

Труды МАИ. 2024. № 137
Trudy MAI, 2024, no. 137

Научная статья

УДК 004.93

URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=181884>

МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ И ПАРАЛЛЕЛЬНЫЙ АЛГОРИТМ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ, СОДЕРЖАЩИХ СИМВОЛЬНУЮ ИНФОРМАЦИЮ

Олег Олегович Хомяков¹✉, Владимир Славиевич Панищев²,

Виталий Семенович Титов³, Эдуард Игоревич Ватутин⁴

^{1,2,3,4}Юго-Западный государственный университет,

Курск, Россия

¹homyakov46rus@yandex.ru✉

²gskunk@yandex.ru

⁴evatutin@rambler.ru

Аннотация. В данной работе предложена математическая модель и параллельный алгоритм для обработки изображений, содержащих символьную информацию о системах полетных данных. Модель объединяет методы машинного обучения и обработки изображений для точного и быстрого распознавания символов на изображениях. Сущность предлагаемого в работе решения основана на анализе структуры изображений и разработке специализированных методов для распознавания символьной информации. Параллельный алгоритм разработан с учетом архитектуры многопроцессорных систем, обеспечивая высокую скорость обработки данных. Результаты экспериментов показывают значительное улучшение

производительности и точности предложенного подхода по сравнению с существующими методами.

Ключевые слова: распознавание символьной информации, OCR, предобработка изображений, обработка видеопотока, выделение текстовой информации, классификация, распознавание образов, параллельная обработка данных

Для цитирования: Хомяков О.О., Панищев В.С., Титов В.С., Ватутин Э.И. Математическая модель и параллельный алгоритм обработки изображений, содержащих символьную информацию // Труды МАИ. 2024. № 137. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=181884>

Original article

MATHEMATICAL MODEL AND A PARALLEL ALGORITHM FOR PROCESSING IMAGES CONTAINING SYMBOLIC INFORMATION ABOUT PRODUCTS

Oleg O. Khomyakov¹, **Vladimir S. Panishchev²**, **Vitaly S. Titov³**, **Eduard I. Vatutin⁴**

^{1,2,3,4}Southwest State University,

Kursk, Russia

¹homyakov46rus@yandex.ru

²gskunk@yandex.ru

⁴evatutin@rambler.ru

Abstract. The purpose of the study consists in developing a mathematical model and algorithm for parallel processing of symbolic information on the product labels to increase the character recognition accuracy in the presence of noise and distortion.

The authors employed image processing methods for image regions highlighting, distortions elimination and noise compensation. A neural network approach was applied for the text search and recognition. Methods of parallel computing systems designing were employed as well, and computer modeling methods were applied for testing the developed solution.

The authors analyzed methods employed for video stream frames processing to highlight certain objects, and methods used for digital image processing, particularly for the text information extraction. An algorithm for the parts of text information classification based on reference features has been developed. These methods and algorithms have been tested under various conditions. The character classifier implementation was compared with an alternative version. Examples and results of the developed system are demonstrably presented.

The proposed solution can be successfully integrated into production process automation systems. It is suitable for a wide range of applications, including product quality control, inventory and warehouse operations automation.

The study demonstrates that compared to the analogues, the developed model and algorithm are of higher accuracy and throughput at video streams processing and symbolic information recognition. Compared to the analog, the accuracy increase was from 17% to 30%, depending on the noise level in the image, and the bandwidth was increased by 50%.

Keywords: character information recognition, OCR, image preprocessing, video stream processing, text information extraction, classification, image recognition, labeling

For citation: Khomyakov O.O., Panishchev V.S., Titov V.S., Vatutin E.I. Mathematical model and a parallel algorithm for processing images containing symbolic information about products. *Trudy MAI*, 2024, no, 137. URL: <https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=181884>

Состояние рассматриваемого вопроса и постановка задачи

В современных условиях производства авиационной техники промышленные процессы все больше автоматизируются, что требует эффективных методов обработки информации о различных компонентах, используемых в процессе производства. Необходимость точного и быстрого определения и идентификации различных элементов и деталей, включая системы полетных данных (СПД), выдвигает задачу разработки и внедрения эффективных методов и технологий распознавания маркировки. Распознавание маркировки, содержащей важную информацию о компонентах и агрегатах, становится ключевым этапом производственного цикла. Точное распознавание маркировки на компонентах, связанных с СПД, обеспечивает не только идентификацию и трассировку соответствующих деталей в производственных процессах, но и гарантирует правильное и безопасное функционирование авиационных систем в эксплуатации. Это особенно актуально в контексте повышения безопасности полетов, минимизации рисков и предотвращении потенциальных аварийных ситуаций, связанных с

неисправностями или ошибками, связанными с особенностями производственного процесса СПД.

Необходимо, чтобы системы были способны распознавать символы с высокой точностью даже в условиях изменчивого освещения, размытости изображения или других артефактов. При этом процесс обработки должен происходить быстро, чтобы соответствовать требованиям производства. В условиях больших объемов данных и требований к скорости обработки, параллельные вычисления и использование многопроцессорных систем или распределенных вычислений позволяет увеличить производительность систем обработки изображений и символов [1,2,3,4,5,6]. Так же при обработке изображений, содержащих искажения, системы основанные на нейросетевом подходе позволяют увеличить точность распознавания [7,8,9].

