DOI: https://doi.org/10.25689/NP.2025.4.221-234
EDN EYXTCV
УДК 004.8:622.279.23/.4

Повышение эффективности разработки газовых месторождений за счет перераспределения отборов между скважинами с использованием машинного обучения

[1,2]Юшков А.Ю., [1,2]Огай В.А., [2]Хакимов Р.Н., [2]Булычев Н.Д., [3]Федореев Ю.Г.

[1]ООО «РН-Геология Исследования и Разработка», Тюмень, Россия

[2]ФГБОУ ВО «Тюменский индустриальный университет», Тюмень, Россия

[3]Российский государственный университет нефти и газа (национальный исследовательский университет) им. И.М. Губкина, Москва, Россия

Improving the efficiency of gas field development by redistributing well production using machine learning

[1,2]A.Yu. Yushkov, [1,2]V.A. Ogai, [2]R.N. Khakimov, [2]N.D. Bulychev, [3]Yu.G. Fedoreev

[1]RN-Geology Research and Development LLC, Tyumen, Russia

[2]Industrial University of Tyumen, Tyumen, Russia

[3]Gubkin Russian State University of Oil and Gas (National Research University), Moscow, Russia

E-mail: ayyushkov@rn-gir.rosneft.ru

Аннотация. Задача оптимального управления разработкой газовых залежей, в частности задача регулирования дебитов скважин, является актуальной. В статье показано, что регулирование дебитов в период постоянной добычи влияет на коэффициент извлечения газа (КИГ). Для получения взаимосвязи оптимальной величины направляющего дебита с известными параметрами скважины использовано машинное обучение. Для формирования обучающей выборки были созданы «синтетические» гидродинамические модели (ГДМ) газовых залежей, на которых воспроизведено 40 различных вариантов разработки, отличающихся числом и расположением скважин. Для каждого варианта разработки при помощи инструментов оптимизации получены лучшие варианты распределения дебитов, которые вошли в обучающую выборку. Реализованная модель

использует алгоритм «Случайный лес» (Random Forest). В тестовом примере при распределении дебитов по ML-модели накопленный дисконтированный прирост добычи газа составил 164 млн.м^3 (+0,56% к КИГ) при эталонном распределении (оптимизатор) плюс 255 млн.м^3, что говорит о применимости инструмента в качестве быстродействующей (но менее точной) альтернативы оптимизатору. Сделан вывод о том, что предобученные ML-модели можно использовать внутри оптимизационных алгоритмов для получения решения «первого приближения», что позволяет существенно ускорить дальнейший поиск оптимума.

Ключевые слова: *разработка газовых месторождений, технологический режим, дебит газа, оптимизация, машинное обучение, гидродинамическое моделирование*

Для цитирования: Юшков А.Ю., Огай В.А., Хакимов Р.Н., Булычев Н.Д., Федореев Ю.Г. Повышение эффективности разработки газовых месторождений за счет перераспределения отборов между скважинами с использованием машинного обучения // Нефтяная провинция.-2025.-№4(44).-С. 221-234. - DOI https://doi.org/10.25689/NP.2025.4.221-234. - EDN EYXTCV

Abstract. The task of optimal control of gas field development, in particular the task of well rate regulation, is a relevant one. The article shows that rate regulation during the period of constant production affects the gas recovery factor (GRF). Machine learning was used to derive the relationship between the optimal target production rate and the known well parameters. To form a training dataset, "synthetic" hydrodynamic models of gas deposits were created, simulating 40 different development scenarios differing in the number and location of wells. For each development scenario, the best rate allocation options were obtained using optimization tools and included in the training dataset. The implemented model uses the Random Forest algorithm. In a test case, when allocating rates based on the ML model, the accumulated discounted incremental gas production amounted to 164 million m³ (+0.56% to GRF) compared to the reference distribution (optimizer), plus 255 million m³, which indicates the applicability of the tool as a fast (but less accurate) alternative to the optimizer. It is concluded that pretrained ML models can be used within optimization algorithms to obtain a "first approximation" solution, which significantly speeds up the subsequent search for the optimum.

