

МИНОБРНАУКИ РОССИИ
Федеральное государственное бюджетное образовательное
учреждение высшего образования
«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ
Н.Г. ЧЕРНЫШЕВСКОГО»

Кафедра динамического моделирования и биомедицинской инженерии

**«Разработка метода диагностики стресса на основе анализа не
стационарности сигнала фотоплетизмограммы,
кардиоинтервалограммы и электрической активности мозга»**

наименование темы выпускной квалификационной работы

АВТОРЕФЕРАТ МАГИСТЕРСКОЙ РАБОТЫ

Студентки 2 курса 2281 группы
направления 12.04.04 «Биотехнические системы и технологии»
профиль подготовки «Аппаратные и программные средства биомедицины»
институт физики
Васильева Дарья Владимировна

фамилия, имя, отчество

Научный руководитель:
Доцент кафедры
динамического
моделирования и
биомедицинской инженерии,
к.ф.-м.н., доцент

Е.И. Боровкова



подпись, дата

05.06.2026

Зав. кафедрой
динамического
моделирования и
биомедицинской инженерии,
д.ф.-м.н., профессор

А.С. Караваев



подпись, дата

05.06.2026

Саратов 2026

Введение. В современной нейронауке и биомедицинской инженерии одной из ключевых задач является расшифровка интегративных механизмов, обеспечивающих взаимодействие различных физиологических систем организма. Особый интерес представляет изучение активности мозга во время сна — естественного состояния, в котором происходят процессы восстановления тканей, консолидации памяти и вегетативной регуляции.

Актуальность исследования обусловлена важностью точной классификации стадий сна для диагностики и профилактики нарушений сна и связанных с ними заболеваний нервной, сердечно-сосудистой систем и психических расстройств. Проблема заключается в том, что существующая классификация основана на трудоёмких полисомнографических исследованиях, требующих многоканальной регистрации в лабораторных условиях. Разработка точных автоматических методов, использующих ограниченное число неинвазивных сигналов, остаётся нерешённой задачей.

Цель работы — количественная оценка вариабельности сердечного ритма, дыхательной активности и ЭЭГ, а также их взаимосвязей на различных стадиях сна у здоровых испытуемых и определение их информативности для классификации стадий сна.

Задачи работы:

1. Провести обработку и анализ биосигналов (ЭЭГ, RR-интервалов и дыхания), зарегистрированных у здоровых испытуемых во время ночного сна.
2. Рассчитать спектральные характеристики ЭЭГ, вариабельности сердечного ритма и дыхательного сигнала для каждой стадии сна (S1, S2, S3, S4, REM).
3. Оценить особенности кардиореспираторного взаимодействия на различных стадиях сна.
4. Проанализировать взаимосвязи между электроэнцефалографическими показателями и вариабельностью сердечного ритма.

5. Построить ROC-кривые и рассчитать значения AUC для оценки эффективности классификации стадий сна.

Структура работы. Выпускная квалификационная работа состоит из введения, четырёх глав, заключения и списка литературы.

Глава 1 «Объект исследования» содержит описание стадий сна (S1, S2, S3, S4, REM) и их электрофизиологических характеристик, а также теоретические основы электроэнцефалографии, variability сердечного ритма и сигнала дыхания.

Глава 2 «Экспериментальные данные» содержит описание выборки испытуемых (48 человек), протокола регистрации биосигналов и предобработку экспериментальных данных.

Глава 3 «Методы анализа» содержит описание алгоритма обработки биосигналов, включающего фильтрацию в частотных диапазонах (LF, HF, δ , θ , α , β), сегментацию на эпохи в соответствии с гипнограммой, расчёт спектральной мощности, оценку когерентности между сигналами и классификацию стадий сна методом логистической регрессии с ROC-анализом и метрикой AUC.

Глава 4 «Результаты анализа» содержит результаты спектрального анализа RR-интервалов и ЭЭГ, оценки когерентности связей RR-Airflow, RR-ЭЭГ и между отведениями ЭЭГ, а также результаты машинного обучения для классификации стадий сна.

