

DOI: <https://doi.org/10.25689/NP.2026.2.188-203>

EDN MITMRM

УДК 622.276:004.891

Система признаков и моделей для интеллектуального выбора геолого-технических мероприятий

Папаш А.Д., Зарипов А.Т., Папаш Д.М.

ПАО «Татнефть» им. В.Д. Шашина, Альметьевск, Россия

A system of features and models for intelligent selection of production enhancement operations

A.D. Papash, A.T. Zaripov, D.M. Papash

PJSC «Tatneft», Almetievsk, Russia

E-mail: PapashAD@tatneft.tatar

Аннотация. Рассматривается задача интеллектуальной поддержки выбора геолого-технических мероприятий (ГТМ), направленных на интенсификацию добычи и повышение нефтеотдачи пластов. Показано, что подбор ГТМ представляет собой многокритериальную задачу, в которой одновременно учитываются природно-геологические ограничения, текущее состояние системы разработки, конструктивно-технологические параметры вмешательства и экономические ограничения. Предложена рабочая схема интеграции традиционного инженерного скрининга и методов искусственного интеллекта, включающая классификацию кандидатов, прогноз технологического эффекта, ранжирование скважин и оптимизацию проектных параметров. Выполнено разграничение параметров на заданные природой, условно управляемые и непосредственно управляемые при проектировании ГТМ; показано, что именно в отношении двух последних групп применение алгоритмов машинного обучения и оптимизации способно обеспечить наибольший практический эффект. На основе современных публикаций по проблематике EOR/IOR и reservoir engineering обобщены наиболее употребимые признаки выбора методов воздействия на пласт и составлены таблицы, пригодные для использования в прикладных корпоративных системах поддержки решений. Сделан вывод о том, что наибольшую результативность демонстрирует не изолированное применение ИИ, а гибридный контур «геология – гидродинамика – машинное обучение – оптимизация – инженерная экспертиза – пилотирование».

Ключевые слова: геолого-технические мероприятия, повышение нефтеотдачи, машинное обучение, оптимизация, скрининг EOR, выбор скважин-кандидатов, цифровая поддержка решений

Для цитирования: Папаш А.Д., Зарипов А.Т., Папаш Д.М. Система признаков и моделей для интеллектуального выбора геолого-технических мероприятий // Нефтяная провинция.-2026.-№2(46).- С. 188-203. - DOI <https://doi.org/10.25689/NP.2026.2.188-203>. - EDN MITMRM

Abstract. The paper discusses intelligent support for selection of production enhancement operations aimed to stimulate production and improve oil recovery. It is shown that selection of production enhancement operations is a multi-criteria task that simultaneously considers natural and geological constraints, current state of development system, design and engineering parameters of well interventions, and economic limitations. A workflow for integration of conventional engineering screening and artificial intelligence methods is proposed, including candidate well classification, prediction of operational benefits, well ranking, and design parameter optimization. Nature-based, conditionally controllable and directly controlled parameters in the design of production enhancement operations are distinguished; it is shown that machine learning and optimization algorithms have the potential to offer the highest practical benefit with the latter two groups of parameters. Based on recent EOR/IOR and reservoir engineering publications, the most common features of selection of formation stimulation methods are summarized and tables appropriate for applied corporate decision support systems are generated. It is concluded that the highest efficiency is provided with hybrid "geology – fluid dynamics - machine learning - optimization - engineering expertise – pilot testing" approach rather than application of AI alone.

Key words: production enhancement operations, enhanced oil recovery, machine learning, optimization, EOR screening, candidate well selection, digital decision support

For citation: A.D. Papash, A.T. Zaripov, D.M. Papash Sistema priznakov i modeley dlya intelektual'nogo vybora geologo-tekhnicheskikh meropriyatiy [A system of features and models for intelligent selection of production enhancement operations]. Neftyanaya Provintsiya, No. 2(46), 2026. pp. 188-203. DOI <https://doi.org/10.25689/NP.2026.2.188-203>. EDN MITMRM (in Russian)

