

Разработка и исследование программного обеспечения для контроля использования средств индивидуальной защиты на предприятии

И.Н. Томилов, Е.Е. Истратова, М.А. Киреенко

Аннотация — В статье приведены результаты разработки и исследования программного обеспечения для контроля использования средств индивидуальной защиты на предприятии. Данное решение было спроектировано на основе применения нейронных сетей и технологии компьютерного зрения. Для определения эффективности спроектированной модели было проведено обучение и тестирование на наборе данных, включавшем 1644 изображения различных видов средств индивидуальной защиты (каска, перчаток, жилетов и штанов), поделенных на 4 класса. Обучение модели производилось на протяжении 152 эпох. Результаты исследования продемонстрировали высокую эффективность предложенного комплексного подхода в решении задач автоматизации процесса мониторинга за использованием средств индивидуальной защиты на предприятии. Разработанное программное обеспечение позволяет производить мониторинг за использованием средств индивидуальной защиты со средней точностью более 94% в режиме реального времени для движущихся и статичных объектов и имеет возможность распознавания широкого спектра средств индивидуальной защиты, к которым относятся: каски, защитные жилеты, маски, перчатки, специальная одежда. Таким образом, готовый программный продукт может быть использован в различных отраслях промышленности, включая: строительство, машиностроение, химическую промышленность, металлургию, энергетику.

Ключевые слова — машинное обучение, компьютерное зрение, средства индивидуальной защиты, обнаружение объектов, нейронные сети.

I. ВВЕДЕНИЕ

Средства индивидуальной защиты представляют собой сложную, многоуровневую систему, направленную на сохранение здоровья и жизни работников в различных производственных условиях. Современные исследования в области здравоохранения показывают, что корректное использование средств индивидуальной защиты играет решающую роль в предотвращении профессиональных заболеваний, особенно в условиях повышенного риска инфицирования [1]. Несмотря на это, невыполнение требований по применению средств индивидуальной

защиты до сих пор остается одной из основных причин производственного травматизма. Так, согласно исследованию [2], только 64% работников правильно используют средства индивидуальной защиты, что создает серьезные риски для безопасности и здоровья сотрудников. При этом традиционные методы оценки использования средств индивидуальной защиты, основанные на визуальном контроле специалистами, являются дорогостоящими и недостаточно эффективными из-за субъективности оценки и не оптимальных условий наблюдения [3].

Современные методы контроля за использованием средств индивидуальной защиты активно развиваются и претерпевают значительные изменения. Наиболее перспективным в этом направлении является применение технологии компьютерного зрения, отличающейся высокой точностью определения правильного использования защитных средств и достигающей показателей эффективности более 97% [4-6], что особенно важно в условиях масштабных производств и строительных площадок, где ручной контроль затруднен. Постоянно растущие требования к безопасности на предприятиях и эффективности систем компьютерного зрения обуславливают необходимость создания инновационных алгоритмов и программных решений для обнаружения объектов специального класса на изображениях [7]. Развитие технологий машинного обучения, в частности, нейронных сетей архитектуры You Only Look Once (YOLO), открывает новые возможности для распознавания и классификации объектов в различных производственных и социально значимых областях [8]. Таким образом, разработка программного обеспечения на основе нейронных сетей и технологии компьютерного зрения является актуальной и востребованной задачей.

Целью работы являлась разработка программного обеспечения для контроля использования средств индивидуальной защиты. Для достижения указанной цели были выполнены следующие задачи: проведение анализа предметной области и существующих подходов к обнаружению объектов специального класса; проектирование архитектуры программного обеспечения; разработка алгоритма обнаружения и классификации объектов; разработка программного обеспечения; подготовка и разметка обучающей выборки; обучение и тестирование нейронной сети; проведение комплексного исследования разработанного программного решения. Разработка программного

Статья получена 24 августа 2025 г.

Томилов Иван Николаевич, Новосибирский государственный технический университет, Россия (e-mail: tomilov@corp.nstu.ru).
Истратова Евгения Евгеньевна, Новосибирский государственный технический университет, Россия (e-mail: istratova@mail.ru).
Киреенко Михаил Андреевич, Новосибирский государственный технический университет, Россия (e-mail: mikhail.lol.03@gmail.com).

обеспечения ориентирована на решение следующих задач: обнаружение и классификации объектов в различных сферах, включая промышленную безопасность, мониторинг использования средств индивидуальной защиты, автоматизацию процессов контроля и управления за применением средств индивидуальной защиты на промышленных предприятиях. Таким образом, работа направлена на решение задачи создания эффективного алгоритмического и программного обеспечения для обнаружения объектов специального класса на изображениях с использованием машинного обучения. Данное решение будет полезно промышленным предприятиям, где критически важно обеспечивать безопасность сотрудников и предотвращать производственный травматизм. Внедрение системы позволит автоматизировать процессы мониторинга безопасности и повысить эффективность контроля за использованием специального оборудования.

II. АНАЛИЗ СУЩЕСТВУЮЩИХ РЕШЕНИЙ

Разрабатываемое программное обеспечение для обнаружения объектов специального класса на изображении имеет аналоги, которыми являются информационные системы и программно-аппаратные комплексы для распознавания средств индивидуальной защиты. В качестве наиболее близких по функциональному назначению были изучены следующие программные продукты [9].