В заключении сформулированы основные результаты и выводы.

Основное содержание работы. Во введении обоснована актуальность проводимых в работе исследований, их научная новизна и практическая значимость, достоверность и личный вклад соискателя, сформулированы цель и задачи магистерской работы, кратко изложено содержание работы, основные положения и результаты, выносимые на защиту, приведены сведения об апробации результатов.

В первой главе представлен обзор известных к настоящему моменту

сведений об объекте исследования — стадиях сна и биометрических сигналах. Представлен обзор сведений о стадиях сна (S1, S2, S3, S4, REM), их электрофизиологических и вегетативных особенностях. Представлен обзор сведений об электроэнцефалограмме (ЭЭГ), variability сердечного ритма (BCR) и сигнале дыхания (Airflow), их частотных диапазонах и методах регистрации.

Во второй главе представлено описание экспериментальных выборок и метода регистрации экспериментальных данных.

Для анализа взаимосвязей между ЭЭГ, BCR и дыхательным сигналом в различных стадиях сна были использованы экспериментальные данные из базы Siesta [1]. Здоровые испытуемые без нарушений сна. Размер выборки — 48 человек (средний возраст $50,9 \pm 17,0$ лет). Для каждого испытуемого были записаны сигналы ЭЭГ (отведения C3, C4, Fp1, Fp2, O1, O2), ЭКГ (для выделения RR-интервалов) и Airflow. Длительность каждой записи составляла 8 часов при частоте дискретизации 200 Гц. Запись проводилась две ночи в условиях естественного сна. В течение записи каждые 30 секунд регистрировалась стадия сна: S1, S2, S3, S4 и REM.

Из каждого сигнала ЭКГ были выделены RR-интервалы, из которых был получен сигнал RR. Сигнал Airflow регистрировался с помощью носимого датчика с NTC-термистором. Сигналы ЭЭГ записывались с шести симметричных отведений.

В третьей главе представлено описание методов анализа биосигналов.

Разработанный алгоритм обработки включал следующие этапы.

1. Фильтрация сигналов. Сигналы ЭЭГ (отведения C3, C4, Fp1, Fp2, O1, O2) были профильтрованы в частотных диапазонах LF (0,05–0,15 Гц), HF (0,15–0,5 Гц), δ (0,5–4 Гц), θ (4–8 Гц), α (8–13 Гц) и β (13–30 Гц). Сигнал RR-интервалов фильтровался в LF и HF, сигнал дыхания Airflow — только в HF.

2. Получение эпох стадий сна. Каждый сигнал делился на 30-секундные эпохи, центры которых определялись результатами гипнограммы, фиксировавшей стадию сна каждые 30 секунд. Таким образом были получены

эпохи для стадий S1, S2, S3, S4 и REM.

3. Спектральный анализ использовался для количественной характеристики частотных диапазонов. Оценка спектральной плотности мощности проводилась через преобразование Фурье [2] по формуле (1):

$$S_x(\omega) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \left| \int_{-T/2}^{T/2} x(t) e^{-j\omega t} dt \right|^2, \quad (1)$$

где $S_x(\omega)$ — спектральная плотность мощности сигнала x , ω — круговая частота, T — время наблюдения/усреднения.

4. Когерентный анализ использовался для оценки статистически значимой связи между двумя сигналами в частотной области. Когерентность $C_{xy}(f)$ определяется через кросс-спектральную плотность мощности $P_{xy}(f)$ и автоспектральные плотности мощности $P_{xx}(f)$ и $P_{yy}(f)$ по формуле (2)[3]:

$$C_{xy}(f) = \frac{|P_{xy}(f)|^2}{P_{xx}(f)P_{yy}(f)}. \quad (2)$$

Значение когерентности варьируется от 0 до 1, где 0 означает полное отсутствие связи, а 1 — идеальную связь. Для каждой эпохи оценивались:

- когерентность между RR-интервалами и Airflow в HF-диапазоне;
- когерентность между RR-интервалами и отведениями ЭЭГ в LF и HF диапазонах;
- когерентность между различными отведениями ЭЭГ во всех шести диапазонах.

