

<https://doi.org/10.21869/2223-1536-2024-14-4-28-46>



УДК 004.93

Метод контроля доступа и мониторинга соблюдения техники безопасности на энергетических хозяйствах предприятий на основе конвейерной нейросетевой модели

А. В. Киселев¹ ✉, Н. С. Брусенцев¹, Е. А. Кулешова¹, Д. А. Ермаков¹

¹ Юго-Западный государственный университет
ул. 50 лет Октября, д. 94, г. Курск 305040, Российская Федерация

✉ e-mail: kiselevalexey1990@gmail.com

Резюме

Цель исследования – повышение качества мониторинга нарушений техники безопасности на энергетических хозяйствах предприятий за счет применения метода автоматизированного обнаружения инцидентов в режиме реального времени, основанного на конвейерном применении нейросетевых моделей.

Методы. В статье предложена конвейерная нейросетевая модель YOLO – Tesseract – YOLO, предназначенная для решения задачи автоматизированного контроля доступа и мониторинга соблюдения техники безопасности в режиме реального времени на энергетических хозяйствах предприятий. Предложен метод контроля доступа и мониторинга соблюдения техники безопасности на энергетических хозяйствах предприятий, заключающийся в конвейерном применении нейросетевых моделей YOLOv8 и Tesseract-OCR с использованием морфологической обработки изображений, позволяющий классифицировать группу допуска по электробезопасности на основе распознанных шаблонов в удостоверении сотрудника и детектировать нарушения техники безопасности при работе с электроустановками в режиме реального времени.

Результаты. Проведен ряд экспериментов, в ходе которых были получены матрицы ошибок, что позволило провести оценку качества классификации конвейерной нейросетевой модели с помощью таких метрик, как Recall, Precision и F1-мера, значения метрик были представлены для всех классов. Значение метрики F1-мера для нейросетевой модели YOLO1, используемой для оценки общей эффективности, равно 0,98, свидетельствует о сбалансированном соотношении между точностью и полнотой модели. Значение метрики F1-мера для нейросетевой модели YOLO2, равно 0,73, говорит о приемлемых результатах работы модели для решения задачи классификации в режиме реального времени, но указывает на необходимость доработки данной части конвейерной нейросетевой модели для повышения общей эффективности.

Заключение. Полученные в ходе исследования результаты указывают на приемлемое качество работы конвейерной нейросетевой модели при решении задачи автоматизированного контроля доступа и мониторинга соблюдения техники безопасности в режиме реального времени.

Ключевые слова: мониторинг; техника безопасности; контроль доступа; энергетические хозяйства предприятий; конвейерная нейросетевая модель; Tesseract-OCR; YOLOv8; классификация.

Финансирование: Исследование выполнено при финансовой поддержке программы стратегического академического лидерства «Приоритет 2030» в рамках проекта № 1.7.21/2-24-4.

Конфликт интересов: Авторы декларируют отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов, связанных с публикацией настоящей статьи.

Для цитирования: Метод и алгоритм интеллектуальной обработки текстовой информации / А. В. Киселев, Н. С. Брусенцев, Е. А. Кулешова, Д. А. Ермаков // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. 2024. Т. 14, № 4. С. 28–46. [https://doi.org/ 10.21869/2223-1536-2024-14-4-28-46](https://doi.org/10.21869/2223-1536-2024-14-4-28-46)

Поступила в редакцию 16.10.2024

Подписана в печать 15.11.2024

Опубликована 27.12.2024

A method for access control and monitoring compliance with safety regulations in energy facilities of enterprises based on a conveyor neural network model

Alexey V. Kiselev¹✉, Nikita S. Brusencev¹,
Elena A. Kuleshova¹, Dmitriy A. Ermakov¹

¹ Southwest State University
50 Let Oktyabrya Str. 94, Kursk 305040, Russian Federation

✉ e-mail: kiselevalexey1990@gmail.com

Abstract

The purpose of research is improving the quality of monitoring safety violations in energy facilities of enterprises through the use of a method of automated incident detection in real time, based on the conveyor application of neural network models.

Methods. The article proposes a pipeline neural network model YOLO – Tesseract – YOLO, designed to solve the problem of automated access control and monitoring compliance with safety regulations in real time at energy facilities of enterprises. A method for access control and monitoring compliance with safety regulations at energy facilities of enterprises is proposed, consisting in the pipeline application of neural network models YOLOv8 and Tesseract-OCR using morphological image processing, allowing to classify a group of electrical safety clearances based on recognized patterns in an employee's ID card and detect safety violations when working with electrical installations in real time.

Results. A number of experiments were conducted, during which error matrices were obtained, which made it possible to evaluate the classification quality of the pipeline neural network model using such metrics as Recall, Precision and F1-measure, the metric values were presented for all classes. The value of the F1-measure metric for the YOLO1 neural network model used to evaluate the overall efficiency, equal to 0.98, indicates a balanced relationship between the accuracy and recall of the model. The value of the F1-measure metric for the YOLO2 neural network model equal to 0.73 indicates acceptable results of the model for solving the classification problem in real time, but indicates the need to refine this part of the pipeline neural network model to improve the overall efficiency.

Conclusion. The results obtained during the study indicate an acceptable quality of the pipeline neural network model in solving the problem of automated access control and monitoring compliance with safety regulations in real time. **Keywords:** monitoring, safety engineering, access control, energy facilities of enterprises, pipeline neural network model, Tesseract-OCR, YOLOv8, classification.

Keywords: monitoring; safety engineering; access control; energy facilities of enterprises; pipeline neural network model; Tesseract-OCR; YOLOv8; classification.

Funding: The research was carried out with the financial support of the strategic academic leadership program "Priority 2030" within the framework of project No. 1.7.21/2-24-4.

Conflict of interest: The Authors declare the absence of obvious and potential conflicts of interest related to the publication of this article.

For citation: Kiselev A.V., Brusencev N.S., Kuleshova E.A., Ermakov D.A. A method for access control and monitoring compliance with safety regulations in energy facilities of enterprises based on a conveyor neural network model. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Upravlenie, vychislitel'naya tekhnika, informatika. Meditsinskoe priborostroenie* = *Proceedings of the Southwest State University. Series: Control, Computer Engineering, Information Science. Medical Instruments Engineering*. 2024;14(4):28–46

Введение

При анализе различных видов деятельности сотрудников энергетических хозяйств было выявлено, что опасные и вредные производственные факторы, такие как электрический ток, напряжение и электромагнитное излучение, имеют место при выполнении большинства работ. Это обусловлено тем, что объекты электроснабжения представляют собой участки с повышенной опасностью [1].

