На правах рукописи

ФАХРУТДИНОВ Адель Фердинандович

ПРОГРАММНЫЙ КОМПЛЕКС АНАЛИЗА ПОКАЗАТЕЛЕЙ ЖИЗНЕДЕЯТЕЛЬНОСТИ ЧЕЛОВЕКА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ САМОАДАПТИРУЮЩЕЙСЯ МИКРОСЕРВИСНОЙ АРХИТЕКТУРЫ

Специальность:

2.3.5. Математическое и программное обеспечение вычислительных систем, комплексов и компьютерных сетей

Автореферат диссертации на соискание ученой степени кандидата технических наук

Казань – 2026

Работа выполнена в федеральном государственном автономном образовательном учреждении высшего образования ФГАОУ ВО «Казанский (Приволжский) федеральный университет» на кафедре физики перспективных технологий и материаловедения.

Научный руководитель: доктор технических наук, доцент, **Чикрин Дмитрий Евгеньевич**

Официальные оппоненты:

Агафонов Антон Александрович, доктор технических наук, доцент, Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королева», профессор кафедры геоинформатики и информационной безопасности

Морохин Дмитрий Витальевич, кандидат технических наук, доцент, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Поволжский государственный технологический университет», заведующий кафедрой информационно-вычислительных систем

Ведущая организация: Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Казанский национальный исследовательский технический университет им. А.Н. Туполева-КАИ», г. Казань

Защита диссертации состоится 22 декабря 2026 г. в 13 часов на заседании диссертационного совета 24.2.479.07 на базе ФГБОУ ВО «Уфимский университет науки и технологий» по адресу: 450008, г. Уфа, ул. К. Маркса, 12.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке ФГБОУ ВО «Уфимский университет науки и технологий» и на сайте *www.uust.ru*.

Автореферат разослан «___» _____ 20___ года.

Ученый секретарь
диссертационного совета  Вульфин Алексей Михайлович

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы исследования

Прошедшая пандемия вируса COVID-19, которая обладала высокой степенью распространения и, соответственно, высокой степенью контагиозности бросила вызов системам здравоохранения почти всего мира. В целом, количество зараженных сопоставимо с распространением обычной ОРВИ. Однако опасность возникновения таких пандемий отнюдь не в общем количестве больных, а в количестве заболевших в короткий промежуток времени, что показали волны распространения COVID-19. Именно в случае лавинообразного роста количества больных система здравоохранения начинает испытывать большие сложности в работе, начиная от нехватки койко-мест и лекарственных препаратов, заканчивая нехваткой медицинских специалистов. Понимая, что в конечном счете переболеет абсолютное большинство, одной из тактик преодоления такого рода пандемий является увеличение временного интервала роста числа заболевших для предполагаемого количества больных, тем самым не перегружая систему. Стоит добавить, что существует риск возникновения новой пандемии, и поэтому человечеству следует извлечь уроки из пройденного. При этом цифровые решения должны учитывать индивидуальные особенности человека, где это возможно.

Все эти аспекты безусловно важны для мониторинга состояния здоровья людей, в частности, на рабочих местах, где важно вовремя обнаружить предпосылки к возникновению различных заболеваний и расстройств. Можно резюмировать, что существует необходимость в разработке технических систем мониторинга состояния здоровья человека, и, следовательно, методик их определения, которые могут привести к внедрению концепции цифрового мониторинга, позволяющее снизить нагрузку на медицинских специалистов и сохранение человеческих жизней.

В проанализированной совокупности научных работ выделяются следующие направления и исследовательские коллективы. Первое направление – телемедицинский мониторинг и мобильная оценка показателей состояния человека: результаты Федык Л.А., Чандрасекарана В. и платформенные решения коллектива Маврогиоргу А. продемонстрировали техническую достижимость и социально-экономический потенциал дистанционного наблюдения средствами мобильных устройств. Второе направление – неинвазивное определение физиологических показателей по гетерогенным сигналам смартфона: группа Хименеса Д., Парнанди А. и Гутьерреса-Осуны С. показала возможность извлечения частоты сердечных сокращений и частоты дыхания по фотоплетизмографическому и кинематическому сигналу с ошибкой в пределах долей процента. Третье направление – микросервисная архитектура программных комплексов: Клоков В.Н. и систематизация промышленных практик Ньюмана С. обосновали преимущества микросервисного декомпозирования крупных систем. Четвёртое направление – адаптация моделей машинного обучения к изменяющемуся распределению входных данных: исходная постановка проблемы дрейфа концепций принадлежит Видмеру Г. и Кубату М., а систематизация методов обнаружения дрейфа выполнена в работе Гамы Ж. и соавторов; развитие федеративного обучения моделей опирается на протокол FedAvg МакМахена Б. с соавторами и его применение в исследованиях Ляпунцовой Е.В. Пятое направление – рациональное использование ресурсов мобильных вычислительных устройств: Алшурафа Н. предложил методы управления энергопотреблением смартфона в процессе мониторинга. Показанные направления развиваются преимущественно обособленно, что обосновывает постановку задачи объединения соответствующих механизмов в едином контуре самоадаптации программного комплекса.

В рамках данного исследования был проведен анализ научной литературы, посвященной методологии оценки показателей жизнедеятельности человека, архитектуре крупных программно-аппаратных комплексов, телемедицинским технологиям и применению алгоритмов машинного обучения.: Федык Л.А., обосновавшая высокую актуальность и потенциал телемедицины, Чандрасекарана В., разработавший методику

сбора базовых показателей жизнедеятельности человека с использованием смартфона, Клокова В.Н., который показал преимущества микросервисного подхода при разработке программных комплексов, Ляпунцовой Е.В., которая применила федеративное обучение моделей для решения задачи совершенствования качества модели машинного обучения обнаружения аномалий сетевого трафика, Маврогиоргу А. предложивший платформу обработки показателей жизнедеятельности человека beHEALTHIER, который основан на использовании микросервисной архитектуры, Альшурафа Н. предложивший методику оптимизации потребления ресурсов мобильного вычислительного устройства, отслеживая его состояние.

Объектом исследования являются программные комплексы неинвазивного мониторинга показателей жизнедеятельности человека, функционирующие в условиях распределенной обработки данных, неоднородности пользовательских устройств и ресурсных ограничений мобильных вычислительных узлов.

Предметом исследования являются модели, методы и алгоритмы построения, адаптации, верификации и экспериментальной оценки самоадаптирующейся микросервисной архитектуры программного комплекса неинвазивного мониторинга показателей жизнедеятельности человека.