Когерентность считалась статистически значимой при выполнении условия если $C_{xy}(f) \geq 0.5$ и $p\text{-value} \leq 0.05$.

5. Классификация стадий сна проводилась методом логистической регрессии [4]. Модели обучались на восьми наборах признаков: (1) все признаки (спектральные мощности и когерентности), (2) все признаки ЭЭГ, (3) спектральные мощности, (4) когерентности, (5) признаки лобных долей, (6) признаки центральных долей, (7) признаки затылочных долей, (8) только RR и Airflow.

Обучение проводилось отдельно для трёх вариантов частотных

диапазонов: во всех диапазонах (LF, HF, δ , θ , α , β), в низкочастотных диапазонах LF и HF, а также в высокочастотных диапазонах δ , θ , α и β .

Тренировочной выборкой служили данные первой ночи, тестовой — данные второй ночи.

Для оценки качества классификации использовались ROC-кривые и метрика AUC (Area Under the Curve) [5].

В четвёртой главе представлены результаты анализа взаимосвязей между ЭЭГ, вариабельностью сердечного ритма и дыхательным сигналом в различных стадиях сна. Представлены результаты спектрального анализа RR-интервалов и ЭЭГ, оценки когерентности связей RR-Airflow, RR-ЭЭГ и между отведениями ЭЭГ, а также результаты классификации стадий сна методом логистической регрессии. Выявлены наиболее информативные признаки для классификации стадий сна.

Спектральный анализ RR-интервалов показал, что в глубоких стадиях сна (S3, S4) мощность HF-диапазона максимальна, а мощность LF-диапазона минимальна, что соответствует преобладанию парасимпатической активности. В стадии REM наблюдается увеличение LF и снижение HF, что свидетельствует о симпатической активации. Данный результат согласуется с известной динамикой вегетативной нервной системы во сне [6]. На рисунке 1 представлены результаты спектрального анализа RR-интервалов в частотных диапазонах LF и HF в виде диаграмм «ящик с усами».

Спектральный анализ ЭЭГ выявил, что фронтальные отведения (Fp1, Fp2) имеют более высокую спектральную мощность в низкочастотных диапазонах по сравнению с центральными (C3, C4) и затылочными (O1, O2). δ -активность возрастает в глубоком сне, β -активность максимальна в стадии S1 и снижается при углублении сна. На рисунке 2 представлены результаты спектрального анализа ЭЭГ-сигналов в частотных диапазонах LF, HF, δ , θ , α и β в виде диаграмм «ящик с усами».

