

# Применение искусственного интеллекта для обеспечения надежности

## The use of artificial intelligence for dependability assurance

Нетес В.А.<sup>1\*</sup>  
Netes V.A.

<sup>1</sup> Московский технический университет связи и информатики, Российская Федерация, Москва

<sup>1</sup> Moscow Technical University of Communications and Informatics, Russian Federation, Moscow

\* v.a.netes@mtuci.ru



Нетес В.А.

**Резюме.** Цель. Дать анализ современного состояния работ в России в области применения методов искусственного интеллекта для обеспечения надежности в технике, а также предложить новые перспективные направления исследований и разработок в этой области. Методы. Используются методы контекстного поиска информации, системного анализа и теории надежности. Результаты. Проведен обзор отечественных публикаций в рассматриваемой области, который показал возможность применения разнообразных методов искусственного интеллекта, в частности машинного обучения, для повышения надежности различных технических объектов. Выявлены две основные решаемые при этом задачи: выявление предотказных состояний с целью предотвращения возникновения отказов путем проведения предупредительного технического обслуживания или ремонта; быстрое обнаружение уже произошедших отказов и их локализация. Приведены примеры уже внедренных и работающих подобных решений. Проанализированы возможные пути преодоления нехватки исходных данных, требуемых для обучения, возникающей при малом числе отказов. Для более точного прогнозирования отказов предложено собирать и использовать не только параметры, характеризующие сам контролируемый объект, но и параметры окружающей среды, которые также могут влиять на состояние объекта. Показана целесообразность проведения обобщающих и систематизирующих исследований, результатом которых станут практические рекомендации, указывающие области предпочтительного применения тех или иных методов искусственного интеллекта. Указаны новые перспективные области применения искусственного интеллекта: выявление возможных общих причин в случаях возникновения множественных отказов, что будет способствовать сокращению времени восстановления, и проведение анализа коренных причин отказов с целью принятия мер по их устранению или уменьшению влияния в будущем. Заключение. Проведенный анализ и данные рекомендации будут способствовать межотраслевому обмену опытом, расширению и углублению работ по применению искусственного интеллекта для обеспечения надежности и приданию им большей практической направленности.

**Abstract.** The Aim of the paper is to analyse the state of the art of artificial intelligence application in Russia as regards technological dependability, as well as to propose new promising areas of research and development. Methods. The methods of contextual information search, system analysis, and dependability theory are used. Results. A review of domestic publications in the area of interest was conducted and showed the applicability of various artificial intelligence methods, in particular machine learning, to improve the dependability of various technological items. Two main tasks are identified to be solved: identification of prefailures in order to prevent failures by conducting preventive maintenance or repair; rapid detection of failures that have already occurred and their localisation. Examples of existing similar solutions are provided. The possible ways to overcome the absence of initial learning data associated with rare failures, are analysed. For more accurate prediction of failures, it is proposed to collect and use not only the parameters that characterise an examined item itself, but also environmental parameters that can also affect the condition of the item. The paper shows the relevance of studies aimed at generalised and systematic results to serve as guidelines for preferred application of certain artificial intelligence methods. New promising areas of artificial intelligence application are indicated, i.e., identifying possible common causes in cases of multiple failures, which will help reduce recovery time, and analysing the root causes of failures in order to take measures to eliminate them or reduce their future impact. Conclusion. The conducted analysis and the propose recommendations will contribute to the cross-industry exchange of experience, the expansion and deepening of work on the use of artificial intelligence for dependability assurance and make them more practical.

**Ключевые слова:** обеспечение надежности, искусственный интеллект, машинное обучение, прогнозирование отказов, техническая диагностика, мониторинг состояния.

**Keywords:** dependability assurance, artificial intelligence, machine learning, failure prediction, technical diagnostics, condition monitoring.

**Для цитирования:** Нетес В.А. Применение искусственного интеллекта для обеспечения надежности // Надежность. 2026. №1 С. 62-69. <https://doi.org/10.21683/1729-2646-2026-26-1-62-69>

**For citation:** Netes, V.A. The use of artificial intelligence for dependability assurance. Dependability 2026 <https://doi.org/10.21683/1729-2646-2026-26-1-62-69>

**Поступила:** 26.09.2025 / **После доработки:** 10.12.2025 / **К печати:** 01.02.2026

**Received on:** 26.09.2025 / **Revised on:** 10.12.2025 / **For printing:** 01.02.2026

## Введение

Последние годы ознаменовались все более и более широким распространением разнообразных технологических решений с использованием искусственного интеллекта (ИИ). Несмотря на то, что многие принципиальные проблемы в этой области еще остаются открытыми (см., например, [1]), как сказано в Национальной стратегии развития искусственного интеллекта на период до 2030 года<sup>1</sup> (далее Стратегия), ИИ «является одной из самых важных технологий, которые доступны человеку в настоящее время» (п. 17.1).

