

ФГБОУ ВО “Саратовский национальный исследовательский
государственный университет имени Н.Г. Чернышевского”

На правах рукописи



ГУЙО Герман Александрович

РАЗВИТИЕ РАДИОФИЗИЧЕСКИХ МЕТОДОВ АНАЛИЗА
МНОГОКОМПОНЕНТНЫХ СИГНАЛОВ В ИССЛЕДОВАНИЯХ
ДИНАМИКИ ГОЛОВНОГО МОЗГА

1.3.4. – Радиофизика

Диссертация на соискание ученой степени кандидата
физико-математических наук

Научный руководитель:

д.ф.-м.н., профессор

Павлов А. Н.

Саратов – 2026

Оглавление

Введение	3
1 Методы на основе вейвлет-анализа	18
1.1 Методы на основе многомасштабного вейвлет-анализа, применяющие дискретное вейвлет-преобразование	18
1.1.1 Использование многомасштабного вейвлет-анализа в задачах диагностики изменений динамики систем по переходным процессам	18
1.1.2 Использование многомасштабного вейвлет-анализа в задачах диагностики возрастных изменений по сигналам ЭЭГ	32
1.2 Методы на основе мультифрактального формализма, применяющие непрерывное вейвлет-преобразование	44
1.2.1 Анализ кооперативной динамики автоколебательных систем с использованием совместного спектра сингулярностей	44
1.2.2 Использование мультифрактального формализма на основе непрерывного вейвлет-преобразования в исследованиях ЭЭГ	52
1.3 Заключение по главе 1	58
2 Методы на основе флуктуационного анализа	60
2.1 Комбинированный метод, использующий флуктуационный анализ вейвлет-коэффициентов	60
2.2 Расширенный метод взаимного корреляционного анализа нестационарных процессов	74
2.2.1 Методы DFA и EDFA	74
2.2.2 Методы DCCA и EDCCA	78
2.2.3. Примеры применения	80
2.3 Применение методов флуктуационного анализа в исследованиях сигналов ЭКоГ	88
2.4 Заключение по главе 2	98
3 Анализ динамического сетевого взаимодействия ритмов электрической активности головного мозга	99
3.1 Исследование взаимодействия ритмов электрической активности с использованием флуктуационного анализа	99
3.2 Анализ возрастных изменений кооперативной динамики ритмов на основе относительной спектральной плотности мощности	106
3.2.1 Анализ на основе временных зависимостей относительной спектральной плотности мощности	107
3.2.2 Анализ на основе упрощенного метода	112
3.3 Исследование эффекта подстройки взаимодействия ритмов мозга во время сна	118
3.4 Заключение по главе 3	128
Заключение	129
Список литературы	132

Введение

Актуальность исследуемой проблемы

Исследования динамики сложных систем по экспериментально регистрируемым сигналам обычно осуществляются в установившемся (стационарном) режиме, после исключения из рассмотрения переходных процессов. Такой подход обеспечивает возможность использования широкого арсенала классических методов анализа временных рядов, ориентированных на расчет вероятностных и спектральных характеристик сигналов [1–3]. Эти методы предполагают выполнение свойства эргодичности анализируемых процессов и возможность осуществлять оценки искомых характеристик с применением временного усреднения вместо статистического усреднения по ансамблю реализаций. Тем не менее, во многих прикладных задачах учет нестационарной динамики важен для изучения особенностей функционирования исследуемых систем, в частности, когда требуется охарактеризовать отклик системы на короткое по времени внешнее воздействие. В подобных задачах переходные процессы несут важную информацию, исключение которой нецелесообразно, и необходимо использовать методы, способные обеспечить локализованный анализ фрагментов сигналов. В последние десятилетия предложены и активно используются различные подходы к исследованию динамики систем, характеристики которых меняются во времени. К их числу можно отнести подходы, применяющие вейвлеты [4–14], эмпирические моды [15–18], варианты флуктуационного [19–31], мультифрактального анализа [32–35] и т.д., однако возможности этих методов с позиции расчета характеристик режимов функционирования систем по сравнительно коротким участкам сигналов, намного меньше длительностей переходных процессов, обычно отличаются. Открытый вопрос состоит в определении минимально необходимого объема выборки, позволяющего диагностировать состояние

системы. Важно отметить, что данные методы применяются в условиях наличия различных источников флуктуаций, что представляет собой радиофизическую задачу.

Примером очень сложной системы, при изучении которой часто приходится учитывать нестационарность динамики регистрируемых многокомпонентных процессов и наличие флуктуаций, является головной мозг. Эффективность инструментов обработки сигналов электрической активности мозга (электроэнцефалограмм, ЭЭГ) может различаться при исследовании быстрых реакций во время кратковременных двигательных или когнитивных задач, а ограничения методов для коротких и нестационарных данных могут существенно влиять на результаты, в отличие от рассмотрения состояний релаксации. По этой причине совершенствование методов анализа сигналов, применимых для изучения сравнительно быстрых реакций на изменение условий функционирования является актуальной проблемой. Отметим, что нестационарность в целом типична не только для биологических сигналов, таких как ЭЭГ, но и для процессов в геофизике, климатологии, экономике и т.д., что подтверждает важность развития методов анализа нестационарных данных и коротких временных рядов.

Не менее актуальной проблемой является учет изменений характеристик нестационарности во времени. Подходы на основе изучения профиля сигнала, разработанные для корреляционного анализа нестационарных процессов (например, метод детрендированного флуктуационного анализа (*detrended fluctuation analysis, DFA*)) [19, 20], предусматривают достаточно однородную структуру экспериментальных данных, когда флуктуации профиля относительно локального тренда сопоставимы для отдельных сегментов. Последнее позволяет обеспечить усреднение по времени среднеквадратических флуктуаций в этих сегментах при расчете показателя скейлинга. Неоднородность профиля сигнала для переходных процессов или перемежающегося поведения может серьезно повлиять на проводимые

расчеты и привести к неверной интерпретации результатов вычислений. Чтобы учесть случаи, когда влияние разных сегментов сильно различается, используется расширение метода. В частности, недавно предложенный в работах [36–40] расширенный метод DFA вводит дополнительную характеристику для описания особенностей нестационарного поведения, которая может служить эффективным диагностическим маркером в задачах анализа электрической активности головного мозга. Нерешенной на сегодняшний день задачей, рассматриваемой в данной диссертации, является обобщение этого подхода на случай исследования динамики сложных систем по двум нестационарным процессам в рамках детрендированного взаимного корреляционного анализа (*detrended cross-correlation analysis, DCCA*).

Важным направлением в нейрофизиологических приложениях является изучение динамического сетевого взаимодействия между основными ритмическими процессами, идентифицируемыми в сигналах ЭЭГ. К настоящему времени накоплены многочисленные факты, подтверждающие изменение характеристик различных ритмов (прежде всего, амплитуды) при смене функционального состояния организма. Однако наряду с исследованием отдельных ритмов в последние годы активно обсуждается вопрос об их взаимосвязи, проявляющейся в одновременном и согласованном изменении характеристик нескольких ритмов. Примеры такой взаимосвязи были ранее продемонстрированы для различных пар волн ЭЭГ при изучении восприятия, сознания, когнитивных функций и памяти [41–46]. Наряду с рассмотрением отдельных парных взаимодействий, значительный интерес вызывает концепция координации ритмов как единой сети, обсуждающаяся в работах [47–48]. Авторы этих исследований предложили концептуально иной подход к изучению физиологических состояний и функций, основанный на динамических сетевых взаимодействиях между различными ритмами мозга. Были установлены характерные положительные кросс-корреляции, анти-корреляции и смешанные кросс-корреляции, а также обнаружено, что при

смене состояния организма тип корреляций (для некоторых пар ритмов) может меняться. Основываясь на концепции, предложенной в [47–48], в данной диссертации акцентируется внимание на круге вопросов, который остался вне рассмотрения авторов предыдущих исследований, а именно, на возрастном аспекте в кооперативной динамике ритмов мозга и влиянии патологических изменений на взаимодействие ритмов.

Цель диссертационной работы состоит в совершенствовании методов исследования структуры многокомпонентных сигналов, основанных на спектрально-корреляционном, флуктуационном, вейвлет анализе, мультифрактальном формализме и их модификациях, тестировании соответствующих методов на модельных системах и применении к сигналам электрической активности головного мозга.

Для достижения указанной цели были решены следующие **основные задачи**:

1. Анализ диагностического потенциала методов на основе многомасштабного вейвлет-анализа, использующего дискретное вейвлет-преобразование, в задачах диагностики изменений динамики систем по переходным процессам и возрастным эффектам по сигналам ЭЭГ.
2. Развитие метода анализа кооперативной динамики автоколебательных систем с использованием совместного спектра сингулярностей и применение мультифрактального формализма к исследованию ЭЭГ.
3. Тестирование комбинированного метода, использующего флуктуационный анализ детальных вейвлет-коэффициентов; разработка и тестирование расширенного метода взаимного корреляционного анализа нестационарных процессов.
4. Исследование взаимодействия ритмов электрической активности головного мозга с использованием флуктуационного анализа.

5. Анализ возрастных эффектов в кооперативной динамике ритмов на основе относительной спектральной плотности мощности и изучение явления подстройки взаимодействия ритмов мозга во время сна.

Научная новизна

Данная диссертационная работа содержит новые результаты в области развития методов анализа многокомпонентных сигналов и применения этих методов в исследованиях электрической активности головного мозга. В диссертационной работе впервые были получены следующие результаты:

1. С использованием базовых моделей нелинейной динамики выполнены оценки минимального объема выборки, позволяющей идентифицировать реализующийся в модели режим сложных автоколебаний при рассмотрении переходных процессов в условиях быстрых и сравнительно медленных изменений управляющего параметра.
2. Методы, использующие разложение сигналов по вейвлет-функциям, применены к решению задачи выявления возрастных изменений электрической активности головного мозга при выполнении задач мелкой моторики, выполняемых разными руками. Установлено, что у пожилых испытуемых различия в сигналах ЭЭГ при сжатии в кулак левой и правой руки менее выражены по сравнению с молодыми испытуемыми.
3. Предложен обобщенный метод основанного на вейвлетах мультифрактального анализа, обеспечивающий возможность диагностики изменений в функционировании систем с использованием совместного спектра сингулярностей. На примере базовых моделей нелинейной динамики (связанные системы Рёсслера, Лоренца) установлены типичные изменения совместного спектра сингулярностей при синхронизации хаотических колебаний.

4. Протестирован комбинированный метод, использующий флуктуационный анализ детальных вейвлет-коэффициентов. На примере связанных систем Рёсслера продемонстрирована более высокая помехоустойчивость метода при диагностике сложных режимов колебаний по зашумленным последовательностям времен возврата в текущую Пуанкаре по сравнению с традиционным подходом, основанным на расчете стандартных отклонений.
5. Предложено расширение метода детрендрованного взаимного корреляционного анализа сигналов. На примере динамики макро- и микроцеребрального кровотока в соседних сосудах разного размера показано, что предложенный подход позволяет выявлять изменения в физиологических регуляторных механизмах, вызванные изменением условий функционирования.
6. Проведено изучение характерных изменений взаимосвязи различных пар корковых ритмов во время циклов сон-бодрствование в группах здоровых испытуемых и пациентов с черепно-мозговыми травмами. Выделены несколько типичных вариантов поведения, включая монотонные изменения взаимных корреляций; изменения, демонстрирующие нелинейный характер; слабые или плохо классифицируемые изменения.

Личный вклад автора

Все защищаемые результаты и положения, представленные в диссертации, были получены лично автором. Автором проводилась разработка программ для анализа структуры сигналов, численные исследования динамики модельных систем и экспериментальных данных, диагностика различных режимов динамики и статистический анализ полученных результатов. Объяснения полученных результатов, подготовка научных публикаций и докладов для представления на научных конференциях были проведены совместно с соавторами и научным руководителем.

Научная и практическая значимость

В представленной диссертации содержится решение важной радиофизической задачи, состоящей в развитии методов анализа сложных сигналов, регистрируемых в условиях нестационарной динамики и наличия флуктуаций. Полученные результаты носят не только фундаментально-научный характер (в частности, получение новых знаний о потенциальных возможностях и ограничениях различных методов анализа временных рядов, выявление новых эффектов в динамике структур головного мозга), но и прикладной характер для решения различных задач диагностической направленности (развит комплекс радиофизических методов, который может быть перспективен как в медицинской диагностике, так и в других областях науки и техники). С использованием расширения многомасштабного анализа на базе дискретного вейвлет-преобразования продемонстрирована возможность значительного (в несколько раз) увеличения числа каналов регистрации ЭЭГ, где диагностируются возрастные изменения при выполнении задач мелкой моторики. Комбинированный метод, осуществляющий флуктуационный анализ детальных вейвлет-коэффициентов, продемонстрировал преимущества в диагностике режимов сложных автоколебаний для зашумленных данных при условии отсутствия сильных «выбросов» в анализируемых наборах данных. Приведен ряд примеров, когда расширения методов флуктуационного анализа позволяли провести более полное и информативное исследование физиологических данных по сравнению с традиционно применяемыми методами DFA и DCCA. Получены новые знания в области взаимосвязи ритмов головного мозга во время циклов сон-бодрствование, а также возрастных особенностей динамического сетевого взаимодействия ритмов. Результаты диссертации могут применяться в учебном процессе при подготовке студентов радиофизических специальностей в рамках спецпрактикумов по анализу экспериментальных данных.

Достоверность полученных результатов и выводов работы

основывается на использовании хорошо изученных моделей и методов анализа структуры сигналов, устойчивости применяемых алгоритмов к изменениям параметров счета, непротиворечивости результатов и выводов диссертационной работы известным теоретическим представлениям, хорошим согласованием с результатами и выводами других экспериментальных исследований в области динамики структур головного мозга, а также с результатами, полученными при использовании различных подходов.

Основные научные положения, выносимые на защиту:

1. Использование данных об асимметрии и эксцессе в дополнение к традиционно проводимой оценке стандартных отклонений коэффициентов детализации многомасштабного вейвлет-анализа позволяет в несколько раз увеличить среднее количество каналов ЭЭГ, в которых диагностируются значимые возрастные изменения электрической активности головного мозга при выполнении задач мелкой моторики.
2. Расширенный метод детрендрованного взаимного корреляционного анализа, предусматривающий вычисление двух показателей скейлинга, обеспечивает получение информации о распределении локальных взаимных корреляций. С использованием этой информации реализуется более полное исследование динамики систем с меняющимися во времени характеристиками нестационарности, чем при применении традиционного метода детрендрованного взаимного корреляционного анализа (DCCA).
3. Метод детрендрованного взаимного корреляционного анализа нестационарных процессов (DCCA) и его расширение количественно описывают изменения взаимосвязи динамики основных ритмов головного мозга в условиях суточной депривации сна в терминах

показателей скейлинга и обеспечивают увеличение числа пар ритмов с идентифицируемыми эффектами депривации по сравнению с расчетом коэффициента корреляции Пирсона.

