

## Алгоритм управления мехатронной станцией сортировки изделий с применением системы компьютерного зрения

*А.А. Казначеева<sup>1</sup>, О.М. Власенко<sup>1</sup>, А.А. Эпов<sup>2</sup>*

*<sup>1</sup>Российский государственный университет имени А.Н. Косыгина  
(Технологии. Дизайн. Искусство), г. Москва*

*<sup>2</sup>Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет)*

**Аннотация:** В работе рассмотрен вопрос применения системы компьютерного зрения для контроля качества изделий в алгоритме управления мехатронной станцией сортировки. В качестве примера выбрана обувная продукция. Разработанная система основана на методах машинного обучения для распознавания изображений путем их сегментации. В результате создана нейросетевая модель, а также написана программа для идентификации и выделения объектов с использованием камеры для последующей сортировки бракованных изделий. Программа содержит три модуля: инициализацию для объявления всех переменных, моделей, классов, видеопотока с камеры; основной модуль, содержащий внутренний цикл по каждому сегментированному объекту; подпрограмму для завершения работы. Внедрение компьютерного зрения в алгоритм управления повышает эффективность и гибкость системы контроля качества, повышает точность измерений параметров объектов для их последующей сортировки.

**Ключевые слова:** мехатронная станция, сортировка, компьютерное зрение, сегментация изображений, обучение нейросети, алгоритм управления.

В настоящее время компьютерное зрение представляет собой научный предмет, включающий собственную методологию и области применения, такие как распознавание объектов, наблюдение, роботизированное управление, сегментация и интерпретация медицинских изображений, автоматический осмотр и сборка в заводских условиях, распознавание отпечатков пальцев и лиц, интерпретация жестов и т.д. Для эффективной работы системы компьютерного зрения необходим видеопоток данных из различных источников, которые должны содержать информацию о положении, расстоянии между объектами, движении, форме, текстуре, цвете и другие характеристики [1].

Последовательность обработки видеопотока включает несколько этапов. На первом этапе проводится предварительная обработка изображений, которая предполагает выполнение ряда операций для повышения четкости, контраста, подавления шумов, нормализации яркости, настройки цветового

баланса, а также фильтрации изображения от нежелательных элементов. Целью данного этапа является стандартизация изображений. На втором этапе производится извлечение характеристик объектов из обработанного видеопотока. Используется ряд математических методов для определения особенностей изображений, контура и цвета. На третьем этапе проводится классификация или сегментация объектов. В первом случае определяют категорию или класс объекта, во втором изображения разделяют на отдельные элементы, проводят локализацию и идентификацию [2].

В данной работе предложен алгоритм управления сортировочным участком мехатронной станции, включающий применение системы компьютерного зрения для анализа параметров изделий. Сортировочная станция содержит транспортный механизм в виде конвейера с управляемым приводом. На конвейере установлены оптические датчики для определения наличия изделия на ленте. Для распознавания и классификации продукции над лентой конвейера установлена камера. Сортировка продукции производится с помощью сепаратора, установленного в конце ленты, и приводимого в движение от соленоидной катушки. Целью работы является оптимизация производственного процесса за счет повышения точности и надежности сортировки, а также снижение затрат и улучшение общей производительности [3].

В основу построения алгоритма положены методы машинного обучения, основанные на нейросетевых технологиях для распознавания видеопотока путем сегментации изображения. Сегментация – это процесс, в котором исходное изображение разбивается на участки, называемые сегментами для дальнейшего анализа, сжатия или визуализации [4]. С математической точки зрения носитель  $\Omega$  разбивается на конечное число сегментов  $S_i$ , где  $i=1, \dots, n$ , так, что 1)  $S_i \neq \emptyset$  для всех  $i \in \{1, \dots, n\}$ ; 2)  $\bigcup_{i=1}^n S_i = \Omega$ ; 3)  $S_i \cap S_j = \emptyset$  для всех  $i, j \in \{1, \dots, n\}$  таких, что  $i \neq j$ . В результате создаются связные

сегменты пикселей, схожих между собой относительно некоторого критерия, дополненного обнаружением пикселей, не похожих на смежные с ними. Несхожесть определяет края сегментов. Цель – выделить элементы, которые можно использовать для описания содержимого изображения: фон, объекты, края и т.д. Проанализируем методы сегментации применительно к задаче сортировки объектов на конвейерной ленте.

