

АВТОМАТИЧЕСКОЕ ВЫЯВЛЕНИЕ НЕЗАКОННЫХ СВАЛОК И СКОПЛЕНИЙ МУСОРА ПРИ ПОМОЩИ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Лобанов В.Е.

Научный руководитель: к.т.н. Воронов В.А.

ФГБОУ ВО «Адыгейский государственный университет», г. Майкоп

Аннотация

Предложен подход к автоматической оценке состояния городских пространств, обочин дорог и окрестностей свалок, основанный на обработке записи видеорегистратора автомобиля или беспилотного летательного аппарата. Для отдельных кадров выполняется оценка площади, занятой мусором при различных порогах срабатывания. Произведено тестирование реализации, основанной на архитектуре нейронной сети Mask R-CNN и данных Let's do it AI Project.

Ключевые слова

Свёрточные нейронные сети, классификация изображений

Abstract

An approach to automatic assessment of urban spaces, roadsides and landfill surroundings based on the processing of vehicle or UAV video recorder recording is proposed. For individual frames, the area occupied by garbage at different trigger thresholds is estimated. The software for splitting into frames was implemented and the implementation based on Mask R-CNN neural network architecture and data from Let's do it AI Project was tested.

Keywords

Convolutional neural network, image classification

Введение

Задача классификации изображений применяется во многих интеллектуальных системах, в частности, при автоматическом чтении автомобильных номеров, сортировке товаров, автоматической блокировке нежелательного контента, в сфере безопасности. В наши дни остро стоит проблема загрязнения окружающей среды, а именно: несвоевременная идентификация и уборка несанкционированных свалок. Данная работа посвящена созданию программного модуля, предназначенного для улучшения экологии города и окрестностей автомобильных дорог.

Основными средствами решения данной задачи являются сверточные нейронные сети различных конфигураций. Так, в работе [8] предлагается экспериментальный проект с использованием архитектуры Faster R-CNN для классификации мусора по 3 категориям: бумажные отходы, перерабатываемые и свалки. Этим методом была достигнута средняя точность в 68%. В работе [9] авторы реализовали алгоритм SVM и использовали сверточную сеть для классификации мусора по 6 категориям. Точность для SVM составила 63% и 23% для нейронной сети. В работе [10] автор предлагает использовать фреймворк Google Tensorflow и камеру для записи изображений и одновременной классификации мусора на перерабатываемый и неперерабатываемый. Однако работа является лишь концептом и авторами не представлены практические результаты. Как можно убедиться, большинство работ по автоматизации классификации изображений мусора полагаются на нейронные сети сверточной архитектуры; наиболее используемыми конфигурациями являются Faster R-CNN, Google LeNet, R-CNN.

Существует два основных направления в решении задачи распознавания мусора: распознавание с последующей классификацией изображений для сортировки мусора и работы, которые реализуют готовые программные приложения, работающим в связке с техническим оборудованием. Задача сортировки мусора рассматривается в работах [1,2]. В этих работах

достигнуты высокие результаты точности распознавания объектов, однако данные решения узко специализированы и малопригодны в нашем случае. В работе [5] реализовано решение при помощи камеры, закрепленной на автомобиле для уборки улиц. Этот подход очень близок нашему проекту, однако обладает следующими недостатками: низкая точность классификации изображений ввиду многочисленности классов городского мусора: например, излишним кажется наличие класса “Leaf” при существующем “Leaves”. Также неудачным кажется положение камеры для видеофиксации объектов; при виде сверху захватывается лишь область проезжей части, но не обочины. В работе [6] рассматривается более сложный вариант подхода к задаче с применением роботизированной руки для предприятий по сортировке мусора. Среди готовых решений для автоматизации идентификации мусора на дорогах города выделяется работа [7], в которой разработано специальное приложение для системы Android, iOS и web-версия, работающее в связке с оборудованием, установленном на мотоцикле. При помощи вычислительных мощностей NVIDIA AGX Xavier в режиме реального времени происходит идентификация мусора, по разным классам, данные отправляются в базу данных. С помощью приложения можно просматривать все точки на карте, в которых был найден мусор и отмечен на Google Maps. Дополнительно при обработке видео авторы используют размытие лиц людей для соблюдения конфиденциальности данных, передаваемых в облако. Такое решение не смотря на большое количество положительных сторон обладает для нашего подхода следующими недостатками: не на каждом автомобиле транспортной службы города получится установить необходимое и дорогостоящее вычислительное оборудование. Распознавание мусора в режиме реального времени кажется излишним, однако идеи указания точек на карте и использование размытия лиц людей, правда в качестве улучшения распознавания отходов, требуют особого внимания.

