ГИБРИДНЫЙ КВАНТОВО-КЛАССИЧЕСКИЙ МЕТОД ОБНАРУЖЕНИЯ РАННИХ ОТКЛОНЕНИЙ ФИЗИОЛОГИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ ПО МНОГОСЕНСОРНЫМ ДАННЫМ

Хамидов Максуд
Самаркандский государственный университет имени Шарофа Рашидова
Базовая докторантура (PhD)
Специальность 05.01.02 — Системный анализ, управление и обработка информации
https://doi.org/10.5281/zenodo.23275543

Аннотация

Предлагается метод обнаружения ранних отклонений физиологического состояния по данным нескольких носимых сенсоров (ЭКГ, частота сердечных сокращений, SpO2, температура, двигательная активность). Метод включает синхронизацию разночастотных каналов, адаптивное объединение признаков с учётом информативности и доступности каналов, сжатие признакового пространства до размерности квантовой схемы и анализ квантовыми моделями: вариационным классификатором и квантовым ядром для обнаружения аномалий относительно индивидуальной нормы. Ключевая задача — оценить, как гибридный подход ведёт себя при шумах и выпадении каналов по сравнению с классическими моделями.

Актуальность

– Отдельный сенсор редко описывает физиологическое состояние однозначно: отклонение одного показателя может быть вызвано нагрузкой, стрессом или артефактом измерения. Совместный анализ каналов позволяет оценивать согласованную динамику показателей.

– Каналы различаются частотой дискретизации, масштабом и шумом, а в реальной эксплуатации часть данных теряется. Устойчивость к пропускам является обязательным требованием к системам непрерывного мониторинга.

– Ранние отклонения трудно описать закрытым набором патологий, поэтому перспективна постановка обнаружения аномалий: модель обучается на данных нормы пациента и выявляет устойчивые отклонения от неё. Ограниченная размерность входа квантовых схем требует специальной организации признакового пространства.

Цель и гипотеза

Цель: разработать гибридный метод объединения многосенсорных данных и обнаружения ранних отклонений физиологического состояния с применением квантовых моделей и определить условия, при которых он обоснован.

Гипотеза: адаптивное формирование компактного признакового пространства с учётом информативности и доступности каналов повышает устойчивость гибридной модели к выпадению каналов по сравнению с прямой подачей признаков в квантовую схему. Нулевая гипотеза: квантовый компонент не даёт выигрыша по качеству или устойчивости относительно классических моделей сопоставимой сложности.

Задачи

– Разработать процедуру синхронизации сенсорных потоков с различной частотой измерения и нормализации по индивидуальной норме.

– Сформировать многосенсорное признаковое пространство (статистические признаки, показатели вариабельности, локальные изменения сигналов).

– Разработать механизм адаптивного объединения признаков с маской доступности каналов и сжатием до n кубитов.

– Реализовать квантовые модели: вариационный классификатор и квантовое ядро для обнаружения аномалий (one-class).

© 2026 International Conference on Artificial Intelligence and Applications . All Rights Reserved.

– Сравнить классическую, гибридную и квантовую архитектуры по качеству, устойчивости и вычислительной сложности.

– Оценить деградацию качества при искусственном исключении и искажении сенсорных каналов.

Предлагаемая модель

– Конвейер: сенсорный уровень → очистка и синхронизация → извлечение признаков → адаптивное объединение (с маской доступности каналов) → сжатие до n признаков → квантовое кодирование → квантовая модель → оценка риска.

– Синхронизация выполняется приведением каналов к общей временной сетке и окнам фиксированной длины. Каждый канал нормализуется относительно индивидуальной нормы пользователя.

– Веса каналов определяются их информативностью и взаимосвязью (например, на основе взаимной информации или обучаемого механизма внимания) и обнуляются для недоступных каналов.

– Режим обнаружения аномалий: квантовое ядро применяется в схеме одноклассовой классификации, обучаемой на данных нормы; это позволяет не задавать заранее полный перечень патологий.