В основном 45% фиксированных несчастных случаев происходят в помещениях энергетических хозяйств предприятий. Из них около 33% всех несчастных случаев – это травмы в особо опасных помещениях на территории предприятия, к ним можно отнести подстанции, помещения для зарядки и обслуживания аккумуляторов, литейные и гальванические цеха, а также помещения, в которых есть открытые распределительные устройства и наблюдается наличие двух и более факторов, создающих повышенную опасность [2].

Среди работников, которые имеют право производить работы в электроустановках с напряжением свыше 1000В, т. е. специалистов в данной сфере, включающей электромонтеров, электромехаников, электромонтажников и др., наблюдается наибольшая доля несчастных случаев [3]. Из проведенного в работе [1] анализа несчастных случаев в энергетических хозяйствах предприятий видно, что одной из главных причин подобных инцидентов

является неудовлетворительная работа и слабый контроль в области охраны труда и техники безопасности, а также низкая трудовая дисциплина.

Эффективный контроль доступа и мониторинг соблюдения техники безопасности позволяет снизить вероятность возникновения происшествий и угроз для здоровья работников и окружающей среды [4]. Интеграция автоматизированных решений, таких как видеонаблюдение и системы контроля доступа, позволяет не только повысить уровень безопасности, но и улучшить оперативность реагирования на инциденты, а использование интеллектуальных систем позволяет автоматизировать эти процессы [5].

В работе [6] авторы предлагают систему для обнаружения защитных касок, работающую в режиме реального времени, на базе нейросетевой модели (НМ) YOLO. В ходе экспериментальных исследований было выявлено, что НМ YOLOv7 демонстрирует высокую точность в различных условиях при решении данной задачи. Автор [7] в свою очередь провел сравнительный анализ эффективности применения НМ YOLOv3 и Faster R-CNN для задачи мониторинга техники безопасности и условий труда в режиме реального времени. НМ YOLOv3 продемонстрировала лучшие результаты в точности и скорости детекции по сравнению с Faster R-CNN, особенно для небольших объектов.

Исходя из этих исследований можно сделать вывод, что НМ YOLO показывает приемлемые результаты в решении задач классификации и детекции объектов в реальном времени и применима для мониторинга соблюдения техники безопасности на энергетических хозяйствах предприятий. Однако в условиях растущих угроз как внутреннего, так и внешнего характера обеспечение безопасности объектов энергетики требует внедрения современных систем контроля доступа, включающих идентификацию личности и контроль группы допуска по электробезопасности (ЭБ), которая указывается в специализированном документе – удостоверении по ЭБ [8]. НМ YOLO не является оптимальным инструментом для распознавания символов, особенно в контексте их распознавания в тексте или документах. НМ YOLO разделяет изображение на сетку ячеек, после чего применяются сверточные операции для обнаружения объектов в каждой ячейке [9], что позволяет ускорить процесс обнаружения объектов на изображениях в режиме реального времени, но также может привести к потере деталей и сведению символов к низкому разрешению. Такое низкое разрешение может затруднить правильное распознавание мелких символов. Также для успешного распознавания символов в тексте важна информация о контексте и последовательности символов. Однако YOLO не сохраняет пространственную или последовательную информацию о символах, что может привести к

ошибкам при распознавании. Традиционно модели распознавания символов обучаются на специфических базах данных, содержащих множество примеров символов различных размеров, шрифтов и стилей [10]. НМ YOLO, напротив, обучается на общих базах данных, которые могут не содержать достаточного многообразия символов и не учитывать их особенности.

НМ Tesseract, напротив, позволяет эффективно распознавать обычные символы и активно применяется в области оптического распознавания символов. В работе [11] предлагается модель улучшенного интеллектуального распознавания форм, представляющих собой таблицы с текстом, на основе YOLOv3 и Tesseract-OCR, в которой YOLOv3 обучается определять положение текста в таблице и впоследствии сегментировать текстовые блоки, а Tesseract используется для индивидуального определения текстовых блоков и распознавания символов в таблицах. В работе [12] авторами была предложена методология использования НМ YOLO и Tesseract-OCR для автоматического распознавания номерных знаков в реальном времени, в ходе экспериментов было выявлено, что совместное применение данных НМ позволило достичь точности 92% при обнаружении номерных знаков и 81% при распознавании символов.

Методология совместного применения НМ YOLO и Tesseract показала хорошие результаты, но группа допуска в удостоверении по ЭБ указывается в виде

рукописных римских цифр. Однако Tesseract лучше всего работает с печатным текстом, и его производительность на рукописных текстах, в т. ч. римских цифрах, может быть ограниченной. Tesseract также может иметь сложности с распознаванием рукописных римских цифр, так как они могут сильно варьироваться в форме.

Исходя из проведенного анализа можно сделать вывод, что контроль доступа и мониторинг соблюдения техники безопасности на энергетических хозяйствах является актуальной задачей. Автоматизированный мониторинг соблюдения техники безопасности позволяет снизить вероятность происшествий и угроз для здоровья работников и окружающей среды, а обеспечение безопасности объектов энергетической инфраструктуры требует внедрения современных систем контроля доступа.

Материалы и методы

Для решения задачи детектирования использования необходимой экипировки и мониторинга соблюдения техники безопасности, а также определения группы допуска при предъявлении сотрудником удостоверения по ЭБ предлагается использовать конвейерную модель YOLO – Tesseract – YOLO. Сначала НМ YOLO (YOLO1) используется для обнаружения и классификации объектов на видео с камеры наблюдения в режиме реального времени. На первом этапе YOLO1 обучается для обнаружения экипировки, необходимой для работы с

электроустановками, детекции факта использования телефона во время работы, так как это является прямым нарушением техники безопасности, а также выделения областей, содержащих печатные символы, в удостоверении по ЭБ. На втором этапе используется НМ Tesseract для распознавания текста внутри обнаруженных областей в удостоверении по ЭБ и выделения шаблонных фраз, служащих индикаторами для НМ YOLO2. Далее, НМ YOLO (YOLO2) выделяет области, содержащие информацию о группе допуска, представленную в виде рукописных римских цифр. Это позволяет сосредоточиться только на нужном фрагменте изображения (кадра видео). Обозначения YOLO1 и YOLO2 являются условными, обе НМ реализованы на основе YOLOv8.