Задачи исследования включают в себя:

1. Анализ существующих методов обработки изображений и распознавания символов в контексте задачи обработки символьной информации.
2. Разработка математической модели, учитывающей особенности символьной информации и структуры изображений.
3. Создание параллельного алгоритма высокопроизводительной обработки изображений в реальном времени или для работы с большими объемами данных.
4. Экспериментальное сравнение разработанных методов с существующими подходами на реальных данных с целью оценки точности и производительности.

Метод решения задачи и принятые допущения

Система осуществляет прием изображения объектов из видеопотока, проводит их обработку, выполняет распознавание текста и классификацию характеристик. В результате процесса формируется текстовая информация о свойствах объектов, которая может быть использована в других информационных системах для решения прикладных технических задач, зависящих от определенной области применения.

В данном исследовании рассматривается применение данной системы для обработки изображений СПД, применяемых в авионике. Тем не менее, данное решение является универсальным и может быть применено к другим типам продукции. В частности, проводилось тестирование системы на определение характеристик автоматических выключателей и компонентов резервного питания, применяемых в авионике.

Основная часть

Рассмотрена обобщенная математическая модель получения характеристик объекта по изображению СПД, основанная на нескольких частных моделях, направленных на повышение точности распознавания и классификации характеристик объекта на основе маркировочных данных в потоке. Входными данными модели является кадр видеопотока в формате RGB изображения, а выходными - классифицированная текстовая информация о характеристиках объекта. В общем виде модель представляется следующим образом:

$$M_{result} = M_{class}(M_{text}(M_{obj}(M_{roi}(I_{src})))), \quad (1)$$

где M_{roi} – математическая модель получения региона изображения, содержащего объект, M_{obj} – математическая модель предобработки изображения объекта, M_{text} –

математическая модель поиска и распознавания текста, M_{class} – математическая модель получения характеристик, I_{src} – кадр видеопотока.

Математическая модель для получения региона изображения, содержащего объект, включающая функции определения региона изображения, поиска контуров объекта, выделения объекта, формирования дескрипторов объекта и сравнения их с эталонными дескрипторами, представляется как:

$$M_{roi} = F_{comp}(F_{desc}(F_{con}(F_{contours}(F_{move}(I_{src}, \vec{I}_{src}(t_{start}, t_{end})))))), E_{desc}(I_e)), \quad (2)$$

где $F_{move}(I_{src}, \vec{I}_{src})$ – функция определения региона изображения содержащего объект, $F_{contours}(F_{move})$ – функция поиска контуров объекта, $F_{con}(F_{contours})$ – функция выделения объекта, $F_{comp}(F_{desc}, E_{desc})$ – функция сравнения дескрипторов объекта с эталонными дескрипторами, $F_{desc}(F_{con})$ – функция формирования дескрипторов объекта, $\vec{I}_{src}(t_{start}, t_{end})$ – вектор, содержащий матрицы изображений I_{src} , полученные в моменты времени от t_{start} до t_{end} , E_{desc} – функция получения дескрипторов шаблонного изображения I_e .

Математическая модель предобработки изображения объекта, включающая функции трансформации RGB изображения в HSV изображение, бинаризации, удаления шумов, дилатации изображения, поиска границ объекта и исправления аффинных и проекционных искажений, представляется как:

$$M_{obj} = F_{transform}\left(F_{bord}\left(F_{dilate}\left(F_{filter}\left(F_{bin}(F_{hsv}(I_{roi}), L_b, L_t)\right)\right)\right), I_{roi}\right), \quad (3)$$

где $F_{hsv}(I_{roi})$ – функция трансформации RGB изображения содержащего объект I_{roi} в HSV изображение, $F_{bin}(F_{hsv}, L_b, L_t)$ – функция бинаризации по нижней и верхней границам L_b, L_t , $F_{filter}(F_{bin})$ – функция удаления шумов, $F_{dilate}(F_{filter})$ – функция

дилатации изображения с уменьшенным уровнем шума, $F_{bord}(F_{dilate})$ – функция поиска границ объекта, $F_{transform}(F_{bord}, I_{roi})$ – функция исправления аффинных и проекционных искажений.

Математическая модель поиска и распознавания текста, включающая функции поиска регионов текста, поиска базовой линии, разбиения на символы и распознавания текста, представляется как:

$$M_{text} = F_{rec}(F_{split}(F_{base}(F_{find}(I_{obj})), F_{find}(I_{obj}))), \quad (4)$$

где $F_{find}(I_{obj})$ – функция поиска регионов текста I_{text} на предобработанном изображении объекта I_{obj} , $F_{base}(I_{text})$ – функция поиска базовой линии, $F_{split}(F_{base}, I_{text})$ – функция разбиения на символы, $F_{rec}(F_{split})$ – функция распознавания текста.

Математическая модель M_{class} получения характеристик, включающая функции получения дополнительной информации геометрического, топологического и цветового характера описывающей регион текста, сравнения признаков регионов с текстом и эталонных признаков, и формирования результата, представляется как:

$$M_{class} = F_{out}(F_e(T, E, F_{info}(T, I_{text})), T), \quad (5)$$

где $F_{info}(T, I_{text})$ – функция получения дополнительной информации геометрического и цветового характера, описывающей регион текста T , $F_e(T, E, F_{info})$ – функция сравнения признаков регионов с текстом и эталонных признаков E , $F_{out}(F_e, T)$ – функция формирования результата.

