента извлечения нефти порядка 5 %. Таким образом, разработанный методический подход может рассматриваться в качестве инструментария для повышения технологической и экономической обоснованности решений при интеллектуализации процессов разработки нефтегазовых месторождений.

**Abstract.** In the practice of oil and gas field development, the adjustment of production operating regimes often relies primarily on empirical approaches, which leads to high labor intensity and limited reproducibility of results. This paper proposes a closed-loop optimization approach based on the integration of numerical simulation and intelligent algorithms. At the first stage, a physically grounded reservoir model is constructed using a hydrodynamic simulator, enabling a detailed description of multiphase flow behavior in porous media. At the second stage, to reduce computational costs, a surrogate model based on machine learning techniques is developed, serving as a high-performance approximation of the numerical simulator and providing rapid prediction of dynamic development indicators. At the next stage, net present value (NPV) is adopted as the objective function, and the optimization of production and injection parameters is carried out using intelligent algorithms based on the surrogate model. Using oilfield objects from the Changqing oilfield region as a case study, it is shown that the proposed framework reduces the optimization cycle from a time scale of weeks to hours and potentially increases the ultimate oil recovery factor by



approximately 5%. Thus, the developed methodological approach can be regarded as an effective tool for improving the technological and economic justification of decisions in the intelligent development of oil and gas fields.

**Ключевые слова:** Оптимизация добычи; численное моделирование; суррогатная модель; интеллектуальные алгоритмы; прогнозирование добычи.

**Keywords:** Production optimization; numerical simulation; surrogate model; intelligent algorithms; production forecasting.

### Введение

Разработка нефтегазовых месторождений осуществляется в условиях существенной неопределённости, связанной с неоднородностью коллекторов, ограниченной информативностью геолого-промысловых данных и изменчивостью эксплуатационных режимов. В этой связи оптимизация производственных параметров с целью повышения нефтеотдачи и экономической эффективности относится к числу приоритетных задач нефтегазовой инженерии.

Вместе с тем традиционная практика корректировки режимов добычи и закачки часто реализуется посредством последовательного перебора вариантов и инженерных эвристик, что приводит к значительным затратам времени и не обеспечивает гарантированного достижения решений, близких к глобальному оптимуму. Кроме того, прямое включение гидродинамического симулятора в итерационную оптимизацию ограничивается высокой вычислительной трудоёмкостью одного прогона и большой размерностью пространства управления, вследствие чего проведение полномасштабной оптимизации для реальных объектов оказывается затруднительным [1; 3; 4].

Следовательно, актуальной является разработка подходов, обеспечивающих совместное использование физически обоснованного численного моделирования и инструментов интеллектуальной обработки данных, позволяющих снизить вычислительные затраты без утраты прикладной значимости результатов. В последние годы концепция «численное моделирование + суррогатная модель + интеллектуальная оптимизация» получила развитие и демонстрирует перспективность для задач управления разработкой [1; 2; 7]. В рамках данной концепции высокоточное моделирование используется для генерации обучающих данных, суррогатная модель обеспечивает быстрый прогноз отклика пласта, а интеллектуальные алгоритмы – автоматизированный поиск рациональных управленческих параметров. Далее в работе рассматриваются методические основы замкнутого контура «моделирование – прогноз – оптимизация» и результаты апробации на примере объектов Чанцинского нефтяного района.

### **1. Методические основы: построение контура «моделирование – прогноз – оптимизация»**

Предлагаемый подход включает три взаимосвязанных этапа: (1) построение гидродинамической модели; (2) формирование суррогатной модели на основе машинного обучения; (3) оптимизацию параметров управления интеллектуальными алгоритмами. Таким образом, обеспечивается переход от ресурсоёмкого численного моделирования к вычислительно эффективной процедуре многовариантного анализа и оптимизации.

