

УДК 004.932

***АВТОМАТИЧЕСКАЯ СЕГМЕНТАЦИЯ СПУТНИКОВЫХ СНИМКОВ НА  
БАЗЕ СВЁРТОЧНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ***

***Клейменкин Д.В.***

*студент,*

*Институт сферы обслуживания и предпринимательства (филиал) ДГТУ в г.*

*Шахты,*

*Шахты, Россия*

**Аннотация**

В статье рассматриваются нейросетевые методы автоматической сегментации спутниковых снимков. Выполнено сравнение наиболее популярных библиотек Python с нейронными сетями для сегментации изображений на основе Keras и TensorFlow. Также предложена модификация архитектуры U-Net, оптимизирующая работу алгоритма для поставленной задачи. Для использования алгоритма в системах спутниковой навигации определения местности алгоритм должен быть точным и не требовательным к вычислительным ресурсам.

**Ключевые слова:** спутниковые снимки, свёрточная нейронная сеть, распознавание объектов, сегментация, архитектура U-Net.

***AUTOMATIC SEGMENTATION OF SATELLITE IMAGES BASED ON A  
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK***

***Kleimenkin D. V.***

*student,*

*Institute of Service and Entrepreneurship (branch) of DSTU in Shakhty,*

*Shakhty, Russia*

**Abstract**

The article explores neural network methods for automatic segmentation of satellite images. The most popular Python libraries with neural networks for image segmentation based on Keras and TensorFlow are compared. Also, a modification of the U-Net architecture is proposed, which optimizes the operation of the algorithm for the task at hand. To use the algorithm in satellite navigation systems, the definition of the algorithm is accurate and does not require computational resources.

**Keywords:** satellite imagery, convolutional neural network, object recognition, segmentation, U-Net architecture.

В статье описано обоснование применения сверточных нейронных сетей в области сегментации спутниковых снимков, изменении представления изображения для дальнейшего анализа. Ручная сегментация – это очень долгий и дорогой процесс. Для автоматизации данной задачи необходимо сформировать достаточное количество слоев для стабильной работы нейронной сети, использовать набор данных для обучения новой модели и разобрать результаты обучения.

Сегментация в компьютерном зрении подразумевает собой разделение цифрового изображения на множество сегментов. Для выделения объектов, таких как здания, автомобильные дороги, деревья, озера, границы, линии и кривые часто используется классификация изображений.

Анализ использования различных основ для сегментации. Существование готовых библиотек на основе Keras и TensorFlow позволяет использовать четыре такие архитектуры, как U-Net, FPN, Linknet, PSPNet, а также распространенные Backbones (таблица 1) для бинарной и многоклассовой сегментации изображений.

Таблица 1 – Backbones

Type	Names
VGG	'vgg16' 'vgg19'

## ЭЛЕКТРОННЫЙ НАУЧНЫЙ ЖУРНАЛ «ДНЕВНИК НАУКИ»

ResNet	'resnet18' 'resnet34' 'resnet50' 'resnet101' 'resnet152'
SE-ResNet	'sresnet18' 'sresnet34' 'sresnet50' 'sresnet101' 'sresnet152'
MobileNet	'mobilenet' 'mobilenetv2'
EfficientNet	'efficientnetb0' 'efficientnetb1' 'efficientnetb2' 'efficientnetb3' 'efficientnetb4' 'efficientnetb5' 'efficientnetb6' 'efficientnetb7'

При выборе подходящей нейронной сети resnet34 позволяет получить достаточную точность и скорость обучения.

Классификация спутниковых снимков. Для решения задач сегментации изображений большое распространение получили свёрточные нейронные сети. Оптимальный результат показала модель U-Net.

Входные данные – это обучающий набор данных, состоящий из определенного количества изображений, помеченных одним классом. Затем создается классификатор, который использует этот набор данных и узнает, как выглядит класс. При оценке качества классификатора оценивается предсказание меток для нового набора изображений. Классификация спутниковых снимков показана на рисунке 1.