Алгоритм, реализованный на основе предложенной модели, может в составе комплексных систем обработки изображений маркировки продукции, ориентированных на высокую точность и пропускную способность. Используя

нейросетевой подход в сочетании с алгоритмическими методами обработки изображений, алгоритм обеспечивает детектирование объекта для распознавания, предобработку с целью уменьшения влияния различных искажений на итоговую точность распознавания, выделение регионов текста и распознавание символьной информации. Блок схема работы алгоритма представлена на рисунке 1.

Одним из ключевых преимуществ алгоритма является его способность к параллельной обработке данных, что позволяет обрабатывать видеопотоки в реальном времени или обрабатывать большие объемы данных с высокой скоростью. Нейросетевой подход позволяет достичь высокой точности распознавания текста и других характеристик объекта благодаря обучению на больших объемах данных. Это позволяет адаптировать алгоритм к различным типам маркировки и условиям освещения, обеспечивая стабильную работу в различных сценариях применения.

На первом этапе работы алгоритма происходит инициализация системы отслеживания объекта, в соответствии с двумя возможными сценариями обработки кадра.

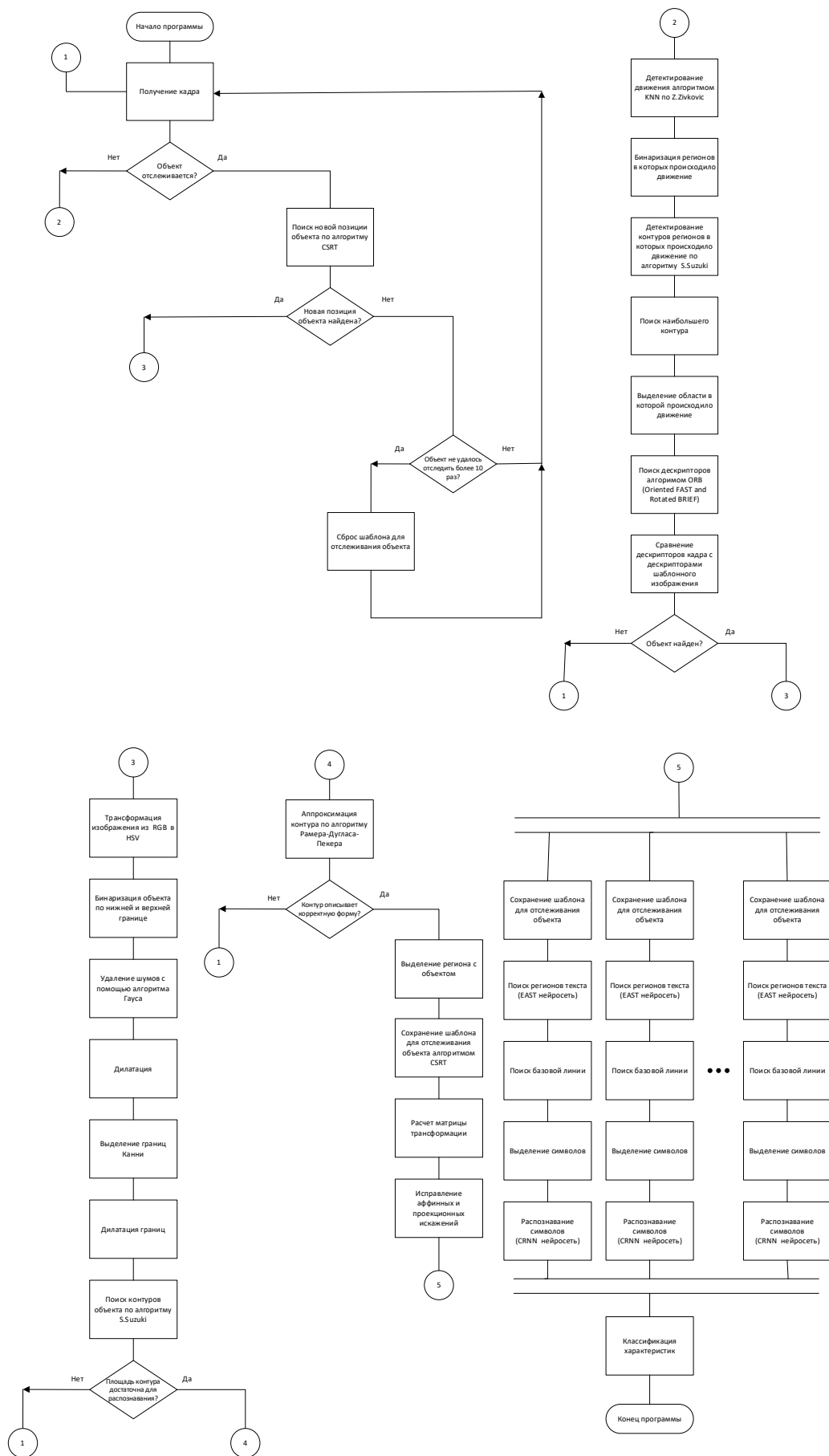


Рис.1. Блок схема работы алгоритма обработки символьной информации.

В случае, когда в предыдущем кадре уже был обнаружен и отслежен объект для распознавания, происходит запоминание его параметров и переход к отслеживанию этого объекта в следующих кадрах. Это позволяет системе сохранить устойчивость отслеживания объекта в случае его временного исчезновения из поля зрения или перемещения по кадру.

