

УДК 681.518 + 004.93

DOI: 10.22213/2410-9304-2023-2-140-151

Разработка программно-аппаратного комплекса для мониторинга производственной деятельности с использованием нейросети YOLOv8

А. М. Преснецов, магистрант, ИжГТУ имени М. Т. Калашникова, Ижевск, Россия

А. П. Тюрин, доктор технических наук, доцент, ИжГТУ имени М. Т. Калашникова, Ижевск, Россия

В статье рассматриваются особенности разработки программно-аппаратного комплекса для контроля эффективности работы сотрудников при помощи микроконтроллера ESP8266 и видеокамер с нейронной сетью YOLOv8, отвечающего требованиям «умного цеха». Цель данного исследования заключается в обосновании и оценочных испытаниях рабочей концепции создаваемого программно-аппаратного комплекса в виде действующего прототипа. Приведены примеры актуальных разработок систем мониторинга подобного плана, выполненные в парадигме интернета вещей. Однако обнаруженные в международной практике системы сосредоточены только на обработке изображений движущегося персонала и не анализируют технические параметры оборудования, с которым связана его трудовая деятельность. В данном исследовании предпринята попытка обойти такое ограничение. Разработана принципиальная схема работы системы, состоящей из четырех ключевых модулей: модуль сбора данных от станочного оборудования, модуль идентификации сотрудников, модуль первичной обработки данных, веб-сервер с прикладным программным обеспечением для управления всей системой в режиме реального времени. Для связи между устройствами и сервером в проектируемой системе используется протокол MQTT (Message Queuing Telemetry Transport), обеспечивающий качество передачи данных в условиях ограничения по пропускной способности канала. Впервые в концепции разработки таких систем предложен комбинированный анализ данных как от станочного оборудования (контроль нагрузки электродвигателя), так и о движении работников в пространстве производственного помещения. Оценочные испытания по отслеживаемым данным показали работоспособность всего комплекса, решена задача автоматического обнаружения объектов в потоке изображений камеры с привязкой их местоположения к системе координат производственного помещения.

Ключевые слова: мониторинг производственной деятельности, интернет вещей, микроконтроллер ESP8266, машинное зрение, нейронная сеть YOLO, разметка изображений.

Введение

На фоне Индустрии 4.0 и интеллектуального производства от компаний требуется повышенная эффективность и производительность, что заставляет искать новые подходы к управлению производственными процессами и контролю за работой сотрудников. Актуальность такой проблемы в том числе связана с анализом и предупреждением нарушений при выполнении своих трудовых обязанностей работниками, оценкой уровней производительности труда рабочих, оценкой степени загрузки производственного оборудования. В наше время один из способов мониторинга производственной деятельности основан на использовании современных технологий, таких как интернет вещей (*Internet of Things*, далее, IoT) и искусственный интеллект (*Artificial Intelligence*, далее AI). В рамках систем мониторинга должна осуществляться оценка, контроль объекта и управление его состоянием в зависимости от воздействия определенных факторов.

Данное исследование посвящено разработке комплексной системы мониторинга деятельно-

сти рабочего персонала при помощи микроконтроллера ESP8266 и камер с нейронной сетью YOLOv8. В перспективе данный комплекс предназначен для оценки эффективности работы сотрудников на основе анализа различных собираемых показателей. Цель данного исследования заключается в обосновании рабочей концепции создаваемого программно-аппаратного комплекса в виде действующего прототипа. В статье описываются основные этапы разработки системы, ее архитектура и принципы работы, представлено решение возникающих практических задач.

Известными подходами к решению проблемы контроля за производственной деятельностью сотрудников на предприятии является использование системы управления рабочим временем и учета рабочих задач [1, 2]. Другие исследования посвящены особенностям мониторинга производительности, позволяющего отслеживать эффективность сотрудников в режиме реального времени. Например, в [3] используются технологии обработки трехмерных траекторий движения рабочих, полученные

с помощью системы компьютерного зрения; в [4] используется система распознавания отдельных действий работников с помощью системы, использующей метод глубокого обучения на основе подхода «You Only Watched Once» (YOWO), аналогичный подход для мониторинга деятельности операторов в производственной сфере используется в работе [5]. В работах [6, 7] отслеживание действий рабочих производится с помощью различных носимых датчиков.

Материалы статьи представляют практическую ценность для специалистов, интересующихся вопросами проектирования систем, аналогичных описанной, вопросами научной организации труда, обработки данных.

Материалы и методы, положенные в основу разработки комплекса

Для контроля производственного оборудования в рамках данного исследования используется платформа EspHome (официальный сайт <https://esphome.io/>). Это система для управления устройствами IoT, выполненными на основе микроконтроллеров ESP8266 и ESP32, получившая широкое распространение в системах «умного дома» и промышленной автоматизации [8, 9]. Открытая платформа предоставляет простой и интуитивно понятный интерфейс для настройки и управления устройствами IoT, которые могут использоваться для контроля за производственными процессами.

Среди главных преимуществ, помимо простоты использования EspHome, можно выделить:

1) высокую производительность и эффективность работы, что позволяет создавать мощные системы управления IoT-устройствами;

2) открытый исходный код. EspHome распространяется под лицензией Apache 2.0, что позволяет пользователям свободно использовать и модифицировать его исходный код.

Для связи между устройствами IoT и сервером в проектируемой системе используется протокол MQTT (Message Queuing Telemetry Transport), позволяющий обмениваться сообщениями между устройствами по шаблону «издатель-подписчик» в условиях ограничения по пропускной способности канала. Особенности работы системы связи, построенной на MQTT и состоящей из сервера-издателя, сервера-брокера и одного или нескольких клиентов в прикладных исследованиях, могут быть почерпнуты, например, в [10]. В качестве сервера-брокера используется Mosquitto – свободно распространяемая реализация MQTT-брокера, которая обеспечивает надежную доставку сообщений между устройствами и сервером. Mosquitto позволяет об-

рабатывать большое количество сообщений и обеспечивает безопасность передачи данных с помощью протокола шифрования SSL/TLS. В конечном итоге, использование Mosquitto брокера позволит реализовать взаимодействие между устройствами IoT и сервером в реальном времени для мониторинга работы оборудования и деятельности сотрудников по ключевым параметрам.