В случае попадания на видео экипировки, необходимой для работы с электроустановками – перчатки, каска, жилет (классы Gloves, Helmet, Vest) или телефона (класс Phone), обученная НМ YOLO1 детектирует и классифицирует их. В случае попадания на видео удостоверения по ЭБ (класс Text) применяется метод их распознавания для определения группы допуска сотрудника.

Метод контроля доступа и мониторинга соблюдения техники безопасности на энергетических хозяйствах предприятий:

1. Обученная НМ YOLO1 делит изображение на сегменты, а затем предсказывает границы рамок и вероятности принадлежности к классу для каждого

обнаруженного объекта. В данном случае мы детектируем и классифицируем экипировку, необходимую для работы с электроустановками, факт использования телефона во время работы, а также удостоверение по ЭБ и формируем ограничивающие рамки вокруг них.

2. При обнаружении класса Text в любой из ограничительных рамок к данной области изображения (кадра видео) применяются методы обработки изображений: преобразование в оттенки серого, метод бинаризации, операция морфологического закрытия и медианная фильтрация.

3. К предварительно обработанной на предыдущем этапе области изображения (кадра видео) применяются НМ Tesseract с целью распознавания текста и выделения шаблонных фраз, служащих индикаторами для НМ YOLO2.

4. Определение группы допуска по ЭБ с помощью НМ YOLO2, которая на основе шаблонов, полученных от НМ Tesseract, выделяет фрагменты изображения (кадра видео), содержащие информацию о группе допуска, представленную в виде рукописных римских цифр, и классифицирует обнаруженные объекты внутри выделенных фрагментов.

Блок-схема алгоритма работы метода контроля доступа и мониторинга соблюдения техники безопасности на энергетических хозяйствах предприятий для каждого кадра видео представлена ниже (рис. 1).



Рис. 1. Блок-схема алгоритма работы метода контроля доступа и мониторинга соблюдения техники безопасности на энергетических хозяйствах предприятий для каждого кадра видео

Fig. 1. Block diagram of the algorithm of operation of the access control method and monitoring of compliance with safety regulations in energy facilities of enterprises for each frame of video

Для обучения НМ YOLO1 и YOLO2 были синтезированы уникальные обучающие наборы данных, поскольку существующие наборы данных не удовлетворяют специфическим требованиям исследования.

Обучающий набор данных для НМ YOLO1 был синтезирован из видео, демонстрирующих разнообразные сценарии работы электромонтера с электроустановкой, преобразованных в отдельные кадры с помощью специально разработанного скрипта на языке программирования Python. После разделения видео на кадры была проведена аугментация изображений.

Обучающий набор данных для НМ YOLO2 был синтезирован из изображений, содержащих фотографии удостоверений по ЭБ, также прошедших процедуру аугментации.

Аугментация включала в себя различные методы преобразования, такие как вращение, масштабирование, отражение, изменение яркости и контрастности. Эти методы были применены с целью увеличения объема данных и повышения устойчивости модели к различным вариациям входных изображений, что способствует улучшению обобщающей способности модели. Все изображения были вручную размечены. В результате всех этапов обработки было получено 1937 изображений для обучающего набора данных для НМ YOLO1 и 394 изображения для обучающего набора данных для НМ YOLO2.

Каждый из обучающих наборов данных был разделен на две выборки – обучающую и валидационную. Обучающая выборка использовалась непосредственно для обучения модели и составляла основную часть данных, тогда как валидационная выборка использовалась для оценки производительности модели и настройки гиперпараметров. Разделение данных было выполнено с учетом равномерного распределения различных сценариев и классов, представленных в наборе данных, чтобы обеспечить объективную оценку модели и предотвратить переобучение.

Также была проведена оптимизация параметров НМ в процессе обучения для минимизации функции потерь классификации [13]. В бинарной классификации используется двоичная функция потерь, которая определяется по

$$f(\hat{y}, y) = \begin{cases} 1, & \hat{y} \neq y, \\ 0, & \hat{y} = y, \end{cases} \quad (1)$$

где $\hat{y}$ – рассматриваемый элемент; y – эталонный элемент класса.

Таким образом, потери определяются появлением двух взаимоисключающих состояний выхода НМ.

Принцип работы НМ YOLO1 и YOLO2 можно описать следующим образом: изображение разделяется на сегменты, для каждого сегмента предсказываются два показателя – ограничительные рамки (bounding boxes) и вероятности нахождения в них нужного объекта (confidence) [14]. Далее проводится «оценка доверия» (вероятность

попадания искомого объекта внутрь предсказанной рамки) по

$$\sigma(t_o) = \text{Pr}(\text{object}) \cdot \text{IoU}(b, \text{object}), \quad (2)$$

где IoU – расстояние между кадром-кандидатом и кадром реального объекта.

Для определения достоверности местоположения ограничительной рамки используется отношение площадей ограничительных рамок IoU по

$$\text{IoU} = \frac{S(A \cap B)}{S(A \cup B)}, \quad (3)$$

где A и B – предсказанная ограничительная рамка и настоящая ограничительная рамка соответственно. $\text{IoU} = 0$, если A и B не пересекаются, $\text{IoU} = 1$ в случае идеального наложения [15].

При обнаружении класса Text в любой из ограничительных рамок к данной области изображения (кадра видео) последовательно применяются методы обработки изображений.

Сначала выполняется преобразование цветного изображения img в оттенки серого. Затем происходит операция бинаризации – преобразования оттенков серого изображения в двоичное (черно-белое) изображение [16], где каждый пиксель будет иметь либо значение 0 (черный), либо значение 255 (белый), в зависимости от порогового значения T , по

$$\text{img}_b(x, y) = \begin{cases} 0, & \text{если } \text{img}(x, y) < T, \\ 255, & \text{если } \text{img}(x, y) \geq T, \end{cases} \quad (4)$$

где T – пороговое значение, выбранное 210; x, y – координаты центра пикселя; img – исходное изображение.

После бинаризации изображение подвергается морфологическому закрытию. Морфологическое закрытие – это комбинация дилатации и эрозии, применяемая последовательно. Оно используется для того, чтобы закрыть маленькие отверстия и соединить близлежащие объекты. Дилатация – это операция, которая увеличивает область белых пикселей на изображении. При применении этой операции к изображению каждый пиксель обходится структурирующим элементом (ядром). Структурирующий элемент – это небольшая матрица (ядро), которая используется в морфологической обработке изображений для определения способа изменения этих изображений. При попадании пикселя в центр области, определяемой ядром, он заменяется значением максимума в этой области. Эрозия – это обратная операция дилатации, она уменьшает объекты на изображении. При применении эрозии каждый пиксель заменяется минимумом в области, определяемой ядром. Пиксель остается белым только в том случае, если все пиксели в области под ядром также белые [17].

