

СТАТЬИ

УДК 004.9
DOI

CC BY 4.0

**ОВЕРЛЕЙНАЯ МОДЕЛЬ ИНТЕГРАЦИИ СТЕКА
ЦИФРОВЫХ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ РЕШЕНИЙ
ДЛЯ ОЦЕНКИ КЛЮЧЕВЫХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ
ЭФФЕКТИВНОСТИ ПРОИЗВОДСТВА**^{1,2}Головнин О. К. ORCID ID 0000-0002-1418-2226,¹Чекина Е. В. ORCID ID 0000-0002-1345-2562,²Иванова Д. М. ORCID ID 0009-0008-8658-0822,^{1,2}Тюлюнова Е. А. ORCID ID 0009-0003-4325-4297

¹Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Самарский государственный медицинский университет» Министерства здравоохранения Российской Федерации, Самара, Российская Федерация, e-mail: e.v.chekina@samsmu.ru;

²Общество с ограниченной ответственностью «Открытый код», Самара, Российская Федерация

Современные промышленные производственные предприятия испытывают потребность в эффективных цифровых решениях, обеспечивающих комплексный подход к мониторингу эффективности производства. Цель настоящего исследования заключается в разработке оверлейной модели интеграции стека цифровых интеллектуальных решений для оценки ключевых показателей эффективности производственного процесса. Оверлейная модель предполагает выделение виртуальных слоев, которые накладываются последовательно друг на друга в ходе расчета показателей. Каждый из виртуальных слоев отвечает за обработку данных, сгруппированных по требуемому обработчику, с применением соответствующих цифровых интеллектуальных технологий. Каждый слой модели не только обрабатывает данные и формирует показатели, но и использует эти показатели для принятия решений, которые влияют на последующие слои. Возможность выбора и применения различных цифровых технологий на каждом слое позволяет адаптироваться под конкретные задачи и условия производства. Предложенная оверлейная модель реализована на базе цифровой платформы интегрального мониторинга. Реализация модели порождает новый класс программного обеспечения, интегрирующий в единой информационной среде возможности аналитических систем и систем поддержки принятия решений, задействуя технологии компьютерного зрения и искусственного интеллекта при необходимости. Предложенные в работе решения могут использоваться на промышленных предприятиях для повышения оперативности и качества мониторинга показателей эффективности производства.

Ключевые слова: цифровизация, производство, цифровой двойник, анализ данных, управление, оптимизация, искусственный интеллект, интернет вещей, ключевые показатели эффективности

**AN OVERLAY MODEL FOR INTEGRATING A STACK
OF DIGITAL INTELLIGENT SOLUTIONS FOR ASSESSING
KEY PERFORMANCE INDICATORS OF PRODUCTION**^{1,2}Golovnin O. K. ORCID ID 0000-0002-1418-2226,¹Chekina E. V. ORCID ID 0000-0002-1345-2562,²Ivanova D. M. ORCID ID 0009-0008-8658-0822,^{1,2}Tyulyunova E. A. ORCID ID 0009-0003-4325-4297

¹Federal State Budgetary Educational Institution "Samara State Medical University" of the Ministry of Health of the Russian Federation, Samara, Russian Federation, e-mail: e.v.chekina@samsmu.ru;

²Limited Liability Company "Open Code", Samara, Russian Federation

Modern industrial manufacturing facilities require effective digital solutions that provide a comprehensive approach to monitoring production performance. The objective of this study is to develop an overlay model for integrating a stack of digital intelligent solutions for assessing key performance indicators (KPIs) in the production process. The overlay model involves identifying virtual layers that are sequentially superimposed upon one another during metric calculation. Each virtual layer is responsible for processing data grouped by the required processor, using the appropriate digital intelligent technologies. Each layer of the model not only processes data and generates metrics but also uses these metrics to make decisions that influence subsequent layers. The ability to select and apply various digital technologies at each layer allows for adaptation to specific tasks and production conditions. The proposed overlay model is implemented using the Digital Platform for Integrated Monitoring. This model creates a new class of software that integrates the capabilities of analytical and decision support systems within a single information environment, leveraging computer vision and artificial intelligence technologies when necessary. The solutions proposed in this study can be used at industrial facilities to improve the efficiency and quality of monitoring production performance indicators.