Система распознавания средств индивидуальной защиты на основе архитектуры нейронной сети YOLOv3 [10] представляет собой программное решение, принципиальной особенностью архитектуры которого является возможность осуществления классификации и локализации объектов в рамках одного алгоритма вычисления, что значительно повышает эффективность анализа. Процесс исследования включает несколько ключевых этапов подготовки и обработки данных. Первоначально должны быть собраны видеоматериалы с предприятия, что обеспечивает максимальную репрезентативность выборки и максимальное приближение к производственным искусственным сценариям. Особое внимание при разработке данного программного продукта было уделено процессу разметки изображений с помощью специализированного инструмента LabelImg. Исследование системы было проведено на основе 800 изображений, что позволило обеспечить высокое качество подготовки данных. Унификация размера изображений до 416×416 пикселей создала однородную среду для обучения нейронной сети. Методология обучения предусматривала классический подход к распределению данных, а именно 80% изображений использовались для обучения модели, а 20% – для тестирования и валидации полученных результатов. Классификация объектов была реализована по двум основным классами, «head» (без каски) и «helmet» (в каске). Таким образом, бинарная классификация позволила четко идентифицировать наличие или отсутствие защитного оборудования. Результаты

исследования продемонстрировали высокую точность распознавания в диапазоне от 90 до 97.7%. Несмотря на высокие показатели точности распознавания средств индивидуальной защиты, в данной системе есть следующие ограничения: модель ориентирована на статические изображения и имеет ограниченный список классов средств индивидуальной защиты.

Авторами [11] был предложен подход к обнаружению средств индивидуальной защиты на основе архитектуры нейронной сети YOLOv4. Данное исследование отличается от предыдущего более широким охватом классов распознаваемых объектов и масштабным набором данных для обучения. Процесс исследования включал формирование обучающей выборки, состоящей из 2605 изображений для тренировки, 114 изображений для валидации и 82 изображения для финального тестирования, это обеспечило репрезентативность данных для обучения нейронной сети. Оптимизация параметров обучения осуществлялась с использованием стохастического градиентного спуска (SGD) со скоростью обучения 0.01. Особое внимание было уделено группировке параметров модели по трем категориям: веса без затухания, веса с затуханием и смещения. Такой подход позволил применить различные стратегии регуляризации для предотвращения переобучения модели. Детальный анализ результатов обучения показал различия в эффективности распознавания разных классов средств индивидуальной защиты. Наивысшие показатели точности были достигнуты при распознавании промышленного оборудования 93.6%, масок 91.8% и защитных жилетов — 90.7%. Средние показатели продемонстрировали классы защитных конусов 87.2%, защитных касок 85.6% и людей 83.2%. Более низкие результаты были получены при распознавании отсутствия защитных элементов: отсутствие каски 73.1%, отсутствие защитного жилета 77.8% и отсутствие маски 66.9%. Наименьшую точность показало распознавание наличия или отсутствия государственных номеров транспортных средств 60.1%. При анализе кривых точности–полноты было выявлено, что модель демонстрирует высокую устойчивость при распознавании основных средств защиты, сохраняя баланс между точностью и полнотой даже при высоких значениях порога уверенности. Кривые достоверности точности показали, что по мере увеличения порога модели точность распознавания большинства классов значительно возрастает, достигая максимальных значений при пороге 95%. Особый интерес представляют F1–кривые достоверности, которые показали баланс между точностью и полнотой распознавания. Их анализ подтвердил, что оптимальное значение находится в диапазоне 40–60%, при этом достигается наилучший компромисс между количеством правильно распознанных объектов и количеством ложных срабатываний. При этом общий показатель F1–score для всех классов достиг значения 81%, что свидетельствует о хорошей сбалансированности модели. Несмотря на то, что архитектура YOLOv4 способна эффективно решать задачу распознавания множества

классов средств индивидуальной защиты, необходима дополнительная оптимизация для улучшения точности распознавания некоторых классов объектов.

В исследовании [12] было описано применение нейронной сети YOLOv5 для расширенного распознавания средств индивидуальной защиты у персонала на предприятиях. Процесс обучения нейронной сети включал следующие ключевые этапы:

- 1) извлечение признаков, то есть пиксели изображений рассматривались как признаки, по которым нейронная сеть могла выявлять закономерности;
- 2) для обучения с учителем был сформирован набор размеченных изображений, на которых объекты были выделены ограничивающими рамками;
- 3) нейронная сеть обучалась сопоставлять входные признаки изображения с соответствующими метками (о наличии или отсутствии средств индивидуальной защиты);
- 4) обученная нейронная сеть применялась для распознавания средств индивидуальной защиты на тестовых изображениях, основной метрикой эффективности служила средняя точность.

Результаты исследования показали, что разработанная интеллектуальная система работает с точностью в среднем 70%, определяя наличие или отсутствие таких средств индивидуальной защиты, как: каски, маски, специальная одежда, а также неправильное ношение масок. Точность распознавания касок находилась в диапазоне 80–89%, масок – 97%, отсутствия касок – 90%, специальной одежды – от 12 до 94%. Стоит отметить, что в данной системе предусмотрено 6 классов, при исследовании были проанализированы 2973 статических изображения.

В работе [13] целью являлось повышение эффективности мониторинга техники безопасности на опасных предприятиях с использованием нейронной сети YOLOv8. Для этого было рассмотрено применение последней, на тот момент версии нейронной сети YOLOv8. Предложенный алгоритм характеризуется высокой точностью и функциональностью по сравнению с предыдущими версиями. Архитектура YOLOv8 использует одношаговую детекцию, полностью сверточные слои и многомасштабную детекцию, что позволяет достигать оптимального баланса между скоростью и точностью работы. Процесс разработки и обучения системы включал следующие этапы:

- 1) сбор и подготовка датасета из примерно 1000 изображений, находящихся в открытых источниках, с последующей ручной разметкой;
- 2) обучение модели на основе предобученной YOLOv8 с замороженными слоями, за исключением последних слоев, которые были дообучены на подготовленном датасете;
- 3) оптимизация параметров модели в течение 117 эпох обучения на мощностях Google Colaboratories с GPU Tesla T4.

