

НАУЧНАЯ СТАТЬЯ / RESEARCH PAPER

УДК 69.059:620.193

DOI: 10.22227/1997-0935.2026.5.821-832

Контроль производительности труда на строительной площадке с помощью алгоритмов машинного обучения

Светлана Евгеньевна Манжилевская

Донской государственный технический университет (ДГТУ); г. Ростов-на-Дону, Россия

АННОТАЦИЯ

Введение. Современная строительная индустрия активно использует сквозные технологии для оценки производительности труда рабочих-строителей, снижая показатели брака готовой продукции. Инновационные подходы повышают эффективность контроля действий рабочих. Применение технологий компьютерного зрения, видеоаналитики и алгоритмов машинного обучения может повысить объективность оценки производительности труда на строительных площадках.

Материалы и методы. Разработанная автоматизированная система анализа действий рабочих для контроля производительности труда на строительных объектах включает модуль распознавания действий и поз строителей, блок классификации действий и компонент для выделения ключевых точек. Платформа MediaPipe с моделью BlazePose идентифицирует 33 анатомические точки на теле для оценки позы строителя. Система компьютерного зрения обеспечивает непрерывный мониторинг и точное распознавание движений. Технология обеспечивает непрерывное распознавание рабочего даже при временной потере визуального контакта, создается база данных с характеристиками работников для аналитических целей. Применение автоматизированной системы исключает необходимость учитывать временной фактор при анализе сведений, что повышает эффективность процесса и позволяет сосредоточиться на элементах сцены. Разбивая запись на логические отрезки, исследуется каждый элемент рабочего процесса. Рекуррентные нейросети LSTM оптимизируют анализ действий рабочих.

Результаты. Оценка эффективности автоматизированной системы произведена на тестовом видео реализации строительного процесса каменной кладки для определения точности и способности к обобщению. Точность идентификации действий строителя достигла 80,1%. В течение 46,5 с при общем хронометраже видео 58 с модель правильно распознает действия.

Выводы. Результаты проведенной работы доказывают эффективность передовой системы мониторинга производительности труда в строительстве на основе технологий визуального распознавания. Система проводит комплексный мониторинг рабочих операций, оборудования и внешних условий на объекте. Алгоритмы и информационная база обеспечивают надежные измерения и возможности внедрения методики в строительное производство.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: производительность труда в строительстве, строительные работы, алгоритмы машинного обучения, искусственный интеллект, каменная кладка, нейронные сети, строительное производство

ДЛЯ ЦИТИРОВАНИЯ: Манжилевская С.Е. Контроль производительности труда на строительной площадке с помощью алгоритмов машинного обучения // Вестник МГСУ. 2026. Т. 21. Вып. 5. С. 821–832. DOI: 10.22227/1997-0935.2026.5.821-832

Автор, ответственный за переписку: Светлана Евгеньевна Манжилевская, smanzhilevskaya@yandex.ru.

Monitoring labour productivity on a construction site using machine learning algorithms

Svetlana E. Manzhilevskaya

Don State Technical University (DSTU); Rostov-on-Don, Russian Federation

ABSTRACT

Introduction. The modern construction industry actively uses end-to-end technologies to assess the productivity of construction workers, reducing the number of defective products. Innovative approaches increase the effectiveness of monitoring workers' actions on construction sites. The use of modern computer vision technologies, video analytics, and machine learning algorithms can improve the objectivity of assessing productivity on construction sites.

Materials and methods. The developed automated system for analyzing workers' actions to control labour productivity at construction sites includes a module for recognizing workers' actions and poses, an action classification unit, and a component for highlighting key points. The MediaPipe platform with the BlazePose model identifies 33 anatomical points on the body to assess the worker's posture. The computer vision system provides continuous monitoring and accurate recognition of movements. The technology ensures continuous recognition of the worker, even when there is a temporary loss of visual contact, and creates a database with worker characteristics for analytical purposes. The use of an automated system eliminates the need to consider the time factor when analyzing data, which increases the efficiency of the process and allows you to focus on the elements of the scene. By dividing the recording into logical segments, each element of the workflow is examined. LSTM recurrent neural networks optimize the analysis of workers' actions.

Results. The effectiveness of the automated system was evaluated using a test video of the masonry construction process to determine its accuracy and generalization capabilities. The accuracy of identifying the builder's actions reached 80.1%. During a total of 46.5 seconds out of the 58-second video, the model correctly recognized the builder's actions.

Conclusions. The results of the work carried out prove the effectiveness of an advanced system for monitoring labour productivity in construction based on visual recognition technologies. The system provides comprehensive monitoring of work operations, equipment, and external conditions at the facility. The algorithms and information base ensure reliable measurements and the possibility of implementing the methodology in construction production.

KEYWORDS: labour productivity in construction, construction work, machine learning algorithms, artificial intelligence, masonry, neural networks, construction production

FOR CITATION: Manzhilevskaya S.E. Monitoring labour productivity on a construction site using machine learning algorithms. *Vestnik MGSU* [Monthly Journal on Construction and Architecture]. 2026; 21(5):821-832. DOI: 10.22227/1997-0935.2026.5.821-832 (rus.).

Corresponding author: Svetlana E. Manzhilevskaya, smanzhilevskaya@yandex.ru.

ВВЕДЕНИЕ

Современная строительная индустрия активно использует цифровые технологии для оценки производительности труда рабочих-строителей, что значительно снижает показатели брака готовой строительной продукции в сравнении с традиционными методами, основанными на ручном сборе данных и выборочной проверке [1]. Эти инновационные подходы призваны увеличить эффективность контроля отслеживания действий рабочих-строителей на строительном производстве [2, 3].

На начальных этапах распространение цифровых технологий на строительных площадках в основном осуществлялось с помощью сквозных технологий [4, 5]. С развитием интернета вещей началось более глубокое внедрение на строительные объекты электронных датчиков и оборудования, собирающих информацию на мобильные устройства, например беспилотные авиационные системы (БАС) и GPS [6, 7].

С целью эффективного управления строительными процессами необходимо использовать современные методы автоматизации для оценки производительности труда и качества реализуемой продукции [8]. Автоматизированный анализ и мониторинг в реальном времени позволят оперативно выявлять и решать потенциальные проблемы на объектах строительства, обнаруживая изменения в работе и поведении рабочих. Традиционные подходы к контролю качества строительной продукции зачастую не обеспечивают точных результатов из-за отсутствия систематического подхода и недостатка автоматизации в сборе и анализе сведений [9]. Это может привести к расхождениям между запланированными и фактическими показателями выработки, затрудняя объективную оценку производительности труда [10].

Технологии компьютерного зрения открывают перед строительной отраслью новые перспективы в автоматизации оценки производительности труда на площадках [11]. Применение передовых видеоаналитических алгоритмов и методов машинного обучения дает возможность точно определять деятельность рабочих на видеозаписях с места произ-

водства работ, обеспечивая более надежную и объективную оценку работы строителя [12]. В отличие от традиционных методов наблюдения, которые ограничены мониторингом отдельных работников и часто дают искаженные результаты, новые цифровые технологии позволяют более полно оценить производительность труда и выявить потенциальные улучшения в работе.

В сфере строительного производства ключевую роль в контроле за реализацией строительного процесса рабочих может играть идентификация и анализ различных действий, поз и взаимодействий среди рабочих и объектов на площадке, что помогает установить характер выполняемых работ [13]. Для этого можно применять специализированные алгоритмы, каждый из которых обладает уникальными свойствами и подходит для определенных задач. К примеру, алгоритм глубокого обучения CNN (Convolutional Neural Networks) используется для выявления и классификации объектов на изображениях, что помогает распознавать рабочих и технику [14]. Алгоритм YOLO (You Only Look Once) отличается быстротой и точностью в определении инструментов и материалов на строительной площадке [15]. В то время как алгоритм LSTM (Long Short-Term Memory), использующий анализ данных временных рядов, может быть эффективен для классификации действий рабочих, учитывая динамику и временные изменения в их движениях [16].