4. Корреляционный анализ сигналов относительной спектральной плотности основных ритмов головного мозга позволяет выявлять уменьшение во время глубокого сна различий кооперативной динамики ритмов, вызванных возрастными изменениями и наличием патологии, по сравнению с состоянием бодрствования, что способствует расширению представлений о динамическом взаимодействии ритмов головного мозга в разных состояниях организма.

Апробация работы

Настоящая диссертационная работа выполнена на кафедре физики открытых систем института физики ФГБОУ ВО «Саратовский национальный исследовательский государственный университет имени Н.Г. Чернышевского» (СГУ).

Результаты работы использовались при выполнении грантов Российского научного фонда №№ 19-12-00037, 22-22-00065, 24-22-00015, 22-72-10061-П, гранта Правительства РФ № 075-15-2022-1094, гранта научного центра междисциплинарных и перспективных исследований «Идея» АСП-09-2022/II и были поддержаны стипендией Президента РФ для аспирантов (№ SPN.2024.03530). Отраженные в диссертационной работе результаты, неоднократно представлялись на научных конференциях и школах: XX Международной конференции «Математическое моделирование и суперкомпьютерные технологии», 23-27 ноября 2020 г., Нижний Новгород, Российская Федерация (устный доклад), Конференции международных математических центров мирового уровня, 9-13 августа 2021 г., Сочи, Российская Федерация (устный доклад), V Scientific School “Dynamics of Complex Networks and their Applications”, 13-15 сентября 2021 г., Калининград,

Российская Федерация (устный доклад), VI Scientific School “Dynamics of Complex Networks and their Applications”, 14-16 сентября 2022 г., Калининград, Российская Федерация (устный доклад), Saratov Fall Meeting’22 (SFM-2022), Conference on Computation Biophysics and Analysis of Biomedical Data IX, 26 – 30 сентября 2022 г. Саратов, Российская Федерация (устный доклад), Международной школе-конференции «XX научная школа “Нелинейные волны – 2022”, 07 – 13 ноября 2022, Нижний Новгород, Российская Федерация (стендовый доклад), XIV научной конференции молодых ученых “Представляем научные достижения миру. Естественные науки”, 10–11 апреля 2023 г., Саратов, Российская Федерация (устный доклад) Международной школе-конференции Summer School “Neuro-Sleep as a Complex System”, 10 – 12 июля 2023, Саратов, Российская Федерация, Saratov Fall Meeting’23 (SFM-2023), Conference of Nonlinear Dynamics XIV, 25 – 29 сентября 2023 г. Саратов, Российская Федерация (устный доклад), VII Scientific School “Dynamics of Complex Networks and their Applications”, 18-20 сентября 2023 г., Калининград, Российская Федерация (стендовый доклад), Всероссийской конференции «Моделирование и экспериментальные исследования динамики сложных систем» (МЭИДСС), 16 – 18 ноября 2023 г., Нижний Новгород, Российская Федерация (устный доклад), Международной школе-конференции «XXI научная школа “Нелинейные волны – 2024”, 05 – 11 ноября 2024 г., Нижний Новгород, Российская Федерация (стендовый доклад), Всероссийской конференции «Моделирование и экспериментальные исследования динамики сложных систем» (МЭИДСС), г. Нижний Новгород, 14 – 16 ноября 2024 г., Нижний Новгород, Российская Федерация (устный доклад), XXXI Всероссийской научной конференции “Нелинейные дни Саратове для молодых – 2025”, 26–30 мая, 2025 г., Саратов, Российская Федерация (устный доклад), Международной конференции “Complex system and future technologies in neuroscience – CSFTN’25, 26-29 июня 2025, Иркутск, Российская Федерация (стендовый доклад), Saratov Fall Meeting’25 (SFM-2025), Conference of

Nonlinear Dynamics XV, г. Саратов, 29 сентября – 03 октября 2025 г., Саратов, Российская Федерация (устный доклад), Международной конференции «Моделирование и экспериментальные исследования динамики сложных систем» (МЭИДСС), 15 – 18 октября 2025 г., Нижний Новгород, Российская Федерация (устный доклад).

Публикации

Результаты диссертационной работы опубликованы в научных журналах, входящих в международные системы цитирования Web of Science и Scopus, рекомендованных ВАК РФ для опубликования материалов кандидатских и докторских диссертаций (всего 14 статей), а также в сборниках научных конференций и семинаров всероссийского и международного уровня (всего 12 статей и тезисов докладов).

Структура и объем диссертации. Диссертация включает введение, три главы, в которых обсуждается основное содержание работы, заключение и список цитированной литературы, содержащий 126 источников, изложена на 146 страницах, содержит 60 рисунков.

Во **введении** сформулирована актуальность диссертационной работы, цели и задачи исследования, обсуждаются научная новизна, практическая и научная значимость работы, представлены положения, выносимые на защиту, приведены сведения о достоверности полученных результатов и апробации разработанных методов исследования.

В **первой главе** диссертации рассматриваются два основных подхода, применяющие, соответственно, дискретное вейвлет-преобразование в рамках многомасштабного анализа и непрерывное вейвлет-преобразование как составную часть метода мультифрактального формализма.

В разделе 1.1 изложены методы на основе многомасштабного вейвлет-анализа, применяющие дискретное вейвлет-преобразование. Обсуждается, как с использованием многомасштабного вейвлет-анализа может быть решена задача диагностики изменений в функционировании автоколебательных

систем по фрагментам переходных процессов. Представлен расширенный многомасштабный анализ, предусматривающий более тщательную обработку коэффициентов разложения по сравнению с традиционно применяемым подходом. Проведены оценки минимального объема выборки для диагностики режимов сложных автоколебаний по переходным процессам разной длительности. Показано, как многомасштабный вейвлет-анализ позволяет диагностировать возрастные эффекты по сигналам ЭЭГ. Отмечены преимущества использования кумулянтов (асимметрии и эксцесса) при диагностике различий в выполнении задач мелкой моторики правой и левой рукой.

В разделе 1.2 обсуждаются методы на основе мультифрактального формализма, которые применяют непрерывное вейвлет-преобразование на промежуточном этапе вычисления спектра сингулярностей. Обсуждается метод, использующий расчет обобщенных статистических функций, и рассматривается его обобщение для анализа кооперативной динамики сложных систем по двум сигналам. Анализируются результаты исследования синхронизации автоколебательных систем с помощью совместного спектра сингулярностей. Рассматривается использование мультифрактального формализма на основе непрерывного вейвлет-преобразования в исследованиях ЭЭГ на примере задачи о поиске возрастных отличий в сигналах электрической активности головного мозга и для случая решения арифметических задач.

В разделе 1.3 представлены основные выводы по первой главе диссертационной работы.

Во второй главе диссертационной работы рассмотрены комбинированный метод, объединяющий многомасштабный вейвлет-анализ и флуктуационный анализ (метод DFA), и обобщения DFA и взаимного корреляционного анализа нестационарных процессов (DCCA) для случая изменения во времени характеристик нестационарности. Приведены примеры

использования методов на основе флуктуационного анализа при изучении динамики структур головного мозга по экспериментальным данным.

В разделе 2.1 представлен подход, который предполагает проведение флуктуационного анализа на основе метода DFA детальных вейвлет-коэффициентов многомасштабного вейвлет-анализа на разных уровнях разрешения. На примере анализа хаотического и гиперхаотического режимов в динамике связанных систем Рёсслера показано, что такой подход позволяет лучше различить соответствующие режимы сложных колебаний по зашумленным последовательностям времен возврата по сравнению с традиционно вычисляемыми стандартными отклонениями. Аналогичный вывод сделан для других модельных систем, динамика которых не содержит сильных «выбросов» в последовательностях времен возврата.

В разделе 2.2 обсуждается расширенный метод взаимного корреляционного анализа нестационарных процессов. Вначале рассматривается более простой случай – расширение обычного метода DFA, проводящего анализ отдельных сигналов. Похожая идея использована для расширения метода DCCA, осуществляющего взаимный корреляционный анализ двух сигналов взаимодействующих колебательных систем. Приводятся примеры применения расширенного метода к модельным системам (последовательности времен возврата в секунде Пуанкаре в модели двух связанных систем Лоренца) и экспериментальным данным (записям сигналов скорости церебрального кровотока). Показано, что метод EDCCA обеспечивает более тщательный анализ данных, учитывающий особенности их структуры, по сравнению с исходным методом DCCA.

В разделе 2.3 рассматривается применение методов флуктуационного анализа в исследованиях сигналов ЭКоГ. Проводилось количественное описание изменений электрической активности головного мозга у крыс, вызванных анестезией. Отмечено, что EDFA не обязательно обеспечивает

лучшие возможности распознавания, но дает дополнительную информацию о сложной организации экспериментальных наборов данных.

В разделе 2.4 представлены основные выводы по второй главе диссертационной работы.

В третьей главе диссертации анализируется кооперативная динамика ритмов головного мозга с применением концепции динамического сетевого взаимодействия, рассматриваются возрастные эффекты в их кооперативной динамике с использованием относительной спектральной плотности мощности, а также эффекты подстройки взаимодействия ритмов мозга во время сна.

В разделе 3.1 изучаются эффекты взаимодействия ритмов мозга в экспериментах на мышах в условиях суточной депривации сна. Подтверждено предположения о влиянии кратковременной депривации сна на кооперативную динамику ритмов, и продемонстрирована более высокая эффективность метода DCCA и его расширенного варианта для диагностики соответствующих эффектов по сравнению с линейным коэффициентом корреляции.

В разделе 3.2 анализируются возрастные изменения в кооперативной динамике ритмов на основе относительной спектральной плотности мощности, с использованием временных зависимостей которой изучаются переходы между различными стадиями цикла сон-бодрствование в трех группах испытуемых. Отмечены максимальные отличия кооперативной динамики ритмов во время глубокого сна по сравнению с бодрствованием. Предложен упрощенный метод исследования, предусматривающий анализ средних значений относительной спектральной плотности мощности в разных состояниях. Рассмотрены возрастные изменения взаимодействия ритмов для каждой из стадий сна.

В разделе 3.3 рассматриваются возможности метода изучения динамического сетевого взаимодействия в кооперативной динамике ритмов

мозга для выявления особенностей взаимодействия ритмов при патологии (черепно-мозговой травме) у подростков. Установлено, что в отличие от состояния бодрствования (где межгрупповые различия максимальны) с увеличением глубины сна взаимодействие ритмов при черепно-мозговых травмах приближается к взаимодействию ритмов здоровых подростков.

В разделе 3.4 представлены основные выводы по третьей главе диссертационной работы.

Основные результаты и выводы работы суммируются в **заключении** диссертации.

Глава 1

Методы на основе вейвлет-анализа

[101, 103, 105-109, 115-121]

В данной главе будут рассмотрены два основных направления исследований – использование многомасштабного вейвлет-анализа, применяющего дискретное вейвлет-преобразование с ортогональными базисами семейства Добеши, и мультифрактального формализма, проводящего анализ сложных сигналов на основе расчета спектра сингулярностей.

1.1 Методы на основе многомасштабного вейвлет-анализа, применяющие дискретное вейвлет-преобразование

1.1.1 Использование многомасштабного вейвлет-анализа в задачах диагностики изменений динамики систем по переходным процессам

Рассмотрим, как на основе многомасштабного вейвлет-анализа может быть решена задача диагностирования изменений в функционировании автоколебательных систем по участкам переходных процессов. В качестве тестового примера выберем случай переходов между режимами хаотических и гиперхаотических колебаний в модели двух взаимодействующих систем Рёсслера и проведем оценку минимального объема выборки, позволяющего правильно идентифицировать реализующийся в модели режим сложных автоколебаний. Рассматриваемая модель представляет собой систему шести обыкновенных дифференциальных уравнений первого порядка следующего вида:

$$\begin{aligned}\frac{dx_{1,2}}{dt} &= -\omega_{1,2}y_{1,2} - z_{1,2} + \gamma(x_{2,1} - x_{1,2}), \\ \frac{dy_{1,2}}{dt} &= \omega_{1,2}x_{1,2} + ay_{1,2},\end{aligned}\tag{1.1}$$

$$\frac{dz_{1,2}}{dt} = b + z_{1,2}(x_{1,2} - c),$$

в которой набор фиксированных параметров $a = 0.15$, $b = 0.2$ и c определяет режим динамики каждой подсистемы, $\gamma = 0.02$ – коэффициент связи, $\omega_{1,2} = 1.0 \pm \Delta$ – частоты колебаний, которые в данном примере имеют расстройку $\Delta = 0.009$. Параметр c менялся вблизи значения $c = 7.0$, где происходит смена хаотической динамики на гиперхаотическую [49]. Анализ соответствующих переходов для случая быстрого переключения между режимами и сравнительно медленного изменения параметра c проводился по последовательностям времен возврата в сечение Пуанкаре, заданное выражением $x_2 + y_1 = 0$.

Применение многомасштабного вейвлет-анализа к выделенным последовательностям (точечному процессу $f(t)$) предусматривает процедуру разложения по базису, который формируется из зеркально сопряженных фильтров – скейлинг-функции $\varphi(t)$, выполняющей роль фильтра нижних частот, и вейвлета $\psi(t)$, выполняющего роль фильтра верхних частот, посредством их масштабных преобразований и сдвигов:

$$\begin{aligned}\varphi_{j,l} &= 2^{j/2} \varphi(2^j t - l), \\ \psi_{j,l} &= 2^{j/2} \psi(2^j t - l).\end{aligned}\tag{1.2}$$

Такая процедура выполняется для сигналов, состоящих из $N = 2^n$ отсчётов. Каждому значению j соответствует отдельная полоса частот (уровень разрешения). Сигнал $f(t)$ может быть разложен на всех доступных уровнях разрешения, или разложение проводится только до некоторого заданного уровня j_m :

$$f(t) = \sum_l s_{j_m,l} \varphi_{j_m,l}(t) + \sum_{j \geq j_m} \sum_l d_{j,l} \psi_{j,l}(t),\tag{1.3}$$

где наборы коэффициентов аппроксимации ($s_{j_m,l}$) и коэффициентов детализации ($d_{j,l}$) содержат информацию о сигнале в независимых диапазонах масштабов и могут быть использованы для восстановления сигнала в рамках

итеративных обратных вейвлет-преобразований [50–51]. Выбор базиса зависит от цели исследования. Наиболее популярным выбором являются ортогональные вейвлеты семейства Добеши, например, вейвлет D^8 , который можно интерпретировать как компромиссный вариант с точки зрения регулярности и длины носителя, то есть числа коэффициентов фильтра, определяющих вейвлет $\psi(t)$ [11].

