

DOI: <https://doi.org/10.25689/NP.2023.4.282-298>

EDN VKLNRN

УДК 004.9:622.276.1/4

## **Применение алгоритмов машинного обучения для замены компонентов интегрированной модели нефтегазового месторождения**

*Исмагилова З.Ф., Пристов М.А., Шайхетдинов Р.И.*

*Альметьевский государственный нефтяной институт, Альметьевск, Россия*

## **Application of machine-learning algorithms to substitute for some components of integrated oilfield model**

*Z.F. Ismagilova, M.A. Pristov, R.I. Shaikhetdinov*

*Almetyevsk State Petroleum Institute, Almetyevsk, Russia*

**E-mail: [iiii.iskandar@inbox.ru](mailto:iiii.iskandar@inbox.ru)**

**Аннотация.** В работе рассмотрена методика замены части интегрированной модели нефтегазового месторождения на модель машинного обучения. Это позволит уменьшить время расчета данной модели и увеличить ее отклик. Выделено четыре наиболее подходящих алгоритма, выполнено тестовое обучение и предсказание параметров расчета одного из компонентов интегрированной модели. Как пример рассматривается интегрированная модель нефтегазового месторождения, построенная на базе ПО Petroleum Experts. Созданы и подготовлены синтетические модели и модели реальных месторождений. Оценена степень влияния эксплуатационных параметров на расчет интегрированной модели. Разработаны методики, позволяющие учитывать влияние данных параметров без построения интегрированной модели. Оценена возможность использования машинного обучения для замены компонентов интегрированной модели. Алгоритм машинного обучения написан на языке программирования Python при помощи библиотеки scikit-learn. Интеграция модели машинного обучения с интегрированной моделью производилась в программном продукте Petroleum Experts Resolve.

**Ключевые слова:** *интегрированное моделирование, модель завода, искусственный интеллект, машинное обучение, регрессия*

**Для цитирования:** Исмагилова З.Ф., Пристов М.А., Шайхетдинов Р.И. Применение алгоритмов машинного обучения для замены компонентов интегрированной модели нефтегазового месторождения // Нефтяная провинция.-2023.-№4(36).-С. 282-298. - DOI <https://doi.org/10.25689/NP.2023.4.282-298>. - EDN VKLNRN

**Abstract.** The paper discusses a technique for replacing part of an integrated oil and gas field model with a machine learning model. This will reduce the calculation time of this model and increase its response. Four most suitable algorithms were identified, test training and prediction of calculation parameters of one of the components of the integrated model were performed. As an example, we consider an integrated model of an oil and gas field, built on the basis of Petroleum Experts software. Synthetic models and models of real deposits were created and prepared. The degree of influence of operational parameters on the calculation of the integrated model is assessed. Methods have been developed to take into account the influence of these parameters without building an integrated model. The possibility of using machine learning to replace components of an integrated model is assessed. The machine learning algorithm is written in the Python programming language using the scikit-learn library. The integration of the machine learning model with the integrated model was carried out in the Petroleum Experts Resolve software product.

**Keywords:** *integrated modeling, plant model, artificial intelligence, machine learning, regression*

**For citation:** Z.F. Ismagilova, M.A. Priestov, R.I. Shaikhetdinov Primeneniye algoritmov mashinnogo obucheniya dlya zameny komponentov integrirrovannoy modeli neftegazovogo mestorozhdeniya [Application of machine learning algorithms to replace components of the integrated oil and gas field model]. Neftyanaya Provintsiya, No. 4(36), 2023. pp. 282-298. DOI <https://doi.org/10.25689/NP.2023.4.282-298>. EDN VKLNRN (in Russian)

## Введение

Как известно, каждое месторождение — сложнейшая система, состоящая из пластов, скважин, объектов поверхностного обустройства и инфраструктурных объектов. При разработке для корректного планирования необходимо произвести вычисление огромного количества нелинейных уравнений, сложных итерационных расчетов, выполнение которых без привлечения программ не представляется возможным. В связи с чем, нефтегазовая отрасль в современном понимании тесно связана с IT технологиями и является одним из двигателей развития. К сожалению, Россия занимает незначительную часть мирового рынка в области

цифровых решений для нефтегазовой отрасли, а большая часть используемого программного обеспечения в отечественных компаниях является импортным.

Основные современные направления, на которые приходится большая часть инвестиций нефтегазовых компаний, это анализ больших данных, искусственный интеллект, цифровые двойники, виртуальная реальность (VR) и дополненная реальность (AR), роботизация, мобильные технологии, облачное хранение, кибербезопасность, логистика и т.д. Часть из перечисленных технологий, а именно искусственный интеллект (ИИ), цифровые двойники, анализ больших данных, имеют непосредственное отношение к разработке и способствуют рациональной эксплуатации месторождений. Однако, у данных направлений есть один общий значительный недостаток – требование к качеству исходных данных.

