

УДК 004.89

АЛГОРИТМ ДЛЯ ОБНАРУЖЕНИЯ ПОСТОРОННИХ ОБЪЕКТОВ НА ПЛАТФОРМЕ ЖЕЛЕЗНОДОРОЖНОГО ТРАНСПОРТА

Веснин М.А. (ИТМО)

Научный руководитель – кандидат технических наук, доцент Шаветов С.В.
(ИТМО)

Введение. В обеспечении безопасности на железной дороге отнюдь не последнюю роль играют системы интеллектуального видеонаблюдения. Изображение с камер обрабатывается инструментами видеоанализа, благодаря чему у персонала есть возможность оперативно реагировать на периодически возникающие нештатные ситуации. К подобным нештатным ситуациям, например, относятся случаи попадания людей или других объектов на железнодорожное полотно. Современные работы в области обнаружения объектов на изображении опираются прежде всего на достижения алгоритмов глубокого обучения. Так в работах [1], [2], [3] авторы используют для обнаружения посторонних объектов на железной дороге, алгоритмы глубокого обучения с учителем. В работе [1] предлагают проводить локализацию посторонних объектов с помощью сети Faster-RCNN. В работах [2] и [3] алгоритмы строятся на основе модели YOLO. Подход используемый в данных работах требует наборов данных, содержащих аннотированные примеры каждого объекта, подлежащего обнаружению. Хотя ценой больших усилий и средств можно собрать большой набор данных, включающий общие примеры посторонних объектов, то собрать все возможные примеры объектов, которые в теории могут оказаться на железнодорожной сцене не представляется возможным. Гораздо более перспективным выглядит подход, получивший распространение в задаче поиска аномальных областей на изображении. Основное предположение этого подхода заключается в том, что обычные или нормальные данные имеют схожую структуру и распределение, но при этом сильно отличную от данных с наличием аномалий. Следуя этому подходу авторы работ [4], [5], [6] обучали модели GAN или автоэнкодер восстанавливать изображения с «чистым» железнодорожным полотном. После чего область изображения с посторонним объектом выявлялась по наличию больших отличий между пикселями исходного и восстановленного изображения. Эти алгоритмы обучаются с нуля, поэтому требуют для достижения приемлемой точности, большое количество данных при обучении.

Основная часть. Большинство современных методов обнаружения промышленных аномалий, показавших высокую производительность, так или иначе, используют для получения характеристик анализируемых изображений, карты признаков промежуточных слоев моделей Resnet или Visual Transformer, которые, в свою очередь, предварительно обучаются на наборе данных ImageNet. Так в [7] из карт признаков, полученных из нормальных изображений, формируют так называемый, банк памяти, который представляет собой набор векторов, описывающих участки нормальных изображений. Оценка аномальности участка изображения будет оцениваться на основании близости вектора, описывающего этот участок, к соответствующим векторам из банка памяти. В [8] сводят сложное распределение признаков, извлеченных из нормальных данных, к распределению Гаусса с помощью модели нормализующего потока. В алгоритме [9] предлагают на этапе обучения, искусственно синтезировать аномальные области с помощью добавления шума Гаусса на признаки, извлеченные из Resnet, и обучают таким образом дискриминатор отличать нормальные области изображения от аномальных. На данный момент одни из самых высоких результатов как по скорости работы, так и по точности обнаружения аномалий, достиг алгоритм [10], базирующийся на подходе «студент-учитель». При этом подходе сеть «учитель» отвечает за извлечение признаков из изображения, для этого она обучается на ImageNet получать карты признаков аналогичные картам признаков, получаемых из сети Resnet. На следующем этапе обучения сеть «ученик» учиться на нормальных данных повторять выходы сети «учитель». В конечном итоге, предполагается, что сеть «ученик» будет

хорошо справляться с повторением за сетью «учитель» на нормальных данных и плохо на изображениях с наличием аномалий. Последний из рассмотренных подходов является основой предлагаемого алгоритма.

Суть предлагаемого алгоритма, заключается в следующем: входное изображение подается на вход сети классификации, которая пропускает для дальнейшей обработки изображения, на которых отсутствует железнодорожный состав. Следующим шагом накладывается маска для выделения на изображении зоны с железнодорожными путями и участка железнодорожной платформы до ограничительной линии включительно. Далее изображение подается на вход сети обнаружения аномалий, которая на выходе выдает бинарную сегментированную карту. На основании полученной карты определяются координаты прямоугольников, ограничивающие посторонние объекты.

Выводы. Проведен обзор существующих работ, решающих задачу обнаружения посторонних объектов на железнодорожном транспорте. Часть алгоритмов ограничивает набор возможных посторонних объектов и применяет для их обнаружения классический подход обучения с учителем. Другая часть работ рассматривает эту задачу, как задачу поиска и локализации аномальных участков изображения. Также были рассмотрены современные алгоритмы, достигшие высокой производительности в решении задачи обнаружения промышленных аномалий. На основании обзора был предложен алгоритм для обнаружения и локализации посторонних объектов, попавших в опасную зону на железнодорожной станции.

Список использованных источников:

1. Haixia Pan, Yanan Li, Hongqiang Wang, Xiaomeng Tian, Railway Obstacle Intrusion Detection Based on Convolution Neural Network Multitask Learning. Electronics, 2022.
2. Siming Meng, Weixun Chen, Yuelong Jiang. Fast Railway Foreign Object Intrusion Detection Method Based on Cascaded Convolution Neural Network and Knowledge Distillation, 2023.
3. Caixia Meng, Zhaonan Wang, Lei Shi, Yufei Gao, Yongcai Tao, Lin Wei SDRC-YOLO: A Novel Foreign Object Intrusion Detection Algorithm in Railway Scenarios, Electronics, 2023.
4. Tiange Wang, Zijun Zhang, Fangfang Yang, and Kwok-Leung Tsui, Intelligent Railway Foreign Object Detection: A Semi-supervised Convolutional Autoencoder Based Method, 2021.
5. David Breuss, Maximilian Gotzinger, Jenny Vuong, Clemens Resider, Axel Jantsch VADAR: A Vision-based Anomaly Detection Algorithm for Railroads
6. Travis Manyer, Daniel Brinkman, Xin Zhong, Chenyu Huang, Iason Konstantzos Foreign Object Debris Detection for Airport Pavement Images based on Self-supervised Localization and Vision Transformer, 2022.
7. Karsten Roth, Latha Pemula, Joaquin Zepeda, Bernhard Scholkopf, Thomas Brox, and Peter Gehler. Towards total recall in industrial " anomaly detection. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 14318–14328, 2022.
8. Jiawei Yu, Ye Zheng, Xiang Wang, Wei Li, Yushuang Wu, Rui Zhao, and Liwei Wu. Fastflow: Unsupervised anomaly detection and localization via 2d normalizing flows. arXiv preprint arXiv:2111.07677v1, 2021.
9. Zhikang Liu, Yiming Zhou, Yuansheng Xu, and Zilei Wang. Simplenet: A simple network for image anomaly detection and localization. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pages 20402–20411, June 2023
10. Kilian Batzner, Lars Heckler, Rebecca Konig EfficientAD: Accurate Visual Anomaly Detection at Millisecond-Level Latencies, 2023.