

УДК 658.562:004.8

## ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ КОНТРОЛЯ КАЧЕСТВА В ПРОМЫШЛЕННОМ ПРОИЗВОДСТВЕ: ОБЗОР ТЕХНОЛОГИЙ И ОТРАСЛЕВЫЕ ОСОБЕННОСТИ ПРИМЕНЕНИЯ В ПРОИЗВОДСТВЕ УГЛЕРОДНЫХ КОМПОЗИТОВ

**Авагян Гагик Тигранович,**

Студент, Московский государственный технический университет имени Н. Э. Баумана,  
Россия, город Москва  
e-mail: gagikavagyan5@gmail.com

### Аннотация

В статье рассмотрены ключевые технологии искусственного интеллекта, применяемые в современных системах управления качеством на промышленных предприятиях: системы компьютерного зрения, алгоритмы машинного обучения, средства прогнозной аналитики, а также инфраструктура промышленного интернета вещей. Обобщён опыт внедрения интеллектуальных систем мониторинга в зарубежной и российской промышленности. Отдельное внимание уделено отраслевой специфике применения данных технологий в производстве углеродных композиционных материалов, где традиционные методы контроля ограничены особенностями технологического процесса. Сформулированы условия, при которых внедрение интеллектуального мониторинга даёт наибольший эффект, и описаны архитектурные принципы построения подобных решений в условиях программ импортозамещения.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, управление качеством, машинное зрение, композитные материалы, промышленный мониторинг, импортозамещение, цифровизация производства.

## INTELLIGENT QUALITY CONTROL SYSTEMS IN INDUSTRIAL PRODUCTION: A REVIEW OF TECHNOLOGIES AND SECTOR-SPECIFIC FEATURES OF APPLICATION IN CARBON COMPOSITE MANUFACTURING

**Avagyan Gagik Tigranovich,**

Student, Bauman Moscow State Technical University, Russia, Moscow

### ABSTRACT

The article reviews the key artificial intelligence technologies applied in modern quality management systems at industrial enterprises: machine vision, machine learning, predictive analytics and the industrial internet of things. The experience of implementing intelligent monitoring systems in foreign and Russian industry is summarized. Particular attention is paid to

the sector-specific features of applying these technologies in the production of carbon composite materials, where traditional control methods are limited by the characteristics of the technological process. The conditions under which the implementation of intelligent monitoring yields the greatest effect are formulated, and the architectural principles of building such solutions under import substitution programmes are described.

---

**Keywords:** artificial intelligence, quality management, machine vision, composite materials, industrial monitoring, import substitution, production digitalization.

---

### Введение

Современная промышленность всё чаще сталкивается с противоречием между растущими требованиями к стабильности качества и ограничениями традиционных подходов к контролю производственных процессов. Ручная инспекция операторами, выборочные измерения готовой продукции, фиксация отклонений по факту их возникновения — эти методы, десятилетиями составлявшие основу заводских служб качества, теряют эффективность в условиях многостадийных, высокоскоростных и наукоёмких производств. Доля дефектов, выявляемых после того, как материал прошёл значительную часть технологического маршрута, остаётся высокой, а затраты на устранение последствий несоизмеримо превышают затраты на их предотвращение.

Концепция «Индустрии 4.0» предложила альтернативу: построение систем, в которых данные о процессе собираются непрерывно, обрабатываются автоматически и используются для прогнозирования отклонений ещё до того, как они приведут к браку. Технологической основой такого подхода стали методы искусственного интеллекта — машинное обучение, компьютерное зрение, прогнозная аналитика — в сочетании с инфраструктурой промышленного интернета вещей. По данным отраслевых исследований, внедрение подобных решений на ведущих мировых предприятиях позволяет сокращать долю брака на 20–50 %, снижать простои на 15–30 % и повышать производительность на 10–25 % [1, 2].