1. Геолого-технические мероприятия как объект оптимизации

Под геолого-техническими мероприятиями в нефтепромысловой практике понимается комплекс работ, направленных на стабилизацию либо рост добычи, снижение обводнённости, оптимизацию поддержания пластового давления и вовлечение в разработку слабодренируемых или технологически проблемных зон. В инженерном смысле ГТМ выступают не единичными операциями, а управляемыми вмешательствами в систе-

му «пласт - скважина - призабойная зона - система заводнения - наземная инфраструктура», осуществляемыми ради изменения траектории текущего режима разработки. Такая трактовка согласуется как с отечественной учебной литературой по разработке месторождений и повышению нефтеотдачи, так и с современными международными обзорами EOR-практик [1-3, 7].

Актуальность оптимизации выбора ГТМ обусловлена несколькими обстоятельствами. Во-первых, зрелость большинства разрабатываемых активов сопровождается ростом обводнённости, ухудшением структуры остаточных запасов, усилением неоднородности выработки и снижением доли «простых» высокоэффективных мероприятий. Во-вторых, спектр доступных методов воздействия на пласт и скважину существенно расширился: от классических кислотных обработок, гидроразрыва пласта и выравнивания профиля приёмистости до полимерных, ПАВ-, щелочных, газовых, термических и комбинированных схем. В-третьих, выбор вмешательства всё чаще должен осуществляться не по одному доминирующему параметру, а по совокупности разнотипных признаков, включая коллекторские свойства, режим работы скважины, историю откликов, состояние системы ППД, ограничения по инфраструктуре и экономике проекта [4-7, 15].

В этих условиях традиционный экспертный скрининг, основанный только на нормативных диапазонах параметров и локальном опыте, оказывается необходимым, но недостаточным. Он хорошо отсекает заведомо неприемлемые варианты, однако хуже работает в задачах тонкого ранжирования близких по пригодности альтернатив, обнаружения нелинейных взаимодействий между признаками и переноса опыта между месторождениями. Именно здесь методы искусственного интеллекта и машинного обучения приобретают прикладную ценность: они позволяют извлекать устойчивые зависимости из массивов исторических данных по скважинам, ме-

роприятиям, дизайну закачек и фактическому отклику пласта, не отменяя, а усиливая инженерную интерпретацию [8-10].

2. Классификация методов воздействия и место ИИ в выборе ГТМ

Поскольку задача статьи связана прежде всего с повышением нефтеотдачи, в качестве базовой классификационной рамки целесообразно использовать общепринятую в международной литературе схему методов увеличения нефтеотдачи/повышения нефтеизвлечения (EOR) [4-6]. В расширенном, прикладном для ГТМ виде она может быть представлена как совокупность пяти групп: физико-механические, химические, газовые, тепловые и микробиологические воздействия. Для современных задач оперативного подбора ГТМ полезно дополнительно выделять внутри физико-механического блока мероприятия интенсификации притока и мероприятия выравнивания фильтрационных потоков, а внутри газового блока различать смешивающиеся и несмешивающиеся процессы. Такая детализация отражает не только механизм вытеснения нефти, но и логику набора управляемых параметров, которые затем подлежат алгоритмической оптимизации [4-6, 16].

Таблица 1

*Классификация методов воздействия на пласт и типовые задачи ИИ
при выборе ГТМ*

Группа методов	Типовые ГТМ	Ключевой механизм	Основные управляемые переменные	Задача ИИ
Физико-механические	ГРП, кислотные обработки, реперфорация, боковые стволы, водоизоляция, выравнивание профиля приёмистости	рост проводимости, изменение геометрии дренирования, перераспределение фильтрационных потоков	масса проппанта, объём и концентрация кислоты, число стадий, интервалы, темп и режим закачки, состав изоляционного состава	выбор скважин-кандидатов, прогноз прироста дебита и риска обводнения, оптимизация дизайна

