

параметров (GridSearchCV). Лучшие результаты классификации представлены в таблице 1.

Таблица 1 – Результаты классификации ХСН

Признаки	Модель	Accuracy	Recall	ROC AUC
Концентрации MCR компонентов	GradBoost	0,627 ± 0,056	0,761 ± 0,089	0,716 ± 0,047
Локальные максимумы	SVM	0,606 ± 0,072	0,779 ± 0,120	0,720 ± 0,064
Спектральные отсчеты	RandomForest	0,648 ± 0,049	0,693 ± 0,279	0,653 ± 0,112

Анализ подтвердил преимущество методов формирования пространства признаков на основе MCR и локальных максимумов над полными спектрами. Метод MCR обеспечил наилучшую устойчивость (СКО 0,047) и высокую чувствительность. Разработанная методика позволяет проводить идентификацию ХСН с ROC AUC более 0,70, что подтверждает эффективное применение рамановской спектроскопии для автоматизированного скрининга ХСН.

Список использованных источников

1. Перспективы применения метода спектроскопии комбинационного рассеяния света (рамановской спектроскопии) в кардиологии / В. В. Рафальский, А. Ю. Зюбин, Е. М. Моисеева, И. Г. Самусев // Кардиоваскулярная терапия и профилактика. – 2020. – Т. 19, № 1. – С. 70-77.

2. J. Liu. Deep convolutional neural networks for Raman spectrum recognition: a unified solution / J. Liu, M. Osadchy, L. Ashton [et al.]. // Analyst. – 2017. – Vol. 142, № 21. – P. 4067-4074.

3. Multidimensional Analysis of Dermoscopic Images and Spectral Information for the Diagnosis of Skin Tumors / I. A. Matveeva, A. I. Komlev, O. I. Kaganov [et al.] // Journal of Biomedical Photonics and Engineering 2024. – Vol. 10, № 1. – P. 010307.

Новикова Виктория Васильевна, студ. гр. 6402-010302D, vikanovikova196@gmail.com.

УДК 004.891.3:616-71

ГИБРИДНАЯ МУЛЬТИКЛАССОВАЯ КЛАССИФИКАЦИЯ ДЕРМАТОСКОПИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Е.С. Парфенова, И.А. Матвеева

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

Ключевые слова: дерматоскопия, мультиклассовая классификация, сверточные нейронные сети, гибридные модели, машинное обучение.

Рост заболеваемости и смертности от злокачественных новообразований кожи требует улучшения и автоматизации методов ранней диагностики. Дерматоскопия является доступным неинвазивным методом скрининга, а в сочетании с алгоритмами обработки изображений и искусственного интеллекта позволяет повысить точность и минимизировать субъективность визуальной оценки.

В исследовании использовались открытый датасет HAM10000, содержащий 10015 дерматоскопических изображений 7 видов пигментных поражений кожи и датасет реальных клинических изображений из Самарского областного клинического онкологического диспансера (СОКОД) для оценки применимости разработанного алгоритма в реальной практике. Для этих изображений было применена цветокоррекция путем приведения гистограмм исходного изображения к средней гистограмме учебного датасета.

Анализ дерматоскопических изображений основывается на правиле ABCD (Asymmetry, Border, Color, Dermoscopic structures) [1]. В рамках исследования разработан программный модуль автоматического извлечения признаков ABCD и вычисления суммарного балла TDS. Асимметрия (A) оценивается сравнением половин изображения по вертикали и горизонтали. Для оценки границы (B) изображение делится на восемь секторов, и в каждом оценивается четкость границ. Для балла цвета (C) учитывается наличие типовых цветов. Критерий D оценивает наличие дерматоскопических структур (сетей, глобул, штрихов) путем детектирования границ оператором Кэнни, анализа однородности яркости, скелетизации для выявления ветвлений и преобразования Хафа для поиска круглых элементов. На основе этого модуля был сформирован табличный датасет признаков: каждому изображению из HAM10000 сопоставлялся вектор признаков ABCD, TDS и метка класса.

На рисунке 1 представлен результат работы автоматизированного ABCD алгоритма с вычисленными признаками на маске образования.

Далее были проведены эксперименты по обучению наиболее распространенных моделей машинного обучения (Logistic Regression, SVM, kNN, Gaussian Naive Bayes, Decision Tree, Random Forest, Multi Layer Perceptron) на вычисленных признаках, которые показали низкое качество классификации (macro-F1 = 0,25). Это связано с перекрытием признаков между различными классами новообразований и ограниченной обобщающей способностью правила ABCD, изначально созданного для классификации новообразований на злокачественные и доброкачественные. Поэтому было принято решение использовать гибридный подход к мультиклассовой классификации, сочетающий ручные дерматоскопические признаки ABCD с признаками, автоматически извлекаемыми сверточными нейронными сетями (CNN), как это делается в работе [2]. В качестве базовых архитектур использовались предобученные на ImageNet модели DenseNet, MobileNet,

ResNet и EfficientNet, дообученные на датасете HAM10000 для задачи мультиклассовой классификации. Для обучения гибридного классификатора были использованы три стратегии объединения признаков ABCD с признаками из CNN: с вектором предпоследнего слоя CNN (высокоуровневое представление изображения), с вероятностями принадлежности к классам (выход softmax), с логитами (выход до softmax). На этих объединенных признаках обучались следующие классификаторы: метод опорных векторов (SVM), многослойный перцептрон (MLP) и градиентный бустинг. Оценка по метрикам ассюрасу и macro-F1 показала, что гибридный подход в большинстве случаев обеспечивает прирост качества порядка 1,5-2%. Лучшие результаты гибридизации для каждой CNN модели представлены в таблице 1.

