

АДАПТАЦИЯ НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛИ U-NET ДЛЯ ПОДСЧЁТА КОЛИЧЕСТВА БАКТЕРИЙ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ, ПОЛУЧАЕМЫХ С ПОМОЩЬЮ ЦИФРОВОГО МИКРОСКОПА

Курочка К. С., Башаримов Ю. С.

Кафедра информационных технологий факультета автоматизированных и информационных систем
Гомельского государственного технического университета имени П.О. Сухого
Гомель, Республика Беларусь
E-mail: kurochka@gstu.by, basharymauyury@gmail.com

Предлагается модифицированная архитектура U-Net для обнаружения и подсчёта бактерий на микроскопических изображениях. Подход включает добавление дополнительной "головы" (output head) к U-Net для регрессионной задачи подсчёта объектов. Предложенный метод демонстрирует улучшенную точность обнаружения и подсчёта бактерий.

ВВЕДЕНИЕ

Современное экологическое земледелие основывается на применении в качестве средств защиты растений биологических препаратов. Одним из видов таких препаратов являются бактериальные, эффективность которых зависит как от степени активности бактерий, так и от их концентрации. Обработка некачественным бактериальным препаратом не сможет в полной мере защитить растения, что приведет к потере урожая и необходимости повторной обработки. Для предотвращения таких ситуаций крайне важно иметь методику для экспресс-оценки эффективности препаратов в полевых условиях без привлечения специалистов.

Автоматизация процесса подсчёта бактерий с помощью современных цифровых технологий позволит быстро и точно оценивать концентрацию жизнеспособных бактерий в препарате перед обработкой. Это обеспечит правильное применение бактерий, максимизирует их положительное влияние на урожай и минимизирует риски, связанные с неэффективной обработкой [1].

I. СЕГМЕНТАТОРЫ

Для автоматизации предлагается использовать метод на основе сегментации изображений, получаемых с помощью цифрового микроскопа. Сегментация – это процесс разделения изображения, на несколько сегментов или областей, каждая из которых представляет отдельный объект или часть объекта [2]. Это важный шаг в различных приложениях, таких как распознавание объектов, отслеживание объектов, анализ медицинских изображений [3] и многих других.

Семантические сегментаторы используют методы глубокого обучения, для выделения объектов различных классов на изображениях. Модели обучаются на наборах размеченных данных и могут точно сегментировать объекты на уровне пикселей.

Архитектуры энкодер-декодер, такие как U-Net [4], широко используются для задач семантической сегментации изображений. Основная идея заключается в том, что энкодер применяется для понижающей дискретизации изображения и извлечения его признаков, в то время как декодер выполняет обратную задачу — восстанавливает пространственную структуру исходного изображения, создавая семантическую карту.

Энкодер состоит из последовательности свёрточных слоёв. По мере прохождения через энкодер карты признаков становятся более компактными, однако их глубина увеличивается, что позволяет сети учитывать сложные взаимосвязи между элементами изображения.

Декодер, в свою очередь, восстанавливает пространственное разрешение, применяя такие операции, как деконволюции. В результате на выходе декодера создаётся семантическая карта, где каждый пиксель изображения отнесён к определённому классу.

Современные архитектуры CNN такие как Mask R-CNN (Mask Region-based Convolutional Neural Network) [5] или YOLO (You Only Look Once) [6], достигли потрясающей точности на общедоступных наборах данных. Они стали стандартом де-факто для задач семантической сегментации благодаря своей масштабируемости и способности обучаться мощным представлениям данных.

Преимущества сегментаторов на основе глубокого обучения заключаются в том, что они способны автоматически извлекать сложные признаки из данных, обеспечивают высокую точность за счёт мощных моделей и могут обобщаться на новые типы данных.