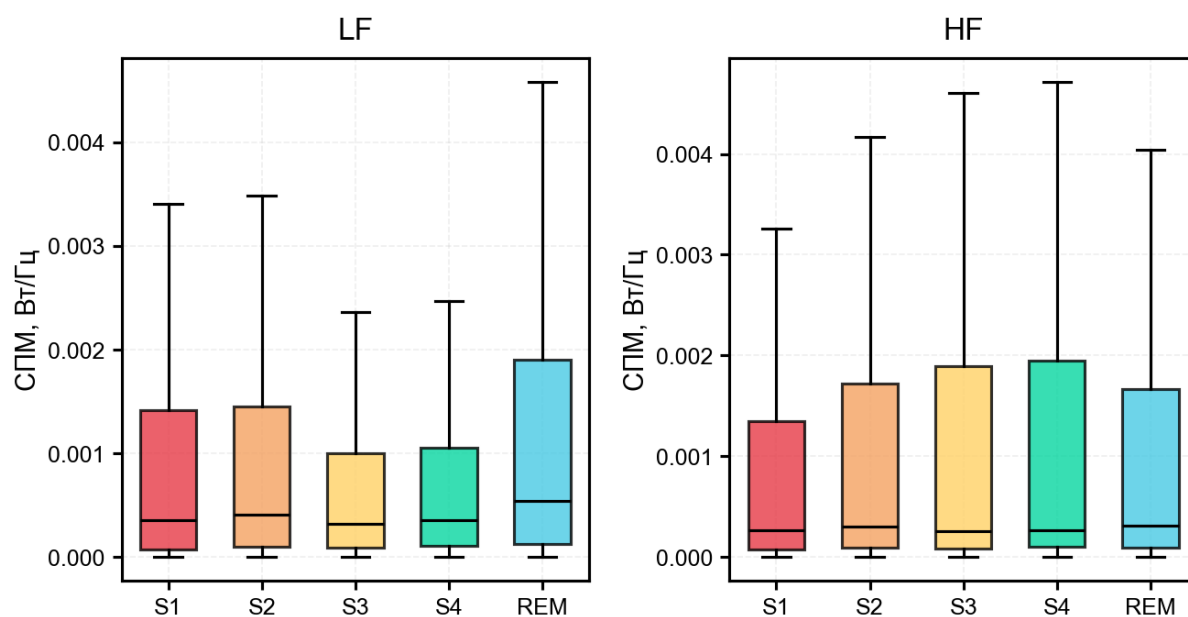


Рисунок 1 - Результаты спектрального анализа RR-интервалов в частотных диапазонах LF и HF в виде диаграмм «ящик с усами». Ящики отображают мощности спектров сигналов в разных стадиях сна: S1, S2, S3, S4, REM

Спектральный анализ ЭЭГ выявил, что фронтальные отведения (Fp1, Fp2) имеют более высокую спектральную мощность в низкочастотных диапазонах по сравнению с центральными (C3, C4) и затылочными (O1, O2). δ -активность возрастает в глубоком сне, β -активность максимальна в стадии S1 и снижается при углублении сна. На рисунке 2 представлены результаты спектрального анализа ЭЭГ-сигналов в частотных диапазонах LF, HF, δ , θ , α и β в виде диаграмм «ящик с усами».

