

Вестник Евразийской науки / The Eurasian Scientific Journal <https://esj.today>

2026, Том 18, № 3 / 2026, Vol. 18, Iss. 3 <https://esj.today/issue-3-2026.html>

URL статьи: <https://esj.today/PDF/23SAVN326.pdf>

DOI: 10.15862/23SAVN326 (<https://doi.org/10.15862/23SAVN326>)

2.1.7. Технология и организация строительства (технические науки)

Ссылка для цитирования этой статьи:

Серебряков, И. Е. Применение технологий искусственного интеллекта для предотвращения аварий на объектах капитального строительства промышленного и энергетического назначения / И. Е. Серебряков // Вестник евразийской науки. — 2026. — Т. 18. — № 3. — URL: <https://esj.today/PDF/23SAVN326.pdf>. DOI: 10.15862/23SAVN326.

For citation:

Serebriakov I.E. Application of artificial intelligence technologies for accident prevention at industrial and energy capital construction facilities. *The Eurasian Scientific Journal*. 2026;18(3): 23SAVN326. Available at: <https://esj.today/PDF/23SAVN326.pdf>. DOI: 10.15862/23SAVN326. (In Russ., abstract in Eng.).

УДК 004.8:62-192

Серебряков Илья Евгеньевич

Городской университет Нью-Йорка, Нью-Йорк, Соединённые Штаты

E-mail: allarayzer@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0009-0009-1548-390X>

Применение технологий искусственного интеллекта для предотвращения аварий на объектах капитального строительства промышленного и энергетического назначения

Аннотация. В статье рассматривается трансформация подходов к предотвращению аварий на объектах капитального строительства промышленного и энергетического назначения в условиях внедрения технологий искусственного интеллекта. Исследование выполнено в формате систематического обзора и аналитического обобщения научных публикаций, посвященных прогнозируемому техническому обслуживанию, выявлению отклонений в работе оборудования, системам машинного анализа изображений и применению технологий искусственного интеллекта в промышленных и энергетических комплексах. Основное внимание уделено структуре формирования аварийных процессов, взаимосвязи технических, человеческих и организационных факторов, изменению логики управления безопасностью при переходе к модели предупреждающего контроля. Проведено сопоставление различных групп факторов с возможностями их раннего выявления, выполнен сравнительный анализ точности современных моделей прогнозирования и обнаружения аварийных ситуаций. Установлено, что разрозненное применение отдельных решений на основе искусственного интеллекта не обеспечивает устойчивого снижения уровня аварийности без их включения в единый контур наблюдения, анализа и поддержки управленческих решений. Предложена авторская интегрированная модель предотвращения аварий, отражающая многоуровневую структуру сбора, передачи, обработки и анализа данных в киберфизической системе. Полученные результаты позволяют рассматривать безопасность как системное свойство, зависящее от согласованности информационных потоков, качества обработки данных и взаимодействия аналитических компонентов. Статья может представлять интерес для исследователей в области промышленной безопасности, цифровых технологий в строительстве и энергетике, специалистов, занимающихся внедрением систем искусственного интеллекта в инженерные и производственные комплексы.

Ключевые слова: искусственный интеллект; промышленная безопасность; предиктивное обслуживание; обнаружение аномалий; строительные объекты; энергетические системы; кибер-физические системы

Введение

Современные объекты капитального строительства промышленного и энергетического назначения характеризуются высокой степенью технологической сложности, цифровизации и взаимосвязанности инженерных систем, что существенно усложняет задачи обеспечения их безопасной эксплуатации [1]. В условиях интеграции автоматизированных комплексов управления, распределенных энергетических сетей и высоконагруженного оборудования даже незначительные отклонения параметров способны нарушать устойчивость системы и инициировать развитие аварийных процессов. Практика показывает, что аварийность на таких объектах носит системный характер и обусловлена сочетанием технических отказов, ошибок персонала и недостатков организационного контроля, формируя предпосылки для масштабных инцидентов [2]. При этом традиционные методы анализа рисков, основанные на экспертных оценках и ограниченных сценариях, оказываются недостаточно эффективными в условиях роста объемов данных и динамичности процессов, поскольку не дают выявлять скрытые закономерности, предшествующие авариям.

На этом фоне формируется переход к концепции предиктивной безопасности, в которой ключевую роль играют технологии искусственного интеллекта, обеспечивающие обработку больших массивов данных в реальном времени, выявление аномалий и прогнозирование отказов до наступления критических состояний [3]. Однако, несмотря на активное развитие AI-решений, их применение в предотвращении аварий остается фрагментарным и ориентированным на отдельные задачи, такие как визуальный контроль, диагностика оборудования или анализ данных. Отсутствие системной интеграции технологий компьютерного зрения, машинного обучения, интернета вещей и обработки естественного языка приводит к разрозненности подходов и ограничивает их эффективность, не давая учитывать комплексную природу аварийных процессов и взаимосвязи между различными типами рисков [4].

Цель исследования — разработать авторскую интегрированную модель применения технологий искусственного интеллекта для предотвращения аварий на объектах капитального строительства промышленного и энергетического назначения. Для достижения поставленной цели в работе решаются следующие задачи:

- проанализировать причины аварий и их структуру;
- исследовать возможности искусственного интеллекта в диагностике и прогнозировании аварийных состояний;
- оценить эффективность предиктивного обслуживания как инструмента снижения аварийности;
- сравнить точность современных моделей обнаружения аварий в сложных инженерных системах.