Для российской промышленности задача внедрения интеллектуальных систем управления качеством приобрела дополнительное измерение в связи с курсом на технологический суверенитет и импортозамещение. Это касается как программных решений, так и аппаратной инфраструктуры — камер, датчиков, серверов, операционных систем. Особенно актуальной задача становится для отраслей, выпускающих высокотехнологичную продукцию с жёсткими требованиями заказчиков, в частности — для производства углеродных композиционных материалов, востребованных в авиационной, космической и оборонной промышленности.

Целью настоящей работы является обзор современных технологий искусственного интеллекта, применяемых в системах управления качеством промышленных предприятий, обобщение практического опыта их внедрения и выявление отраслевых особенностей, которые необходимо учитывать при разработке подобных систем для производства углеродных композитов.

### 1. Технологии искусственного интеллекта в системах управления качеством

Под интеллектуальной системой управления качеством принято понимать комплекс аппаратных и программных средств, обеспечивающий непрерывный сбор данных о ходе технологического процесса, их автоматический анализ методами машинного обучения и формирование управленческих рекомендаций в режиме реального времени. От автоматизированных систем предыдущего поколения такие комплексы отличаются принципиально: они не просто фиксируют параметры и формируют отчётность, а

распознают закономерности в данных, прогнозируют отклонения и поддерживают принятие решений [3]. Систематические обзоры последних лет подтверждают, что методы глубокого обучения, прежде всего свёрточные нейронные сети, стали доминирующим инструментом автоматического обнаружения дефектов в промышленности, обеспечивая точность распознавания, недостижимую для традиционных алгоритмов обработки изображений [11]. Параллельно активно развивается направление предиктивного обслуживания оборудования, в рамках которого данные с промышленных датчиков обрабатываются методами машинного обучения для прогнозирования отказов до их возникновения [12].

В составе подобных систем обычно выделяют несколько технологических компонентов, каждый из которых решает свой круг задач. Их роль и область применения в контексте управления качеством обобщены в таблице 1.

Таблица 1 – Технологии искусственного интеллекта в системах управления качеством производства

Технология	Назначение	Применение в управлении качеством
Машинное зрение	Анализ изображений и видеопотоков	Распознавание визуальных дефектов, контроль однородности структуры материалов, измерение геометрических параметров
Машинное обучение	Поиск закономерностей в больших массивах данных	Классификация типов дефектов, выявление причинно-следственных связей между параметрами процесса и качеством продукции
Прогнозная аналитика	Предсказание будущих состояний системы	Раннее предупреждение о возможных отклонениях, оптимизация графиков технического обслуживания
Промышленный интернет вещей (IIoT)	Сбор данных с оборудования и среды	Непрерывный мониторинг параметров процесса (температура, давление, скорость, натяжение)
Аналитические платформы	Интеграция и визуализация данных	Формирование сводных показателей качества, поддержка управленческих решений

Источник: составлено автором на основе [3, 11, 12].

Наибольший практический эффект достигается не при изолированном применении отдельных технологий, а при их комплексной интеграции в единый контур. Машинное зрение даёт первичную информацию о состоянии материала, датчики IIoT – о параметрах оборудования и среды, машинное обучение связывает эти данные между собой и с результатами контроля качества, прогнозная аналитика преобразует выявленные закономерности в предсказания. Аналитическая платформа сводит всё в единый интерфейс, доступный технологу, оператору и руководству предприятия.

Ключевое преимущество такого подхода — возможность перехода от реактивного управления качеством, при котором дефект сначала возникает и лишь затем фиксируется, к проактивному, при котором система предупреждает оператора о повышенной вероятности отклонения до того, как оно реализовалось. Это особенно важно для производств с высокой стоимостью сырья, длительным технологическим циклом и невозможностью полного восстановления повреждённого материала.

## 2. Опыт внедрения интеллектуальных систем контроля качества

Накопленный к настоящему времени практический опыт внедрения интеллектуальных систем контроля качества охватывает широкий круг отраслей — от автомобилестроения и металлургии до пищевой промышленности и производства строительных материалов. Анализ публикаций и отраслевых отчётов позволяет выделить несколько характерных кейсов, иллюстрирующих как технологические подходы, так и достигаемые эффекты.