В случае, если в предыдущем кадре не было обнаружено объекта для распознавания, выполняется первоначальное детектирование наличия объекта в текущем кадре. Это включает в себя анализ изображения с целью выявления потенциальных объектов для дальнейшего распознавания и отслеживания.

Алгоритм отслеживания объекта CSRT (Channel and Spatial Reliability Tracker) является методом, применяемым для непрерывного отслеживания объекта в видеопотоке. CSRT основан на использовании многомерных признаков, таких как цвет, текстура и форма объекта, а также на анализе пространственных отношений между пикселями. Путем обучения на большом наборе данных CSRT создает модель, способную предсказывать следующее положение объекта в видеопотоке с высокой точностью. Использование CSRT в алгоритме обеспечивает устойчивость и точность отслеживания объекта в различных условиях, таких как изменения освещения, движение камеры или перемещение объекта. Это позволяет реализовывать сценарий работы алгоритма при последующем отслеживании объекта [10].

Необходимость обнаружения нового объекта в кадре возникает, когда алгоритм отслеживания объекта CSRT (Channel and Spatial Reliability Tracker) не смог найти

отслеживаемый объект в течение заданного числа итераций, экспериментальным путем было выявлено, что оптимальным числом итераций является десять.

При необходимости обнаружить новый объект в кадре происходит применение метода KNN (K-nearest neighbors) по Z. Zivkovic для детектирования региона, в котором произошло движение. Метод KNN является одним из алгоритмов, используемым для классификации объектов на основе их близости к уже известным объектам. В контексте обнаружения движения на изображении, KNN может использоваться для определения региона, в котором произошло движение [11].

Алгоритм KNN анализирует характеристики пикселей в рамках рассматриваемого региона и сравнивает их с характеристиками пикселей в окрестности. Пиксели, имеющие близкие характеристики, считаются принадлежащими к одному классу, что позволяет выделить регион, в котором произошло движение. Метод KNN по Z. Zivkovic может быть специально адаптирован для обнаружения движения на видеопотоке, учитывая особенности изменения характеристик пикселей в случае движущихся объектов.

После детектирования региона, в котором произошло движение, происходит бинаризация этого региона, что позволяет выделить объекты и фигуры, присутствующие в этой области. Для выделения контуров в бинаризованном регионе используется метод S.Suzuki. Этот алгоритм разработан для поиска контуров на бинарном изображении и основан на принципе обхода изображения в поисках связанных пикселей.

После выделения наибольшего региона, потенциально содержащего объект, с помощью алгоритма S.Suzuki, происходит преобразование этого региона в дескрипторы для последующего сравнения с эталонным изображением. Для выполнения этой задачи применяется алгоритм ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF) [12].

Алгоритм ORB является методом компьютерного зрения, предназначенным для поиска ключевых точек на изображении и описания их окрестностей в виде дескрипторов. Далее полученные дескрипторы из региона объекта сравниваются с эталонными дескрипторами с использованием алгоритма ORB. Этот процесс позволяет определить сходство между регионом объекта на текущем изображении и эталонным изображением, что позволяет определить наличие в обрабатываемом кадре объекта, содержащего символьную информацию, который должен быть передан на дальнейшие этапы алгоритма с целью распознавания маркировки.

После выделения объекта, содержащего символьную информацию, алгоритм выполняет операции предобработки. Данные операции направлены на уменьшение влияния искажений, содержащихся на исходном изображении, на итоговую точность распознавания текста и выделения регионов с текстом [13,14]. Контур объекта, содержащего символьную информацию, с удаленным шумом и исправленными аффинными и проекционными искажениями впоследствии передается на этап распознавания символьной информации.

Вначале изображение преобразуется из цветового пространства RGB в цветовое пространство HSV. После преобразования в HSV изображение подвергается

бинаризации, чтобы выделить регион, содержащий символьную информацию. Для улучшения качества изображения и удаления возможных шумовых элементов применяется фильтр Гаусса. После удаления шумов применяется операция дилатации. Это помогает улучшить контраст и четкость границ объекта [15].

После дилатации применяется операция выделения границ для точного определения контуров объекта. Это позволяет выделить контуры символьной информации и подготовить их для дальнейшего анализа. Границы объекта дополнительно усиливаются с помощью операции дилатации, что помогает сделать их более выразительными и увеличить точность последующего этапа поиска контуров. После чего происходит поиск контуров для точного определения границ объекта на изображении [16].

Для исправления аффинных и проекционных искажений сначала вычисляются параметры искажений, такие как углы наклона и смещение объекта, на основе анализа контуров и использования аппроксимации методом Рамера-Дугласа-Пекера. Затем эти параметры используются для формирования матрицы трансформации, которая определяет преобразования, необходимые для исправления искажений [17,18]. Это позволяет корректировать искажения, вызванные изменением масштаба, угла наклона и позиции объекта на изображении. Для исправления проекционных искажений, таких как перспективные искажения, используется проективное преобразование или гомографическая трансформация.

После предобработки изображения выполняется поиск регионов текста с использованием нейросети, основанной на архитектуре EAST (Efficient and Accurate

Scene Text Detector). Архитектура EAST разработана для точного обнаружения текста на изображениях сцен, что включает в себя нахождение текстовых областей, их ориентацию и координаты ограничивающих рамок [19].