Предполагается, что интеграция технологий искусственного интеллекта в единую многоуровневую систему мониторинга и анализа дает возможность существенно снизить вероятность аварий за счет раннего выявления аномалий, прогнозирования отказов оборудования и автоматизации процессов принятия решений в условиях высокой неопределенности.

Научная новизна исследования заключается в разработке интегрированного подхода к предотвращению аварий на объектах капитального строительства промышленного и энергетического назначения, основанного на объединении разнородных потоков данных в единую аналитическую среду.

В отличие от существующих исследований, ориентированных на применение отдельных AI-решений, предложенная модель рассматривает безопасность как системное свойство кибер-физической системы, формирующееся на стыке технических, человеческих и организационных факторов. Новизна также состоит в смещении акцента с повышения точности отдельных алгоритмов на анализ их взаимодействия в рамках многоуровневой архитектуры мониторинга и принятия решений.

Материалы и методы

Исследование выполнено в формате систематического обзора научной литературы с элементами концептуального моделирования, направленного на выявление закономерностей применения технологий искусственного интеллекта в предотвращении аварий на объектах капитального строительства промышленного и энергетического назначения.

Методологическая база исследования включает процедуры структурированного поиска, отбора и критической оценки источников, а также сравнительный анализ и синтез полученных результатов.

Поиск научных публикаций осуществлялся в период 2022–2025 гг. с использованием международных научных платформ Google Scholar, ScienceDirect, SpringerLink, Wiley Online Library, MDPI и arXiv. Поисковая стратегия основывалась на комбинации ключевых слов: «artificial intelligence in industrial safety», «predictive maintenance», «anomaly detection», «construction safety AI», «fault detection», «AI in energy systems» с использованием логических операторов AND/OR.

Процедура отбора источников была реализована в соответствии с логикой PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses) и включала последовательные этапы идентификации, скрининга и включения. На этапе идентификации было обнаружено 34 публикации. После удаления дубликатов (6 источников) осталось 28 работ. На этапе первичного скрининга по заголовкам и аннотациям было исключено 12 публикаций, не соответствующих тематике исследования. На этапе полнотекстового анализа дополнительно исключено 6 работ, не удовлетворяющих критериям качества и релевантности. В итоговую выборку включено 15 источников. Процедура отбора представлена на рисунке 1.

Критерии включения источников предусматривали:

- публикацию в рецензируемых научных изданиях или авторитетных научных репозиториях;
- соответствие тематике исследования (применение AI в диагностике, прогнозировании или предотвращении аварий);
- рассмотрение реальных инженерных, строительных или энергетических систем;
- наличие количественных результатов или концептуальных моделей, описывающих эффективность AI-решений;
- объем выборки не менее 100 наблюдений для эмпирических исследований или наличие формализованной методологии для теоретических работ.

