

УДК 004.8:616.12-073.97:004.94

РАЗРАБОТКА И ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНАЯ ОЦЕНКА МОДЕЛИ УЧЁТА ФИЗИОЛОГИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ ПОЛЬЗОВАТЕЛЯ НА ОСНОВЕ ЭКГ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДОВ *BIG DATA* И ПРОДВИНУТОЙ АНАЛИТИКИ В HSI-СИСТЕМАХ



Н.А. Ларченко

Студент факультета
компьютерного
проектирования кафедры
электронной техники и
технологий БГУИР
nikitadeve@gmail.com



Е.А. Курлюк

Студент факультета
компьютерного
проектирования кафедры
электронной техники и
технологий БГУИР
kurluke750@gmail.com



А.Ч. Ганиев

Студент компьютерных
систем и сетей кафедры
информатики БГУИР
ganievabubakr.64@gmail.com



М.В. Давыдов

Первый проректор, доцент,
кандидат технических наук
davydov-mv@bsuir.by

Н.А. Ларченко

Студент Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники. Область научных интересов связана с разработкой интеллектуальных методов и алгоритмов обработки медицинских данных, построением нейросетевых систем анализа физиологических сигналов, разработкой масштабируемых информационно-компьютерных систем и сервисов.

Е.А. Курлюк

Студент Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники. Область научных интересов связана с разработкой интеллектуальных методов и алгоритмов обработки медицинских данных, созданием программных модулей извлечения и структурирования информации из медицинских документов, разработкой масштабируемых информационно-компьютерных систем и сервисов.

А.Ч. Ганиев

Студент Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники. Область научных интересов связана с разработкой интеллектуальных методов и алгоритмов обработки данных, построением и исследованием нейросетевых систем, разработкой программного обеспечения и масштабируемых информационно-компьютерных систем и сервисов.

М.В. Давыдов

Первый проректор Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники, доцент, кандидат технических наук. Область научных интересов связана с разработкой интеллектуальных методов и алгоритмов обработки данных, цифровой обработкой сигналов, электростимуляцией и транскраниальной магнитной стимуляцией.

Аннотация. В работе рассматриваются возможности использования сигналов ЭКГ в сочетании с методами Big Data и продвинутой аналитики для учета физиологического состояния пользователя в системах HCI. Рассматриваются особенности ЭКГ как источника данных о состоянии пользователя, включая возможность получения характеристик сердечного ритма и его variability. Показано, что обработка ЭКГ в условиях HCI-систем связана с необходимостью анализа больших объемов временных данных. Предложен подход к построению адаптивной HCI-системы, в которой результаты анализа ЭКГ интегрируются в логику взаимодействия с пользователем.

Ключевые слова: электрокардиография, HCI, физиологическое состояние пользователя, variability сердечного ритма, Big Data, продвинутая аналитика, машинное обучение, анализ временных рядов, адаптивные интерфейсы, биосигналы.

Введение. Эффективность выполнения профессиональных задач в организациях и на предприятиях в значительной степени связана с физиологическим и психоэмоциональным состоянием работников. При этом существующие решения, направленные на мониторинг состояния человека, как правило, ограничены по времени наблюдения, требуют специализированного оборудования либо не интегрированы в повседневные процессы взаимодействия пользователя с цифровыми системами. Аналогичная проблема наблюдается и в повседневной деятельности, где учет физиологического состояния пользователя в большинстве случаев не осуществляется [1].

Одним из доступных источников информации о состоянии организма являются физиологические сигналы, в частности электрокардиограмма (ЭКГ), позволяющая получать данные о функционировании сердечно-сосудистой системы. Анализ параметров ЭКГ, таких как частота сердечных сокращений и variability сердечного ритма, может использоваться для оценки функционального состояния пользователя, однако получаемые результаты носят вероятностный характер и зависят от контекста наблюдения [2].

В последние годы технологии Big Data и методы продвинутой аналитики получили широкое распространение в различных областях, включая медицину, промышленность и информационные технологии [3]. Их применение позволяет обрабатывать значительные объемы разнородных временных данных, учитывать индивидуальные особенности пользователей и строить модели, ориентированные на анализ физиологических сигналов в динамике. В частности, обработка потоков ЭКГ с использованием методов машинного обучения и статистического анализа открывает возможность получения оценок состояния пользователя в режиме, близком к реальному времени.

В связи с этим актуальной является задача разработки подхода к построению систем человек–компьютер, в которых учет физиологического состояния пользователя, полученного на основе анализа ЭКГ и методов Big Data, может использоваться в качестве дополнительного контекста взаимодействия. Целью данной работы является исследование возможностей применения методов Big Data и продвинутой аналитики для учета физиологического состояния пользователя на основе ЭКГ в HCI-системах, а также формирование общего подхода к интеграции таких данных в процессы взаимодействия человек–компьютер.

