

---

## МЕТОДЫ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ СИСТЕМ НАБЛЮДЕНИЯ ЗА ТРУБОПРОВОДАМИ НА ОСНОВЕ РАСПРЕДЕЛЕННОГО АКУСТИЧЕСКОГО ЗОНДИРОВАНИЯ

**Лядов Евгений Валерьевич,**

аспирант, ФГБОУ ВО «Саратовский государственный технический университет имени Гагарина Ю.А.»

E-mail: jon.lyadov@yandex.ru

**Львов Алексей Арленович,**

доктор технических наук, профессор, и.о. заведующего кафедры радиоэлектроники и телекоммуникации,

ФГБОУ ВО «Саратовский государственный технический университет имени Гагарина Ю.А.»

E-mail: alvova@mail.ru

### Аннотация

---

С учетом широкого развития трубопроводного транспорта высокую значимость и актуальность приобретают вопросы внедрения эффективных систем мониторинга с целью получения точной и достоверной информации с минимальными временными затратами. С учетом отмеченного, в статье рассмотрены особенности применения технологии распределенного акустического зондирования на базе машинного обучения для организации инспекций и наблюдений за трубопроводными системами. Детально рассмотрены особенности различных алгоритмов машинного обучения, их возможности, достоинства и недостатки в задачах акустического зондирования. Также представлена архитектура структурной схемы классификации событий в оптоволоконной системе мониторинга трубопроводов.

---

**Ключевые слова:** трубопровод, мониторинг, машинное обучение, утечка, акустическое зондирование.

---

## MACHINE LEARNING METHODS FOR PIPELINE MONITORING SYSTEMS BASED ON DISTRIBUTED ACOUSTIC PROBING

**Evgeny V. Lyadov,**

PhD student

Saratov State Technical University named after Yu.A. Gagarin, Saratov, Russia

E-mail: jon.lyadov@yandex.ru

**Aleksey A. Lvov,**

Doctor of Engineering Sciences, Professor, Acting Head of the Department of Radioelectronics and Telecommunications,

Saratov State Technical University named after Yu.A. Gagarin, Saratov, Russia

E-mail: alvova@mail.ru

## ABSTRACT

Given the widespread development of pipeline transport, the implementation of effective monitoring systems to obtain accurate and reliable information with minimal time expenditure is becoming increasingly important and relevant. In view of this, the article discusses the features of applying distributed acoustic sensing technology based on machine learning for organising inspections and monitoring of pipeline systems. The features of various machine learning algorithms, their capabilities, advantages and disadvantages in acoustic sensing tasks are considered in detail. The architecture of the structural diagram for classifying events in a fibre-optic pipeline monitoring system is also presented.

**Keywords:** pipeline, monitoring, machine learning, leakage, acoustic probing.

Трубопроводный транспорт является ключевым способом перемещения больших объемов сырьевых ресурсов, обеспечивая высокую степень безопасности, экологической устойчивости и экономической эффективности при перекачивании газообразных и жидких сред. В 2024 году в 118 странах мира насчитывалось свыше 3,8 миллиона километров трубопроводов. Однако несмотря на то, что трубопроводы считаются самым безопасным средством транспортировки сырья в больших объемах, они не застрахованы от поломок, связанных с деградацией, вызванной воздействием окружающей среды [1].

Обеспечение целостности и безопасности трубопроводных систем имеет решающее значение во многих отраслях промышленности, о чем наглядно свидетельствуют данные таблицы 1.

Таблица 1 Статистика по системам наблюдения и аварийности трубопроводов<sup>1</sup>

Категория	Значение / доля	Комментарий
Основная причина отказов (мировая)	30–40 % коррозия	– Наиболее часто фиксируемый фактор отказов; преобладает локальная язвенная коррозия.
Влияние воздействия третьих лиц	29 % аварий	всех Повреждения вследствие механических работ, рытья траншей, строительной техники.
Доля ложных тревог в системах контроля	90–95 % сигналов	Большая часть срабатываний – ложноположительные, без реального отказа.
Годовые убытки от коррозии (нефть и газ)	1,37 млрд дол. в год	Прямые и косвенные потери – замена металла, снижение пропускной способности.
Скорость развития трещин при стрессе-коррозии	до 0,5–1 мм/год	Рост межкристаллитных трещин под напряжением, прогрессирующий без внешних признаков.