Можно выделить две области взаимодействия ИИ с теорией надежности. Во-первых, это надежность самих систем ИИ. К сожалению, в Стратегии этот важный аспект не упомянут. Однако о необходимости обеспечения надежности систем ИИ указано в нескольких стандартах<sup>2</sup>. Правда, трактовка надежности в этих стандартах порой отличается от общепринятой, т.е. закреплённой общетехническими стандартами системы «Надежность в технике» [2]. Несмотря на наличие ряда публикаций по этой важной тематике, она еще не получила должного развития. Здесь ждут своего решения такие принципиальные задачи, как выбор показателей надежности для систем ИИ, классификация отказов и определение критериев отказов для них, разработка методов прогнозирования и оценки их надежности и др.

Вторая область – применение ИИ для решения задач обеспечения надежности различных технических объектов. Именно этому посвящена данная статья. Вначале в ней рассмотрены имеющиеся в нашей стране результаты в этой области, описанные в публикациях. Конечно, данный в следующем разделе обзор далеко не полон, публикаций по этой теме гораздо больше. В него включены те из них, которые по мнению автора этой статьи представляют наибольший интерес, являются

типичными или предлагают новые полезные идеи, а также описывают уже внедренные в практику решения. Далее проведен анализ результатов, выявлены проблемные точки и указаны перспективные направления дальнейшего применения ИИ в надежности.

## 1. Обзор литературы

«Развитие информационных систем, помогающих человеку принимать решения, началось с появления в 1950-х годах экспертных систем, описывающих алгоритм действий по выбору решения в зависимости от конкретных условий» (Стратегия, п. 6). В [3] рассмотрено использование экспертных систем (ЭС), которые тогда составляли большую часть систем ИИ, для диагностирования и поиска неисправностей. Отмечено, что для этих задач создание централизованной ЭС может быть неоправдано, более подходящей может быть ЭС, распределенная по всей системе как можно ближе к оборудованию. В такой системе управление и диагностика оборудования выполняются в реальном времени на встроенных вычислительных средствах (например, программируемых логических контроллерах), а не на выделенной рабочей станции. Для проверки был создан работающий прототип встроенной динамической ЭС диагностики. Результаты позволили сделать вывод, что такой подход позволит организовать оперативное управление на основе экспертных данных, что существенно повысит надежность сложных и ответственных систем.

Действительно, спустя несколько лет начали применяться системы мониторинга технического состояния и диагностики оборудования на основе ИИ. В [4] описан опыт внедрения в 2015–2016 гг. на Павлодарском нефтехимическом заводе (Казахстан) системы КОМПАКС® (разработчик НПЦ «Динамика», Россия), включающей автоматическую ЭС выявления дефектов и неисправностей оборудования в реальном времени. Она позволила предотвращать аварии, пожары и простои технологического комплекса из-за отказов и многократно снизить затраты на ремонт оборудования.

Следующим шагом в развитии ИИ стало применение машинного обучения (МО), «благодаря которому информационные системы самостоятельно формируют правила и находят решение на основе анализа зависимостей, используя исходные наборы данных (без предва-

<sup>1</sup> Утверждена Указом Президента РФ от 10.10.2019 № 490, изменения и дополнения внесены Указом Президента РФ от 15.02.2024 № 124

<sup>2</sup> ГОСТ Р 59276–2020. Системы искусственного интеллекта. Способы обеспечения доверия. Общие положения; ГОСТ Р 59898–2021. Оценка качества систем искусственного интеллекта. Общие положения; ГОСТ Р 71476–2024 (ИСО/МЭК 22989:2022). Искусственный интеллект. Концепции и терминология искусственного интеллекта.

рительного составления человеком перечня возможных решений» (Стратегия, п. 6). Выделяют классические методы МО (метод главных компонент, решающие деревья, случайный лес, метод опорных векторов и др.) и методы глубокого МО на основе искусственных нейронных сетей (ИНС).

В [5] проанализировано применение методов МО для прогнозирования опасных отказов объектов железнодорожного пути. Учитывая огромные объемы данных о параметрах пути, задача выявления опасных возможных событий не решается традиционными методами. На основании статистики, собранной на Куйбышевской железной дороге в 2014-2019 гг., проведено сравнение нескольких классических методов машинного обучения, лучшим из которых оказался алгоритм решающих деревьев. Разработанный комплекс математических моделей и методов предлагается адаптировать для работы в режиме реального времени и интегрировать с автоматизированной измерительной системой на базе транспортного средства.

