Добыча полезных ископаемых

DOI: 10.35634/UdSU.2026.69.83.016

УДК 622.276

А.Р. Шаймарданов, С.А. Красноперова

ОТ СТАТИСТИКИ К ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОМУ СКРИНИНГУ: ЦИФРОВИЗАЦИЯ ПРОЦЕССА ВЫБОРА СКВАЖИН-КАНДИДАТОВ НА ГРП МЕТОДОМ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Аннотация. В статье рассматривается проблема повышения успешности гидравлического разрыва пласта (ГРП) на поздней стадии разработки месторождений с высоковязкой нефтью. На примере визейского объекта Арланского нефтяного месторождения выполнен анализ геолого-технологических факторов, влияющих на эффективность операций. Проведено сравнение классических линейных регрессионных моделей и алгоритмов машинного обучения (Random Forest). Доказано, что использование ML-алгоритмов позволяет учесть нелинейные зависимости (например, риски прорыва воды через тонкие глинистые перемычки) и повысить точность прогноза дебита. Предложен алгоритм автоматизированного ранжирования скважин-кандидатов (*Success Score*), позволяющий снизить риски преждевременного обводнения и оптимизировать работу инженерных служб.
Ключевые слова: гидравлический разрыв пласта (ГРП), машинное обучение, *Random Forest*, цифровизация, скважина-кандидат, Арланское месторождение, высоковязкая нефть, скоринг-модель.

Для цитирования: Шаймарданов А.Р., Красноперова С.А. От статистики к интеллектуальному скринингу: цифровизация процесса выбора скважин-кандидатов на ГРП методом машинного обучения / Управление техносферой: электрон. журнал, 2026. Т.9. Вып.2. С. 525–540. DOI: 10.35634/UdSU.2026.69.83.016

Введение

На современном этапе разработки зрелых нефтяных месторождений Волго-Уральской нефтегазоносной провинции гидравлический разрыв пласта (ГРП) остается одним из наиболее эффективных методов интенсификации добычи нефти [1-7]. Однако для объектов с осложненными горно-геологическими условиями [8] — в частности, терригенных коллекторов визейского яруса Арланского месторождения, характеризующихся высокой

вязкостью нефти и активной системой поддержания пластового давления (ППД), — традиционные подходы к планированию ГТМ демонстрируют снижение эффективности [7].

Ключевой проблемой является высокая вариативность результатов операций: при идентичном дизайне ГРП дебиты скважин могут отличаться в разы, а риски неконтролируемого обводнения достигают критических значений. Существующие методики выбора скважин-кандидатов, основанные на эмпирических зависимостях и линейной статистике, часто не способны учесть сложную взаимосвязь геологических и технологических факторов.

Цель работы — разработка и апробация цифрового инструмента для интеллектуального скрининга скважин-кандидатов на основе методов машинного обучения (*Machine Learning*), позволяющего перейти от экспертных оценок к стратегии *Data-Driven Decision Making*.

Успешность проведения гидравлического разрыва пласта на визейском объекте Арланского месторождения определяется совокупностью факторов, которые в условиях поздней стадии разработки и наличия высоковязкой нефти приобретают специфический характер

Анализ факторов, влияющих на успешность ГРП в условиях визейского объекта

Успешность проведения ГРП на визейском объекте Арланского месторождения определяется совокупностью факторов, которые в условиях поздней стадии разработки и наличия высоковязкой нефти приобретают специфический характер. Ретроспективный анализ более 100 операций за период 2020–2024 гг. позволил классифицировать ключевые факторы влияния на три основные группы: геологические, гидродинамические и технологические [9-12].

1.1. Геологические факторы и цифровой анализ

Для терригенных коллекторов визейского яруса решающее значение

имеют литологическая неоднородность и физико-химические свойства флюидов.

Во-первых, критическим фактором является вязкость пластовой нефти. Повышенная вязкость нефти Арланского месторождения создает неблагоприятное соотношение подвижностей в системе «нефть–вода». При создании трещины ГРП это приводит к тому, что проводимость трещины по воде значительно превышает проводимость по нефти, что обуславливает быстрый темп падения эффекта от мероприятия [6].

Во-вторых, анализ геофизических исследований скважин (ГИС) показывает исключительную важность мощности глинистых перемычек. Цифровой анализ данных перед проведением ГРП выявил пороговую зависимость: при толщине перемычки менее 2–3 метров между целевым пропластком и нижележащим водоносным горизонтом риск «прорыва» трещины в воду возрастает на 65%.

