

Интернет-журнал «Отходы и ресурсы» <https://resources.today>
Russian Journal of Resources, Conservation and Recycling

2026, Том 13, № 2 / 2026, Vol. 13, Iss. 2 <https://resources.today/issue-2-2026.html>

URL статьи: <https://resources.today/PDF/06INOR226.pdf>

DOI: 10.15862/aaaaaaOR126 (<https://doi.org/10.15862/06INOR226>)

2.3.1. Системный анализ, управление и обработка информации, статистика (технические науки)

2.3.4. Управление в организационных системах (технические науки)

Ссылка для цитирования этой статьи:

Комротов, И. С. Искусственный интеллект в мониторинге биодegradации нефти: современные подходы и перспективы (обзор) / И. С. Комротов, В. В. Челноков // Отходы и ресурсы. — 2026. — Т. 13. — № 2. — URL: <https://resources.today/PDF/06INOR226.pdf>. DOI: 10.15862/06INOR226.

For citation:

Komrotov I.S., Chelnokov V.V. Artificial intelligence in monitoring oil biodegradation: modern approaches and prospects (review). *Russian Journal of Resources, Conservation and Recycling*. 2026;13(2): 06INOR226. Available at: <https://resources.today/PDF/06INOR226.pdf>. DOI: 10.15862/06INOR226. (In Russ., abstract in Eng.).

УДК 004.896

Комротов Иван Сергеевич

ФГБОУ ВО «Российский химико-технологический университет имени Д.И. Менделеева», Москва, Россия

Аспирант

E-mail: komxim@yandex.ru

ORCID: <https://orcid.org/0009-0005-0893-2907>

Челноков Виталий Вячеславович

ФГБОУ ВО «Российский химико-технологический университет имени Д.И. Менделеева», Москва, Россия

Профессор

Доктор технических наук, доцент

E-mail: chelnokov.v.v@muctr.ru

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3065-9776>

Искусственный интеллект в мониторинге биодegradации нефти: современные подходы и перспективы (обзор)

Аннотация. Биодegradация нефти, вызванная метаболической активностью микроорганизмов (бактерий, архей, грибов), является серьёзной угрозой при длительном хранении сырья в резервуарах и трубопроводах. Ежегодный экономический ущерб от микробной коррозии, потери лёгких углеводородных фракций (до 20 % за полгода) и ликвидации аварийных разливов оценивается в \$1,5 млрд. Это влечёт за собой снижение энергетической ценности нефти, ускоренную дegradацию металлоконструкций и масштабные экологические риски. В статье рассматриваются подходы к применению технологий искусственного интеллекта для создания систем непрерывного мониторинга, предиктивного прогнозирования и проактивного контроля биодegradации нефтепродуктов. Подробно описаны три ключевых технологических направления. Первое — интеллектуальный анализ потоковых данных с распределённых датчиков интернета вещей, регистрирующих концентрации сероводорода, температуру и окислительно-восстановительный потенциал. Второе — обработка спектроскопической информации для экспресс-выявления изменений химического состава. Третье — метагеномный анализ микробных сообществ для оценки их деструктивного потенциала. Центральное место занимает прогнозное моделирование на базе гибридных

нейросетевых архитектур, сочетающих физико-химические законы кинетики с алгоритмами машинного обучения. Приведены примеры успешного промышленного внедрения систем искусственного интеллекта на объектах трубопроводного транспорта и в резервуарных парках. Обозначены основные вызовы: обеспечение интерпретируемости моделей для обоснования принимаемых решений, бесшовная интеграция с унаследованными автоматизированными системами управления технологическими процессами и лабораторными системами, а также критическая потребность в репрезентативных наборах размеченных данных. Преодоление этих барьеров необходимо для перехода к полностью автоматизированному превентивному управлению биодegradацией.

Ключевые слова: искусственный интеллект; нефть; биодegradация; интернет вещей; прогнозное моделирование; метагеномика; микробная коррозия

Введение

Нефть и продукты её переработки представляют собой органические субстраты, которые подвергаются активному биологическому разложению под воздействием разнообразных микроорганизмов, включая бактерии, микроскопические грибы и археи [1–4]. Этот процесс, известный как биодegradация нефти, является естественным и повсеместным, однако его интенсивность значительно возрастает в техногенных условиях, в частности при длительном хранении сырья в стальных резервуарах, при транспортировке по магистральным трубопроводам и в танкерных ёмкостях. Ключевую роль в инициации и развитии деструктивных изменений играют микроорганизмы определённых родов, среди которых наиболее известны *Pseudomonas*, *Bacillus* и *Alcanivorax* [5–7]. Эти микроорганизмы адаптировались к использованию углеводородов в качестве основного источника углерода и энергии; в процессе их метаболической активности происходит ферментативное расщепление компонентов нефти с выделением агрессивных химических соединений — органических кислот и газообразных продуктов, в том числе сероводорода и углекислого газа. Совокупность этих биохимических реакций ведёт к ряду крайне негативных последствий, а именно:

1. Прогрессирующему ухудшению качества и снижению энергетической ценности углеводородного сырья, что выражается в потере до 20 % лёгких алкановых фракций в течение полугода.
2. Интенсификации процессов биохимической коррозии металлических конструкций, скорость которой в стальных резервуарах может достигать 0,5 мм в год, что существенно сокращает нормативные сроки эксплуатации дорогостоящего оборудования.
3. Формированию сквозных дефектов, микротрещин и зон локального утонения металла, что многократно повышает вероятность неконтролируемых утечек, аварийных разливов и крупномасштабных экологических катастроф с длительными негативными последствиями для окружающей среды.

Традиционно применяемые методы контроля биологической деструкции, опирающиеся на лабораторное исследование периодически отбираемых проб и визуально-измерительный осмотр внутренних поверхностей оборудования, обладают комплексом фундаментальных ограничений, которые снижают эффективность противодействия угрозе. К числу таких ограничений относятся: значительные временные задержки между моментом отбора пробы и получением финальных аналитических результатов, что делает невозможным оперативное реагирование на динамично меняющуюся ситуацию; высокая стоимость организации регулярного и полноохватного мониторинга, особенно на территориально распределённых

объектах; а также неизбежная субъективность при интерпретации косвенных данных, зависящая от квалификации и опыта конкретного специалиста.

В сложившихся условиях технологии искусственного интеллекта, обладающие уникальной способностью к высокоскоростной обработке сверхбольших массивов гетерогенной информации в режиме реального времени, становятся стратегическим инструментом, обеспечивающим фундаментальный переход от традиционной реактивной модели управления, основанной на устранении уже случившихся инцидентов, к принципиально новой, превентивной парадигме, направленной на заблаговременное прогнозирование и упреждающее предотвращение развития биodeградационных процессов [8–10].

Методология машинного обучения предоставляет возможность осуществлять глубинное моделирование и обучение на колоссальных наборах ретроспективных и потоковых данных о динамике биodeградации. Это позволяет выявлять сложные, неочевидные закономерности и устанавливать многофакторные связи между конкретными условиями хранения нефти, её детальным компонентным составом, молекулярной химической структурой присутствующих соединений и итоговыми наблюдаемыми результатами биологического разложения. В свою очередь, искусственная нейронная сеть представляет собой продвинутую форму реализации алгоритма машинного обучения, архитектура и принцип функционирования которой имитируют структуру и вычислительные процессы биологического человеческого мозга. Особую практическую ценность искусственные нейронные сети представляют для решения задачи предиктивного прогнозирования биodeградации, поскольку их архитектурные особенности позволяют не просто обрабатывать огромные, многомерные и сложно организованные массивы информации, но и эффективно распознавать в них нелинейные, скрытые от классических статистических методов корреляции между множеством входных переменных и целевыми показателями деградации.

Основная часть

Существует несколько вариантов применения искусственного интеллекта (ИИ) для определения степени биodeградации сырой нефти.

1. Мониторинг в реальном времени — интернет вещей (IoT) и мультисенсорные системы.

В рамках мониторинга биodeградации нефти в реальном времени происходит конвергенция мультисенсорных платформ и интернета вещей, что создает распределенную интеллектуальную сеть на загрязненном объекте. Её основу составляют автономные сенсорные узлы, оснащенные комплектом датчиков: электрохимические сенсоры непрерывно измеряют ключевые параметры, такие как содержание растворенного кислорода (pO_2), редокс-потенциал (Eh), pH и электропроводность, непосредственно отражающие активность микробного сообщества; массивы газовых сенсоров по технологии «электронный нос» (eNose) детектируют и анализируют паттерны летучих соединений (CO_2 , CH_4 , летучие органические кислоты); оптические сенсоры в ближнем ИК-диапазоне оценивают общее содержание углеводов. Данные с этих узлов с помощью энергоэффективных протоколов дальней связи (LPWAN) передаются на шлюз и далее в облачную платформу, где на основе алгоритмов машинного обучения выполняется слияние разнородных данных (Data Fusion), их анализ, классификация стадии деградации и построение прогнозных моделей скорости процесса. Это позволяет не только визуализировать динамику биоремедиации на интерактивных дашбордах и картах, но и в автоматическом режиме оптимизировать управляющие воздействия — регулировать аэрацию или внесение питательных веществ, реализуя принципы замкнутого контура управления и создавая основу для «цифрового двойника» загрязненного участка. Основными вызовами

остаются обеспечение долговременной стабильности и защиты сенсоров от биообрастания в агрессивных средах, а перспективами — интеграция с роботизированными системами и развитие адаптивных самокалибрующихся сенсорных сетей.