Любые флуктуации в сигнале сопровождаются флуктуациями коэффициентов разложения (1.3). Чтобы охарактеризовать их, традиционно вычисляют стандартные отклонения коэффициентов детализации ($d_{j,l}$) как функцию от уровня разрешения:

$$\sigma_j = \sqrt{\frac{1}{J} \sum_{l=1}^J [d_{j,l} - \langle d_{j,l} \rangle]^2}, \quad \langle d_{j,l} \rangle = \sum_{l=1}^J d_{j,l}, \quad (1.4)$$

где J – число коэффициентов разложения на уровне j . Такой вариант анализа широко применялся при решении разнообразных задач диагностики сложных режимов динамики систем различной природы [11, 53, 54]. Большинство исследователей ограничиваются только этой мерой, хотя из общих соображений это не совсем правильно, ведь изменения в статистике коэффициентов детализации могут не определяться лишь шириной функции плотности распределения вероятности, а включать, например, изменения ширины «хвостов» распределения и т.п. По этой причине в данной диссертации предлагается осуществлять более тщательный анализ коэффициентов детализации на основе вычисления моментов более высокого порядка или кумулянтов, например, асимметрии (3-й кумулянт):

$$A_j = \frac{\mu_j^3}{\sigma_j^3}, \quad \mu_j^3 = \frac{1}{J} \sum_{l=1}^J [d_{j,l} - \langle d_{j,l} \rangle]^3 \quad (1.5)$$

или эксцесса (4-й кумулянт):

$$E_j = \frac{\mu_j^4}{\sigma_j^4} - 3, \quad \mu_j^4 = \frac{1}{J} \sum_{l=1}^J [d_{j,l} - \langle d_{j,l} \rangle]^4. \quad (1.6)$$

В частности, эти величины могут оказаться информативными и полезными при анализе процессов, имеющих характерные особенности, например, большие «выбросы». Помимо расчета кумулянтов, могут применяться другие подходы к анализу коэффициентов детализации, включая флуктуационный анализ, расчет мер сложности и т.д. Многомасштабный вейвлет-анализ с подобной более тщательной обработкой коэффициентов разложения будем называть *расширенным многомасштабным анализом*.

Прежде чем непосредственно изучать переходные процессы между хаотическими и гиперхаотическими колебаниями в модели (1.1), рассмотрим, какой минимальный объём выборки позволяет достоверно различить установившиеся режимы колебаний данных типов. Согласно ранее проводившимся исследованиям [55–57], эти режимы можно диагностировать и количественно охарактеризовать путем вычисления двух старших показателей Ляпунова по последовательностям времен возврата. Однако этот метод требует достаточно больших наборов данных, особенно при расчете второго показателя, оценки которого выполняются путем тщательного усреднения по различным областям хаотического/гиперхаотического аттрактора. Метод многомасштабного вейвлет-анализа, рассматриваемый в данной главе, не позволяет идентифицировать сложные колебания с двумя положительными показателями Ляпунова именно как гиперхаотический режим, но он способен выявить различия в последовательностях времен возврата, связанных с хаотическими и гиперхаотическими колебаниями, с точки зрения отличий в распределениях коэффициентов детализации.

Чтобы убедиться в достоверном разделении двух рассматриваемых типов сложной динамики в установившихся режимах, на рисунке 1.1 представлены значения t -критерия Стьюдента, вычисленные по

последовательностям коэффициентов детализации для хаотической и гиперхаотической динамики.

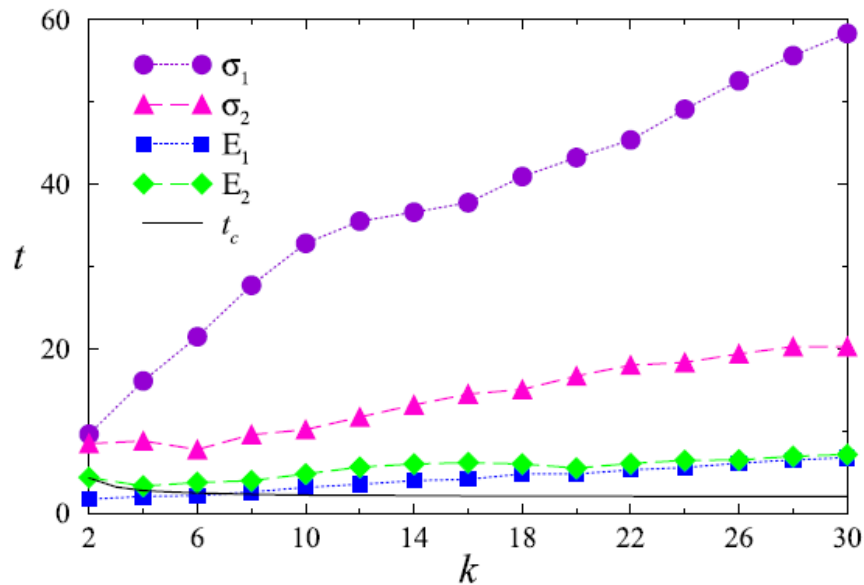


Рисунок 1.1 – Расчеты величины t -критерия Стьюдента для стандартных отклонений и эксцессов коэффициентов детализации (на двух первых уровнях разрешения), вычисленных по последовательностям времен возврата хаотического и гиперхаотического режимов для $n = 128$ и различном числе сегментов k для усреднения. Значения t_c , соответствующие уровню значимости $p < 0.05$, показаны чёрной сплошной линией. Результаты для асимметрии сопоставимы (почти совпадают) с результатами для эксцесса, поэтому они не приводятся.

Согласно рисунку 1.1, наилучшее разделение режимов происходит на первом уровне разрешения и характеризуется стандартным отклонением вейвлет-коэффициентов (σ_1). Величина k обозначает количество сегментов длительностью 128 отсчетов, используемых для диагностики анализируемых типов сложных колебаний. Для любого k , начиная с $k = 2$, оценочное значение t превышает критическое значение t_c , соответствующее уровню значимости $p < 0.05$. Таким образом, подтверждается возможность различить рассматриваемые режимы динамики, и возникает вопрос о возможности

сокращения объема выборки для диагностических целей. Чтобы изучить этот вопрос, был проведен более детальный анализ и рассмотрены сегменты разной длины с разным количеством усреднений. При этом основное внимание уделялось характеристике σ_1 , демонстрирующей в данном примере наилучшую чувствительность. Отметим, что далеко не всегда эта характеристика является оптимальной, и далее будут представлены примеры, когда асимметрия и эксцесс станут предпочтительным выбором.

Рисунок 1.2 иллюстрирует, что при $k = 2$ справедливо неравенство $t > t_c$, если $n \geq 32$, а это означает, что объем выборки, составляющий 64 времени возврата в сечение Пуанкаре, достаточен для разделения хаотического и гиперхаотического режима колебаний.

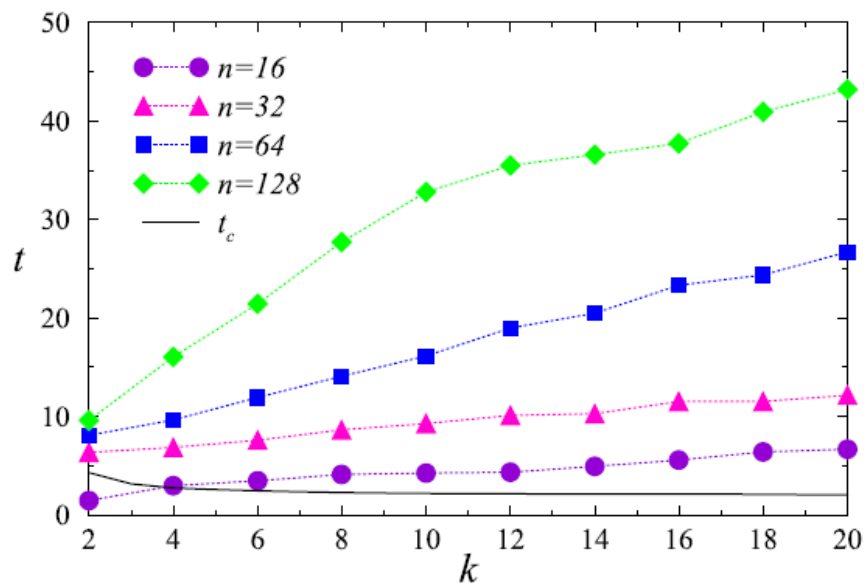


Рисунок 1.2 – Расчеты величины t -критерия Стьюдента для стандартного отклонения σ_1 при выборе длины сегмента n в диапазоне от 16 до 128 в зависимости от количества сегментов k . Значения t_c , соответствующие уровню значимости $p < 0.05$, показаны чёрной сплошной линией.

Аналогичный анализ, выполненный при различных начальных условиях и небольшом изменении управляющих параметров (не меняющем характер исследуемой сложной динамики), даёт результаты, близкие к рисунку 1.2, и,

следовательно, можно установить минимально необходимый объём выборки для решаемой задачи. Полученные результаты относятся к стационарной динамике, когда исключаются все переходные процессы. Их учёт, очевидно, влияет на проводимые оценки и может потребовать более длинных наборов данных, особенно если переходные процессы занимают достаточно много времени по сравнению с длительностью анализируемого участка сигнала. Поскольку длительность переходного процесса является важным фактором, были рассмотрены два случая: быстрое (переключение между значениями управляющих параметров) и медленное изменение (линейный рост управляющего параметра).

Случай переключения проиллюстрирован на рисунке 1.3. Для относительно длинных наборов данных ($n = 256$ или $n = 128$, рисунок 1.3а) не возникает проблемы различить хаотические ($i < 1000$) и гиперхаотические колебания ($i > 1000$) путём простого введения порогового уровня, например, $\sigma_1 = 0.03$. Меньшие наборы данных ($n = 64$ или $n = 32$, рисунок 1.3б) приводят к более сильной вариабельности оцениваемых значений σ_1 для гиперхаотических колебаний, и введение порогового уровня менее целесообразно, поскольку некоторые вариации σ_1 будут его пересекать. Для исправления этой ситуации можно использовать усреднение в скользящем окне. Выбор окна размером n позволяет уменьшить высокочастотные вариации σ_1 , и полученные зависимости становятся более подходящими для выявления различий характеристик хаотических и гиперхаотических режимов колебаний. Однако такое усреднение означает увеличение анализируемого набора данных до $2n$ отсчетов. В рассматриваемом примере достоверная диагностика при $n \geq 128$ реализуется в обоих случаях: как без усреднения (рисунок 1.3а), так и после усреднения значений σ_1 при $n = 64$ (рисунок 1.3в) с использованием окна из 64 отсчетов.

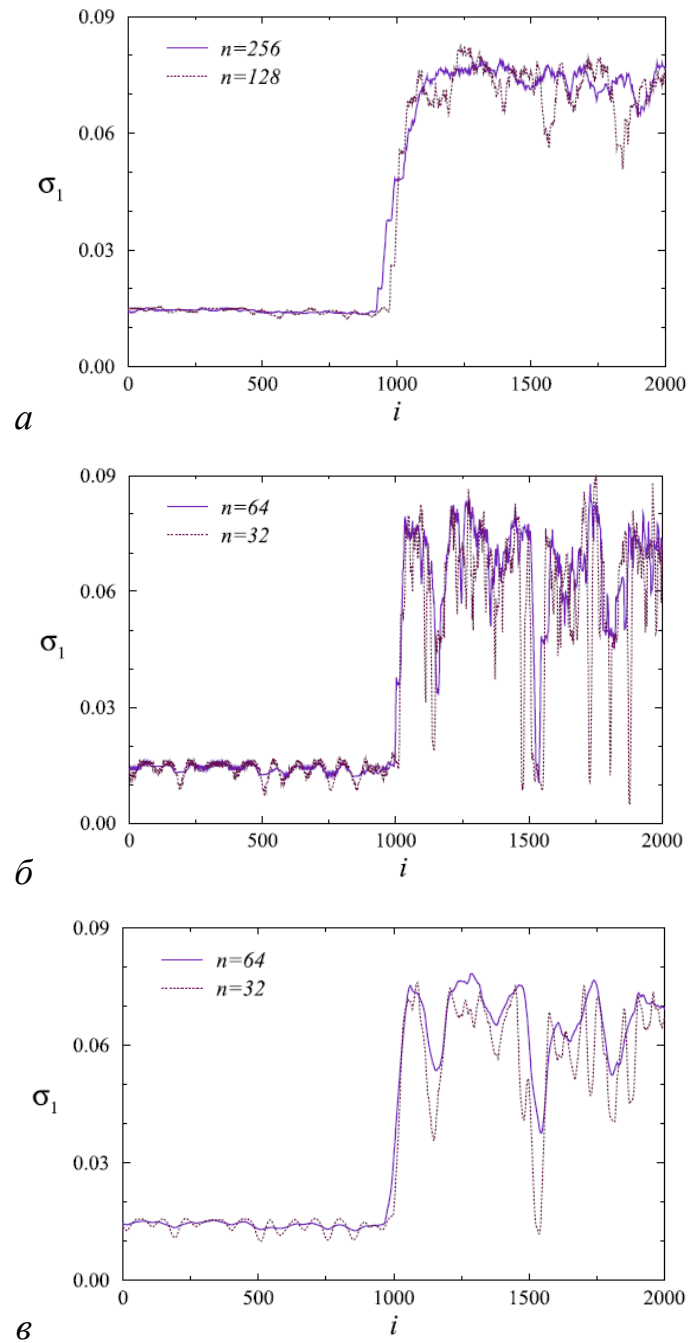


Рисунок 1.3 – Изменения σ_1 при переходе от хаотических к гиперхаотическим колебаниям (случай переключения) для нескольких значений n : (а) 128 и 256, (б) 32 и 64 (без усреднения в скользящем окне), (в) 32 и 64 после усреднения в скользящем окне. В последнем случае длительность окна равна n .

Эти результаты показывают, что рассмотрение меньших фрагментов данных с дополнительной процедурой усреднения в скользящем окне не

улучшает диагностику по сравнению со случаем сегментов данных большего размера, но взятых без усреднения.