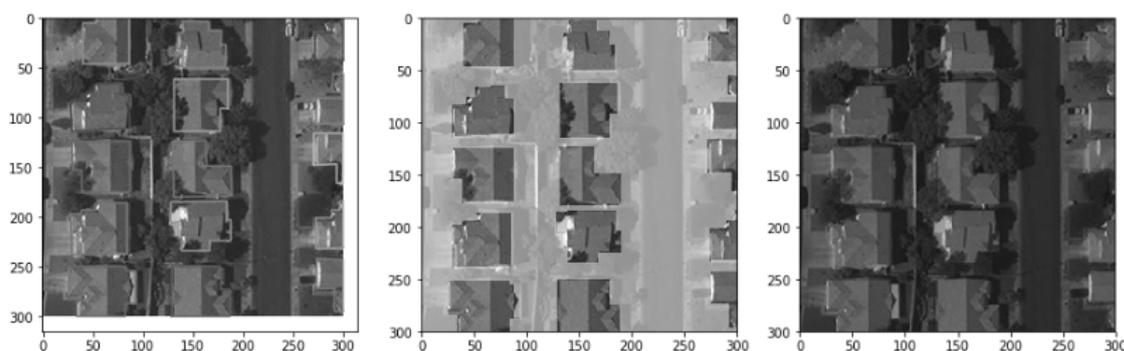


Рис. 1 – Классификация спутниковых снимков [1]

U-Net [2] считается одной из стандартных архитектур свёрточных нейронных сетей для задач сегментации изображений. Необходимо не только определить целый класс изображения, но и сегментировать области, то есть создать маску, разделяющую изображения на классы. При использовании в различных реальных задачах U-Net, характерно достижение высоких результатов.

Архитектура сети приведена на рисунке 2. Сужающийся путь типичный архитектуре сверточной нейронной сети. Повторное применение сверток  $3 \times 3$ , за которыми следуют ReLU и операция максимального объединения (размер окна  $2 \times 2$  с шагом 2) понижает разрешение изображений. Определенный фрагмент изображения будет соответствовать каждой ячейке карты признаков.

Каналы свойств удваиваются на каждом этапе понижающей дискретизации. Каждый шаг в расширяющемся пути состоит из операции повышающей дискретизации карты свойств.

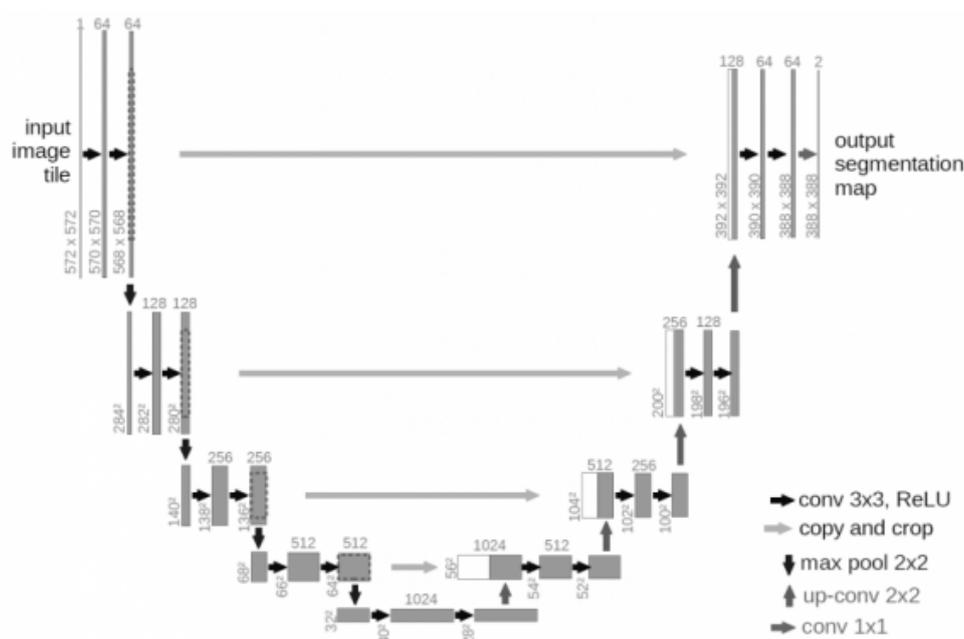


Рис. 2 – Архитектура сети U-Net [2]