1.2. Гидродинамические факторы

На зрелом месторождении эффективность ГРП неразрывно связана с текущим состоянием системы ППД. Анализ показывает прямую корреляцию между пластовым давлением и эффективностью создания геометрии трещины: при давлении ниже 80% от начального эффективность создания длинных трещин снижается из-за смыкания микротрещин [5].

Одной из частых причин неудач (до 15% случаев) является близость нагнетательных скважин. Трещина ГРП, обладая высокой проводимостью, может мгновенно соединить забой добывающей скважины с фронтом закачиваемой воды, что приводит к катастрофическому росту обводненности с 5–10% до 85–90% уже в первый месяц эксплуатации.

1.3. Корреляционный анализ

Для выявления скрытых взаимосвязей была построена корреляционная матрица геолого-технологических факторов (табл. 1, рис. 1 и 2).

Таблица 1

Матрица влияния факторов на показатели эффективности ГРП

Фактор влияния	Степень влияния на дебит	Степень влияния на обводнение	Возможность цифрового контроля
Вязкость нефти	Высокая	Средняя	Моделирование в PVT-блоке
Толщина перемычки	Средняя	Критическая	Моделирование в PH-ГРИД
Масса проппанта	Высокая	Средняя	Оптимизация дизайна
Расстояние до нагнетательной скважины	Средняя	Высокая	Гидродинамическое моделирование

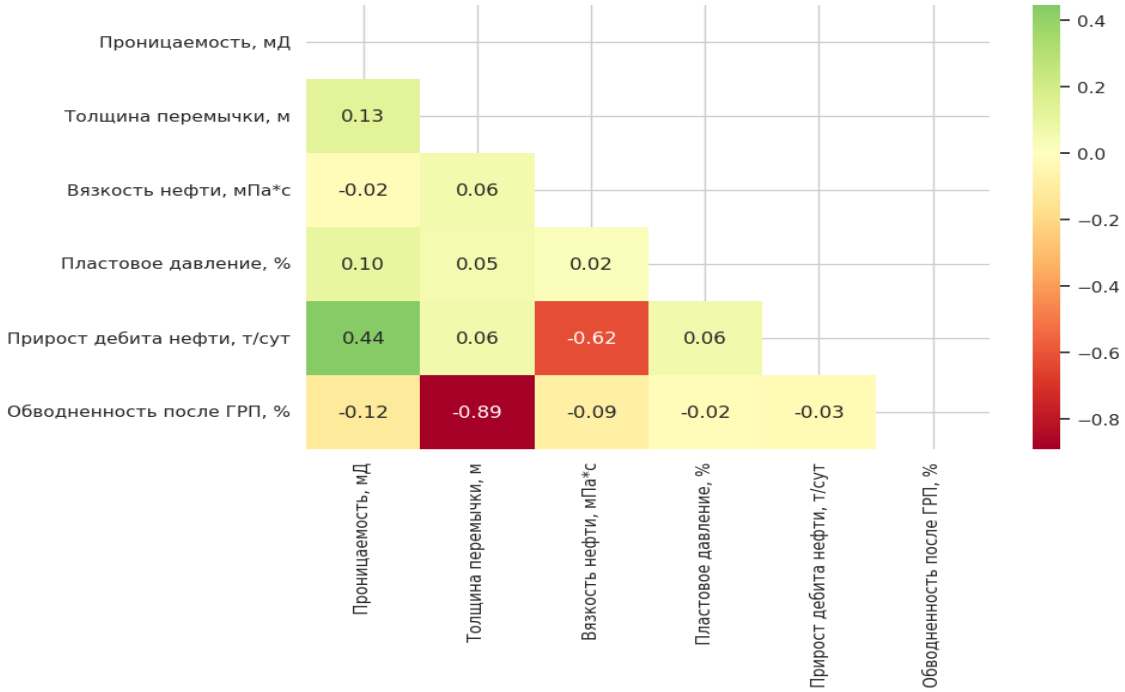


Рис.1. Корреляционная матрица геолого-технологических факторов (визейский объект)