<sup>1</sup> Составлено автором по открытым отраслевым данным и аналитическим отчетам: PHMSA (США), EGIG (Европа), NACE International, FracTracker, ASME

Средний срок службы защитного покрытия	15–20 лет	Ограниченный срок эффективности изоляции подлежит контролю и замене.
Доля отказов в результате естественного износа	20–25 %	Износ металла и материалов вследствие эксплуатации и старения.
Процент аварий из-за дефектов сварки	10–15 %	Сварные швы остаются критическим слабым звеном линейной части.
Экономические потери из-за простоев сети	100–250 тыс. дол./час	Стоимость невыполненной транспортировки и логистических сбоев.

Среди процессов разрушения, которые могут поставить под угрозу структурную целостность и привести к катастрофическим авариям трубопроводных систем, можно выделить коррозию, усталость, растрескивание под напряжением. В то же время следует отметить, что выявление латентных дефектов под изоляционным покрытием и постепенное истончение стенок труб, представляет значительную сложность вследствие их скрытого и труднонаблюдаемого характера.

В данном контексте особого внимания заслуживают технологии, основанные на последних достижениях научно-технического прогресса, в частности инструменты искусственного интеллекта, а именно машинное обучение, которое находит свое широкое применение в задачах акустического зондирования. Распределенные акустические датчики способны обнаруживать вибрации, возникающие в грунте вблизи верхней части проложенного вдоль трубопровода оптического волокна, и, следовательно, отслеживать ситуацию вблизи него [2]. Это представляет собой перспективное решение, поскольку позволяет обнаруживать вибрации, связанные с потенциально опасными видами деятельности, что дает возможность принимать превентивные меры.

Таким образом, более подробное изучение этих передовых технологий и их потенциальных возможностей для диагностики трубопроводов составляет актуальную научно-практическую задачу, которая и предопределила выбор темы данной статьи.

Над созданием автоматизированной и надежной системы обнаружения и локализации утечек трубопроводов путем объединения данных распределенных акустических датчиков и датчиков температуры для машинного обучения трудятся Ляпичев Д.М., Андреев Д.И., Адмакин М.М., Стручкова Г.П., Капитонова Т.А., Садыков А.Ф., Мухаметзянов Б.И.

Особенности использования методов машинного обучения для надежного определения сигналов, не относящихся к аварийным выбросам, и истинных признаков утечек, обеспечивая точное выявление и локализацию инцидентов в трубопроводных системах, описывают Ибрагимова Э.Н., Худавердиева М.А., Алиева А.А., Недзвецкий М.Ю., Ряховских И.В., Каверин А.А.

Несмотря на прогресс в применении методов машинного обучения для анализа данных распределенного акустического зондирования, остаются нерешенными задачи повышения устойчивости алгоритмов к шуму и вариативности сигналов в реальных условиях эксплуатации трубопроводов. Кроме того, актуальной проблемой является разработка подходов, способных обеспечивать высокоточную локализацию и классификацию аномалий при ограниченном объеме обучающих данных и несбалансированности классов.

Таким образом, цель статьи заключается в проведении анализа особенностей применения методов машинного обучения для систем наблюдения за трубопроводами на основе распределенного акустического зондирования.

Прежде всего, необходимо отметить, что технология распределенного акустического зондирования (DAS) представляет собой современную интеллектуальную систему мониторинга, в которой используются оптоволоконные кабели, проложенные рядом с

трубопроводной сетью. В настоящее время она установлена на тысячах километров трубопроводов по всему миру и зарекомендовала себя как точный и надежный способ обнаружения утечек. DAS обеспечивает непрерывный мониторинг 24/7 на больших расстояниях до 100 км, чего не могут сделать более традиционные методы, и способна обнаружить угрозу, а также подать сигнал тревоги в течение нескольких секунд [3].

Система DAS основана на фотонной технологии для обнаружения нарушений в грунте и функционирует следующим образом.

1. Физическая регистрация: в оптоволоконный кабель непрерывно подаются лазерные импульсы, а детектор анализирует характеристики обратного рассеяния света. Любое механическое возмущение грунта, например, вибрация от землеройной техники или деформация почвы из-за утечки – создает микронапряжение в кабеле. Это меняет «рисунок» отраженного сигнала, что позволяет системе зафиксировать наличие аномалии в конкретной точке.

2. Интеллектуальный анализ: на втором этапе задействуются алгоритмы машинного обучения. Программное обеспечение обрабатывает искаженный сигнал, что позволяет классифицировать тип воздействия. Сравнивая текущие данные с накопленной статистической базой (историей эксплуатации трубопроводов), система способна отличить ложную тревогу от реальной угрозы и оперативно сообщить диспетчеру о характере происшествия [4].

В таблице 2 представлено описание ключевых методов машинного обучения, используемых для задач распределённого акустического зондирования трубопроводов.