В целях проверки эффективности предложенного подхода в работе выполнено исследование оптимизации режимов разработки на примере низкопроницаемого участка одного из нефтяных месторождений Чанцинского нефтяного района. В качестве регионального контекста следует отметить исследования, посвящённые оптимизации разработки нефтяных месторождений Чанцинского нефтяного района при различных сценариях воздействия на пласт, включая задачи повышения нефтеотдачи и экономической



эффективности [6]. Чанцинский нефтяной район является одним из крупнейших нефтедобывающих регионов Китая и характеризуется преобладанием коллекторов с низкой пористостью и проницаемостью, в связи с чем поддержание пластового давления, как правило, осуществляется за счёт водонагнетания. В рамках настоящей работы в качестве объекта исследования выбран типовой эксплуатационный блок с песчаниковым коллектором, для которого реализована девятиточечная система размещения скважин.

### **1.1. Базовый этап: построение численной гидродинамической модели**

На первом этапе формируется численная модель, отражающая геологическое строение и фильтрационные свойства пласта, что является физической основой последующих оптимизационных расчётов. На основе геолого-промысловых данных одного из участков Чанцинского нефтяного района построена трёхмерная модель, описывающая распределение пористости и проницаемости, а также пространственную конфигурацию сетки добывающих и нагнетательных скважин. Для описания течения нефти и воды используется модель типа «black-oil», основанная на уравнениях сохранения массы и законе Дарси. Управляющие воздействия задаются через забойные давления добывающих скважин и параметры режима нагнетания (дебит/давление), что позволяет рассчитывать динамику добычи, обводнённости и пластового давления во времени.

Вместе с тем для низкопроницаемых и существенно неоднородных коллекторов характерна необходимость детализированной расчётной сетки, что повышает вычислительную сложность модели. Следовательно, один прогон симулятора может занимать длительное время, и прямое использование численного моделирования в качестве функции оценки в многократной оптимизации существенно ограничено.

### **1.2. Этап ускорения: построение суррогатной модели на основе машинного обучения**

Для снижения вычислительных затрат применяется суррогатное моделирование, при котором устанавливается аппроксимационная зависимость между входными управляющими параметрами и выходными показателями разработки без непосредственного запуска симулятора [2].

В частности, с использованием методов планирования эксперимента (в т.ч. латинского гиперкубического планирования) формируется набор комбинаций параметров управления: дебиты нагнетания (или забойные давления нагнетательных скважин), забойные давления добывающих скважин и иные параметры, изменяемые по стадиям. Для каждой комбинации выполняется расчёт на гидродинамическом симуляторе с получением выходных показателей (накопленная добыча нефти, динамика обводнённости, конечный коэффициент извлечения, NPV и др.). На основе сформированного массива данных обучается суррогатная модель в виде искусственной нейронной сети (ANN), способной аппроксимировать нелинейные многомерные зависимости.

При обучении используется разделение данных на обучающую, валидационную и тестовую выборки, что позволяет контролировать переобучение и оценивать прогностические свойства модели. В рассматриваемом примере достигнуты высокие показатели качества: для накопленной добычи нефти коэффициент детерминации  $R^2$  составляет порядка 0,99, а средняя относительная ошибка не превышает 5 %. Следовательно, суррогатная модель может применяться как вычислительно эффективный заменитель численного симулятора при сравнительной оценке вариантов.