Современные системы IoT объединяют сети датчиков, устанавливаемых внутри резервуаров и на внешних поверхностях оборудования [11; 12]. Каждый датчик собирает данные по физико-химическим параметрам (температура — оптимальный диапазон для мезофильных бактерий — 20–45°C, уровень pH — снижение до 4–5 указывает на выделение органических кислот, концентрации кислорода и CO₂ — маркеры аэробного/анаэробного разложения) и биологическим маркерам (летучие жирные кислоты — пропионовая, масляная, биоплёнки — обнаруживаются через адгезионные сенсоры).

В 2023 году компания ExxonMobil внедрила платформу на основе нейросетей LSTM (Long short-term memory), которая анализирует данные с 5000 датчиков в режиме реального времени [13]. Система предупреждает о рисках биодegradации за 72 часа до критических изменений, сократив затраты на ремонт на 25 %.

Компьютерное зрение — алгоритмы YOLO (You Only Look Once), Mask R-CNN (Mask Region-based Convolutional Neural Network) анализируют изображения с камер высокого разрешения, фиксируя формирование биоплёнок на стенках резервуаров и изменения цвета нефти (появление эмульсий или осадка) [14; 15].

2. Расширенный анализ химического состава.

Спектроскопия в инфракрасной области.

Сверточные нейросети, обученные на библиотеках спектров, идентифицируют деградированные фракции [16; 17]. Например, снижение пиков в области 1700–1800 см⁻¹ свидетельствует о разложении ароматических соединений.

Масс-спектрометрия вторичных ионов. Методы машинного обучения (например, метод главных компонент) выявляют распределение биомаркеров в образцах [18, 19]. Например, соотношение пристана к фитану (Pr/Ph) используется для оценки степени биодegradации [20].

Газовая хроматография. Градиентный бустинг XGBoost (eXtreme Gradient Boosting) прогнозирует скорость деградации на основе профиля углеводов [21; 22]. Модель достигает точности 89–90 % в предсказании потери алканов.

3. Метагеномика и анализ микробиома.

Метагеномика и анализ микробиома произвели революцию в понимании процессов биодegradации нефти, сместив фокус с изучения отдельных культур микроорганизмов на комплексный анализ всего микробного сообщества и его совокупных метаболических возможностей непосредственно в окружающей среде. Этот подход основан на прямом выделении и высокопроизводительном секвенировании всего пула ДНК (тотальной ДНК), извлеченной из загрязненной почвы, грунтовых вод или активного ила, что позволяет идентифицировать как культивируемые, так и некультивируемые формы микроорганизмов. Ключевым этапом является биоинформатический анализ полученных последовательностей: таксономическая классификация на основе консервативных генов (например, 16S рРНК для бактерий, и архей или 18S рРНК для грибов) раскрывает структуру и динамику сообщества, показывая, какие конкретно таксоны (например, *Pseudomonas*, *Alcanivorax*, *Rhodococcus*, метаногенные археи) доминируют на разных стадиях деградации. Однако сердцем функционального анализа является реконструкция метагеномно-ассоциированных геномов (MAGs) и поиск каталитических генов, кодирующих ключевые ферменты биодegradации: оксигеназы (алканы, ароматические кольца), гидролазы, дегидрогеназы и гены полных метаболических путей, таких как путь катаболизма толуола или бензоата. Это позволяет не

просто констатировать факт деградации, но и предсказать, какие именно классы углеводородов (н-алканы, циклопарафины, ПАУ) сообщество способно утилизировать, и понять синергические или конкурентные взаимодействия между его членами. На практике интеграция метагеномных данных с геохимическим профилем и показаниями IoT-сенсоров в режиме реального времени создает мощную основу для управляемой биоремедиации, позволяя, например, стимулировать внесением питательных веществ именно те функциональные группы микробов, которые необходимы для деградации конкретных остаточных фракций, или оценивать успешность биоаугментации — внедрения специализированных консорциумов. Основными технологическими вызовами остаются высокая стоимость глубокого секвенирования, сложность анализа и интерпретации огромных массивов данных, а также необходимость функциональной валидации предсказанных генетических путей, однако развитие методов машинного обучения для анализа метагеномов и их конвергенция с традиционным мониторингом открывает путь к созданию принципиально новых предиктивных моделей и стратегий управления природными и инженерными экосистемами для очистки нефтезагрязненных сред.