В зарубежной автомобильной промышленности интеллектуальные системы контроля широко применяются на этапах сборки и окраски кузовов. Концерн BMW использует алгоритмы машинного зрения для автоматической инспекции сварных швов и лакокрасочного покрытия, что позволяет выявлять дефекты на ранних стадиях производственной цепочки и существенно сокращать брак финальной сборки [4, 13]. Производители из Японии, в частности Toyota, развивают направление предиктивного обслуживания на основе анализа данных с тысяч датчиков, размещённых на оборудовании; цель — минимизация внеплановых простоев и повышение стабильности характеристик выпускаемых деталей [14]. General Motors применяет аналогичные технологии для интеллектуального обслуживания производственных линий, что снижает риск незапланированных остановок и повышает общую эффективность оборудования. Так, в рамках одного из пилотных проектов облачная система анализа изображений, развёрнутая на парке из почти 7000 промышленных роботов, позволила заблаговременно выявить 72 потенциальных отказа узлов до их фактического возникновения [15].

Особый интерес представляет опыт компании Saint-Gobain — одного из мировых лидеров в производстве строительных и изоляционных материалов. На Южноуральском заводе Минплита, входящем в группу, внедрена интеллектуальная система машинного зрения для контроля поверхности минераловатного полотна, непрерывно движущегося по конвейеру с высокой скоростью [5]. До внедрения данной системы контроль осуществлялся операторами визуально, что приводило к пропуску значительной части дефектов вследствие усталости персонала, наличия пыли в производственной зоне и физических ограничений человеческого восприятия при высоких скоростях движения материала. Внедрённое решение, включающее камеры технического зрения и алгоритмы классификации дефектов на основе нейронных сетей, обеспечило непрерывный автоматический контроль и существенное снижение доли скрытого брака. По данным разработчиков решения, точность выявления дефектов достигла 99 %, а годовой экономический эффект за счёт сокращения рекламаций оценивается приблизительно в 15 млн рублей; промышленная эксплуатация системы началась в 2024 году [5].

В российской промышленности внедрение интеллектуальных систем мониторинга и контроля качества активно ведётся в металлургии. ПАО «Северсталь» реализует комплексные программы цифровизации с использованием машинного зрения для контроля поверхности проката и систем предиктивного обслуживания оборудования. В частности, на Череповецком металлургическом комбинате внедрена нейросетевая система, которая по изображениям с инспекционных камер обнаруживает и классифицирует основные типы поверхностных дефектов плоского проката [16]. Похожие проекты реализуются и в других отраслях — нефтехимии, энергетике, пищевой промышленности.

Обобщение перечисленных и аналогичных кейсов позволяет выделить несколько закономерностей. Во-первых, наибольший экономический эффект интеллектуальные системы дают на участках с непрерывным движением материала и высокой скоростью протекания процессов, где визуальный контроль операторами объективно ограничен. Во-вторых, успешные внедрения, как правило, начинаются с пилотных проектов на одном-двух наиболее критичных участках, а не с попыток одномоментной цифровизации всего предприятия. В-третьих, ключевое значение имеет адаптация типовых решений к специфическим производственным условиям — наличию пыли, вибраций, агрессивной среды, особенностям освещения и материалов.

### 3. Особенности применения в производстве углеродных композитов

Производство углеродных композиционных материалов представляет собой одну из наиболее наукоёмких и технологически сложных отраслей современной промышленности. Углеродные ткани и препреги, используемые в авиастроении, ракетно-космической отрасли и машиностроении, изготавливаются по многостадийному технологическому маршруту: от исходного углеродного волокна через операции ткачества, пропитки полимерным связующим, термообработки и контроля характеристик готового материала. Каждая стадия чувствительна к отклонениям параметров оборудования и условий внешней среды, а стоимость сырья и трудоёмкость процессов делают потери от брака особенно ощутимыми.

С точки зрения возможностей применения интеллектуальных систем контроля качества данная отрасль обладает рядом характерных особенностей.