Цель и задачи работы

Цель работы: повышение эффективности функционирования программного комплекса неинвазивного мониторинга показателей жизнедеятельности человека за счет разработки самоадаптирующейся микросервисной архитектуры, механизмов обнаружения дрейфа данных и федеративного обучения моделей машинного обучения.[1]

Основные задачи научных исследований:

1. Разработать архитектурную модель самоадаптирующегося программного комплекса неинвазивного мониторинга показателей жизнедеятельности человека на основе микросервисного взаимодействия и персонализированного федеративного обучения моделей машинного обучения.
2. Разработать алгоритм многопараметрической обработки гетерогенных сенсорных данных мобильного устройства, включающих акустические, кинематические и визуальные данные, для формирования информационного статуса контролируемых показателей жизнедеятельности человека.
3. Разработать методику обнаружения дрейфа данных и верификации моделей машинного обучения в составе распределенного программного комплекса с последующим инициированием процедуры федеративного дообучения.
4. Разработать алгоритм адаптивного управления режимами работы сенсорных и вычислительных компонентов мобильного приложения, направленный на рациональное использование ресурсов мобильного устройства при сохранении качества определения контролируемых показателей.
5. Провести экспериментальную оценку эффективности разработанных архитектурных, алгоритмических и программных решений по сравнению с базовой конфигурацией комплекса без механизмов самоадаптации, федеративного дообучения и адаптивного управления режимами сенсоров.

Методы исследований

Для решения поставленных в работе задач использовались методы теоретического и системного моделирования, а также алгоритмической разработки, машинного обучения, цифровой обработки сигналов.

[1] Под повышением эффективности в работе понимается программно-техническая способность комплекса поддерживать качество моделей машинного обучения при изменении распределения входных данных, инициировать адаптацию моделей без централизованного сбора исходных пользовательских данных, а также обеспечивать рациональное использование ресурсов мобильного вычислительного устройства.

Научная новизна

1. Научная новизна разработанной архитектурной модели самоадаптирующегося программного комплекса неинвазивного мониторинга показателей жизнедеятельности человека заключается в интеграции микросервисного взаимодействия, механизма обнаружения дрейфа данных и персонализированного федеративного обучения моделей машинного обучения. В отличие от монолитных и статически конфигурируемых решений, предложенная архитектурная модель обеспечивает изменение параметров работы программных компонентов и обновление моделей машинного обучения без централизации исходных пользовательских данных. Предложенная архитектурная модель задает формальный контур самоадаптации «событие мониторинга – измеряемый критерий – управляющее воздействие – изменение конфигурации – ожидаемый эффект», связывающий наблюдаемые критерии дрейфа данных и ресурсного состояния с управляющими воздействиями по переконфигурации комплекса, что отличает её от статической интеграции известных технологий.

2. Научная новизна разработанного алгоритма многопараметрической обработки гетерогенных сенсорных данных мобильного устройства заключается в совместном использовании акустической, кинематической и визуальной сенсорики для формирования информационного статуса контролируемых показателей жизнедеятельности человека. В отличие от решений, ориентированных на обработку одного типа сигнала или ограниченного набора показателей, предложенный алгоритм обеспечивает анализ расширенного набора показателей на базе пользовательского мобильного устройства.

3. Научная новизна разработанной методики обнаружения дрейфа данных и верификации моделей машинного обучения в составе программного комплекса заключается в совместном использовании статистических критериев, оценки расхождения распределений и метрик качества моделей машинного обучения для принятия решения о необходимости дообучения. В отличие от автономных процедур контроля качества моделей, предложенная методика встроена в контур функционирования программного комплекса и инициирует федеративное обновление моделей при выявлении дрейфа данных.

4. Научная новизна разработанного алгоритма адаптивного управления режимами работы сенсорных и вычислительных компонентов мобильного приложения заключается в учете вектора состояния мобильного устройства и требований к качеству определения контролируемых показателей. В отличие от простого контроля уровня заряда аккумулятора, предложенный алгоритм изменяет режимы работы программных компонентов, частоту обращения к сенсорам и параметры обработки данных с учетом компромисса между энергопотреблением и качеством анализа.

Теоретическая значимость диссертационного исследования заключается в развитии моделей и методов построения самоадаптирующихся программных комплексов, функционирующих в условиях гетерогенных сенсорных данных, дрейфа распределения входных признаков и ограниченных ресурсов мобильных вычислительных устройств. Предложенные архитектурные, алгоритмические и методические решения развивают подходы к проектированию программных систем с распределенной обработкой данных, встроенной верификацией моделей машинного обучения и адаптацией параметров функционирования компонентов программного комплекса.

Практическая значимость работы заключается в разработке программного комплекса неинвазивного мониторинга показателей жизнедеятельности человека, реализующего многопараметрическую обработку акустических, кинематических и визуальных данных мобильного устройства, обнаружение дрейфа данных, федеративное дообучение моделей машинного обучения и адаптивное управление режимами работы мобильного приложения.

Разработанная архитектурная модель может быть использована как основа для создания масштабируемых программных комплексов мониторинга функционального

состояния человека в задачах безопасности жизнедеятельности, производственного контроля и удаленного наблюдения за контролируемыми показателями.

Разработанная методика обнаружения дрейфа данных и федеративного обновления моделей позволяет поддерживать актуальность моделей машинного обучения без передачи исходных пользовательских данных на серверный узел. Разработанный алгоритм управления режимами работы компонентов мобильного приложения позволяет увеличить время работы мобильного устройства при ограниченном снижении качества анализа сенсорных данных.

Апробация работы

Основные положения и результаты диссертационного исследования были изложены и обсуждены на итоговой научно-практической конференции профессорско-преподавательского состава Института физики и Химического института имени А.М. Бутлерова Казанского федерального университета (г. Казань, 2023); Всероссийской научно-технической конференции с международным участием имени профессора О.Н. Пьявченко «Компьютерные и информационные технологии в науке, инженерии и управлении» «КомТех-2023» (г. Таганрог, 2023) и «КомТех-2024» (г. Таганрог, 2024); Одиннадцатой всероссийской научно-практической конференции по имитационному моделированию и его применению в науке и промышленности (г. Казань, 2023); 34-ой международной научно-технической конференции «Экстремальная робототехника» (г. Санкт-Петербург, 2023); Международной молодежной научной конференции «Технологии ИИ в науке и образовании», МГУ им. М. В. Ломоносова (г. Москва, 2023).

Публикации

Основные научные и практические результаты работы представлены в четырех статьях в изданиях из списка ВАК по специальности, результаты интеллектуальной деятельности защищены одним свидетельством о государственной регистрации программы для ЭВМ. Так же имеется единоличная публикация.

Научные положения, выносимые на защиту

На защиту выносятся следующие научные положения, выдвигаемые на основе полученных в диссертационной работе результатов:

1) Архитектурная модель самоадаптирующегося программного комплекса неинвазивного мониторинга показателей жизнедеятельности человека, основанная на микросервисном взаимодействии компонентов серверной части, модульной организации клиентской части, обнаружении дрейфа данных и федеративном обновлении моделей машинного обучения. (соотв. п. 3 специальности 2.3.5).