Алгоритм U-Net в плане размера распознаваемого объекта является универсальным, он позволяет успешно обнаружить на изображении, как небольшие объекты, так и крупные. Фрагмент изображения, содержащий здание, занимает от 10% до 70% общей площади изображения.

Рассмотренный выше алгоритм может быть модифицирован для получения наиболее эффективного результата поставленной задачи сегментации объектов различного размера в настоящих условиях. Добавлены

слои BatchNormalization и Dropout. Увеличено число свёрточных слоев в архитектуре U-Net, которая взята в качестве основы для нового алгоритма.

Использовался вариант U-Net с входным размером 32x32 пикселя и отдельной Loss функцией с большим штрафом за False Positive для класса с маленькими объектами, основанной на Tverski index. [3]

Для обучения U-Net использовался набор данных, содержащий 280 000 изображений в формате JPG. На обучение было затрачено 220 000 изображений, а 60 000 на тестирование.

В тренировочный и тестовый наборы данных добавлены отрицательные прецеденты, изображения, имеющие сходство с целевыми фрагментами изображений и не содержащие зданий. Добавлены изображения, содержащиеся в GTSRB и RTSD. Изображения, взятые для обучения, представлены на рисунке 2. Все изображения обучающей выборки приведены с входной размерностью 1x224x224. Число 224 часто используется как сторона квадрата для большого числа известных свёрточных нейронных сетей, например VGG16 [4] и ResNet. Для этих сетей есть веса, подготовленные на большом наборе данных из ImageNet [5]. Таким образом, подготовленные данные можно будет использовать для экспериментов и с этими сетями.



Рис. 3 – Примеры данных обучающего набора данных [1]

Тестирование модифицированного алгоритма U-Net производилось на Google Colaboratory [6] – бесплатной интерактивной облачной среде для работы

Дневник науки | [www.dnevniknauki.ru](http://www.dnevniknauki.ru) | СМИ Эл № ФС 77-68405 ISSN 2541-8327

## ЭЛЕКТРОННЫЙ НАУЧНЫЙ ЖУРНАЛ «ДНЕВНИК НАУКИ»

с кодом от Google. Значительное ускорение работы позволило получить систему, работающую в режиме реального времени. Результаты приведены на рисунке 4. Обучение нейронной сети происходило в 10 эпох, что составило в общем 40 минут.

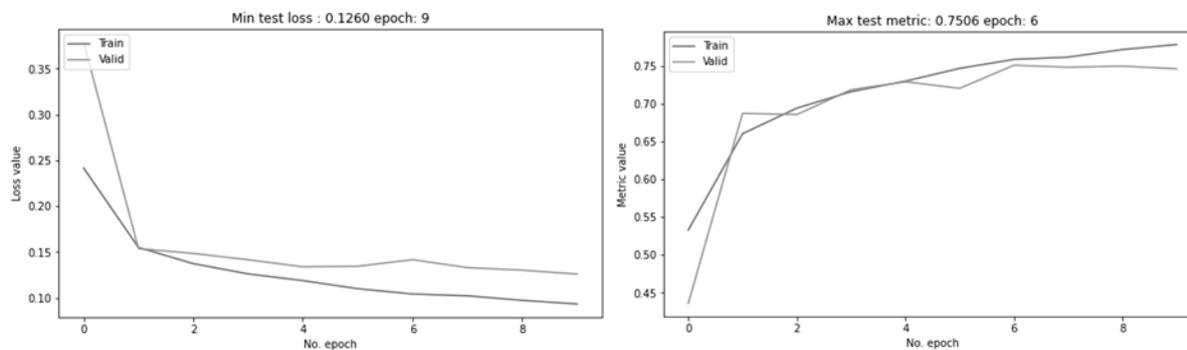


Рис. 4 – Изменение значений функции потерь и метрики в ходе обучения [авторская разработка]