Бинаризация изображения – наиболее простой способ, при котором скалярное изображение  $I$  преобразуется в бинарное путем сравнения с пороговым значением  $T$ :  $J(x,y)$  равно 0, если  $I(x,y) < T$ , 1 – в противном случае. Значение порога можно определить путем оптимизации, которая предполагает уменьшение количества малых участков (артефактов) и создание больших связных участков [5].

Известен метод бинаризации Оцу, в котором оптимальный порог  $u$  соответствует минимальному перекрытию двух классов-объектов и фоновых пикселей. Для определения порога используется диаграмма уровней яркости для заданного изображения  $I$ . Выбирается порог, который устанавливает максимум межклассовой дисперсии  $\tau_b^2$ , которая является дисперсией, вычисленной для средних значений классов [6]. Соотношение для определения дисперсии для двух классов имеет вид:

$$\tau_b^2 = P_1 \cdot (\mu_1 - \mu)^2 + P_2 \cdot (\mu_2 - \mu)^2 = P_1 \cdot P_2 \cdot (\mu_1 - \mu_2)^2,$$

где  $P_1$  и  $P_2$  – вероятности классов;  $\mu_1$  и  $\mu_2$  – средние значения пикселей объектов и фона по классам. Выбранный порог  $u$  определяет темные пиксели объектов, для которых  $I(p) \leq u$  и светлые пиксели фона, для которых  $u < I(p)$ , где  $p$  – значение пикселя.

Сегментация путем сдвига среднего – метод, который может применяться для обработки цветных изображений с количеством каналов  $n$ , где  $n \geq 1$  (например, для цветных изображений  $n=3$  канала). Для скалярного изображения  $I$  можно определить  $n=2$  градиентных канала, или  $n=2$  (среднее

стандартное отклонение), или  $n=4$ , если объединить градиентные каналы с каналами среднего и стандартного отклонения. Таким образом, можно добавлять каналы, представляющие локальные свойства в позиции пикселя  $p$ . Цель метода – сгруппировать в сегменты смежные пиксели с одинаковыми спектральными характеристиками.

Метод сегментации на базе кластеризации основан на том, что для обработки входного изображения  $I$  на первом этапе одновременно рассматриваются несколько пикселей и затем объединяются в кластеры, путем отнесения непомеченных пикселей к «похожему» начальному. В ходе этого процесса выбранные начальные пиксели можно заменять, делая новым начальным пикселем центральную точку уже построенного сегмента. Таким образом, объекты внутри кластера должны быть похожими друг на друга и отличаться от других объектов, вошедших в другие кластеры. Результат метода зависит от выбора начальных пикселей.

Для решения задачи создания системы компьютерного зрения на основе сегментации изображений выбрана архитектура нейросети YOLO. Эта нейросеть позволяет обрабатывать видеопоток с высокой скоростью, более 50 кадров в минуту [7]. Принцип работы заключается в том, что входное изображение разбивается на ячейки  $x$  размером  $S \times S$ , и для каждой ячейки производится некоторое количество прогнозов. Ячейка определяет объект тогда, когда внутри нее находится центр эталонной ограничивающей рамки объекта. В основе YOLO лежит базовая сеть DarkNet, которая в свою очередь использует элементы архитектуры GoogLeNet, содержит 24 сверточных слоя, 2 полносвязных слоя с комбинацией канала  $1 \times 1$  и сверточных слоев  $3 \times 3$ . Реализация данной архитектуры оптимизирована для современных графических процессоров [8].

В качестве объектов для распознавания выбраны детали обуви. Целью применения камеры было распознавание брака на изделии для последующей

---

его сортировки. Процесс обучения модели нейросети на базе YOLOv8 включал в себя разработку программы для идентификации и выделения объектов. Обучающий набор обрабатывали с помощью веб-сервиса RoboFlow. После обработки данных и разметки объектов на фотографиях определили наборы данных для тренировки, тестирования и проверки работы модели [9].