Анализ эффективности модели показал следующие

результаты: F1–мера равна 0.704, что свидетельствует о высокой точности модели при классификации объектов; Precision равна 0.696, что демонстрирует низкий уровень ложных срабатываний; Recall равна 0.587, что указывает на способность модели находить большую часть релевантных объектов; средняя точность модели машинного обучения увеличивается со временем и на 117 эпохе точность достигла 0.682. Модель продемонстрировала высокие показатели в определении наличия защитных касок (145 правильных классификаций из 155 примеров) и защитных жилетов (94 правильных классификации из 100 примеров). Также система показала минимальное количество ошибок при идентификации людей, неправильно классифицировав только 2 случая из 169.

Система видеонаблюдения CenterVision для контроля за использованием средств индивидуальной защиты на промышленных предприятиях основана на технологии компьютерного зрения и нейронных сетях [14]. Принцип работы системы заключается в анализе видеопотока с камер, установленных на производственных объектах. Видеоданные поступают в программное ядро системы, где нейросетевые алгоритмы обрабатывают каждый кадр, детектируя наличие или отсутствие средств индивидуальной защиты у сотрудников. Области применения системы включают: промышленные предприятия, строительные площадки, логистические терминалы и другие объекты, где строго регламентировано использование средств индивидуальной защиты. Однако для внедрения данной системы необходимо наличие качественной инфраструктуры (камеры, серверы, стабильный Интернет), кроме того, данная система не имеет настройки под специфические средства индивидуальной защиты, например, редкие виды спецодежды. Таким образом, CenterVision демонстрирует высокую эффективность при автоматизации контроля за соблюдением норм безопасности, превосходя по точности многие аналогичные решения, однако ее внедрение целесообразно на крупных предприятиях с развитой ИТ-инфраструктурой.

Согласно источнику [15], компания СМП Роботикс предлагает инновационный подход к контролю за использованием средств индивидуальной защиты с помощью автономных мобильных роботов. Данное решение предназначено для предприятий с динамичной средой, где требуется постоянное перемещение по территории, таких как: крупные производственные цеха, логистические комплексы или строительные площадки. Ключевым элементом системы является мобильный робот, оснащенный PTZ–камерой (Pan–Tilt–Zoom), которая обеспечивает обзор в радиусе до 50 метров. Благодаря возможностям поворота и масштабирования, камера способна отслеживать движущихся сотрудников, фиксируя нарушения в режиме реального времени. Анализ видеоданных осуществляется с помощью нейросетевых алгоритмов, размещенных на локальном сервере предприятия или в облачной инфраструктуре. Программное обеспечение робота позволяет распознавать широкий спектр средств индивидуальной

защиты, включая: каски, защитные очки, перчатки, спецодежду и страховочные привязи. Точность распознавания составляет 80%, что несколько ниже стационарных аналогов, но компенсируется мобильностью и гибкостью применения. Ограничения системы связаны с зависимостью от качества связи и условий освещения, а также необходимостью регулярного обслуживания подвижных механизмов.

Разработанный в рамках концепции цифровизации железной дороги, программно-аппаратный комплекс «Автоматическое распознавание средств индивидуальной защиты» (АРСИЗ) представляет собой специализированное решение для автоматизированного контроля соблюдения требований безопасности на объектах ОАО «Российские железные дороги» [16]. Технологической основой решения выступает алгоритм компьютерного зрения, работающий в полностью автономном режиме. Система обеспечивает непрерывный контроль за использованием средств индивидуальной защиты персоналом, работающим на железнодорожных путях и сопутствующих объектах, где традиционные методы визуального контроля оказываются недостаточно эффективными. Особенностью АРСИЗ является его специализированная адаптация к условиям железнодорожной инфраструктуры. Комплекс учитывает такие специфические факторы, как работа в условиях плохой видимости, наличие вибраций, необходимость распознавания объектов на большом расстоянии. Точность распознавания системы составляет 80%, что является достаточно высоким показателем для столь сложных условий эксплуатации. К ограничениям системы можно отнести ее узкоспециализированную направленность – изначальная разработка велась с учетом особенностей именно железнодорожной отрасли, что может затруднять адаптацию комплекса к другим промышленным объектам. Кроме того, АРСИЗ требует качественной инфраструктуры для размещения оборудования и может быть чувствителен к экстремальным погодным условиям.

На основе данных, полученных в ходе выполнения сравнительного анализа описанных аналогов, можно сделать следующие выводы. Исследования демонстрируют эволюционный путь развития методов распознавания средств индивидуальной защиты, начиная от простой бинарной классификации изображений и заканчивая сложными многоклассовыми системами. Каждая последующая версия архитектуры YOLO показывает расширение функциональных возможностей и более гибкую способность к детекции объектов. Промышленные системы, такие как CenterVision, обладают более высокой точностью распознавания (до 98%), но требуют значительных ресурсов для внедрения.

Несмотря на некоторое снижение средней точности с увеличением количества классов, модели демонстрируют высокую эффективность в распознавании основных средств защиты, таких как: каски, маски и защитные жилеты. Наиболее высокие результаты находятся в диапазоне от 80% до 97%.

Особого внимания заслуживает последняя версия YOLOv8, которая, хотя и показывает более низкую общую точность (68.2%), демонстрирует отличные результаты в определении конкретных классов средств индивидуальной защиты: 93.5% точности при определении защитных касок (145 из 155 случаев) и 94% для защитных жилетов (94 из 100 случаев). Кроме того, модель показала высокую точность при идентификации людей с ошибкой всего в 1.2% (2 ошибки из 169 случаев). Существенными ограничениями первых аналогов являются возможность работы лишь со статическими изображениями и сложности в распознавании некоторых классов объектов, следствием которых становится низкая точность распознавания. Проведенный сравнительный анализ показал устойчивый прогресс в области распознавания средств индивидуальной защиты с использованием нейронных сетей архитектуры YOLO, подтверждая перспективность данного направления для обеспечения безопасности на производстве.