Подобные же задачи ставились и в ряде других работ применительно к различным техническим объектам. В [6] проведен сравнительный анализ методов МО для определения предотказных и аварийных состояний авиадвигателей. Рассмотрены как классические методы, так и сверточные ИНС. В качестве исходных данных использованы наборы NASA, в основе которых показания датчиков, отражающих жизненные циклы работы двигателей. В [7] для прогнозирования отказов сложных систем предложена гибридная модель на основе сверточных ИНС, используемых для извлечения пространственных свойств из многомерных сенсорных данных, и сетей долгой краткосрочной памяти (long short-term memory, LSTM), используемых для моделирования долговременных зависимостей. Модель имеет два выхода: первый оценивает деградацию оборудования и предсказывает отказы, второй – остаточный ресурс оборудования. Вычислительные эксперименты, для которых тоже использовался набор данных NASA для газотурбинных авиадвигателей, показали эффективность предложенного решения.

В [8] рассмотрено прогнозирование неисправностей оборудования на основе анализа показаний различных датчиков. Описаны эксперименты, выполненные для станка с ЧПУ с использованием разных алгоритмов МО. Проанализированы параметры, влияющие на состояние станка, отмечена перспективность использования рекуррентных ИНС. Задача прогнозирования отказов насосной станции на основе временных рядов данных, полученных от датчиков, решалась в [9] с использованием алгоритмов МО без учителя. Было проведено сравнение нескольких таких алгоритмов и отмечено, что при их выборе необходимо учитывать частоту ложных тревог, а также находить компромисс между точностью классификации и длительностью интервала времени между определением аномалии и возникновением неисправности. Возможности применения ИИ для

повышения надежности нефтегазового оборудования обсуждаются в [10]. Указаны два основных направления: прогнозирование отказов и предупреждение о потенциальных проблемных ситуациях; оптимизация проведения профилактического технического обслуживания и планово-предупредительных ремонтов.

Обстоятельное описание интересного исследования дано в препринте [11]. В нем решалась задача оценки и прогнозирования показателей надежности городской водопроводной сети: интенсивности отказов, вероятности безотказной работы и коэффициента готовности. Был взят реальный пример водопроводной сети среднего российского города Камышлова (Свердловская обл.). В качестве входных параметров участков водопровода были взяты: материал, диаметр, длина и толщина стенки трубы, скорость коррозии, время эксплуатации, абсолютная высота, глубина залегания и количество отказов за 5 лет. Для прогнозирования надежности использовались ИНС, которые моделировались в программной среде Statistica 10.0 с помощью специализированного пакета SANN (STATISTICA Automated Neural Networks). Применение полученных результатов позволит выявлять трубопроводы с наибольшим риском аварий, оптимизировать планирование планово-предупредительного ремонта.

В [12] предложено включать в состав сложных систем ответственного назначения, в частности космических систем, средства управления техническим состоянием, в первую очередь, диагностирования отказов и прогнозирования предотказных состояний. Их основу должны составлять сенсорные поля, предназначенные для сбора и обработки значений диагностических параметров. Таким образом, практически в режиме реального времени будут собираться данные, обработка которых позволит оценивать состояние системы. Отмечено, что перспективным направлением развития систем диагностирования состояния сложных объектов является включение в них модулей предиктивной аналитики и проактивного управления на основе ИИ. Для них предлагается использовать рекуррентные ИНС типа LSTM, позволяющие получать прогнозы для диагностических признаков с достаточно высокой точностью.

Результаты сравнительного анализа алгоритмов МО для прогнозирования отказов в механических системах представлены в [13]. Авторы справедливо отмечают, что разнообразие алгоритмов требует изучения их эффективности и применимости к различным задачам. Кратко описана методика такого изучения, в соответствии с которой были проанализированы несколько алгоритмов: логистическая регрессия, случайный лес, градиентный бустинг и глубокие ИНС. Для анализа были взяты данные о работе механических систем, содержащие более 10 000 записей с параметрами эксплуатации и информацией о предыдущих отказах. Наилучшие результаты по точности и полноте дали ИНС, которые, правда, имели наибольшие временные затраты: 90 с на обучение и 1 с на предсказание.

В [14] описана разработка системы диагностики отказов в реальном времени. Она должна была быть легковесной, обучаемой и интегрируемой в существующую АСУ. В ее составе: подсистема сбора данных с установленными на контролируемом объекте датчиками (температуры, давления, вибрации, тока и др.); модуль предварительной обработки данных, осуществляющий нормализацию сигналов, удаление шумов и формирование признаков; диагностический модуль на основе глубокой сверточной ИНС; модуль визуализации и принятия решений. Система была протестирована на пилотном участке водоочистной станции, где в реальных условиях вводились тестовые отказные ситуации: кратковременные колебания напряжения, утечка давления, повышенный шум, вибрация. Она показала высокую точность обнаружения отказов (более 96 %), быстроту реакции (до 2 с), низкую вероятность ложной тревоги (менее 2 %), возможность самообучения на новых данных. Отмечены и ограничения: необходимость достаточного объема обучающих данных и переобучения при изменении условий эксплуатации, для интерпретации решений нужны дополнительные модули объяснимости.

