

Использование сверточных нейронных сетей для мониторинга безопасности на промышленном объекте

А.И. Султанова
Институт компьютерных
технологий и защиты информации
Казанский национальный
исследовательский технический
университет им. А.Н. Туполева -
КАИ
Казань, Россия
sultanovaali@stud.kai.ru

Л.М. Шарнин
Институт компьютерных
технологий и защиты информации
Казанский национальный
исследовательский технический
университет имени А. Н. Туполева -
КАИ
Казань, Россия
lmsharnin@kai.ru

В.В. Мокшин
Институт компьютерных
технологий и защиты информации
Казанский национальный
исследовательский технический
университет им. А.Н. Туполева -
КАИ
Казань, Россия
vladimir.mokshin@mail.ru

Аннотация—В статье рассматривается сверточная нейронная сеть для мониторинга безопасности на промышленном объекте. Описаны этапы обучения и тестирования точности работы нейронной сети. Также представлены график функции ошибки и диаграмма, содержащая среднюю точность по каждому классу и метрику MAP. Полученные результаты могут быть использованы в системах мониторинга безопасности на производственных объектах.

Ключевые слова— распознавание объектов, сверточная нейронная сеть, YOLOv3, безопасность.

1. ВВЕДЕНИЕ

Выявление нарушителей правил техники безопасности на производстве помогает повысить уровень дисциплины сотрудников, минимизировать количество несчастных случаев и улучшить показатели компании. Особое внимание уделяется рискам, связанным с нанесением ущерба здоровью или жизни человека в зонах производственных работ, поскольку уровень безопасности влияет на экономические показатели и статус предприятия. Своевременное обнаружение нарушений техники безопасности может помочь, в предотвращении несчастных случаев на производстве.

На сегодняшний день большую популярность и распространение получили сверточные нейронные сети (CNN). Они прекрасно себя проявили в области компьютерного зрения, как методы детектирования и распознавания объектов на изображениях или в видеопотоке [1-2]. Одним из современных детекторов выступает сверточная нейронная сеть YOLO (You Only Look Once – Ты Смотришь Только Один Раз). Благодаря своей архитектуре, ее достаточно один раз «взглянуть» на изображение, что значительно сокращает время необходимое для обнаружения объекта в кадре, без потери качества распознавания [3-7].

Используя технологию сверточных нейронных сетей проводим работы, связанные с контролем наличия спецодежды (сигнальных жилетов), которая выполняет распознавание и подсчет людей в жилетах / без жилетов. Определяем местоположение грузовых машин (зон повышенной опасности), фиксируем нарушения в виде отчетов и записывает видео с результатами распознавания. Для этого необходимо подготовить набор

данных (изображения с разметкой интересующих объектов), настроить параметры детектора, чтобы обучить нейронную сеть.

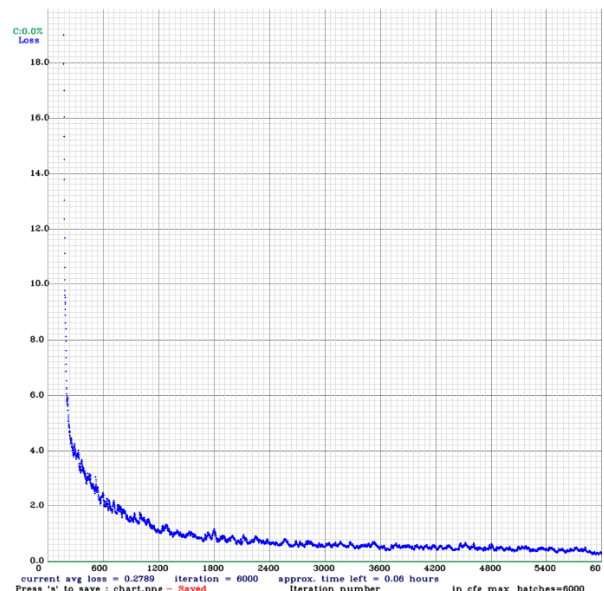


Рис. 1. Общие потери при обучении

На рис. 1 показан график обучения (функция потерь с каждой новой итерацией приближается к 0), среднее значение текущей потери 0.2789 и количество итераций 6000.

2. ЭТАП ТЕСТИРОВАНИЯ

Для оценки точности распознавания обученных моделей, полученных в результате обучения, были рассчитаны средние точности распознавания для каждого класса и метрика mAP. Расчёты проводились на основе тестовой выборки, содержащей 60 изображений и соответствующих аннотаций (рис. 2).