Секвенирование нового поколения позволяет получить данные о таксономическом составе сообществ (16S рРНК — один из трёх основных типов рибосомных рибонуклеиновых кислот, образующих основу рибосом прокариот — для бактерий, праймеры ITS для грибов), функциональных генах (например, ген алканмонооксигеназы *alkB* — окисление алканов) [23].

Применение ИИ возможно при:

- Кластеризации (t-distributed Stochastic Neighbor Embedding (t-SNE), Uniform Manifold Approximation and Projection (UMAP)) визуализации различий между микробными сообществами в разных резервуарах. ИИ-алгоритмы (методы кластеризации и классификации) идентифицируют виды, связанные с биodeградацией *Alcanivorax* (окисляет алканы) и *Pseudomonas* (разлагает ароматические углеводороды), что позволяет прогнозировать скорость деградации и подбирать стратегии подавления нежелательных микроорганизмов [24, 25].
- Прогнозировании метаболической активности — рекуррентные нейросети предсказывают доминирование конкретных штаммов при изменении условий (например, добавление биоцидов) [26].

Модель ИИ на основе Random Forest, объединяющая метагеномные данные 10 000 образцов нефти, прогнозировала что сочетание *Pseudomonas* и *Arthrobacter* увеличивает скорость деградации сырой нефти в 1,7 раза [27].

4. Прогнозное моделирование и цифровые двойники.

Прогнозное моделирование и концепция цифровых двойников формируют новую парадигму в управлении процессами биodeградации нефти, переводя их из области реактивного контроля в сферу предиктивного и даже прескриптивного управления. В основе этого подхода лежит создание динамической, калибруемой в реальном времени математической копии (цифрового двойника) загрязненного объекта — будь то участок почвы, водоносный горизонт или промышленный биореактор. Этот двойник интегрирует разнородные данные: геохимические параметры от IoT-сенсоров (кислород, редокс, pH), метагеномную информацию о структуре и функциональном потенциале микробиома, гидрогеологические модели, а также данные о физико-химических свойствах конкретного нефтяного загрязнения.

Прогнозное моделирование реализуется через иерархию взаимосвязанных вычислительных моделей: кинетические модели (например, Monod), описывающие рост специфических деструкторов и утилизацию фракций нефти; транспортные модели, учитывающие диффузию, адсорбцию и перенос загрязнителей и метаболитов; и, наконец, многофазные гидродинамические

модели для сложных сред. Цифровой двойник, постоянно обновляемый потоками данных мониторинга, позволяет не просто описывать текущее состояние, но и выполнять опережающее моделирование различных сценариев, отвечая на вопросы: как изменится скорость деградации при изменении температуры или добавлении питательных веществ; каков оптимальный режим аэрации для минимизации затрат; какие риски образования токсичных промежуточных метаболитов (например, эпоксидов) возможны? Таким образом, система превращается в инструмент для виртуальных экспериментов, минимизирующих дорогостоящие и рискованные полевые испытания. Ключевыми технологическими вызовами остаются необходимость в высокопроизводительных вычислениях, сложность формализации и валидации биологических взаимодействий в сообществе, а также «слепые зоны» в данных, однако интеграция с машинным обучением позволяет создавать гибридные модели, где физико-химические законы дополняются нейросетевыми алгоритмами, обучающимися на поступающих данных, что повышает точность прогнозов. Практическим итогом является переход к адаптивному управлению, где решения по биостимуляции или биоаугментации принимаются автоматически на основе симуляций цифрового двойника, что принципиально повышает эффективность, снижает сроки и стоимость ремедиации, обеспечивая научно обоснованный и количественно прогнозируемый результат очистки.

Динамическая модель в виде LSTM-сети, анализирует временные ряды, прогнозируя скорость биodeградации (на основе исторических данных температуры и влажности) и риск коррозии (корреляция между активностью сульфатредуцирующих бактерий и потерей массы металла) [28].