Во-первых, ключевые операции — в частности, ткачество углеродного полотна — выполняются на оборудовании, работающем в непрерывном режиме. Информация о возникновении дефекта (разрыв нити, неравномерное плетение, локальное искажение структуры) поступает обычно с запаздыванием, после остановки станка автоматикой по факту обрыва или после визуального обнаружения отклонения оператором. Восстановление процесса требует ручной протяжки нити и значительного времени, что приводит к простоям оборудования и дополнительным потерям сырья.

Во-вторых, условия труда операторов ткацких станков существенно осложняют возможности традиционного визуального контроля. Производственная зона характеризуется высоким уровнем шума и наличием углеродного волокнистого пуха в воздухе, что не только ухудшает условия работы персонала, но и затрудняет применение оптических средств контроля без специальной защиты. Дистанционное наблюдение за работающим оборудованием в существующей конфигурации, как правило, невозможно — оператор должен находиться непосредственно у станка, что ограничивает возможности ротации персонала и повышает риск ошибок вследствие утомления.

В-третьих, характерные для углеродного полотна отклонения — локальные разрывы нитей, нарушения равномерности плотности плетения, неравномерная подача рулона и мелкие повреждения волокна — представляют собой задачи, хорошо поддающиеся решению методами компьютерного зрения. Современные нейросетевые архитектуры свёрточного типа обеспечивают высокую точность распознавания подобных аномалий при условии корректной разметки обучающих данных и адаптации к условиям съёмки. Исследования последних лет напрямую подтверждают применимость таких методов к материалам рассматриваемого класса. Так, для инспекции сухого углеродного полотна предложены модели обнаружения аномалий, обучаемые только на изображениях бездефектного материала и достигающие высокой полноты выявления даже мелких, малозаметных дефектов при сохранении быстродействия, достаточного для работы в реальном времени [17]. Для изделий из углепластика продемонстрирована возможность классификации поверхностных дефектов свёрточными сетями с переносом обучения по

обычным фотографиям, без применения специализированных методов неразрушающего контроля [18]. Развивается и распознавание внутренних дефектов армированных волокном композитов — расслоений, разрывов и пор волокна — по изображениям, в том числе с автоматической оптимизацией архитектуры нейронных сетей под конкретную производственную задачу [19, 20].

Эти особенности позволяют сформулировать общую архитектуру интеллектуальной системы мониторинга, релевантную для предприятий композитной отрасли. Базовыми компонентами такой системы выступают:

- камеры машинного зрения, устанавливаемые в зоне подачи и перемотки углеродных рулонов и обеспечивающие непрерывный визуальный контроль состояния волокна;

- датчики контроля параметров технологического процесса (натяжение, скорость, температура), интегрированные в инфраструктуру промышленного интернета вещей;

- программный модуль на основе алгоритмов машинного обучения, выполняющий анализ поступающих данных в режиме реального времени и классификацию выявленных аномалий;

- рабочее место оператора с визуализацией текущих показателей и оповещением о критических отклонениях;

- подсистема интеграции с информационными системами предприятия (ERP, MES) для обеспечения прослеживаемости качества и формирования аналитической отчётности.

Принципиально важным фактором при проектировании подобных систем для российских предприятий является ориентация на отечественные компоненты и открытое программное обеспечение. На российском рынке представлены промышленные камеры технического зрения отечественного производства, серверная инфраструктура для задач искусственного интеллекта (например, ПК «Аквариус»), сертифицированные операционные системы (Astra Linux Special Edition), что позволяет выстраивать решения, соответствующие требованиям программ импортозамещения [6, 7]. Программная часть, как правило, базируется на открытых библиотеках машинного обучения и компьютерного зрения, что дополнительно снижает зависимость от зарубежных поставщиков.

Ожидаемые эффекты от внедрения интеллектуальной системы мониторинга в условиях производства углеродных композитов включают: снижение доли брака за счёт раннего выявления дефектов, сокращение времени простоев оборудования при обрывах волокна, улучшение условий труда за счёт частичного перевода контроля в дистанционный режим, повышение прослеживаемости и воспроизводимости характеристик продукции. По косвенным оценкам, основанным на данных аналогичных проектов в смежных отраслях, окупаемость инвестиций в подобные системы при правильном проектировании составляет от одного до трёх лет.

