

УДК 004.932.2

Подходы к сегментации изображений в горно-металлургической промышленности

Селезнева Мария Сергеевна

ms.selezneva@bmstu.ru

Клычников Владимир Владимирович

v.v.klychnikov@bmstu.ru

МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Россия

Аннотация. Задачи сегментации и детекции в горнодобывающей и металлургической промышленности чрезвычайно важны для повышения эффективности и безопасности производственных процессов. К типичным задачам относятся сегментация конвейерной ленты и находящегося на ней материала, определение гранулометрического состава руды (выделение и измерение отдельных фрагментов), обнаружение специальных меток (например, нулевых отметок или порядковых меток на ленте), а также выявление аномалий (трещин, разрывов, смещений ленты и посторонних объектов). Эти задачи требуют обработки RGB-изображений и видео в реальном времени, что накладывает строгие ограничения на скорость и надежность алгоритмов. Ниже проанализированы существующие подходы к сегментации в данных промышленных условиях, начиная от классических методов обработки изображений и заканчивая современными глубокими нейросетевыми моделями. Особое внимание уделено передовым архитектурам сегментации и детекции, таким как SegFormer и новейшие версии семейства YOLO (v11, v12), показавшие высокую эффективность в реальных приложениях.

Ключевые слова: сегментация изображений, детекция аномалий, гранулометрия, эффективность производства

Approaches to image segmentation in the mining and metallurgical industry

Selezneva Maria Sergeevna

ms.selezneva@bmstu.ru

Klychnikov Vladimir Vladimirovich

v.v.klychnikov@bmstu.ru

BMSTU, Moscow, Russia

Abstract. Segmentation and detection tasks in the mining and metallurgical industry are extremely important for improving the efficiency and safety of production processes. Typical tasks include segmentation of a conveyor belt and the material on it, determination of the granulometric composition of ore (selection and measurement of individual fragments), detection of special marks (for example, zero marks or serial marks on the belt), and detection of anomalies (cracks, breaks, belt displacements and foreign objects). These tasks require processing RGB images and video in real time, which imposes strict limitations on the speed and reliability of algorithms. Below we analyze existing approaches to segmentation in these industrial settings, ranging from classical image processing methods to modern deep neural network models. Particular attention is paid to advanced segmentation and detection architectures, such as SegFormer and the latest versions of the YOLO family (v11, v12), which have shown high efficiency in real-world applications.

Keywords: image segmentation, anomaly detection, granulometry, production efficiency

Введение. До эпохи глубинного обучения задачи сегментации в промышленности решались с помощью классических методов обработки изображений. В относительно простых условиях применяли пороговую бинаризацию (например, для выделения темной ленты на светлом фоне или наоборот), фильтрацию и морфологические операции для устранения шумов и заполнения разрывов, а также методы выделения границ (детекторы контуров) для обнаружения трещин или границ объектов. Для разделения слипшихся частиц широко использовался водораздельный алгоритм (Watershed): его преимущества — высокая скорость и точное выделение границ объектов. Например, в задачах предотвращения перегрузки ленты рудой предлагались решения на основе водораздела, комбинированного с генетическими алгоритмами, позволяющие в реальном времени оценивать размеры кусков руды по снимкам с камеры над лентой. Однако традиционные подходы зачастую требуют тщательного подбора параметров под конкретные условия освещения и фона. Они включают множество ручных шагов и с трудом обобщаются на условия, отличающиеся от тех, под которые настраивались. Например, изменения яркости, тени, пылевое загрязнение, разные текстуры поверхности могут сильно снизить надежность классических алгоритмов сегментации. В итоге применение таких методов в промышленных условиях ограничено — требуется постоянная калибровка или даже смена алгоритма при изменении обстановки [1].

Материалы и методы. Тем не менее, классические методы до сих пор используются в сочетании с современными: например, морфологические преобразования (расширение, сужение, фильтрация объектов по площади) применяются для пост-обработки результатов сегментации. В задаче определения гранулометрического состава часто применяют морфологическое разделение слипшихся фрагментов после начальной сегментации рудных кусков. Ряд исследований предлагал улучшенные версии водораздела: с предварительной фильтрацией и пороговой обработкой, либо с умным выбором «маркеров» (начальных затравок) для сегментации крупных частиц. Такие методы показывали лучшую точность, чем стандартное программное обеспечение анализа фрагментации (например, Split-Desktop, GoldSize), но каждый из них требовал трудоемкой настройки под конкретные изображения. В целом, несмотря на эффективность на ограниченном наборе данных, классические алгоритмы уступают в универсальности и адаптивности более новым методам на основе машинного обучения.

Результаты. Современные нейросетевые методы кардинально изменили подход к сегментации промышленных изображений [2]. Глубокие сверточные нейронные сети (CNN) продемонстрировали превосходную точность в компьютерном зрении, и эта тенденция распространилась на анализ изображений в горном деле. В сравнении с традиционными методами, CNN способны автоматически извлекать устойчивые признаки объектов даже при сложном фоне и переменном освещении. В задачах сегментации фрагментов руды глубокие модели достигли точности, сопоставимой с ручной разметкой, значительно превзойдя классические алгоритмы по надежности.

Одной из самых популярных архитектур для сегментации стала U-Net, изначально предложенная для биомедицинских изображений [3], но оказавшаяся эффективной и в промышленности. U-Net и ее модификации широко применялись для сегментации кусков породы на изображениях после взрыва и на конвейерной ленте. U-Net обладает симметричной структурой «энкодер-декодер» с пропусками между уровнями, что обеспечивает как захват контекстной информации, так и точное восстановление границ объектов. Благодаря этим свойствам U-Net и ее улучшения стали практически стандартом для прогнозирования распределения размеров кусков породы. Тем не менее, обучение таких моделей требует значительного объема размеченных данных, получение которых связано с трудозатратами и стоимостью.