В рамках работы проектируемой системы должны не только контролироваться технические параметры станочного оборудования, но и осуществляться наблюдение за сотрудниками. Для их идентификации используется алгоритм нейронной сети. Были рассмотрены такие популярные архитектуры, как YOLO и FASTER R-CNN. Проанализировав научные данные, представленные, например, в [11], было принято решение использовать нейронную сеть семейства YOLO в связи с необходимостью использования ее в системе реального времени, а именно YOLOv8 (You Only Look Once version 8) [12]. Это алгоритм компьютерного зрения, основанный на сверточных нейронных сетях глубокого обучения для высокоточной идентификации объектов на изображениях за один проход. YOLOv8 обладает высокой точностью и быстродействием благодаря использованию оптимизированных алгоритмов распознавания и вычислительным методам, таким как свертки и пулинг. Эффективность работы этой нейросети достигается за счет использования сетки, которая делит изображение на ячейки с дальнейшим предсказанием в каждой ячейке наличия объектов с их атрибутами (координаты, размер, класс). YOLOv8 использует предобученную нейронную сеть, которая была обучена на большом количестве изображений для обнаружения объектов. Затем, когда она получает изображение в режиме реального времени, модель применяется к каждой ячейке сетки и генерирует список обнаруженных объектов с их координатами и классами. В задачах распознавания объектов это семейство получило широкое распространение [13–17]. Более того, алгоритм может обрабатывать видеопотоки с высокой частотой кадров.

Результаты, полученные на этапе создания рабочего прототипа

Разработанная принципиальная схема программно-аппаратного комплекса представлена на рис. 1. Имеются четыре основных модуля, каждый из которых отвечает за определенный этап работы системы. Первый модуль отвечает за считывание данных со станочного оборудо-

вания и обеспечивает предварительный анализ данных, поступающих с устройств, с помощью EspHome. Второй модуль осуществляет идентификацию сотрудников и определение их расположения в пространстве производственного помещения (цеха). В нем используется YOLOv8 для детектирования объектов на изображениях и выделения лиц персонала. Третий модуль

осуществляет обработку данных, полученных от первых двух модулей. На основе этой информации в конечном итоге выполняется анализ и оценка эффективности работы персонала по заданным параметрам. Наконец, четвертый модуль – веб-интерфейс – обеспечивает общее управление системой и обработку всей информации в режиме реального времени.

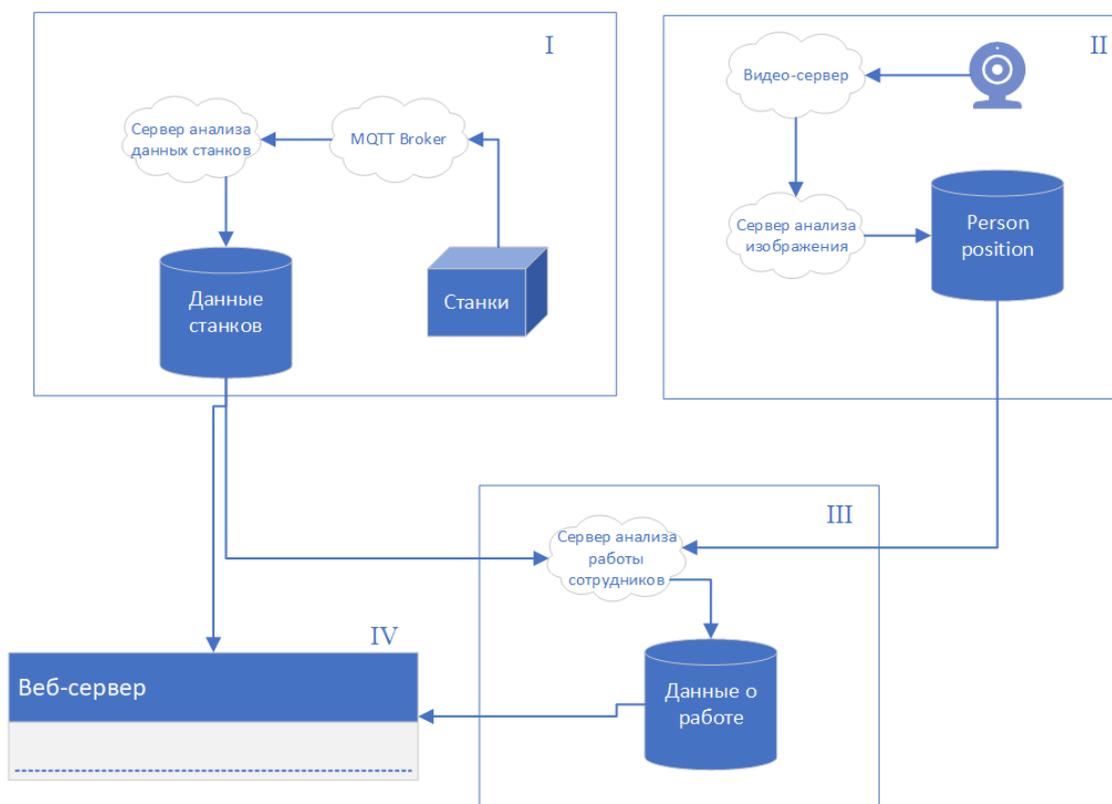


Рис. 1. Принципиальная схема программно-аппаратного комплекса

Fig. 1. Schematic diagram of the software and hardware unit

Рассмотрим подробнее особенности ключевых модулей.

Сбор данных от станочного оборудования

На рис. 2 представлена схема работы первого модуля. При выборе микроконтроллера был проведен сравнительный анализ двух вариантов, представленных в табл. 1. В связи с более низкой стоимостью и достаточной мощностью, был выбран ESP8266.

Он обладает широкими возможностями для подключения к различным датчикам и устройствам, что делает его идеальным для использо-

вания в проектах интернета вещей. Для сбора данных со станков микроконтроллер оснащается бесконтактным датчиком тока и микропрограммой-прошивкой EspHome. Он подключается к входной фазе станка, и с его помощью собираются данные об энергопотреблении оборудования. Схема подключения датчика к контроллеру показана на рис. 3. Далее полученные данные передаются на сервер по MQTT-протоколу с использованием вышеописанного Mosquittobroker в качестве посредника для обмена сообщениями между устройствами.

Таблица 1. Сравнение микроконтроллеров ESP8266 и ESP32

Table 1. Comparison of ESP8266 and ESP32 microcontrollers

Параметр	ESP8266	ESP32
Контроллер	Xtensa Single-core 32-bit L106	Xtensa Dual-Core 32-bit LX6 with 600 DMIPS
802.11 b/g/n Wi-Fi	HT20	HT40
Bluetooth	–	Bluetooth 4.2 and BLE
Typical Frequency	80 MHz	160 MHz
SRAM	–	+
Flash	–	+
GPIO	17	34
Hardware /Software PWM	None / 8 channels	None / 16 channels
SPI/I2C/I2S/UART	2/1/2/2	4/2/2/2
ADC	10-bit	12-bit
CAN	–	+
Ethernet MAC Interface	–	+
TouchSensor	–	+
TemperatureSensor	–	+(Старая версия)
Halleffectsensor	–	+
Working Temperature	–40... –125 °C	–40... –125 °C
Price	415 р.	715р.