По результатам тестирования можно сделать вывод, что технология U-Net позволяет получить более высокую точность сегментации спутниковых снимков. В результате анализа использования Backbones был выбран тип resnet34, позволяющий довольно быстро обучить модель, имея при этом достаточно хороший результат.

В данной работе рассмотрен один из способов сегментации спутниковых снимков. Из анализа Backbones был выбран тип resnet34. Предложенная в данной работе модифицированная архитектура на основе U-Net стала компромиссом между точностью и скоростью обработки снимков, улучшив производительность и сохранив качество распознавания по сравнению с оригинальным алгоритмом. Конечный результат обучения свёрточной нейронной сети продемонстрирован на рисунке 5.

## ЭЛЕКТРОННЫЙ НАУЧНЫЙ ЖУРНАЛ «ДНЕВНИК НАУКИ»

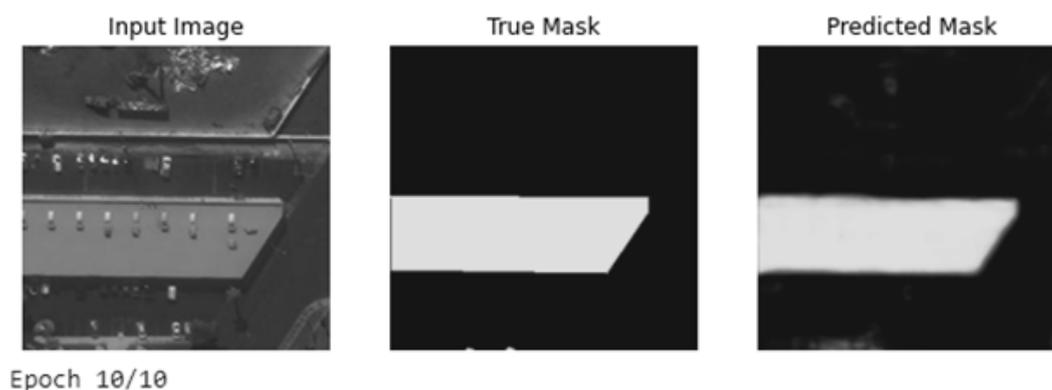


Рис. 5 – Результат обучения нейронной сети [авторская разработка]

### Библиографический список

1. Segmenting Buildings in Satellite Images [Электронный ресурс] – Режим доступа – URL: <https://www.kaggle.com/kmader/segmenting-buildings-in-satellite-images> (Дата обращения 29.05.2021)
2. Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, and Thomas Brox. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation // Computer Science Department and BIOS Centre for Biological Signalling Studies, University of Freiburg, Germany, 18 May 2015. or arXiv:1505.04597v1.
3. Toliyas Y. A., Panas S. M., Tsoukalas L. H. Fuzzy Sets and Systems. 2001, V. 120, No2, pp. 255-270
4. Simonyan K., Zisserman Arxiv.Org. 2014. [Электронный ресурс] – Режим доступа – URL: [arxiv.org/abs/1409.1556/](https://arxiv.org/abs/1409.1556/). (Дата обращения 29.05.2021)
5. Deng J. et al. Computer Vision and Pattern Recognition, 2009. CVPR 2009. IEEE Conference on. IEEE, 2009, pp. 248-255.
6. Среда разработки Google Colaboratory [Электронный ресурс] – Режим доступа – URL: <https://colab.research.google.com/notebooks/intro.ipynb> (Дата обращения 29.05.2021)

*Оригинальность 85%*