

РАЗРАБОТКА ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ АНАЛИЗА ЛЮМИНЕСЦЕНТНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ РАКОВЫХ КЛЕТОК

Е.В. Лихимович, Е.В. Лисица

Белорусский государственный университет, Минск E-mail:
elihimovic@gmail.com

Сегментация является важным инструментом в области компьютерного зрения и обработки изображений. В работе рассмотрена сегментация изображений раковых клеток с помощью нейронной сети UNet.

Ключевые слова: нейронная сеть; сегментация изображений; UNet.

ВВЕДЕНИЕ

Искусственные нейронные сети (ИНС) получили широкое применение в области сегментации изображения. Процесс сегментации представляет собой разделение изображений на более мелкие компоненты или объекты с целью более глубокого понимания их содержания и структуры. Наиболее мощным инструментом для сегментации являются сверточные нейронные сети, способные автоматически извлекать признаки из изображений. Одной из наиболее распространенных задач сегментации является семантическая сегментация, при которой каждый пиксель изображения классифицируется в определенный класс или категорию [1].

Нейронные сети широко используются в медицине, в частности в онкологии при диагностировании онкологических заболеваний. ИНС расширяют клинические возможности в диагностике и терапии злокачественных новообразований. Применение UNet в медицине имеет ряд преимуществ. Данная архитектура способствует автоматическому выделению и сегментации интересующих областей на изображениях, что представляет значимость для процессов диагностики и разработки лечебных стратегий. Некоторые конкретные области, в которых UNet применяется в медицине, включают сегментацию органов, обнаружение аномалий, сегментацию клеток и тканей, регистрацию изображений.

UNET

UNet представляет из себя симметричный сверточный автоэнкодер [1], где сверточные слои энкодера используются для извлечения признаков и сжатия информации, а транспонированные сверточные слои декодера выполняют восстановление и увеличение пространственного разрешения.

Основные компоненты UNet включают:

Энкодер – состоит из серии сверточных слоев, которые последовательно уменьшают пространственное разрешение изображения и повышают абстрактность признаков.

Декодер – этот блок выполняет обратную операцию энкодера, увеличивая пространственное разрешение и восстанавливая детали сегментированного изображения.

Подключения пропуска – связывают слои энкодера с соответствующими слоями декодера, что позволяет передавать более низкоуровневые детали и признаки из энкодера в декодер, что помогает сохранить информацию о местоположении и предотвращает потерю деталей в процессе декодирования.

ПОДГОТОВКА ДАННЫХ

Исходный набор данных состоял из 9 изображений и соответствующих им 9 масок раковых клеток. Для увеличения объема обучающей выборки изображения были разбиты на 16 частей путем горизонтального и вертикального разреза. Кроме того, данные были аугментированы с применением функции из пакета keras - `imagedatagenerator`, которая случайным образом применяет операции поворота, отражения по горизонтали и вертикали, а также сдвиги по горизонтали и вертикали к изображениям. После аугментации и разбиения набор данных состоял из 5000 изображений и их масок (рис. 1).

ОБУЧЕНИЕ МОДЕЛИ

ИНС Unet обучается путем минимизации функции потерь, которая сравнивает выход декодера с ожидаемым сгенерированным изображением. В качестве функции потерь используется коэффициент Дайса для оценки сходства между предсказанным и исходным изображением, который вычисляется согласно (1):

$$K = \frac{2 * |A \cap B|}{|A| + |B|}, \quad (1)$$

где A и B – два сравниваемых множества, $|A|$ и $|B|$ – размеры этих множеств, а $|A \cap B|$ – размер их пересечения. Коэффициент принимает значения от 0 до 1, где 1 – идеальное совпадение, 0 – полное отсутствие перекрытия [2].

