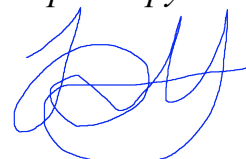


МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ  
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

Федеральное государственное автономное  
образовательное учреждение высшего образования  
«ЮЖНЫЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»

*На правах рукописи*



**Копелиович Михаил Викторович**

**ЭФФЕКТИВНАЯ СИСТЕМНАЯ ИНТЕГРАЦИЯ МЕТОДИЧЕСКИХ  
И АЛГОРИТМИЧЕСКИХ СРЕДСТВ ДИСТАНЦИОННОЙ  
ФОТОПЛЕТИЗМОГРАФИИ**

Специальность: 2.3.1. Системный анализ, управление  
и обработка информации, статистика

**ДИССЕРТАЦИЯ**

на соискание ученой степени  
кандидата технических наук

Научный руководитель:  
доктор технических наук, доцент  
Щербань Игорь Васильевич

Ростов-на-Дону – 2025

## СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	6
1 АНАЛИЗ СУЩЕСТВУЮЩИХ МЕТОДОВ И АЛГОРИТМОВ ОЦЕНИВАНИЯ ЧАСТОТЫ СЕРДЕЧНЫХ СОКРАЩЕНИЙ .....	15
1.1 ОПИСАНИЕ СИСТЕМЫ МОНИТОРИНГА СОСТОЯНИЯ ЧЕЛОВЕКА-ОПЕРАТОРА .....	15
1.2 СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ МЕТОДОВ ОЦЕНИВАНИЯ ЧАСТОТЫ СЕРДЕЧНЫХ СОКРАЩЕНИЙ .....	19
1.2.1 Анализ методов оценивания частоты сердечных сокращений на основе контактных датчиков .....	19
1.2.2 Анализ методов оценивания частоты сердечных сокращений на основе бесконтактных датчиков.....	23
1.2.3 Выводы по методам оценивания частоты сердечных сокращений..	25
1.3 АНАЛИЗ СИСТЕМ ДИСТАНЦИОННОЙ ФОТОПЛЕТИЗМОГРАФИИ .....	27
1.3.1 Анализ моделей процесса дистанционной фотоплетизмографии ....	28
1.3.2 Анализ производительности систем дистанционной фотоплетизмографии .....	31
1.3.3 Ограничения алгоритмов формирования цветового сигнала.....	32
1.3.4 Анализ источников помех в цветовом сигнале .....	34
1.3.5 Анализ алгоритмов выделения и преобразования фотоплетизмографического сигнала.....	37
1.3.6 Анализ алгоритмов понижения размерности фотоплетизмографического сигнала.....	39
1.3.7 Анализ алгоритмов оценивания частоты сердечных сокращений по фотоплетизмографическому сигналу.....	40
1.3.8 Анализ условий эксплуатации систем дистанционной фотоплетизмографии .....	41
1.4 ВЫВОДЫ .....	44

2 РАЗРАБОТКА ФУНКЦИОНАЛЬНОЙ МОДЕЛИ ПРОЦЕССА ДИСТАНЦИОННОЙ ФОТОПЛЕТИЗМОГРАФИИ ДЛЯ ОЦЕНИВАНИЯ ЧАСТОТЫ СЕРДЕЧНЫХ СОКРАЩЕНИЙ .....	46
2.1 РАЗРАБОТКА ФУНКЦИОНАЛЬНОЙ МОДЕЛИ ПРОЦЕССА ДИСТАНЦИОННОЙ ФОТОПЛЕТИЗМОГРАФИИ НА УРОВНЕ КОНТЕКСТНОЙ ДИАГРАММЫ .....	46
2.2 РАЗРАБОТКА ОПИСАНИЯ ПРОЦЕССА ДИСТАНЦИОННОЙ ФОТОПЛЕТИЗМОГРАФИИ ДЛЯ ОЦЕНИВАНИЯ ЧАСТОТЫ СЕРДЕЧНЫХ СОКРАЩЕНИЙ ПО ВИДЕОЗАПИСИ.....	49
2.3 РАЗРАБОТКА ОПИСАНИЯ ПРОЦЕССА ДИСТАНЦИОННОЙ ФОТОПЛЕТИЗМОГРАФИИ ДЛЯ ОЦЕНИВАНИЯ ЧАСТОТЫ СЕРДЕЧНЫХ СОКРАЩЕНИЙ В РЕЖИМЕ РЕАЛЬНОГО ВРЕМЕНИ .....	55
2.4 РАЗРАБОТКА МОДИФИЦИРОВАННОГО МЕТОДА ДИСТАНЦИОННОЙ ФОТОПЛЕТИЗМОГРАФИИ.....	60
2.5 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ ДИССЕРТАЦИОННОГО ИССЛЕДОВАНИЯ .....	63
2.6 ВЫВОДЫ .....	66
3 РАЗРАБОТКА МЕТОДИКИ ВЫБОРА НАИБОЛЕЕ ИНФОРМАТИВНЫХ ОБЛАСТЕЙ ЛИЦА НА ВИДЕОИЗОБРАЖЕНИИ НА ОСНОВЕ СПЕКТРАЛЬНОЙ ЭНТРОПИИ .....	68
3.1 ОГРАНИЧЕНИЯ МЕТОДИКИ ВЫБОРА ОБЛАСТИ АНАЛИЗА НА ОСНОВЕ ОТНОШЕНИЯ «СИГНАЛ/ШУМ».....	68
3.2 РАЗРАБОТКА НОВОЙ МЕТОДИКИ ВЫБОРА ОБЛАСТИ АНАЛИЗА НА ОСНОВЕ СПЕКТРАЛЬНОЙ ЭНТРОПИИ.....	72
3.3 АНАЛИЗ АСИМПТОТИЧЕСКОЙ СЛОЖНОСТИ АЛГОРИТМОВ ПРИ РЕАЛИЗАЦИИ МЕТОДИКИ ВЫБОРА ОБЛАСТИ АНАЛИЗА .....	74
3.4 ВЫВОДЫ .....	76
4 РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА ПРЕОБРАЗОВАНИЯ ФОТОПЛЕТИЗМОГРАФИЧЕСКОГО СИГНАЛА .....	77

4.1 РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА АППРОКСИМАЦИИ КОНЕЧНОЙ РАЗНОСТИ СИГНАЛА ОДНОСЛОЙНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТЬЮ С ВНУТРЕННИМ СЛОЕМ РАДИАЛЬНЫХ БАЗИСНЫХ ФУНКЦИЙ .....	77
4.2 АНАЛИЗ АНАЛИТИЧЕСКИХ ЗАВИСИМОСТЕЙ РАЗРАБОТАННОГО АЛГОРИТМА .....	83
4.3 ЭФФЕКТИВНАЯ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ РАЗРАБОТАННОГО АЛГОРИТМА	88
4.4 АНАЛИЗ АСИМПТОТИЧЕСКОЙ СЛОЖНОСТИ АЛГОРИТМА АППРОКСИМАЦИИ КОНЕЧНОЙ РАЗНОСТИ СИГНАЛА ОДНОСЛОЙНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТЬЮ С ВНУТРЕННИМ СЛОЕМ РАДИАЛЬНЫХ БАЗИСНЫХ ФУНКЦИЙ .....	89
4.5 ВЫВОДЫ .....	91
5 ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ РАЗРАБОТАННЫХ СИСТЕМ И АЛГОРИТМОВ ДИСТАНЦИОННОЙ ФОТОПЛЕТИЗМОГРАФИИ.....	93
5.1 ПРОЦЕДУРЫ ФОРМИРОВАНИЯ ТЕСТОВЫХ ВИДЕОЗАПИСЕЙ .....	93
5.2 ПРОЦЕДУРЫ ВЫДЕЛЕНИЯ ФОТОПЛЕТИЗМОГРАФИЧЕСКОГО СИГНАЛА .....	94
5.3 ПРОЦЕДУРЫ ФИЛЬТРАЦИИ ОЦЕНОК ЧАСТОТЫ СЕРДЕЧНЫХ СОКРАЩЕНИЙ .....	95
5.4 ПРОЦЕДУРЫ ВЫЧИСЛЕНИЯ ТОЧНОСТНЫХ ХАРАКТЕРИСТИК СИСТЕМЫ ДИСТАНЦИОННОЙ ФОТОПЛЕТИЗМОГРАФИИ .....	97
5.5 ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДИК ВЫБОРА НАИБОЛЕЕ ИНФОРМАТИВНЫХ ОБЛАСТЕЙ ЛИЦА .....	100
5.5.1 Процедуры сравнения эффективности методик.....	100
5.5.2 Анализ результатов численных экспериментов по сравнению эффективности методик .....	101
5.6 ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ СИСТЕМ ДИСТАНЦИОННОЙ ФОТОПЛЕТИЗМОГРАФИИ С ИНТЕГРИРОВАННЫМИ КОМПОНЕНТАМИ МЕТОДИКИ ВЫБОРА НАИБОЛЕЕ ИНФОРМАТИВНЫХ ОБЛАСТЕЙ ЛИЦА И АЛГОРИТМА ВЫДЕЛЕНИЯ ФОТОПЛЕТИЗМОГРАФИЧЕСКОГО СИГНАЛА.....	104
5.7 ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ АЛГОРИТМА ПРЕОБРАЗОВАНИЯ ФОТОПЛЕТИЗМОГРАФИЧЕСКОГО СИГНАЛА.....	108
5.7.1 Подготовка входных данных .....	109

5.7.2 Инициализация параметров однослойной нейронной сети с внутренним слоем с радиальными базисными функциями.....	110
5.7.3 Процедуры оценки эффективности алгоритма преобразования фотоплетизмографического сигнала.....	111
5.7.4 Сравнение точности алгоритмов аппроксимации .....	112
5.7.5 Анализ ограничений существующих реализаций нейронной сети с внутренним слоем с радиальными базисными функциями.....	119
5.7.6 Сравнение эффективности систем дистанционной фотоплетизмографии с интегрированным компонентом преобразования фотоплетизмографического сигнала.....	121
5.8 АНАЛИЗ РАЗРАБОТАННОЙ СИСТЕМЫ ОЦЕНИВАНИЯ ЧАСТОТЫ СЕРДЕЧНЫХ СОКРАЩЕНИЙ МЕТОДОМ ДИСТАНЦИОННОЙ ФОТОПЛЕТИЗМОГРАФИИ.....	127
5.8.1 Анализ точностных характеристик системы .....	127
5.8.2 Анализ вычислительной нагрузки модификаций системы дистанционной фотоплетизмографии реального времени .....	134
5.8.3 Оценка эффективности интеграции компонент системы.....	140
5.9 Выводы .....	144
ЗАКЛЮЧЕНИЕ .....	147
ПЕРЕЧЕНЬ СОКРАЩЕНИЙ И ОБОЗНАЧЕНИЙ .....	150
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ .....	151
ПРИЛОЖЕНИЕ А .....	175
ПРИЛОЖЕНИЕ Б.....	179
ПРИЛОЖЕНИЕ В .....	187
ПРИЛОЖЕНИЕ Г.....	189

## ВВЕДЕНИЕ

**Актуальность темы исследования.** В современных системах управления основой стабильного функционирования служит мониторинг состояния человека-оператора [1–3]. Выявление стресса, монотонии и других неоптимальных функциональных состояний человека может осуществляться путём анализа динамики частоты сердечных сокращений [4–6]. Кроме того, такой анализ важен для своевременной диагностики сердечно-сосудистых заболеваний, которые остаются ведущей причиной смертности в России и в мире [7–15].

Традиционные системы регистрации частоты сердечных сокращений включают в себя контактные датчики и обладают ограничениями по удобству использования и возможности длительного мониторинга [16–22]. В связи с этим бесконтактные методы регистрации привлекают всё больше внимания [23–25]. Одним из наиболее перспективных решений является метод дистанционной фотоплетизмографии, который позволяет оценивать частоту сердечных сокращений по видеоизображению кожных покровов с использованием общедоступных видеокамер и вычислительных устройств [26–31].

**Степень разработанности темы исследования.** Впервые возможность бесконтактного определения частоты сердечных сокращений по видеоизображению кожных покровов продемонстрировал Т. Ву [32]. Группа В.С. Кубланова и К.С. Пуртова [23] разработала методы анализа вариабельности сердечного ритма с помощью веб-камер, а И.Н. Спиридонов и А.А. Таранов [31,33] предложили алгоритмы регистрации фотоплетизмограммы. Зарубежные исследователи также активно развивали эту область. В. Веркрюйсс [24,34] предложил метод дистанционной фотоплетизмографии с учётом окружающего освещения, а Ж. Де Хаан [25,35] разработал алгоритм пространственного вращения подпространства. Д. МакДафф [27,36] внёс вклад в развитие методов удалённого измерения физиологических характеристик и их применение в человеко-компьютерном взаимодействии.

Несмотря на прогресс в области дистанционной фотоплетизмографии, современные системы не обеспечивают высокой точности при помехах, вызванных движениями лица, мимикой и вариабельностью освещения [37–40]. Поэтому остаются актуальными задачи обработки сигналов с низкочастотными и высокочастотными помехами, вызванными этими факторами [38–41]. Современные методы глубокого обучения [27,39–42] демонстрируют повышенную точность, однако высокий уровень вычислительных затрат препятствует их применению в системах с ограниченными ресурсами.

Таким образом, существует потребность в совершенствовании метода оценивания частоты сердечных сокращений по видеоизображению в условиях практического применения с использованием общедоступных компьютеров и видеокамер. Это определяет актуальность настоящего исследования, направленного на разработку системы дистанционной фотоплетизмографии, объединяющей современные методические и алгоритмические средства и обеспечивающей повышенную точность измерений в условиях помех при мониторинге состояния человека-оператора.

**Объект исследования:** процесс дистанционной фотоплетизмографии для бесконтактного оценивания частоты сердечных сокращений по видеоизображению.

**Предмет исследования:** методические и алгоритмические средства, интегрируемые в систему дистанционной фотоплетизмографии, направленные на повышение точности оценивания частоты сердечных сокращений в условиях наличия низкочастотных и высокочастотных помех в видеоизображении.

**Цель исследования:** повысить эффективность бесконтактного оценивания частоты сердечных сокращений по видеоизображению путём разработки системы дистанционной фотоплетизмографии, интегрирующей в себе методические и алгоритмические средства и обеспечивающей повышенную точность при наличии помех, неизбежных в условиях практического применения при мониторинге состояния человека-оператора.

**Задачи исследования:**

1. Провести анализ ключевых факторов, влияющих на качество оценивания частоты сердечных сокращений по видеоизображению лица системами дистанционной фотоплетизмографии в условиях практического применения.

2. Разработать функциональную модель процесса дистанционной фотоплетизмографии, содержащую формализованное описание основных этапов оценивания частоты сердечных сокращений.

3. Разработать методику выбора наиболее информативных областей лица на видеоизображении лица, позволяющую преодолеть ограничения подхода, основанного на поиске максимума в спектральной плотности мощности.

4. Разработать алгоритм адаптивного преобразования фотоплетизмографического сигнала для оценивания частоты сердечных сокращений без применения полосовой фильтрации.

5. Провести анализ и экспериментальное исследование разработанных средств дистанционной фотоплетизмографии, оценить эффективность их интеграции в единую систему.

**Область исследования.** Диссертационная работа соответствует пунктам 3–5 и 12 паспорта научной специальности 2.3.1. Системный анализ, управление и обработка информации, статистика (технические науки):

3. Разработка критериев и моделей описания и оценки эффективности решения задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта.

4. Разработка методов и алгоритмов решения задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта.

5. Разработка специального математического и алгоритмического обеспечения систем анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта.

12. Визуализация, трансформация и анализ информации на основе компьютерных методов обработки информации.

**Научная новизна работы** заключается в следующем:

**1. Разработана функциональная модель процесса дистанционной фотоплетизмографии**, отличающаяся интеграцией методических и алгоритмических средств в единую систему, что позволило повысить эффективность оценивания частоты сердечных сокращений (пункт 3 паспорта специальности 2.3.1, страницы 46–60 диссертационной работы).

**2. Разработан модифицированный метод дистанционной фотоплетизмографии**, отличающийся компонентом выбора наиболее информативных областей лица и интеграцией компонента преобразования фотоплетизмографического сигнала, что позволило обеспечить баланс между точностью и вычислительными затратами (пункты 3, 4 паспорта специальности 2.3.1), страницы 60–63 диссертационной работы.

**3. Разработана методика выбора наиболее информативных областей на видеоизображении лица**, отличающаяся от известной применением спектральной энтропии Шеннона вместо отношения «сигнал/шум», что позволило повысить точность измерений (пункты 3, 4 паспорта специальности 2.3.1), страницы 68–76 диссертационной работы.

**4. Разработан алгоритм адаптивного преобразования фотоплетизмографического сигнала**, отличающийся от ранее разработанных применением аппроксимации первой конечной разности сигнала с использованием однослойной нейронной сети с радиально-базисными функциями, что позволило повысить точность измерений (пункты 4, 5, 12 паспорта специальности 2.3.1), страницы 77–92 диссертационной работы.

**Теоретическая и практическая значимость работы** заключается в разработке модифицированного метода дистанционной фотоплетизмографии, повышающего эффективность системы оценивания частоты сердечных сокращений по видеоизображению лица при наличии помех, неизбежных в условиях практического применения. Результаты вычислительного эксперимента

показали, что разработанные алгоритмы обеспечивают более высокую точность по сравнению с аналогами. Низкие требования к аппаратному обеспечению позволяют интегрировать систему в устройства с ограниченными ресурсами для длительного бесконтактного мониторинга. Разработанная система применима для мониторинга состояния оператора, включая офисных работников, водителей и представителей других профессий, подверженных риску монотонии и стресса.

**Теоретико-методологическая база исследования** опирается на фундаментальные научные работы отечественных и зарубежных учёных в областях системного анализа, численных методов решения уравнений, распознавания образов и обработки сигналов.

**Основные положения, выносимые на защиту:**

**1. Функциональная модель процесса дистанционной фотоплетизмографии**, позволяющая повысить эффективность оценивания частоты сердечных сокращений.

**2. Модифицированный метод дистанционной фотоплетизмографии**, позволяющий обеспечить баланс между точностью и вычислительными затратами.

**3. Методика выбора наиболее информативных областей на видеоизображении лица**, позволяющая повысить точность измерений.

**4. Алгоритм адаптивного преобразования фотоплетизмографического сигнала**, позволяющий повысить точность измерений.

**Достоверность и обоснованность результатов** диссертационного исследования обеспечивается строгими математическими доказательствами выдвигаемых положений, проведением вычислительных экспериментов в процессе тестирования разработанных компонентов системы, обсуждением результатов исследования на научных конференциях и их апробацией на практике.

**Реализация и внедрение результатов работы.** Основные положения диссертационной работы нашли своё применение при выполнении НИР «Исследования по разработке интегрированной системы оценки лётной ситуации и обеспечения безопасности полёта с использованием системы мониторинга

психофизического состояния и действий экипажа на основе биометрических измерений, пара- и экстралингвистических характеристик речевых обменов, комплексных физиологических показателей. Разработка комплексных критериев оценки и прогноза функционального состояния пилотов и лиц диспетчерского состава», проводимой в рамках договора № 7192 от 01.04.2013 между ЦАГИ и НИИНК им. А.Б. Когана ЮФУ. Разработанный алгоритм и программное обеспечение апробированы в ходе практической деятельности автора и внедрены в деятельность информационно-технологической компании ООО «Вижнтех».

**Апробация работы и использование результатов.** Основные положения диссертации доложены в ходе 11 научно-практических конференций:

1. Computer Vision and Pattern Recognition (Компьютерное зрение и распознавание образов), онлайн, 2020.

2. International Conference on Computer Vision (Международная конференция по компьютерному зрению), Сеул, Республика Корея, 2019.

3. XXI Международная научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2019», МФТИ, Москва, 2019.

4. Intelligent Systems Conference (Конференция по интеллектуальным системам), Лондон, Великобритания, 2019.

5. ICPRAI 2018 – First International Conference on Pattern Recognition and Artificial Intelligence (Первая международная конференция по распознаванию образов и искусственному интеллекту), Concordia University, Монреаль, Канада, 2018.

6. The 6th International Conference on Analysis of Images, Social networks and Texts (Шестая международная конференция по анализу изображений, социальным сетям и текстам), Политехнический университет, Москва, 2017.

7. XVIII Международная научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2016», Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ», Москва, 2016.

8. 9-th Open German-Russian Workshop on Pattern recognition and Image understanding (Девятый открытый германо-российский семинар по распознаванию образов и пониманию изображений), Кобленц, Германия, 2014.

9. XXI международная конференция «Математика. Компьютер. Образование». Международная школа-конференция «Анализ сложных биологических систем», Дубна, 2014.

10. XXI научная конференция «Современные информационные тенденции и перспективы развития», Южный федеральный университет, Ростов-на-Дону, 2014.

11. Международная научная конференция «Современные методы и проблемы теории операторов и гармонического анализа и их приложения IV», Южный федеральный университет, Ростов-на-Дону, 2014.

**Публикации.** Основные положения исследования отражены в публикациях (всего 28): 2 в изданиях ВАК (K1), 4 – в Web of Science, в т.ч. 1 – в PubMed (Q1), 5 – в Scopus, 9 свидетельств о регистрации программы на ЭВМ и 8 – в других изданиях.

**Личный вклад автора.** Все выносимые на защиту результаты и положения, составляющие основное содержание диссертационной работы, разработаны и получены лично автором или при его непосредственном участии. В работах, опубликованных в соавторстве, соискателю принадлежит определяющая роль при решении задач поиска, приобретения и использования знаний при обработке и анализе текстов на естественном языке.

**Структура и объём работы.** Диссертационная работа состоит из: перечня сокращений и обозначений, введения, пяти глав, заключения, изложенных на 146 листах, содержит 24 рисунка, 23 таблицы, 241 наименование библиографии, 4 приложения. Полный объём диссертационной работы составляет 197 листов.

**Во введении** обоснована актуальность темы исследований; сформулированы цель, задачи и научные положения, выносимые на защиту, их научная новизна и соответствие паспорту специальности; показана теоретическая и

практическая ценность диссертационной работы; приведены выводы об апробации полученных результатов.

**В первой главе** проанализированы существующие автоматизированные системы мониторинга частоты сердечных сокращений, обоснованы преимущества бесконтактных подходов; приведена классификация систем дистанционной фотоплетизмографии, выявлены ключевые факторы, влияющие на точность измерений – движения человека и изменения освещённости, – что подтвердило актуальность разработки методики выбора наиболее информативных областей лица и алгоритма последующего преобразования фотоплетизмографического сигнала.

**Во второй главе** разработана функциональная модель процесса дистанционной фотоплетизмографии для оценивания частоты сердечных сокращений по видеоизображению, детально описаны все основные этапы процесса – от детектирования лица и формирования цветового сигнала до получения оценки частоты сердечных сокращений – и сформулирован интегральный критерий, обеспечивающий баланс между точностью измерений и вычислительными затратами при работе как с видеозаписями, так и в режиме реального времени.

**В третьей главе** предложена методика выбора наиболее информативных областей лица на основе спектральной энтропии Шеннона, которая позволила преодолеть ограничения подхода, основанного на поиске максимума в спектральной плотности мощности, и обеспечивает снижение погрешности оценивания частоты сердечных сокращений.

**В четвёртой главе** разработан алгоритм адаптивного преобразования фотоплетизмографического сигнала, основанный на аппроксимации его первой конечной разности однослойной нейронной сетью с радиально-базисными функциями без применения полосовой фильтрации, что позволило повысить точность системы дистанционной фотоплетизмографии.

**В пятой главе** проведены вычислительные эксперименты и анализ интеграции разработанных методических и алгоритмических средств в единую систему дистанционной фотоплетизмографии; показано, что предложенные

компоненты снижают относительную погрешность измерения на 80 % по сравнению с известными решениями, способными работать в режиме реального времени, при этом сохраняется приемлемая вычислительная нагрузка, что подтверждает пригодность системы для длительного мониторинга состояния человека-оператора в условиях практического применения.

**В заключении** изложены основные выводы и результаты диссертационной работы, даны рекомендации по перспективам применения результатов.

**В приложениях** приведены список опубликованных работ автора по теме диссертации; полученные в ходе исследования алгоритма преобразования графики конечной разности фотоплетизмографического сигнала и его модели; копии документов, подтверждающих внедрение результатов диссертации; свидетельства о регистрации программ для электронно-вычислительных машин.

# 1 АНАЛИЗ СУЩЕСТВУЮЩИХ МЕТОДОВ И АЛГОРИТМОВ ОЦЕНИВАНИЯ ЧАСТОТЫ СЕРДЕЧНЫХ СОКРАЩЕНИЙ

Глава 1 посвящена анализу методов, алгоритмов и автоматизированных систем оценивания и мониторинга частоты сердечных сокращений. В соответствии с этим показано, что одним из перспективных направлений развития таких систем является совершенствование алгоритмов дистанционной фотоплетизмографии. Приведены классификация и аналитический обзор основных компонентов систем дистанционной фотоплетизмографии. Главным образом рассмотрены методики выбора областей лица для формирования цветового сигнала и алгоритмы выделения и преобразования фотоплетизмографического сигнала. В результате дана оценка степени проработанности задачи выделения и обработки фотоплетизмографического сигнала, приведены и проанализированы ключевые факторы, влияющие на качество оценивания частоты сердечных сокращений по видеоизображению лица системами дистанционной фотоплетизмографии в условиях применения в контролируемой среде и при наличии помех, неизбежных при практическом применении.

На основании приведённого в первой главе анализа обоснована актуальность задач выбора наиболее информативных областей на видеоизображении лица и последующего выделения и преобразования фотоплетизмографического сигнала.

## 1.1 Описание системы мониторинга состояния человека-оператора

Системы мониторинга состояния человека-оператора могут быть направлены как на мониторинг его функционального состояния, так и на мониторинг состояния здоровья. В первом случае системы ориентированы на выявление признаков стресса, монотонии и иных неоптимальных состояний, поскольку их проявление способно негативно сказаться на функционировании системы

управления [1–3,43]. Во втором – на раннее выявление симптомов заболеваний, связанных с сердечно-сосудистой системой, в том числе брадикардии – при аномально низких значениях частоты сердечных сокращений (ЧСС), тахикардии – при аномально высоких значениях ЧСС и аритмию – при изменениях частоты, ритмичности и регулярности сердечных сокращений [13,44]. Сердечно-сосудистые заболевания остаются одной из ведущих причин смертности в мире [7–11], и динамика частоты сердечных сокращений является ключевым фактором риска и важным показателем для диагностики и мониторинга состояния здоровья человека [12–15]. В Российской Федерации ежегодно фиксируется около 700 тысяч летальных исходов вследствие этих заболеваний, что составляет приблизительно 37 % от общего числа смертей [9,45].

В настоящей работе рассмотрена система мониторинга состояния человека на основе анализа его физиологических характеристик. Такие системы мониторинга состояния могут функционировать на основе модулей, оценивающих характеристики сердцебиения, кровоснабжения, дыхания, температуры и другие [15,46]. При этом базовой и минимально достаточной для мониторинга характеристикой является динамика ЧСС [21].

Существующие системы оценивания ЧСС на основе контактных и бесконтактных датчиков обладают рядом ограничений, рассмотренных далее в п. 1.2. Преодолеть эти ограничения способны системы оценивания ЧСС на основе метода ДФПГ. Благодаря отсутствию необходимости контакта датчика с телом ДФПГ может применяться в сферах, где контактные датчики использовать неудобно или недопустимо, а другие бесконтактные методы требуют дорогого аппаратного обеспечения и накладывают существенные ограничения. Среди сфер потенциальных приложений метода выделяются следующие направления: непрерывный мониторинг больных с хрупкой кожей: младенцев, стариков, лиц с ожоговыми травмами [33,47,48]; долговременный мониторинг с целью профилактики сердечно-сосудистых заболеваний: телемедицина, использование в сфере интернета вещей [49,50]; мониторинг функционального состояния человека-оператора [6,51,52], в том числе водителей автомобилей [53].

На данный момент точность оценивания ЧСС системами ДФПГ в условиях практического применения недостаточно высока ввиду факторов, приведённых в п. 1.3. Поэтому требуется модификация системы ДФПГ путём интеграции в неё модулей, повышающих точность оценивания ЧСС.

На рисунке 1 приведена структурная схема системы мониторинга состояния человека-оператора, которая, согласно ГОСТ 34.003-90 «Автоматизированные системы. Термины и определения», является автоматизированной системой управления, состоящей из персонала и комплекса средств автоматизации его деятельности, предназначенных для автоматизации процессов сбора, передачи, обработки и хранения информации [54,55]. При этом автоматизируется мониторинг состояния человека-оператора, который выступает в качестве объекта системы мониторинга. Частота сердечных сокращений (ЧСС) человека-оператора в режиме реального времени оценивается подсистемой дистанционной фотоплетизмографии (ДФПГ). Далее полученные оценки ЧСС аккумулируются и обрабатываются в системе оценки состояния, которая на основе динамики оценок ЧСС выявляет неоптимальное функциональное состояние или симптомы возможного заболевания. При обнаружении таких отклонений активируется система оповещения, которая передаёт данные в управляющую систему. Управляющая подсистема имеет возможность регулировать деятельность человека-оператора, например временно отстранив его от работы или снизив рабочую нагрузку.

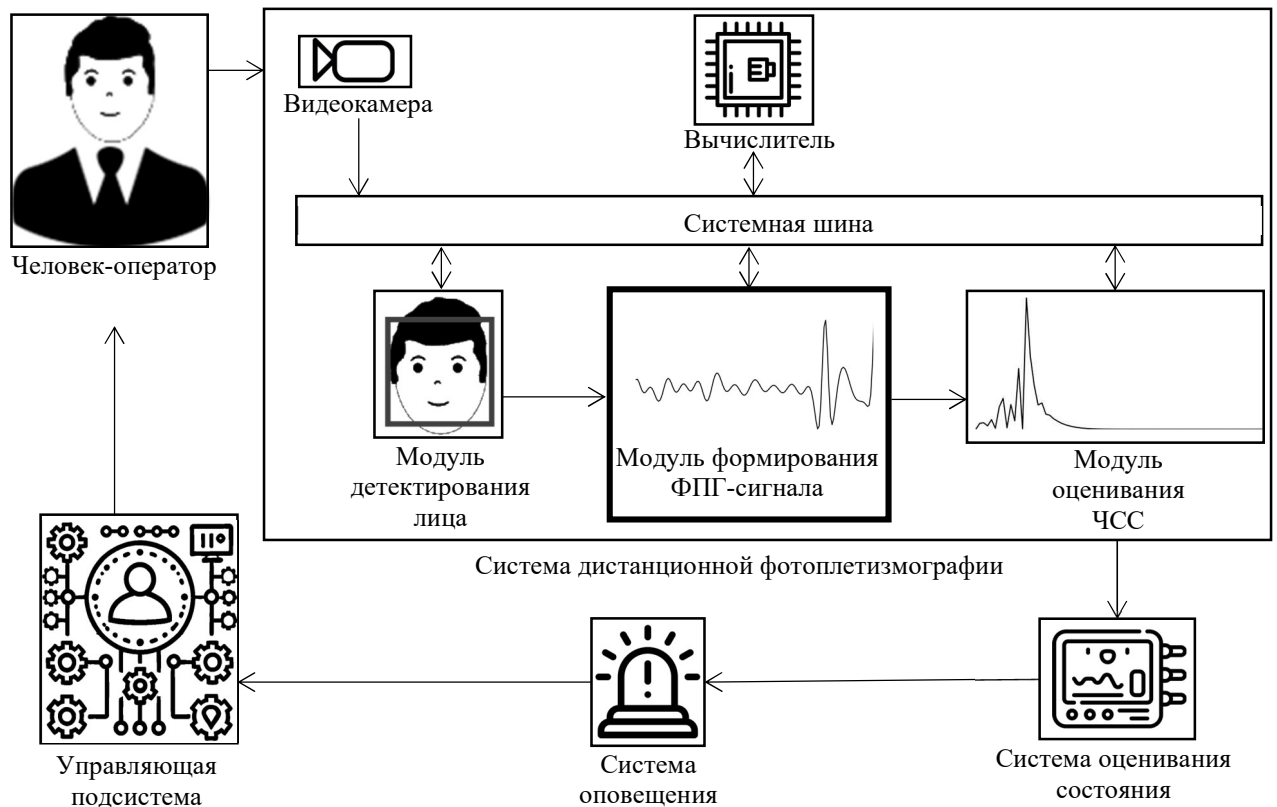


Рисунок 1 – Структурная схема системы мониторинга состояния человека-оператора. Стрелками обозначены потоки информации, данных и управляющих сигналов. Жирным выделен модуль, в который должны быть интегрированы новые компоненты с целью повышения эффективности оценивания ЧСС

Система ДФПГ на рисунке 1 состоит из аппаратных и программных компонентов. Аппаратными компонентами являются видеокамера, направленная на лицо человека-оператора, и вычислитель. Видеокамера включает в себя датчик (или первичный измерительный преобразователь) и аналогово-цифровой преобразователь [55]. Программными компонентами являются модули детектирования лица, формирования фотоплетизмографического (ФПГ) сигнала, отражающего динамику кровенаполнения сосудов, и оценивания частоты сердечных сокращений по ФПГ-сигналу. На каждом обработанном системой ДФПГ временном интервале длительностью  $T$  (обычно от 4 до 30 с) вычисляется средняя оценка ЧСС.

В области мониторинга состояния человека-оператора в реальном времени точность измерения ЧСС является критически важной. Относительная

погрешность до 10 % (или 0,1) считается приемлемой для практического применения. Это подтверждается исследованиями, в которых допустимая погрешность для систем мониторинга ЧСС варьируется в пределах от 5 до 10 % [56,57].

Вид деятельности человека-оператора в рамках мониторинга его состояния не имеет значения, однако на него накладываются определённые ограничения: деятельность не должна включать активные движения, в том числе движения головой, чтобы лицо оператора оставалось в поле зрения видеокамеры большую часть времени мониторинга.

Управляющая система может включать как третье лицо, принимающее решение, так и самого человека-оператора, находящегося под наблюдением. В последнем случае данные системы мониторинга состояния могут располагаться на одном вычислительном устройстве, что позволяет изолировать систему от внешней среды.

## 1.2 Сравнительный анализ методов оценивания частоты сердечных сокращений

Существует классификация методов оценки ЧСС на две категории: контактные и бесконтактные [46]. В первом случае требуется контакт датчика с телом человека, во втором – контакт с телом не требуется, регистрация производится дистанционно [58,59]. В некоторых случаях под бесконтактным методом регистрации имеют в виду метод, требующий опосредованного контакта датчика с телом, например через одежду [5,60].

### 1.2.1 Анализ методов оценивания частоты сердечных сокращений на основе контактных датчиков

Методы оценки ЧСС с помощью контактных датчиков традиционно используются в медицине, на производстве и в исследовательской

деятельности [6,52]. Среди наиболее часто используемых представлены пальпаторный метод, баллистокардиография, сфигмография, реография, электрокардиография и фотоплетизмография [15,61].

Пальпаторный метод позволяет оценить ЧСС с помощью прощупывания артерии, полагаясь на чувство осязания [15,17]. Метод прост в применении и используется с целью единовременной оценки ЧСС при осмотре пациента врачом [62], однако он не подходит для непрерывного мониторинга ввиду необходимости нахождения врача рядом с обследуемым в процессе оценки ЧСС.

Баллистокардиография – это метод регистрации повторяющихся микродвижений человеческого тела, вызванных биением сердца, ускорением крови при сердечном выбросе и её движениями в артериях [61,63]. Для работы метода используется датчик, прилегающий к телу и измеряющий динамику смещения в пространстве, скорости или ускорения смещения [19,20,63]. Баллистокардиография получила широкое распространение в XX в. [63], однако была вытеснена новыми подходами к регистрации пульса. В начале XXI в. научное сообщество вновь приобрело интерес к методу баллистокардиографии благодаря появлению новых технологий и датчиков, применяемых в исследовательской и клинической практике, в частности, пьезоэлектрических датчиков, закрепляемых на спинке стула [61,64,65]. Некоторые источники относят метод к бесконтактным, так как датчик не требует контакта с кожей, а может быть закреплён на плотно прилегающей одежде [5,65].

Сфигмография основана на регистрации механических смещений, вызванных расширением и сужением артерии [15]. Помимо оценки ЧСС с помощью сфигмографии определяют жёсткость сосудистых стенок [18]. Аппарат для сфигмографии входит в стандарт оснащения отделений функциональной диагностики [66]. Будучи распространённым в клинической практике, метод сфигмографии накладывает ограничения на позу и движения обследуемого: так как датчики чувствительны к движениям, они должны быть закреплены на теле посредством пневмоманжеты, а сам обследуемый должен лежать неподвижно в процессе обследования [18].

Реография, также называемая электрореография или электроплетизмография [22], представляет собой метод регистрации динамики кровенаполнения тканей за счёт анализа их полного электрического сопротивления [15]. Получаемая в результате анализа реограмма отражает изменения электропроводности, обусловленные пульсовыми колебаниями объёма исследуемых тканей [16]. По реограмме анализируют также пульсовое кровенаполнение исследуемой области тела в течение сердечного цикла, функциональное состояние сосудов и их тонус [22]. К ограничениям реографии относятся необходимость размещения электродов на теле, из чего следует требование предварительной очистки кожи и обезжиривания её спиртом, а также требование к обследуемому находиться в неподвижной позе в процессе регистрации [16].

Электрокардиография представляет собой процесс записи колебаний разности потенциалов, которые возникают при распространении волны возбуждения по сердцу [21]. Помимо оценки ЧСС, по электрокардиограмме диагностируют многочисленные заболевания сердца [21,67]. Аппарат для электрокардиографии входит в стандарт оснащения кабинета функциональной диагностики и кабинета функциональной диагностики сердечно-сосудистой системы [66]. С целью долговременной регистрации электрокардиограммы применяется холтеровское мониторирование, или суточная электрокардиография, которая заключается в закреплении на теле обследуемого электродов и регистрации электрокардиограммы с помощью беспроводного прибора [68,69]. Такой способ позволяет обследуемому передвигаться в процессе регистрации электрокардиограммы, однако он требует специальной подготовки для закрепления электродов, а также обслуживания самого прибора [70,71]. Другой тип устройств для долговременного мониторинга ЧСС представляют собой носимые нагрудные пояса, на которых расположены электроды, микропроцессор и блок приёма-передачи радиосигналов [6]. Такие устройства используются в исследовательских целях [51].

Фотоплетизмография (ФПГ) основана на регистрации поглощения кровью светового излучения в красном и инфракрасном диапазонах [15,59,72]. В результате регистрации формируется фотоплетизмограмма, по которой оценивается

ЧСС [73–75]. Для регистрации фотоплетизмограммы требуется контактный сенсор, который содержит источник света и светочувствительный элемент [59,72,76,77]. Подобный сенсор может быть интегрирован в беспроводное носимое устройство, такое как часы или браслет [59,78], что позволяет проводить долговременный долгосрочный мониторинг динамики ЧСС, в том числе в процессе занятий спортом [79,80]. Ограничением такого подхода является необходимость приобретения и обслуживания устройства для ФПГ.

В телемедицине применяются имплантируемые контактные датчики регистрации пульса и других физиологических показателей, например имплантируемые кардиомониторы [59] и электрокардиостимуляторы [81]. В силу необходимости инвазивного воздействия такие датчики используются для мониторинга ограниченного числа людей с такими сердечно-сосудистыми заболеваниями, как фибрилляция предсердий и нарушение ритмичности сердца [82,83].

Отдельно стоит упомянуть методы энцефалографии, направленные на исследование головного мозга, некоторые из которых, среди прочего, позволяют проводить оценку ЧСС [84,85]. Они предъявляют высокие требования к аппаратному обеспечению, а также необходим квалифицированный персонал для закрепления датчиков и обработки полученных данных [86].

Перечисленные методы регистрации ЧСС на основе контактных датчиков используются в клинической практике. ФПГ-сенсоры применяются в носимых устройствах и позволяют проводить непрерывный мониторинг ЧСС. Принципиальным недостатком контактных сенсоров является необходимость в их обслуживании, в том числе регулярной подзарядке. Этот недостаток частично или полностью отсутствует у стационарных бесконтактных датчиков, подключённых к энергосети.

## 1.2.2 Анализ методов оценивания частоты сердечных сокращений на основе бесконтактных датчиков

В настоящее время развиваются три направления по оценке ЧСС дистанционно, то есть без контакта датчиков с телом: на основе радаров, аудиомикрофонов и видеорегистраторов. К первому направлению относятся методы на основе эффекта Доплера [47,87,88], ко второму – методы анализа голоса [89], к третьему – методы оценки ЧСС с помощью баллистокардиографии на основе видеоряда [90], термографии [91] и дистанционной фотоплетизмографии [32,92,93].

Микродвижения грудной клетки, происходящие вследствие сокращений сердечной мышцы, могут быть зарегистрированы сенсорами на основе эффекта Доплера [59,87]. Выделяют две категории таких устройств: системы лазерной доплерографии [94] и электромагнитные радары [47,87,88,95]. Некоторые системы лазерной доплерографии для непрерывной оценки ЧСС и ритма дыхания интегрированы в клинической практике [47,96]. Кроме того, существует направление визуализации и анализа кровотока в тканях с помощью лазерной доплерографии [97–99]. Однако, несмотря на имеющийся опыт применения таких методов, необходимо проведение дополнительных исследований, направленных на оценку долгосрочной точности метода и чувствительности к движениям человека или радара [47,59,71,85,88,100–104], к электромагнитным помехам [105,106], а также к движению объектов вне области регистрации [103]. Некоторые методы на основе импульсных радаров не чувствительны к движению объектов вне области регистрации ЧСС благодаря коротким импульсам (порядка 2 нс) [96].

В голосе человека содержится скрытая информация о его физиологических характеристиках [104]. В частности, система кровообращения человека напрямую влияет на гортань, которая, в свою очередь, вносит вклад в форму голосовых связок человека [89]. Благодаря этому есть возможность оценивать сердечную деятельность человека, в том числе ЧСС, извлекая соответствующие частотные характеристики из изменений человеческой речи [89,107]. Основная проблема

возникает у обследуемых с недостаточным объёмом дыхательных путей, которые не могли поддерживать одинаковый тон речи во время записи [89]. Метод оценки ЧСС на основе голоса человека может применяться при единовременной оценке ЧСС, но, ввиду принципиальных ограничений, он неприменим для непрерывного мониторинга [107].

Микродвижения участков тела могут быть зарегистрированы при помощи методов сопровождения (трекинга) на видеозаписях, полученных с использованием видеокамеры, работающей в видимом спектре [108,109]. Эта идея лежит в основе баллистографии на базе видеоряда, которая состоит в детектировании и трекинге одной или нескольких точек, расположенных на теле человека, с последующим анализом их траекторий [110]. Наиболее проработан сценарий трекинга точек на лице при микродвижениях головы вследствие прохождения пульсовой волны по сонной артерии [90,108], где трекинг точек выполняется с помощью модифицированного алгоритма Лукаса – Канаде [111]. Метод применим в случае наличия камеры высокого разрешения и отсутствия движений обследуемого, что ограничивает допустимые условия эксплуатации системы ДФПГ [90,112].

Термография – метод регистрации теплового излучения объекта и преобразования его в двумерные тепловые изображения, отображающие температурное распределение на поверхности тела [113]. Существуют работы, направленные на оценку ЧСС по регистрируемым тепловым видеоизображениям [91,113,114]. Главные ограничения такого направления – дороговизна инфракрасных камер и их обслуживания [115].

Метод ДФПГ основан на регистрации интенсивности отражённого от кожных покровов света, которая циклично изменяется вследствие распространения пульсовой волны по тканям после сокращения сердца [109,116,117]. Как и в случае баллистокардиографии на основе видеоряда, ДФПГ состоит в детектировании и трекинге областей анализа с последующим анализом полученных сигналов [118–121]. Отличие в том, что в ДФПГ вместо анализа точки собирается информация о множестве точек внутри области анализа, которая может включать целиком лицо или другую часть тела [48,116]. Таким образом, в ДФПГ

существует дополнительная принципиальная возможность фильтрации помех за счёт усреднения данных по большой области [116,122].

Основное отличие между системами на основе контактной фотоплетизмографии и на основе ДФПГ в том, что в ДФПГ сенсор фиксирует свет, отражённый от кожных покровов, и не требуются специальные источники освещения для корректной оценки частоты сердечных сокращений [123,124], в то время как при контактной фотоплетизмографии сенсор фиксирует свет, прошедший через кожную ткань, для чего используется инфракрасная подсветка [72,75]. В нескольких работах продемонстрировано, что системы ДФПГ могут функционировать должным образом с общераспространёнными веб-камерами, которые осуществляют регистрацию кадров с частотой 10–30 кадров в секунду [36,123,125,126].

Помимо работ по оценке ЧСС, отдельное направление в ДФПГ развивается профессором А.А. Камшилиным с коллегами в университете ИТМО [127–129], а также в работах Перейра [130]. В рамках этого направления дистанционная фотоплетизмография используется в качестве инструмента исследования сосудов и кровотока [129]. Экспериментальные подтверждения адекватности методики оценки кровотока системой ДФПГ получены путём сравнения с эталонными значениями, измеренными системами контактной фотоплетизмографии [131]. Подобные исследования позволяют углубить понимание физиологических основ метода ДФПГ, однако, ввиду ранее упомянутых ограничений реализаций систем, эксперименты для таких исследований требуют специального аппаратного обеспечения и жёсткой фиксации исследуемого объекта [128].

### 1.2.3 Выводы по методам оценивания частоты сердечных сокращений

В таблице 1 обозначены принципиальные возможности приведённых выше методов оценивания ЧСС. Звёздочкой (\*) обозначены виды регистрации кровотока с ограниченной областью анализа и влияющие на кровоток, двумя звёздочками (\*\*\*) обозначены виды регистрации кровотока, для которых

неизвестны признаки отсутствия возможности и неизвестны работы, где была бы доказана возможность. Из таблицы следует, что только три метода удовлетворяют одновременно условиям отсутствия контакта с кожей и допустимости движений обследуемого: термография, баллистокардиография на основе видеоизображений и ДФПГ, из которых для термографии требуется дорогое аппаратное обеспечение, в то время как последние два метода могут работать с использованием общераспространённых видеокамер. Из оставшихся двух методов только для метода ДФПГ известно, что он позволяет проводить анализ кровотока, однако это направление не рассматривается в диссертации. Как было сказано выше, баллистокардиография на основе видеоизображений оперирует траекториями отдельных точек, в отличие от ДФПГ, где допустим анализ больших областей на видеоизображении. За счёт возможности выбора области анализа различного размера, в том числе включающей всё лицо обследуемого, направление ДФПГ предоставляет больше возможностей для исследования, чем баллистокардиография на основе видеоизображений.

Таблица 1. Принципиальные возможности методов оценки ЧСС. Знаком «+» обозначено наличие указанной возможности для метода, знаком «-» – её отсутствие, знаком «+/-» – наличие возможности с ограничениями либо отсутствие данных

Наименование метода	Непрерывный мониторинг	Допустимость движени- об- следе- мого	Бескон- тактность	Примене- ние без специаль- ной под- готовки	Анализ кровотока ткани
Пальпаторный	-	-	-	+	-
Баллистокардиография	+	-	-	+	-
Сфигмография	+	-	-	-	+/-*
Реография	+	-	-	-	+/-*
Электрокардиография	+	+	-	-	-
Энцефалография	+	+/-	-	-	+
ФПГ	+	+	-	+	+/-*
Лазерная доплерография	+	-	+	+	+
Анализ голоса	-	+	+	+	-
Термография	+	+	+	+	+
Баллистокардиография на основе видеоизображений	+	+	+	+	+/-**
ДФПГ	+	+	+	+	+

Таким образом, перспективным направлением определения ЧСС бесконтактным способом является ДФПГ, в которой в качестве фотоплетизмографического сигнала используется динамика изменения оптической плотности кожных покровов, вызванная изменениями объёма сосудов при пульсации сердца. Будучи чувствительными к движениям человека, системы ДФПГ устойчивы к движениям объектов в фоне и нечувствительны к электромагнитным помехам.

### 1.3 Анализ систем дистанционной фотоплетизмографии

Метод дистанционной фотоплетизмографии (*rPPG – remote photoplethysmography*), также известный как бесконтактная фотоплетизмография (*non-contact, contactless photoplethysmography*) [34,104] или фотоплетизмография на

основе изображений (*imaging photoplethysmography*) [36], впервые был предложен в работах Ву [32], Виринга [132] и Веркрюйсс [24] вместе с реализацией соответствующих системДФПГ. Процесс оценивания ЧСС методомДФПГ основан на том факте, что после сердечного выброса по артериям проходит пульсовая волна, которая приводит к смещению кровеносных сосудов ближе к поверхности кожи [15,77], что, в свою очередь, изменяет её отражательные характеристики [24]. Эти изменения могут быть зарегистрированы видеокамерами, в том числе общераспространёнными веб-камерами, оперирующими в спектре видимого излучения света [123,133].

### 1.3.1 Анализ моделей процесса дистанционной фотоплетизмографии

Направление разработки дистанционной фотоплетизмографии активно развивается начиная с нулевых годов XXI в. [24,32,33,117,134,135]. В общем случае процессДФПГ подразумевает последовательное решение следующих задач. На первом этапе выполняется детектирование и сопровождение (трекинг) лица и областей для последующего анализа (*region of interest, ROI*) на лице. Далее для каждой области анализа осуществляется формирование по видеоряду цветового сигнала, содержащего значения красной, зелёной и синей (*red-green-blue, RGB*) компонент цвета. Затем из цветового сигнала происходит выделение фотоплетизмографического сигнала, отражающего изменение объёма кровеносных сосудов (далее – ФПГ-сигнал), и понижение его размерности. При последующем анализе ФПГ-сигнала вычисляется оценка ЧСС и далее может выполняться фильтрация полученных значений оценок [25,33,36,110,123,126,134].

Как правило, в своих работах исследователи фокусируются на одном этапе и соответствующем ему компоненте системыДФПГ, представляя для него формализованное описание. Остальные этапы процессаДФПГ при этом упоминаются со ссылками на используемые алгоритмы без разработки модели всего процесса [24,124,136].

Среди таких работ можно выделить группы сигнально-ориентированных, пространственных и хроматических подходов. К сигнально-ориентированным относятся ранние подходы, в которых использованы традиционные методы временного и частотного анализа сигнала для оценки сердечного ритма по последовательности видеоизображений [24,132]. Пространственные подходы ориентируются на информацию о кровотоке в разных областях и, как правило, в создании и анализе пространственных карт, которые отражают вариации цвета кожи, связанные с пульсацией крови [125,136]. Хроматические подходы основаны на том, что кровь поглощает свет по-разному в зависимости от его длины волны. Используя соотношения между различными цветовыми каналами (обычно  $R$ ,  $G$ ,  $B$ ), выделяется ФПГ-сигнал [25,124].

В таблице 2 приведены факторы, оказывающие влияние на процесс бесконтактного оценивания ЧСС системамиДФПГ. Факторы разбиты на группы: технологическая группа охватывает характеристики производительности и настройки камеры и программного обеспечения, антропологическая группа учитывает индивидуальные особенности человека, группа факторов внешней среды описывает освещённость, фоновое окружение и температуру, группа факторов деятельности отражает положение и движения объекта и использование аксессуаров, а методическая группа включает параметры и методы обработки сигнала.

Таблица 2. Факторы, оказывающие влияние на процесс бесконтактного оценивания ЧСС системами ДФПГ. Жирным шрифтом выделены факторы, которые считаются наиболее значимыми [125,137–144]

<i>Группа факторов</i>	<i>Наименование факторов</i>
Технологические	<ul style="list-style-type: none"> <li>– Производительность вычислительных устройств;</li> <li>– наличие дискретной видеокарты;</li> <li>– качество регистрируемых камерой изображений;</li> <li>– максимальная частота кадров и разрешение камеры;</li> <li>– автоматические настройки камеры – баланс белого, фокус, яркость и контрастность;</li> <li>– алгоритмы сжатия видеопотока</li> </ul>
Антропологические	<ul style="list-style-type: none"> <li>– Цвет кожи и наличие родинок;</li> <li>– заболевания сердечно-сосудистой системы и кожных покровов;</li> <li>– наличие загара, макияжа, бороды, татуировок;</li> <li>– психоэмоциональное состояние</li> </ul>
Факторы внешней среды	<ul style="list-style-type: none"> <li>– Уровень, спектральный состав освещения;</li> <li>– <b>вариабельность освещения;</b></li> <li>– наличие движений на фоне;</li> <li>– наличие бликов</li> </ul>
Факторы деятельности	<ul style="list-style-type: none"> <li>– Расстояние до камеры;</li> <li>– угол обзора камеры;</li> <li>– <b>интенсивность движений и мимическая активность;</b></li> <li>– речевая активность, артикуляция;</li> <li>– наличие очков, головных уборов, закрытых частей лица</li> </ul>
Методические	<ul style="list-style-type: none"> <li>– Длина и шаг временного окна при оценивании ЧСС</li> </ul>

Ввиду наличия большого количества разнородных факторов, влияющих на работу систем ДФПГ, их полное моделирование представляется нецелесообразным. Однако для оценки эффективности интеграции в систему различных модулей требуется разработка функциональной модели процесса ДФПГ, включающей формализованное описание основных этапов оценивания ЧСС. В частности, на основе такого описания возможна более эффективная разработка алгоритмов структурно-параметрической оптимизации системы ДФПГ [145–147].