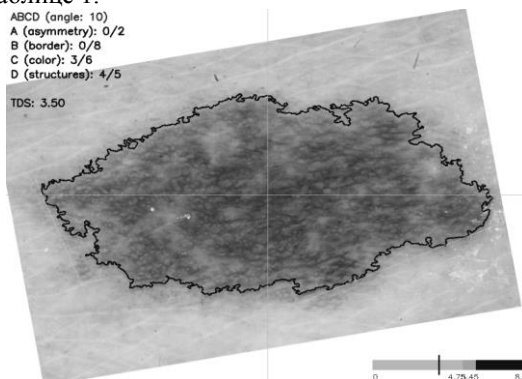


Рисунок 1 – Результат автоматизированного ABCD алгоритма

Таблица 1 – Метрики, полученные в результате классификации

Модель	Лучший гибрид	Accuracy	Macro-F1
DenseNet	ABCD + Prob + MLP	0,8586	0,7462
MobileNet	ABCD + Logits + MLP	0,8616	0,7492
ResNet	ABCD + Logits + MLP	0,8551	0,7250
EfficientNet	ABCD + Prob + MLP	0,8750	0,7731

Модель на базе EfficientNet с гибридным подходом ABCD + Prob + MLP была протестирована на внешней выборке реальных дерматоскопических снимков (10 меланом и 10 невусов) из СОКОДА и дала результаты ассюрасу = 0,85 и macro-F1 = 0,85. Хотя размер внешней выборки мал для строгих выводов по обобщающей способности и требует расширения в дальнейшем, сама апробация на клинических данных важна как шаг к оценке потенциальной применимости модели в реальной практике.

Гибридный подход к мультиклассовой классификации дерматоскопических изображений, интегрирующий классические методы диагностики и возможности глубокого обучения, может быть перспективным

инструментом поддержки принятия врачебных решений. Полученные результаты подтверждают целесообразность дальнейшего развития такого подхода и его апробации на расширенных клинических выборах.

Список использованных источников

1. Early diagnosis of cutaneous melanoma: revisiting the ABCD criteria / N. R. Abbasi, H. M. Shaw, D. S. Rigel [et al.] // *Jama*. – 2004. – Vol. 292, № 22. – P. 2771-2776.
2. Melanoma and Nevus Skin Lesion Classification Using Handcraft and Deep Learning Feature Fusion via Mutual Information Measures / J.A. Almaraz-Damian, V. Ponomaryov, S. Sadovnychiy [et al.] // *Entropy*. – 2022. – Vol. 22, Issue 4. – P. 484.

Парфенова Екатерина Сергеевна, студ. гр. 6403-010302D, katya.parfenova.2005@yandex.ru.
Матвеева Ирина Александровна, к.т.н., доцент каф. ЛБС, matveeva.ia@ssau.ru.

УДК 004.891.3:543.424.2:616-71

КЛАССИФИКАЦИЯ РАМАНОВСКИХ СПЕКТРОВ КОЖИ МЕТОДОМ СЛУЧАЙНОГО ЛЕСА ДЛЯ НЕИНВАЗИВНОЙ ДИАГНОСТИКИ ПОЧЕЧНОЙ НЕДОСТАТОЧНОСТИ

К.Е. Томникова

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

Ключевые слова: почечная недостаточность, метод разрешения многомерных кривых, неинвазивная диагностика, случайный лес.

Хроническая болезнь почек (ХБП) является важной социальной проблемой в современном мире. ХБП встречается у 200-500 человек из миллиона. В настоящее время эти цифры растут, количество больных увеличивается на 10-12% ежегодно [1]. Терминальная стадия ХБП представляет собой тяжелое состояние, характеризующееся потерей функции почек, что требует диализа или трансплантации органа [2].

Перспективным решением является рамановская спектроскопия, позволяющая с высокой точностью выявлять изменения молекулярного состава кожи, вызванные системными метаболическими нарушениями при ХБП. Однако клиническое внедрение метода сдерживается сложностью анализа спектральных данных, характеризующихся высокой размерностью, зашумленностью и индивидуальной вариабельностью [3]. В связи с этим целью работы является разработка неинвазивного метода диагностики ХБП, основанного на комбинации рамановской спектроскопии кожи и алгоритма случайного леса, с акцентом на интерпретируемость признаков классификации.

Исследование проводилось на двух группах испытуемых: целевой группе, состоящей из 85 пациентов с почечной недостаточностью, находящихся на гемодиализе (90 спектров), и взрослой контрольной группе,