

Сегментация гиперспектральных изображений новообразований кожи при помощи сверточной нейронной сети

М.О. Вахлаева

Самарский национальный исследовательский университет
им. академика С.П. Королева
Самара, Россия
vmokook@yandex.ru

И.А. Матвеева

Самарский национальный исследовательский университет
им. академика С.П. Королева
Самара, Россия
m-irene-a@yandex.ru

Аннотация — В работе представлены результаты применения сверточной нейронной сети для семантической сегментации новообразований кожи на гиперспектральных снимках, полученных при помощи акустооптического видеоспектрометра. С помощью нейронной сети архитектуры U-Net было выполнено распределение на два класса пикселей двумерного изображения различных новообразований: злокачественной меланомы, базальноклеточной карциномы, пигментного невуса и т.д. Для данной задачи были отобраны снимки, характеризующиеся наилучшей видимостью и четкостью новообразования (в диапазоне длин волн 590-610 нм). Точность сегментации оценивалась с помощью индекса Жаккара. Данный показатель составил 62%. Полученный результат сегментации позволит повысить эффективность анализа в задаче классификации новообразований.

Ключевые слова — семантическая сегментация, нейронная сеть, новообразования кожи, гиперспектральная визуализация

I. ВВЕДЕНИЕ

Злокачественная меланوما считается одним из самых опасных видов рака кожи, поэтому диагностику для данного заболевания необходимо проводить на ранних стадиях [1]. Достоверность визуального осмотра врача не превышает 50%, поскольку внешне меланوما имеет характеристики, схожие с пигментным невусом, на фоне которого (или из него) она может развиваться в результате ряда внешних воздействий [2]. Невус может иметь широкий диапазон форм, оттенков и размеров, что существенно усложняет диагностику врачом [3]. Кроме того, перерождение невуса в меланому происходит на клеточном уровне, поэтому отличить их визуально практически невозможно [2].

Для диагностики меланомы более полную клиническую картину дает взятие биопсии. При внешнем воздействии для меланомы есть высокий риск метастазирования. Поэтому важно искать различные неинвазивные методы диагностирования кожных новообразований. В качестве таких методов можно использовать развивающиеся оптические методы диагностики, например, гиперспектральную визуализацию [4].

Прежде чем проводить классификацию, гиперспектральные изображения подвергаются этапам предварительной обработки, сегментации, постобработки и выделения признаков. Этап

сегментации является одним из самых важных этапов, поскольку неудачный подход к сегментации играет ведущую роль в точности результата классификации и диагностики новообразования [4].

II. МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

A. Описание выборки

Гиперспектральные снимки для данной работы были получены с помощью акустооптического видеоспектрометра [5], позволяющего получать серию двумерных изображений на длинах волн в диапазоне от 590 до 610 нм с шагом 2 нм. В результате было получено 3817 двумерных снимков, из них для каждого новообразования выбиралось одно изображение объекта на длине волны, которая соответствовала наибольшей контрастности и резкости новообразования на изображении. Результирующая выборка представляет собой изображения в формате .tiff объемом 347 изображений. Из них 20 сразу было определено под тестовую выборку. Итого, набор данных для обучения нейронной сети составил 327 изображений.

B. Подготовка данных

Для того, чтобы нейронная сеть обучилась сегментировать новообразования, набор для обучения должен включать в себя не только исходные изображения, но и маски сегментации. Это изображение того же размера, что и исходное, обычно с одним цветовым каналом, в котором каждое целочисленное значение обозначает класс соответствующего пикселя на исходном изображении. В нашем случае пиксели масок сегментации принимают одно из двух целочисленных значений: 0 – фон, 1 – новообразование.

Разметка масок была выполнена с помощью инструмента labelme [6]. Примеры исходных изображений и их масок представлены на рис. 1.

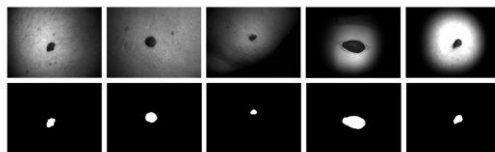


Рис. 1. Исходные изображения и соответствующие им маски

C. Подготовка данных

В данной работе выполняется семантическая сегментация – каждый пиксель независимо друг от друга относится к некоторой семантической категории.

Важным преимуществом семантической сегментации является то, что она дает точность гораздо выше, чем классические методы сегментации и менее чувствительна к шумам (в качестве шумов понимается наличие волоса на изображении) [7].

Для семантической сегментации в данном исследовании используется сверточная нейронная сеть архитектуры U-net. Визуально архитектура данной сети представлена на рис. 2. Структурно U-net состоит из двух частей – блоков кодиров и декодеров. В первой части происходит уменьшение пространства признаков. Затем во второй части из самой маленькой карты (самые глубокие слои) сеть пытается восстановить маску изображения. Для этого восстановления сеть увеличивает пространство признаков, возвращаясь к исходному, чтобы получить у выходного изображения размеры как у входного [8].