Группа методов	Типовые ГТМ	Ключевой механизм	Основные управляемые переменные	Задача ИИ
Химические	полимерное, ПАВ-, щелочное, ASP-воздействие, гелеобразующие и потоперераспределяющие композиции	снижение межфазного натяжения, увеличение коэффициента вытеснения и/или охвата	концентрация реагентов, размер оторочки, темп закачки, соотношение компонентов, объём продавки	скрининг метода, прогноз технологического эффекта, подбор рецептуры и объёма оторочки
Газовые	CO ₂ -EOR, углеводородный газ, азот, WAG, циклическая газовая закачка	набухание нефти, снижение вязкости, смешиваемость/квазисмешиваемость, изменение подвижности	давление нагнетания, WAG-отношение, цикл, объём газа, длительность закачки и выдержки	прогноз отклика, выбор режима WAG, многопараметрическая оптимизация
Тепловые	закачка пара, циклическая паротепловая обработка, внутрипластовое горение, теплохимические технологии	снижение вязкости тяжёлой нефти, мобилизация остаточной нефти	пароциклы, сухость пара, температура, длительность прогрева, темп подачи	оценка применимости, прогноз времени отклика и энергетической эффективности
Микробиологические	MEOR, закачка питательных сред и микробных композиций	образование ПАВ, газов, биополимеров и изменение реологии вытеснения	состав питательной среды, длительность экспозиции, объём закачки, условия активации	поиск зон применимости, оценка вероятности положительного отклика при высокой неопределённости

С практической точки зрения предложенная классификация важна не только как способ упорядочивания ГТМ, но и как средство правильной постановки задачи для ИИ. Алгоритм машинного обучения не «выбирает ГТМ вообще»; он решает формализованную задачу конкретного типа: классификацию метода воздействия, ранжирование скважин-кандидатов, прогноз дополнительной добычи, оценку риска раннего обводнения, подбор режима закачки, оптимизацию состава реагента либо расчёт ожидаемой экономики мероприятия. Иначе говоря, корректное место ИИ - не на

уровне абстрактного управленческого лозунга, а на уровне конкретной инженерной функции принятия решений [8, 10, 12-16].

3. Система признаков выбора ГТМ: заданные природой, условно управляемые и управляемые параметры

Ключевой методологический вопрос заключается в разграничении параметров, определяющих выбор ГТМ, на три группы: 1) заданные природой и практически неизменяемые в горизонте управленческого решения; 2) параметры текущего состояния разработки, которые могут меняться вследствие эксплуатации и предыдущих воздействий; 3) параметры самого проектируемого вмешательства, непосредственно задаваемые инженером. Такое деление принципиально, поскольку ИИ не «меняет геологию», а строит отображение от фиксированных и наблюдаемых признаков к лучшему управленческому действию и оптимальным значениям управляющих переменных.

Таблица 2

Группы параметров выбора ГТМ и характер участия ИИ в их обработке

Группа параметров	Примеры признаков	Можно ли изменить в рамках выбора ГТМ?	Роль ИИ
Заданные природой	литология, глубина, температура, минералогия, мощность, пористость, проницаемость, трещиноватость, вязкость и плотность нефти, состав пластовой воды	Нет; используются как ограничения и признаки области применимости	распознавание классов объектов, перенос аналогий, уточнение границ применимости и скрытых нелинейных сочетаний признаков
Условно управляемые (состояние разработки)	пластовое и забойное давление, skin-фактор, обводнённость, текущий дебит, приёмистость, охват заводнением, взаимовлияние скважин, накопленная добыча/закачка, история ГТМ	Частично; меняются во времени и под воздействием предыдущих решений	прогноз отклика, выявление кандидатов, оценка вероятности успеха и времени технологического эффекта
Непосредственно управляемые	тип воздействия, объём и темп закачки, концентрация реагента, WAG-отношение, режим циклов,	Да; именно эти параметры составляют пред-	поиск оптимума, многокритериальная настройка дизайна,

Группа параметров	Примеры признаков	Можно ли изменить в рамках выбора ГТМ?	Роль ИИ
	компоновка ГРП, длительность остановки, схема запуска после обработки	мет оптимизации	адаптивное управление и подбор режима исполнения
Экономико-организационные	удельная стоимость операции, доступность реагентов/мощностей, простой фонда, ограничения по инфраструктуре, цена нефти, риск недостижения эффекта	Да, но не полностью; часть ограничений внешняя	оптимизация портфеля, ранжирование по NPV/PI, снижение доли нерезультативных вмешательств

