

Разработка эффективной модели глубокого обучения для обнаружения аритмии по данным потребительских смарт-часов

Источник: Frontiers in AI — Medicine

Оригинал: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/frai.2026.1882739>

аритмия

глубокое обучение

диагностика

кардиология

носимые устройства

обработка сигналов

Введение

Сердечные аритмии часто прогрессируют без четких симптомов и могут оставаться незамеченными до возникновения тяжелых осложнений. Непрерывный мониторинг с помощью потребительских смарт-часов предоставляет масштабируемую и неинвазивную возможность для скрининга ритма в реальном времени в условиях повседневной жизни. Однако сигналы фотоплетизмографии (ФПГ), регистрируемые на запястье, сильно подвержены артефактам движения и межличностной вариабельности, что ограничивает применение традиционных методов обработки сигналов. В данной работе мы сравниваем подходы классического машинного обучения и глубокого обучения для многоклассовой классификации аритмий на основе реальных записей ФПГ и акселерометра со смарт-часов, собранных в ходе клинического испытания Pulsewatch. Рассматриваются три категории ритма: нормальный синусовый ритм (НСР), фибрилляция предсердий (ФП) и преждевременные предсердные или желудочковые сокращения (ПАС/ПЖС).

Методы

Оцениваемые подходы включают классификатор на основе случайного леса (Random Forest), основанный на сконструированных временных и морфологических признаках, а также две архитектуры «от конца к концу» (end-to-end): CNN-GRU и CNN-BiLSTM. Эти архитектуры предназначены для обучения временным паттернам непосредственно из сырых двухканальных волновых форм смарт-часов, одновременно решая проблемы артефактов движения, шума датчиков и обобщения между различными субъектами.

Результаты

При использовании двухфазной кросс-валидации с разделением по субъектам (subject-independent) классификатор на основе случайного леса показал наивысшую среднюю точность среди предложенных методов (91,22%), а также наилучшие показатели макро-точности (85,89%), макро-F1 меры (84,17%) и макро-площади под ROC-кривой (ROC-AUC, 97,03%). Модель CNN-BiLSTM показала наивысшую макро-полноту (87,37%), что указывает на более высокую чувствительность к классам аритмий, тогда как модель CNN-GRU осталась конкурентоспособной, продемонстрировав макро-полноту 86,85% и макро-F1 меру 83,13%.

Обсуждение

По сравнению с базовыми значениями, приведенными в исследовании Pulsewatch Ханом и соавторами (Han et al.), предложенные методы улучшили доступные макро-уровневые метрики: случайный лес показал наилучшие макро-точность и макро-F1 меру, а CNN-BiLSTM — наилучшую макро-полноту, что свидетельствует об улучшенном сбалансированном распознавании клинически значимых аритмических событий. Эти результаты показывают, что модели, основанные на признаках, остаются высококонкурентными для обнаружения аритмий по данным смарт-часов, демонстрируя наилучшие общие показатели и макро-F1 меру среди предложенных методов, в то время как гибридные сверточно-рекуррентные архитектуры обеспечивают повышенную чувствительность к классам ритма с малой выборкой. Профилирование, ориентированное на развертывание, с использованием идентичного одноядерного бенчмарка показало среднее время сквозного вывода (inference time) 33,08 мс для конвейера случайного леса и 51,87 мс для модели CNN-BiLSTM на 30-секундном сегменте, что поддерживает возможность скрининга ритма в режиме, близком к реальному времени.

Заключение

В целом, данная работа подчеркивает компромиссы между анализируемыми подходами с точки зрения точности, сбалансированной производительности по классам, вычислительной сложности и осуществимости развертывания для систем носимого кардиомониторинга.

Перевод выполнен: 28.09.2026 | ai4med.ru

Машинный перевод. Рекомендуем сверять с оригиналом при клиническом использовании.