На рис. 1 представлены графики обучения нейросети, на которых видна динамика изменения ошибки тренировки ( $\text{train/seg\_loss}$ ) и ошибки тестирования ( $\text{val/seg\_loss}$ ). На графиках видно, что ошибки уменьшались на каждой итерации, а точность модели ( $\text{metrics/precision - m}$ ) увеличивалась. На рис. 2 отображены результаты работы модели после обучения и тестирования. Они представляют собой пары изображений начальных разметок и изображений разметок, произведенных обученной нейросетью.

На основе полученной модели разработана система компьютерного зрения, которая включает следующие три блока:

- подпрограмму для инициализации, которая использует библиотеку OpenCV для захвата видеопотока с камеры и обработки кадров, библиотеку Ultralytics для использования архитектуры YOLO, объявления всех переменных, моделей, классов, видеопотока с камеры [10];
- основной модуль, который включает внутренний цикл по каждому сегментированному объекту для определения его расположения, имени и отметки его в кадре контурной маской;
- подпрограмму для завершения работы.

На рис. 3 представлен алгоритм управления мехатронной станцией сортировки обуви, с целью определения бракованных изделий. На этапе инициализации объявляются переменные, описываются параметры объектов для распознавания, задаются массивы для хранения получаемых данных. В основном цикле в результате опроса оптического датчика производится обнаружение объекта в зоне детекции камеры, которая включается только при

---

наличии под ней изделия.

