

НЕЧЁТКИЕ ПРОДУКЦИОННЫЕ ПРАВИЛА И НЕЙРОСЕТИ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ: ОБЪЯСНИМЫЙ ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ 2.0 ДЛЯ ДИАГНОСТИКИ КОРОНАРНЫХ СТЕНОЗОВ

Трофимов Ю.В.¹, Семашко В.С.¹

Научный руководитель – кандидат физико-математических наук, доцент

Аверкин А.Н.¹

1 – Государственный университет «Дубна»

Работа выполнена в рамках государственного задания Министерства науки и высшего образования Российской Федерации (тема № 124112200072-2).

Введение. Диагностика ИБС (ишемической болезни сердца) и коронаросклероза базируется на методах визуализации (эхокардиография (ЭхоКГ), коронарография и пр.). Однако систематизированных открытых датасетов, содержащих готовые маски коронарных артерий (КА) и атероматозных бляшек, практически не встречается. В данной работе для сегментации и классификации сосудистых поражений применён датасет CARDICA [1], где нами вручную и полуавтоматически выполнено аннотирование стенозов. Комплексный подход с CNN и MXAI, FPR, MSI повышает точность и интерпретируемость, что критично для клинической верификации и поддержки принятия решений.

Основная часть. В рамках исследования выполнен анализ существующих открытых ЭхоКГ-датасетов с целью выявления наиболее подходящей выборки для сегментации КА и детекции патологий. Ниже кратко изложены основные этапы:

1. Проведён всесторонний скрининг публичных эхокардиографических ресурсов (*EchoNet-Dynamic* [2], *CAMUS* [3] и др.) с учётом размера выборок, разнообразия режимов сканирования (B-mode, доплер, стресс-Эхо) и сбалансированности норм/патологий. По совокупности критериев (объём, вариативность срезов, доступность метаданных) предпочтение отдано датасету CARDICA [1], который удовлетворяет требованиям к универсальности и репрезентативности.
2. Из-за отсутствия нативной аннотации в CARDICA был реализован многопроходный пайплайн предобработки: подавление спекл-шумов (speckle noise) посредством нелинейных фильтров, локальное контрастирование (CLAHE) для усиления слабовыраженных сосудистых границ, морфологические операции (эрозия, дилатация) с учётом топологии коронарных ветвей. Сложная анатомическая конфигурация артерий и неоднородность эхосигнала потребовали ручной экспертной доразметки, особенно в регионах с низким градиентом или наложением тканей. Итоговые маски классифицируют сосудистые стенки, стенозы и атероматозные участки.
3. Для сегментации коронарных структур протестирован широкий спектр архитектур: от классических сверточных энкодер-декодеров (U-Net, SegNet, DeepLabV3 до облегчённых моделей (MobileNet-ENC и др.). Модифицированный U-Net с CRF-постпроцессингом показал наибольшую точность (Dice/IoU) и детальность в сегментации тонких сосудистых ветвей; однако перспективными оказались и другие варианты, что открывает путь к дальнейшим экспериментам.
4. Ключевым элементом является интеграция классических пост-хок визуализаций (Grad-CAM, LIME, SHAP) с расширенными нечетко-логическими механизмами, основанными на онтологических представлениях о спектре (rather than «простых правилах»). Такой «XAI 2.0» [4] -подход не ограничивается подсветкой наиболее значимых ROI, а обеспечивает

интерпретацию граничных состояний, задавая гибкие шкалы принадлежности (membership functions) и учитывая вариативность локализации стенозов. Нечёткие продукционные (FPR) правила, уточняющие степень выраженности патологии, расширяют потенциал CNN-моделей при анализе эхокардиографических данных, усиливая доверие специалистов за счёт более глубокого (семантически обоснованного) объяснения принятого решения.

5. Инкрементный подход (Multi-Step Incremental (MSI)). Основываясь на результирующих масках сегментации (см. п. 3) и анализе граничных состояний (см. п. 4), реализован многошаговый механизм итеративного уточнения контуров коронарных артерий (КА). На первом этапе сверточная нейросеть (CNN) формирует глобальные ROI с учётом геометрии и топологии сосудистого русла. Далее вспомогательный модуль детального декодирования (дополнительный свёрточный блок) ориентирован на локальные аномалии в низкоконтрастных сегментах или областях с наложением тканей. MSI стратегия обеспечивает более тонкое распознавание сосудистых стенок и снижает вероятность пропуска «скрытых» стенозов, увеличивая итоговую точность (Dice-/IoU) и улучшая согласованность результатов при валидации.
6. К полученным маскам и XAI-визуализациям интегрируются краткие клинические заключения, указывающие на наличие/отсутствие коронарных патологий. Эти текстовые сведения, представленные в виде «мягких дескрипторов» (*soft descriptors*), совмещаются с результатами сегментации, формируя мультимодальную (MM) структуру на принципах multimodal explainable AI (MXAI). Такое объединение лингвистических и визуальных признаков повышает когерентность классификации и сокращает риск противоречивых выводов при слабовыраженных патологиях
7. На финальном этапе разработан прототип приложения, выполняющий сегментацию, оценку степени стенозов и формирование формализованного отчёта с применением мягких дескрипторов. Этот модуль закрывает полный цикл — от исходной визуализации до XAI-ориентированного заключения, выводя рекомендации и комментарии в человеко-читаемом формате. Подобная функциональность упрощает принятие решений и облегчает интеграцию в PACS/EMR-системы.

Выводы. Проведён комплексный анализ открытых ЭхоКГ-датасетов и выбрана оптимальная база CARDICA для сегментации коронарных сосудов. Разработанные MSI и MXAI методы демонстрируют высокую точность и объяснимость. Использование FPR повышает надёжность выявления стенозов при низком контрасте. Автоматизированное генеративное описание облегчает интеграцию решений в клинические протоколы.

Список использованных источников:

1. Jiménez-Partinen, Ariadna; Molina-Cabello, Miguel A.; Thurnhofer-Hemsi, Karl; Palomo, Esteban; Rodríguez-Capitán, Jorge; Molina-Ramos, Ana I.; Jiménez-Navarro, Manuel (2024), “CADICA: a new dataset for coronary artery disease”, Mendeley Data, V2, doi: 10.17632/p9bpx9ctcv.2.
2. Stanford University. (2020). EchoNet-Dynamic: Echocardiography Dataset [Data set]. <https://doi.org/10.71718/yqp5-y078>.
3. Leclerc, S., Smistad, E., Pedrosa, J., Østvik, A., Cervenansky, F., Espinosa, F., Espeland, T., Berg, E. A. R., Jodoin, P.-M., Grenier, T., Lartizien, C., D'hooge, J., Lovstakken, L., & Bernard, O. (2019). Deep Learning for Segmentation using an Open Large-Scale Dataset in 2D Echocardiography. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 38(9), 2198–2210. <https://doi.org/10.1109/TMI.2019.2900516>.
4. Longo, L., Brcic, M., Cabitza, F., Choi, J., Confalonieri, R., Del Ser, J., ... & Stumpf, S. (2024). Explainable Artificial Intelligence (XAI) 2.0: A manifesto of open challenges and interdisciplinary research directions. *Information Fusion*, 106, 102301. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2024.102301>