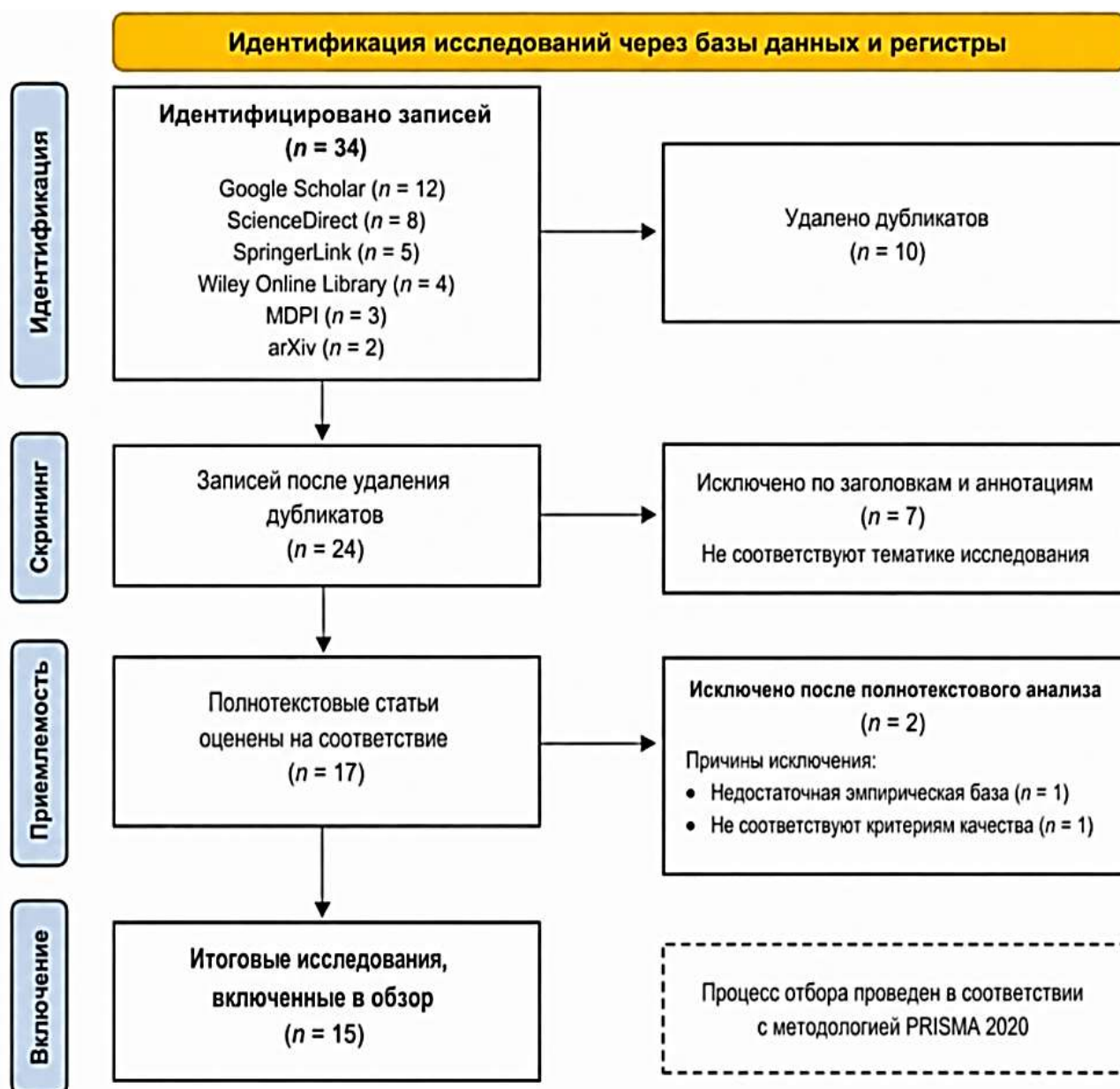


Рисунок 1. PRISMA-диаграмма отбора источников для систематического обзора применения технологий искусственного интеллекта в предотвращении аварий на объектах капитального строительства промышленного и энергетического назначения (составлено автором)

Критерии исключения включали:

- исследования, не относящиеся к промышленной или строительной безопасности;
- публикации без аналитического компонента (описательные обзоры без методологии);
- работы с недостаточной эмпирической базой (выборка менее 100 наблюдений);
- исследования, не содержащие воспроизводимых результатов или не описывающие применяемые методы;
- дублирующие или вторичные публикации.

Для оценки качества отобранных источников использовался адаптированный подход, основанный на принципах CASP checklist (Critical Appraisal Skills Programme).

Оценка проводилась по следующим критериям:

- четкость постановки цели исследования;
- обоснованность методологии;
- полнота описания данных и методов;
- валидность полученных результатов;
- применимость выводов к реальным инженерным системам.

Каждое исследование оценивалось по шкале от 0 до 5 баллов. В итоговую выборку включались работы, набравшие не менее 3 баллов, что обеспечивало минимальный уровень методологической достоверности и сопоставимости результатов.

Аналитическая процедура включала структурную классификацию факторов аварийности, сопоставление типов данных с возможностями их прогнозирования, сравнительный анализ точности различных AI-моделей. Дополнительно применялось концептуальное моделирование, направленное на разработку интегрированной архитектуры предотвращения аварий, основанной на объединении разнородных потоков данных в кибер-физической системе.

Таким образом, методология исследования сочетает элементы систематического обзора и аналитического синтеза, обеспечивая воспроизводимость процедуры отбора источников и обоснованность формирования авторской модели.

Результаты

Современные объекты капитального строительства промышленного и энергетического назначения функционируют в условиях высокой плотности технологических процессов, взаимосвязанности инженерных систем и непрерывного потока данных. В таких условиях авария перестает быть следствием единичного отказа и приобретает системный характер, формируясь как результат наложения нескольких взаимосвязанных факторов [5]. Анализ проведенных исследований показывает, что главную роль в развитии аварийных ситуаций играет не сам факт наличия отклонений, а их сочетание во времени и пространстве, при котором технические сбои, ошибки персонала и организационные нарушения усиливают друг друга и создают условия для перехода системы в критическое состояние [6]. Это делает задачу прогнозирования принципиально более сложной и требует инструментов, способных учитывать отдельные параметры и их динамическое взаимодействие.

В отличие от традиционных методов анализа рисков, ориентированных на заранее заданные сценарии, технологии искусственного интеллекта дают возможность работать с реальными потоками данных и выявлять скрытые закономерности, предшествующие авариям. При этом эффективность таких решений определяется используемыми алгоритмами и структурой исходной информации, полнотой мониторинга и характером анализируемых факторов. В этом контексте особое значение приобретает сопоставление различных групп факторов с возможностями их прогнозирования. В таблице 1 представлена систематизация факторов аварий и их сопоставление с возможностями прогнозирования на основе технологий искусственного интеллекта.

Анализ представленных данных показывает, что эффективность применения технологий искусственного интеллекта распределяется неравномерно и напрямую зависит от природы факторов. Наиболее высокий уровень предсказуемости характерен для технических параметров, что объясняется наличием непрерывных сенсорных потоков, фиксирующих состояние оборудования в реальном времени.

В таких условиях алгоритмы машинного обучения способны выявлять устойчивые закономерности деградации и обнаруживать отклонения задолго до наступления отказа, что делает возможным переход к предиктивной модели обслуживания [7]. Однако эта эффективность достигается только при наличии структурированных и полноценных данных. В ситуациях, где информация фрагментирована или поступает нерегулярно, даже высокоточные модели теряют способность к надежному прогнозированию.

