

УДК 004.8

ПРИМЕНЕНИЕ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ СЕГМЕНТАЦИИ СРЕЗА КОМПОЗИТА

Киселев В.В.

к.т.н., доцент,

*Московский Государственный Технический Университет им. Н.Э. Баумана,
Москва, Россия*

Бескровный С.М.

магистрант,

*Московский Государственный Технический Университет им. Н.Э. Баумана,
Москва, Россия*

Аннотация

В статье рассмотрена топология сверточных нейронных сетей. Описана структура полностью сверточной нейронной сети UNet. Предложена собственная UNet-подобная нейросетевая модель для решения задачи сегментации среза композитного материала, в частности нержавеющей стали 316L. Предложены и рассчитаны метрики оценки качества сегментации для обученной модели.

Ключевые слова: сверточные нейронные сети, семантическая сегментация, UNet, сегментация среза композитного материала.

APPLICATION OF CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS FOR COMPOSITE SLICE SEGMENTATION

Kiselev V. V.

Ph. D., associate Professor, Bauman

Moscow State Technical University,

Moscow, Russia

Beskrovny S.M.

master's student, Bauman

Moscow State Technical University.

Moscow, Russia

Annotation

The paper considers the topology of convolutional neural networks. The structure of a fully convolutional UNet neural network is described. An intrinsic UNet-like neural network model for solving the problem of segmentation of a slice of composite material, in particular stainless steel 316L, is proposed. Segmentation quality assessment metrics for the trained model are proposed and calculated.

Key words: convolutional neural networks, semantic segmentation, UNet, composite material slice segmentation.

Сверточная сеть, она же сверточная нейронная сеть (СНС), – это специальный вид нейронной сети для обработки данных с сеточной топологией[1]. СНС добились колоссального успеха в практических приложениях, в частности в области распознавания образов, классификации изображений, текста, аудио, а также обработки и анализа видеоданных. Названы данные модели в честь особого вида линейной операции в математике – свертки. Можно дать определение, что сверточная сеть – это такая нейронная сеть, в которой вместо операции умножения на матрицу хотя бы в одном слое используется свертка.

В данной работе сверточная модель используется для сегментации некоторого изображения, а именно среза композитного материала. Будем предполагать, что в каждом пикселе входного изображения стоит некоторый *тензор* (чаще всего – одномерный, т.е. вектор чисел) и его компоненты назовем *каналами*. Матрицы весов назовем *фильтрами* или *ядром свертки*. Матрицы,

получившиеся после применения фильтров в операции свертки называются *карты признаков*.

Формально определим, что такое операция свертки. Свертка – это линейное преобразование входных данных особого вида. Если x^l — карта признаков в слое под номером l , то результат двумерной свертки с ядром размера $2d + 1$ и матрицей весов W размера $(2d + 1) \times (2d + 1)$ на следующем слое будет таким[2]:

$$y_{i,j}^l = \sum_{-d \leq a,b \leq d} w_{a,b} x_{i+a,j+b}^l, \quad (1)$$

где $y_{i,j}^l$ – результат свертки на уровне l , а $x_{i,j}^l$ – ее вход, т.е. выход всего предыдущего слоя. Наглядно данная операция показана на рисунке 1[11].