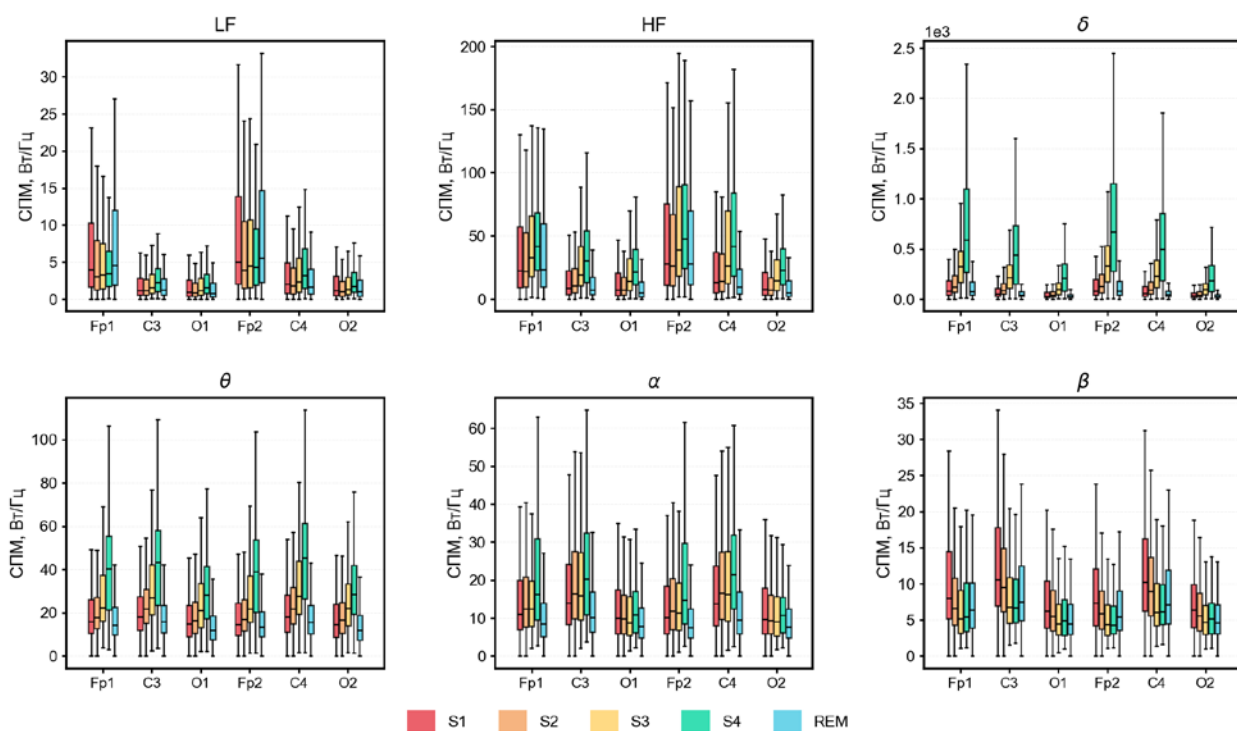


Рисунок 2 - Результаты спектрального анализа ЭЭГ-сигналов в частотных диапазонах LF, HF, δ , θ , α и β в виде диаграмм «ящик с усами». Ящики отображают мощности спектров сигналов в разных стадиях сна: S1, S2, S3, S4, REM

Анализ когерентности между RR-интервалами и дыхательным сигналом показал, что связность RR-Airflow в HF-диапазоне высока во всех стадиях сна (около 70% значимых когерентностей). Максимальное значение достигается в стадии S4 — 78,9%. Это отражает усиление кардиореспираторного взаимодействия и устойчивость механизма дыхательной синусовой аритмии. На рисунке 3 изображены результаты оценки когерентности между сигналами Airflow и RR в частотном диапазоне HF в виде диаграммы «ящик с усами» и столбчатой диаграммы доли значимых когерентностей

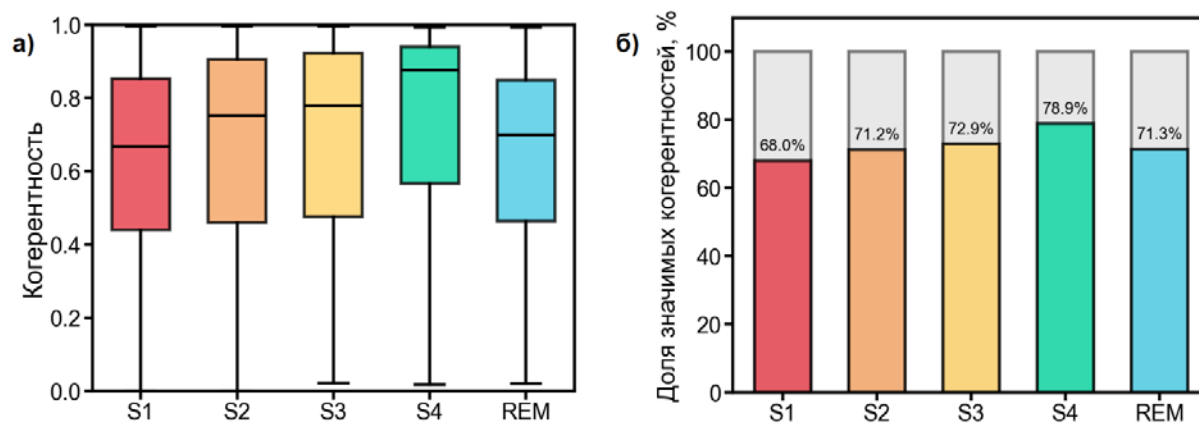


Рисунок 3 - Результаты оценки когерентности между сигналами Airflow и RR в частотном диапазоне HF в виде: а) диаграммы «ящик с усами»; б) в виде столбчатой диаграммы доли значимых когерентностей

Анализ когерентности между RR-интервалами и ЭЭГ показал, что доля значимых связей выше в LF-диапазоне (~60%), чем в HF (~25–30%). Это указывает на то, что медленные колебания сердечного ритма значительно сильнее связаны с электрической активностью мозга, чем быстрые. Наименьшая связь наблюдается в стадии S4 для затылочных отведений (25%) и в стадиях S4 и REM для фронтальных отведений (25–26%), что говорит об автономности этих зон. На рисунке 4 изображены результаты оценки доли значимых результатов когерентности отведений ЭЭГ и RR в частотных диапазонах LF и HF относительно общего количество результатов в виде столбчатых диаграмм.