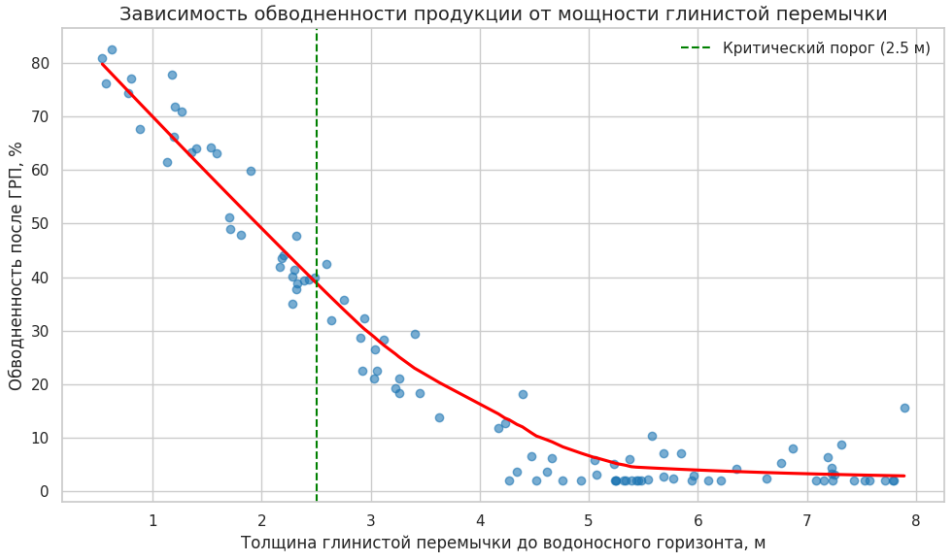


Рис.2. Зависимость обводненности продукции от мощности глинистой перемычки

На рис. 2 четко прослеживается нелинейный характер роста обводненности при сокращении мощности глинистой перемычки. При толщине барьера менее 2.5 метров наблюдается резкий (экспоненциальный) рост вероятности прорыва трещины в водоносный горизонт.

Анализ показал сильную положительную корреляцию между проницаемостью и запускным дебитом нефти (r = 0.72). Однако наиболее значимым фактором для прогнозирования риска обводненности является толщина перемычки (r = - 0.84). Выявленная отрицательная связь подтверждает пороговый характер явления: линейные модели начинают систематически ошибаться в зонах малых толщин перемычек, недооценивая риски. Это служит прямым обоснованием необходимости применения нелинейных методов машинного обучения [13].

2. Разработка прогнозной модели: от регрессии к *Random Forest*

На основании выявленных корреляционных связей была поставлена задача создания предиктивной математической модели для количественного прогноза удельной эффективности операции (т/сут).

В качестве обучающей выборки использован массив данных по 102 операциям ГРП (2020–2024 гг.). Для обеспечения качества данных (*Data Quality*) выполнены очистка от выбросов (технические инциденты) и нормализация признаков методом *Min-Max Scaling*, что критично для параметров с разным масштабом (проницаемость до 1000 мД и вязкость 20–30 мПа·с). Дополнительно был введен синтетический признак гидропроводности (Kh/mu), лучше описывающий физику притока [9].

В исследовании реализован сравнительный подход: от базовой линейной регрессии до ансамблевых алгоритмов.

А. Линейная модель (*Baseline*).

Построена модель множественной линейной регрессии (OLS) вида:

$$Y=w_0+w_1\cdot K_{pr}+w_2\cdot H_{eff}+w3\cdot M_{prop}-w_4\cdot \mu_{oil}-w_5\cdot R_{inj} \quad (1)$$

где: K_{pr} — проницаемость пласта;

Heff— эффективная нефтенасыщенная толщина;

M_{prop} — масса закачанного проппанта;

μ_{oil} — вязкость нефти (входит с отрицательным коэффициентом);

R_{inj} — фактор влияния заводнения (расстояние до нагнетательной скважины).

Результаты показали коэффициент детерминации R^2 = 0.54. Низкая точность обусловлена невозможностью учесть нелинейные эффекты, такие как резкий прорыв воды. Модель "сглаживает" пиковые дебиты и не видит риски, объясняя лишь 54% вариации дебита.

Б. Модель Random Forest (ML).

Использование алгоритма «Случайный лес» (*Random Forest*) позволило учесть нелинейность системы. Алгоритм на основе композиции из 100 решающих деревьев автоматически выявляет иерархию факторов. Сравнительные метрики представлены в табл. 2.

Таблица 2

Сравнительные метрики качества прогнозных моделей

Тип модели	R^2	MAE, т/сут	RMSE, т/сут	Интерпретация
Линейная регрессия (OLS)	0.54	3.2	4.8	Низкая точность, систематическая ошибка
Полиномиальная регрессия	0.61	2.8	3.9	Склонна к переобучению
Random Forest	0.82	1.4	2.1	Высокая точность

Для оценки адекватности моделей построен график «Факт — Прогноз» (рис. 3). Идеальная модель должна располагать все точки вдоль биссектрисы (красная пунктирная линия).