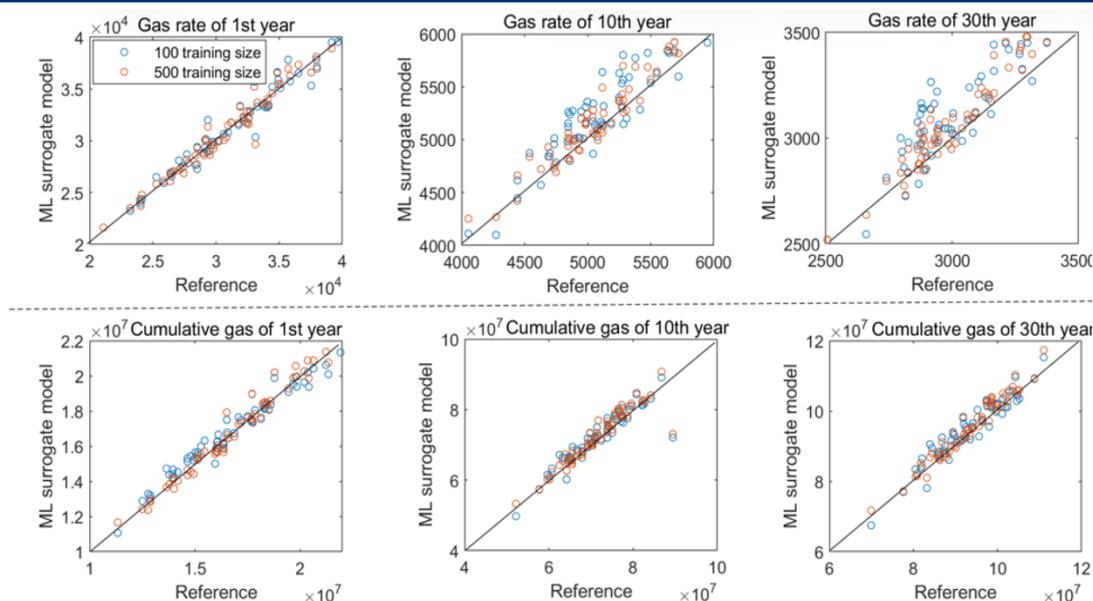


Рисунок 1. Сопоставление прогнозных значений суррогатной модели и результатов высокоточного численного моделирования. Облако точек, расположенное вблизи диагонали, указывает на согласованность прогнозов суррогатной модели с эталонными расчётами. (Составлено автором)

Вместе с тем область применимости суррогатной модели является ограниченной: точность прогноза определяется репрезентативностью обучающей выборки, и при выходе управляющих параметров за пределы диапазонов, покрытых исходными данными, возможна деградация качества. Следовательно, при практическом внедрении целесообразно обеспечивать достаточное покрытие пространства допустимых режимов и, при необходимости, выполнять адаптивное до обучения модели с включением дополнительных результатов численного моделирования. Кроме того, перспективным направлением является формирование ансамблевых суррогатных моделей (surrogate ensemble), объединяющих несколько методов машинного обучения, что повышает устойчивость и обобщающую способность за счёт взаимодополнения моделей [7].

### 1.3. Ключевой этап: оптимизация параметров управления на основе интеллектуальных алгоритмов

Наличие быстродействующей суррогатной модели позволяет формализовать задачу управления разработкой в виде оптимизационной постановки. Управляющие переменные включают режимы нагнетания (дебит/давление), забойные давления добывающих скважин и иные параметры, изменяемые во времени. В качестве целевой функции рассматривается NPV, определяемая как экономический результат за прогнозный период при заданных ценовых и затратных предпосылках (доходы от добычи минус затраты на нагнетание, эксплуатацию и т.п.). Дополнительно задаются технологические ограничения, включая пределы по дебитам/приёмности, ограничения по пластовому давлению и (или) обводнённости, что обеспечивает реализуемость найденных решений. Таким образом, требуется определить такой набор управляющих параметров, который при соблюдении ограничений обеспечивает максимизацию NPV.

Поскольку данная задача характеризуется нелинейностью, многомерностью и наличием ограничений, применение градиентных методов часто оказывается затруднительным. В этой связи используются интеллектуальные методы оптимизации, ориентированные на глобальный поиск. В настоящей работе в качестве решателя применяется



алгоритм роя частиц (PSO), который широко используется в задачах оптимизации режимов разработки и управления скважинами [4; 5].

Практическая реализация заключается во встраивании суррогатной модели в PSO в качестве функции оценки: на каждой итерации формируется множество кандидатных решений (частиц), для которых суррогатная модель вычисляет NPV, после чего выполняется обновление положения частиц с учётом лучших индивидуальных и групповых результатов. Таким образом, достигается баланс между исследованием пространства решений и уточнением найденной области. Как показывают опубликованные исследования, применение PSO и его модификаций позволяет повышать экономические показатели разработки по сравнению с исходными стратегиями, что подтверждает целесообразность сочетания суррогатного моделирования и интеллектуальной оптимизации [4; 5].