Keywords: digitalization, production, digital twin, data analysis, management, optimization, artificial intelligence, Internet of things, KPI

Введение

Современное промышленное производство сталкивается с необходимостью постоянного совершенствования методов управления технологическими процессами и повышения уровня конкурентоспособности выпускаемой продукции. Одним из важнейших направлений развития промышленности является внедрение цифровых технологий, позволяющих повысить эффективность мониторинга производственных процессов, поскольку традиционные методы оценки эффективности производства, основанные на неавтоматизированном сборе данных и статических метриках, не справляются с динамикой развития современных промышленных предприятий. В связи с этим возникает потребность в разработке эффективных моделей интеграции цифровых решений, обеспечивающих комплексный подход к оценке ключевых показателей эффективности (KPI) производства.

В последние годы в качестве перспективной технологии мониторинга производства рассматривается технология «цифровой двойников» [1]. Цифровой двойник интегрирует данные из разнородных источников информации, включая информационные системы, базы данных, реестры, а также данные промышленного оборудования, датчиков, меток, систем видеонаблюдения и др. [2, 3]. Облачные платформы обрабатывают «сырые» данные, полученные на производстве, осуществляют аналитическую обработку этих данных для детекции аномалий, а технологии слияния с данными видеонаблюдения усиливают интеграцию виртуальной среды и реального пространства [4].

Переход к цифровым двойникам часто рассматривается в контексте цифровой трансформации производства. Цифровая трансформация опирается на интернет вещей (IoT), промышленный IoT и Индустрию 4.0 [5–7]. Реализация этих технологий позволяет организовать предиктивное обслуживание, отслеживание и управление инвентарем, контроль качества, мониторинг технологических процессов и безопасности. Внедрение IoT-решений позволяет снизить время простоя, сократить затраты на техническое обслуживание, повысить производительность труда, снизить потери от брака и повысить качество продукции. Внедрение систем мониторинга безопасности, реализованных с помощью меток для отслеживания, также показывает рост экономической эффективности [8].

Дополняя IoT, средства искусственного интеллекта, машинного обучения и ком-

пьютерного зрения задействуются в задачах мониторинга и диагностики производственных процессов [9]. Интеллектуальные решения лучше справляются с вариативностью среды [10] и обеспечивают стабильные результаты при непрерывном мониторинге активности сотрудников и использовании средств индивидуальной защиты, анализе безопасности рабочих мест, контроля качества производственного процесса [11]. В [12] рассмотрены подходы к распознаванию активности сотрудников для повседневных и промышленных задач. В [13] выделены ключевые трудности внедрения систем компьютерного зрения. В [14] представлен подход к интеграции KPI для систем управления производственными процессами, а в [15] предложены инструменты интеграции визуальной отчетности, аналитики и информационных дашбордов.

Цель исследования – разработка модели интеграции стека цифровых интеллектуальных решений для оценки ключевых показателей эффективности производственного процесса.

Материалы и методы исследования

Оверлейная модель интеграции стека цифровых интеллектуальных решений для оценки KPI производства предполагает выделение виртуальных слоев, которые накладываются последовательно друг на друга в ходе расчета KPI (рис. 1). Каждый из виртуальных слоев отвечает за обработку данных, сгруппированных по требуемому обработчику, с применением соответствующих цифровых интеллектуальных технологий.

Приведем формальное описание модели, для чего обозначим упорядоченный набор виртуальных слоев:

$$S = \{L_1, L_2, \dots, L_n\},$$

где L_i – виртуальный слой модели, n – количество слоев.

