

данных и могут использоваться для расширения обучающих выборок при анализе рамановских спектров кожи методами машинного обучения.

Список использованных источников

1.Khristoforova, Y. Raman-based techniques in medical applications for diagnostic tasks: a review / Y. Khristoforova, L. Bratchenko, I. Bratchenko //International Journal of Molecular Sciences. – 2023. – Vol. 24, № 21. – P. 15605.

2.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.

Павлова Мария Сергеевна, студ. гр. 6403-010302D, mariaparamonova@mail.ru.

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

УДК 004.891.3:543.424.2:616-71

ФОРМИРОВАНИЕ ПРИЗНАКОВ ДЛЯ ЗАДАЧИ ИДЕНТИФИКАЦИИ ХРОНИЧЕСКОЙ СЕРДЕЧНОЙ НЕДОСТАТОЧНОСТИ

В.В. Новикова

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

Ключевые слова: рамановская спектроскопия, хроническая сердечная недостаточность, машинное обучение, многомерное разрешение кривых, классификация, формирование признаков

Диагностика хронической сердечной недостаточности (ХСН) на ранних стадиях осложнена отсутствием уникальных симптомов, а анализ на стандартные маркеры (NT-proBNP) дорогостоящий и требует большого объема крови. Перспективной альтернативой является метод рамановской спектроскопии, позволяющий анализировать состав крови даже по одной капле [1]. Однако из-за сложности и визуальной схожести спектров возникает необходимость в разработке алгоритмов автоматизированного извлечения признаков и классификации [2].

В работе использованы рамановские спектры сыворотки и плазмы крови 236 пациентов (199 с ХСН и 37 человек группы контроля). Измерения выполнялись на спектрометрическом комплексе EnSpectr R785, интегрированным с микроскопом ADF U300. Для удаления флуоресцентного фона и фильтрации шумов реализован алгоритм, включающий коррекцию базовой линии (алгоритм arPLS), сглаживание фильтром Савицкого-Голея и векторную нормализацию. На рисунке 1 представлен результат работы алгоритма.

Основным методом формирования признаков выбрано разложение спектральной матрицы на компоненты методом разрешения многомерных

кривых (MCR) [3].

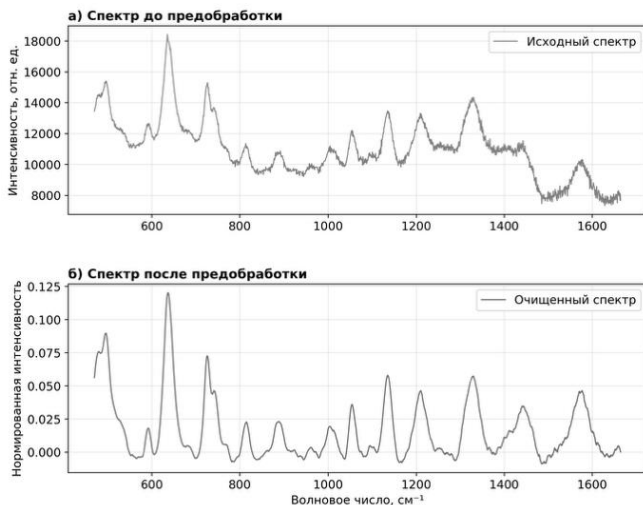


Рисунок 1 – Пример рамановского спектра сыворотки крови до и после предобработки

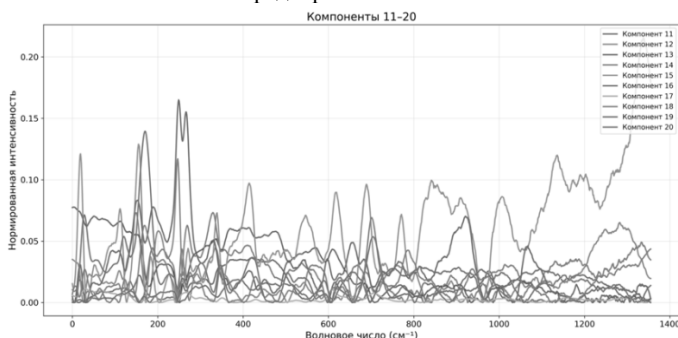


Рисунок 2 – Спектральные профили компонентов, выделенные методом MCR из рамановских спектров сыворотки крови

На рисунке 2 показано, что применение метода позволило восстановить спектральные профили чистых компонентов и определить их концентрации в исследуемых образцах. Также реализован алгоритм поиска локальных максимумов разностного спектра и сценарий использования полных спектральных отсчетов без сжатия.

Для классификации пациентов с XCH и контрольной группы применялись семь моделей (LogReg, k-NN, NaiveBayes, SVM, DT, RF, GradBoost) с использованием техники undersampling для балансировки классов. Оценка проводилась методом кросс-валидации с оптимизацией

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.