Цифровые двойники (Digital Twin) включают виртуальные копии резервуаров, созданные в платформах типа ANSYS Twin Builder, имитируют сценарии длительного хранения при высокой влажности и влияние ингибиторов (нитратов, молибдатов) [29]. Цифровые двойники резервуаров, обученные на исторических данных, моделируют сценарии хранения нефти при различных условиях (например, добавление биоцидов).

Градиентный бустинг, предсказывающий риск коррозии на основе комбинации параметров (влажность и температура), демонстрирует высокую эффективность по сравнению с традиционными и альтернативными методами [30].

В качестве практического применения в промышленности можно указать Digital Twin проекта Saudi Aramco, который позволил сократить время тестирования новых биоцидов для нефтехранилищ с 6 месяцев до 2 недель [31].

5. Промышленные кейсы.

ИИ крупные нефтяные компании используют для решения различных насущных задач. Например, Shell предотвращает коррозию в трубопроводах по технологии на основе градиентного бустинга, который анализирует данные с акустических датчиков, обнаруживающих микроповреждения [32]. Результаты отличные — снижение инцидентов на 40 % за 2 года.

Компания Chevron проводит мониторинг нефтяных резервуаров, используя платформу ИИ, интегрированную с дронами, которые отбирают пробы в труднодоступных зонах [33]. Обнаружение биоплёнок на ранних стадиях деградации сырой нефти возможно с точностью 92 %.

Проблемы, ограничивающие применение ИИ.

Они обусловлены несколькими факторами:

- недостаток данных — для обучения моделей требуются обширные размеченные наборы данных по различным типам нефти и условиям хранения;

- интерпретируемость — сложность объяснения решений нейросетей;
- интеграция — совместимость ИИ-решений с устаревшими системами управления.

Заключение

Внедрение технологий искусственного интеллекта открывает принципиально новые горизонты в сфере контроля и управления процессами биологической деградации нефти, знаменуя собой фундаментальную трансформацию всей методологии защиты углеводородного сырья — от устаревшего реактивного подхода, нацеленного на устранение уже наступивших негативных последствий, к дальновидной превентивной стратегии, ориентированной на заблаговременное прогнозирование, раннее обнаружение рисков и упреждающее предотвращение развития деструктивных микробиологических процессов. В рамках этого эволюционного перехода чётко вырисовываются несколько ключевых магистральных направлений, которые в ближайшей перспективе будут определять вектор научных исследований и прикладных разработок.

Одним из важнейших направлений станет создание и совершенствование гибридных прогностических моделей, интегрирующих в себе строгие, фундаментальные физико-химические законы, описывающие кинетику химических реакций, процессы массопереноса и термодинамические ограничения, с мощным и гибким аппаратом машинного обучения. Такой симбиоз позволит преодолеть ключевые ограничения каждого из подходов по отдельности: если чисто эмпирические модели на основе данных часто оказываются неспособными к корректной экстраполяции за пределы обучающей выборки и могут выдавать физически противоречивые прогнозы, а строгие физико-химические модели требуют точного знания множества трудноопределимых параметров сложной многокомпонентной среды, то их гибридное объединение обеспечит, с одной стороны, соблюдение фундаментальных физических законов сохранения, а с другой — адаптивную подстройку под реальные, наблюдаемые данные. Результатом станут прогнозы высокой точности, обладающие необходимой робастностью и интерпретируемостью.

Второе перспективное направление сопряжено с использованием вычислительного потенциала квантовых алгоритмов для радикального ускорения анализа колоссальных объёмов метагеномных данных. Метагеномика, изучающая совокупный генетический материал микробных сообществ, извлекаемый напрямую из образцов нефти и пластовой воды, генерирует беспрецедентные по размерности массивы информации, обработка которых классическими вычислительными методами требует неприемлемо больших временных затрат. Квантовые вычисления, эксплуатирующие принципы суперпозиции и запутанности, способны экспоненциально ускорить решение задач множественного выравнивания последовательностей, поиска скрытых закономерностей в таксономическом и функциональном профиле сообществ, а также моделирования молекулярных взаимодействий в консорциумах деструкторов, что в конечном счёте позволит в режиме, близком к реальному времени, определять метаболический потенциал микробиома и предсказывать скорость биодеградации конкретных фракций нефти.