#### Заключение

Проведённый обзор показывает, что интеллектуальные технологии — компьютерное зрение, обучаемые на данных алгоритмы, прогнозная аналитика и промышленный интернет вещей — стали зрелым инструментом построения современных систем управления качеством на промышленных предприятиях. Накопленный международный и российский опыт подтверждает их эффективность в условиях многостадийных процессов, непрерывного движения материала и высоких требований к стабильности характеристик продукции.

Применительно к производству углеродных композиционных материалов данные технологии особенно актуальны: специфика отрасли — многостадийность, чувствительность к отклонениям, неблагоприятные условия для визуального контроля операторами, высокая стоимость сырья — формирует комплекс задач, решение которых

традиционными методами затруднено. Архитектура интеллектуальных систем мониторинга в этой области должна сочетать компоненты машинного зрения для контроля состояния углеродного полотна, инфраструктуру промышленного интернета вещей и аналитические модули на основе машинного обучения, с обязательной ориентацией на отечественные программно-аппаратные решения в рамках программ импортозамещения.

Дальнейшие исследования в данном направлении могут быть связаны с разработкой типовых архитектурных шаблонов для конкретных переделов композитного производства, формированием отраслевых наборов размеченных данных для обучения моделей распознавания дефектов и оценкой экономической эффективности пилотных внедрений на действующих предприятиях.

#### Список литературы:

1. The State of AI in 2024: McKinsey Global Survey [Электронный ресурс] // McKinsey & Company. – 2024. – URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai> (дата обращения: 18.04.2025).
2. Machine Vision Market – Global Forecast to 2029 [Электронный ресурс] // MarketsandMarkets Research. – 2024. – URL: <https://www.marketsandmarkets.com/Market-Reports/industrial-machine-vision-market-129636919.html> (дата обращения: 22.04.2025).
3. ГОСТ Р ИСО 9001-2015. Системы менеджмента качества. Требования. – Москва : Стандартинформ, 2015. – 32 с.
4. Цифровая трансформация отраслей: стартовые условия и приоритеты : доклад / Высшая школа экономики ; рук. проекта П. Б. Рудник. – Москва : Изд. дом ВШЭ, 2024. – 240 с.
5. Маркировка ваты. Как на «Заводе Минплита» внедрили AI для контроля качества [Электронный ресурс] // СберПро Медиа. – 2025. – URL: <https://sber.pro/cases/markirovka-vati-kak-na-zavode-minplita-vnedrili-ai-dlya-kontrolya-kachestva/> (дата обращения: 03.06.2026).
6. Единый реестр российской радиоэлектронной продукции [Электронный ресурс] // Министерство промышленности и торговли Российской Федерации. – URL: <https://gisp.gov.ru/pp719v2/pub/orpd/> (дата обращения: 22.04.2025).
7. Операционная система специального назначения «Astra Linux Special Edition» [Электронный ресурс] // Группа компаний «Астра» : официальный сайт. – URL: <https://astralinux.ru/> (дата обращения: 23.04.2025).
8. Композиты без границ : программа развития композитной отрасли [Электронный ресурс] // Композитный дивизион Госкорпорации «Росатом» (UMATEX). – URL: <https://umatex.com/composites-without-borders/> (дата обращения: 18.04.2025).
9. ГОСТ Р 57360-2016. Композиты полимерные. Методы определения механических свойств композитов с непрерывным армированием при воздействии температуры и среды. – Москва : Стандартинформ, 2017. – 24 с.
10. Стратегия развития химической и нефтехимической промышленности Российской Федерации на период до 2030 года : утв. Распоряжением Правительства РФ от 5 октября 2023 г. № 2756-р [Электронный ресурс] // Официальный интернет-портал правовой информации. – URL: <http://publication.pravo.gov.ru> (дата обращения: 18.04.2025).