Таблица 1

Основные факторы аварий и возможности их прогнозирования с использованием ИИ

Категория факторов	Типичные причины	Возможность прогнозирования	Роль ИИ в предотвращении
Технические	Износ оборудования, дефекты, сбои систем	Высокая	Предиктивная диагностика, анализ сенсорных данных
Человеческие	Ошибки оператора, нарушение инструкций	Средняя	Анализ поведения персонала, технологии компьютерного зрения и носимые устройства
Организационные	Недостаточный контроль, слабая культура безопасности	Высокая	Анализ данных КРП и инцидентов
Внешние	Климат, кибератаки, природные воздействия	Частичная	Прогнозирование сценариев, цифровые двойники

Составлено автором на основе источников [2; 7; 9]

Существенно иная картина наблюдается при анализе человеческих факторов. Поведение персонала характеризуется высокой вариативностью и зависит от множества контекстных условий, включая уровень нагрузки, опыт и организационную среду. Несмотря на развитие технологий компьютерного зрения и носимых устройств, дающих возможность фиксировать отдельные действия и отклонения от регламентов, формирование устойчивых моделей поведения остается ограниченным [3]. В результате применение AI в данном контуре носит косвенный характер и обеспечивает лишь частичное покрытие рисков.

Организационные факторы занимают промежуточное положение, поскольку, с одной стороны, поддаются формализации через показатели эффективности, данные инцидентов и управленческие метрики, а с другой — проявляются через накопительный эффект. Анализ таких данных дает возможность выявлять скрытые закономерности, связанные с системными нарушениями в управлении безопасностью, и обнаруживать риски, которые не фиксируются традиционными методами [9]. В этом проявляется принципиальное отличие AI от классических подходов, таких как FMEA и HAZOP, которые ориентированы на анализ ограниченного числа сценариев и не учитывают динамику процессов.

Таблица 2

Экономические и эксплуатационные эффекты внедрения предиктивного обслуживания

Показатель	Значение	Практический эффект	Направление влияния
Точность прогнозирования отказов	$\geq 95\%$	Повышение надежности диагностики	Безопасность
Снижение ложных срабатываний	90,25 %	Снижение ошибок диагностики	Надежность
Снижение затрат (по сравнению с плановым обслуживанием)	27,05 %	Оптимизация обслуживания	Экономика
Снижение затрат (по сравнению с корректирующим обслуживанием)	63,43 %	Сокращение аварийных расходов	Экономика
Снижение производственных ошибок	42 %	Предотвращение сбоев	Надежность
Увеличение времени безотказной работы	до 20 %	Рост стабильности системы	Эксплуатация

Составлено автором на основе источников [2; 7; 9]

Внешние факторы остаются наименее предсказуемыми, поскольку характеризуются высокой степенью неопределенности и ограниченностью доступных данных. Использование цифровых двойников и методов сценарного моделирования дает возможность частично компенсировать эту неопределенность, однако точность прогнозов в значительной степени зависит от полноты входной информации и корректности моделей [10]. В таблице 2 представлены экономические и эксплуатационные эффекты внедрения предиктивного обслуживания, основанного на использовании технологий искусственного интеллекта.

Анализ представленных показателей показывает, что внедрение предиктивных моделей приводит к комплексному эффекту, затрагивающему как экономические, так и эксплуатационные аспекты функционирования объектов. Наиболее значимым является снижение затрат по сравнению с корректирующим обслуживанием, что указывает на высокую эффективность раннего выявления отказов и предотвращения аварийных ситуаций [11]. Одновременно повышение точности диагностики и снижение производственных ошибок свидетельствуют о росте надежности системы в целом. Однако следует учитывать, что подобные результаты достигаются преимущественно в условиях контролируемых данных, тогда как в реальной эксплуатации эффективность может снижаться из-за неоднородности информации, различий в условиях работы и ограниченности мониторинга [4]. В таблице 3 представлено сравнение точности различных моделей обнаружения аварий, используемых в электроэнергетических системах.

Таблица 3

Сравнение точности моделей обнаружения аварий в электроэнергетических системах

Модель	Тип метода	Точность, %	Особенности
AGFC-Net	Модель с механизмом внимания и рекуррентными нейронными сетями типа GRU	99,52	Учет временной динамики и фильтрация шума
SVM	Машинное обучение	99,21	Высокая устойчивость к шуму
LSTM-DWT	Глубокое обучение	99,04	Учет временных зависимостей
ANN	Нейронная сеть	97,92	Зависимость от заранее заданных признаков

Составлено автором на основе источника [5]

Сравнительный анализ показывает, что современные модели машинного и глубокого обучения обеспечивают крайне высокую точность обнаружения аномалий, однако различия между ними носят количественный и качественный характер. Модели, учитывающие временную динамику, демонстрируют более устойчивые результаты, поскольку способны анализировать последовательности событий и выявлять ранние признаки отклонений, которые не фиксируются статическими методами [13].

В отличие от них, классические алгоритмы машинного обучения в большей степени зависят от заранее заданных признаков и хуже адаптируются к изменяющимся условиям эксплуатации. Следовательно, предел эффективности AI в задачах предотвращения аварий определяется не точностью алгоритмов, а степенью репрезентативности и интеграции данных, что делает архитектуру информационной среды более значимым фактором, чем выбор конкретной модели.