Таким образом, на основе проведенного анализа предметной области и существующих подходов к распознаванию средств индивидуальной защиты с использованием нейронных сетей архитектуры YOLO были сформулированы ключевые цели и задачи разработки программного обеспечения. Основная цель разработки программного обеспечения заключается в автоматизации процесса мониторинга за использованием средств индивидуальной защиты на основе технологии компьютерного зрения.

III. РАЗРАБОТКА ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ

Первым этапом разработки программного обеспечения стало проектирование его архитектуры (рис. 1), включающей четыре основных модуля, взаимодействующих между собой. К ним относятся следующие: модуль для управления данными, модуль для обработки видео и обнаружения средств индивидуальной защиты, модуль для взаимодействия с пользователями и модуль, отвечающий за бизнес-логику системы.

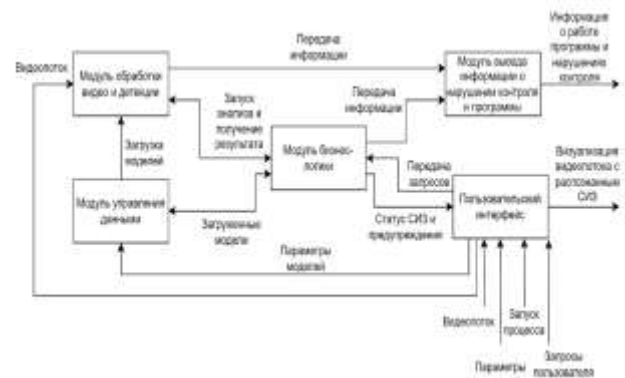


Рисунок 1 – Архитектура программного обеспечения

Модуль для управления данными обеспечивает работу с моделями обнаружения средств индивидуальной защиты и RTSP-потоками, а также их валидацию. Его ключевыми функциями являются

хранение, загрузка и обновление информации о моделях детекции и RTSP-потоках. Данный модуль состоит из следующих основных классов:

- 1) `ModelStorage` отвечает за хранение и управление данными о моделях детекции (YOLO, Pose и др.);
- 2) `RtspStorage` управляет данными о RTSP-потоках, включая их URL и связанные модели;
- 3) `ModelHandler` обеспечивает загрузку, валидацию и активацию моделей;
- 4) `ModelManager` координирует взаимодействие между интерфейсом и хранилищами данных.

Реализация перечисленных классов включает следующие основные мероприятия: инициализация, добавление модели, активация модели и управление RTSP-потоками. Инициализация, в свою очередь, состоит из выполняемых классов: `ModelStorage` и `RtspStorage`, которые работают с базой данных (SQLite); `ModelHandler`, который загружает доступные модели из `ModelStorage`.

Добавление модели выполняется следующим образом. Сначала пользователь выбирает папку с файлами модели (.pt, .yaml). Затем класс `ModelHandler` копирует файлы в рабочую директорию и добавляет запись об этом в `ModelStorage`. Активация модели выполняется следующим образом. Пользователь выбирает модель в интерфейсе; затем класс `ModelManager` запрашивает загрузку модели через `ModelHandler`; далее идет проверка файлов и загрузка модели в `YOLODetector`. Управление RTSP-потоками осуществляется следующим образом. Пользователь добавляет RTSP-поток через интерфейс. `RtspStorage` проверяет URL потока и сохраняет данные. При запуске потока `VideoProcessor` использует связанную модель. Таким образом, модуль управления данными обеспечивает надежное хранение и эффективное взаимодействие между всеми компонентами системы.

Модуль для обработки видео и обнаружения средств индивидуальной защиты является ключевым компонентом разработанного программного обеспечения. Он обеспечивает обработку видео, детекцию объектов, анализ позы человека и визуализацию результатов. Таким образом, его основная функция заключается в возможности анализа поступающего видеопотока в режиме реального времени с целью обнаружения в нем объектов, определения ключевых точек на них и детекции средств индивидуальной защиты. Система состоит из следующих классов:

- 1) `VideoProcessor` управляет видеопотоком, синхронизацией кадров и передачей данных между скриптами;
- 2) `FrameProcessor` обрабатывает каждый кадр, применяя модели детекции и формируя результаты;
- 3) `DetectionController` координирует работу детекторов (YOLO, Pose, SIZ);
- 4) `InputHandler` обеспечивает загрузку, валидацию и оптимизацию видеоизображений с различных источников (камера, файл, RTSP-поток);

- 5) `DetectionDrawer` визуализирует результаты детекции (bounding boxes, ключевые точки, отсутствующие средства индивидуальной защиты).

Реализация перечисленных классов в модуле включает в себя три базовых этапа: инициализация, обработка кадра и визуализация с выводом отчета. Процесс инициализации, в свою очередь, состоит из следующих подэтапов:

1. `DetectionController` создает экземпляры детекторов: `YOLODetector` для обнаружения объектов, `PoseDetector` для определения ключевых точек, `SIZDetector` для проверки наличия или отсутствия средств индивидуальной защиты.
2. `InputHandler` настраивает источник видео (камера, файл, RTSP-поток) и проверяет его доступность.
3. `VideoProcessor` запускает таймер для обработки кадров и связывает сигналы для отображения результатов.

Обработка кадра выполняет задачи по передаче кадров в `VideoProcessor`, отправке кадров в `FrameProcessor`, который использует `YOLODetector` для обнаружения объектов, `PoseDetector` для определения ключевых точек на них и `SIZDetector` для проверки наличия средств индивидуальной защиты. Результаты работы передаются в `DetectionDrawer` для дальнейшей визуализации.

Визуализация и вывод отчетов выполняются при помощи `DetectionDrawer`, который рисует на изображении ключевые точки и области отсутствующих средств индивидуальной защиты. При этом обработанный кадр преобразуется в `QImage` и передается в интерфейс через сигнал `update_frame`. В результате разработанный модуль обеспечивает точное обнаружение объектов и анализ видеопотока, что позволяет системе в целом эффективно контролировать соблюдение требований к применению средств индивидуальной защиты на предприятии.