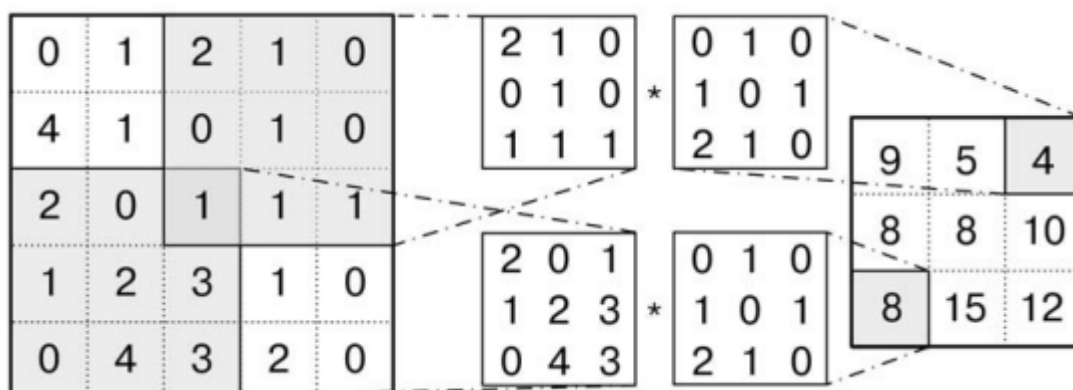


Рисунок 1 – Пример операции свертки

Основными статьями, на которые опирается данное исследование, являются работы[3],[5],[7-9]. В работе[5] Олаф Роннибергер, Филлип Фишер и Томас Брокс описывают специальную топологию полностью сверточной нейронной сети типа кодировщик-декодировщик, названную UNet (на Рисунке 2[12] представлена топология данной модели). Данная архитектура примечательна тем, что помимо слоёв свертки у модели есть слои повышения дискретизации, т.е. слои, на которых производится операция, обратная операции свертки, в английских источниках можно встретить название *upsampling*. UNet

архитектура оказалась хорошо применимой для решения задачи сегментации биомедицинских изображений. Работа[3], представленная Джозефом Буллоком, Каролиной Куесто-Лазаро и Арнау Куера-Бофарул, продолжает исследование UNet. С некоторыми добавлениями в топологию, была представлена модель XNet, применяемая к сегментации рентгенографических изображений (рисунок 2).

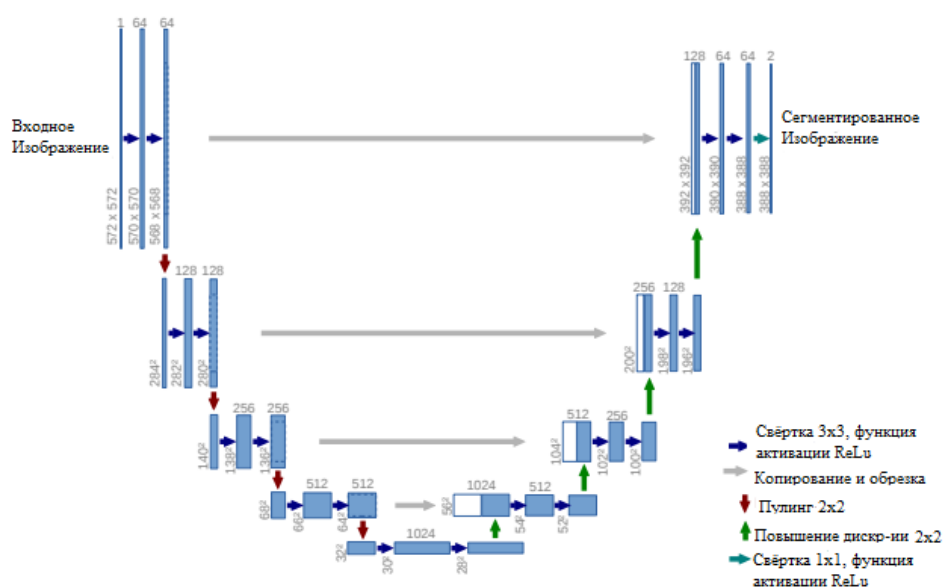


Рисунок 2 [3] – Топология СНС UNet

Изучив вышеуказанные работы, появилась идея применить UNet-подобную нейросетевую модель для решения задачи сегментации среза композитного материала. Была смоделирована СНС, состоящая из: входного слоя, 18-ти свёрточных слоёв, 8-ми слоёв нормализации данных, 3-х слоёв максимального пулинга, 3-х слоёв обратной свертки и 3-х слоёв конкатенации, т.е. добавления уже посчитанных карт признаков.

