

ВЫДЕЛЕНИЕ ОСНОВНОЙ ДОРОЖНОЙ СЕТИ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ ЗЕМНОЙ ПОВЕРХНОСТИ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННОЙ СЕТИ U-NET

Кочурко А. А., Абламейко С. В.

Кафедра веб-технологий и компьютерного моделирования, Белорусский государственный университет
Минск, Республика Беларусь

E-mail: aliaksandr.kachurka@gmail.com, ablameyko@bsu.by

В работе описано решение задачи автоматического построения карты дорог по снимкам земной поверхности высокого разрешения на основе искусственной нейронной сети, а также предложен алгоритм построения обучающего множества для данной задачи. Использование нейронной сети обусловлено простотой формирования обучающего множества: большие объёмы изображений земной поверхности и соответствующих дорожных карт находятся в открытом доступе.

ВВЕДЕНИЕ

Карта дорожной сети – ключевой компонент в работе многих важных сервисов. Служба скорой помощи нуждается в точной дорожной карте для планирования пути к месту вызова; совокупность системы глобального позиционирования и карты дорог делает возможным существование программ, предоставляющих пользователю информацию об оптимальном маршруте к месту назначения.

Поскольку дорожная сеть постоянно изменяется, возникает проблема поддержания дорожных карт в актуальном состоянии. В настоящее время карты дорожной сети строятся и обновляются по снимкам земной поверхности высокого разрешения вручную [1]. Процесс обновления карт, очевидно, затратный по времени. Поэтому есть необходимость в системе, способной автоматически строить дорожные карты.

I. ОПИСАНИЕ РЕШЕНИЯ

При решении задач обработки изображений часто используются *свёрточные нейронные сети (СНС)* [2]. СНС хорошо справляются с задачей классификации объектов на изображениях, когда входному изображению ставится в соответствие метка класса, к которому, вероятнее всего, принадлежит объект [1]. Однако во многих задачах, связанных с обработкой изображений, желаемый выход включает также информацию о локализации, т.е. метка класса должна присваиваться каждому пикселю входа. Поэтому в работе для решения задачи использовался экземпляр модифицированной свёрточной нейронной сети, имеющий структуру *U-Net*.

Идея, заложенная в структуру *U-Net*, заключается в замене полносвязных слоёв СНС на дополнительные пары свёрточный слой-слой повышающей дискретизации (ПД). Добавленные слои называются расширяющими, оставшиеся слои исходной СНС – сжимающими. Выход слоя ПД комбинируется с картами признаков более высокого разрешения сжимающих слоёв. Таким

образом, свёрточный слой, следующий за слоем повышающей дискретизации, получает информацию, позволяющую делать вывод не только о том, *что* изображено, но и о том, *где* [1].

Используемый экземпляр нейронной сети состоит из 18 слоёв.

Размерность входа нейронной сети – 160×160 .

Количество связей с изменяемыми весами – 7851537.

Формирование обучающего множества оказалось ключевым этапом в решении рассматриваемой задачи. Алгоритм создания ОМ включает 2 шага:

1. преобразование исходных ВКТ-данных к растровой маске дорог [3];
2. выбор фрагментов изображений и соответствующих масок.

Шаг 2 всегда имеет место при формировании обучающего множества для *U-Net* и обычно заключается в выборе некоторого числа произвольных фрагментов каждого из исходных изображений. Однако, исходя из особенностей конкретной задачи, можно сформулировать алгоритм выбора фрагментов. Составление такого алгоритма представляет интерес.

Дороги покрывают лишь малую часть земной поверхности. При неудачном выборе фрагментов может быть сформировано обучающее множество, в котором дороги практически не будут представлены. В рамках работы сформулирован алгоритм, позволяющий избежать такой ситуации:

1. Исходное изображение размера $X \times Y$ и соответствующая маска M делятся на четверти.
2. Для каждой четверти C по соответствующей части маски M_C подсчитывается *коэффициент заполнения*

$$k = \frac{4 \sum_{i=0}^{\frac{X}{2}} \sum_{j=0}^{\frac{Y}{2}} M_C(i, j)}{XY}.$$

Четверть с большей площадью дорог будет иметь больший коэффициент k .

3. Количество l_C сегментов, которые следует взять в четверти C , вычисляется по формуле

$$l_c = Pk$$

где значение $P = 3000$ выбрано опытным путём исходя из нужного числа сегментов.