До сих пор рассматривался случай детерминированной динамики. Наличие аддитивного (измерительного) шума небольшой интенсивности не оказывает существенного влияния на результаты и выводы исследования. На рисунке 1.4 сравниваются выполненные оценки для случая $n = 128$, когда дисперсия нормального белого шума принимает значения 0, 1 и 10% от дисперсии не зашумленного сигнала. Первые две зависимости практически одинаковы. Более интенсивный шум (10%) приводит к увеличению значений σ_1 для обоих режимов, хаотического и гиперхаотического, поэтому пороговое значение может увеличиться, но при этом все равно сохраняется возможность различить эти режимы, а также оценить минимальный необходимый объем выборки.

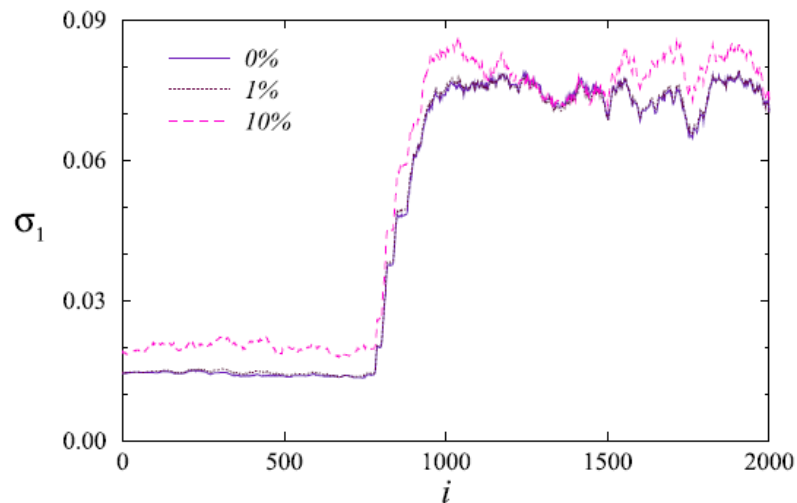


Рисунок 1.4 – Изменения σ_1 при переходе от хаотических к гиперхаотическим колебаниям (случай переключения) для $n = 128$ и нескольких значений дисперсии аддитивного белого шума. Статистика шума влияет на оценки σ_1 , но вывод исследования остаётся неизменным.

В рассматриваемом примере переключения между режимами, которые приводят к соответствующим переходным процессам, требуют почти вдвое

большого объема выборки ($n = 128$) по сравнению со случаем, когда анализируется стационарная динамика модели (1.1), и переходные процессы исключаются из дальнейшего исследования ($n = 64$).

Если управляющие параметры изменяются медленно, то длительность переходных процессов увеличивается, и это влияет на объем выборки, необходимой для изучения переходов между состояниями. Рисунок 1.5 иллюстрирует этот случай для линейного роста параметра c от значения $c = 6.9$ до $c = 7.1$ в диапазоне $i \in [500, 1500]$.

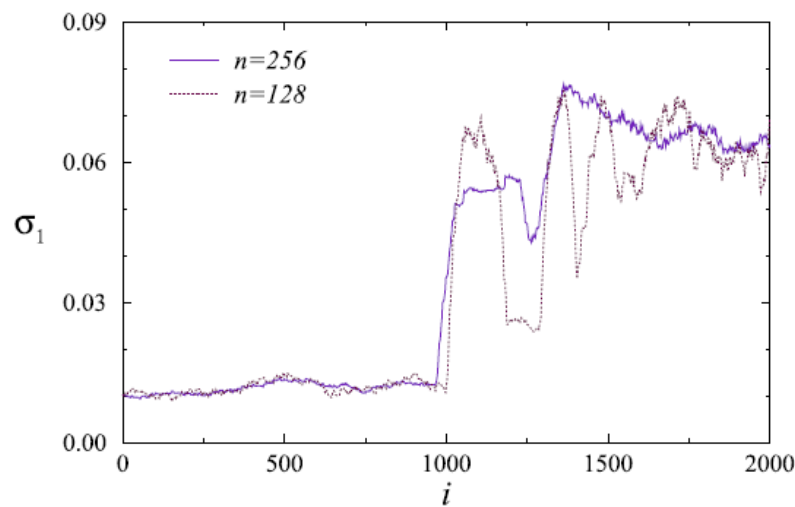


Рисунок 1.5 — Изменения σ_1 при переходе от хаотических к гиперхаотическим колебаниям (линейный рост управляющего параметра) для двух значений n .

Изменения σ_1 оказываются более сложными по сравнению с вариантом переключения управляющего параметра (рисунок 1.3а). До того, как σ_1 стабилизируется на значении, соответствующем режиму гиперхаотической динамики, он может вести себя довольно сложным образом в зависимости от i . Хотя вблизи $i = 1000$ наблюдается быстрый рост, связанный с превышением бифуркационного значения c , последующие вариации σ_1 при $n = 128$ довольно сильны, и простое введение порогового уровня, например, $\sigma_1 = 0.03$, может привести к неверному определению режима динамики. В

данном примере вариант $n = 256$ более подходит для диагностики переходов хаос–гиперхаос. Таким образом, минимальный объём выборки зависит от длительности переходных процессов, что можно считать ожидаемым (и даже очевидным) результатом. Важно, однако, отметить, что во всех рассмотренных примерах (стационарная динамика, переключения, медленное изменение управляющих параметров и наличие измерительного шума) многомасштабный вейвлет анализ способен вполне надёжно диагностировать переходы хаос–гиперхаос, используя относительно небольшой объём выборки.

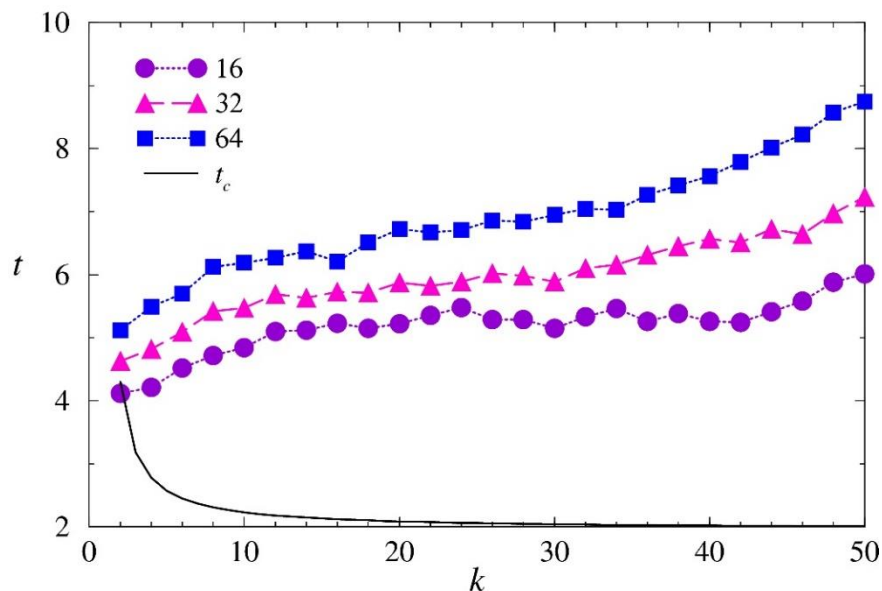


Рисунок 1.6 – Зависимость величины t -критерия Стьюдента, которая характеризует отличия синхронных и несинхронных режимов хаотической динамики в системе (1.1), от числа сегментов k , для 3-х значений n .

Аналогичные выводы можно сделать, если рассмотреть переходы между другими режимами сложных колебаний, например, между синхронным и несинхронным хаосом в модели (1.1). Для этого зафиксируем параметр $c = 6.8$ и будем менять расстройку по частоте Δ вблизи значения 0.0097 (граница

области синхронизации). Также можно поменять уравнение секущей Пуанкаре, выбрав, например, $x_1 = 0$.

По аналогии, проведем вначале оценку минимального объема выборки, который позволяет правильно распознать эти режимы для случая стационарных автоколебаний. Применение t -критерия Стьюдента для независимых выборок с уровнем значимости $p < 0.05$ позволяет убедиться в том, что для надежного разделения режимов снова можно ограничиться выборкой, составляющей около 64 времен возврата (рисунок 1.6). При этом может не быть принципиальных отличий, как осуществлять вычисления: проводить усреднения значений σ_1 по двум участкам из 32 отсчетов или по одному участку длиной 64 отсчета. Однако, при сопоставлении разных режимов сложных колебаний второй вариант часто оказывается более предпочтительным.

Обратимся к рассмотрению переходных процессов между синхронным и несинхронным хаосом, моделирование которых снова проведем путем скачкообразного изменения параметра Δ , или путем его медленного изменения по линейному закону вблизи точки бифуркации (выхода из области синхронных колебаний). Для резкого изменения параметра скорость переходного процесса выше, и сам переход зафиксировать проще (рисунок 1.7а), достаточно ограничиться выборкой из 128 времен возврата. Если объем выборки уменьшить, возникают неоднозначности, особенно при простом варианте диагностики перехода – установлении порогового значения σ_1 . При линейном росте параметра (более длительном переходном процессе) объем выборки необходимо увеличивать, но случай $n = 256$ обеспечивает приемлемое качество разделения двух режимов автоколебаний (рисунок 1.7б), что согласуется с результатами исследования переходов хаос-гиперхаос.

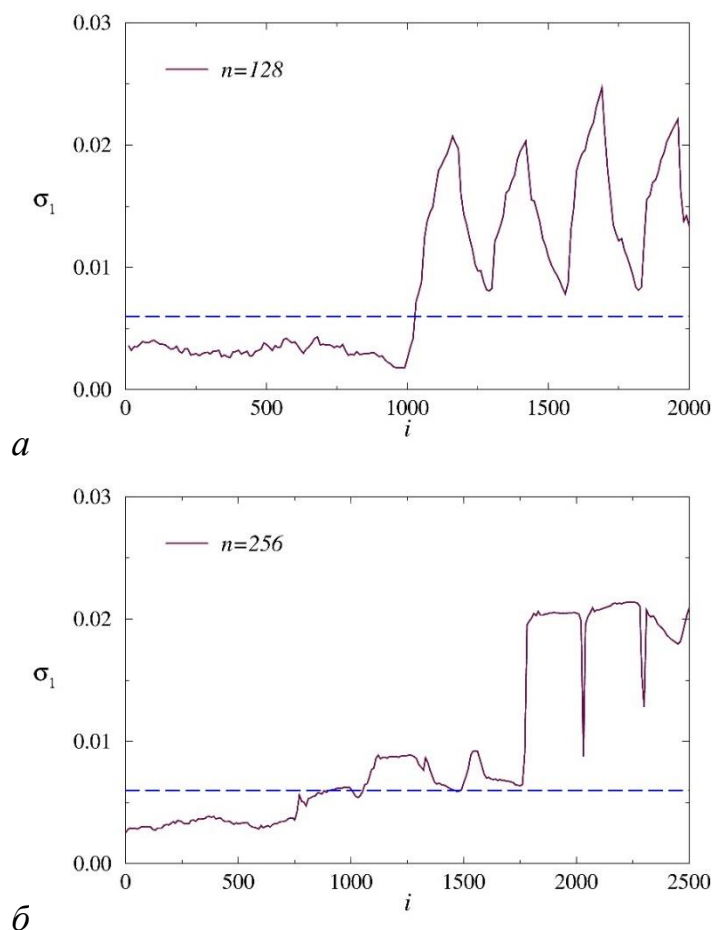


Рисунок 1.7 – Изменения σ_1 при быстром (а) и сравнительно медленном (б) изменении параметра расстройки по частоте.

Наряду с математическими моделями был проведен анализ экспериментальных данных – электрокортикограмм (ЭКоГ) шести мышей. Двухканальные ЭКоГ регистрировались у животных во время бодрствования и после введения анестезии. Продолжительность записи составляла 2 часа с частотой дискретизации 2 кГц. Перед исследованием записанных сигналов проводилась процедура удаления артефактов. Анализ физиологических процессов, таких как записи ЭКоГ, позволяет рассматривать схожие вышеописанным случаи: почти стационарной динамики, когда состояние организма существенно не меняется (например, релаксация), быстрых изменений динамики (реакции на внезапные стимулы) или относительно медленных изменений, когда одно состояние организма сменяется другим

(бодрствование и сон). Обратимся к случаю стационарной динамики (или близкой к стационарной, что более соответствует физиологическим процессам) и сравним состояния бодрствования и сна, вызванного анестезией. На рисунке 1.8 представлены значения t -критерия Стьюдента, вычисленные для сегментов длительностью $n = 512$ (меньшие сегменты не обеспечивали надежного разделения между состояниями из-за достаточно высокой частоты дискретизации). Согласно рисунку 1.8, результаты для стандартных отклонений вейвлет-коэффициентов и эксцесса сопоставимы, и обе эти меры могут быть применены в данном примере.

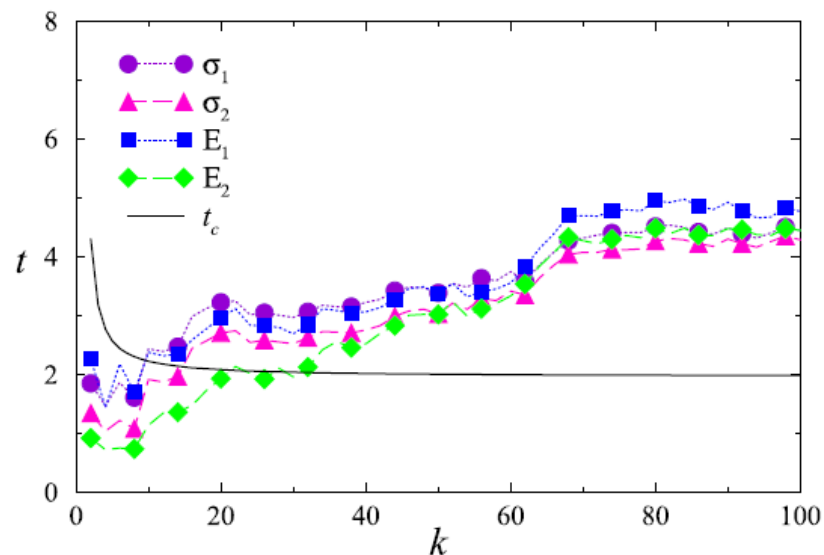


Рисунок 1.8 — Зависимость величины t -критерия Стьюдента для стандартных отклонений и эксцессов вейвлет-коэффициентов сигналов ЭЭГ при $n = 512$ и различном числе сегментов k для усреднения (сравнение состояний бодрствования и сна, вызванного анестезией).