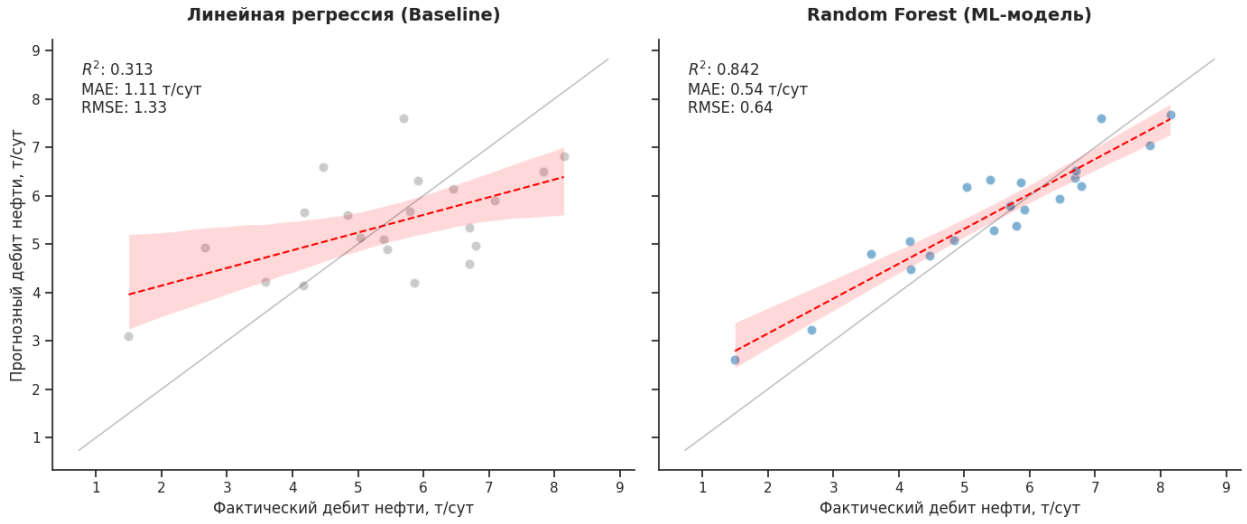


Рис. 3. Сравнение предсказательной способности моделей на тестовой выборке

На левом графике (Линейная регрессия) наблюдается значительный разброс («облако») точек. Модель систематически ошибается на скважинах с высоким потенциалом, занижая прогноз.

На правом графике (*Random Forest*) точки сгруппированы максимально плотно к линии идеального прогноза. Это подтверждает, что ML-алгоритм успешно «выучил» специфику визейского объекта и способен прогнозировать дебит [5].

Переход к модели *Random Forest* позволил снизить среднюю абсолютную ошибку прогноза (MAE) с 3.2 до 1.4 т/сут. Коэффициент детерминации вырос до 0.82, что подтверждает высокую адекватность нейросетевых подходов для условий Арланского месторождения. Анализ важности признаков (*Feature Importance*) показал, что вязкость нефти и толщина перемычки в сумме определяют более 50% точности прогноза, что математически обосновывает необходимость индивидуального проектирования дизайнов [6].

3. Алгоритм интеллектуального скрининга «Success Score»

Одной из ключевых задач цифровизации является автоматизация первичного отбора скважин. На основе обученной ML-модели разработан алгоритм ранжирования фонда, формирующий «Индекс успешности ГРП» (Fracturing Success Index, FSI) — интегральный показатель от 0 до 100 баллов.

3.1. Математическая структура скоринг-модели

Формула индекса базируется на взвешенной сумме нормализованных параметров потенциала скважины, скорректированной на систему жестких ограничений (блокирующих факторов). Расчет индекса производится по следующему алгоритму:

$$I_{success}=(\sum_{i=1}^{n} w_i \cdot S_i) \cdot \prod_{j=1}^{m} K_{block,j} \quad (2)$$

где: S_i— стандартизированный балл параметра (от 0 до 100), рассчитанный относительно эталонных значений для визейского объекта (функция полезности);

w_i — весовой коэффициент (важность) фактора, определенный методом *Feature Importance*;

$K_{block,j}$ — блокирующие коэффициенты (принимают значение 0 или 1), исключающие скважины по критическим критериям безопасности (Stop-факторы).

Данный подход гарантирует, что даже при высоком потенциале добычи (высокая проницаемость, запасы) скважина с критическим риском (например, отсутствие глинистой перемычки) получит индекс 0 и будет исключена из программы.