Сначала изображение подвергается дилатации (5), а затем – эрозии (6) с использованием одного и того же значения ядра. Морфологическое закрытие можно описать следующим образом:

$$D(I) = \max_{\delta \in \text{kernel}} I(x + \delta_x, y + \delta_y), \quad (5)$$

$$E(I) = \min_{\delta \in \text{kernel}} I(x + \delta_x, y + \delta_y), \quad (6)$$

$$C(I) = E(D(I)) = E\left(\max_{\delta \in \text{kernel}} I(x + \delta_x, y + \delta_y)\right), \quad (7)$$

где I – это исходное изображение; (x, y) – координаты центра пикселя; δ – это смещение по элементам ядра; kernel – ядро.

Затем для уменьшения шумов к обработанному изображению применяется медианный фильтр. Медианный фильтр – это нелинейный фильтр, который заменяет каждый пиксель изображения значением медианы в заданном окружении вокруг него [18]. Для каждого пикселя в изображении выбирается область (или «окно»), обычно квадратной формы. Из значений пикселей в этом окне вычисляется медиана, и это значение используется для замены центрального пикселя. Выражение для медианного фильтра можно описать по

$$M(I) = \text{median} \times \left\{ I(x + i, y + j) \mid -\frac{k}{2} \leq i, j \leq \frac{k}{2} \right\}, \quad (8)$$

где $M(I)$ – результирующее изображение после применения медианного фильтра к изображению I ; $I(x, y)$ – значение пикселя в исходном изображении в позиции (x, y) ; k – размер окна; i и j – индексы смещения относительно центрального пикселя.

После предобработки изображение разбивается на строки текста, а затем строки – на отдельные символы. Tesseract анализирует структуру изображения, чтобы определить расположение текста и зоны, содержащие символы. На этапе распознавания Tesseract использует нейронные сети и различные алгоритмы машинного обучения для распознавания отдельных символов [19]. Система имеет предварительно

обученные модели, которые позволяют ей идентифицировать разнообразные шрифты и стили текста. После распознавания текста происходит этап постобработки, на котором Tesseract может использовать словари и алгоритмы для исправления возможных ошибок, связанных с опечатками или неправильным распознаванием символов. Это помогает повысить точность финального результата.

Далее с помощью НМ YOLO2 осуществляется выбор области интереса (фрагмента изображения, содержащего информацию о группе допуска, представленную в виде рукописных римских цифр). Для этого используются заранее определенные критерии (шаблонные фразы), позволяющие сузить область анализа исключительно до тех участков, где располагаются данные о группах допуска, что позволяет НМ YOLO2 фокусироваться на классификации символов внутри этих областей.

Результаты и их обсуждение

Для оценки эффективности НМ YOLO – Tesseract – YOLO при решении поставленной задачи был проведен ряд экспериментов в режиме реального времени с использованием веб-камеры в специализированной лаборатории центра компетенций в области энергетики на базе ФГБОУ ВО «ЮЗГУ», оснащенной электроустановками. В ходе экспериментов были реализованы различные сценарии работы электромонтера с электроустановкой.

На основе данных, полученных в результате проведенных экспериментов, была построена нормализованная матрица ошибок (рис. 2), отображающая результаты классификации НМ YOLO1.

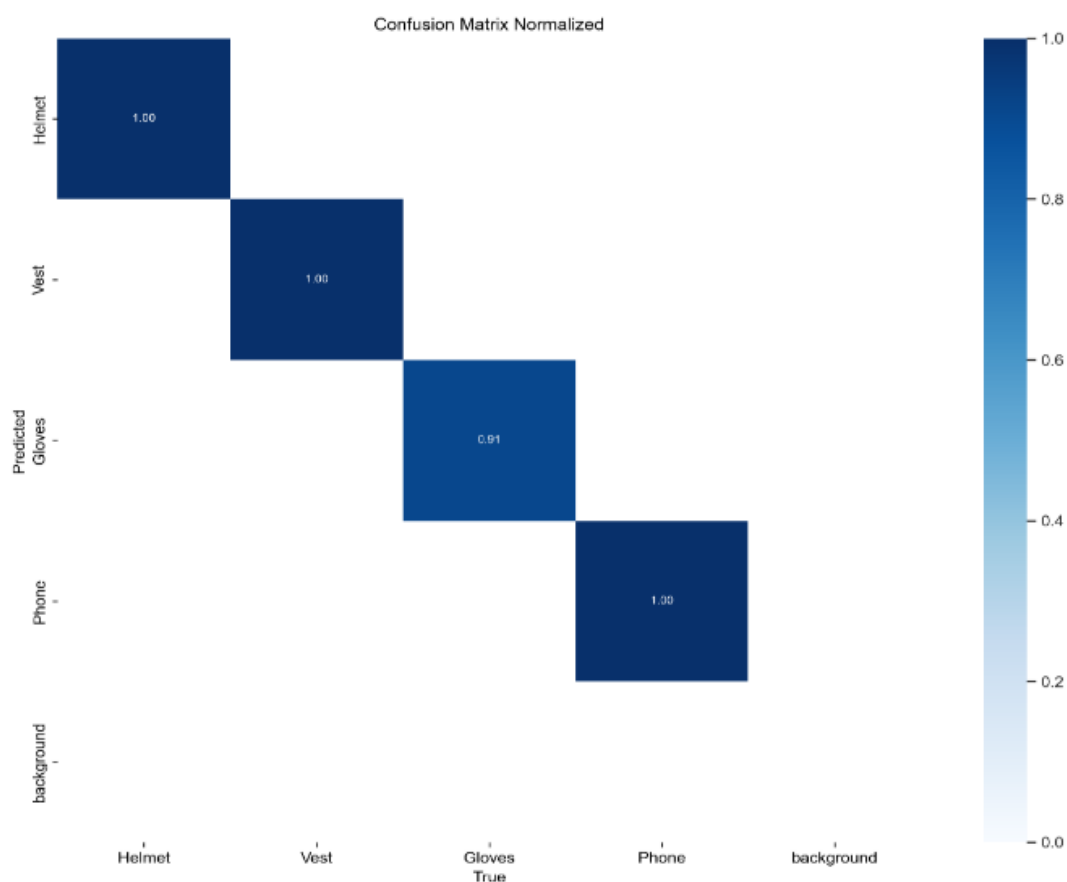


Рис. 2. Нормализованная матрица ошибок

Fig. 2. Normalized Error matrix

На основе полученных данных о количестве ошибок первого и второго рода была проведена оценка качества классификации с помощью метрик Recall, Precision и $F1$ -меры (рис. 3–5).