Надежное разделение состояний достигается при $k > 15$, то есть минимальная длительность сигналов ЭЭГ для такого разделения приближается к 4-м секундам. Для других экспериментов эта величина варьировалась, но обычно не превышала 10 секунд. Таким образом, выбранный объём данных позволяет диагностировать эффекты анестезии в

динамике электрической активности головного мозга. При рассмотрении этих эффектов с использованием экспериментальных данных с короткими переходными процессами (порядка 10-15 секунд) минимально необходимый объем выборки увеличивался в 2–3 раза, то есть необходимо было использовать записи ЭКоГ длительностью не менее 30 секунд.

1.1.2 Использование многомасштабного вейвлет-анализа в задачах диагностики возрастных изменений по сигналам ЭЭГ

В данном разделе будет рассмотрено применение метода многомасштабного вейвлет-анализа, включая его расширенную версию, к решению задачи выявления возрастных изменений электрической активности головного мозга. Возможность выявления подобных феноменов по электроэнцефалограмме (ЭЭГ) важна, в частности, для обнаружения латентных стадий заболеваний [58]. Соответствующие изменения могут быть обнаружены в фоновой электрической активности, однако выполнение когнитивных или двигательных задач может вызывать более выраженные признаки нарушений динамики структур головного мозга. В проведенных исследованиях был осуществлен анализ особенностей многоканальных ЭЭГ в группах условно-здоровых пожилых и молодых людей при выполнении задач мелкой моторики – сжатии кисти руки в кулак.

В рамках диссертации были проанализированы экспериментальные данные, полученные коллективом проф. А.Е. Храмова в лаборатории университета Иннополис. Эксперименты проводились с участием двадцати здоровых добровольцев-правшей, разделенных на две группы: 10 молодых людей в возрасте 26.1 ± 5.15 лет (среднее значение $\pm$ стандартное отклонение) и 10 пожилых людей в возрасте 65.0 ± 5.69 лет. Все испытуемые не имели в анамнезе неврологических патологий. Всем добровольцам предлагалось сесть на стул, удобно положив руки на стол перед собой ладонями вверх. Фоновая ЭЭГ регистрировалась в состоянии релаксации (5 минут, глаза открыты).

Активная фаза эксперимента состояла из 60 повторений задания на мелкую моторику, которое включало сжатие руки в кулак после звукового сигнала и разжимание после повторного звукового сигнала. Такое задание выполнялось не доминантной рукой (левой рукой, LH, 30 проб) при подаче коротких звуковых сигналов (0,3 с) и доминантной рукой (правой рукой, RH, 30 проб) после более длинных звуковых сигналов (0,75 с). Порядок движений (LH или RH) выбирался случайным образом. Общая продолжительность эксперимента составляла около 15 минут на участника. Для дальнейшего анализа данных извлекались 12-секундные записи, связанные с каждым отдельным заданием, которые включали участок фоновой ЭЭГ (2 с), сжатие руки и удержание ее до повторного звукового сигнала (4–5 с), разжимание руки и паузу перед следующим заданием (6–8 с).

Многоканальные ЭЭГ регистрировались с помощью электроэнцефалографа «Энцефалан-ЭЭГ19/26» («Медиком МТД», Таганрог) по схеме записи «10–10» с использованием 31 канала. Регистрация осуществлялась с частотой дискретизации 250 Гц, сигналы фильтровались режекторным фильтром 50 Гц и полосовым фильтром Баттерворта (с частотами среза 1 Гц и 100 Гц). Артефакты, вызванные сердцебиениями и морганиями глаз, удалялись на основе метода, предложенного в [59]. Также в ходе визуального осмотра удалялись некоторые участки, где автоматически проводившаяся предварительная обработка не обеспечивала приемлемого подавления артефактов. Для дальнейшего анализа выбиралась половина наиболее «чистых» сегментов (15 двигательных заданий на каждую руку).

Для обработки данных были выбраны 3 фрагмента 12-секундных записей, относящихся к каждому заданию ($N = 512$ отсчетов на фрагмент), которые соответствовали фоновой ЭЭГ (фрагмент 1), сжатию кисти в кулак (фрагмент 2) и разжиманию кулака (фрагмент 3). Для исключения влияния особенностей отдельных записей статистический анализ проводился для каждого добровольца (раздельно для левой и правой руки) путем усреднения

зависимостей σ_j по 15 повторяющимся заданиям. Многомасштабный анализ на основе дискретного вейвлет-преобразования с базисной функцией семейства Добеши D^8 показывает увеличение σ_j с ростом j для каждого фрагмента, что согласуется с результатами других исследований физиологических временных рядов, в частности, приведенных в публикациях [11, 53]. Отметим, что возрастающая зависимость σ_j в целом характерна для систем с изменяющейся во времени динамикой. На малых масштабах изменения локального среднего значения и другие варианты нестационарного поведения обычно не оказывают существенного влияния на распределение вычисляемых вейвлет-коэффициентов, поскольку короткие сегменты данных могут быть интерпретированы как участки квазистационарного процесса, а характеристики, оцениваемые по этим сегментам, могут сильно различаться лишь в некоторых случаях, например, при наличии артефактов или сбоях регистрирующей аппаратуры. При переходе к каждому следующему уровню разрешения (от j до $j + 1$) длина сегментов удваивается и становится сравнимой со всем доступным временным рядом при завершении процедуры пирамидальной декомпозиции. В результате переходные процессы и другие медленные нестационарные компоненты могут оказывать более сильное влияние, вследствие чего дисперсия $d_{j,l}$ растёт. Изменения во времени динамики физиологических систем не обязательно обусловлены регистрирующим оборудованием или ненадлежащими экспериментальными процедурами. Часто они отражают реакции на изменение состояния системы, которые важны для диагностических целей, и такие типы нестационарного поведения нежелательно исключать из анализа данных. Рассматриваемые в данной работе задачи на мелкую моторику являются примером случая, когда ожидается изменяющаяся во времени динамика ЭЭГ, а предметом исследования являются различия в реакциях молодых и пожилых людей. Поскольку временные интервалы, связанные со сжатием кисти в кулак, значительно превышают шаг дискретизации, ожидается, что дисперсия $d_{j,l}$

будет увеличиваться с ростом j . Рисунок 1.9 подтверждает вышесказанное для двух групп добровольцев. Здесь было проведено двухэтапное усреднение: первый шаг – усреднение по всем индивидуальным заданиям и каналам для каждого участника, а второй – усреднение по группе (среднее значение $\pm$ стандартное отклонение).

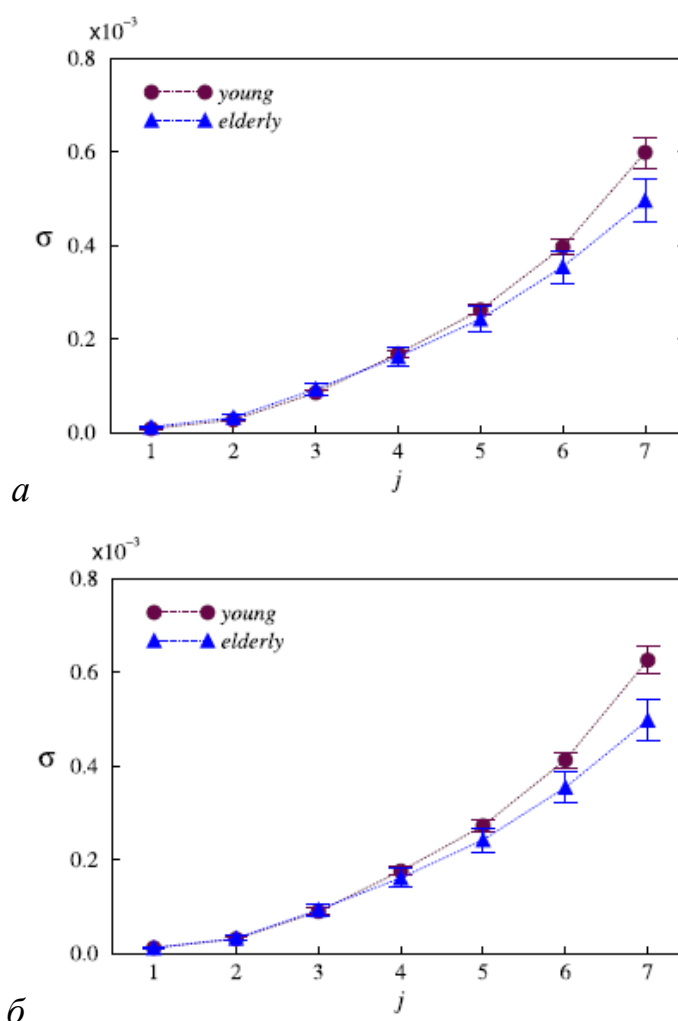


Рисунок 1.9 – Стандартные отклонения детальных вейвлет-коэффициентов в зависимости от уровня разрешения для сегментов ЭЭГ, соответствующих сжатию руки в кулак (фрагменты 2), в двух группах добровольцев – молодых и пожилых: (а) движения левой руки, (б) движения правой руки. Результаты представлены как среднее значение $\pm$ стандартная ошибка.

В дополнение к растущим зависимостям σ_j , отметим, что более высокие уровни разрешения лучше подходят для выявления возрастных эффектов. Это может быть объяснено рассмотрением более подходящих временных интервалов для выделения различий: крупные временные масштабы (сравнимые с выполнением самого задания) информативнее для изучения откликов электрической активности мозга, чем короткие временные интервалы, относящиеся к малым фрагментам выполняемого движения.

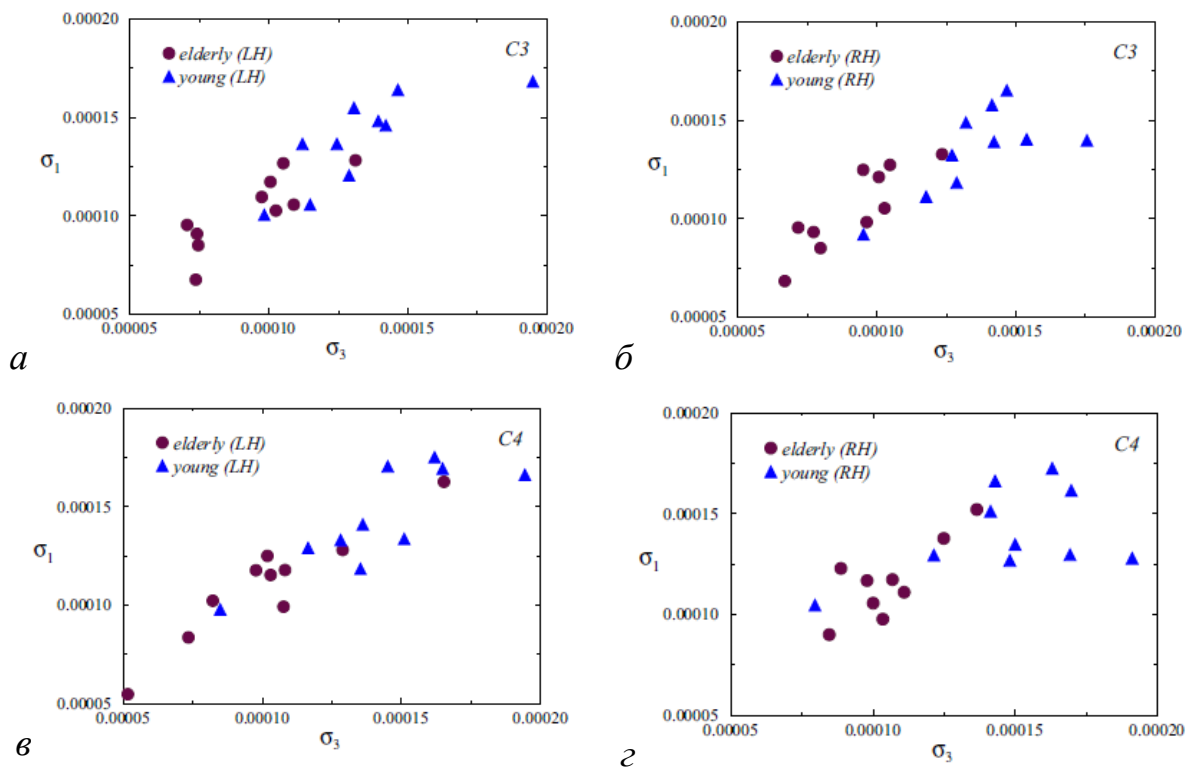


Рисунок 1.10 – Многомасштабный вейвлет-анализ сигналов ЭЭГ пожилых и молодых испытуемых: фоновая динамика (σ_1) и динамика при разжимании руки (σ_3) на уровне разрешения $j = 5$: (*a*) канал C3, левая рука, (*б*) канал C3, правая рука, (*в*) канал C4, левая рука, (*г*) канал C4, правая рука.

Межгрупповые различия начинают проявляться при $j \geq 4$. Рисунок 1.10 иллюстрирует пример результатов, полученных для меры σ в случае $j = 5$ на плоскости (σ_3, σ_1) , где нижний индекс теперь обозначает номер

анализируемого фрагмента (в этом примере 3 и 1), а уровень разрешения указан в подписи к рисунку.

Здесь выбраны каналы С3 и С4, которые использовались в предыдущем исследовании [60] и позволяли обеспечить надежное разделение групп. Полученные результаты показывают, что значения σ в целом уменьшаются с возрастом, и этот эффект наблюдается как в состоянии покоя, так и во время двигательной активности. Выбор фрагментов с номером 2 дает качественно схожее поведение, что указывает на то, что возрастные различия могут быть выявлены в разных частях экспериментальных записей. По рисункам 1.9 и 1.10 можно предположить, что мелкая моторика доминирующей руки позволяет лучше различить возрастные изменения по записям ЭЭГ.

Далее значения стандартных отклонений вейвлет-коэффициентов были вычислены для всех каналов записи и доступных уровней разрешения, после чего возможности выявления значимых возрастных различий были изучены на основе t -критерия Стьюдента ($p < 0.05$).

Таблица 1.1 – Число каналов ЭЭГ со значительными возрастными различиями, выявленными с применением многомасштабного вейвлет-анализа в соответствии с t -критерием Стьюдента ($p < 0.05$).

