

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ПОИСКА ДОРОЖНЫХ ЗНАКОВ

Шадраков Р. Н., Левко С. В.

Кафедра программного обеспечения информационных технологий, Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники

Минск, Республика Беларусь

E-mail: {roma8002, okvel.s}@gmail.com

В последнее время автомобильная промышленность совершила большой шаг в создании систем автоматического управления автомобилем. Одним из важнейших компонентов систем автоматического управления автомобилем является система распознавания дорожных знаков. Система распознавание дорожных знаков также может использоваться и отдельно – как система, дающая рекомендации водителю относительно его действий на дороге. Для того, чтобы повысить вероятность правильного распознавания дорожных знаков можно использовать систему на основе сверточной нейронной сети.

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время технологии дистанционного мониторинга, фото- и видеофиксации активно применяются не только в повседневной жизни, но и в решении задач специального назначения. Всё это ведёт к необходимости постоянно поддерживать существующие и развивать новые способы автоматизированной обработки получаемых графических данных. Обработка цифровых изображений часто подразумевает под собой задачу поиска объектов на картинке, в том числе обнаружение, локализацию и распознавание объектов определенного класса.

Для распознавания объекта на изображении необходимо его предварительно локализовать. После этого, область изображения, в которой находится обнаруженный объект, передается классификатору, на выходе у которого будет набор признаков. Используя этот набор можно определить какой именно объект находится на изображении.

Ранее поиск объектов на изображении преимущественно выполнялся при помощи каскадного классификатора с признаками Хаара или каскадных классификаторов на локальных бинарных шаблонах. Однако с развитием сверточных нейронных сетей и их успешным применением в области компьютерного зрения каскадные классификаторы постепенно отходят на второй план.

I. ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

В случаях, когда необходимо соблюдать последовательность и недостаточно производить распознавание только на одном изображении используются рекуррентные нейронные сети. Эта нейронная сеть представляет собой обычную нейронную сеть, которая имеет обратную связь. Другими словами, на вход нейронной сети или на какой-то из ее слоев передается предыдущее состояние системы. Такой тип нейронных сетей выгодно использовать при работе с потоком изображений. Так как при обработке изображения

из потока могут использоваться данные, которые были получены при обработке предыдущего изображения [2].

Одним из типов сверточных нейронных сетей являются полносверточные нейронные сети. Полносверточные сети – это особый тип искусственных нейронных сетей, результатом работы которых является сегментированное изображение оригинала, где искомые элементы уже выделены требуемым образом. Такие нейронные сети могут использоваться для решения задач, в которых необходимо, например, определить форму и местоположение объекта или нескольких объектов. Самым очевидным отличием полносверточных сетей от других нейросетей является конечный результат работы сети. В результате применения простых сверточных сетей выходными данными являются числа либо массивы чисел [4]. Полносверточные нейронные сети на выходе выдают сегментированное изображение (см. рис. 1). Поэтому их второе название – сегментационные нейронные сети.



Рис. 1 – Пример работы полносверточной нейронной сети

Полносверточную нейросеть можно использовать, если на изображении могут быть несколько объектов, которые необходимо обнаружить. Следовательно, с ее помощью возможно решить задачу поиска нескольких дорожных знаков на изображении.

II. ПОДГОТОВКА НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Так как целью поиска нейронной сети являются только дорожные знаки, ее можно рассматривать как нелинейный фильтр. То есть использование нейросети помогает повысить четкость снимка путем очищения от шума участков внутри определенных областей изображения, не вызывая при этом размывания его краёв.

В выходном изображении, там, где находится объект, значение яркости пикселей равняется единице. В любом другом месте изображения значение яркости пикселей равно нулю. Таким образом, значение яркости пикселей выходного изображения можно считать вероятностью принадлежности данного пикселя к объекту.

Для достижения максимального эффекта при обучении нейронной сети в качестве обучающей выборки использовался набор данных German Traffic Sign Recognition Benchmark (GTSRB), который был использован в соревнованиях по машинному обучению в рамках Международных объединенных конференций по нейронным сетям 2011 [3]. Данный набор данных включает в себя 51 839 изображений, размеры которых колеблются от 15x15 до 250x250 пикселей. Каждое из них содержит один из 43 видов немецких дорожных знаков.

Для того чтобы нейронная сеть могла различать есть на изображении дорожный знак или нет, к GTSRB были добавлены изображения, не содержащие дорожные знаки. В то же время были добавлены изображения, которые имеют большое сходство с искомыми изображениями знаков, например: элементы дорожной разметки, вывески магазинов, фары и колеса автомобилей.

III. ПРЕИМУЩЕСТВА И НЕДОСТАТКИ

Использование нейронных сетей вместо каскадных классификаторов для решения задачи поиска дорожных знаков имеет свои преимущества и недостатки.

Свёрточные нейронные сети также как и каскадные классификаторы с признаками Хаара показывают довольно высокий уровень точности и полноты при поиске объектов на изображении.

Нейронные сети хорошо справляются с различными вариациями наклона объекта, пока каскадные классификаторы неустойчивы к наклонным объектам на изображении. Однако, чтобы обеспечить высокую устойчивость сети в таких ситуациях, необходимо разнообразить обучающую выборку изображениями с подобными преобразованиями.

В то время как каскадные классификаторы с признаками Хаара имеют высокую устойчивость к изменению масштаба объектов на изобра-

жениях, свёрточная нейросеть в некоторых случаях не может распознать объект, при изменении его масштаба.

Для обучения нейронной сети необходимо подготовить большую и качественную обучающую выборку.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Свёрточные нейронные сети не уступают каскадным классификаторам, а по некоторым параметрам превосходят их, при условии, что на обучение нейросетей будет затрачено достаточно большое количество попыток и масштабы объектов для поиска не будут значительно варьироваться. При использовании сегментационной нейросети можно выделить несколько наиболее важных моментов, которые следует учитывать, чтобы повысить качество ее работы:

- Выборка изображений для обучения должна быть как можно более полной и разнообразной;
- изображения обучающей выборки должны быть наиболее схожими с теми изображениями, для обработки которых будет использоваться сеть;
- при обучении необходимо максимально точно выполнить разметку объектов;
- в процессе создания архитектуры нужно помнить, что универсальной модели, которая способна решить любую задачу, не существует.

Свёрточная нейронная сеть позволяет локализовать объекты быстрее и качественнее, чем каскадные классификаторы, если объект не будет сильно изменяться по масштабу. Эту проблему можно решить путем добавления дополнительной масштабирующей нейронной сети, которая будет предварительно обрабатывать области изображения, в которых возможно наличие дорожных знаков.

1. Рашид, Т. Создаём нейронную сеть / Т. Рашид // Вильямс. – 2018. – 272 с.
2. Галушкин, А. И. Нейронные сети: основы теории // Издательство: «Горячая линия - Телеком», М., 2010. – 480 с.
3. The Institute of Neuroinformatics: Benchmark Website [Electronic resource]. – Mode of access: <http://www.benchmark.ini.rub.de/>. – Date of access: 24.09.2018.
4. Ciresan, U. Meier, J. Masci, L. M. Gambardella, J. Schmidhuber. Flexible, High Performance Convolutional Neural Networks for Image Classification. // Proceedings of the Twenty – Second international joint conference on Artificial Intelligence. – 2011. – P. 1237–1242.
5. Timofte R, Zimmermann K, Van Gool L. Multi-view traffic sign detection, recognition, and 3d localisation. // Workshop on applications of computer vision (WACV). – 2009. – P. 1–8