3.2. Параметры и весовые коэффициенты

Для условий визейского яруса определены следующие веса:

- Вязкость нефти (w=0.28): максимальный вес из-за влияния на подвижность.
- Толщина глинистой перемычки (w=0.24): критический фактор изоляции.
- Проницаемость пласта (w=0.18): потенциал притока.
- Пластовое давление (w=0.12): энергетическое состояние.
- Текущая обводненность и удаленность нагнетательных скважин (w=0.18).

3.3. Визуализация и сегментация фонда (*Dashboard*)

Алгоритм реализует сегментацию фонда скважин по принципу «светофора» (Рисунок 4):

1. Зона PRIORITY (80–100 баллов): Скважины с минимальными рисками. Рекомендуются к ГРП в первую очередь.
2. Зона OPTIMIZATION (50–80 баллов): Скважины со средним потенциалом. Требуют уточнения дизайна в симуляторах (РН-ГРИД) [12-15].
3. Зона RISK (< 50 баллов): Высокий риск обводнения. ГРП нецелесообразен без предварительных водоизоляционных работ.

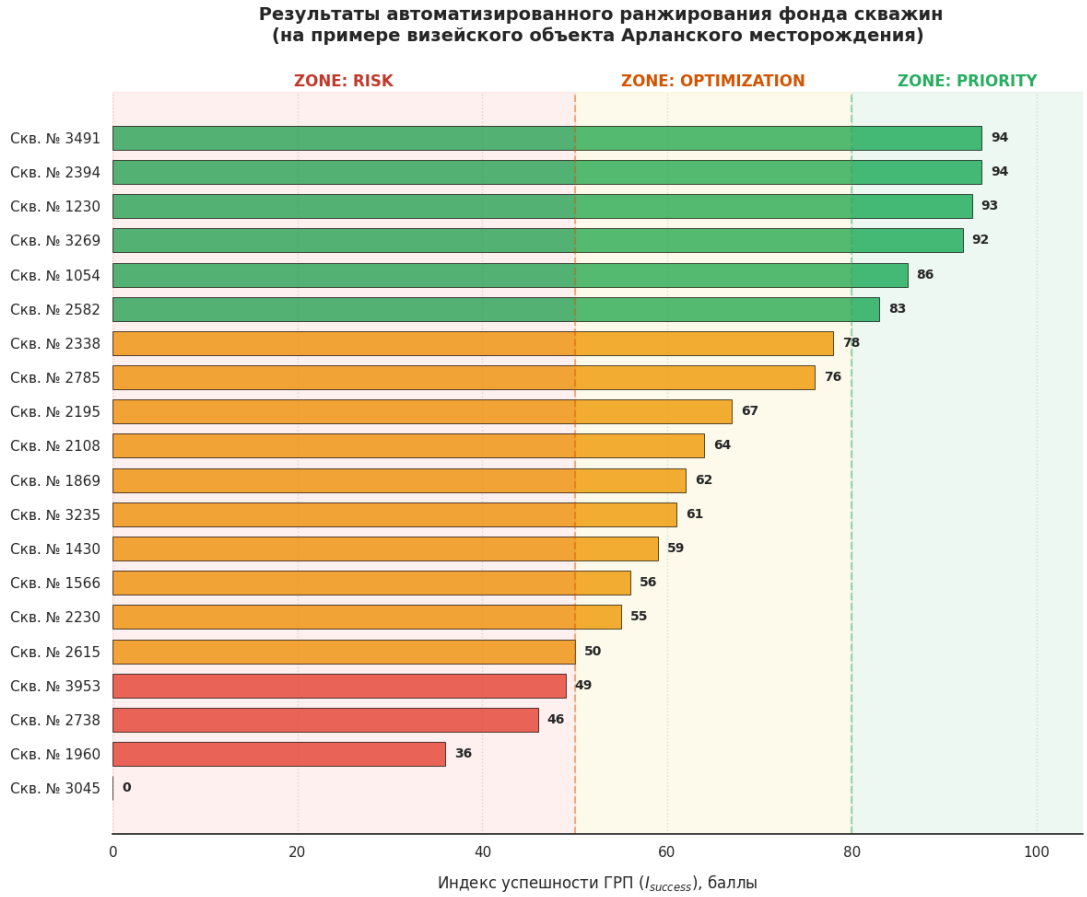


Рис.4. Интерфейс ранжирования кандидатов на ГРП (топ-20 скважин)

Цифровизация процесса подбора кандидатов обеспечивает снижение трудозатрат инженерной службы на 40% и позволяет снизить риск преждевременного обводнения скважин на 15–20% за счет исключения заведомо нерентабельных кандидатов на этапе скрининга [10].