Каждый слой L_i на вход получает набор данных:

$$D_i = \{d_{i1}, d_{i2}, \dots, d_{im}\},$$

где d_{ij} – отдельный тип или источник данных (видео, сенсорные данные, HRM-системы и т. п.), m_i – число типов данных на слое L_i .

На входе слоя – исходные данные, такие как видеоданные, информация со считывателей смарт-карт и меток, данные HRM-систем, PDL/PDM-систем, IoT-устройств и др. Разнообразие источников данных обеспечивает всесторонний охват всех аспектов производственного процесса, что критически важно для точной оценки KPI.

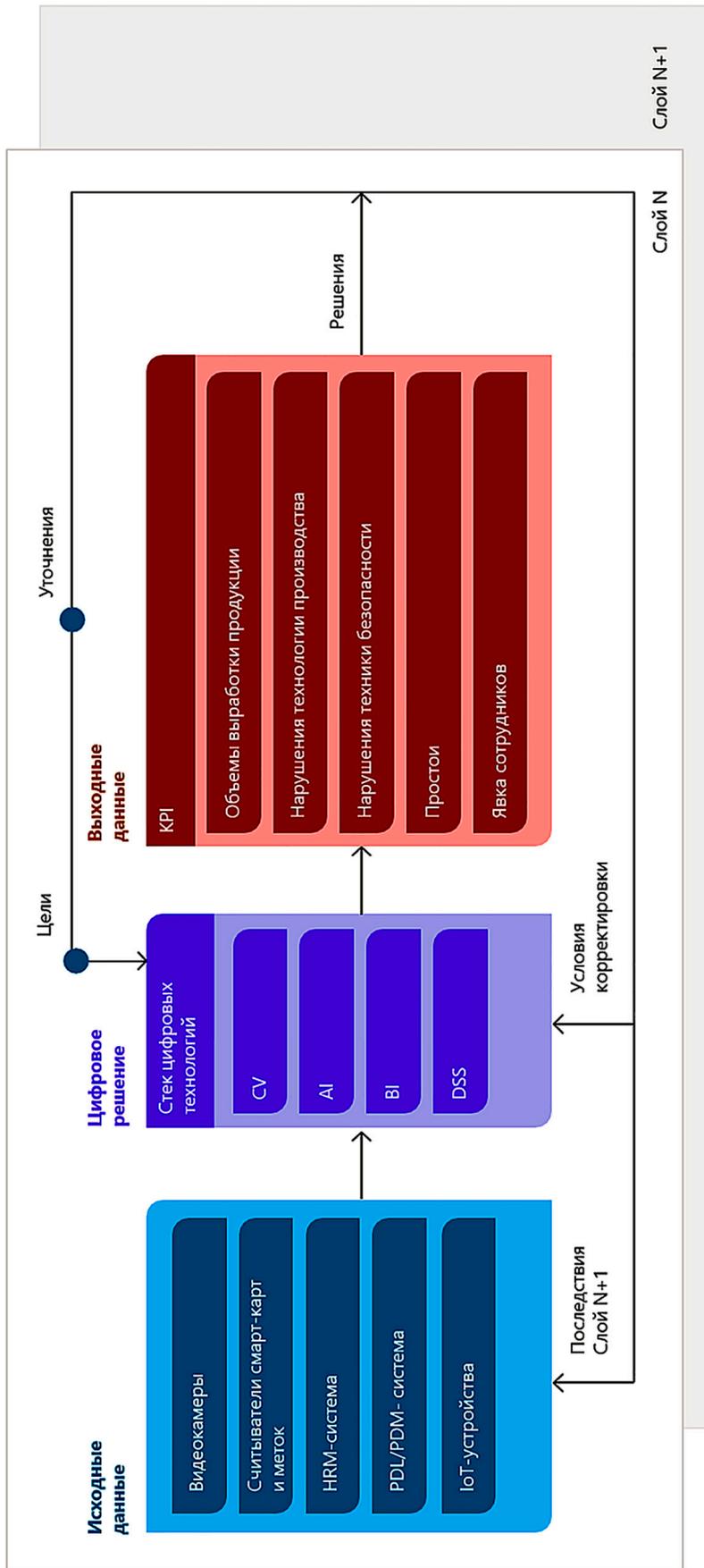


Рис. 1. Оверлейная модель интеграции стека цифровых интеллектуальных решений
Примечание: составлен авторами по результатам данного исследования