Рис. 2. Схема зависимостей частей первого модуля

Fig. 2. Dependency diagram of the parts of the first module

Сервер-брокер выполняет сбор данных со всех подключенных станков и обеспечивает передачу информации в формате JSON как наиболее удобном способе представления

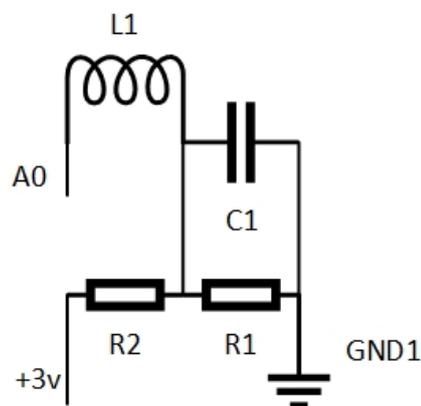


Рис. 3. Схема подключения датчика к ESP8266

Fig. 3. Scheme of connecting the sensor to the ESP8266

данных. В дальнейшем этот формат обеспечивает удобство обработки и анализ данных. Пример отправляемых данных представлен на рис. 4.

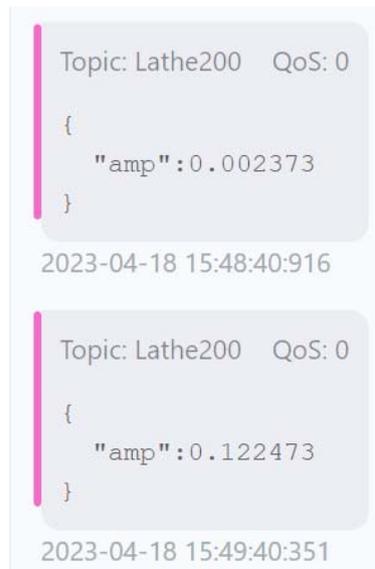


Рис. 4. Пример данных, полученных с сервера-брокера Mosquitto: Lathe200 – модель станка, QoS (Quality of Service) – параметр управления информационными пакетами, передаваемыми по сети

Fig. 4. An example of data received from the Mosquitto broker server: Lathe200 – a type of machine tool, QoS (Quality of Service) – parameter for managing information packets transmitted over the network

На этапе предварительной обработки данных используется сервер, написанный на языке Python [1818]. Он получает данные с сервера-брокера Mosquitto, на основе которых определяется текущее состояние станка. Виды таких состояний: станок выключен/включен, обрабатывается ли изделие, станок испытыва-

ет сильную или критическую нагрузку. Пример фактически полученных данных и разграничение зон представлен на рис. 5. Механизм «расшифровки» полученных диаграмм создается предварительно путем сравнения фактических состояний станка и зарегистрированных данных.

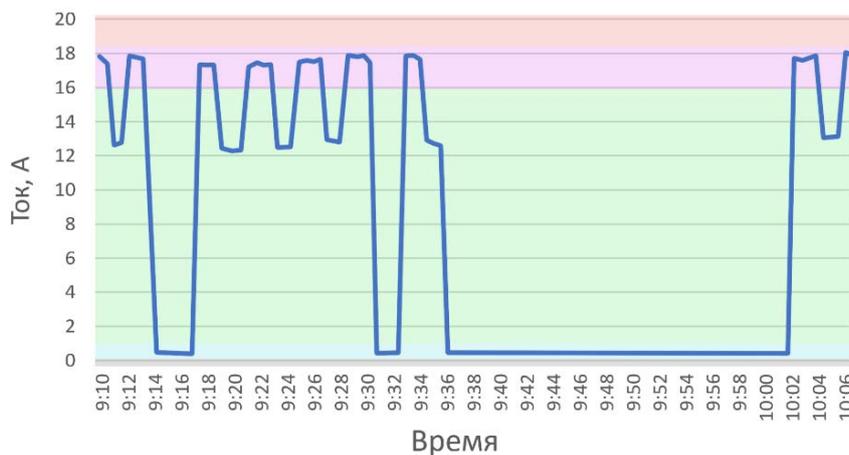


Рис. 5. Пример графика данных по току (по горизонтальной оси – отметки времени; по вертикальной – амплитуда сигнала)

Fig. 5. An example of a current data graph (horizontal axis – time stamps; vertical axis – signal amplitude)

Вся информация записывается в базу данных для последующего анализа.

В качестве базы данных используется объектно-реляционная PostgreSQL. Ее выбор обоснован высокой производительностью и надежностью при работе с большим объемом данных. Использо-

вание PostgreSQL позволяет эффективно хранить, организовывать и обрабатывать данные, полученные от считывающих устройств и сервера предварительной обработки данных. На рис. 6 приведен пример схемы таблиц базы данных, используемых в проекте, и их зависимости.

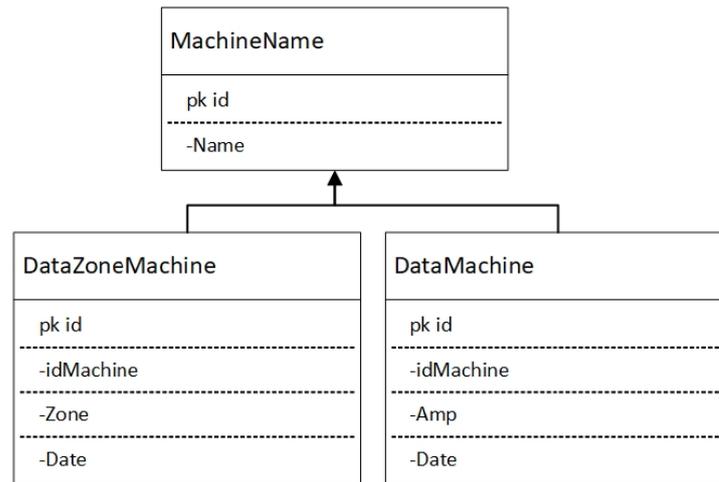


Рис. 6. Диаграмма базы данных

Fig. 6. Database diagram

Идентификация сотрудников

В контексте данного проекта для обучения нейронной сети необходимо подготовить набор данных, содержащий изображения, полученные в условиях различного освещения, от разных камер и отражающие особенности спецодежды рабочих. Пример разметки изображения, полученной программным способом, показан на рис. 7 и 8. На рис. 7 показано, как изображение размечается на кадре, а на рис. 8 – пример записи разметки в программе. Разметка кодируется по-

строчно. Первый параметр отвечает за классификацию, учитывающую группу, к которой относится объект. Другие параметры характеризуют координаты центра объекта, x , y , ширину и высоту соответственно. Единицы измерения взяты в процентах от размера кадра. Далее полученный набор данных размечается таким образом, что каждое изображение помечается тегами, указывающими на присутствие и положение человека на изображении. Разметка может быть выполнена как вручную, так и с помощью программы.