Выводы

Для визейского объекта Арланского месторождения выявлена нелинейная зависимость эффективности ГРП от геолого-технологических факторов. Установлено, что критическими ограничителями являются вязкость нефти и мощность глинистой перемычки (порог риска — 2.5 м).

Доказана неэффективность применения простых линейных регрессионных моделей (R^2=0.54) для прогноза результатов ГРП в сложных условиях.

Разработанная модель на базе алгоритма Random Forest показала высокую предсказательную способность (R^2=0.82), что позволяет использовать ее в качестве надежного инструмента планирования.

Внедрение алгоритма автоматизированного ранжирования (Success Score) обеспечивает переход от интуитивного планирования к стратегии, основанной на данных, что соответствует современным трендам цифровизации нефтегазовой отрасли.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Наукоёмкое программное обеспечение для разведки и добычи. URL: https://rn.digital/ (Дата обращения: 04.11.2025).
2. Лозин Е. В. Разработка уникального Арланского нефтяного месторождения востока Русской плиты.Уфа: БашНИПИнефть, 2012. 704 с.
3. Шибанов И. О. Применение гидравлического разрыва пласта на поздней стадии разработки Арланского месторождения // Нефтегазовое дело: электрон. науч. журн. 2016. № 2. С. 1–15.
4. Мухаметшин В. В., Мухаметшин В. Ш. Повышение эффективности управления разработкой месторождений с трудноизвлекаемыми запасами // Нефтяное хозяйство. 2019. № 5. С. 62–66.
5. Turuntaev S., Zenchenko E., Zenchenko P., Trimonova M., Novikova E. Experimental study of the hydraulic fracture formation and propagation, Reviews on advanced materials and technologies, 2023, vol. 5, no. 4, pp. 11–19. DOI: 10.17586/2687-0568-2023-5-4-11-19. EDN: wvenfq.
6. Poplygin V.V., Dieng A., Shi X. Forecasting hydraulic fracturing results using information amount theory, Perm Journal of Petroleum and Mining Engineering. 2024, vol. 24, no. 2, pp. 93 – 100.

7. Тауфик М. Н. М. Optimization of hydraulic fracturing design for enhanced reservoir development // Молодой ученый. 2026. № 20 (623). С. 211 – 216. URL: https://moluch.ru/archive/623/133666.
8. Грищенко В. А., Рабаев, Р. У., Мухаметшин В. Ш. Методический подход к определению оптимальных геолого-технологических характеристик при планировании ГРП на многопластовых объектах // SOCAR Proceedings. 2021. № SI2. С. 182–191.
9. Егоров А.А. Отечественный флагманский продукт «Роснефть»-«РН-ГРИД» симулятор моделирования гидроразрыва пласта (ГРП) // Автоматизация и IT в нефтегазовой области. 2021. № 2 (44). С. 12 – 27.
10. Нургалиев Р. К. Оценка эффективности ГТМ с использованием алгоритмов интеллектуального анализа данных // Нефтепромысловое дело. 2020. № 9. С. 45–50.
11. Абдуллина А.Р., Балабанова А.Ю., Окунева Е.И. Использование модуля ПК «РН-ГРИД» по многовариантному моделированию при подборе оптимальных параметров проведения ГРП // Актуальные проблемы научного знания. Новые технологии ТЭК-2025: материалы IX Международной научно-практической конференции. Тюмень, 2025. С. 200 – 205.
12. Дмитриев Д. Е., Попов В. В. Применение методов машинного обучения для прогнозирования эффективности ГРП // Автоматизация, телемеханизация и связь в нефтяной промышленности. 2021. № 8 (577). С. 28–32.
13. Повх П.А., Шайхутдинова М.Ш. Инновационные технологии и цифровизация в нефтяной отрасли // Инновации и наукоемкие технологии в образовании и экономике: материалы XI Международной научно-практической и методической конференции. Уфа, 2025. С. 174 – 178.
14. Ахмятов А.А., Макеев Г.А. Корпоративный симулятор гидроразрыва пласта «РН-ГРИД»: от программной реализации к промышленному внедрению // Нефтяное хозяйство. 2018. №5. С. 94 – 97.
15. Шаймарданов А.Р., Красноперова С.А. Применение программного комплекса РН-ГРИД при проектировании гидравлического разрыва пласта для повышения эффективности разработки месторождений // Управление техносферой: электрон. журнал, 2025. Т.9. Вып.1. С. 15–26. DOI: 10.35634/UdSU.2026.73.10.002