Следует отметить, что используемый решатель не является единственно возможным. Для аналогичных задач применимы генетические алгоритмы (GA), байесовская оптимизация, алгоритмы муравьиной колонии и гибридные схемы; выбор определяется структурой переменных управления и требованиями к многокритериальности. При этом принципиальным элементом подхода является именно наличие вычислительно эффективной функции оценки на основе суррогатной модели, что обеспечивает практическую реализуемость многовариантной оптимизации.

### **Применение метода и анализ результатов**

С целью верификации подхода выполнено исследование на примере низко проницаемого участка одного из объектов Чан цинского нефтяного района. Для данного региона характерны низкая пористость и низкая проницаемость коллекторов, вследствие чего поддержание пластового давления в существенной степени обеспечивается вод нагнетанием. В качестве типового объекта рассмотрен песчаниковый коллектор с нефтью низкой–средней вязкости; начальное пластовое давление близко к давлению насыщения. Схема размещения скважин соответствует девятиточечной системе (одна нагнетательная скважина и восемь добывающих), межскважинные расстояния составляют порядка нескольких сотен метров. Исходная стратегия предусматривает фиксированный режим нагнетания и добычу при заданной депрессии, однако по мере разработки наблюдаются рост обводнённости и снижение добычи, что указывает на необходимость оптимизации.

#### **2.1. Характеристика объекта**

Площадь рассматриваемого участка составляет несколько квадратных километров; средняя эффективная толщина пласта – около 20 м. Проницаемость находится в диапазоне 5–50 mD, что соответствует крайне низко проницаемым коллекторам. Эксплуатационная схема включает 1 нагнетательную и 8 добывающих скважин; нагнетательная расположена в центре, добывающие – по периферии, расстояние порядка 500 м. Исторические данные использованы для адаптации гидродинамической модели, что обеспечивает воспроизведение начальных тенденций добычи и обводнённости и повышает достоверность прогнозных расчётов.

#### **2.2. Обучение и верификация суррогатной модели**

Для обучения суррогатной модели сформированы 100 вариантов режимов управления вокруг базового сценария (включая стадийное изменение дебита закачки и целевых значений забойных давлений добывающих скважин). Для каждого варианта выполнен расчёт на симуляторе с получением временных рядов накопленной добычи, обводнённости и NPV. На основе данных обучена трёхслойная нейросетевая модель прямого распространения; применены адаптивная настройка шага обучения и ранняя остановка. Независимая проверка на 20 дополнительных вариантах показала: средняя относительная ошибка прогноза NPV порядка 3 %, накопленной добычи – порядка 2 %,  $R^2$  превышает 0,99. Следовательно, суррогатная модель обеспечивает требуемую точность для сравнительной оценки вариантов и последующей оптимизации.



С вычислительной точки зрения достигается существенное ускорение: если один прогон численного симулятора занимает порядка 2 часов, то получение прогноза суррогатной моделью требует менее 1 секунды. Таким образом, создаётся вычислительная возможность выполнения большого числа итераций оптимизации без чрезмерных временных затрат.

### 2.3. Результаты оптимизации

Оптимизация выполнена методом PSO при размере роя 30 частиц; каждая частица кодирует поэтапные параметры нагнетания и последовательности забойных давлений добывающих скважин на прогнозный период. Проведено 50 итераций (порядка 1500 оценённых вариантов). Наблюдается сходимости целевой функции примерно после 30-й итерации, что интерпретируется как достижение устойчивой области решений.

Оптимальный сценарий характеризуется перераспределением управления по стадиям: на ранней стадии закачка умеренно увеличивается для поддержания энергии пласта, на поздней стадии интенсивность нагнетания снижается с целью ограничения избыточного притока воды. Для добывающих скважин реализуется стадийная стратегия забойного давления: вначале – более низкие значения (усиление депрессии) для интенсификации добычи, далее – постепенное повышение для стабилизации режима и замедления роста обводнённой.