### 1.3.2 Анализ производительности систем дистанционной фотоплетизмографии

Своевременное детектирование неоптимальных состояний человека-оператора должно происходить в реальном времени. При этом минимальная рекомендуемая частота сигнала оценок ЧСС составляет 10–30 значений в секунду [148]. Поэтому система ДФПГ также должна работать в реальном времени и возвращать значения ЧСС с частотой 10 Гц и более.

Кроме того, работающая в фоновом процессе система ДФПГ не должна препятствовать деятельности человека-оператора, который использует вычислитель для решения основных задач. В большинстве персональных компьютеров в качестве вычислителя используется только центральный процессор с интегрированной видеокартой, обеспечивая пиковую производительность около 100 GFLOPS (*giga floating point operations per second*), что достаточно для повседневных задач и офисной работы [149]. GFLOPS представляет собой стандартную единицу измерения производительности компьютерных систем при выполнении операций и означает количество операций с плавающей точкой, которые может выполнить процессор за одну секунду (1 GFLOPS равен  $10^9$  операций с плавающей точкой в секунду).

Исследования фоновых вычислительных процессов показывают, что при постоянной работе для обеспечения незаметности их работы для пользователя загрузка центрального процессора должна быть менее 30 %. При превышении этого уровня пользователь сталкивается с заметным ухудшением времени отклика интерфейса [150]. Для процессора с вычислительной мощностью 100 GFLOPS вычислительная нагрузка в 30 % соответствует 30 GFLOPS.

Таким образом, для работы системы ДФПГ в фоновом процессе на общераспространённых вычислителях без применения дорогостоящих аппаратных компонентов система должна, с одной стороны, возвращать значения с частотой не менее 10 Гц, а с другой стороны, оказывать вычислительную нагрузку на центральный процессор не более 30 GFLOPS.

Наиболее точные системы для оценивания ЧСС по видеоизображению лица реализованы на основе методов глубокого обучения. Они позволяют достичь относительной погрешности предсказаний около 0,03 в условиях наличия движений головой и вариабельности освещения [137,151]. Однако системы на основе глубокого обучения для анализа видеоизображений в режиме инференса создают вычислительную нагрузку порядка нескольких тысяч GFLOPS и более, что значительно превосходит приведённый порог в 30 GFLOPS [151,152]. Поэтому такие системы не могут быть применены в реальном времени без необходимости приобретения дорогостоящих аппаратных компонентов. Кроме того, методы глубокого обучения для анализа видеоизображения и цветовых сигналов трудно интерпретируемы, что ограничивает их использование [153]. В то же время алгоритмы, разработанные без применения глубокого обучения, характеризуются повышенной интерпретируемостью и удобством верификации, что делает их предпочтительными в ситуациях, когда необходима высокая степень понимания процесса принятия решений [154].

### 1.3.3 Ограничения алгоритмов формирования цветового сигнала

В большинстве системДФПГ цветовой сигнал формируется на основе областей кожных покровов, расположенных на лице [118,123]. Координаты этих областей, также известных как области для анализа (в англоязычной литературе – *ROI, region of interest*), задаются относительно ограничивающей рамки лица (прямоугольника лица), генерируемой алгоритмом детектирования лица, таким как алгоритм Виолы – Джонса [155], алгоритм Линхарта – Майдта [156] и другими. В частности, цветовой сигнал может извлекаться с большой области в центре прямоугольника лица (обычно размера 100 % от высоты прямоугольника и около 60 % от его ширины) [118] либо из заданных небольших областей внутри прямоугольника лица [133].

В работе Кумар [125] наиболее информативные, или оптимальные, области извлечения сигнала определены на основе предложенного критерия, который характеризует выраженность сердечного ритма в спектре ФПГ-сигнала, выделенного из заданной области. Координаты областей анализа обычно задаются в системе координат детектированного прямоугольника лица. В соответствии с [125] оптимальные области для выделения ФПГ-сигнала расположены между глаз, под глазами и на верхних частях щёк. Кроме того, для задания областей анализа могут использоваться методы детектирования ключевых точек на лице [123], в частности, метод подгонки карты дискриминации (*Discriminative Response Map Fitting*) [157]. Предложено использование методов сегментации кожи с дальнейшим трекингом сегментированных фрагментов и вычислением отношения «сигнал/шум» для каждого из них с целью детектирования, содержит ли каждый фрагмент ФПГ-сигнал [126]. В работе [133] предложено динамическое определение областей анализа относительно прямоугольника лица на основе отношения «сигнал/шум» в каждой области. К недостаткам такого подхода относятся высокая вычислительная сложность алгоритма, затрудняющего обработку в реальном времени, и возможность выбора областей анализа с высоким отношением «сигнал/шум», где сигнал не соответствует пульсу, например во время мимической активности.

Использование небольших областей анализа позволяет покрыть участки изображения, где представлены только кожные покровы. Этот подход оказался эффективным в случае отсутствия движений или некоторых низкоамплитудных движений [126,134], однако небольшие смещения области анализа относительно лица могут привести к существенным изменениям на изображении внутри области таким образом, что площадь кожных покровов внутри области будет сильно колебаться от кадра к кадру [133,158]. Этот недостаток работы с небольшими областями усложняет дальнейшую обработку цветового сигнала из-за дополнительного шума, вызванного такими колебаниями.

Положение области анализа изменяется от кадра к кадру ввиду движений головы и тела испытуемого. Обычно в качестве метода трекинга лица

используется подход трекинга посредством детектирования, который состоит в детектировании лица в каждом кадре [25,58]. В качестве альтернативы трекингу лица предложен метод трекинга ключевых точек на лице [123], в котором лицо отслеживается посредством детектирования ключевых точек. Точки инициализируются при помощи алгоритма «хорошие точки для трекинга» [159] и затем отслеживаются в каждом кадре с помощью алгоритма Лукаса – Канаде – Томаси [160]. Согласно последним обзорам ДФПГ, наиболее часто используемый способ определения области анализа – это отслеживание ключевых точек лица [58,123,125,126,161,162]. Алгоритмы трекинга зачастую приводят к дрейфу и дрожанию отслеживаемых точек [163,164], что может повлечь за собой потерю объекта и, в свою очередь, негативно сказаться на точности реализации системы ДФПГ.

Кроме того, известно, что погрешность системы ДФПГ зависит от таких внешних факторов, как выбор размера временного окна для вычисления оценки средней ЧСС [140] и разности фаз в ФПГ-сигнале, полученном прибором регистрации эталонных данных и системой ДФПГ по кожным покровам лица [138,152].

Таким образом, существующие методы детектирования и трекинга лица не позволяют сформировать цветовой сигнал по заданным областям лица, где отсутствуют высокоамплитудные помехи, вызванные движениями и изменением освещения. Методика выбора областей с наибольшим соотношением «сигнал/шум» позволяет получать менее зашумлённые цветовые сигналы, однако сигналы остаются подвержены значительным искажениям, вызванным движениями человека, камеры или изменением освещения [139,165,166].

#### 1.3.4 Анализ источников помех в цветовом сигнале

Амплитуда сигнала, отражающего динамику кровенаполнения сосудов, в цветовом сигнале без предобработки относительно низкая, по сравнению с

другими составляющими сигнала [24,132]. Наличие таких составляющих в цветном сигнале обусловлено различными факторами, в том числе изменением позы испытуемого и мимической активностью, физиологическими процессами, шумом камеры и артефактами сжатия изображений, условиями освещения, ошибками трекинга областей анализа и другими (см. таблицу 2) [162,165,167]. Ниже приводятся основные факторы, влияющие на качество полученного по видеоряду цветного сигнала, и методы, направленные на устранение этих факторов.

Область анализа для выделения цветного сигнала должна быть точно детектирована и отслеживаема, чтобы исключить фон и участки лица, не относящиеся к кожным покровам, такие как глаза, волосы, борода. Поза испытуемого влияет на точность детектирования области анализа (т. к. она влияет на точность детектора лица), равно как и точность её трекинга. На точность трекинга области анализа также влияют движения испытуемого: как жёсткие (например, вращение, наклоны и сдвиги головы), так и нежёсткие (например, мимическая активность). Движения испытуемого могут значительно снизить относительную амплитуду ФПГ-сигнала в цветном сигнале [125,133].

На выраженность ФПГ-сигнала в цветном сигнале оказывают влияние физиологические процессы разной природы. Некоторые из них, такие как дыхание, как правило, постоянно представлены в цветном сигнале [36,168,169], остальные могут быть вызваны заболеванием. Например, асинхронность ФПГ-сигналов, выделенных из различных областей кожных покровов, может возникать в ряде неврологических заболеваний, таких как мигрень [28,50]. Показано также, что быстрые изменения ЧСС, в особенности после физических упражнений, оказывают влияние на ФПГ-сигнал, уменьшая выраженность ЧСС в спектре сигнала и тем самым затрудняя обработку сигнала системойДФПГ [161]. Ввиду сравнительно высокой концентрации меланина, который впитывает часть падающего света, ФПГ-сигнал испытуемых с тёмным цветом кожи обладает относительно низкой амплитудой [125]. Сосуды на лице человека расположены неоднородно, следовательно, если область анализа для выделения цветного сигнала

не покрывает участки с высокой плотностью сосудов, содержащийся в цветовом сигнале ФПП-сигнал может иметь низкую амплитуду [170].

Условия освещения также оказывают существенное влияние на точность системы ДФПП. Точность падает в условиях тёмного [161] и динамического освещения [123]. Динамические тени на лице представляют собой ещё одну проблему, внося вклад в цветовой сигнал и уменьшая точность трека лица или ключевых точек [109]. Динамический фон также может приводить к помехам в цветовом сигнале в случае, если область анализа охватывает не только лицевую область, но и фрагменты фона [162].

Видеорегилятор сам по себе является немаловажным фактором. Производительность системы ДФПП в значительной степени зависит от таких характеристик камеры, как разрешение кадра и количество регистрируемых кадров в секунду (*FPS – frames per second*). Можно предположить, что более высокое разрешение приведёт к повышению точности каждого компонента системы ДФПП, однако, как сообщается в [171], и высокопроизводительная *CMOS*-камера, и недорогая веб-камера могут использоваться для решения задачи ДФПП. Обычно в системах ДФПП используются видеоданные с разрешением от  $640 \times 480$  до  $1980 \times 1020$  [123,172], что соответствует типичному диапазону разрешений пользовательских веб-камер.

Большинство таких камер позволяет регистрировать видеоряд с частотой кадров от 10 до 30 Гц [172,173]. Согласно общепринятой формуле «220 – возраст» для определения максимальной частоты сердечных сокращений человека [52,174], максимально возможная частота сердечных сокращений составляет 220 ударов в минуту (*bpm – beats per minute*), что приблизительно равно 3,7 Гц и, соответственно, существенно меньше частоты кадров видеорегилятора. Следовательно, одна пульсовая волна покрывается несколькими временными отсчётами видеоряда. Однако следует заметить, что в условиях тёмного освещения камера с фиксированной частотой кадров в секунду будет производить несколько идентичных кадров при подготовке следующего кадра из-за увеличения времени экспозиции.

### 1.3.5 Анализ алгоритмов выделения и преобразования фотоплетизмографического сигнала

Амплитуда полезного ФПГ-сигнала в цветовом сигнале относительно низкая, и без предварительной обработки *RGB*-сигнала качественно оценить её вариативность во времени достаточно проблематично [14,28]. Наличие в цветовом *RGB*-сигнале различных высокоамплитудных всплесков, вызванных изменением позы испытуемого, поворотами головы, мимической активностью, колебаниями освещённости его лица, артефактами сжатия видеоизображений, ошибками трекинга областей для анализа *ROI* и множеством других факторов, маскирует полезный ФПГ-сигнал [17,29,30]. Существуют несколько подходов, направленных на выделение ФПГ-сигнала из цветового сигнала [25,125,175–177].

Наиболее широко известный путь включает в себя усреднение значений интенсивности каждой из *R*, *G*, *B* компонент независимо в пределах каждой области анализа [24,178]. Другая распространённая методика представляет собой нормализацию сигнала, при которой вычитание среднего значения сопровождается делением на стандартное отклонение сигнала в скользящем временном окне [25,124].

Известны попытки применить в задаче предобработки ФПГ-сигнала развивающийся метод усиления слабых периодических изменений в видеоряде, включающий в себя разложение видеоряда на несколько пространственно-временных частотных полос (источников), усиление отдельных полос и сборку результирующего видеоряда из усиленных источников [179]. Основным ограничением такого метода является требование достаточно точной начальной оценки ЧСС [179]. Поэтому данный метод может быть применён на этапе постобработки с целью уточнения уже известной оценки ЧСС.

Некоторые алгоритмы фильтрации основаны на анализе корреляций и зависимостей между различными цветовыми сигналами. Такие сигналы либо выделены синхронно из разных областей анализа [125,126], либо представляют собой *R*, *G*, *B* компоненты одного и того же цветового сигнала, полученные в

пределах одной области анализа [25]. В частности, для выделения ФПГ-сигнала по цветовому *RGB*-сигналу, выделенному из одной области анализа, применяется метод независимых компонент (*ICA – independent component analysis*) [180], затем вторая компонента *ICA* используется в качестве результирующего одномерного ФПГ-сигнала [118,123,181]. Подход, предложенный в [35], включает вычисление первого главного компонента в цветовом пространстве *RGB* для всех пикселей кожи с последующим определением периодичности вращений этого компонента как корреляции изменений тона кожи, вызванных пульсациями сердца. Распространённым подходом является применение алгоритма выделения сигнала *CHROM*, который получается путём взвешенного суммирования смесей *R*, *G*, *B* компонент цветового сигнала в области анализа, отфильтрованных полосовым фильтром Фурье и предварительно масштабированных во временном скользящем окне [25].

Схожий подход к фильтрации сигнала использован в методе баллистокардиографии на основе видеоизображений. Например, анализ главных компонентов [182] применён в [123] для разложения вертикальных компонентов ключевых точек траекторий на набор источников, после чего в качестве ФПГ-сигнала выбран источник с основной частотой, отвечающей критерию максимизации отношения «сигнал/шум».

Фильтрация ФПГ-сигнала, как правило, выполняется с помощью вычитания тренда, полосового фильтра Фурье, полосового фильтра Баттгерворта [24,183] или полосового фильтра с конечной импульсной характеристикой на основе окна Хэмминга [123].

В последних обзорах ДФПГ сравниваются различные способы формирования цветового сигнала и выделения ФПГ-сигнала [58,123,125,126,161,162,184], чувствительность систем ДФПГ к определённым видам движения [125,126,185], типу активности испытуемого [123,125], различным тонам кожи [126,186] и уровню освещённости [125,151]. В работе [161] протестированы системы ДФПГ во время физических упражнений. Согласно обзорам, основной фактор, влияющий на точность систем ДФПГ – движения испытуемого: жёсткие движения

головой, особенно вращения головы, и нежёсткие движения головы, включая изменение мимики при произнесении слов.

Проблема выделения ФПГ-сигнала является ключевой подзадачей ДФПГ. Несмотря на множество предложенных решений, она остаётся открытой. Точность существующих алгоритмов выделения ФПГ-сигнала является низкой в условиях движений человека в кадре и к вариабельности освещения.

### 1.3.6 Анализ алгоритмов понижения размерности фотоплетизмографического сигнала

Проблемы, связанные с дистанционными методами решения задачи ДФПГ, обусловлены шумами на видеоизображении лица, вызванными мимической активностью человека, поворотами головы во время видеосъёмки, изменениями освещения и другими подобными факторами.

Основными способами решения таких проблем являются детектирование изображений лица [25,187] в каждом кадре видеоряда, подбор алгоритмов обработки цветного сигнала и выделения ФПГ-сигнала [25,118,124,187], а также понижение размерности ФПГ-сигнала, которое обычно происходит за счёт выбора наиболее информативных *ROI* для последующего анализа [143,188]. Выбор наиболее информативных областей лица для анализа способствует повышению точности оценивания ЧСС в системах дистанционной фотоплетизмографии [124,134,189].

Традиционно выбор областей *ROI* выполняется эвристически, обычно исключая волосяной покров, рот, ноздри, а также глаза. В работах Кумар и Бенезет [125,188,190] были предложены и рассмотрены методики оптимизации выбора *ROI*, которые позволили повысить точность ДФПГ. Однако такие методики оказались эффективными только в контролируемых условиях, то есть при отсутствии таких факторов помех, как движения тела, мимическая активность или повороты головы, которые неизбежны в практических условиях применения.

МетодДФПГ основан на расчёте функции спектральной плотности мощности (СПМ) цветового сигнала и предполагает, что максимум СПМ соответствует частоте сердечных сокращений (ЧСС). Однако мимическая активность и другие факторы могут вызвать осцилляции с высокой интенсивностью на частотах, близких к ЧСС человека, что приводит к превышению в СПМ вклада артефактов над вкладом ФПГ-сигнала [25,118,124,191]. В результате известные реализации методаДФПГ становятся неэффективными.

### 1.3.7 Анализ алгоритмов оценивания частоты сердечных сокращений по фотоплетизмографическому сигналу

Оценивание ЧСС проводят на ФПГ-сигнале путём спектрального анализа или анализа пиков в сигнале [158,165,168,176,192–194].

Зачастую в системахДФПГ спектральный анализ основывается на преобразовании Фурье ФПГ-сигнала [24,123] и последующем поиске частоты, соответствующей максимальной амплитуде в спектре Фурье в заданном диапазоне допустимых частот сердечных сокращений. Приблизительные границы диапазона нормальных значений ЧСС взрослого человека – от 42 уд./мин до 180 уд./мин, в зависимости от физической нагрузки и эмоционального состояния [195], что примерно соответствует диапазону [0,7; 3] Гц. Частота, соответствующая максимальной амплитуде, рассматривается в качестве оценки средней ЧСС в анализируемом отрезке ФПГ-сигнала. Вместо преобразования Фурье иногда используются его аналоги, такие как периодограмма Ломба – Скаргла [162].

Алгоритмы анализа пиков в сигнале основаны на поиске экстремумов в ФПГ-сигнале [118,123,176]. Оценка ЧСС в этих алгоритмах производится путём вычислений межпиковых интервалов.

В работе [123] используется алгоритм детектирования отрезков ФПГ-сигнала с недостаточно высоким отношением «сигнал/шум» с целью ограничения их анализа при оценке ЧСС. Алгоритм можно использовать в качестве

надстройки для методаДФПГ. Его применение может быть оправдано, когда продолжительность и частота встречаемости таких отрезков относительно низкие. Иначе станет невозможным непрерывный мониторинг ЧСС. Следовательно, применение алгоритма детектирования зашумлённых отрезков в ФПГ-сигнале не отменяет необходимость предварительного выделения ФПГ-сигнала с высоким отношением «сигнал/шум».

Как правило, в работах поДФПГ уделяется небольшое внимание выбору алгоритма оценки ЧСС по ФПГ-сигналу. Предположительно это связано с обсуждавшейся ранее проблемой выделения ФПГ-сигнала, которая играет определяющую роль вДФПГ.

Полученные значения оценок ЧСС могут быть подвержены фильтрации, которая состоит в сглаживании значений во временном окне. Процедура носит вспомогательный характер [165].

### 1.3.8 Анализ условий эксплуатации систем дистанционной фотоплетизмографии

СистемыДФПГ для оценивания ЧСС должны быть протестированы для измерения их точностных характеристик. С этой целью группами исследователей разработаны наборы данных, среди которых наиболее распространёнными являются *UBFC-RPPG* [143] и *Mahnob-HCI* [142], содержащие видеозаписи с лицом человека и данные для расчёта эталонных значений ЧСС.

В соответствии с характеристиками наборов данных определяются условия эксплуатации системДФПГ. В наборе данных *UBFC-RPPG* [143] редко встречаются движения человека на видеоизображении. В наборе данных *Mahnob-HCI* [142] человек сидит за компьютером и не ограничен в движениях, поэтому часто возникают как движения лица, так и мимическая активность; кроме того, ввиду отражений экрана на лице присутствует вариабельность освещения [142].

В рамках экспериментов по созданию набора данных *UBFC-RPPG* приняли участие 42 добровольца, каждому из которых соответствует одна видеозапись с полученной на её основе фотоплетизмограммой. Продолжительность видеороликов  $T_{reg}$  была стандартизирована и составила приблизительно 60 секунд. Участники эксперимента находились в спокойном состоянии, сидя неподвижно, хотя и отмечались незначительные движения головы и моргания. В отдельных случаях на записях присутствуют выражения мимики участников. Видеоматериал был зафиксирован *RGB*-веб-камерой *Logitech C920HD Pro* с разрешением кадра  $640 \times 480$  пикселей и 8-битной глубиной цвета. Частота кадров  $F$  варьировалась от 23 до 30 (среднее  $29,2 \pm 1,7$ ) кадров в секунду и оставалась неизменной на протяжении каждой отдельной видеозаписи. Расстояние между камерой и добровольцем составляло 1 метр. Фон за испытуемыми был статичен и неоднороден. Для измерения референтных, или эталонных, значений частоты сердечных сокращений каждого участника использовался контактный пульсоксиметр *CMS50E* от компании *Contec Medical Systems* с декларируемой точностью  $\pm 2$  удара в минуту, или  $\pm 2\%$  (выбирается большее значение). Эти показатели соответствуют стандартам для подобных медицинских устройств и обеспечивают надёжность измерений при правильном использовании прибора.

В свою очередь, открытый научный набор данных *Mahnob-HCI* представляет собой стандартный инструмент для верификации новых технологий в ДФПГ и содержит видеоданные и фотоплетизмограммы от 27 добровольцев с общей продолжительностью видеозаписей 654 минуты. Записи были осуществлены с использованием цифровой камеры *Allied Vision Stingray F-046C* в формате *YCbCr*, с разрешением кадров  $780 \times 580$  пикселей, 8-битной глубиной цвета и кадровой частотой  $F$ , равной 61 кадр в секунду. В кадре присутствует лицо, освещённое светом лампы и монитора. На мониторе отображались сменяющиеся изображения и видеозаписи. Фон неоднородный, имело место движение на фоне и динамичное освещение. Длительность видеозаписей  $T_{reg}$  составляла от 30 секунд, на протяжении которых испытуемые находились в спокойном состоянии, но допуская при этом движения головой, моргания глаз и мимическую

активность. Перечисленные факторы обуславливают, как известно, низкочастотные помехи в составе полезного ФПГ-сигнала [143,185]. Для контрольных измерений частоты сердечных сокращений  $\hat{f}^p$  добровольцев использовалась электрокардиограмма, зарегистрированная прибором *Biosemi active II system* с частотой дискретизации 2048 Гц (абсолютная точность частоты дискретизации 0,1 Гц, а относительная точность – менее 200 пикосекунд), позволяющая оценивать ЧСС с точностью  $\pm 0,3$  удара в минуту.

В сводной таблице 3 представлены характеристики наборов данных, определяющие условия эксплуатации систем ДФПГ.

Таблица 3. Характеристики наборов данных для тестирования систем ДФПГ

Характеристика	Наборы данных	
	<i>UBFC-RPPG</i>	<i>Mahnob-HCI</i>
Количество добровольцев	42	27
Продолжительность видеозаписи	$\approx 120$ с	$\approx 120$ с
Количество видеозаписей	42	559
Частота кадров видеокамеры	29 $\pm$ 2 кадров/с	61 кадр/с
Разрешение изображения	640 $\times$ 480 пикселей	780 $\times$ 580 пикселей
Сжатие видеопотока	Отсутствует	Сжатие с потерями
Глубина цвета	8 бит	8 бит
Цветовой формат	<i>RGB</i>	<i>YCbCr</i>
Цвет кожи добровольцев по шкале Фитцпатрика [196]	2–3	1–5
Наличие макияжа	Присутствует	Присутствует
Психоэмоциональное состояние	Нейтральное	Динамичное, с выраженным проявлением эмоций
Вариабельность освещения	Отсутствует	Присутствует (отражения экрана на лице и движения на фоне)
Расстояние от камеры до лица	$\approx 1$ м	0,5–1 м
Ракурс камеры	Фронтальный	Фронтальный
Наличие головных уборов	Отсутствуют	Шапочка для проведения электроэнцефалографии
Наличие очков	Отсутствуют	Присутствуют у некоторых добровольцев
Интенсивность движений	Интенсивные движения отсутствуют	Наблюдаются активные движения головой, перекрытие лица руками
Мимическая активность	Отсутствует	Выраженная мимическая активность

Из таблицы 3 следует, что в наборе данных *Mahnob-HCI* наблюдаются активные проявления эмоций и движения головой, тогда как в *UBFC-RPPG* акцент сделан на относительно спокойных и контролируемых условиях с минимальными внешними возмущениями. Кроме того важно отметить, что в *Mahnob-HCI* видеозаписи сжаты с потерей качества, а также присутствует вариабельность освещения, что усложняет задачу оценивания ЧСС системой ДФПГ. Поэтому в настоящей работе условия сбора набора данных *UBFC-RPPG* называются контролируемыми условиями эксплуатации системы ДФПГ, а набора данных *Mahnob-HCI* – условиями практического применения.

#### 1.4 Выводы

В первой главе приведено описание автоматизированной системы управления, выполняющей мониторинг состояния человека, одной из подсистем которой является система ДФПГ для оценивания ЧСС по видеоизображению. Проведён анализ методов, алгоритмов и автоматизированных систем оценивания и мониторинга ЧСС. В соответствии с введённой классификацией методы разделены на контактные и бесконтактные, проведён анализ их достоинств и недостатков. Продемонстрированы принципиальные преимущества систем ДФПГ над другими системами оценивания ЧСС. Основными преимуществами являются возможность бесконтактной работы, а также отсутствие необходимости приобретать и обслуживать дополнительное оборудование, помимо имеющихся видеокамеры и вычислительного устройства. Эти свойства делают системы ДФПГ потенциально применимыми как в бытовых, так и в офисных условиях для непрерывного мониторинга состояния человека-оператора.

Приведены и проанализированы ключевые факторы, влияющие на качество оценивания ЧСС по видеоизображению лица системами ДФПГ. Определены контролируемые условия эксплуатации системы ДФПГ и условия практического применения. Показано, что несмотря на активное развитие направления

дистанционной фотоплетизмографии, разработка прикладных решений регистрации частоты сердечных сокращений требует дальнейших исследований. На основе проведённого анализа сделан вывод о необходимости разработки системДФПГ, обеспечивающих повышенную точность оценки ЧСС при наличии движений человека на видеоизображении, а также позволяющих проводить непрерывный мониторинг при использовании общераспространённых вычислительных устройств.

На основании приведённого в первой главе анализа обоснована актуальность задачи выбора наиболее информативных областей на видеоизображении лица для последующего выделения и обработки фотоплетизмографического сигнала. Показано, что приемлемая относительная погрешность оценивания ЧСС системойДФПГ в условиях практического применения с целью мониторинга состояния человека равна 10 % (или 0,1). При этом вычислительные затраты системыДФПГ должны оставаться в пределах 30 GFLOPS при условии обеспечения вычисления значений ЧСС с частотой не менее 10 Гц на центральном процессоре мощностью 100 GFLOPS.

## 2 РАЗРАБОТКА ФУНКЦИОНАЛЬНОЙ МОДЕЛИ ПРОЦЕССА ДИСТАНЦИОННОЙ ФОТОПЛЕТИЗМОГРАФИИ ДЛЯ ОЦЕНИВАНИЯ ЧАСТОТЫ СЕРДЕЧНЫХ СОКРАЩЕНИЙ

В главе 2 решена вторая задача диссертационного исследования, для чего разработана функциональная модель процесса дистанционной фотоплетизмографии (ДФПГ) для оценивания частоты сердечных сокращений (ЧСС) по видеозаписи. Приведены детальные описания блоков модели с целью формализации процесса ДФПГ при обработке видеозаписи и в режиме реального времени при обработке кадров видеокамеры. Процесс ДФПГ заключается в применении метода ДФПГ к входным данным, которые представляют собой упорядоченный набор изображений [135,197,198]. При обработке видеозаписи этот набор формируется путём её разделения на последовательные временные интервалы, для каждого из которых вычисляется средняя оценка ЧСС. В режиме реального времени к входным данным относятся поступающие с видеокамеры кадры, а результатом обработки является упорядоченный набор средних оценок ЧСС, соответствующих последовательным временным интервалам, покрываемым этими видеокадрами.

### 2.1 Разработка функциональной модели процесса дистанционной фотоплетизмографии на уровне контекстной диаграммы

В результате проведённого в главе 1 анализа систем ДФПГ разработана функциональная модель процесса ДФПГ на основе методологии *IDEF0* в соответствии с ГОСТ Р 50.1.028-2001 «Информационные технологии поддержки жизненного цикла продукции. Методология функционального моделирования». На рисунке 2 представлена диаграмма А-0 разработанной модели.

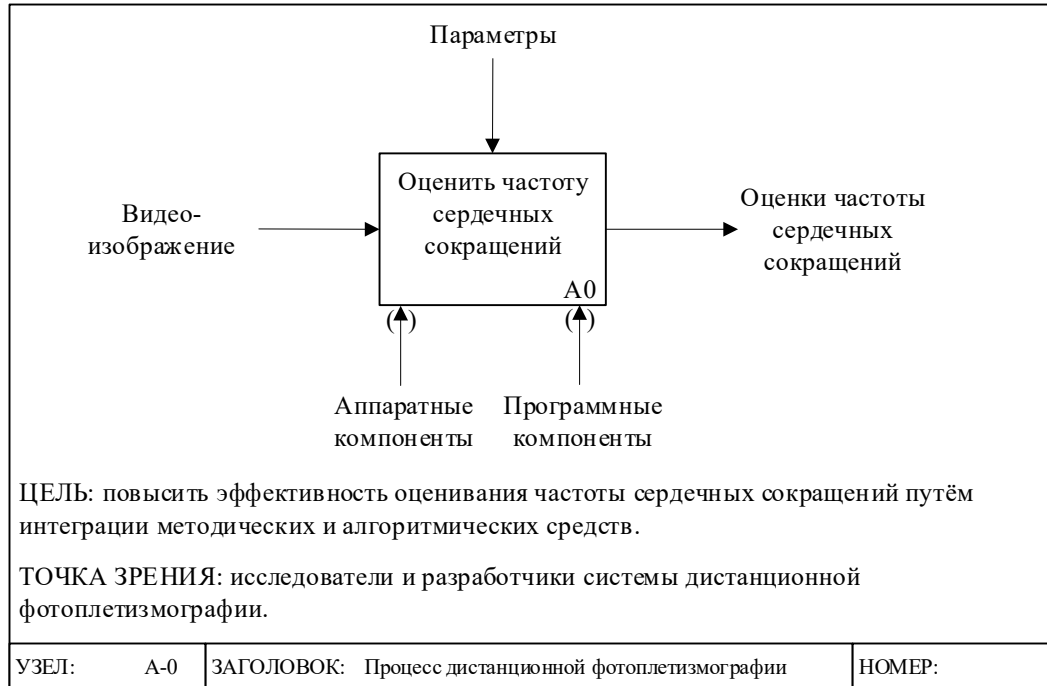


Рисунок 2 – Функциональная модель процесса ДФПГ. Диаграмма А-0

Модель процесса ДФПГ разработана с точки зрения исследователей и разработчиков систем и соответствует цели настоящей работы, заключающейся в повышении эффективности оценки ЧСС методом ДФПГ. Входом блока А0 является видеоизображение, представленное либо в виде видеозаписи, либо в виде потока изображений, поступающих непосредственно с видеокамеры. Выходом блока являются оценки ЧСС, рассчитанные в результате выполнения процесса ДФПГ. Управление осуществляется через параметры модели, задающие используемые методические подходы и алгоритмические средства ДФПГ. В качестве механизмов выступают аппаратные (видеокамера, вычислительные устройства) и программные компоненты (программный код, библиотеки и среды исполнения), необходимые для практической реализации процесса ДФПГ.

На рисунке 3 представлена декомпозиция функциональной модели, включающая основные функциональные блоки А1–А4, детальное описание которых приведено в подразделах 2.2, 2.3. Работа блоков А1–А3 определяется выбранными методами и алгоритмами детектирования областей анализа, формирования фотоплетизмографического сигнала (далее – ФПГ-сигнал) и его последующего

преобразования. При этом детектированные области являются параметрами для применяемых средств понижения размерности, а сформированный ФПГ-сигнал используется для определения областей анализа, необходимых для работы блока А2. Для блока А4 в качестве управляющих параметров выступают границы диапазона поиска частот, которые используются при спектральном анализе ФПГ-сигнала. Результатом работы блока А4 являются итоговые оценки ЧСС, полученные в процессе ДФПГ.

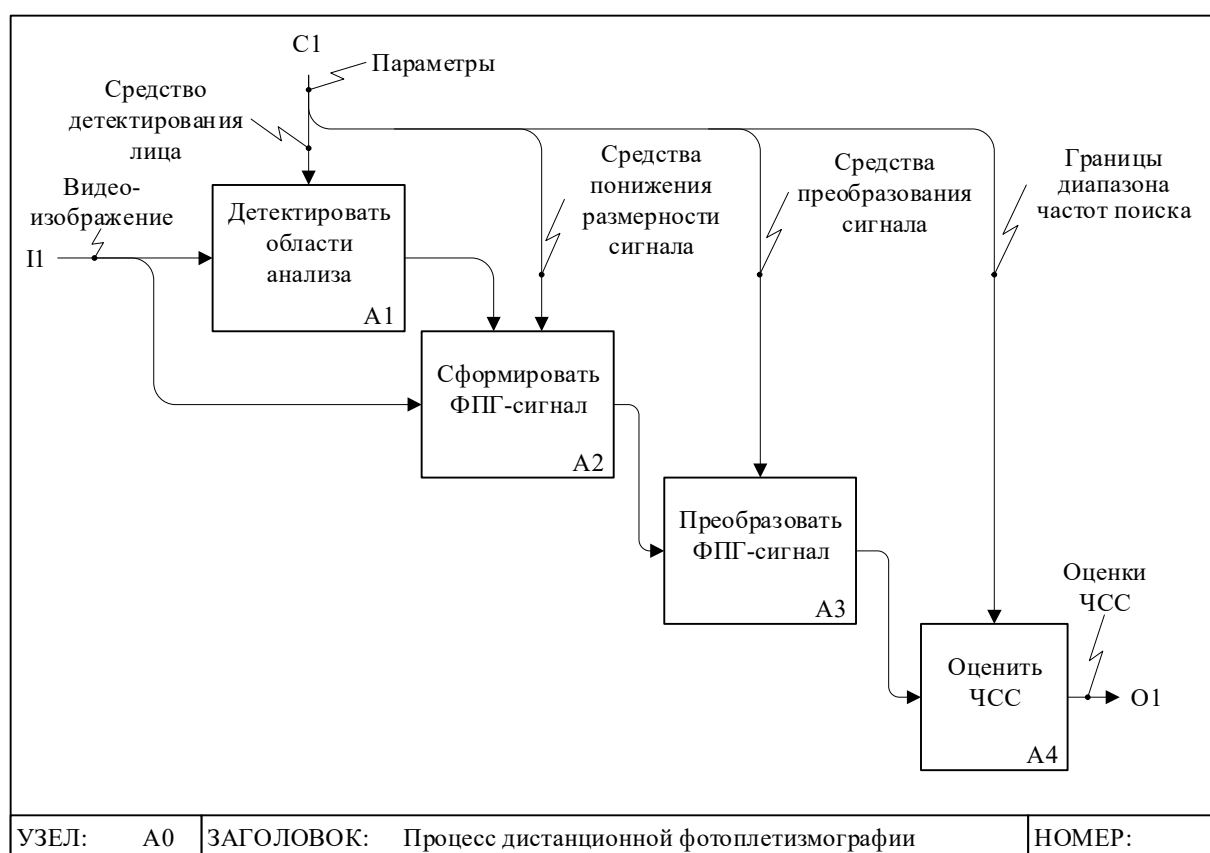


Рисунок 3 – Функциональная модель процесса ДФПГ. Диаграмма А0

Разработанная функциональная модель служит основой для последующего детального анализа отдельных этапов процесса ДФПГ, интеграции и выбора подходящих методических и алгоритмических средств в виде операций, реализующих функциональные блоки, а также оценки эффективности системы ДФПГ.

## 2.2 Разработка описания процесса дистанционной фотоплетизмографии для оценивания частоты сердечных сокращений по видеозаписи

Процесс ДФПГ для оценивания ЧСС по видеозаписи состоит в последовательном применении к исходной видеозаписи операций, которые производят фильтрацию сигнала либо понижают его размерность. Таким образом, по исходной видеозаписи формируется набор одномерных сигналов, который далее преобразуется в единственный одномерный сигнал, состоящий из оценок ЧСС. На рисунке 4 представлена укрупнённая схема процесса ДФПГ для оценивания ЧСС, где на вход подаётся видеозапись, а на выходе возвращается оценка средней ЧСС по видеозаписи.

Схема на рисунке 4 состоит из операций, каждая из которых выполняется на основе результатов работы предыдущих операций. Овалами обозначено начало и завершение процесса, параллелограммами – получение и возвращение данных, прямоугольниками – основные операции процесса ДФПГ, шестиугольниками – начало и конец циклов, параллельными линиями внутри цикла 1 обозначены операции, которые могут выполняться параллельно, пунктирной линией и примыкающей к ней квадратной скобкой – комментарии. Стрелками обозначена очерёдность вызова операций. Вертикальные соединительные линии между операциями соответствуют очерёдности сверху вниз.

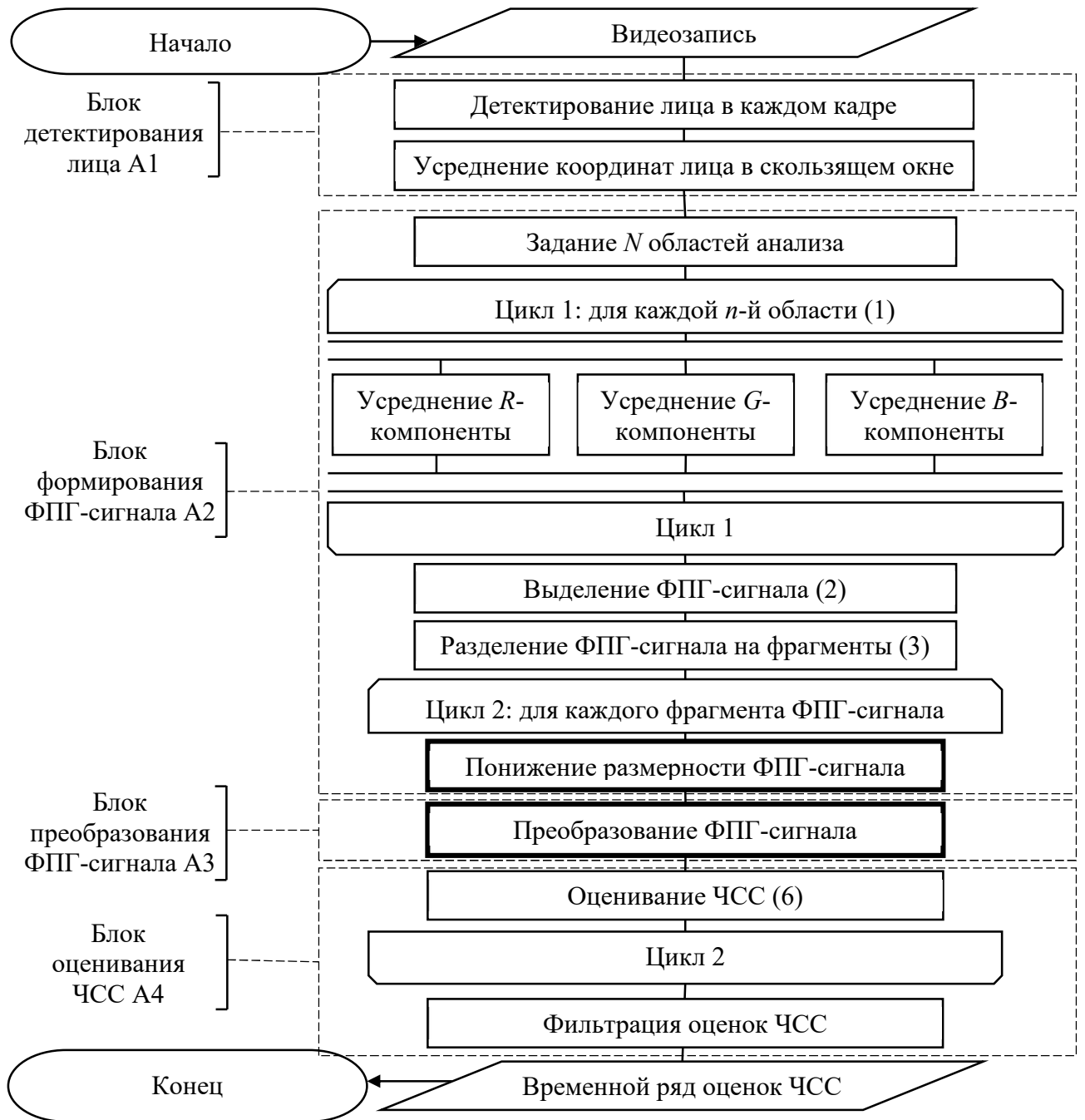


Рисунок 4 – Укрупнённая схема процесса оценивания ЧСС по видеозаписи методом ДФП. Пунктиром выделены блоки функциональной модели, которым соответствуют приведённые операции. Выделенные жирным операции отведены под интеграцию новых методических и алгоритмических средств, обеспечивающих повышение точности оценивания ЧСС

В соответствии со схемой на рисунке 4 изображения лица человека, регистрируемого при помощи различных средств видеосъёмки, имеют известные постоянные линейные размеры (рисунок 5.а). Детектирование изображения лица в

составе каждого видеокadra реализуется за счёт использования каскадного классификатора П. Виолы и М. Джонса [155], который выделяет значимые признаки с помощью алгоритма *AdaBoost* [199,200], за счёт применения каскадной свёрточной нейронной сети *MTCNN* [201] или аналогичных средств. В любом случае в кадре выделяется такая прямоугольная область, которая максимально охватывает лицо человека и по минимуму содержит фоновые фрагменты изображения (рисунок 5.б). Далее (рисунок 5.в) в составе найденной прямоугольной области выбираются  $N$  прямоугольных подобластей для анализа (*region of interest, ROI*) различных, в общем случае, линейных размеров  $h_n \times m_n$  ( $n = 1, 2, \dots, N$ ). Задание подобных областей, которые используются для дальнейшего расчёта так называемого фотоплетизмографического сигнала (ФПП-сигнала), в большинстве случаев реализуется эвристически по таким правилам, чтобы *ROI* включали в себя наибольшую площадь кожных покровов, но при этом не содержали фрагменты лица, которые не являются информативными с точки зрения решения задачи ДФПП – волосяной покров, глаза, ноздри, рот, а также не включали оставшиеся после применения алгоритма детектирования лица фоновые детали исходного изображения.

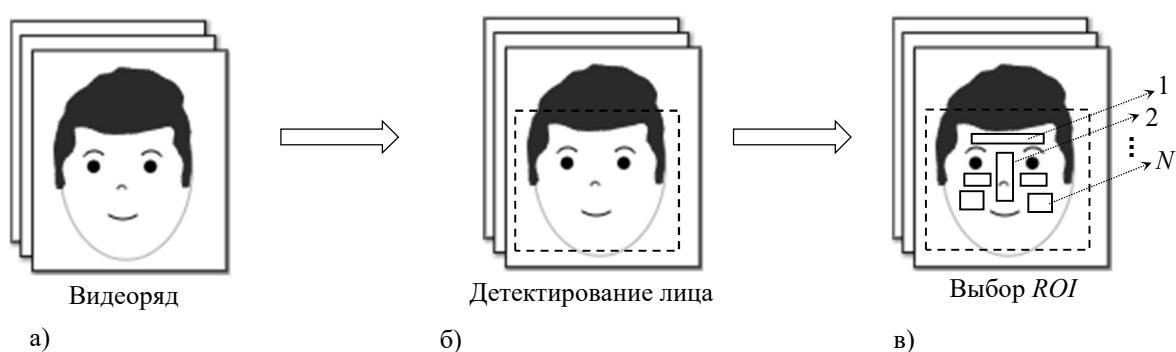


Рисунок 5 – Процедура задания *ROI*. Пунктиром выделен детектированный прямоугольник лица, сплошными линиями показаны примеры выбираемых *ROI*

В соответствии с этим каждая  $n$ -я *ROI* представляет собой блочную матрицу  $[\mathbf{R}_n \mid \mathbf{G}_n \mid \mathbf{B}_n]$  размера  $(h_n \times m_n) \times 3$ , где  $\mathbf{R}_n$ ,  $\mathbf{G}_n$ ,  $\mathbf{B}_n$  – матрицы одного размера, содержащие значения интенсивностей пикселя цветового сигнала красной,

зелёной и синей компонент с координатами  $(i, j)$  ( $i = 1, 2, \dots, h_n; j = 1, 2, \dots, m_n$ ). Далее, к каждой из матриц цветности  $\mathbf{R}_n, \mathbf{G}_n, \mathbf{B}_n$  применяется процедура усреднения значений интенсивности (см. операции «Цикл 1: для каждой  $n$ -й области» на рисунке 4):

$$\begin{aligned}\bar{R}_n &= \frac{1}{h_n m_n} \sum_{i,j=1}^{h_n, m_n} (\mathbf{R}_n)_{i,j}; \\ \bar{G}_n &= \frac{1}{h_n m_n} \sum_{i,j=1}^{h_n, m_n} (\mathbf{G}_n)_{i,j}; \\ \bar{B}_n &= \frac{1}{h_n m_n} \sum_{i,j=1}^{h_n, m_n} (\mathbf{B}_n)_{i,j},\end{aligned}\quad (1)$$

что приводит к понижению размерности описания каждой  $n$ -й *ROI* до трёхмерного вектора  $\mathbf{z}_n = (\bar{R}_n \ \bar{G}_n \ \bar{B}_n)^T$  ( $T$  – операция транспонирования,  $\dim(\mathbf{z}_n)=3 \times 1$ ).

Как правило, следующий этап понижения размерности описания *ROI* (см. операцию «Выделение ФПГ-сигнала» на рисунке 4) выполняется при выборе одного из усреднённых значений цветности (1), т. е. только одной из скалярных величин  $z_n = \bar{R}_n$ , или  $z_n = \bar{G}_n$ , или  $z_n = \bar{B}_n$  [24]. Другим распространённым способом понижения размерности описания *ROI* является применение какой-либо функции смешивания цветов из (1) [25,124] и, как следствие, переход к одномерной величине, называемой ФПГ-сигнал:

$$z_n = z_n(\bar{R}_n, \bar{G}_n, \bar{B}_n). \quad (2)$$

Таким образом, каждому кадру видеоряда соответствует  $n$ -я скалярная величина  $z_n$ , численно характеризующая  $n$ -ю *ROI*. Поэтому на необходимом для оценки средней ЧСС человека временном интервале  $T$  для каждой  $n$ -й *ROI* динамика обобщённой характеристики  $z_n(T)$  представляется дискретной временной последовательностью  $\{z_{n,k}\}_{k=1}^K$  (см. операцию «Разделение ФПГ-сигнала на фрагменты» на рисунке 4), где  $k$  представляет собой номер кадра в видеоряде, соответствующем временному интервалу  $T$ ;  $K$  обозначает общее количество видеокадров на интервале  $T$ . Соответственно, на данном этапе ФПГ-сигналом

называют такой сигнал, который отражает динамику найденных фрагментов лица человека. В связи с этим ФПГ-сигнал описывается матрицей

$$\mathbf{Z}(T) = \begin{pmatrix} z_{1,1} & z_{1,2} & \dots & z_{1,K} \\ z_{2,1} & z_{2,2} & \dots & z_{2,K} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ z_{N,1} & z_{N,2} & \dots & z_{N,K} \end{pmatrix}, \quad (3)$$

размера  $N \times K$ , каждая  $n$ -я строка  $\{z_{n,k}\}_{k=1}^K$  которой соответствует  $n$ -й  $ROI$  и является дискретной временной последовательностью размером  $K$  отсчётов (где  $n = 1, 2, \dots, N$ ) [37]. Далее в ранних (традиционных) подходах обычно рассчитывается одномерный временной ряд с помощью усреднения по полученному набору областей  $ROI$  (см. операцию «Понижение размерности ФПГ-сигнала» на рисунке 4):

$$\bar{Z}(T) = \frac{1}{N} \left\{ \sum_{n=1}^N z_{n,1}; \sum_{n=1}^N z_{n,2}; \dots; \sum_{n=1}^N z_{n,K} \right\} = \{\bar{z}_k\}_{k=1}^K; \quad \bar{z}_k = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N z_{n,k}; \quad k = \overline{1, K}. \quad (4)$$

Следовательно, обобщённая динамика одновременно всех фрагментов лица человека характеризуется временным рядом  $\{\bar{z}_k\}_{k=1}^K$ . К полученному временному ряду  $\{\bar{z}_k\}_{k=1}^K$  далее применяется преобразование сигнала (см. операцию «Преобразование ФПГ-сигнала» на рисунке 4) с целью устранения шума, которое в традиционных подходах обычно является тождественной операцией.

Далее по временному интервалу  $T$  к преобразованному на предыдущем шаге одномерному временному ряду  $\{\bar{z}_k\}_{k=1}^K$  (4) с помощью применения дискретного преобразования Фурье

$$Z(f) = \sum_{k=1}^K \bar{z}_k \exp\left(-2\pi f \frac{k-1}{F} i\right),$$

где  $\frac{k-1}{F}$  – момент времени для  $k$ -го отсчёта,  $f = \frac{f_k}{K} F \in \left[0; \frac{F}{2}\right]$  – физическая частота в Гц, заданная в точках  $f_k = 0.. \lfloor K/2 \rfloor$ ,  $Z(f)$  – спектральный коэффициент

для частоты  $f$ ,  $F$  – частота кадров для последовательности  $\mathbf{Z}(T)$  (3), рассчитывается функция спектральной плотности мощности (СПМ):

$$P(f) = \frac{2}{FK} |Z(f)|^2 = \frac{2}{FK} \left| \sum_{k=1}^K \bar{z}_k \exp\left(-2\pi f \frac{k-1}{F} i\right) \right|^2, \quad (5)$$

где  $|Z(f)|^2 = \text{Re}(Z(f))^2 + \text{Im}(Z(f))^2$ ,  $i$  – мнимая единица. Коэффициент  $\frac{2}{FK}$  выполняет следующую роль: деление на  $K$  учитывает длину временного окна анализа, деление на  $F$  переводит нормированную частоту в физические единицы – герцы, а множитель 2 компенсирует использование только положительных частот для реального сигнала. Такая нормализация обеспечивает выполнение теоремы Парсеваля, где энергия сигнала во временной области равна энергии в частотной области [202]. В соответствии с теоремой Шеннона – Найквиста – Котельникова [203] количество значений  $f$  для СПМ соответствует половине длины временного сигнала  $K/2$ , так как для реального сигнала используются только положительные частоты  $f \in [0; F/2]$ . Это связано с тем, что в частотной области отрицательные частоты являются зеркальным отражением положительных, и их учёт не требуется для анализа энергии сигнала.

В итоге вычисляется оценка  $\hat{f}$  средней ЧСС на временном интервале  $T$  (см. операцию «Оценивание ЧСС» в цикле по фрагментам ФПГ-сигнала на рисунке 4)

$$\hat{f} = \arg \max_{f \in [f_{\min}; f_{\max}]} P(f), \quad (6)$$

где значения  $f_{\min}$ ,  $f_{\max}$  служат границами локального диапазона частот поиска  $\hat{f}$  в (6) и относятся к диапазону возможных значений ЧСС человека. Они определяются в зависимости от задачи и обычно равны  $f_{\min}=0,7$  Гц (соответствует 42 уд./мин);  $f_{\max}=3$  Гц (соответствует 180 уд./мин) [204,205]. Задание локального диапазона частот  $[f_{\min}; f_{\max}]$  и приведение ЧСС к нему относится к операции «Фильтрация оценок ЧСС» (см. рисунок 4).

Погрешность определения частоты  $\hat{f}$  (6) ограничена спектральным разрешением, которое зависит от длины временного окна анализа  $T$  и частоты дискретизации  $F$ . Разрешение составляет  $F/K$ , что накладывает ограничения на точность оценки ЧСС.