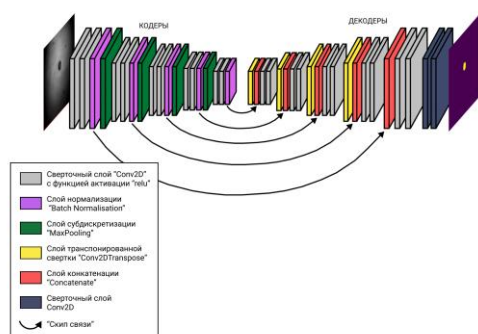


Рис. 2. Архитектура U-net

III. РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

Точность в задачах сегментации представляет собой процент пикселей в изображении, которые правильно были отнесены к классу. В данной работе точность как метрику использовать не целесообразно. Поскольку используется всего два класса для пикселей: 0 – фон, 1 – новообразование. На каждом изображении примерно 95% пикселей являются фоновыми, отсюда появляется несбалансированность классов, в результате которой завышается метрика точности. Поэтому результат оценивался, используя индекс Жаккара. Он применяется, когда встречается проблема несбалансированности классов, и показывает, насколько точно определились пиксели к каждому классу. Поскольку, класс «фон» преобладает на изображениях, то индекс Жаккара рассматривается относительно класса 1 – класса новообразования. В работе данный показатель составил 62%.

Результат сегментации нейронной сетью тестового набора данных представлен на рис. 3.

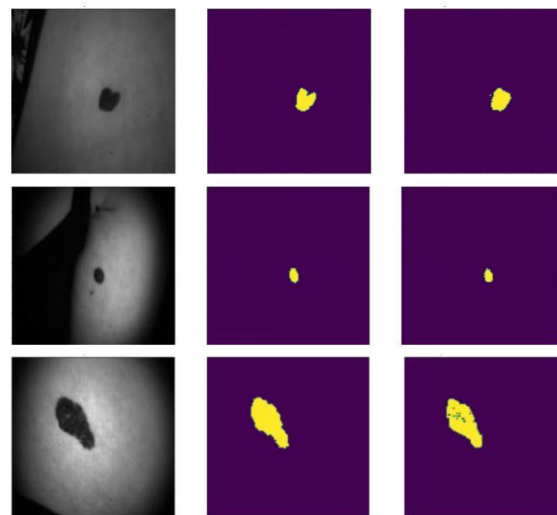


Рис. 3. Результаты прогноза нейронной сети (слева – исходное изображение, посередине – исходная маска, справа – прогнозируемая маска)

IV. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе была проведена семантическая сегментация с использованием нейронной сети архитектуры U-net. Оценкой качества работы нейронной сети служил индекс Жаккара, который в данном исследовании составил 62%. Этап сегментации позволит повысить эффективность дальнейшего анализа изображений в задачах диагностики и классификации новообразований.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] Каприн, А.Д. Злокачественные новообразования в России в 2021 году (заболеваемость и смертность) / А.Д. Каприн, В.В. Старинский, А.О. Шахзадова. – Москва: МНИОИ им. П.А. Герцена – филиал ФГБУ «НМИЦ радиологии» Минздрава России, 2022. – 252 с.
- [2] Романова, О.А. Клинический случай крупного прогрессирующего диспластического невуса с переходом в меланому / О.А. Романова, Н.Г. Артемьева, М.Г. Солохина // Клиническая дерматология и венерология. – 2018. – Т. 17. – С. 34-37.
- [3] Винокуров, В.О. Нейросетевой классификатор гиперспектральных снимков кожных патологий / В.О. Винокуров и др. // Компьютерная оптика. – 2021. – Т. 45, №6. – С. 879-886.
- [4] Cancer Facts & Figures 2023 [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://clck.ru/339geZ> (9.11.2023).
- [5] Hosking, A. Hyperspectral imaging in automated digital dermoscopy screening for melanoma / A. Hosking et al. // Lasers in surgery and medicine. – 2019. – Vol. 51(3). – P. 214-222.
- [6] Image Polygonal Annotation with Python [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://github.com/wkentaro/labelme#installation> (9.11.2023).
- [7] Dang, N.H. Skin lesion segmentation method for dermoscopic images with convolutional neural networks and semantic segmentation / N.H. Dang et al. // Computer Optics. – 2021. – Vol. 45. – P. 122-129.
- [8] Франсуа, Ш. Глубокое обучение на Python / Ш. Франсуа. – Санкт-Петербург: Издательство Питер, 2023. – 576 с.