Для объединения различных алгоритмов и инструментов с целью создания эффективных решений в области распознавания действий применяются комплексные платформы — программные фреймворки. Пример такого фреймворка — MediaPipe (версия 0.8.7), разработанный специально для задач, связанных с компьютерным зрением. В его состав входят передовые модели и алгоритмы глубокого обучения, включая BlazePose, которые используются для оценки позы человека и анализа его действий по ключевым точкам [17]. Этот фреймворк возможно применить в сфере строительного производства, где он не только обеспечит быструю и точную обработку информации, но и определит, соответствует ли требованиям по контролю качества деятельность рабочих на строительных объектах. Выбор

в пользу алгоритма LSTM обоснован его способностью к эффективной обработке данных, представленных в форме временных рядов. В контексте строительного производства, где действия рабочих можно выразить через непрерывные временные ряды, алгоритм LSTM демонстрирует высокую эффективность в обучении и выявлении временных особенностей движений, что позволяет точно классифицировать различные виды деятельности [18].

Когда информация о ключевых движениях из временных рядов загружается в сеть LSTM, это дает возможность системе не только отслеживать продолжительность действий рабочих, но и их изменения во времени, предоставляя тем самым более глубокий анализ их профессиональной деятельности. В отличие от других типов машинного обучения, LSTM выделяется своей способностью эффективно обрабатывать временные данные видео, где каждый кадр влияет на анализ следующего, улучшая тем самым точность в распознавании действий. В результате работы сети формируется распределение вероятностей для различных действий, что значительно улучшает классификацию и точность определения активности рабочих.

На сегодняшний день применение систем распознавания движений рабочих на строительной площадке ограничено простыми действиями, такими как ходьба или отсутствие движений, присутствие или отсутствие на рабочем месте, профессиональные навыки рабочего в реальных условиях не контролируются, их можно оценить только в контролируемых лабораторных условиях. Настоящее исследование направлено на разработку системы, способной анализировать действия рабочих для повышения их производительности труда на строительных площадках. Эта система должна обеспечить непрерывный мониторинг производительности труда рабочих на строительной площадке, улучшить сбор сведений, оперативно обнаруживать и решать проблемы по контролю качества реализуемой стро-

ительной продукции, а также создать базу для будущей автоматизированной системы управления строительным производством. Применение этой системы по мониторингу производительности труда рабочих сократит объем брака реализуемой строительной продукции и даст возможность оперативно контролировать уровень квалификации кадров в строительном производстве.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Автоматизированная система анализа действий рабочих на строительных объектах включает три ключевых компонента: модуль распознавания действий и поз строителя, блок классификации действий и компонент для обработки и выделения основных точек.

В рамках последнего компонента эффективно функционирует MediaPipe с интегрированной моделью BlazePose — передовым решением на основе глубокого обучения для оценки человеческой позы. Эта технология успешно идентифицирует 33 анатомические точки на теле, включая плечи, локтевые суставы, запястья, тазобедренную область и коленные суставы. BlazePose работает как со статичными изображениями, так и с динамическим видеоконтентом, обеспечивая широкий спектр возможностей для анализа и отслеживания движений (рис. 1).

Модель BlazePose может определять не только позиции ключевых точек (x, y) на плоскости, но и их удаленность от камеры — координату z . Важно помнить, что эта информация о дистанции приблизительная, так как извлекается из обычного RGB-изображения, а не из специализированных устройств глубинного сканирования. Такая оценка предоставляет лишь общее представление о расположении точек в пространстве, не являясь точной. Если мониторинг деятельности рабочего требует точных данных о пространственном расположении его на строительстве объектов, рекомендуется использовать специальное оборудование с датчиками