Модуль для вывода информации о нарушении правил применения средств индивидуальной защиты представляет собой гибкое и надежное решение для записи событий и ошибок, возникающих в процессе работы программного обеспечения. Данный модуль был реализован при помощи шаблона таким образом, что в программе предусмотрен только один экземпляр логгера, что позволяет обеспечить единообразие формата и место для хранения логов. При любом обращении к данному модулю возвращается один и тот же экземпляр класса, что позволяет исключить возможность создания нескольких логгеров с разными настройками, также логгер инициализируется при первом вызове для оптимизации использования ресурсов. Реализация модуля вывода информации решает следующие задачи по отслеживанию всех изменений программного кода, по обеспечению надежности при создании директорий, по осуществлению поддержки формата UTF-8.

Модуль бизнес-логики является связующим звеном

между интерфейсом пользователя и системой обработки данных, он отвечает за управление состоянием приложения, координацию работы всех компонентов и обработку пользовательских команд. Данный модуль состоит из следующих основных классов:

- 1) MainController представляет собой центральный координатор, управляющий всеми компонентами приложения;
- 2) ProcessingManager отвечает за управление процессом обработки видео, включая запуск, остановку и валидацию источников данных;
- 3) RtspManager управляет RTSP-потоками, включая их добавление, удаление и валидацию;
- 4) ThemeManager контролирует внешний вид приложения, включая переключение между светлой и темной темами;
- 5) UIStateManager управляет состоянием элементов интерфейса, блокируя или разблокируя их в зависимости от контекста.

Перечисленные классы в модуле состоят из трех ключевых этапов: запуск обработки видео, переключение темы и добавление RTSP-потока. Таким образом, модуль бизнес-логики обеспечивает гибкое и надежное управление всеми аспектами работы приложения. Взаимодействие между модулями организовано так, чтобы минимизировать задержки и обеспечить стабильную работу даже при высокой нагрузке.

IV. ИССЛЕДОВАНИЕ ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ

Для работы с изображениями с целью контроля наличия средств индивидуальной защиты на сотрудниках промышленных предприятий была применена программная платформа Roboflow, в которой был сформирован отдельный проект для маркировки набора данных. Тестовый набор включал 1644 фотографий различных видов средств индивидуальной защиты (каска, перчаток, жилетов и штанов), поделенных на 4 класса. Каждое изображение было размечено вручную, на нем были выделены области, содержащие определенные объекты, которым были присвоены соответствующие классы, например, «каска», «очки» и т. д.). После разметки набор данных был разделен на три части: тренировочную, валидационную и тестовую в соотношении 70:20:10. Таким образом, 70% данных использовалось для обучения модели, 20% изображений – для проверки ее качества в процессе настройки параметров и 10% – для окончательной оценки соответствия модели обучающему набору данных.

При обучении модели YOLOv11n для распознавания средств индивидуальной защиты использовались различные параметры и конфигурации, каждый из которых влиял на точность модели, скорость обучения и производительность. Ключевыми настройками обучения стали следующие критерии:

- 1) model – указание на предобученную модель YOLO, которая необходима для дообучения набора данных, определения структуры модели и инициализации весов;

- 2) data – путь к файлу конфигурации набора данных, содержащему параметры и формируемому Roboflow;
- 3) imgsz – критерий, отвечающий за процесс масштабирования изображений; перед обучением все картинки автоматически масштабируются до заданного размера (по умолчанию Roboflow выставляет 640x640 пикселей), причем, чем больше размер изображения, тем точнее может работать модель, но и тем дольше будет обучение и больше потребуются памяти;
- 4) epochs – общее количество эпох обучения. Конец одной эпохи значит, что модель просмотрела все обучающие данные один раз, поэтому чем больше эпох, тем качественнее происходит обучение модели;
- 5) batch – размер батча для обучения, указывает, сколько изображений обрабатывается до обновления внутренних параметров модели;
- 6) device – критерий, указывающий на конкретные устройства для обучения модели;
- 7) patience – критерий, равный числу эпох; используется при застое обучения в метриках проверки перед досрочным окончанием обучения;
- 8) optimizer – критерий, позволяющий выбрать оптимальный режим обучения, влияет на скорость и стабильность сходимости;
- 9) lr0 – шаг, с которым модель меняет свои внутренние параметры, настройка значения имеет значение для процесса оптимизации, влияет на скорость обновления весов модели;
- 10) plots – этап, на котором будут генерироваться и сохраняться графики показателей обучения и проверки, обеспечивает визуальное представление о прогрессе обучения.

Для обучения модели нейронной сети был разработан алгоритм, на основе которого было спроектировано программное обеспечение. Результатом исследования стала матрица несоответствий (Confusion Matrix), показывающая, насколько разработанный алгоритм справляется с распознаванием каждого класса средств индивидуальной защиты. Данная матрица представляет собой таблицу, где в строках указаны предсказанные моделью классы (Predicted), а в столбцах – реальные метки (True). Главная диагональ матрицы показывает количество корректных результатов (true positive), то есть случаев, в которых модель правильно определила класс защитного средства (рисунок 2).