2) Алгоритм многопараметрической обработки акустических, кинематических и визуальных сенсорных данных для формирования информационного статуса контролируемых показателей жизнедеятельности человека. (соотв. п. 7 специальности 2.3.5).

3) Методика обнаружения дрейфа данных и верификации качества моделей машинного обучения в составе распределенного программного комплекса, использующая статистические критерии расхождения распределений и метрики качества моделей и обеспечивающая принятие решения о запуске процедуры федеративного дообучения. (соотв. п. 4 специальности 2.3.5).

4) Алгоритм адаптивного управления режимами работы сенсорных и вычислительных модулей мобильного приложения, обеспечивающий рациональное использование ресурсов мобильного устройства при ограниченном снижении качества анализа. (соотв. п. 1 специальности 2.3.5).

5) Результаты экспериментальной оценки эффективности разработанного программного комплекса, подтверждающие повышение устойчивости к дрейфу данных и качества моделей машинного обучения, а также увеличение времени работы мобильного устройства по сравнению с базовой конфигурацией комплекса без механизмов самоадаптации. (соотв. п. 10).

Структура и объем диссертации

Диссертация состоит из введения, четырех глав, заключения и списка использованных источников в количестве 146 наименований. Объем диссертации составляет 187 страницы, включая 34 таблицы и 39 рисунков.

Личный вклад автора

Автор внес значительный личный вклад в исследование, представленное в данной диссертации. Основные достижения и вклад заключаются в:

- разработке архитектуры клиентской и серверной частей программного комплекса неинвазивного мониторинга показателей жизнедеятельности человека.
- предложении модификации микросервисной архитектуры, обеспечивающая самоадаптацию программного комплекса за счет изменения параметров функционирования компонентов и обновления моделей машинного обучения.
- реализации алгоритма обнаружения дрейфа данных и инициирования федеративного дообучения моделей при выявлении дрейфа.
- разработке алгоритма адаптивного управления ресурсами мобильного устройства, изменяющего режимы работы сенсорных и вычислительных компонентов приложения с учетом энергопотребления и качества анализа;
- личном участии при отладке разработанного программного обеспечения и проведении испытаний, при представлении основных результатов работы на конференциях и написании научных публикаций.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

В первой главе выполнен анализ существующих программных комплексов и программно-аппаратных решений для неинвазивного мониторинга показателей жизнедеятельности человека. Рассмотрены признаки классификации таких комплексов: тип используемого сигнала, степень автоматизации обработки, способ размещения вычислительных компонентов, применяемые алгоритмы анализа, характер взаимодействия клиентских и серверных модулей, а также масштабируемость программной архитектуры.

Показано, что значительная часть существующих решений ориентирована на обработку ограниченного набора показателей, использует статически сконфигурированные модели машинного обучения и не содержит встроенных механизмов контроля дрейфа данных. Кроме того, для мобильных решений существенным ограничением является энергопотребление, обусловленное постоянным обращением к сенсорам, обработкой аудио-, видео- и кинематических данных, а также выполнением моделей машинного обучения на ресурсоограниченном устройстве.

В работе программный комплекс рассматривается не как средство постановки медицинского диагноза, а как программная система неинвазивного мониторинга и анализа показателей жизнедеятельности человека, формирующая информационный статус контролируемых параметров. Такой подход соответствует задачам безопасности жизнедеятельности, удаленного наблюдения и программной поддержки принятия предварительных решений на основе сенсорных данных.

В качестве контролируемых показателей в программном комплексе рассматриваются: обнаружение кашля и типа кашля; обнаружение чихания; определение частоты дыхания; определение уровня оксигенации; определение поверхностности дыхания; определение частоты сердечных сокращений; определение систолического и диастолического давления; определение состояния шока; определение наличия психоэмоционального стресса; определение позы человека; определение сильных ударов; определение падений; определение степени мускульной усталости; определение наличия тремора рук; определение наличия тремора головы; определение наличия дефектов мелкой моторики; определение дефектов моторики, связанных с потерей общей координации движения.

По результатам анализа сформулированы требования к программному комплексу: поддержка мобильного пользовательского устройства, обработка гетерогенных сенсорных данных, модульность архитектуры, возможность обновления моделей машинного обучения без централизованного сбора исходных пользовательских данных, контроль качества моделей при изменении распределения входных признаков и рациональное использование ресурсов мобильного устройства.

Вторая глава посвящена разработке архитектурной модели самоадаптирующегося программного комплекса неинвазивного мониторинга показателей жизнедеятельности человека.

В качестве исходных проблем рассматриваются негибкость монолитных программных решений, сложность независимого обновления отдельных компонентов, снижение качества моделей машинного обучения при изменении распределения входных данных, а также необходимость функционирования клиентского модуля на ресурсоограниченных мобильных устройствах.

Для решения указанных проблем предложена модель самоадаптирующейся микросервисной архитектуры программного комплекса. В логической структуре комплекса выделяются клиентский мобильный модуль, серверный узел, сервисы приема и хранения данных, сервисы анализа сенсорных данных, модуль обнаружения дрейфа данных, модуль федеративного обучения и агрегирования параметров моделей, а также модуль управления режимами работы компонентов мобильного приложения.

Экспериментальная реализация комплекса выполнена в виде одноузлового развертывания на серверном вычислительном узле. При этом архитектурная модель предусматривает логическое разделение программных компонентов и возможность последующего распределенного развертывания микросервисов на отдельных вычислительных узлах без изменения принципов их взаимодействия.

В конечном счете была представлена следующая архитектура для программного комплекса, показанная на рисунке 1, а также показана упрощенная диаграмма классов клиентского модуля программного комплекса на рисунках 2-3. Представленная конечная архитектура программного комплекса является практически реализуемым решением для комплекса задач неинвазивного мониторинга. Она способна обеспечивать определение отклонений контролируемых показателей, бережное использование ресурсов мобильных устройств, защиту данных пользователя и возможность непрерывного развития.