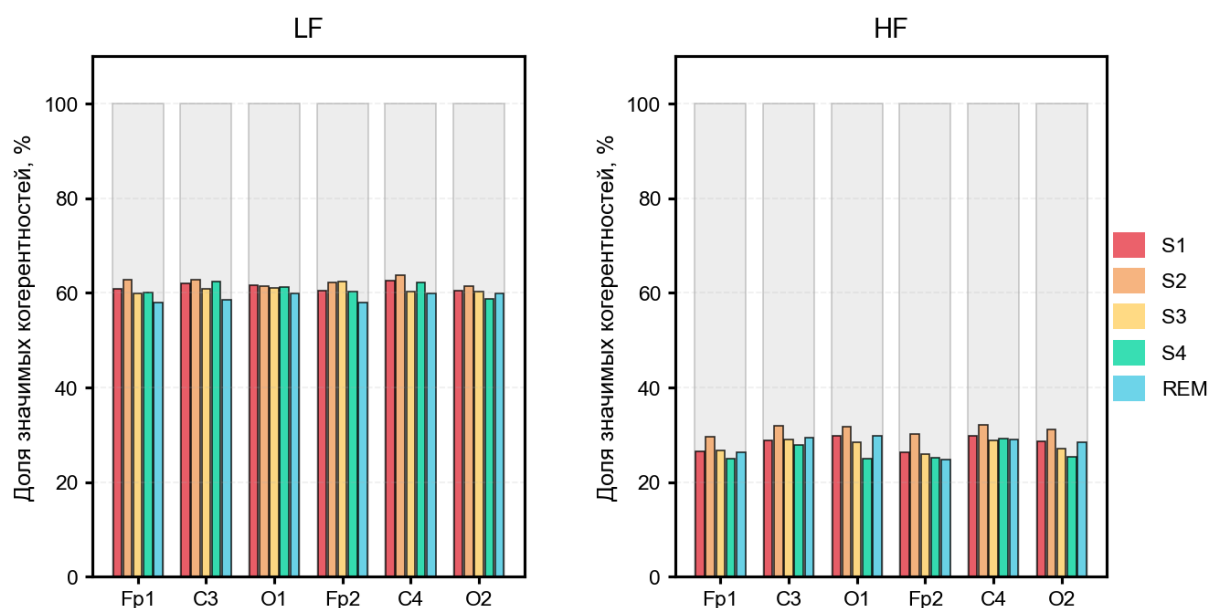


Рисунок 4 - Результаты оценки доли значимых результатов когерентности отведений ЭЭГ и RR в частотных диапазонах LF и HF относительно общего количество результатов в виде столбчатых диаграмм. На горизонтальной оси подписано, с каким отведением ЭЭГ показаны результаты его связи с RR:

Fp1, C3, O1, Fp2, C4, O2

Анализ когерентности между отведениями ЭЭГ показал, что в LF-диапазоне наивысшую связность имеют межполушарные фронтальные и однополушарные фронтально-центральные пары (93–97%). В HF-диапазоне наилучшая связность — у межполушарных (гомологичных) зон. В α -диапазоне наблюдается максимальная связность среди всех диапазонов (90–96%) для всех пар отведений. В δ -диапазоне наиболее сильные связи наблюдаются между фронтальными и центральными отделами, тогда как фронтально-затылочные взаимодействия минимальны (20–30%). В β -диапазоне однополушарные связи (60–77%) преобладают над межполушарными (38–50%), что может свидетельствовать о функциональном разобщении полушарий в фазе REM-сна.