Третьим ключевым направлением становится внедрение автономных роботизированных платформ для автоматизированного отбора проб и непрерывного мониторинга состояния нефти и оборудования. Эти роботы, оснащённые прецизионными сенсорами, аналитическими модулями и системами технического зрения, смогут функционировать без непосредственного участия человека, в том числе в опасных или труднодоступных зонах резервуарных парков, трубопроводных обвязок и танкерных терминалов. Автономные пробоотборники обеспечат строгое соблюдение протоколов отбора, исключат субъективность и потенциальное загрязнение проб, а интеграция с облачными вычислительными мощностями позволит передавать

телеметрию и результаты экспресс-анализов в центр обработки данных в режиме онлайн, формируя динамическую карту рисков биоповреждения.

Воплощение в жизнь всех перечисленных амбициозных инициатив абсолютно невозможно в изолированных дисциплинарных границах. Фундаментальным и неотъемлемым условием их успешной реализации является установление глубокого, продуктивного междисциплинарного сотрудничества, предполагающего постоянный обмен знаниями, методологиями и данными между микробиологами, которые обладают экспертным пониманием физиологии и экологии микроорганизмов-деструкторов, инженерами-нефтяниками и материаловедами, владеющими всей полнотой информации о поведении конструкционных материалов в агрессивных средах, и специалистами в области искусственного интеллекта и науки о данных, вооружёнными передовыми алгоритмическими инструментами для построения моделей, извлечения знаний и автоматизации принятия решений. Только такая синергия компетенций позволит создать действительно эффективные, надёжные и масштабируемые системы превентивного управления биодegradацией нефти нового поколения.

ЛИТЕРАТУРА

1. Singh N.K., Choudhary S. Bacterial and archaeal diversity in oil fields and reservoirs and their potential role in hydrocarbon recovery and bioprospecting // *Environmental Science and Pollution Research*. 2021. № 28(42). P. 58819–58836. <https://doi.org/10.1007/s11356-020-11705-z>.
2. Olajire A.A., Essien J.P. Aerobic degradation of petroleum components by microbial consortia. *Journal of Petroleum & Environmental Biotechnology*. 2014. № 5(5) P. 1. <https://doi.org/10.4172/2157-7463.1000195>.
3. Truskewycz A., Gundry T.D., Khudur L.S., Kolobaric A., Taha M., Aburto-Medina A., Shahsavari E. Petroleum hydrocarbon contamination in terrestrial ecosystems — fate and microbial responses // *Molecules*. 2019. № 24(18) P. 3400. <https://doi.org/10.3390/molecules24183400>.
4. Hassand M.H., Omirbekova A., Baseer A.Q., Monib A.W., Sediqi S., Niazi P. Petroleum Hydrocarbons Biodegradation Uncovering the Variety and Capabilities of Oil-Oxidizing Microbes // *European Journal of Theoretical and Applied Sciences*. 2024. № 2(2). P. 319–333. [https://doi.org/10.59324/ejtas.2024.2\(2\).28](https://doi.org/10.59324/ejtas.2024.2(2).28).
5. Sivasamy S., Rajangam S., Kanagasabai T., Bisht D., Prabhakaran R., Dhandayuthapani S. Biocatalytic potential of pseudomonas species in the degradation of polycyclic aromatic hydrocarbons // *Journal of Basic Microbiology*. 2025. № 65(2). P. e2400448. <https://doi.org/10.1002/jobm.202400448>.
6. Das A., Das N., Rajkumari J., Pandey P., Pandey P. Exploring the bioremediation potential of Bacillus spp. for sustainable mitigation of hydrocarbon contaminants // *Environmental Sustainability*. 2024. № 7(2), P. 135–156. <https://doi.org/10.1007/s42398-024-00309-9>.
7. Pereira J.V., Osorio-González C.S., Miri S., Brar S.K. Petroleum hydrocarbons bioremediation by halotolerant enzymes — Progress & advances // *Journal of Environmental Chemical Engineering*. 2024. № 12(1). P. 111726. <https://doi.org/10.1016/j.jece.2023.111726>.