Задача обнаружения аварийных ситуаций на химических и нефтеперерабатывающих предприятиях рассмотрена в [15]. Это необходимо для создания системы поддержки принятия решений, помогающей оператору своевременно выявлять отказы оборудования. Предложено для обучения ИНС брать данные не с реального объекта, которых недостаточно, а с модели, соответствующей конкретному технологическому участку. В ряде предыдущих работ для получения исходных данных уже предлагалось использовать специальные системы моделирования или цифровые двойники. Однако их создание – также непростая задача. Поэтому в этой работе для моделирования типовых аварий предложено использовать промышленный компьютерный тренажер на платформе RTsim, предназначенный для обучения операторов. Была выбрана структура ИНС с двумя скрытыми слоями, распознающая три вида отказов. В дальнейшем предполагается обучить ИНС распознавать большее число типов отказов, а в перспективе – не только одиночные, но множественные и зависимые отказы.

Другой путь преодоления нехватки реальных данных об отказах для обучения модели прогнозирования отказов описан в [16]. Предложено осуществлять обучения на данных, соответствующих нормальному режиму функционирования контролируемого объекта, т.е. модель учится выявлять не аномалии в работе, а норму. Если значения контролируемых параметров отличаются от нормальных, фиксируется аномальное поведение и выдается сигнал о возможном отказе. Рассмотрен пример прогнозирования отказов электродвигателя по данным датчиков, измеряющих значения силы тока двигателя и осевых смещений вала и двигателя. В качестве алгоритма МО использовался случайный лес. Были построены модели для трех указанных параметров,

каждая из которых представляет собой 100 бинарных деревьев решений.

Еще один способ преодолеть нехватку данных для обучения описан в [17]. Неисправности выявляются путем анализа звуков, издаваемых механизмами в работе, с использованием сверточной ИНС. Из-за отсутствия достаточных данных для обучающей выборки неисправности имитировались искусственно. Как пример рассмотрен вентилятор. Описаны процедуры преобразования форматов аудиофайлов, визуализация данных с помощью спектрограмм, увеличение размера и качества наборов данных, архитектура ИНС.

В [18] дан интересный обзор и анализ опыта прогнозирования отказов установок электроцентробежных насосов (УЭЦН) методами МО, при подготовке которого рассмотрено более 150 работ. Актуальность темы обусловлена тем, что способ скважинной добычи нефти с использованием УЭЦН является в России основным. Однако их недостатками являются сложность конструкции и невозможность проведения ремонтно-восстановительных работ без спуско-подъемных операций. Своевременная диагностика аномальных состояний УЭЦН позволит повысить их среднюю наработку на отказ, снизить эксплуатационные затраты и потери в добыче нефти из-за простоев. Отмечено, что работы по применению ИИ, в частности МО, для оценки надежности и прогнозирования отказов УЭЦН ведутся более 20 лет. Однако пока они в основном были исследовательскими и практически не содержали опыта внедрения. Единый подход к применению МО для прогнозирования отказов УЭЦН еще не выработан. Отмечена перспективность создания гибридных моделей на основе нескольких методов МО, использующих не только промышленные данные, но и данные вычислительных экспериментов. Указаны две основные проблемы: недостаточное количество исходных данных, их неполнота и разрозненность; применение принципиально разных метрик при оценке качества результатов прогнозирования отказов, что затрудняет интерпретацию и сравнение полученных результатов.

В то же время есть компании, где методы МО уже нашли практическое применение. Для автоматического поиска, классификации и определения параметров дефектов на трубопроводах в ПАО «Транснефть» в 2022 г. введена в промышленную эксплуатацию информационно-аналитическая система «Нейропоиск» на основе ИНС<sup>1</sup>. ПАО «ВымпелКом» (бренд «Билайн») с 2023 г. применяет технологию «Виртуальный эксперт»<sup>2</sup>. Он контролирует более 30 параметров более чем 150 тысяч базовых станций по всей России, что помогает предотвращать возможные перебои мобильной связи.

<sup>1</sup> URL: <http://szap.gosnadzor.ru/about/publicnyie-meropriyatiya/grafik-obsuzhdeniy-2024/28.02.2024/Презентация%20О%20применении%20ИИ%20для%20выявления%20дефектов%20на%20объектах%20ПАО%20«Транснефть».pdf>

<sup>2</sup> URL: <https://www.corp-beeline.ru/news/tehnologiya-virtualnyj-ekspert-na-osnove-ii-pomoga-v-3-raza-povysit-s>

Это позволило за год уменьшить число инцидентов в три раза. К сожалению, более подробную информацию об этих разработках найти не удалось.