В качестве нейронной сети для дальнейшей работы была выбранная модель под номером 6 (рис. 2), detection_model-ex-0045—loss-0017.756.h5 с метрикой mAP = 0,5041. Данная модель имеет наибольшую точность распознавания объектов на изображении по сравнению с другими сгенерированными во время

обучения моделями. Результаты распознавания защитных касок и сигнальных жилетов представлены на рис. 2.



Рис. 2. Результат работы сверточной нейронной сети YOLOv3 обученной на производственном наборе данных

По рис. 2 (верхний) видно, что два рабочих находятся в зоне повышенной опасности (на грузовой машине – голубой прямоугольник), выполняют погрузочно-разгрузочную работу. В связи с этим оба рабочих обязаны применять сигнальный жилет, однако один рабочий нарушает это правило. Подсчет количества людей показывает, что в кадре находятся 1 рабочий в жилете и 1 рабочий без жилета.

По рис. 2 (нижний) видно, что два рабочих находятся в зоне повышенной опасности (на грузовой машине), выполняют погрузочно-разгрузочную работу. В связи с этим оба рабочих обязаны применять сигнальный жилет, однако один рабочий нарушает это правило. Подсчет количества людей показывает, что в кадре находятся 1 рабочий в жилете и 1 рабочий без жилета.

Программа автоматически фиксирует наличие / отсутствие нарушения в виде отчета в формате .dosh с тем же именем, что и выбранное видео, и сохраняет его в отдельную папку «report». Если такой папки нет, программа создаст её автоматически.

Программа фиксирует ситуацию на видео в виде скриншота с надписью: «Нахождение человека без жилета в опасной зоне», если рабочий без жилета находится в зоне повышенной опасности (область грузовой машины). Если по окончании видео нарушений не было выявлено, в отчете прописывается «Нарушений не выявлено».

На некоторых изображениях видны ложные срабатывания и необнаруженные объекты, причинами могут служить недостаточно точная разметка эталонов или недостаточное количество обучающей выборки.

В табл. 1 представлено сравнение методов R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN, YOLOv2 и YOLOv3.

По табл. 1 можно сделать вывод, что модель YOLOv3 имеет самую высокую точность распознавания и

быструю скорость обработки входных данных по сравнению с другими алгоритмами.

Таблица 1. СРАВНЕНИЕ МЕТОДОВ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБЪЕКТОВ

Алгоритм	Оценки	
	Средняя точность (mAP), %	Скорость обработки, мс
R-CNN	43.56	2991
Fast R-CNN	49.87	2271
Faster R-CNN	58.78	122
YOLOv2 (S x S)	81.64	59.1
YOLOv3 (S x S)	87.42	24.8

3. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате научной работы была реализована нейронная сеть YOLOv3 на языке программирования Python для мониторинга безопасности на производственном объекте. Для обучения был сформирован dataset, состоящий из 300 изображений и аннотаций к ним.

Обучение нейронной сети проводилось на 240 изображениях, а для оценки качества было подготовлено 60 изображений. Наилучший результат показала модель detection_model-ex-0045—loss-0017.756.h5. На базе полученных результатов возможно построение более высокоуровневых моделей для применения в исследовательских целях, а так же для создания систем анализа и мониторинга безопасности на производственных объектах.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] Мокшин, В.В. Распознавание образов транспортных средств на основе эвристических данных и машинного обучения / В.В. Мокшин // Вестник Технологического университета. – 2016. – Т. 17, № 5. – С. 130-137.
- [2] Стадник, Н.А. Разработка информационной системы организации работ производственного цеха / Н.А. Стадник, А.В. Золотухин, В.В. Мокшин // Информационные технологии и нанотехнологии (ИТНТ-2021): сб. тр. по материалам VII Международной конференции и молодежной школы. – Самара, 2021. – С. 32982.
- [3] YOLO: Real-Time Object Detection [Электронный ресурс]. – Режим доступа : <https://pjreddie.com/darknet/yolo>.
- [4] Redmon, J. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection / J. Redmon // Computing Research Repository (CoRR), 2016 [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/1506.02640>.
- [5] Redmon, J. Yolo9000: Better, faster, stronger. In Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) / J. Redmon, A. Farhadi // Computing Research Repository (CoRR), 2017 [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/1612.08242>.
- [6] Redmon, J. Yolo3: An incremental improvement / J. Redmon, A. Farhadi // Computing Research Repository (CoRR), 2018 [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/1804.02767>.
- [7] Kathuria, A. What's new in YOLO v3? / A. Kathuria // Towards data science, 2018 [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://towardsdatascience.com/yolo-v3-object-detection-53fb7d3bfe6b>.
- [8] Ren, S. Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks / S. Ren // Computing Research Repository (CoRR), 2015 [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/1506.01497>.