Анализ предметной области. Современные HCI-системы ориентированы на повышение эффективности взаимодействия пользователя с программными и аппаратными средствами за счёт оптимизации интерфейсов и логики работы приложений. При этом в большинстве существующих решений взаимодействие строится на основе явных действий пользователя, как ввод данных и выполнение команд без учёта его текущего физиологического состояния. Отсутствие информации о внутреннем состоянии пользователя может приводить к снижению эффективности взаимодействия, особенно в условиях повышенной когнитивной нагрузки, утомления или стрессовых факторов [4]. В таких ситуациях возрастает риск ошибок,

увеличивается времени выполнения задачи, возрастает вероятность некорректного использования системы. В то же время в ряде современных решений уже предпринимаются попытки учитывать физиологические данные пользователя. Например, платформа Affective Health от компании Biotricity использует данные ЭКГ и вариабельности сердечного ритма для визуализации уровня стресса пользователя, а гарнитуры NeuroSky применяются для оценки внимания и адаптации интерфейсов обучающих и игровых приложений.

В связи с этим в последние годы развивается направление адаптивных HCI-систем, в которых учитываются дополнительные контекстные данные о пользователе. К таким данным относятся поведенческие характеристики, параметры активности, а также физиологические сигналы, позволяющие косвенно оценивать состояние пользователя [5]. Практическая реализация подобных подходов наблюдается в системах, интегрирующих биосигналы в пользовательские сценарии, включая исследовательские и коммерческие решения, ориентированные на адаптацию интерфейсов и поддержку пользователя в зависимости от его состояния.

Физиологические сигналы человека в целом рассматриваются как один из источников информации о его функциональном состоянии. К такого рода сигналам относят электрокардиограммы, электроэнцефалограммы, электромиограммы, показатели кожно-гальванической реакции и дыхания. Их применение в задачах человек-компьютерного взаимодействия связано с возможностью получения объективных данных без необходимости явного участия пользователя. В частности, в современных устройствах и системах используются комбинированные подходы, включающие несколько типов сигналов, например ЭКГ и ЭЭГ, что реализовано в ряде решений для оценки когнитивного и эмоционального состояния пользователя.

ЭКГ занимает особое место среди физиологических сигналов благодаря доступности измерения и информативности. На основе анализа ЭКГ можно получить такие характеристики, как частоту сердечных сокращений и вариабельность сердечного ритма, отражающие работу автономной нервной системы [6]. Эти параметры дают возможность косвенной оценки функционального состояния пользователя, включая признаки утомления, напряжения или повышенной нагрузки. При этом важным является тот факт, что интерпретация физиологических сигналов носит вероятностный характер и зависит от множества факторов, включая индивидуальные особенности пользователя, условия измерения и внешние воздействия, из чего следует, что использование ЭКГ в HCI-системах требует применение методов обработки сигналов и аналитических моделей, способных учитывать вариативность данных. Практическое применение анализа ЭКГ демонстрируют такие решения, как KardiaMobile (AliveCor), ориентированное на массового пользователя и позволяющее получать ЭКГ и автоматические заключения через мобильное приложение, а также платформа Cardiomatics, предназначенная для анализа длительных записей и интеграции в медицинские системы.

Анализ физиологических сигналов, в том числе ЭКГ, характеризуется необходимостью обработки больших объемов данных, представленных в виде временных рядов. В рамках систем человек-компьютер это может включать непрерывный сбор данных от большого числа пользователей, их хранение, обработку и последующую интерпретацию. Технологии Big Data позволяют решать задачи, связанные с обработкой разнородных и быстро изменяющихся данных, обеспечивая масштабируемость и устойчивость систем. Ключевыми характеристиками таких данных являются объем, скорость поступления и разнообразие форматов. Использование данных подходов позволяет организовать обработку потоков ЭКГ в режиме, близком к реальному времени, а также учитывать межпользовательскую вариативность. Такие требования к обработке данных реализуются в современных облачных и веб-платформах анализа ЭКГ, включая системы, поддерживающие обработку многоканальных записей и интеграцию с медицинскими информационными системами.

Методы продвинутой аналитики, включая машинное обучение и статистические методы анализа, применяются для извлечения информативных признаков из сигналов и построения моделей оценки состояния пользователя. Такие модели позволяют выявлять закономерности в данных, которые не могут быть получены с использованием простых пороговых методов, и адаптироваться к особенностям конкретных пользователей. Примером применения подобных методов являются системы биометрической аутентификации по ЭКГ, такие как технологии V-Secur (HeartKey) и устройства Nymi Band, а также исследовательские подходы, использующие нейронные сети для идентификации пользователя по сигналу сердечного цикла.

Постановка задачи. На основе анализа предметной области формулируется задача разработки HCI-системы для учета физиологического состояния пользователя на основе электрокардиограмм. Целью является получение, обработка и интерпретация ЭКГ-сигнала для оценки текущего функционального состояния пользователя с последующим использованием этой информации в адаптивных интерфейсах.

Входными данными являются ЭКГ-сигналы, регистрируемые с помощью носимых или стационарных устройств. Сигнал представляет собой временной ряд, отражающий электрическую активность сердца и содержащий информацию о сердечном ритме и его вариабельности. На его основе вычисляются производные характеристики, такие как частота сердечных сокращений и показатели вариабельности сердечного ритма, используемые в качестве признаков для анализа состояния пользователя [6].