## 2. Анализ имеющихся результатов и возможности их развития

Предыдущий раздел показывает, что исследования по применению ИИ для обеспечения надежности ведутся во многих отраслях применительно к самым разным объектам. Методы ИИ при этом также разнообразны, в последние годы, как правило, используется МО. Однако случаев практического применения пока немного. Это можно объяснить тем, что готовых «коробочных» продуктов здесь пока нет, а разработку решений «под себя» могут позволить себе только крупные компании, в которых масштаб применения окупит затраты. Для создания готовых продуктов нужны обобщающие и систематизирующие исследования, результаты которых позволили бы установить, что для таких-то объектов рекомендуются такие-то методы ИИ, для которых нужны такие-то исходные данные. Однако подобных результатов еще нет.

Круг задач, решаемых ИИ, пока не слишком широк. По сути, здесь можно выделить две задачи: 1) выявление предотказных состояний с целью недопущения возникновения отказов путем проведения предупредительного технического обслуживания или ремонта; 2) быстрое обнаружение уже происшедших отказов и их локализация. Первая направлена на улучшение безотказности, вторая – ремонтпригодности.

Во многих объектах отказы возникают редко, что, конечно, хорошо. Однако это может приводить к нехватке данных для обучения ИИ. Здесь также более выгодное положение у крупных компаний, имеющих большие парки однотипного оборудования (например, «ВымпелКом» с более чем 150 тысячами базовых станций). Предложены три пути решения этой проблемы. Во-первых, можно собирать статистику не с реальных объектов, а с их компьютерных моделей. Это перспективное направление, учитывая растущую популярность цифровых двойников. Однако для прогнозирования отказов используются не только параметры, характеризующие способность объекта выполнять требуемые функции, которым уделяют внимание в моделях, но и такие признаки, как повышение температуры, чрезмерная вибрация, посторонние шумы и т.п., а они вряд ли будут воспроизводиться в модели. Во-вторых, можно искусственно вносить неисправности в реальные объекты. Однако нельзя специально создавать ситуации, которые могут привести к разрушению объекта, возгоранию, утечке агрессивных веществ и т.п., а наиболее важно прогнозировать именно такие критические отказы. Третий путь – обучение ИИ тому, что есть нормальное состояние объекта. Тогда всякое отклонение от него будет рассматриваться как аномалия и сигнал о возможном отказе. Этот подход может оказаться перспективным, однако нуждается в дальнейших исследованиях.

Как уже отмечено, в разных работах использованы различные показатели, характеризующие эффективность решения задач прогнозирования и диагностики отказов. Кроме того, горизонт прогнозирования также различается. Все это весьма затрудняет сравнение результатов, полученных разными авторами.

Изменение условий эксплуатации требует переобучение модели прогнозирования отказов. Важно понимать, насколько велики должны быть изменения, чтобы требовалось переобучение. Если это будет происходить часто, то применение МО может оказаться неоправданным. Поэтому данный вопрос требует серьезного изучения. Он связан с устойчивостью процессов, ведущих к отказам, и наличием информативных признаков для прогноза [19, § 7.1]. В этой связи можно предложить собирать и использовать для прогнозирования отказов не только параметры, характеризующие сам объект, но и параметры окружающей среды, также влияющие на надежность. Они могут относиться к погодным условиям, внешней электромагнитной обстановке и т.п. Представляется, что их использование может повысить точность прогноза, и этот вопрос также заслуживает изучения.

## 3. Анализ причин отказов

При возникновении отказов нужно не только быстро их обнаружить и локализовать. Для ускорения восстановления в некоторых случаях нужен их более глубокий анализ. Это важно, в частности, в случае отказов по общей причине для выявления этой причины. Например, в сети связи обрыв одного кабеля может вызвать отказы большого числа каналов, что ведет к появлению многочисленных аварийных сообщений в системе мониторинга неисправностей, для которых важно быстро выявить общую первопричину. Поэтому в сетях связи выделяют группы ресурсов общего риска, а в системах мониторинга используется функция корреляции аварийных сообщений [20]. Для автоматизированных систем управления и мониторинга сетей электросвязи, реализующих функции мониторинга неисправностей, обеспечение корреляции аварийных сообщений является обязательным<sup>1</sup>. Такой анализ отказов будет полезен при мониторинге и других технических объектов, в которых возможны отказы по общей причине. Для реализации этой функции перспективным является использование методов МО [20].

Подобные процедуры подчас называют анализом первопричин или коренных причин (Root Cause Analysis, RCA), что соответствует буквальному смыслу этих слов. Однако в международных стандартах RCA определяется иначе – как процесс, включающий не только выявление

<sup>1</sup> Правила применения оборудования автоматизированных систем управления и мониторинга сетей электросвязи. Часть I. Утв. приказом Мининформсвязи РФ от 15.05.2007 № 55; Часть II. Утв. приказом Мининформсвязи РФ от 19.06.2007 № 68; Часть III. Утв. приказом Минкомсвязи от 12.01.2009 № 2.