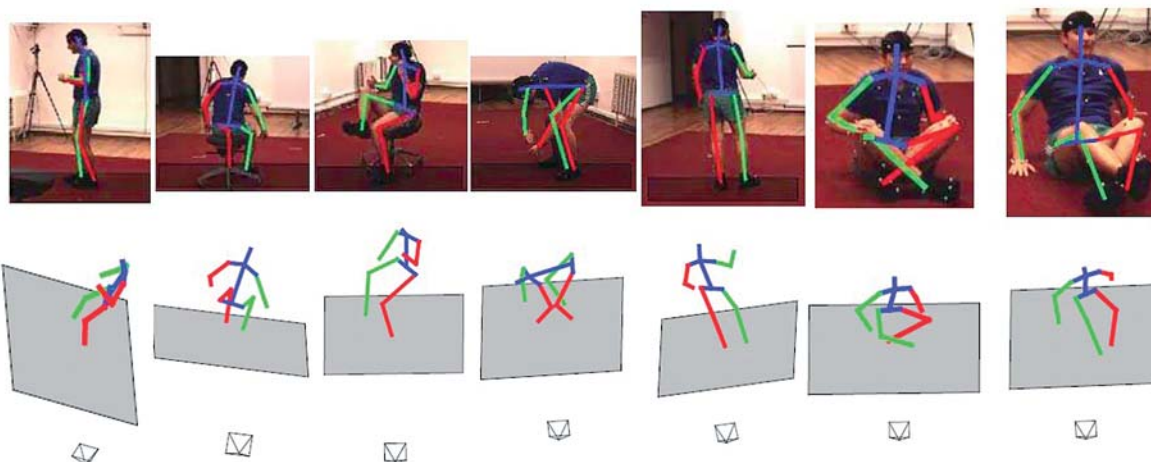


Рис. 1. Модель BlazePose для отслеживания движений человека

Fig. 1. BlazePose model for tracking human movements

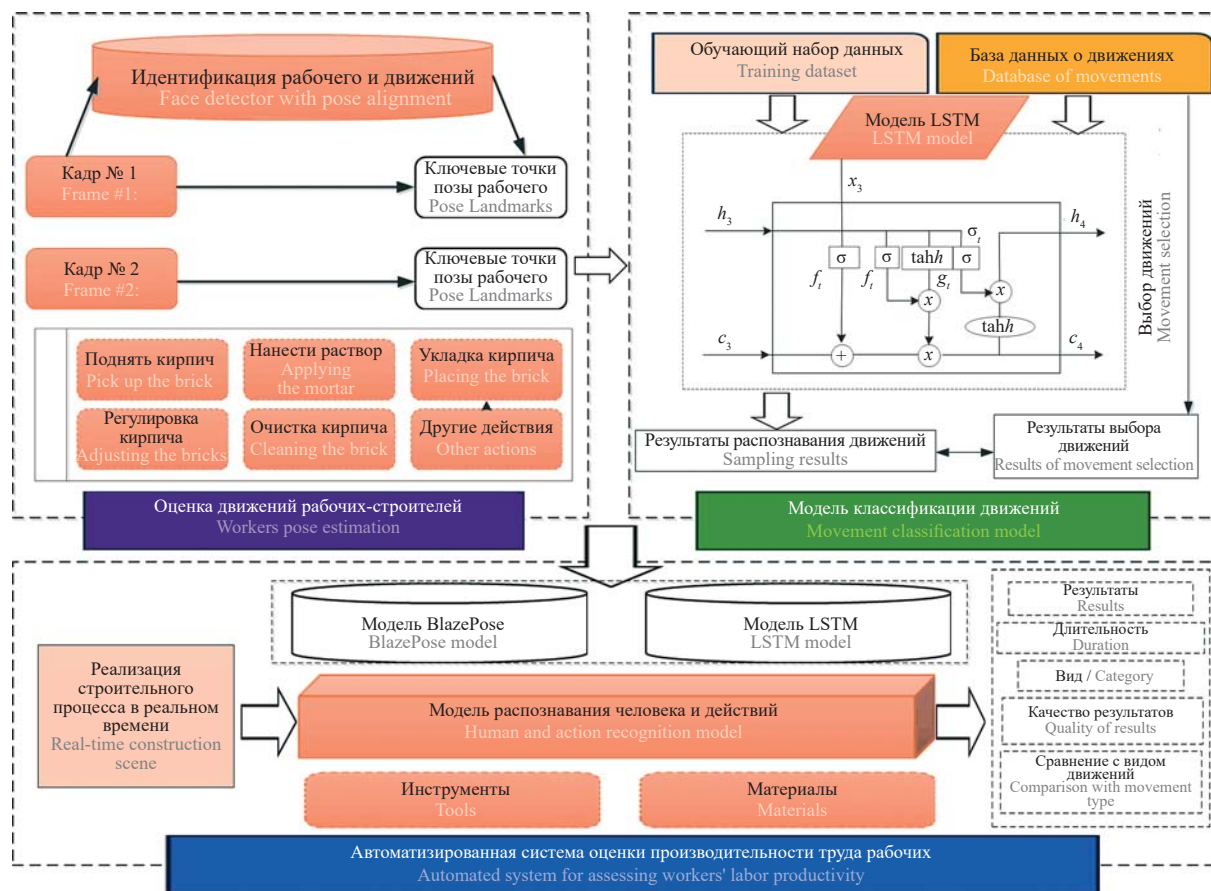


Рис. 2. Автоматизированная система оценки производительности труда в строительстве

Fig. 2. Automated system for assessing labour productivity in construction

глубины, например Intel RealSense T265 или Kinect Sensor [19].

В строительном производстве для распознавания объектов возможно применение алгоритма YOLO. Этот алгоритм позволяет идентифицировать строительные материалы и инструменты, такие как мастерки, кирпичи и строительные леса, в реальном времени. Он обладает высокой точностью и способен классифицировать множество объектов всего за один проход через нейросеть [20]. Уникальность технологии заключается в том, что она адаптирована к условиям строительных площадок, где преимущественно используются стандартные RGB-камеры. Это делает ее внедрение особенно эффективным и практичным в реальных условиях строительства. Применение данного алгоритма обеспечивает оперативное распознавание объектов, их типы и расположение на строительном участке.

В отличие от традиционных методов оценки производительности труда, предлагаемая система компьютерного зрения учитывает даже промежутки бездействия между операциями, обеспечивая непрерывный мониторинг и точное распознавание каждого движения в процессе, например кладки кирпичей. Такой процессный мониторинг значительно обогащает стандартные показатели эффективности, обеспечивая мгновенную обратную связь и создавая

полное представление о реальной производительности на строительной площадке. На рис. 2 показана разработанная схема мониторинга автоматического контроля производительности труда рабочих на строительной площадке.

В условиях реализации строительных работ с большим количеством рабочих на строительной площадке необходимо применять специальную систему идентификации. Каждому работнику присваивается уникальный персональный номер, а его перемещения между кадрами фиксируются благодаря его идентификации моделью. Эта методика объединяет алгоритм прогнозирования траектории движения с анализом визуальных характеристик спецодежды, включая цветовую гамму и фактуру. Технология обеспечивает непрерывное распознавание рабочего даже в случае временной потери визуального контакта или перекрытия другими объектами. Это значительно повышает точность и надежность определения ключевых антропометрических точек в ситуациях, когда на площадке одновременно работает много строителей.

Для аналитических целей создается обширная база данных, в которой хранятся разнообразные характеристики каждого работника — от временных меток и визуальных особенностей до координат ключевых точек. Каждый сотрудник идентифици-

руется по уникальным номерам. Сведения о координатах положения извлекаются в ходе детального анализа ключевых точек. Благодаря возможности классифицировать различные движения и позы можно оценить эффективность и безопасность действий рабочих-строителей. Полученные характеристики предоставляют важную информацию о том, как работники выполняют поставленные задачи и какие движения они совершают.

Эффективность автоматизированной системы оценки производительности труда была протестирована на видео, где производится строительный процесс каменной кладки.

Анализируя работу каменщика, был применен особый подход к обработке видеоматериала. Разбив запись на фрагменты по принципу «одно действие — один отрезок», созданы условия, при которых все компоненты рабочей сцены (каменщик, инвентарь, строительные материалы) сохраняли постоянство в пределах каждого сегмента. Такая методика исключила необходимость учитывать временной фактор при исследовании. В результате процесс анализа информации стал значительно эффективнее, позволяя концентрироваться исключительно на элементах сцены, абстрагируясь от динамических изменений во времени.

Оценка эффективности работы каменщика возможна благодаря делению процесса на временные сегменты. На рис. 3 продемонстрировано пять ключевых этапов деятельности: нанесение, очистка и укладка раствора, а также подъем и укладка кирпича. Четкое распознавание действий достигается путем фрагментации видео в точках, где одно действие сменяется другим. Такая сегментация особенно результативна, поскольку каждая операция имеет явно различимые

границы: будь то момент подъема кирпича, его укладка или работы с раствором. Разбивая запись на такие логические отрезки, появляется возможность детально исследовать каждый элемент рабочего процесса.

При разбивании процесса кладки на пять временных сегментов существенно облегчается понимание каждой стадии работы. Последовательность и необходимость определили выбор именно этих пяти этапов, которые представляют собой фундаментальные компоненты всего процесса. Каждый шаг имеет строго определенные временные рамки и является неотъемлемой частью общей структуры. Для более глубокого осмысления реальных процессов в каждом действии используется теория сцен, анализируются сущности, атрибуты и отношения между ними, что позволяет детально деконструировать каждый этап [21].

Выбор подходящего кирпича требует от строителя точной оценки и бережного захвата. Взаимодействие между работником и материалом определяется весом и габаритами кирпича, что влияет на манеру обращения с ним. Кажущаяся простота этого действия обманчива, для стабильного удержания кирпича необходима превосходная моторика. Строительство стены предполагает учет множества элементов: общей архитектуры конструкции, правильного позиционирования каждого кирпича и оптимальной толщины скрепляющего состава. Эти компоненты формируют сложную систему взаимосвязей между мастером, строительным материалом и возводимой конструкцией.