Key words: *gas field development, production strategy, gas flow rate, optimization, machine learning, hydrodynamic modeling*

For citation: A.Yu. Yushkov, V.A. Ogai, R.N. Khakimov, N.D. Bulychev, Yu.G. Fedoreev Povysheniye effektivnosti razrabotki gazovykh mestorozhdeniy za schet pererаspredeleniya otborov mezhdu skvazhinami s ispol'zovaniyem mashinnogo obucheniya [Improving the efficiency of gas field development by redistributing well production using machine learning]. Neftyanaya Provintsiya, No. 4(44), 2025. pp. 221-234. DOI https://doi.org/10.25689/NP.2025.4.221-234. EDN EYXTCV (in Russian)

Активная добыча газа в Тюменской области ведётся с 1970-х годов. Крупные сеноманские залежи на глубинах около 1000 м уже разрабатываются, но на севере области (например, полуостров Ямал) находится ещё много не освоенных залежей с незначительной газонасыщенной толщиной (20-30 м и меньше). Основная проблема их разработки заключается в быстром поступлении подошвенной воды в добывающие скважины. Повысить экономическую эффективность их разработки можно ещё на этапе проектирования. Современные возможности гидродинамического моделирования позволяют найти оптимальный вариант по количеству, размещению скважин и годовой добыче газа. По экспертной оценке, качественное геологическое изучение, моделирование и оптимизация проектных решений могут обеспечить дополнительный прирост в итоговом коэффициенте извлечения газа (КИГ) на 5–10 % при среднем его значении 0,70–0,75 для залежей такого типа.

Однако, когда месторождение уже разбурено и стартовала добыча газа, начинает поступать новая геолого-промысловая информация, и сразу возникает задача оптимального управления разработкой, в частности задача регулирования дебитов скважин. Эта задача становится первостепенной для всех служб, как сопровождающих работу скважин и залежи, так и оптимизирующих внутрипромысловый транспорт и подготовку газа. Значения дебитов каждой добывающей скважины и сопутствующие рабочие параметры (давления, температуры) составляют основу ежемесячного (или ежеквартального) технологического режима работы скважин и промысла в целом. Управление дебитами в первую очередь позволяет оптимизировать потоки и термодинамический режим в системе сбора, подготовки и компримирования газа. С другой стороны, перераспределение отборов газа между скважинами определяет характер снижения давления и внедрения воды на отдельных участках залежи, т.е. дренирование залежи с точки зрения её раз-

работки как геологического объекта. Правильное решение именно этой части задачи, как показано далее, позволяет получить прирост КИГ ещё на 1–1,5 %.

Варианты решения задачи оптимального перераспределения дебитов газовых скважин рассматриваются во многих публикациях. Все решения можно условно разделить на четыре группы. Первая, наиболее многочисленная группа решений предусматривает перераспределение дебитов для оптимизации потоков в системе сбора и компримирования газа [1, 2]. Вторая группа направлена на решение оптимизационной задачи максимизации добычи газоконденсата при неизменной (заданной) добыче газа [3, 4]. Третья группа рассматривает регулирование отборов газа как инструмент минимизации «потерь пластовой энергии» в процессе неравномерного истощения газовой залежи [5]. И, наконец, в четвёртой группе публикаций исследуется влияние перераспределения отборов газа на характер обводнения скважин и на внедрение подошвенной воды, что предопределяет итоговую газоотдачу [6].

Необходимо отметить, что в период «плато» добычи газа вариантов регулирования скважин может быть очень много – на устьях скважин ещё имеется резерв по давлению (Рис. 1), даже если назначить высокие дебиты отдельным скважинам. При этом, каждый вариант регулирования обеспечивает одну и ту же величину суммарной суточной (годовой) добычи газа, поэтому *в период «плато» мгновенный эффект от регулирования в виде дополнительной добычи газа не может быть получен*.