По итогу, за основу был взят проект “Let’s do it AI Project” [3], разрабатываемый волонтерским движением “World Waste Platform” из

Нидерландов. Программный код данного проекта распространяется без лицензии, доступен в открытом доступе, и для работы с ним не требуется обучать нейронную сеть с нуля.

Алгоритм и результаты

Для того чтобы реализовать распознавание нового класса объектов нейронной сетью, уже умеющей идентифицировать большое количество классов, необходимо на сравнительно большой выборке разметить новый класс (в нашем случае - мусор и мусорные кучи). В репозитории проекта “Let’s do it AI Project” находятся веса обученной сети архитектуры Mask R-CNN. Обучающая выборка состояла из более 1400 фотографий с “Google Street View” местности Северной Америки.

В основе проекта лежит свёрточная нейронная сеть Mask R-CNN [4], особенностью которой является распознавание образов на фото при помощи наложения виртуальных масок (рис. 1). Маска покрывает найденный на фотографии объект и таким образом решает задачу “instance segmentation”. Под маской следует понимать прямоугольную матрицу, в которой 1 означает принадлежность данного пикселя к объекту заданного класса, 0 - что пиксель к объекту не принадлежит

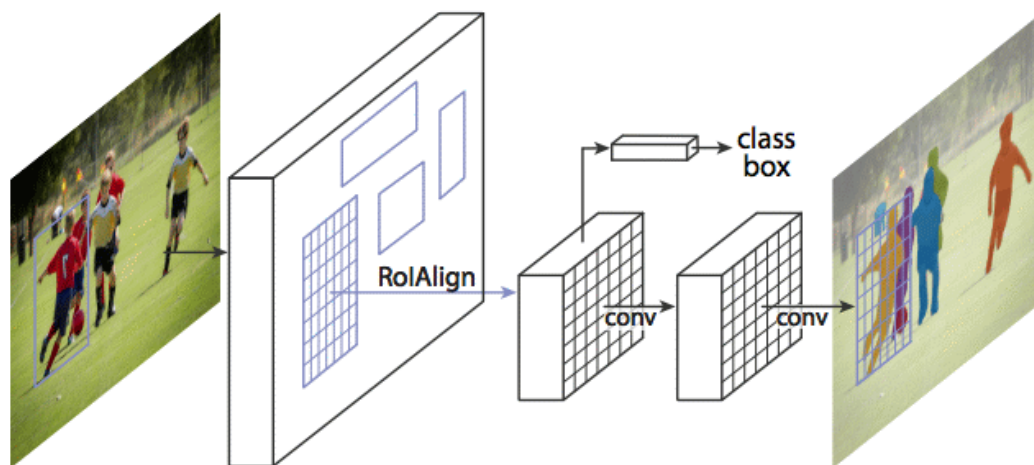


Рис. 1 Архитектура нейронной сети Mask R-CNN

Выделение маски происходит следующим образом: маски предсказываются отдельно для каждого класса, без предварительного знания, что изображено в регионе, и потом просто выбирается маска класса, победившего в независимом классификаторе.

Использовалась среда разработки Jupyter Notebook, язык Python 3.7 и фреймворк для работы с нейронными сетями Tensor Flow 1.14 с пакетом CUDA 10,

Для тестирования работы, подготовленной на изображениях другого региона нейронной сети, нами были взяты из открытого доступа фотографии городской и пригородной среды. На большинстве фотографий, снятых в летний и весенний периоды, точность распознавания была достаточно высокой. Среднее значение точности верно распознанных объектов 97%. На фотографиях низкого качества для распознавания свалок приходится снижать пороговую вероятность.

