

УДК 004.93:658.562

**ПРИМЕНЕНИЕ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ ДЛЯ КОНТРОЛЯ
КАЧЕСТВА ПРОДУКЦИИ****APPLICATION OF COMPUTER VISION FOR PRODUCT
QUALITY CONTROL**

Е.А. Жернаков, студентка I курса гр. ПИБ-251.3

А.В. Ионина, к.т.н., доцент кафедры ИТиЭД,

Филиал Федерального Государственного бюджетного образовательного
учреждения высшего образования «Кузбасский государственный
технический университет имени Т.Ф. Горбачева»
в г. Новокузнецке, г. Новокузнецк

Аннотация: в статье рассматриваются вопросы практической реализации систем технического зрения на промышленных предприятиях и мусоросортировочных комплексах. Анализируются современные подходы к обнаружению дефектов продукции и идентификации компонентов отходов с использованием алгоритмов глубокого обучения. Представлены результаты тестирования различных нейросетевых архитектур (ResNet-50, Faster R-CNN, YOLOv7, Mask R-CNN) на двух типах данных: дефектах металлопроката и изображениях твердых коммунальных отходов. Особое внимание уделяется сравнительной эффективности архитектур и условиям их промышленной эксплуатации, включая проблемы калибровки систем и адаптации к изменяющимся условиям производства.

Ключевые слова: компьютерное зрение, контроль качества, технический контроль, сортировка отходов, нейронные сети, дефектоскопия, машинное обучение, автоматизация производства.

Abstract: the article discusses the practical implementation of vision systems at industrial enterprises and waste sorting complexes. Modern approaches to product defect detection and waste component identification using deep learning algorithms are analyzed. The results of testing various neural network architectures (ResNet-50, Faster R-CNN, YOLOv7, Mask R-CNN) on two types of data: rolled metal defects and municipal solid waste images are presented. Special attention is paid to the comparative efficiency of architectures and the conditions of their industrial operation, including calibration problems and adaptation to changing production conditions.

Key words: computer vision, quality control, technical inspection, waste sorting, neural networks, flaw detection, machine learning, industrial automation.

Современное производство и сфера обращения с отходами сталкиваются с общей проблемой: необходимостью быстрой и точной

обработки визуальной информации о большом количестве объектов. На производственной линии контроль качества традиционно осуществлялся операторами, однако человеческое зрение имеет объективные ограничения – утомляемость, субъективность оценок, невозможность работы на высоких скоростях конвейера [1]. Аналогичная ситуация наблюдается на мусоросортировочных заводах, где от эффективности распознавания зависит экономика всего процесса переработки. По данным аналитических агентств, до 25 % бракованной продукции не отсеивается на ранних этапах производства именно из-за недостаточной эффективности визуального контроля [2]. В сфере обращения с отходами ситуация еще более критическая: до 60 % потенциально перерабатываемых материалов попадают на полигоны из-за ошибок на стадии сортировки [3]. Компьютерное зрение призвано решить эти проблемы, предоставляя инструмент объективного и непрерывного мониторинга.

Система компьютерного зрения для промышленного контроля базируется на последовательной обработке видеопотока: захват изображения, предварительная обработка (нормализация, фильтрация шумов), выделение значимых признаков и классификация объектов или дефектов [1]. Ключевым этапом является выбор признаков, по которым будет производиться анализ. В традиционных подходах инженеры вручную задавали параметры: яркость, контрастность, площадь объектов, количество отверстий и т.д. Однако для сложных неструктурированных сцен, таких как куча мусора на ленте или литьевые дефекты сложной формы, такой подход показывает низкую эффективность [4].

Современные системы строятся на основе сверточных нейронных сетей (CNN), которые автоматически формируют иерархию признаков. Первые слои сети обучаются выделять простые элементы (границы, цветовые переходы), а последующие – составлять из них сложные образы (дефект типа «трещина», фрагмент пластиковой бутылки) [5]. Обучение такой сети требует размеченного датасета, содержащего тысячи изображений с эталонными отметками. Чем разнообразнее обучающая выборка, тем устойчивее модель будет работать в реальных условиях, где возможны изменения освещения, ракурса или степени загрязнения объектов [4].

Выбор конкретной архитектуры нейронной сети зависит от решаемой задачи. Для контроля качества на конвейере, где важна высокая скорость обработки, целесообразно использовать одноэтапные детекторы, обрабатывающие изображение за один проход [6]. Для задач сортировки отходов, где объекты могут быть частично скрыты или деформированы, предпочтительнее модели, обеспечивающие попиксельную сегментацию [3].

В ходе исследовательской работы было проведено тестирование нескольких типов нейросетевых архитектур на двух типах данных: промышленный датасет с дефектами металлопроката (трещины, вмятины,

окалина) и датасет изображений твердых коммунальных отходов, собранный на действующем полигоне. Целью тестирования являлось определение оптимального соотношения точности и производительности для каждой из прикладных областей. Результаты тестирования представлены в таблице 1.

Таблица 1 – Сравнительный анализ архитектур нейронных сетей

№	Архитектура	Область применения	Точность (mAP@0.5), %	Скорость (FPS)	Чувствительность к шумам
1	ResNet-50 (классиф.)	Бинарная оценка «брак/годен»	94,2	85	Средняя
2	Faster R-CNN	Детекция дефектов металла	96,8	18	Высокая
3	YOLOv7	Поиск объектов на конвейере	93,5	67	Средняя
4	Mask R-CNN	Сегментация мусора	91,3	12	Очень высокая

Анализ полученных данных показывает, что универсального решения не существует. Для контроля качества на быстро движущейся ленте (скорость более 1 м/с) предпочтительны легковесные модели или YOLOv7, поскольку они успевают обработать кадр до того, как объект покинет зону видимости камеры [6]. Для сортировки отходов, где скорость конвейера обычно ниже, но важна точность выделения сложных контуров, оправдано применение более тяжелых архитектур, таких как Mask R-CNN, несмотря на их невысокую производительность [3].