Проверка оптимального сценария на высокоточном численном симуляторе показывает: кривые дебита нефти смещаются вверх, а рост обводнённой замедляется. Накопленная добыча увеличивается примерно на 5 % от геологических запасов в пределах прогнозного периода; конечный коэффициент извлечения возрастает ориентировочно с 30 % до значений, близких к 35 %. Экономический эффект выражается ростом NPV порядка 10 %. Полученные результаты согласуются с выводами исследований, в которых применение интеллектуальной оптимизации и алгоритмов PSO приводило к увеличению экономических показателей разработки относительно исходных режимов [4; 5].

### Заключение

Результаты выполненного исследования свидетельствуют о том, что интеграция численного моделирования, суррогатных моделей и интеллектуальных алгоритмов обеспечивает методически обоснованную и вычислительно реализуемую схему автоматизированной оптимизации режимов разработки. Во-первых, за счёт применения суррогатной модели достигается сокращение длительности оптимизационного цикла и повышение воспроизводимости расчётов. Во-вторых, использование интеллектуального решателя обеспечивает поиск рациональных решений в многомерном пространстве параметров управления при наличии ограничений, снижая зависимость результата от субъективного подбора сценариев.

Вместе с тем следует учитывать ограничения подхода. Точность суррогатной модели определяется качеством обучающих данных; при существенных изменениях модели пласта или при выходе параметров за пределы обучающего диапазона возможны систематические ошибки прогноза, влияющие на корректность оптимизационных решений. Следовательно, требуется обеспечивать репрезентативность обучающей выборки и предусматривать механизмы актуализации модели. Кроме того, при необходимости одновременного учёта нескольких критериев целесообразно переходить к многокритериальной постановке и анализу Парето-оптимальных решений.

В целом предложенный контур «численное моделирование – суррогатная модель – интеллектуальная оптимизация» обеспечивает переход от эмпирического подбора параметров к формализованному вычислительному поиску рациональных режимов. При интеграции с цифровыми системами мониторинга и регулярным обновлением данных подход может быть развит в направлении замкнутой динамической оптимизации режимов управления.



*Список литературы:*

1. Wang L., Yao Y., Zhang T., Adenutsi C.D., Zhao G., Lai F. A rapid intelligent multi-fidelity surrogate-assisted multi-objective optimization method for water-flooding reservoir production optimization // *Arabian Journal of Geosciences*. 2022. Vol. 15, No. 3. DOI: 10.1007/s12517-022-09575-5.
2. Mahmoodian M., Torres-Matallana J.A., Leopold U., Schutz G., Clemens F.H.L.R. A Data-Driven Surrogate Modelling Approach for Acceleration of Short-Term Simulations of a Dynamic Urban Drainage Simulator // *Water*. 2018. Vol. 10, No. 12. Art. 1849. DOI: 10.3390/w10121849.
3. Zhong C., Zhang K., Xue X., Qi J., Zhang L., Yan X., et al. Historical Window-Enhanced Transfer Gaussian Process for Production Optimization // *SPE Journal*. 2022. Vol. 27, No. 5. (Данные по страницам/DOI при необходимости уточняются по OnePetro).
4. Han X., Zhong (и др.) Well Control Optimization of Offshore Horizontal Steam Flooding Wells Using Artificial Intelligence Algorithm // *Offshore Technology Conference Asia (OTC Asia)*. 2022. Paper OTC-31466-MS.
5. Kumar A. Multi-stage, multi-swarm PSO for joint optimization of well placement and control // *arXiv preprint*. 2021. arXiv:2106.01146.
6. Gao C., Jia J., Fan W., Chen S., Hu T., Wang X., Du K., Zhao Y., Rui Z. Optimization of CO<sub>2</sub> flooding under dual goals of oil recovery and CO<sub>2</sub> storage: Numerical case studies of the first-ever CCUS pilot in Changqing oilfield // *Geoenergy Science and Engineering*. 2024. Art. 213063. DOI: 10.1016/j.geoen.2024.213063.
7. Zhou J., Wang H., Xiao C., Zhang S. Hierarchical Surrogate-Assisted Evolutionary Algorithm for Integrated Multi-Objective Optimization of Well Placement and Hydraulic Fracture Parameters in Unconventional Shale Gas Reservoir // *Energies*. 2023. Vol. 16, No. 1. Art. 303. DOI: 10.3390/en16010303.