Таблица 2 Методы машинного обучения в системах наблюдения за трубопроводами на основе распределённого акустического зондирования<sup>2</sup>

Группа методов	Примеры алгоритмов	Назначение в системе наблюдения	Используемые характеристики и сигнала	Достоинства	Недостатки
Классические методы классификации	Метод опорных векторов, метод ближайших соседей, деревья решений	Распознавание утечек и посторонних воздействий	Амплитуда, энергия сигнала, спектральные параметры	Простота реализации, наглядность результатов	Ограниченная точность при сложных сигналах
Статистические методы	Скрытые марковские модели, байесовские классификаторы	Анализ временной структуры сигналов	Вероятностные характеристики и колебаний	Учет временных зависимостей	Требуют априорных предположений о данных
Глубинные нейронные сети	Сверточные нейронные сети	Выявление и локализация аварийных событий	Спектрограммы, временно-частотные представления	Высокая точность, автоматическое выделение признаков	Высокие вычислительные затраты

<sup>2</sup> Составлено автором по материалам технических отчетов ПАО «Газпром», ПАО «Транснефть», отраслевых рекомендаций Ростехнадзора и аналитических обзоров Общества инженеров-нефтяников (SPE)

Рекуррентные нейронные сети	Долгосрочная кратковременная память, управляемые рекуррентные блоки	Анализ динамики процессов в трубопроводе	Последовательности акустических сигналов	Эффективны при анализе временных рядов	Сложность настройки и обучения
Гибридные нейросетевые подходы	Комбинация сверточных и рекуррентных сетей	Совместный анализ пространственных и временных признаков	Пространственно-временные характеристики	Повышенная устойчивость к шуму	Сложная архитектура
Методы без учителя	Автокодировщики, изолирующий лес, кластеризация	Обнаружение неизвестных аномалий	Нормализованные сигналы зондирования	Не требуют предварительной разметки	Трудности интерпретации результатов
Методы на основе случайных переходов	Случайные блуждания, марковские цепи	Выявление структурных отклонений в сигналах	Корреляционные зависимости между каналами	Устойчивость к неполным данным	Ограниченная выразительность
Ансамблевые методы	Случайный лес, градиентное усиление	Повышение надежности обнаружения дефектов	Совокупность временных и спектральных признаков	Стабильность и устойчивость решений	Рост вычислительной сложности

Существует две проблемы, связанные с использованием машинного обучения для распределенного акустического зондирования.

Первая заключается в корректной классификации типа инцидента на трубопроводе. Например, алгоритм машинного обучения должен четко различать механические повреждения, такие как удар экскаватора, от вибраций нормальной эксплуатации или гидравлических колебаний. Вторая проблема заключается в том, чтобы оповещать операторов только в случае произошедшего события, представляющего интерес. Это означает, что система должна научиться определять, какие инциденты являются необычной активностью и требуют дальнейшего расследования [2].

Ложные тревоги и сокращение числа ложных срабатываний являются ключевыми проблемами, которые необходимо решать с помощью технологий мониторинга. Например, если технология обнаружения утечек слишком чувствительна, она может вызывать много ложных срабатываний, и операторы перестают обращать на них внимание.

Рассмотрим на практическом примере использование методов машинного обучения в системах наблюдения за трубопроводами на основе распределенного акустического зондирования.

Типичная архитектура системы мониторинга трубопроводов на основе распределенного акустического зондирования с последующей обработкой сигналов алгоритмом машинного обучения представлена на рисунке 1. Оборудование сбора данных, подключенное к оптоволоконной линии, регистрирует акустические колебания, возникающие при прохождении среды через трубу, а также вибрации и удары, связанные с внешними воздействиями или аварийными событиями. Эти сигналы используются на этапах обучения и классификации для идентификации различных состояний трубопровода: нормального функционирования, утечек, механических повреждений или посторонних воздействий.