Контролируя давление и объем материала, специалист обеспечивает надежное скрепление строительных элементов. Эстетичный вид конструкции достигается путем удаления излишков связующего

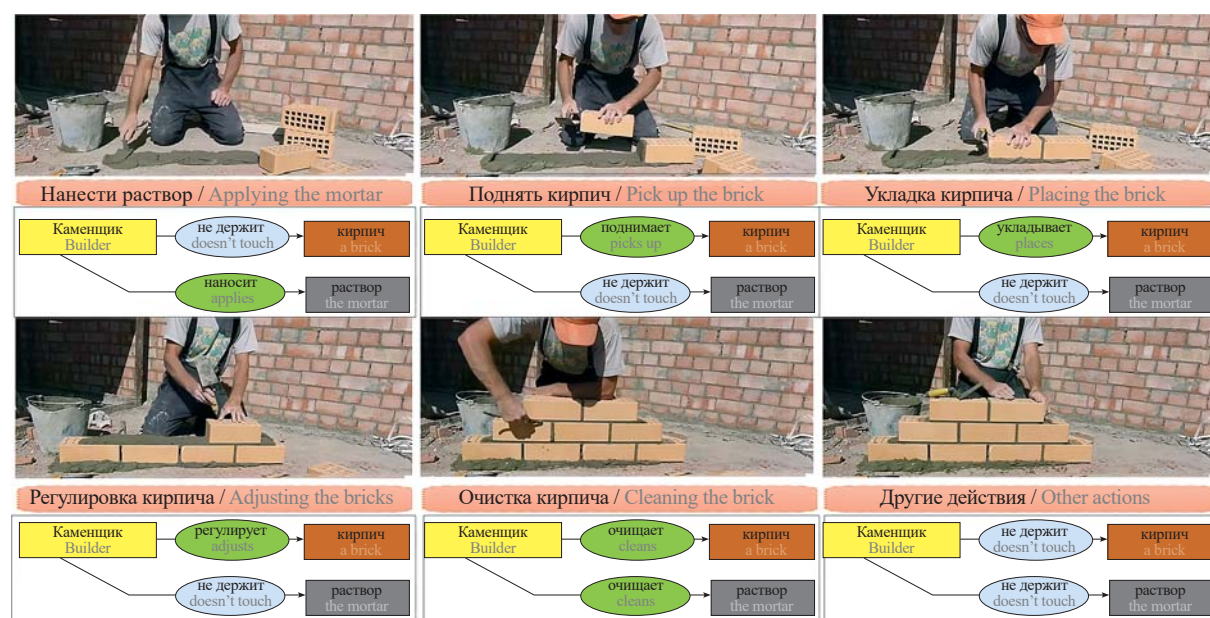


Рис. 3. Визуальное представление процесса кирпичной кладки с отображением этапов и взаимоотношений элементов в сцене

Fig. 3. Visual representation of the bricklaying process showing the stages and relationships

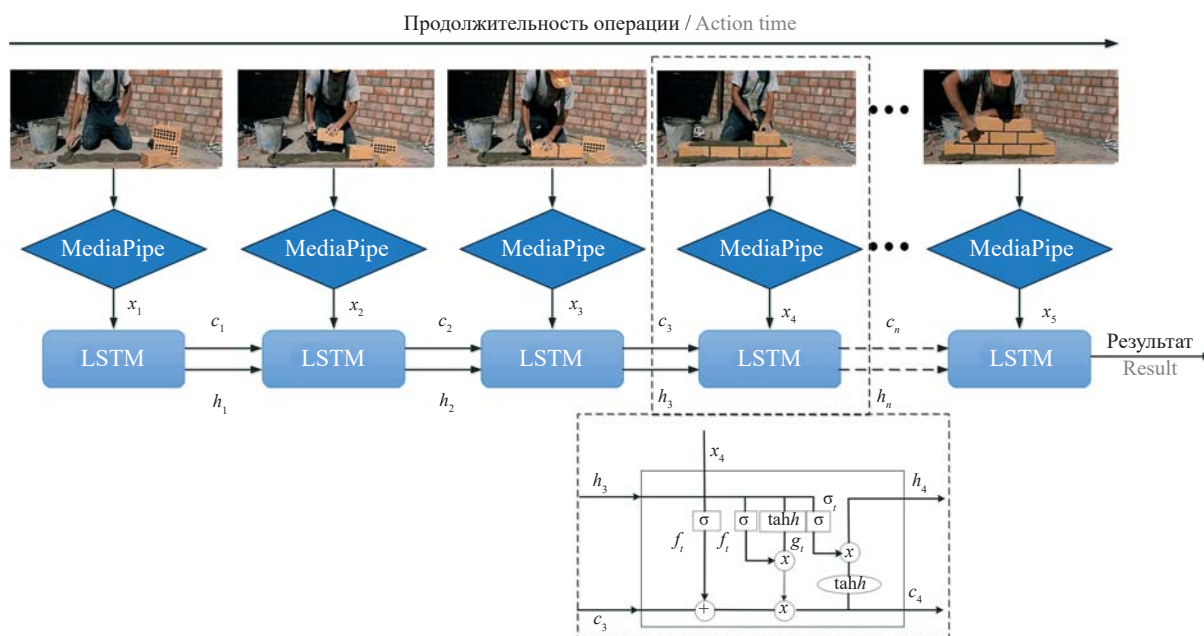


Рис. 4. Применение LSTM-сетей в сочетании с MediaPipe для создания последовательной системы идентификации активностей на основе анализа нескольких кадров

Fig. 4. Application of LSTM networks in combination with MediaPipe to create a sequential activity identification system based on the analysis of multiple frames

состава. Прочность соединений между кирпичами напрямую зависит от тщательной очистки швов. Для равномерного распределения состава по поверхности кирпича каменщик применяет специальный инструментарий, которым предварительно набирает необходимую порцию раствора. Качество сцепления определяется умением мастера адаптировать технику нанесения к особенностям обрабатываемой поверхности.

Детальное изучение пятиэтапного процесса позволяет выявить инструментарий, материалы и внешние факторы каждой стадии, что создает основу для оптимизации труда каменщика. Полученные аналитические данные становятся фундаментом как для теоретического совершенствования рабочих методик, так и для будущего внедрения автоматизированных строительных технологий.

Цифровые технологии формируют новую реальность строительной отрасли. Качество возведения объектов, эффективность рабочих процессов и обеспечение безопасности рабочих-строителей существенно улучшатся благодаря внедрению систем, способных точно идентифицировать и категоризировать различные действия. Это становится фундаментальным элементом в создании интеллектуальных сооружений нового поколения.

Оптимизация строительных процессов требует анализа действий рабочих на объектах. В настоящем исследовании применяются рекуррентные нейросети с архитектурой LSTM (долгая краткосрочная память), которые специализируются на обработке последовательных сведений. Перед подачей в систему координаты ключевых точек тела работ-

ников проходят предварительную обработку — нормализуются для устранения масштабных различий и выравниваются по временным интервалам. Это обеспечивает единообразие входных данных, которые представляют собой временные последовательности положений ключевых точек фигуры рабочего, что позволяет LSTM-модели эффективно распознавать выполняемые действия.

Анализируя последовательные кадры видео, LSTM-сети учитывают предшествующие результаты при обработке новой информации, что значительно повышает эффективность использования временных характеристик. Система распознает и классифицирует различные действия рабочего. Это происходит благодаря способности модели выявлять закономерности и временные зависимости в поступающих данных, формируя на выходе вероятностное распределение возможных действий каменщика.

На рис. 4 показан интегрированный процесс анализа последовательных действий через несколько каналов, объединяющий экстракцию позиций с применением MediaPipe и моделирование последовательностей посредством LSTM-архитектуры. Эта модель демонстрирует превосходство над альтернативными методами машинного обучения в эффективности использования видеохарактеристик для улучшения точностных показателей.