Современные исследования по интеллектуальному скринингу EOR-процессов показывают, что для первичного выбора метода особенно часто используются глубина, пористость, проницаемость, плотность и вязкость нефти, температура пласта, тип коллектора, иногда - нефтенасыщенность, состав нефти и минерализация воды [8, 12-16]. В ряде работ устойчивые результаты получены уже на минимальном шестипризнаковом наборе, однако по мере усложнения условий разработки возрастает значение признаков, отражающих текущее состояние разработки и историю эксплуатации, включая показатели системы заводнения, связности нагнетательных и добывающих скважин, динамику обводнения и отклики на предыдущие мероприятия [9, 10, 12, 15].

Следовательно, ИИ наиболее результативен не тогда, когда заменяет инженерную физику усреднённым «чёрным ящиком», а тогда, когда в модель одновременно подаются: а) геолого-физические ограничения объекта; б) актуальные эксплуатационные индикаторы; в) проектные переменные ГТМ; г) целевая функция принятия решения. В зависимости от постановки задача может иметь вид классификации (какой тип ГТМ предпочтителен), регрессии (каков ожидаемый прирост добычи либо снижение обводнённости), ранжирования (какие скважины первоочередные кандидаты) либо

многокритериальной оптимизации (какой набор параметров обеспечивает максимум эффекта при допустимом риске и стоимости).

4. Методы искусственного интеллекта для подбора и оптимизации ГТМ

В нефтегазовой отрасли для задач выбора ГТМ применяются как классические алгоритмы машинного обучения, так и глубокие нейросетевые архитектуры. Наиболее употребимы случайный лес, градиентный бустинг, XGBoost, искусственные нейронные сети, ансамблевые модели, методы нечёткой логики, кластеризации и гибридные схемы, совмещающие прокси-моделирование с эволюционными алгоритмами оптимизации. Аналитическая ценность этих инструментов определяется не «модностью» алгоритма, а соответствием математической постановки реальной инженерной задаче [8-10, 12-18].

Таблица 3

Связь классов ИИ-моделей с типовыми задачами подбора ГТМ

Класс моделей	Типовая задача	Выход модели	Ограничения
Классификация (RF, XGBoost, ANN, CNN/LSTM)	выбор типа воздействия / EOR-метода	вероятности классов, рейтинг методов, область применимости	чувствительность к дисбалансу классов и качеству разметки
Регрессия и суррогатные модели	прогноз доп. добычи, обводнённости, времени отклика, NPV	численное значение эффекта и интервалы неопределённости	риск экстраполяции вне обучающего диапазона
Кластеризация и поиск аналогов	выявление похожих скважин/объектов и шаблонов отклика	кластеры, аналоги, аномальные объекты	результат зависит от качества признакового пространства и метрики сходства
Оптимизация (GA, PSO, Bayesian optimization, RL)	подбор режима закачки, состава оторочки, параметров ГРП, очередности ГТМ	оптимальные управляющие переменные и компромиссные решения	необходимость надёжной целевой функции и ограничений по физической реализуемости

По данным обобщающих исследований, модели на основе random forest, XGBoost и deep learning демонстрируют высокую точность в задачах первичного скрининга EOR-сценариев, однако сами авторы подчёркивают, что машинное обучение не должно использоваться как единственный механизм выбора метода без геолого-технологической верификации [8, 12-16]. Для низкопроницаемых коллекторов, карбонатных объектов, химических и CO₂-процессов особенно эффективными оказываются гибридные контуры, в которых сначала формируется обучающая выборка либо из мировых полевых кейсов, либо из серии численных гидродинамических экспериментов, а затем обученная прокси-модель используется в паре с алгоритмом оптимизации. Такой подход позволяет резко ускорить перебор проектных решений по сравнению с прямым полным набором гидродинамических расчётов [10, 14, 17].