первопричин отказов, но и выработку предложений, направленных на их устранение или уменьшение влияния<sup>1</sup>. Таким образом, корреляция аварийных сообщений относится к реактивным методам, так как направлена на решение текущей задачи – выявить первопричину уже случившихся отказов, чтобы ускорить восстановление; а RCA является проактивным методом [21], который нацелен на будущее, его конечная цель – предотвратить еще не случившиеся отказы или снизить негативный эффект от них.

Для проведения RCA формируют группу экспертов, которые используют такие методы, как «5 почему», анализ видов и последствий отказов, анализ дерева неисправностей, диаграмма Исикавы, анализ Парето. Это самый интеллектуальный вид деятельности из всех рассмотренных в данной статье. Представляется, что для RCA также можно будет использовать ИИ. При этом здесь не требуется быстрой реакции, анализ может выполняться в течение достаточно длительного времени. Поэтому целесообразно, чтобы система ИИ для RCA была не автоматической, а автоматизированной, т.е. работала с экспертами в интерактивном режиме: предлагала людям какие-то варианты, а потом вносила коррективы в свои предложения в соответствии с их замечаниями и соображениями.

## Заключение

Применение ИИ для обеспечения надежности технических объектов является весьма перспективным. Однако, несмотря на многочисленные исследования в этой области, внедренных решений пока немного. Основные задачи, решаемые с использованием ИИ: выявление предотказных состояний, обнаружение и локализация отказов. Имеющие решения являются достаточно узкими, т.е. применимы к конкретным объектам. Кроме того, возникают вопросы о том, насколько имеющиеся решения устойчивы к изменению условий работы объекта. Проблемой может быть также нехватка данных для обучения. Для преодоления ограничений и расширения области применения ИИ необходимы дальнейшие исследования.

## Список литературы

1. Бочкова А.А. Искусственный интеллект: стратегии и методы решения сложных проблем // Надежность. 2025. Т. 25. № 1. С. 44-55. DOI: 10.21683/1729-2646-2025-25-1-44-55
2. Нетес В.А. О соотношении между общетехническими и отраслевыми стандартами по надежности // Стандарты и качество. 2025. № 7. С. 37-40. DOI: 10.35400/0038-9692-2025-7-132-25
3. Нестеренко П. Искусственный интеллект и надежность в технических системах. Точки соприкосновения // Встраиваемые системы. 2010. № 1. С. 44-48.
4. Данбай Ш.А., Алсеитов О.Б., Глепбергенов М.Ж., Костюков А.В. Риск-ориентированное управление надежностью на основе цифровых технологий и систем искусственного интеллекта КОМПАКС® // Нефтепереработка и нефтехимия. 2018. № 12. С. 3-7.
5. Шубинский И.Б., Замышляев А.М., Проневич О.Б., Платонов Е.Н., Игнатов А.Н. Применение методов машинного обучения для прогнозирования опасных отказов объектов железнодорожного пути // Надежность. 2020. Т. 20. № 2. С. 43-53. DOI: 10.21683/1729-2646-2020-20-2-43-53
6. Абдуракипов С.С., Бутаков Е.Б. Сравнительный анализ алгоритмов машинного обучения для определения предотказных и аварийных состояний авиадвигателей // Автометрия. 2020. Т. 56, № 6. С. 34-48. DOI: 10.15372/AUT20200605
7. Сай Ван Квонг, Щербаков М.В. Прогнозирование отказов сложных многообъектных систем на основе комбинации нейросетей: пути повышения точности прогнозирования // Прикаспийский журн.: управление и высокие технологии. 2020. № 1 (49). С. 49-60. DOI: 10.21672/2074-1707.2020.49.4.049-060
8. Салихов М.Р., Юрьева Р.А. Алгоритм прогнозирования состояния оборудования на основе машинного обучения // Изв. вузов. Приборостроение. 2022. Т. 65. № 9. С. 648-655. DOI: 10.17586/0021-3454-2022-65-9-648-655
9. Канарский В.А. Прогнозирование отказов насосной станции с помощью машинного обучения без учителя // Вестн. Российского нового ун-та. Сер. «Сложные системы: модели, анализ и управление». 2022. № 4. С. 62-74. DOI: 10.18137/RNU.V9187.22.04.P.62
10. Пантелеев А.С. Роль искусственного интеллекта в повышении надежности нефтегазового оборудования // Мехатроника, автоматика и робототехника. 2023. № 12. С. 41-45. DOI: 10.26160/2541-8637-2023-12-41-45
11. Тимашев С.А., Макеева Т.В. Оценка надежности городской водопроводной сети при дефиците информации методом искусственных нейронных сетей: Препр. Екатеринбург: Изд-во Уральского ун-та, 2023. 78 с.
12. Батыршин Е.М., Вивчарь Р.М., Пачин А.В. Концепция управления техническим состоянием оборудования на основе нейросетевых технологий искусственного интеллекта // Вооружение и экономика. 2024. № 1 (67). С. 49-55.
13. Тихонов И.Н., Куйчиев О.Р. Сравнительный анализ алгоритмов машинного обучения для прогнозирования отказов в механических системах // Экономика и социум. 2024. № 12 (127)-2. С. 1484-1487.
14. Кущенко Р.Р., Соколов О.А. Разработка интеллектуальной подсистемы диагностики отказов в автоматизированной системе управления на основе нейросетевых алгоритмов // Вестн. науки. 2025. Т. 3. № 6 (87). С. 1973-1977.
15. Зубов Д.В., Лебедев Д.А. Диагностика отказов технологического оборудования химических производств