11. Ameri R., Hsu C.-C., Band S. S. A systematic review of deep learning approaches for surface defect detection in industrial applications // *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. – 2024. – Vol. 130. – Art. 107717. – DOI: 10.1016/j.engappai.2023.107717.
12. Zonta T., da Costa C. A., da Rosa Righi R., de Lima M. J., da Trindade E. S., Li G. P. Predictive maintenance in the Industry 4.0: a systematic literature review // *Computers & Industrial Engineering*. – 2020. – Vol. 150. – Art. 106889. – DOI: 10.1016/j.cie.2020.106889.
13. Fast, efficient, reliable: artificial intelligence in BMW Group production [Электронный ресурс] // BMW Group PressClub. – 2019. – URL: <https://www.press.bmwgroup.com/global/article/detail/T0298650EN> (дата обращения: 03.06.2026).
14. To reduce equipment downtime, manufacturers turn to AI predictive maintenance tools [Электронный ресурс] // BizTech Magazine. – 2025. – URL: <https://biztechmagazine.com/article/2025/03/reduce-equipment-downtime-manufacturers-turn-ai-predictive-maintenance-tools> (дата обращения: 03.06.2026).
15. How to fit artificial intelligence into manufacturing, Part 2 [Электронный ресурс] // *Machine Design*. – 2019. – URL: <https://www.machinedesign.com/automation-iiot/article/21838195/how-to-fit-artificial-intelligence-into-manufacturing-part-2> (дата обращения: 03.06.2026).
16. «Северсталь» внедряет нейронные сети для повышения качества металлопроката [Электронный ресурс] // ComNews. – 2019. – URL: <https://www.comnews.ru/digital-economy/content/203797/2019-12-26/2019-w52/severstal-vnedryaet-neyronnye-seti-dlya-povysheniya-kachestva-metalloprokata> (дата обращения: 03.06.2026).
17. Szarski M., Chauhan S. An unsupervised defect detection model for a dry carbon fiber textile // *Journal of Intelligent Manufacturing*. – 2022. – Vol. 33, № 7. – P. 2075–2092. – DOI: 10.1007/s10845-022-01964-7.
18. Silenzi A., Castorani V., Tomassini S., Falcionelli N., Contardo P., Bonci A., Dragoni A. F., Sernani P. Quality control of carbon look components via surface defect classification with deep neural networks // *Sensors*. – 2023. – Vol. 23, № 17. – Art. 7607. – DOI: 10.3390/s23177607.
19. Beldar P., Chandramore R., Jagtap S. [et al.] Enhanced convolutional neural networks for defect detection in fiber-reinforced composites: a hyperparameter optimization approach // *Journal of Engineering and Applied Science*. – 2025. – Vol. 72. – Art. 125. – DOI: 10.1186/s44147-025-00698-6.
20. Cheng J., Tan W., Yuan Y., Zhao Z., Cheng Y. Research on defect detection method for composite materials based on deep learning networks // *Applied Sciences*. – 2024. – Vol. 14, № 10. – Art. 4161. – DOI: 10.3390/app14104161.

#### References:

1. The State of AI in 2024: McKinsey Global Survey [Electronic resource] // McKinsey & Company. – 2024. – URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai> (date of access: April 18, 2025).