Однако у них есть и недостатки: требуют большие объёмы размеченных данных для обучения, такая как YOLO, обучаются напрямую детектировать и подсчитывать объекты на изображениях, используя большие наборы размеченных данных с известным количеством и расположением бактерий; страдают от непрозрачности и

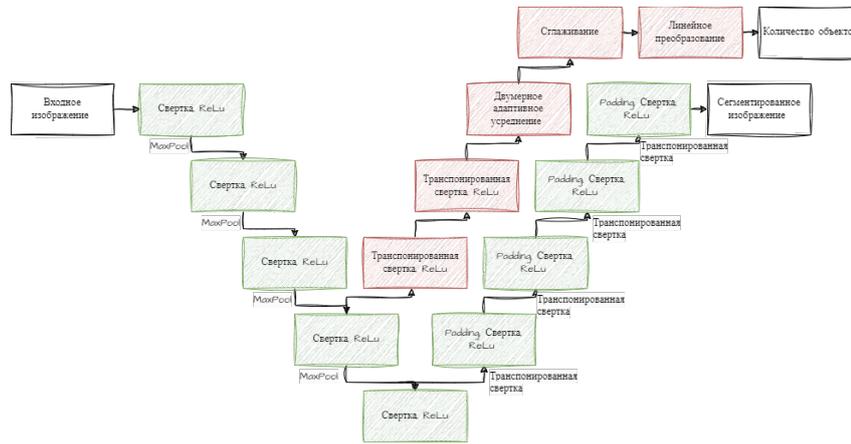


Рис. 1 – Модифицированная архитектура U-Net

проблем с интерпретируемостью, подвержены переобучению и плохой обобщаемости без должной регуляризации, а также требуют высоких вычислительных затрат при обучении и тестировании.

II. НЕЙРОСЕТЕВАЯ МОДЕЛЬ НА ОСНОВЕ U-NET

Для нейросетевой модели на основе U-Net был разработан специальный вариант сети, рис. 1, обученный не только на сегментацию бактерий, но и на их подсчёт.

Модифицированная архитектура U-Net включает добавление дополнительной "головы" (output head) к U-Net для регрессионной задачи подсчёта объектов. Эта "голова" подключена к одному из промежуточных слоёв энкодера U-Net, чтобы использовать семантические признаки более высокого уровня.

В процессе обучения сеть оптимизируется не только для точной сегментации бактерий, но и для корректного подсчёта их количества.

III. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Далее, в табл. 1, представлено сравнение U-Net и модифицированной U-Net, после обучения. Для не модифицированной архитектуры, после обработки были применены операции поиска центров и их подсчёта, время на эту операцию учитывалось в результатах. Результаты сегментации сравнивались с эталонными масками контрольного набора. Для количественной оценки качества использовался коэффициент Жаккара.

Таблица 1 – Сравнение архитектур U-Net и модифицированной U-Net

Архитектура	Точность (%)	Время (сек)
U-Net + поиск контуров	89.1	43.9
Mod U-Net	91.8	30.1

Таким образом, на выходе модифицированной U-Net получается не только маска сегментации, разделяющая бактерии и фон, но и численное значение, соответствующее количеству бактерий на изображении. Этот специально обученный вариант нейросети U-Net позволяет производить одновременную сегментацию и подсчёт бактерий в одном прямом проходе, без необходимости выполнять дополнительные вычисления на основе маски сегментации.

IV. СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Башаримов Ю. С. Определение количества бактерий *Bacillus thuringiensis* на изображениях полученных с помощью цифрового микроскопа : сборник материалов XIII Республиканской научной конференции молодых ученых и студентов «Современные проблемы математики и вычислительной техники», Брест, 23-24 ноября 2023 г. / Брестский государственный технический университет ; редкол.: В. А. Голово (гл.ред.) [и др.]. – Брест : БрГТУ, 2023. – 126 с.
2. Романов, С. А. Анализ методов сегментации изображений [Текст] / С. А. Романов, О. М. Лепешкин, Ю. П. Стоянов // Молодой ученый. – 2010. – № 6 (17). – С. 26–28.
3. K. S. Kurochka and K. A. Panarin, «An algorithm of segmentation of a human spine X-ray image with the help of Mask R-CNN neural network for the purpose of vertebrae localization», 2021 56th International Scientific Conference on Information, Communication and Energy Systems and Technologies (ICEST), Sozopol, Bulgaria, 2021, pp. 55-58, doi: 10.1109/ICEST52640.2021.9483467. dings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – IEEE, 2014. – С. 3578-3584.
4. Yin X. X. et al. U-Net-Based medical image segmentation //Journal of healthcare engineering. – 2022. – Т. 2022.
5. Xu X. et al. Crack detection and comparison study based on faster R-CNN and mask R-CNN //Sensors. – 2022. – Т. 22. – №. 3. – С. 1215.
6. Mohamed E. et al. INSTA-YOLO: Real-Time Instance Segmentation //arXiv e-prints. – 2021. – С. arXiv: 2102.06777.