8. Patowary R., Devi A., Mukherjee A.K. Advanced bioremediation by an amalgamation of nanotechnology and modern artificial intelligence for efficient restoration of crude petroleum oil-contaminated sites: a prospective study // *Environmental Science and Pollution Research*. 2023. № 30(30). P. 74459–74484. <https://doi.org/10.1007/s11356-023-27698-4>.
9. Neha K., Sharma K., Wakode S. Computer-Based Technologies for Prediction of Biodegradation // *In Artificial Intelligence for Chemical Sciences*. Apple Academic Press. 2025. P. 291–317. <https://doi.org/10.1201/9781003569282-13>.
10. Sacile R. Remote real-time monitoring and control of contamination in underground storage tank systems of petrol products // *Journal of Cleaner Production*. 2007. № 15(13-14). P. 1295–1301. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2006.07.012>.
11. Juárez A.G.V., Kadimesetty H.S., Achatz D.E., Schedler M., Müller R. Online monitoring of crude oil biodegradation at elevated pressures // *IEEE journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing*. 2014. № 8(2). P. 872–878. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2014.2347896>.
12. Duan Q., Sun D., Li G., Yang G., Yan W.W. IoT-enabled service for crude-oil production systems against unpredictable disturbance // *IEEE Transactions on Services Computing*. 2020. № 13(4). P. 759–768. <https://doi.org/10.1109/TSC.2020.2964244>.
13. Shah M., Kshirsagar A., Panchal J. Applications of artificial intelligence (AI) and machine learning (ML) in the petroleum industry // *CRC Press*. 2022. P. 1–10. <https://doi.org/10.1201/9781003279532>.
14. Sumit S.S., Watada J., Roy A., Rambli D.R.A. In object detection deep learning methods, YOLO shows supremum to Mask R-CNN // *In Journal of Physics: Conference Series IOP Publishing*. 2020. № 1529(4). 042086. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1529/4/042086>.
15. Bharati P., Pramanik A. Deep learning techniques — R-CNN to mask R-CNN: a survey // *Computational Intelligence in Pattern Recognition: Proceedings of CIPR 2019*. 2020. P. 657–668. https://doi.org/10.1007/978-981-13-9042-5_56.
16. Yu Y., Yao M. When convolutional neural networks meet laser-induced breakdown spectroscopy: End-to-end quantitative analysis modeling of ChemCam spectral data for major elements based on ensemble convolutional neural networks // *Remote Sensing*. 2023. № 15(13). P.3422. <https://doi.org/10.3390/rs15133422>.
17. Weinzierl W., Cartellieri A., Schapotschnikow P. A Comparative Study on Fluid Composition Determination from Near Infrared Spectra Using Deep Convolutional Neural Networks and Partial Least Squares Regression // *In International Petroleum Technology Conference*. 2024. D031S113R006. <https://doi.org/10.2523/IPTC-23264-MS>.
18. Jetybayeva A., Borodinov N., Ievlev A.V., Haque M.I.U., Hinkle J., Lamberti W.A., Ovchinnikova O.S. A review on recent machine learning applications for imaging mass spectrometry studies // *Journal of Applied Physics*. 2023. № 133(2). <https://doi.org/10.1063/5.0100948>.
19. Su K., Xu Y., Luo Q., Liu Y., Li Y., Yan G. Mini-Review on Petroleum Molecular Geochemistry: Opportunities with Digitalization, Machine Learning, and Artificial Intelligence // *Energy & Fuels*. 2025. <https://doi.org/10.1021/acs.energyfuels.4c05402>.
20. Elias R., Vieth A., Riva A., Horsfield B., Wilkes H. Improved assessment of biodegradation extent and prediction of petroleum quality // *Organic Geochemistry*. 2007. № 38(12). P. 2111–2130. <https://doi.org/10.1016/j.orggeochem.2007.07.004>.