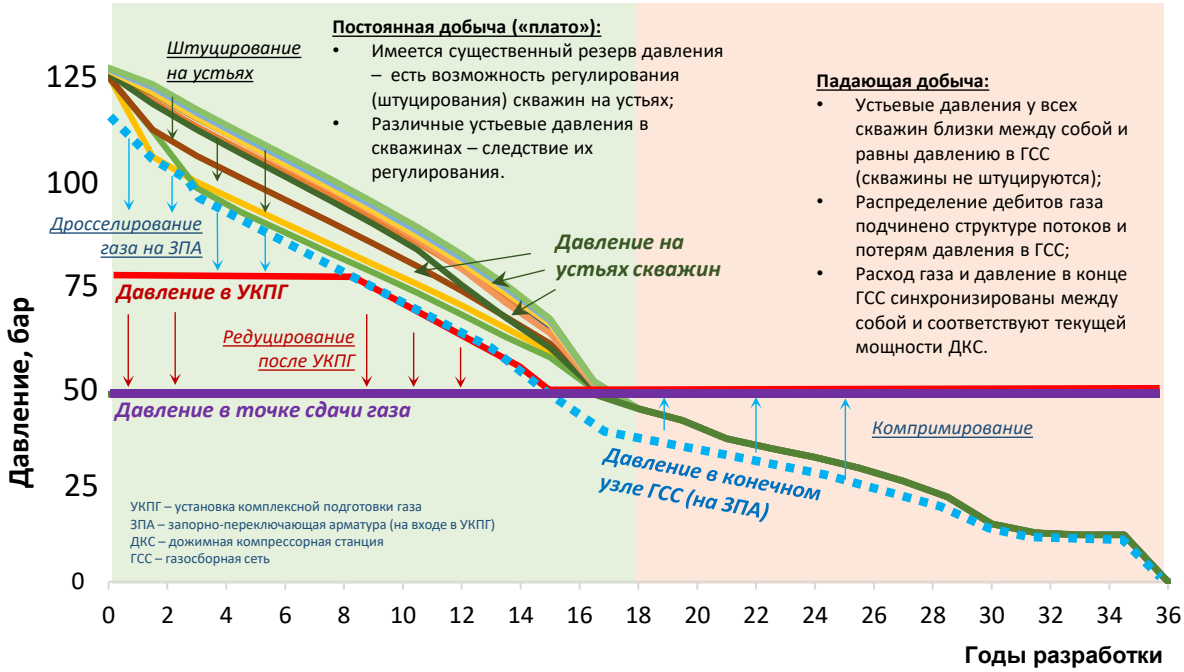


Рис. 1. Возможности регулирования скважин в процессе разработки газовой залежи

Расчёты на гидродинамических моделях (ГДМ) «водоплавающих» газовых залежей с малой газонасыщенной толщиной показывают, что различные варианты регулирования скважин в начальный период разработки влияют на длительность «плато» и на добычу газа в период падающей добычи, определяя итоговый КИГ. На рис. 2 показано сравнение вариантов моделирования разработки гипотетической газовой залежи с одинаковым числом и расположением добывающих скважин. График годовой добычи газа синего цвета соответствует стандартной схеме распределения стартовых дебитов скважин по так называемым «потенциалам» (или продуктивности) скважин. Профиль добычи оранжевого цвета получен при помощи оптимизатора, который в автоматическом режиме управлял расчётами на ГДМ, перебирая различные варианты стартовых направляющих дебитов. В качестве целевой функции для оптимизатора принята максимизация накопленной добычи газа. Прирост накопленной добычи в варианте с оптимизацией составил 851 млн.м^3 газа или почти 1% от КИГ.