<sup>1</sup> IEC 62740:2015. Root Cause Analysis (RCA); IEC 60050-192:2015. International Electrotechnical Vocabulary – Part 192: Dependability.

водств с помощью искусственного интеллекта // Программные системы и вычислительные методы. 2024. № 2. С. 30-40. DOI: 10.7256/2454-0714.2024.2.70729

16. Шаханов Н.И., Варфоломеев И.А., Ершов Е.В. и др. Прогнозирование отказов оборудования в условиях малого количества поломок // Вестн. Череповецкого гос. ун-та. 2016. № 6. С. 36-41.

17. Ульянов А.Г. Прогнозирование отказов оборудования на основе аудиоданных с использованием нейросетей // Научный аспект. 2024. № 7. URL: <https://na-journal.ru/7-2024-informacionnye-tehnologii/13888-prognostirovanie-otkazov-oborudovaniya-na-osnove-audiodannyh-s-ispolzovaniem-neirosetei> (дата обращения: 08.01.2026).

18. Горидько К.А., Тимашев Э.О., Волков М.Г. и др. Обзор опыта прогнозирования отказов УЭЦН методами машинного обучения // Neftegaz.RU. 2025. № 1. URL: <https://magazine.neftgaz.ru/articles/oborudovanie/875411-obzor-opyta-prognostirovaniya-otkazov-uetsn-metodami-mashinnogo-obucheniya/> (дата обращения: 08.01.2026).

19. Вопросы математической теории надежности / Е.Ю. Барзилович, Ю.К. Беляев, В.А. Каштанов и др.; под ред. Б.В. Гнеденко. М.: Радио и связь, 1983. 376 с.

20. Нетес В.А., Шаров В.В. Взаимосвязь между группами ресурсов общего риска и функцией корреляции аварийных сообщений в системах управления устранением неисправностей // Телекоммуникации и информационные технологии. 2024. Т. 11. № 1. С. 56-62.

21. Нетес В.А. Проактивные методы в обеспечении надежности сетей связи // Сб. тр. XVI Междунар. отраслевой науч.-техн. конф. «Технологии информационного общества». М.: ИД Медиа Паблицер, 2022. С. 155-157.

## References

1. Bochkova A.A. Artificial Intelligence: strategies and methods for solving complex problems. *Dependability* 2025;25(1):46-57. (In Russ.) <https://doi.org/10.21683/1729-26462025-25-1-46-57>.

2. Netes V.A. [On the relationship between general technical and industry standards for reliability]. *Standards and Quality* 2025;7:37-40. (in Russ.) DOI: 10.35400/0038-9692-2025-7-132-25.

3. Nesterenko P. [Artificial intelligence and reliability in technical systems. Points of contact]. *Embedded systems* 2010;1:44-48. (in Russ.)

4. Danbai Sh.A., Alseitov O.B., Tlepbergenov M.Zh., Kostyukov A.V. [Risk-based reliability management based on digital technologies and artificial intelligence systems КОМРАС®]. *Neftepererabotka i Neftekhimiya* 2018;12:3-7. (in Russ.)

5. Shubinsky I.B., Zamyshliaev A.M., Pronevich O.B., Ignatov A.N., Platonov E.N. Application of machine learning methods for predicting hazardous failures of railway track assets. *Dependability* 2020;20(2):43-53. <https://doi.org/10.21683/1729-2646-2020-20-2-43-53>.

6. Abdurakipov S.S., Butakov E.B. Comparative analysis of machine learning algorithms for determining pre-failure and emergency states of aircraft engines. *Avtometriya* 2020;56(6):34-48. (in Russ.) DOI: 10.15372/AUT20200605.

7. Sai Van Cuong, Shcherbakov M.V. Failure prediction of complex multiple-component systems based on a combination of neural networks: ways to improve the accuracy of forecasting. *CASPIAN JOURNAL: Control and High Technologies* 2020;1(49):49-60. (in Russ.) DOI: 10.21672/2074-1707.2020.49.4.049-060.