Платформа MediaPipe извлекает существенные параметры, такие как координаты ключевых точек человеческой фигуры, из каждого кадра видеоряда в определенный момент времени, после чего эти данные поступают в LSTM-модель. Используя комбинацию внутренней памяти (состояния яче-

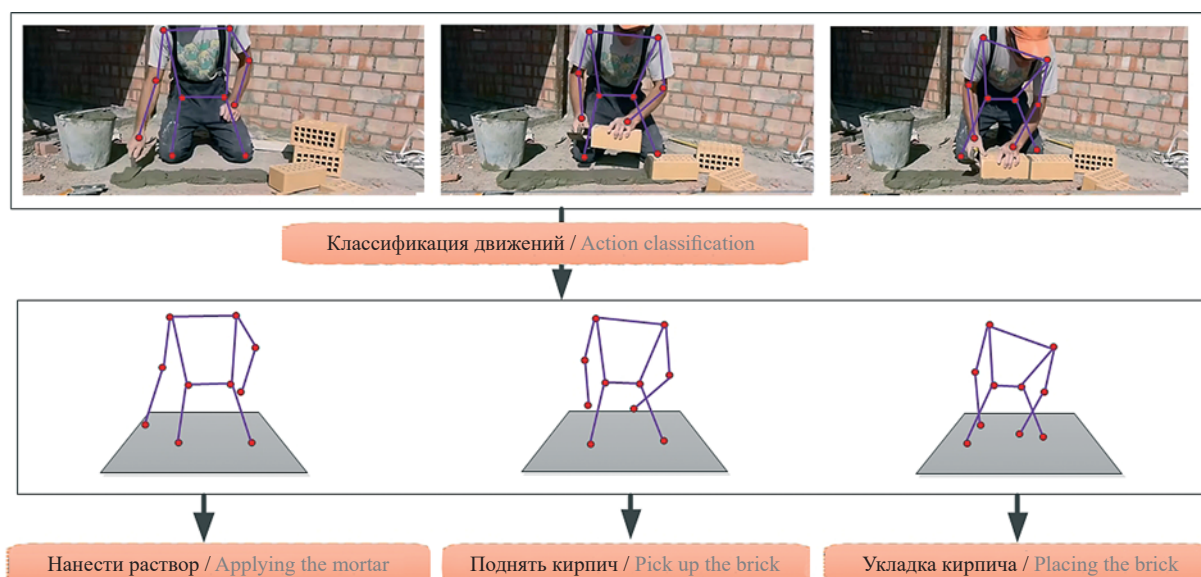


Рис. 5. Схема идентификации движений с помощью алгоритма LSTM

Fig. 5. Motion identification scheme using the LSTM algorithm

ек) и различных вентиляльных механизмов, LSTM-модель осуществляет селективный отбор информации для сохранения, модификации или генерации выходных сведений.

На рис. 5 приведен комплексный механизм идентификации активности, объединяющий анализ положения тела и последовательную обработку через LSTM-архитектуру. Система способна точно классифицировать различные типы деятельности рабочих (включая состояния «бездействие», «подъем предметов» и «размещение предметов в пространстве») в автоматическом режиме, анализируя видеофрагменты. Отслеживая временные изменения в положении тела, нейросеть регистрирует динамические паттерны движений. Результатом работы алгоритма становится точная классификация наблюдаемых действий на основе непрерывного анализа последовательных изменений в позе работника.

Идентификация и мониторинг строительного инвентаря представляют собой неотъемлемый компонент всестороннего исследования строительного процесса, дополняя анализ деятельности каменщика. Предлагаемая система включает применение передовой нейросетевой архитектуры алгоритма YOLO («смотри только один раз»), обеспечивающего мгновенное распознавание предметов. Подготовка алгоритма осуществляется с использованием специализированной выборки, содержащей изображения типичных строительных инструментов — от простых молотков и кирпичей до мастерков и электрооборудования. Результатом работы технологии является визуализация обнаруженных объектов посредством контурных рамок, сопровождаемых вероятностными показателями, определяющими категорию и присутствие инструментов в поле зрения камеры.

Интеграция данных отслеживания строителей с информацией о применении инструментария создает комплексную картину рабочих процессов на объекте. Это позволяет устанавливать четкие связи между конкретными строительными операциями и задействованным оборудованием.

Система, осуществляющая непрерывную идентификацию и контроль инструментов, значительно повышает уровень безопасности на производстве. Руководство получает мгновенные уведомления при выявлении нарушений, к примеру, использование неразрешенного оборудования или нарушение техники безопасности при работе с инструментами, что способствует не только оптимизации управления ресурсами, но и предотвращению потенциально опасных инцидентов.

Всестороннее понимание строительных процессов становится возможным через комплексный анализ сведений. Начинается с идентификации различных рабочих сценариев и затем анализируется информация об используемых инструментах. Далее применяется специально обученная модель для определения конкретных действий строителей на площадке. Объединение технологий отслеживания ключевых точек рабочего, анализа временных рядов для распознавания действий и идентификации объектов в рабочем пространстве позволяет создать детальную картину строительной деятельности на площадке. Такой подход дает возможность исследовать множество факторов эффективности: от строительных операций до влияния окружающих условий и применения инструментария. Завершающий этап — установление корреляции между количественными результатами и признанием достижений, что обеспечивает более точную оценку производительности труда.

Разработанная система верификации строительных процессов требует синхронного подтверждения двух независимых модулей: LSTM-анализатор, обрабатывающий данные о положении тела от модели BlazePose, должен идентифицировать профессиональное поведение рабочего, параллельно алгоритм YOLO обязан обнаружить соответствующий инструмент строительного назначения. Такой принцип «двойной валидации» был специально спроектирован для минимизации ошибочных детекций путем одновременной проверки как позиционирования работника, так и задействованного им инструментария при каждой регистрируемой операции в разработанной системе оценки эффективности.

Однако система имеет недостаток: при невозможности идентификации ожидаемого действия алгоритмами распознавания действий или инструментов система игнорирует это действие полностью. Независимое функционирование двух моделей без взаимодействия и отсутствие корректирующих мер при пропуске обнаружений создает неточность оценки с помощью разработанной системы.

РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

Модель LSTM применяется для анализа данных временных рядов и выделения признаков для классификации действий. Обучение модели LSTM происходит посредством контролируемого вида обучения. Для этого необходимо вручную разделить видео на фрагменты длительностью 1–2 с и определить шесть типов действий. Сегментированные видео сначала преобразуются в видеокadres с использованием MediaPipe перед подачей на необученную модель LSTM. Для обеспечения точности и предотвращения хаотичного распределения информации вывод сведений проводится каждые 0,25 с.

В процессе обучения модели LSTM данные предварительно делятся на обучающую, проверочную и тестовую выборки в соотношении 7:2:1. Во время обучения видефрагменты из обучающей выборки последовательно подаются на вход LSTM-модели. LSTM-модель постоянно корректирует свои внутренние весовые параметры, чтобы привести выходные сведения к реальным меткам действий.

На каждом этапе обучения модели вычисляется функция потерь, причем используется функция кросс-энтропии для измерения расхождения между прогнозом модели и реальными действиями. В ходе обучения проверочная выборка применяется для оценки производительности модели, что позволяет корректировать гиперпараметры и предотвращать переобучение. Когда производительность модели на проверочной выборке перестает улучшаться, обучение можно завершить.

В заключительной стадии оценки эффективности обученной модели используется специально подготовленный тестовый набор данных. Это позволяет определить точность и способность модели

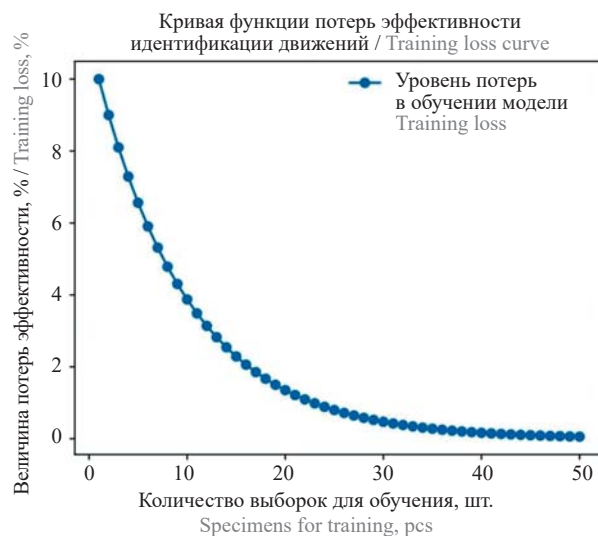


Рис. 6. Оценка эффективности идентификации действий модели LSTM

Fig. 6. Evaluation of the effectiveness of LSTM action identification

к обобщению в реальных сценариях ее применения. На рис. 6 представлена кривая потерь эффективности идентификации действий моделью LSTM в процессе контролируемого обучения.