В итоге видеозаписи ставится в соответствие одномерный временной ряд, состоящий из  $J_{max}$  оценок средней ЧСС  $\{\hat{f}_J\}_{J=1}^{J_{max}}$ , рассчитанных на каждом  $J$ -м временном интервале.

Как было показано в п. 1.3.5, операции, соответствующие функциональным блокам А2 (формирования ФПГ-сигнала) и А3 (его преобразования) являются ключевыми в процессеДФПГ и требуют реализации алгоритмов, позволяющих повысить точность оценивания ЧСС.

### 2.3 Разработка описания процесса дистанционной фотоплетизмографии для оценивания частоты сердечных сокращений в режиме реального времени

В работах поДФПГ, как правило, проводится оценка ЧСС по видеозаписи, потому что для проверки такой оценки существуют наборы данных с эталонными значениями ЧСС, на которых есть возможность сравнить различные реализации системыДФПГ [48,143]. Однако с целью мониторинга состояния человека в реальном времени методДФПГ может быть применён не только к видеозаписям, но и к последовательности изображений, получаемых в реальном времени с видеокамеры [185].

На рисунке 6 приведена схема оценивания ЧСС в реальном времени по изображениям с видеокамеры, которая отличается от схемы на рисунке 4 тем, что вместо фиксированного набора изображений на вход последовательно подаются по одному изображению с видеокамеры. При этом обработка данных выполняется в двух потоках – основном, где обрабатываются изображения с видеокамеры, и фоновом, где происходит преобразование ФПГ-сигнала и итоговое

оценивание ЧСС по нему. СистемаДФПГ в реальном времени выполняется до появления признака завершения работы – команды извне. Поступающие с видеокамеры кадры, или изображения, обрабатываются по одному в основном потоке, где происходит накопление последних отсчётов ФПГ-сигнала до покрытия ими временного отрезка длительностью  $T$ . Далее выполняется преобразование ФПГ-сигнала и оценивание по нему ЧСС в фоновом потоке, после чего может выполняться вспомогательная процедура фильтрации оценок ЧСС (операция «Фильтрация оценок ЧСС»), и результаты возвращаются в виде итоговых оценок ЧСС по мере их вычисления.

При этом операции, реализующие функциональный блок А1 (детектирование лица, см. рисунок 3), расположены в основном потоке (рисунок 7), а операции, реализующие А2 (формирование ФПГ-сигнала), частично расположены в основном потоке, имеющем повышенный приоритет, а частично – в фоновом, выполняющемся с пониженным приоритетом (рисунки 7, 8). Нотация рисунков 6–8 соответствует нотации рисунка 4. Дополнительно ромбами обозначены условные операторы, прямоугольниками с вертикальными отрезками внутри – компоненты, выполняющие роль хранения промежуточных данных.

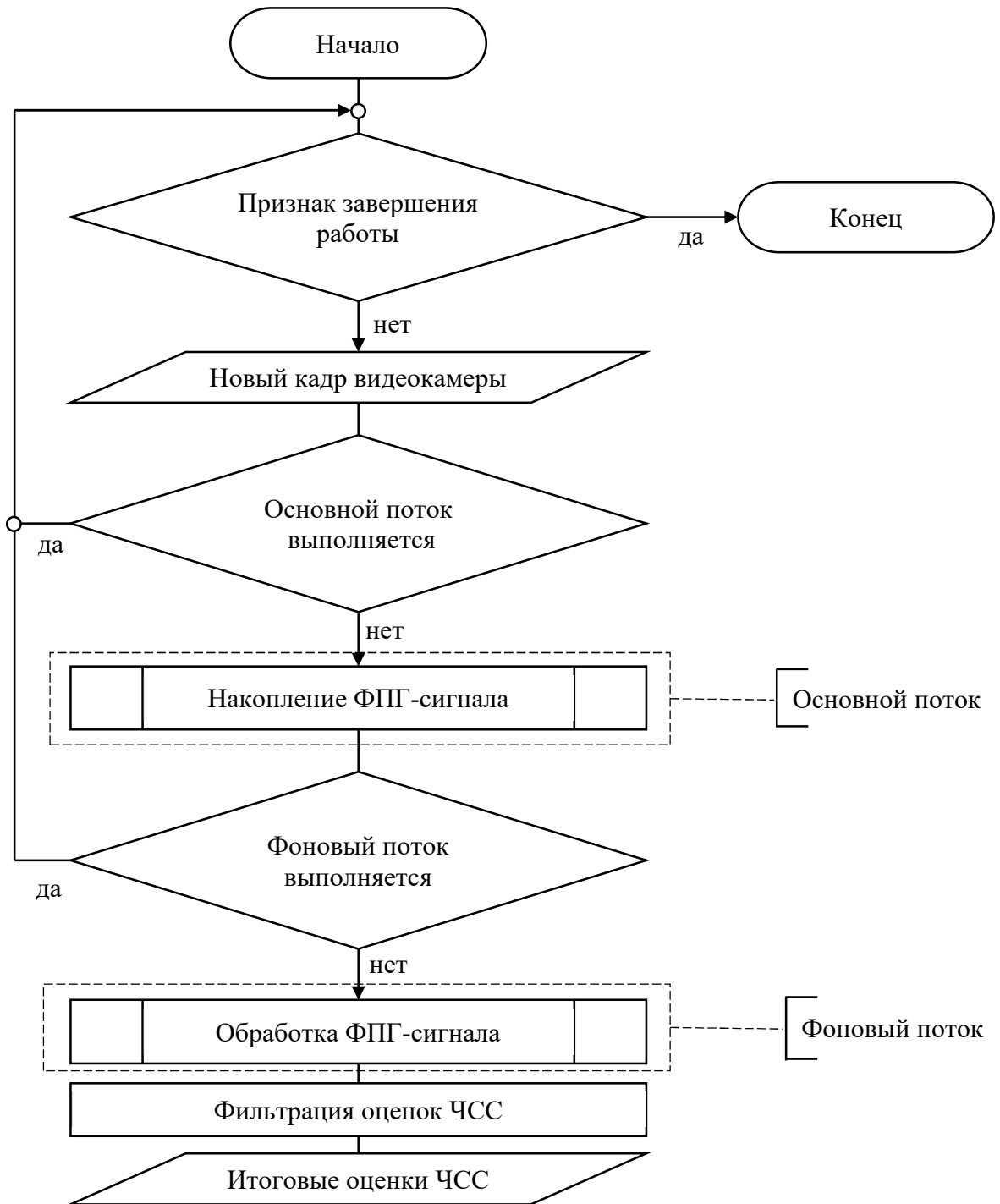


Рисунок 6 – Укрупнённая схема процесса оценивания ЧСС в реальном времени по изображениям с видеокamеры

Основной поток системы ДФПГ реального времени изображён на рисунке 7. В нём сначала детектируется лицо и задаются  $ROI$ , затем цветовой сигнал  $\{z_{n,k}\}_{k=1}^K$  накапливается в компоненте «Накопление ФПГ-сигнала» до покрытия полученным ФПГ-сигналом временного отрезка длительностью  $T$ . Далее

применяются операции по извлечению фрагмента ФПГ-сигнала  $\{\bar{z}_k\}_{k=1}^K$  (операция «Извлечение фрагмента ФПГ- сигнала») и понижению его размерности (операция «Понижение размерности ФПГ-сигнала»). В итоге оценивание ЧСС выполняется в фоновом потоке. Так как на вход в основной поток поступает один кадр с камеры, накопленный сигнал сохраняется в оперативную память перед завершением работы основного потока, для иллюстрации чего прямоугольник «Накопление ФПГ-сигнала» на рисунке 7 содержит пересекающиеся ортогональные линии в левом верхнем углу.



Рисунок 7 – Укрупнённая схема операций в основном потоке в процессе оценивания ЧСС в реальном времени по изображениям с видеокамеры

Фоновый поток в системе ДФПГ реального времени изображён на рисунке 8. Он состоит из операций преобразования ФПГ-сигнала и оценивания ЧСС, на выходе возвращая значение оценки ЧСС.



Рисунок 8 – Укрупнённая схема операций в фоновом потоке в процессе оценивания ЧСС в реальном времени по изображениям с видеокамеры

Перемещение части операций в фоновый поток не является обязательным, однако это позволяет отделить операции преобразования исходного изображения, накопления цветового сигнала  $\{z_{n,k}\}_{k=1}^K$  и выделения из него временного ряда  $\{\bar{z}_k\}_{k=1}^K$  от разработанной в диссертации операции преобразования ФПГ-сигнала на основе аппроксимации его конечной разности однослойной нейронной сетью с внутренним слоем с радиальными базисными функциями. Таким образом, по завершении вычисления очередной оценки ЧСС  $\hat{f}_j$  ( $J = 1, 2, \dots$ ) нет необходимости начинать процесс оценивания накопления ФПГ-сигнала заново, а есть возможность продолжить оценку на рассчитанном и обновляемом в основном потоке временном ряде  $\{\bar{z}_k\}_{k=1}^K$ . С этой целью операция «Выделение ФПГ-сигнала» заменена на операцию «Накопление фрагмента ФПГ-сигнала», в процессе которой происходит накопление цветового сигнала до количества отсчётов, достаточного для покрытия временного отрезка длительностью  $T$ . В свою очередь, ввиду отсутствия необходимости хранения множественных фрагментов ФПГ-

сигнала, следующая операция, «Разделение ФПГ- сигнала на фрагменты», заменена на операцию «Извлечение фрагмента ФПГ-сигнала».

Как показано на рисунке 6, в случае поступления с видеокамеры нескольких кадров в процессе обработки кадра в основном потоке при следующем запуске основного потока будет обработан последний поступивший с камеры кадр. Таким образом, один или несколько кадров, полученных с видеокамеры, могут быть пропущены.

Так как временное расстояние между получаемыми с видеокамеры кадрами в общем случае не является постоянным, а обработка кадра в основном потоке может приводить к пропуску нескольких кадров видеокамеры, накопленный цветовой сигнал  $\{\bar{z}'_{k'}\}_{k'=1}^{K'}$  интерполируется до заданной частоты  $F$  с количеством отсчётов  $K$  на основе интерполяции линейным  $B$ -сплайном, обеспечивая непрерывность и кусочно-линейную аппроксимацию данных [206]:

$$\{\bar{z}_k\}_{k=1}^K = \sum_{k'=1}^{K'} c_{k'}^B B_i(t_k), \quad (7)$$

где  $c_{k'}^B$  – коэффициенты, соответствующие значениям накопленного сигнала  $\{\bar{z}'_{k'}\}_{k'=1}^{K'}$ ,  $B_i(t_k)$  – линейные  $B$ -сплайновые базисные функции, зависящие от исходных временных отсчётов  $t_k$ ,  $t_k = \frac{K}{F} = const$  – временной интервал между отсчётами во временном ряде  $\{\bar{z}_k\}_{k=1}^K$ .

#### 2.4 Разработка модифицированного метода дистанционной фотоплетизмографии

Разработанная модификация методаДФПГ основывается на процессеДФПГ, приведённом на рисунках 4, 6–8 и детально описанном в подразделах 2.1–2.3, и нацелена на повышение точности оценивания ЧСС в условиях помех, возникающих при условиях практической эксплуатации. К таким помехам

относятся вариабельность освещения и движения объекта (человека) в кадре. Согласно принятым в литературе представлениям о методеДФПГ [24,32,34,104], исходные данные – это упорядоченный набор изображений (полученных либо по видеозаписи, либо по кадрам видеокамеры в режиме реального времени), а результатом вычислений является одномерный временной ряд оценок ЧСС (рисунки 2–3).

В традиционном подходе, приведённом в подразделах 2.2 и 2.3, ФПГ-сигнал усредняется по заданным областям лица  $ROI$  без дополнительной обработки, что в условиях помех может приводить к увеличению погрешности системыДФПГ. В предлагаемой модификации методаДФПГ, во-первых, применяется процедура выбора наиболее информативной области  $ROI$  с учётом качества ФПГ-сигнала, а во-вторых, осуществляется его преобразование для снижения погрешности системыДФПГ при наличии помех. Это актуально как в контролируемых условиях (без значительных движений головы, выраженной мимической активности и вариабельности освещения), так и в условиях указанных помех.

На первом этапе в методеДФПГ выполняется процедура детектирования лица с помощью алгоритма Виолы – Джонса или каскадной нейронной сети в соответствии с описанием в п. 2.2. Далее осуществляется процедура задания  $ROI$ , расположенных внутри прямоугольника лица (рисунок 5), для последующего формирования трёхмерного вектора описания каждой  $n$ -й  $ROI$   $\mathbf{z}_n = (\bar{R}_n \ \bar{G}_n \ \bar{B}_n)^T$ , состоящего из усреднённых значений интенсивности компонент цвета внутри каждой области (1).

На следующем этапе для каждой  $ROI$  происходит выделение ФПГ-сигнала  $z_n$  (2) путём выбора одного из усреднённых значений цветности (1) либо применением функции смешивания цветов [25,124]. Временные отсчёты сигнала  $z_n$  численно характеризуют  $n$ -ю  $ROI$  и являются скалярными величинами, соответствующими кадрам исходного видеоряда. Полученный ФПГ-сигнал далее разделяется на фрагменты, покрывающие временной интервал для оценивания ЧСС  $T$

(обычно от 4 до 30 с). В итоге на каждом  $J$ -м ( $J \in \overline{1; J_{max}}$ ) временном интервале формируется матрица  $\mathbf{Z}(T)$  (3) размера  $N \times K$ , каждая строка  $\{z_{n,k}\}_{k=1}^K$  которой соответствует  $n$ -й  $ROI$  и является дискретной временной последовательностью размером  $K$  отсчётов. При обработке видеозаписи, где количество кадров фиксировано, количество временных интервалов  $J_{max}$  вычисляется исходя из количества кадров, частоты дискретизации  $F$  и степени перекрытия соседних  $J$ -х интервалов. При обработке кадров видеокамеры в реальном времени значение  $J_{max}$  в общем случае не ограничено.

В традиционном методе ДФПГ для понижения размерности данных используется усреднение значений ФПГ-сигнала  $\{z_{n,k}\}_{k=1}^K$  по всем областям лица  $ROI$  (4), что в условиях помех (движений головы, изменения освещённости и т. д.) может приводить к значительным искажениям. В настоящей работе предлагается модификация этого этапа, подробно описанная в главе 3, которая заменяет усреднение по всем  $ROI$  процедурой выбора наиболее информативной  $ROI$  на каждом  $J$ -м временном интервале. Для этого применяется специальный критерий на основе спектральной энтропии (13), (14). Итоговый одномерный ФПГ-сигнал  $\{\bar{z}_k\}_{k=1}^K = \{z_{\hat{n},k}\}_{k=1}^K$  ( $\hat{n} \in \overline{1; N}$ ) определяется на основе выбора наиболее информативной  $ROI$  на  $J$ -м временном интервале.

Дополнительное преобразование полученного одномерного ФПГ-сигнала  $\{\bar{z}_k\}_{k=1}^K$ , отсутствующее в традиционной реализации, вносится для подавления низкочастотных помех, обусловленных движениями лица в кадре и вариабельностью освещения. Как показано в главах 4 и 5, использование процедуры аппроксимации конечной разности ФПГ-сигнала однослойной нейронной сетью с радиально-базисными функциями позволяет снизить влияние таких помех на ФПГ-сигнал с умеренным повышением нагрузки на вычислитель.

Следующим этапом по ФПГ-сигналу на  $J$ -м временном интервале происходит вычисление оценки средней ЧСС с помощью поиска максимума в СПМ

сигнала (5) в рамках заданных границ  $f_{\min}, f_{\max}$ . В итоге  $J$ -му временному интервалу ставится в соответствие оценка ЧСС  $\{\hat{f}_J\}_{J=1}^{J_{\max}}$ , выраженная в ударах в минуту (или герцах).

Таким образом, разработанная модификация методаДФПГ основывается на двух ключевых усовершенствованиях. Во-первых, вместо усреднения сигнала по всем областям лица применяется отбор наиболее информативной  $ROI$  на каждом фрагменте временного ряда (глава 3). Во-вторых, для подавления помех вводится дополнительное преобразование ФПГ-сигнала путём аппроксимации его конечной разности однослойной нейронной сетью с внутренним слоем радиальных базисных функций (глава 4). Разработанные усовершенствования не вносят радикальных изменений в процессДФПГ, описанный в подразделах 2.1–2.3, однако позволяют повысить точность оценивания ЧСС в присутствии помех и при этом не приводят к избыточному увеличению вычислительных затрат, что подтверждается результатами экспериментов, изложенными в главе 5. Реализации методаДФПГ в виде алгоритмов процесса оценивания ЧСС по видеоизображению приведены на рисунке 4 (при обработке видеозаписи) и рисунках 6–8 (при обработке изображений видеокамеры).

## 2.5 Постановка задачи диссертационного исследования

Целью диссертационной работы является повышение эффективности системы бесконтактного оценивания ЧСС методомДФПГ. Для достижения этой цели методические и алгоритмические средства должны быть разработаны и интегрированы в систему (рисунки 2–4 и 6–8) в виде дополнительных компонентов либо вместо существующих, традиционно используемых.

Оценка эффективности интеграции разработанных средств должна быть выполнена на основе соответствующего критерия, позволяющего проанализировать вклад от каждого компонента путём сравнения погрешности системыДФПГ при оценивании ЧСС по видеозаписи до и после его интеграции. При этом

критерий должен быть предназначен для оценки эффективности интеграции новых компонентов в систему ДФПГ, а не сравнения двух произвольных систем ДФПГ.

Предлагается критерий на основе обобщённого показателя качества, включающего в себя взвешенную сумму частных показателей качества, в роли которых выступают снижение относительной погрешности системы  $\delta$  (относительная погрешность должна снижаться) и рост вычислительных затрат  $\alpha$  (вычислительные затраты должны уменьшаться или увеличиваться относительно слабо) при интеграции нового компонента:

$$Q = \sum_{q=1}^{N_q} \left( v_{\delta} \frac{\delta_{q-1}}{\delta_q} - v_{\alpha} \log_2 \left( 1 + \frac{\alpha_q}{\alpha_{q-1}} \right) \right), \quad (8)$$

где  $Q$  – обобщённый показатель качества системы ДФПГ,  $N_q$  – количество интегрированных в систему ДФПГ компонентов,  $\delta_q$  – средняя относительная погрешность системы (27) при последовательной интеграции  $q$ -го компонента,  $\alpha_q$  – оценка вычислительных затрат системы после интеграции  $q$ -го компонента, GFLOPS (количество операций с плавающей точкой в секунду);  $v_{\delta}$  и  $v_{\alpha}$  – коэффициенты важности погрешности системы и вычислительных затрат, соответственно. Коэффициенты важности относительной ошибки оценивания и вычислительных затрат подобраны в ходе экспериментальных исследований и согласно с приоритетами заказчика – коммерческой компании:  $v_{\delta} = 2$ ,  $v_{\alpha} = 1$ .

Выбор аддитивной формы критерия эффективности интеграции компонентов системы ДФПГ обусловлен его интуитивной интерпретируемостью и удобством применения. Аддитивная структура позволяет учитывать вклад каждого компонента отдельно, что обеспечивает адаптивность оценки к факторам, влияющим на качество оценивания ЧСС, при последовательной интеграции новых средств. Это особенно важно для систем, работающих в условиях реальных помех и варьирующихся аппаратных ресурсов. Мультипликативные критерии или подходы, основанные на интерактивных методах, таких как «идеальная точка»,

сложны в реализации и требуют наличия строго заданного эталона. Это ограничивает их применимость в задачах с высокой степенью неопределённости и отсутствием универсальных стандартов для различных конфигураций системы. Логарифмическая функция, используемая для учёта прироста вычислительных затрат, сглаживает влияние резкого роста нагрузки, что особенно актуально для высокопроизводительных систем, где такие изменения становятся менее критичными по сравнению с приростом точности. Таким образом, предложенный критерий в аддитивной форме обеспечивает баланс между точностью оценки, учётом затрат и удобством интеграции компонентов, что делает его подходящим для анализа эффективности систем в условиях практического применения.

Использование логарифмической функции  $\log_2 \left( 1 + \frac{\alpha_q}{\alpha_{q-1}} \right)$  при расчёте ко-

эффициента роста вычислительных затрат обусловлено необходимостью сбалансированного учёта влияния затрат в обобщённом критерии качества  $Q$  (8). Современные вычислительные системы характеризуются высокой скоростью развития аппаратного обеспечения, что приводит к экспоненциальному росту доступных вычислительных мощностей. В этих условиях увеличение вычислительных затрат при интеграции новых компонентов системы зачастую становится менее критичным по сравнению с приростом точности. Логарифмическая функция позволяет учесть это обстоятельство, сглаживая вклад прироста затрат в общий критерий. Например, при резком увеличении вычислительной нагрузки логарифм предотвращает доминирование этой составляющей над точностной, делая вклад затрат адекватным относительно их значений.

При эффективной интеграции значение обобщённого показателя качества  $Q$  увеличивается, что свидетельствует о повышении эффективности работы системы ДФПГ.

В качестве интегрированных компонентов системы ДФПГ выступают оптимизация выбора области лица для выделения ФПГ-сигнала (глава 3), выбор оптимального алгоритма выделения ФПГ-сигнала (2), преобразование

полученного ФПП-сигнала с помощью аппроксимации на основе сети с одним РБФ-слоем (глава 4).

Предложенный критерий эффективности в части погрешности целесообразно применять к системе обработки видеозаписи, потому что для такой системы существуют наборы данных с эталонными значениями ЧСС, что позволяет рассчитать снижение средней относительной погрешности  $\delta_q$ . Однако, так как основной сценарий использования системы ДФПП требует обработки в реальном времени, то вычислительные затраты  $\alpha_q$  необходимо рассчитывать для системы реального времени.

Таким образом, задача диссертационного исследования состоит в повышении эффективности бесконтактного оценивания ЧСС по видеоизображению путём разработки системы ДФПП, интегрирующей в себе методические и алгоритмические средства и обеспечивающей повышенную точность в условиях помех при практическом применении в рамках мониторинга состояния человека-оператора. При этом эффективность рассчитывается на основе предложенного критерия  $Q$  (8).

## 2.6 Выводы

В главе 2 разработана функциональная модель процесса ДФПП для оценивания ЧСС по видеоизображению. На её основе приведено детальное описание процесса ДФПП для обработки видеозаписи и в режиме реального времени при обработке кадров видеокамеры. Показано, что процесс заключается в применении метода ДФПП к входным данным, которые представляют собой упорядоченный набор изображений. При этом при обработке видеозаписи этот набор формируется путём её разделения на последовательные временные интервалы, для каждого из которых вычисляется средняя оценка ЧСС, а в режиме реального времени к входным данным относятся поступающие с видеокамеры кадры, результатом обработки которых является упорядоченный набор средних оценок ЧСС,

соответствующих последовательным временным интервалам, покрываемым этими видеокадрами.

Разработанная функциональная модель процессаДФПГ содержит формализованное описание всех основных этапов процесса, что обеспечило формирование базы критериев и правил для сравнительного анализа эффективности интеграции компонентов в системуДФПГ. В итоге был разработан и обоснован критерий эффективности интеграции методических и алгоритмических средств в единую системуДФПГ. Соответствующий критерию показатель качества объединяет в себе снижение относительной погрешности оценивания ЧСС и повышение роста вычислительных затрат, что позволило обеспечить баланс между точностью измерений и вычислительными затратами.

На основе анализа недостатков традиционного методаДФПГ был разработан модифицированный метод, отличающийся модификацией компонента выбора наиболее информативных областей лица и интеграцией компонента преобразования фотоплетизмографического сигнала. Метод универсален с точки зрения системного анализа и может быть применён для мониторинга как функционального состояния человека, так и состояния его здоровья.

В итоге поставлена задача диссертационного исследования, которая заключается в повышении эффективности бесконтактного оценивания ЧСС по видеоизображению согласно предложенному критерию  $Q$  (8) путём разработки системыДФПГ, интегрирующей в себе методические и алгоритмические средства и обеспечивающей повышенную точность в условиях помех при практическом применении в рамках мониторинга состояния человека-оператора. В соответствии с анализом, проведённым в главе 1, решение поставленной задачи требует совершенствования операций «Понижение размерности ФПГ-сигнала» и «Преобразование ФПГ-сигнала».

### 3 РАЗРАБОТКА МЕТОДИКИ ВЫБОРА НАИБОЛЕЕ ИНФОРМАТИВНЫХ ОБЛАСТЕЙ ЛИЦА НА ВИДЕОИЗОБРАЖЕНИИ НА ОСНОВЕ СПЕКТРАЛЬНОЙ ЭНТРОПИИ

В главе 3 для решения третьей задачи диссертационного исследования разработана методика выбора наиболее информативных областей лица на видеоизображении [190,197,207], отличающаяся от известной применением спектральной энтропии Шеннона вместо отношения «сигнал/шум».

#### 3.1 Ограничения методики выбора области анализа на основе отношения «сигнал/шум»

Цветовой сигнал искажается помехами различной природы, к которым чувствительны традиционные модификации методаДФПГ (1)–(6) [118,208]. С целью компенсации погрешностей, обусловленных артефактами сжатия или вариабельностью освещения, Закревски, Фенг, Рудин и др. [133,175,209] предложили заменить операцию усреднения ФПГ-сигнала по всем заданным областям (4) на выбор ФПГ-сигнала, соответствующего наиболее информативной, или оптимальной, области для анализа (*region of interest, ROI*). Для этого аналогично (5) вычисляются СПМ  $P_n(f)$  отдельно для каждой  $n$ -й ( $n = 1, 2, \dots, N$ ) последовательности  $\{z_{n,k}\}_{k=1}^K$ . Далее в соответствии с условием

$$\sum_f \tilde{P}_n(f) = C_n \sum_f P_n(f) = 1 \quad (9)$$

вычисляются  $\tilde{P}_n(f)$ , представляющие собой нормализованные СПМ; значения  $C_n$  – коэффициенты нормализации. Отсюда рассчитываются значения отношений «сигнал/шум» (*signal-to-noise ratio, SNR*) [143], соответствующие  $n$ -й *ROI*:

$$SNR_n = \frac{\tilde{P}'_n(f: f \in [f'_{\min}; f'_{\max}])}{\sum_f \tilde{P}_n(f: f \in [f_{\min}; f_{\max}])}, \quad (10)$$

где  $[f_{\min}; f_{\max}]$  – диапазон поиска ЧСС,  $[f'_{\min}; f'_{\max}] (\subset [f_{\min}; f_{\max}])$  – субдиапазон частот, ограниченный диапазоном  $[f_{\min}; f_{\max}]$ . При этом границы  $f'_{\min}$  и  $f'_{\max}$  определяются на основе понимания степени вариативности ЧСС на временном интервале измерений  $T$  для человека в состоянии покоя [190], тем самым образуя интервал вокруг отсчёта, соответствующего максимуму  $\tilde{P}'_n = \max_{f \in [f_{\min}; f_{\max}]} \{\tilde{P}_n(f)\}$ ,

шириной до 0,5 Гц:  $f'_{\min} = \max(f_{\min}, \hat{f}_{SNR} - 0,25)$  Гц,  
 $f'_{\max} = \min(f_{\max}, \hat{f}_{SNR} + 0,25)$  Гц. Таким образом,  $f'_{\min} \geq f_{\min}$  и  $f'_{\max} \leq f_{\max}$ .

В результате усреднение ФПГ-сигнала по областям (4) не применяется, а оценка  $\hat{f}_{SNR}$  средней на временном интервале  $T$  ЧСС (6) рассчитывается на основе той СПМ  $\tilde{P}_n$ , которой соответствует максимальное значение отношения (10):

$$\hat{n} = \arg \max_n \left\{ SNR_n(f: f \in [f_{\min}; f_{\max}]) \right\}; \quad (11)$$

$$\hat{f}_{SNR} = \arg \max_{f \in [f_{\min}; f_{\max}]} \tilde{P}_n(f). \quad (12)$$

Обобщённая схема такой модификации методаДФПГ показана на рисунке 9.

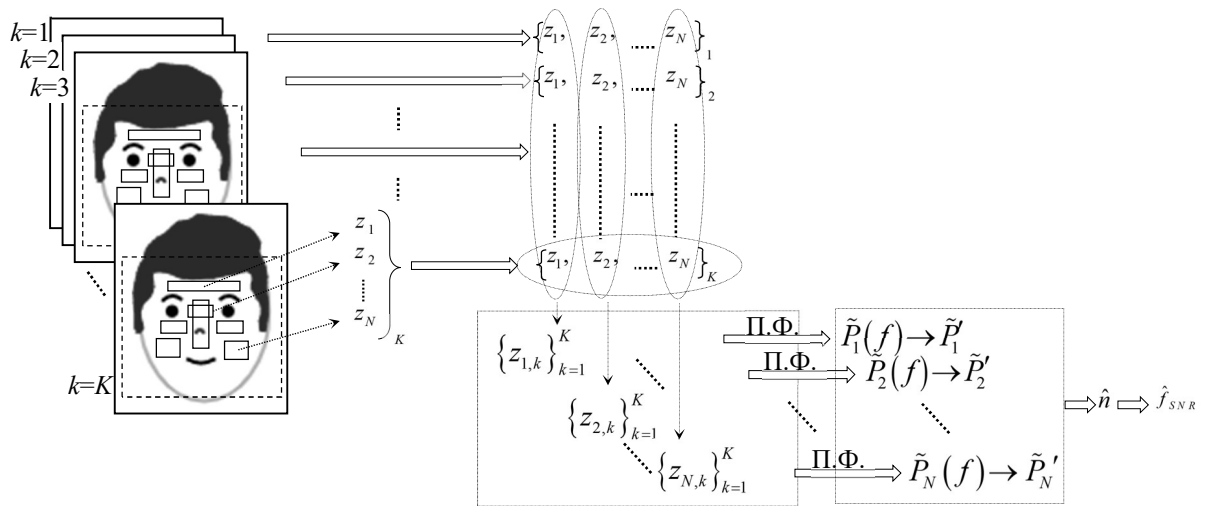


Рисунок 9 – Обобщённая схема оценивания ЧСС по критерию (11)

Методика выбора области анализа реализует операцию «Понижение размерности ФПГ-сигнала» в процессе ДФПГ по видеозаписи (рисунок 4) и в режиме реального времени (рисунки 6–8). Методика включает обработку каждой  $n$ -й области, после чего выбирается оптимальная, то есть наиболее информативная, область для последующего анализа. С помощью выбора оптимальной области понижается размерность ФПГ-сигнала с  $n \times k$  до  $k$ , при этом сигнал можно записать в виде до  $\{z_{\hat{n},k}\}_{k=1}^K$ ,  $\hat{n} \in \overline{1;N}$ .

Обозначенная модификация метода ДФПГ эффективна в ограниченных условиях, когда человек не совершает движений головой. Однако при наличии помех, вызванных движением человека, методика выбора области лица на основе отношения «сигнал/шум», как правило, неработоспособна. При пространственных смещениях и поворотах лица человека, а также при мимической активности от кадра к кадру изменяются координаты и линейные размеры  $h_n \times m_n$  ( $n = 1, 2, \dots, N$ ) детектированных *ROI*. Существуют алгоритмы трекинга ключевых точек [123] и областей, позволяющие отследить смещение каждой из  $N$  детектированных *ROI*. Однако их применение неизбежно приводит к дрейфу и дрожанию отслеживаемых точек, из-за чего координаты отдельных *ROI* могут стать неадекватными соответствующим областям лица. В особенности это затрагивает области малых линейных размеров [163,164]. Следовательно, в цветовом сигнале

и в полученном на его основе ФПГ-сигнале при наличии артефактов движений на временном интервале  $T$  возникают интенсивные низкочастотные шумы. Частотные спектры таких шумов могут полностью накладываться или частично совпадать с диапазоном потенциальных значений ЧСС человека. Поэтому такие артефакты приводят к наличию пиков СПМ  $\tilde{P}'_n$  в исследуемом диапазоне частот  $f \in [f_{\min}; f_{\max}]$ , удовлетворяющих условию (7), что, очевидно, приводит к большим погрешностям при оценивании ЧСС.

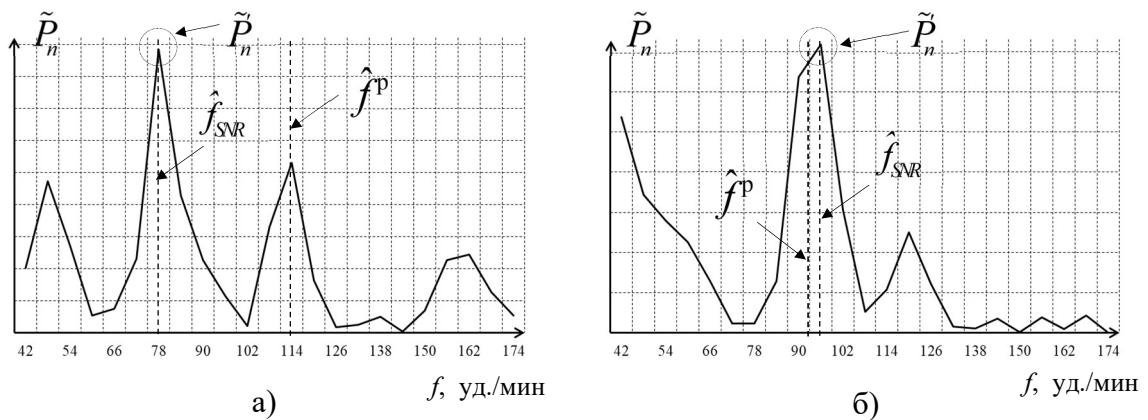


Рисунок 10 – Примеры определения  $\hat{f}$  при наличии (а) или отсутствии (б) в цветовом сигнале низкочастотного шума, где  $\hat{f}^p$  – эталонное значение ЧСС,

$\hat{f}_{SNR}$  – оценка ЧСС (11)–(12),  $\tilde{P}'_n$  – максимальные значения СПМ

На рисунке 10 представлены референтные, или эталонные, значения ЧСС  $\hat{f}^p$  и её оценки  $\hat{f}_{SNR}$  ДФПГ. Эталонная ЧСС  $\hat{f}^p$  определена на основе измерений медицинского контактного датчика и полагается в этом случае точной. На рисунке 10.а видно, что присутствие шумов привело к наличию спектральных составляющих в функции СПМ  $\tilde{P}'_n(f)$ , существенно превышающих составляющие, обусловленные сердцебиением. В результате оценка ЧСС ДФПГ  $\hat{f}_{SNR}$  из условия (11) определяется некорректно. Пример корректного решения задачи ДФПГ при отсутствии в цветовом сигнале низкочастотного шума показан на рисунке 3.б. Отклонение при оценивании ЧСС  $\Delta\hat{f} = \hat{f}^p - \hat{f}_{SNR}$  здесь также

ненулевое, но является незначительным, поэтому удовлетворяет существующим требованиям.

### 3.2 Разработка новой методики выбора области анализа на основе спектральной энтропии

Критериальные функции, которые используют вычисление спектральной энтропии, нашли своё применение в различных областях биомедицины. В частности, методы с применением спектральной энтропии были использованы для определения стадий анестезии посредством анализа электрограмм [210,211], для измерения уровня хаотичности в сердечном ритме [212], для диагностики эпилептических состояний [213–216], а также в других прикладных исследованиях [217,218].

Известно, что сигнал в виде белого шума обладает максимальным уровнем спектральной энтропии. Это связано с равномерным распределением энергии сигнала по всему спектру частот, что является характеристикой белого шума [219]. Когда в сигнале присутствуют определённые паттерны, происходит усиление отдельных спектральных компонентов мощности, что приводит к неравномерному распределению энергии по частотам и, как следствие, к уменьшению значения спектральной энтропии.

Энергетический вклад искомого паттерна частоты сердечных сокращений (ЧСС) человека сосредотачивается в определённом узком диапазоне частот  $[f'_{\min}; f'_{\max}]$ . Следовательно, спектральные компоненты мощности в диапазоне  $[f_{\min}; f_{\max}]$  распределены неравномерно, что ведёт к снижению значения спектральной энтропии. Однако, если в составе фотоплетизмографического сигнала также присутствуют другие паттерны, связанные с шумом, которые проявляются в виде усиления спектральных компонент мощности на схожих частотах

диапазона  $[f_{\min}; f_{\max}]$ , это может привести к более равномерному распределению спектра частот и, как следствие, к увеличению значения спектральной энтропии.

Таким образом, в задаче оценивания ЧСС человека методом ДФПГ целесообразно заменить условия (10) и (11) на альтернативные критерии

$$\hat{n} = \arg \min_n \left\{ H_n(f: f \in [f_{\min}; f_{\max}]) \right\}; \quad (13)$$

$$\hat{f}_H = \arg \max_f \left\{ \tilde{P}_{\hat{n}}(f: f \in [f_{\min}; f_{\max}]) \right\}, \quad (14)$$

при этом спектральная энтропия  $H_n$ , рассчитываемая для  $n$ -й временной последовательности  $\{z_{n,k}\}_{k=1}^K$ , определяется как

$$H_n(f: f \in [f_{\min}; f_{\max}]) = - \sum_f \tilde{P}_n(f) \log \tilde{P}_n(f). \quad (15)$$

Обобщённая схема разработанной методики оптимального помехоустойчивого оценивания ЧСС в ходе ДФПГ показана на рисунке 11. Разработанная методика (13), (14) выбора наиболее информативных областей  $ROI$  на основе СЭ позволила преодолеть ограничения известного подхода на основе  $SNR$  в условиях зашумлённости изображений за счёт отсутствия прямой зависимости от координат пиков в СПМ.

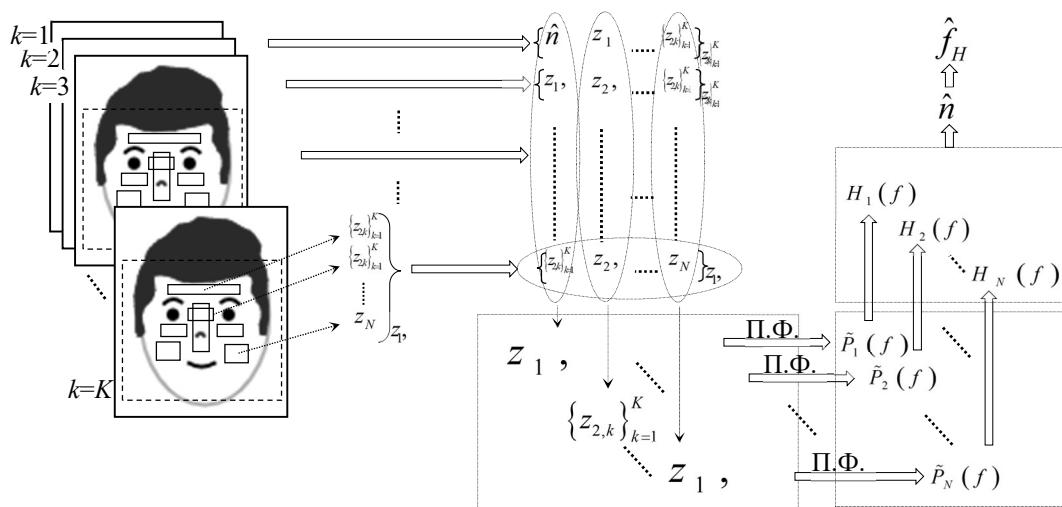


Рисунок 11 – Обобщённая схема помехоустойчивого оценивания ЧСС по критерию (13)

### 3.3 Анализ асимптотической сложности алгоритмов при реализации методики выбора области анализа

В соответствии с формализацией процесса ДФПГ реального времени обе рассмотренные методики выбора области анализа на основе спектральной энтропии являются реализацией операции «Понижение размерности ФПГ-сигнала» (см. рисунок 7), в рамках которой выполняются алгоритмы согласно критериям на основе отношения «сигнал/шум» (11), (12) либо согласно критериям на основе энтропии (13), (14).

Асимптотическая сложность добавленных алгоритмов рассчитывается следующим образом. В случае расчёта отношения «сигнал/шум» для каждой  $n$ -й ( $n = 1, 2, \dots, N$ ) независимо производятся операции (9), (10).

В (9) рассчитывается СПМ  $P_n(f)$   $n$ -й области согласно (5). СПМ  $P_n(f)$  вычисляется на основе быстрого преобразования Фурье с асимптотической сложностью  $O(K \log K)$  [220], где  $K$  – количество отсчётов во временной последовательности. Далее при вычислении  $\tilde{P}_n(f)$  происходит нормализация СПМ с использованием коэффициента  $C_n$ . Так как для расчёта СПМ применяется быстрое преобразование СПМ, результатом которого является симметричный спектр [220], расчёт  $C_n$  требует  $K/2$  операций суммирования, а операция нормализации требует  $K/2$  операций умножения исходного СПМ на коэффициент суммирования. Таким образом, общая сложность для операции (9) составляет  $O(K/2 + K) = O(K)$ .

Для определения отношения «сигнал/шум» (10) вычисляется максимум и производится суммирование по диапазону частот  $[f_{\min}; f_{\max}]$  и субдиапазону  $[f'_{\min}; f'_{\max}] (\subset [f_{\min}; f_{\max}])$ . Так как шаг частоты, соответствующий одному отсчёту, задан как  $\Delta f = F/K$  [220], количество отсчётов сигнала внутри диапазона

$[f_{\min}; f_{\max}]$  равно  $K \cdot \frac{f_{\max} - f_{\min}}{F}$ , где  $F$  – частота дискретизации сигнала. Отсюда сложность вычисления отношения «сигнал/шум» (10) равна  $O(K + K/F)$ .

Так как операции (9), (10) повторяются  $N$  раз, их суммарная сложность составляет  $O(N(K + K/F))$ . В операциях (11), (12) происходит вычисление  $\operatorname{argmax}$  в диапазоне частот  $[f_{\min}; f_{\max}]$  и среди  $N$  областей соответственно, что означает асимптотическую сложность  $O(K/F + N)$ . Поэтому итоговая асимптотическая сложность алгоритмов в реализации методики выбора области анализа на основе отношения «сигнал/шум» (9)–(12) составляет  $O(N(K + K/F))$ .

Методика на основе спектральной энтропии отличается тем, что вместо операций (10)–(12) производятся операции (13)–(15). Аналогично расчёту асимптотической сложности для (10) расчёт энтропии для каждой  $n$ -й области (15) требует  $O(K + K/F)$  операций, так как выполняется суммирование результатов взятия логарифма и умножения в диапазоне частот  $[f_{\min}; f_{\max}]$ .

Так как операции (9), (13) повторяются  $N$  раз, их суммарная сложность составляет  $O(N(K + K/F))$ . В операциях (14), (15) происходит вычисление  $\operatorname{argmin}$  среди  $N$  областей и  $\operatorname{argmax}$  в диапазоне частот  $[f_{\min}; f_{\max}]$ , что означает асимптотическую сложность  $O(N + K/F)$ . Поэтому итоговая асимптотическая сложность алгоритмов в реализации методики выбора области анализа на основе спектральной энтропии (9), (13)–(15) составляет  $O(N(K + K/F))$ .

Таким образом, асимптотическая сложность алгоритмов обеих рассмотренных методик выбора области анализа составляет  $O(N(K + K/F)) = O(N)O(K + K/F)$ . Так как в задачах оценки ЧСС методом ДФПГ временной интервал  $T$  для оценки варьируется в пределах от 4 до 30 с, получаем отношение  $4F \leq K \leq 30F$ . Поэтому слагаемое  $K/F$  можно рассматривать как константный множитель, линейно зависящий от  $K$ , откуда следует

упрощённое представление асимптотической сложности алгоритмов методик выбора области анализа  $O(N)O(K + K/F) = O(N)O(K) = O(NK)$ .

Также стоит учитывать, что в зависимости от применяемых алгоритмов преобразования ФПГ-сигнала (см. операцию «Преобразование ФПГ-сигнала» на рисунке 8), количество операций в этих алгоритмах может быть уменьшено при выборе наиболее информативной области лица за счёт того, что на вход подаётся не весь ФПГ-сигнал  $\{z_{n,k}\}_{k=1}^K$ , а только его часть  $\{z_{\hat{n},k}\}_{k=1}^K$ , соответствующая выбранной оптимальной области  $\hat{n}$ .

### 3.4 Выводы

В главе 3 проведён анализ существующей методики выбора наиболее информативных областей лица, основанной на соотношении «сигнал/шум», в результате чего выявлены её принципиальные ограничения в условиях практического применения в системе ДФПГ для оценивания ЧСС человека-оператора. Опираясь на полученные результаты анализа, была разработана новая методика выбора наиболее информативных участков лица с использованием спектральной энтропии Шеннона, которая, в отличие от известной методики, позволяет решать задачу оптимизации выбора области анализа без зависимости от отношения «сигнал/шум». Тем самым обосновано и продемонстрировано преимущество предложенной методики в условиях реального применения, когда спектральные характеристики помех совпадают или располагаются в близком диапазоне с частотами сердечных сокращений.

## 4 РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА ПРЕОБРАЗОВАНИЯ ФОТОПЛЕТИЗМОГРАФИЧЕСКОГО СИГНАЛА

В главе 4 для решения четвертой задачи диссертационного исследования был разработан алгоритм адаптивного преобразования фотоплетизмографического сигнала (далее – ФПГ-сигнала). Алгоритм основан на аппроксимации конечной разности исследуемого сигнала однослойной нейронной сетью с внутренним слоем радиальных базисных функций с целью снижения погрешности оценивания частоты сердечных сокращений (ЧСС) по ФПГ-сигналу [198].

### 4.1 Разработка алгоритма аппроксимации конечной разности сигнала однослойной нейронной сетью с внутренним слоем радиальных базисных функций

В соответствии с традиционным подходом, приведённым в главе 2, и его модификацией, приведённой в главе 3, процесс оценивания ЧСС в задаче дистанционной фотоплетизмографии (ДФПГ) заключается в обработке кадров видеоряда посредством последовательного применения к каждому из них алгоритмов детектирования лица, задания областей для анализа (*region of interest, ROI*), выделения ФПГ-сигнала по заданным областям, выбора оптимальной *ROI*. В результате формируется одномерный временной ряд, представляющий собой ФПГ-сигнал  $\{z_k\}_{k=1}^K$ , и рассчитывается соответствующая функция спектральной плотности мощности (СПМ) (5).

Суть предлагаемой дополнительной модификации традиционного подхода заключается в преобразовании полученного ФПГ-сигнала, которое состоит, во-первых, в использовании для расчётов не исходного ФПГ-сигнала  $\{z_k\}_{k=1}^K$ , а его первой восходящей конечной разности

$$\Delta z_k = z_{k+\lambda} - z_k; \quad k = \overline{1; K - \lambda}, \quad (16)$$

где  $\lambda = 1$  – шаг, используемый для вычисления первой конечной разности, и, во-вторых, в предварительной аппроксимации конечной разности (16) ФПГ-сигнала однослойной нейронной сетью с внутренним слоем с радиальными базисными функциями (РБФ) (рисунок 12).

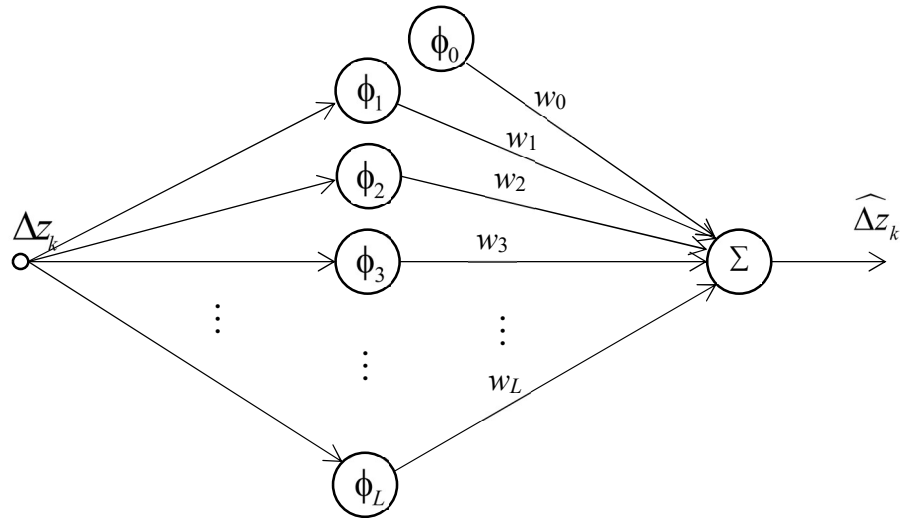


Рисунок 12 – Архитектура нейронной сети с внутренним слоем РБФ в решаемой задаче. Входной и выходной слои для одномерного аппроксимируемого сигнала  $\Delta z_k$  содержат по одному нейрону, внутренний слой содержит смещение  $\phi_0=1$  и  $L$  нод РБФ

Переход к первой конечной разности  $\{\Delta z_k\}_{k=1}^{K-1}$  (16) можно интерпретировать как применение процедуры высокочастотной фильтрации к исходному ФПГ-сигналу, так как преобразование Фурье разностного сигнала (16) обуславливает выраженность амплитуд именно высоких частот в получаемом спектре. Так, дискретное преобразование Фурье (ДПФ) исходного сигнала  $\{z_k\}_{k=1}^K$  имеет вид  $Z(f) = \sum_{k=1}^K z_k e^{\gamma k}$ , где  $\gamma = -2\pi f i / F$ ,  $f$  – физическая частота, заданная в Гц,  $i$  – мнимая единица,  $F$  – частота дискретизации сигнала. Тогда ДПФ конечной разности (16) задано формулой

$$\dot{Z}(f) = \sum_{k=1}^{K-1} (z_{k+1} - z_k) e^{\gamma k} = \sum_{k=1}^{K-1} z_{k+1} e^{\gamma k} - \sum_{k=1}^{K-1} z_k e^{\gamma k}. \quad (17)$$

Учитывая, что  $e^{\gamma k} = e^{\gamma(k+1)-\gamma} = e^{\gamma(k+1)} e^{-\gamma}$ , уравнение (17) можно представить в виде

$$\dot{Z}(f) = e^{-\gamma} \sum_{k=1}^{K-1} z_{k+1} e^{\gamma(k+1)} - \sum_{k=1}^{K-1} z_k e^{\gamma k} = e^{-\gamma} \sum_{k=2}^K z_k e^{\gamma k} - \sum_{k=1}^{K-1} z_k e^{\gamma k}$$

и, выделив общий диапазон индексов, окончательно представить в виде

$$\dot{Z}(f) = (e^{-\gamma} - 1) \sum_{k=2}^{K-1} z_k e^{\gamma k} + z_K e^{\gamma K} - z_1 e^{\gamma}. \quad (18)$$

В уравнении (18) множитель  $(e^{-\gamma} - 1) = e^{2\pi f i/F} - 1 \geq 0$  увеличивается по модулю с ростом частоты  $f$ . Как следствие, СПМ (4) при использовании в расчётах ДПФ  $\dot{Z}(f)$  (18) конечной разности (16) с ростом частоты  $f$  затухает слабее, чем СПМ ДПФ  $Z(f)$  сигнала  $\{z_k\}_{k=1}^K$ . Таким образом, амплитуды низкочастотных нерелевантных пиков в диапазоне поиска ЧСС существенно снижаются и не маскируют пики СПМ, соответствующие ЧСС [162,165,203,221]. Последние два слагаемых в уравнении (18) можно считать краевыми эффектами.

На рисунке 13 продемонстрированы СПМ, рассчитанные для ФПГ-сигнала  $\{z_k\}_{k=1}^K$  и его конечной разности  $\{\Delta z_k\}_{k=1}^{K-1}$  (16), соответствующие эталонному значению ЧСС 75 ударов в минуту. Видно, что в первом случае пик СПМ, соответствующий значению более 150 ударов в минуту, ошибочно смещён в зону повышенного ЧСС.