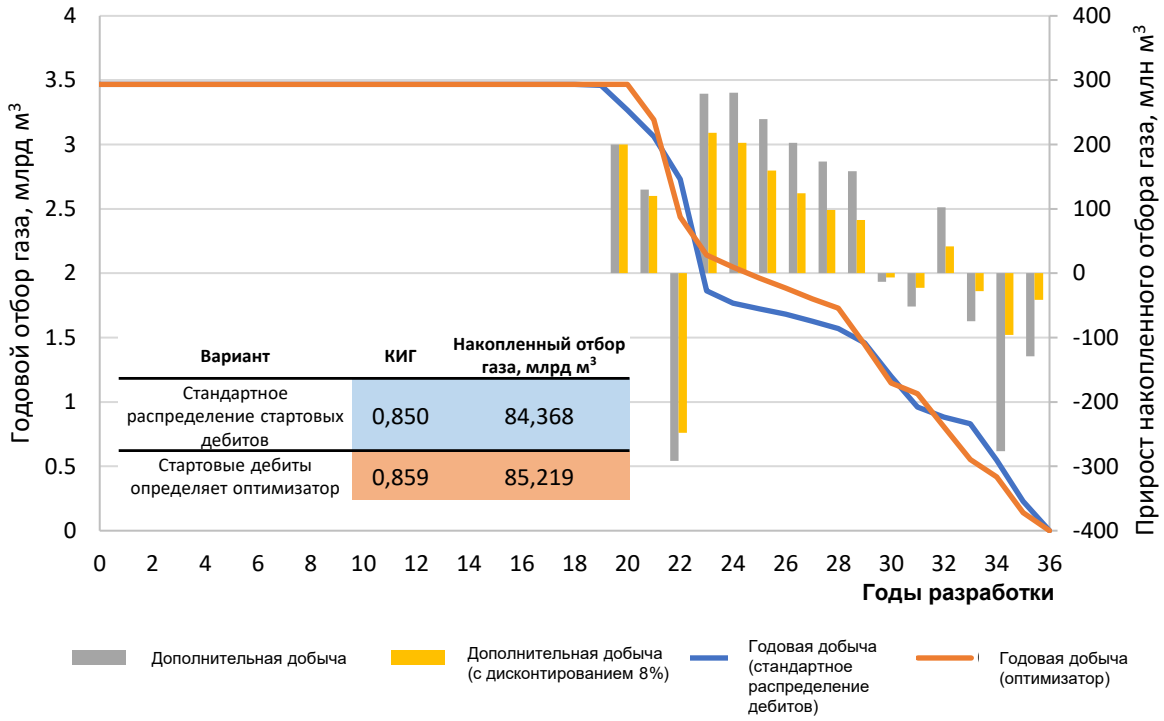


Рис. 2. Результаты оптимизации стартовых дебитов газодобывающих скважин

Предположительно, оптимизатором был выбран вариант распределения направляющих дебитов, при которых продлевается время безводной работы конкретных скважин с учётом сохранения давления в центральной части зоны отбора газа. При этом, значение оптимального направляющего дебита скважины может быть связано с несколькими уже известными геолого-технологическими факторами. Например, дебит скважины можно увеличить, если средние фильтрационно-емкостные свойства пласта (ФЕС) в блоке от забоя скважины до начального газоводяного контакта (ГВК) достаточно низкие и вода начнёт поступать в скважину не скоро. С другой стороны, высокие дебиты соседних скважин могут ускорить обводнение скважины, данный фактор также может быть принят во внимание. Таким образом, первоначально авторами были определены 16 ключевых параметров, характеризующих каждую скважину и, предположительно, влияющих на величину оптимального направляющего дебита:

– Проводимость газонасыщенной, переходной и водоносной зоны в районе скважины (произведение проницаемости на эффективную толщину пласта), мД*м;
– Длина горизонтального участка скважины, м;
– Расстояние от нижней точки траектории скважины до абсолютной отметки ГВК, м;
– Расстояние от скважины до контура газоносности, м;
– Поровый объем, условно дренируемый скважиной, $м^3$;
– Площадь условного дренирования скважины, $м^2$;
– Расстояния от скважины до трёх ближайших скважин, м;
– Проводимость газонасыщенного разреза в районе трёх ближайших скважин, мД*м;
– Средняя плотность сетки скважин в зоне отбора $м^2$/скв;
– Годовой темп отбора газа, % от начальных геологических запасов (НГЗ) газа.

Аналитически взаимосвязь оптимального направляющего дебита скважины (или её доли в общей добыче газа) со значениями этих параметров установить достаточно проблематично, при этом альтернативным методом для получения этих взаимосвязей могут стать нейросети или другие методы машинного обучения (ML-модели).

Для формирования обучающей выборки было создано несколько синтетических ГДМ «водоплавающих» газовых залежей (аналогов сеноманских), для каждой принято несколько возможных вариантов разработки, которые отличаются числом и расположением скважин, величиной годового отбора газа в период плато. Всего 40 вариантов разработки в общей сложности около 6000 раз «прокручены» на оптимизаторе, получены самые лучшие варианты распределения дебитов. Затраченное на расчёты время соста-

вило порядка 640 машино-часов. Результаты собраны в обучающую выборку (716 записей). Выборка содержит факторы, предположительно влияющие на итоговое значение направляющего дебита и сами значения оптимального направляющего дебита (Табл. 1).

