



Н.Н. Миколайчук, Ю.Е. Чуманкин

## ИЗВЛЕЧЕНИЕ СХЕМЫ АВТОМОБИЛЬНЫХ ДОРОГ СО СПУТНИКОВЫХ СНИМКОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СВЁРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

(ННГУ им. Н.И. Лобачевского)

В условиях активного строительства дорожных сетей, их развития и модернизации важно своевременно актуализировать схемы автомобильных дорог. Для этого можно извлекать информацию о расположении дорожных сетей из изображений со спутника – то есть решать задачу семантической сегментации изображений.

Разделяют несколько фундаментальных подходов, которые занимаются решением подобного рода задач. Одни основаны на использовании методов компьютерного зрения – совокупности алгоритмов, предназначенных для обнаружения, отслеживания и классификации объектов на изображениях; другие – на использовании методов машинного обучения – т.е. поиске закономерностей с целью выбора наилучшего решения без участия человека. В данной работе рассматриваются подходы к решению задачи семантической сегментации спутниковых снимков, основанные на методах машинного обучения с использованием свёрточных нейронных сетей.

Использование полносвязных нейронных сетей для работы с изображениями является малоэффективным подходом, поскольку наличие очень большого количества нейронных связей, каждая из которых является параметром модели, на практике приводит к отсутствию возможности осуществить подбор оптимальных параметров. Свёрточные нейронные сети (СНС) позволяют избежать вышеуказанных проблем, т.к. в них каждый нейрон соединен с ограниченным количеством нейронов предыдущего слоя.

Одной из стандартных архитектур свёрточных нейронных сетей для задач семантической сегментации изображений является U-Net [1]. Архитектура сети состоит из сжимающей части (энкодера) и разжимающей части (декодера). Энкодер выделяет некоторую полезную информацию из изображения и передаёт её в декодер, который проводит оценку полученных данных и составляет маску сегментации. Другой возможной архитектурой, хорошо проявившей себя в задачах сегментации изображений, является DenseNet – архитектура, использующая компактно-соединенные (dense) блоки, в которых каждый слой соединяется с каждым последующим слоем [2], что обеспечивает прирост пространственной информации о входном изображении.

За последние годы количество существующих решений задачи сегментации автомобильных дорог существенно выросло. Стандартным подходом является использование свёрточных нейронных сетей, которым на вход подаются спутниковые снимки, а на выходе формируются карты сегментации [3], вида (рис. 1.б):

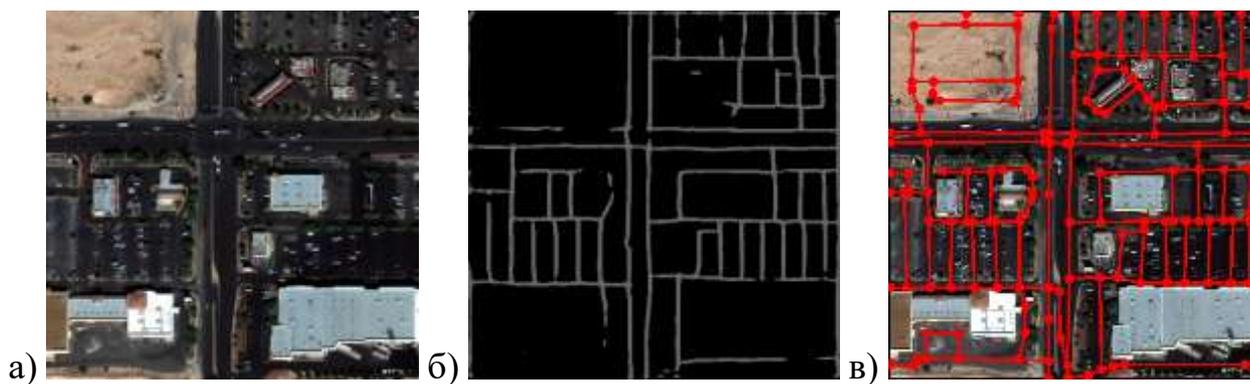


Рис. 1. Результат работы алгоритма распознавания автомобильных дорог:

- а) исходный спутниковый снимок;
- б) предсказанная маска сегментации;
- в) предсказанный дорожный граф

Существуют и более прогрессивные решения данной задачи, когда на выходе алгоритма получается не просто маска сегментации, а полноценный дорожный граф [4] (рис. 1.в). Это актуально в более сложных задачах маршрутизации и навигации.