В настоящее время большее внимание уделяется ИИ. Развитие данного направления в различных отраслях приводит к решению сложных задач в более короткий срок.

Большой интерес вызывает использования ИИ для создания прокси-моделей. Прокси-модель точно так же, как и гидродинамическая модель воспроизводит и позволяет прогнозировать показатели работы скважин.

В эпоху цифровой трансформации экономики перспективными направлениями в российских нефтегазовых компаниях считается «цифровое месторождение» и «цифровое капитальное строительство». Под «цифровизацией» здесь понимается автоматизация технологических процессов, а не оцифровка данных. Несмотря на снижение производственных инвестиционных расходов, доля вложений в «цифровизацию» выросла.

С практической точки зрения цифровая трансформация нефтяной отрасли разделяется на три этапа:

- автоматизация, то есть оснащение производства системами телеметрии и телемеханики с целью постоянного дистанционного контроля и управления;

- создание цифрового двойника месторождения для совершения прогноза возможных сценариев и выбора наиболее рентабельного;

- внедрение автоматического управления промыслом в режиме «реального времени», создание Интеллектуального месторождения [7, 8].

К сожалению, в большинстве компании нефтегазового сектора первые два этапа вводятся параллельно, автоматизация добычи происходит медленнее интеграции цифровых решений в области разработки, что ещё раз подчеркивает актуальность данной темы.

Эффективность интеллектуального управления достаточно высока. В табл. 1 показаны отличия типов управления. При этом, следует понимать, что цифровое управление является частью интеллектуального.

Таблица 1

*Эффективность «интеллектуального управления» [15]*

Показатели	Технологии управления месторождением		
	Традиционная- Автоматизированная (активное управление)	Цифровая (реактивное управление)	Интеллектуальная (проактивное управление)
Прирост добычи нефти, %	1,0	4,0	10,0
Прирост запасов нефти, млрд т	5,0	10,0	15,0
Прирост КИН, %	1,0	5,0	10,0
Удельные затраты на автоматизацию от выручки, %	0,5-1,0	1,0-2,0	2,0-4,0
Снижение удельной себестоимости добычи нефти, %	2,0	5,0	15,0
Рост производительности труда, %	1,0	5,0	10,0

Наиболее перспективными направлениями в «цифровизации» нефтегазового сектора являются концепции на основе «интернет вещей», облачных вычислений и ИИ. Хотя данные технологии и близки, в данной работе мы сфокусируемся на ИИ и «интернет вещах», и рассмотрим их с точки зрения оперативного и долгосрочного планирования разработки месторождений.

Существуют ряд работ, предполагающих, что ИИ превосходит интегрированное моделирование («цифровое месторождение») по ряду причин [1]:

1. Сложности в серийном распространении (лицензии) и стоимость программного обеспечения. Также можно отметить импортозависимость, около 80 % процентов прикладных программных продуктов, используемых российскими нефтегазовыми компаниями, являются зарубежными.

2. Низкие скорости вычислений, обусловленные громоздкими моделями пласт–скважина–наземные сети условно-связанными между собой.

3. Проблемы перманентной адаптации к быстро меняющимся условиям разработки (динамика геолого-физических, энергетических и технических свойств элементов моделей).

4. Невозможности быстрой модернизации программного обеспечения (ПО).

5. Невозможности локального применения ПО на низко производительных компьютерах и системах, построенных на процессорах типа ARM.

6. Огромные сложности при объединении "разнопланового" ПО, реализующего модели разного уровня (скважина, труба, пласт и т.п.), требуют создания ПО (конверторы и интеграторы в режиме реального времени) с заведомо низкой производительностью.

В то же время ИИ также как интеллектуальное месторождение обладает рядом недостатков, что подтверждается редким использованием на регулярной основе в нефтегазовом секторе:

1. Вычисления носят вероятностный характер и зависят от обучающего множества.
2. Имеются риски критических ошибок.
3. Недостаток прозрачности: ИИ может быть сложным и непонятным для людей, что может привести к снижению доверия к технологии.
4. ИИ может быть ограничен в принятии решений, опять же основываясь на обучаемом множестве.

Спектр задач, решаемых при помощи ИИ достаточно широк. Соответственно при помощи ИИ, в частности методами машинного обучения (МО) может быть заменен любой из компонентов интегрированной модели, однако в данном случае следует обращать особое внимание на степень достоверности и количество неопределенностей, а также на количество входных и выходных параметров. Для задач оперативного и долгосрочного планирования наиболее подходящими являются методы МО, относящиеся к регрессии. Модель машинного обучения может быть интегрирована в «Цифровой двойник» месторождения, что значительно повысит скорость расчета и снизит стоимость.