Отдельного внимания заслуживают задачи выбора скважин-кандидатов. Здесь ИИ даёт эффект не столько через «поиск идеального метода», сколько через сокращение доли заведомо слабых кандидатов. Если из общего фонда выделяются скважины с высокой вероятностью технологического отклика и приемлемым риском побочного обводнения либо быстрого затухания эффекта, то уже на этом этапе происходит заметное повышение средней отдачи портфеля мероприятий. В отечественных условиях именно этот уровень цифровой поддержки решений часто является наиболее быстро окупаемым, поскольку не требует немедленного перехода к полностью автономному управлению режимами воздействия, а интегрируется в существующий контур планирования ГТМ.

Принципиально важно: ИИ не заменяет гидродинамическое моделирование и инженерную экспертизу, а повышает селективность выбора и скорость расчётно-аналитического цикла. Наиболее корректная постановка вопроса состоит не в том, «может ли алгоритм сам выбрать

ГТМ», а в том, «насколько алгоритм способен уменьшить пространство ошибок при выборе и настройке мероприятия».

5. Оценка эффекта от интеллектуальной оптимизации подбора ГТМ

Экономико-технологический эффект от применения ИИ при выборе ГТМ складывается из двух основных компонентов: 1) прирост дополнительной добычи за счёт повышения точности выбора типа мероприятия, скважины-кандидата и режима воздействия; 2) сокращение прямых затрат на нерезультативные либо заведомо слабые вмешательства.

Превосходство ИИ в оптимизации ГТМ по сравнению с традиционными, экспертными подходами обусловлено несколькими ключевыми факторами:

- ИИ способен поглощать и обрабатывать огромные массивы разнородных данных из различных источников, выявляя взаимосвязи, которые остаются незамеченными для человека из-за их сложности и нелинейности.
- ИИ-алгоритмы могут обнаруживать глубокие, скрытые зависимости между управляемыми и неуправляемыми параметрами и итоговым эффектом, которые не укладываются в простые аналитические формулы или человеческие интуитивные представления.
- ИИ-алгоритмы специально разработаны для эффективного поиска глобального оптимума в многомерных пространствах параметров, что позволяет находить решения, дающие лучший эффект, чем экспертные рекомендации.
- ИИ-модели, будучи обученными, могут предсказывать результат и предлагать оптимальные параметры за считанные секунды или минуты, что значительно ускоряет процесс принятия решений и позволяет быстро тестировать множество гипотез.

– ИИ способен непрерывно обучаться на исторических данных обо всех проведенных мероприятиях, включая как успешные, так и неуспешные, извлекая уроки из каждого случая и постоянно улучшая свои предиктивные способности. Это позволяет избежать повторения дорогостоящих ошибок.

6. Ограничения и условия корректного внедрения

Несмотря на высокую прикладную перспективность, интеллектуальные системы выбора ГТМ имеют ряд ограничений. Первое ограничение связано с качеством исторических данных: неполнота атрибутивного описания ГТМ, отсутствие единой структуры справочников, различия в правилах учёта эффекта, смешение технологических и ценовых факторов, а также отсутствие корректной маркировки «успешности» вмешательства резко ухудшают обучаемость моделей. Второе ограничение связано с переносимостью модели между активами: алгоритм, обученный на одном типе объектов, может утратить адекватность при переходе к иным литотипам, системам разработки и инфраструктурным ограничениям. Третье ограничение имеет причинно-следственную природу: положительный постфактум-корреляционный отклик не всегда означает, что именно выбранный ГТМ был истинной причиной наблюдаемого прироста добычи.

Поэтому промышленное внедрение ИИ в выбор ГТМ должно опираться на несколько принципов. Во-первых, необходима единая корпоративная модель данных ГТМ, в которой каждое вмешательство описывается не только названием операции, но и набором технологических параметров, контекстом скважины, условиями объекта и правилами расчёта эффекта. Во-вторых, модели должны сопровождаться процедурами регулярной переоценки, контролем деградации качества и механизмами объяснимости - хотя бы на уровне признаков важности, локальных причин решения и карт области применимости. В-третьих, наиболее зрелой организационной

формой является пилотный контур: ограниченный фонд, контрольная группа, прозрачная метрика успеха и обязательная постаналитика. Только после этого ИИ может быть встроен в постоянную процедуру планирования ГТМ и портфельного управления [8-10, 15, 18].