Следующим шагом работы стало создание программного кода для загрузки видеофайла и последующей его обработки. Подробная схема приведена на рис. 2. При помощи встроенных средств языка “Python” в среду загружается видеофайл, далее с помощью открытой библиотеки по работе с изображениями “OpenCV” видеофайл разбивается на кадры, причем чтобы снизить количество обрабатываемых данных учитывается количество кадров в секунду и производится корректировка в соответствии с заданным числом. Далее уже обученной нейронной сети подается первый кадр из видеофайла на анализ: если вероятность найденного объекта меньше заданной заранее величины, например 0,95, что соответствует 95%, то кадр не учитывается и происходит переход к следующему кадру. Пороговая вероятность задается в начале программы и может быть полезна при анализе различных видеофайлов, снятых в разных погодных условиях. Если вероятность больше либо равна заданному числу, то кадр сохраняется в отдельный каталог и в текстовый файл создается запись с указанием номера кадра, точности и количества

распознанных объектов. Далее эта информация, после обработки всех видеофайлов, передается человеку для проверки существования в действительности наиболее важных, согласно данным нейронной сети, объектов.

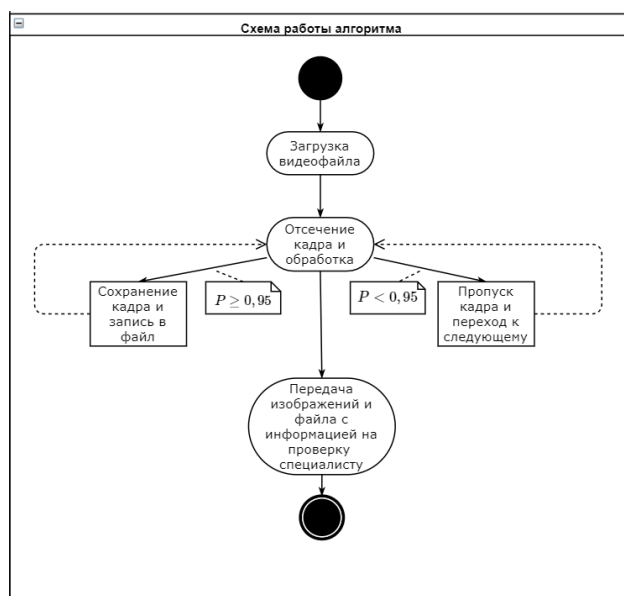


Рис. 2 Алгоритм работы

Для тестирования программного кода была использована запись видеорегистратора автомобиля, проехавшего около 500 м по улице г. Майкопа. Запись была сделана в зимний период времени, что существенно сказалось на точности распознавания. Затем порог вероятности был повышен до 0.95, что существенно сократило ложные распознавания, но тем не менее точность не сравнима с обработкой видеофайлов летнего периода. В качестве мусора оказались распознаны тени на обочинах дорог, грязный снег и лужи. Было выполнено дообучение последнего слоя нейронной сети для минимизации числа ложных срабатываний. На рис. 3 представлен график площади распознанных масок объектов при различных значениях параметра точности распознавания. Как можно убедиться, при пороге 0.95 ложных срабатываний минимальное количество. В действительности объект для распознавания находился между 10 и 20 секундами.