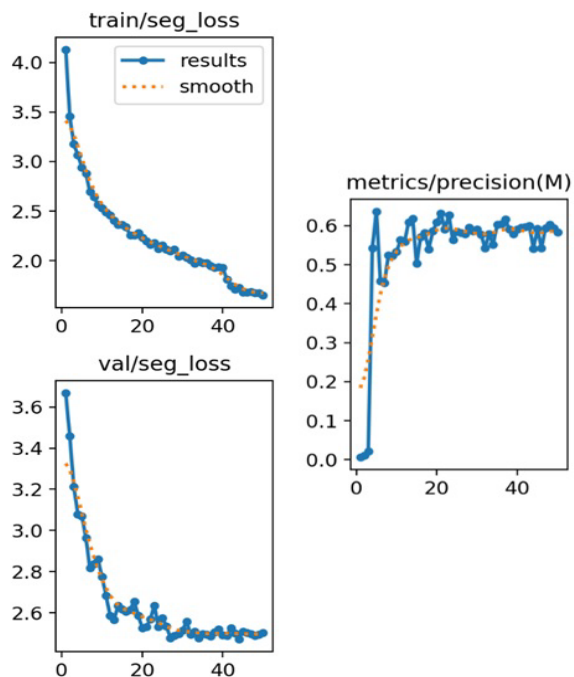


Рис. 1. – Графики обучения нейросети

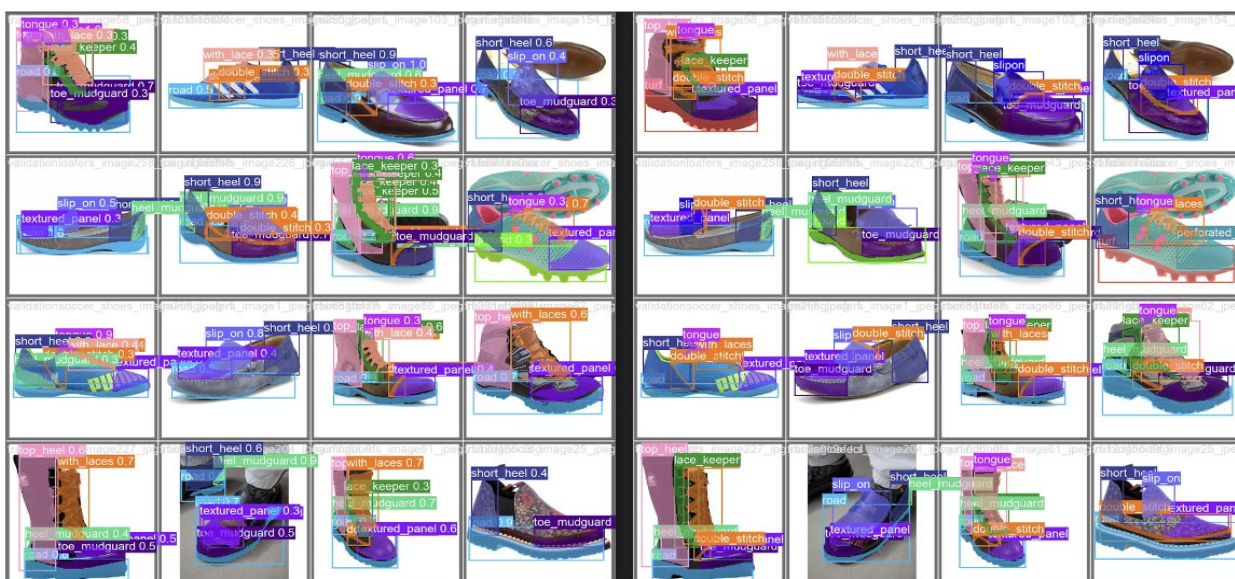


Рис. 2. – Изображения начальных разметок и изображения разметок, произведенных обученной нейросетью

Если изделие не имеет брака, то сепаратор остается открытым, конвейер включен, и изделие перемещается на следующий участок обработки. В противном случае сепаратор закрывается, и изделие сбрасывается по

специальному скату в отбраковочную корзину.

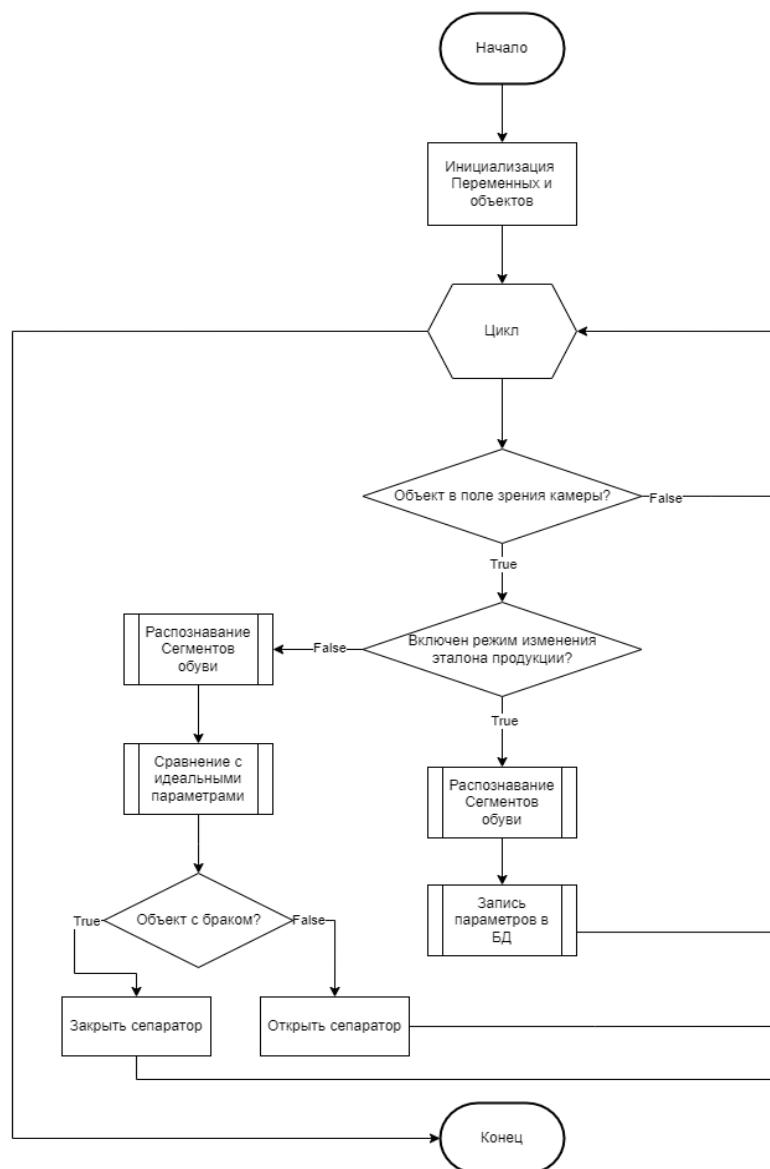


Рис. 3. – Блок схема алгоритма управления мехатронной станцией  
сортировки обуви

Таким образом, внедрение системы компьютерного зрения в рассматриваемый алгоритм управления сортировочной станцией позволяет повысить эффективность и гибкость процесса разбраковки, увеличить точность измерений параметров объектов и использовать эти данные для последующей сортировки.