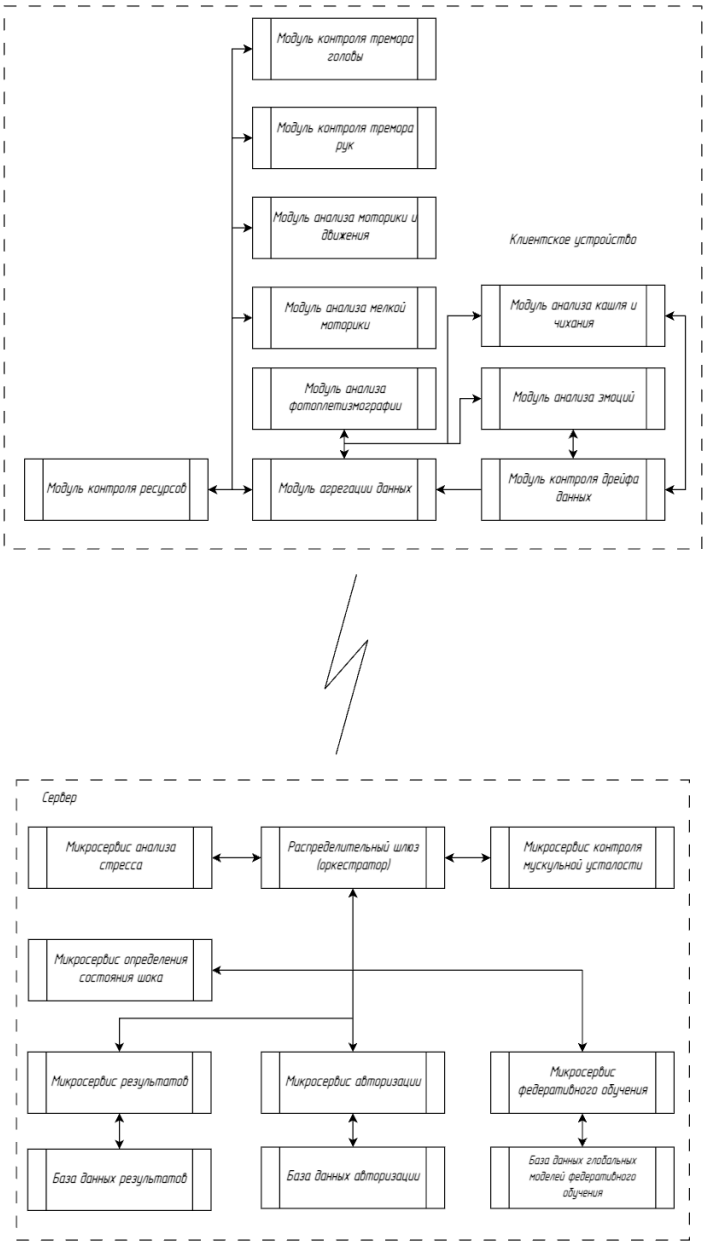


Рисунок 1 – Архитектура программного комплекса неинвазивного мониторинга показателей жизнедеятельности человека

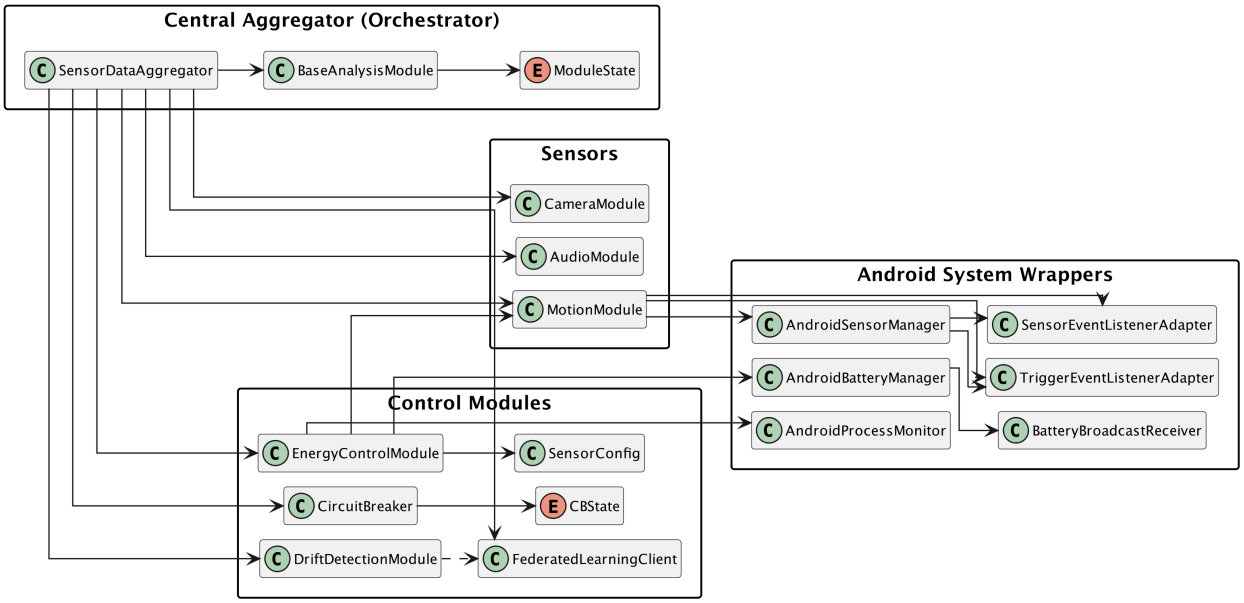


Рисунок 2 – Упрощенная диаграмма классов клиентского модуля программного комплекса неинвазивного мониторинга показателей жизнедеятельности человека, часть 1