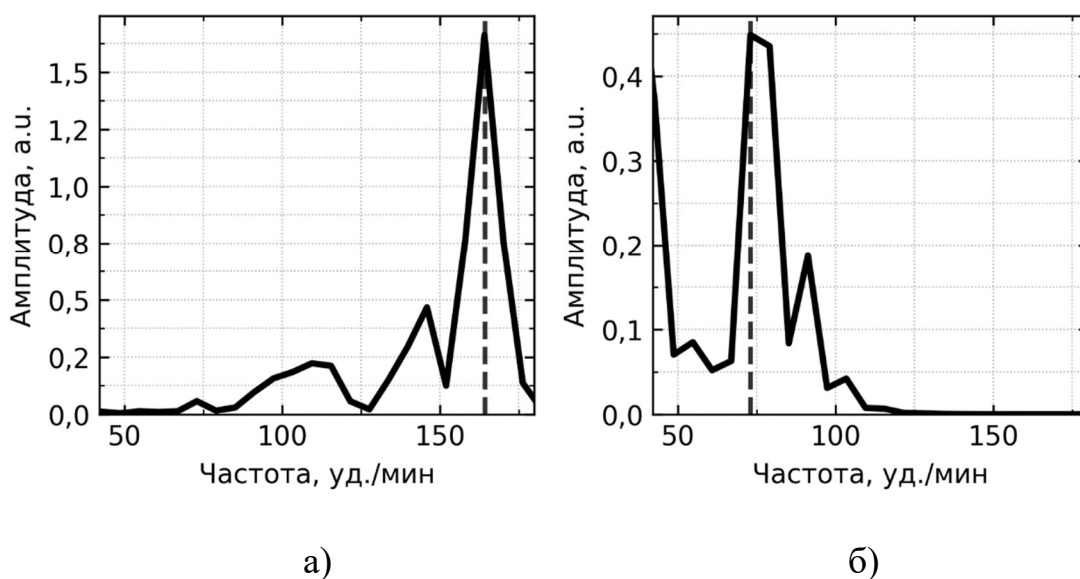


Рисунок 13 – СПМ конечной разности  $\Delta z$  (16) сигнала в диапазоне поиска ЧСС (а); СПМ аппроксимации  $\widehat{\Delta z}$  конечной разности сигнала (б) с помощью сети с одним РБФ-слоем из 15 нод с применением гауссовской РБФ. Вертикальная пунктирная линия обозначает детектированную частоту методом (1)–(6)

Значение шага  $\lambda$ , используемого для вычисления первой конечной разности в формуле (16), выбрано минимальным ( $\lambda = 1$ ) с целью минимизировать количество ситуаций, при которых конечная разность вычисляется на соседних пиках пульсовой волны, что может привести к их взаимному обнулению и, следовательно, искажению преобразованного ФПГ-сигнала. В частности, при типичной для задачи ДФПГ частоте кадров ФПГ-сигнала  $F=15$  кадров/с и при экстремально высоких значениях ЧСС, близких к 180 уд./с (или 3 Гц), пики пульсации возникают в среднем каждые  $F/f_{\max} = 15/3 = 5$  кадров. При наличии выраженного в ФПГ-сигнале диастолического пика, возникающего из-за отражения пульсовой волны от периферических сосудов, выбор шага  $\lambda > 1$  может привести к ошибочной компенсации соседних пиков пульсации. Кроме того, увеличение  $\lambda$  приводит к уменьшению длины преобразованного сигнала  $\{\Delta z_k\}_{k=1}^{K-\lambda}$ , что сказывается на количестве отсчётов в СПМ и, как следствие, увеличивает погрешность при оценивании ЧСС на основе (5), (6).

Последующая аппроксимация одномерного сигнала (16) нейронной сетью с РБФ в решаемой задаче предпочтительна по следующим причинам. В обзоре Р. Франке [222] проведено сравнение классических процедур интерполяции многомерных данных, основанных на математических конструкциях методов конечных элементов, наименьших полных квадратов, вейвлет-преобразования, сплайнов, методов радиальных базисных функций и некоторых других. Показано, что хорошие интерполирующие свойства РБФ дают возможность совместить в модели сигнала высокую детальность и, что наиболее важно, достаточно простую форму математического представления аппроксимированного ФПГ-сигнала, в результате чего выполняемое преобразование становится адаптивным к факторам, влияющим на ФПГ-сигнал. Кроме того, можно достаточно просто найти параметры оптимальной нейронной РБФ-сети одним из стандартных численных алгоритмов, например методом градиентного спуска, без существенной потери точности аппроксимации в сравнении с аналитическими подходами на основе решения систем алгебраических уравнений [223]. Сеть с РБФ имеет гораздо более быстрый численный алгоритм обучения в сравнении, например, с многослойным персептроном и позволяет аппроксимировать любую многомерную непрерывную функцию в компактной области с точностью, зависящей от количества нейронов скрытого слоя сети.

Преимущество предложенного алгоритма адаптивного преобразования над алгоритмами полосовой фильтрации заключается в способности автоматически подстраиваться под пики в сигнале, что позволяет минимизировать потери полезной информации. В отличие от полосовых фильтров, которые ограничены фиксированной полосой пропускания и могут исключать информативные компоненты за её пределами, адаптивное преобразование динамически учитывает изменения спектра сигнала и обеспечивает сохранение информативных составляющих.

Математическую модель  $\left\{ \widehat{\Delta z}_k \right\}_{k=1}^{K-1}$  аппроксимации сигнала  $\left\{ \Delta z_k \right\}_{k=1}^{K-1}$  (16) в

этом случае можно записать в компактном виде как

$$\widehat{\Delta z}_k = w_0 \phi_0 + \sum_{l=1}^L w_l \phi_l(k) = w_0 \phi_0 + \sum_{l=1}^L w_l \phi(k, \mu_l, \sigma_l); \quad k = \overline{1; (K-1)}, \quad (19)$$

где  $l = \overline{1; L}$  – номер РБФ-ноды,  $L < K$ ;  $\phi_0 = 1$  – смещение;  $w_l, \phi_l, \mu_l$  – вес, радиальная базисная функция и координата центра  $l$ -й ноды соответственно (рисунок 12);  $\sigma_l$  – параметр радиальной базисной функции  $l$ -й ноды. РБФ-нода – это отдельный нейрон скрытого (внутреннего) слоя сети, вычисляющий отклик радиальной базисной функции на входное значение. Для  $l$ -й ноды отклик задаётся как  $\phi_l(k) = \phi(k, \mu_l, \sigma_l)$ . Исследованные радиальные базисные функции приведены в п. 4.2.

Сеть с РБФ (рисунок 12) достигает глобального оптимального решения для вектора регулируемых весов  $\mathbf{w} = (w_0, w_2, \dots, w_L)^T$ , вектора координат центров нод  $\boldsymbol{\mu} = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_L)^T$  и вектора параметров РБФ  $\boldsymbol{\sigma} = (\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_L)^T$  в  $K - 1$  отсчётах в смысле минимальной среднеквадратической ошибки отображения реального

сигнала  $\{\Delta z_k\}_{k=1}^{K-1}$  модельной величиной  $\{\widehat{\Delta z}_k\}_{k=1}^{K-1}$  [223]:

$$\min_{\mathbf{w}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\sigma}} \left( \frac{1}{K} \sum_k \left\| \Delta z_k - \widehat{\Delta z}_k \right\|_F^2 \right), \quad (20)$$

где  $\|\cdot\|_F^2$  – евклидова норма,  $\|\mathbf{A}\|_F^2 = \text{tr}(\mathbf{A}^T \mathbf{A})$  [224,225]. Обученная нейронная сеть полностью определяет аппроксимацию конечной разности ФПГ-сигнала (16).

Функция СПМ вычисляется далее по модельному сигналу  $\{\widehat{\Delta z}_k\}_{k=1}^{K-1}$

$$\hat{P}(f) = \frac{2}{F(K-1)} \left| \sum_{k=1}^{K-1} \widehat{\Delta z}_k \exp\left(-\frac{2\pi}{F} f k i\right) \right|^2 \quad (21)$$

и служит для окончательного расчёта оценки ЧСС  $\hat{f}$  на основе правила (6), где  $i$  – мнимая единица.

На рисунке 14 представлена укрупнённая схема разработанного алгоритма аппроксимации конечной разности сигнала (16), (19). Инициализация векторов параметров  $\mathbf{w}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\sigma}$  детально описана в п. 5.7.2.

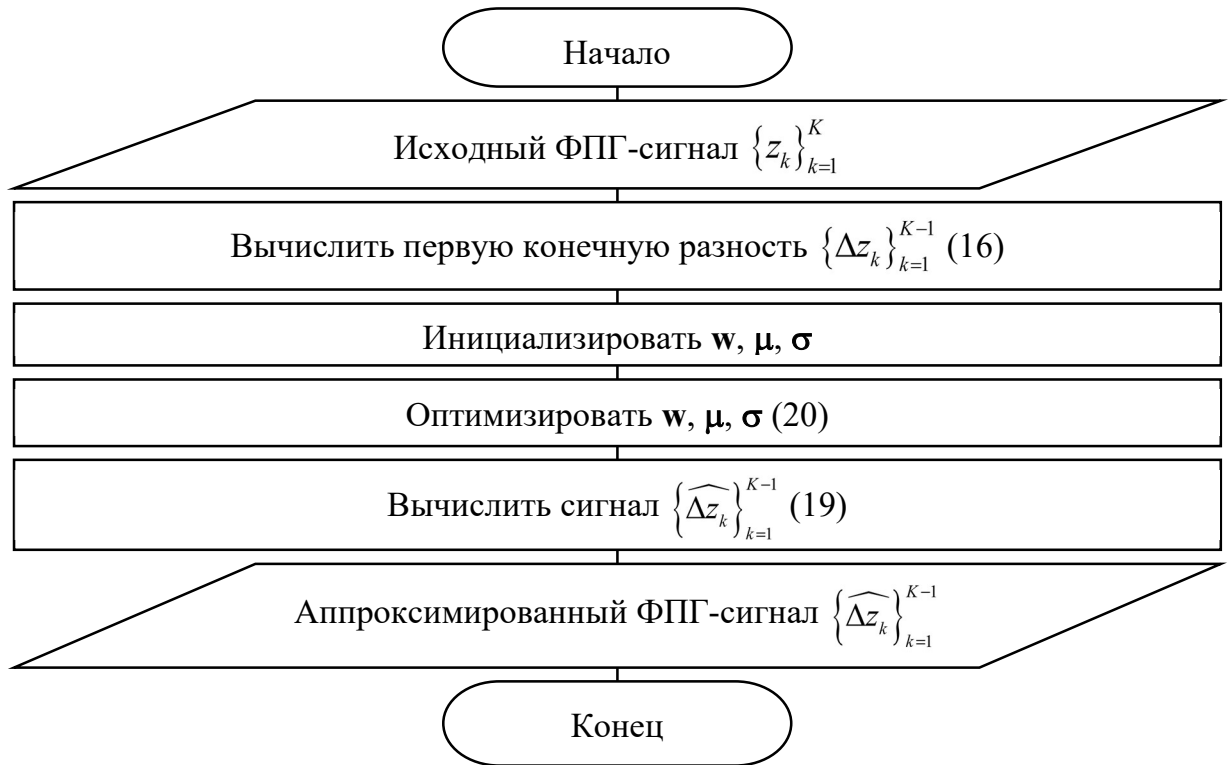


Рисунок 14 – Укрупнённая схема алгоритма аппроксимации конечной разности сигнала однослойной нейронной сетью с внутренним слоем из  $L$  РБФ-нод с радиальной базисной функцией  $\phi$

Рисунок 15 отражает схему разработанного подхода к оценке ЧСС на основе аппроксимации конечной разности  $\{\Delta z_k\}_{k=1}^{K-1}$  ФПГ-сигнала  $\{z_k\}_{k=1}^K$  и спектрального анализа.

#### 4.2 Анализ аналитических зависимостей разработанного алгоритма

Математическим базисом аппроксимации сигнала нейронной сетью с РБФ являются обобщённые сплайны и методы регуляризации. В самом простом случае обучение сети представляет собой поиск только лишь вектора весов  $\mathbf{w}$ , оптимального по критерию (20), посредством применения, например, линейного алгоритма Видроу – Хоффа [223,226]. При этом количество нод определяется априорно, а их координаты  $\mu$  распределяются равномерно по временным отсчётам  $k$ , или же центры нод размещаются вблизи детектированных пиков сигнала. Параметры  $\sigma$  радиальных базисных функций задаются при этом константой.

Вычислительная сложность такого подхода невысокая и равна  $O(KL)$  на одну итерацию [223]. Полное обучение сети достигается в ходе последовательного выполнения  $N_{epochs}$  итераций.

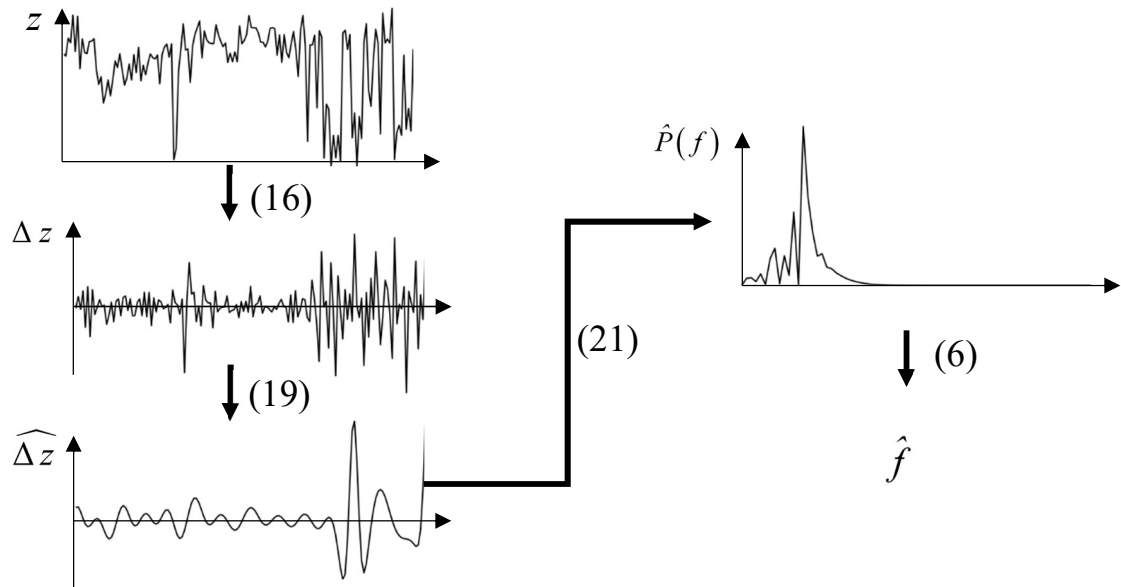


Рисунок 15 – Схема процесса оценивания ЧСС  $\hat{f}$  по ФПГ-сигналу  $\{z_k\}_{k=1}^K$  на основе аппроксимации его конечной разности  $\{\Delta z_k\}_{k=1}^{K-1}$  (16), (19)

В то же время известно [223], что численные методы современной оптимизации, например на основе градиентного спуска, позволяют найти одновременно все оптимальные по критерию (20) векторные параметры  $\mathbf{w}$ ,  $\boldsymbol{\mu}$ ,  $\boldsymbol{\sigma}$  сети. Ясно, что подобная оптимизация позволяет качественно учесть полезные высокочастотные компоненты аппроксимируемого сигнала  $\{\Delta z_k\}_{k=1}^{K-1}$  и, таким образом, увеличивает точность его модели  $\{\widehat{\Delta z_k}\}_{k=1}^{K-1}$  при одинаковом, в сравнении с простейшим алгоритмом Видроу – Хоффа, количестве нод. При этом вычислительная сложность не изменяется и равна  $O(KL)$ , однако количество операций вырастает кратно за счёт оптимизации не одного параметра, а трёх, а также необходимости расчёта частных производных.

Следовательно, задача увеличения точности оценивания ЧСС методомДФПГ в условиях маскирующих помех окончательно сводится к классической

задаче поиска векторных параметров сети  $\hat{\mathbf{w}}, \hat{\boldsymbol{\mu}}, \hat{\boldsymbol{\sigma}}$ , оптимальных в смысле минимальной среднеквадратической ошибки

$$\{\hat{\mathbf{w}}, \hat{\boldsymbol{\mu}}, \hat{\boldsymbol{\sigma}}\} = \arg \min_{\mathbf{w}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\sigma}} \left\{ \frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^{K-1} \left\| \Delta z_k - \widehat{\Delta z}_k(\mathbf{w}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\sigma}) \right\|^2 \right\} = \arg \min_{\mathbf{w}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\sigma}} E(\mathbf{w}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\sigma}). \quad (22)$$

Для поиска оптимальных согласно (20) параметров сети можно использовать пакетный оптимизатор градиентного спуска *GD* (*gradient descent*), где скорость обновления параметра не зависит от предыдущих его значений [227,228]. В этом случае алгоритм одной итерации обучения нейронной сети выбранной структуры (рисунок 12) имеет вид:

а.1) рассчитать оценку сигнала

$$\widehat{\Delta z}_k = \sum_{l=1}^L w_l \phi(k, \mu_l, \sigma_l), \quad (a.1)$$

где  $k = \overline{1; K-1}$  – номер отсчёта по оси времени с шагом дискретизации  $1/F$ ;

а.2) вычислить частные производные функции потерь  $E$  (22) для оптимизируемых параметров  $w_l, \mu_l, \sigma_l$  ( $l = \overline{1; L}$ )

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial w_l} &= -\frac{2}{K-1} \sum_{k=1}^{K-1} \delta_k \phi(k, \mu_l, \sigma_l); \\ \frac{\partial E}{\partial \mu_l} &= -\frac{2}{K-1} w_l \sum_{k=1}^{K-1} \delta_k \frac{\partial \phi}{\partial \mu_l}(k, \mu_l, \sigma_l); \\ \frac{\partial E}{\partial \sigma_l} &= -\frac{2}{K-1} w_l \sum_{k=1}^{K-1} \delta_k \frac{\partial \phi}{\partial \sigma_l}(k, \mu_l, \sigma_l), \end{aligned} \quad (a.2)$$

где  $\delta_k = \Delta z_k - \widehat{\Delta z}_k$  – ошибка аппроксимации на  $k$ -том отсчёте сигнала  $\Delta z_k$ ;

а.3) выполнить обновление параметров для каждой  $l = \overline{1; L}$  ноды

$$w_l \leftarrow w_l - \eta \frac{\partial E}{\partial w_l}; \quad \mu_l \leftarrow \mu_l - \eta \frac{\partial E}{\partial \mu_l}; \quad \sigma_l \leftarrow \sigma_l - \eta \frac{\partial E}{\partial \sigma_l}, \quad (a.3)$$

где  $\eta \in \mathbb{R}_+$  – коэффициент скорости обучения.

Количество итераций  $N_{epochs}$  и завершение процесса обучения сети определяется в ходе реализации алгоритма (а.1)–(а.3) из условия достижения глобального минимума (20) по всем оптимизируемым параметрам [227,228].

Главной отличительной особенностью сети с РБФ, например в сравнении с многослойным персептроном (*multilayer perceptron, MLP*), где обучение реализуется за счёт алгоритма обратного распространения ошибки, является возможность использования самых разнообразных базисных функций, в том числе разрывных [223,229]. Ясно, что при одинаковом количестве нод качество модели аппроксимации (19) зависит, в том числе, от вида базисной функции. Традиционно в качестве радиальных базисных функций для экспериментов используются гауссовская, обратная мультиквадратичная и обратная квадратичная функции [179]. Для выбранных базисных функций уравнения алгоритма (а.1)–(а.3) можно конкретизировать и записать в явном виде. Для выбранной архитектуры сети (рисунок 12) радиальные базисные функции и их частные производные по параметрам  $\mu$  и  $\sigma$ , используемые в формулах (а.2) алгоритма, имеют вид

$$\begin{aligned}\phi(\mu, \sigma) &= e^{-\frac{(k-\mu)^2}{2\sigma^2}}; \\ \frac{\partial \phi}{\partial \mu} &= \frac{k-\mu}{\sigma^2} e^{-\frac{(k-\mu)^2}{2\sigma^2}}; \\ \frac{\partial \phi}{\partial \sigma} &= \frac{(k-\mu)^2}{\sigma^3} e^{-\frac{(k-\mu)^2}{2\sigma^2}}\end{aligned}$$

для гауссовской функции (ГРБФ),

$$\begin{aligned}\phi(\mu, \sigma) &= \frac{1}{1+(k-\mu)^2 \sigma^2}; \\ \frac{\partial \phi}{\partial \mu} &= 2(k-\mu) \sigma^2 \frac{1}{(1+(k-\mu)^2 \sigma^2)^2}; \\ \frac{\partial \phi}{\partial \sigma} &= -2(k-\mu)^2 \sigma \frac{1}{(1+(k-\mu)^2 \sigma^2)^2}\end{aligned}$$

для обратной квадратичной функции (ОКРБФ),

$$\phi(\mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{1+(k-\mu)^2 \sigma^2}};$$

$$\frac{\partial \phi}{\partial \mu} = (k - \mu) \sigma^2 \frac{1}{\left(1 + (k - \mu)^2 \sigma^2\right)^{\frac{3}{2}}};$$

$$\frac{\partial \phi}{\partial \sigma} = -(k - \mu)^2 \sigma \frac{1}{\left(1 + (k - \mu)^2 \sigma^2\right)^{\frac{3}{2}}}$$

для обратной мультикватричной функции (ОМРБФ).

Окончательные формульные зависимости шага (а.2) алгоритма, определяемые видом используемых базисных функций и выбранной архитектурой нейронной сети, имеют вид

$$\frac{\partial E}{\partial w_l} = -\frac{2}{K-1} \sum_{k=1}^{K-1} \delta_k e^{-\frac{(k-\mu_l)^2}{2\sigma_l^2}};$$

$$\frac{\partial E}{\partial \mu_l} = -\frac{2}{K-1} w_l \sum_{k=1}^{K-1} \delta_k \frac{(k - \mu_l)}{\sigma_l^2} e^{-\frac{(k-\mu_l)^2}{2\sigma_l^2}};$$

$$\frac{\partial E}{\partial \sigma_l} = -\frac{2}{K-1} w_l \sum_{k=1}^{K-1} \delta_k \frac{(k - \mu_l)^2}{\sigma_l^3} e^{-\frac{(k-\mu_l)^2}{2\sigma_l^2}}$$

для ГБФ,

$$\frac{\partial E}{\partial w_l} = -\frac{2}{K-1} \frac{\sum_{k=1}^{K-1} \delta_k}{1 + (k - \mu_l)^2 \sigma_l^2};$$

$$\frac{\partial E}{\partial \mu_l} = -\frac{4}{K-1} \frac{w_l \sum_{k=1}^{K-1} \delta_k (k - \mu_l) \sigma_l^2}{\left(1 + (k - \mu_l)^2 \sigma_l^2\right)^2};$$

$$\frac{\partial E}{\partial \sigma_l} = \frac{4}{K-1} \frac{w_l \sum_{k=1}^{K-1} \delta_k (k - \mu_l)^2 \sigma_l}{\left(1 + (k - \mu_l)^2 \sigma_l^2\right)^2}$$

для ОКРБФ,

$$\frac{\partial E}{\partial w_l} = -\frac{2}{K-1} \frac{\sum_{k=1}^{K-1} \delta_k}{\sqrt{1 + (k - \mu_l)^2 \sigma_l^2}};$$

$$\frac{\partial E}{\partial \mu_l} = -\frac{2}{K-1} \frac{w_l \sum_{k=1}^{K-1} \delta_k (k - \mu_l) \sigma_l^2}{\left(1 + (k - \mu_l)^2 \sigma_l^2\right)^{\frac{3}{2}}};$$

$$\frac{\partial E}{\partial \sigma_l} = \frac{2}{K-1} \frac{w_l \sum_{k=1}^{K-1} \delta_k (k - \mu_l)^2 \sigma_l}{\left(1 + (k - \mu_l)^2 \sigma_l^2\right)^{\frac{3}{2}}}$$

для ОМРБФ.

### 4.3 Эффективная вычислительная реализация разработанного алгоритма

Вычислительную эффективность реализации модифицированного методаДФПГ с помощью разработанного алгоритма – сходимость процедур численного поиска оптимальных параметров по критерию (22) при меньшем количестве итераций – можно повысить за счёт выбора более сложного алгоритма пакетного градиентного спуска. Так, использованный выше простейший алгоритм *GD* при обновлении параметров нейронной сети в форме (а.3) не учитывает значения этих параметров на предыдущем шаге. Альтернативные же алгоритмы градиентного спуска, такие как *Adam*, основанный на расчёте скользящего среднего для градиентов целевой функции [227], или *RMSprop*, основанный на использовании усреднённого по истории квадрата градиента [228], учитывают предыдущие значения параметров при обновлении и, как результат, часто требуют меньшего числа итераций  $N_{epochs}$  для достижения локального минимума [230].

При использовании алгоритма *Adam* правила (а.3) в решаемой задаче имеют вид

$$\theta_l \leftarrow \theta_l - \eta \frac{\hat{m}_{epoch}}{\sqrt{\hat{v}_{epoch} + \varepsilon}};$$

$$\hat{m}_{epoch} = \frac{m_{epoch}}{1 - \beta_1};$$

$$m_{epoch} = \beta_1 m_{epoch-1} + (1 - \beta_1) \frac{\partial E}{\partial \theta_l};$$

$$\hat{v}_{epoch} = \frac{v_{epoch}}{1 - \beta_2};$$

$$v_{epoch} = \beta_2 v_{epoch-1} + (1 - \beta_2) \left( \frac{\partial E}{\partial \theta_l} \right)^2,$$

где  $\theta_l = (w_l, \mu_l, \sigma_l)$  – оптимизируемый параметр;  $epoch$  – номер итерации;  $\beta_1=0,9$ ;  $\beta_2=0,99$ ;  $\varepsilon=10^{-8}$  – рекомендованные в работе Д. Кингма [227] значения.

Для алгоритма *RMSprop* правила обновления параметров сети (а.3) могут быть записаны следующим образом:

$$\theta_l \leftarrow \theta_l - \frac{\eta}{\sqrt{v_{epoch} + \varepsilon}} \frac{\partial E}{\partial \theta_l};$$

$$v_{epoch} = \beta v_{epoch-1} + (1 - \beta) \left( \frac{\partial E}{\partial \theta_l} \right)^2,$$

где  $\beta=0,9$  – рекомендованное в работе Ф. Зоу [228] значение;  $v_0=0$  – начальное значение.

Согласно проведённым далее в подразделе 5.7.4 численным исследованиям наиболее эффективным в смысле точности аппроксимации после фиксированного числа итераций оказался алгоритм *RMSprop*.

#### 4.4 Анализ асимптотической сложности алгоритма аппроксимации конечной разности сигнала однослойной нейронной сетью с внутренним слоем радиальных базисных функций

Рассмотренный алгоритм можно разбить на две операции: вычисление первой конечной разности  $\Delta z_k$  (16) и её аппроксимация с использованием однослойной нейронной сети с внутренним слоем РБФ-функций (19).

Вычисление первой конечной разности заключается в вычитании соседних элементов во входном ФПГ-сигнале  $\{z_k\}_{k=1}^K$ . Сложность операции для каждого элемента  $O(1)$ , всего для сигнала потребуется  $K - 1$  операция. Следовательно, асимптотическая сложность вычисления первой конечной разности –  $O(K)$ .

Аппроксимация конечной разности с использованием однослойной нейронной сети с РБФ производится нейросетью, состоящей из входного слоя, одного скрытого слоя с радиальными базисными функциями и выходного слоя (рисунок 12). Для расчёта асимптотической сложности аппроксимации необходимо вычислить асимптотическую сложность прямого прохода через сеть (19) и обратного распространения ошибки и обновления параметров (22), (a1)–(a3).

При прямом проходе через сеть каждый элемент первой конечной разности сигнала  $\{\Delta z_k\}_{k=1}^{K-1}$  аппроксимируется нейронной сетью, состоящей из  $L$  нод с радиальными базисными функциями. Для каждого элемента сигнала требуется вычисление  $L$  радиальных базисных функций, что включает в себя вычисление расстояния между текущим значением и центром каждой функции, а затем применение базисной функции  $\phi(\mu, \sigma)$  (например, гауссовой). Таким образом, сложность вычисления для каждого значения сигнала –  $O(L)$ , а для всего сигнала –  $O(KL)$ , где  $K$  – количество отсчётов исходного ФПГ-сигнала.

Обратное распространение ошибки при использовании градиентного спуска приводит к обновлению параметров  $w_l, \mu_l, \sigma_l$  для каждой  $l$ -й ноды ( $l = \overline{1; L}$ ) на каждом шаге обучения. Для обратного распространения ошибки требуется вычислять значения производных функции потерь  $E$  (22) по этим параметрам (a.2). Асимптотическая сложность вычисления одного шага градиентного спуска для каждой ноды составляет  $O(K)$ , а так как необходимо обновить параметры для  $L$  нод, общая сложность одного шага составляет  $O(KL)$ .

Общее количество шагов обучения –  $N_{epochs}$ , что приводит к вычислительной сложности обучения нейросети  $O(N_{epochs} \cdot KL)$ . Следовательно, сложность

аппроксимации конечной разности с использованием однослойной нейронной сети с РБФ составляет  $O(KL) + O(N_{epochs} \cdot KL) = O(N_{epochs} \cdot KL)$ .

Таким образом, общая асимптотическая сложность алгоритма аппроксимации первой конечной разности одномерного сигнала нейронной сетью с одним слоем радиальных базисных функций составляет  $O(K) + O(N_{epochs} \cdot KL) = O(N_{epochs} \cdot KL)$ .

#### 4.5 Выводы

Разработан алгоритм адаптивного преобразования фотоплетизмографического сигнала для последующего оценивания ЧСС, отличающийся от ранее разработанных применением аппроксимации первой конечной разности сигнала с использованием однослойной нейронной сети с радиально-базисными функциями, что позволило преодолеть ограничения алгоритмов полосовой фильтрации ФПГ-сигнала, заключающиеся в использовании фиксированного диапазона частот и, как следствие, в утрате потенциально значимых спектральных компонентов, находящихся за его пределами.

В разработанном алгоритме аппроксимации подвергается не исходный ФПГ-сигнал, а его первая конечная разность. Это позволяет повысить чувствительность к релевантным высокочастотным компонентам сигнала, связанным с ЧСС, и одновременно снизить влияние низкочастотных помех, вызванных движениями в кадре и вариабельностью освещения.

Предложенная архитектура нейронной сети с одним скрытым слоем, содержащим РБФ-ноды, адаптирует параметры к сигналу на основе оптимизационного критерия минимизации среднеквадратической ошибки.

Разработанный алгоритм характеризуется низкой вычислительной сложностью, линейно зависящей от количества кадров в видеоряде, количества нод в РБФ-слое и числа итераций обучения. Это делает его пригодным для применения

в системах реального времени и на устройствах с ограниченными вычислительными ресурсами.

## 5 ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ РАЗРАБОТАННЫХ СИСТЕМ И АЛГОРИТМОВ ДИСТАНЦИОННОЙ ФОТОПЛЕТИЗМОГРАФИИ

В главе 5 проведён анализ и экспериментальное исследование разработанных средств дистанционной фотоплетизмографии (ДФПГ), а также разработанной системы ДФПГ оценивания частоты сердечных сокращений (ЧСС) в режиме обработки видеозаписи и в режиме реального времени. Приведены результаты численных экспериментов на основе разработанных в главах 3 и 4 методики и алгоритма. Показано, что интеграция в систему ДФПГ компонентов на основе разработанных алгоритмов дистанционной фотоплетизмографии снижает относительную погрешность оценивания частоты сердечных сокращений (ЧСС) по видеоизображению лица, по сравнению с другими системами ДФПГ, способными работать в реальном времени.

### 5.1 Процедуры формирования тестовых видеозаписей

При тестировании систем ДФПГ использовались наборы данных: *UBFC-RPPG* [143], соответствующий контролируемым условиям эксплуатации, и *Mahnob-HSI* [142], соответствующий условиям практического применения, по которым рассчитывались эталонные значения оценок ЧСС на основе измерений высокоточных приборов (таблица 3). Оба набора данных доступны по запросу от представителей образовательной или научной организации.

Исходные видеозаписи делились на  $J = 1, 2, \dots, J_{max}$  временных эпох длительностью  $T=10$  секунд и с шагом  $T_{step}=1$  секунда. Отсюда

$$J_{max} = \left[ \frac{T_{reg} - T}{T_{step}} \right] + 1,$$

где квадратные скобки означают процедуру округления до целого числа непересекающихся. Так как частота кадров для разных записей в наборе данных варьировалась, временные ряды  $z_n(T)$  интерполировались  $B$ -сплайнами к единой кадровой частоте  $F=15$  кадров/с и, следовательно, дискретные последовательности временных эпох  $\{z_{n,k}\}_{k=1}^K$  имели длину  $K=150$  отсчётов, а ФПГ-сигнал  $\mathbf{Z}(T)$  (3), отражающий динамику выбранных фрагментов областей для анализа (*region of interest, ROI*), в составе каждой временной эпохи описывался матрицей размерности  $10 \times 150$ .

В связи с тем, что в наборах данных дистанционной фотоплетизмографии использовались измерения высокоточных приборов, синхронизированные с видеозаписями и проводимые с частотой около 100 Гц, представлялась возможность определить для аналогичных временных отрезков эталонные средние значения  $\hat{f}_j^p$  частоты сердечных сокращений добровольцев, присутствующих на видеозаписях.

Общее количество сформированных видеозаписей  $J_{max}$  по набору данных *UBFC-RPPG* составило 2388, а по набору *Mahnob-HCI* – 55 169.

## 5.2 Процедуры выделения фотоплетизмографического сигнала

В рамках проведения вычислительного эксперимента применялся детектор прямоугольной области лица в каждом кадре (см. операцию «Детектирование лица в каждом кадре» на рисунках 4, 7). Были рассмотрены распространённые современные алгоритмы детектирования лица, в том числе *MTCNN* [201] на основе метода многоуровневого каскада нейронных сетей, *FMT-CNN* [231], *MediaPipe* [232], *RFB* [233]. Детекторы лица *FMT-CNN*, *MediaPipe* позволяют детектировать лицо и ключевые точки на нём с высокой точностью, однако требовательны к вычислительным ресурсам и, следовательно, плохо подходят для работы в реальном времени [234], поэтому в диссертационной работе их

использование нецелесообразно. По отношению качества детектирования к вычислительным затратам наилучшим выбран детектор *RFB* библиотеки *open-vino*.

Выбор *ROI* осуществлялся исходя из координат детектированного прямоугольника лица, при этом был направлен на максимизацию площади каждой из *ROI* с одновременным минимизированием включения в эти области пикселей, не относящихся к коже. В результате в каждом кадре определялись следующие прямоугольные *ROI* в количестве  $N=10$ : нос, переносица, две зоны под глазами, две щеки, область под носом, губы, область, покрывающая всё лицо, и область, представляющая собой усечённый прямоугольник лица.

Для каждой выбранной *ROI* производилось формирование трехканального цветового сигнала  $\mathbf{z}_n(\bar{R}_n, \bar{G}_n, \bar{B}_n)$  (1). Конвертация многомерного вектора  $\mathbf{z}_n$  в одномерный скаляр  $z_n$  осуществлялась с использованием шести различных процедур выделения ФПГ-сигнала, обозначаемых как  $M = 1, 2, \dots, 6$ :

- путём вычисления среднего значения зелёной компоненты, то есть  $z_n = \bar{G}_n$ , либо применения модифицированной версии, рассчитанной с использованием алгоритма приближения *Appr* [40];

- с использованием методов *ICA\_JADE* и *ICA\_Fast*, которые основаны на методе независимых компонент (*Independent Component Analysis, ICA*) [118,235];

- путём объединения компонент  $\bar{R}_n, \bar{G}_n, \bar{B}_n$  с использованием алгоритмов *CHROM* [25] и *POS* [124], основанных на моделях взаимодействия света с кожными покровами, где функции смешивания рассчитываются в соответствии с этими моделями.

### 5.3 Процедуры фильтрации оценок частоты сердечных сокращений

На последнем этапе работы разработанного модифицированного методаДФПГ (см. операцию «Фильтрация оценок ЧСС» в цикле по фрагментам ФПГ-сигнала на рисунках 4 и 6) к одномерному временному ряду, состоящему из  $J_{max}$

оценок  $\{\hat{f}_J\}_{J=1}^{J_{max}}$ , которые получены на каждом  $J$ -м временном интервале, могут применяться различные процедуры фильтрации. На этом этапе к полученным оценкам ЧСС применяется операция ограничения по диапазону.

Операция ограничения по диапазону оценок ЧСС в пределах [42; 180] уд./мин, что соответствует [0,7; 3] Гц, проводится для приведения результатов работы системы в соответствие с допустимым диапазоном значений ЧСС, характерным для физиологических особенностей человека. В результате такой обработки каждая исходная оценка ЧСС, выходящая за пределы указанного диапазона, заменяется на ближайшее граничное значение. Таким образом, если оценка меньше 42 уд./мин, она приводится к значению 42 уд./мин, а если больше 180 уд./мин – к значению 180 уд./мин.

Обоснование выбора интервала [42; 180] уд./мин основано на физиологических характеристиках сердечно-сосудистой системы человека. В соответствии с известными исследованиями ЧСС человека [174], диапазон от 42 до 180 уд./мин покрывает значительную часть нормальных и патологических состояний человека, включая низкие значения ЧСС, соответствующие состоянию покоя (брадикардии), и высокие значения, связанные с физическими нагрузками (тахикардии). Значения ниже 42 уд./мин и выше 180 уд./мин являются редкими для здоровых лиц и обычно рассматриваются как артефакты, либо могут указывать на критические состояния, которые должны быть выявлены и обработаны отдельными методами, выходящими за рамки стандартной процедуры ограничения по диапазону.

Использование ограничения по диапазону позволяет уменьшить влияние выбросов, вызванных шумами, артефактами и ошибками работы системы. Это, в свою очередь, повышает метрологическую надёжность системы, так как исключение заведомо недостоверных и физиологически невозможных значений снижает общую погрешность измерений и улучшает точностные характеристики системы.

Известно, что процедуры статистической обработки данных для фильтрации временного сигнала  $\{\hat{f}_J\}_{J=1}^{J_{max}}$ , такие как скользящее среднее, скользящая медиана и другие, позволяют уменьшить погрешность системы ДФПГ [30,165]. Однако такие процедуры достаточно подробно исследованы и являются вспомогательными, поэтому их интеграция в систему ДФПГ не рассматривается в настоящей диссертации.

Следовательно, в операции «Фильтрация оценок ЧСС» используется ограничение по диапазону оценок ЧСС в пределах [42; 180] уд./мин.

#### 5.4 Процедуры вычисления точностных характеристик системы дистанционной фотоплетизмографии

Для каждой видеозаписи получены  $J_{max}$  оценок ЧСС  $\hat{f}_J$  вида (6), где  $J$  – номер временной эпохи из  $K=150$  отсчётов в составе каждой видеозаписи.

Согласно формуле (6), область возвращаемых системой ДФПГ оценок ЧСС ограничена значениями внутри диапазона [42; 180] уд./мин, или [0,7; 3] Гц. В случае отсутствия компонента преобразования ФПГ-сигнала количество отсчётов СПМ на основе (5) равно количеству отсчётов исходного ФПГ-сигнала  $K=150$ . Тогда область возможных возвращаемых значений системы ДФПГ за-

дана как  $f_{\min} + \frac{F}{K}k_z = 0,7 + 0,1k_z$ ,  $k_z = 0, 1, \dots, 23$ . В случае применения разработанного компонента преобразования ФПГ-сигнала с использованием конечной разности с шагом дискретизации  $\lambda = 1$  область возвращаемых значений принимает вид  $f_{\min} + \frac{F}{K - \lambda}k_z = 0,7 + \frac{15}{149}k_z \approx 0,7 + 0,1k_z$ ,  $k_z = 0, 1, \dots, 22$ .

Точностные характеристики системы ДФПГ оценивания ЧСС по видеозаписи определялись в соответствии с ГОСТ 8.508–84 [236] на основе ошибок измерения  $\Delta_J$  – разности между оценками ЧСС  $\hat{f}_J$  и эталонными значениями ЧСС  $\hat{f}_J^p$ :

$$\Delta_J = \hat{f}_J - \hat{f}_J^p. \quad (23)$$

Так, рассчитывались систематическая составляющая погрешности

$$\Delta_C = \frac{1}{J_{max}} \sum_{J=1}^{J_{max}} \Delta_J, \quad (24)$$

среднее квадратическое отклонение погрешности

$$\sigma(\Delta) = \sqrt{\frac{1}{J_{max}} \sum_{J=1}^{J_{max}} \Delta_J^2}, \quad (25)$$

среднеквадратическое отклонение случайной составляющей погрешности

$$\sigma(\overset{\circ}{\Delta}) = \sqrt{\frac{1}{J_{max}} \sum_{J=1}^{J_{max}} (\Delta_J - \Delta_C)^2}, \quad (26)$$

средняя относительная погрешность  $\delta$

$$\delta = \frac{1}{J_{max}} \sum_{J=1}^{J_{max}} \frac{|\Delta_J|}{\hat{f}_J^p}, \quad (27)$$

вариация  $\nu$

$$\nu = \frac{\sigma(\overset{\circ}{\Delta})}{\bar{f}^p} \times 100\%, \quad (28)$$

где  $\bar{f}^p = \frac{1}{J_{max}} \sum_{J=1}^{J_{max}} \hat{f}_J^p$  – среднее эталонное значение, и коэффициент согласия

конкордации

$$\kappa = \frac{2 \operatorname{cov}(\hat{f}, \hat{f}^p)}{D(\hat{f}) + D(\hat{f}^p) + (\bar{\hat{f}} + \bar{\hat{f}^p})^2} \times 100\%, \quad (29)$$

где  $\operatorname{cov}(\hat{f}, \hat{f}^p) = \frac{1}{J_{max}} \sum_{J=1}^{J_{max}} (\hat{f}_J - \bar{\hat{f}})(\hat{f}_{p,J} - \bar{\hat{f}^p})$  – оператор вычисления ковариации

предсказанных и эталонных значений,  $\bar{\hat{f}} = \frac{1}{J_{max}} \sum_{J=1}^{J_{max}} \hat{f}_J$  – среднее значение

оценки ЧСС,  $\overline{\hat{f}^p} = \frac{1}{J_{max}} \sum_{J=1}^{J_{max}} \hat{f}_J^p$  – среднее эталонное значение ЧСС,

$D(f) = \frac{1}{J_{max}} \sum_{J=1}^{J_{max}} (f_J - \overline{\hat{f}})^2$  – оператор вычисления дисперсии выборки.

Кроме того, на основе полученных точностных характеристик вычислялся интервал неопределённости предсказаний для 95 % доверительного уровня  $\Delta_C \pm 1,96 \sigma(\Delta)$ .

При формировании видеоизображения одновременно действуют многочисленные факторы – вариабельность освещённости, движения человека в кадре, физиологические особенности и прочие помехи. Из-за их сложного и взаимосвязанного влияния невозможно точно разделить вклад каждого из этих факторов и устранить вариацию по отдельности. Поэтому для обеспечения стабильности и воспроизводимости измерений применяется ориентировочная оценка без исключения вариации отдельных факторов из результатов наблюдений [236].

Средняя относительная погрешность  $\delta$  (27) выбрана в качестве основной характеристики для оценки качества разработанной системы, поскольку эта характеристика обладает рядом преимуществ, актуальных для задачи оценивания ЧСС по видеозаписям. Прежде всего,  $\delta$  предоставляет интерпретируемые результаты, так как выражается в долях, что делает её интуитивно понятной: например,  $\delta = 0,05$  указывает на среднее отклонение предсказаний от истинных значений на уровне 5 % от их величины. Такой формат представления позволяет легко оценивать точность предсказаний. Кроме того, относительная погрешность учитывает масштаб истинных значений, что особенно важно для задач с вариативными показателями ЧСС, где абсолютные значения могут сильно отличаться: при измерении небольших значений ЧСС (например, около 60 уд./мин) абсолютные значения погрешности (24), (25) будут также небольшими, а при больших значениях ЧСС (например, около 120 уд./мин) абсолютные значения погрешностей могут возрасти, однако относительная погрешность сохраняет корректное представление о точности независимо от масштаба. В отличие от характеристик,

основанных на квадратах отклонений, погрешность  $\delta$  является менее чувствительной к редким выбросам и аномальным значениям, что особенно полезно при анализе временных рядов, поскольку некоторые фрагменты видео могут содержать артефакты или нерегулярные пульсации, не влияя существенно на итоговую оценку точности. Также  $\delta$  основывается на значениях отклонений по модулю, что позволяет избежать взаимного сокращения положительных и отрицательных ошибок измерения (23), тем самым обеспечивая более объективную оценку точности предсказаний. Поскольку в задаче оценивания ЧСС значения могут существенно варьироваться в зависимости от состояния человека и других факторов, относительная погрешность позволяет системе корректно оценивать качество предсказаний на всём диапазоне возможных значений ЧСС. Таким образом, средняя относительная погрешность  $\delta$  является подходящей обобщающей характеристикой системыДФПГ.

## 5.5 Экспериментальное исследование методик выбора наиболее информативных областей лица

В подразделе приведены результаты численных экспериментов разработанной методики выбора *ROI*. Показано повышение эффективности в сравнении с традиционным подходом и с известным подходом на основе отношения «сигнал/шум». Даны оценки эффективности оценивания ЧСС и проведено сравнение различных алгоритмов выделения ФПГ-сигнала из цветового сигнала.

### 5.5.1 Процедуры сравнения эффективности методик

На основе разработанного в разделе 5.2 подхода для каждой видеозаписи получены  $J_{max} \times 6$  оценок ЧСС  $\hat{f}_{I,J,M}$  вида (14), где  $I \in \{SNR, H\}$  обозначает критерий выбора номера  $\hat{n}$ -й *ROI* на основе отношения «сигнал/шум» (11) или спектральной энтропии (13);  $J$  – номер временной эпохи из  $K=150$  отсчётов в составе

каждой видеозаписи, соответственно,  $M$  – один из вышеперечисленных способов перехода от вектора  $\mathbf{z}_n$  к скаляру  $z_n$  (2).

В соответствии с (27) в качестве показателя эффективности системы ДФПГ использовалась средняя относительная погрешность  $\delta$

$$\delta_{I,M} = \frac{1}{J_{max}} \sum_{J=1}^{J_{max}} \frac{|\Delta_{I,M}|}{\hat{f}_{I,M}^p}. \quad (30)$$

Кроме того, анализу подлежали коэффициенты корреляции Пирсона между значениями критериальных функций (10), (15) и соответствующими значениями средней относительной погрешности  $\delta_{I,M}$  (30) для всех  $I \times J_{max} \times 6$  вариантов расчёта

$$r_{I,M} = \frac{\text{cov}(A_{I,M}; \delta_{I,M})}{\text{sd}(A_{I,M}) \cdot \text{sd}(\delta_{I,M})}, \quad (31)$$

где  $A_{SNR,M}$  – значения критериальной функции  $SNR_{\hat{n}}$  (10) на основе отношения «сигнал/шум» при использовании алгоритма выделения сигнала  $M$  и, соответственно,  $A_H$  – значение функции  $H_{\hat{n}}$  (15) на основе спектральной энтропии при использовании алгоритма выделения сигнала  $M$ ,  $\text{sd}(f) = \sqrt{D(f)}$  – оператор вычисления стандартного отклонения выборки. Ясно, что чем выше значение  $r_{I,M}$  (31) по модулю, тем лучше значения критериальной функции (10) или (15) коррелируют с относительными погрешностями  $\delta$  (30), то есть тем эффективнее оценка информативности метода решения задачи ДФПГ.

### 5.5.2 Анализ результатов численных экспериментов по сравнению эффективности методик

Сравнение эффективности методик выбора  $ROI$  проводилось на наборе данных *UBFC-RPPG* с целью выбора наиболее подходящей методики в условиях, когда движения головы происходят редко, а мимическая активность выражена слабо. Это позволило снизить влияние помех в цветовом сигнале, чтобы

сосредоточиться на объективных различиях между методиками без учёта высокоамплитудных помех, вызванных движениями лица. В этом смысле набор данных *UBFC-RPPG* можно рассматривать как «обучающую выборку» для выявления наиболее эффективной методики выбора *ROI*, в то время как далее на «тестовом» наборе данных *Mahnob-HCI* проведена валидация корректности выбора методики.

Графики разброса коэффициентов корреляции (31) приведены на рисунках 16.а и 16.б. На рисунке 16.а для вычисления коэффициентов корреляции использованы все значения относительной погрешности  $\delta$  вида (30), в то время как на рисунке 16.б для исключения флуктуаций СПМ вследствие зашумлённости видеоизображений – только значения, меньшие 0,1.

Для критерия на основе *SNR* (10) коэффициент корреляции (31) должен быть отрицательный, а на основе СЭ (15) – положительный, поэтому соответствующие графики расположены ниже и выше нуля. Видно, что разработанный подход на основе условий (13)–(15) позволяет достичь больших средних абсолютных значений коэффициента и меньшего разброса. Как видно из рисунка 16.б, если учитывать только низкие значения относительной погрешности, средние абсолютные значения коэффициента корреляции уменьшаются (31) для обоих решений. При этом среднее абсолютное значение для оценки (14) выше, чем для оценки (11).

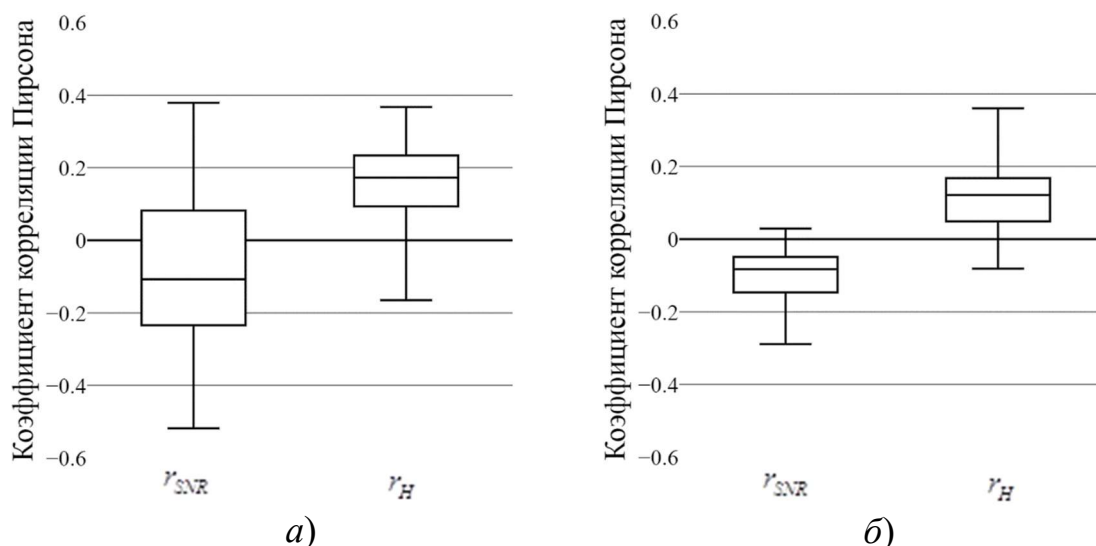


Рисунок 16 – Графики разброса коэффициентов корреляции  $r_{SNR,M}$  и  $r_{H,M}$  (31) для всех способов расчёта: (а) в результаты включены все значения относительной погрешности (30); (б) в результаты включены только значения (30), меньшие 0,1

Таблица 4. Усреднённые абсолютные значения  $r_{SNR}$ ,  $r_H$  (31) и их стандартные отклонения (в скобках), вычисленные для различных номеров  $n$  областей  $ROI$  на наборе данных  $UBFC-RPPG$

$n$	$r_{SNR}$	$r_H$
1	0,12 (0,28)	0,15 (0,15)
2	0,13 (0,25)	0,16 (0,13)
3	0,14 (0,24)	0,23 (0,09)
4	0,11 (0,27)	0,17 (0,09)
5	0,10 (0,23)	0,17 (0,11)
6	0,13 (0,20)	0,22 (0,06)
7	0,02 (0,22)	0,01 (0,12)
8	0,06 (0,18)	0,00 (0,13)
9	0,02 (0,26)	0,21 (0,09)
10	0,12 (0,28)	0,15 (0,15)

Таблица 4 содержит усреднённые абсолютные значения коэффициентов корреляции (31) и их стандартные отклонения (в скобках), вычисленные для различных номеров  $n$  областей  $ROI$  в зависимости от номера  $n$ -й области  $ROI$ . Наибольшие значения коэффициента соответствуют оценке ЧСС  $\hat{f}_{H,J,M}$  (14) для

большинства *ROI*. Наибольшие средние значения коэффициента достигаются для 10-й *ROI* ( $n=10$ ) – в области усечённого прямоугольника лица.

### 5.6 Экспериментальное исследование систем дистанционной фотоплетизмографии с интегрированными компонентами методики выбора наиболее информативных областей лица и алгоритма выделения фотоплетизмографического сигнала

Экспериментальное исследование системДФПГ при варьировании интегрированных компонентов на основе методики выбора наиболее информативных областей лица и алгоритма выделения ФПГ-сигнала проводилось на наборах данных *UBFC-RPPG* и *Mahnob-HCI*. При этом основным набором данных для сравнения методик выбора наиболее информативных областей лица является *UBFC-RPPG*, так как в нём минимизированы движения головы и мимическая активность, в отличие от набора данных *Mahnob-HCI*. Это позволяет оценить погрешность системДФПГ при варьировании алгоритмов выделения ФПГ-сигнала и методик выбора наиболее информативных областей в контролируемых условиях эксплуатации, где минимизированы внешние факторы, что приводит к более объективной оценке эффективности каждого компонента системыДФПГ и даёт возможность сделать вывод об оптимальных настройках для повышения точности оценки ЧСС. Набор данных *Mahnob-HCI* используется в дополнение для проверки алгоритмов в более сложных условиях, приближенных к реальным, что даёт возможность оценить устойчивость системы к шумам, вызванным движениями лица, и проверить адаптивность выбранных методов для задач, требующих высокой точности в условиях практического применения.