Метрика оценки качества классификации Recall описывается по

$$recall = \frac{TP}{TP+FN}, \quad (9)$$

где TP (True Positives) – количество правильно предсказанных положительных примеров; TN (True Negatives) – количество правильно предсказанных отрицательных примеров; FP (False Positives) –

количество неправильно предсказанных положительных примеров; FN (False Negatives) – количество неправильно предсказанных отрицательных примеров [20].

Метрика оценки качества классификации Precision описывается по

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP}. \quad (10)$$

Метрика оценки качества классификации $F1$ -мера описывается по

$$F1 = 2 \cdot \frac{Precision \cdot recall}{Precision + recall}. \quad (11)$$

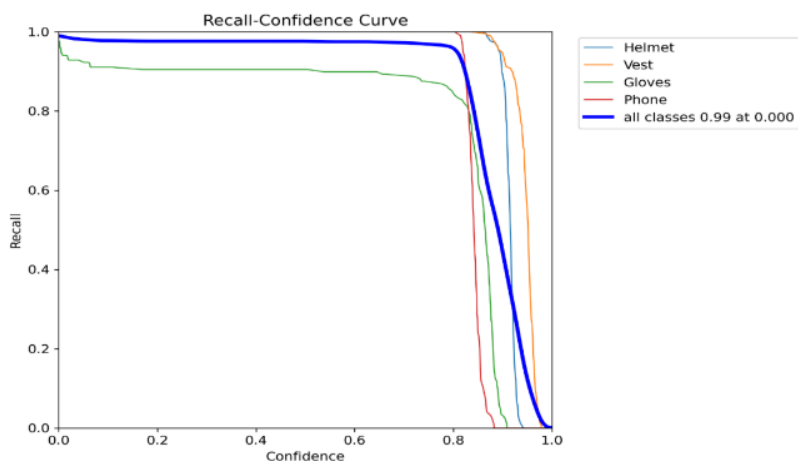


Рис. 3. График кривых для метрики Recall

Fig. 3. Graph of curves for Recall metrics

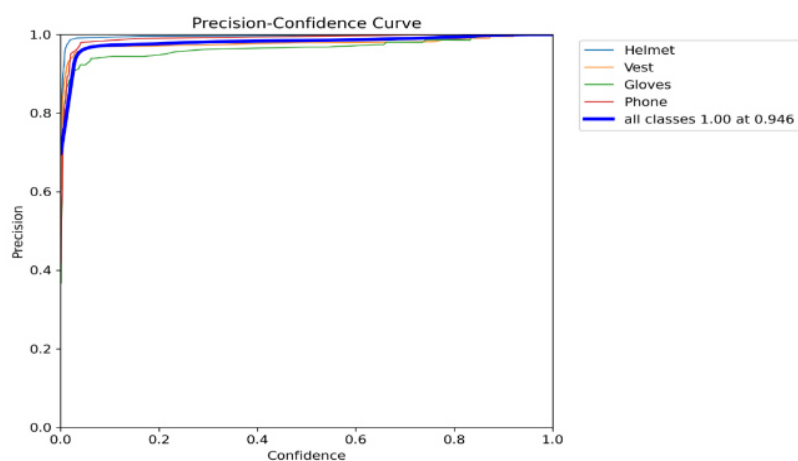


Рис. 4. График кривых для метрики Precision

Fig. 4. Curve graph for the Precision metric

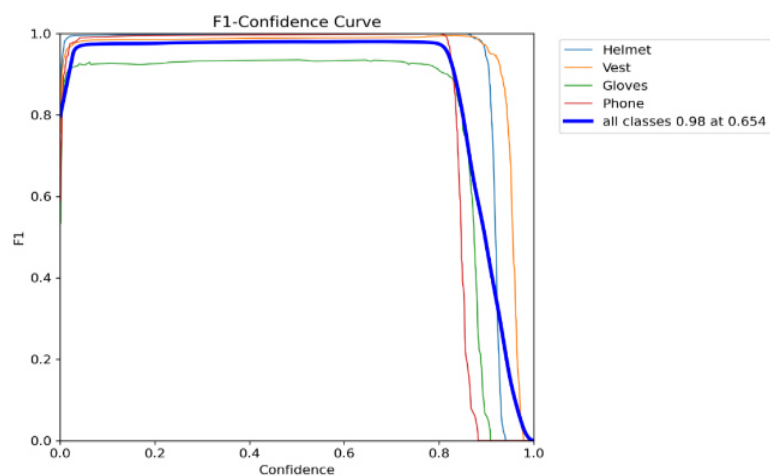


Рис. 5. График кривых для метрики F1-мера

Fig. 5. Graph of curves for the F1-metric

Значение метрики Recall для всех классов all classes, равное 0,99 (рис. 3), означает, что модель машинного обучения правильно классифицировала 99% истинных положительных TP примеров из общего числа истинных положительных примеров.

Также из графика кривых (рис. 4) видно, что значение метрики Precision для всех классов равно 1.00. Это говорит о том, что для каждого класса модель совершила нулевое количество

ложноположительных ошибок FP , т. е. каждый объект был классифицирован правильно.

Метрика $F1$ -мера для всех классов имеет значение 0,98 (рис. 5), что указывает на высокую точность и полноту в классификации положительных примеров.

Рассмотрим примеры детекции и классификации объектов НМ YOLO1 по классам: перчатки, каска, жилет, телефон (классы Gloves, Helmet, Vest, Phone) (рис. 6).



Рис. 6. Примеры классификации объектов

Fig. 6. Examples of classification of objects

В случае попадания на видео удостоверения по ЭБ (класс Text) применяется метод их распознавания для определения группы допуска сотрудника (I – V). На рисунке 7 представлена нормализованная

матрица ошибок. На основе полученных данных о количестве ошибок первого и второго рода была проведена оценка качества классификации с помощью метрики $F1$ -мера (рис. 8).