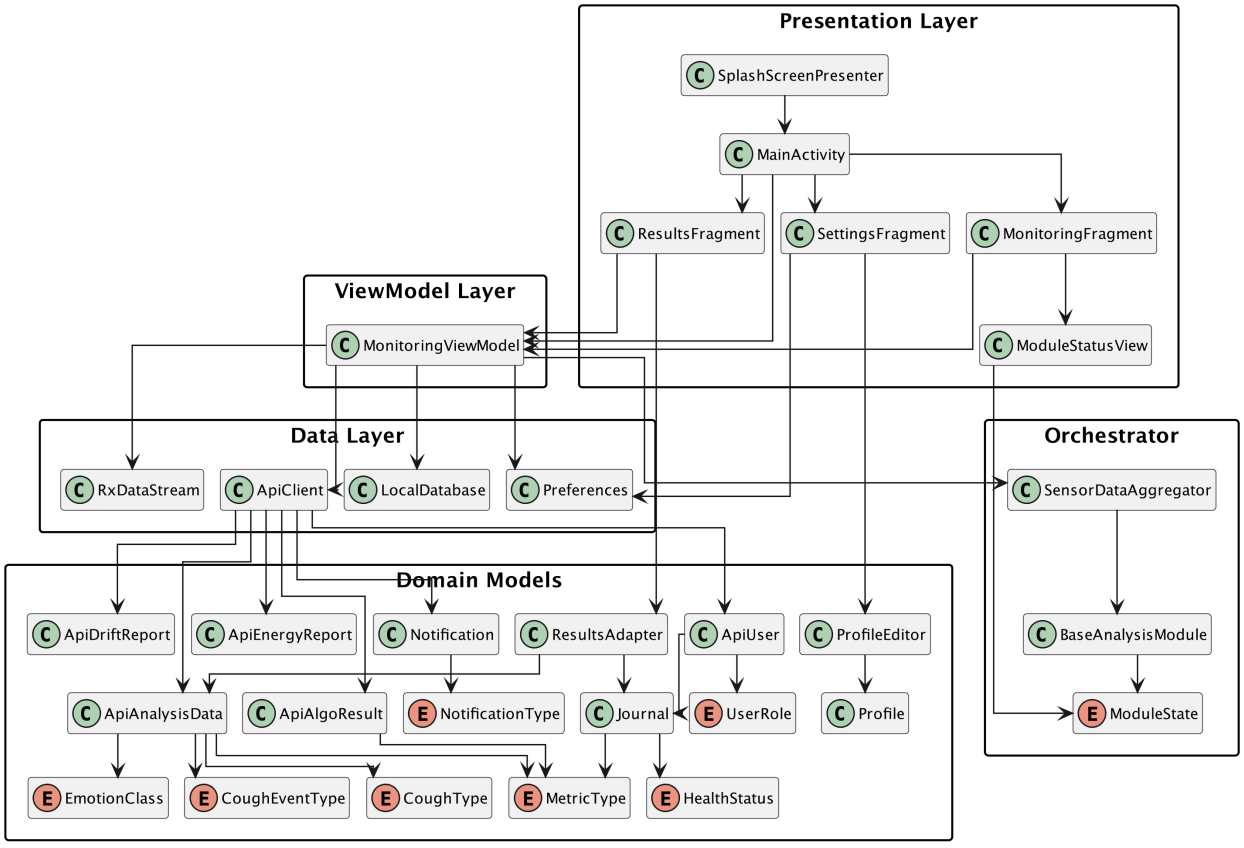


Рисунок 3 – Упрощенная диаграмма классов клиентского модуля программного комплекса неинвазивного мониторинга показателей жизнедеятельности человека, часть 2

Отличительной особенностью разработанной архитектуры является изменяемость состава микросервисов в процессе функционирования системы. Однако разработанное решение не является прямым применением классической микросервисной модели, а представляет собой её модификацию, ориентированную на условия функционирования мобильных устройств и задачи мониторинга показателей жизнедеятельности.

В зависимости от контекста использования и состояния системы могут происходить следующие изменения:

- Динамическое подключение или отключение отдельных микросервисов анализа;
- Изменение параметров работы сервисов (частота обработки, используемые модели);
- Добавление новых сервисов при расширении функциональности комплекса;
- Перераспределение вычислительной нагрузки.

Данный механизм обеспечивает самоадаптацию программного комплекса к изменяющимся условиям эксплуатации и входным данным.

Самоадаптация программного комплекса реализуется за счет двух механизмов. Первый механизм связан с обнаружением дрейфа данных и запуском процедуры федеративного дообучения моделей машинного обучения. Второй механизм связан с адаптивным изменением режимов работы сенсорных и вычислительных компонентов мобильного приложения в зависимости от состояния устройства и требований к качеству анализа.

Федеративное обучение реализовано с использованием TensorFlow Federated. На серверный узел передаются параметры моделей, а исходные пользовательские данные остаются на клиентских устройствах. Агрегирование параметров моделей выполняется по алгоритму FedAvg. Процедура дообучения запускается при обнаружении дрейфа данных, а не по фиксированному календарному расписанию. Клиентами серверного узла являются мобильные устройства пользователей (в ходе испытаний – устройства испытуемых): каждое устройство выполняет локальное обучение на собственных данных и передает на сервер только параметры моделей. Федерация формируется из устройств в рамках конкретного развертывания комплекса; передача параметров моделей от сторонних организаций не предполагается.

Для обнаружения дрейфа данных используется совместный анализ статистических характеристик входных признаков и метрик качества моделей машинного обучения. Результат работы детектора дрейфа используется как управляющий сигнал для изменения состояния программного комплекса, включая запуск локального обучения и последующее федеративное агрегирование обновленных параметров модели. Основан детектор на критерии Т-квадрат Хотеллинга. Критерий выполняет сравнение эталонных признаков с текущими. Ключевым является расчёт F статистики Фишера по формуле (1):

$$F = \frac{n-p}{p(n-1)} T^2, \quad (1)$$

где: p – количество признаков. Это значение используется для сравнения с критическим значением F статистики Фишера$F_{\text{кр}}$ определяется из таблицы распределения Фишера, где число степеней свободы 1 определяется числом признаков p, число степеней свободы 2 – разностью n-p, а вероятность определяется уровнем значимости $\alpha = 0.05$. Дополнительно используется метрика KL-дивергенция (дивергенция Кульбака-Лейблера), определяемаяпо формуле:

$$D_{KL}(P||Q) = \sum_x P(x) log \frac{P(x)}{Q(x)}, \quad (2)$$

где: P – начальное распределение, Q – текущее распределение. Для нормализованных признаков, если значение дивергенции больше 0,5 ($D_{KL\text{кр}}$) принимается решение о наличии дрейфа. Для обеспечения учета качества модели в процедуре мониторинга дрейфа данных выполняется взвешенная оценка по формуле (3). Мониторинг дрейфа осуществляется 1 раз в день.

$$D = \alpha \cdot \frac{F}{F_{\text{кр}}} + \beta \cdot \frac{D_{KL}}{D_{KL\text{кр}}} + \gamma \cdot (1 - accuracy), \quad (3)$$

где: α, β, γ – весовые коэффициенты, определяемые эмпирическим путем. Результат вычисления взвешенной суммы используется в качестве управляющего сигнала, инициирующего изменение конфигурации программного комплекса, включая запуск

процедуры переобучения модели (локального обучения) и перераспределение вычислительных ресурсов. Алгоритм определения дрейфа данных представлен на рисунке 4.