Вместе с выбранными фрагментами в обучающее множество были включены их копии, отражённые по вертикали и горизонтали. Таким образом, объём множества увеличился в 4 раза.

В результате было сформировано обучающее множество с 12256 элементами, каждый из которых представляет собой пару фрагмент исходного изображения - соответствующий сегмент маски. Размер фрагментов 160×160 .

Обучение проводилось методом обратного распространения ошибки в 30 итераций по обучающему множеству.

II. ПРОГРАММНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ

Реализованная программа способна выделять дорожную сеть на 3-канальных изображениях земной поверхности. Распознавание дорог осуществляется с помощью обученного экземпляра нейронной сети U-Net, описанного ранее.

Входное изображение делится на фрагменты размера, совпадающего с размером входа нейронной сети (160×160). Каждый фрагмент обрабатывается экземпляром U-Net, после чего полученные в результате обработки маски объединяются в общую маску дорог для исходного изображения.

Программа написана на языке *Python 3.6.3* с использованием библиотеки *Keras* на основе *Theano* [5].

III. РЕЗУЛЬТАТЫ

Одной из метрик, характеризующих успешность работы нейронной сети, является *точность* [4]. Обучающее множество, подготовленное с использованием описанного алгоритма, позволило добиться большей точности при обучении, чем при произвольном выборе фрагментов изображений.

Таблица 1 – Сравнение результатов обучения различных конфигураций нейронной сети на различных обучающих множествах

Конфигурация НС	Кол-во каналов входных данных	Алгоритм формирования ОМ	Точность
[3]	16	Произвольный	0.94
Описанная конфигурация	3	Произвольный	0.84
Описанная конфигурация	3	Описанный алгоритм	0.91

Полученные результаты для 3-канальных изображений оказались лучше, чем результаты

решения [3] для 3-канальных снимков, но уступают результатам [3] на 16-канальных снимках. Однако следует заметить, что 16-канальные изображения содержат гораздо больше информации, а значит и обучение на таких снимках более эффективно.

Также видно, что при использовании разработанного алгоритма выбора фрагментов изображения на одних и тех же исходных данных удалось сгенерировать более качественное обучающее множество, т.е. множество, на котором нейронная сеть за одинаковое число итераций обучилась лучше, чем на других.

Далее приведены наглядные результаты работы реализованной программы на примере снимка земной поверхности высокого разрешения.

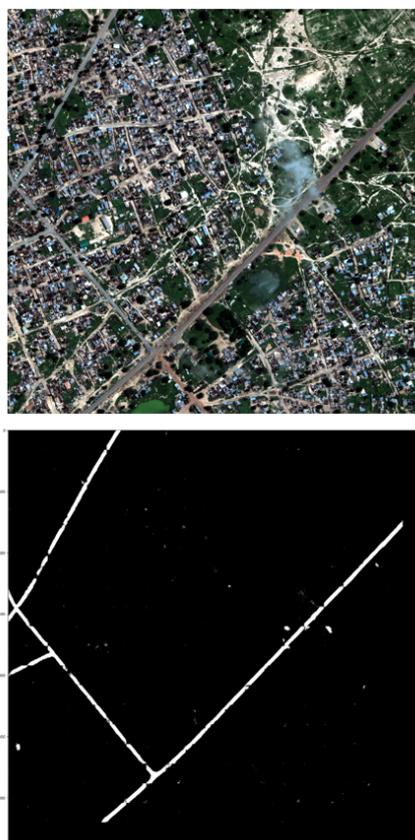


Рис. 1 – Пример входных данных (выше) и результат работы программы

- Ronneberger, O. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation / O. Ronneberger, P. Fischer, T. Brox. – 8 p.
- Goodfellow, I. Deep Learning / I. Goodfellow, Y. Bengio, A. Courville. – 785 p.
- Dstl-Satellite-Imagery-Detection [Electronic resource]. Mode of access: <https://github.com/DeepVoltaire/Dstl-Satellite-Imagery-Feature-Detection>. – Date of access: 11.03.2018.
- Kriesel, D. A Brief Introduction to Neural Networks / D. Kriesel. – 226 p.
- Theano documentation [Electronic resource]. Mode of access: <http://deeplearning.net/software/theano>. – Date of access: 11.11.2017.