

РАЗРАБОТКА ОНЛАЙН-СЕРВИСА УЛУЧШЕНИЯ КАЧЕСТВА ТРЁХМЕРНЫХ ФЛУОРЕСЦЕНТНЫХ СНИМКОВ ПРИ ПОМОЩИ МЕТОДОВ ДЕНОЙЗИНГА И ДЕКОНВОЛЮЦИИ НА ОСНОВЕ ИИ

Золин И.М. (ИТМО)

Научный руководитель – кандидат физико-математических наук, Пчицкая Е.И. (СПбПУ)

Введение. Флуоресцентная микроскопия – это метод получения 2D и 3D изображений светящихся объектов малых размеров [1]. Он широко используется в разных областях – от материаловедения до нейробиологии. Зачастую изображения, получаемые с микроскопа, содержат искажения и шумы, что затрудняет последующий анализ.

В данной работе представлен модифицированный метод денойзинга (устранения шумов) TriDeFusion [2], который содержит разработанную нейронную сеть RAUDen и фильтр Non-local Means [3] (NLM). Разработанные методы были протестированы на реальных данных вместе с существующими аналогами и показали эффективность и устойчивость к различным данным.

Большинство современных программных решений требуют установки, а также обладают высокими требованиями к вычислительным ресурсам ПК пользователя, что создаёт потребность в облачном решении. Для обеспечения комфортной работы, а также дальнейшей поддержкой инструментов был спроектирован веб-сервис на микросервисной архитектуре [4]. Созданное ПО предоставляет возможность запускать на удалённых мощностях различные алгоритмы улучшения изображений, полученных с флуоресцентных микроскопов: денойзинг, деконволюция. ПО позволяет учёным и исследователям получать более точные изображения клеточных структур и материалов, что способствует получению более качественных выводов в исследованиях.

Основная часть. Для решения задачи денойзинга была спроектирована архитектура RAUDen (Residual Attention U-Net Denoiser), состоящая из остаточных блоков, механизмов внимания и многомасштабного извлечения признаков для эффективного восстановления изображений. Энкодер состоит из трех эффективных остаточных блоков (EfficientResidualBlock), использующих глубинные (depthwise) и точечные (pointwise) свертки для повышения вычислительной эффективности. Помимо этого, каждый блок включает механизм ECA (Efficient Channel Attention) [5], который адаптивно перераспределяет важность каналов, усиливая информативные признаки. Боттлнек (контекстный блок) включает Pyramid Pooling Module (PPM) [6], который агрегирует информацию с различных масштабов, используя адаптивные средние пулинги с разными размерами. Декодер состоит из двух эффективных остаточных блоков, а также использует Attention Gate [7], который подавляет неинформативные признаки при объединении с закодированными признаками.

Для ускорения инференса модели была разработана легковесная модель (RAUDen-lite), обученная на основе технологии Knowledge distillation [8], которая помимо более быстрого обучения и инференса на 40%, позволила повысить качество обработки по сравнению с первоначальной моделью RAUDen.

Серверная часть веб-платформы реализована на основе микросервисной архитектуры, где каждый сервис выполняет свою специализированную задачу. Основные компоненты включают загрузку изображений в облачное хранилище, отображение и сжатие изображений для удобного взаимодействия пользователя с данными, обработку изображений, включая денойзинг, деконволюцию. Каждый микросервис использует Kafka для асинхронного обмена сообщениями [9], Redis для кеширования и хранения промежуточных данных [10], FastAPI для API-интерфейсов, а Celery для выполнения фоновых задач. Развертывание сервисов осуществляется в Docker, а Kubernetes отвечает за оркестрацию контейнеров и управление взаимодействием между сервисами, обеспечивая их масштабируемость и отказоустойчивость.

Выводы. В процессе выполнения работы была модифицирована нейронная сеть U-Net

для разработанного ранее алгоритма TriDeFusion с помощью технологий: Pyramid Pooling Module, Efficient Channel Attention в Residual блоках, Cross Attention, Multi-Scale Aggregation, которые позволили улучшить качество восстановления изображений за счёт более эффективного захвата контекстной информации на различных масштабах, при этом сохраняя небольшой размер модели с помощью технологии Knowledge distillation.

Разработанный веб-сервис на микросервисной архитектуре обеспечил удобный доступ для исследователей к инструментам обработки изображений, включая функции устранения шумов (денойзинг) и устранения размытия (деконволюция). Микросервисный подход позволяет гибко масштабировать систему, повышая отказоустойчивость и упрощая её дальнейшую поддержку и развитие.

Таким образом, выполненная работа позволила создать высокоэффективный инструмент для обработки изображений флуоресцентной микроскопии, который способствует получению более точных для научных исследований и анализа клеточных структур и материалов.

Список использованных источников:

1. Sibarita, Jean-Baptiste. (2005). Deconvolution Microscopy. *Advances in biochemical engineering/biotechnology*. 95. 201-43. 10.1007/b102215. https://www.researchgate.net/publication/7680260_Deconvolution_Microscopy
2. I. Zolin, V. Chukanov and E. Pchitskaya, "TriDeFusion: Enhanced denoising algorithm for 3D fluorescence microscopy images integrating modified Noise2Noise and Non-local means," *2024 IEEE International Multi-Conference on Engineering, Computer and Information Sciences (SIBIRCON)*, Novosibirsk, Russian Federation, 2024, pp. 211-216, doi: 10.1109/SIBIRCON63777.2024.10758532.
3. Coll B., Morel J.-M. Non-Local Means Denoising // *Image Processing On Line*. — 2011. — Т. 1. — DOI 10.5201/ipol.2011.bcm_nlm.
4. Li, Shanshan & Zhang, He & Jia, Zijia & Zhong, Chenxing & Zhang, Cheng & Shan, Zhihao & Shen, Jinfeng & Ali Babar, Muhammad. (2020). Understanding and Addressing Quality Attributes of Microservices Architecture: A Systematic Literature Review. *Information and Software Technology*. 131. 106449. 10.1016/j.infsof.2020.106449.
5. Q. Wang, B. Wu, P. Zhu, P. Li, W. Zuo and Q. Hu, "ECA-Net: Efficient Channel Attention for Deep Convolutional Neural Networks," *2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Seattle, WA, USA, 2020, pp. 11531-11539, doi: 10.1109/CVPR42600.2020.01155.
6. K. He, X. Zhang, S. Ren and J. Sun, "Spatial Pyramid Pooling in Deep Convolutional Networks for Visual Recognition," in *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 37, no. 9, pp. 1904-1916, 1 Sept. 2015, doi: 10.1109/TPAMI.2015.2389824.
7. Mitta, Dhanunjaya & Chatterjee, Soumick & Speck, Oliver & Nürnberger, Andreas. (2021). Upgraded W-Net with Attention Gates and Its Application in Unsupervised 3D Liver Segmentation. 10.5220/0010221504880494.
8. Y. Zhang, H. Chen, X. Chen, Y. Deng, C. Xu and Y. Wang, "Data-Free Knowledge Distillation For Image Super-Resolution," *2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Nashville, TN, USA, 2021, pp. 7848-7857, doi: 10.1109/CVPR46437.2021.00776.
9. Kreps, Jay. "Kafka : a Distributed Messaging System for Log Processing." (2011).
10. Chen, Shanshan & Tang, Xiaoxin & Wang, Hongwei & Zhao, Han & Guo, Minyi. (2016). Towards Scalable and Reliable In-Memory Storage System: A Case Study with Redis. 1660-1667. 10.1109/TrustCom.2016.0255.