Экспериментальная база

– MIT-BIH Arrhythmia Database и MIT-BIH Noise Stress Test Database: проверка кардиологического модуля и устойчивости к шуму.

– MIMIC-IV и связанные с ним записи физиологических волновых форм (доступ через PhysioNet при выполнении требований к пользователям): многоканальные клинические данные с документированными событиями, на основе которых определяется разметка ранних отклонений. Точный протокол разметки уточняется после получения доступа.

– WESAD: носимые многоканальные данные (в том числе ЭКГ, температура, акселерометр), используются для проверки алгоритмов синхронизации и объединения каналов. Эти данные не подменяют медицинскую выборку, так как содержат состояния стресса, а не патологии.

– Разбиение всегда выполняется по субъектам. Этапы: симулятор без шума → симулятор с шумовой моделью → при доступности реальное оборудование.

Критерии оценки

– Качество: precision, recall, F1-score, ROC-AUC и PR-AUC (из-за дисбаланса классов), а также заблаговременность обнаружения отклонения.

– Устойчивость: кривые деградации качества при увеличении шума и числа исключённых каналов.

– Сложность: время обработки, размерность признакового пространства, число кубитов и параметров схемы.

Научная новизна

– Метод адаптивного формирования квантового признакового пространства по нескольким сенсорным потокам с учётом информативности и доступности каналов.

– Сравнительная оценка деградации гибридных, квантовых и классических моделей при потере и искажении сенсорных каналов.

– Применение квантового ядра для обнаружения отклонений от индивидуальной физиологической нормы в многосенсорных данных.

Практическая значимость

– Прототип системы непрерывного мониторинга, сохраняющий работоспособность при временной потере отдельных каналов.

© 2026 International Conference on Artificial Intelligence and Applications . All Rights Reserved.

– Архитектура разделения вычислений: предобработка, синхронизация и сжатие признаков на периферийном устройстве, квантовая часть на серверной стороне. Это снижает объём передаваемых данных.

Заключение

Работа направлена не на механическое добавление квантового блока к существующей модели, а на согласование структуры многосенсорных данных с ограничениями квантовых схем и на объективную оценку условий, в которых такой подход оправдан. Особое внимание уделяется устойчивости: алгоритм, работающий только на чистом лабораторном сигнале, имеет ограниченную практическую ценность.

Ключевые слова

многосенсорные системы, sensor fusion, квантовое машинное обучение, обнаружение аномалий, квантовое ядро, носимые устройства, временные ряды, ранняя диагностика

Литература

1. Havlíček V. et al. Supervised learning with quantum-enhanced feature spaces // Nature. 2019. Vol. 567. P. 209–212.
2. Schuld M., Killoran N. Quantum machine learning in feature Hilbert spaces // Physical Review Letters. 2019. Vol. 122. Art. 040504.
3. Preskill J. Quantum computing in the NISQ era and beyond // Quantum. 2018. Vol. 2. P. 79.
4. Cerezo M. et al. Variational quantum algorithms // Nature Reviews Physics. 2021. Vol. 3. P. 625–644.
5. Moody G.B., Mark R.G. The impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database // IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine. 2001. Vol. 20, No. 3. P. 45–50.
6. Goldberger A.L. et al. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet // Circulation. 2000. Vol. 101, No. 23. P. e215–e220.
7. Moody G.B., Muldrow W.E., Mark R.G. A noise stress test for arrhythmia detectors // Computers in Cardiology. 1984. Vol. 11. P. 381–384.
8. Schmidt P. et al. Introducing WESAD, a multimodal dataset for wearable stress and affect detection // Proc. 20th ACM ICMI. 2018. P. 400–408.
9. Johnson A.E.W. et al. MIMIC-IV, a freely accessible electronic health record dataset // Scientific Data. 2023. Vol. 10. Art. 1.

© 2026 International Conference on Artificial Intelligence and Applications . All Rights Reserved.