Уровень разрешения	Тип движения	Фрагмент 1 (релаксация)	Фрагмент 2 (сжатие руки)	Фрагмент 3 (разжимание руки)
$j=4$	левая рука	10	9	13
	правая рука	12	13	10
$j=5$	левая рука	22	21	19
	правая рука	24	21	23
$j=6$	левая рука	21	20	15
	правая рука	25	22	20
$j=7$	левая рука	24	13	15
	правая рука	25	24	18

Таблица 1.1 суммирует выполненные оценки и показывает, что различия между группами улучшаются при изменении уровня разрешения от $j = 4$ до $j = 5$. При дальнейшем увеличении j явного улучшения не наблюдается: различия могут быть лучше в состоянии покоя ($j = 7$ по сравнению с $j = 5$), однако во время мелкой моторики наблюдается противоположный эффект. Некоторые вариации в количестве каналов обусловлены близостью значений t к критическому уровню (t_c), соответствующему $p = 0.05$, и значения вблизи t_c могут влиять на оценки числа каналов. Уровни разрешения $j = 5$ и $j = 6$ представляются предпочтительными в данном примере.

Анализ распределения значений t в зависимости от положения электрода позволяет выявить области мозга, в которых возрастные различия электрической активности наиболее выражены. На рисунке 1.11 представлено такое распределение для уровня разрешения $j = 4$, включая результаты для всех движений (обеих рук), а также движений по отдельности левой и правой руки. Несмотря на меньшее количество каналов, где фиксировались возрастные изменения (таблица 1.1, $j = 4$) по сравнению с другими уровнями разрешения, можно связать эти изменения с теменной областью и подтвердить выраженные различия также в центральной и затылочной областях мозга.

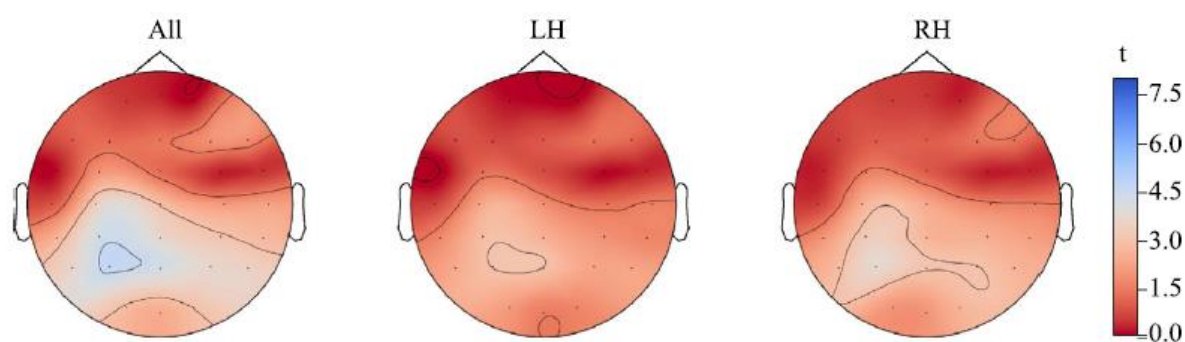


Рисунок 1.11 – Распределения значений t (многомасштабный вейвлет-анализ, $j = 4$) для всех движений, движений левой руки и движений правой руки, соответственно.

При увеличении j число каналов, обеспечивающих значимые возрастные различия, увеличивается, но распределение значений t остается при этом достаточно схожим (рисунок 1.12). Приведенные рисунки позволяют предположить наличие определенных различий между реакциями групп добровольцев на движения доминирующей и не доминирующей руки. Рассмотрим теперь эти различия более детально.

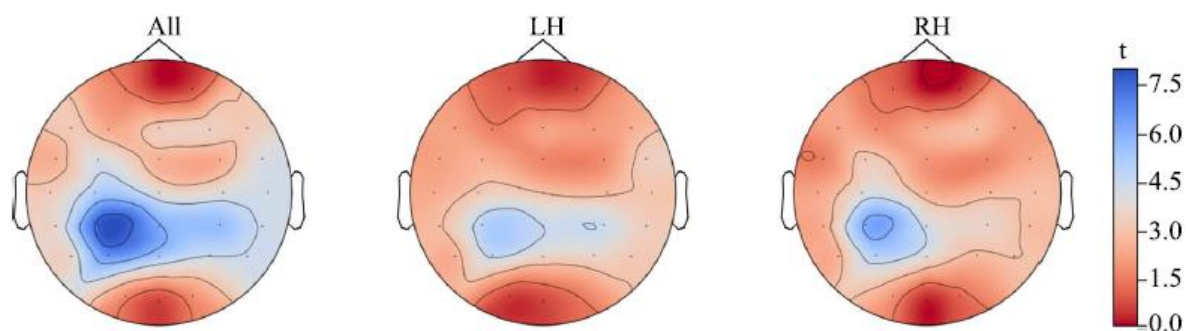


Рисунок 1.12 – Распределения значений t (многомасштабный вейвлет-анализ, $j = 5$) для всех движений, движений левой руки и движений правой руки, соответственно.

Различия для отдельных испытуемых показаны на рисунке 1.13. Теперь расчеты проводились по полному 12-секундному сигналу, включающему все 3 фрагмента – релаксации, сжатия кисти руки в кулак и разжимания кулака. По этой причине нижний индекс, как ранее для модельных систем снова будет обозначать уровень разрешения. Символами на рисунке 1.13 обозначены значения σ_j , связанные с мелкомоторными задачами, выполняемыми левой и правой рукой. Каждый символ соответствует усредненному значению по 15 повторяющимся задачам и всем каналам. Цифры используются для идентификации результатов для каждого добровольца. Согласно рисунку 1.13, гораздо более сильные различия между характеристиками ЭЭГ при движениях левой и правой рукой наблюдаются у молодых испытуемых. Пожилые добровольцы характеризуются практически одинаковыми значениями σ_j для

таких движений, то есть у них наблюдается заметно меньшая разница между ответами на двигательные задачи, выполняемые ведущей и не доминирующей рукой.

Для количественной оценки межгрупповых различий можно использовать выражение (разности характеристик для левой и правой руки):

$$\Delta\sigma_j = \sigma_j^{left} - \sigma_j^{right}. \quad (1.7)$$

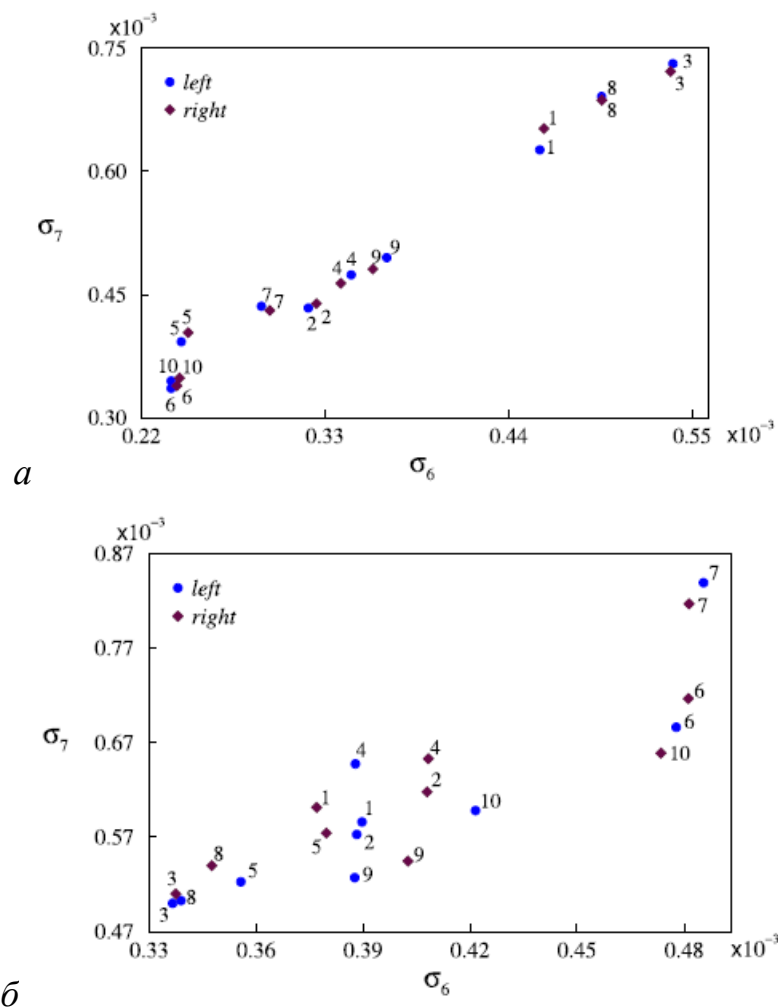


Рисунок 1.13 – Стандартные отклонения коэффициентов детализации на плоскости (σ_6 , σ_7) для пожилых (а) и молодых (б) испытуемых. У пожилых испытуемых различия в характеристиках движений левой и правой рукой менее выражены. Цифра – номер добровольца в группе.

Далее сравнивались $\Delta\sigma_j$ и аналогичные меры для асимметрии и эксцесса:

$$\begin{aligned}\Delta A_j &= A_j^{left} - A_j^{right}, \\ \Delta E_j &= E_j^{left} - E_j^{right}.\end{aligned}\tag{1.8}$$

Несмотря на то, что вышеприведенный анализ наглядно демонстрирует возрастные различия в ответах на движения левой и правой руки (рисунок 1.13), их количественное описание может быть улучшено при более тщательной обработке коэффициентов $d_{j,l}$. Расчет разных кумулянтов позволяет получить более информативное описание различных особенностей распределения вероятностей вейвлет-коэффициентов. Более того, различия могут варьироваться в зависимости от положения регистрирующего электрода, и это обстоятельство также следует учитывать. На первом этапе было проведено сравнение эффективности кумулянтов в выявлении возрастных изменений на основе t -критерия Стьюдента и проведен поиск максимального значения t , количественно характеризующего межгрупповые различия характеристик записей ЭЭГ при движениях левой и правой руки. С этой целью рассматривались все каналы ЭЭГ и все доступные уровни разрешения, то есть вычислялись $\Delta\sigma_j$, ΔA_j , ΔE_j для $j \in [1,7]$. Более высокие значения t получены для асимметрии (ΔA_j) и эксцесса (ΔE_j): 10.32 ± 0.46 и 7.26 ± 0.37 соответственно по сравнению с 2.38 ± 0.23 для $\Delta\sigma_j$, поэтому оценка этих кумулянтов выявляет более значимые различия между распределениями плотностей вероятностей $d_{j,l}$ для записей ЭЭГ у молодых и пожилых людей при рассмотрении задач на мелкую моторику, выполняемых ведущей и не доминирующей рукой. Это также подтверждается оценкой среднего числа каналов, где такие различия значимы (таблица 1.2). Результаты в таблице приведены для трех значений p и 6-го уровня разрешения j .

Предложенные характеристики дополняют традиционно применяемые, расширяя возможности анализа. Главный вывод заключается в том, что анализ, основанный на различных особенностях распределения вейвлет-коэффициентов, предпочтителен для диагностических целей. Чтобы

установить соответствие между выявленными различиями между характеристиками откликов на движения ведущей и не доминантной руки с конкретными областями мозга, также было проведено изучение распределения рассматриваемых характеристик в зависимости от положения электрода. Эти результаты представлены на рисунке 1.14.

Таблица 1.2 – Среднее количество каналов ЭЭГ со значимыми межгрупповыми различиями для трёх значений p .

Характеристика	Уровень значимости		
	$p < 0.05$	$p < 0.01$	$p < 0.001$
$\Delta\sigma_6$	6	2	1
ΔA_6	19	14	11
ΔE_6	19	15	8

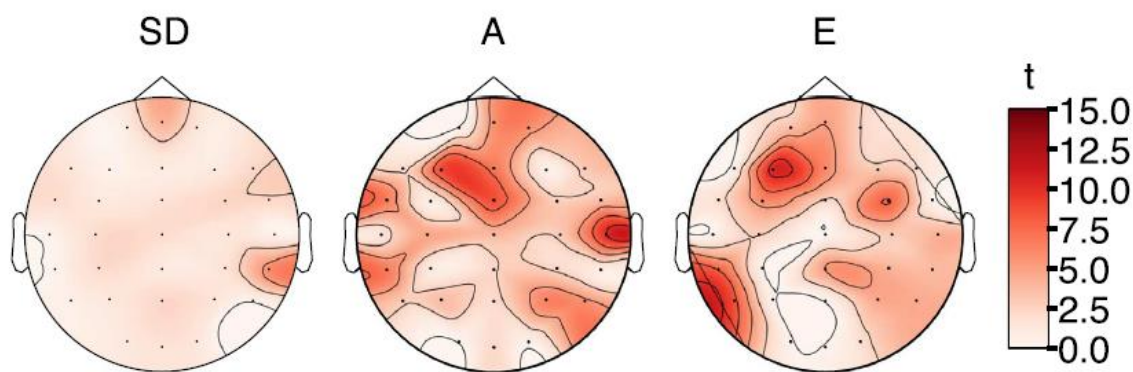


Рисунок 1.14 – Зависимость значений t -критерия Стьюдента от расположения электрода для $\Delta\sigma_6$ (SD), ΔA_6 (A), ΔE_6 (E).

Согласно рисунку 1.14, основные различия для ΔA_6 и ΔE_6 наблюдаются в лобной доле (ее отделах, ответственных за двигательный контроль, концентрацию, планирование и решение задач) и также имеют довольно сильное отражение в теменной доле (пространственное восприятие,

ориентация в пространстве, координация движений). Для $\Delta\sigma_6$ различия выражены меньше. Можно заключить, что наблюдаемые различия не имеют ограниченной области локализации и обнаруживаются генерализованно более чем в половине каналов ЭЭГ. Достоверные различия ($p < 0.05$) выявляются и на следующем уровне разрешения ($j = 7$) в 12, 22 и 18 каналах для $\Delta\sigma_7$, ΔA_7 и ΔE_7 , соответственно, то есть наблюдаемые возрастные различия более выражены, чем для $j = 6$, хотя вывод для последнего уровня об отсутствии ограниченной области их выявления остаётся неизменным. Зависимость различий от положения электрода для $j = 7$ представлена на рисунке 1.15. Эти результаты иллюстрируют и подтверждают приведенные выше выводы.

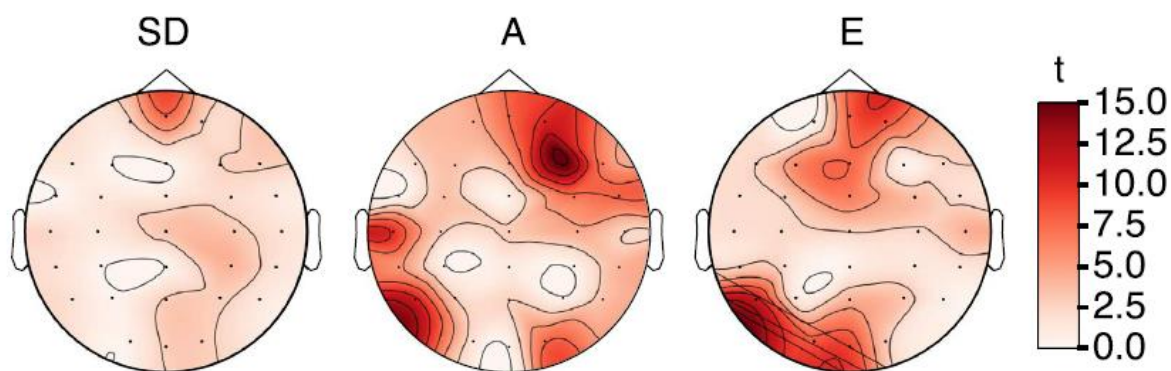


Рисунок 1.15 – Зависимость значений t -критерия Стьюдента от расположения электрода для $\Delta\sigma_7$ (SD), ΔA_7 (A), ΔE_7 (E).