По мере обучения кривая функции потерь постепенно становится более гладкой и стремится к уменьшению, приближаясь к нулевому значению. Стабилизация кривой на более низком уровне свидетельствует о том, что разница между прогнозами модели и реальными данными минимальна, а способность модели к прогнозированию значительно улучшилась.

В процессе обучения модель постепенно выявляет закономерности и особенности информации. На этом этапе кривые потерь для обучающей и проверочной выборок должны практически совпадать и стабилизироваться, что свидетельствует о точности прогнозов модели на основе обучающих данных и ее способности к обобщению. Этот процесс указывает на эффективность обучения. Анализируя кривую функции потерь, можно определить момент прекращения обучения, чтобы избежать переобучения от излишнего количества тренировок и обеспечить эффективность модели в реальных задачах.

В результате обучения модели LSTM точность распознавания действий каменщика достигла 80,1 %. Сравнение сведений, полученных с использованием модели, с фактическими данными показывает, что из общей продолжительности видео 58 с реализации каменной кладки строителем на протяжении 46,5 с модель распознает его действия.

В таблице представлены результаты идентификации автоматизированной системой шести действий (нанесение раствора, подъем кирпичей, укладка кирпичей, регулировка кирпичей, очистка кирпичей и прочие действия), что подтверждает эффективность модели.

Результаты идентификации действий автоматизированной системой по тестовым видео

Results of automated system identification of actions based on a test video

Наименование действия Name of the action	Продолжительность действия в видео, с Action duration in the video, s	Доля экранного времени с действием, % Share of screen time with the action, %	Продолжительность действия, идентифицированного моделью LSTM, с Action duration identified by the LSTM model, s	Доля экранного времени с действием, идентифицированным моделью LSTM, % Share of screen time with the action identified by the LSTM model, %
Нанести раствор Applying the mortar	10	17,3	7,75	13,3
Поднять кирпич Pick up the brick	12	20,7	9,5	16,3
Укладка кирпича Placing the brick	7	12	6,5	11,2
Регулировка кирпича Adjusting the bricks	7	12	5,75	10
Очистка кирпича Cleaning the brick	10	17,3	7,5	13
Другие действия Other actions	12	20,7	9,5	16,3

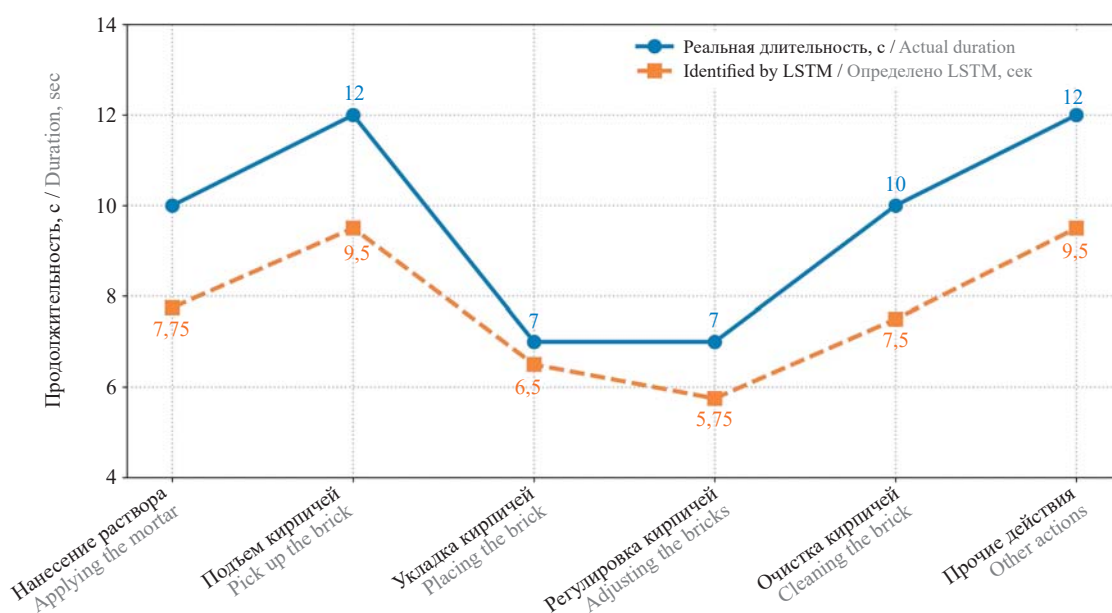


Рис. 7. Результаты идентификации различных видов деятельности при кладке кирпича автоматизированной моделью анализа производительности труда

Fig. 7. Results of identification of different types of activities during bricklaying by an automated labour productivity analysis model

На рис. 7 приведены результаты эффективности идентификации действий различных видов работ при кладке кирпича моделью автоматизированного анализа производительности труда.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ И ОБСУЖДЕНИЕ

Благодаря применению модели компьютерного зрения разработана автоматизированная система оценки производительности труда, которая сокращает необходимость в визуальном контроле строительных процессов на строительной площадке и обеспечива-

ет объективный мониторинг показателей в реальном времени.

В ходе проведенного исследования была разработана инновационная система учета продолжительности выполнения работ на строительной площадке и идентификации операций, которая успешно справляется с разнообразными строительными сценариями, включающими участие нескольких исполнителей процессов.

Данная система фиксирует не только информацию о деятельности строителей, но и об используемом оборудовании, технических средствах и других

параметрах производственной среды, что позволяет создать целостную картину строительных операций. Благодаря этому становится возможным выявление непродуктивных участков работы и определение перспектив их оптимизации. Подобный подход демонстрирует преимущество перед традиционными методиками, сосредоточенными на отдельных элементах, обеспечивая более точные и надежные мониторинг и анализ.

Результаты проведенной работы представляют собой не просто способы применения алгоритмов машинного обучения в строительном производстве, а открывают новые перспективы для оптимизации строительных операций, снижения издержек и упрощения управленческих процедур в реальных условиях. Руководители получают ценный инструмент для оптимизации распределения ресурсов и повышения производительности труда благодаря разработанной системе, которая мгновенно выявляет проблемные зоны и неэффективные простои в строительных процессах.

Систематический мониторинг и глубокий анализ информации, полученной в реальном времени, существенно улучшают обоснованность управленческих решений, способствуют эффективному проектированию и своевременной корректировке системы качества на строительной площадке. Полученные выводы открывают перспективы для применения алгоритмов машинного обучения в различных областях строительного производства, что способствует прогрессу в области управления строительным производством и методологии оценки результативности.

Результаты исследования демонстрируют переходную систему мониторинга производительности в строительной отрасли, базирующуюся на технологиях визуального распознавания. Ключевым преимуществом разработки является возможность получения объективных показателей эффективности без необходимости постоянного человеческого контроля. Система осуществляет комплексный мониторинг: от анализа рабочих операций и использования оборудования до учета внешних условий на объекте. Созданные алгоритмы и собранная информационная база с реальными строительными участками обеспечивают высокую надежность измерений и широкие возможности практического внедрения методики.