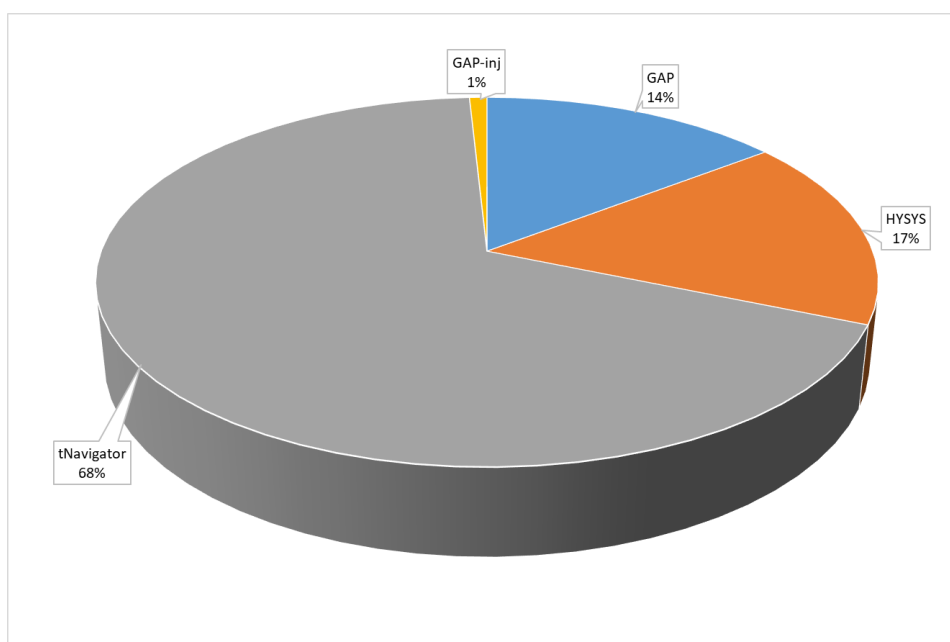
Для постановки эксперимента и апробации результатов нами выбрана интегрированная модель нефтегазового месторождения, построенная с использованием в качестве модели пласта гидродинамическую модель. Хотя данный подход и является более трудоемким и требовательным, прогноз такой модели имеет преимущество в достоверности расчетов. Следовательно, интегрированная модель, построенная с использованием гидродинамической модели, может использоваться для средне- и долгосрочных расчетов. Интегрированная модель месторождения выполнена в программном комплексе Petroleum Experts.

Рассматриваемое нефтегазовое месторождение является уникальным объектом. Продукция скважин характеризуется высоким газовым фактором. В пределах месторождения выявлены три залежи нефти, расположен-

ные на четырех локальных поднятиях, вытянутых в северо-западном направлении. Осадочный чехол, залегающий на выветренных крупнозернистых гранитах и гранито-гнейсах докембрийского фундамента, представлен отложениями девонской, каменноугольной, неогеновой и четвертичной систем. Продуктивные отложения башкирского яруса, представленные карбонатными породами (известняками и доломитами), являются высокопроницаемыми и среднеемкими коллекторами трещинно-порового типа, не однородными по составу и фильтрационно-емкостным свойствам. Нефть легкая с незначительной вязкостью, парафинистая, малосернистая, газосодержание в нефти составляет 350-400 м<sup>3</sup> ПНГ на 1 тонну добытой нефти.

Месторождение введено в пробную эксплуатацию в 2007 году, с 2015 г после ввода установки подготовки газа (УПГ) находится в промышленной разработке. В освоении находится один эксплуатационный объект – башкирский. Залежи преимущественно эксплуатируются на естественном упруговодонапорном режиме, фонтанным способом. Общий фонд скважин состоит из 17 скважин, в том числе 14 действующих и 3-х находящихся в длительном простое. Диаметры промысловых труб варьируются в пределах от 82 мм до 159 мм. Средняя обводненность продукции составляет 40 %. Давление на конечном пункте 0,5 МПа. Газосодержание по залежам варьируется от 200 до 400 м<sup>3</sup>/т. Модель рассматриваемого месторождения построена во второй конфигурации и состоит из гидродинамической модели пласта (tNavigator), скважин (Prosper), системы сбора (GAP) и завода (Hysys).

В связи с тем, что интегрированная модель имеет множество модулей, построенных в отдельных программах, оперативный ее расчет и оценка не представляются возможными. Большее количество времени уходит на расчет гидродинамической модели пласта и модели завода (Рис. 1).



**Рис. 1. Диаграмма распределения времени расчета интегрированной модели**

Для уменьшения времени расчета модели, предполагается заменить модель завода (Hysys) методами машинного обучения.

На основе построенной интегрированной модели для машинного обучения, рассчитана база данных объемом 32000 значений. Алгоритмы машинного обучения написаны на языке программирования Python при помощи библиотеки scikit-learn. Для обучения использовалось 60 % от всех значений.