Наряду с кумулянтами, могут применяться другие характеристики наборов коэффициентов детализации. В частности, на рисунке 1.16 проиллюстрирована возможность улучшения визуального разделения характеристик движений руки в рассматриваемых группах при расчете энтропии Шеннона по сравнению с анализом только стандартных отклонений (рисунок 1.10). Все эти результаты подтверждают целесообразность более тщательного анализа распределений коэффициентов детализации при решении задач диагностики.

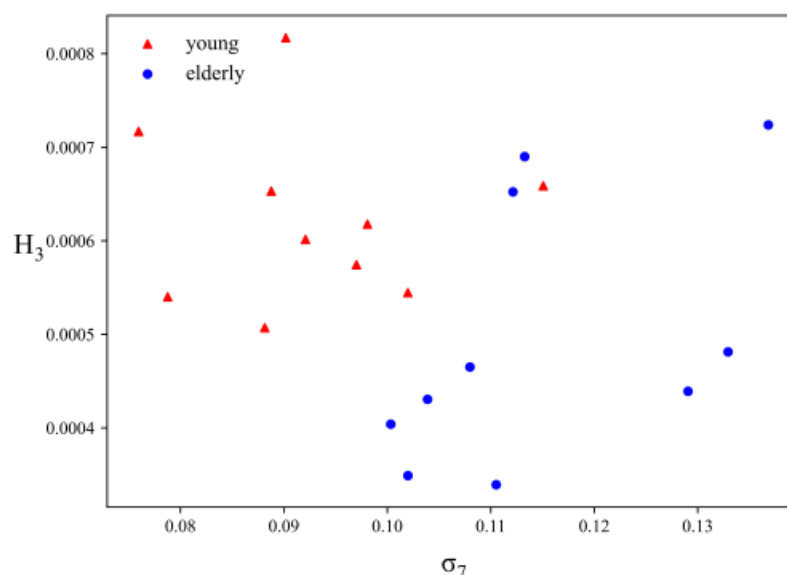


Рисунок 1.16 – Зависимость энтропии Шеннона распределения коэффициентов детализации на уровне $j=3$ от стандартных отклонений коэффициентов на уровне $j=7$ для движений правой руки (приведены усредненные значения по всем движениям).

1.2 Методы на основе мультифрактального формализма, применяющие непрерывное вейвлет-преобразование

1.2.1 Анализ кооперативной динамики автоколебательных систем с использованием совместного спектра сингулярностей

Основанный на непрерывном вейвлет-преобразовании метод мультифрактального формализма был представлен в публикациях [32, 33] и применен к различным примерам в работах [35, 61, 62]. Согласно этому методу, осуществляется расчет скелетона (максимумов модулей вейвлет-преобразования), который включает наиболее важную информацию о сигнале (а точнее, об особенностях сигнала, которые можно охарактеризовать в терминах сингулярностей) и последующее исследование степенных закономерностей коэффициентов вейвлет-преобразования при варьировании масштаба.

Расчет спектра сингулярностей некоторой функции $f(t)$ выполняется в два этапа. Вначале осуществляется непрерывное вейвлет-преобразование:

$$W(a, b) = \frac{1}{a} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt, \quad (1.9)$$

где набор параметров a и b задают масштаб и сдвиг базисной функции ψ , а в качестве $f(t)$ обычно используется функция распределения исследуемого процесса. Согласно теоретическим положениям, спектр сингулярностей не демонстрирует зависимости от базисной функции ψ . На практике же такая зависимость может существовать, например, вследствие разного числа линий скелетона для разных базисов, так как при наличии большого числа коротких линий точность выполненных расчетов может отличаться. В исследованиях применялся вейвлет МНАТ:

$$\psi(t) = (1 - t^2)e^{-t^2/2}. \quad (1.10)$$

Если в некоторой точке t^* наблюдается сингулярное поведение функции $f(t)$, то в окрестности этой точки для вейвлет-коэффициентов наблюдается степенное поведение вида

$$W(a, t^*) \sim a^{h(t^*)}, \quad (1.11)$$

характеризующееся показателем Гёльдера $h(t^*)$. Проведение расчетов по формуле (1.11) осложняется влиянием соседних сингулярностей, которые препятствуют выбору достаточного диапазона a . Более надежный и точный вариант расчетов основан на построении обобщенных статистических функций:

$$Z(q, a) = \sum_{i \in L(a)} (\sup_{\acute{a} \leq a} |W_x(\acute{a}, b_i(\acute{a}))|)^q, \quad (1.12)$$

где $L(a)$ – полный набор линий скелетона на масштабе a , величина $b_i(\acute{a})$ характеризует расположение на масштабе $\acute{a} \leq a$ максимума, относящегося к линии скелетона с номером i , а верхняя грань оценивается, чтобы избежать близких к нулю значений при рассмотрении отрицательных q .

Для функций $Z(q, a)$ типично степенное поведение вида:

$$Z(q, a) \sim a^{\tau(q)}, \quad (1.13)$$

и с помощью показателей скейлинга $\tau(q)$ рассчитываются показатели Гёльдера $h(q)$ и спектр сингулярностей $D(h)$:

$$h(q) = \frac{d\tau(q)}{dq}, \quad (1.14)$$

$$D(h) = qh - \tau(q).$$

Рассмотрим, как данный метод основанного на вейвлетах мультифрактального формализма может быть обобщен для анализа кооперативной динамики, например, для исследования взаимодействующих систем по двум процессам, которые отражают динамику каждой из них. Обозначив через $f(t)$ и $g(t)$ функции распределения анализируемых процессов, проведем расчеты соответствующих вейвлет-преобразований:

$$W_f(a, b) = \frac{1}{a} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt, \quad (1.15)$$

$$W_g(a, b) = \frac{1}{a} \int_{-\infty}^{\infty} g(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt,$$

а также выделение скелетонів. Существуют различные варианты реализации совместного мультифрактального анализа. Один из них заключается в том, что изначально вместо уравнений (1.15) используется расчет взаимного вейвлет-преобразования функций распределения и вычисляются максимумы модулей соответствующих вейвлет-коэффициентов. В диссертации используется относительно простой вариант, который заключается в модификации алгоритма вычисления обобщенных статистических функций:

$$Z^2(q, a) = \sum_{i \in L_f(a)} \left(\sup_{\dot{a} \leq a} |W_f(\dot{a}, b_i(\dot{a}))| \right)^q \times \sum_{j \in L_g(a)} \left(\sup_{\dot{a} \leq a} |W_g(\dot{a}, b_j(\dot{a}))| \right)^q. \quad (1.16)$$

В формуле (1.16) $L_f(a)$ и $L_g(a)$ – выделенные скелетоны для двух функций распределения, $b_i(\acute{a})$ и $b_j(\grave{a})$ – расположение максимумов, относящихся к линиям i и j и расположенных на масштабах $\acute{a} \leq a$ и $\grave{a} \leq a$. Последующие вычисления реализуются согласно вышеописанному алгоритму, а именно рассчитываются показатели скейлинга $\tau(q)$, показатели Гёльдера $h(q)$ и спектр сингулярностей $D(h)$ в соответствии с выражениями (1.13) и (1.14). Отличие заключается в том, что теперь рассчитанный спектр сингулярностей $D(h)$ интерпретируется как совместный, поскольку он описывает кооперативную динамику взаимодействующих систем. Рассмотрим примеры применения этого метода.

В качестве первого примера выберем модель двух взаимодействующих систем Рёсслера (1.1) и введем секущую плоскость для каждой из них $x_1 = 0$ и $x_2 = 0$. Проанализируем различия в структуре последовательностей времен возврата для синхронных ($c = 6.8, \Delta = 0.009$) и несинхронных хаотических колебаний ($c = 6.8, \Delta = 0.010$). На рисунке 1.17 представлены последовательности времен возврата в секущую плоскость $x_1 = 0$ для этих режимов.

Даже визуально можно отметить различия, соответственно, ожидаемым результатом являются отличающиеся спектры сингулярностей. Результаты расчетов это подтверждают. Выход из области синхронных хаотических колебаний приводит к существенным изменениям совместного спектра сингулярностей. В отличие от ранее проводившихся исследований по одной последовательности времен возврата [63], рассматриваемый модифицированный метод характеризует кооперативную динамику взаимодействующих подсистем (1.1).

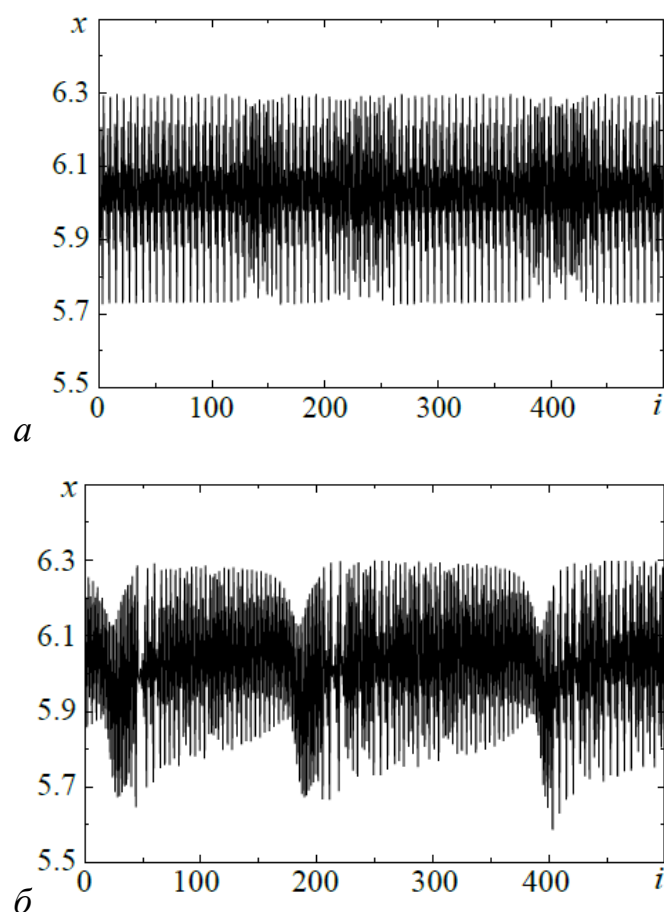


Рисунок 1.17 – Последовательности времен возврата в секущую Пуанкаре $x_1 = 0$ для синхронного (а) и несинхронного (б) хаоса в модели (1.1)

Основные различия выбранных режимов состоят в смещении спектра сингулярностей $D(h)$, которое проще всего охарактеризовать по положению максимума, и в изменении диапазона значений $h(q)$ или ширины спектра сингулярностей (рисунок 1.18). Первое различие означает изменение характера корреляций: переход от анти-коррелированных последовательностей времен возврата ($h < 0.5$), типичных для синхронного режима, к положительно коррелированным последовательностям ($h > 0.5$) для несинхронного. В данном примере антикорреляции со средним значением показателя Гёльдера 0.01 сменяются положительными корреляциями со средним значением $h = 1.16$. Второе различие также является четко выраженным и состоит в увеличении ширины спектра сингулярностей со

значения 0.02 для синхронного режима до значения 0.48 при выходе из области синхронизации. Это изменение можно интерпретировать в терминах увеличения сложности динамики, требующей для своего описания большего числа характеристик (большого диапазона значений h).

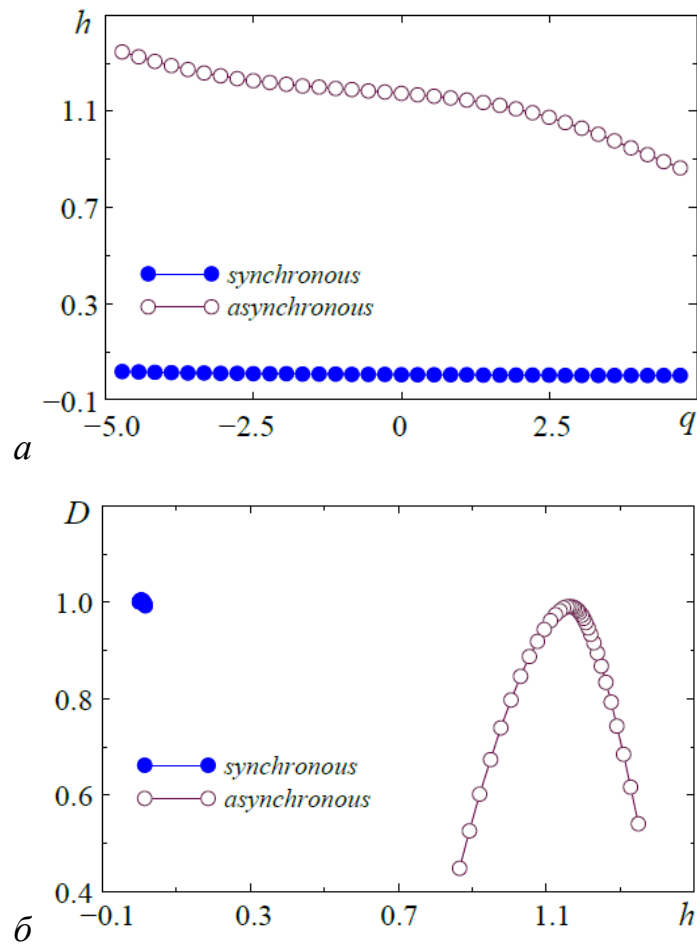


Рисунок 1.18 – Мультифрактальный анализ режимов синхронных и несинхронных хаотических колебаний в модели (1.1): (а) показатели Гёльдера, (б) спектры сингулярностей

Приведенные результаты показывают, что для надежной диагностики эффекта фазовой синхронизации хаотических колебаний можно воспользоваться любой характеристикой: средним значением h или шириной функции $D(h)$. Следует обратить внимание, что в данном случае сложность интерпретируется с позиции числа характеристик, позволяющих описать

режим, а не предсказуемости рассматриваемой динамики. В частности, белый шум, описываемый единственным значением $h = 0.5$ и функцией $D(h)$, состоящей из одной точки, интерпретируется как простой. В рассматриваемом примере режим синхронного хаоса также интерпретируется как намного более простой по сравнению с режимом несинхронного хаоса, хотя и тот, и другой режим являются хаотическими, а их аттракторы имеют сложную структуру.