После обнаружения регионов текста происходит поиск базовой линии, который позволяет определить расположение и ориентацию каждой строки текста, что является важным этапом при обработке символов декоративных шрифтов или имеющих курсивное написание. Затем каждая строка разделяется на отдельные символы на основе базовой линии, что позволяет получить отдельные области для распознавания отдельных символов [20].

Для распознавания текста на каждом символе применяется нейросеть с архитектурой CRNN (Convolutional Recurrent Neural Network). CRNN состоит из сверточных слоев для извлечения признаков из изображения, рекуррентных слоев для моделирования последовательности и выводного слоя для классификации символов.

Обучение нейросетей производилось на открытых выборках данных, дополненных реальными изображениями СПД для повышения их обобщающей способности и точности распознавания текста. Для нейросети с архитектурой EAST, используемой для обнаружения текста, в качестве открытых выборок был использован набор данных COCO-text, который содержит размеченные изображения сцен с текстом. Для нейросети с архитектурой CRNN, предназначенной для распознавания текста, обучение проводилось на выборках SynthText для русского языка и MJsynth для английского языка.

Набор данных SynthText создан с использованием синтетического подхода, генерируя изображения с текстом, что обеспечивает большой объем размеченных данных для обучения нейросети. Набор данных MJsynth включает реальные изображения с текстом на английском языке, что позволяет учить нейросеть на реальных примерах текста, улучшая ее способность распознавать текст на различных фоновых изображениях.

Этап выделения регионов текста, поиска базовой линии, разделения на символы и распознавания текста выполняется параллельно для обеспечения большей пропускной способности. В процессе обработки каждое изображение проходит через несколько этапов распознавания текста, которые выполняются параллельно на разных вычислительных ресурсах или ядрах процессора. Таким образом, параллельное выполнение этапов алгоритма позволяет повысить производительность системы, обеспечивая процесс распознавания текста на изображениях СПД, с увеличенной пропускной способностью.

На этапе классификации характеристик происходит анализ текстовых регионов с целью определения характеристик объекта, описываемых данным текстом. Для этого используется методика поиска признаков текста, которая включает в себя анализ цветовых, геометрических, текстовых и топологических особенностей текста. Каждая характеристика объекта имеет свои эталонные признаки, представляющие собой набор определенных параметров или характеристик.

Путем вычисления дистанции между эталонными признаками и признаками региона текста определяется степень сходства между ними. Выбирается минимальная

дистанция между признаками региона текста и эталонными признаками, что позволяет определить, какую характеристику текста описывает данный регион текста. Таким образом, на этом этапе происходит аналитическое сопоставление характеристик объекта с текстовыми данными, что позволяет автоматически определять содержание текста и его связь с конкретными характеристиками СПД.

Результаты и их обсуждение

Точность распознавания символьной информации, измеряемая как процент корректно распознанных символов, была протестирована в сравнении с аналогом (TesseractOCR), результаты сравнения представлены на рисунке 2. Тестирование было проведено при различном уровне шума, имеющем нормальное распределение, и измеряемом как пиковое отношение сигнала к шуму (PSNR).

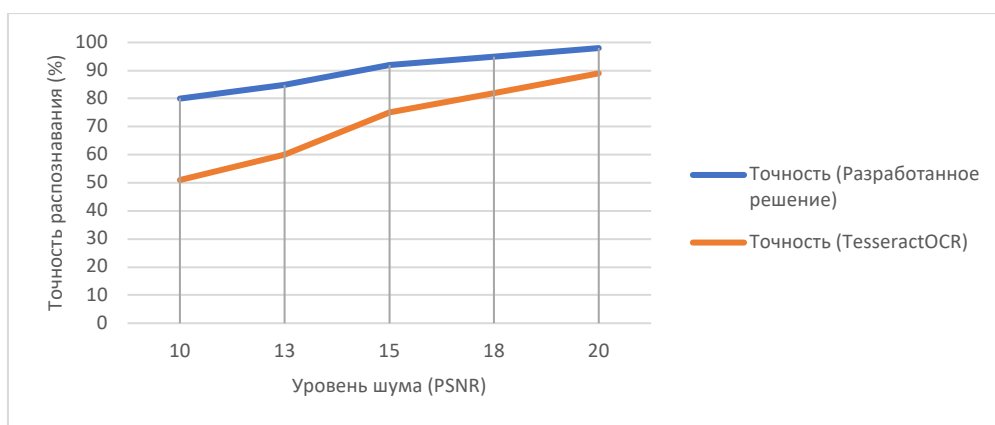


Рис.2. Точность распознавания в сравнении с аналогом.

Статистические данные о проценте ошибок первого и второго рода представлены на рисунке 3. Процессы получения кадра видеопотока, выделения маркировки СПД и выделения блоков текста наглядно представлены на рис. 4.