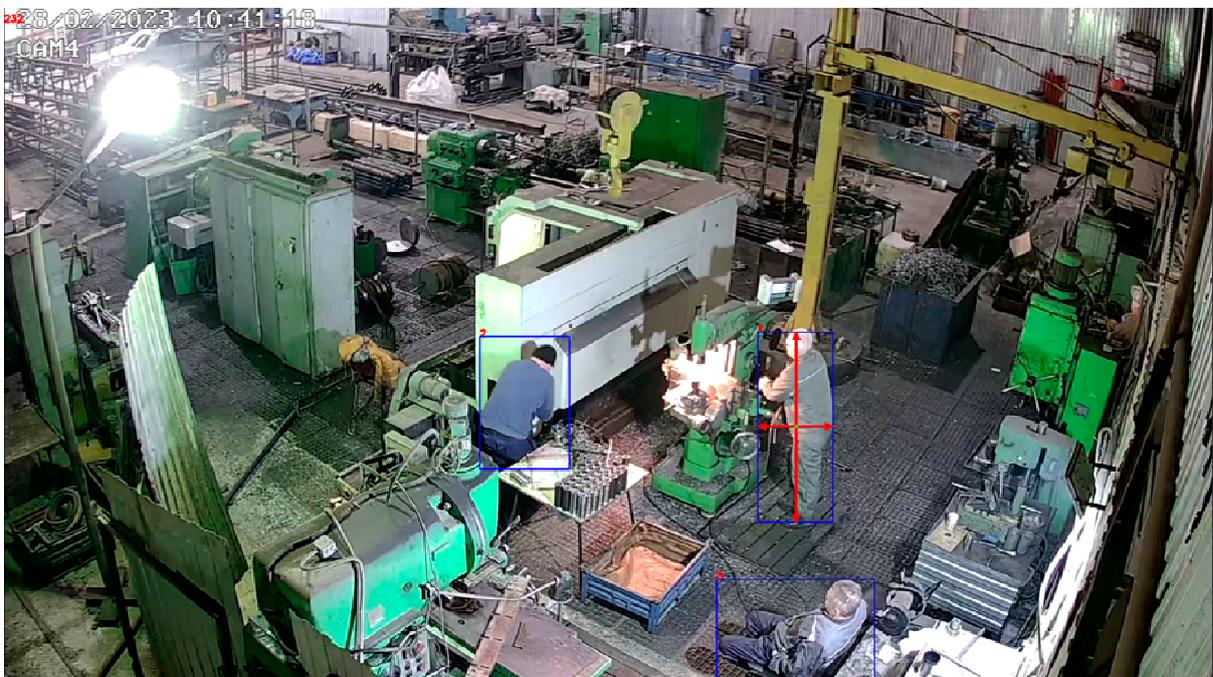


Рис. 7. Пример разметки кадра, содержащем идентифицируемые объекты

Fig. 7. An example of marking a frame containing identifiable objects

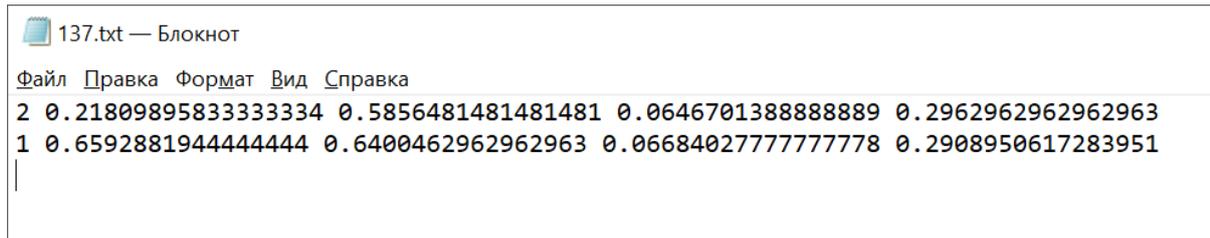


Рис. 8. Пример записи разметки (пояснения в тексте)

Fig. 8. An example of a markup entry (explanations in the text)

Обучение может занять длительное время и требует больших вычислительных мощностей, поэтому для этих целей использованы видеокарты с технологией CUDA [19]. Чтобы модель была обучаемая, ее нужно обучать на правильно размеченных данных, датасетах для обучения. Когда модель обучается на этих данных, она пытается найти оптимальные значения параметров модели, которые максимизируют точность предсказаний для задачи, решаемой моделью. Однако, если данные размечены некорректно, модель может обучиться на неправильных паттернах и производить предсказания на новых данных с низкой точностью. После завершения процесса обучения нейронная сеть может быть применена для идентификации сотрудников на изображениях, получаемых с помощью камеры видеонаблюдения.

Подобный описанному ниже механизм идентификации объектов используется в системах слежения, например, беспилотных летательных аппаратов [20]. Задача заключается в автоматическом обнаружении объектов в потоке изображений камеры с привязкой их местоположения в выбранной системе координат.

Механизм идентификации следующий. Нейронная сеть получает поток видео с видеосервера и предоставляет данные о том, какой сотрудник и в каком месте видео находится. С учетом этих данных координаты видео преобразуются в координаты плоскости цеха. Для переноса координат в плоскость цеха используется концепция опорных точек. Для этого на предварительно построенном плане цеха отмечаются точки. Далее эти же точки отмечаются на видео с камеры.

Обозначим точку на плоскости карты как $P_p(x_p, y_p, 0)$, у которой координата по оси Z равна нулю. Рис. 10 отображает пример расположения точек на карте. Точку на плоскости видео обозначим как $P_c(x_c, y_c, 1)$, у которой координата z может быть любой константой, например единица. На рис. 9 отображены точки на видеокадре. Между двумя точками задается уравнение прямой в пространстве в виде:

$$\frac{x - x_p}{x_c - x_p} = \frac{y - y_p}{y_c - y_p} = \frac{z - 0}{1 - 0}. \quad (1)$$

Рис. 11 содержит прямые линии в пространстве, связывающие соответствующие точки на карте и видеокадре. Из уравнения (1) получаем систему уравнений нахождения точек на плоскости карты, зная точки плоскости камеры.

$$\begin{cases} x = x_i - x_c + x_p, \\ y = y_i - y_c + y_p, \end{cases} \quad (2)$$

где $P_i(x_i, y_i, 1)$ точка координат сотрудника в плоскости камеры, полученная в результате работы нейронной сети.

