

Поскольку гиперспектральные изображения представляют собой гиперкуб (трехмерный массив $M \times N \times K$ данных), состоящий из последовательности K двумерных изображений размером $M \times N$, полученных при фотофиксации объекта на определенных длинах волн, то анализ человеческим глазом такого количества изображений затруднен. Поэтому необходим автоматический анализ гиперспектральных изображений. Данный анализ может быть выполнен посредством каких-то статистических методов и методов машинного обучения, или при помощи нейронных сетей. В ходе анализа часто осуществляется сегментация новообразования на изображении для последующего анализа исключительно выделенной области интереса.

В последнее время сверточные нейронные сети (Convolutional Neural Network – CNN) распространены в области компьютерного зрения. CNN позволяют решать следующие задачи: сегментация и классификация изображений, генерация изображений, обнаружение объектов и т.д. Для решения таких задач могут быть использованы нейронные сети стандартной архитектуры VGG и ее модификации: U-Net, ResUnet, ResUnet++, UNet 3+ и прочие.

Нейронные сети являются перспективным методом в обработке биомедицинских изображений, в том числе гиперспектральных изображений кожи [4]. Они достигают выдающейся производительности в сегментации, для этого требуется выборка уже размеченных изображений для тренировки.

Список использованных источников

1 World Health Organization. Cancer. URL: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cancer>

2 Davis L. E., Shalin S. C., Tackett A. J. Current state of melanoma diagnosis and treatment // Cancer biology & therapy. – 2019. – Т. 20. – №. 11. – С. 1366-1379.

3 Karim S. et al. Hyperspectral Imaging: A Review and Trends towards Medical Imaging // Current Medical Imaging. – 2022.

Вахлаева Марина Олеговна, студентка гр. 6464-120304D, vmokook@yandex.ru
Матвеева Ирина Александровна, ассистент каф. ЛБС, matveeva.ia@ssau.ru.

УДК 004.891.3; 616-71

АНАЛИЗ РАМАНОВСКИХ СПЕКТРОВ КОЖИ МЕТОДАМИ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

К.Е. Томникова, И.А. Матвеева

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

Ключевые слова: рамановская спектроскопия, оптические методы диагностики, методы машинного обучения, классификация.

Кожные заболевания насчитывают несколько сотен нозологий, среди которых есть как не опасные для жизни пациента (гиперпигментация, дерматит и др.), так и крайне злокачественные заболевания (меланома, плоскоклеточный рак и др.). Снизить смертность от последней группы заболеваний помогает ранняя диагностика и грамотно подобранное лечение. На сегодняшний день в клинической практике «золотым стандартом» диагностики является гистологическое исследование образца кожной ткани. Однако такой метод обычно проводится уже после резекции новообразования и позволяет поставить диагноз постфактум [1].

Всё большую популярность набирают оптические методы диагностики. Одним из направлений биомедицинской оптики является зондирование биотканей видимым и инфракрасным светом, что позволяет визуализировать их структуры и получить информацию о составе исследуемого образца. Одним из таких методов является рамановская спектроскопия.

Однако получаемые рамановские спектры содержат огромное количество информации обо всех веществах, входящих в состав кожной ткани, поэтому анализ рамановских спектров затруднен. Поэтому актуальным является поиск новых интеллектуальных способов анализа спектральных данных [2].

В этой работе для анализа рамановских спектров кожи используются методы машинного обучения и применяется метод разрешения многомерных кривых с использованием метода частичных наименьших квадратов (MCR-ALS) [3]. В результате MCR-ALS анализа выделены тридцать компонентов кожи и их относительные концентрации в исследуемом образце, которые в дальнейшем применялись в качестве параметров классификации.

В работе применялись традиционные алгоритмы машинного обучения без применения нейронных сетей: логистическая регрессия, случайный лес, метод опорных векторов, метод k-средних и градиентный бустинг. В результате построены модели классификации для трех случаев: а) здоровая кожа против кожи с заболеванием; б) злокачественные новообразования против доброкачественных новообразований; в) злокачественная меланома против пигментных новообразований.

В случае случайного леса мы можем посмотреть какие компоненты вносят большой вклад для классификации. Для определения гиперпараметров случайного леса и LightGBM использовалась команда `RandomizedSearchCV` из библиотеки `sklearn.model_selection`. Для определения оптимального количества соседей в методе k-средних использовался график ошибок.

Ниже представлена сводная таблица точностей всех классификаций в зависимости от методов машинного обучения. Точности указаны в процентах.

Наихудшие результаты классификации показывает метод опорных векторов, его точность близка к случайному выбору. Наилучшие результаты показывает LightGBM. С помощью этого метода машинного обучения можно с хорошей точностью сказать болен человек или здоров и разделить пигментное пятно и меланому.

Таблица 1 – Точность классификации различными методами машинного обучения

Метод	Здоровая/ больная кожа	Доброкачественное/ злокачественное новообразование	Меланома/ пигментное новообразование
Логистическая регрессия	80,46	65,58	75,00
Случайный лес	80,78	71,43	70,00
Опорные вектора	61,24	62,34	71,67
К-средние	74,27	68,83	76,67
LightGBM	82,08	72,73	81,67

Самой сложной задачей стало классифицировать доброкачественные и злокачественные новообразования. При этом виде классификации ни один метод машинного обучения не дал существенных результатов.

Список использованных источников

1. Davis L. E., Shalin S. C., Tackett A. J. Current state of melanoma diagnosis and treatment //Cancer biology & therapy. – 2019. – Т. 20. – №. 11. – С. 1366-1379.
2. Bratchenko, I. A., Bratchenko, L. A., Moryatov, A. A., Khristoforova, Y. A., Artemyev, D. N., Myakinin, O. O., Orlov, A. E., Kozlov, S. V., Zakharov, V. P., “In vivo diagnosis of skin cancer with a portable Raman spectroscopic device,” Experimental Dermatology 30(5), 652-663 (2021). Doi: 10.1111/exd.14301
3. Matveeva I. et al. Multivariate Curve Resolution Alternating Least Squares Analysis of In Vivo Skin Raman Spectra //Sensors. – 2022. – Т. 22. – №. 24. – С. 9588.

Томникова Ксения Евгеньевна, студент гр. 6464-120304D, ksetomnikova@yandex.ru
 Матвеева Ирина Александровна, ассистент каф. ЛБС, matveeva.ia@ssau.ru