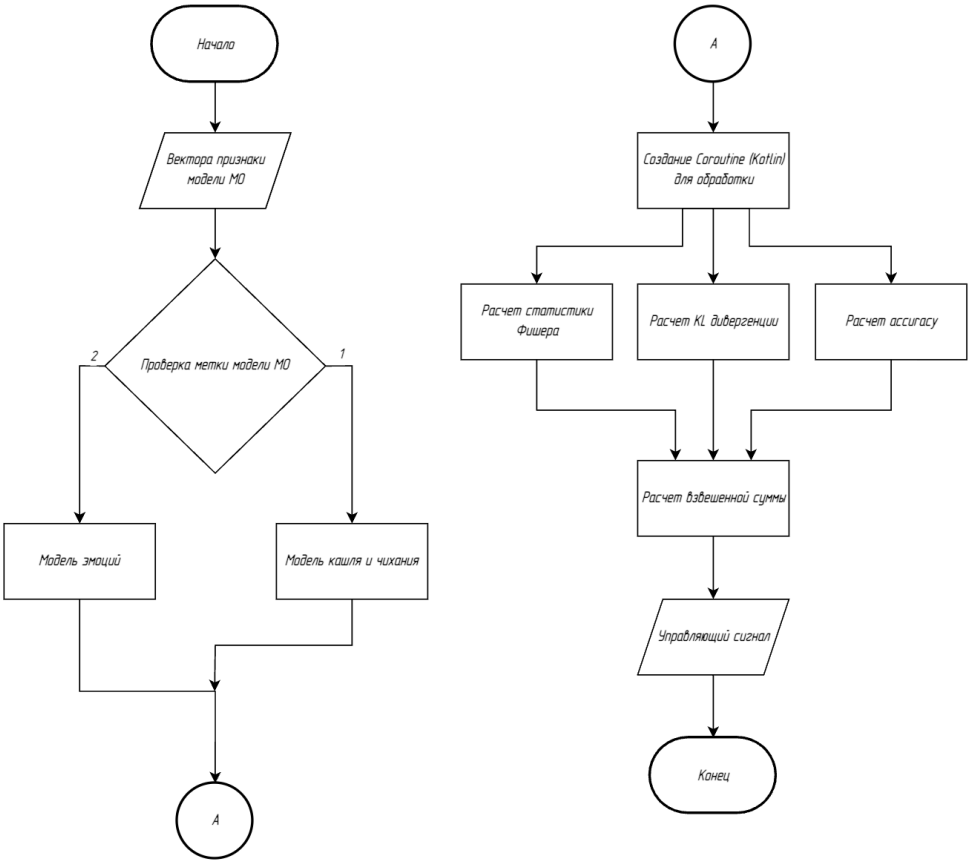


Рисунок 4 – Блок-схема алгоритма определения дрейфа

Модуль управления режимами работы мобильного приложения предназначен не только для контроля уровня заряда аккумулятора, но и для адаптивного управления конфигурацией сенсорных и вычислительных компонентов клиентского узла. В качестве входных параметров используются заряд аккумулятора, нагрузка на центральный процессор, температура аккумулятора, факт существенного перемещения устройства и текущий режим работы приложения.

Управляющее воздействие модуля заключается в изменении частоты обращения к кинематическим сенсорам, настройке режима работы с аудиопотоком, ограничении или восстановлении активности отдельных компонентов анализа. Тем самым задача управления ресурсами рассматривается как задача выбора режима функционирования программного комплекса при компромиссе между энергопотреблением мобильного устройства и качеством определения контролируемых показателей.

Такой подход отличается от простого контроля заряда аккумулятора тем, что решение принимается на основе совокупности параметров состояния устройства и связано с изменением поведения программных компонентов комплекса.

Третья глава посвящена разработке алгоритмов многопараметрической обработки гетерогенных сенсорных данных мобильного устройства. Входными данными алгоритмов являются акустические, визуальные и кинематические сигналы, получаемые с использованием встроенных сенсоров смартфона. Обработка указанных данных относится к задачам многомодального взаимодействия, обработки изображений, видеоданных и

сенсорных потоков в программных системах. На рисунке 5 представлена блок-схема алгоритма многопараметрического анализа.

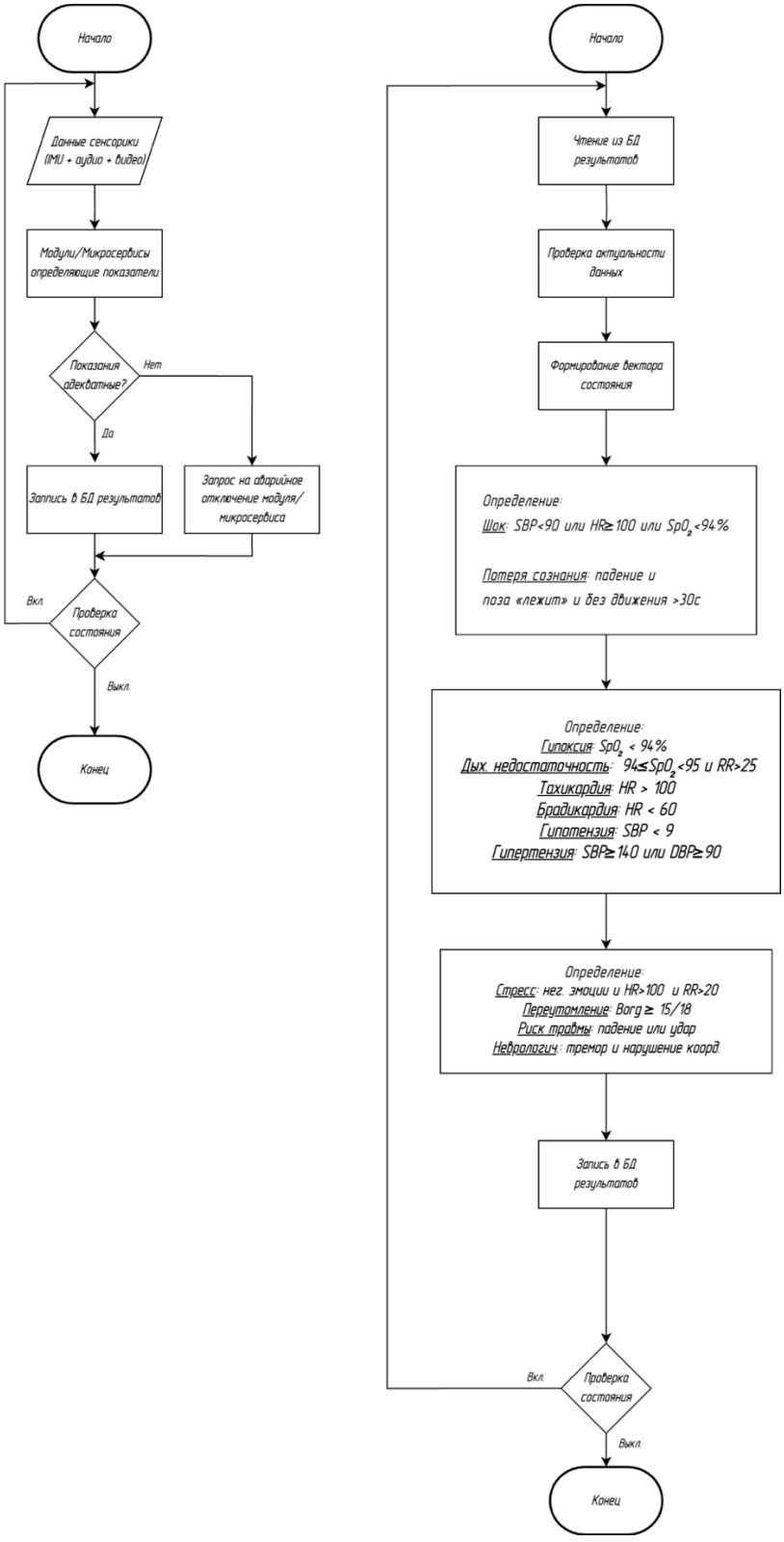


Рисунок 5 – Блок-схема алгоритма многопараметрического анализа

Состояние контролируемых показателей представляется в виде вектора признаков, компоненты которого формируются на основе результатов работы отдельных программных модулей анализа. Итоговый информационный статус не является медицинским диагнозом, а представляет собой результат программной обработки сенсорных данных,

предназначенный для предварительной оценки контролируемых показателей жизнедеятельности.