На каждом слое используются цифровые технологии, задаваемые функцией

$$T_i : D_i \rightarrow R_i,$$

где T_i – совокупность применяемых технологий (CV, AI, BI, DSS), R_i – промежуточные результаты, метрики или KPI, вычисленные на слое L_i .

Модель формирует стек технологий для цифрового решения на каждом слое, задействуя возможности компьютерного зрения (CV), искусственного интеллекта (AI), бизнес-аналитики (BI) и систем поддержки принятия решений (DSS). Синтез целевого цифрового решения и выбор технологий, входящий в состав на каждом слое, осуществляется с ориентировкой на обрабатываемые данные, цели и условия.

На выходе каждого слоя – KPI, например, объемы выработки продукции, информация о нарушениях технологии производства и техники безопасности, а также данные о простоях сотрудников. KPI используются для принятия решений, которые влияют на уточнение целей, корректировку условий и оценку последствий от реализации решений на всех последующих слоях. Таким образом, каждый слой модели не только обрабатывает данные и формирует KPI, но и использует эти показатели для принятия решений, которые влияют на последующие слои. Возможность выбора и применения различных цифровых технологий на каждом слое позволяет адаптироваться под конкретные задачи и условия производства.

То есть результаты слоя R_i служат не только для вывода, но и формируют управляющие сигналы/решения U_i , которые передаются следующему слою:

$$U_i : f_i(R_i).$$

Тогда входные данные следующего слоя L_{i+1} зависят от U_i :

$$D_{i+1} = g_i(D_{i+1}, U_i),$$

где g_i – функция обновления данных слоя L_{i+1} с учетом решений предыдущего слоя.

Итоговые KPI формируются на последнем слое L_n как функция

$$KPI = h(R_i),$$

где h – функция агрегирования результатов R_n в итоговые метрики оценки эффективности производства.

Количество слоев, необходимых для решения задачи оценки KPI производства, может варьироваться. Минимальный набор – 2 слоя, поскольку на первом слое отсутствуют условия корректировки и оценка

последствий от принятых решений. В общем случае, чем сложнее и разнообразнее производственные процессы, тем больше слоев может потребоваться для их анализа. Так, на первых слоях оверлея задействуются технологии CV, позволяющие обрабатывать видеоданные, поступающие с камер видеонаблюдения и иных устройств. В результате обработки формируются данные о нарушениях производственных процессов и инцидентах. Применение технологии AI для последующего анализа видеоизображений позволяет автоматизировать процесс мониторинга. Технология AI применяется на последующих слоях оверлея, позволяя осуществлять интерпретацию данных, полученных на предыдущих слоях. Использование продвинутых моделей машинного обучения позволит на этом слое предсказывать сбои оборудования и классифицировать возникающие ситуации. На последующих слоях интегрируются технологии BI, которые позволяют формировать отчетность и проводить анализ за счет структурирования данных и применения средств визуализации. На завершающих слоях задействуются технологии DSS, формирующие рекомендации по улучшению текущих производственных процессов. Таким образом, каждая технология в рамках модели решает свою уникальную задачу.