Выходом системы является оценка физиологического состояния пользователя, представленная в виде категориальных или количественных показателей (например, уровень стресса или утомления). Полученная информация используется для адаптации интерфейса и логики работы системы.

Решение задачи включает этапы предварительной обработки ЭКГ-сигнала (фильтрация и детекция R-пиков), извлечения информативных признаков (временных, частотных и нелинейных характеристик HRV), а также применения методов машинного обучения для построения модели оценки состояния пользователя [7].

Задача характеризуется рядом ограничений. ЭКГ-сигнал подвержен шумам и артефактам, а физиологические показатели демонстрируют высокую межиндивидуальную вариативность. Дополнительно требуется обеспечение обработки данных в режиме, близком к реальному времени, что накладывает ограничения на вычислительную сложность алгоритмов.

Методы анализа ЭКГ и извлечения признаков. Электрокардиографический сигнал представляет собой временной ряд, отражающий электрическую активность сердца, и содержит ряд информативных характеристик, используемых для оценки физиологического состояния пользователя. К основным параметрам относятся частота сердечных сокращений (ЧСС), интервалы между характерными точками сигнала (в частности, RR-интервалы), а также показатели вариабельности сердечного ритма (HRV).

Частота сердечных сокращений определяется как количество сердечных циклов в единицу времени и является базовым индикатором состояния сердечно-сосудистой системы. Более информативным показателем является вариабельность сердечного ритма, представляющая собой изменения интервалов между последовательными сокращениями сердца. HRV отражает активность автономной нервной системы и баланс между её симпатическим и парасимпатическим отделами.

Для анализа HRV используются различные группы показателей. К временным характеристикам относятся, например, стандартное отклонение интервалов NN (SDNN) и среднеквадратичное отклонение последовательных различий (RMSSD). Частотные характеристики включают мощности в низкочастотном (LF) и высокочастотном (HF) диапазонах, а также их соотношение (LF/HF), применяемое для оценки симпато-вагального баланса. Кроме того, применяются нелинейные методы анализа, позволяющие учитывать сложную динамику сердечного ритма.

Процесс извлечения признаков из ЭКГ-сигнала включает несколько последовательных этапов обработки временного ряда. На первом этапе выполняется предварительная обработка сигнала, направленная на устранение шумов и артефактов. Обычно применяются полосовые фильтры для удаления низкочастотного дрейфа и высокочастотных помех, возникающих вследствие движения пользователя или внешних воздействий.

Далее осуществляется детекция характерных точек ЭКГ, прежде всего R-пиков, соответствующих максимальным значениям комплекса QRS. На основе последовательности R-пиков вычисляются RR-интервалы, являющиеся основой для дальнейшего анализа вариабельности сердечного ритма.

Следующий этап включает формирование признакового пространства. Из RR-интервалов извлекаются временные, частотные и нелинейные признаки. В ряде современных работ дополнительно используются методы анализа временных рядов и автоматического извлечения признаков, включая преобразования сигналов в спектральную или временно-частотную область, а также применение алгоритмов машинного обучения для выявления скрытых закономерностей в данных.

В условиях работы с большими объёмами данных и непрерывными потоками сигналов особое значение приобретают методы масштабируемой обработки и анализа, позволяющие учитывать динамический характер данных и межпользовательскую вариативность. Это включает использование потоковой обработки, агрегации данных и адаптивных моделей, способных обновляться по мере поступления новой информации.

Интерпретация физиологических сигналов, в том числе ЭКГ, носит вероятностный характер и не позволяет однозначно определить состояние пользователя. Одни и те же изменения в показателях HRV могут быть обусловлены различными факторами, такими как физическая активность, эмоциональное состояние, индивидуальные особенности или внешние условия.

Дополнительной проблемой является высокая межиндивидуальная вариативность физиологических показателей. Модели, обученные на данных одной группы пользователей, могут демонстрировать снижение точности при применении к другим пользователям или в иных условиях эксплуатации [1]. Это ограничивает возможность построения универсальных решений и требует учета контекста и адаптации моделей.

Также существенное влияние оказывают шумы и артефакты, возникающие при регистрации сигнала, особенно при использовании носимых устройств. Ограниченная длина временных окон при анализе в реальном времени может приводить к снижению стабильности оценок, особенно для показателей HRV, требующих достаточного объема данных для корректного вычисления.

Применение методов Big Data и продвинутой аналитики. Интерпретация физиологических сигналов, в том числе ЭКГ, носит вероятностный характер и не позволяет однозначно определить состояние пользователя. Изменения показателей HRV могут быть обусловлены различными факторами, включая физическую активность, эмоциональное состояние и индивидуальные особенности. Дополнительную сложность представляет высокая межиндивидуальная вариативность, из-за которой модели, обученные на ограниченной выборке, могут демонстрировать снижение качества при применении к новым пользователям [1].

Для анализа ЭКГ-сигналов применяются методы машинного обучения и статистического анализа. К классическим подходам относятся алгоритмы классификации и регрессии, такие как метод опорных векторов, случайный лес, k-ближайших соседей и логистическая регрессия, использующие признаки вариабельности сердечного ритма [5]. Современные подходы основаны на применении нейросетевых моделей, включая сверточные и рекуррентные сети, способные автоматически извлекать признаки из временных рядов и учитывать их динамическую структуру [5].

