

Таблица 1 – Метрики, полученные в результате классификации

Классы	Accuracy	CV Score	AUC
L vs M	1,000 ± 0,000	1,000 ± 0,000	1,000
L vs P	1,000 ± 0,000	0,946 ± 0,066	1,000
L vs PM	1,000 ± 0,000	0,900 ± 0,133	1,000
M vs P	1,000 ± 0,000	1,000 ± 0,000	1,000
M vs PM	1,000 ± 0,000	1,000 ± 0,000	1,000
P vs PM	1,000 ± 0,000	0,933 ± 0,133	1,000

Полученные результаты свидетельствуют о перспективности разработки диагностической системы поддержки принятия решений в отоларингологии на основе спектрального анализа.

Список использованных источников

1. Krafft, C. The many facets of Raman spectroscopy for biomedical analysis / C. Krafft, J. Popp // Analytical and bioanalytical chemistry. – 2015. – Vol. 407, № 3. – P. 699-717.
2. Lieber, C. A. Automated method for subtraction of fluorescence from biological Raman spectra / C. A. Lieber, A. Mahadevan-Jansen // Applied spectroscopy. – 2003. – Vol. 57, № 11. – P. 1363-1367.

Зибарева Софья Сергеевна, студ. гр. 6401-120305D, sszibareva@mail.ru.

Матвеева Ирина Александровна, к.т.н., доцент каф. ЛБС, matveeva.ia@ssau.ru.

УДК 004.932:616.5-006

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ МЕТОДОВ СЕГМЕНТАЦИИ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НОВООБРАЗОВАНИЙ КОЖИ

А.П. Неповиннов, И.А. Матвеева

«Самарский национальный исследовательский университет имени
академика С.П. Королёва», г. Самара

Ключевые слова: гиперспектральные изображения, сегментация, метод Оцу, нейронные сети, U-Net, меланома

Гиперспектральное исследование является перспективным методом неинвазивной диагностики новообразований кожи. В отличие от стандартных RGB-изображений, гиперспектральный куб содержит детальную информацию о поглощении и отражении света биотканями в узких спектральных диапазонах, что позволяет выявлять специфические биомаркеры меланомы [1]. Однако для проведения автоматизированного спектрального анализа требуется предварительная сегментация — выделение области интереса (новообразования) из окружающего фона здоровой кожи. Задача осложняется наличием аппаратных артефактов гиперспектральных камер, таких как виньетирование (затемнение краев), и

высокой вариативностью оптических свойств кожи пациентов.

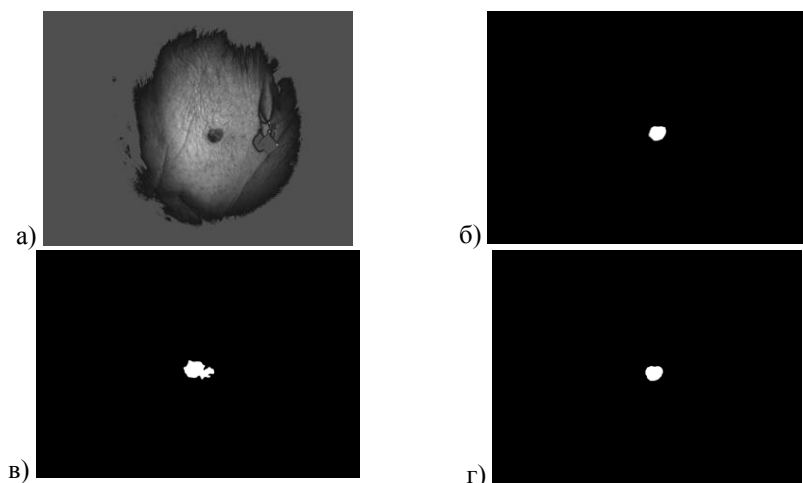
В работе использовался набор гиперспектральных кубов новообразований кожи, состоящих из 151 спектрального канала. Для сравнительного анализа были выбраны два подхода: классическая пороговая сегментация методом Оцу и нейросетевая архитектура U-Net.

