

позволяет регистрировать подавление интенсивности пиков вагинальной биоплёнки *Gardnerella vaginalis* под действием терконазола, что свидетельствует об уменьшении метаболической активности и разрушении некоторых структур внеклеточного матрикса. При этом сохраняются некоторые пики 460, 633, 663, 824 см⁻¹, относящиеся к белковому и нуклеиновому компоненту биопленок.

Исходя из приведенных данных можно выдвинуть гипотезу о том, что терконазол негативно воздействует на клеточные белки и полисахаридный EPS. Он разрушает защитную структуру микробного сообщества, что приводит к ослаблению устойчивости бактерий к антимикробным средствам и повышает эффективность терапии, снижая риск рецидива БВ.

Список использованных источников

1. Современные представления о биоплёнках микроорганизмов // Фарматека. – 2020. – № S5. – URL: <https://pharmateca.ru/ru/archive/article/39178> (дата обращения: 20.01.2026).
2. Ivleva N.P. et al. Towards a nondestructive chemical characterization of biofilm matrix by Raman microscopy // Analytical and Bioanalytical Chemistry. – 2009. – Vol. 393, № 1. – P. 197–206.
3. De Gelder J. et al. Reference database of Raman spectra of biological molecules // Journal of Raman Spectroscopy. – 2007. – Vol. 38. – P. 1133–1147.

УДК 004.891.3:543.424.2:616-71

ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ СПЕКТРАЛЬНОГО АНАЛИЗА ОПТИЧЕСКОЙ БИОПСИИ СЫВОРОТКИ КРОВИ

Е.А. Бешанова

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

Ключевые слова: нейронные сети, машинное обучение, рамановская спектроскопия, сыворотка крови, хроническая сердечная недостаточность.

Современные методы медицинской диагностики стремительно развиваются. В наши дни одним из самых прогрессивных направлений является неинвазивная и высокочувствительная диагностика заболеваний. Одним из таких методов является рамановская спектроскопия [1]. Рамановские спектры биологических жидкостей (плазмы и сыворотки крови) содержат значимую информацию для диагностики заболеваний, в особенности, для диагностики хронической сердечной недостаточности (ХСН), которая остается одним из самых распространенных сердечно-сосудистых заболеваний в мире.

В исследовании использовались спектры сыворотки и плазмы крови, полученные с применением технологии поверхностно-усиленной рамановской

спектроскопии (SERS), подробно описанной в [2]. Всего проанализировано 239 образцов, из которых 37 принадлежали пациентам с подтверждённой ХСН, а 202 – контрольной группе. Для повышения информативности спектров и избегания потери данных от зашумления были проведены повторные измерения для всех пациентов. Для предварительной обработки спектральных данных был применен метод вейвлет-преобразования, что позволило выделить характерные локальные пики и паттерны сигнала, устранить шумовую составляющую, нормализовать фон и улучшить различимость между группами пациентов по диагностическим признакам.

Далее интенсивности спектральных отсчетов использовались в качестве признаков для построения моделей машинного обучения: логистической регрессии, метода опорных векторов (SVM), случайного леса, дерева решений, метода k-ближайших соседей, наивного байесовского классификатора, многослойного перцептрона (MLP), сверточной нейронной сети (CNN) и рекуррентной нейронной сети (RNN). Оценка качества моделей проводилась с использованием ROC-кривых и метрики точности.

Наиболее высокие показатели точности классификации были достигнуты с помощью CNN (на рисунке 1 представлена ROC-кривая).

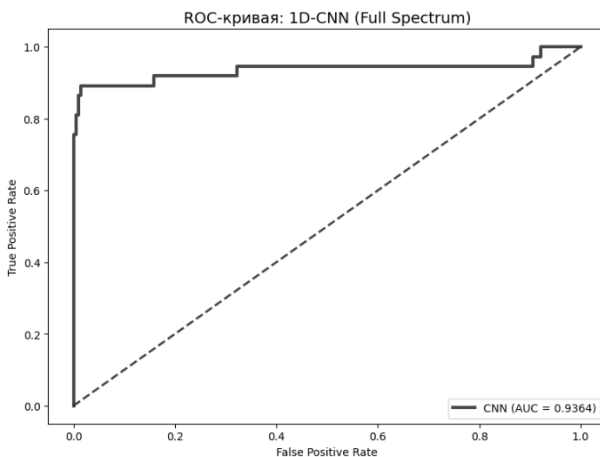


Рисунок 1 – ROC-кривая для случая классификации здоровых людей и пациентов с ХСН с помощью CNN

Применение современных методов машинного обучения открывает возможности для использования рамановской спектроскопии в скрининговых и амбулаторных условиях. Предложенный в работе метод интеллектуального анализа спектров крови представляет собой перспективный инструмент для ранней диагностики ХСН.

Список использованных источников

1. Raman spectroscopy of blood and blood components / C. G. Atkins, K. Buckley, M. W. Blades, R. F. Turner // *Applied spectroscopy*. – 2017. – Vol. 71, № 5. – P. 767-793.
2. Silver nanoparticles-based substrate for blood serum analysis under 785 nm laser excitation / S. Z. Al-Sammarraie, L. A. Bratchenko, E. N. Tytikova [et al.] // *Journal of Biomedical Photonics & Engineering*. – 2022. – Vol. 8, № 1. – P. 010301.

Бешанова Екатерина Алексеевна, студ. гр. 6401-120305D, katyabeshanova@yandex.ru.

УДК 004.891.3:616-71

ИДЕНТИФИКАЦИЯ НОВООБРАЗОВАНИЙ КОЖИ НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

А.А. Боровков, И.А. Матвеева

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

Ключевые слова: гиперспектральная визуализация, нейронная сеть, новообразования кожи, сегментация, классификация, логистическая регрессия.

В нашей стране новообразования кожи занимают около 13% в структуре злокачественных онкологических заболеваний [1]. По всему миру за последнее десятилетие наблюдается рост заболеваемости и смертности от данной группы болезней [2]. Точность диагностики пигментных опухолей на ранних стадиях у врачей общей практики не превышает 50%, что определяет необходимость объективных неинвазивных инструментальных методов. Гиперспектральная визуализация объединяет пространственную и спектральную информацию в едином трехмерном массиве данных (гиперкубе), обеспечивая возможность одновременного анализа морфологии и биохимического состава биотканей [3].

Для исследования использовался датасет гиперспектральных изображений новообразований кожи, полученных с помощью акустооптического видеоспектрометра (АОТФ). Технические параметры: спектральный диапазон 450–750 нм, шаг дискретизации 2 нм, 151 спектральный канал, разрешение матрицы 1360×1024 пикселя, тип данных uint8. Набор данных охватывает три нозологические группы: злокачественная меланома, пигментный невус и себорейный кератоз. Разметка выполнена вручную: для каждого снимка создана бинарная маска новообразования. При обучении изображения масштабировались до 256×256 пикселей и нормировались.

Для семантической сегментации применялась архитектура U-Net, состоящая из энкодера и симметричного декодера. Модель обучалась 50