8. Salikhov M.R., Yuryeva R.A. [An algorithm for predicting the condition of equipment based on machine learning]. *Journal of Instrument Engineering* 2022;65(9):648-655. (in Russ.) DOI: 10.17586/00213454-2022-65-9-648-655.

9. Kanarsky V.A. Predicting pumping station failures using unsupervised machine learning. *Vestnik of Russian New University. Series Complex systems: models, analysis, management* 2022;4:62-74. (in Russ.) DOI: 10.18137/RNU.V9187.22.04.P.62.

10. Panteleev A.S. The role of artificial intelligence in improving the reliability of oil and gas equipment. *Mekhatronika, avtomatika i robototekhnika* 2023;12:41-45. (in Russ.) DOI: 10.26160/2541-8637-2023-12-41-45.

11. Timashev S.A., Makeeva T.V. [Assessment of the reliability of the urban water supply network in case of information shortage by the method of artificial neural networks]. Prepr. Yekaterinburg: Ural University Publishing; 2023. (in Russ.)

12. Baty`rshin E.M., Vivchar` R.M., Pachin A.V. The Concept of Equipment Technical Condition Management Based on AI Neural Network Technology. *Armament and Economics* 2024;1(67):49-55. (in Russ.)

13. Tikhonov I.N., Kuychiyev O. Comparative analysis of machine learning algorithms for predicting failures in mechanical systems. *Economy and society* 2024;12(127):1484-1487. (in Russ.)

14. Kushchenko R.R., Sokolov O.A. Development of an intelligent subsystem diagnostics of failures in an automated system management based on neural network algorithms. *Vestnik nauki* 2025;3(6(87)):1973-1977. (in Russ.)

15. Zubov, D.V., Lebedev, D.A. Diagnostics of failures of technological equipment of chemical industries using artificial intelligence. *Software systems and computational methods* 2024;2:30-40. DOI: 10.7256/2454-0714.2024.2.70729.

16. Shakhonov N.I., Varfolomeev I.A., Yershov E.V. et al. [Forecasting of equipment failures in conditions of a small number of breakdowns]. *Cherepovets State University Bulletin* 2016;6:36-41. (in Russ.)

17. Ulyanov A.G. [Forecasting equipment failures based on audio data using neural networks]. *Nauchny aspekt* 2024;7. (accessed: 08.01.2026). Available at: <https://na-journal.ru/7-2024-informacionnye-tehnologii/13888-prognostirovanie-otkazov-oborudovaniya-na-osnove-audiodannyh-s-ispolzovaniem-neirosetei>. (in Russ.)

18. Goridko K.A., Timashev E.O., Volkov M.G. et al. [An overview of the experience of predicting ESP failures

using machine learning methods]. *Neftegaz.RU* 2025;1. (accessed: 08.01.2026). Available at: <https://magazine.neftegaz.ru/articles/oborudovanie/875411-obzor-opyta-prognozirovaniya-otkazov-uetsn-metodami-mashinnogo-obucheniya>. (in Russ.)

19. Barzilovich E. Yu., Beliaev Yu. K., Kashtanov V. A. et al. Gnedenko B. V., editor. [Matters of mathematical dependability theory]. Moscow: Radio i svyaz; 1983. (in Russ.)

20. Netes V. A., Sharov V. V. Relationship between shared risk resource groups and the alarm correlation function in fault management systems. *Telecommunications and Information Technologies* 2024;11(1):56-62. (in Russ.)

21. Netes V. A. [Proactive methods in ensuring the reliability of communication networks]. In: Proceedings of the XVI International Industry Science and Technology Conference Technologies of the Information Society. Moscow: ID Media Publisher; 2022. Pp. 155-157. (in Russ.)

### Сведения об авторе

**Виктор Александрович Нетес** – доктор технических наук, профессор кафедры сетей связи и систем комму-

тации Московского технического университета связи и информатики, Москва, Российская Федерация, e-mail: [v.a.netes@mtuci.ru](mailto:v.a.netes@mtuci.ru).

### About the author

**Victor A. Netes**, Doctor of Engineering, Professor of the Department of Communication Networks and Switching Systems, Moscow Technical University of Communications and Informatics, Moscow, Russian Federation, e-mail: [v.a.netes@mtuci.ru](mailto:v.a.netes@mtuci.ru).

### Вклад автора

**В.А. Нетес** выполнил обзор публикаций, выявил рассмотренные в них задачи и методы их решения, имеющиеся трудности и пути их преодоления, предложил новые возможные области применения искусственного интеллекта для обеспечения надежности.

### Конфликт интересов

Автор заявляет об отсутствии конфликта интересов.