Зная координаты сотрудника в плоскости камеры, находим промежуточные координаты сотрудника в плоскости карты с использованием уравнений ближайших опорных точек. Затем получаем интерполированное значение координат сотрудника относительно полученных значений координат карты из уравнения и длин отрезков точки сотрудника до опорных точек координат в плоскости камеры.

Получаемые данные по сотрудникам будут в дальнейшем использоваться для целей оценки их деятельности. Каждый сотрудник имеет свою определенную роль на производстве, которая зависит от его должности и задач, которые ему необходимо выполнить. Например, оператор ЧПУ станка должен находиться рядом со станком, чтобы контролировать процесс обработки материала и в случае необходимости оперативно вмешиваться. Маляр на участке покраски, скорее всего, будет заниматься покраской или подготовкой поверхностей для нанесения краски, поэтому его задача заключается в том, чтобы находиться рядом с участком покраски и выполнять свои обязанности на этом участке. Расположение сотрудников в цехе должно соответствовать особенностям их профессиональных обязанностей. В идеальном случае это способствует эффективности работы и уменьшает вероятность ошибок и задержек на производстве.

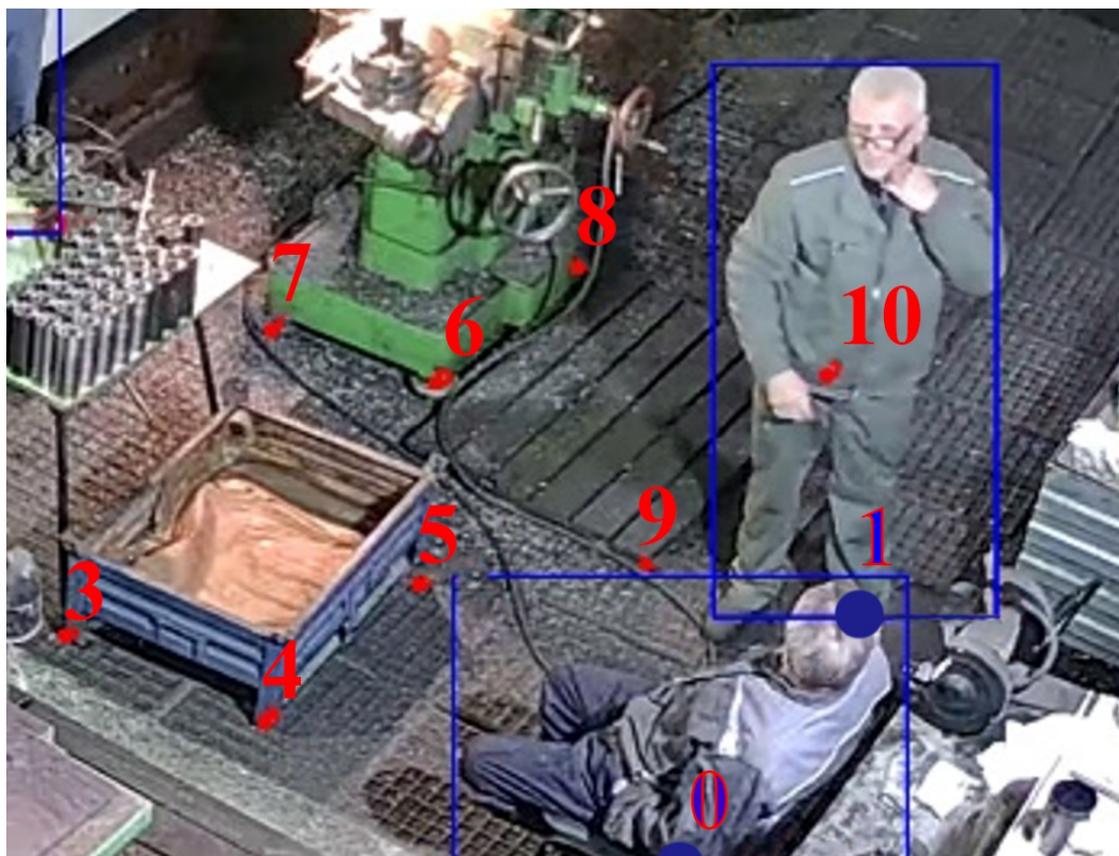


Рис. 9. Пример опорных точек на видео (точки красного цвета «привязаны» к характерным зонам объектов)
Fig. 9. An example of control points on the video (the red points are "attached" to the characteristic zones of objects)

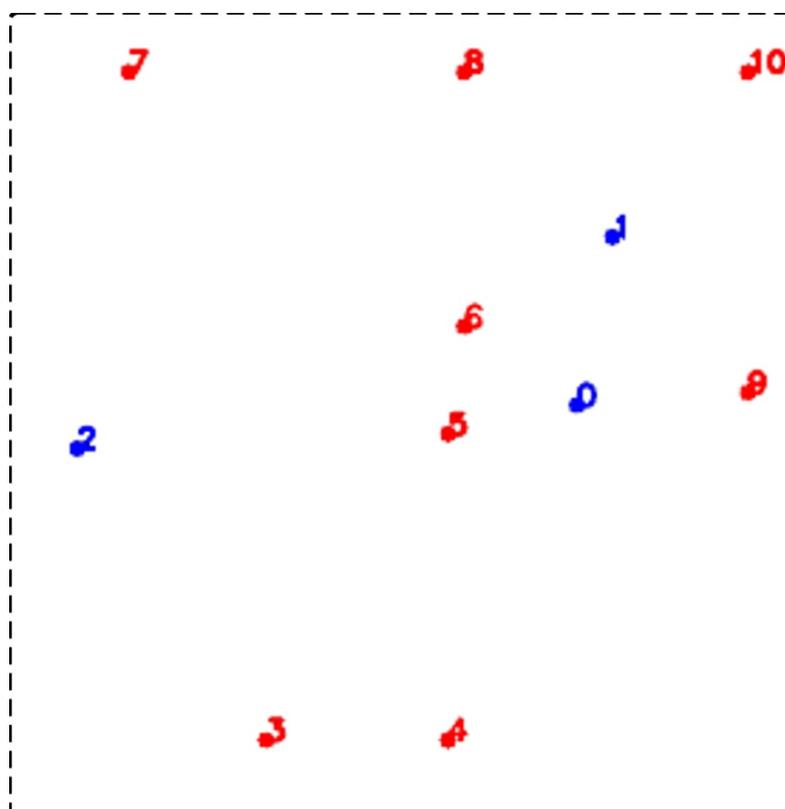


Рис. 10. Пример части карты опорных точек
Fig. 10. An example of part of a map of control points