Поступила в редакцию: 18.11.2025

Сведения об авторах
Шаймарданов А.Р.
магистрант, Институт нефти и газа им. М.С. Гуцериева, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Удмуртский государственный университет», 426034, ул. Университетская, 1, г. Ижевск, Россия.
E-mail: shaimardanov-almaz@mail.ru

Красноперова Светлана Анатольевна
к.б.н., доцент кафедры геологии нефти и газа, доцент, Институт нефти и газа им. М.С. Гуцериева, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Удмуртский государственный университет», 426034, ул. Университетская, 1, г. Ижевск, Россия.
E-mail: krasnoperova_sve@mail.ru

A.R. Shaymardanov, S.A. Krasnoperova

FROM STATISTICS TO INTELLIGENT SCREENING: DIGITALIZATION OF THE CANDIDATE WELL SELECTION PROCESS FOR HYDRAULIC FRACTURING USING MACHINE LEARNING

Annotation. The article addresses the problem of improving the success rate of hydraulic fracturing (HF) at the late stage of developing high-viscosity oil fields. Using the Visean object of the Arlanskoye oil field as an example, an analysis of the geological and technological factors affecting operational efficiency was performed. A comparison was made between classical linear regression models and machine learning algorithms (Random Forest). It has been proven that the use of ML algorithms makes it possible to account for nonlinear dependencies (e.g., risks of water breakthrough through thin clay bridges) and to increase the accuracy of production rate forecasting. An algorithm for automated ranking of candidate wells (Success Score) is proposed, which reduces the risks of premature water flooding and optimizes the work of engineering services.
Keywords: hydraulic fracturing (HF), machine learning, Random Forest, digitalization, candidate well, Arlanskoye field, high-viscosity oil, scoring model.

For citation: Shaymardanov A.R., Krasnoperova S.A. [From statistics to intelligent screening: digitalization of the candidate well selection process for hydraulic fracturing using machine learning] *Upravlenie tekhnosferoi,* 2026, vol. 9, issue 2, pp. 525–540. DOI: 10.35634/UdSU.2026.69.83.016. (In Russ.).

REFERENCES

1. *Naukoemkoe programmnoe obespechenie dlya razvedki i dobychi* [High-tech software for exploration and production]. Available at: https://rn.digital / (Accessed: 04.11.2025). (In Russ.).
2. Lozin E. V. *Razrabotka unikal'nogo Arlanskogo neftyanogo mestorozhdeniya vostoka Russkoi plity* [Development of the unique Arlanskoye oil field of the East of the Russian plate]. Ufa: BashNIPIneft', 2012, 704 p. (In Russ.).
3. Shibanov I. O. Primenenie gidravlicheskogo razryva plasta na pozdnei stadii razrabotki Arlanskogo mestorozhdeniya [Application of hydraulic fracturing at a late stage of development of the Arlanskoye field]. *Neftegazovoe delo: ehlektron. nauch. zhurn* [*Oil and gas business: electron. Scientific Journal*]. 2016, no. 2, pp. 1–15. (In Russ.).
4. Mukhametshin V. V., Mukhametshin V. Sh. Povyshenie ehffektivnosti upravleniya razrabotkoi mestorozhdenii s trudnoizvlekaemymi zapasami [Improving the management efficiency of fields with hard-to-recover reserves]. *Neftyanoe khozyaistvo* [*Oil industry*]. 2019, no. 5, pp. 62–66. (In Russ.).