Результаты машинного обучения показали, что наиболее информативными признаками для классификации стадий сна являются

спектральные мощности сигналов. Когерентности, а также признаки на основе RR и Airflow, продемонстрировали низкую предсказательную способность. Высокочастотные диапазоны (δ , θ , α , β) оказались более информативными для различения стадий сна по сравнению с низкочастотными (LF, HF). Выполнен ROC-анализ, показавший высокую дискриминативную способность: для стадии S4 AUC = 0,829 (признаки центральных долей), для REM — 0,732, для S3 — 0,726. Наименьшая точность достигается для стадий S1 (AUC = 0,615) и S2 (AUC = 0,641), что обусловлено отсутствием уникальных спектральных маркеров для переходных стадий в рамках линейных моделей [6, 7]. На рисунке 5 изображена иллюстрация графиков ROC-кривых на основе результатов машинного обучения методом логистической регрессии определения стадии сна на тестовой выборке во всех частотных диапазонах.

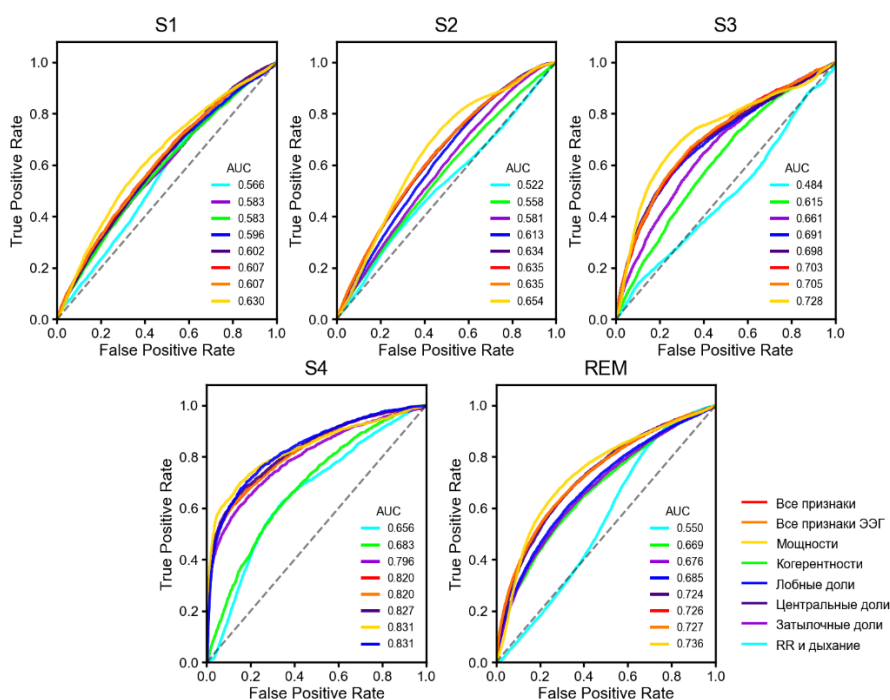


Рисунок 5 - Иллюстрация графиков ROC-кривых на основе результатов машинного обучения методом логистической регрессии определения стадии сна на тестовой выборке во всех частотных диапазонах. Каждый график демонстрирует результаты обучения для определения каждой стадии сна: S1, S2, S3, S4, REM

Заключение. В результате выполнения выпускной квалификационной работы была достигнута поставленная цель — исследована взаимосвязь между электрической активностью головного мозга, вариабельностью сердечного ритма и дыхательным сигналом в различных стадиях сна, а также проведена оценка возможности классификации стадий сна на основе выделенных признаков.

Разработан и реализован алгоритм количественного анализа биосигналов, включающий фильтрацию, сегментацию на эпохи, расчёт спектральной мощности, оценку когерентности и классификацию методом логистической регрессии. Алгоритм применён к экспериментальным данным 48 испытуемых из базы Siesta.

Спектральный анализ RR-интервалов подтвердил доминирование парасимпатической активности в глубоком сне и симпатической — в REM.

Когерентность RR-Airflow максимальна в глубоком сне (78,9%), что отражает усиление кардиореспираторного взаимодействия.