Данная модель была обучена и протестирована на наборе данных[4]. В данном наборе данных представлено более 300 снимков среза нержавеющей стали 316L под 500-кратным увеличением. Также представлены размеченные маски для каждого из изображений. Предлагается обучить модель для бинарной

сегментации среза, в частности разметить входящее изображение на два класса: материал, не материал.

На рисунке 3 [результат авторской разработки] показан пример сегментации обученной СНС на случайном изображении из валидирующей выборки.

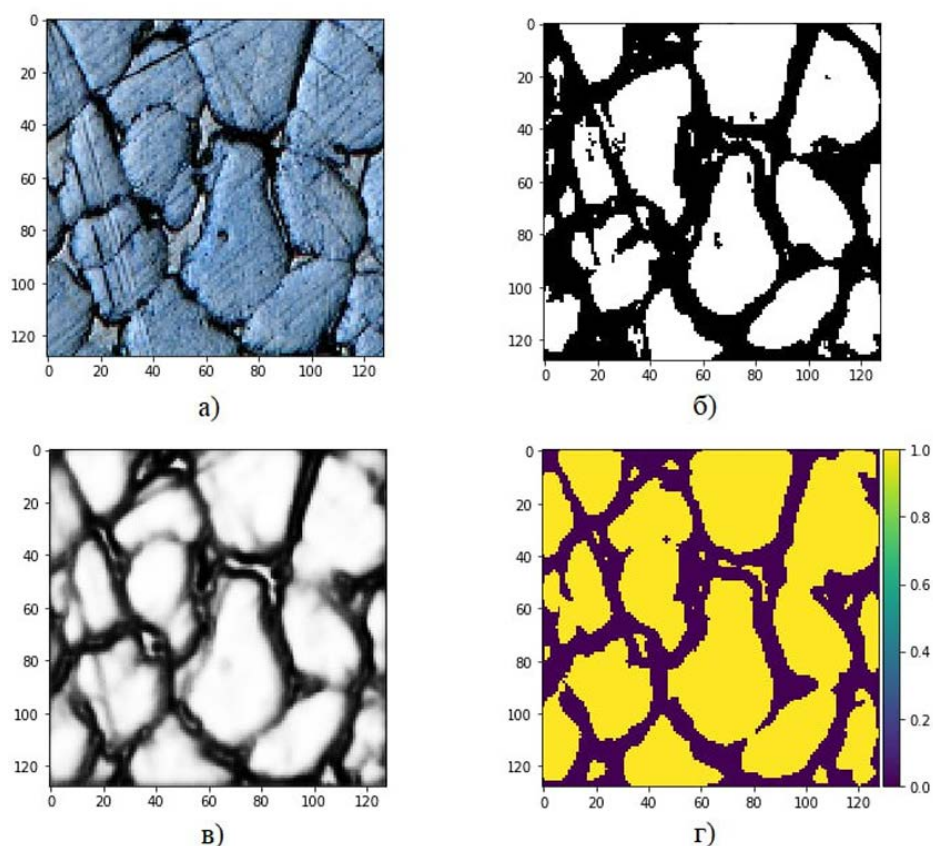


Рисунок 3 – Пример сегментации обученной сети на случайном изображении из валидирующей выборки. а) – Одно из изображений валидирующей выборки, б) – размеченная вручную сегментация для этого изображения, в) – предсказание обученной модели, г) – тепловая карта предсказания модели

Для оценки сегментации введем определенные метрики[6]:

1. Попиксельная точность – метрика показывающая какой процент пикселей был правильно отнесен к своему семантическому классу;
2. Среднее Intersection Over Union(IoU):

$$K_{IoU} = \frac{1}{k} \sum_i^k \frac{n_{ii}}{t_i - n_{ii} + \sum_j^k n_{ji}}; \quad (2)$$

3. Взвешенное IoU;

$$\widetilde{K}_{IoU} = \left(\sum_i^k t_i \right)^{-1} * K_{IoU} \quad (3)$$

где t_i — число пикселей в классе i , n_{ij} — число пикселей в классе i , которые отнесены к некоторому классу j , n_{ii} – число правильно классифицированных пикселей (*true positives*), n_{ij} – число неправильно классифицированных как j пикселей (*false positives*), n_{ji} – число пикселей неверно неотнесенных к классу j (*false negatives*).