В ряде работ используются мультимодальные подходы, объединяющие ЭКГ с другими

физиологическими сигналами, что позволяет учитывать дополнительные аспекты состояния пользователя. Выбор модели определяется требованиями к точности, интерпретируемости и вычислительной сложности, особенно в условиях работы в режиме, близком к реальному времени.

Для повышения устойчивости моделей применяются методы персонализации, включая адаптацию под конкретного пользователя, трансферное обучение и дообучение на индивидуальных данных. Использование технологий Big Data позволяет агрегировать данные от большого числа пользователей, выявлять устойчивые закономерности и повышать обобщающую способность моделей.

Масштабируемость обработки обеспечивается за счёт распределённых вычислений и хранения данных, что особенно важно для систем, работающих с потоками ЭКГ и обслуживающих большое количество пользователей одновременно.

Подход к учету физиологического состояния в HCI-системах. Подход к учету физиологического состояния пользователя в системах человек–компьютерного взаимодействия основывается на многоуровневой архитектуре, обеспечивающей сбор, обработку и интерпретацию физиологических данных с последующим использованием результатов в логике работы системы. Визуализация архитектуры представлена на рисунке 1.

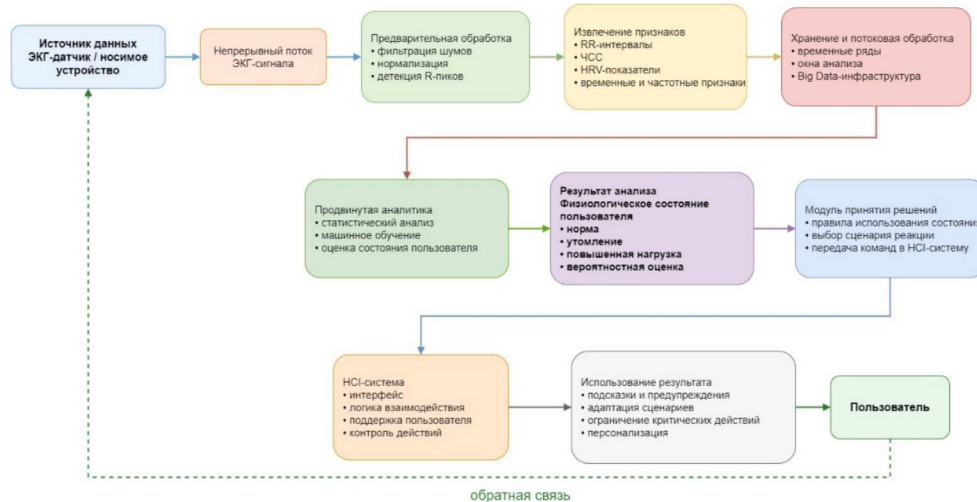


Рисунок 1. Архитектура учёта физиологического состояния пользователя в HCI-системе

На первом уровне осуществляется сбор данных с использованием сенсорных устройств, регистрирующих ЭКГ-сигнал. Источниками могут выступать носимые устройства, медицинские датчики или встроенные сенсорные модули. Получаемый сигнал представляет собой непрерывный временной ряд, требующий предварительной обработки.

Следующий уровень включает обработку сигнала, в рамках которой выполняется фильтрация шумов, нормализация и выделение ключевых характеристик, таких как RR-интервалы и показатели variability сердечного ритма. На данном этапе формируется признаковое представление данных.

На уровне аналитики применяются методы машинного обучения, позволяющие оценивать текущее состояние пользователя. Результат может быть представлен в виде вероятностной оценки или дискретной категории.

Завершающий уровень связан с использованием полученной информации в HCI-системе. Оценка состояния пользователя передается в модуль управления взаимодействием и используется для адаптации интерфейса, изменения параметров системы или поддержки

принятия решений. Таким образом, реализуется последовательный конвейер: сбор данных → обработка → анализ → интерпретация → применение.

Оценка физиологического состояния может использоваться для адаптации взаимодействия с пользователем. При выявлении признаков повышенной нагрузки система может снижать сложность интерфейса, уменьшать объем информации или предоставлять дополнительные подсказки. В условиях, требующих высокой концентрации, возможно ограничение выполнения критически важных действий или введение дополнительных подтверждений.

Также состояние пользователя может применяться для динамической настройки параметров интерфейса и сценариев работы системы, что позволяет повысить эффективность взаимодействия и снизить когнитивную нагрузку. Дополнительно возможна долгосрочная адаптация на основе накопленных данных.

Интеграция модуля анализа физиологического состояния может быть реализована локально, в облаке или в гибридной архитектуре. Локальный подход обеспечивает минимальные задержки и повышенную конфиденциальность, но ограничен вычислительными ресурсами. Облачный подход позволяет использовать более сложные модели и масштабируемую инфраструктуру, однако требует передачи данных и может увеличивать задержки. Гибридная архитектура сочетает локальную предварительную обработку и облачную аналитику.