Достижение высокой точности обнаружения аномалий не приводит к пропорциональному снижению аварийности, поскольку критические инциденты формируются как результат межфакторного взаимодействия, не представленного в обучающих выборках [14]. В результате формируется разрыв между высокой точностью алгоритмов и фактическим уровнем аварийности, что указывает на зависимость эффективности AI не столько от используемых моделей, сколько от структуры данных и уровня их интеграции в систему управления.

Именно это создает необходимость перехода от использования отдельных решений к построению комплексных систем, объединяющих различные источники информации и методы анализа в едином контуре обеспечения безопасности.

В системах промышленной безопасности, основанных на AI, выполняется принцип структурной зависимости: эффективность предотвращения аварий определяется не качеством отдельных алгоритмов, а степенью связности и согласованности потоков данных в рамках единой аналитической архитектуры.

Обсуждение

Полученные результаты согласуются с выводами исследований [4; 8; 14], в которых отмечается, что эффективность применения технологий искусственного интеллекта в промышленной безопасности определяется не только точностью алгоритмов, но и уровнем интеграции данных. В отличие от указанных работ, в настоящем исследовании акцент сделан на многоуровневой архитектуре взаимодействия аналитических компонентов. Развитие систем безопасности на объектах промышленного и энергетического строительства все отчетливее смещается от логики реагирования к логике предупреждения. Если раньше основное внимание уделялось фиксации уже возникшего инцидента и разбору его причин, то теперь в центре оказывается способность системы распознавать опасное отклонение до перехода в аварийную фазу. В этом смысле искусственный интеллект меняет не отдельный этап анализа, а сам принцип управления рисками. Однако здесь необходимо сразу занять жесткую позицию: универсальной модели предотвращения аварий не существует. Любая AI-система остается зависимой от конкретного объекта, характера данных и качества цифровой среды, в которой она работает.

Высокие показатели точности, представленные в рассмотренных исследованиях, действительно свидетельствуют о значительном потенциале AI в задачах диагностики и прогноза. Это подтверждается результатами, представленными в таблице 3, где современные модели, включая AGFC-Net, демонстрируют практически стопроцентную точность, что отражает высокий уровень развития алгоритмов обнаружения аномалий. Тем не менее сама по себе точность не означает автоматического снижения аварийности. Именно здесь проходит основная граница между лабораторной эффективностью и реальной эксплуатационной ценностью.

Сопоставление данных таблиц 2 и 3 показывает, что даже при высокой точности моделей и выраженных экономических эффектах предиктивного обслуживания не обеспечивается автоматическое предотвращение аварий, что подтверждает наличие разрыва между аналитической точностью и практической результативностью. В контролируемых условиях алгоритм работает с очищенными, структурированными и синхронизированными данными. В реальной среде он сталкивается с шумом, пропусками, неоднородностью потоков информации и наложением нескольких факторов риска. Поэтому высокая точность модели и фактическое предотвращение аварий — не одно и то же. Между ними существует устойчивый разрыв, который нельзя игнорировать.

Наиболее сильные результаты AI демонстрирует там, где объект описывается непрерывными количественными данными. Как следует из данных таблицы 2, использование предиктивного обслуживания позволяет достигать существенного снижения затрат и уменьшения производственных ошибок, что подтверждает практическую эффективность анализа непрерывных потоков данных. Именно поэтому технический контур — вибрации, температура, ток, давление, параметры режима — оказывается наиболее предсказуемым.

Здесь алгоритмы способны выявлять ранние признаки деградации, строить устойчивые паттерны отклонений и предупреждать развитие отказа еще до его перехода в критическое состояние [15].

Иная ситуация складывается в отношении человеческих и организационных факторов. Поведение персонала, ошибки решения, нарушения дисциплины и управленческие просчеты значительно хуже поддаются формализации. Они зависят от контекста, нагрузки, локальной культуры безопасности и множества скрытых условий. Следовательно, формируется асимметрия эффективности AI по типам факторов риска. Данное положение подтверждается результатами, представленными в таблице 1, где показано, что технические факторы характеризуются высокой предсказуемостью, тогда как человеческие и внешние факторы поддаются прогнозированию лишь частично, что непосредственно отражает выявленную асимметрию. Технические отклонения поддаются предсказанию существенно лучше, чем человеческие и организационные.

Из этого следует еще одно принципиальное положение. Главным ограничителем эффективности выступает не алгоритм, а структура данных. При наличии непрерывных, полных и качественно размеченных потоков информации даже относительно простые модели способны обеспечивать надежный результат [15]. При отсутствии такой среды сложные архитектуры быстро теряют практическую ценность. Отсюда становится понятным, почему в одних исследованиях AI показывает почти предельную точность, а в других остается лишь вспомогательным инструментом. Решающим фактором оказывается не математическая сложность модели, а степень цифровой зрелости объекта.

С этим напрямую связаны ограничения внедрения.

Первая проблема заключается в слабой обобщаемости моделей. Система, обученная на одном объекте, не обязательно сохранит ту же точность на другом, даже если формально задачи совпадают. Различия в оборудовании, климате, конфигурации площадки, качестве камер, составе персонала и регламентах работы быстро разрушают переносимость результата.