5. Turuntaev S., Zenchenko E., Zenchenko P., Trimonova M., Novikova E. Experimental study of the hydraulic fracture formation and propagation, Reviews on advanced materials and technologies, 2023, vol. 5, no. 4, pp. 11–19. DOI: 10.17586/2687-0568-2023-5-4-11-19. EDN: wvenfq.
6. Poplygin V.V., Dieng A., Shi X. Forecasting hydraulic fracturing results using information amount theory, Perm Journal of Petroleum and Mining Engineering. 2024, vol. 24, no. 2, pp. 93 – 100.
7. Taufik M. N. M. Optimization of hydraulic fracturing design for enhanced reservoir development, *Molodoi uchenyi*. 2026, no. 20 (623), pp. 211 – 216. (In Russ.).
8. Grishchenko V. A., Rabaev, R. U., Mukhametshin V. Sh. Metodicheskii podkhod k opredeleniyu optimal'nykh geologo-tekhnologicheskikh kharakteristik pri planirovanii GRP na mnogoplastovykh ob"ektakh [A methodological approach to determining optimal geological and technological characteristics when planning hydraulic fracturing at multi-layer facilities]. *SOCAR Proceedings*. 2021, no. SI2, pp. 182 – 191. (In Russ.).
9. Egorov A.A. Otechestvennyi flagmanskii produkt «Rosneft'»-«RN-GRID» simulyator modelirovaniya gidrorazryva plasta (GRP) [Rosneft's domestic flagship product, the RN-GRID hydraulic fracturing simulation simulator]. *Avtomatizatsiya i IT v neftegazovoi oblasti* [*Automation and IT in the oil and gas industry*]. 2021, no. 2 (44), pp. 12 – 27. (In Russ.).
10. Nurgaliev R. K. Otsenka ehffektivnosti GTM s ispol'zovaniem algoritmov intellektual'nogo analiza dannykh [Evaluation of the effectiveness of GTM using data mining algorithms]. *Neftepromyslovoe delo* [*Oilfield business*]. 2020, no. 9, pp. 45–50. (In Russ.).
11. Abdullina A.R., Balabanova A.Yu., Okuneva E.I. Ispol'zovanie modulya PK «RN-GRID» po mnogovariantnomu modelirovaniyu pri podbore optimal'nykh parametrov provedeniya GRP [The use of the PC module "PH-GRID" for multivariate modeling in the selection of optimal parameters for hydraulic fracturing] // *Aktual'nye problemy nauchnogo znaniya. Novye tekhnologii TEHK-2025: materialy IKh Mezhdunarodnoi nauchno-prakticheskoi konferentsii* [*Actual problems of scientific knowledge. New technologies of fuel and energy Complex-2025: proceedings of the IX International Scientific and Practical Conference*]. Tyumen', 2025, pp. 200 – 205. (In Russ.).
12. Dmitriev D. E., Popov V. V. Primenenie metodov mashinnogo obucheniya dlya prognozirovaniya ehffektivnosti GRP [Application of machine learning methods for predicting hydraulic fracturing efficiency]. *Avtomatizatsiya, telemekhanizatsiya i svyaz' v neftyanoi*

promyshlennosti [*Automation, telemechanization and communication in the oil industry*]. 2021, no. 8 (577), pp. 28–32. (In Russ.).

13. Povkh P.A., Shaikhutdinova M.Sh. Innovatsionnye tekhnologii i tsifrovizatsiya v neftyanoi otrasli [Innovative technologies and digitalization in the oil industry]. *Innovatsii i naukoemkie tekhnologii v obrazovanii i ehkonomike: materialy XI Mezhdunarodnoi nauchno-prakticheskoi i metodicheskoi konferentsii* [*Innovations and high-tech technologies in education and economics: proceedings of the XI International Scientific, practical and Methodological Conference*]. Ufa, 2025, pp. 174 – 178. (In Russ.).
14. Akhmyatov A.A., Makeev G.A. Korporativnyi simulyator gidrorazryva plasta «RN-GRID»: ot programmnoi realizatsii k promyshlennomu vnedreniyu [Corporate hydraulic fracturing simulator "RN-GRID": from software implementation to industrial implementation]. *Neftyanoe khozyaistvo* [*Oil industry*]. 2018, no. 5, pp. 94–97. (In Russ.).
15. Shaimardanov A.R., Krasnoperova S.A. Primenenie programmnogo kompleksa RN-GRID pri proektirovanii gidravlicheskogo razryva plasta dlya povysheniya ehffektivnosti razrabotki mestorozhdenii [Application of the PH-GRID software package in the design of hydraulic fracturing to increase the efficiency of field development]. *Upravlenie tekhnosferoi: ehlektron. zhurnal*, 2025, vol.9, issue 1, pp. 15 – 26. DOI: 10.35634/UdSU.2026.73.10.002 (In Russ.).

Received: 18.11.2025

About the Authors

Shaimardanov A.R.
Master's student, M.S. Gutseriev Institute of Oil and Gas, Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "Udmurt State University", 426034, Universitetskaya str., 1, Izhevsk, Russia.
E-mail: alinagai2103@yandex.ru

Krasnoperova Svetlana Anatolyevna
Candidate of Biological Sciences, Associate Professor of the Department of Oil and Gas Geology, Associate Professor, M.S. Gutseriev Institute of Oil and Gas, Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "Udmurt State University", 426034, Universitetskaya str., 1, Izhevsk, Russia.
E-mail: krasnoperova_sve@mail.ru