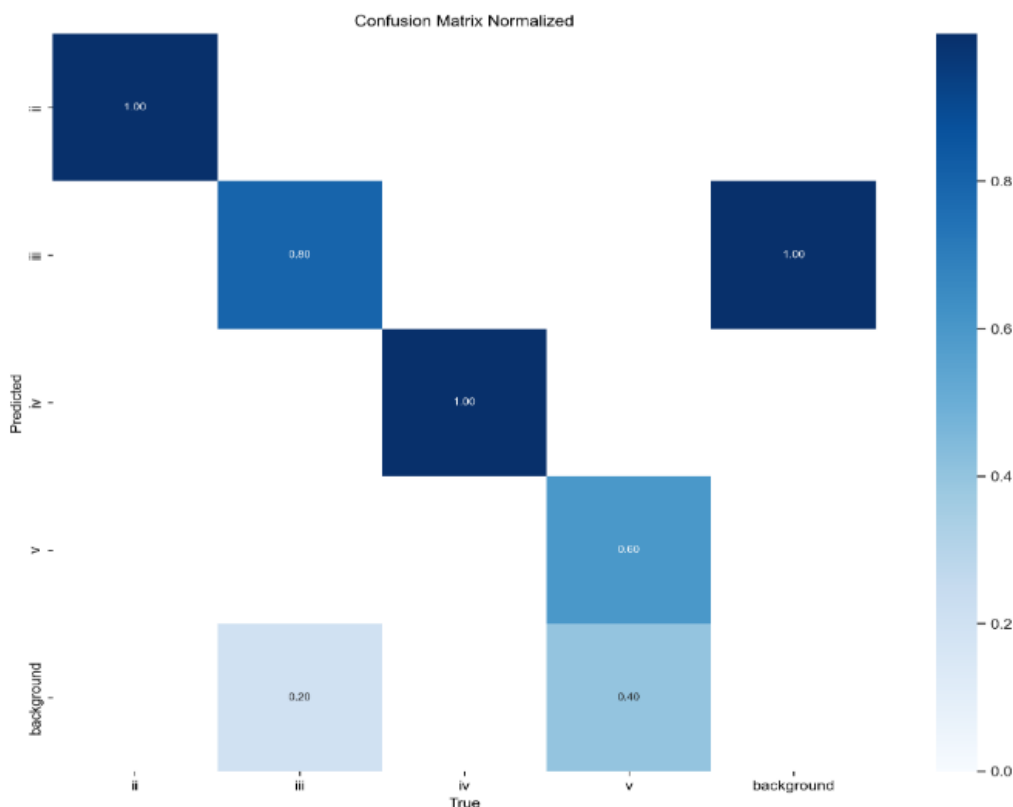


Рис. 7. Нормализованная матрица ошибок для классификации группы допуска

Fig. 7. Normalized error matrix for tolerance group classification

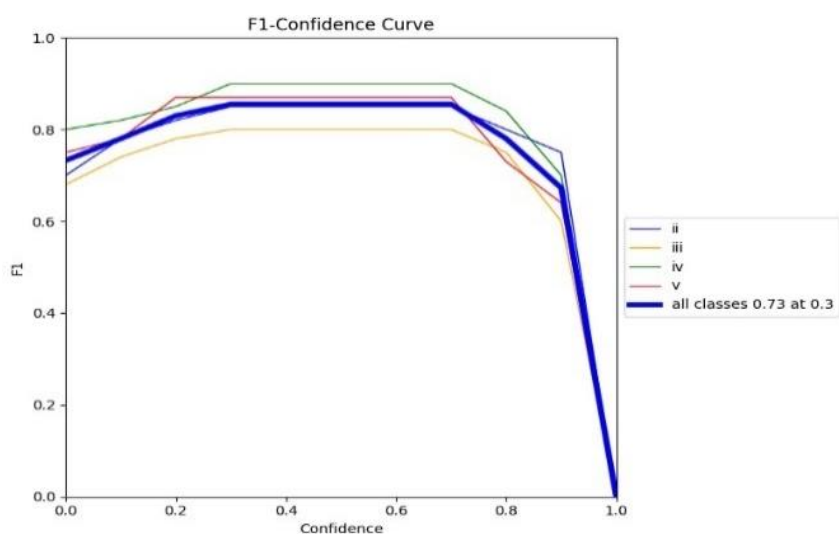


Рис. 8. График кривых для метрики $F1$ -мера при классификации группы допуска

Fig. 8. Curve plot for the $F1$ -measure in tolerance group classification

Метрика $F1$ -мера для всех классов имеет значение 0,73 (рис. 8), что указывает на приемлемую точность и полноту в классификации положительных примеров.

Рассмотрим примеры классификации рукописных римских цифр, отображающих группы допуска по ЭБ (рис. 9).

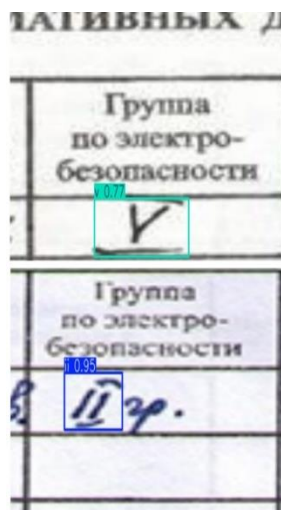


Рис. 9. Примеры классификации рукописных римских цифр (группы допуска)

Fig. 9. Examples of classification of handwritten Roman numerals (tolerance groups)

Выводы

В статье представлены результаты применения конвейерной модели YOLO – Tesseract – YOLO для решения задачи автоматизированного контроля доступа и мониторинга соблюдения техники безопасности в режиме реального времени на энергетических хозяйствах предприятий.

Предложен метод контроля доступа и мониторинга соблюдения техники безопасности на энергетических хозяйствах предприятий, заключающийся в конвейерном применении НМ YOLOv8 и Tesseract-OCR с использованием морфологической обработки изображений, позволяющий классифицировать группу допуска по ЭБ на основе распознанных

шаблонов в удостоверении по ЭБ сотрудника и детектировать нарушения техники безопасности при работе с электроустановками в режиме реального времени.

Для обучения НМ YOLO были синтезированы уникальные обучающие наборы данных, состоящие из кадров видео, демонстрирующих разнообразные сценарии работы электромонтера с электроустановкой и изображений удостоверений по ЭБ, прошедших процедуру аугментации.