Для обработки акустического сигнала разработана модель определения типа кашля. На этапе предварительной обработки выполняется чтение аудиоданных, извлечение признаков и нормировка признакового описания. Для построения модели машинного обучения была выбрана архитектура, в основе которой лежат слои с функцией активации ReLU, слои прореживания и слой классификации с функцией активации SoftMax, показанная на рисунке 6.

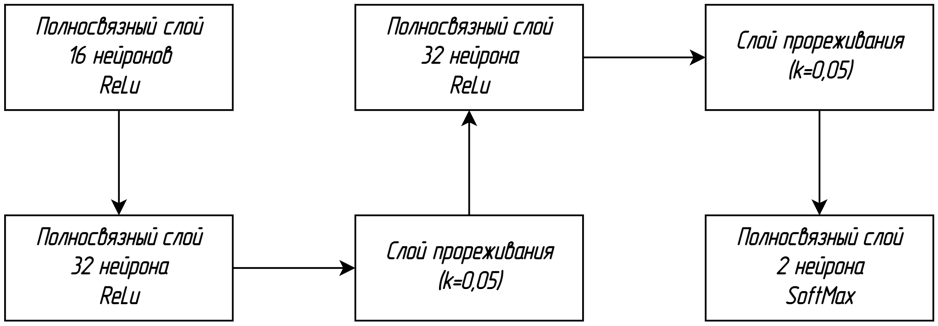


Рисунок 6 – Структура нейронной сети классификатора типа кашля

Для определения тремора головы разработан алгоритм анализа видеоданных фронтальной камеры смартфона. Алгоритм основан на выделении точек, описывающих контур лица человека на базе MLKit, построении временных рядов их перемещения и последующем спектральном анализе. Такой подход позволяет выполнять анализ без применения специализированного внешнего оборудования.

Разработанные алгоритмы объединяются в процедуру многопараметрического анализа, которая обеспечивает совместную обработку слабосвязанных гетерогенных признаков и формирование информационного статуса контролируемых показателей жизнедеятельности человека.

Четвертая глава посвящена экспериментальной оценке эффективности разработанного программного комплекса. Оценка выполнялась по сравнению с базовой конфигурацией комплекса, в которой отсутствуют механизмы обнаружения дрейфа данных, федеративного дообучения моделей и адаптивного управления режимами сенсорных компонентов мобильного приложения.

Экспериментальный стенд включал серверный узел с развернутым серверным приложением и СУБД PostgreSQL, а также набор клиентских устройств на базе операционной системы Android. Серверная часть была реализована в одноузловом варианте развертывания, при этом логическая структура программного комплекса соответствовала предложенной микросервисной архитектурной модели.

В ходе испытаний оценивались: способность детектора выявлять дрейф данных для моделей определения кашля и чихания, а также моделей определения эмоционального состояния; изменение качества моделей после федеративного дообучения; влияние адаптивного управления сенсорными компонентами на качество анализа; изменение времени работы мобильного устройства при использовании модуля управления ресурсами.

Для оценки качества моделей использовались следующие типы метрик: метрика корректности (accuracy – доля правильных ответов), метрика точности (precision – доля ответов, названных классификатором положительными и действительно являющимися положительными), метрика полноты (recall – доля истинно положительных ответов среди всех ответов положительного класса), метрика F1 (F1 score – среднее гармоническое precision и recall с весом точности равной 1). Для проведения испытаний было приглашено 30 человек из числа сотрудников Казанского Федерального Университета. Из 30 человек 15 человек в возрасте от 60 до 76 лет, возраст остальных составляет от 25 до 40 лет. Для каждого класса распознавания проводилось 50 испытаний.

Каждый испытуемый получал устройство с установленным приложением. При этом на каждом устройстве произведен сброс ОС до заводских параметров. При выполнении испытаний использовалось только установленное мобильное приложение программного комплекса.

Результаты испытаний показали, что разработанный детектор дрейфа данных выявил расхождение распределений входных признаков для модели определения кашля и чихания у 40% испытуемых старшей возрастной группы и у 13% испытуемых младшей возрастной группы. Для модели определения эмоционального состояния дрейф был обнаружен у 60% испытуемых старшей возрастной группы и у 33,33% испытуемых младшей возрастной группы.

После обнаружения дрейфа данных запускалась процедура федеративного дообучения моделей. Для модели определения кашля и чихания получено повышение качества по метрикам F1 и полноты. Для испытуемых старшей возрастной группы при определении чихания значение F1 увеличилось на 5,29%, полнота – на 5,02%; при определении кашля значение F1 увеличилось на 2,57%, полнота – на 3,67%. Для младшей возрастной группы изменения метрик были менее выраженными, что подтверждает адресный характер процедуры адаптации модели.

Для модели определения эмоционального состояния также получено повышение качества после федеративного дообучения. При определении негативных эмоций для старшей возрастной группы значение F1 увеличилось на 5,9%, полнота – на 3,8%. При определении нейтральных эмоций для младшей возрастной группы значение F1 увеличилось на 6,5%, полнота – на 6,6%; для старшей возрастной группы значение F1 увеличилось на 4,3%, полнота – на 3,1%.

Испытания модуля адаптивного управления режимами работы мобильного приложения показали, что снижение частоты дискретизации кинематических сенсоров приводит к снижению качества работы соответствующих алгоритмов не более чем на 2,8% по метрике accuracy, а создание пауз при чтении аудиоданных – не более чем на 5,1% по метрике accuracy. При этом использование модуля управления ресурсами обеспечило увеличение времени работы мобильного устройства в среднем на 12% при работе фоновых алгоритмов.

В качестве критерия для расчета эффективности программного комплекса была взята свертка:

$$E = w_1 \cdot Q + w_2 \cdot A + w_3 \cdot R, \quad (4)$$

где: Q – среднее качество работы моделей машинного обучения по метрике мера F1, A – среднее качество моделей машинного обучения в возрастной группе (подверженной дрейфу данных), R – нормированное время автономной работы смартфона, w_1, w_2, w_3 – весовые коэффициенты равные 0,33(3). В результате проведенных испытаний критерий эффективности вырос с 0,852 до 0,910, что обеспечило прирост ≈ 6,8%.

Дополнительно проведено сравнение качества предложенной федеративной модели с централизованной моделью той же архитектуры и гиперпараметров (100 эпох, оптимизатор Адам) на общей тестовой выборке на подмножестве данных для модулей кашля/чихания и эмоций: разность по F1-мере не превысила 1,0 п. п. (кашель 90,8/91,0%, чихание 87,1/87,5%, эмоции 89,2/89,8%), что подтверждает сохранение качества моделей при обеспечении конфиденциальности персональных данных (152-ФЗ). При выполнении нагрузочных испытаний серверный узел сохраняет работоспособность при 100 одновременных запросах клиентских устройств (среднее время обработки запроса не превышает 120 мс, доля успешно обработанных запросов более 95 %), что подтверждает масштабируемость одноузлового развёртывания. Статистическая значимость полученных улучшений качества моделей подтверждена парным критерием Уилкоксона для связанных выборок при уровне значимости $\alpha = 0,05$.