Выбор конкретного варианта интеграции определяется требованиями к времени отклика системы, уровню защиты данных и доступным вычислительным ресурсам. В практических HSI-системах часто применяется комбинированный подход, обеспечивающий баланс между производительностью и функциональностью.

Практическая часть. Для проверки применимости предложенного подхода была выполнена экспериментальная реализация программного конвейера обработки электрокардиографических сигналов и оценки физиологического состояния пользователя. В качестве источника данных использовался набор WESAD, содержащий синхронно записанные физиологические сигналы и разметку состояний испытуемых. Выбор данного набора обусловлен тем, что он включает электрокардиограммы, зарегистрированные в контролируемых условиях, а также аннотированные фрагменты, соответствующие различным функциональным состояниям пользователя. В рамках эксперимента была выбрана бинарная постановка задачи, в которой состояние пользователя интерпретировалось как «стресс» или «отсутствие стресса». К классу отсутствия стресса были отнесены состояния покоя, развлечения и медитации, тогда как к классу стресса относились соответствующие участки стрессового воздействия. Такой вариант постановки позволяет рассматривать задачу как базовую для последующего применения в адаптивных HSI-системах [8].

Входными данными являлись сигналы ЭКГ, зарегистрированные нагрудным устройством RespiBAN с частотой дискретизации 700 Гц. Для проведения эксперимента использовались записи пятнадцати испытуемых, для которых были доступны полные данные и корректная разметка состояний. С целью исключения некорректного завышения качества классификации разделение данных на обучающую, валидационную и тестовую выборки выполнялось не по отдельным временным окнам, а по пользователям. Такой способ разбиения является принципиально важным, поскольку позволяет оценивать способность модели переноситься на новых пользователей, данные которых не встречались на этапе обучения. Соответственно, задача рассматривалась в более реалистичной для практического использования постановке, когда система должна работать не только на уже известных, но и на новых пользователях.

На этапе предварительной обработки выполнялась полосовая фильтрация сигнала ЭКГ в диапазоне 0,5-40 Гц, что позволяло уменьшить влияние низкочастотного дрейфа и высокочастотных помех. После фильтрации выполнялась нормализация сигнала, обеспечивающая сопоставимость амплитудных характеристик между различными записями.

Далее запись разбивалась на временные окна длительностью 30 секунд с перекрытием 50 %. Использование оконного представления позволяет перейти от непрерывного сигнала к последовательности локальных фрагментов, для каждого из которых может быть построена отдельная оценка состояния пользователя. При формировании выборки учитывались только те окна, для которых разметка была достаточно однородной, что позволило уменьшить влияние переходных участков между состояниями и повысить надежность итоговых меток. Пример интерфейса просмотра реальных фрагментов ЭКГ и результатов классификации по временным окнам представлен на рисунке 2.

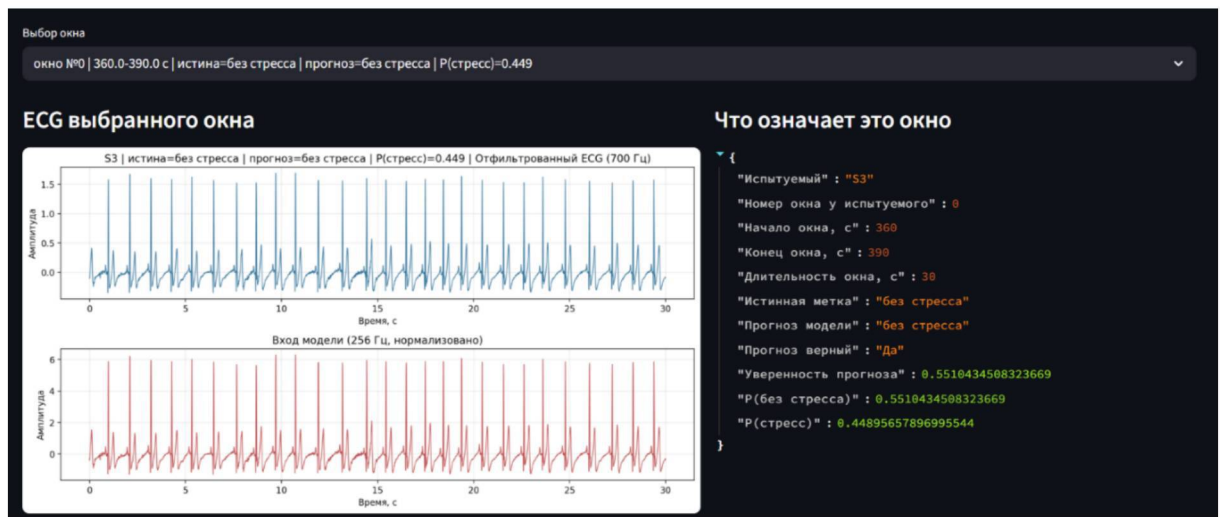


Рисунок 2. Пример интерфейса просмотра реальных фрагментов ЭКГ и результатов классификации по временным окнам

Для построения базовой модели использовался подход, основанный на анализе вариабельности сердечного ритма. На каждом окне выполнялась детекция R-пиков, после чего вычислялись RR-интервалы и производные признаки, характеризующие динамику сердечного ритма. В качестве признаков использовались средний RR-интервал, средняя частота сердечных сокращений, SDNN, RMSSD, pNN50, а также ряд вспомогательных характеристик, отражающих статистику последовательности интервалов. На основе полученного признакового описания были обучены классические модели машинного обучения, в частности логистическая регрессия и случайный лес. Такой подход представляет практический интерес, поскольку использует компактное и интерпретируемое представление сигнала, а вычислительная сложность построения признаков и классификации остается относительно невысокой.