Одной из ключевых проблем сегментации является эффект виньетирования. Для его устранения был разработан алгоритм автоматической зачистки углов: области с яркостью ниже порогового значения заполнялись средним значением интенсивности центральной части кадра (цветом кожи). Это позволило нормализовать гистограмму и исключить ложноположительные срабатывания алгоритмов по краям снимка. Дополнительно применялся метод адаптивного выравнивания гистограммы (CLAHE) для повышения локального контраста между образованием и кожей. Экспериментально установлено, что для разных типов патологий и разных типов кожи пациентов оптимальный контраст достигается на различных длинах волн (преимущественно в диапазоне 580–620 нм).

Применялся метод Оцу, представляющий собой алгоритм глобальной автоматической пороговой бинаризации, основанный на анализе гистограммы уровней серого. Математическая суть метода заключается в поиске такого порога яркости T , который минимизирует взвешенную внутриклассовую дисперсию двух групп пикселей (объекта и фона). Данный метод эффективен на изображениях с бимодальной гистограммой, где наблюдается четкий контраст между исследуемым новообразованием и здоровой кожей [2].

Использовалась архитектура U-Net, адаптированная для работы с одноканальными изображениями. Данная модель является стандартом в задачах сегментации биомедицинских изображений. В связи с ограниченным количеством размеченных гиперспектральных изображений, недостаточным для полноценного обучения архитектуры, обучение проводилось с применением стратегии Transfer Learning: модель была предобучена на наборе данных дерматоскопических снимков ISIC 2018, предварительно переведенных в одноканальный формат, и дообучена на малой выборке гиперспектральных срезов на наиболее информативных каналах спектра. Результаты представлены на рисунке 1 и в таблице 1.

Анализ результатов показал, что в условиях ограниченной выборки метод Оцу превосходит нейросетевой подход. При качественной предобработке изображений гистограмма распределения яркости становится бимодальной, что является идеальным условием для работы пороговых алгоритмов. U-Net продемонстрировала способность лучше выделять границы сложных по форме объектов, однако модель показала избыточную чувствительность к текстурным особенностям кожи, что привело к снижению общего балла.



а) оригинал изображения, прошедший предобработку; б) результат Оцу;
в) результат U-Net; г) эталон

Рисунок 1 – Результаты сегментации тестового изображения

Таблица 1 – Сравнение эффективности методов сегментации на тестовой выборке

Метод сегментации	Средний Dice Score	Особенности
Метод Оцу	0,56	Требует высокой контрастности
Нейронная сеть U-Net	0,42	Склонна к переобучению на малых выборках
Гибридный подход	0,53	Пересечение масок Оцу и U-Net

Список использованных источников

1.Huang, H.-Y. A Review of recent advances in Computer-Aided Detection Methods Using Hyperspectral Imaging Engineering to detect skin cancer / H.-Y. Huang, Y.-P. Hsiao, R. Karmakar [et al.] // Cancers. – 2023. – Vol. 15, № 23. – P. 5634.

2.Лукашик, Д. В. Анализ современных методов сегментации изображений / Д. В. Лукашик // Экономика и качество систем связи. – 2022. – № 2. – С. 57-65.

Неповиннов Артём Павлович, студ. гр. 6304-010302D, nepovinnov.ap@ssau.ru.
Матвеева Ирина Александровна, к.т.н., доцент каф. ЛБС, matveeva.ia@ssau.ru.

УДК 004.891.3:543.424.2:616-71

СИНТЕЗ РАМАНОВСКИХ СПЕКТРОВ С ПОМОЩЬЮ МЕТОДА РАЗРЕШЕНИЯ МНОГОМЕРНЫХ КРИВЫХ

М.С. Павлова, И.А. Матвеева

«Самарский национальный исследовательский университет имени
академика С.П. Королёва», г. Самара