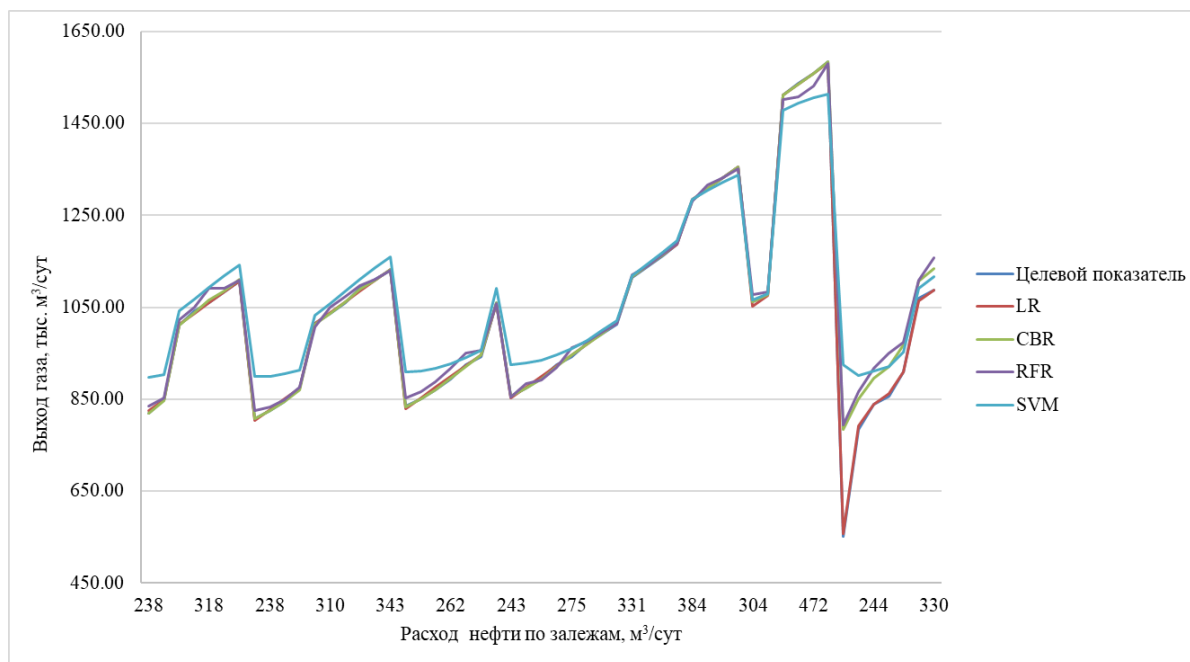
Прежде чем выбрать метод регрессии для модели машинного обучения, протестированы ее следующие алгоритмы:

- Метод опорных векторов (SVM);
- Регрессия случайного леса (RFR);
- Линейная регрессия (LR);
- CatBoostRegressor (CBR). CatBoost – это алгоритм машинного обучения, реализованный Яндексом с открытым исходным кодом. Он относится к семейству методов градиентного бустинга.

На вход модели машинного обучения подаются четыре значения расхода с устройств замера скважинной продукции. На выходе из модели



получаются значения расходов газопродуктов – пропан технический (ПТ); бутан технический (БТ); бензин газовый стабильный (БГС) или сухой отбензиненный газ (СОГ). На рис. 2 представлено сравнение рассчитанных данных на интегрированной модели с предсказанными на различных моделях машинного обучения. А в табл. 2 отображены основные показатели сходимости алгоритмов.



**Рис. 2. Сравнение данных, рассчитанных на интегрированной модели с предсказанными на различных моделях машинного обучения**

Таблица 2

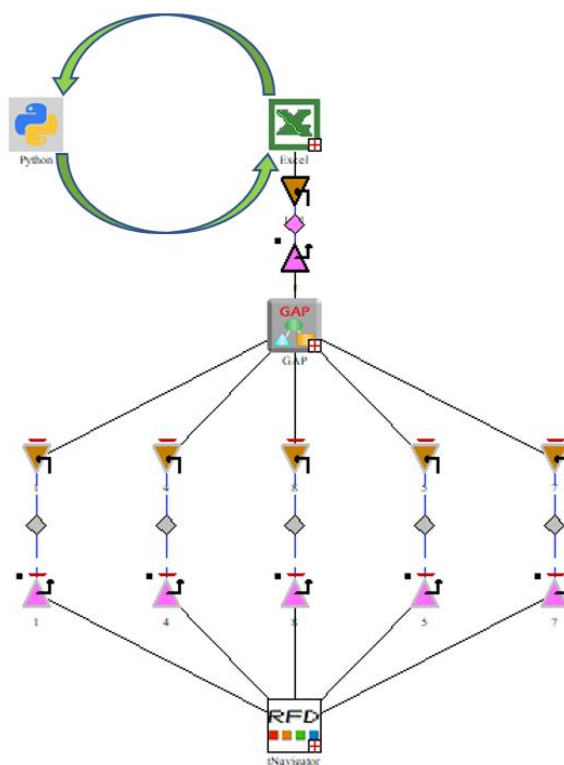
**Основные показатели сходимости алгоритмов**