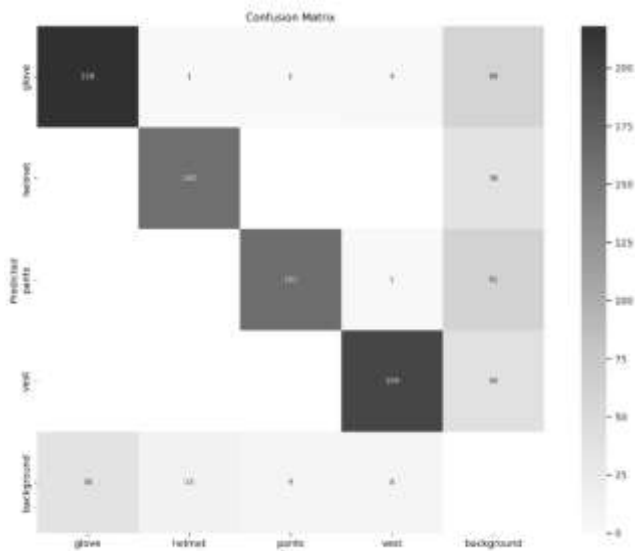
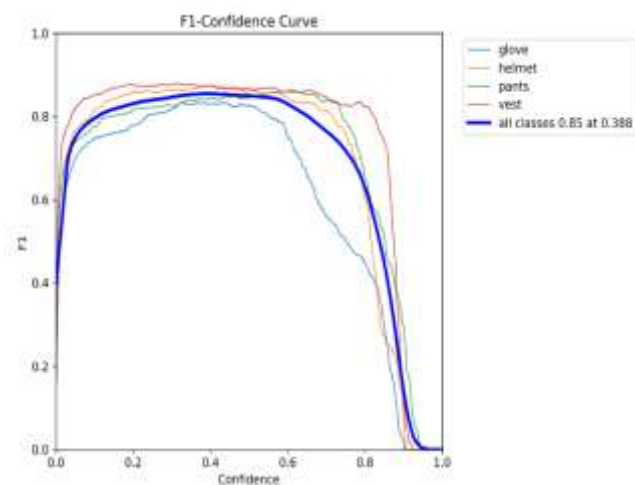


Рисунок 2 – Матрица несоответствий для обученной модели

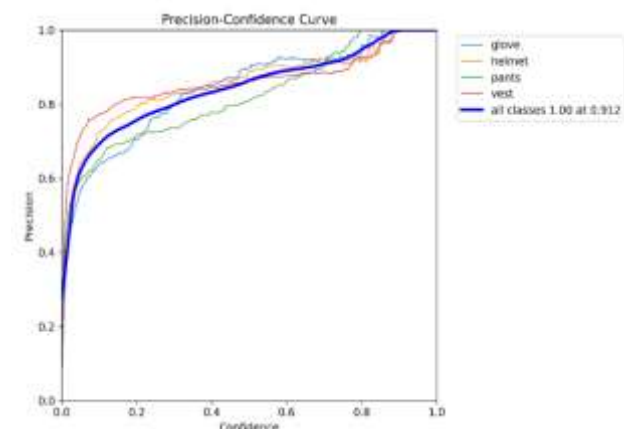
На рисунке 3 показана кривая F1-меры, демонстрирующая степень изменения исследуемых параметров при разных порогах классификации и характеризующая, насколько хорошо модель балансирует между ложными срабатываниями и



пропущенными объектами.

Рисунок 3 - Кривая оценки F1 для обученной модели

На графике кривой точности (рис. 4) показано значение точности при достижении различных пороговых значений. По мере увеличения порога классификации можно наблюдать рост точности – модель реже ошибается, но при этом начинает



пропускать часть объектов. Такая визуализация помогает подобрать оптимальный порог для конкретной задачи, когда важно минимизировать ложные срабатывания.

Рисунок 4 - График изменения кривой точности для обученной модели

Кривая полноты (рис. 5) показывает, какая доля реальных объектов каждого класса была обнаружена моделью. На графике видно, как меняется этот показатель при постепенном увеличении порога классификации – при снижении порога модель находит больше объектов, но при этом возрастает количество ложных срабатываний.

На рисунке 6 показаны результаты обучения модели на протяжении 152 эпох.

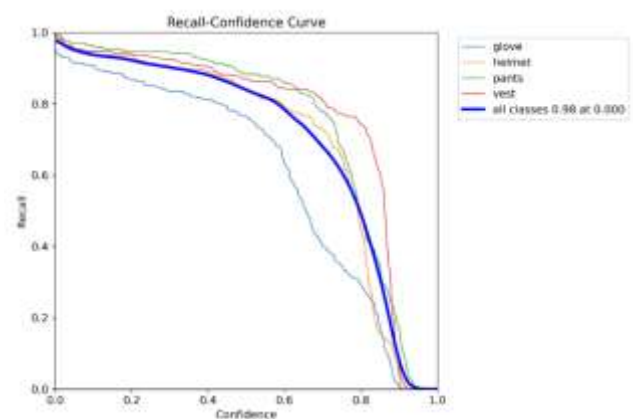


Рисунок 5 - График изменения кривой полноты для обученной модели

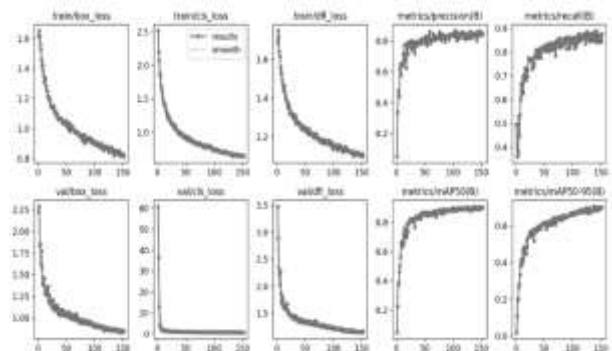


Рисунок 6 - Результаты обучения модели нейронной сети

При обучении модели нейронной сети были использованы следующие метрики:

- 1) box_loss (отражает точность определения координат и размеров ограничивающих рамок вокруг объектов: чем ниже это значение, тем точнее модель локализует объекты на изображении);
- 2) cls_loss (показывает, насколько правильно модель определяет классы объектов, при этом уменьшение данного значения свидетельствует об улучшении классификации);

- 3) dfl_loss (характеризует способность модели находить объекты разного размера и формы, где снижение показателя указывает на лучшую адаптацию к вариациям внешнего вида объектов);
- 4) метрика точности (демонстрирует долю, верно, распознанных объектов среди всех обнаруженных);
- 5) метрика полноты (показывает, какой процент реально существующих объектов был найден моделью);
- 6) mAP50 (оценивает качество обнаружения, то есть является показателем точности модели, учитывающим только простые обнаружения);
- 7) mAP50–95 (обобщенная средняя точность, рассчитанная при различных пороговых значениях и позволяющая оценить надежность модели в различных условиях).