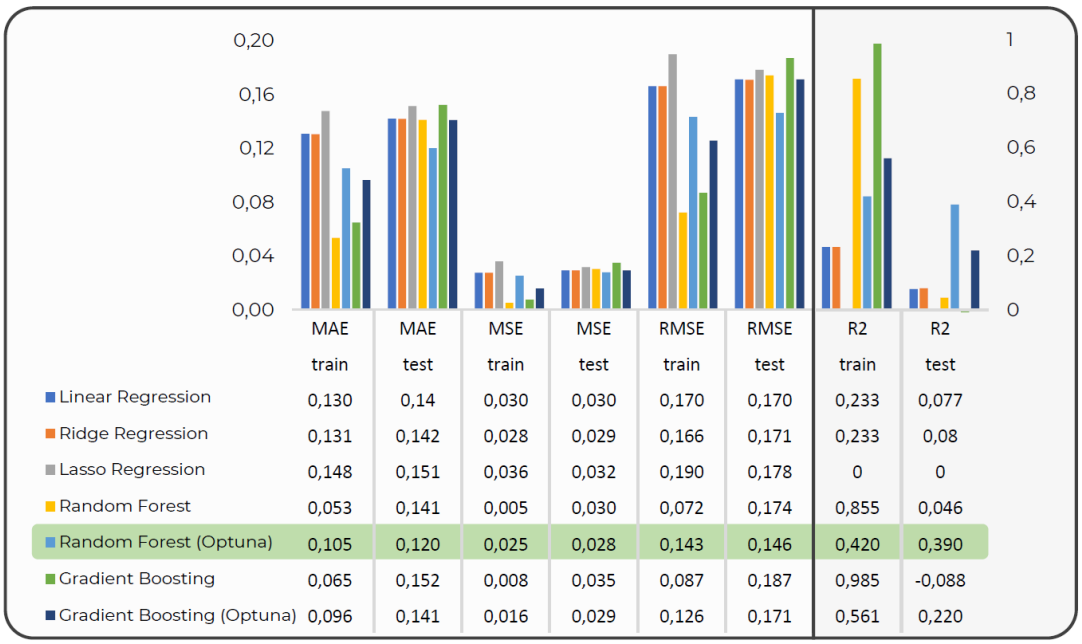
Таблица 1

Фрагмент обучающей выборки (3 из 716 строк)

Проводимость газонасыщенной, переходной и водоносной зоны в районе скважины			*Длина горизонтального участка скважины**	Расстояние от нижней точки траектории скважины до абс.отм. ГВК	Расстояние от скважины до контура газоносности	Объем дренирования на скважину	Площадь дренирования на скважину	Расстояние от скважины до трёх ближайших скважин			Проводимость газонасыщенного разреза в районе трёх ближайших скважин			*Средняя плотность сетки скважин в зоне отбора*	Годовой темп отбора газа	**Оптимальный направляющий дебит скважины**
мД*м			м	м	м	м3	м2	м	м	м	мД*м			*м2/скв*	% от НГЗ	**д.ед.**
1	2	3	*4*	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	*15*	16	
kh_g	**kh_gw**	***kh_w***	***Lgs***	**h_gwc**	**L_gwc**	**Vdren**	**Sdren**	**L1**	**L2**	**L3**	**kh1**	**kh2**	**kh3**	***Skr***	**Temp**	**OFR**
14849	4904	*20346*	*350*	20,50	3047	4.576E+09	13062500	2564	2564	2564	16151	17984	15521	*21925000*	3,10	**0,11**
14345	4372	*20781*	*350*	32,70	3193	4.869E+09	13812500	2564	2564	2564	16509	16763	19613	*21925000*	3,10	**0,10**
16791	4700	*21083*	*350*	29,20	5320	8.121E+09	20625000	2564	2564	2564	19193	16509	16763	*21925000*	3,10	**0,05**

** Примечание: курсивом отмечены параметры, исключённые из финального датасета после анализа коллинеарности*

Далее проведён анализ коллинеарности параметров – выявление степени корреляции признаков с целевой переменной. По результатам анализа из выборки были исключены три признака (Табл.1), оставшееся число входных параметров – 13. После этого проведён анализ и выбор наиболее подходящего алгоритма машинного обучения. Лучшим оказался метод «Случайного леса» (Random Forest), так как показал наименьшие ошибки и наибольшую стабильность при обучении и тестировании (Рис. 3).



	MAE train	MAE test	MSE train	MSE test	RMSE train	RMSE test	R2 train	R2 test
Linear Regression	0,130	0,14	0,030	0,030	0,170	0,170	0,233	0,077
Ridge Regression	0,131	0,142	0,028	0,029	0,166	0,171	0,233	0,08
Lasso Regression	0,148	0,151	0,036	0,032	0,190	0,178	0	0
Random Forest	0,053	0,141	0,005	0,030	0,072	0,174	0,855	0,046
Random Forest (Optuna)	0,105	0,120	0,025	0,028	0,143	0,146	0,420	0,390
Gradient Boosting	0,065	0,152	0,008	0,035	0,087	0,187	0,985	-0,088
Gradient Boosting (Optuna)	0,096	0,141	0,016	0,029	0,126	0,171	0,561	0,220

Рис. 3. Результаты сравнения алгоритмов машинного обучения

Прогностическая способность полученной ML-модели протестирована на независимой синтетической ГДМ. В модели размещены 18 добывающих скважин, задан некоторый уровень отбора газа в период «плато». При распределении дебитов по ML-модели накопленный дисконтированный прирост добычи газа составил 164 млн.м^3 (+0,56 % к КИГ) при эталонном распределении (оптимизатор) плюс 255 млн.м^3 (Табл. 2).