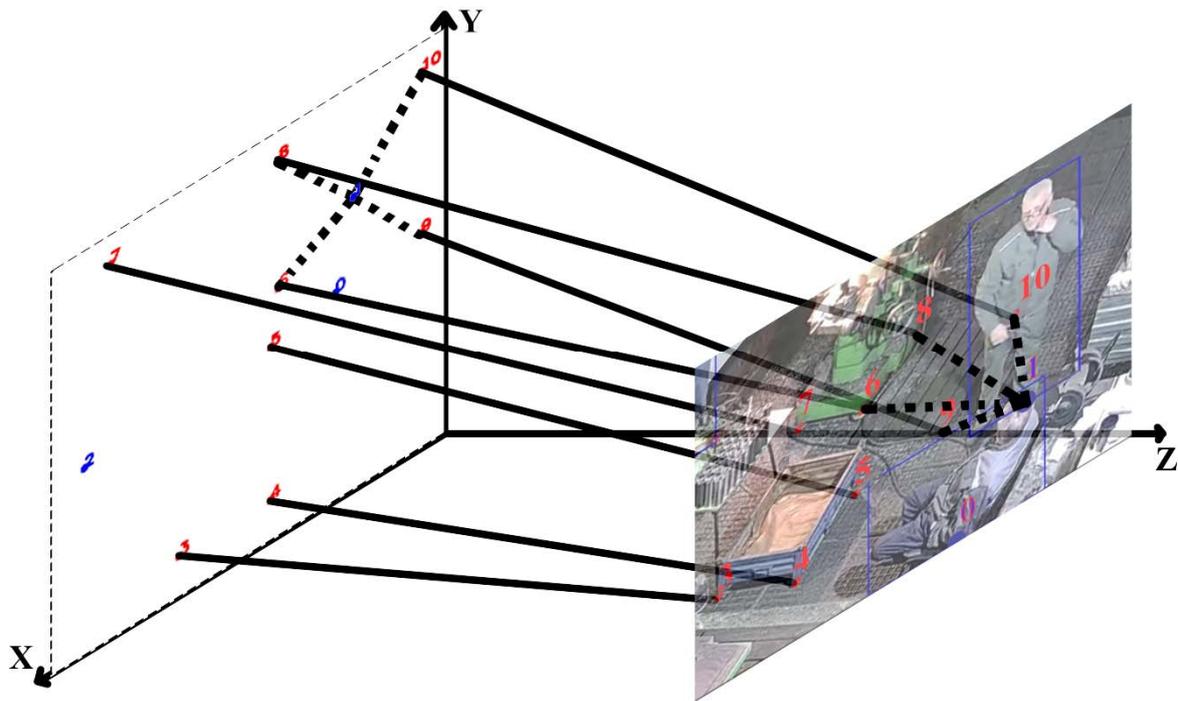


Рис. 11. Пример пространства координат опорных точек

Fig. 11. An example of the coordinate space of reference points

Программно-аппаратный комплекс позволяет анализировать данные о местонахождении сотрудников одновременно с техническим состоянием станочного оборудования. То есть анализ носит комплексный характер и будет направлен на оценку эффективности работы каждого сотрудника. Например, в перспективе этот анализ будет включать в себя оценку того, сколько людей находится на своих рабочих местах, сколько времени простаивают станки и в каких режимах они используются. Программная реализация данного этапа с выбором соответствующих показателей и оценкой взаимосвязи между ними является отдельной частью текущего исследования.

Заключение

Выполненные работы и проведение оценочных испытаний показали работоспособность системы мониторинга за эффективностью работы персонала производственного участка со станочным оборудованием. Использование современных технологий, получивших известность в области интернета вещей, таких как микроконтроллер ESP8266 и протокол передачи данных MQTT, позволяет накапливать структурированные данные и анализировать их в режиме реального времени. Также положение рабочего персонала осуществляется с помощью YOLOv8, и создается соответствующий набор

данных. Используя трансферное обучение для реализации автоматического распознавания, мониторинга и анализа данных небольшой выборки, предполагается, что точность распознавания предлагаемого метода превышает 96 %, а среднее отклонение времени выполнения действия составляет менее 1 с.

Пользователь может управлять системой через веб-интерфейс, используя его для просмотра информации о нагрузке на станки и местоположении сотрудников. Также пользователь может получать отчеты о работе станков и сотрудников за месяц. Администратор системы имеет возможность назначать роли для сотрудников и настраивать режимы работы станков в системе. Благодаря этому функционалу, пользователи системы могут эффективно анализировать и принимать управляющие воздействия для оптимизации режимами труда в организации. Конечно, до пуско-наладочных работ всего комплекса требуется еще определенное время, однако все поставленные задачи, связанные с проверкой гипотез работоспособности комплекса и обработки данных, решены. В перспективе необходимо выполнить полноценную настройку и обучение нейронной сети, ряд диагностических тестов, калибровку и определение параметров датчиков, а также испытания на надежность.