В процессе расчета исходная задача делится на слои (оверлеи), которые задействуются последовательно по мере необходимости, таким образом, чтобы расчет KPI эффективно использовал доступные аппаратные ресурсы. Каждый слой занимает одни и те же разделяемые вычислительные мощности, освобождая их перед загрузкой следующего слоя:

$$C = \{res_1, res_2, \dots\},$$

где res_i – ресурсы, выделяемые слою L_{i+1} в момент времени t , причем

$$\sum_{i=1}^n res_i(t) \leq W,$$

где W – доступные вычислительные мощности.

Результаты исследования и их обсуждение

Предложенная оверлейная модель реализована на базе Цифровой платформы интегрального мониторинга [16]. Программная реализация обеспечивает сбор данных и послойный расчет следующих KPI для уровня предприятия и уровня отдельных цехов:

– количество нарушений техники безопасности;

- средняя эффективность сотрудников;
- выработка продукции на участке;
- простой работника.

Интерактивный дашборд, агрегирующий KPI на схеме участков, представлен на рис. 2. Схема разделена на несколько зон, каждая из которых окрашена в разные цвета в зависимости от уровня эффективности. На дашборде визуализируются результаты мониторинга производственных показателей через гибко настраиваемые виджеты. Структура отражает организацию производства и позволяет сопоставлять ключевые показатели эффективности между отдельными производственными зонами и подразделениями.

Основная часть дашборда содержит схематичное представление цехов и участков, организованных на производстве. Каждая зона визуально выделена и характеризуется цветовой индикацией, отражающей текущее состояние производственных процессов и уровень эффективности. Такой подход обеспечивает наглядное сравнение показателей между участками и позволяет оперативно выявлять отклонения от нормативных значений.

На виджетах отображаются рассчитанные показатели эффективности с указанием динамики изменения показателей. Информация представлена в обобщенном виде, что способствует восприятию динамики процессов и поддержке принятия управленческих решений на уровне как отдельного цеха, так и предприятия в целом.

Реализованное в составе Цифровой платформы интегрального мониторинга

программное обеспечение модели апробировано на анонимизированных данных ПАО «Туймазинский завод автобетоновозов». В ходе апробации выявлено, что модель применима для расчета KPI в масштабах предприятия и отдельных цехов.

Предложенная оверлейная модель интеграции стека цифровых интеллектуальных решений отличается от существующих аналогов своей модульной и адаптивной архитектурой, основанной на послойном наложении виртуальных слоев обработки данных. В то время как многие традиционные системы мониторинга ориентированы на статическую интеграцию отдельных цифровых инструментов, данная модель обеспечивает динамическую координацию различных технологий (CV, AI, BI, DSS) с возможностью корректировки и принятия решений на каждом уровне. Такой подход улучшает гибкость и масштабируемость системы, позволяя более точно и своевременно отражать состояние производственных процессов и KPI.

Предложенная модель использует наложение слоев для динамической агрегации разнородных данных доступными цифровыми средствами, что открывает возможности для предиктивного анализа, в отличие от эталонной модели цифровых двойников [1]. Оверлейный подход особенно актуален для «умных фабрик», как описано в [2], поскольку интеграция IoT и киберфизических систем часто ограничивается статическими архитектурами без фокуса на KPI-ориентированной визуализации.



Рис. 2. Сводная информация по цеху на дашборде
Примечание: составлен авторами по результатам данного исследования

Анализ источников подтверждает преимущества модели в контексте обработки данных, так как предлагаемая оверлейная модель адаптирована для производственных КРІ и реализует интеграцию шлюзов промышленного IoT и аналитики данных, обеспечивая непрерывное слияние данных для оперативного контроля над процессом. Кроме того, использование модели помогает преодолеть проблему фрагментации данных, позволяя предприятиям контролировать КРІ с учетом доступных данных и доступных обработчиков.

Однако существуют некоторые ограничения по использованию оверлейной модели. Внедрение решений на ее основе в масштабах крупных промышленных предприятий связано с рядом ограничений и потенциальных рисков. Так, качество работы модели напрямую зависит от полноты и достоверности данных, поступающих с различных IoT-устройств и сенсоров. Низкое качество или неполнота данных могут привести к ошибочным вычислениям КРІ и, как следствие, к неверным управленческим решениям. Кроме того, технические сбои или несовместимость оборудования и программного обеспечения на разных производственных участках могут ограничивать возможность всестороннего охвата всех необходимых процессов.