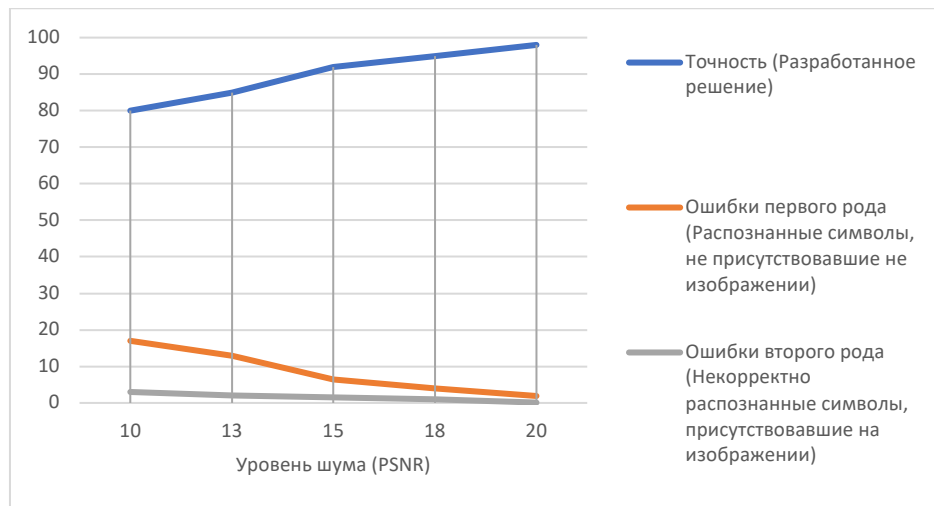


Рис.3. Статистические данные о проценте ошибок первого и второго рода.

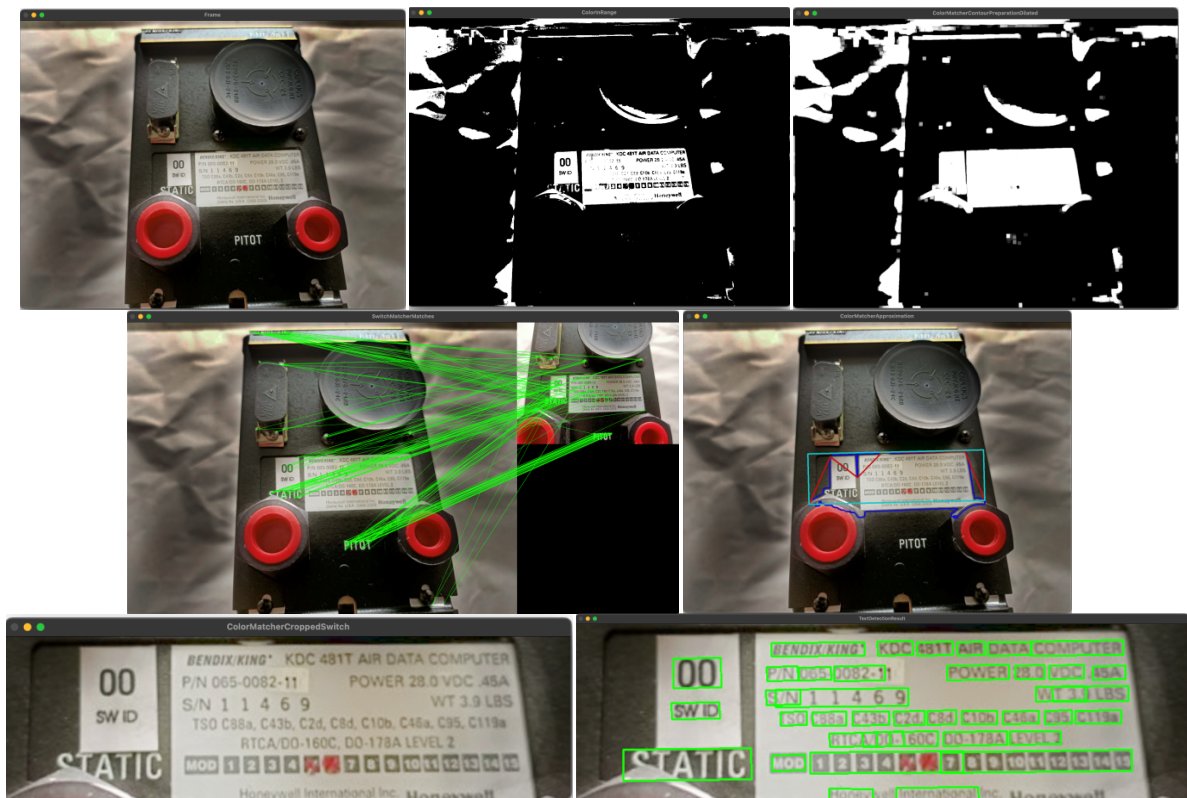


Рис.4. Пример работы системы, получение кадра из видеопотока, выделение региона, потенциально содержащего маркировку, сравнение дескрипторов, выделение региона с текстом, распознавание текста.

Максимальная пропускная способность разработанного решения составляет 33.33 кадра в секунду и достигается при использовании четырнадцати параллельных

потоков распознавания текста, в то время как у аналога (TesseractOCR) – 22.22 кадра в секунду. Тестирование осуществлялось с использованием процессора с частотой 2.3GHz, GPU с частотой 1290MHz и объемом памяти 4GB.

Выводы

В процессе исследования были изучены различные методы распознавания символьной информации с целью выявления СПД на кадрах видеопотока, поиска маркировки, распознавания символьной информации и выявления характеристик, описывающих объект. Разработанные алгоритм и модель были протестированы в различных условиях, с использованием изображений, содержащих искажения и шумы. Анализ статистических данных тестирования показывает, что данное решение может использоваться для интеграции в системы автоматизации использующие специальные системы компьютерного зрения. Система обладает универсальностью, так как способна использовать несколько шаблонов при поиске объектов на кадрах, что позволяет ей работать с разнообразной продукцией.