	Метод опорных векторов (SVM)	Метод линейной регрессии (LR)	CatBoostRegressor (CBR)	Метод регрессии случайного леса (RFR)
Среднеквадратическая ошибка	4505,99	12,82	1375,36	1846,03
Средняя относительная ошибка, %	4,90	0,29	1,62	2,55
Максимальное отклонение, %	67,58	0,91	42,08	43,84
Обучающая выборка, шт	18 925	18 925	18 925	18 925
Тестовая выборка, шт	12 196	12 196	12 196	12 196

По графикам на рис. 2 и табл. 2 видно, что наилучшую сходимость имеет модель, основанная на линейной регрессии. В дальнейших расчетах принято решение использовать алгоритм, основанный именно на ней.

Этап интеграции полученной модели машинного обучения с интегрированной моделью является не менее легким. В настоящее время существует различное множество платформ для интегрированного моделирования. Большинство из программных пакетов не поддерживают интеграцию модулей из решений сторонних компаний, а настроены лишь под свой продукт. Для внедрения модели машинного обучения в работе использовалась та же платформа интеграции, что и для интегрированной модели рассматриваемого месторождения, ПО Resolve. Основная сложность в интеграции заключалась в непосредственном запуске обученной модели так, как на момент публикации Resolve не поддерживает внедрение моделей машинного обучения из внешних источников. В связи с чем, интеграция производилась через Excel.

Схема интеграции представлена на рис.3 и заключалась в следующем. При старте расчета из tNavigator в GAP передается таблица IPR, компонентный состав жидкости и ее обводненность. Далее в GAP проводится расчет расхода и давления в узлах системы (скважина-система сбора и система сбора – завод). Затем при помощи предписанных функций результаты расчета выгружались в Excel и запускался макрос, обеспечивающий связь модели машинного обучения с интегрированной моделью.



**Рис. 3. Вариант интеграции МО в ИМ**

Отклонения расчета модели с применением алгоритмов машинного обучения с результатами, полученными на интегрированной модели с заводом Hysys, представлены в табл. 3.

Таблица 3

**Отклонения результатов расчета модели с применением алгоритмов машинного обучения для производства газопродуктов**

Дата	Относительные отклонения, %			
	ПТ	БТ	БГС	СОГ
03.2022	0,54	0,21	0,35	0,28
04.2022	0,33	0,01	0,09	0,08
05.2022	0,83	0,18	0,39	0,29
06.2022	0,41	0,09	0,19	0,17
07.2022	0,47	0,11	0,18	0,16
08.2022	0,27	0,09	0,26	0,12
09.2022	0,02	0,01	0,01	0,00
10.2022	0,06	0,01	0,04	0,02
11.2022	0,11	0,02	0,06	0,04
12.2022	0,20	0,07	0,09	0,10
01.2023	0,34	0,08	0,09	0,15
02.2023	0,60	0,20	0,33	0,25

Из табл. 3 видно, что отклонения расчета с использованием методов машинного обучения и базовой интегрированной модели не превышают 1% и находятся в пределах погрешности. Но стоит отметить, что данная модель может корректно работать только при тех же самых условиях, на которых была обучена. Если условия на заводе изменятся, то модель даст некорректные результаты. В табл. 4 представлено сравнение результатов предсказания при помощи машинного обучения и расчета интегрированной модели с изменением температуры входных потоков, изменением обводненности продукции на входе «завода» и изменением объема газа на входе в УПГ.

Таблица 4

***Отклонения результатов расчета модели машинного обучения от интегрированной модели при изменении условий на заводе***

Дата	Относительные отклонения, %		
	Расчет с изменением температуры	Расчет с изменением обводненности	Расчет с изменением расхода газа на УПГ
03.2022	0,05	0,37	15,99
04.2022	0,43	0,07	14,13
05.2022	0,28	0,04	16,04
06.2022	0,51	0,52	12,03
07.2022	0,16	0,31	11,99
08.2022	0,50	0,47	14,47
09.2022	0,07	0,19	14,82
10.2022	0,22	0,07	13,27
11.2022	0,41	0,32	11,80
12.2022	0,41	0,51	13,79
01.2023	0,09	0,62	13,52
02.2023	0,50	0,33	14,51

По результатам анализа чувствительности, наибольшее влияние на предсказание модели МО оказывает изменение объема газа на входе в УПГ, так как данный параметр непосредственно влияет на суммарный выход газопродуктов. Остальные параметры оказывают незначительное влияние, в пределах погрешности. Подводя итоги проделанной работы, можно сделать вывод, что алгоритмы машинного обучения позволяют

уменьшить время расчета интегрированной модели, не пренебрегая точностью и данную методику можно использовать для замены её компонентов.