Рассчитанные метрики для самостоятельно обученной UNet-подобной модели CompNet и взятой для сравнения модели UNet из библиотеки PyTorch[10] представлены в Таблице 1.

Таблица 1 – Результаты оценки качества сегментации обученной модели

Название модели	Попиксельная точность	Среднее IoU, K_{IoU}	Взвешенное IoU, \widetilde{K}_{IoU}
CompNet	0.866	0.703	0.793
PyTorch UNet	0.832	0.681	0.789

По результатам, продемонстрированным в Таблице 1, можно сказать, что топология свёрточной нейронной сети по типу UNet применима к сегментации среза композита. Также, структура ИНС, предложенная в данной работе, показывает более точные результаты, чем модель PyTorch UNet. Важно отметить, что самостоятельно обученная нейронная сеть обладает высокой по픽сельной точностью, а именно – 0.866, что также доказывает применимость

описанной в работе топологии нейронной сети для решения задачи сегментации дефектов среза композита.

Библиографический список:

1. Гудфеллоу Я., Бенджио И., Курвилль А. Глубокое обучение = Deep Learning. — М.: ДМК Пресс, 2017. — 652 с. — ISBN 978-5-97060-554-7.
2. Николенко С., Кадурин А., Архангельская Е. Глубокое обучение. — СПб.: Питер, 2018. — 480 с. — ISBN 978-5-496-02536-2.
3. XNet: A convolutional neural network (CNN) implementation for medical X-Ray image segmentation suitable for small datasets. Joseph Bullock, Carolina Cuesta-Lazaro, Arnau Quera-Bofarull // arxiv.org:1812.00548 – 2019.
4. Stainless Steel 316L Grains 500X Dataset – [Электронный ресурс]. – Режим доступа – URL: <https://www.kaggle.com/datasets/peterwarren/exone-stainless-steel-316l-grains-500x> (Дата обращения: 18.11.2024).
5. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, Thomas Brox // arxiv.org: 1505.04597 – 2015.
6. Метрики в задачах машинного обучения – [Электронный ресурс]. – Режим доступа – URL: <https://habr.com/ru/company/ods/blog/328372/> (Дата обращения: 20.12.2024).
7. Lu H, She Y, Tie J and Xu S (2022) Half-UNet: A Simplified U-Net Architecture for Medical Image Segmentation. *Front. Neuroinform.* 16:911679. doi: 10.3389/fninf.2022.911679
8. Zhang, C.; Deng, X.; Ling, S.H. Next-Gen Medical Imaging: U-Net Evolution and the Rise of Transformers. *Sensors* 2024, 24, 4668.

9. Yang P, Zhang X. A Dual-Branch Fusion of a Graph Convolutional Network and a Convolutional Neural Network for Hyperspectral Image Classification. *Sensors*. 2024; 24(14):4760.
10. PyTorch implementation of the U-Net for image semantic segmentation with high quality images. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа – URL: <https://github.com/milesial/Pytorch-UNet> (Дата обращения: 18.12.2024).
11. Dmitry Plotnikov et al 2018 IOP Conf. Ser.: Mater. Sci. Eng. 450 052004
12. Tanchenko, A.P. (KT Unmanned Systems, St. Petersburg, Russia), Fedulin, A.M. (KT Unmanned Systems), Bikmaev, R.R. (Institute of Engineering Physics, Serpukhov, Russia), and Sadekov, R.N. (ERA Military Innovation Technopolis, Anapa, Russia; National Institute of Science and Technology MISiS, Moscow, Russia) UAV Navigation System Autonomous Correction Algorithm Based on Road and River Network Recognition, *Giroskopiya i Navigatsiya*, 2020, vol. 28, no. 3 (110), pp. 32–42.

Оригинальность 77%