Выделение ФПГ-сигнала путём перехода от трёхмерного вектора  $\mathbf{z}_n = (\bar{R}_n \ \bar{G}_n \ \bar{B}_n)^\top$  к одномерной величине  $z_n = z_n(\bar{R}_n, \bar{G}_n, \bar{B}_n)$  (2) (см. операцию «Выделение ФПГ-сигнала» на рисунке 4 и операцию «Накопление ФПГ-сигнала» на рисунке 7) может быть выполнено различными способами. Наиболее распространённые алгоритмы для такого перехода представлены в таблицах 5–7.

Таблица 5 содержит значения средней относительной погрешности  $\delta_{I,M}$  (30) при использовании различных способов перехода  $M = 1, 2, \dots, 6$  от вектора  $\mathbf{z}_n$  к скаляру  $z_n$ . Наименьшие значения  $\delta_{I,M}$  в большинстве случаев достигаются при использовании смешивания цветов алгоритмами *CHROM* и *POS*, что согласуется с известными исследованиями [25,124]. Ошибки с использованием алгоритмов на основе анализа независимых компонент (*ICA\_Fast* и *ICA\_JADE*) близки друг к другу и также невысоки в сравнении с применением только зеленой компоненты ( $\bar{G}_n$ ). Наибольшие значения погрешности оказались при использовании алгоритма *Appr*.

Таблица 5. Значения средней относительной погрешности  $\delta_{I,M}$  вида (30), полученные для различных алгоритмов выделения ФПГ-сигнала (2) в системе ДФПГ на наборе данных *UBFC-RPPG*. Жирным шрифтом в каждой строке выделены наименьшие значения погрешности для *ROI*

$n$	<i>Appr</i>	<i>CHROM</i>	$\bar{G}_n$	<i>ICA_Fast</i>	<i>ICA_JADE</i>	<i>POS</i>
1	0,81	<b>0,09</b>	0,41	0,19	0,18	<b>0,08</b>
2	0,76	<b>0,15</b>	0,39	0,24	0,20	<b>0,16</b>
3	0,75	<b>0,17</b>	0,35	0,24	0,21	<b>0,18</b>
4	0,77	<b>0,16</b>	0,40	0,24	0,21	<b>0,17</b>
5	0,69	<b>0,25</b>	0,32	0,20	0,20	<b>0,24</b>
6	0,52	<b>0,17</b>	0,25	0,21	0,20	<b>0,17</b>
7	0,87	<b>0,35</b>	0,48	0,43	0,39	0,39
8	0,91	<b>0,42</b>	0,54	0,43	0,39	0,45
9	0,51	0,35	0,29	0,17	<b>0,13</b>	0,15
10	0,49	0,10	0,23	0,13	0,10	<b>0,07</b>

Наименьшее значение средней относительной погрешности соответствует областям усечённого прямоугольника лица ( $n=10$ ) и носа ( $n=1$ ). Усечённая область прямоугольника лица – самая большая по площади из рассмотренных *ROI*. Остальные области относительно небольшой площади, поэтому любые помехи, затрагивающие эти области, могут оказывать существенное влияние на артефакты в СПМ. Предполагается, что при точной привязке областей *ROI* к координатам лица, с учётом нежёстких трансформаций лица, значения погрешности в областях меньшего размера будут уменьшаться относительно области усечённого прямоугольника лица.

В таблицах 6 и 7 вычислены значения средней относительной погрешности  $\delta_{I,M}$  (30) системыДФПГ оценивания ЧСС по видеозаписи с интегрированным компонентом выбора наиболее информативной области (см. операцию «Понижение размерности ФПГ-сигнала» на рисунке 4) на основе рассматриваемых на различных наборах данных.

Таблица 6. Значения  $\delta_{I,M}$  вида (30), полученные по набору данных *UBFC-RPPG* при применении различных методик выбора области анализа и для различных алгоритмов выделения ФПГ-сигнала. Жирным шрифтом в каждой строке выделены наименьшие значения погрешности при интеграции каждой методики в системуДФПГ

Методика выбора наиболее информативной области	Алгоритм вычисления цветового сигнала					
	<i>Appr</i>	<i>CHROM</i>	$\bar{G}_r$	<i>ICA Fast</i>	<i>ICA JADE</i>	<i>POS</i>
Усреднение цветового сигнала по всем заданным областям (4)	0,33	0,14	0,25	0,18	0,17	<b>0,11</b>
Выбор области на основе отношения «сигнал/шум» (11), (12)	0,32	0,12	0,22	0,14	0,14	<b>0,08</b>
Выбор области на основе спектральной энтропии (13), (14)	0,30	0,10	0,20	0,13	0,12	<b>0,07</b>

Таблица 7. Значения  $\delta_{I,M}$  вида (30), полученные по набору данных *Mahnob-HSI* при применении различных методик выбора области анализа и для различных алгоритмов выделения ФПП-сигнала. Жирным шрифтом в каждой строке выделены наименьшие значения погрешности при интеграции каждой методики в системуДФПГ

Методика выбора наиболее информативной области	Алгоритм вычисления цветového сигнала					
	<i>Appr</i>	<i>CHROM</i>	$\bar{C}_i$	<i>ICA Fast</i>	<i>ICA JADE</i>	<i>POS</i>
Усреднение цветového сигнала по всем заданным областям (4)	0,57	0,22	0,44	0,29	0,27	<b>0,16</b>
Выбор области на основе отношения «сигнал/шум» (11), (12)	0,56	0,17	0,40	0,23	0,22	<b>0,12</b>
Выбор области на основе спектральной энтропии (13), (14)	0,57	0,15	0,37	0,20	0,20	<b>0,11</b>

Экспериментальное исследование показало высокую эффективность разработанной методики выбора области на основе спектральной энтропии для снижения погрешности  $\delta_{I,M}$  вида (30) в системеДФПГ в задаче оценивания ЧСС. Сравнительный анализ был проведён на наборах данных *UBFC-RPPG* и *Mahnob-HSI*, где первый набор данных использовался для тестирования в условиях минимального воздействия помех, а второй – для анализа системы в условиях, приближённых к условиям практического применения. Такой подход позволил провести всестороннюю оценку предложенных решений.

Методика выбора наиболее информативных областей лица на видеоизображении, основанная на спектральной энтропии Шеннона, показала наилучшие результаты на обоих наборах данных, что свидетельствует о её универсальности и независимости от специфики входных данных. В отличие от распространённой методики, использующей отношение «сигнал/шум», данный подход обеспечивает более высокую точность измерений за счёт решения оптимизационной задачи со сниженной зависимостью от уровня шума в цветovém сигнале

$\mathbf{z}_n = (\bar{R}_n \quad \bar{G}_n \quad \bar{B}_n)^T$  (1). Минимальные значения средней относительной погрешности  $\delta_{I,M}$  вида (30) при интеграции этой методики в систему ДФПГ подчёркивают её преимущество в условиях помех, характерных для реальных задач мониторинга состояния человека.

Кроме того, анализ шести алгоритмов выделения ФПГ-сигнала (таблицы 5–7) показал, что алгоритм *POS* обеспечивает минимальные значения погрешности в большинстве случаев. Эти алгоритмы используют информацию из всех цветовых каналов, что позволяет более эффективно извлекать ФПГ-сигнал в условиях различных уровней освещённости и шумов. Алгоритмы на основе анализа независимых компонент (*ICA\_Fast* и *ICA\_JADE*) продемонстрировали близкие результаты, но уступают *CHROM* и *POS* по точности, особенно при тестировании на наборе данных *UBFC-RPPG*, где внешние факторы сведены к минимуму. Алгоритм *Appr* показал наибольшую погрешность, что означает его недостаточную адаптируемость для задач дистанционной ДФПГ.

Интеграция методики выбора наиболее информативных областей лица на основе спектральной энтропии Шеннона и алгоритма выделения ФПГ-сигнала *POS* в единую систему ДФПГ позволила добиться снижения погрешности оценки ЧСС как в условиях минимальных помех, так и в сложных условиях практического применения. Это согласуется с поставленной целью исследования и подчёркивает важность разработки комплексного подхода к построению систем ДФПГ для задач бесконтактного мониторинга.

## 5.7 Экспериментальное исследование алгоритма преобразования фотоплетизмографического сигнала

В подразделе приведены результаты численных экспериментов разработанного алгоритма преобразования ФПГ-сигнала на основе аппроксимации его конечной разности ФПГ-сигнала однослойной нейронной сетью с внутренним слоем с радиальными базисными функциями [198]. Даны рассчитанные значения

погрешности системы ДФПГ для оценивания ЧСС с интегрированным компонентом преобразования ФПГ-сигнала и проведено сравнение с системами ДФПГ без интеграции этого компонента. Кроме того, даны рекомендации по заданию гиперпараметров алгоритма и начальных значений параметров.

### 5.7.1 Подготовка входных данных

В ходе предварительной обработки цветового  $R, G, B$  сигнала (1) было учтено, что значения интенсивности лежат в интервале от 0 до 255. С целью повышения эффективности вычислительных процедур применялась минимаксная нормализация данных. При этом выполнено масштабирование к интервалу  $[0;1]$  как интенсивностей компонент цветового  $R, G, B$  сигнала, так и временных отсчётов. Таким образом, после нормализации временные отсчёты были заданы как  $k=0, 1/T_{reg}, \dots, K$ , где  $K=1$ .

В соответствии с ранее полученными результатами в подразделе 5.5 с целью изоляции влияния разработанного алгоритма преобразования ФПГ-сигнала от других компонентов системы для объективной оценки его эффективности анализ разработанного алгоритма преобразования сигнала проводился на основе системы ДФПГ, оперирующей единственной областью анализа, представляющей собой область усечённого прямоугольника лица ( $n=10$ ) с относительным сдвигом 20 % вправо и вниз от левого верхнего угла детектированного прямоугольника и относительными шириной и высотой 60 % и 80 % соответственно. По видеозаписи вычислялся одномерный ФПГ-сигнал посредством пространственного усреднения зелёной компоненты видеосигнала  $\bar{G}_n$  в названной области  $ROI$  в соответствии с работами [24,197]. При этом в подразделе 5.7.4 представлены результаты работы системы ДФПГ после интеграции всех разработанных в диссертации компонентов, включая методику выбора области анализа на основе спектральной энтропии, выбранный алгоритм  $POS$  выделения ФПГ-сигнала и разработанное преобразование ФПГ-сигнала на основе аппроксимации его первой

конечной разности нейронной сетью с одним слоем РБФ-функций при варьировании комбинаций из РБФ {ГРБФ, ОМРБФ, ОКРБФ} и количества нод  $L=\{15, 75, 149\}$  с целью определения оптимальных гиперпараметров для преобразования сигнала с учётом погрешности системы  $\delta$  вида (27).

На базе разработанной модификации метода ДФПГ для каждой видеозаписи были произведены  $J_{max}$  (количество временных интервалов, полученных по видеозаписи) оценок ЧСС  $\hat{f}_j$  на основе (5), где  $J$  – номер временного интервала в составе видеозаписи. Продолжительность временного интервала составляла 10 секунд, что соответствует 150 отсчётам.

Коэффициент скорости обучения в алгоритме (а.1)–(а.3) определялся исходя из правила линейного его уменьшения до достижения последней итерации [237], то есть

$$\eta_{epoch} = \eta_0 \left( 1 + (\eta_r - 1) \frac{epoch - 1}{N_{epochs} - 1} \right),$$

где  $\eta_0$  – начальное значение коэффициента скорости обучения;  $\eta_r=10^{-2}\eta_0$  – минимальный множитель коэффициента;  $epoch = \overline{1; N_{epochs}}$  – номер итерации.

Константа  $\eta_0$  является гиперпараметром алгоритма, подбираемым для каждой РБФ. В ходе численных исследований эти значения задавались равными:  $\eta_0=10^{-4}$  – для гауссиана,  $\eta_0=10^{-2}$  – для обратной мультикватричной функции, и  $\eta_0=10^{-3}$  – для обратной квадратичной функции.

### 5.7.2 Инициализация параметров однослойной нейронной сети с внутренним слоем с радиальными базисными функциями

При инициализации вычислительных процедур веса  $w_l$  были заданы случайной равномерно распределённой величиной со средним 0,5 и стандартным отклонением 0,1, а параметры  $\mu_l=(l-1)/(L-1)$  были равномерно распределены в интервале  $[0; 1]$ .

Начальные значения  $\sigma_l = \sigma_0$ ,  $l = \overline{1;L}$  были рассчитаны таким образом, чтобы относительная площадь пересечения РБФ двух соседних нод  $S_0(\sigma)$  была равна половине площади под кривой РБФ одной ноды  $S_0^*$ :  $S_0(\sigma) \approx S_0^* = 50\%$ . С этой целью перебиралось 1000 значений  $\sigma$ , равномерно распределённых на логарифмической шкале в отрезке  $[\sigma_{min}; \sigma_{max}]$ , для которых вычислялась относительная площадь пересечения как отношение площади пересечения РБФ двух соседних нод к площади РБФ ноды:

$$S_0(\sigma) = \frac{\int_{x=-\infty}^{+\infty} \min(\phi(x, \mu_1, \sigma), \phi(x, \mu_2, \sigma)) dx}{\int_{x=-\infty}^{+\infty} \phi(x, \mu_1, \sigma) dx} \cdot 100\%.$$

Так как начальные расстояния между центрами нод  $\mu_l$  равны друг другу, для вычисления площади пересечения между соседними нодами  $S_0$  можно взять любую пару соседних нод, например нод  $l=1,2$ . Таким образом, начальное значение  $\sigma_0$  выбиралось в соответствии с критерием

$$\sigma_0 = \arg \min_{\sigma \in [\sigma_{min}; \sigma_{max}]} |S_0(\sigma) - S_0^*|,$$

где  $\sigma_{min}, \sigma_{max} \in \mathbb{R}$  определены для каждой РБФ таким образом, чтобы  $|S_0 - \tilde{S}_0^*| < \varepsilon_s = 0,01$  для  $\tilde{S}_0^* \in [30\%; 90\%]$ : для гауссовской РБФ –  $\sigma_{min}=1e-3$ ,  $\sigma_{max}=1$ , для обратной мультиквадратичной функции –  $\sigma_{min}=1e-2$ ,  $\sigma_{max}=1e4$ , для обратной квадратичной функции –  $\sigma_{min}=1e-1$ ,  $\sigma_{max}=1e4$ .

Площадь под кривой вычислялась методом Ромберга [238].

### 5.7.3 Процедуры оценки эффективности алгоритма преобразования фотоплетизмографического сигнала

Оценка эффективности разработанного алгоритма преобразования ФПГ-сигнала проводилась при фиксировании номера области для анализа  $n=10$ , и аналогично разработанному в разделе 5.2 подходу для каждой видеозаписи

получены  $J_{max}$  оценок ЧСС  $\hat{f}_J$  вида (6), где  $J$  – номер временной эпохи из  $K=150$  отсчётов в составе каждой видеозаписи. При этом из соображений простоты выбран способ перехода  $M$  от вектора  $\mathbf{z}_n$  к скаляру  $z_n$  посредством усреднения зелёной компоненты, т. е.  $z_n = \bar{G}_n$ .

В качестве показателя точности аппроксимации использовалась средняя абсолютная ошибка на основе разницы между конечной разностью  $\{\Delta z_k\}_{k=1}^{K-1}$  (16)

ФПГ-сигнала и его моделью  $\{\widehat{\Delta z}_k\}_{k=1}^{K-1}$  (19)

$$mae = \frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^{K-1} \left| \Delta z_k - \widehat{\Delta z}_k \right|, \quad (32)$$

усреднённая по набору данных. Значения ошибки (32) важны при выборе наиболее точного алгоритма оптимизации и радиально-базисной функции в смысле минимизации ошибки (22).

Согласно (27), эффективность системы ДФПГ определялась её средней относительной погрешностью.

#### 5.7.4 Сравнение точности алгоритмов аппроксимации

Сравнение точности алгоритмов аппроксимации и точностные характеристики оценивания ЧСС с применением преобразования ФПГ-сигнала проводились на наборе данных *Mahnob-HCI*, так как в нём присутствуют временные интервалы с наличием произвольных движений головы и активной мимической активностью, в отличие от набора данных *UBFC-RPPG*. Цель применения преобразования ФПГ-сигнала состоит, в первую очередь, в фильтрации помех, вызванных движением лица в условиях практического применения системы ДФПГ. Поэтому основным набором для экспериментального исследования алгоритмов преобразования сигнала следует полагать *Mahnob-HCI*, в то время как *UBFC-RPPG* можно считать вспомогательным для тестирования алгоритмов в условиях стабильного освещения и отсутствия значительных движений.

Было выполнено сравнение точности алгоритмов  $GD$  (а.1)–(а.3) и Видроу – Хоффа с использованием гауссовской радиально-базисной функции при одинаковом количестве нод  $L=15$ . На рисунке 17 представлена конечная разность

$$\{\Delta z_k\}_{k=1}^{K-1} \quad (16) \text{ ФПГ-сигнала и его модель } \{\widehat{\Delta z_k}\}_{k=1}^{K-1} \quad (19).$$

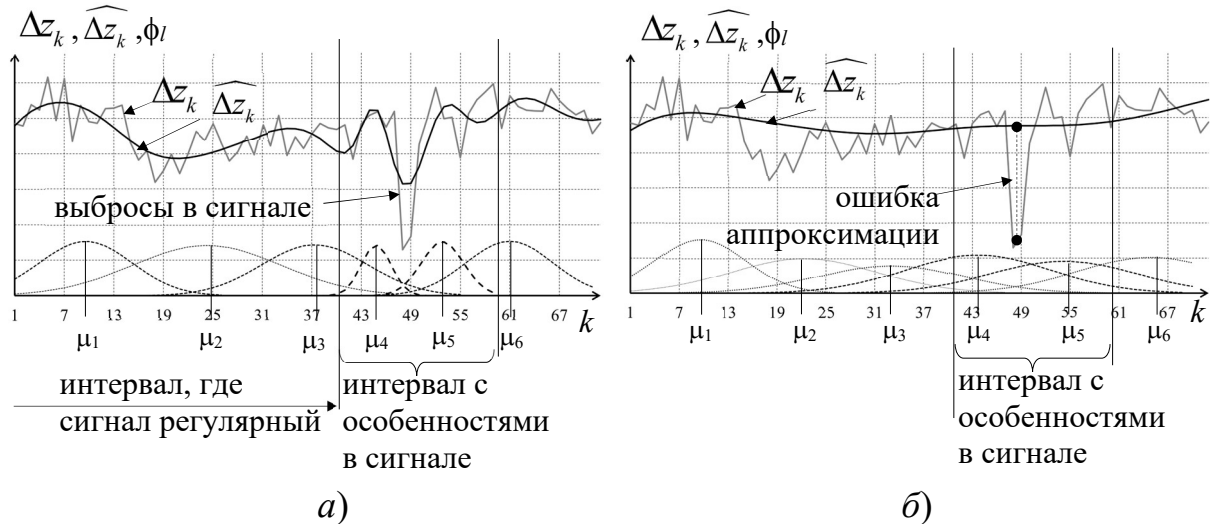


Рисунок 17 – Конечная разность  $\{\Delta z_k\}_{k=1}^{K-1}$  (16) ФПГ-сигнала и его модель

$\{\widehat{\Delta z_k}\}_{k=1}^{K-1}$  (19) при аппроксимации алгоритмом (а.1)–(а.3) (а) и алгоритмом

Видроу – Хоффа (б). Внизу приведены графики гауссовских РБФ, полученных в результате работы алгоритма. На тех временных отрезках, где аппроксимируемый сигнал имеет особенности, графики РБФ показаны на а) пунктирными линиями

Графики гауссовских РБФ на тех временных отрезках, где аппроксимируемый сигнал  $\{\Delta z_k\}_{k=1}^{K-1}$  (16) имеет особенности – значительные амплитудные выбросы, показаны на рисунке 17.а пунктирными линиями. Видно, что оптимальные по условию (22) значения центров РБФ  $\mu_4 \approx 45$  и  $\mu_5 \approx 53$ , где аппроксимируемый сигнал (16) имеет выбросы, близки друг к другу, а центры  $\mu_1 \approx 9$ ,  $\mu_2 \approx 25$ ,  $\mu_3 \approx 38$  и  $\mu_6 \approx 61$  четырёх гауссовских РБФ на временных отрезках, соответствующих регулярному поведению зашумлённого сигнала (16), расположены редко.

На рисунке 17.б для того же сигнала и конечной разности представлены модель сигнала и графики гауссовских РБФ, вычисленные алгоритмом Видроу – Хоффа. Так как алгоритм оптимизирует только веса  $\mathbf{w}$ , можно заметить, что центры нод расположены регулярно в соответствии со значениями, заданными при инициализации:  $\mu_1 \approx 11$ ,  $\mu_2 \approx 22$ ,  $\mu_3 \approx 33$ ,  $\mu_4 \approx 44$ ,  $\mu_5 \approx 55$  и  $\mu_6 \approx 66$ ; параметры разброса  $\sigma$  также остались неизменными и равны друг другу. Это привело к чрезмерному сглаживанию и потере точек локального экстремума в интервале с особенностями. В результате полная оптимизация параметров  $\mathbf{w}$ ,  $\mu$ ,  $\sigma$  сети алгоритмом  $GD$  в сравнении с алгоритмом Видроу – Хоффа оптимизации только весов  $\mathbf{w}$  привела к снижению среднеквадратической ошибки аппроксимации  $E$  (22) на 25 %.

В приложении Б представлены полученные в результате исследования графики конечной разности  $\{\Delta z_k\}_{k=1}^{K-1}$  (16) ФПГ-сигнала и его модели  $\{\widehat{\Delta z_k}\}_{k=1}^{K-1}$  (19) при аппроксимации алгоритмами Видроу – Хоффа, (а.1)–(а.3) с использованием оптимизаторов  $GD$ ,  $Adam$ ,  $RMSprop$  (без особенностей и с особенностями в сигнале) для трёх вариантов РБФ (ГРБФ, ОКРБФ, ОМРБФ) и трёх вариантов количества нод  $L$  (15, 75, 149).

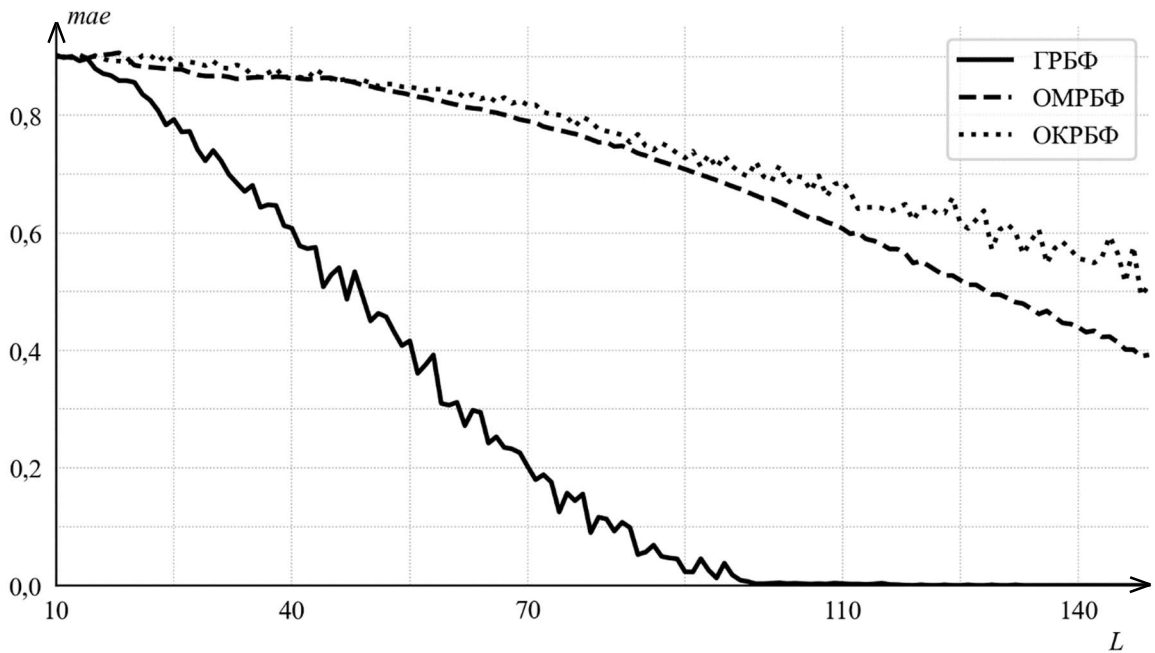


Рисунок 18 – Графики зависимостей (от количества нод  $L$ ) ошибки  $mae$  (32) аппроксимации конечной разности  $\{\Delta z_k\}_{k=1}^{K-1}$  (16) исследуемого сигнала  $\{z_k\}_{k=1}^K$  без особенностей однослойной нейронной сетью с внутренним слоем с радиальными базисными функциями на основе алгоритма (а.1)–(а.3)

Графики зависимостей (от количества нод  $L$ ) ошибки  $mae$  (32) аппроксимации конечной разности  $\{\Delta z_k\}_{k=1}^{K-1}$  (16) исследуемого сигнала  $\{z_k\}_{k=1}^K$  однослойной нейронной сетью с внутренним слоем с радиальными базисными функциями на основе алгоритма (а.1)–(а.3) при использовании оптимизатора *RMSprop* для трёх видов РБФ представлены на рисунках 18 (при аппроксимации сигнала без особенностей) и 19 (при аппроксимации сигнала с особенностями ввиду низкочастотных помех).

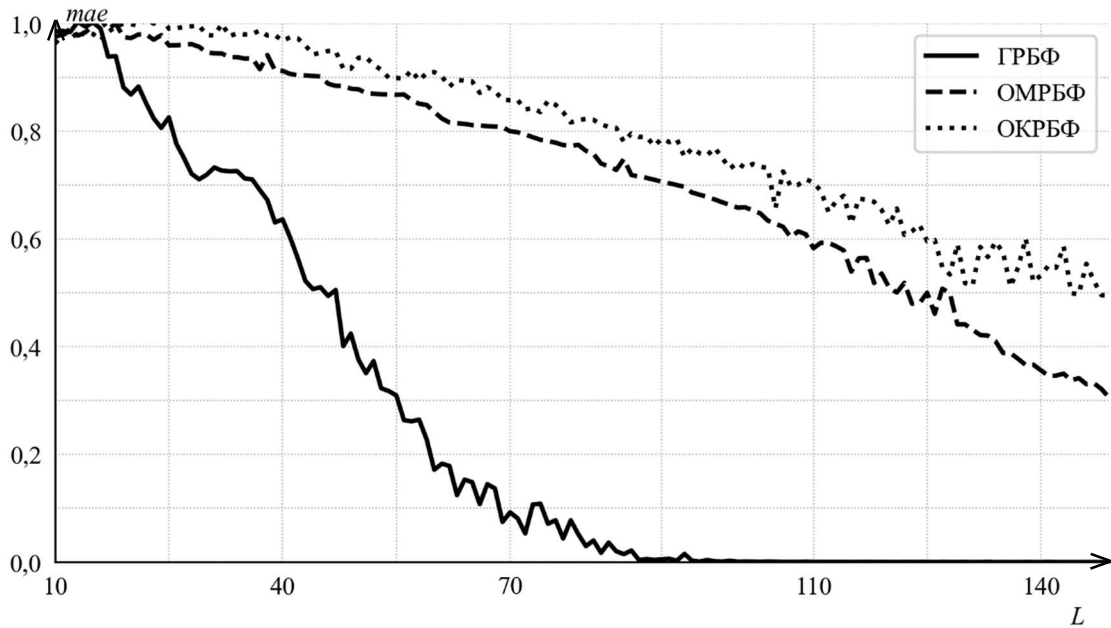


Рисунок 19 – Графики зависимостей (от количества нод  $L$ ) ошибки  $mae$  (32) аппроксимации конечной разности  $\{\Delta z_k\}_{k=1}^{K-1}$  (16) исследуемого сигнала  $\{z_k\}_{k=1}^K$  с особенностями однослойной нейронной сетью с внутренним слоем с радиальными базисными функциями на основе алгоритма (a.1)–(a.3)

В соответствии с известными свойствами такого вида аппроксимации [223] при грубом приближении ( $L < 15$ ) ошибка для всех приведённых РБФ высока – более 0,8. При увеличении количества нод  $L$  ошибка для ГРБФ уменьшается вплоть до значения 0,0002, в то время как для ОКРБФ и ОМРБФ ошибка уменьшается медленнее. Вследствие полученных результатов в качестве основных значений количества нод  $L$  для тестирования были выбраны 15, а также 75 и 149, что равно примерно половине длины сигнала конечной разности и его длине соответственно.

Таблица 8 иллюстрирует точность работы алгоритма (a.1)–(a.3) при аппроксимации с использованием различных оптимизаторов на наборе данных *UBFC-RPPG* при количестве нод  $L=75$ , что соответствует половине длины сигнала. Для всех рассмотренных радиально-базисных функций наименьшая ошибка  $mae$  (32) достигается при использовании *RMSprop*. Так как при расчётах количество шагов обучения  $N_{epochs}$  было задано константным значением 1000, по таблице можно сделать вывод о скорости сходимости алгоритма (a.1)–(a.3).

Таким образом, лучшая сходимость соответствует алгоритму оптимизации *RMSprop*. Поэтому далее он использован в качестве основного алгоритма оптимизации в компоненте преобразования ФПГ-сигнала.

Таблица 8. Усреднённые значения средней абсолютной ошибки  $mae$  (32) аппроксимации сигнала, полученные по набору данных *UBFC-RPPG* для различных оптимизаторов и РБФ при количестве нод  $L=75$ . Жирным шрифтом выделена наименьшая ошибка для РБФ

Оптимизатор	РБФ		
	гауссиан	обратная мультикват- ратичная	обратная квадратичная
<i>GD</i>	0,038	0,099	0,070
<i>Adam</i>	0,019	0,081	0,088
<i>RMSprop</i>	<b>0,009</b>	<b>0,073</b>	<b>0,066</b>

В таблицах 9 и 10 представлены ошибки аппроксимации оптимизаторов на основе алгоритма Видроу – Хоффа оптимизации только весов  $\mathbf{w}$  и на основе оптимизации одновременно параметров  $\mathbf{w}$ ,  $\boldsymbol{\mu}$ ,  $\boldsymbol{\sigma}$  для различных РБФ и при различных значениях  $L$  на наборах данных *UBFC-RPPG* и *Mahnob-HCI*, соответственно. При использовании алгоритма Видроу – Хоффа ошибка  $mae$  (32) меньше только для обратной мультикватратичной функции. При этом для гауссиана ошибка алгоритма Видроу – Хоффа растёт при росте  $L$ , что свидетельствует о менее стабильной работе указанной реализации метода. Поэтому оптимизация всех параметров является предпочтительной.

Таблица 9. Усреднённые значения средней абсолютной ошибки  $mae$  (32) аппроксимации сигнала, полученные по набору данных *UBFC-RPPG* для оптимизаторов на основе алгоритма Видроу – Хоффа и оптимизатора *RMSprop*, для различных РБФ и количества нод  $L$

Тип оптимизации	Оптимизируемые параметры	Вид РБФ	$L$		
			15	75	149
<i>Видроу – Хоффа</i>	$\mathbf{w}$	ГРБФ	0,133	0,328	0,409
		ОМРБФ	0,106	0,068	0,030
		ОКРБФ	0,111	0,088	0,079
<i>RMSprop</i>	$\mathbf{w}, \mu, \sigma$	ГРБФ	0,096	0,009	0,000
		ОМРБФ	0,106	0,073	0,043
		ОКРБФ	0,105	0,066	0,027

Таблица 10. Усреднённые значения средней абсолютной ошибки  $mae$  (32) аппроксимации сигнала, полученные по набору данных *Mahnob-HCI* для оптимизаторов на основе алгоритма Видроу – Хоффа и оптимизатора *RMSprop*, для различных РБФ и количества нод  $L$

Тип оптимизации	Оптимизируемые параметры	Вид РБФ	$L$		
			15	75	149
<i>Видроу – Хоффа</i>	$\mathbf{w}$	ГРБФ	0,133	0,328	0,409
		ОМРБФ	0,106	0,068	0,030
		ОКРБФ	0,111	0,088	0,079
<i>RMSprop</i>	$\mathbf{w}, \mu, \sigma$	ГРБФ	0,086	0,008	0,000
		ОМРБФ	0,098	0,063	0,035
		ОКРБФ	0,098	0,056	0,021

Таким образом, показано, что применение аппроксимации ФПГ-сигнала однослойной нейронной сетью с внутренним слоем на основе оптимизации одновременно параметров  $\mathbf{w}, \mu, \sigma$  позволило достичь меньших ошибок аппроксимации, чем применение аппроксимации на основе алгоритма Видроу – Хоффа оптимизации только весов  $\mathbf{w}$ . При этом наименьших ошибок при фиксированном количестве обучения  $N_{epochs}$  удалось достичь с помощью оптимизатора *RMSprop*, поэтому в дальнейших экспериментах в качестве алгоритма преобразования ФПГ-сигнала применялась его аппроксимация однослойной нейронной сетью с внутренним слоем на основе оптимизации одновременно параметров  $\mathbf{w}, \mu, \sigma$  с помощью оптимизатора *RMSprop*.

### 5.7.5 Анализ ограничений существующих реализаций нейронной сети с внутренним слоем с радиальными базисными функциями

В подразделе приведены библиотеки и программное обеспечение, предоставляющие возможности для работы с радиально-базисными функциями, и инструменты оптимизации и машинного обучения. Показаны их принципиальные ограничения с точки зрения аппроксимации исследуемого сигнала однослойной нейронной сетью с внутренним слоем с радиальными базисными функциями и необходимость разработки собственной реализации.

*MATLAB* [239] является коммерческим программным обеспечением компании *The MathWorks, Inc.*, которая базируется в США. В бесплатном варианте оно доступно только в онлайн-версии с ограниченным временем работы. Учитывая тенденцию к прекращению работы иностранных организаций на территории России, есть соответствующий риск при использовании программного обеспечения *MATLAB*. Кроме того, аппроксимация сетью со слоем радиально-базисных функций реализована в модуле *Neural Network Toolbox* (инструментарий для работы с нейронными сетями), который является платным. Ввиду приведённых причин программное обеспечение *MATLAB* не участвует в сравнении.

Библиотека *scikit-learn* [240] предназначена для машинного обучения на языке программирования *Python*. В ней реализованы различные инструменты для классификации, регрессии и кластеризации, включая поддержку РБФ в реализации метода опорных векторов с РБФ-ядром. Однако в библиотеке отсутствует встроенная поддержка однослойных нейронных сетей с радиальными базисными функциями.

*SciPy* [241] представляет собой библиотеку для научных и технических вычислений на языке программирования *Python*, содержит среди прочего инструмент интерполяции с использованием радиально-базисных функций. В *SciPy* количество нод  $L$  фиксировано и равно количеству отсчётов интерполируемого сигнала. Это означает, что каждый отсчёт сигнала становится центром РБФ, что может не быть оптимальным для всех задач, особенно если данные

зашумлены или их количество велико. В библиотеке *SciPy* параметр сглаживания для РБФ и параметр ширины РБФ должны быть заданы пользователем. Оптимальные значения этих параметров зависят от конкретной задачи, что может потребовать тонкой настройки или поиска методом проб и ошибок. *SciPy* не предлагает встроенных алгоритмов для автоматической настройки гиперпараметров РБФ, координат центров узлов  $\mu_l$  и параметров  $\sigma_l$ , что требует дополнительной оптимизации со стороны пользователя.

Таблица 11 содержит результаты вычисления ошибки *mae* (32) реализаций алгоритма (а.1)–(а.3) при использовании оптимизатора *RMSprop* и из библиотеки *SciPy* при аппроксимации конечной разности  $\{\Delta z_k\}_{k=1}^{K-1}$  (16) исследуемого сигнала  $\{z_k\}_{k=1}^K$  однослойной нейронной сетью с внутренним слоем с радиальными базисными функциями. При этом, в соответствии с рекомендациями в документации библиотеки [241] и с учётом проведения предварительной процедуры нормализации сигнала, параметр сглаживания РБФ был задан равным 0,1, а параметр ширины РБФ был задан 100. Видно, что порядки ошибок для ОМРБФ и ОКРБФ сопоставимы, в то время как ошибка для ГРБФ в реализации на основе оптимизатора *RMSprop* меньше на три порядка, чем для *SciPy*. Ошибки для *SciPy* могут быть существенно уменьшены при задании параметра сглаживания равным 0, однако это приведёт к точной подстройке модели под сигнал без сглаживания выбросов.

Таблица 11. Сравнение ошибок  $mae$  (32) аппроксимации конечной разности  $\{\Delta z_k\}_{k=1}^{K-1}$  (16) исследуемого сигнала  $\{z_k\}_{k=1}^K$  однослойной нейронной сетью с внутренним слоем с радиальными базисными функциями на основе реализации алгоритма (а.1)–(а.3) при использовании оптимизатора *RMSprop* и реализации библиотеки *SciPy* при количестве нод  $L=149$ , равном количеству отсчётов сигнала конечной разности

Реализация алгоритма аппроксимации	Вид РБФ		
	ГРБФ	ОМРБФ	ОКРБФ
<i>RMSprop</i>	0,0007	1,1602	0,7587
<i>SciPy</i> [241]	0,9613	1,0387	0,6986

Таким образом, в распространённых бесплатных библиотеках и программном обеспечении известна одна реализация аппроксимации исследуемого сигнала однослойной нейронной сетью с внутренним слоем с радиальными базисными функциями: в библиотеке *SciPy*. Однако ограничение по количеству нод  $L$  препятствует её использованию в разработанных алгоритмах. В результате было разработано новое программное обеспечение на языке программирования *Python*, моделирующее нейронную сеть с внутренним слоем с радиальными базисными функциями и процесс её обучения на основе алгоритма (а.1)–(а.3).

#### 5.7.6 Сравнение эффективности систем дистанционной фотоплетизмографии с интегрированным компонентом преобразования фотоплетизмографического сигнала

В подразделе приведены значения погрешности  $\delta$  вида (27), полученные по набору данных *Mahnob-HCI* на основе алгоритма (а.1)–(а.3) с применением методики выбора *ROI* на основе спектральной энтропии (13), (14) и алгоритма выделения ФПГ-сигнала *POS* [124].

Проводится сравнение средней относительной погрешности (27) системыДФПГ при оценивании ЧСС с известными реализациями алгоритмов выделения

ФПГ-сигнала *CHROM* [25], *POS* [124], способными работать в реальном времени, без применения преобразования ФПГ-сигнала.

Таблица 12 позволяет сравнить эффективность системы ДФПГ (а.1)–(а.3) при интеграции в неё компонента преобразования ФПГ-сигнала на основе аппроксимации исследуемого сигнала  $\{z_k\}_{k=1}^K$  и его конечной разности  $\{\Delta z_k\}_{k=1}^{K-1}$  (16) на наборе данных *Mahnob-HCI* при варьировании радиальной базисной функции и количества нод  $L$ . Как можно заметить, наименьшее значение средней относительной погрешности  $\delta$  вида (27) достигается при аппроксимации конечной разности с помощью гауссовской радиально-базисной функции при количестве нод  $L=15$ . Остальные относительные погрешности системы ДФПГ варьируются в пределах до 0,2, но при количестве нод 75 и 149 погрешность выше.

Таблица 12. Значения погрешности  $\delta$  вида (27), полученные по набору данных *Mahnob-HCI* для различного количества нод при аппроксимации исходного сигнала  $\{z_k\}_{k=1}^K$  и конечной разности сигнала  $\{\Delta z_k\}_{k=1}^{K-1}$  (16) однослойной нейронной сетью с внутренним слоем с ГРБФ, ОМРБФ и ОКРБФ. Жирным шрифтом выделено наименьшее значение погрешности

Исходный сигнал	Вид РБФ	$L$		
		15	75	149
$\{z_k\}_{k=1}^K$	ГРБФ	0,090	0,096	0,104
	ОМРБФ	0,140	0,150	0,162
	ОКРБФ	0,216	0,229	0,244
$\{\Delta z_k\}_{k=1}^{K-1}$	ГРБФ	<b>0,077</b>	0,082	0,087
	ОМРБФ	0,117	0,126	0,134
	ОКРБФ	0,178	0,190	0,205

На рисунке 20 приведены погрешности  $\delta$  вида (27) на наборе данных *UBFC-RPPG* при аппроксимации конечной разности ФПГ-сигнала  $\{\Delta z_k\}_{k=1}^{K-1}$  (16) его моделью  $\{\widehat{\Delta z_k}\}_{k=1}^{K-1}$  (19) при использовании гауссовских РБФ и при варьировании количества нод  $L$ .

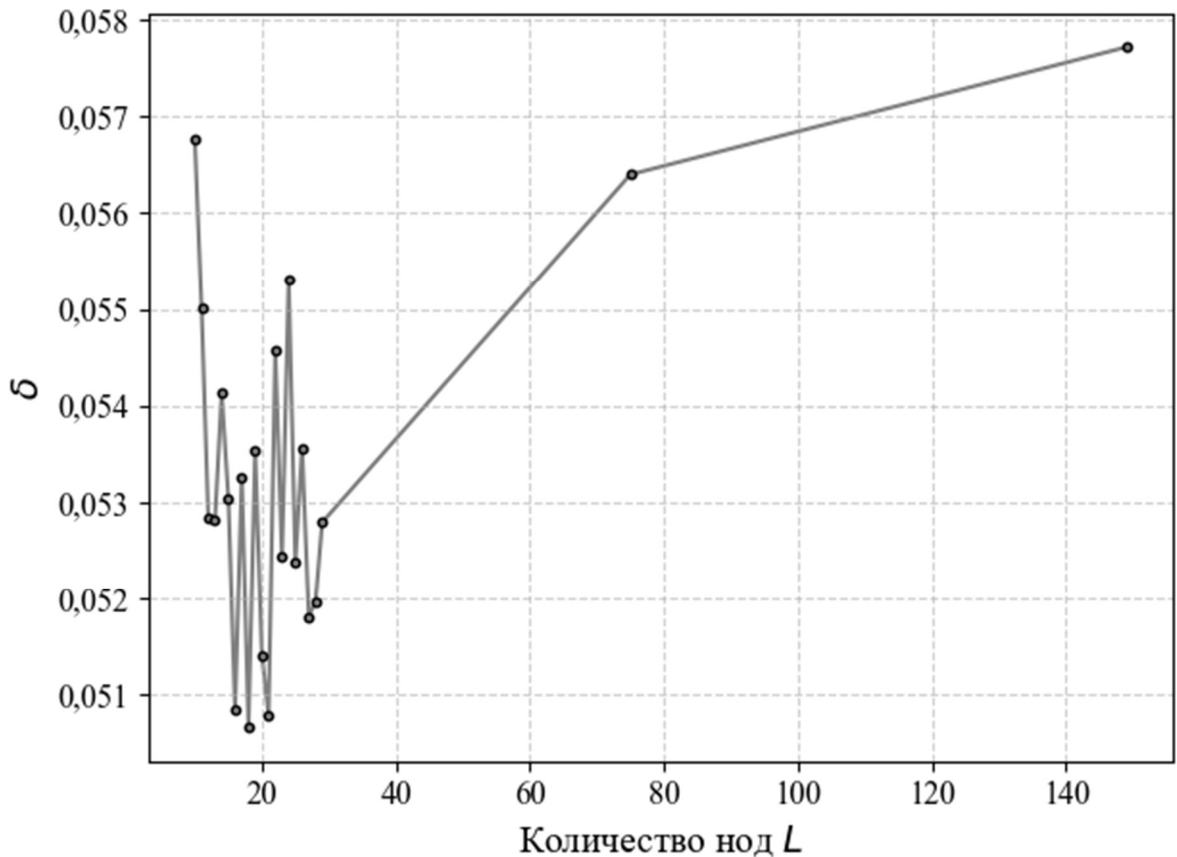


Рисунок 20 – Зависимость средней относительной погрешности  $\delta$  (27) системыДФПГ оценивания ЧСС от количества нод при интеграции алгоритма преобразования ФПГ-сигнала на основе аппроксимации его первой конечной разности нейронной сетью с одним слоем гауссовских радиальных базисных функций на наборе данных *UBFC-RPPG*

График на рисунке 20 показывает динамику изменения погрешности  $\delta$  (27) в зависимости от увеличения количества нод  $L$  в нейронной сети. Сначала, при низких значениях  $L$  до 12, наблюдаются высокие ошибки ввиду недостаточности количества пиков в сигнале для корректного предсказания ЧСС, далее при  $L \approx 13$  наблюдаются колебания значений погрешности с достижением минимума  $\delta$ , равного 0,051, при  $L = 18$ . С дальнейшим увеличением количества нод ( $L > 30$ ) погрешность постепенно возрастает, что может быть связано с эффектами переобучения и избыточной сложности модели. Это подтверждается плавным ростом  $\delta$

после  $L = 75$ , где сеть становится избыточно сложной для данных и перестаёт эффективно аппроксимировать зависимость.

Среднее эталонное значение ЧСС в наборе данных *UBFC-RPPG* составляет  $99 \pm 33$  уд./мин, а максимальное значение равно 127 уд./мин. С учётом временного интервала  $T$  для оценивания ЧСС, равного 10 с, среднее количество пиков пульсации в исходном сигнале видеоряда составляет 16,5, а максимальное количество – 21,6. Поэтому для эффективной аппроксимации первой конечной разности ФПГ-сигнала ожидаемое количество нод, каждая из которых аппроксимирует один пик пульсации, должно быть около  $L = 16..22$  нод, что подтверждает результаты, полученные на рисунке 20.

Таким образом, эксперимент показал, что оптимальное количество нод в данном алгоритме составляет  $L = 18$ . Это значение обеспечивает минимальную среднюю относительную погрешность оценки ЧСС на наборе данных *UBFC-RPPG*, демонстрируя эффективность предложенного подхода для задач бесконтактной оценки ЧСС в контролируемых условиях эксплуатации.

Так как набор данных *UBFC-RPPG* выступает в роли обучающего, далее при интеграции компонента преобразования сигнала будет использоваться аппроксимация конечной разности ФПГ-сигнала нейросетью с одним слоем гауссовских РБФ при количестве нод  $L = 18$ . Аналогично на рисунке 21 приведены погрешности  $\delta$  вида (27) на наборе данных *Mahnob-HCI* при аппроксимации конечной разности ФПГ-сигнала  $\{\Delta z_k\}_{k=1}^{K-1}$  (16) его моделью  $\{\widehat{\Delta z_k}\}_{k=1}^{K-1}$  (19) при использовании гауссовских РБФ и при варьировании количества нод  $L$ .

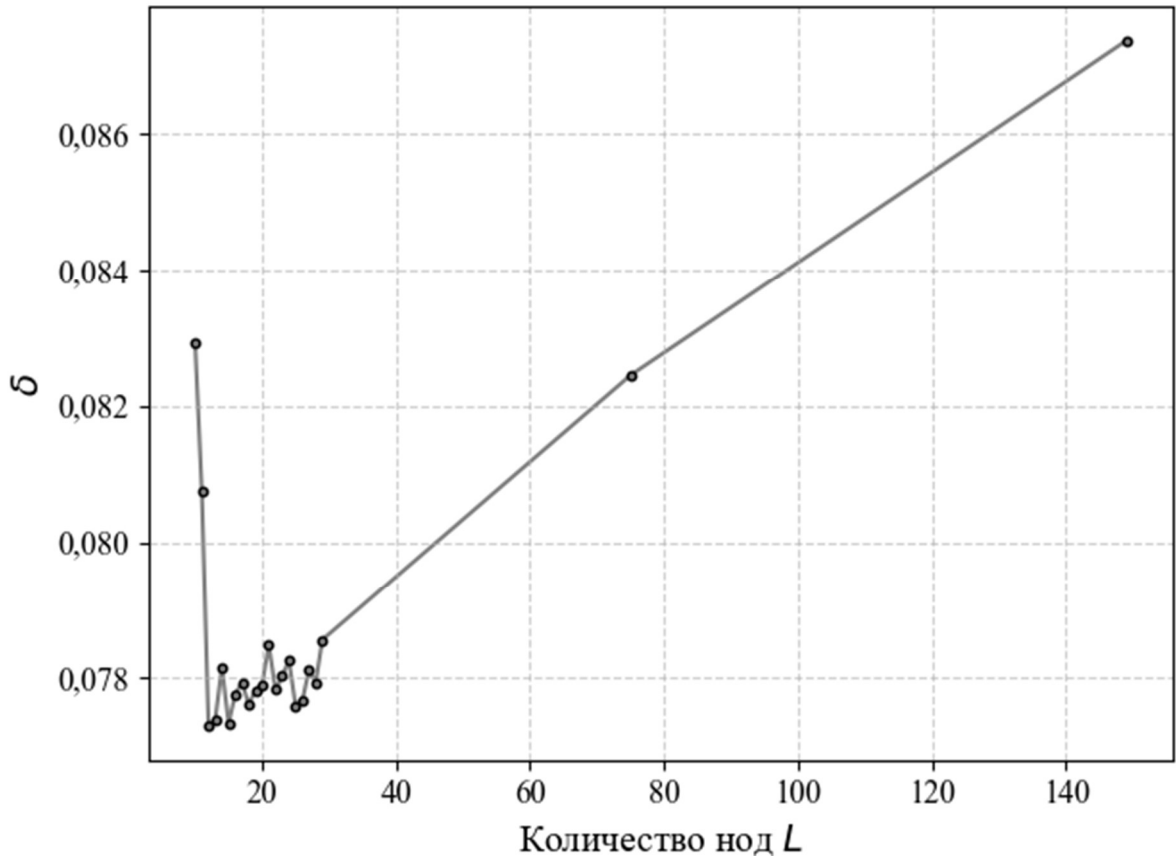


Рисунок 21 – Зависимость средней относительной погрешности  $\delta$  (27) системыДФПГ оценивания ЧСС от количества нод при интеграции алгоритма преобразования ФПГ-сигнала на основе аппроксимации его первой конечной разности нейронной сетью с одним слоем гауссовских радиальных базисных функций на наборе данных *Mahnob-HCI*

Набор данных *Mahnob-HCI* характеризуется более сложными условиями, чем *UBFC-RPPG*, включая движения головы и выраженную мимическую активность, что создаёт дополнительные помехи для оценки ЧСС. Аналогично результатам, полученным на наборе данных *UBFC-RPPG* (рисунок 20), на рисунке 21 наблюдаются относительно высокие значения погрешности  $\delta$  (27) при  $L < 15$  с достижением минимума при  $L \approx 16$  и постепенным ростом  $\delta$ . При дальнейшем увеличении  $L$  в условиях возрастающей сложности модели аппроксимация ФПГ-сигнала становится менее устойчивой к шумам, присутствующим в наборе данных *Mahnob-HCI*, что приводит к росту погрешности  $\delta$  вплоть до максимального значения  $L = 149$ .

Среднее эталонное значение ЧСС в наборе данных *Mahnob-HCI* составляет  $73 \pm 24$  уд./мин, а максимальное значение достигает 116 уд./мин. В соответствии с этим ожидаемое количество пиков пульсации в исследуемом сигнале составляет от 13 до 19, что подтверждает результаты, представленные на рисунке 21, где наименьшее значение погрешности  $\delta$  достигается в указанных пределах.

Таким образом, эксперимент подтвердил устойчивость предложенного подхода на наборе данных *Mahnob-HCI* и с заданным значением количества нод  $L = 18$ , которое обеспечивает баланс между точностью и устойчивостью системы к внешним помехам. Это подчёркивает адаптивность алгоритма преобразования ФПГ-сигнала для задач оценки ЧСС в сложных реальных условиях.

Реализации системыДФПГ на основе традиционного подхода с фиксированной областью анализа ( $n = 10$ ) описанного в работах по алгоритмам выделения сигнала *CHROM* [25] и *POS* [124], демонстрируют среднюю относительную погрешность  $\delta$  вида (27) на наборе данных *Mahnob-HCI*, равную 0,4 и 0,55 соответственно. Эти значения служат базой для сравнения эффективности известных реализаций системДФПГ оценивания ЧСС и системыДФПГ с интеграцией разработанных компонентов.

Полученные результаты показали, что при интеграции разработанных компонентов в системуДФПГ и выборе количества нод  $L = 18$  при аппроксимации конечной разности ФПГ-сигнала нейронной сетью с одним слоем гауссовских РБФ на наборе данных *Mahnob-HCI* достигнуто значение погрешности  $\delta$ , равное 0,08, что подтверждает адаптивность и устойчивость системы к помехам в видеоряде.