2. Machine Vision Market – Global Forecast to 2029 [Electronic resource] // MarketsandMarkets Research. – 2024. – URL: <https://www.marketsandmarkets.com/Market-Reports/industrial-machine-vision-market-129636919.html> (date of access: April 22, 2025).
3. GOST R ISO 9001-2015. Quality management systems. Requirements. – Moscow: Standartinform, 2015. – 32 p.
4. Digital Transformation of Industries: Starting Conditions and Priorities: Report / Higher School of Economics; Project Director P. B. Rudnik. – Moscow: HSE Publishing House, 2024. – 240 p.
5. Cotton Wool Marking. How AI Was Implemented for Quality Control at the Minplita Plant [Electronic resource] // SberPro Media. – 2025. – URL: <https://sber.pro/cases/markirovka-vati-kak-na-zavode-minplita-vnedrili-ai-dlya-kontrolya-kachestva/> (date accessed: 03.06.2026).
6. Unified Register of Russian Radio-Electronic Products [Electronic resource] // Ministry of Industry and Trade of the Russian Federation. – URL: <https://gisp.gov.ru/pp719v2/pub/orpd/> (date of access: 22.04.2025).
7. Special-purpose operating system "Astra Linux Special Edition" [Electronic resource] // Astra Group of Companies: official website. – URL: <https://astralinux.ru/> (date of access: 23.04.2025).
8. Composites without borders: a program for the development of the composite industry [Electronic resource] // Composite Division of the State Corporation Rosatom (UMATEX). – URL: <https://umatex.com/composites-without-borders/> (date of access: 18.04.2025).
9. GOST R 57360-2016. Polymer composites. Methods for determining the mechanical properties of composites with continuous reinforcement under the influence of temperature and environment. – Moscow: Standartinform, 2017. – 24 p.
10. Strategy for the Development of the Chemical and Petrochemical Industry of the Russian Federation through 2030: approved by RF Government Order of October 5, 2023, No. 2756-r [Electronic resource] // Official Internet Portal of Legal Information. – URL: <http://publication.pravo.gov.ru> (accessed: April 18, 2025).
11. Ameri R., Hsu C.-C., Band S. S. A systematic review of deep learning approaches for surface defect detection in industrial applications // Engineering Applications of Artificial Intelligence. – 2024. – Vol. 130. – Art. 107717. – DOI: 10.1016/j.engappai.2023.107717.
12. Zonta T., da Costa C. A., da Rosa Righi R., de Lima M. J., da Trindade E. S., Li G. P. Predictive maintenance in the Industry 4.0: a systematic literature review // Computers & Industrial Engineering. - 2020. - Vol. 150. - Article. 106889. - DOI: 10.1016/j.cie.2020.106889.
13. Fast, efficient, reliable: artificial intelligence in BMW Group production [Electronic resource] // BMW Group PressClub. - 2019. - URL: <https://www.press.bmwgroup.com/global/article/detail/T0298650EN> (accessed: 03.06.2026).
14. To reduce equipment downtime, manufacturers turn to AI predictive maintenance tools [Electronic resource] // BizTech Magazine. – 2025. – URL: <https://biztechmagazine.com/article/2025/03/reduce-equipment-downtime-manufacturers-turn-ai-predictive-maintenance-tools> (date of access: 03.06.2026).

15. How to fit artificial intelligence into manufacturing, Part 2 [Electronic resource] // Machine Design. – 2019. – URL: <https://www.machinedesign.com/automation-iiot/article/21838195/how-to-fit-artificial-intelligence-into-manufacturing-part-2> (date of access: 03.06.2026).
16. Severstal Implements Neural Networks to Improve Rolled Metal Quality [Electronic resource] // ComNews. – 2019. – URL: <https://www.comnews.ru/digital-economy/content/203797/2019-12-26/2019-w52/severstal-vnedryaet-neyronnye-seti-dlya-povysheniya-kachestva-metalloprokata> (accessed: 03.06.2026).
17. Szarski M., Chauhan S. An unsupervised defect detection model for a dry carbon fiber textile // Journal of Intelligent Manufacturing. – 2022. – Vol. 33, No. 7. – P. 2075–2092. – DOI: 10.1007/s10845-022-01964-7.
18. Silenzi A., Castorani V., Tomassini S., Falcionelli N., Contardo P., Bonci A., Dragoni A. F., Sernani P. Quality control of carbon look components via surface defect classification with deep neural networks // Sensors. – 2023. – Vol. 23, No. 17. - Art. 7607. - DOI: 10.3390/s23177607.
19. Beldar P., Chandramore R., Jagtap S. [et al.] Enhanced convolutional neural networks for defect detection in fiber-reinforced composites: a hyperparameter optimization approach // Journal of Engineering and Applied Science. – 2025. – Vol. 72. - Art. 125. - DOI: 10.1186/s44147-025-00698-6.
20. Cheng J., Tan W., Yuan Y., Zhao Z., Cheng Y. Research on defect detection method for composite materials based on deep learning networks // Applied Sciences. – 2024. – Vol. 14, No. 10. - Art. 4161. - DOI: 10.3390/app14104161.