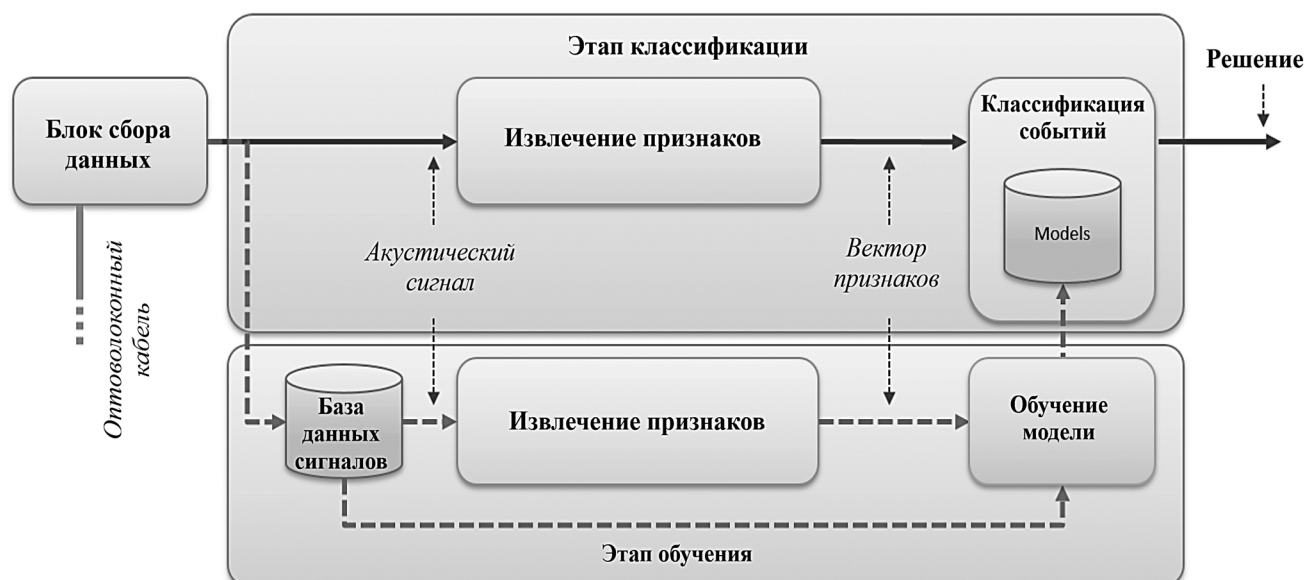


Рис. 1 Архитектура системы мониторинга трубопроводов на основе DAS и машинного обучения (составлено автором)

На этапе обучения формируются модели, адекватно отражающие акустические характеристики каждого класса событий. Далее в ходе классификации текущие сигналы сопоставляются с обученными сценариями, что позволяет автоматически определять наличие аномалий и их тип. На обоих этапах сигнал проходит через модуль извлечения признаков, где формируются векторы характеристик, учитывающие частотные, временные и пространственные паттерны распространения акустических волн по трубопроводу. Эти векторы затем поступают в алгоритм обучения (для построения моделей) или классификации (для определения класса текущего события), обеспечивая надежное и точное обнаружение и локализацию инцидентов.

Таким образом, подводя итоги, отметим, что технология распределенного акустического зондирования, реализуемая при поддержке алгоритмов машинного обучения, революционизирует мониторинг трубопроводов, позволяя осуществлять непрерывное наблюдение в режиме реального времени, что повышает безопасность, снижает воздействие на окружающую среду и дает существенные финансовые преимущества.

#### Список литературы:

1. Ляпичев Д.М. Применение машинного обучения в диагностической модели системы мониторинга технологических трубопроводов // Труды Российского государственного университета нефти и газа имени И.М. Губкина. 2025. № 1. С. 140-151.
2. Ашина А.А., Ашин М.С., Салыхов А.Г., Ахмадуллин Т.М. К проблеме отбора признаков для построения предиктивных моделей классификации промышленных трубопроводов по надежности // Вестник Академии наук Республики Башкортостан. 2023. Т. 48. № 3 (111). С. 5-14.
3. Снигирь Д.Н. Внедрение искусственного интеллекта и VR в систему мониторинга НДС на магистральных трубопроводах // Международный журнал гуманитарных и естественных наук. 2024. № 12-3 (99). С. 199-202.
4. Стручкова Г.П. Применение моделей машинного обучения на малых объемах данных для прогнозирования и классификации возможных причин отказов

магистрального трубопровода // Проблемы безопасности и чрезвычайных ситуаций. 2025. № 3. С. 39-48.

**References:**

1. Lyapichev D.M. Application of machine learning in the diagnostic model of the technological pipeline monitoring system // Proceedings of the Russian State University of Oil and Gas named after I.M. Gubkin. 2025. No. 1. P. 140-151.
2. Ashina A.A., Ashina M.S., Saliakhov A.G., Akhmadullin T.M. On the problem of selecting features for building predictive models for classifying industrial pipelines by reliability // Bulletin of the Academy of Sciences of the Republic of Bashkortostan. 2023. Vol. 48. No. 3 (111). pp. 5-14.
3. Snigir D.N. Introduction of artificial intelligence and VR into the NDS monitoring system on main pipelines // International Journal of Humanities and Natural Sciences. 2024. No. 12-3 (99). Pp. 199-202.
4. Struchkova G.P. Application of machine learning models on small data sets for forecasting and classifying possible causes of main pipeline failures // Problems of Safety and Emergency Situations. 2025. No. 3. Pp. 39-48.