Библиографические ссылки

1. Skryhun N., & Nyzhnyk S. (2020). Time management as an important component of successful business activities. *MiddleEuropeanScientificBulletin*, 2, 13-15. DOI: 10.47494/mesb.2020.2.13.
2. Емельянович А. А., Коваль С. В., Галимова А. Н. Управление рабочим временем как способ повышения производительности труда // Вестник Кемеровского государственного университета. Серия: Политические, социологические и экономические науки. 2021. Т. 6, № 2. С. 208–218. DOI: 10.21603/2500-3372-2021-6-2-208-218.
3. Konstantinou, E., & Brilakis, I. (2019). Monitoring construction labour productivity by way of a smart technology approach. In «Proceedings of the Institution of Civil Engineers - Smart Infrastructure and Construction», 172, Article 2. DOI: 10.1680/jsmic.20.00014.
4. Cheng Min-Yuan, KhitamAkhmad F.K. & Tanto H.H. (2023). Construction worker productivity evaluation using action recognition for foreign labor training and education: A case study of Taiwan, *Automation in Construction*, vol. 150, article number 104809, DOI: 10.1016/j.autcon.2023.104809.
5. Jihong Yan & Zipeng Wang (2022). YOLO V3 + VGG16-based automatic operations monitoring and analysis in a manufacturing workshop under Industry 4.0. *Journal of Manufacturing Systems*, vol. 63, pp. 134-142. DOI: 10.1016/j.jmsy.2022.02.009.
6. Al Jassmi, H., Al Ahmad, M. & Ahmed, S. (2021). Automatic recognition of labor activity: a machine learning approach to capture activity physiological patterns using wearable sensors, *Construction Innovation*, vol. 21 no. 4, pp. 555-575. DOI: 10.1108/CI-02-2020-0018.
7. Ilin Igor, Shirokova Svetlana & Lepekhin Aleksandr (2018). IT Solution concept development for tracking and analyzing the labor effectiveness of employees. *E3S Web Conf.* vol. 33, article number 03007. DOI: 10.1051/e3sconf/20183303007.
8. Macheso P., Manda T. D., Chisale S., Dzipire N., Mlatho J. & Mukanyiligira D. (2021), Design of ESP8266 Smart Home Using MQTT and Node-RED. In «2021 International Conference on Artificial Intelligence and Smart Systems (ICAIS)», Coimbatore, India, pp. 502-505, DOI: 10.1109/ICAIS50930.2021.9396027.
9. Filipe L., Peres R. S. & Tavares R. M. (2021), Voice-Activated Smart Home Controller Using Machine Learning. In *IEEE Access*, vol. 9, pp. 66852-66863, DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3076750.
10. Hmissi F. & Ouni S. (2022). TD-MQTT: Transparent Distributed MQTT Brokers for Horizontal IoT Applications. In «2022 IEEE 9th International Conference on Sciences of Electronics, Technologies of Information and Telecommunications (SETIT)», Hammamet, Tunisia, pp. 479-486, DOI: 10.1109/SETIT54465.2022.9875881.
11. Тимошкин М. С., Миронов А. Н., Леонтьев А. С. Сравнение YOLOV5 и FASTERR-CNN для обнаружения людей на изображении в потоковом режиме // Международный научно-исследовательский журнал. 2022. № 6 (120). DOI: 10.23670/IRJ.2022.120.6.020.
12. Официальный репозиторий YOLOv8. URL: <https://github.com/ultralytics/ultralytics> (дата обращения: 13.01.2023).
13. Balakrishnan B., Chelliah R., Venkatesan M. & Sah C. (2022). Comparative Study On Various Architectures Of Yolo Models Used In Object Recognition. In «2022 International Conference on Computing, Communication, and Intelligent Systems (ICCCIS)», Greater Noida, India, pp. 685-690, DOI: 10.1109/ICCCIS56430.2022.10037635.
14. Li G., Song Z. & Fu Q. (2018). A New Method of Image Detection for Small Datasets under the Framework of YOLO Network. In «2018 IEEE 3rd Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC)», Chongqing, China, pp. 1031-1035, DOI: 10.1109/IAEAC.2018.8577214.
15. Redmon J., Divvala S., Girshick R. & Farhadi A. (2016). You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. In «2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)», pp. 779-788. DOI: 10.1109/CVPR.2016.91.
16. Филличкин С. А., Вологдин С. В. Применение нейронной сети YOLOv5 для распознавания наличия средств индивидуальной защиты // Интеллектуальные системы в производстве. 2022. Т. 20, № 2. С. 61–67. DOI: 10.22213/2410-9304-2022-2-61-67.
17. Ferdous M. & Ahsan S. M. M. (2022). PPE detector: a YOLO-based architecture to detect personal protective equipment (PPE) for construction sites. *PeerJ Comput. Sci.* 8:e999. DOI: 10.7717/peerj-cs.999.
18. Challapalli S. S. N., Kaushik P., Suman S., Shiva-hare B. D., Bibhu V. & Gupta A. D. (2021). Web Development and performance comparison of Web Development Technologies in Node.js and Python. In «2021 International Conference on Technological Advancements and Innovations (ICTAI)», Tashkent, Uzbekistan, pp. 303-307, DOI: 10.1109/ICTAI53825.2021.9673464.
19. Stoica G. V., Dogaru R. & Stoica E. C. (2014). Speeding-up image processing in reaction-diffusion cellular neural networks using CUDA-enabled GPU platforms. In «Proceedings of the 2014 6th International Conference on Electronics, Computers and Artificial Intelligence (ECAI)», Bucharest, Romania, pp. 39-42, DOI: 10.1109/ECAI.2014.7090162.
20. Leira F. S., Helgesen H. H., Johansen T. A. & Fossen T. I. (2021). Object detection, recognition, and tracking from UAVs using a thermal camera. *J Field Robotics*. vol. 38, pp. 242–267. DOI: 10.1002/rob.21985.

References

1. Skryhun N., & Nyzhnyk S. (2020). Time management as an important component of successful business activities. *MiddleEuropeanScientificBulletin*, 2, 13-15. DOI: 10.47494/mesb.2020.2.13.
2. Emelyanovich A.A., Koval S.V., Galimova A.N. [Working Time Management As A Way To Increase Labor Productivity]. *Vestnik Kemerovskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Politicheskie, sotsi-*

ologicheskie i ekonomicheskie nauki, 2021, vol. 6, no. 2, pp. 208-218 (in Russ.). DOI: 10.21603/2500-3372-2021-6-2-208-218.

3. Konstantinou, E., & Brilakis, I. (2019). Monitoring construction labour productivity by way of a smart technology approach. In «Proceedings of the Institution of Civil Engineers - Smart Infrastructure and Construction», 172, Article 2. DOI: 10.1680/jsmic.20.00014.

4. Cheng Min-Yuan, Khitam Akhmad F.K. & Tanto H.H. (2023). Construction worker productivity evaluation using action recognition for foreign labor training and education: A case study of Taiwan, *Automation in Construction*, vol. 150, article number 104809, DOI: 10.1016/j.autcon.2023.104809.

5. Jihong Yan & Zipeng Wang (2022). YOLO V3 + VGG16-based automatic operations monitoring and analysis in a manufacturing workshop under Industry 4.0. *Journal of Manufacturing Systems*, vol. 63, pp. 134-142. DOI: 10.1016/j.jmsy.2022.02.009.

6. Al Jassmi, H., Al Ahmad, M. & Ahmed, S. (2021). Automatic recognition of labor activity: a machine learning approach to capture activity physiological patterns using wearable sensors, *Construction Innovation*, vol. 21 no. 4, pp. 555-575. DOI: 10.1108/CI-02-2020-0018.