Список источников

1. Копылов И., Казаков А., Малыгин Л. Идентификация маркировок рулонов металлопроката // Вестник череповецкого государственного университета. 2016. № 74. С. 12-15.
2. Провоторов А.В., Орлов А.А. Методика поэтапного обнаружения маркировки слэбов // Современные проблемы науки и образования. 2012. № 6. С. 98.

3. Пыж С.В., Ганичева О.Г. Мобильная автоматизированная система инвентаризации металлургической продукции и обеспечения безопасности в складских помещениях. Научно-технический прогресс в чёрной металлургии: сборник статей. - Череповец: Череповецкий государственный университет, 2013. С. 266-271.
4. Панищев В.С., Труфанов М.И., Добросердов О.Г., Хомяков О.О. Распознавание символьной информации для автоматизации производственных процессов // Известия Юго-Западного государственного университета. 2021. № 1. С. 122-137. DOI: [10.21869/2223-1560-2020-25-1-122-137](https://doi.org/10.21869/2223-1560-2020-25-1-122-137)
5. Chung I., Sainath T., Ramabhadran B., Pichen M. et al. Parallel Deep Neural Network Training for Big Data on Blue GeneQ // International Conference for High Performance Computing, Networking, Storage and Analysis, SC, 2015, pp. 745-753. DOI: [10.1109/SC.2014.66](https://doi.org/10.1109/SC.2014.66)
6. Qiu Q., Wu Q., Bishop M., Pino R., Linderman R. A Parallel Neuromorphic Text Recognition System and Its Implementation on a Heterogeneous High-Performance Computing Cluster // IEEE Transactions on Computers, 2013, vol. 62, pp. 886-899. DOI: [10.1109/TC.2012.50](https://doi.org/10.1109/TC.2012.50)
7. Олькина Д.С. Алгоритм семантической сегментации изображений для решения задачи позиционирования летательного аппарата на земной поверхности // Труды МАИ. 2023. № 130. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=174617>. DOI: [10.34759/trd-2023-130-18](https://doi.org/10.34759/trd-2023-130-18)

8. Малыгин И.В., Бельков С.А., Тарасов А.Д., Усвяцов М.Р. Применение методов машинного обучения для классификации радиосигналов // Труды МАИ. 2017. № 96. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=85797>
9. Хомоненко А.Д., Яковлев Е.Л. Обоснование архитектуры сверточной нейронной сети для автономного распознавания объектов на изображениях бортовой вычислительной системой // Научные технологии в космических исследованиях Земли. 2018. № 6. С. 86-93.
10. Lukezic A., Voj'ir T., Cehovin Zajc L., Matas J., Kristan M. Discriminative correlation filter tracker with channel and spatial reliability // International Journal of Computer Vision, 2018, pp. 6309-6318. DOI: [10.1007/s11263-017-1061-3](https://doi.org/10.1007/s11263-017-1061-3)
11. Zivkovic Z., Taylan Cemgil A., Kröse B. Approximate Bayesian methods for kernel-based object tracking. Computer Vision and Image Understanding, 2009, pp. 743-749.
12. Rublee E., Rabaud V., Konolige K., Bradski G. Orb: an efficient alternative to sift or surf. Computer Vision (ICCV) // 2011 IEEE International Conference, 2011, pp. 2564–2571.
13. Алексеев В.В., Лакомов Д.В. Аналитическая модель обработки графических изображений в системах жизнеобеспечения города для выявления повреждений объектов // Труды МАИ. 2018. № 103. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=100810>
14. Zhong X., You Z., Qian M., Zhang J., Hu X. Metal stamping character recognition algorithm based on multi-directional illumination image fusion enhancement technology //

EURASIP Journal on Image and Video Processing, 2018, pp. 1-11. DOI: [10.1186/s13640-018-0321-7](https://doi.org/10.1186/s13640-018-0321-7)

15. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. - М.: Техносфера, 2012. - 1104 с.
16. Шапиро Л., Стокман Дж. Компьютерное зрение. - М.: БИНОМ, 2013. – 752 с.
17. Ramer U. An iterative procedure for the polygonal approximation of plane curves // Computer Graphics and Image Processing, 1972, pp. 244-256. DOI: [10.1016/S0146-664X\(72\)80017-0](https://doi.org/10.1016/S0146-664X(72)80017-0)
18. Douglas D.H., Peucker T.K. *Algorithms for the reduction of the number of points required to represent a digitized line or its caricature*. Geovisualization, University of Toronto Press, 1973, pp. 112-122.
19. Zhou X., Yao C., Wen H., Wang Y., Zhou S., He W., Liang J. EAST: An Efficient and Accurate Scene Text Detector // Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017. DOI: [10.1109/CVPR.2017.283](https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.283)
20. Силаков Н.В., Тассов К.Л. Обзор алгоритмов обнаружения текстовых областей на кадрах видеопотока // Вестник РГГУ. Серия: Информатика. Информационная безопасность. Математика. 2020. № 2. С. 27-45. DOI: [10.28995/2686-679X-2020-2-27-45](https://doi.org/10.28995/2686-679X-2020-2-27-45)