Для проверки эффективности разработанного программного обеспечения было проведено его исследование на различных видеопотоках: с веб-камеры, из видеофайлов и через RTSP–поток. При этом основной задачей являлось достижение точности обнаружения средств индивидуальной защиты выше 94%. Результаты данного исследования подтвердили работоспособность и надежность разработанного программного обеспечения в условиях изменяющегося освещения и при движении объектов.

V. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате выполнения работы было спроектировано программное обеспечение для контроля использования средств индивидуальной защиты на производственных предприятиях. Разработанное программное обеспечение предназначено для высокоточного обнаружения объектов специального класса на изображениях с использованием нейронной сети архитектуры YOLOv11n и современных технологий машинного обучения.

Программный продукт может применяться в различных отраслях промышленности: строительстве, машиностроении и т. д. Программа позволяет осуществлять автоматизированный контроль за соблюдением норм безопасности и использованием защитного оборудования сотрудниками предприятий, а также автоматизировать процессы распознавания и классификации объектов. Отличительной особенностью программного обеспечения является способность с высокой точностью распознавать объекты в режиме реального времени. Благодаря тому, что в программе реализована расширенная система детекции, позволяющая одновременно отслеживать различные средства индивидуальной защиты, это позволяет не только обнаруживать защитные средства, но и анализировать корректность их применения.

БИБЛИОГРАФИЯ

- [1] Дьяченко А.А. Анализ этапов развития одноступенчатых детекторов объектов на основе YOLO/ А. А. Дьяченко, О. М. Гущина // Информационные технологии в моделировании и

- управлении: подходы, методы, решения. – 2022. – № 6. – С. 427–435.
- [2] Хошахлаг А.Х. Оценка использования средств индивидуальной защиты и их связи со знаниями, отношением, производительностью и культурой безопасности среди работников малых и средних предприятий / А. Х. Хошахлаг, М. Малакутиха, Дж. Парк // Общественное здравоохранение. – 2024. – № 24. – С. 1987–1995.
- [3] Трубецков А.Д. Проблемы использования средств индивидуальной защиты в современных условиях / А. Д. Трубецков, М. Н. Махонько, Н. В. Шкробова // Медицина труда и промышленная экология. – 2023. – Т. 63, № 5. – С. 336–343.
- [4] Kim J. W. Human pose estimation using mediapipe pose and optimization method based on a humanoid model / J. W. Kim [et al.] // Applied sciences. – 2023. – Vol. 13, No 4. – P. 2700.
- [5] Ильин С.М. Критерии отнесения средств индивидуальной защиты к инновационным и высокотехнологичным / С. М. Ильин, Н. А. Самарская // Экономика труда. – 2022. – № 10. – С. 1123–1134.
- [6] Борисов В.С. Средства индивидуальной защиты в сфере электронной коммерции / В. С. Борисов // Вестник науки. – 2024. – № 9 (78). – С. 7–20.
- [7] Yang X., Li J., Zhang Q. TMU-GAN: a compliance detection algorithm for protective equipment in power operations. Multimedia Systems 31, 222 (2025). <https://doi.org/10.1007/s00530-025-01807-4>.
- [8] Nguyen N.T., Tran Q., Dao C.H. Automatic Detection of Personal Protective Equipment in Construction Sites Using Metaheuristic Optimized YOLOv5. Arab J Sci Eng 49, 13519–13537 (2024). <https://doi.org/10.1007/s13369-023-08700-0>.
- [9] Vukicevic A.M., Petrovic M., Milosevic P. A systematic review of computer vision-based personal protective equipment compliance in industry practice: advancements, challenges and future directions. Artif Intell Rev 57, 319 (2024). <https://doi.org/10.1007/s10462-024-10978-x>.
- [10] Самма Х. YOLOv7 на основе контраста для обнаружения средств индивидуальной защиты / Х. Самма, С. Аль-Азани, Х. Лукман // Нейронные вычисления и приложения. – 2024. – Т. 36. – С. 2445–2457.
- [11] Abouelyazid M. YOLOv4–based Deep Learning Approach for Personal Protective Equipment Detection / M. Abouelyazid // Journal of Sustainable Urban Futures. – 2022. – Vol. 12, № 3. – P. 1–12.
- [12] Zhang Y. Real-time vehicle detection based on improved yolo v5 / Y. Zhang [et al.] // Sustainability. – 2022. – Vol. 14, № 19. – P. 12274.
- [13] Алексюк М.В. Применение нейронной сети YOLOV8 для детекции средств индивидуальной защиты на опасных предприятиях / М. В. Алексюк, Д. А. Терешкин, М. Ю. Ушанкова // Материалы XXVII Международной конференции SCM-2024. – Санкт–Петербург: СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2024. – С. 209–212.
- [14] Внедрение системы контроля ношения СИЗ: проект от Центр2М: сайт / Центр2М. – URL: <https://center2m.ru/energoholding> (дата обращения: 23.04.2025).
- [15] Мобильные роботы контроля использования СИЗ: сайт / СМП Роботикс. – URL: <https://www.smprobotics.ru/produktsiya/mobilnye-roboty-kontrolya-ispolzovaniya-siz/> (дата обращения: 23.04.2025).
- [16] ПАК АРСИЗ: сайт / НПО Квант. – URL: <https://npo-kvant.ru/arsiz> (дата обращения: 23.04.2025).

