ИСПОЛЬЗОВАНИЕ PYTHON ДЛЯ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ И ОБРАТНОЙ СВЯЗИ В РЕЖИМЕ РЕАЛЬНОГО ВРЕМЕНИ ПРИ ИНТЕРВЕНЦИОННЫХ КАРДИОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕДУРАХ ПОД КОНТРОЛЕМ ЭХОКГ

Мусакаев Руслан Рашидович

Ташкентский Государственный технический университет, магистр

Email: marasres08121999@mail.ru

Python for Real-Time Image Processing and Feedback in Echocardiography-Guided Interventional Cardiac Procedures.

Musakaev Ruslan Rashidovich

Affiliation: Tashkent State Technical University **Position:** Master's student

Email: marasres08121999@mail.ru

Аннотация В работе анализируется возможность создания системы на платформе Python, способной в реальном времени обрабатывать потоки ЭхоКГ, сегментировать ключевые структуры сердца, отслеживать интервенционные инструменты и предоставлять обратную связь оператору. Рассматриваются архитектурные решения, современные алгоритмы компьютерного зрения и машинного обучения, примеры реализованных систем и перспективы развития технологий. Показано, что современные вычислительные и программные ресурсы позволяют создавать подобные системы, однако для их внедрения необходима клиническая валидация и интеграция с медицинским оборудованием [1-7].

Ключевые слова: Python, ЭхоКГ, интервенционная кардиология, обработка изображений, сегментация, трекинг

инструментов, визуализация, обратная связь, машинное обучение, реальное время.

This paper analyzes the feasibility of a Python-based system capable of processing echocardiography video in real time, segmenting cardiac structures, tracking interventional tools, and providing real-time feedback to the operator. Architectural solutions, state-of-the-art computer vision and machine learning algorithms, examples of existing systems, and future directions are reviewed. Modern computing and software capabilities enable such systems; however, clinical validation and integration with medical devices remain critical [1-7].

Key words: Python, Echocardiography, Interventional Cardiology Image Processing, Segmentation, Instrument Tracking, Visualization Feedback, Machine Learning , Real-time

Ushbu maqola Python asosidagi tizim orqali ЭхоКГ oqimini real vaqt rejimida tahlil qilish, yurak tuzilmalarini segmentatsiya qilish va intervensiya asboblarini kuzatib borish imkoniyatlarini ko‘rib chiqadi. Shuningdek, hozirgi algoritmlar, mavjud tizimlar va kelajakdagi istiqbollar muhokama qilinadi [1-7].

Kalt sozlar: Python, Exokardiografiya, Intervensiyon kardiologiya,
Tasvirlarni qayta ishlash, Segmentatsiya, Asboblarni kuzatish, Vizualizatsiya, Qayta aloqa, Mashinaviy o'rganish, Haqiqiy vaqt

1. Введение

Интервенционная кардиология — это область медицины, которая включает минимально инвазивные процедуры для диагностики и лечения сердечно-сосудистых заболеваний. Важнейшим аспектом таких процедур является визуализация анатомии сердца и сосудов в реальном времени, что позволяет врачам

контролировать ход операции и минимизировать риски осложнений. Эхокардиография (ЭхоКГ) — один из наиболее информативных и доступных методов визуализации, обеспечивающий изображение сердца с высокой частотой кадров и без ионизирующего излучения.

Традиционно интерпретация ЭхоКГ-сигнала и контроль инструментов осуществляется вручную, что требует высокой квалификации оператора и является субъективным процессом. Современные технологии компьютерного зрения и искусственного интеллекта открывают возможности автоматизации анализа изображений, сегментации структур сердца, трекинга инструментов и предоставления обратной связи оператору в реальном времени. Это может существенно повысить точность и безопасность интервенционных процедур.

В данной работе рассматривается возможность реализации подобной системы на языке Python — популярной и гибкой платформе с богатой экосистемой библиотек для обработки изображений (OpenCV), машинного обучения (TensorFlow, PyTorch), и медицинской визуализации (SimpleITK, NiBabel). Основная задача — построить модульную архитектуру, способную обрабатывать видео потоки ЭхоКГ, распознавать и выделять ключевые структуры, отслеживать движение хирургических инструментов, компенсировать движения сердца и дыхания, а также формировать визуальную и тактильную обратную связь оператору. Анализируются существующие решения и обозначаются перспективы дальнейшего развития [1,4,5].

2. Архитектура системы

Проектируемая система состоит из следующих ключевых модулей:

- **Захват видео:** Считывание потока ЭхоКГ с УЗ-аппарата в реальном времени. Используются протоколы DICOM и специализированные SDK, позволяющие получить доступ к живому видео.
- **Предобработка:** Фильтрация шума, контрастирование, нормализация изображения. Для повышения качества входных данных применяются методы пространственного и временного сглаживания.
- **Сегментация:** Выделение анатомических структур (например, камер сердца, клапанов). Для этой задачи применяются сверточные нейронные сети (CNN), например, архитектуры типа U-Net, обученные на аннотированных датасетах ЭхоКГ [1].
- **Трекинг инструментов:** Обнаружение и отслеживание хирургических инструментов в кадре с помощью моделей детекции объектов, таких как YOLOv5, и методов фильтра Калмана для прогнозирования положения [2].
- **Компенсация движений:** Сердце и грудная клетка постоянно движутся из-за сердечного цикла и дыхания. Для устойчивой работы алгоритмов требуется коррекция сдвигов с помощью трекинга ключевых точек и регистрации последовательных кадров [3].
- **Обратная связь:** Визуальная и тактильная (через интерфейсы) обратная связь для оператора, позволяющая своевременно реагировать на состояние сердца и положение инструмента.
- **Визуализация:** Отображение сегментированных структур, траекторий инструментов, и вспомогательной информации на экране в удобном формате.