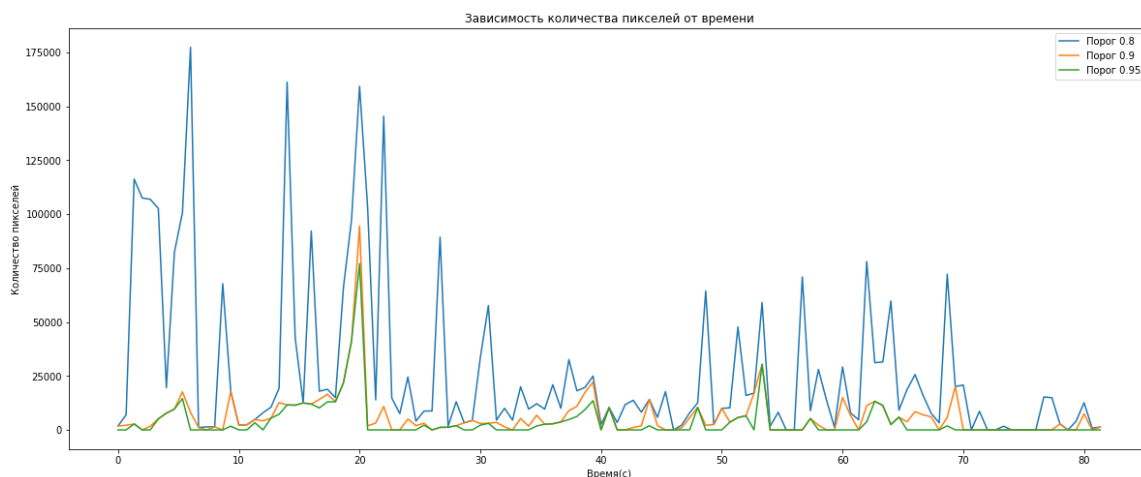


Рис. 3 Площадь части кадра, занятая обнаруженными объектами

Заключение

Предложен подход к обработке видеофайла и последующего анализа изображений при помощи нейронной сети с целью выявления незаконных свалок и скоплений мусора. Графический ускоритель Nvidia 2080 Ti позволяет нейронной сети Mask R-CNN обрабатывать около 3 кадров в секунду при разрешении Full HD. Более компактные нейронные сети, предназначенные для классификации изображений (например, YOLO3), требуют намного меньших вычислительных ресурсов, но не дают достаточной точности распознавания. Результаты работы могут быть использованы для автоматической оценки состояния обочин дорог или обследования местности при помощи беспилотных летательных аппаратов.

Библиография

1. Devi R. S. S., Vijaykumar V. R., Muthumeena M. Waste Segregation using Deep Learning Algorithm. [Электронный ресурс] URL: <https://www.ijitee.org/wp-content/uploads/papers/v8i2s/BS2676128218.pdf>

2. Bircanoglu C. et al. RecycleNet: Intelligent waste sorting using deep neural networks //2018 Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA). – IEEE, 2018. – С. 1-7.
3. Let's do it AI Project [Электронный ресурс]
URL: <https://ai.letsdoitworld.org/>
4. Computer Vision Tutorial: A Step-by-Step Introduction to Image Segmentation Techniques (Part 1) [Электронный ресурс]
URL: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2019/04/introduction-image-segmentation-techniques-python/>
5. Mohammad S. Rad, Andreas v. Kaenel, Andre Droux, Francois Tieche, Nabil Ouerhani, Hazim Kemal Ekenel, Jean-Philippe Thiran: A Computer Vision System to Localize and Classify Wastes on the Streets
6. Siddhant Bansal and Seema Patel and Ishita Shah and Prof. Alpesh Patel and Prof. Jagruti Makwana and Dr. Rajesh Thakker: AGDC: Automatic Garbage Detection and Collection
7. Smart garbage visual detection, monitoring and analytics [Электронный ресурс]
URL: <https://becominghuman.ai/smart-garbage-visual-detection-monitoring-and-analytics-a0061fff2b76>
8. O. Awe, R. Mengistu, and V. Sreedhar, “Smart trash net: waste localization and classification,” arXiv Preprint, 2017.
9. G. Thung and M. Yang, “Classification of trash for recyclability status,” arXiv Preprint, 2016.
10. J. Donovan, Auto-Trash Sorts Garbage Automatically at the TechCrunch Disrupt Hackathon, 2018. [Электронный ресурс]
URL: <https://techcrunch.com/2016/09/13/auto-trash-sorts-garbage-automatically-at-the-techcrunch-disrupt-hackathon/>