Использование альтернативных подходов, таких как *CHROM* и *POS*, приводит к существенно большим значениям погрешности. Таким образом, применение предложенного подхода позволило снизить погрешность системыДФПГ оценивания ЧСС на 80 % ( $(0,4 - 0,08) / 0,4 \approx 0,8$ ) на наборе данных *Mahnob-HCI* по сравнению с известными реализациями системДФПГ, способными работать в реальном времени. Это подчёркивает эффективность и высокую устойчивость

разработанной системы к низкочастотным помехам, характерным для видеозаписей обоих наборов данных.

## 5.8 Анализ разработанной системы оценивания частоты сердечных сокращений методом дистанционной фотоплетизмографии

Основным набором данных для анализа разработанной системыДФПГ для оценивания ЧСС по видеозаписи является *Mahnob-HCI*, так как условия его набора наиболее приближены к условиям практического применения системы в сценарии мониторинга состояния человека-оператора. Наличие движений головы, активная мимика и динамическое освещение, представленные в наборе данных, вносят шумы в исходный сигнал, существенно усложняя процесс оценивания ЧСС. В этом смысле набор данных *Mahnob-HCI* можно рассматривать как тестовую выборку для валидации разработанной системы.

### 5.8.1 Анализ точностных характеристик системы

Целью анализа является оценка эффективности интеграции разработанных компонентов в системуДФПГ для оценивания ЧСС по видеоряду. Аналогично подразделу 5.7.4, основное внимание уделено анализу набора данных *Mahnob-HCI*, который, в отличие от набора *UBFC-RPPG*, содержит временные интервалы с наличием произвольных движений головы и активной мимической активности. Это даёт возможность провести эксперименты в условиях, близких к условиям практического применения системыДФПГ. При этом набор данных *UBFC-RPPG* используется как вспомогательный, позволяющий тестировать алгоритмы в условиях стабильного освещения и минимальных движений.

В таблице 13 приведены компоненты системы ДФПГ в порядке их интеграции относительно системы на основе традиционного метода ДФПГ без интегрированных компонентов (для удобства обозначен как  $q=0$ ).

Таблица 13. Таблица соответствия номеров интегрированных компонентов в систему оценки ЧСС методом ДФПГ и их наименований

Номер компонента $q$	Наименование компонента
0	Традиционный метод ДФПГ без интегрированных компонентов
1	Методика выбора области анализа на основе спектральной энтропии
2	Применение алгоритма выделения ФПГ-сигнала
3	Преобразование ФПГ-сигнала на основе аппроксимации его конечной разности однослойной нейронной сетью с внутренним слоем с радиальными базисными функциями

На рисунке 22 представлена диаграмма рассеяния, иллюстрирующая соотношение эталонных  $\{\hat{f}_J^p\}_{J=1}^{J_{max}}$  и предсказанных  $\{\hat{f}_J\}_{J=1}^{J_{max}}$  значений ЧСС, полученных с использованием системы разработанной дистанционной фотоплетизмографии ДФПГ с интегрированными компонентами ( $q = 3$ ) на наборе данных *Mahnob-HCI*. График включает линию идеального соответствия ( $\hat{f}_J^p = \hat{f}_J$ ), которая служит ориентиром для оценки точности предсказаний. Распределение точек вокруг линии свидетельствует о погрешности системы. Для большинства значений ЧСС наблюдается высокая концентрация точек вблизи линии соответствия, что указывает на высокую точность предсказаний. Однако в диапазоне высоких значений ЧСС (выше 120 уд./мин) наблюдаются заметные расхождения, что может быть связано с низкой частотой встречаемости подобных значений в наборе данных и с влиянием внешних помех.

Таким образом, представленный график подтверждает устойчивость и адаптивность системы ДФПГ при работе в сложных условиях. Он демонстрирует, что предложенный подход обеспечивает точное предсказание ЧСС в большинстве случаев, несмотря на наличие шумов и артефактов, характерных для условий практического применения.

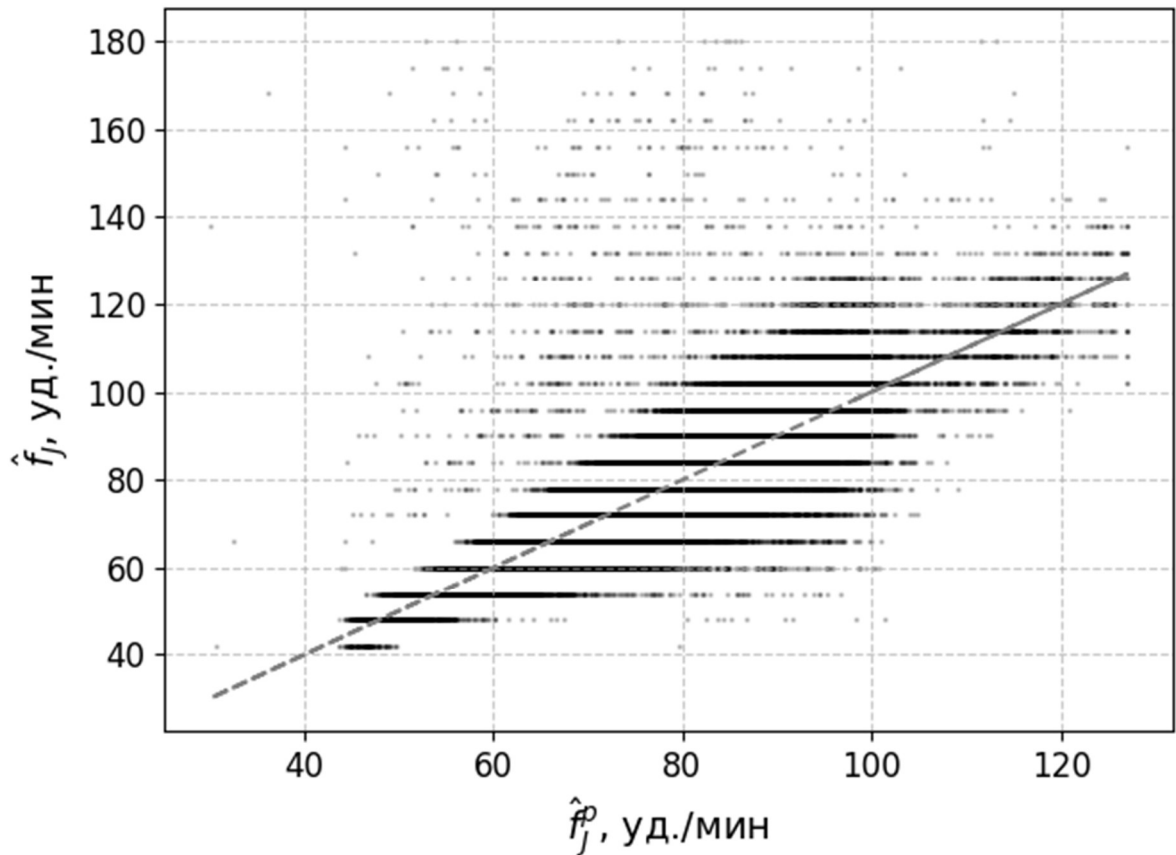


Рисунок 22 – Диаграмма рассеяния эталонных и предсказанных значений ЧСС системойДФПГ ( $q=3$ ) на наборе данных *Mahnob-HCI*

На рисунке 23 представлена диаграмма Блэнда-Алтмана, визуализирующая систематическую  $\Delta_c$  (24) и случайную составляющие погрешности предсказаний ЧСС системойДФПГ ( $q=3$ ) на наборе данных *Mahnob-HCI*. Диаграмма, построенная для анализа расхождений между предсказанными и эталонными значениями ЧСС, позволяет качественно оценить точность и согласованность предсказаний системы в условиях наличия помех. На графике ось ординат отображает усреднённые значения предсказанных и эталонных значений ЧСС  $(\hat{f}_j + \hat{f}_j^p)/2$ , а ось абсцисс – разности  $\Delta_j$  (23) между оценками ЧСС  $\hat{f}_j$  и эталонными значениями ЧСС  $\hat{f}_j^p$ , представляющие собой ошибки предсказания.

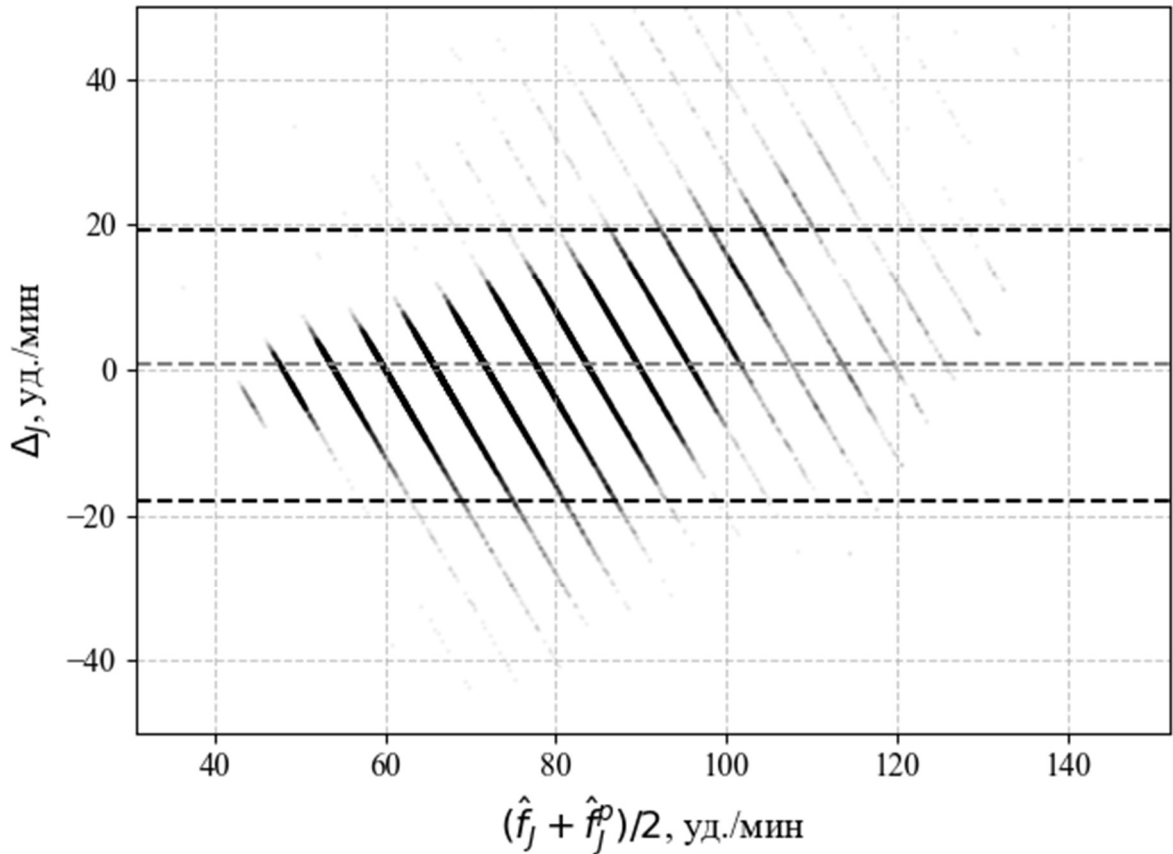


Рисунок 23 – Диаграмма Блэнда-Алтмана для визуализации систематической и случайной погрешности предсказаний ЧСС системой ДФПГ ( $q=3$ ) на наборе данных *Mahnob-HCI*

Среднее значение различий характеризует систематическое смещение  $\Delta_C$  (24), а стандартное отклонение – степень разброса результатов. Линия на уровне нуля отображает идеальное совпадение предсказанных  $\hat{f}_j$  и эталонных  $\hat{f}_j^p$  значений, а пунктирные линии обозначают границы доверительного интервала  $\pm 1,96 \sigma(\Delta)$ , что соответствует интервалу, покрывающему 95 % ошибок. Большинство точек на графике сосредоточено вблизи линии нуля, что указывает на высокую согласованность предсказаний с эталонными значениями. Систематическая ошибка незначительна, что подтверждается симметрией распределения точек относительно линии  $\Delta_j = 0$ . Однако в диапазоне низких (до 50 уд./мин) и высоких (более 120 уд./мин) значений ЧСС наблюдаются выбросы, что может

быть связано с ограниченностью данных в этих диапазонах или усилением влияния помех.

Таблица 14 представляет точностные характеристики системы ДФПГ для оценивания ЧСС на наборе данных *UBFC-RPPG* при последовательной интеграции компонентов системы. Для каждого этапа интеграции  $q$  приведены значения систематической составляющей погрешности  $\Delta_c$  (24), среднего квадратического отклонения погрешности  $\sigma(\Delta)$  (25), среднеквадратического отклонения случайной составляющей погрешности  $\sigma(\overset{\circ}{\Delta})$  (26), средней относительной погрешности  $\delta$  (27), вариации  $v$  (28) и коэффициента согласия конкордации  $\kappa$  (29).

Таблица 14. Точностные характеристики системы ДФПГ оценивания ЧСС на наборе данных *UBFC-RPPG* при последовательной интеграции компонентов

Номер последовательно интегрируемого компонента $q$	$\Delta_c$ (24), уд./мин	$\sigma(\Delta)$ (25), уд./мин	$\sigma(\overset{\circ}{\Delta})$ (26), уд./мин	$\delta$ (27)	$v$ (28)	$\kappa$ (29)
0	1,05	31,82	31,80	0,25	32,28	0,30
1	-0,71	27,10	27,09	0,20	27,50	0,40
2	0,03	10,80	10,80	0,07	10,97	0,82
3	0,46	7,77	7,76	0,05	7,87	0,90

Результаты показывают, что интеграция новых компонентов в систему ДФПГ приводит к значительному улучшению точностных характеристик. Так, систематическая составляющая погрешности снижается в абсолютном выражении с 1,05 уд./мин при  $q = 0$  до 0,46 уд./мин при  $q = 3$ , а среднее квадратическое отклонение погрешности уменьшается с 31,82 до 7,77 уд./мин. Аналогично средняя относительная погрешность  $\delta$  уменьшается с 0,25 до 0,08, что свидетельствует о существенном повышении точности системы. Вариация  $v$  также значительно уменьшается, что подтверждает снижение нестабильности в работе системы, а коэффициент согласия конкордации  $\kappa$  возрастает, достигая 0,90 при  $q = 3$ , что указывает на высокую степень согласованности предсказанных и эталонных значений ЧСС.

Таблица 15 содержит точностные характеристики системы ДФПГ для оценивания ЧСС на наборе данных *Mahnob-HCI* при последовательной интеграции компонентов в систему ДФПГ. Значения представлены аналогично таблице 14. На данном наборе данных также наблюдается тенденция улучшения точностных характеристик с интеграцией компонентов. Так, систематическая составляющая погрешности снижается с 23,32 уд./мин при  $q = 0$  до 0,73 уд./мин при  $q = 3$ , а среднее квадратическое отклонение погрешности уменьшается с 42,71 до 9,63 уд./мин. Средняя относительная погрешность  $\delta$  снижается с 0,44 до 0,08, что свидетельствует о высокой точности работы системы даже в условиях сложных сценариев. Вариация  $v$  уменьшается, демонстрируя стабилизацию предсказаний, а коэффициент согласия конкордации  $k$  увеличивается с 0,11 до 0,75, подтверждая согласованность предсказаний с эталонными значениями.

Таблица 15. Точностные характеристики системы ДФПГ оценивания ЧСС на наборе данных *Mahnob-HCI* при последовательной интеграции компонентов

Номер последовательно интегрируемого компонента $q$	$\Delta_c$ (24), уд./мин	$\sigma(\Delta)$ (25), уд./мин	$\sigma(\dot{\Delta})$ (26), уд./мин	$\delta$ (27)	$v$ (28)	$k$ (29)
0	23,32	42,71	35,78	0,44	48,83	0,11
1	17,60	37,67	33,31	0,37	45,46	0,17
2	0,74	12,61	12,59	0,11	17,18	0,64
3	0,73	9,63	9,60	0,08	13,10	0,75

В соответствии с результатами в таблице 15 интервал неопределённости предсказаний  $\Delta_c \pm 1,96 \sigma(\Delta)$  системы ДФПГ оценивания ЧСС по видеозаписи с интегрированными разработанными компонентами ( $q = 3$ ) на наборе данных *Mahnob-HCI* составляет (-18,1; 19,6) уд./мин.

В таблице 16 представлены результаты сравнительного анализа значений относительной погрешности  $\delta$  (27) разработанной системы оценивания ЧСС, а также систем на базе алгоритмов смешивания цветов *CHROM* [25], *POS* [124] без интеграции разработанных компонентов выбора области и преобразования ФПГ-сигнала для области  $n = 10$  (см. п. 5.5.2), для которой было получено наименьшее

значение погрешности  $\delta$  (30) для аналогичных систем на наборе данных *UBFC-RPPG* (таблица 5). При фиксированном алгоритме выделения ФПГ-сигнала  $M$  выражения (27) и (30) имеют аналогичную структуру.

Таблица 16. Значения относительной погрешности  $\delta$  системДФПГ оценивания ЧСС без интеграции разработанных компонентов на базе алгоритмов смешивания цветов *CHROM* и *POS* и разработанной системы после интеграции разработанных компонентов выбора области  $n$  и преобразования ФПГ-сигнала. Жирным шрифтом выделены наименьшие значения погрешности для набора данных

<i>Вид системы</i>	<i>UBFC-RPPG</i> [143]	<i>Mahnob-HCI</i> [142]
Система на базе алгоритма <i>CHROM</i> при фиксированном номере области $n=10$	0,10	0,40
Система на базе алгоритма <i>POS</i> при фиксированном номере области $n=10$	0,07	0,55
Разработанная система на базе алгоритма <i>POS</i> с интегрированными компонентами выбора области $n$ , преобразования сигнала	<b>0,05</b>	<b>0,08</b>

Полученные результаты подтверждают, что интеграция новых компонентов системыДФПГ позволяет существенно снизить погрешность при оценивании ЧСС как в контролируемых условиях эксплуатации (соответствующих набору данных *UBFC-RPPG* [143]), так и в условиях практического применения (соответствующих набору данных *Mahnob-HCI* [142]).

Проведённые эксперименты в части требований к видеокамере подтвердили результаты анализа существующих работ по теме исследования – частота кадров от 15 кадров в секунду с разрешением от  $640 \times 480$ .

Для видеозаписи (см. рисунок 4) с разрешением  $1920 \times 1080$ , частотой 30 кадров в секунду, глубиной цвета 24 бита на пиксель и длительностью 10 секунд общий объём данных составляет  $30 \times 1920 \times 1080 \times 24 \times 10$  бит =  $14\,929\,920\,000$  бит = 14,9 Гбит. Общий объём данных видеозаписи с разрешением  $640 \times 480$ , частотой 15 кадров в секунду, глубиной цвета 24 бита на пиксель и длительностью 10 секунд составляет  $15 \times 640 \times 480 \times 24 \times 10 = 1,1$  Гбит. После

усреднения значений внутри  $ROI$  для формирования временного ряда цветового сигнала с  $K=150$  отсчётами (10 секунд при 15 кадрах в секунду), трёх каналов  $R$ ,  $G$ ,  $B$  и глубиной 8 бит на канал, объём данных снижается до  $150 \times 3 \times 8 = 3600$  бит. На следующем этапе формирования одномерного ФПГ-сигнала (см. операцию «Выделение ФПГ-сигнала» на рисунке 4) с  $K=150$  отсчётами и глубиной 16 бит на значение объём данных равен  $150 \times 16 = 2400$  бит. При преобразовании ФПГ-сигнала (см. операцию «Преобразование ФПГ-сигнала» на рисунке 4) объём данных сохраняется и равен 2400 бит. Таким образом, на каждом этапе обработки данных объём сигналов существенно снижается.

#### 5.8.2 Анализ вычислительной нагрузки модификаций системы дистанционной фотоплетизмографии реального времени

Оценка вычислительной нагрузки осуществлялась с использованием языка *Python* и специализированных библиотек, таких как *time* и *psutil*. В частности, *psutil* применялась для измерения загруженности центрального процессора и объёма используемой оперативной памяти, *time* использовалась для определения прошедшего времени с момента последнего измерения. В ходе анализа были собраны данные о средней загрузке центрального процессора и объёме использования оперативной памяти. Это позволило рассчитать предполагаемое количество операций с плавающей точкой в секунду (GFLOPS) для приложения, реализующего систему реального времени для оценки ЧСС методомДФПГ.

В качестве тестовых стендов использовались ЭВМ, приведённые в таблице 17. Год производства ноутбука модели *Lenovo B590* – 2012-й г., годы производства элементов персонального компьютера (ПК) – 2020–2022 гг.

Таблица 17. Элементы, входящие в состав тестовых стендов для анализа вычислительной нагрузки модификаций системы реального времени ДФПГ

Наименование компонента	Наименование ЭВМ	
	Ноутбук	ПК
Центральный процессор	Intel Core i3-3110M с частотой 2,4 ГГц, 2 ядра, архитектура Ivy Bridge, 38,4 GFLOPS	Intel Core i5-13600, 3,491 ГГц, 14 ядер (6 высокопроизводительных ядер, 8 энергоэффективных ядер), архитектура Raptor Lake, 502,4 GFLOPS
Оперативная память	8 Гб DDR3 с частотой 1600 МГц	16 Гб DDR5 с частотой 2400 МГц
Видеокарта	NVIDIA GeForce GT 720M, 1 Гб видеопамати DDR3	NVIDIA GEFORCE GTX 1050, 3 Гб видеопамати GDDR5
Материнская плата	Intel HM77 (Panther Point)	Micro-Star MAG Z690 TOMAHAWK WIFI (MS-7D3)
Накопитель данных	HDD 500 Гб, 5400 оборотов в минуту	Arcer AS350 PANTHER, 512 Гб
Блок питания	Встроенный, 65 Вт	AeroCool ECO, 500 Вт
Монитор	15,6-дюймовый дисплей с разрешением 1366×768, матрица TN	Samsung Essential S4 S43GC FHD с разрешением 1920×1080, матрица IPS
Операционная система	Windows 7	Windows 10
Видеокамера	Встроенная веб-камера, 0,3 Мп	Logitech C920 HD Pro, 2,1 Мп

Система реального времени для оценивания ЧСС методом ДФПГ реализована в виде консольного кроссплатформенного приложения на языке *Python*. Приложение разрабатывалось для операционной системы *Windows*, но обладает поддержкой операционных систем на базе *Linux* и потенциальной возможностью интеграции в мобильные платформы. Во время тестирования запущенное приложение являлось единственным запущенным пользовательским процессом. В соответствии со схемами на рисунках 6–8 при старте системы в основном потоке выполнялись операции преобразования исходного изображения, накопления цветового сигнала  $\{z_{n,k}\}_{k=1}^K$  до количества отсчётов  $K=150$  с последующим замещением новыми отсчётами старых и выделения ФПГ-сигнала  $\{\bar{z}_k\}_{k=1}^K$ , а в фоновом потоке к полученному ФПГ-сигналу  $\{\bar{z}_k\}_{k=1}^K$  применялись операции по преобразованию ФПГ-сигнала на основе аппроксимации его конечной разности однослойной нейронной сетью с внутренним слоем с радиальными базисными

функциями, оценка ЧСС и усреднение оценок во временном окне. Усреднённые ЧСС печатались в консоль по мере их вычисления.

Видеокамера, встроенная в ноутбук, возвращала кадры разрешением  $640 \times 480$  и частотой кадров 30 кадров/с, а камера, используемая для ПК, – разрешением  $1920 \times 1080$  и частотой кадров 30 кадров/с. Исходное изображение после преобразования в цветовое пространство *RGB* поступало на вход в систему. Все остальные операции проводились на центральном процессоре и в оперативной памяти компьютера без использования видеокарты.

С целью исключения автоматических коррекций параметров видеокамеры, выполняемых встроенным программным обеспечением [140], использовались программы *Logitech Gaming Software* и *OBS Studio*. С их помощью на время работы системы ДФПГ реального времени было произведено отключение автоматического баланса белого, автофокуса и экспозиции, что обеспечило стабильные условия записи и исключило влияние автонастроек на качество изображения.

Приложение работало 10 минут, в течение которых в отдельном фоновом потоке каждую секунду выполнялось измерение загруженности процессора и объёма используемой оперативной памяти. По завершении работы приложения усреднённые значения измеренных величин и их стандартные отклонения сохранялись в файл и печатались в консоль.

Загруженность центрального процессора определена как процент от общей мощности процессора, выполняющего вычисления. Измерение загруженности процессора и объёма используемой оперативной памяти выполнялось для процесса, соответствующего запущенному приложению.

Общая оценка производительности выполнялась с помощью универсального показателя – GFLOPS, который характеризует количество операций с плавающей запятой, выполненных в секунду. Количество операций в секунду для запущенного приложения измерялось как усреднённая оценка количества операций в секунду на центральном процессоре. Оценка количества операций в секунду на центральном процессоре производилась путём умножения максимального количества операций в секунду, которое способен выполнять центральный

процессор, на его загруженность. В частности, если пиковая производительность процессора 100 GFLOPS, значит, при его нагрузке в 1 % количество операций в секунду составляет 1 GFLOPS. При этом вычислялась минимальная за всё время тестового запуска системы частота выдачи системой значений ЧСС, что эквивалентно количеству обработанных системой ДФПГ временных интервалов в секунду.

В таблицах 18–21 приведены усреднённые оценки загруженности центрального процессора за всё время использования системы, их стандартные отклонения и оценка вычислительной нагрузки систем, реализованных на основе традиционного метода ДФПГ и с интегрированными компонентами выбора области анализа и преобразования ФПГ-сигнала.

Таблица 18. Оценка вычислительной нагрузки для системы реального времени, реализующей традиционный метод ДФПГ ( $q=0$ ). В скобках приведены стандартные отклонения величин

<i>Наименование оценки</i>	<i>Наименование ЭВМ</i>	
	Ноутбук	ПК
Минимальная частота выдачи оценок ЧСС	17,6 Гц	27,3 Гц
Загруженность процессора	21,9 % (2,4 %)	1,9 % (0,7 %)
Объём используемой оперативной памяти	653 Мб (0 Мб)	767 Мб (0 Мб)
Оценка вычислительной нагрузки системы	8,41 GFLOPS	9,54 GFLOPS

Таблица 19. Оценка вычислительной нагрузки для системы реального времени, реализующей традиционный метод ДФПГ с интегрированным компонентом выбора области анализа на основе спектральной энтропии без преобразования ФПГ-сигнала ( $q=1$ ). В скобках приведены стандартные отклонения величин

<i>Наименование оценки</i>	<i>Наименование ЭВМ</i>	
	Ноутбук	ПК
Минимальная частота выдачи оценок ЧСС	15,5 Гц	27,0 Гц
Загруженность процессора	23,0 % (2,5 %)	2,6 % (0,8 %)
Объём используемой оперативной памяти	653 Мб (0 Мб)	767 Мб (0 Мб)
Оценка вычислительной нагрузки системы	8,61 GFLOPS	10,79 GFLOPS

Таблица 20. Оценка вычислительной нагрузки для системы реального времени с применённым алгоритмом выделения ФПГ-сигнала *POS* вместо выбора зелёной компоненты сигнала ( $q=2$ ). В скобках приведены стандартные отклонения величин

Наименование оценки	Наименование ЭВМ	
	Ноутбук	ПК
Минимальная частота выдачи оценок ЧСС	14,8 Гц	26,2 Гц
Загруженность процессора	27,9 % (2,9 %)	3,1 % (1,1 %)
Объём используемой оперативной памяти	653 Мб (0 Мб)	767 Мб (0 Мб)
Оценка вычислительной нагрузки системы	8,84 GFLOPS	13,06 GFLOPS

Таблица 21. Оценка вычислительной нагрузки для системы реального времени с интегрированным компонентом преобразования ФПГ-сигнала на основе аппроксимации его конечной разности однослойной нейронной сетью с внутренним слоем с РБФ ( $q=3$ ). В скобках приведены стандартные отклонения величин

Наименование оценки	Наименование ЭВМ	
	Ноутбук	ПК
Минимальная частота выдачи оценок ЧСС	8,7 Гц	24,3 Гц
Загруженность процессора	41 % (4,7 %)	5,1 % (1,5 %)
Объём используемой оперативной памяти	653 Мб (0 Мб)	767 Мб (0 Мб)
Оценка вычислительной нагрузки системы	15,71 GFLOPS	25,62 GFLOPS

Так как разрешение кадров видеокамеры, используемой в ПК, выше, чем в ноутбуке, блоки А1 (детектирования лица, см. рисунок 3) и А2 при формировании ФПГ-сигнала внутри каждой заданной области требуют больше операций, что выражается в повышении вычислительной нагрузки. Кроме того, центральный процессор ПК обладает большим количеством ядер, что позволяет задействовать больше вычислительных ресурсов для расчётов в фоновом потоке, повышая скорость его обработки и увеличивая загруженность процессора.

Анализ вычислительной нагрузки показывает, что для системы, реализующей метод ДФПГ с выбором области анализа на основе спектральной энтропии (11) и аппроксимацией ФПГ-сигнала однослойной нейронной сетью с РБФ-слоем (19), уровень загруженности центрального процессора существенно зависит от аппаратного обеспечения. На ноутбуке 2012 года производства с

центральным процессором Core i3-3110M система использует около 41 % мощности центрального процессора и 653 МБ оперативной памяти, что может создавать конкуренцию с другими запущенными процессами и ограничивать многозадачность устройства. При этом минимальная частота выдачи оценок ЧСС системой составляет 8,7 Гц. Напротив, на современном ПК система потребляет лишь 5,1 % мощности процессора и 767 МБ ОЗУ, что позволяет работать в фоне без заметного влияния на производительность других задач, а минимальная частота выдачи оценок ЧСС составляет 24,3 Гц, что превышает рекомендуемую минимальную частоту для детектирования стресса и монотонии 10 Гц. Таким образом, на устаревшем ноутбуке данная система может мешать другим процессам, тогда как на новом оборудовании она потребляет малую долю ресурсов и может эффективно функционировать параллельно с другими приложениями.

Анализ вычислительной нагрузки системы ДФПГ, реализованной в виде приложения реального времени, показал, что её производительность существенно зависит от конфигурации аппаратного обеспечения. Проведённые эксперименты продемонстрировали, что система способна работать как на устаревшем ноутбуке 2012 года с процессором Core i3-3110M, так и на современном ПК с процессором Core i5-13600. Однако в условиях работы на ноутбуке с низкой вычислительной мощностью загруженность процессора достигает 41 %, что ограничивает возможности параллельного выполнения других задач. На современном ПК вычислительная нагрузка системы составляет лишь 5,1 % мощности процессора, что делает её работу незаметной для человека-оператора.

Уровень вычислительной нагрузки также зависит от разрешения видеокамеры, используемой для записи входного видео. Видеокамера с разрешением  $1920 \times 1080$ , применяемая на ПК, требует большего объёма операций для обработки каждого кадра по сравнению с камерой ноутбука с разрешением  $640 \times 480$ . Это приводит к увеличению вычислительной нагрузки в абсолютных значениях. Однако благодаря высокой производительности процессора современного ПК увеличение нагрузки практически не влияет на общую эффективность системы.

Дополнительный анализ показал, что интеграция в системуДФПГ компонентов выбора области анализа на основе спектральной энтропии и аппроксимации ФПГ-сигнала однослойной нейронной сетью с радиальными базисными функциями приводит к значительному увеличению вычислительной нагрузки. На ноутбуке вычислительная нагрузка возрастает с 8,41 GFLOPS до 15,71 GFLOPS, а на ПК – с 9,54 GFLOPS до 25,62 GFLOPS. Это связано с дополнительными вычислениями, необходимыми для обработки входного сигнала в интегрированных модулях.

Для эффективной работы системы в фоновом режиме без заметного влияния на производительность других задач требуется современное аппаратное обеспечение. При сокращении частоты выдачи системой оценок ЧСС до минимального рекомендованного уровня 10 Гц ожидается дополнительное снижение вычислительной нагрузки в 2–3 раза, примерно до 10 GFLOPS. Поэтому ожидается стабильная работа системы на центральных процессорах с производительностью не менее 100 GFLOPS и 8 ГБ оперативной памяти. В условиях ограниченных ресурсов, таких как аппаратное обеспечение устаревших ПК, рекомендуется снижать разрешение входного видео до 640×480, чтобы уменьшить вычислительную нагрузку. Таким образом, использование современного аппаратного обеспечения позволяет системеДФПГ функционировать эффективно как в условиях реального времени, так и в фоновом режиме. С целью минимизации влияния шумов, вызванных программным обеспечением камеры, рекомендуется в процессе работы системыДФПГ отключить автонастройку таких параметров, как баланс белого, фокус камеры и других.

### 5.8.3 Оценка эффективности интеграции компонент системы

Расчёт обобщённых показателей качества на основе предложенного критерия эффективности интеграции компонентов  $Q$  (8) в систему оценивания ЧСС методомДФПГ включает расчёт таких показателей качества системы, как

прирост точности оценки ЧСС и прирост вычислительной нагрузки при интеграции компонента. Ввиду разнообразия и воспроизводимости экспериментов относительная погрешность  $\delta$  вычислялась на наборах данных с помощью системы обработки видеозаписей (см. схему на рисунке 4 и подразделы 5.4–5.7). Так как сценарии использования системы подразумевают работу в реальном времени, оценка вычислительной нагрузки осуществлялась для системы оценки ЧСС реального времени (подраздел 2.3). Таким образом, обобщённый показатель качества включает результаты как для системы обработки видеозаписей, так и для системы реального времени обработки видеокладов, поступающих с камеры.

Значения предложенной критериальной функции  $Q$  (8) были рассчитаны на основе тестового набора данных *Mahnob-HCI*, который содержит разнообразные сценарии, включающие произвольные движения головы и мимическую активность.

Таблица 22 представляет собой сводные данные о характеристиках системы оценивания ЧСС методомДФПГ при последовательной интеграции компонентов. В таблице отражены значения средней относительной погрешности  $\delta_q$  (27) при последовательной интеграции каждого компонента в систему  $q$  и вычислительная нагрузка  $\alpha_q$ , выраженная в GFLOPS. В частности, по мере добавления компонентов системы точность увеличивается (погрешность  $\delta_q$  снижается), но при этом возрастает вычислительная нагрузка. Например, при интеграции компонента выбора области анализа ( $q = 2$ ) погрешность снижается до 0,11, а вычислительная нагрузка возрастает до 13,06 GFLOPS. При добавлении компонента преобразования ФПГ-сигнала ( $q = 3$ ) погрешность достигает минимального значения 0,08, а нагрузка – максимального, 25,62 GFLOPS.

Таблица 22. Сводная таблица характеристик системы оценивания ЧСС методомДФПГ при последовательной интеграции компонентов

<i>Номер последовательно интегрируемого компонента</i> $q$	<i>Средняя относительная погрешность</i> $\delta_q$	<i>Оценка вычислительной нагрузки</i> $\alpha_q$ , GFLOPS
0	0,44	9,54
1	0,37	10,79
2	0,11	13,06
3	0,08	25,62

Таблица 23 демонстрирует расчёт обобщённого показателя качества  $Q$  (8) и частных показателей  $Q_q$  (8), отражающих эффективность интеграции компонентов. Для каждого интегрируемого компонента  $q$  приведены коэффициенты снижения погрешности и роста вычислительной нагрузки, а также итоговые значения  $Q_q$  и  $Q$ . Из таблицы видно, что добавление новых компонентов значительно повышает обобщённый показатель качества  $Q$ , при этом интеграция компонента  $q = 3$  приводит к максимальному значению обобщённого показателя  $Q = 8,18$ . Это подтверждает, что предлагаемая система эффективно интегрирует дополнительные модули без чрезмерного ухудшения вычислительных характеристик.

Таблица 23. Таблица расчёта обобщённого показателя качества, отражающего значения критериальной функции эффективности интеграции  $Q$  (8) компонентов в систему оценивания ЧСС методомДФПГ

<i>Номер последовательно интегрируемого компонента</i> $q$	<i>Коэффициент снижения погрешности</i>	<i>Коэффициент роста вычислительных затрат</i>	<i>Частный показатель качества системы</i> $Q_q$ (8)	<i>Значение критериальной функции</i> $Q$ (8)
1	1,19	1,13	1,28	1,28
2	3,40	1,21	5,65	6,93
3	1,41	1,96	1,25	8,18

На рисунке 24 представлена визуализация данных из таблицы 23, где показаны частные показатели качества  $Q_q$  и обобщённый показатель  $Q$  (8) для

каждого компонента, интегрированного в системуДФПГ. График наглядно демонстрирует, что добавление новых компонентов приводит к увеличению значений показателей качества. Частный показатель  $Q_q$  для каждого компонента отражает его вклад в обобщённый показатель  $Q$ , который постепенно возрастает, достигая максимума при  $q = 3$ .

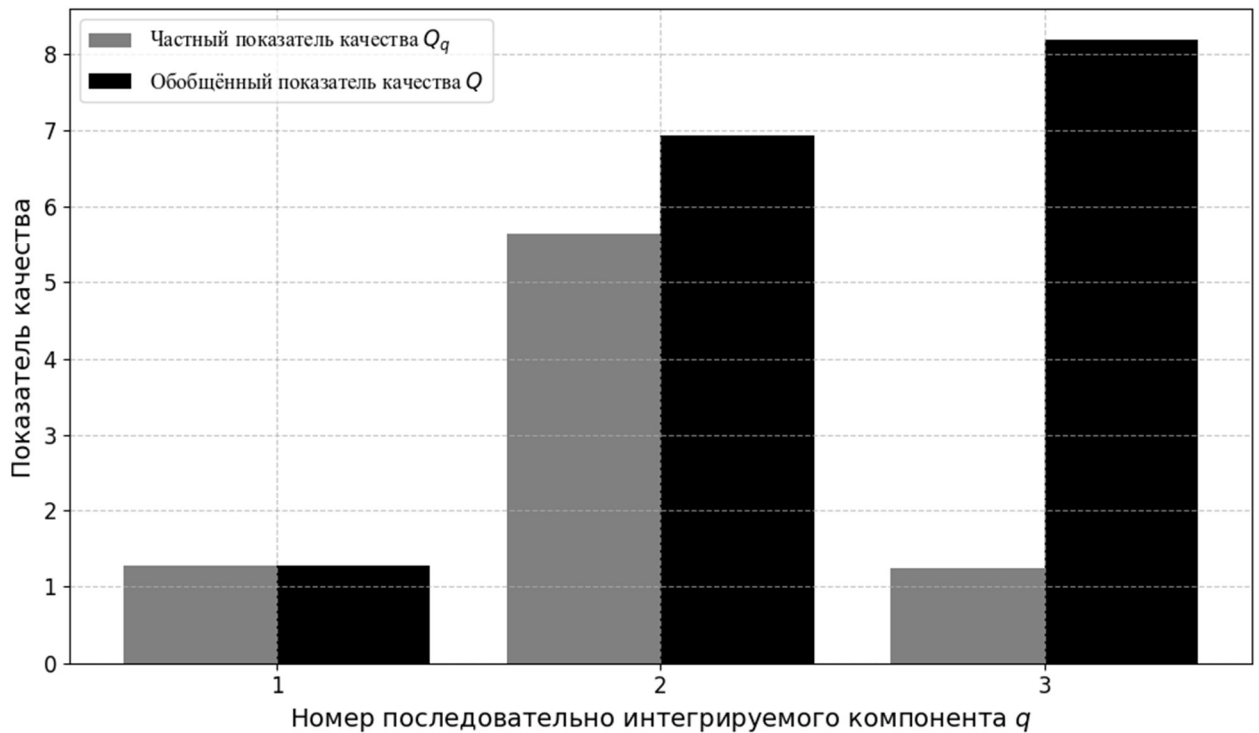


Рисунок 24 – Частный  $Q_q$  и обобщённый  $Q$  (8) показатели качества, отражающие значения критериальной функции эффективности интеграции компонентов в систему оценивания ЧСС методомДФПГ

На основании представленных данных можно заключить, что последовательная интеграция компонентов, таких как выбор области анализа на основе спектральной энтропии и преобразование ФПГ-сигнала однослойной нейронной сетью с радиальными базисными функциями, обеспечивает значительное повышение точности оценки ЧСС при контролируемом увеличении вычислительной нагрузки. Предложенная система демонстрирует высокую эффективность и устойчивость, что делает её оптимально подходящей для использования в

условиях реального времени, обеспечивая как необходимую точность, так и производительность.

## 5.9 Выводы

В главе 5 проведено экспериментальное исследование разработанных средств и системДФПГ, включающее анализ точностных характеристик, вычислительной нагрузки и оценку эффективности интеграции компонентов в единую системуДФПГ.

Результаты экспериментов показали, что предложенная методика выбора наиболее информативных областей лица на основе спектральной энтропии позволяет повысить точность измерения оценки ЧСС по сравнению с традиционными методиками. Так, использование предложенной методики на наборах данных *UBFC-RPPG* и *Mahnob-HCI* позволило снизить среднюю относительную погрешность  $\delta$  (27) оценивания ЧСС на 10 % относительно методики выбора областей на основе отношения «сигнал/шум». Полученные данные подтверждают, что применение разработанной методики решает задачу подавления помех в контролируемых условиях эксплуатации и в условиях практического применения системыДФПГ с наличием движений человека в кадре, его мимической активности и вариабельности освещения.

Экспериментальное исследование алгоритма адаптивного преобразования ФПГ-сигнала, основанного на аппроксимации конечной разности сигнала однослойной нейронной сетью с радиальными базисными функциями, продемонстрировало повышение точности оценивания ЧСС. На наборе данных *UBFC-RPPG* минимальное значение погрешности  $\delta_{LM}$  вида (30) составило 0,051 при числе нод  $L = 18$ , что подтверждает способность алгоритма аппроксимировать пульсации в ФПГ-сигнале с высокой точностью. На наборе данных *Mahnob-HCI*, включающем более сложные сценарии, также наблюдается снижение

погрешности, хотя значения погрешности  $\delta_{I,M}$  вида (30) оказались выше вследствие присутствия шумов.

Показано, что разработанная система ДФПГ с интегрированными компонентами выбора области для анализа и преобразования ФПГ-сигнала позволяет снизить среднюю относительную погрешность оценки ЧСС  $\delta$  (27) на 80 % по сравнению с известными реализациями систем ДФПГ, способными работать в реальном времени. Средняя относительная погрешность составила 0,05 в контролируемых условиях эксплуатации (без произвольных движений человека) и 0,08 в условиях практического применения при наличии низкочастотных помех, что соответствует требованиям точности для мониторинга состояния человека-оператора в режиме реального времени. Дополнительно коэффициент корреляции между эталонными и предсказанными оценками ЧСС оказался выше 0,7, что свидетельствует о высокой степени согласованности между измеренными и эталонными значениями ЧСС.

Анализ вычислительной нагрузки системы показал, что разработанная система ДФПГ способна работать в реальном времени на современном оборудовании. Для системы с интегрированными компонентами выбора области анализа и преобразования сигнала на ПК вычислительная нагрузка составила 25,62 GFLOPS при загрузке процессора 5,1 % и минимальной частоте выдачи оценок ЧСС системой 24 Гц. На устаревшем ноутбуке система также работоспособна, но использование 41 % мощности процессора ограничивает её возможность для выполнения других задач. Из этого следует рекомендация по производительности вычислителя от 100 GFLOPS для сохранения приемлемого уровня вычислительной нагрузки при многозадачной работе системы ДФПГ в фоновом режиме.

Проведённый анализ интеграции компонентов системы ДФПГ, основанный на предложенном критерии эффективности  $Q$  (8), подтвердил вклад каждого из интегрируемых компонентов. Обобщённый показатель качества  $Q$ , отражающий прирост точности и вычислительной нагрузки, достигает максимального значения 8,18 при интеграции компонента преобразования сигнала. Из этого

следует, что предложенные модификации обеспечивают значительное повышение точности при умеренном росте вычислительных затрат.

Таким образом, результаты главы 5 подтверждают достижение более высокой точности измерений системы ДФПГ в результате модификации метода ДФПГ, заключающейся в интеграции разработанных методики и алгоритма. В соответствии с анализом, проведённым в главе 1, разработанная система обеспечивает необходимый уровень точности для мониторинга состояния человека-оператора в сценариях практического использования, включая сложные условия с наличием помех, вызванных движениями человека в кадре и вариабельностью освещения, при этом сохраняя возможность работать в режиме реального времени на современном аппаратном обеспечении.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе выполнения диссертационной работы получены следующие **научные результаты**:

1. Продемонстрированы преимущества систем дистанционной фотоплетизмографии, позволяющих бесконтактно оценивать частоту сердечных сокращений с использованием видеокамеры и вычислителя. Установлено, что для мониторинга состояния человека-оператора допустимая относительная погрешность равна 0,1, а вычислительная нагрузка на центральный процессор должна быть до 30 GFLOPS при частоте формирования оценок системой 10 Гц.

2. Проведён анализ ключевых факторов, влияющих на качество оценивания частоты сердечных сокращений по видеоизображению лица системами дистанционной фотоплетизмографии в контролируемых условиях эксплуатации и в условиях практического применения.

3. Разработана функциональная модель процесса дистанционной фотоплетизмографии, содержащая формализованное описание его основных этапов при обработке видеозаписи и в режиме реального времени, что обеспечило формирование базы критериев и правил для сравнительного анализа эффективности интеграции компонентов в систему.

4. Предложен и обоснован критерий эффективности интеграции методических и алгоритмических средств в единую систему дистанционной фотоплетизмографии, что позволило обеспечить баланс между точностью измерений и вычислительными затратами.

5. Разработана новая методика выбора наиболее информативных областей на видеоизображении лица, использующая спектральную энтропию Шеннона, что позволило преодолеть принципиальные ограничения аналогов на основе отношения «сигнал/шум» и повысить точность измерений.

6. Разработан алгоритм адаптивного преобразования фотоплетизмографического сигнала на основе аппроксимации его конечной

разности однослойной нейронной сетью с радиальными базисными функциями без применения полосовой фильтрации, что позволило повысить точность измерений.

7. В результате интеграции предложенных методических и алгоритмических средств был разработан модифицированный метод дистанционной фотоплетизмографии, позволивший повысить эффективность оценивания частоты сердечных сокращений. Метод универсален с точки зрения системного анализа и может быть применён для мониторинга как функционального состояния человека, так и состояния его здоровья.

В ходе выполнения диссертационной работы получены следующие **практические результаты**:

8. Экспериментальные исследования показали, что разработанная методика выбора наиболее информативных областей лица позволила эффективно подавлять низкочастотные помехи, что в применении с разработанным алгоритмом преобразования фотоплетизмографического сигнала позволило достичь относительной погрешности 0,05 при числе нод  $L=18$  в контролируемых условиях эксплуатации.

9. Проведен анализ вычислительной нагрузки системы дистанционной фотоплетизмографии в реальном времени после интеграции разработанных средств. Для многозадачной фоновой работы рекомендуется вычислитель с производительностью не менее 100 GFLOPS.

10. Интеграция каждого разработанного компонента привела к росту показателя качества системы  $Q$  (8), обеспечив баланс между вычислительными затратами и точностью измерений. Относительная погрешность составила 0,08, что на 80 % ниже, чем у аналогичных решений.

11. Получены 9 свидетельств о регистрации программы на ЭВМ.

12. Результаты диссертационного исследования использованы в научно-исследовательской работе, проводимой в рамках договора между ЦАГИ и НИИНК им. А.Б. Когана ЮФУ № 7192 от 01.04.2013, и были успешно апробированы и внедрены в деятельность коммерческой компании

ООО «Вижнтех», что позволило повысить точность оценки частоты сердечных сокращений, а также сократить затраты на вычислительные ресурсы.

В диссертации применены методы системного анализа (имитационное моделирование, спектральный анализ, оптимизационные и нейросетевые алгоритмы, методы обработки изображений, статистический анализ), обеспечивающие комплексный подход к разработке и внедрению системы дистанционной фотоплетизмографии. Эксперименты подтвердили высокую эффективность системы в контролируемых условиях эксплуатации и в условиях практического применения, что делает ее пригодной для мониторинга состояния человека-оператора в реальном времени. Перспективы дальнейших исследований связаны с анализом динамики частоты сердечных сокращений для выявления стресса и монотонии.

## ПЕРЕЧЕНЬ СОКРАЩЕНИЙ И ОБОЗНАЧЕНИЙ

ГРБФ	—	гауссовская радиальная базисная функция
ДПФ	—	дискретное преобразование Фурье
ДФПГ	—	дистанционная фотоплетизмография
ОКРБФ	—	обратная квадратичная радиальная базисная функция
ОМРБФ	—	обратная мультикватичная радиальная базисная функция
ПК	—	персональный компьютер
РБФ	—	радиальная базисная функция
СПМ	—	спектральная плотность мощности
СЭ	—	спектральная энтропия
ФПГ	—	фотоплетизмография
ФПГ-сигнал	—	фотоплетизмографический сигнал
ЧСС	—	частота сердечных сокращений
ЭВМ	—	электронно-вычислительная машина
<i>GD</i>	—	<i>gradient descent</i> (градиентный спуск)
<i>ROI</i>	—	<i>region of interest</i> (область для анализа)
<i>SNR</i>	—	<i>signal-to-noise ratio</i> (отношение «сигнал/шум»)

## СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Леонова А. Б. Основные подходы к изучению профессионального стресса // Вестник Московского университета. Сер. 14, Психология. — 2000. — № 3.
2. Лебедева Н. Н., Вехов А. В., Каримова Е. Д. Коррекция функционального состояния человека-оператора в условиях длительной монотонной деятельности с помощью низкоинтенсивного электромагнитного поля ММ-диапазона // Бюллетень медицинских Интернет-конференций. — 2012. — Т. 2, № 6. — С. 349–354.
3. Барабанщикова В. В., Епанчинцева А. В. Роль стабильности рабочих нагрузок в формировании функционального состояния сотрудников колл-центров // Экспериментальная психология. — 2014. — Т. 7, № 2. — С. 113–127.
4. Цапенко М. П. Измерительные информационные системы : учеб. пособие для вузов. — 2-е изд. — М. : Энергоатомиздат, 1985. — 357 с.
5. Баевский Р. М. и др. Исследования variability сердечного ритма во время сна на борту Международной космической станции // Вестник Удмуртского университета. Сер. «Биология. Науки о Земле». — 2012. — № 1. — С. 30–37.
6. Полевая С. А. и др. Дискретный мониторинг и телеметрия сердечного ритма в процессе интенсивной работы на компьютере для оценки и профилактики утомления и стресса // Медицинский альманах. — 2013. — Т. 2, № 26.
7. Научно-организационный комитет проекта ЭССЕ-РФ. Эпидемиология сердечно-сосудистых заболеваний в различных регионах России (ЭССЕ-РФ) : обоснование и дизайн исследования // Профилактическая медицина. — 2013. — Т. 16, № 3. — С. 25–34.
8. Оганов Р. Г., Масленникова Г. Я. Демографическая ситуация и сердечно-сосудистые заболевания в России : пути решения проблем // Кардиоваскулярная терапия и профилактика. — 2007. — Т. 6, № 8. — С. 7–14.

9. Оганов Р. Г. Сердечно-сосудистые заболевания в начале XXI века : медицинские, социальные, демографические аспекты и пути профилактики // Федеральный справочник. Здоровоохранение России. — 2013. — Т. 13. — С. 257–264.
10. Шальнова С. А., Деев А. Д. Тенденции смертности в России в начале XXI века (по данным официальной статистики) // Кардиоваскулярная терапия и профилактика. — 2011. — Т. 10, № 6. — С. 5–10.
11. Концевая А. В. и др. Экономический ущерб сердечно-сосудистых заболеваний в Российской Федерации в 2016 году // РФК. — 2018. — Т. 14, № 2. — С. 156–166.
12. Ларинский Н. Е. и др. История физикальных методов диагностики / под ред. М. А. Бутова. — Рязань : РязГМУ, 2007. — 216 с.
13. Свистунов А. А. и др. Частота сердечных сокращений как фактор риска развития сердечно-сосудистых заболеваний // Артериальная гипертензия. — 2008. — Т. 14, № 4. — С. 324–331.
14. Лаба Е. В. Влияние частоты сердечных сокращений на течение острого коронарного синдрома // МНС. — 2011. — Т. 5, № 36. — С. 82–84.
15. Войнов В. Б., Воронова Н. В., Золотухин В. В. Методы оценки состояния систем кислородобеспечения организма человека / под ред. Г. А. Кураева. — Ростов-на-Дону : УНИИ валеологии РГУ, 2002. — 99 с.
16. Ронкин М. А., Иванов Л. Б. Реография в клинической практике. — М. : МБН, 1997.
17. Чейтоу Л. Искусство пальпации : контактная диагностика и оценка состояния пациента. — Донецк : ДООЦ, 2007. — 394 с.
18. Васюк Ю. А. и др. Согласованное мнение российских экспертов по оценке артериальной жесткости в клинической практике // Кардиоваскулярная терапия и профилактика. — 2016. — Т. 15, № 2. — С. 4–19.
19. Von Wittern W. W. Ballistocardiography with elimination of the influence of the vibration properties of the body // American Heart Journal. — 1953. — Vol. 46, no. 5. — P. 705–714.