### **Выводы**

В ходе выполнения работ выделено четыре наиболее подходящих алгоритма и выполнено тестовое обучение, и предсказание параметров расчета одного из компонентов интегрированной модели, а именно завода. На основе результатов предсказания выделен алгоритм машинного обучения, имеющий наилучшую сходимость, а именно алгоритм линейной регрессии. Выполнена замена части интегрированной модели месторождения на модель машинного обучения, описан процесс интеграции, а также произведен ее расчет.

В качестве основы для исследования использовалась интегрированная модель рассматриваемого месторождения во второй конфигурации. Отклонения расчета с использованием методов машинного обучения и базовой интегрированной модели не превышают 1% и находятся в пределах погрешности.

Алгоритм машинного обучения написан на языке программирования Python при помощи библиотеки scikit-learn. Интеграция модели МО с интегрированной моделью произвелась в программном продукте Petroleum Experts Resolve.

Исходя из результатов работы следует отметить, что не смотря на большую требовательность модели машинного обучения и ее уникальность, развитие данного направления в нефтегазовой отрасли может привести к новым методам анализа данных взамен интегрированному моделированию.

## Список литературы

1. Перспективы интеллектуализации газовых промыслов на основе двухуровневой системы автоматического управления / Т.А. Поспелова, Р.Р. Лопатин, А.Ю. Юшков [и др.] // Автоматизация, телемеханизация и связь в нефтяной промышленности. – 2019. – № 6(551). – С. 31-39. – DOI 10.33285/0132-2222-2019-6(551)-31-39. – EDN CRBNXZ.
2. Интеллектуальные нефтегазопромысловые системы / И.Г. Соловьев, Д.А. Говорков, П. В. Кушманов, В. В. Фомин // Автоматизация, телемеханизация и связь в нефтяной промышленности. – 2016. – № 4. – С. 18-23. – EDN TORMZQ.
3. Применение методов искусственного интеллекта для выявления и прогнозирования осложнений при строительстве нефтяных и газовых скважин: проблемы и основные направления решения / А. Д. Черников, Н. А. Еремин, В. Е. Столяров [и др.] // Георесурсы. – 2020. – Т. 22, № 3. – С. 87-96. – DOI 10.18599/grs.2020.3.87-96. – EDN ORNYBD.
4. Дмитриевский, А.Н. Роль информации в применении технологий искусственного интеллекта при строительстве скважин для нефтегазовых месторождений / А.Н. Дмитриевский, Н.А. Еремин, В.Е. Столяров // Научный журнал Российского газового общества. – 2020. – № 3(26). – С. 6-21. – EDN HJUUIG.
5. Ануфриев, А. А. Опыт эксплуатации и выбор оптимального варианта работы установки переработки газа Иргизского месторождения / А.А. Ануфриев, А.Н. Шаталов, А.З. Мингазова // Сборник научных трудов ТатНИПИнефть / ПАО «Татнефть». Том Выпуск 84. – Москва: ЗАО "Издательство "Нефтяное хозяйство", 2016. – С. 208-214. – EDN XSIUZF.
6. Варианты увеличения степени отбора углеводородных компонентов от потенциала на УПГ "Иргизская" / А.А. Ануфриев, А.Н. Шаталов, Д.Н. Морунцова, А.З. Мингазова // Сборник научных трудов ТатНИПИнефть / ТатНИПИнефть. Том Выпуск 85. – Набережные Челны: Экспозиция НефтьГаз, 2017. – С. 356-362. – EDN XQLMNB.
7. Zhao Xianzheng, Wang Hongyu, Liu Jichao, Lai Jishun Research and Contemplation on How to Build Old Oilfields into Digital Intelligent Ones – Take Dagang Oilfield for Example[J]. Oil Forum, 2021, 40 (5): 1–8. DOI: 10.3969/j.issn.1002-302x.2021.05.001.
8. Sorokin, Valery Sergeevich, Gudoshnikov, Alexey Semenovich, Nyunyaykin, Denis Vyacheslavovich, Kochenkov, Andrey Anatolyevich, Sethuraman, Prasad, Barysheva, Sabina, Lipanin, Dmitriy Sergeevich, Mokrev, Aleksey Aleksandrovich, Vukolov, Sergey Aleksandrovich, and Aleksey Anatolyevich Ardalin «Production Optimiser Pilot for the Large Artificially-Lifted and Mature Samotlor Oil Field». Paper presented at the SPE Russian Petroleum Technology Conference, Virtual, October 2021. doi: <https://doi.org/10.2118/206517-MS>.
9. Menad Nait Amar, Mohammed Abdelfetah Ghriга, Hocine Ouaer, Mohamed El Amine Ben Seghier, Binh Thai Pham, Pål Østebø Andersen, Modeling viscosity of CO2 at high temperature and pressure conditions, Journal of Natural Gas Science and Engineering, Volume 77, 2020, ISSN 1875-5100, <https://doi.org/10.1016/j.jngse.2020.103271>.
10. El-Banbi, Ahmed & Elshreef, Khaled & Sayyoub, Mohamed. (2006). New Modified Black-Oil PVT Correlations for Gas Condensate and Volatile Oil Fluids. 10.2118/102240-MS.
11. Elgibaly, Ahmed & Ghareeb, Mohamed & Kamel, Said & El-Bassiouny, Mohamed. (2021). Prediction of gas-lift performance using neural network analysis. AIMS Energy. 9. 355-378. 10.3934/energy.2021019.
12. Jianwei Gu, Wei Liu, Kai Zhang, Liang Zhai, Yigen Zhang, Fuzhen Chen, Reservoir production optimization based on surrogate model and differential evolution algorithm,