Проведен ряд экспериментов, в ходе которых были получены матрицы ошибок, что позволило провести оценку качества классификации НМ с помощью таких метрик, как Recall, Precision и $F1$ -мера, значения метрик были представлены для

всех классов. Полученные для НМ YOLO1 значения свидетельствуют о том, что НМ точно классифицировала все классы объектов без ложноположительных ошибок (метрика Precision). Значение метрики Recall, равное 0,99, показывает, что модель правильно обнаружила 99% реальных объектов среди всех классов, что говорит об эффективности НМ при обнаружении положительных примеров. Значение метрики $F1$ -мера, используемой для оценки общей эффективности, равное 0,98, свидетельствует о сбалансированном соотношении между

точностью и полнотой модели. Значение метрики $F1$ -мера для НМ YOLO2, равное 0,73, говорит о приемлемых результатах работы модели для решения задачи классификации в режиме реального времени, но указывает на необходимость доработки данной части конвейерной НМ для повышения общей эффективности.

Данные результаты указывают на приемлемое качество работы НМ при решении задачи автоматизированного контроля доступа и мониторинга соблюдения техники безопасности в режиме реального времени.

Список литературы

1. Костюков А. В. Электробезопасность в энергетических хозяйствах предприятий // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. 2021. № 8. С. 222–231. <https://doi.org/10.24412/2071-6168-2021-8-222-231>
2. Статистика несчастных случаев на производстве // Федеральная служба государственной статистики. URL: <https://rosinfostat.ru/travmatizm> (дата обращения: 09.09.2024).
3. Дарина Н. А., Васильев А. В. Анализ производственного электротравматизма и методы его снижения // Академический Вестник ELPIT. 2020. Т. 5, № 4 (14). С. 5–12.
4. Омаров Е. Н. Управление рисками в области охраны труда, промышленной безопасности в нефтегазовом секторе: проблемы, меры предосторожности и последствия // Yessenov science journal. 2024. № 1. С. 96–109.
5. Брежнев А. В., Томакова Р. А., Брежнева А. Н. Информационная система мониторинга на основе интеллектуальной классификации изображений видеопотоков // Информационное общество. 2023. № 5. С. 134–142. https://doi.org/10.52605/16059921_2023_05_134
6. Ryza S., Nazma N., Harikrishnan R. Safety Helmet Detection // International Journal of Advanced Research in Science, Communication and Technology. 2024. P. 299–305. <https://doi.org/10.48175/IJARST-19423>
7. Левщанов С. В. Применения нейронных сетей для мониторинга техники безопасности на строительных площадках // Вестник науки. 2024. Т. 4, № 7(76). С. 247–251.
8. Давыдова Н. А., Востриков М. В., Тихомиров В. А. Роль охраны труда и электробезопасности в технологических процессах Забайкальской дирекции по энергообеспечению // Молодая наука Сибири. 2021. № 2(12). С. 205–213.

9. An Evaluation of Advancements in YOLO Algorithm / N. Jawaid, N. Imtiaz, K. Pathan, I. Brohi // *Journal of Information & Communication Technology*. 2024. Vol. 18(1). P. 44–51.
10. Prakisy N., Kusmanto, B., Hatta P. Comparative Analysis of Google Vision OCR with Tesseract on Newspaper Text Recognition // *Media of Computer Science*. 2024. Vol. 1. P. 31–46. <https://doi.org/10.69616/mcs.v1i1.178>
11. YOLOv3-Tesseract Model for Improved Intelligent form Recognition / Y.-A. Zhang, Z. Pan, H. Dui, G. Bai // *Recent Advances in Computer Science and Communications*. 2021. Vol. 14, is. 6. P. 1833–1842. <https://doi.org/10.2174/2666255813666191204141610>
12. Automatic License Plate Recognition Using YOLOv4 and Tesseract OCR / R. Rai, S. Shitole, P. Sutar, S. Kaldhone, J. D. Jadhav // *International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering*. 2022. Vol. 10(3). P. 1656. <https://doi.org/10.15680/IJIRCCE.2022.1003089>
13. Киселев А. В., Брусенцев Н. С., Кулешова Е. А. Анализ эффективности применения двухэтапных нейросетевых моделей для раннего обнаружения лесных пожаров // *Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение*. 2024. Т. 14, № 1. С. 8–23. <https://doi.org/10.21869/2223-1536-2024-14-1-8-23>
14. Diwan T., Anirudh G., Tembhurne J. V. Object detection using YOLO: challenges, architectural successors, datasets and applications // *Multimedia Tools and Applications*. 2023. Vol. 82. P. 9243–9275. <https://doi.org/10.1007/s11042-022-13644-y>
15. Traffic sign detection in unconstrained environment using improved YOLOv4 / S. Saxena, S. Dey, M. Shah, S. Gupta // *Expert Systems with Applications*. 2023. Vol. 238(2). P. 121836. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121836>
16. Лошкарев А. С., Тимофеев И. А. Исследование процесса бинаризации изображений с использованием локальных значений порога // *Прикладная информатика*. 2021. Т. 16, № 6(96). С. 54-65. <https://doi.org/10.37791/2687-0649-2021-16-6-54-65>
17. Киселев А. В., Филист С. А., Шаталова О. В. Методы обработки, анализа и классификации медико-биологических сигналов и данных. Старый Оскол: Тонкие наукоемкие технологии, 2023. 328 с.
18. Реализация медианной фильтрации цифровых изображений на основе применения искусственных нейронных сетей / А. В. Велигоша, Н. Н. Малышко, М. В. Морозов, Р. И. Струков // *Теория и техника радиосвязи*. 2022. № 2. С. 21–26.
19. Joshi K. Study of Tesseract OCR. GLS KALP // *Journal of Multidisciplinary Studies*. 2024. Vol. 1. P. 41–50. <https://doi.org/10.69974/glskalp.01.02.54>

20. Chung H.-Y., Choi J., Heo T.-S., Seo S. Significance of Recall in Automatic Metrics for HT Evaluation // *The Journal of Translation Studies*. 2022. Vol. 23. P. 81–100. <https://doi.org/10.15749/jts.2022.23.1.003>