Кроме чисто сегментационных сетей, применяются комбинированные подходы: например, совместное обучение сети детекции границ и сегментации масок. Так, Li и соавт. разработали многозадачную CNN-модель для сегментации руды [4], включающую подсеть выделения краев и подсеть масок. Благодаря учету контуров данная модель успешно выделяла границы слипшихся фрагментов и отделяла крупные куски от мелкой фракции на движущейся ленте. Другой подход — использовать современные модели детекции границ (например, DexiNed) и затем применять морфологические операции для отделения частиц. В одном из исследований метод на базе DexiNed и морфологии показал высокую эффективность при измерении размера частиц руды на конвейере, уверенно распознавая границы камней и разделяя крупные фрагменты от мелких сыпучих областей.

Для задач детекции (в отличие от пиксельной сегментации), например обнаружения указателя нулевой точки или технологических меток на ленте, широко используются одноэтапные детекторы объектов, такие как серия моделей YOLO. Их преимущество — высокая скорость работы, что критично для применения на видео в реальном времени. Ранние версии YOLO (v3, v4, v5) уже находили применение в промышленности, позволяя в режиме реального времени обнаруживать дефекты или посторонние объекты на лентах. Например, в системе мониторинга конвейера тоннельной проходки использовалась нейросеть для детекции продольных трещин на ленте и идентификации номерных меток каждые 10 м; модель добилась точности mAP около 85 % при обнаружении трещин и 99 % при обнаружении меток, работая с быстродействием ~15 кадров/с на периферийном устройстве. Такие результаты подтверждают пригодность глубоких моделей для автоматического инспектирования конвейеров вместо ручного осмотра, значительно увеличивая оперативность выявления повреждений.

Помимо трещин, с помощью CNN удастся решать и другие задачи мониторинга [5]. Например, разработаны модели для обнаружения продольных разрывов ленты, смещения (схода) ленты с роликов и посторонних предметов на ленте. Часто эти проблемы объединяют под термином «аномалии конвейера». Глубокие сети детекции обучают на изображениях нормальных и дефектных состояний, добиваясь высокой чувствительности к начальным стадиям повре-

ждений. Важная тенденция — создание облегченных и устойчивых к шумам моделей. Так, Wang и др. предложили улучшенную облегченную модель GES-YOLO для обнаружения отклонения ленты (схода с роликов) в шахте. За основу взят YOLOv8s, но добавлены специальные блоки: GSConv для ускорения сверток, эффективный механизм мультимасштабного внимания ЕМА для устойчивости при плохом освещении, а также функция потерь SIoU для более точного определения мелких объектов (роликов). Убрав лишние слои и усилив значимые признаки, GES-YOLO превзошел базовый YOLOv8s: mAP@0.5 вырос на 1,5 %, при этом число параметров снизилось на 38 %, а скорость достигла ~63,6 FPS. Это демонстрирует, что правильно оптимизированная модель может одновременно повысить точность и удовлетворять требованиям реального времени.

Обсуждение полученных результатов. Подобные подходы активны и в металлургии, например для контроля качества поверхности проката или слитков металла. Для сегментации дефектов (трещин, вкраплений) на поверхности металла применяются как сверточные сети (U-Net, SegNet, PSPNet), так и алгоритмы аномалий (автоэнкодеры, модели на основе GAN). Эти задачи также требуют высокого разрешения и скорости, чтобы обнаруживать мельчайшие дефекты на движущейся ленте прокатного стана. Многие решения комбинируют сегментацию (для выделения области дефекта) и классификацию (для определения типа дефекта).

Заключение. Подходы, отработанные на горных конвейерах, часто переносятся и на металлургические ленты, так как геометрия задачи схожа — движущаяся лента, потенциально с повторяющимися метками и редкими аномалиями.

Список источников

- [1] Атабалов Х.Б., Мухамметназаров А.С., Текемадов С.А., Аннамырадов С.Б. Разработка системы автоматического контроля качества продукции на конвейерной ленте с использованием методов машинного зрения. *Цифровые технологии в научном развитии: новые концептуальные подходы. Междунар. науч.-практ. конф.: сб. ст.* Уфа, ООО «ОМЕГА САЙНС», 2024, с. 12–14.
- [2] Цибизова Т.Ю., Абдерразек А. Использование сверточных сетей ALEXNET и VGGNET в задаче классификации изображений сварных соединений. *Динамика сложных систем. XXI век*, 2022, т. 16, № 2, с. 52–58. <https://doi.org/10.18127/j19997493-202202-06>
- [3] Служевский А.Д. U-Net: конволюционные сети для сегментации биомедицинских изображений. *Экспериментальные и теоретические исследования в современной науке. CXII Междунар. науч.-практ. конф.: матер.* Новосибирск, ООО «Сибирская академическая книга», 2025, с. 66–74.
- [4] Николаев Я.Д. Сегментация изображений измельченной руды для задач анализа гранулометрического состава. *Информационные технологии и системы. 47-ая Междисциплинарная конференция (ИТус-2023): сб. тр.* Москва, Институт проблем передачи информации им. А.А. Харкевича РАН, 2023, с. 236–242. https://doi.org/10.53921/itas2023_236
- [5] Абдукадиров Б.А., Уринов Э.М., Кахаров Ш.С. Методы сегментации изображений с помощью Mask R-CNN и Grabcut. *Инженерные и информационные технологии, экономика и менеджмент в промышленности: сб. ст.* Волгоград, ООО «КОНВЕРТ», 2020, с. 94–96.