Вторая проблема связана с инфраструктурой. Без развитой системы датчиков, каналов передачи данных, вычислительных мощностей и интеграции с корпоративными платформами AI остается изолированным модулем, а не элементом реального управления безопасностью. В такой ситуации внедрение приобретает декоративный, а не функциональный характер.

Не менее серьезным барьером остается непрозрачность алгоритмов. Для инженерной среды недостаточно получить высокий числовой результат; необходимо понимать, почему система пришла к тому или иному выводу. Если модель функционирует как «черный ящик», доверие к ней неизбежно снижается. Наконец, нельзя игнорировать пределы автономности AI. Искусственный интеллект способен анализировать сигналы, выявлять паттерны и формировать предупреждения, но он не заменяет профессиональное суждение специалиста. Особенно это заметно в ситуациях, где требуется интерпретация сложных причинно-следственных связей, затрагивающих организационные и поведенческие аспекты. Следовательно, участие человека должно рассматриваться не как временная уступка несовершенству технологий, а как обязательный элемент надежной системы предотвращения аварий.

В данных условиях становится необходимым переход от использования разрозненных решений к построению интегрированной архитектуры. Необходимость такого перехода обусловлена тем, что отдельные компоненты, демонстрирующие высокую эффективность в изолированном виде (табл. 2, 3), не обеспечивают сопоставимого результата без их интеграции в единую систему анализа и принятия решений. На рисунке 2 рассмотрена авторская модель, в которой предотвращение аварий представлено как единый многоуровневый процесс.



Рисунок 2. Интегрированная AI-модель предотвращения аварий на объектах промышленного и энергетического строительства (авторская разработка)

Смысл предложенной модели состоит в том, что безопасность не может опираться на один тип данных или один класс алгоритмов. Сенсорные сигналы, визуальный поток, журналы инцидентов и цифровые следы эксплуатации должны быть объединены в общую аналитическую среду. Только в этом случае становится возможным выявление не отдельных нарушений, а связей между ними. Сбор данных образует первый уровень системы, но сам по себе не создает интеллектуального эффекта.

Он начинает работать только после предобработки, где устраняются шумы, пропуски и несогласованности. Далее включается аналитический слой, в котором машинное обучение прогнозирует отказы, компьютерное зрение контролирует опасные действия и нарушения, а методы обработки текста извлекают причинные паттерны из описаний инцидентов.

Интеграционный уровень связывает эти потоки через IoT, SCADA, BIM и цифровые двойники, после чего система переходит к оценке риска и запуску сценариев реагирования. Завершающий уровень обратной связи обеспечивает накопление новых данных и переобучение моделей.

Принципиальная особенность этой схемы заключается в том, что она устраняет фрагментарность анализа. AI перестает быть набором несвязанных инструментов и превращается в элемент единого контура управления безопасностью. Здесь решающее значение имеет не точность отдельного алгоритма, а согласованность всех уровней системы. Именно поэтому предотвращение аварий невозможно без интеграции разнородных потоков данных в общую аналитическую среду. Любая попытка ограничиться изолированным AI-решением неизбежно оставляет систему слепой к комбинированным рискам, которые и лежат в основе большинства тяжелых инцидентов.

Верификация модели

Предложенная интегрированная AI-модель применима прежде всего к объектам капитального строительства промышленного и энергетического назначения, характеризующимся высокой плотностью технологических процессов, непрерывной эксплуатацией оборудования, наличием распределенной системы датчиков и цифровых контуров управления. К таким объектам относятся энергетические установки, подстанции, промышленные производственные комплексы, объекты нефтегазовой и химической инфраструктуры, строительные площадки крупных промышленных и энергетических объектов на стадии сооружения и ввода в эксплуатацию. Наибольшая практическая применимость модели ожидается в системах, где уже используются SCADA, IoT-платформы, BIM-среда, системы технического мониторинга, компьютерное зрение или цифровые двойники. На объектах с низкой степенью цифровизации модель может использоваться ограниченно, прежде всего как рамка для поэтапного построения предиктивной архитектуры безопасности.

Заключение

Проведенный анализ показывает, что предотвращение аварий на сложных промышленных и энергетических объектах нельзя свести к использованию отдельных AI-инструментов. Аварии формируются как результат сочетания технических, человеческих и организационных факторов, поэтому итоговая эффективность определяется не столько алгоритмами, сколько структурой и связностью данных внутри системы.

Результаты дают возможность уточнить выдвинутую гипотезу. Интеграция технологий искусственного интеллекта действительно снижает вероятность аварий за счет раннего выявления отклонений и прогнозирования отказов, однако этот эффект носит ограниченный характер. Он проявляется только при наличии непрерывных, согласованных и полноценных данных, при включении AI в контур принятия решений. В противном случае высокая точность моделей не приводит к сопоставимому снижению аварийности.

Основное значение имеет интеграция. Даже точные модели не дают эффекта, если данные разрознены, а результаты не используются в управлении. При объединении сенсорных, визуальных и эксплуатационных данных появляется возможность выявлять причинные связи и прогнозировать риски заранее. В такой системе важна не отдельная модель, а согласованная работа всех элементов.