Независимо от выбранного подхода к решению задачи сегментации автомобильных дорог, часто возникают спорные и сложные ситуации (тени, многоуровневые развязки, углы съёмки, погодные условия, время суток, контрастность и т.д.). В случае использования стандартного подхода на основе сегментации подобные помехи оказывают значительное влияние и с меньшей вероятностью могут быть обработаны корректно. Использование прогрессивных алгоритмов на основе графов, например, Sat2Graph [4], позволяет устранить часть этих проблем и в большей мере сохранить правильную топологию предсказанной дорожной сети.

В настоящей работе для автоматического извлечения схемы автомобильных дорог на спутниковых снимках воспроизведён подход на основе использования свёрточных нейронных сетей для получения масок сегментации. В качестве энкодера выбранной СНС выступает DenseNet201, в качестве декодера – U-Net.

Для проверки реализованной модели использован открытый набор данных SpaceNet3 [5], который содержит снимки автомобильных дорог в масштабе 0.3 метра на пиксель. На этом же наборе данных проведена оценка лидирующей системы Sat2Graph. Классические метрики (попиксельная разница представлены в таб. 1.

Таб. 1. Классические метрики сегментации дорожной сети со спутниковых снимков.

Подход	Precision	Recall	IoU	F1
Sat2Graph	0.5407	0.6732	0.4278	0.5928
Реализованный	0.7495	0.6020	0.5056	0.6551

В ходе выполнения численных экспериментов выявлено, что попиксельные оценки качества не являются подходящим критерием качества работы, по-



скольку в задаче определения автомобильных дорог, прежде всего, важна их связность и топологическая корректность. По этим причинам для подобного рода задач используют теоретико-графовые метрики, основанные на: поиске кратчайшего пути в графе (APLS), сравнении подграфов истинного и предсказанного графов (ТОРО: Precision, Recall, F1). Расчёт этих метрик для реализованной модели возможен после преобразования предсказанных масок сегментации в графы дорожных сетей. Метрики представлены в таб. 2.

Таб. 2. Теоретико-графовые метрики сегментации дорожной сети со спутниковых снимков.

Подход	Precision	Recall	F1	APLS
Sat2Graph	0.8825	0.7784	0.8176	0.6309
Реализованный	0.9439	0.7063	0.7899	0.6646

Сравнительные результаты работы алгоритмов приведены на рис. 3.