Выводы

1. Выбор геолого-технических мероприятий для повышения нефтеотдачи представляет собой многокритериальную задачу, в которой одновременно взаимодействуют геолого-физические, технологические, эксплуатационные и экономические параметры. В этой постановке методы искусственного интеллекта оказываются особенно полезны как средство извлечения нелинейных зависимостей и повышения селективности решений.

2. Наиболее продуктивной классификационной рамкой для интеллектуального выбора ГТМ является схема, основанная на механизме воздействия на пласт: физико-механические, химические, газовые, тепловые и микробиологические методы. Для прикладных производственных систем она должна быть дополнена разделением параметров на заданные природой, условно управляемые и непосредственно управляемые.

3. ИИ способен оптимизировать прежде всего выбор скважин-кандидатов, подбор типа воздействия и настройку проектных параметров ГТМ. Параметры, заданные природой, не являются объектом оптимизации в прямом смысле, однако выступают критически важными признаками, определяющими область допустимости решения.

4. Практический эффект от внедрения ИИ проявляется в двух формах: рост дополнительной добычи за счёт повышения точности подбора и снижение затрат на нерезультативные мероприятия. Даже умеренное улучшение качества решений при массовых программах ГТМ даёт существенный кумулятивный результат.

5. Наиболее корректной архитектурой внедрения является гибридный контур, в котором алгоритмы машинного обучения работают совместно с физическими моделями, инженерными ограничениями и процедурами пилотной верификации. Следовательно, стратегическая задача состоит не в полной замене инженерного решения искусственным интеллектом, а в переходе к data-driven отбору, ранжированию и оптимизации ГТМ в единой цифровой системе поддержки решений.

Список литературы

1. Коршак А.А., Шаммазов А.М. Основы нефтегазового дела: учебник для вузов. 3-е изд. Уфа: ДизайнПолиграфСервис, 2005.
2. Слюсарев Н.И. Технология и техника повышения нефтеотдачи пластов: учеб. пособие. СПб.: СПГИ, 2003.
3. Рузин Л.М., Морозюк О.А. Методы повышения нефтеотдачи пластов (теория и практика): учеб. пособие. Ухта: УГТУ, 2014.
4. Taber J.J., Martin F.D., Seright R.S. EOR Screening Criteria Revisited - Part 1: Introduction to Screening Criteria and Enhanced Recovery Field Projects. SPE Reservoir Engineering. 1997;12(3):189-198. doi:10.2118/35385-PA.
5. Taber J.J., Martin F.D., Seright R.S. EOR Screening Criteria Revisited - Part 2: Applications and Impact of Oil Prices. SPE Reservoir Engineering. 1997;12(3):199-206. doi:10.2118/39234-PA.
6. Al Adasani A., Bai B. Analysis of EOR projects and updated screening criteria. Journal of Petroleum Science and Engineering. 2011;79(1-2):10-24. doi: 10.1016/j.petrol.2011.07.005.
7. Liu Z.-X., Liu H.-Q., Wu X.-D., et al. Status and progress of worldwide EOR field applications. Journal of Petroleum Science and Engineering. 2020;193:107449. doi: 10.1016/j.petrol.2020.107449.
8. Cheraghi Y., Kord S., Mashayekhizadeh V. Application of machine learning techniques for selecting the most suitable enhanced oil recovery method; challenges and opportunities. Journal of Petroleum Science and Engineering. 2021;205:108761. doi: 10.1016/j.petrol.2021.108761.
9. Kuang L., Wang B., Liu G., et al. Application and development trend of artificial intelligence in petroleum exploration and development. Petroleum Exploration and Development. 2021;48(1):1-14. doi: 10.1016/S1876-3804(21)60001-0.
10. Jia D., Liu X., Zhang L., et al. Data-driven optimization for fine water injection in a mature oil field. Petroleum Exploration and Development. 2020;47(3):674-682. doi: 10.1016/S1876-3804(20)60084-2.
11. Tadjer A., Bratvold R.B., Hong A., Hanea R. Application of machine learning to assess the value of information in polymer flooding. Petroleum Research. 2021;6(4):309-320. doi: 10.1016/j.ptlrs.2021.05.006.
12. Mahdaviara M., Sharifi M., Ahmadi M. Toward evaluation and screening of the enhanced oil recovery scenarios for low permeability reservoirs using statistical and machine learning techniques. Fuel. 2022;325:124795. doi: 10.1016/j.fuel.2022.124795.