На практике это означает смещение фокуса с выбора алгоритмов на создание цифровой среды: инфраструктуры данных, их обработки и встраивания результатов в управленческие решения. AI выступает как инструмент анализа и прогноза, тогда как окончательная интерпретация и выбор действий остаются за специалистом. Предложенная интегрированная модель может служить методологической основой для разработки систем предиктивной безопасности на объектах капитального строительства промышленного и энергетического назначения.

Ограничения исследования

Исследование имеет ряд ограничений, которые необходимо учитывать при интерпретации полученных результатов. Анализ выполнен в формате систематического обзора, что предполагает зависимость выводов от структуры и качества доступных публикаций. Несмотря на применение критериев отбора, источники различаются по методологии, типам данных и условиям проведения исследований, что ограничивает их прямую сопоставимость. Представленные количественные показатели, в частности в таблицах 2 и 3, получены в различных исследовательских контекстах и не основаны на единых наборах данных, что означает их использование для выявления общих тенденций, а не строгого количественного сравнения. Предложенная интегрированная модель носит концептуальный характер и не прошла эмпирической валидации на конкретных объектах, вследствие чего ее практическая эффективность может зависеть от уровня цифровой зрелости, полноты данных и особенностей инфраструктуры мониторинга.

Направления будущих исследований

Дальнейшие исследования должны быть направлены на эмпирическую валидацию предложенной интегрированной модели в реальных условиях эксплуатации. Перспективным направлением является тестирование модели на объектах промышленной и энергетической инфраструктуры с использованием данных SCADA, IoT-сенсоров и систем технического мониторинга, что позволит оценить временные характеристики обнаружения аномалий и уровень ложных срабатываний. Важным направлением является проведение сравнительных экспериментов между изолированными AI-решениями и интегрированными архитектурами с использованием метрик точности, полноты, F1-score и показателей времени до реакции системы. Дополнительно целесообразно применение цифровых двойников для моделирования аварийных сценариев и анализа межфакторных взаимодействий, что позволит проводить контролируемую проверку устойчивости предложенной модели и уточнять ее параметры.

ЛИТЕРАТУРА

1. Aziz, A., Yousaf, M.Z., Renhai, F. et al. Advanced AI-driven techniques for fault and transient analysis in high-voltage power systems / A. Aziz, M.Z. Yousaf, F. Renhai [и др.]. — DOI <https://doi.org/10.1038/s41598-025-90055-7> // Scientific Reports. — 2025. — Т. 15. — Art. 5592. — URL: <https://www.nature.com/articles/s41598-025-90055-7> (дата обращения: 05.04.2026).
2. Badhan, S.J., Samsami, R. Artificial Intelligence (AI) in Construction Safety: A Systematic Literature Review / S.J. Badhan, R. Samsami. — DOI <https://doi.org/10.3390/buildings15224084> // Buildings. — 2025. — Т. 15, № 22. — Art. 4084. — URL: <https://www.mdpi.com/2075-5309/15/22/4084> (дата обращения: 05.04.2026).
3. de Marco, G., Niederwieser, E., Siegele, D. Exploring a Multimodal Conversational Agent for Construction Site Safety: A Low-Code Approach to Hazard Detection and Compliance Assessment / G. de Marco, E. Niederwieser, D. Siegele. — DOI <https://doi.org/10.3390/buildings15183352> // Buildings. — 2025. — Т. 15, № 18. — Art. 3352. — URL: <https://www.mdpi.com/2075-5309/15/18/3352> (дата обращения: 06.04.2026).