References

1. Kopylov I., Kazakov A., Malygin L. *Vestnik Cherepovetskogo gosudarstvennogo universiteta*, 2016, no. 74, pp. 12-15.

2. Provotorov A.V., Orlov A.A. *Sovremennye problemy nauki i obrazovaniya*, 2012, no. 6, pp. 98.
3. Pyzh S.V., Ganicheva O.G. *Mobil'naya avtomatizirovannaya sistema inventarizatsii metallurgicheskoi produktsii i obespecheniya bezopasnosti v skladskikh pomeshcheniyakh. Nauchno-tekhnicheskii progress v chernoi metallurgii* (Mobile automated system for inventory of metallurgical products and security in warehouses. Scientific and technical progress in ferrous metallurgy): sbornik statei. Cherepovets: Cherepovetskii gosudarstvennyi universitet, 2013. pp. 266-271.
4. Panishchev V.S., Trufanov M.I., Dobroserdov O.G., Khomyakov O.O. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta*, 2021, no. 1, pp. 122-137. DOI: [10.21869/2223-1560-2020-25-1-122-137](https://doi.org/10.21869/2223-1560-2020-25-1-122-137)
5. Chung I., Sainath T., Ramabhadran B., Pichen M. et al. Parallel Deep Neural Network Training for Big Data on Blue GeneQ, *International Conference for High Performance Computing, Networking, Storage and Analysis*, SC, 2015, pp. 745-753. DOI: [10.1109/SC.2014.66](https://doi.org/10.1109/SC.2014.66)
6. Qiu Q., Wu Q., Bishop M., Pino R., Linderman R. A Parallel Neuromorphic Text Recognition System and Its Implementation on a Heterogeneous High-Performance Computing Cluster, *IEEE Transactions on Computers*, 2013, vol. 62, pp. 886-899. DOI: [10.1109/TC.2012.50](https://doi.org/10.1109/TC.2012.50)
7. Ol'kina D.S. *Trudy MAI*, 2023, no. 130. URL: <https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=174617>. DOI: [10.34759/trd-2023-130-18](https://doi.org/10.34759/trd-2023-130-18)

8. Malygin I.V., Bel'kov S.A., Tarasov A.D., Usvyatsov M.R. *Trudy MAI*, 2017, no. 96. URL: <https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=85797>
9. Khomonenko A.D., Yakovlev E.L. *Naukoemkie tekhnologii v kosmicheskikh issledovaniyakh Zemli*, 2018, no. 6, pp. 86-93.
10. Lukezic A., Voj'ir T., Cehovin Zajc L., Matas J., Kristan M. *Discriminative correlation filter tracker with channel and spatial reliability* // *International Journal of Computer Vision*, 2018, pp. 6309-6318. DOI: [10.1007/s11263-017-1061-3](https://doi.org/10.1007/s11263-017-1061-3)
11. Zivkovic Z., Taylan Cemgil A., Kröse B. *Approximate Bayesian methods for kernel-based object tracking*. *Computer Vision and Image Understanding*, 2009, pp. 743-749.
12. Rublee E., Rabaud V., Konolige K., Bradski G. Orb: an efficient alternative to sift or surf. *Computer Vision (ICCV), 2011 IEEE International Conference*, 2011, pp. 2564–2571.
13. Alekseev V.V., Lakomov D.V. *Trudy MAI*. 2018, no. 103. URL: <https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=100810>
14. Zhong X., You Z., Qian M., Zhang J., Hu X. Metal stamping character recognition algorithm based on multi-directional illumination image fusion enhancement technology, *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2018, pp. 1-11. DOI: [10.1186/s13640-018-0321-7](https://doi.org/10.1186/s13640-018-0321-7)
15. Gonsales R., Vuds R. *Tsifrovaya obrabotka izobrazhenii* (Digital image processing), Moscow, Tekhnosfera, 2012, 1104 p.
16. Shapiro L., Stokman Dzh. *Komp'yuternoe zrenie* (Computer vision), Moscow, BINOM, 2013, 752 p.

17. Ramer U. An iterative procedure for the polygonal approximation of plane curves, *Computer Graphics and Image Processing*, 1972, pp. 244-256. DOI:[10.1016/S0146-664X\(72\)80017-0](https://doi.org/10.1016/S0146-664X(72)80017-0)
18. Douglas D.H., Peucker T.K. *Algorithms for the reduction of the number of points required to represent a digitized line or its caricature*. Geovisualization, University of Toronto Press, 1973, pp. 112-122.
19. Zhou X., Yao C., Wen H., Wang Y., Zhou S., He W., Liang J. EAST: An Efficient and Accurate Scene Text Detector, *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2017. DOI: [10.1109/CVPR.2017.283](https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.283)
20. Silakov N.V., Tassov K.L. *Vestnik RGGU. Seriya: Informatika. Informatsionnaya bezopasnost'. Matematika*, 2020, no. 2, pp. 27-45. DOI: [10.28995/2686-679X-2020-2-27-45](https://doi.org/10.28995/2686-679X-2020-2-27-45)

Статья поступила в редакцию 14.07.2024

Одобрена после рецензирования 16.07.2024

Принята к публикации 28.08.2024

The article was submitted on 14.07.2024; approved after reviewing on 16.07.2024; accepted for publication on 28.08.2024