Масштабирование модели требует значительных вычислительных ресурсов для устойчивой обработки больших объемов данных в режиме реального времени. Недостаток таких ресурсов может вызвать задержки в обработке данных, снижая оперативность мониторинга и реагирования на отклонения. Также стоит учитывать сложности интеграции с уже существующими системами управления и аналитики, что может потребовать существенных доработок и дополнительного обучения персонала. Для минимизации этих рисков необходимы поэтапные испытания и адаптация модели под конкретные условия производства с учетом особенностей технической и организационной инфраструктуры предприятия.

В целом предложенная модель и реализованное программное обеспечение формируют масштабируемую платформу для эффективного использования всех доступных цифровых инструментов для обработки данных промышленных предприятий.

Заключение

Таким образом, в статье предложена оверлейная модель интеграции стека цифровых интеллектуальных решений для оценки КРІ производственного процесса. Применение модели позволяет совместно исполь-

зовать различные цифровые интеллектуальные технологии и системы управления производством, обеспечивая их послойное взаимодействие и координацию действий. Модель программно реализована на базе Цифровой платформы интегрального мониторинга, где с ее помощью формируются интерактивные дашборды, предназначенные для оценки КРІ производства и принятия управленческих решений. Реализация модели в составе Цифровой платформы интегрального мониторинга порождает новый класс программного обеспечения, интегрирующий в единой информационной среде возможности VI-систем и систем поддержки принятия решений, задействуя технологии компьютерного зрения и искусственного интеллекта при необходимости. Предложенные в работе решения могут использоваться на промышленных предприятиях для повышения оперативности и качества мониторинга КРІ производства.

Список литературы

1. Liu S., Zheng P., Bao J. Digital Twin-based manufacturing system: a survey based on a novel reference model // *Journal of Intelligent Manufacturing*. 2024. Vol. 35. P. 2517–2546. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10845-023-02172-7> (дата обращения: 31.01.2026). DOI: 10.1007/s10845-023-02172-7.
2. Ryalat M., ElMoaqet H., AlFaouri M. Design of a smart factory based on cyber-physical systems and Internet of Things towards Industry 4.0. // *Applied Sciences*. 2023. Vol. 13 (4). P. 2156. URL: <https://www.mdpi.com/2076-3417/13/4/2156> (дата обращения: 31.01.2026). DOI: 10.3390/app13042156.
3. Chen H., Fang C., Xiao X. Visualization of environmental sensing data in the lake-oriented digital twin world: Poyang Lake as an example // *Remote Sensing*. 2023. Vol. 15 (5). P. 1193. URL: <https://www.mdpi.com/2072-4292/15/5/1193> (дата обращения: 31.01.2026). DOI: 10.3390/rs15051193.
4. Lin Z., Chen C., Zhang Y., Chen J., Liu Z., Qi B., Guo J. An advanced IIoT gateway for enhanced data integration and real-time intelligence in digital twin manufacturing systems // *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*. 2025. URL: <https://journals.sagepub.com/doi/abs/10.1177/09544054251325968> (дата обращения: 31.01.2026). DOI: 10.1177/09544054251325968.
5. Qiu F., Kumar A., Hu J., Sharma P., Tang Y. B., Xu Xiang Y., Hong J. A Review on Integrating IoT, IIoT, and Industry 4.0: A Pathway to Smart Manufacturing and Digital Transformation // *IET Information Security*. 2025. Vol. 2025 (1). P. 9275962. DOI: 10.1049/ise2/9275962.
6. Soori M., Arezoo B., Dastres R. Internet of things for smart factories in industry 4.0, a review // *Internet of Things and Cyber-Physical Systems*. 2023. Vol. 3. P. 192–204. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10440434> (дата обращения: 31.01.2026). DOI: 10.1016/j.iotcps.2023.04.006.
7. Khang A., Rath K. C., Satapathy S. K., Kumar A., Das S. R., Panda M. R. Enabling the future of manufacturing: integration of robotics and IoT to smart factory infrastructure in industry 4.0. // *IGI Global*. 2023. P. 25–50. URL: <https://www.igi-global.com/gateway/chapter/326023> (дата обращения: 31.01.2026). DOI: 10.4018/978-1-6684-8851-5.ch002.
8. Шарманов В. В., Симанкина Т. Л., Горбачев И. А. Идентификация местоположения работника на объекте строительства с помощью цифрового двойника // *Вестник Научного центра*. 2022. № 3. URL: <https://cyberleninka.ru/>