4. Seo, J.K., Lee, J., Kim, B. et al. AI-Based Anomaly Detection in Industrial Control and Cyber–Physical Systems: A Data-Type-Oriented Systematic Review / J.K. Seo, J. Lee, B. Kim [и др.]. — DOI <https://doi.org/10.3390/electronics15010020> // Electronics. — 2026. — Т. 15, № 1. — Art. 20. — URL: <https://www.mdpi.com/2079-9292/15/1/20> (дата обращения: 10.04.2026).
5. Khandelwal, D., Anand, P., Ray, M. et al. Fault detection in electrical power systems using attention-GRU-based fault classifier (AGFC-Net) / D. Khandelwal, P. Anand, M. Ray [и др.]. — DOI <https://doi.org/10.1038/s41598-025-06493-w> // Scientific Reports. — 2025. — Т. 15. — Art. 24133. — URL: <https://www.nature.com/articles/s41598-025-06493-w> (дата обращения: 07.04.2026).
6. Katooziani, A., Jeelani, I., Gheisari, M. GPT Applications for Construction Safety: A Use Case Analysis / A. Katooziani, I. Jeelani, M. Gheisari. — DOI <https://doi.org/10.3390/buildings15142410> // Buildings. — 2025. — Т. 15, № 14. — Art. 2410. — URL: <https://www.mdpi.com/2075-5309/15/14/2410> (дата обращения: 07.04.2026).
7. Khurram, M., Zhang, C., Muhammad, S. et al. Artificial Intelligence in Manufacturing Industry Worker Safety: A New Paradigm for Hazard Prevention and Mitigation / M. Khurram, C. Zhang, S. Muhammad [и др.]. — DOI <https://doi.org/10.3390/pr13051312> // Processes. — 2025. — Т. 13, № 5. — Art. 1312. — URL: <https://www.mdpi.com/2227-9717/13/5/1312> (дата обращения: 08.04.2026).
8. Li, Q., Zou, G., Zeng, W. et al. ESG guidance and artificial intelligence support for power systems analytics in the energy industry / Q. Li, G. Zou, W. Zeng [и др.]. — DOI <https://doi.org/10.1038/s41598-024-61491-8> // Scientific Reports. — 2024. — Т. 14. — Art. 11347. — URL: <https://www.nature.com/articles/s41598-024-61491-8> (дата обращения: 08.04.2026).
9. Benhanifia, A., Ben Cheikh, Z., Moura Oliveira, P. et al. Systematic review of predictive maintenance practices in the manufacturing sector / A. Benhanifia, Z. Ben Cheikh, P. Moura Oliveira [и др.]. — DOI <https://doi.org/10.1016/j.iswa.2025.200501> // Intelligent Systems with Applications. — 2025. — Т. 26. — Art. 200501. — URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2667305325000274> (дата обращения: 09.04.2026).
10. Ma, X., Yang, Y., Shao, D. et al. HyADS: A Hybrid Lightweight Anomaly Detection Framework for Edge-Based Industrial Systems with Limited Data / X. Ma, Y. Yang, D. Shao [и др.]. — DOI <https://doi.org/10.3390/electronics14112250> // Electronics. — 2025. — Т. 14, № 11. — Art. 2250. — URL: <https://www.mdpi.com/2079-9292/14/11/2250> (дата обращения: 09.04.2026).
11. Olojede, D., King, S., Jennions, I. Application of machine learning in power grid fault detection and maintenance / D. Olojede, S. King, I. Jennions. — DOI <https://doi.org/10.1186/s42162-025-00574-w> // Energy Informatics. — 2025. — Т. 8. — Art. 119. — URL: <https://link.springer.com/article/10.1186/s42162-025-00574-w> (дата обращения: 10.04.2026).
12. Tian, K., Zhu, Z., Mbachu, J. et al. Artificial intelligence in risk management within the realm of construction projects: A bibliometric analysis and systematic literature review / K. Tian, Z. Zhu, J. Mbachu [и др.]. — DOI <https://doi.org/10.1016/j.jik.2025.100711> // Journal of Innovation & Knowledge. — 2025. — Т. 10, № 3. — Art. 100711. — URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2444569X25000617> (дата обращения: 10.04.2026).

13. Woźniak, Z., Trybuszewski, K., Nowobilski, T. et al. Integrated Construction-Site Hazard Detection System Using AI Algorithms in Support of Sustainable Occupational Safety Management / Z. Woźniak, K. Trybuszewski, T. Nowobilski [и др.]. — DOI <https://doi.org/10.3390/su172310584> // Sustainability. — 2025. — Т. 17, № 23. — Art. 10584. — URL: <https://www.mdpi.com/2071-1050/17/23/10584> (дата обращения: 11.04.2026).
14. Bernardi, M.L., Cimitile, M., Panella, G. et al. Automatic Generation of Job Safety Reports with Explainable RAG-Based LLMs / M.L. Bernardi, M. Cimitile, G. Panella [и др.]. — DOI <https://doi.org/10.1007/s10796-025-10634-x> // Information Systems Frontiers. — 2025. — URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10796-025-10634-x> (дата обращения: 11.04.2026).
15. Magdin, M. Literature review: Current trends and advances in the use of artificial intelligence for ensuring the safety and efficiency of gas pipeline operations / M. Magdin. — DOI <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.107309> // Results in Engineering. — 2025. — Т. 28. — Art. 107309. — URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S259012302503364X> (дата обращения: 11.04.2026).

Serebriakov Ilia Evgenyevich

The City University of New York, New York, United States

E-mail: allarayzer@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0009-0009-1548-390X>

Application of artificial intelligence technologies for accident prevention at industrial and energy capital construction facilities

Abstract. The article examines the transformation of approaches to accident prevention at industrial and energy capital construction facilities under the conditions of the introduction of artificial intelligence technologies. The study was carried out in the format of a systematic review and analytical synthesis of scientific publications devoted to predictive maintenance, detection of equipment operation abnormalities, machine image analysis systems, and the application of artificial intelligence technologies in industrial and energy complexes. Particular attention is paid to the structure of accident development processes, the interrelation of technical, human, and organizational factors, and the transformation of safety management logic during the transition to a preventive control model. A comparison of different groups of factors with the possibilities of their early detection was conducted, and a comparative analysis of the accuracy of modern forecasting and accident detection models was performed. It was established that the fragmented application of individual artificial intelligence solutions does not ensure a sustainable reduction in accident rates without their integration into a unified framework of monitoring, analysis, and decision-support processes. The author proposes an integrated accident prevention model reflecting the multilevel structure of data collection, transmission, processing, and analysis within a cyber-physical system. The obtained results make it possible to consider safety as a systemic property dependent on the consistency of information flows, the quality of data processing, and the interaction of analytical components. The article may be of interest to researchers in the field of industrial safety, digital technologies in construction and energy, as well as specialists involved in the implementation of artificial intelligence systems in engineering and industrial complexes.

Keywords: artificial intelligence; industrial safety; predictive maintenance; anomaly detection; construction facilities; energy systems; cyber-physical systems