7. Ilin Igor, Shirokova Svetlana & Lepekhin Aleksandr (2018). IT Solution concept development for tracking and analyzing the labor effectiveness of employees. *E3S Web Conf.* vol. 33, article number 03007. DOI: 10.1051/e3sconf/20183303007.

8. Macheso P., Manda T. D., Chisale S., Dzupire N., Mlatho J. & Mukanyiligira D. (2021). Design of ESP8266 Smart Home Using MQTT and Node-RED. In «2021 International Conference on Artificial Intelligence and Smart Systems (ICAIS)», Coimbatore, India, pp. 502-505, DOI: 10.1109/ICAIS50930.2021.9396027.

9. Filipe L., Peres R. S. & Tavares R. M. (2021). Voice-Activated Smart Home Controller Using Machine Learning. In *IEEE Access*, vol. 9, pp. 66852-66863, DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3076750.

10. Hmissi F. & Ouni S. (2022), TD-MQTT: Transparent Distributed MQTT Brokers for Horizontal IoT Applications. In «2022 IEEE 9th International Conference on Sciences of Electronics, Technologies of Information and Telecommunications (SETIT)», Hammamet, Tunisia, pp. 479-486, DOI: 10.1109/SETIT54465.2022.9875881.

11. Timoshkin M. S., Mironov A. N., Leont'ev A. S. [Comparison of Yolo V5 and Faster R-Cnn for Detecting People in the Image in Streaming Mode]. *International Research Journal*. 2022. No. 6, Jun. (in Russ.). DOI: 10.23670/IRJ.2022.120.6.020.

12. Ofitsial'nyi repozitorii YOLOv8 [Official YOLOv8 repository] (in Russ.). Available at: <https://github.com/ultralytics/ultralytics> (accessed 13.01.2023).

13. Balakrishnan B., Chelliah R., Venkatesan M. & Sah C. (2022), Comparative Study On Various Architectures Of Yolo Models Used In Object Recognition. In «2022 International Conference on Computing, Communication, and Intelligent Systems (ICCCIS)», Greater Noida, India, pp. 685-690, DOI: 10.1109/ICCCIS56430.2022.10037635.

14. Li G., Song Z. & Fu Q. (2018), A New Method of Image Detection for Small Datasets under the Framework of YOLO Network. In «2018 IEEE 3rd Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC)», Chongqing, China, pp. 1031-1035, DOI: 10.1109/IAEAC.2018.8577214.

15. Redmon J., Divvala S., Girshick R. & Farhadi A. (2016), You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. In «2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)», pp. 779-788. DOI: 10.1109/CVPR.2016.91.

16. Filichkin S. A. & Vologdin S. V. (2022) [Using the YOLOv5 Neural Network to Recognize the Presence of Personal Protective Equipment]. *Intellektual'nyye sistemy v proizvodstve*. 2022, vol. 20, no. 4, pp. 61-67 (in Russ.). DOI: 10.22213/2410-9304-2022-2-61-67.

17. Ferdous M. & Ahsan S. M. M. (2022) PPE detector: a YOLO-based architecture to detect personal protective equipment (PPE) for construction sites. *PeerJ Comput. Sci.* 8:e999. DOI: 10.7717/peerj-cs.999.

18. Challapalli S. S. N., Kaushik P., Suman S., Shivahare B. D., Bibhu V. & Gupta A. D. (2021) Web Development and performance comparison of Web Development Technologies in Node.js and Python. In «2021 International Conference on Technological Advancements and Innovations (ICTAI)», Tashkent, Uzbekistan, pp. 303-307, DOI: 10.1109/ICTAI53825.2021.9673464.

19. Stoica G. V., Dogaru R. & Stoica E. C. (2014), Speeding-up image processing in reaction-diffusion cellular neural networks using CUDA-enabled GPU platforms. In «Proceedings of the 2014 6th International Conference on Electronics, Computers and Artificial Intelligence (ECAI)», Bucharest, Romania, pp. 39-42, DOI: 10.1109/ECAI.2014.7090162.

20. Leira F. S., Helgesen H. H., Johansen T. A. & Fossen T. I. (2021). Object detection, recognition, and tracking from UAVs using a thermal camera. *J Field Robotics*. vol. 38, pp. 242-267. DOI: 10.1002/rob.21985.

Software and Hardware Complex Development to Monitor Production Activities Based on the YOLOv8 Neural Network

A. M. Presnetsov, Master's Degree student, Kalashnikov Izhevsk State Technical University, Izhevsk, Russia

A. P. Tyurin, DSc in Engineering, Associate Professor, Kalashnikov Izhevsk State Technical University, Izhevsk, Russia

The article discusses the features of software and hardware complex development to monitor the efficiency of employees by means of an ESP8266 microcontroller and video cameras with a YOLOv8 neural network that meets the requirements of a "smart shop". The purpose of this study is to justify and evaluate the working concept of the created software and hardware complex in the form of a working prototype. Examples of current developments of similar monitoring systems realized within the paradigm of the Internet of Things, are given. However, the systems found in international practice focus on processing images of moving personnel only and do not analyze the technical parameters of the equipment this personnel work on. This study attempts to overcome this limitation. A schematic diagram of the system operation consisting of four key modules has been developed: a data collection module from machine-tools, an employee identification module, a primary data processing module, a web server with software application to manage the entire system in real time. The MQTT (Message Queuing Telemetry Transport) protocol is used for communication between devices and the server in the designed system to provide quality of data transmission under conditions of channel bandwidth limitations. Combined analysis of data from both machine-tools (control of the load of the electric motor) and the movement of workers in the space of the production room is proposed within the concept of developing such systems for the first time. Evaluation tests on the monitored data showed the operability of the entire complex, the problem of object automatic detection in the camera image flow and their location within the coordinate system of the production room was solved.

Keywords: monitoring of production activities, Internet of Things, ESP8266 microcontroller, machine vision, YOLO neural network, image markup.

Получено: 18.05.23

Образец цитирования

Преснецов А. М., Тюрин А. П. Разработка программно-аппаратного комплекса для мониторинга производственной деятельности с использованием нейросети YOLOv8 // Интеллектуальные системы в производстве. 2023. Т. 21, № 2. С. 140–151. DOI: 10.22213/2410-9304-2023-2-140-151.

For Citation

Presnetsov A.M., Tyurin A.P. [Software and hardware complex development to monitor production activities based on the YOLOv8 neural network]. *Intellektual'nye sistemy v proizvodstve*. 2023, vol. 21, no. 2, pp. 140-151 (in Russ.). DOI: 10.22213/2410-9304-2023-2-140-151.