20. Pollock P. Ballistocardiography: a clinical review // *Canadian Medical Association Journal*. — 1957. — Vol. 76, no. 9. — P. 778–783.
21. Струтынский А. В. Электрокардиограмма: анализ и интерпретация. — М.: ООО «МЕДпресс-информ», 2012. — 224 с.
22. Полухина Е. В., Глазун Л. О. Реографические методы исследования сосудистой системы : учеб. пособие. — Хабаровск, 2007. — 98 с.
23. Кубланов В. С., Пуртов К. С. Дистанционная фотоплетизмография в задаче исследования вариабельности сердечного ритма // *Биомедицинская радиоэлектроника*. — 2015. — № 8. — С. 3–9.
24. Verkruysse W., Svaasand L. O., Nelson J. S. Remote plethysmographic imaging using ambient light // *Opt. Express*. — 2008. — Vol. 16, No. 26. — P. 21434–21445.
25. De Haan G., Jeanne V. Robust pulse-rate from chrominance-based rPPG // *IEEE Trans. Biomed. Eng.* — 2013. — Vol. 60, No. 10. — P. 2878–2886.
26. Amelard R., Clausi D. A., Wong A. Spectral-spatial fusion model for robust blood pulse waveform extraction in photoplethysmographic imaging // *Biomed. Opt. Express*. — 2016. — Vol. 7, No. 12. — P. 4874–4885.
27. Chen W., McDuff D. DeepPhys: video-based physiological measurement using convolutional attention networks // *Proc. European Conf. on Computer Vision (ECCV)*. — 2018. — Vol. 11207. — P. 356–373.
28. Teplov V. et al. Ambiguity of mapping the relative phase of blood pulsations // *Biomed. Opt. Express*. — 2014. — Vol. 5, No. 9. — P. 3123–3139.
29. Rouast P. V. et al. Remote heart-rate measurement using low-cost RGB face video: a technical literature review // *Front. Comput. Sci.* — 2018. — Vol. 12. — P. 858–872.
30. Wang W., Stuijk S., De Haan G. Exploiting spatial redundancy of image sensor for motion-robust rPPG // *IEEE Trans. Biomed. Eng.* — 2015. — Vol. 62, No. 2. — P. 415–425.

31. Таранов А. А., Спиридонов И. Н. Регистрация фотоплетизмограммы и измерение частоты артериального пульса при помощи веб-камеры // Биомедицинская радиоэлектроника. — 2014. — № 10. — С. 71–80.
32. Wu T. PPGI: new development in noninvasive and contactless diagnosis of dermal perfusion using near infrared light // J. GCPD e.V. — 2003. — Vol. 7, No. 1. — P. 17–24.
33. Таранов А. А. et al. Бесконтактное измерение сокращений у новорожденных // Неонатология: Новости. Мнения. Обучение. — 2015. — № 3 (9). — С. 69–73.
34. Verkruysse W. et al. Calibration of contactless pulse oximetry // Anesth. Analg. — 2017. — Vol. 124, No. 1. — P. 136–145.
35. Wang W., Stuijk S., De Haan G. A novel algorithm for remote photoplethysmography: spatial subspace rotation // IEEE Trans. Biomed. Eng. — 2016. — Vol. 63, No. 9. — P. 1974–1984.
36. McDuff D. Advancements in remote physiological measurement and applications in human–computer interaction // Proc. SPIE. — 2017. — Vol. 10251. — Art. 102510V.
37. Zhao C. et al. Visual heart-rate estimation and negative feedback control for fitness exercise // Biomed. Signal Process. Control. — 2020. — Vol. 56. — P. 101680.
38. Chen K. et al. Recognizing lung cancer and stages using a self-developed electronic nose system // Comput. Biol. Med. — 2021. — Vol. 131. — P. 104294.
39. Fan X., Wang J. BayesHeart: a probabilistic approach for robust, low-latency heart-rate monitoring on camera phones // Proc. Int. Conf. Intelligent User Interfaces (IUI). — 2015. — P. 405–416.
40. Kopeliovich M., Petrushan M. Color signal processing methods for webcam-based heart-rate evaluation // In: Bi Y., Bhatia R., Kapoor S. (eds.). Intelligent Systems Applications (IntelliSys 2019). Adv. Intell. Syst. Comput. — 2019. — Vol. 1038. — P. 703–723.

41. Qi H. et al. DeepRhythm: exposing DeepFakes with attentional visual heartbeat rhythms // Proc. ACM Multimedia. — 2020. — P. 4115–4124.
42. Liu S. Q., Lan X., Yuen P. C. Multi-channel remote photoplethysmography correspondence feature for 3D mask face presentation attack detection // IEEE Trans. Inf. Forensics Secur. — 2021. — Vol. 16. — P. 2683–2696.
43. Kopeliovich M. et al. Impact of assistive control on operator behavior under high operational load // Stud. Comput. Intell. 2020. Vol. 586. P. 53–61.
44. Drapkina O.M. et al. Epidemiology of cardiovascular diseases in regions of Russian Federation. Third survey (ESSE-RF-3): rationale and study design // Кардиоваскулярная терапия и профилактика. — 2022. — Vol. 21, № 5. — P. 48–57.
45. Здоровоохранение в России, 2023 : стат. сб. / Росстат. — М., 2023. — 179 с.
46. Савченко В. В., Суздальцев Д. А., Королев В. А., Комраков Д. Ю. Сравнительный анализ контактных и бесконтактных технических решений мониторинга физиологических сигналов человека // Биотехносфера. — 2014. — № 4. — С. 18–23.
47. Immoreev I., Tao T. H. UWB radar for patient monitoring // IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine. — 2008. — Vol. 23, No. 11. — P. 11–18.
48. Aarts L. A. M., Lo B. W. N., Feijs L. Non-contact heart rate monitoring utilizing camera photoplethysmography in the neonatal intensive care unit: a pilot study // Early Human Development. — 2013. — Vol. 89, No. 12. — P. 943–948.
49. Plewa L., Luis S. iStress: stress classification from heart rate variability. — San Luis Obispo: California Polytechnic State University, 2015. — 96 p.
50. Zaproudina N., Teplov V., Nippolainen E., Lipponen J. A., Kamshilin A. A., et al. Asynchronicity of facial blood perfusion in migraine // PLoS ONE. — 2013. — Vol. 8, No. 12. — Art. e80189.
51. Полевая С. А., Бирюков А. А., Титов А. С., Королев Д. В. Телеметрические и информационные технологии в диагностике функционального

состояния спортсменов // *Современные технологии в медицине*. — 2012. — № 4. — С. 94–98.

52. Олейников В. Э., Кулюцин А. В., Лукьянова М. В. Аспекты физиологической регуляции и доступные способы регистрации частоты сердечных сокращений // *Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. Медицинские науки*. — 2014. — № 1 (29). — С. 70–80.

53. Rahman H. Intelligent driver monitoring based on physiological sensor signals: application using camera // *Proceedings of the IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE)*. — 2015. — P. 2637–2642.

54. ГОСТ 34.003-90. Автоматизированные системы. Термины и определения. — М.: Изд-во стандартов, 1990.

55. Климентьев К. Е. Системы реального времени: обзорный курс лекций. — Самара: СГАУ, 2008. — 50 с.

56. Jachymek M., Jachymek M. T., Kiedrowicz R. M., Kaźmierczak J., Płońska-Gościński E., Peregud-Pogorzelska M. Wristbands in home-based rehabilitation—validation of heart rate measurement // *Sensors*. — 2022. — Vol. 22, No. 1. — Art. 60.

57. Chow H.-W., Yang C.-C. Accuracy of optical heart rate sensing technology in wearable fitness trackers for young and older adults: validation and comparison study // *JMIR mHealth and uHealth*. — 2020. — Vol. 8, No. 4. — Art. e14707.

58. Wang C., Pun T., Chanel G. A comparative survey of methods for remote heart rate detection from frontal face videos // *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*. — 2018. — Vol. 6. — Art. 33.

59. Карпов О. Э., Свешников А. В., Воробьев А. С. Новые методы мониторинга жизненно важных функций организма в эпоху телемедицины // *Менеджер здравоохранения*. — 2016. — № 8. — С. 54–66.

60. Самарин А. Электроника, встроенная в одежду – технологии и перспективы (ч. 2) // *Компоненты и технологии*. — 2007. — № 70. — С. 146–152.

61. Pinheiro E., Postolache O., Girão P. Theory and developments in an unobtrusive cardiovascular system representation: ballistocardiography // *The Open Biomedical Engineering Journal*. — 2010. — Vol. 4, No. 1. — P. 201–216.
62. Сорокин О. В., Чжин Д. Н., Ким Ю. Т., Ильин И. Б. Этапы становления и развития научных представлений о диагностике по пульсу // *Вестник Новосибирского государственного педагогического университета*. — 2017. — № 1. — С. 157–171.
63. Scarbrough W. R., Talbot S. A. Proposals for ballistocardiographic nomenclature and conventions: revised and extended report of Committee on Ballistocardiographic Terminology // *Circulation*. — 1956. — Vol. 14, No. 3. — P. 435–450.
64. Postolache O., Postolache G., Girão P. S. New device for assessment of autonomous nervous system functioning in psychophysiology // *Proceedings of the IEEE International Workshop on Medical Measurements and Applications (MeMeA)*. — 2007. — P. 95–99.
65. Нужный А. С., Белоусов А. С., Румянцев А. И., Волхов М. В. Анализ баллистокардиограммы на граничных вычислительных узлах // *Труды Института системного программирования РАН*. — 2018. — Т. 30, № 2. — С. 251–262.
66. Приказ Министерства здравоохранения Российской Федерации от 26 декабря 2016 г. № 997н «Об утверждении Правил проведения функциональных исследований» [Электронный ресурс]. — Режим доступа: <http://base.garant.ru/71611460/> (дата обращения: 17.04.2025).
67. Зудбинов Ю. И. *Азбука ЭКГ*. — 6-е изд. — Ростов-на-Дону: Феникс, 2008. — 235 с.
68. Рассадина А.А., Тараканов С.А., Кузнецов В.И. Норман Холтер и его метод дистанционного кардиологического мониторинга. История вопроса // *Бюллетень сибирской медицины*. 2013. Т. 3. С. 162–166.
69. Melillo P. et al. Automatic Prediction of Cardiovascular and Cerebrovascular Events Using Heart Rate Variability Analysis. 2015. P. 1–14.

70. Леонова А.В., Лебедева Ю.С. Аппаратно-программный комплекс для сертификации холтеровского монитора «Холтер м2» в Росздравнадзоре // Известия ЮФУ. Технические науки. 2013. Т. 1, № 138.
71. Zakrzewski M. et al. Noncontact Respiration Monitoring during Sleep with Microwave Doppler Radar // IEEE Sens. J. 2015. Vol. 15, № 10. P. 5683–5693.
72. Gonzalez R. et al. A computer based photoplethysmographic vascular analyzer through derivatives // Comput. Cardiol. 2008. Vol. 35, № October. P. 177–180.
73. Liu X., Liu J. A novel beat detection method for blood pressure signals using slope sum mean shift technology // Biomedical Engineering and Biotechnology (iCBEB), 2012 International Conference on. 2012. P. 5.
74. Jang D.-G. et al. A Real-Time Pulse Peak Detection Algorithm for the Photoplethysmogram // Int. J. Electron. Electr. Eng. 2014. Vol. 2, № 1. P. 45–49.
75. Huotari M., Määttä K., Röning J. Photoplethysmographic measurements of arterial and aortic pulse waveform characteristics. 2015. Vol. 7. P. 83–87.
76. Jang D.G. et al. A morphological approach to pulse feature extraction from the digital volume pulse // ICICS 2011 - 8th Int. Conf. Information, Commun. Signal Process. 2011.
77. Huotari M. et al. Photoplethysmography and its detailed pulse waveform analysis for arterial stiffness // Raken. Mek. (Journal Struct. Mech. 2011. Vol. 44, № 4. P. 345–362.
78. Zhao F. et al. Remote Measurements of Heart and Respiration Rates for Telemedicine // PLoS One. 2013. Vol. 8, № 10.
79. Longmore S.K. et al. for Detection of Heart Rate , Blood Oxygen Saturation , and Respiration Rate at Various Anatomical Locations.
80. Parak J. et al. Estimating Heart Rate, Energy Expenditure, and Physical Performance With a Wrist Photoplethysmographic Device During Running // JMIR mHealth uHealth. 2017. Vol. 5, № 7. P. e97.
81. Абдульянов И.В., Вагизов И.И. Современные подходы к постоянной электрокардиостимуляции // ПМ. 2013. Т. 3, № 71.

82. Гуков А.О., Жданов А.М. Возможности постоянной кардиостимуляции в профилактике фибрилляции и трепетания предсердий // Вестник аритмологии. 2000. Т. 16. С. 78–84.
83. Волков Д.Е. Эффективность купирования трепетания предсердий путем применения чреспищеводной кардиостимуляции // Укр. терапев. журн. 2009. Т. 2. С. 55–56.
84. Снежневский А.В. Справочник по психиатрии. 2е изд. 1985.
85. Zakrzewski M. Methods for doppler radar monitoring of physiological signals. Tampere: Tampere University of Technology, 2015. Vol. 1315.
86. Гнездицкий В.В. и др. Использование амбулаторного мониторинга ЭЭГ в клинической практике. 2009. Т. 3, № 495. С. 22–25.
87. Lu G. et al. Contact-free measurement of heart rate variability via a microwave sensor // Sensors. 2009. Vol. 9, № 12. P. 9572–9581.
88. Greneker E.F. Radar sensing of heartbeat and respiration at a distance with security applications // Radar Sens. Technol. II. – Int. Soc. Opt. Photonics. 1997. Vol. 3066. P. 22–28.
89. Mesleh A. et al. Heart Rate Extraction from Vowel Speech Signals // J. Comput. Sci. Technol. 2012. Vol. 27, № 6. P. 1243–1251.
90. Shao D. et al. Simultaneous Monitoring of Ballistocardiogram and Photoplethysmogram Using a Camera // IEEE Trans Biomed Eng. 2016. Vol. 64, № 5. P. 1003–1010.
91. Garbey M. et al. Contact-free measurement of cardiac pulse based on the analysis of thermal imagery // IEEE Trans. Biomed. Eng. 2007. Vol. 54, № 8. P. 1418–1426.
92. Кузнецов В.И., Тараканов С.А., Рыжаков Н.И. Бесконтактное измерение основных параметров сосудов конечностей по методу окклюзионной плетизмографии // Медицинский альманах. 2013. Т. 1, № 25. С. 199–201.
93. Копелиович М.В. Бесконтактный метод определения динамики частоты сердечных колебаний // Труды Международной научно-практической конференции «Транспорт-2014». Ч.4. Ростов-на-Дону: РГУПС, 2014. С. 39.

94. Luik A. et al. Laser Doppler vibrometry as a noncontact method to detect various degrees of atrioventricular block: A feasibility study // *Future Cardiol.* 2016. Vol. 12, № 3. P. 269–279.
95. Kim C.Y., Hong S. A compact 24 GHz quadrature Doppler radar with front-end MMIC // *Int. J. Electron.* 2013. Vol. 100, № 9. P. 1184–1195.
96. Иммореев И.Я. Практическое использование сверхширокополосных радаров // *Журнал радиоэлектроники: электронный журнал.* 2009. Т. 9.
97. Куликов Д.А. et al. Перспективы использования лазерной доплеровской флоуметрии в оценке кожной микроциркуляции крови при сахарном диабете // *Сахарный диабет.* 2017. Т. 20, № 4. С. 279–285.
98. Zegarra-Parodi R. Laser Doppler Flowmetry in Manual Medicine Research // *J. Am. Osteopath. Assoc.* 2014. Vol. 114, № 12. P. 908.
99. Ferreira A.I.L. Laser Doppler Flowmetry // *Project Report 5th year Graduation in Biomedical Engineering.* 2007. 66 p.
100. Ye C. Robust Heartbeat Detection with Doppler Radar Based on Stochastic Gradient Approach. 2018. № February.
101. Mogi E., Ohtsuki T. Heartbeat detection with Doppler radar based on spectrogram // *IEEE Int. Conf. Commun.* 2017.
102. Zakrzewski M., Vanhala J. Separating respiration artifact in microwave Doppler radar heart monitoring by independent component analysis // *Proc. IEEE Sensors.* 2010. P. 1368–1371.
103. Host-Madsen A. et al. Signal processing methods for Doppler radar heart rate monitoring // *Signal Process. Tech. Knowl. Extr. Inf. fusion.* 2008. P. 121–140.
104. Kranjec J. et al. Non-contact heart rate and heart rate variability measurements: A review // *Biomed. Signal Process. Control.* 2014. Vol. 13, № July. P. 102–112.
105. Lin C., Lin C. *Electromagnetic interference.* 1991.
106. Yu Z., Zhao D., Zhang Z. Doppler radar vital signs detection method based on higher order cyclostationary // *Sensors.* 2018. Vol. 18, № 47. P. 1–20.

107. Ankişhan H. Estimation of heartbeat rate from speech recording with hybrid feature vector (HFV) // *Biomed. Signal Process. Control*. 2019. Vol. 49. P. 483–492.
108. Balakrishnan G., Durand F., Guttag J. Detecting pulse from head motions in video // *Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.* 2013. P. 3430–3437.
109. Moco A. V., Stuijk S., Haan G. De. Ballistocardiographic artifacts in PPG imaging // *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 2015. Vol. 63, № 9. P. 1804–1811.
110. Irani R., Nasrollahi K., Moeslund T.B. Improved pulse detection from head motions using DCT // *III E Int. Conf. Comput. Vis. Theory Appl.* 2014. Vol. 3. P. 118–124.
111. Bouguet J.Y. Pyramidal Implementation of the Lucas Kanade Feature Tracker Description of the algorithm. 2001.
112. Shan L., Yu M. Video-based heart rate measurement using head motion tracking and ICA // *Proc. 2013 6th Int. Congr. Image Signal Process. CISP 2013*. 2013. Vol. 1, № 71271098. P. 160–164.
113. Дворкович А.В. и др. Алгоритмы обработки тепловизионных изображений для анализа качественных показателей гемодинамики артерий лица // *Труды МФТИ*. 2017. Т. 4, № 36. С. 190–200.
114. Sun N. et al. LNCS 4191 - Harvesting the Thermal Cardiac Pulse Signal. 2006. P. 569–576.
115. Yang F., Su J. Locating facial features with an improved active shape model // *Optical Engineering*. — 2009. — Vol. 48, No. 5. — Art. 057202.
116. Takano C., Ohta Y. Heart-rate measurement based on a time-lapse image // *Medical Engineering & Physics*. — 2007. — Vol. 29, No. 8. — P. 853–857.
117. Poh M.-Z., McDuff D. J., Picard R. W. Non-contact, automated cardiac-pulse measurements using video imaging and blind-source separation // *Optics Express*. — 2010. — Vol. 18, No. 10. — P. 10762–10774.

118. Poh M.-Z., McDuff D. J., Picard R. W. Advancements in non-contact, multiparameter physiological measurements using a webcam // *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. — 2011. — Vol. 58, No. 1. — P. 7–11.
119. Lam A. Robust heart-rate measurement from video // *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. — 2015. — P. 1–2.
120. Копелиович М. В., Петрушан М. В., Демяненко Я. М. Метод удалённой пульсометрии на основе анализа цветного видеоряда // Тезисы докладов XXI научной конференции «Современные информационные технологии: тенденции и перспективы развития». — Ростов-на-Дону: ЮФУ, 2014. — С. 208–209.
121. Копелиович М. В., Петрушан М. В., Демяненко Я. М. Метод удалённой пульсометрии // Тезисы докладов XXI международной конференции «Математика. Компьютер. Образование». — Москва–Ижевск: РХД, 2014. — С. 188.
122. Alghoul K., Jovanov E., Halonen P. et al. Heart-rate-variability extraction from video signals: ICA vs. EVM comparison // *IEEE Access*. — 2017. — Vol. 5. — P. 4711–4719.
123. Li X., Chen J., Zhao G. et al. Remote heart-rate measurement from face videos under realistic situations // *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. — 2014. — P. 4264–4271.
124. Wang W., den Brinker A. C., Stuijk S., de Haan G. Algorithmic principles of remote-PPG // *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. — 2017. — Vol. 64, No. 7. — P. 1479–1491.
125. Kumar M., Veeraraghavan A., Sabharwal A. DistancePPG: robust non-contact vital-signs monitoring using a camera // *Biomedical Optics Express*. — 2015. — Vol. 6, No. 5. — P. 1565–1588.
126. van Luijtelaar R., Saez de Ibarra M., Zapirain B. G. et al. Automatic ROI detection for camera-based pulse-rate measurement // *Lecture Notes in Computer Science*. — 2015. — Vol. 9009. — P. 360–374.
127. Kamshilin A. A., Nippolainen E., Sidorov I. S. et al. A new look at the essence of the imaging photoplethysmography // *Scientific Reports*. — 2015. — Vol. 5, Art. 10494. — P. 1–9.

128. Kamshilin A. A., Zaytsev V. V., Mamontov O. V. Novel contactless approach for assessment of venous occlusion plethysmography by video recordings at green illumination // *Scientific Reports*. — 2017. — Vol. 7, Art. 4248. — P. 1–9.

129. Белавенцева А. В., Ошурков Г. А., Теплов В. Э. и др. Диагностика физиологических процессов в живых тканях методом оптической визуализации пульсаций крови // *Приборостроение*. — 2019. — Т. 62, № 3. — С. 266–271.

130. Pereira C. B., Kumar S., Mühlsteff J. et al. Monitoring of cardiorespiratory signals using thermal imaging: a pilot study on healthy human subjects // *Sensors*. — 2018. — Vol. 18, No. 5 (1541). — P. 1–18.

131. Zaytsev V. V., Mamontov O. V., Kamshilin A. A. et al. Contactless monitoring of blood-flow changes in upper limbs // *Biomedical Optics Express*. — 2018. — Vol. 9, No. 11. — P. 5387–5402.

132. Wieringa F. P., Mastik F., van der Steen A. F. W. Contactless multiple-wavelength photoplethysmographic imaging: a first step toward “SpO<sub>2</sub> camera” technology // *Annals of Biomedical Engineering*. — 2005. — Vol. 33, No. 8. — P. 1034–1041.

133. Feng L., Balakrishnan G., Durand F., Guttag J. Dynamic ROI based on K-means for remote photoplethysmography // *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. — 2015. — P. 1310–1314.

134. Zaunseder S., Trumpp A., Wedekind D. et al. Cardiovascular assessment by imaging photoplethysmography: a review // *Biomedical Engineering / Biomedizinische Technik*. — 2018. — Vol. 63, No. 6. — P. 611–626.

135. Аванесов А. А., Зорин П. Ю., Ефремов С. В. и др. Анализ подходов к оценке частоты сердечных сокращений по видеозаписи // *Труды Северо-Кавказского филиала МТУСИ*. — 2020. — Т. 1. — С. 27–40.

136. Kumar M., Veeraraghavan A., Sabharwal A. et al. PulseCam: a camera-based, motion-robust and highly sensitive blood-perfusion imaging modality // *Scientific Reports*. — 2020. — Vol. 10, No. 1. — P. 1–17.

137. Kopeliovich M., Mironenko Y., Petrushan M. Architectural tricks for deep learning in remote photoplethysmography // Proceedings of the 2019 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW). — 2019. — P. 1688–1696.
138. Kalinin K., Kopeliovich M., Petrushan M. et al. Towards collecting big data for remote photoplethysmography // Lecture Notes in Networks and Systems. — 2021. — Vol. 285. — P. 70–86.
139. Kopeliovich M., Mironenko Y., Petrushan M. et al. On indirect assessment of heart rate in video // 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). — Seattle, WA, USA, 2020. — P. 1260–1264.
140. Mironenko Y., Kopeliovich M., Petrushan M. et al. Remote photoplethysmography: rarely considered factors // 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). — Seattle, WA, USA, 2020. — P. 1197–1206.
141. McDuff D. Advancements in remote physiological measurement and applications in human–computer interaction // Proc. SPIE. — 2017. — Vol. 10251. — Art. 102510V.
142. Soleymani M., Lichtenauer J., Pun T., Pantic M. A multimodal database for affect recognition and implicit tagging // IEEE Transactions on Affective Computing. — 2012. — Vol. 3, No. 1. — P. 42–55.
143. Bobbia S., Bousefsaf F., Maaoui C., Pruski A. Unsupervised skin-tissue segmentation for remote photoplethysmography // Pattern Recognition Letters. — 2019. — Vol. 124. — P. 82–90.
144. Tsai Y.-C., Chou T.-C., Wu Y.-L. et al. Vision-based instant measurement system for driver-fatigue monitoring // IEEE Access. — 2020. — Vol. 8. — P. 67342–67353.
145. Kopeliovich M. V., Petrushan M. V., Samarin A. I. Evolutionary algorithm for structural-parametric optimization of the remote photoplethysmography

method // *Optical Memory and Neural Networks*. — 2017. — Vol. 26, No. 1. — P. 55–61.

146. Кащеев М. Р., Копелиович М. В. Эволюционный поиск свёрточного классификатора в системе с условием сохранения энергетического баланса // *Материалы XXVI научной конференции «Современные информационные технологии: тенденции и перспективы развития»*. — Ростов-на-Дону: ЮФУ, 2019. — С. 146–150.

147. Копелиович М. В., Петрушан М. В. Эволюционный алгоритм для структурно-параметрической оптимизации метода бесконтактной фотоплетизмографии // *Труды XVIII международной научно-технической конференции «Нейроинформатика-2016»*. — М.: НИЯУ МИФИ, 2016. — Ч. 1. — С. 249–259.

148. Choi A., Shin H. Photoplethysmography sampling frequency: pilot assessment of how low can we go to analyse pulse-rate variability with reliability? // *Physiological Measurement*. — 2017. — Vol. 38, No. 3. — P. 586–600.

149. Kružel F., Nytko M. Intel Iris Xe-LP as a platform for scientific computing // *Annals of Computer Science and Information Systems*. — 2022. — Vol. 32. — P. 121–128.

150. Fu J., Chen Z., Heng S. et al. How resource utilization influences UI responsiveness of Android software // *Information and Software Technology*. — 2022. — Vol. 141. — Art. 106728.

151. Chen S., Ho J. C., Preejith S. P. et al. Deep learning-based image enhancement for robust remote photoplethysmography in various illumination scenarios // *2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*. — 2023. — P. 6076–6084.

152. Kopeliovich M. V., Kalinin K., Petrushan M. V. et al. Towards detection of cancer biomarkers in human exhaled air by transfer-learning-powered analysis of odor-evoked calcium activity in rat olfactory bulb // *Heliyon*. — 2024. — Vol. 10, No. 1. — Art. e20173.

153. Combi C., Pozzi G., Posenato R. et al. A manifesto on explainability for artificial intelligence in medicine // *Artificial Intelligence in Medicine*. — 2022. — Vol. 133. — Art. 102423.
154. Rudin C. Stop explaining black-box machine-learning models for high-stakes decisions and use interpretable models instead // *Nature Machine Intelligence*. — 2019. — Vol. 1, No. 5. — P. 206–215.
155. Viola P., Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features // *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. — 2001. — Vol. 1. — P. 511–518.
156. Lienhart R., Maydt J. An extended set of Haar-like features for rapid object detection // *Proceedings of the 2002 International Conference on Image Processing (ICIP)*. — 2002. — P. 900–903.
157. Asthana A., Zafeiriou S., Cheng S., Pantic M. Robust discriminative response map fitting with constrained local models // *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. — 2013. — P. 3444–3451.
158. Tulyakov S., Alameda-Pineda X., Yin L. et al. Self-adaptive matrix completion for heart-rate estimation from face videos under realistic conditions // *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. — 2016. — P. 2396–2404.
159. Shi J., Tomasi C. Good features to track // *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. — 1994. — P. 593–600.
160. Tomasi C., Kanade T. Detection and tracking of point features. — Technical Report CMU-CS-91-132, Carnegie Mellon University, 1991.
161. Tasli H. E., Gudi A., den Uyl M. Remote PPG-based vital-sign measurement using adaptive facial regions // *2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. — Paris, 2014. — P. 1410–1414.
162. Hassan M. A., Malik A. S., Fofi D. et al. Heart-rate estimation using facial video: a review // *Biomedical Signal Processing and Control*. — 2017. — Vol. 38. — P. 346–360.

163. Luo W., Xing J., Milan A. et al. Multiple object tracking: a literature review // arXiv preprint arXiv:1409.7618. — 2014.
164. Trucco E., Plakas K. Video tracking: a concise survey // IEEE Journal of Oceanic Engineering. — 2006. — Vol. 31, No. 2. — P. 520–529.
165. Macwan R., Benezeth Y., Mansouri A. Remote photoplethysmography with constrained ICA using periodicity and chrominance constraints // Biomedical Engineering Online. — 2018. — Vol. 17. — Art. 113.
166. Rundo F., Battiato S., Tangherloni A. et al. An advanced bio-inspired photoplethysmography (PPG) and ECG pattern-recognition system for medical assessment // Sensors. — 2018. — Vol. 18, No. 2. — Art. 1–22.
167. McDuff D. Deep super-resolution for recovering physiological information from videos // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. — 2018. — P. 1367–1374.
168. McDuff D., Gontarek S., Picard R. Remote measurement of cognitive stress via heart-rate variability // Proceedings of the 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). — 2014. — P. 2957–2960.
169. Al-Naji A. L. I., Chahl J. Simultaneous tracking of cardiorespiratory signals for multiple persons using a machine-vision system with noise-artifact removal // IEEE Access. — 2017. — Vol. 5. — Art. 21010–21021.
170. Rustand Å. Ambient-light photoplethysmography. — Master's thesis, Norwegian University of Science and Technology, 2012.
171. Sun Y., Thakor N. V., Bezerianos A. et al. Use of ambient light in remote photoplethysmographic systems: comparison between a high-performance camera and a low-cost webcam // Journal of Biomedical Optics. — 2012. — Vol. 17, No. 3. — Art. 037005.
172. Shao D., Zhao C., Tsow F. et al. Non-contact monitoring of breathing pattern, exhalation flow rate and pulse transit time // Proc. 36th Annu. Int. Conf. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). — 2014. — P. 5385–5388.

173. Lin K., Chen D., Tsai W. Face-based heart-rate signal decomposition and evaluation using multiple linear regression // Proc. IEEE Int. Conf. Multimedia & Expo Workshops (ICMEW). — 2015. — P. 1–6.
174. Robergs R., Landwehr R. The surprising history of the “ $HR_{max} = 220 - age$ ” equation // Journal of Exercise Physiology Online. — 2002. — Vol. 5, No. 2. — P. 1–10.
175. Feng L., Hu Y., Qian Y. et al. Motion-resistant remote imaging photoplethysmography based on the optical properties of skin // IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology. — 2015. — Vol. 25, No. 5. — P. 879–892.
176. Heusch G., Anjos A., Marcel S. A reproducible study on remote heart-rate measurement // arXiv preprint arXiv:1709.00962. — 2017.
177. Kopeliovich M., Petrushan M., Shaposhnikov D. Approximation-based transformation of color signal for heart-rate estimation with a webcam // Pattern Recognition and Image Analysis. — 2018. — Vol. 28, No. 4. — P. 638–642.
178. Wang Z., Yang X., Cheng K.-T. Accurate face alignment and adaptive patch selection for heart-rate estimation from videos under realistic scenarios // PLOS ONE. — 2018. — Vol. 13, No. 5. — Art. e0196849.
179. Wu H.-Y., Rubinstein M., Shih E. et al. Eulerian video magnification for revealing subtle changes in the world // ACM Transactions on Graphics. — 2012. — Vol. 31, No. 4. — Art. 65.
180. Ans B., Héroult J., Jutten C. Adaptive neural architectures: detection of primitives // Proceedings of COGNITIVA'85. — 1985. — P. 593–597.
181. Pirzada P., Bhandari A., Al-Naji A. et al. Remote photoplethysmography (rPPG): a state-of-the-art review // medRxiv preprint 2023.10.12.23296882. — 2023.
182. Pearson K. On lines and planes of closest fit to systems of points in space // Philosophical Magazine. — 1901. — Ser. 6, Vol. 2, No. 11. — P. 559–572.
183. Koprowski R. Blood pulsation measurement using cameras operating in visible light: limitations // Biomedical Engineering Online. — 2016. — Vol. 15, Art. 48.

184. Premkumar S., Gupta R., Prabhakar S. et al. Transformative approach for heart-rate prediction from face videos using local and global multi-head self-attention // *Technologies*. — 2024. — Vol. 12, No. 1. — Art. 2.
185. Li J., Yu Z., Shi J. Learning motion-robust remote photoplethysmography through arbitrary-resolution videos // *Proceedings of the 37th AAAI Conference on Artificial Intelligence*. — 2023. — Vol. 37. — P. 1334–1342.
186. Devi R., Tyagi H. K., Kumar D. Heart-rate-variability analysis for early-stage prediction of sudden cardiac death // *International Journal of Biomedical Engineering and Technology*. — 2016. — Vol. 10, No. 3. — P. 432–435.
187. Wang W., den Brinker A. C., Stuijk S., de Haan G. Amplitude-selective filtering for remote PPG // *Biomedical Optics Express*. — 2017. — Vol. 8, No. 3. — P. 1965–1980.
188. Benezeth Y., Macwan R., Mansouri A. et al. Probabilistic signal-quality metric for reduced-complexity unsupervised remote photoplethysmography // *Proc. 13th Int. Symp. Medical Information & Communication Technology (ISMICT)*. — Oslo, 2019. — P. 1–5.
189. Sinhal R., Singh K., Raghuwanshi M. M. An overview of remote photoplethysmography methods for vital-sign monitoring // *In: Computer Vision & Machine Intelligence in Medical Image Analysis. Adv. Intell. Syst. Comput.* — 2020. — Vol. 992. — P. 21–31.
190. Kopeliovich M. V., Petrushan M. V. Optimal facial areas for webcam-based photoplethysmography // *Pattern Recognition and Image Analysis*. — 2016. — Vol. 26, No. 1. — P. 150–154.
191. Artemyev M., Savchenko P., Shiryayev A. et al. Neurodata Lab's approach to the challenge on computer vision for physiological measurement // *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. — 2020. — P. 3000–3009.
192. McDuff D. J., Blackford E. B., Estep J. R. Fusing partial camera signals for non-contact pulse-rate variability measurement // *Proc. SPIE*. — 2017. — Vol. 10295. — Art. 102950C.

193. Lee S., Lee M., Sim J. Y. DSE-NN: deeply supervised efficient neural network for real-time remote photoplethysmography // *Bioengineering*. — 2023. — Vol. 10, No. 12. — Art. 1428.
194. Копелиович М.В. Применение Быстрого преобразования Фурье для метода удалённой пульсометрии // Тезисы докладов четвёртой Международной научной конференции «Современные методы и проблемы теории операторов и гармонического анализа и их приложения IV». Ростов-на-Дону: ЮФУ, 2014. С. 129.
195. Аронов Д.М., Лупанов В.П. Функциональные пробы в кардиологии // МЕДпресс-информ. 2007.
196. Fitzpatrick T.B. The validity and practicality of sun-reactive skin types I through VI // *Arch. Dermatol.* 1988. Vol. 124, № 6. P. 869–871.
197. Копелиович М.В., Щербань И.В. Метод выбора максимально дискриминативных областей на основе спектральной энтропии в дистанционной фотоплетизмографии // *Информационные технологии*. 2022. Т. 28, № 2. С. 102–112.
198. Копелиович М.В., Щербань И.В. Метод дистанционной фотоплетизмографии, робастный к помехам видеорегистрации кожных покровов лица человека // *Информационные технологии*. 2024. Т. 30, № 7. С. 357–366.
199. Freund Y., Schapire R.E. A Decision-Theoretic Generalization of On-Line Learning and an Application to Boosting // *J. Comput. Syst. Sci.* 1997. Vol. 55, № 1. P. 119–139.
200. Иванова А.М. Поиск лица в растровом образе [Electronic resource]. URL: <http://100byte.ru/stdntswrks/dbst/dbst.html#p9> (accessed: 18.04.2025).
201. Zhang K. et al. Joint face detection and alignment using multitask cascaded convolutional networks // *IEEE Signal Process. Lett.* 2016. Vol. 23, № 10. P. 1499–1503.
202. Бойко Б.П., Тюрин В.А. Спектр сигнала: учебно-методическое пособие. 2-е изд. Казань: Казанский федеральный университет, 2023. 1–38 р.
203. Оппенгейм А.В., Шафер Р.В. Цифровая обработка сигналов. М.: Связь, 1979. 416 с.

204. McDuff D. et al. Non-contact imaging of peripheral hemodynamics during cognitive and psychological stressors // *Sci. Rep.* Nature Publishing Group UK, 2020. Vol. 10, № 1. P. 1–13.
205. Han B. et al. Exploration of the optimal skin-camera distance for facial photoplethysmographic imaging measurement using cameras of different types // *Proceedings of the 5th EAI International Conference on Wireless Mobile Communication and Healthcare*. London, Great Britain: ICST (Institute for Computer Sciences, Social-Informatics and Telecommunications Engineering), 2015. P. 186–189.
206. Briand T., Monasse P. Theory and practice of image B-spline interpolation // *Image Process. Line*. 2018. Vol. 8. P. 99–141.
207. Kopeliovich M. V, Petrushan M. V. Optimal Facial Areas for Webcam-based Photoplethysmography // *9th Open German-Russian Workshop on Pattern Recognition and Image Understanding*. 2014. Vol. 26, № 1. P. 176–179.
208. Finžgar M., Podržaj P. A wavelet-based decomposition method for a robust extraction of pulse rate from video recordings // *PeerJ*. 2018. Vol. 6:e5859, № November.
209. Rapczynski M., Werner P., Al-Hamadi A. Effects of video encoding on camera-based heart rate estimation // *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 2019. Vol. 66, № 12. P. 3360–3370.
210. Viertio-Oja H. et al. Description of the Entropy Algorithm as Applied in the Datex-Ohmeda Entropy Module // *Acta Anaesthesiol. Scand.* 2004. Vol. 48. P. 154–161.
211. Kekovic G. et al. Spectral and Fractal Measures of Cerebellar and Cerebral Activity in Various Types of Anesthesia // *Acta Neurobiol. Exp.* 2010. Vol. 70. P. 67–75.
212. Останин С.А., Филатова Е.В. Виртуальный прибор для оценки спектральной энтропии сердечного ритма // *Изв. Алтайского государственного университета*. 2016. Т. 1. С. 45–51.

213. Mirzaei A. et al. Spectral Entropy for Epileptic Seizures Detection // 2010 2nd International Conference on Computational Intelligence, Communication Systems and Networks. Liverpool, UK: IEEE, 2010. P. 301–307.
214. Polat K., Güneş S. Classification of epileptiform EEG using a hybrid system based on decision tree classifier and fast Fourier transform // Appl. Math. Comput. 2007. Vol. 187, № 2. P. 1017–1026.
215. Kannathal N. et al. Entropies for detection of epilepsy in EEG // Comput. Methods Programs Biomed. 2005. Vol. 80, № 3. P. 187–194.
216. Zhang A., Yang B., Huang L. Feature Extraction of EEG Signals Using Power Spectral Entropy // 2008 International Conference on BioMedical Engineering and Informatics. Sanya, Hainan, China: IEEE, 2008. P. 435–439.
217. Щербань И.В., Кириленко Н.Е., Щербань О.Г. Эффективные критериальные функции спектральной энтропии для поиска высокочастотных паттернов в составе зашумленных электрограмм // Информационно-управляющие системы. 2018. Т. 2. С. 8–17.
218. Ткаченко О.Н., Фролов А.А. Электроэнцефалографические показатели дремотного состояния при выполнении монотонной операторской деятельности // Труды МФТИ. 2010. Т. 2, № 2. С. 41–45.
219. Вентцель Е.С., Овчаров Л.А. Теория случайных процессов и её инженерные приложения. Москва: Наука. Гл. ред. физ.-мат. лит., 1991. 384 с.
220. Cooley J.W., Tukey J.W. An algorithm for the machine calculation of complex Fourier series // Math. Comput. 1965. Т. 19, № 90. С. 297–301.
221. Bracewell R., Peter B. Kahn. The Fourier transform and its applications // Am. J. Phys. 1966. Vol. 34, № 8. P. 1–712.
222. Franke R. Scattered data interpolation: tests of some methods // Math. Comput. 1982. Vol. 38, № 157. P. 181–200.
223. Wu Y. et al. Using radial basis function networks for function approximation and classification // ISRN Appl. Math. 2012. Vol. 2012. P. 1–34.
224. Ильин В.А., Ким Г.Д. Линейная алгебра и аналитическая геометрия. М.: Изд-во Моск. ун-та, 1998.

225. Беллман Р. Введение в теорию матриц. Пер. с англ. – Наука. Гл. ред. физ.-мат. лит., 1976.
226. Widrow B., Hoff M.E. Adaptive switching circuits // IRE WESCON Conv. Rec. 1960. Vol. 4, № 1. P. 96–104.
227. Kingma D.P., Ba J.L. Adam: A method for stochastic optimization // 3rd Int. Conf. Learn. Represent. ICLR 2015 - Conf. Track Proc. 2015. P. 1–15.
228. Zou F. et al. A sufficient condition for convergences of adam and rmsprop // Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2019. Vol. 2019-June, № 1. P. 11119–11127.
229. Park J., Sandberg I.W. Universal approximation using radial-basis-function networks // Neural Comput. 1991. Vol. 3, № 2. P. 246–257.
230. Ruder S. An overview of gradient descent optimization algorithms // arXiv Prepr. arXiv1609.04747. 2016. P. 1–14.
231. Zhai S., Liu S., Tang J. FMT: fusing multi-task convolutional neural network for person search // Multimed. Tools Appl. 2019. Vol. 78. P. 31605–31616.
232. Lugaresi C. et al. MediaPipe: A Framework for Building Perception Pipelines. 2019.
233. Liu S., Huang D., Wang Y. Receptive Field Block Net for Accurate and Fast Object Detection // Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV). 2018. P. 385–400.
234. Abdullah M.T., Ali N.H.M. Facial deepfake performance evaluation based on three detection tools: MTCNN, Dlib, and MediaPipe // AIP Conf. Proc. 2024. Vol. 3097, № 1. P. 050015.
235. Holton B.D. et al. Signal recovery in imaging photoplethysmography // Physiol Meas. 2013. Vol. 34, № 11. P. 1499–1511.
236. ГОСТ 8.508–84 «Государственная система обеспечения единства измерений. Метрологические характеристики средств измерений и точностные характеристики средств автоматизации ГСП. Общие методы оценки и контроля». – Москва: ИПК Издательство стандартов, 1984.

237. Bengio Y. Practical recommendations for gradient-based training of deep architectures // *Neural Networks: Tricks of the Trade: Second Edition*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2012. P. 437–478.
238. Jézéquel F., Chesneaux J.M. Computation of an infinite integral using Romberg's method // *Numer. Algorithms*. 2004. Vol. 36. P. 265–283.
239. The MathWorks Inc. MATLAB version: 9.13.0 (R2022b). Natick, Massachusetts, United States: The MathWorks Inc., 2022.
240. Pedregosa F. et al. Scikit-learn: Machine learning in Python // *J. Mach. Learn. Res.* 2011. Vol. 12, № Oct. P. 2825–2830.
241. Virtanen P. et al. SciPy 1.0: Fundamental Algorithms for Scientific Computing in Python // *Nat. Methods*. 2020. Vol. 17. P. 261–272.

## ПРИЛОЖЕНИЕ А

### Список опубликованных работ по теме диссертации

#### Статьи в научных изданиях, рекомендованных ВАК РФ

1. Копелиович, М. В. Метод дистанционной фотоплетизмографии, робастный к помехам видеорегистрации кожных покровов лица человека / М. В. Копелиович, И. В. Щербань // Информационные технологии. – 2024. – Т. 30, № 7. – С. 357-366. – DOI 10.17587/it.30.357-366. (К1)
2. Копелиович, М. В. Метод выбора максимально дискриминативных областей на основе спектральной энтропии в дистанционной фотоплетизмографии / М. В. Копелиович, И. В. Щербань // Информационные технологии. – 2022. – Т. 28, № 2. – С. 102-112. – DOI 10.17587/it.28.102-112. (К1)

#### Статьи в научных журналах, индексируемых в PubMed

3. Towards detection of cancer biomarkers in human exhaled air by transfer-learning-powered analysis of odor-evoked calcium activity in rat olfactory bulb / M. V. Kopeliovich, M. V. Petrushan, A. E. Matukhno, L. V. Lysenko // Heliyon. – 2024. – Vol. 10, № 1. – Art. No e20173. – DOI 10.1016/j.heliyon.2023.e20173. – URL: [https://www.cell.com/heliyon/pdf/S2405-8440\(23\)07381-4.pdf](https://www.cell.com/heliyon/pdf/S2405-8440(23)07381-4.pdf) (date accesses 14.04.2025). (Q1)

#### Статьи в научных журналах, индексируемых в Web of Science, Scopus

4. Mironenko, Y. Remote Photoplethysmography: Rarely Considered Factors / Y. Mironenko, K. Kalinin, M. Kopeliovich, M. Petrushan // IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) Workshops. – 2020. – P. 1197–1206. – DOI: 10.1109/CVPRW50498.2020.00156. (WoS)
5. Kopeliovich, M. On indirect assessment of heart rate in video / M. Kopeliovich, K. Kalinin, Y. Mironenko, M. Petrushan // IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). – Seattle, WA, USA, 2020. – P. 1260–1264. – DOI: 10.1109/CVPRW50498.2020.00163. (WoS)
6. Kopeliovich, M. Impact of Assistive Control on Operator Behavior Under High Operational Load / M. Kopeliovich, E. Kozubenko, M. Kashcheev, D. Shaposhnikov, M. Petrushan // Advances in Neural Computation, Machine Learning, and Cognitive Research III. NEUROINFORMATICS 2019. Studies in Computational Intelligence. – Springer, 2020. – Vol. 856. – P. 53–61. – DOI 10.1007/978-3-030-30425-6\_5. (Scopus)
7. Kopeliovich, M. Architectural Tricks for Deep Learning in Remote Photoplethysmography / M. Kopeliovich, Y. Mironenko, M. Petrushan // IEEE/CVF

- International Conference on Computer Vision Workshop (ICCVW). – Seoul, Korea, 2019. – P. 1688–1696. – DOI: 10.1109/ICCVW.2019.00209. (WoS)
8. Kopeliovich, M. Approximation-Based Transformation of Color Signal for Heart Rate Estimation with a Webcam / M. Kopeliovich, M. Petrushan, D. Shaposhnikov // Pattern Recognition and Image Analysis. – 2018. – Vol. 28, № 4. – P. 646–651. – DOI 10.1134/S1054661818040181. (Scopus)
  9. Kalinin, K. Towards Collecting Big Data for Remote Photoplethysmography / K. Kalinin, Y. Mironenko, M. Kopeliovich, M. Petrushan // Intelligent Computing. – 2021. – P. 70–86. – DOI 10.1007/978-3-030-80129-8\_6. (Scopus)
  10. Kopeliovich, M. Optimal facial areas for webcam-based photoplethysmography / M. Kopeliovich, M. Petrushan // Pattern Recognition and Image Analysis. – 2016. – Vol. 26, № 1. – P. 150–154. – DOI: 10.1134/S1054661816010120. (Scopus)
  11. Kopeliovich, M. Evolutionary algorithm for structural-parametric optimization of the remote photoplethysmography method / M. Kopeliovich, M. Petrushan, A. Samarin // Optical Memory and Neural Networks. – 2017. – Vol. 26, № 1. – P. 55–61. – DOI 10.3103/S1060992X17010052. (Scopus)

### **Свидетельства о государственной регистрации программы на ЭВМ**

12. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2014661658 Российская Федерация. Программа анализа периодических паттернов динамики цветовых компонентов кожных покровов человека с помощью анализа цветного видеоряда: № 2014618052: заявл. 12.08.2014: опублик. 20.12.2014 / М. В. Копелиович, М. В. Петрушан, Д. Г. Шапошников ; правообладатель федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Южный федеральный университет» (Южный федеральный университет).
13. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2016610305 Российская Федерация. Программа оценки частоты пульса человека на основе методов автокорреляции, медианного анализа и анализа кратных частот спектра цветового сигнала : № 2015660894 : заявл. 12.11.2015 : опублик. 11.01.2016 / М. В. Копелиович, М. В. Петрушан, Д. Г. Шапошников ; заявитель федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Южный федеральный университет» (Южный федеральный университет).
14. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2016610311 Российская Федерация. Программа конвертирования и частотной фильтрации сигнала, описывающего динамику цветовых компонентов кожных покровов лица : № 2015660895 : заявл. 12.11.2015 : опублик. 11.01.2016 / М. В. Копелиович, М. В. Петрушан, Д. Г. Шапошников ; заявитель федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Южный федеральный университет» (Южный федеральный университет).

15. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2016610369 Российская Федерация. Среда для тестирования метода вычисления частоты сердечных сокращений человека на основе обработки цветового сигнала : № 2015660789 : заявл. 10.11.2015 : опубл. 11.01.2016 / М. В. Копелиович, М. В. Петрушан, Д. Г. Шапошников ; заявитель федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Южный федеральный университет» (Южный федеральный университет).
16. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2016662904 Российская Федерация. Программа обработки цветового сигнала, его последующего анализа и постобработки с целью определения частоты сердечных сокращений по цветовому сигналу : № 2016660753 : заявл. 14.10.2016 : опубл. 25.11.2016 / М. В. Копелиович, М. В. Петрушан, Д. Г. Шапошников ; правообладатель федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Южный федеральный университет» (Южный федеральный университет).
17. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2016663231 Российская Федерация. Программа для структурно-параметрической оптимизации метода бесконтактной фотоплетизмографии посредством эволюционного алгоритма : № 2016660902 : заявл. 18.10.2016 : опубл. 29.11.2016 / М. В. Копелиович, М. В. Петрушан, Д. Г. Шапошников ; заявитель федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Южный федеральный университет» (Южный федеральный университет).
18. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2017663336 Российская Федерация. Программа для управления в реальном времени системой регистрации и многопоточной обработки биометрических показателей человека-оператора и оценки его состояния : № 2017660201 : заявл. 10.10.2017 : опубл. 29.11.2017 / М. В. Копелиович, М. В. Петрушан, Д. Г. Шапошников ; правообладатель федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Южный федеральный университет» (Южный федеральный университет).
19. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2018664540 Российская Федерация. Программа обработки последовательностей изображений с целью детектирования и нормализации формы и яркости лиц : № 2018661839 : заявл. 29.10.2018 : опубл. 19.11.2018 / М. В. Копелиович, М. В. Петрушан, Д. Г. Шапошников ; заявитель федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Южный федеральный университет» (Южный федеральный университет).
20. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2018665375 Российская Федерация. Программа построения и сравнения моделей поведения человека-оператора на основе анализа паттернов двигательной активности, полученных в результате периодических экспериментов : № 2018661834 : заявл. 29.10.2018 : опубл. 04.12.2018 / М. В. Копелиович, М. В. Петрушан, Д. Г. Шапошников ; заявитель федеральное государственное

автономное образовательное учреждение высшего образования «Южный федеральный университет» (Южный федеральный университет).

### Прочие публикации в сборниках трудов конференций

21. Аванесов, А. А. Анализ подходов к оценке частоты сердечных сокращений по видеозаписи / А. А. Аванесов, М. В. Копелиович, К. Б. Калинин, И. В. Щербань // Труды Северо-Кавказского филиала Московского технического университета связи и информатики. – Ростов-на-Дону: ПЦ «Университет» СКФ МТУСИ, 2020. – С. 34–49.
22. Кащеев, М. Р. Эволюционный поиск свёрточного классификатора в системе с условием сохранения энергетического баланса / М. Р. Кащеев, М. В. Копелиович // Материалы XXVI научной конференции «Современные информационные технологии: тенденции и перспективы развития». – Ростов-на-Дону: ЮФУ, 2019. – С. 146–150.
23. Копелиович, М. В. Комплекс методов анализа видеоизображений для мониторинга состояния и поведения человека-оператора / М. В. Копелиович, М. В. Петрушан // Труды Международной научно-практической конференции «Транспорт: наука, образование, производство». – Ростов-на-Дону: РГУПС, 2016. – Т. 1. – С. 150–153.
24. Копелиович, М. В. Бесконтактный метод определения динамики частоты сердечных колебаний / М. В. Копелиович // Труды Международной научно-практической конференции «Транспорт-2014». – Ростов-на-Дону: РГУПС, 2014. – Ч. 4. – С. 39.
25. Копелиович, М. В. Метод удаленной пульсометрии на основе анализа цветного видеоряда / М. В. Копелиович, М. В. Петрушан, Я. М. Демяненко // Тезисы докладов XXI научной конференции «Современные информационные технологии: тенденции и перспективы развития». – Ростов-на-Дону: ЮФУ, 2014. – С. 208–209.
26. Копелиович, М. В. Метод удаленной пульсометрии / М. В. Копелиович, М. В. Петрушан, Я. М. Демяненко // Тезисы докладов XXI международной конференции «Математика. Компьютер. Образование». – Москва–Ижевск: РХД, 2014. – С. 188.
27. Копелиович, М. В. Применение Быстрого преобразования Фурье для метода удалённой пульсометрии / М. В. Копелиович // Тезисы докладов четвертой Международной научной конференции «Современные методы и проблемы теории операторов и гармонического анализа и их приложения IV». – Ростов-на-Дону: ЮФУ, 2014. – С. 129.
28. Копелиович, М. В. Программно-аппаратный комплекс бесконтактной диагностики состояния человека / М. В. Копелиович // Труды III всероссийской научной конференции молодых учёных, аспирантов и студентов «Проблемы автоматизации. Региональное управление. Связь и автоматика». – Геленджик: ЮФУ, 2014. – Т. 2. – С. 86–90.