13. Pandey R.K., Gandomkar A., Vaferi B., et al. Supervised deep learning-based paradigm to screen the enhanced oil recovery scenarios. *Scientific Reports*. 2023;13:4892. doi: 10.1038/s41598-023-32187-2.
14. Gao M., Li X., Sun Q., et al. Machine-Learning-Based Approach to Optimize CO₂-WAG Flooding in Low Permeability Oil Reservoirs. *Energies*. 2023;16(17):6149. doi: 10.3390/en16176149.
15. Zhou W., Yang M., Su Y., et al. Machine Learning in Reservoir Engineering: A Review. *Processes*. 2024;12(6):1219. doi: 10.3390/pr12061219.
16. Arvis A., Chon B.H. Updated screening criteria for enhanced oil recovery methods and their application to the T oilfield in eastern Mongolia. *Scientific Reports*. 2025;15:34670. doi: 10.1038/s41598-025-21696-x.
17. Wei Z., Li D., Lake L.W., et al. Multi-criteria decision making approaches to select appropriate enhanced oil recovery techniques in petroleum industries. *Energy Reports*. 2021;7:2751-2758. doi: 10.1016/j.egy.2021.05.002.
18. Kamari A., Mohammadi A.H., Bahadori A. Efficient screening of enhanced oil recovery methods and predictive economic analysis. *Neural Computing and Applications*. 2014;25:815-824. doi: 10.1007/s00521-014-1553-9.

References

1. Korshak A.A., Shammazov A.M. *Osnovy neftegazovogo dela* [Fundamentals of petroleum engineering]. Ufa: DizainPoligrafServis Publ., 2005. (in Russian)
2. Slyusarev N.I. *Tekhnologiya i tekhnika povysheniya nefteotdachi plastov* [Technology and equipment for enhanced oil recovery]. St. Petersburg: SPGGI Publ., 2003. (in Russian)
3. Ruzin L.M., Morozuk O.A. *Metody povysheniya nefteotdachi plastov* [Enhanced oil recovery methods (theory and practice)]. Ukhta: UGTU Publ., 2014. (in Russian)
4. Taber J.J., Martin F.D., Seright R.S. EOR Screening Criteria Revisited - Part 1: Introduction to Screening Criteria and Enhanced Recovery Field Projects. *SPE Reservoir Engineering*. 1997;12(3):189-198. doi:10.2118/35385-PA.
5. Taber J.J., Martin F.D., Seright R.S. EOR Screening Criteria Revisited - Part 2: Applications and Impact of Oil Prices. *SPE Reservoir Engineering*. 1997;12(3):199-206. doi:10.2118/39234-PA.
6. Al Adasani A., Bai B. Analysis of EOR projects and updated screening criteria. *Journal of Petroleum Science and Engineering*. 2011;79(1-2):10-24. doi: 10.1016/j.petrol.2011.07.005.
7. Liu Z.-X., Liu H.-Q., Wu X.-D., et al. Status and progress of worldwide EOR field applications. *Journal of Petroleum Science and Engineering*. 2020;193:107449. doi: 10.1016/j.petrol.2020.107449.
8. Cheraghi Y., Kord S., Mashayekhizadeh V. Application of machine learning techniques for selecting the most suitable enhanced oil recovery method; challenges and opportunities. *Journal of Petroleum Science and Engineering*. 2021;205:108761. doi: 10.1016/j.petrol.2021.108761.
9. Kuang L., Wang B., Liu G., et al. Application and development trend of artificial intelligence in petroleum exploration and development. *Petroleum Exploration and Development*. 2021;48(1):1-14. doi: 10.1016/S1876-3804(21)60001-0.
10. Jia D., Liu X., Zhang L., et al. Data-driven optimization for fine water injection in a mature oil field. *Petroleum Exploration and Development*. 2020;47(3):674-682. doi: 10.1016/S1876-3804(20)60084-2.