Для реализации всего цикла обработки в режиме реального времени критически важно оптимизировать вычисления и использовать аппаратное ускорение (GPU). Python, благодаря библиотекам как

CUDA, CuPy и PyTorch, позволяет эффективно работать с нейросетями и обработкой изображений в реальном времени [4].

3. Методы

3.1 Сегментация

Сегментация является одной из центральных задач обработки ЭхоКГ. Современные методы опираются на сверточные нейросети, способные выделять области интереса на изображении. U-Net и его вариации доказали высокую эффективность на медицинских изображениях [1]. Для обучения используются обширные датасеты, например EchoNet-Dynamic, которые содержат размеченные видеокадры с пометками границ камер сердца.

Для повышения точности сегментации применяются методы аугментации данных, ансамблирование моделей и использование 3D-сегментации, учитывающей временную информацию.

3.2 Трекинг инструментов

Отслеживание интервенционных инструментов в ЭхоКГ-изображениях — сложная задача из-за малых размеров инструментов, помех и искажений. Модели детекции объектов, такие как YOLOv5, обученные на специализированных датасетах, показывают хорошие результаты в обнаружении инструментов [2]. Для плавного и стабильного трекинга используется фильтр Калмана, позволяющий прогнозировать движение и корректировать позиции.

Для повышения надёжности используется мульти-методика: сочетание детекции, оптического потока и анализа движения.

3.3 Компенсация движений

Движения сердца и дыхания создают значительные сложности при анализе. Методы трекинга ключевых точек и регистрация изображений позволяют компенсировать смещения и искажения в

последовательных кадрах [3]. Это обеспечивает стабильность сегментации и трекинга на протяжении всего времени процедуры.

4. Существующие системы и платформы

На сегодняшний день реализованы несколько платформ для исследования и разработки real-time обработки ЭхоКГ, среди которых:

- **PRETUS** — плагин-платформа для потоковой обработки ультразвуковых данных в реальном времени на Python [4]. Позволяет создавать кастомные алгоритмы и интегрироваться с оборудованием.
- **EchoNet-Dynamic** — обширный открытый датасет для обучения и тестирования нейросетевых моделей на динамических видеопотоках ЭхоКГ [5].

В клинической практике ИИ-модели активно интегрируются в решения для анализа ЭхоКГ и поддержки интервенционных процедур [6]. В ряде исследований показано, что автоматизация анализа повышает точность диагностики и снижает время процедуры.

5. Ограничения и вызовы

Несмотря на прогресс, существуют ряд проблем и вызовов:

- **Латентность:** Для real-time анализа необходима минимальная задержка обработки. Оптимизация и аппаратное ускорение критичны.
- **Качество данных:** УЗ-изображения содержат шум и артефакты, что осложняет сегментацию и трекинг.
- **Дефицит размеченных данных:** Обучение нейросетей требует больших размеченных датасетов, которые трудны в получении.
- **Доверие врачей:** Для принятия решения о внедрении необходима высокая степень объяснимости и прозрачности моделей.

- **Интеграция с оборудованием:** Требуется стандартизация протоколов обмена данными.

Обзор последних исследований подчёркивает важность комплексного подхода к решению этих проблем [6].

6. Перспективы развития

В перспективе развитие направлено на создание цифровых двойников сердца — цифровых моделей, которые в режиме реального времени отражают состояние пациента и позволяют проводить тренировки и планирование вмешательств [7]. Также перспективно использование дополненной и виртуальной реальности для визуализации данных и автономных систем навигации инструментов в сосудистом русле [8].

7. Заключение

Python предоставляет удобную и мощную платформу для разработки систем обработки ЭхоКГ в реальном времени. Современные библиотеки и алгоритмы машинного обучения позволяют реализовать комплексные решения, сочетающие сегментацию, трекинг и обратную связь для интервенционных процедур. Дальнейшая клиническая интеграция и валидация позволят повысить безопасность и эффективность лечения сердечно-сосудистых заболеваний.

Список литературы

1. Smistad E. et al. “Fully automatic real-time ejection fraction and MAPSE measurements in 2D echocardiography using deep neural networks,” IEEE Ultrasonics Symposium, 2018.
2. Li X. et al. “A Real-Time Framework for Septal Defect Decision-Making Using YOLO-based Detection,” IEEE J. Biomedical and Health Informatics, 2024.

3. Orderud F. "Automatic real-time left ventricular tracking in 3D echocardiography," IEEE Trans. Medical Imaging, 2009.
4. Gomez A. et al. "PRETUS: A Plug-in Based Platform for Real-Time Ultrasound Imaging Research," arXiv:2109.06519, 2021.
5. EchoNet-Dynamic Dataset. Available: https://echonet.github.io/dynamic/
6. Nzeako T. et al. "Artificial Intelligence in Interventional Cardiology: Review," Annals of Medicine and Surgery, 2025.
7. Wang S. et al. "Patient-specific Dynamic Digital-Physical Twin for Coronary Intervention Training," arXiv:2505.10902, 2025.
8. Robertshaw H. et al. "Artificial Intelligence in the Autonomous Navigation of Endovascular Interventions: A Systematic Review," arXiv:2405.03305, 2024.