Параллельно был реализован нейросетевой подход, в котором в качестве входных данных использовались не извлеченные признаки, а непосредственно фрагменты исходного ЭКГ-сигнала. Для этого каждый временной сегмент дополнительно приводился к частоте 256 Гц и подавался на вход одномерной сверточной нейронной сети. Использование такой архитектуры позволяет автоматизировать процесс извлечения информативных признаков и учитывать локальную структуру временного ряда. При этом нейросетевой подход предъявляет более высокие требования к объему обучающих данных и устойчивости модели к межпользовательской вариативности, что особенно важно при решении рассматриваемой задачи. Динамика изменения функции потерь и качества нейросетевой модели в процессе обучения представлена на рисунке 3.

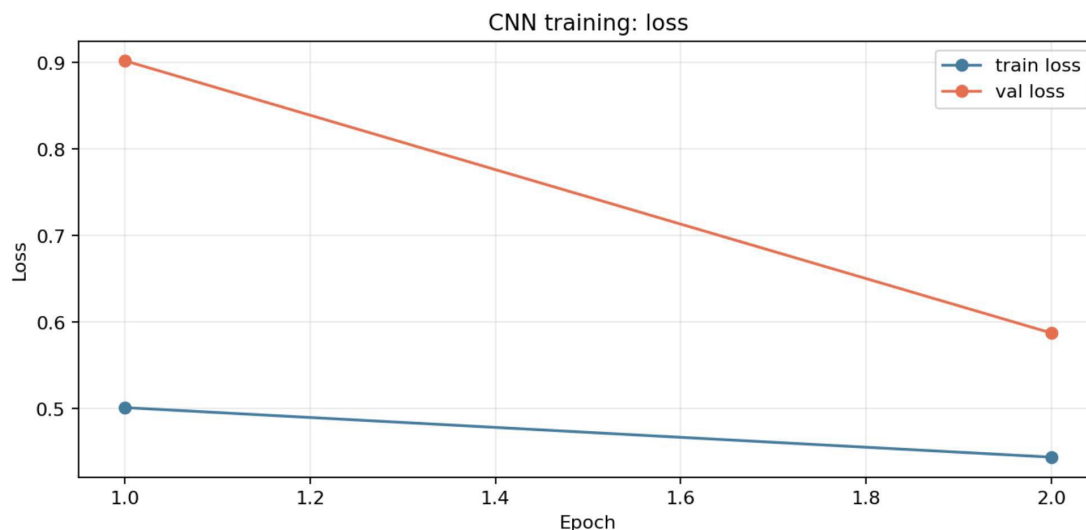


Рисунок 3. Динамика изменения функции потерь и качества нейросетевой модели в процессе обучения

Оценка качества моделей выполнялась с использованием метрик accuracy, precision, recall и F1-score. В качестве основной метрики сравнения использовался показатель macro F1, поскольку он позволяет более корректно оценивать качество классификации в условиях неоднородного распределения классов. По результатам эксперимента на валидационной выборке наилучшее значение macro F1 показала модель логистической регрессии, для которой данный показатель составил 0,827. На тестовой выборке эта модель обеспечила accuracy 0,706 и macro F1 0,622. Модель случайного леса продемонстрировала более высокие показатели на тестовой выборке, а именно accuracy 0,788 и macro F1 0,672, однако уступила логистической регрессии по качеству на этапе валидации. Нейросетевая модель 1D CNN показала accuracy 0,632 и macro F1 0,550, что свидетельствует о меньшей устойчивости при переносе на новых пользователей по сравнению с моделями, использующими HRV-признаки. Матрица ошибок модели классификации физиологического состояния пользователя на тестовой выборке представлена на рисунке 4.

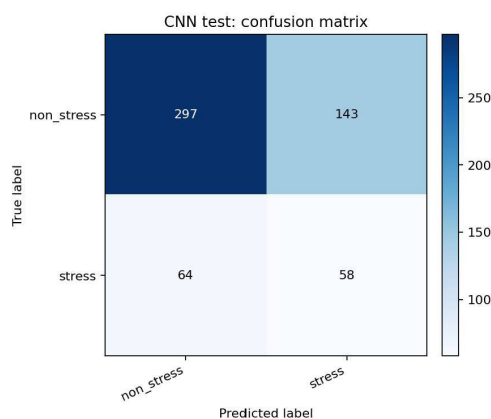


Рисунок 4. Матрица ошибок модели классификации физиологического состояния пользователя на тестовой выборке

Дополнительный анализ результатов показал, что наибольшую сложность для всех рассмотренных подходов представляет распознавание состояния стресса. Класс отсутствия стресса определяется более устойчиво, тогда как для класса стресса наблюдается снижение

точности и полноты. Это может быть связано с тем, что физиологические проявления стрессового состояния существенно зависят от индивидуальных особенностей пользователя, условий регистрации сигнала и характера стрессового воздействия. Кроме того, на итоговые показатели заметно влияет межпользовательская вариативность: качество классификации существенно различается для разных испытуемых, что подтверждает ограниченность универсальных моделей и необходимость дальнейшего развития персонализированных подходов. Сравнение качества baseline-модели на основе HRV-признаков и нейросетевой модели 1D CNN приведено на рисунке 5.