11. Tadjer A., Bratvold R.B., Hong A., Hanea R. Application of machine learning to assess the value of information in polymer flooding. *Petroleum Research*. 2021;6(4):309-320. doi: 10.1016/j.ptlrs.2021.05.006.
12. Mahdaviara M., Sharifi M., Ahmadi M. Toward evaluation and screening of the enhanced oil recovery scenarios for low permeability reservoirs using statistical and machine learning techniques. *Fuel*. 2022;325:124795. doi: 10.1016/j.fuel.2022.124795.
13. Pandey R.K., Gandomkar A., Vaferi B., et al. Supervised deep learning-based paradigm to screen the enhanced oil recovery scenarios. *Scientific Reports*. 2023;13:4892. doi: 10.1038/s41598-023-32187-2.
14. Gao M., Li X., Sun Q., et al. Machine-Learning-Based Approach to Optimize CO₂-WAG Flooding in Low Permeability Oil Reservoirs. *Energies*. 2023;16(17):6149. doi: 10.3390/en16176149.
15. Zhou W., Yang M., Su Y., et al. Machine Learning in Reservoir Engineering: A Review. *Processes*. 2024;12(6):1219. doi: 10.3390/pr12061219.
16. Arvis A., Chon B.H. Updated screening criteria for enhanced oil recovery methods and their application to the T oilfield in eastern Mongolia. *Scientific Reports*. 2025;15:34670. doi: 10.1038/s41598-025-21696-x.
17. Wei Z., Li D., Lake L.W., et al. Multi-criteria decision making approaches to select appropriate enhanced oil recovery techniques in petroleum industries. *Energy Reports*. 2021;7:2751-2758. doi: 10.1016/j.egy.2021.05.002.
18. Kamari A., Mohammadi A.H., Bahadori A. Efficient screening of enhanced oil recovery methods and predictive economic analysis. *Neural Computing and Applications*. 2014;25:815-824. doi: 10.1007/s00521-014-1553-9.

Сведения об авторах

Папаш Александр Дмитриевич, специалист 1 категории, Центр технологического развития ПАО «Татнефть» им. В.Д. Шашина
Россия, 426462, Альметьевск, ул. Тельмана, 88
E-mail: PapashAD@tatneft.tatar

Зарипов Азат Тимерьянович, доктор технических наук, первый заместитель директора, Институт «ТатНИПИнефть» ПАО «Татнефть» им. В.Д. Шашина
Россия, 426462, Альметьевск, ул. Советская, 186а
E-mail: zat@tatnipi.ru

Папаш Диана Маратовна, специалист, Центр технологического развития ПАО «Татнефть» им. В.Д. Шашина
Россия, 426462, Альметьевск, ул. Тельмана, 88
E-mail: PapashDM@tatneft.tatar

Authors

A.D. Papash, First Category Specialist, Technological Development Center, PJSC «Tatneft»
88 Тельмана St., Almet'yevsk, 426462, Russian Federation
E-mail: PapashAD@tatneft.tatar

A.T. Zaripov, DSc (Engineering), First Deputy Director, TatNIPIneft Institute – PJSC Tatneft
186a Sovetskaya St., Almet'yevsk, 426462, Russian Federation
E-mail: zat@tatnipi.ru

D.M. Papash, Specialist, Technological Development Center, PJSC «Tatneft»
88 Тельмана St., Almet'yevsk, 426462, Russian Federation
E-mail: PapashDM@tatneft.tatar

Статья поступила в редакцию 02.04.2026
Принята к публикации 24.06.2026
Опубликована 30.06.2026