References

1. Kostyukov A.V. Electrical safety in energy facilities of enterprises. *Izvestiya Tul'skogo gosudarstvennogo universiteta. Tekhnicheskiye nauki = Bulletin of Tula State University. Technical Sciences*. 2021;8:222–231. (In Russ.) <https://doi.org/10.24412/2071-6168-2021-8-222-231>
2. Statistics of industrial accidents. Federal State Statistics Service. (In Russ.) Available at: <https://rosinfostat.ru/travmatizm> (accessed 09.09.2024).
3. Darina N.A., Vasiliev A.V. Analysis of industrial electrical injuries and methods for their reduction. *Akademicheskij Vestnik ELPIT = Academic Bulletin ELPIT*. 2020;4(14):5–12. (In Russ.)
4. Omarov E.N. Risk management in the field of labor protection, industrial safety in the oil and gas sector: problems, precautions and consequences. *Yessenov science journal*. 2024;1:96–109. (In Russ.)
5. Brezhnev A.V., Tomakova R.A., Brezhneva A.N. Information monitoring system based on intelligent classification of video stream images. *Informatsionnoye obshchestvo = Information Society*. 2023;(5):134–142. (In Russ.) https://doi.org/10.52605/16059921_2023_05_134
6. Ryza S., Nazma N., Harikrishnan R. Safety Helmet Detection. *International Journal of Advanced Research in Science, Communication and Technology*. 2024:299–305. <https://doi.org/10.48175/IJAR SCT-19423>
7. Levshanov S.V. Application of neural networks for monitoring safety at construction sites. *Vestnik nauki = Science Bulletin*. 2024;4(7):247–251. (In Russ.)
8. Davydova N.A., Vostrikov M.V., Tikhomirov V.A. The role of labor protection and electrical safety in technological processes of the Trans-Baikal Directorate for Energy Supply. *Molodaya nauka Sibiri = Young Science of Siberia*. 2021; 2(12):205–213. (In Russ.)
9. Jawaid N., Imtiaz N., Pathan K., Brohi I. An Evaluation of Advancements in YOLO Algorithm. *Journal of Information & Communication Technology*. 2024;18(1):44–51.
10. Prakisy N., Kusmanto B., Hatta P. Comparative Analysis of Google Vision OCR with Tesseract on Newspaper Text Recognition. *Media of Computer Science*. 2024;1:31–46. <https://doi.org/10.69616/mcs.v1i1.178>

11. Zhang Y.-A., Pan Z., Dui H., Bai G. YOLOv3-Tesseract Model for Improved Intelligent form Recognition. *Recent Advances in Computer Science and Communications*. 2021;14:1833–1842. <https://doi.org/10.2174/2666255813666191204141610>
12. Rai R., Shitole S., Sutar P., Kaldhone S., Jadhav J.D. Automatic License Plate Recognition Using YOLOv4 and Tesseract OCR. *International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering*. 2022;10(3):1656. <https://doi.org/10.15680/IJIRCE.2022.1003089>
13. Kiselev A.V., Brusentsev N.S., Kuleshova E.A. Analysis of the efficiency of using two-stage neural network models for early detection of forest fires. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Upravleniye, vychislitel'naya tekhnika, informatika. Meditsinskoye priborostroyeniye = Proceedings of the Southwest State University. Series: Control, Computer Engineering, Information Science. Medical Instruments Engineering*. 2024;14(1):8–23. (In Russ.) <https://doi.org/10.21869/2223-1536-2024-14-1-8-23>
14. Diwan T., Anirudh G., Tembhurne J. V. Object detection using YOLO: challenges, architectural successors, datasets and applications. *Multimedia Tools and Applications*. 2023;82:9243–9275. <https://doi.org/10.1007/s11042-022-13644-y>
15. Saxena S., Dey S., Shah M., Gupta S. Traffic sign detection in unconstrained environment using improved YOLOv4. *Expert Systems with Applications*. 2023;238(2):121836. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121836>
16. Loshkarev A.S., Timofeev I.A. Study of the image binarization process using local threshold values. *Prikladnaya informatika = Applied Informatics*. 2021;16(6):54–65. (In Russ.) <https://doi.org/10.37791/2687-0649-2021-16-6-54-65>
17. Kiselev A.V., Filist S.A., Shatalova O.V. Methods of processing, analysis and classification of medical and biological signals and data. *Stary Oskol: Tonkie naukoemmkie tekhnologii*; 2023. 328 p. (In Russ.)
18. Veligosha A.V., Malyshko N.N., Morozov M.V., Strukov R.I. Implementation of median filtering of digital images based on the use of artificial neural networks. *Teoriya i tekhnika radiosvyazi = Theory and Technology of Radio Communication*. 2022;2:21–26. (In Russ.)
19. Joshi K. Study of Tesseract OCR. GLS KALP. *Journal of Multidisciplinary Studies*. 2024;1:41–50. <https://doi.org/10.69974/glskalp.01.02.54>
20. Chung H.-Y., Choi J., Heo T.-S., Seo S. Significance of Recall in Automatic Metrics for HT Evaluation. *The Journal of Translation Studies*. 2022;23:81–100. <https://doi.org/10.15749/jts.2022.23.1.003>

Информация об авторах / Information about the Authors

Киселев Алексей Викторович, кандидат технических наук, доцент кафедры вычислительной техники, Юго-Западный государственный университет, г. Курск, Российская Федерация, e-mail: kiselevalexey1990@gmail.com, ORCID: 0000-0001-7228-0281

Alexey V. Kiselev, Candidate of Sciences (Engineering), Associate Professor of the Department of Computer Engineering, Southwest State University, Kursk, Russian Federation, e-mail: kiselevalexey1990@gmail.com, ORCID: 0000-0001-7228-0281

Брусенцев Никита Сергеевич, студент кафедры вычислительной техники, Юго-Западный государственный университет, г. Курск, Российская Федерация, e-mail: brusencev2001@yandex.ru, ORCID: 0009-0008-7805-2819

Nikita S. Brusencev, Student of the Department of Computer Engineering, Southwest State University, Kursk, Russian Federation, e-mail: brusencev2001@yandex.ru, ORCID: 0009-0008-7805-2819

Кулешова Елена Александровна, кандидат технических наук, доцент кафедры информационной безопасности, Юго-Западный государственный университет, г. Курск, Российская Федерация, e-mail: lena.kuleshova.94@mail.ru, ORCID: 0000-0002-8270-564X

Elena A. Kuleshova, Candidate of Sciences (Engineering), Associate Professor of the Department of Information Security, Southwest State University, Kursk, Russian Federation, e-mail: lena.kuleshova.94@mail.ru, ORCID: 0000-0002-8270-564X

Ермаков Дмитрий Андреевич, аспирант кафедры биомедицинской инженерии, Юго-Западный государственный университет, г. Курск, Российская Федерация, e-mail: dmitriyermakov98@yandex.ru, ORCID: 0009-0003-9426-7741

Dmitriy A. Ermakov, Post-Graduate Student of the Department of Biomedical Engineering, Southwest State University, Kursk, Russian Federation, e-mail: dmitriyermakov98@yandex.ru, ORCID: 0009-0003-9426-7741