21. Venegas-Reynoso A., Creton B., Giarracca-Mehl L., Lacoue-Negre M., Ruckebusch C., Duponchel L. Oxidation Stability of Hydrocarbons: A Machine-Learning-Based Study // *Energy & Fuels*. 2025. № 39(9). <https://doi.org/10.1021/acs.energyfuels.4c04926>.
22. Gumus M., Kiran M.S. Crude oil price forecasting using XGBoost // In 2017 International conference on computer science and engineering (UBMK). 2017, № October. P. 1100–1103. <https://doi.org/10.1109/UBMK.2017.8093500>.
23. Xiang W. et al. Functional analysis of novel alkB genes encoding long-chain n-alkane hydroxylases in *Rhodococcus* sp. strain CH91 // *Microorganisms*. — 2023. — T. 11. — № 6. — C. 1537. <https://doi.org/10.3390/microorganisms11061537>.
24. Tsesmetzis, N. Unravelling the Oil and Gas Microbiome Using Metagenomics. In *Microbial Bioinformatics in the Oil and Gas Industry* // CRC Press. 2021. P. 15–40. <https://doi.org/10.1201/9781003023395-2>.
25. Idris O.A., Erasmus M. Metagenomic Approaches for Optimising Hydrocarbon Pollution Rhizoremediation // *International Journal of Environmental Research*. 2025. №19(2). P. 46. <https://doi.org/10.1007/s41742-024-00703-5>.
26. Sheikhoushaghi A., Gharaei N.Y., Nikoofard A. Application of Rough Neural Network to forecast oil production rate of an oil field in a comparative study // *Journal of Petroleum Science and Engineering*. 2022. № 209. P. 109935. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2021.109935>.
27. Liao C., Wang L., Quon G. Microbiome-based classification models for fresh produce safety and quality evaluation // *Microbiology Spectrum*. 2024. № 12(4). P. e03448-23. <https://doi.org/10.1128/spectrum.03448-23>.
28. Cui J., Wang J., Dong L. A Novel Prediction Method for the Remaining Life of Corrosion Damage in Oil and Gas Pipeline Systems // *IEEE Access*. 2024. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3505214>.
29. Meza E.B.M., Souza D.G.B.D., Copetti A., Sobral A.P.B., Silva G.V., Tammela I., Cardoso R. Tools, Technologies and Frameworks for Digital Twins in the Oil and Gas Industry: An In-Depth Analysis // *Sensors*. 2024. № 24(19). P. 6457. <https://doi.org/10.3390/s24196457>.
30. Al-Khalidi M.R., Abdulsadda A.T. Corrosion Prediction in the Oil Industry Using Deep Learning Techniques // *International Journal of Robotics & Control Systems*. 2024. № 4(3). <https://doi.org/10.31763/ijrcs.v4i3.1371>.
31. Al Ghazal A.H., Winter G.A., Al Nutaifi A.M., Al Shaikh A.A., Altook T.A., He Y. Saudi Aramco's Process Digital Twin: Advances & Implementation Strategy // In Abu Dhabi International Petroleum Exhibition and Conference. 2022, № October. P. D021S065R003. <https://doi.org/10.2118/211026-MS>.
32. Dong Z., Zhang M., Li W., Wen F., Dong G., Zou L., Zhang Y. Development of a Predictive Model for Carbon Dioxide Corrosion Rate and Severity Based on Machine Learning Algorithms // *Materials*. 2024. № 17(16). P. 4046. <https://doi.org/10.3390/ma17164046>.
33. Aromoye I.A., Lo H.H., Sebastian P., Abro G.E.M., Ayinla S.L. Significant Advancements in UAV Technology for Reliable Oil and Gas Pipeline Monitoring // *Computer Modeling in Engineering & Sciences (CMES)*. 2025. № 142(2). <https://doi.org/10.32604/cmcs.2025.058598>.

Komrotov Ivan Sergeevich

D. Mendeleev University of Chemical Technology of Russia, Moscow, Russia
E-mail: komxim@yandex.ru
ORCID: <https://orcid.org/0009-0005-0893-2907>

Chelnokov Vitaly Vyacheslavovich

D. Mendeleev University of Chemical Technology of Russia, Moscow, Russia
E-mail: chelnokov.v.v@muctr.ru
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3065-9776>

Artificial intelligence in monitoring oil biodegradation: modern approaches and prospects (review)

Abstract. Biodegradation of oil caused by the metabolic activity of microorganisms (bacteria, archaea, fungi) is a serious threat during long-term storage of raw materials in tanks and pipelines. The annual economic damage from microbial corrosion, loss of light hydrocarbon fractions (up to 20 % in six months) and emergency spill response is estimated at \$1,5 billion. This entails a decrease in the energy value of oil, accelerated degradation of metal structures and large-scale environmental risks. The article discusses approaches to the use of artificial intelligence technologies to create systems for continuous monitoring, predictive forecasting and proactive control of biodegradation of petroleum products. Three key technological directions are described in detail. The first is the intelligent analysis of streaming data from distributed sensors of the Internet of Things that record hydrogen sulfide concentrations, temperature, and redox potential. The second is the processing of spectroscopic information for rapid detection of chemical composition changes. The third is the metagenomic analysis of microbial communities to assess their destructive potential. Predictive modeling based on hybrid neural network architectures combining physico-chemical laws of kinetics with machine learning algorithms occupies a central place. Examples of successful industrial implementation of artificial intelligence systems at pipeline transport facilities and tank farms are given. The main challenges are outlined: ensuring interpretability of models to justify decisions, seamless integration with legacy automated process control systems and laboratory systems, as well as the critical need for representative sets of labeled data. Overcoming these barriers is necessary for the transition to fully automated preventive biodegradation management.

Keywords: artificial intelligence; petroleum; biodegradation; Internet of things; predictive modeling; metagenomics; microbial corrosion