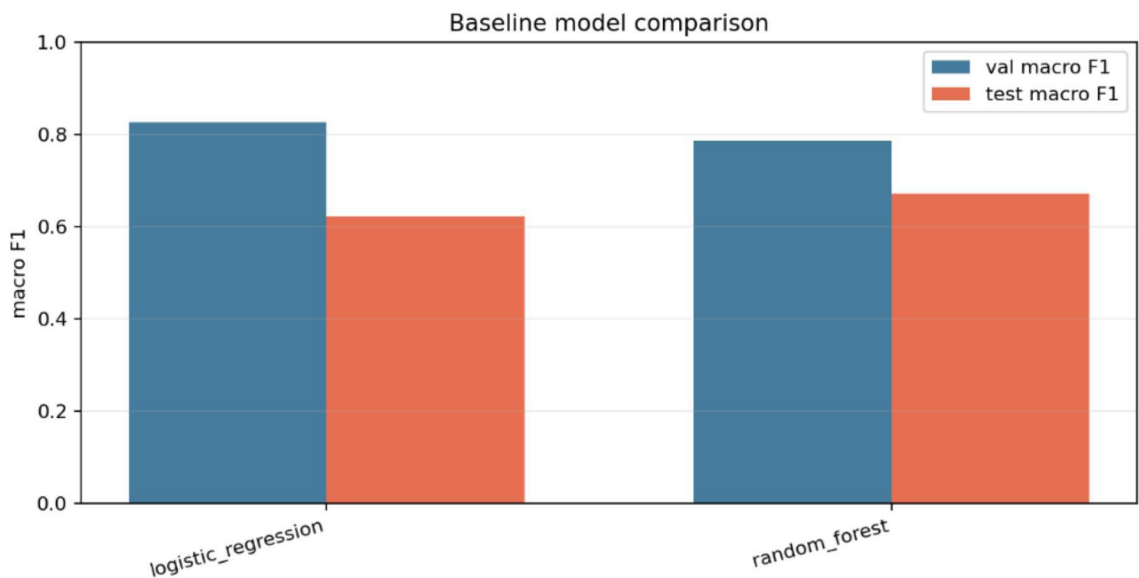


Рисунок 5. Сравнение качества baseline-модели на основе HRV-признаков и нейросетевой модели 1D CNN

В целом проведенный эксперимент показал, что электрокардиографический сигнал действительно может рассматриваться как информативный источник данных для оценки функционального состояния пользователя в задачах человек-компьютерного взаимодействия. Наиболее практичным в рамках выполненной реализации оказался подход на основе признаков variability сердечного ритма, поскольку он обеспечивает более высокую интерпретируемость результатов и более устойчивое качество при переносе на новых пользователей. Полученные результаты подтверждают перспективность применения методов анализа ЭКГ в адаптивных HSI-системах, где оценка состояния пользователя может использоваться для изменения параметров интерфейса, снижения когнитивной нагрузки и повышения надежности взаимодействия.

Заключение. В работе рассмотрены особенности применения физиологических сигналов, в частности электрокардиографии, в задачах человек-компьютерного взаимодействия. Проведён анализ предметной области, показавший ограниченность традиционных HSI-систем, основанных преимущественно на явных действиях пользователя и не учитывающих его текущее функциональное состояние. Обоснована актуальность использования физиологических данных как дополнительного источника информации для повышения эффективности взаимодействия.

Рассмотрены основные характеристики ЭКГ-сигнала и производные показатели, включая variability сердечного ритма, позволяющие косвенно оценивать состояние пользователя. Отмечено, что данные показатели отражают работу автономной нервной системы и могут использоваться для выявления признаков нагрузки, утомления и стрессовых состояний. При этом интерпретация физиологических сигналов зависит от

множества факторов и требует применения методов обработки данных и аналитических моделей.

Показано, что анализ ЭКГ в условиях современных HCI-систем связан с необходимостью обработки больших объёмов данных, представленных в виде временных рядов. Рассмотрены возможности применения технологий Big Data и методов продвинутой аналитики, включая машинное обучение, для извлечения информативных признаков и построения моделей оценки состояния пользователя. Отмечено, что использование таких подходов позволяет учитывать динамический характер данных и межпользовательскую вариативность. Предложен подход к учёту физиологического состояния пользователя, включающий архитектуру системы, состоящую из этапов сбора данных, их обработки, анализа и интеграции результатов в логику HCI-системы. Рассмотрены возможные направления использования полученной информации, включая адаптацию интерфейса, поддержку пользователя и контроль действий. Отдельное внимание уделено вопросам интеграции разработанного подхода в программные системы с учётом требований к производительности и масштабируемости. Таким образом, использование ЭКГ и методов анализа данных представляет собой перспективное направление для развития адаптивных HCI-систем, ориентированных на учет текущего состояния пользователя. Дальнейшие исследования могут быть направлены на разработку более устойчивых моделей, способных учитывать индивидуальные особенности пользователей, а также на расширение перечня используемых физиологических сигналов и улучшение методов их интерпретации.