## Литература

1. Девис Р., Терк М. Компьютерное зрение. Современные методы и перспективы развития. М: ДМК Пресс, 2022. 690 с.
2. Казначеева А.А., Власенко О.М., Захаркина С.В., Гончарова Е.Б. Разработка алгоритма распознавания изображений для автоматизированной системы контроля дефектов стеклоткани на основе методов машинного обучения. // Инженерный вестник Дона, 2025, №5. URL: [ivdon.ru/ru/magazine/archive/n5y2025/10058](http://ivdon.ru/ru/magazine/archive/n5y2025/10058).
3. Алиев А.Г. Обзор методов машинного зрения применительно к решению задачи автоматизации управления мехатронной станции // 76-ая внутривузовская научная конференция «Молодые ученые – инновационному развитию общества (МИР-2024)». Тезисы докладов. Часть 1. Москва, 2024. С. 10-11.
4. Клетте Р. Компьютерное зрение. Теория и алгоритмы. М: ДМК-Пресс, 2019. 506 с.
5. Чжен А., Казари А. Машинное обучение. Конструирование признаков. М: Бомбора, 2024. 240 с.
6. Буэно Г., Суарес О., Эспиноса А. Обработка изображений с помощью OpenCV. М: ДМК-Пресс, 2016. 210 с.
7. Боков П.А., Кравченя П.Д. Экспериментальный анализ точности и производительности разновидностей архитектур YOLO для задач компьютерного зрения // Программные продукты и системы. 2020. № 4. С. 635–640.
8. Небаба С.Г., Марков Н.Г. Сверточные нейронные сети семейства YOLO для мобильных систем компьютерного зрения // Компьютерные исследования и моделирование. 2024. № 3 С. 615–631.
9. Jang B. K., Chin R. T. One-pass parallel: analysis, properties, and quantitative evaluation. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992,

vol. 14, pp. 1129–1140.

10. Harous, S., Elnagar A. Handwritten character-based parallel thinning algorithms: a comparative study. University of Sharjah Journal of Pure & Applied Sciences, 2009, vol. 6, no. 1, pp. 81–101.

### References

1. Devis R., Terk M. Komp'yuternoe zrenie. Sovremennyye metody i perspektivy razvitiya [Advanced Methods and Deep Learning in Computer Vision]. M.: DMK-Press, 2022. 690 p.

2. Kaznacheeva A.A., Vlasenko O.M., Zakharkina S.V., Goncharova E.B. Inzhenernyj vestnik Dona, 2025, №5. URL: [ivdon.ru/ru/magazine/archive/n5y2025/10058](http://ivdon.ru/ru/magazine/archive/n5y2025/10058).

3. Aliev A.G. 76-aya vnutrivuzovskaya nauchnaya konferenciya «Molodye uchenye – innovacionnomu razvitiyu obshchestva (MIR-2024)». Moskva, 2024, pp. 10-11.

4. Clette R. Komp'yuternoe zrenie. Teoriya i algoritmy` [Computer vision. Theory and algorithms]. M: DMK-Press, 2019. 506 p.

5. Zheng A., Casari A. Mashinnoe obuchenie. Konstruirovaniye priznakov [Machine learning. Feature engineering]. M: Bombora, 2024. 240 p.

6. Bueno G., Suares O., Espinosa A. Obrabotka izobrazhenij s pomoshch'yu OpenCV [Image processing with OpenCV]. M.: DMK-Press, 2016. 210 p.

7. Bokov P.A., Kravchenya P.D. Programmnye produkty i sistemy. 2020. № 4. pp. 635–640.

8. Nebaba S.G., Markov N.G. Komp'yuternyye issledovaniya i modelirovaniye. 2024. № 3. pp. 615–631.

9. Jang B. K., Chin R. T. One-pass parallel: analysis, properties, and quantitative evaluation. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, vol. 14, pp. 1129–1140.

10. Harous, S., Elnagar A. Handwritten character-based parallel thinning



algorithms: a comparative study. University of Sharjah Journal of Pure & Applied Sciences, 2009, vol. 6, no. 1, pp. 81–101.

**Дата поступления: 15.04.2025**

**Дата публикации: 25.06.2025**