Полученные результаты подтверждают, что предложенные механизмы самоадаптации позволяют повысить устойчивость программного комплекса к дрейфу

данных, улучшить качество моделей машинного обучения после федеративного дообучения и увеличить время работы мобильного устройства при ограниченном снижении качества анализа сенсорных данных.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ И ВЫВОДЫ

1. Разработана архитектурная модель самоадаптирующегося программного комплекса неинвазивного мониторинга показателей жизнедеятельности человека. Архитектура основана на логическом разделении программных компонентов, микросервисном взаимодействии, механизме обнаружения дрейфа данных и федеративном обновлении моделей машинного обучения. Экспериментальная реализация выполнена в одноузловом развертывании, при этом предложенная архитектурная модель предусматривает возможность распределенного развертывания микросервисов.
2. Разработан алгоритм многопараметрической обработки гетерогенных сенсорных данных мобильного устройства, обеспечивающий формирование информационного статуса контролируемых показателей жизнедеятельности человека на основе акустических, кинематических и визуальных данных. В программном комплексе рассматривается 17 контролируемых показателей, включая параметры дыхания, сердечно-сосудистой активности, моторики, положения тела и акустических событий.
3. Разработана методика обнаружения дрейфа данных и верификации моделей машинного обучения в составе программного комплекса. Методика обеспечивает выявление изменения распределения входных признаков и запуск процедуры федеративного дообучения моделей. Использование TensorFlow Federated и алгоритма FedAvg позволяет выполнять обновление моделей на основе передаваемых параметров без централизации исходных пользовательских данных.
4. Разработан алгоритм адаптивного управления режимами работы сенсорных и вычислительных компонентов мобильного приложения. Алгоритм учитывает состояние мобильного устройства и изменяет параметры работы компонентов анализа, обеспечивая компромисс между энергопотреблением и качеством определения контролируемых показателей. Испытания показали увеличение времени работы мобильного устройства в среднем на 12% при ограниченном снижении качества анализа.
5. Проведена экспериментальная оценка эффективности разработанного программного комплекса по сравнению с базовой конфигурацией без механизмов самоадаптации. Полученные результаты подтвердили повышение устойчивости к дрейфу данных и улучшение качества моделей машинного обучения после федеративного дообучения, а также подтвердили работоспособность алгоритма адаптивного управления ресурсами мобильного устройства. Количественно подтверждено: интегральный критерий эффективности вырос с 0,852 до 0,910 (прирост ≈ 6,8%).

Перспективы дальнейшей разработки темы включают интеграцию комплекса с медицинскими информационными системами и телемедицинскими платформами, в том числе с использованием стандартов обмена медицинскими данными, для включения результатов мониторинга в электронную медицинскую карту. Планируется также повышение устойчивости комплекса к аномальным и некачественным входным данным за счёт контроля качества сигнала и отбраковки недостоверных измерений, дальнейшая оптимизация энергопотребления и вычислительной нагрузки. Отдельное внимание будет уделено обеспечению защиты персональных данных и соответствия требованиям законодательства.

СПИСОК ОПУБЛИКОВАННЫХ РАБОТ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

***Статьи в научных изданиях из Перечня рецензируемых научных изданий, рекомендованных ВАК (К2)*:**

1. Егорчев А.А., Чикрин Д.Е., Пашин Д.М., Фахрутдинов А.Ф., Кокунин П.А. Алгоритм детектирования дефектов мелкой моторики на основе информации от сенсоров

смартфона // Известия ЮФУ. Технические науки. №4. - Таганрог: Южный Федеральный Университет, 2023. - С. 14-25.

2. Шарипов М.Р., Фахрутдинов А.Ф., Кокунин П.А. Методы расчета частоты сердечных сокращений на основе данных, получаемых от сенсоров смартфона // Известия ЮФУ. Технические науки. №4. - Таганрог: Южный Федеральный Университет, 2023. - С. 254-264.

3. Егорчев А.А., Пашин Д.М., Сарамбаев Н.А., Фахрутдинов А.Ф. Анализ систем определения и классификации эмоций человека по данным звукового потока // Известия ЮФУ. Технические науки. №4. - Таганрог: Южный Федеральный Университет, 2024. – С. 91-100.

4. Егорчев А.А., Чикрин Д.Е., Пашин Д.М., Фахрутдинов А.Ф. Алгоритм детектирования тремора головы по данным видеокамеры смартфона системы биомедицинского мониторинга // Computational nanotechnology. №4 – М: Юр-ВАК, 2024. – С. 87-93.

Другие публикации по теме диссертации:

1. Фахрутдинов, А. Ф. Адаптация архитектуры мобильного комплекса мониторинга жизнедеятельности на основе федеративного обучения и управления ресурсами / А.Ф. Фахрутдинов // Форум : электронный научно-практический журнал Волгоградского филиала АНО ВО МГЭУ. – 2026. – № 2 (36).

2. Егорчев А.А., Фахрутдинов А.Ф., Сарамбаев Н.А. Детектирование тремора головы, частоты пульса, частоты дыхания и процента оксигенации пациентов видеокамерами медицинских робототехнических платформ // Kazan Digital Week 2023 сборник материалов международного форума. - Казань: ГБУ «НЦБЖД», 2023. - С. 654-660.

3. Чикрин Д.Е., Пашин Д.М., Егорчев А.А., Фахрутдинов А.Ф. Использование имитационных манекенов для построения системы биомониторинга состояния здоровья человека // Одиннадцатая всероссийская научно-практическая конференция по имитационному моделированию и его применению в науке и промышленности имитационное моделирование. теория и практика (ИММОД-2023) сборник трудов. - Казань: АН РТ, 2023. - С. 547-554.

4. Чикрин Д.Е., Егорчев А.А., Фахрутдинов А.Ф., Шарипов М.Р., Бурнашев Р.А. Методы получения информации биомедицинского мониторинга уровня оксигенации и артериального давления с использованием встроенных сенсоров смартфонной техники // Известия Саратовского университета. Новая серия. Серия: Математика. Механика. Информатика. 2024. Т. 24, вып. 3. С. 421–429.

РИД, полученные по результатам исследований:

1. Чикрин Д.Е., Егорчев А.А., Фахрутдинов А.Ф., Мусин Ф.М., Шарипов М.Р., Сарамбаев Н.А. Свидетельство о регистрации программы «Программа клиентского модуля комплекса централизованного дистанционного мониторинга основных показателей здоровья сотрудников» для ЭВМ RU 2023666549, 02.08.2023. Заявка № 2023665812 от 27.07.2023.

Диссертант  Фахрутдинов А.Ф.