- Journal of Petroleum Science and Engineering, Volume 205, 2021, ISSN 0920-4105, <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2021.108879>.
13. Mai-Cao, L. and Truong-Khac, H. 2022. A Comparative Study on Different Machine Learning Algorithms for Petroleum Production Forecasting: DOI: 10.14800/IOGR.1205. Improved Oil and Gas Recovery. 6, (Jul. 2022).
  14. Ojedapo, Babawale, Ikiensikimama, Sunday Sunday, and Virtue Urunwo Wachikwu-Elechi. "Petroleum Production Forecasting Using Machine Learning Algorithms." Paper presented at the SPE Nigeria Annual International Conference and Exhibition, Lagos, Nigeria, August 2022. DOI: <https://doi.org/10.2118/212018-MS>.
  15. Цифровые инструменты повышения экономической эффективности разработки месторождений. Эл.РесурсNeftegaz.RU: <https://magazine.neftegaz.ru/articles/tsifrovizatsiya/784611-povyshenie-ekonomicheskoi-effektivnosti-razrabotki-neftegazovykh-mestorozhdenii-na-osnove-vnedreniya/>.

### References

1. Pospelova T.A., Lopatin R.R., Yushkov A.Yu. Prospects of gas fields intellectualization by a two-level automatic control system. *Avtomatizaciya, Telemekhanizaciya i Svyaz v Neftyanoj Promyshlennosti* [Automation, Telemetry and Communication in Oil Industry]. 2019, No. 6(551), pp. 31-39. DOI 10.33285/0132-2222-2019-6(551)-31-39. EDN CRB-NXZ. (in Russian)
2. Solovyev I.G., Govorkov D.A., Kushmanov P.V., Fomin V.V. Intelligent oil and gas producing systems. *Avtomatizaciya, Telemekhanizaciya i Svyaz v Neftyanoj Promyshlennosti* [Automation, Telemetry and Communication in Oil Industry]. 2016, No. 4, pp. 18-23. EDN TORMZQ. (in Russian)
3. Chernikov A.D., Eremin N.A., Stolyarov V.E. Application of artificial intelligence methods for identifying and predicting complications in the construction of oil and gas wells: problems and solutions. *Georesursy* [Georesources]. 2020, Vol.22, No. 3, pp. 87-96. DOI 10.18599/grs.2020.3.87-96. EDN ORNYBD. (in Russian)
4. Dmitrievsky A.N., Eremin N.A., Stolyarov V.E. Role of information in application of artificial intelligence technologies in construction of wells for oil and gas fields. *Nauchnyj Zhurnal Rossijskogo Gazovogo Obshchestva* [Scientific Journal of Russian Gas Society]. 2020, No. 3(26), pp. 6-21. EDN HJUUIG. (in Russian)
5. Anufriev A.A., Shatalov A.N., Mingazova A.Z. Opyt ekspluatacii i vybor optimalnogo varianta raboty ustanovki pererabotki gaza Irgizskogo mestorozhdeniya [Operating experience and optimization of gas processing facility in Irgizsky field]. *TatNIPIneft's collection of research papers*, Vol.84. Moscow, Neftyanoje Khozyaistvo Publ., 2016, pp. 208-214. EDN XSIUZF. (in Russian)
6. Anufriev A.A., Shatalov A.N., Morunova D.N., Mingazova A.Z. Varianty uvelicheniya stepeni otbora uglevodorodnykh komponentov ot potentsiala na UPG "Irgizskaya" [Options for increasing hydrocarbon components recovery at Irgizskaya gas processing facility]. *TatNIPIneft's collection of research papers*, Vol.85. Naberezhnye Chelny, Ekspozitsiya Neft Gaz, 2017, pp. 356-362. EDN XQLMHB. (in Russian)
7. Zhao Xianzheng, Wang Hongyu, Liu Jichao, Lai Jishun Research and Contemplation on How to Build Old Oilfields into Digital Intelligent Ones – Take Dagang Oilfield for Example[J]. *Oil Forum*, 2021, 40 (5): 1–8. DOI: 10.3969/j.issn.1002-302x.2021.05.001.
8. Sorokin V.S., Gudoshnikov A.S., Nyunyaykin D.V., Kochenkov A.A., Sethuraman P., Barysheva S., Lipanin D.S., Mokrev A.A., Vukolov S.A., Ardalin A.A. Production Optimizer Pilot for the Large Artificially-Lifted and Mature Samotlor Oil Field. Paper presented at the SPE Russian Petroleum Technology Conference, Virtual, October 2021. doi:



- <https://doi.org/10.2118/206517-MS>. (in Russian)
9. Menad Nait Amar, Mohammed Abdelfetah Ghriga, Hocine Ouaer, Mohamed El Amine Ben Seghier, Binh Thai Pham, Pål Østebø Andersen, Modeling viscosity of CO<sub>2</sub> at high temperature and pressure conditions, Journal of Natural Gas Science and Engineering, Volume 77, 2020, ISSN 1875-5100, <https://doi.org/10.1016/j.jngse.2020.103271>.
  10. El-Banbi, Ahmed & Elshreef, Khaled & Sayyoub, Mohamed. (2006). New Modified Black-Oil PVT Correlations for Gas Condensate and Volatile Oil Fluids. 10.2118/102240-MS.
  11. Elgibaly, Ahmed & Ghareeb, Mohamed & Kamel, Said & El-Bassiouny, Mohamed. (2021). Prediction of gas-lift performance using neural network analysis. AIMS Energy. 9. 355-378. 10.3934/energy.2021019.
  12. Jianwei Gu, Wei Liu, Kai Zhang, Liang Zhai, Yigen Zhang, Fuzhen Chen, Reservoir production optimization based on surrogate model and differential evolution algorithm, Journal of Petroleum Science and Engineering, Volume 205, 2021, ISSN 0920-4105, <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2021.108879>.
  13. Mai-Cao, L. and Truong-Khac, H. 2022. A Comparative Study on Different Machine Learning Algorithms for Petroleum Production Forecasting: DOI: 10.14800/IOGR.1205. Improved Oil and Gas Recovery. 6, (Jul. 2022).
  14. Ojedapo, Babawale, Ikiensikimama, Sunday Sunday, and Virtue Urunwo Wachikwu-Elechi. "Petroleum Production Forecasting Using Machine Learning Algorithms." Paper presented at the SPE Nigeria Annual International Conference and Exhibition, Lagos, Nigeria, August 2022. doi: <https://doi.org/10.2118/212018-MS>
  15. Cifrovye instrumenty povysheniya ekonomicheskoi effektivnosti razrabotki mestorozhdenij. [Digital tools to improve economic efficiency of field development]. Available at: <https://magazine.neftegaz.ru/articles/tsifrovizatsiya/784611-povyshenie-ekonomicheskoi-effektivnosti-razrabotki-neftegazovykh-mestorozhdenii-na-osnove-vnedreniya/> (in Russian)

### **Сведения об авторах**

*Исмагилова Зульфия Фаритовна*, кандидат технических наук, доцент кафедры «Транспорта и хранения нефти и газа» Альметьевского государственного нефтяного института (АГНИ)

Россия, 423450, Альметьевск, ул. Ленина, 2

E-mail: [iiii.iskandar@inbox.ru](mailto:iiii.iskandar@inbox.ru)

*Пристов Максим Александрович*, магистрант группы 72-01 кафедры «Транспорта и хранения нефти и газа» Альметьевского государственного нефтяного института (АГНИ)

Россия, 423450, Альметьевск, ул. Ленина, 2

E-mail: [pristov.maxim@mail.ru](mailto:pristov.maxim@mail.ru)

*Шайхетдинов Радик Ильнарлович*, магистрант группы 72-01 кафедры «Транспорта и хранения нефти и газа» Альметьевского государственного нефтяного института (АГНИ)

Россия, 423450, Альметьевск, ул. Ленина, 2

E-mail: [radikshaihetdinov@yandex.ru](mailto:radikshaihetdinov@yandex.ru)



**Authors**

*Z.F. Ismagilova*, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of the Department of Transport and Storage of Oil and Gas, Almeteyevsk State Petroleum Institute  
2, Lenin st., Almeteyevsk, 423450, Russian Federation  
E-mail: [iiii.iskandar@inbox.ru](mailto:iiii.iskandar@inbox.ru)

*M.A. Pristov*, Master's student of the Department of Transport and Storage of Oil and Gas, Almeteyevsk State Petroleum Institute  
2, Lenin st., Almeteyevsk, 423450, Russian Federation  
E-mail: [pristov.maxim@mail.ru](mailto:pristov.maxim@mail.ru)

*R.I. Shaikhetdinov*, Master's student of the Department of Transport and Storage of Oil and Gas, Almeteyevsk State Petroleum Institute  
2, Lenin st., Almeteyevsk, 423450, Russian Federation  
E-mail: [radikshaihetdinov@yandex.ru](mailto:radikshaihetdinov@yandex.ru)

*Статья поступила в редакцию 30.09.2023*

*Принята к публикации 20.12.2023*

*Опубликована 30.12.2023*