## ПРИЛОЖЕНИЕ Б

### Графические результаты обработки данных

На рисунках Б.1, Б.2 представлены графики конечной разности (16) ФПГ-сигнала и его модели (19) при аппроксимации алгоритмом Видроу – Хоффа. Внизу приведены графики ГРБФ, полученных в результате работы алгоритма.

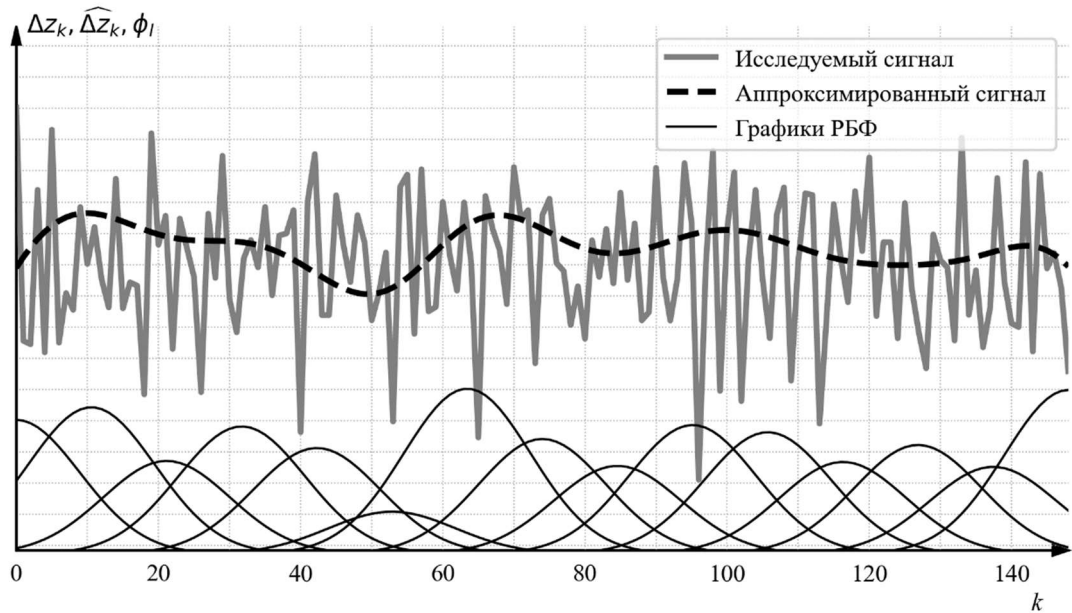


Рисунок Б.1 – Результат аппроксимации сигнала (16) без особенностей алгоритмом Видроу – Хоффа при количестве узлов  $L=15$

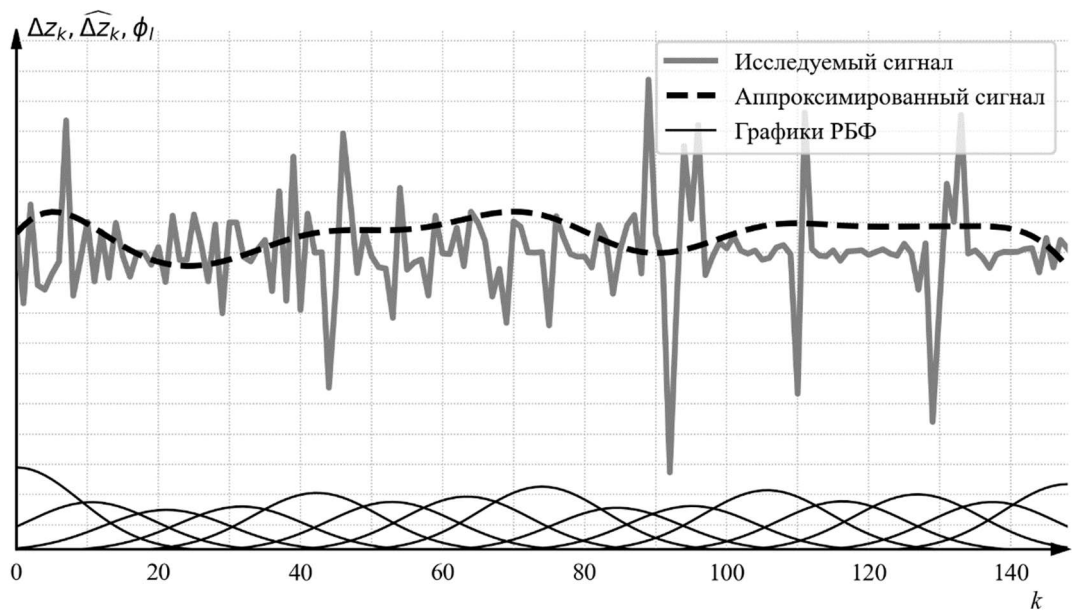


Рисунок Б.2 – Результат аппроксимации сигнала (16) с особенностями алгоритмом Видроу – Хоффа при количестве узлов  $L=15$

На рисунках Б.3, Б.4 представлены графики конечной разности (16) ФПГ-сигнала и его модели (19) при аппроксимации алгоритмом  $GD$ . Внизу приведены графики гауссовских РБФ, полученных в результате работы алгоритма.

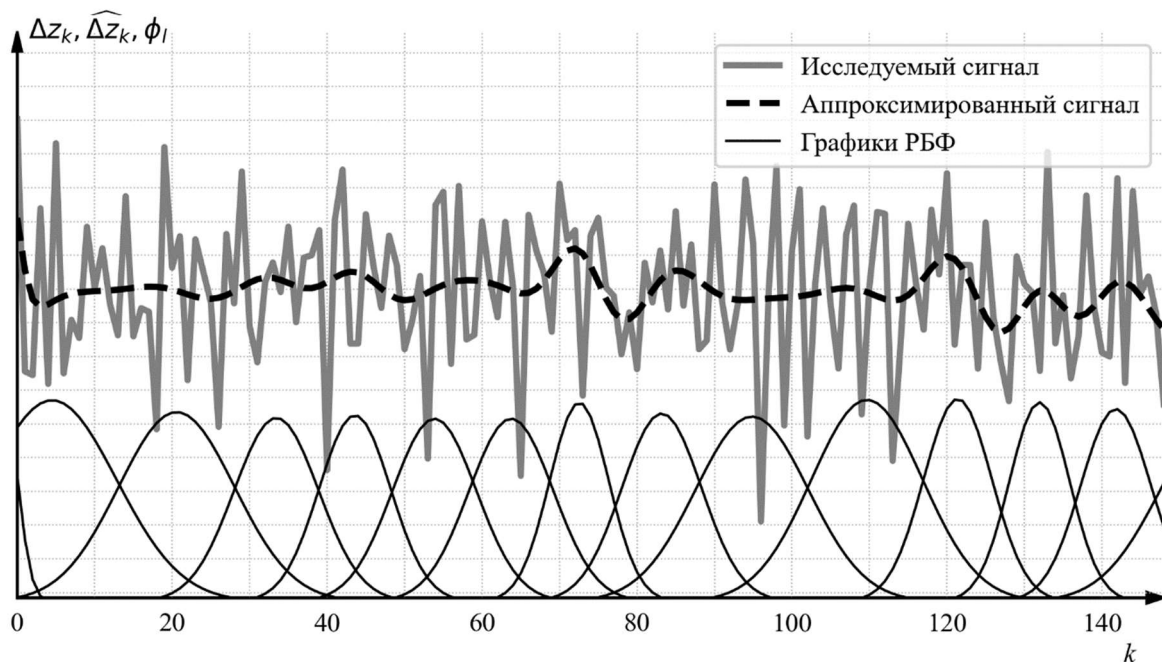


Рисунок Б.3 – Результат аппроксимации сигнала (16) с особенностями алгоритмом (а.1)–(а.3) с оптимизатором  $GD$  при количестве нод  $L=15$

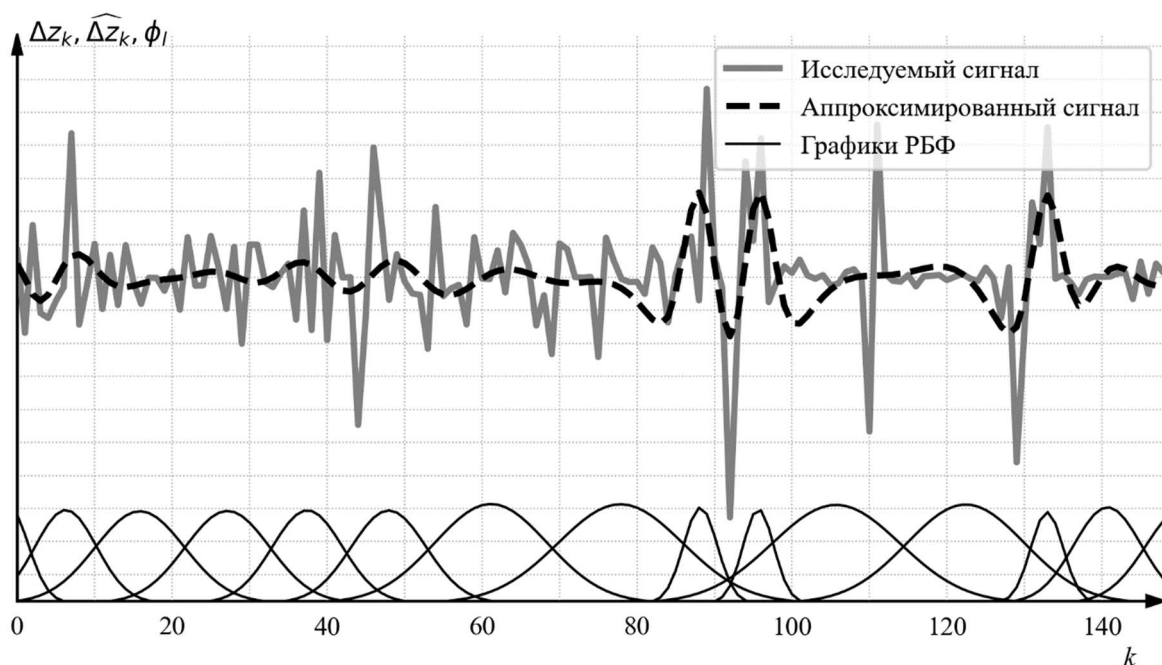


Рисунок Б.4 – Результат аппроксимации сигнала (16) с особенностями алгоритмом (а.1)–(а.3) с оптимизатором  $GD$  при количестве нод  $L=15$

На рисунках Б.5, Б.6 представлены графики конечной разности (16) ФПГ-сигнала и его модели (19) при аппроксимации алгоритмом *Adam*. Внизу приведены графики гауссовских РБФ, полученных в результате работы алгоритма.

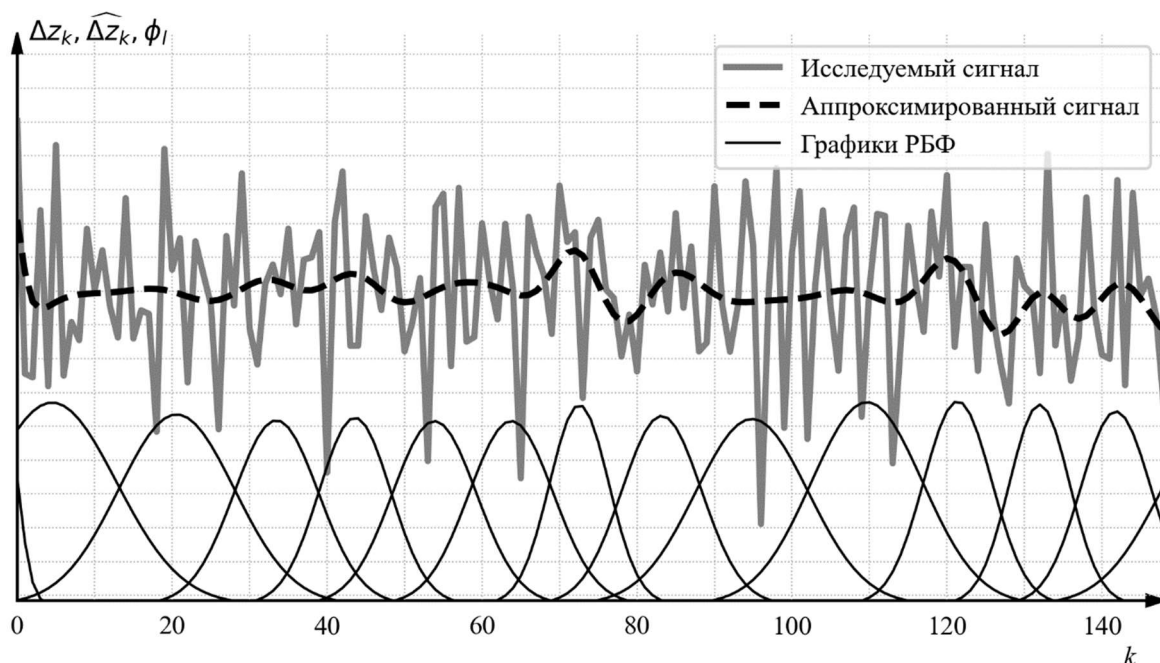


Рисунок Б.5 – Результат аппроксимации сигнала (16) без особенностей алгоритмом (а.1)–(а.3) с оптимизатором *Adam* при количестве нод  $L=15$

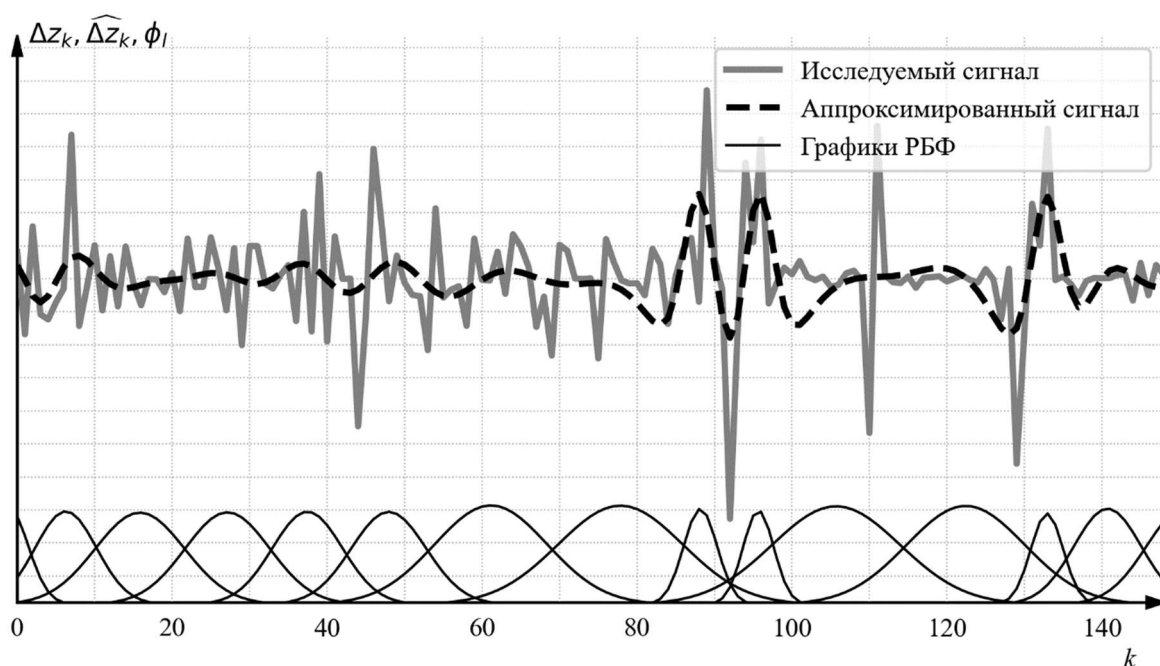


Рисунок Б.6 – Результат аппроксимации сигнала (16) с особенностями алгоритмом (а.1)–(а.3) с оптимизатором *Adam* при количестве нод  $L=15$

На рисунках Б.7, Б.8 представлены графики конечной разности (16) ФПГ-сигнала и его модели (19) при аппроксимации алгоритмом *RMSprop*. Внизу приведены графики гауссовских РБФ, полученных в результате работы алгоритма.

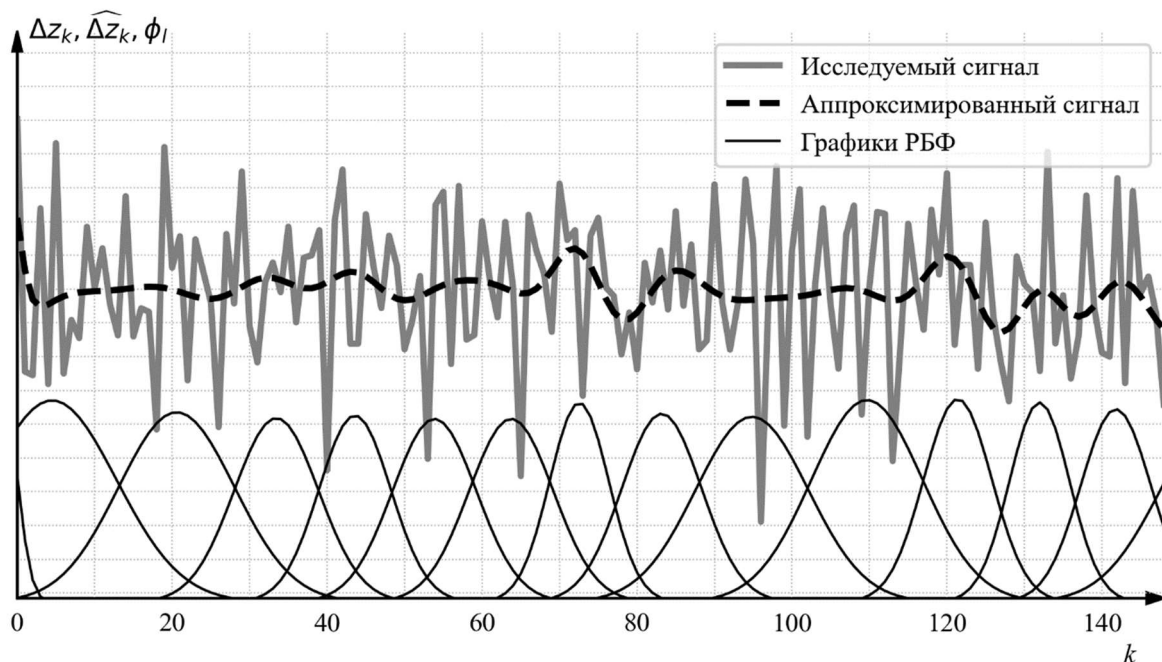


Рисунок Б.7 – Результат аппроксимации сигнала (16) без особенностей алгоритмом (а.1)–(а.3) с оптимизатором *RMSprop* при количестве нод  $L=15$

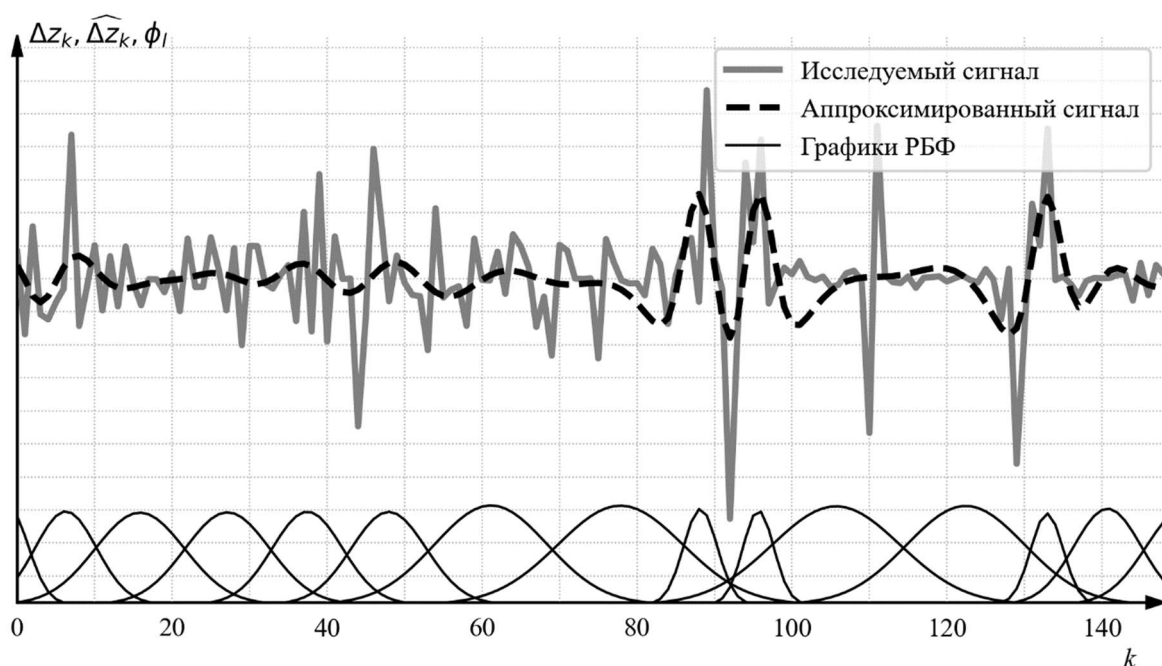


Рисунок Б.8 – Результат аппроксимации сигнала (16) с особенностями алгоритмом (а.1)–(а.3) с оптимизатором *RMSprop* при количестве нод  $L=15$

На рисунках Б.9, Б.10 представлены графики конечной разности (16) ФПГ-сигнала и его модели (19) при аппроксимации алгоритмом *RMSprop*. Внизу приведены графики ОКРБФ, полученных в результате работы алгоритма.

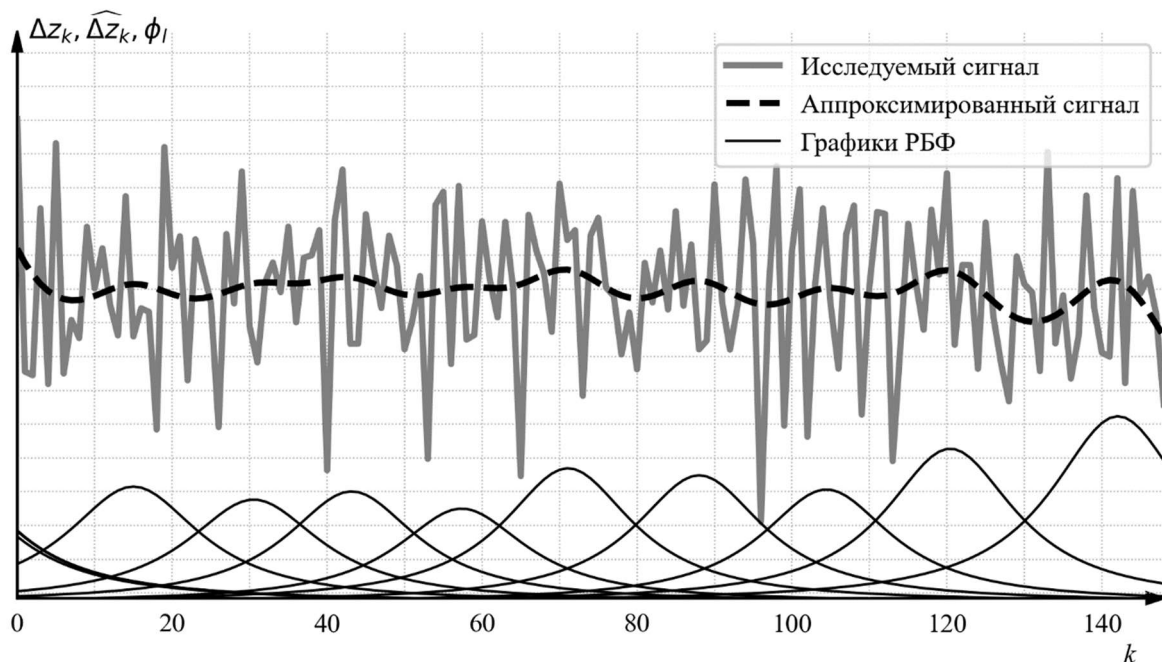


Рисунок Б.9 – Результат аппроксимации сигнала (16) без особенностей алгоритмом (а.1)–(а.3) с оптимизатором *RMSprop* и ОКРБФ при количестве нод  $L=15$

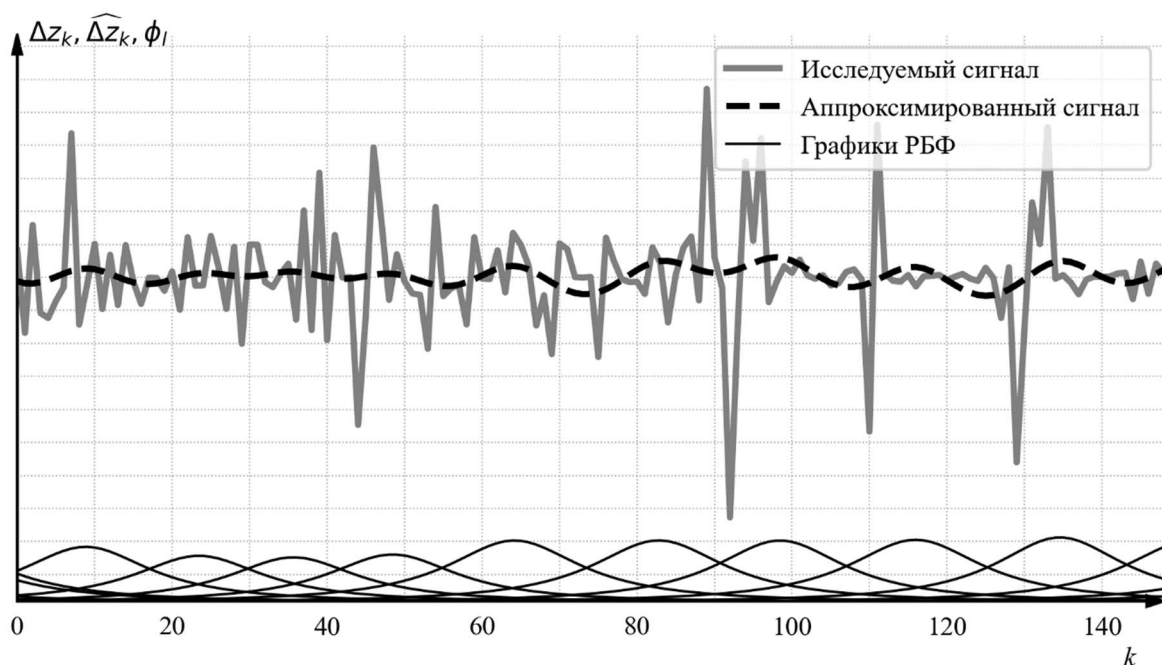


Рисунок Б.10 – Результат аппроксимации сигнала (16) с особенностями алгоритмом (а.1)–(а.3) с оптимизатором *RMSprop* и ОКРБФ при количестве нод

$L=15$

На рисунках Б.11, Б.12 представлены графики конечной разности (16) ФПГ-сигнала и его модели (19) при аппроксимации алгоритмом *RMSprop*. Внизу приведены графики ОМРБФ, полученных в результате работы алгоритма.

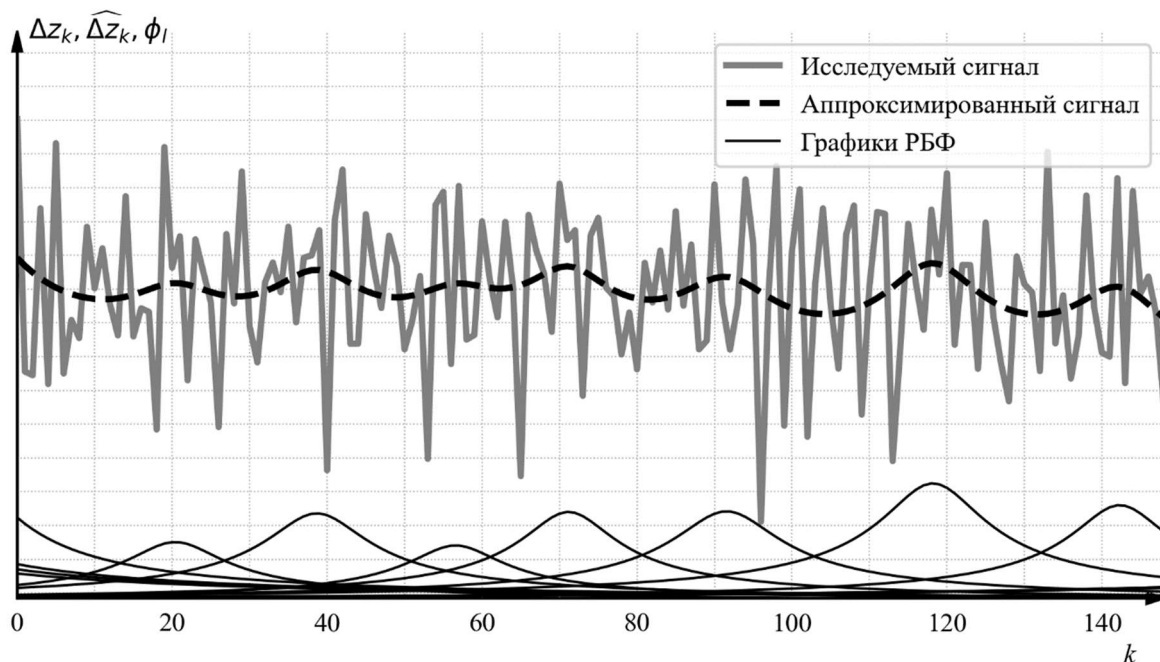


Рисунок Б.11 – Результат аппроксимации сигнала (16) без особенностей алгоритмом (а.1)–(а.3) с оптимизатором *RMSprop* и ОМРБФ при количестве нод  $L=15$

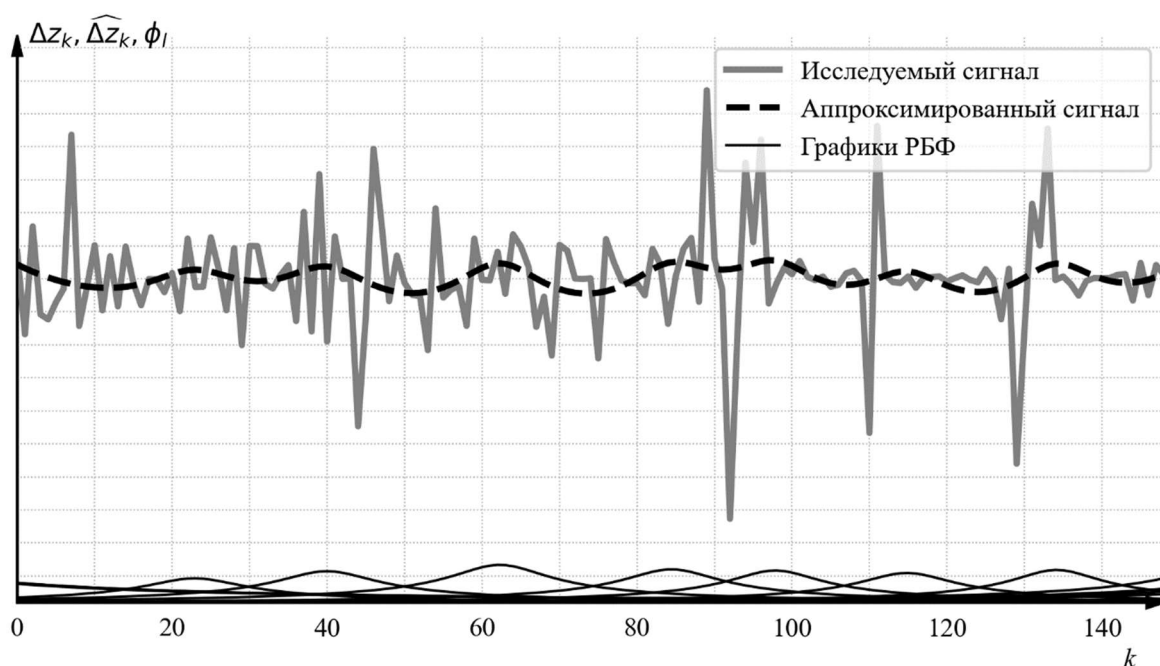


Рисунок Б.12 – Результат аппроксимации сигнала (16) с особенностями алгоритмом (а.1)–(а.3) с оптимизатором *RMSprop* и ОМРБФ при количестве нод  $L=15$

На рисунках Б.13, Б.14 представлены графики конечной разности (16) ФПГ-сигнала и его модели (19) при аппроксимации алгоритмом *RMSprop*. Внизу приведены графики ГРБФ, полученных в результате работы алгоритма.

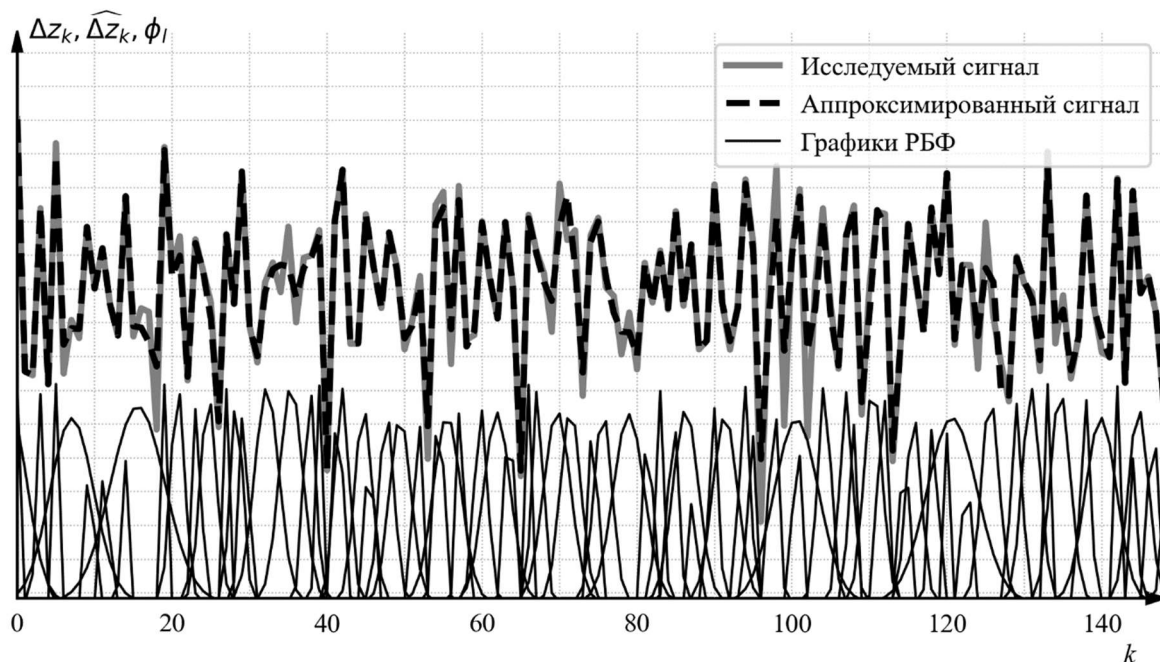


Рисунок Б.13 – Результат аппроксимации сигнала (16) без особенностей алгоритмом (а.1)–(а.3) с оптимизатором *RMSprop* при количестве нод  $L=75$

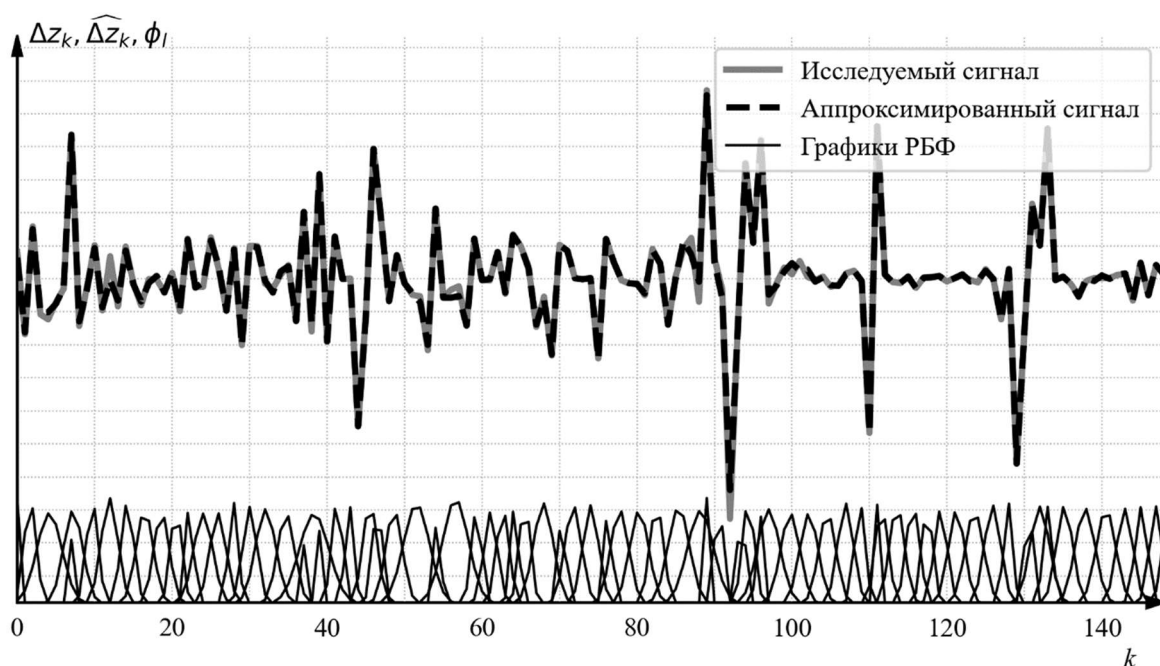


Рисунок Б.14 – Результат аппроксимации сигнала (16) с особенностями алгоритмом (а.1)–(а.3) с оптимизатором *RMSprop* при количестве нод  $L=75$

На рисунках Б.15, Б.16 представлены графики конечной разности (16) ФПГ-сигнала и его модели (19) при аппроксимации алгоритмом *RMSprop*. Внизу приведены графики ГРБФ, полученных в результате работы алгоритма.

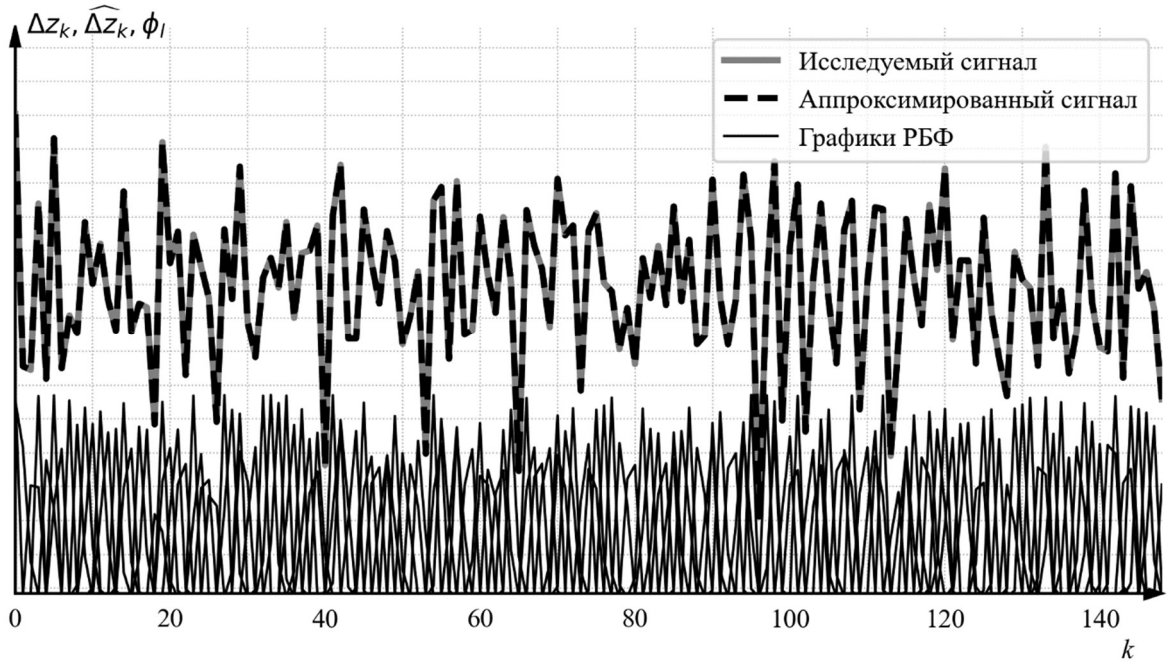


Рисунок Б.15 – Результат аппроксимации сигнала (16) без особенностей алгоритмом (а.1)–(а.3) с оптимизатором *RMSprop* при количестве нод  $L=149$

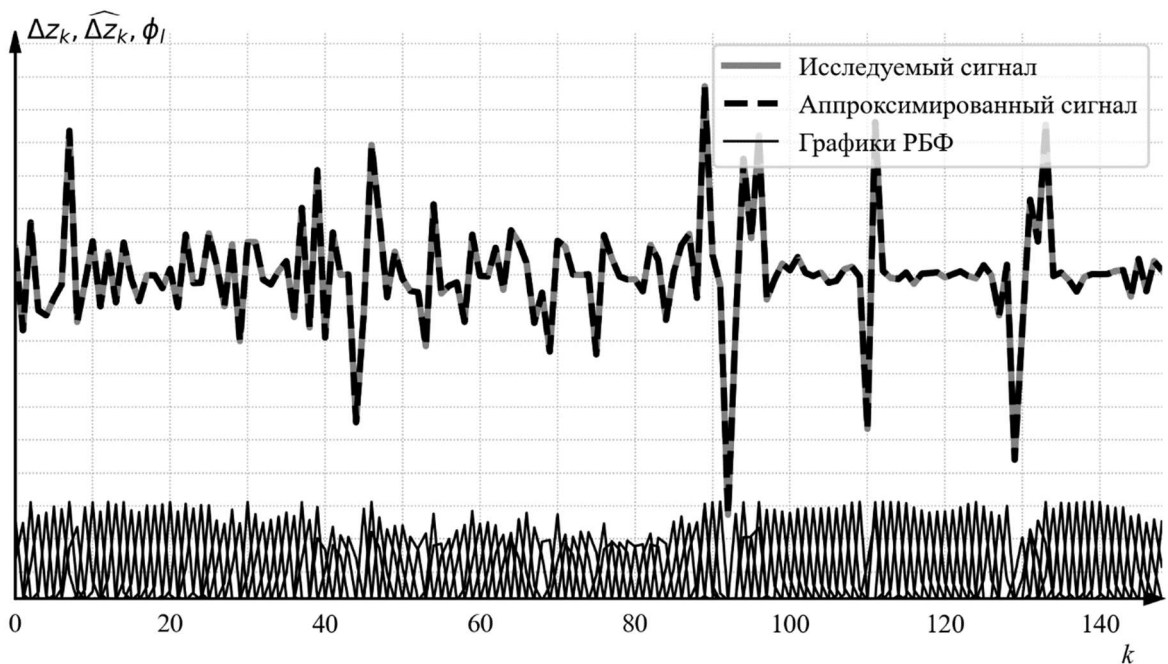


Рисунок Б.16 – Результат аппроксимации сигнала (16) без особенностей алгоритмом (а.1)–(а.3) с оптимизатором *RMSprop* при количестве нод  $L=149$

## ПРИЛОЖЕНИЕ В

**Копии документов, подтверждающих внедрение результатов диссертации**

«УТВЕРЖДАЮ»



Директор НИИ НК ЮФУ

В.Н. Кирой

27.02 2014 г.

## АКТ

об использовании результатов научно-исследовательской работы студента 1 курса магистратуры факультета механики, математики и компьютерных наук Копелиовича М.В.

Результаты научной работы М.В.Копелиовича по разработке методов анализа видеоизображений для дистантной пульсометрии использовались при выполнении НИР «Исследования по разработке интегрированной системы оценки летной ситуации и обеспечения безопасности полета с использованием системы мониторинга психофизического состояния и действий экипажа на основе биометрических измерений, пара- и экстралингвистических характеристик речевых обменов, комплексных физиологических показателей. Разработка комплексных критериев оценки и прогноза функционального состояния пилотов и лиц диспетчерского состава», проводимой в рамках договора № 7192 от 01.04.2013 между ЦАГИ и НИИНК им. А.Б.Когана ЮФУ.

Ответственный исполнитель НИР,

зам. директора НИИ нейрокибернетики ЮФУ

Д.Г. Шапошников.



УТВЕРЖДАЮ  
Директор  
ООО «Вижнтех»  
Петрушан Михаил Викторович  
«9» декабря 2022 г.

### АКТ

**о внедрении (использовании) результатов  
кандидатской диссертационной работы  
Копелиовича Михаила Викторовича**

Настоящим актом подтверждается, что результаты диссертационной работы «Эффективная системная интеграция методических и алгоритмических средств дистанционной фотоплетизмографии», представленной на соискание степени кандидата технических наук по специальности 2.3.1 – «Системный анализ, управление и обработка информации, статистика (технические науки)», представляют практический интерес для реализации систем дистанционной фотоплетизмографии. Результаты исследования были внедрены в ООО «Вижнтех» при разработке программы непрерывного мониторинга состояния человека-оператора с помощью веб-камеры и стационарного компьютера. Использование указанных результатов позволило повысить точность оценивания частоты сердечных сокращений, а также сократить затраты на вычислительные ресурсы. Работы по разработке системы выполнены полностью. Копелиовичем М.В. определены и сформулированы условия работоспособности разработанных программных компонентов, программное обеспечение работает стабильно в рамках этих условий.

Администратор  
ООО «Вижнтех»

Л.В. Воржева

## ПРИЛОЖЕНИЕ Г

## Свидетельства о регистрации программы на ЭВМ

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



**СВИДЕТЕЛЬСТВО**  
о государственной регистрации программы для ЭВМ  
**№ 2014661658**

**Программа анализа периодических паттернов динамики  
цветовых компонентов кожных покровов человека с  
помощью анализа цветного видеоряда**

Правообладатель: *федеральное государственное автономное  
образовательное учреждение высшего образования «Южный  
федеральный университет» (Южный федеральный университет)*  
(RU)

Авторы: *Копелиович Михаил Викторович (RU), Петрушан Михаил  
Викторович (RU), Шапошников Дмитрий Григорьевич (RU)*

Заявка № **2014618052**  
Дата поступления **12 августа 2014 г.**  
Дата государственной регистрации  
в Реестре программ для ЭВМ **11 ноября 2014 г.**



Врио руководителя Федеральной службы  
по интеллектуальной собственности



Л.Л. Курий

## РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



## СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2016610305

**Программа оценки частоты пульса человека на основе методов автокорреляции, медианного анализа и анализа кратных частот спектра цветового сигнала**

Правообладатель: *федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Южный федеральный университет» (Южный федеральный университет) (RU)*

Авторы: *Копелиович Михаил Викторович (RU), Петрушан Михаил Викторович (RU), Шапошников Дмитрий Григорьевич (RU)*

Заявка № 2015660894

Дата поступления 12 ноября 2015 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 11 января 2016 г.



Руководитель Федеральной службы  
по интеллектуальной собственности

*Г.П. Ивлиев* Г.П. Ивлиев

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



## СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2016610311

**Программа конвертирования и частотной фильтрации  
сигнала, описывающего динамику цветовых компонентов  
кожных покровов лица**

Правообладатель: *федеральное государственное автономное  
образовательное учреждение высшего образования «Южный  
федеральный университет» (Южный федеральный университет)  
(RU)*

Авторы: *Копелиович Михаил Викторович (RU), Петрушан Михаил  
Викторович (RU), Шапошников Дмитрий Григорьевич (RU)*

Заявка № 2015660895

Дата поступления 12 ноября 2015 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 11 января 2016 г.

Руководитель Федеральной службы  
по интеллектуальной собственности

*Г.П. Ивлиев* Г.П. Ивлиев



РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



## СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2016610369

Среда для тестирования метода вычисления частоты  
сердечных сокращений человека на основе обработки  
цветового сигнала

Правообладатель: *федеральное государственное автономное  
образовательное учреждение высшего образования «Южный  
федеральный университет» (Южный федеральный университет)  
(RU)*

Авторы: *Копелиович Михаил Викторович (RU), Петрушан Михаил  
Викторович (RU), Шапошников Дмитрий Григорьевич (RU)*

Заявка № 2015660789

Дата поступления 10 ноября 2015 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 11 января 2016 г.



Руководитель Федеральной службы  
по интеллектуальной собственности

Г.П. Ивлиев

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



## СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2016662904

**Программа обработки цветового сигнала, его последующего анализа и постобработки с целью определения частоты сердечных сокращений по цветовому сигналу**

Правообладатель: *федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Южный федеральный университет» (Южный федеральный университет) (RU)*

Авторы: *Копелиович Михаил Викторович (RU), Петрушан Михаил Викторович (RU), Шапошников Дмитрий Григорьевич (RU)*

Заявка № 2016660753

Дата поступления 14 октября 2016 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 25 ноября 2016 г.



Руководитель Федеральной службы  
по интеллектуальной собственности

*Г.П. Ивлиев* Г.П. Ивлиев

## РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



## СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2016663231

**Программа для структурно-параметрической оптимизации  
метода бесконтактной фотоплетизмографии посредством  
эволюционного алгоритма**

Правообладатель: *федеральное государственное автономное  
образовательное учреждение высшего образования «Южный  
федеральный университет» (Южный федеральный университет)  
(RU)*

Авторы: *Копелиович Михаил Викторович (RU), Петрушан Михаил  
Викторович (RU), Шапошников Дмитрий Григорьевич (RU)*



Заявка № 2016660902

Дата поступления 18 октября 2016 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 29 ноября 2016 г.

Руководитель Федеральной службы  
по интеллектуальной собственности

Г.П. Ивлиев

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



## СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2017663336

**Программа для управления в реальном времени системой регистрации и многопоточной обработки биометрических показателей человека-оператора и оценки его состояния**

Правообладатель: *федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Южный федеральный университет» (Южный федеральный университет) (RU)*

Авторы: *Копелиович Михаил Викторович (RU), Петрушан Михаил Викторович (RU), Шапошников Дмитрий Григорьевич (RU)*

Заявка № 2017660201

Дата поступления 10 октября 2017 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 29 ноября 2017 г.

Руководитель Федеральной службы  
по интеллектуальной собственности

*Г.П. Иелиев* Г.П. Иелиев



РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



## СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2018664540

Программа обработки последовательностей изображений  
с целью детектирования и нормализации формы и  
яркости лиц

Правообладатель: *федеральное государственное автономное  
образовательное учреждение высшего образования «Южный  
федеральный университет» (Южный федеральный университет)  
(RU)*

Авторы: *Копелиович Михаил Викторович (RU), Петрушан Михаил  
Викторович (RU), Шапошников Дмитрий Григорьевич (RU)*

Заявка № 2018661839

Дата поступления 29 октября 2018 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 19 ноября 2018 г.



Руководитель Федеральной службы  
по интеллектуальной собственности

Г.П. Излиев

## РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



## СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2018665375

**Программа построения и сравнения моделей поведения человека-оператора на основе анализа паттернов двигательной активности, полученных в результате периодических экспериментов**

Правообладатель: *федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Южный федеральный университет» (Южный федеральный университет) (RU)*

Авторы: *Копелиович Михаил Викторович (RU), Петрушан Михаил Викторович (RU), Шапошников Дмитрий Григорьевич (RU)*

Заявка № **2018661834**

Дата поступления **29 октября 2018 г.**

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ **04 декабря 2018 г.**

Руководитель Федеральной службы  
по интеллектуальной собственности

*Г.П. Ивлиев* Г.П. Ивлиев