Таблица 2

Результаты тестирования ML-модели на независимой ГДМ

Вариант	КИГ, %	Накопл. отбор газа, млрд.м^3	Прирост накопл. отбора, млн.м^3	Прирост накопл. отбора (с дисконти-рованием), млн.м^3
Стандартное распределение дебитов	73,51	60,35	-	-
Дебиты распределены оптимизатором	74,08	60,82	470	255
Дебиты распределены по ML-модели	73,92	60,69	340	164

На рис. 4 показано как распределяют стартовые дебиты оптимизатор и ML-модель. В целом, характер распределения дебитов по ML-модели соответствует результатам, полученным на оптимизаторе.

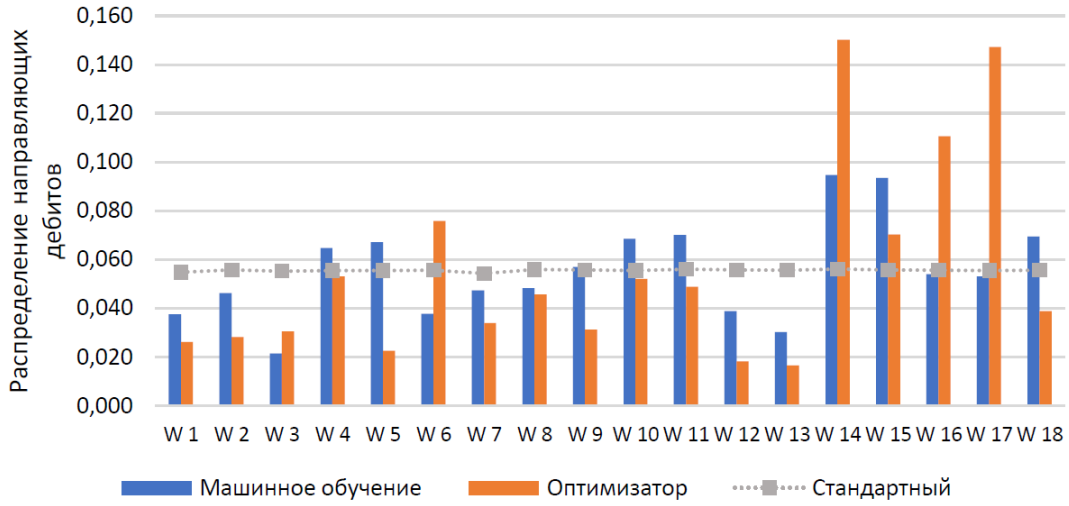


Рис.4. Распределение направляющих дебитов скважин

Полученную ML-модель можно использовать в качестве быстродействующей рекомендательной системы для получения оптимальных направляющих дебитов. Однако её прогностическая способность снижается для моделей и залежей, имеющих другую геологическую концепцию (например, если у пласта другой геолого-статистический разрез). Проверка ML-модели на подобных ГДМ показала незначительный прирост эффективности по сравнению с прямым использованием оптимизатора. Кроме того, получение оптимальных направляющих дебитов является «однократной» задачей (получаются один раз, в начале разработки), что ограничивает применение инструмента в повседневной деятельности промысловых служб.

Другим важным результатом проведённой работы является предположение о том, что предобученные ML-модели можно использовать внутри оптимизационных алгоритмов для получения решения «первого приближения», от которого можно оттолкнуться в поисках глобального оптимума. Данное предположение было проверено в ходе вычислительного эксперимента (Рис. 5). Как видно из рисунка, стартовое распределение дебитов, полученное по ML-модели, позволяет существенно ускорить дальнейший поиск оптимума.