Работоспособность технологии напрямую связана с оптимальными параметрами среды — качественным светом и грамотной установкой видеонаблюдения, что представляет сложность в условиях функционирующих строительных территорий.

Развитие сферы применения цифровых технологий в строительном производстве даст возможность усовершенствовать методологию путем расширения исследовательской базы данных, интеграции периферийных технологий и мультисенсорных систем наблюдения. Настоящая работа создает фундамент для цифровизации контроля производительности труда на строительной площадке, что в долгосрочной перспективе даст возможность совершенствования методов производства строительных процессов и способность осуществлять непрерывное наблюдение за строительными объектами и рабочими в режиме реального времени.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Xu M., Mei Zh., Luo S., Tan Yi. Optimization Algorithms for Construction Site Layout Planning : a Systematic Literature Review // *Engineering Construction & Architectural Management*. 2020. Vol. 27. Issue 8. Pp. 1913–1938. DOI: 10.1108/ECAM-08-2019-0457. EDN ZQJLJW.
2. Al Hawarneh A., Bendak S., Ghanim F. Dynamic Facilities Planning Model for Large Scale Construction Projects // *Automation in Construction*. 2019. Vol. 98. Pp. 72–89. DOI: 10.1016/j.autcon.2018.11.021
3. Kaveh A., Vazirinia Y. Construction Site Layout Planning Problem Using Metaheuristic Algorithms : a Comparative Study // *Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Civil Engineering*. 2019. Vol. 43. Issue 2. Pp. 105–115. DOI: 10.1007/s40996-018-0148-6
4. Jaafar K., Elbarkouky R., Kennedy J. Construction Site Layout Optimization Model Considering Cost and Safety in a Dynamic Environment // *Asian Journal of Civil Engineering*. 2021. Vol. 22. Issue 2. Pp. 297–312. DOI: 10.1007/s42107-020-00314-3. EDN ASHFQJ.
5. Prayogo D., Cheng M.Yu., Wu Yu.W., Redi A.A.N.P., Yu V.F., Persada S.F. et al. A Novel Hybrid Metaheuristic Algorithm for Optimization of Construction Management Site Layout Planning // *Algorithms*. 2020. Vol. 13. Issue 5. P. 117. DOI: 10.3390/a13050117. EDN VOBMGW.
6. Arshad S., Akinade O., Bello S., Bilal M. Computer Vision and IoT Research Landscape for Health and Safety Management on Construction Sites // *Journal of Building Engineering*. 2023. Vol. 76. P. 107049. DOI: 10.1016/j.jobe.2023.107049. EDN ZQJSLG.
7. Tian Yu., Chen J., Kim Ju.In., Kim J. Lightweight Deep Learning Framework for Recognizing Construction Workers' Activities Based on Simplified Node Combinations // *Automation in Construction*. 2024. Vol. 158. P. 105236. DOI: 10.1016/j.autcon.2023.105236. EDN PITKJM.
8. Baek J., Kim D., Choi B. Deep Learning-Based Automated Productivity Monitoring for on-Site Module Installation in off-Site Construction // *Developments in the Built Environment*. 2024. Vol. 18. P. 100382. DOI: 10.1016/j.dibe.2024.100382. EDN TOTRVH.

9. Chen X., Wang Y., Wang J., Bouferguene A., Al-Hussein M. Vision-Based Real-Time Process Monitoring and Problem Feedback for Productivity-Oriented Analysis in off-Site Construction // *Automation in Construction*. 2024. Vol. 162. P. 105389. DOI: 10.1016/j.autcon.2024.105389. EDN INIOZE.
10. Qi K., Owusu E.K., Francis Siu M.F., Albert Chan P.Ch. A Systematic Review of Construction Labor Productivity Studies: Clustering and Analysis through Hierarchical Latent Dirichlet Allocation // *Ain Shams Engineering Journal*. 2024. Vol. 15. Issue 9. P. 102896. DOI: 10.1016/j.asej.2024.102896. EDN NKMMDC.
11. Zhang M., Zhou Ya., Xu X., Ren Z., Zhang Y., Liu Sh. et al. Multi-View Emotional Expressions Dataset Using 2D Pose Estimation // *Scientific Data*. 2023. Vol. 10. Issue 1. P. 649. DOI: 10.1038/s41597-023-02551-y. EDN ISMSVS.
12. Bora J., Dehingia S., Boruah A., Chetia A.A., Gogoi D. Real-Time Assamese Sign Language Recognition Using MediaPipe and Deep Learning // *Procedia Computer Science*. 2023. Vol. 218. Pp. 1384–1393. DOI: 10.1016/j.procs.2023.01.117. EDN EWJOKP.
13. Sundar B., Bagyammal T. American Sign Language Recognition for Alphabets Using MediaPipe and LSTM // *Procedia Computer Science*. 2022. Vol. 215. Pp. 642–651. DOI: 10.1016/j.procs.2022.12.066. EDN SCJTAC.
14. Kikuta T., Chun P. Development of an Action Classification Method for Construction Sites Combining Pose Assessment and Object Proximity Evaluation // *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*. 2024. Vol. 15. Issue 4. Pp. 2255–2267. DOI: 10.1007/s12652-024-04753-7. EDN KRRKHU.
15. Jang Y., Jeong I., Younesi Heravi M., Sarkar S., Shin H., Ahn Y. Multi-Camera-Based Human Activity Recognition for Human–Robot Collaboration in Construction // *Sensors*. 2023. Vol. 23. Issue 15. P. 6997. DOI: 10.3390/s23156997. EDN ROYSYQ.
16. Xiao B., Zhang Y., Chen Y., Yin X. A Semi-Supervised Learning Detection Method for Vision-Based Monitoring of Construction Sites by Integrating Teacher-Student Networks and Data Augmentation // *Advanced Engineering Informatics*. 2021. Vol. 50. P. 101372. DOI: 10.1016/j.aei.2021.101372. EDN HHONZJ.
17. Chen C., Zhu Z., Hammad A. Automated Excavators Activity Recognition and Productivity Analysis from Construction Site Surveillance Videos // *Automation in Construction*. 2020. Vol. 110. P. 103045. DOI: 10.1016/j.autcon.2019.103045. EDN BMUNVW.
18. Alashhab S., Gallego A.J., Lozano M.Á. Efficient Gesture Recognition for the Assistance of Visually Impaired People Using Multi-Head Neural Networks // *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2022. Vol. 114. P. 105188. DOI: 10.1016/j.engappai.2022.105188. EDN RLLYMM.
19. Гладышев М.Д., Рыбаков А.В. Интеграция сенсорных данных и математическое моделирование поведения подводного робота с использованием цифрового двойника // *Advanced Engineering Research (Rostov-on-Don)*. 2025. Т. 25. № 2. С. 142–151. DOI: 10.23947/2687-1653-2025-25-2-142-151. EDN LDXARH.
20. Алпатова М.В., Рудяк Ю.В. Оптимальная 2D-расстановка виртуальных объектов в физическом пространстве для приложений дополненной реальности // *Advanced Engineering Research (Rostov-on-Don)*. 2023. Т. 23. № 4. С. 410–421. DOI: 10.23947/2687-1653-2023-23-4-410-421. EDN QPFEMG.
21. Каракозова И.В., Лисицын И.М., Болдышев К.В. Методы проектирования рабочих операций в условиях внедрения цифровых технологий в строительстве // *Вестник МГСУ*. 2024. Т. 19. № 8. С. 1373–1389. DOI: 10.22227/1997-0935.2024.8.1373-1389. EDN GXBZQY.