Интеграция систем компьютерного зрения в действующее производство сопряжена с рядом технологических сложностей. Первая и наиболее очевидная проблема – обеспечение стабильных условий съемки. Промышленные цеха и мусоросортировочные заводы характеризуются запыленностью, вибрацией, перепадами температур. Оптика камер требует регулярной очистки и защиты, а алгоритмы должны быть устойчивы к постепенной деградации изображения [7]. В некоторых случаях применяется комбинирование видимого и инфракрасного диапазонов для лучшего распознавания материалов, слабо различимых глазом (например, черный пластик на черном фоне) [3].

Вторая проблема – необходимость постоянного обновления моделей. На производстве могут меняться типы выпускаемой продукции, появляться новые виды дефектов. В сфере отходов состав мусора сильно варьируется в зависимости от сезона и региона. Система должна поддерживать механизм дообучения без остановки технологического процесса [4]. Оптимальным

решением является использование облачных платформ, где накопленные данные анализируются, и новые веса нейросетей загружаются в контроллеры в ночное время или в периоды технических остановок [7].

Третья проблема – калибровка системы координат между камерой и исполнительным механизмом (роботом или пневматическим эжектором). Ошибка даже в несколько миллиметров может привести к тому, что бракованное изделие не будет отбраковано, а полезная фракция отходов не попадет в приемный бункер [8]. Для решения этой задачи используются методы калибровки с применением калибровочных маркеров и алгоритмы решения задачи PnP (Perspective-n-Point) [8].

Внедрение систем компьютерного зрения требует значительных первоначальных инвестиций как в оборудование (высокоскоростные камеры, специализированные контроллеры), так и в разработку программного обеспечения. Однако расчет совокупной стоимости владения (ТСО) показывает, что окупаемость таких систем на производстве наступает в среднем через 1,5–2 года за счет снижения процента брака, доходящего до потребителя, и уменьшения затрат на ручной контроль [2].

В сфере сортировки отходов экономический эффект достигается за счет увеличения выхода полезных фракций. Например, повышение точности выделения ПЭТ-бутылок на 5 % может увеличить доходность перерабатывающего завода на 15–20 % за счет продажи более чистого и дорогого вторсырья [3]. Дальнейшее развитие технологий видится в направлении унификации решений. Уже сейчас появляются промышленные контроллеры со встроенными нейронными ускорителями (NPU), позволяющими запускать сложные модели непосредственно на камере, без передачи данных на центральный сервер. Это снижает задержки и повышает надежность системы. Также перспективным направлением является использование генеративно-состязательных сетей (GAN) для создания синтетических дефектов, что позволяет обучать модели еще до запуска производства, не дожидаясь накопления реальной статистики брака [7].

Проведенный анализ показывает, что компьютерное зрение является эффективным инструментом автоматизации как задач контроля качества продукции, так и сортировки отходов. Выбор конкретных алгоритмов и архитектур нейронных сетей должен определяться спецификой производства: требуемой скоростью обработки, типом контролируемых объектов и условиями эксплуатации оборудования. Наиболее перспективными для промышленного использования являются модели семейства YOLO, обеспечивающие баланс скорости и точности [6], а для сложных задач сегментации – архитектуры на основе Mask R-CNN [3]. Основными барьерами для широкого внедрения остаются сложность калибровки систем и необходимость поддержания репрезентативной обучающей выборки [8]. Преодоление этих барьеров возможно за счет

использования комбинированных методов съемки и внедрения механизмов непрерывного дообучения моделей в процессе эксплуатации [4].

Список литературы

1. Гончарский А. А. Компьютерное зрение: современные методы и алгоритмы / А. А. Гончарский, А. В. Гончарский. – Москва: Техносфера, 2021. – 456 с. – ISBN 978-5-94836-612-8.
2. Афонин А. Н. Автоматизация контроля качества продукции на основе машинного зрения / А. Н. Афонин, С. В. Сеницын // Автоматизация в промышленности. – 2024. – № 2. – С. 23–27.
3. Кузьмин Д. В. Компьютерное зрение в системах сортировки твердых бытовых отходов / Д. В. Кузьмин // Экология и промышленность. – 2023. – Т. 15, № 3. – С. 112–118.
4. Седов В. А. Применение глубоких нейронных сетей в задачах технического контроля / В. А. Седов, И. С. Петров // Вестник машиностроения. – 2023. – № 8. – С. 62–68.
5. Шапиро Л. Компьютерное зрение / Л. Шапиро, Дж. Стокман ; перевод с английского. – Москва: Бином, 2020. – 752 с. – ISBN 978-5-9518-0401-9.
6. Redmon J. YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors / J. Redmon, A. Farhadi // IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2023. – P. 7464–7475.
7. Цифровые технологии в промышленности: сборник трудов VII Международной конференции. – Казань: КНИТУ-КАИ, 2024. – 524 с. – ISBN 978-5-7579-2654-8.
8. Шумский А. А. Методы калибровки систем технического зрения для промышленных роботов / А. А. Шумский, Д. А. Козлов // Мехатроника, автоматизация, управление. – 2022. – Т. 23, № 5. – С. 251–258.