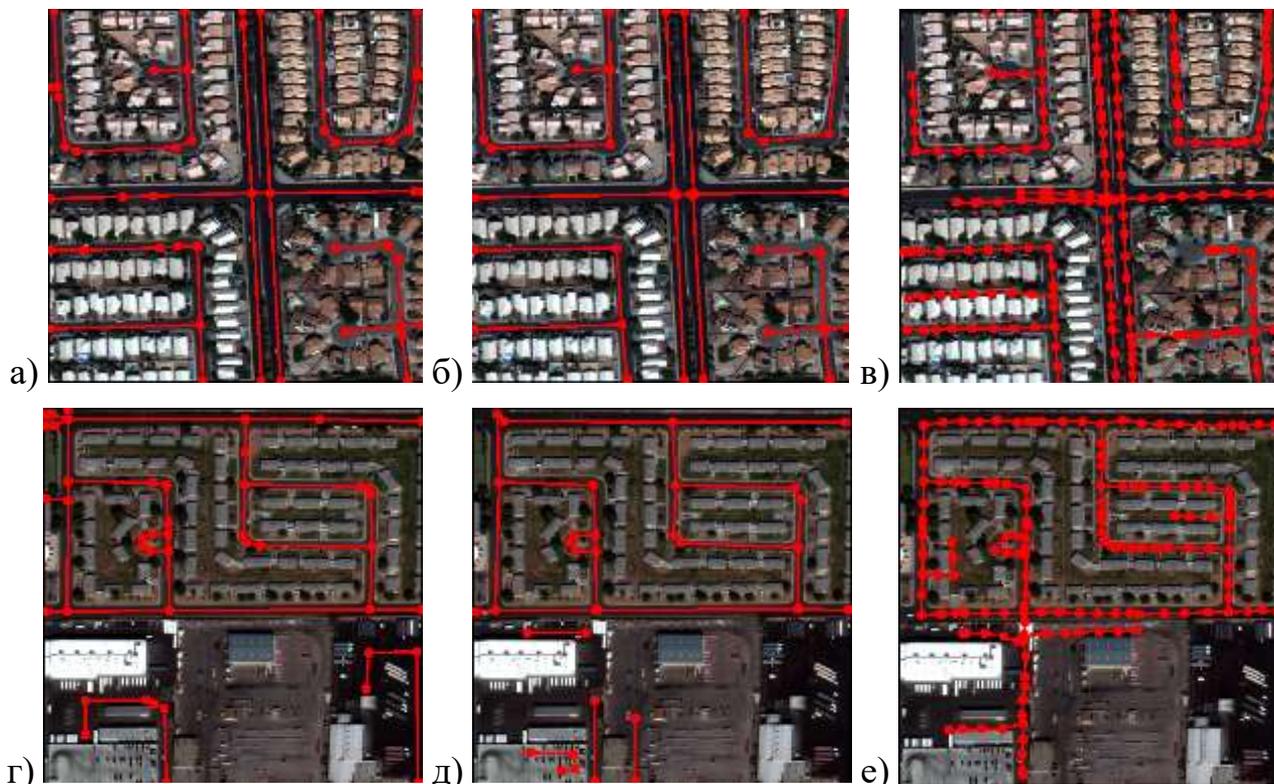


Рис. 3. Пример работы алгоритмов:

- (а, г) истинные графы дорожной сети; (б, д) графы дорожной сети, предсказанные с помощью реализованного алгоритма;  
(в, е) графы дорожной сети, предсказанные с помощью Sat2Graph

Из полученных результатов видно, что при использовании ограниченного набора данных SpaceNet3, оба подхода решают задачу сегментации автомобильных дорог примерно на одном уровне. Поскольку модель, используемая в лидирующем подходе Sat2Graph, обучалась на большем количестве данных, она даёт более устойчивые результаты при обработке входных изображений, снятых при различных условиях. Тем не менее, оба подхода сильно зависят от



масштаба входных изображений и ожидают спутниковые снимки с определенным пространственным разрешением.

В ходе исследования выявлено, что при обработке ограниченного набора данных реализованный подход справляется с поставленной задачей не хуже лидирующего решения. При этом, оба подхода имеют типичные ошибки сегментации автомобильных дорог (некорректное распознавание изображений с тенями, деревьями и многоуровневыми развязками).

### Литература

1. Глек. П. U-Net: нейронная сеть для сегментации изображений [Электронный ресурс]: статья / Neurohive; ред. Глек П. – Электрон. дан. – С-П.: 2018. – Режим доступа: <https://neurohive.io/ru/vidy-nejrosetej/u-net-image-segmentation/>, свободный.
2. Huang G., Liu Z., Van Der Maaten L., Q. Weinberger K. Densely Connected Convolutional Networks [Электронный ресурс]: Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR2017) / Cornell University. – Электрон. дан. – Honolulu: 2018. – Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/1608.06993v5>, свободный.
3. Wang S., Yang H., Wu Q., Zheng Z., Wu Y., Li J. An Improved Method for Road Extraction from High-Resolution Remote-Sensing Images that Enhances Boundary Information [Электронный ресурс]: Journal MDPI Sensors / National Center for Biotechnology Information. – Электрон. дан. – Basel: 2020. – Режим доступа: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC7180710/>, свободный.
4. He S., Bastani F., Jagwani S., Alizadeh M., Balakrishnan H., Chawla S., M. Elsharif M., Madden S., Sadeghi A. Sat2Graph: Road Graph Extraction through Graph-Tensor Encoding [Электронный ресурс]: Computer Vision and Pattern Recognition (ECCV2020) / Cornell University. – Электрон. дан. – Glasgow: 2020. – Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/2007.09547>, свободный.
5. Etten V., Lindenbaum A., Bacastow, T.M. SpaceNet: A Remote Sensing Dataset and Challenge Series [Электронный ресурс]: Computer Vision and Pattern Recognition / Cornell University. – Электрон. дан. – Arlington: 2019. – Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/1807.01232>, свободный.
6. Lunga D., Arndt J., Gerrand J., Stewart R. ResFlow: A Remote Sensing Imagery Data-Flow for Improved Model Generalization [Электронный ресурс]: IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing / Senior Member; ed. Sandro Carrara. – Электрон. дан. – N-Y.: 2021. – Режим доступа: <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=9565349&tag=1>, свободный.