article/n/identifikatsiya-mestopolozheniya-rabotnika-na-obektestroitelstva-s-pomoschyu-tsifrovogo-dvoynika (дата обращения: 31.01.2026).

9. Haffner O., Kučera E., Rosinová D. Applications of machine learning and computer vision in industry 4.0. // *Applied Sciences*. 2024. Vol. 14 (6). P. 2431. URL: <https://www.mdpi.com/2076-3417/14/6/2431> (дата обращения: 31.01.2026). DOI: 10.3390/app14062431.

10. Islam M. R. et al. Deep learning and computer vision techniques for enhanced quality control in manufacturing processes // *IEEE Access*. 2024. Vol. 12. P. 121449–121479. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/10663422> (дата обращения: 31.01.2026). DOI: 10.1109/ACCESS.2024.3453664.

11. Ettalibi A., Elouadi A., Mansour A. AI and computer vision-based real-time quality control: a review of industrial applications // *Procedia Computer Science*. 2024. Vol. 231. P. 212–220. DOI: 10.1016/j.procs.2023.12.195.

12. Kaseris M., Kostavelis I., Malassiotis S. A comprehensive survey on deep learning methods in human activity recognition // *Machine Learning and Knowledge Extraction*. 2024. Vol. 6 (2). P. 842–876. DOI: 10.3390/make6020040.

13. Ivaschenko A., Avsievich V., Golovnin O., Aleksandrova M., Sitnikov P. Production control based on a quality

guarantor computer vision system // *Studies in Systems, Decision and Control*. 2023. Vol. 457. P. 85–95. DOI: 10.1007/978-3-031-22938-1_6.

14. Bianchini A., Savini I., Andreoni A., Morolli M., Solfrini V. Manufacturing execution system application within manufacturing small–medium enterprises towards key performance indicators development and their implementation in the production line // *Sustainability*. 2024. Vol. 16 (7). P. 2974. URL: <https://www.mdpi.com/2071-1050/16/7/2974> (дата обращения: 31.01.2026). DOI: 10.3390/su16072974.

15. Eyeregba M. E., Mokogwu C., Ewim S. E., Olorunyomi T. D. Integrating visual reporting, analytics, and sustainable dashboards to support decision-making and growth in small and medium enterprises (SMEs) // *International Journal of Frontiers in Science and Technology Research*. 2024. Vol. 7 (2). P. 90–99. URL: <https://frontiersrj.com/journals/ijfstr/content/integrating-visual-reporting-analytics-and-sustainable-dashboards-support-decision-making> (дата обращения: 31.01.2026). DOI: 10.53294/ijfstr.2024.7.2.0059.

16. Ситников П. В., Тучкова Е. М., Дубинина И. Н., Додонова Е. А., Головнин О. К., Иващенко А. В. Цифровая платформа интегрального мониторинга региона // *Научно-технический вестник Поволжья*. 2023. № 5. С. 158–160. EDN: JUSIWU.

Конфликт интересов: Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Conflict of interest: The authors declare that there is no conflict of interest.