Список литературы

- [1] Sano A., Picard R.W. Stress recognition using wearable sensors and mobile phones. *IEEE Transactions on Affective Computing*. 2013. DOI: 10.1109/ACII.2013.117.
- [2] Shaffer F., Ginsberg J.P. An Overview of Heart Rate Variability Metrics and Norms. *Frontiers in Public Health*. 2017;5:258. DOI: 10.3389/fpubh.2017.00258.
- [3] Sagirolu S., Sinanc D. Big Data: A Review. *IEEE International Conference on Collaboration Technologies and Systems*. 2013. DOI: 10.1109/CTS.2013.6567202.
- [4] Prajod P., Mahesh B., André E. Stressor Type Matters! Exploring Factors Influencing Cross-Dataset Generalizability of Physiological Stress Detection. In: *Proceedings of the 26th International Conference on Multimodal Interaction (ICMI)*. New York: Association for Computing Machinery; 2024:508–517. DOI: 10.1145/3678957.3685738.
- [5] Haque Y., Zawad R.S., Rony C.S.A., et al. State-of-the-Art of Stress Prediction from Heart Rate Variability Using Artificial Intelligence. *Cognitive Computation*. 2024;16:455–481. DOI: 10.1007/s12559-023-10200-0.
- [6] Wang L., Hao J., Zhou T.H. ECG Multi-Emotion Recognition Based on Heart Rate Variability Signal Features Mining. *Sensors*. 2023;23:8636. DOI: 10.3390/s23208636.
- [7] Ahmad Z., Rabbani S., Zafar M.R., Ishaque S., Krishnan S., Khan N. Multilevel Stress Assessment From ECG in a Virtual Reality Environment Using Multimodal Fusion. *IEEE Sensors Journal*. 2023;23(23):29559–29570. DOI: 10.1109/JSEN.2023.3323290/.
- [8] ECG-HCI [Электронный ресурс] : репозиторий исходного кода. – Режим доступа: <https://github.com/ImaAkito/ECG-HCI>. – Дата доступа: 29.03.2026.

Авторский вклад

Ларченко Никита Александрович – остановка задачи исследования, разработка общей архитектуры решения, формирование методологии обработки и анализа ЭКГ-сигналов в контексте HCI-систем, реализация практической части исследования, включая сбор и предобработку данных, разработку и обучение моделей машинного обучения, проведение экспериментальных исследований и анализ полученных результатов.

Курлюк Евгений Александрович – участие в постановке задачи исследования, анализ существующих подходов к учёту физиологического состояния пользователя в HCI-системах, обзор и систематизация методов обработки физиологических сигналов, формирование теоретической базы исследования и участие в интерпретации полученных результатов.

Ганиев Абубакр Чалишевич – участие в постановке задачи исследования, анализ и сравнение современных методов обработки временных рядов и физиологических сигналов, формирование направлений дальнейших исследований, а также участие в подготовке теоретической части и обсуждении результатов.

Давыдов Максим Викторович – научное руководство исследованием, формирование направления работы и постановки задач, методическое сопровождение разработки, участие в валидации полученных результатов, критический анализ содержания работы и редактирование научного текста.

DEVELOPMENT AND EXPERIMENTAL EVALUATION OF A MODEL FOR MONITORING THE USER'S PHYSIOLOGICAL STATE BASED ON ECG DATA USING BIG DATA AND ADVANCED ANALYTICS IN HCI SYSTEMS

N.A. Larchenko

*Student of the Faculty of Computer-Aided Design
of the Department of Electronic Engineering and
Technologies BSUIR*

A.Ch. Ganiev

*Student of the Faculty of Computer Systems and
Networks of the Department of Computer Science
BSUIR*

E.A. Kurlyuk

*Student of the Faculty of Computer-Aided Design
of the Department of Electronic Engineering and
Technologies BSUIR*

M.V. Davydov

*First Vice Rector, Associate Professor, Candidate
of Technical Sciences*

Abstract. This paper explores the potential of using ECG signals in conjunction with big data methods and advanced analytics to monitor a user's physiological state in HCI systems. It examines the characteristics of ECG as a source of data on the user's condition, including the ability to derive parameters of heart rate and heart rate variability. It is shown that ECG processing in HCI systems involves the need to analyze large volumes of time-series data. An approach is proposed for building an adaptive HCI system in which the results of ECG analysis are integrated into the logic of user interaction.

Keywords: electrocardiography, HCI, user physiological state, heart rate variability, Big Data, advanced analytics, machine learning, time series analysis, adaptive interfaces, biosignals.