Поступила в редакцию 22 октября 2025 г.

Принята в доработанном виде 28 октября 2025 г.

Одобрена для публикации 28 января 2026 г.

ОБ АВТОРЕ: Светлана Евгеньевна Манжилевская — кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры технологий и организации строительства; Донской государственный технический университет (ДГТУ); 344001, г. Ростов-на-Дону, пл. Гагарина, д. 1; SPIN-код: 9612-8379, Scopus: 57194619278, ResearcherID: AAB-6899-2021, ORCID: 0000-0001-7065-3726; smanzhilevskaya@yandex.ru.

REFERENCES

1. Xu M., Mei Zh., Luo S., Tan Yi. Optimization Algorithms for Construction Site Layout Planning : a Systematic Literature Review. *Engineering Construction & Architectural Management*. 2020; 27(8):1913-1938. DOI: 10.1108/ECAM-08-2019-0457. EDN ZQJLJW.
2. Al Hawarneh A., Bendak S., Ghanim F. Dynamic Facilities Planning Model for Large Scale Construction Projects. *Automation in Construction*. 2019; 98:72-89. DOI: 10.1016/j.autcon.2018.11.021
3. Kaveh A., Vazirinia Y. Construction Site Layout Planning Problem Using Metaheuristic Algorithms : a Comparative Study. *Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Civil Engineering*. 2019; 43(2):105-115. DOI: 10.1007/s40996-018-0148-6

4. Jaafar K., Elbarkouky R., Kennedy J. Construction Site Layout Optimization Model Considering Cost and Safety in a Dynamic Environment. *Asian Journal of Civil Engineering*. 2021; 22(2):297-312. DOI: 10.1007/s42107-020-00314-3. EDN ASHFQJ.
5. Prayogo D., Cheng M.Yu., Wu Yu.W., Redi A.A.N.P., Yu V.F., Persada S.F. et al. A Novel Hybrid Metaheuristic Algorithm for Optimization of Construction Management Site Layout Planning. *Algorithms*. 2020; 13(5):117. DOI: 10.3390/a13050117. EDN VOBMGW.
6. Arshad S., Akinade O., Bello S., Bilal M. Computer Vision and IoT Research Landscape for Health and Safety Management on Construction Sites. *Journal of Building Engineering*. 2023; 76:107049. DOI: 10.1016/j.jobbe.2023.107049. EDN ZQJSLG.
7. Tian Yu., Chen J., Kim Ju.In., Kim J. Lightweight Deep Learning Framework for Recognizing Construction Workers' Activities Based on Simplified Node Combinations. *Automation in Construction*. 2024; 158:105236. DOI: 10.1016/j.autcon.2023.105236. EDN PITKJM.
8. Baek J., Kim D., Choi B. Deep Learning-Based Automated Productivity Monitoring for on-Site Module Installation in off-Site Construction. *Developments in the Built Environment*. 2024; 18:100382. DOI: 10.1016/j.dibe.2024.100382. EDN TOTRVH.
9. Chen X., Wang Y., Wang J., Bouferguene A., Al-Hussein M. Vision-Based Real-Time Process Monitoring and Problem Feedback for Productivity-Oriented Analysis in off-Site Construction. *Automation in Construction*. 2024; 162:105389. DOI: 10.1016/j.autcon.2024.105389. EDN INIOZE.
10. Qi K., Owusu E.K., Francis Siu M.F., Albert Chan P.Ch. A Systematic Review of Construction Labor Productivity Studies: Clustering and Analysis through Hierarchical Latent Dirichlet Allocation. *Ain Shams Engineering Journal*. 2024; 15(9):102896. DOI: 10.1016/j.asej.2024.102896. EDN NKMMDC.
11. Zhang M., Zhou Ya., Xu X., Ren Z., Zhang Y., Liu Sh. et al. Multi-View Emotional Expressions Dataset Using 2D Pose Estimation. *Scientific Data*. 2023; 10(1):649. DOI: 10.1038/s41597-023-02551-y. EDN ISMSVS.
12. Bora J., Dehingia S., Boruah A., Chetia A.A., Gogoi D. Real-Time Assamese Sign Language Recognition Using MediaPipe and Deep Learning. *Procedia Computer Science*. 2023; 218:1384-1393. DOI: 10.1016/j.procs.2023.01.117. EDN EWJOKP.
13. Sundar B., Bagyammal T. American Sign Language Recognition for Alphabets Using MediaPipe and LSTM. *Procedia Computer Science*. 2022; 215:642-651. DOI: 10.1016/j.procs.2022.12.066. EDN SCJTAC.
14. Kikuta T., Chun P. Development of an Action Classification Method for Construction Sites Combining Pose Assessment and Object Proximity Evaluation. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*. 2024; 15(4):2255-2267. DOI: 10.1007/s12652-024-04753-7. EDN KRRKHU.
15. Jang Y., Jeong I., Younesi Heravi M., Sarkar S., Shin H., Ahn Y. Multi-Camera-Based Human Activity Recognition for Human-Robot Collaboration in Construction. *Sensors*. 2023; 23(15):6997. DOI: 10.3390/s23156997. EDN ROYSYQ.
16. Xiao B., Zhang Y., Chen Y., Yin X. A Semi-Supervised Learning Detection Method for Vision-Based Monitoring of Construction Sites by Integrating Teacher-Student Networks and Data Augmentation. *Advanced Engineering Informatics*. 2021; 50:101372. DOI: 10.1016/j.aei.2021.101372. EDN HHONZJ.
17. Chen C., Zhu Z., Hammad A. Automated Excavators Activity Recognition and Productivity Analysis from Construction Site Surveillance Videos. *Automation in Construction*. 2020; 110:103045. DOI: 10.1016/j.autcon.2019.103045. EDN BMUNVW.
18. Alashhab S., Gallego A.J., Lozano M.Á. Efficient Gesture Recognition for the Assistance of Visually Impaired People Using Multi-Head Neural Networks. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2022; 114:105188. DOI: 10.1016/j.engappai.2022.105188. EDN RLLYMM.
19. Gladyshev M.D., Rybakov A.V. Integration of sensor data and mathematical modeling of underwater robot behavior using a digital twin. *Advanced Engineering Research (Rostov-on-Don)*. 2025; 25(2):142-151. DOI: 10.23947/2687-1653-2025-25-2-142-151. EDN LDXARH. (rus.).
20. Alpatova M.V., Rudyak Yu.V. Optimal 2D placement of virtual objects in physical space for augmented reality applications. *Advanced Engineering Research (Rostov-on-Don)*. 2023; 23(4):410-421. DOI: 10.23947/2687-1653-2023-23-4-410-421. EDN QPFEMG. (rus.).
21. Karakozova I.V., Lisitsyn I.M., Boldyshev K.V. Methods of designing work operations in the conditions of digital technologies implementation in the construction industry. *Vestnik MGSU [Monthly Journal on Construction and Architecture]*. 2024; 19(8):1373-1389. DOI: 10.22227/1997-0935.2024.8.1373-1389. EDN GXBZQY. (rus.).

Received October 22, 2025.

Adopted in revised form on October 28, 2025.

Approved for publication on January 28, 2026.

BIONOTES: Svetlana E. Manzhilevskaya — Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Construction Technologies and Organization; **Don State Technical University (DSTU)**; 1 Gagarin square, Rostov-on-Don, 344001, Russian Federation; SPIN-code: 9612-8379, Scopus: 57194619278, ResearcherID: AAB-6899-2021, ORCID: 0000-0001-7065-3726; smanzhilevskaya@yandex.ru.