Томилов Иван Николаевич. Новосибирский государственный технический университет, г. Новосибирск, Россия. Кандидат технических наук, доцент, заведующий кафедрой автоматизированных систем управления. Количество печатных работ: 168. Область научных интересов: машинное обучение, системы компьютерного зрения, информационные сети.

Истратова Евгения Евгеньевна. Новосибирский государственный технический университет, г. Новосибирск, Россия. Кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры автоматизированных систем управления. Количество печатных работ: 48. Область научных интересов: информационные технологии, информационные сети, системы компьютерного зрения. e-mail: istratova@mail.ru (ответственная за переписку).

Кирсеенко Михаил Андреевич. Новосибирский государственный технический университет, г. Новосибирск, Россия. Студент бакалавриата факультета автоматики и вычислительной техники. Область научных интересов: глубокое обучение, нейронные сети системы компьютерного зрения.

Development and research of software for monitoring the use of personal protective equipment at the enterprise

I.N. Tomilov, E.E. Istratova, M.A. Kireenko

Abstract — The article presents the results of the development and research of software for monitoring the use of personal protective equipment at the enterprise. This solution was designed based on the use of neural networks and computer vision technology. To determine the effectiveness of the designed model, training and testing were carried out on a data set that included 1644 images of various types of personal protective equipment (helmets, gloves, vests and pants), divided into 4 classes. The model was trained over 152 epochs. The results of the study demonstrated the high efficiency of the proposed integrated approach in solving the problems of automating the process of monitoring the use of personal protective equipment at the enterprise. The developed software allows monitoring the use of personal protective equipment with an average accuracy of more than 94% in real time for moving and static objects and has the ability to recognize a wide range of personal protective equipment, which include: helmets, protective vests, masks, gloves, special clothing. Thus, the finished software product can be used in various industries, including: construction, mechanical engineering, chemical industry, metallurgy, energy.

Keywords — machine learning, computer vision, personal protective equipment, object detection, neural networks.

REFERENCES

- [1] Dyachenko A.A. Analysis of the stages of development of single-stage object detectors based on YOLO/ A. A. Dyachenko, O. M. Gushchina // Information technologies in modeling and management: approaches, methods, solutions. - 2022. - № 6. - P. 427-435.
- [2] Khoshakhlag A.Kh. Evaluation of the use of personal protective equipment and its relationship with knowledge, attitude, productivity and safety culture among employees of small and medium enterprises / A.Kh. Khoshakhlag, M. Malakutiha, J. Park // Public health. - 2024. - № 24. - P. 1987-1995.
- [3] Trubetskov A.D. Problems of using personal protective equipment in modern conditions / A. D. Trubetskov, M. N. Makhonko, N. V. Shkrobova // Occupational Medicine and Industrial Ecology. - 2023. - V. 63, № 5. - P. 336-343.
- [4] Kim J. W. Human pose estimation using mediapipe pose and optimization method based on a humanoid model / J. W. Kim [et al.] // Applied sciences. - 2023. - Vol. 13, No 4. - P. 2700.
- [5] Ilyin S.M. Criteria for classifying personal protective equipment as innovative and high-tech / S. M. Ilyin, N. A. Samarskaya // Labor Economics. - 2022. - № 10. - P. 1123-1134.
- [6] Borisov V.S. Personal protective equipment in the field of e-commerce / V. S. Borisov // Bulletin of Science. - 2024. - № 9 (78). - P. 7-20.
- [7] Yang X., Li J., Zhang Q. TMU-GAN: a compliance detection algorithm for protective equipment in power operations. Multimedia Systems 31, 222 (2025). <https://doi.org/10.1007/s00530-025-01807-4>.
- [8] Nguyen N.T., Tran Q., Dao C.H. Automatic Detection of Personal Protective Equipment in Construction Sites Using Metaheuristic Optimized YOLOv5. Arab J Sci Eng 49, 13519–13537 (2024). <https://doi.org/10.1007/s13369-023-08700-0>.
- [9] Vukicevic A.M., Petrovic M., Milosevic P. A systematic review of computer vision-based personal protective equipment compliance in industry practice: advancements, challenges and future directions. Artif Intell Rev 57, 319 (2024). <https://doi.org/10.1007/s10462-024-10978-x>.
- [10] Samma H. Contrast-based YOLOv7 for personal protective equipment detection / H. Samma, S. Al-Azani, H. Lukman // Neural Computing and Applications. - 2024. - Vol. 36. - P. 2445-2457.
- [11] Abouelyazid M. YOLOv4-based Deep Learning Approach for Personal Protective Equipment Detection / M. Abouelyazid // Journal of Sustainable Urban Futures. - 2022. - Vol. 12, № 3. - P. 1-12.
- [12] Zhang Y. Real-time vehicle detection based on improved yolo v5 / Y. Zhang [et al.] // Sustainability. - 2022. - Vol. 14, № 19. - P. 12274.
- [13] Aleksyuk M.V. Application of the YOLOV8 neural network for detection of personal protective equipment at hazardous enterprises / M. V. Aleksyuk, D. A. Tereshkin, M. Yu. Ushankova // Proceedings of the XXVII International Conference SCM-2024. - St. Petersburg: ETU "LETI", 2024. - P. 209-212.
- [14] Implementation of a PPE wearing control system: project from Center2M: website / Center2M. - URL: <https://center2m.ru/energoholding>.
- [15] Mobile robots for monitoring the use of PPE: website / SMP Robotics. - URL: <https://www.smprobotics.ru/produktsiya/mobilnye-roboty-kontrolya-ispolzovaniya-siz/>.
- [16] PAK ARSIZ: website / NPO Kvant. - URL: <https://npo-kvant.ru/arsiz>.