Медленные колебания сердечного ритма сильнее связаны с активностью мозга, чем быстрые (LF ~60% против HF ~25–30%).

Наиболее информативные признаки для классификации стадий сна — спектральные мощности сигналов (AUC до 0,829 для S4).

Высокочастотные диапазоны (δ , θ , α , β) более информативны, чем низкочастотные (LF, HF).

Таким образом, применение методов спектрального анализа, оценки когерентности и логистической регрессии продемонстрировало эффективность для исследования кардиореспираторных и нейровегетативных взаимодействий в процессе сна. Полученные результаты могут быть использованы при разработке автоматизированных систем мониторинга сна и выборе информативных биомаркеров для диагностики нарушений сна.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Klösch G., Kemp B., Penzel T., et al. The SIESTA project polygraphic and clinical database // IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine. – 2001. – Vol. 20, no. 3. – P. 51–57. – DOI: 10.1109/51.932724.

2. Спектральный анализ [Электронный ресурс] // CMI Brain Research. URL: <https://cmi.to/%d0%bc%d0%b5%d1%82%d0%be%d0%b4%d1%8b/%d1%81%d0%bf%d0%b5%d0%ba%d1%82%d1%80%d0%b0%d0%bb%d1%8c%d0%bd%d1%8b%d0%b9-%d0%b0%d0%bd%d0%b0%d0%bb%d0%b8%d0%b7/> (дата обращения: 25.05.2026). – Загл. с экрана. – Яз. рус.

3. Когерентный анализ ЭЭГ [Электронный ресурс] // CMI Brain Research. URL: <https://cmi.to/%d0%b0%d0%bd%d0%b0%d0%bb%d0%b8%d0%b7-%d1%8d%d1%8d%d0%b3/%d0%bc%d0%b5%d1%82%d0%be%d0%b4%d1%8b-%d0%b0%d0%bd%d0%b0%d0%bb%d0%b8%d0%b7%d0%b0-%d1%8d%d1%8d%d0%b3/%d0%bc%d0%b5%d1%82%d0%be%d0%b4%d1%8b-%d0%ba%d0%be%d0%bc%d0%bf%d1%8c%d1%8e%d1%82%d0%b5%d1%80%d0%bd%d0%be%d0%b3%d0%be-%d0%b0%d0%bd%d0%b0%d0%bb%d0%b8%d0%b7%d0%b0-%d1%8d%d1%8d%d0%b3/%d0%ba%d0%be%d0%b3%d0%b5%d1%80%d0%b5%d0%bd%d1%82%d0%bd%d1%8b%d0%b9-%d0%b0%d0%bd%d0%b0%d0%bb%d0%b8%d0%b7-%d1%8d%d1%8d%d0%b3/> (дата обращения: 25.05.2026). – Загл. с экрана. – Яз. рус.

4. Leung K. Assumptions of Logistic Regression, Clearly Explained [Электронный ресурс] // Towards Data Science. 2021. URL: <https://towardsdatascience.com/assumptions-of-logistic-regression-clearly-explained-44d85a22b290/> (дата обращения: 25.05.2026). – Загл. с экрана. – Яз. англ.

5. Aggarwal R., Ranganathan P. Understanding diagnostic tests – Part 3: Receiver operating characteristic curves // Perspectives in Clinical Research. 2018. Vol. 9, no. 3. P. 145–148.

6. Tripathy R.K., Ghosh S.K., Gajbhiye P. Development of Automated Sleep Stage Classification System Using Multivariate Projection-Based Fixed Boundary Empirical Wavelet Transform and Entropy Features Extracted from Multichannel EEG Signals // Entropy. 2020. Vol. 22, no. 10. DOI: 10.3390/e22101141.

7. Suni E., Singh A. Stages of Sleep: What Happens in a Normal Sleep Cycle? [Электронный ресурс] // Sleep Doctor Holdings. 2025. URL: <https://www.sleepfoundation.org/stages-of-sleep> (дата обращения: 25.05.2026). – Загл. с экрана. – Яз. англ.

05.06.2026

Вас Васильева Д.В.