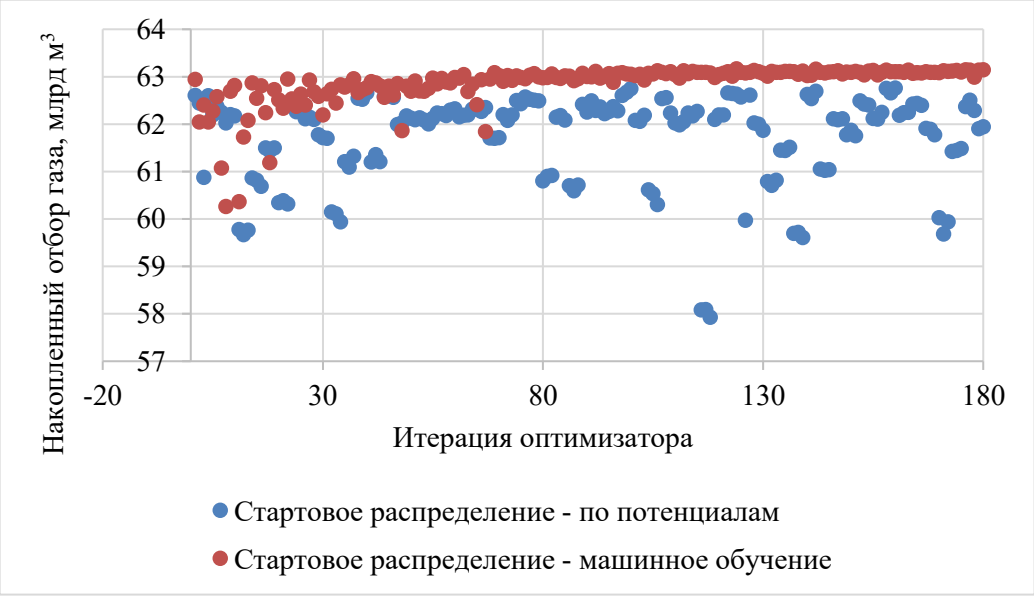


Рис. 5. Динамика приближения к оптимуму при различном стартовом распределении дебитов после 180 итераций на оптимизаторе

Результаты и выводы:

1. Характер распределения дебитов газа между скважинами в период постоянной добычи существенно влияет на итоговый КИГ. Расчёты на гидродинамических моделях показали, что применение инструментов оптимизации для распределения стартовых дебитов скважин позволяет получить прирост КИГ до 1-1,5 % относительно вариантов со «стандартным» распределением дебитов (по «потенциалам» скважин).
2. Оптимальный направляющий дебит каждой скважины косвенно может быть связан сразу с несколькими известными параметрами. Для получения этой взаимосвязи использовано машинное обучение. Для формирования обучающей выборки было создано несколько синтетических ГДМ газовых залежей, на которых воспроизведено 40 вариантов разработки, отличающихся числом и расположением скважин, а также величиной годового отбора газа в период плато. Каждый вариант в среднем 150 раз «прокручен» на оптимизаторе, получены самые лучшие варианты распределения дебитов, которые вошли в обучающую выборку.
3. Реализованная ML-модель использует алгоритм «Случайный лес» (Random Forest). В тестовом примере при распределении дебитов по ML-модели накопленный дисконтированный прирост добычи газа составил 164 млн.м^3 (+0,56 % к КИГ) при эталонном распределении (оптимизатор) плюс 255 млн.м^3, что говорит о применимости инструмента в качестве быстродействующей (но менее точной) альтернативы оптимизатору.
4. Предобученные ML-модели можно использовать внутри оптимизационных алгоритмов для получения решения «первого приближения». Вычислительный эксперимент показал, что стартовое распределение дебитов, полученное по ML-модели, позволяет существенно ускорить дальнейший поиск оптимума.

Список источников

1. Архипов Ю.А. Совершенствование методов обоснования режимов работы газовых скважин: дис. канд. техн. наук. Москва, 2011. 159 с.
2. Поспелова Т.А., Аржиловский А.В., Харитонов А.Н., Юшков А.Ю., Стрекалов А.В., Лопатин Р.Р., Лознюк О.А., Архипов Ю.А. Концепция интеллектуализации газовых и газоконденсатных промыслов / Нефтяное хозяйство. – 2019. – № 11. – С. 58-63.
3. Назаров А. В. Развитие методов математического моделирования для проектирования и анализа разработки нефтегазоконденсатных месторождений: дис. докт. техн. наук. Ухта, 2012. 427 с.
4. Трубачева И. А., Ермолаев А.И., Некрасов А.А. Метод распределения заданного отбора газа по скважинам газоконденсатного месторождения с целью увеличения конденсатоотдачи / Автоматизация, телемеханизация и связь в нефтяной промышленности. – 2018. – № 3. – С. 35-40.
5. Ермолаев А.И., Некрасов А.А., Трубачева И.А. Распределение заданного суммарного отбора газа по скважинам газоконденсатной залежи по критерию минимума потерь пластовой энергии / Наука и техника в газовой промышленности. – 2019. – № 2(78). – С. 57-67.
6. Шаяхметов А.И. Прогнозирование обводнения фонда добывающих скважин на крупных газовых месторождениях: дис. канд. техн. наук. Уфа, 2014. 144 с.