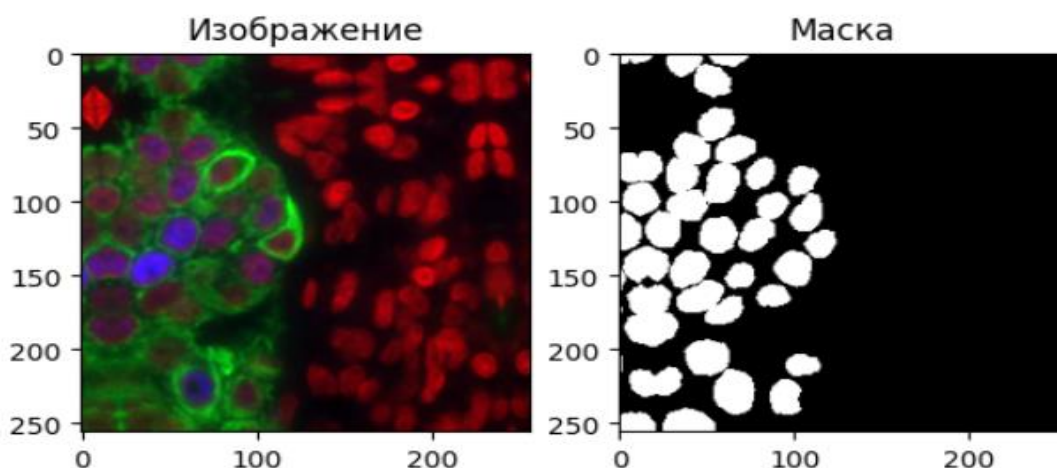


Рис. 1. Пример изображения раковых клеток и маски

Для обучения использовалось 4500 изображений, из которых 10 % использовались для валидации.

ТЕСТИРОВАНИЕ МОДЕЛИ

Для оценки полученной модели используется функция из библиотеки keras evaluate. В качестве параметров принимает тестовую выборку и возвращает результаты оценки. Результат оценки модели с помощью функции evaluate представлен в таблице.

Результат оценки модели с помощью функции evaluate

Метрика	Значение коэффициента	Потери
Коэффициент Дайса	0,8667	-0,8740

Для прогнозирования результатов сегментации использовалась функция predict. В качестве входных аргументов данная функция принимает набор изображений, для которых требуется предсказать маски сегментации раковых клеток. Выходом функции является набор изображений, соответствующих предсказанным маскам раковых клеток для входного набора изображений. Пример предсказанной маски представлен на рис. 2.

Для оценки качества сегментации использовалась формула (2), которая позволяет оценить точность контура объекта:

$$\delta = \left(1 - \frac{\sum xor(R^*, A)}{\sum or(R^*, A)}\right), \quad (2)$$

где R^* – идеальная маска объекта, A – маска объекта, полученная в результате сегментации объекта, or – дизъюнкция, xor – сложение по модулю 2 [3, с. 75]. Полученное таким образом среднее значение точности сегментации для каждого изображения из тестовой выборки составило 75,71%.

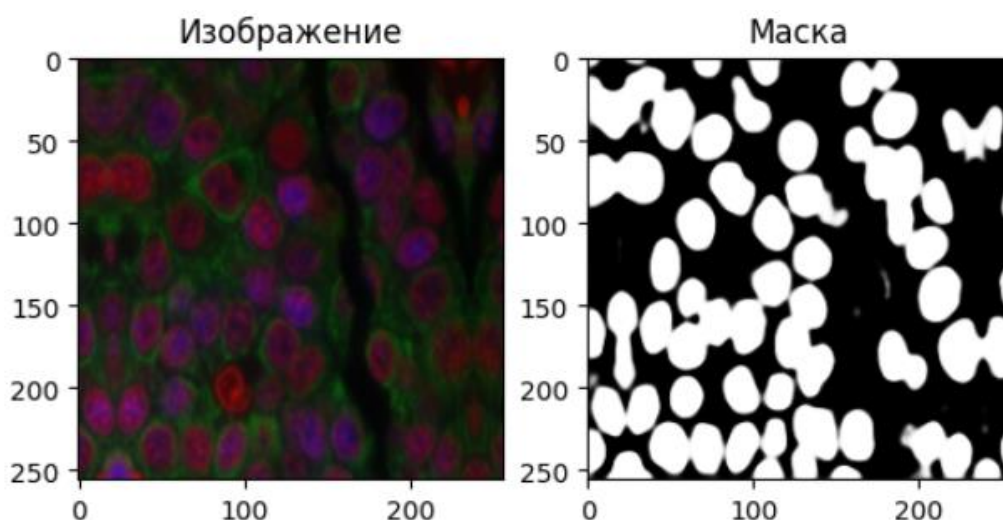


Рис. 2. Пример предсказанной маски.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе проведена сегментация изображений раковых клеток с помощью нейронной сети UNet с использованием коэффициента Дайса в качестве метрики. Модель была обучена и протестирована на подготовленном наборе изображений. Полученная точность модели составила 75,71%.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЕ ССЫЛКИ

1. U-NET для решения задачи сегментации медицинских изображений Пятая Международная научно-практическая конференция «BIG DATA and Advanced Analytics. BIG DATA и анализ высокого уровня», Минск, Республика Беларусь, 13-14 мая 2019 года // редкол: О.В. Козлова, Е.Ю. Куница, М.М. Лукашевич. Минск. 2020.
2. *Петрова О.Г.* Сегментация МРТ-изображений с использованием нейронных сетей. Санкт-Петербург. 2021
3. *Лисица Е.В.* Анализ изображений популяций раковых клеток в системах обработки данных люминесцентной микроскопии: Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук по специальности 05.13.01 – системный анализ, управление и обработка информации. Минск. 2021. С. 156.