References

1. Arkhipov Yu.A. Sovershenstvovanie metodov obosnovaniya rezhimov raboty gazovykh skvazhin [Improvement of methods for substantiating the operating modes of gas wells]. Moscow, 2011. 159 p. (in Russian)
2. Pospelova T.A., Arzhilovsky A.V., Kharitonov A.N., Yushkov A.Yu., Strekalov A.V., Lopatin R.R., Loznyuk O.A., Arkhipov Yu.A. Kontseptsiya intellektualizatsii gazovykh i gazokondensatnykh promyslov [The concept of intellectualization of gas and gas-condensate fields]. Neftyanoe Khozyaystvo [Oil Industry], 2019, no. 11, pp. 58-63. (in Russian)
3. Nazarov A.V. Razvitie metodov matematicheskogo modelirovaniya dlya proektirovaniya i analiza razrabotki neftegazokondensatnykh mestorozhdeniy [Development of mathematical modeling methods for the design and analysis of oil and gas condensate field development]. Ukhta, 2012. 427 p. (in Russian)
4. Trubacheva I.A., Ermolaev A.I., Nekrasov A.A. Metod raspredeleniya zadannogo otbora gaza po skvazhinam gazokondensatnogo mestorozhdeniya s tsel'yu uvelicheniya kondensatootdachi [A method for allocating a given gas production rate among wells of a gas-condensate field to increase condensate recovery]. Avtomatizatsiya, telemekhanizatsiya i svyaz' v neftyanoi promyshlennosti [Automation, Telemechanization and Communication in the Oil Industry], 2018, no. 3, pp. 35-40. (in Russian)
5. Ermolaev A.I., Nekrasov A.A., Trubacheva I.A. Raspredelenie zadannogo summarnogo otbora gaza po skvazhinam gazokondensatnoi zalezhi po kriteriyu minimuma poter' plastovoi energii [Allocation of a given total gas production rate among wells of a gas-condensate pool based on the criterion of minimum reservoir energy loss]. Nauka i tekhnika v gazovoi promyshlennosti [Science and Technology in the Gas Industry], 2019, no. 2(78), pp. 57-67. (in Russian)
6. Shayakhmetov A.I. Prognozirovanie obvodneniya fonda dobyvayushchikh skvazhin na krupnykh gazovykh mestorozhdeniyakh [Forecasting water breakthrough in the stock of production wells at large gas fields]. Ufa, 2014. 144 p. (in Russian)

Сведения об авторах

Юшков Антон Юрьевич, кандидат технических наук, старший эксперт по разработке газовых месторождений, ООО «РН-Геология Исследования и Разработка»
Россия, 625002, Тюмень, ул. Осипенко, 79/1
E-mail: ayyushkov@rn-gir.rosneft.ru

Огай Владислав Александрович, руководитель группы сопровождения исследований, ООО «РН-Геология Исследования и Разработка»
Россия, 625002, Тюмень, ул. Осипенко, 79/1
E-mail: vaogay@tnnc.rosneft.ru

Хакимов Ренат Наильевич, магистрант, ФГБОУ ВО «Тюменский индустриальный университет»
Россия, 625027, Тюмень, ул. Мельникайте, 70
E-mail: renat.khakimov03@mail.ru

Булычев Никита Денисович, магистрант, ФГБОУ ВО «Тюменский индустриальный университет»
Россия, 625027, Тюмень, ул. Мельникайте, 70
E-mail: nikitabul2004@gmail.com

Федореев Юрий Георгиевич, магистрант, Российский государственный университет нефти и газа (национальный исследовательский университет) им. И.М. Губкина
Россия, 119296, Москва, ул. Ленинский проспект, 65к1
E-mail: fedoreev.4@gmail.com

Authors

A.Yu. Yushkov, PhD in Technical Sciences, Senior Expert in Gas Field Development, RN-Geology Research and Development LLC
79/1, Osipenko St., Tyumen, 625002, Russian Federation
E-mail: ayyushkov@rn-gir.rosneft.ru

V.A. Ogai, Head of Research Support Group, RN-Geology Research and Development LLC
79/1, Osipenko St., Tyumen, 625002, Russian Federation
E-mail: vaogay@tnnc.rosneft.ru

R.N. Khakimov, Master's student, Tyumen Industrial University
70, Melnikayte St., Tyumen, 625027, Russian Federation
E-mail: renat.khakimov03@mail.ru

N.D. Bulychev, Master's student, Tyumen Industrial University
70, Melnikayte St., Tyumen, 625027, Russian Federation
E-mail: nikitabul2004@gmail.com

Yu.G. Fedoreev, Master's student, Gubkin Russian State University of Oil and Gas (National Research University)
65k1, Leninsky Prospekt, Moscow, 119296, Russian Federation
E-mail: fedoreev.4@gmail.com

Статья поступила в редакцию 20.09.2025
Принята к публикации 15.12.2025
Опубликована 30.12.2025