Для сравнения рассмотрим еще один пример модели взаимодействующих автоколебательных систем с хаотической динамикой – модель двух связанных систем Лоренца, которая описывается системой обыкновенных дифференциальных уравнений:

$$\begin{aligned}\frac{dx_{1,2}}{dt} &= \sigma(y_{1,2} - x_{1,2}) + \gamma(x_{2,1} - x_{1,2}), \\ \frac{dy_{1,2}}{dt} &= r_{1,2}x_{1,2} - x_{1,2}z_{1,2} - y_{1,2}, \\ \frac{dz_{1,2}}{dt} &= x_{1,2}y_{1,2} - z_{1,2}c,\end{aligned}\tag{1.17}$$

при значениях управляющих параметров: $\sigma=10$, $r_1 = 28.8$, $r_2 = 28$, $c = 8/3$. Параметр связи γ менялся для изучения переходов между синхронными и несинхронными колебаниями. Анализ динамики модели (1.17) проводился по последовательностям времен возврата в секущие Пуанкаре. Были рассмотрены две пары секущих плоскостей: $x_1^2 + y_1^2 = 30$, $x_2^2 + y_2^2 = 30$, а также $z_1 = 30$, $z_2 = 30$. Модель (1.17) демонстрирует нетипичную особенность динамики при изменении параметра связи, которая ранее была отмечена в работе [64], а именно, если увеличивать параметр связи, то в диапазоне $\gamma < 2$ будет усиливаться рассинхронизация взаимодействующих подсистем, а уже с дальнейшим ростом параметра связи происходит переход к синхронному режиму автоколебаний. В проведенных исследованиях было реализовано сопоставление несинхронных автоколебаний ($\gamma = 2$) и режима синхронного хаоса ($\gamma = 7$). Результаты вычисления совместных спектров сингулярностей по последовательностям времен возврата в секущие

плоскости $x_1^2 + y_1^2 = 30$ и $x_2^2 + y_2^2 = 30$ представлены на рисунке 1.19. Как и ранее, происходит уменьшение среднего значения h и ширины функции $D(h)$, однако эти изменения менее выражены по сравнению с рассмотренными режимами динамики модели связанных систем Рёсслера. Для указанных секущих Пуанкаре среднее значение h уменьшилось на 17% (с 1.03 до 0.85), а ширина функции $D(h)$ – на 41% (с 1.99 до 1.17). Для другой пары секущих плоскостей ($z_1 = 30$ и $z_2 = 30$) можно зафиксировать более заметные изменения характеристик мультифрактальной структуры (рисунок 1.20). Они состоят в уменьшении среднего значения h на 67% (с 0.93 до 0.31), а ширины функции $D(h)$ на 58% (с 1.41 до 0.59).

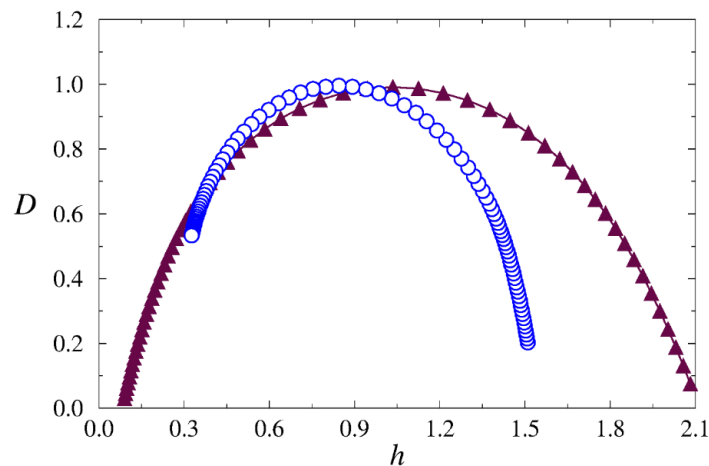


Рисунок 1.19 – Совместные спектры сингулярностей несинхронного (отмечен треугольниками) и синхронного (отмечен кругами) режимов хаотических автоколебаний в модели (1.17). Расчеты проведены по последовательностям времен возврата в секущие плоскости $x_1^2 + y_1^2 = 30$ и $x_2^2 + y_2^2 = 30$.

Представленные результаты, а также результаты рассмотрения других моделей взаимодействующих автоколебательных систем позволяют сделать вывод о том, что предложенный обобщенный метод основанного на вейвлетах мультифрактального анализа обеспечивает возможность диагностики

изменений в функционировании систем, включая изменения корреляций в последовательностях времен возврата в секущие Пуанкаре (по средним значениям показателей Гёльдера) и изменения взаимной сложности динамики (по ширине спектра сингулярностей). Этот метод может также использоваться в задачах исследования поведения сетей взаимодействующих элементов со сложной динамикой.

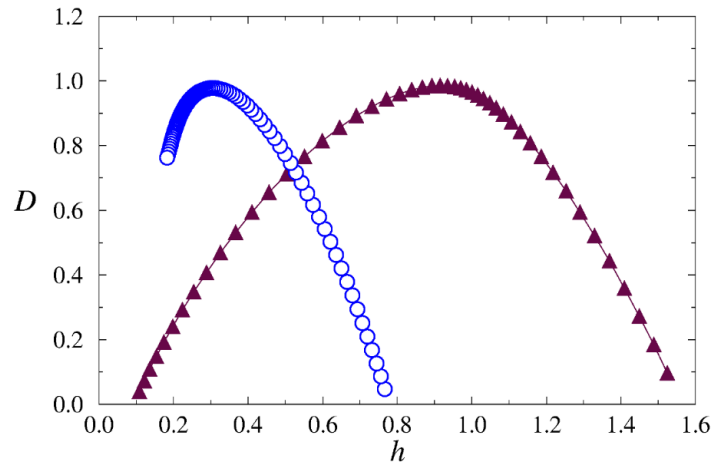


Рисунок 1.20 – Совместные спектры сингулярностей несинхронного (отмечен треугольниками) и синхронного (отмечен кругами) режимов хаотических автоколебаний в модели (1.17). Расчеты проведены по последовательностям времен возврата в секущие плоскости $z_1 = 30$ и $z_2 = 30$.

1.2.2 Использование мультифрактального формализма на основе непрерывного вейвлет-преобразования в исследованиях ЭЭГ

Несмотря на то, что мультифрактальный формализм на основе вейвлетов считается одним из мощнейших методов статистического анализа нестационарных и неоднородных процессов, который неоднократно зарекомендовал себя как инструмент диагностики при решении многочисленных задач исследования физиологических систем [35, 62, 63], в рассмотренных в данной диссертации примерах данных ЭЭГ этот подход не

продемонстрировал улучшения качества диагностики по сравнению с более простыми методами. В частности, при рассмотрении задачи о поиске возрастных отличий в сигналах электрической активности головного мозга он уступил в эффективности методу многомасштабного анализа, рассмотренному в разделе 1.1.2.

Если провести аналогичные оценки числа каналов, по которым выявляются возрастные различия при выполнении задач мелкой моторики (сжатие руки в кулак), то это число снизилось (таблица 1.2) по сравнению с данными, приведенными в таблице 1.1.

Таблица 1.2 – Число каналов ЭЭГ со значительными возрастными различиями, выявленными с применением мультифрактального формализма в соответствии с t -критерием Стьюдента ($p < 0.05$). В качестве характеристик выбраны среднее значение показателя Гёльдера (H) и ширина спектра сингулярностей (Δ).

Характеристика	Тип движения	Фрагмент 1 (релаксация)	Фрагмент 2 (сжатие руки)	Фрагмент 3 (разжимание руки)
H	левая рука	9	5	6
	правая рука	7	9	8
Δ	левая рука	6	6	4
	правая рука	5	12	7

Расчеты распределения значений t в зависимости от положения электрода также приводят к уменьшению этой величины для обеих мер (рисунок 1.21 по сравнению с рисунками 1.11 и 1.12). Применение совместного спектра сингулярностей для исследования электрической активности головного мозга для удаленных на различное расстояние электродов также не позволило улучшить диагностику возрастных эффектов в сигналах ЭЭГ при решении задач мелкой моторики.

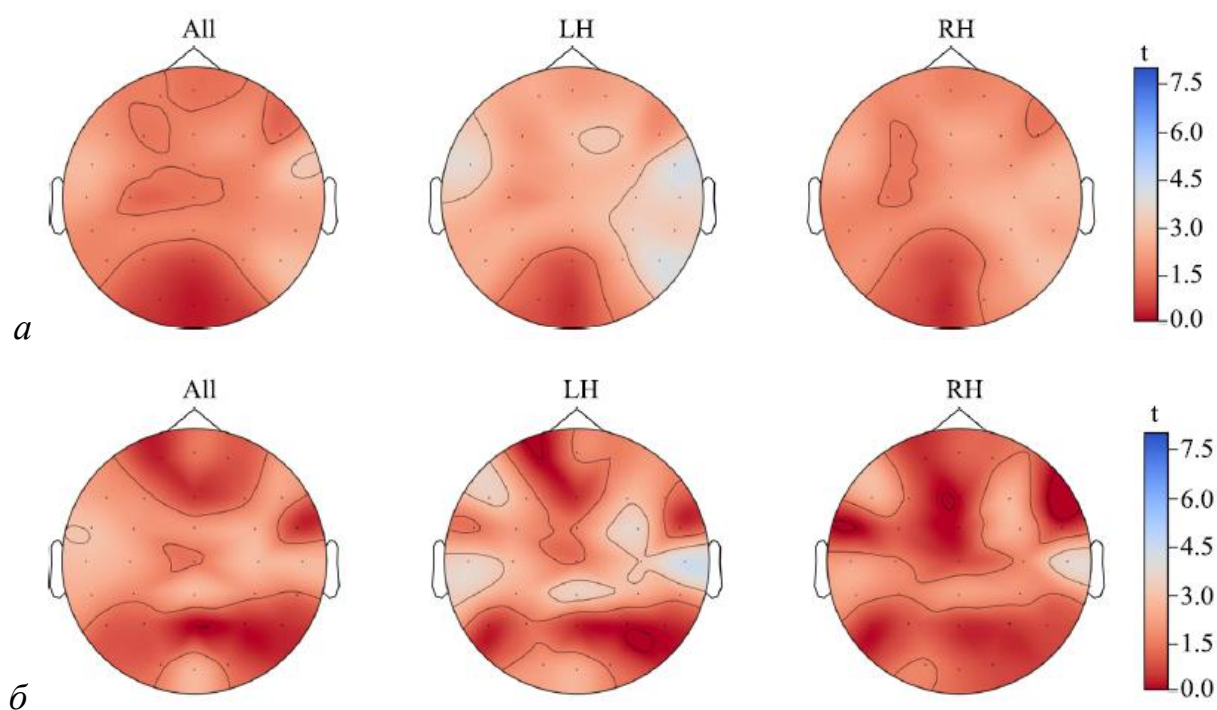


Рисунок 1.21 – Распределения значений t (мультифрактальный анализ, в качестве характеристик выбраны H (а) и Δ (б) для всех движений, движений левой руки и движений правой руки, соответственно.

Это вовсе не означает, что мультифрактальный анализ не подходит для использования в задачах нейродинамики. Например, он может быть полезен в составе комбинированных алгоритмов анализа структуры сложных сигналов. Рассмотрим в качестве иллюстрации комбинированный метод, объединяющий многомасштабный вейвлет-анализ и мультифрактальный формализм. В рамках первого из них вычисляются наборы коэффициентов аппроксимации ($s_{j_m,l}$) и детализации ($d_{j,l}$) в соответствии с формулой (1.3), затем проводится анализ коэффициентов детализации на разных уровнях разрешения j . Помимо использования стандартных отклонений $d_{j,l}$ (обычно применяемый подход) или расчета других характеристик распределений коэффициентов, например, кумулянтов, может быть реализован следующий подход – рассматривать $d_{j,l}$ на каждом уровне разрешения j как набор данных, характерные особенности которого могут быть исследованы с помощью мультифрактального формализма для количественной описания сингулярностей на разных уровнях

разрешения. Иными словами, проводится анализ сингулярностей не исходного сигнала (например, последовательностей времен возврата, как при рассмотрении моделей взаимодействующих автоколебательных систем), а сингулярностей в последовательностях коэффициентов разложения на одном из уровней. В этом случае многомасштабный анализ осуществляет разделение по независимым частотным диапазонам, а мультифрактальный формализм фиксирует, с каким диапазоном ассоциируются возможные изменения в корреляционных характеристиках или сложности динамики. Как следствие, устраняется один из недостатков мультифрактального анализа, когда изменения спектра сингулярностей трудно интерпретировать в терминах радиофизического подхода – установить соответствие между выявленными изменениями и частотным диапазоном, в котором эти изменения произошли.

Проиллюстрируем предложенный комбинированный подход на примере записей ЭЭГ здоровых добровольцев (студентов) в возрасте от 18 до 21 года. Были проанализированы данные 7 человек с частотой 200 Гц в расслабленном состоянии с открытыми глазами (фоновая активность в течение 5 минут) и затем при решении арифметических задач в уме (также в течение 5 минут). На этапе предварительной обработки удалялись артефакты записей.

На рисунке 1.22 проиллюстрированы характерные для мультифрактальных объектов спектры сингулярностей (рисунок 1.22а) и показателей Гёльдера (рисунок 1.22б), которые получены в ходе применения метода мультифрактального формализма к последовательностям коэффициентов детализации $d_{j,l}$, полученных на 4-х уровнях разрешения. Переход с одного уровня на другой сопровождается сдвигом спектра сингулярностей вдоль оси h и изменением его ширины. Таким образом, применение мер Δ и H представляется достаточно информативным для описания изменений электрической активности головного мозга, связанных с различными частотными диапазонами. Анализ при больших отрицательных значениях q часто дает нестабильные результаты для зашумленных данных,

которые существенно зависят от выбора параметров алгоритма. По этой причине в данном исследовании рассматривается небольшой диапазон q , в котором зависимость от алгоритмических параметров менее существенная. Используя меры Δ и H , было проведено сравнение двух состояний: фоновой активности (контрольное состояние) и решения арифметических задач. На рисунке 1.23а показаны статистические результаты для группы добровольцев в случае фоновой активности (средние значения $\pm$ ошибка среднего).

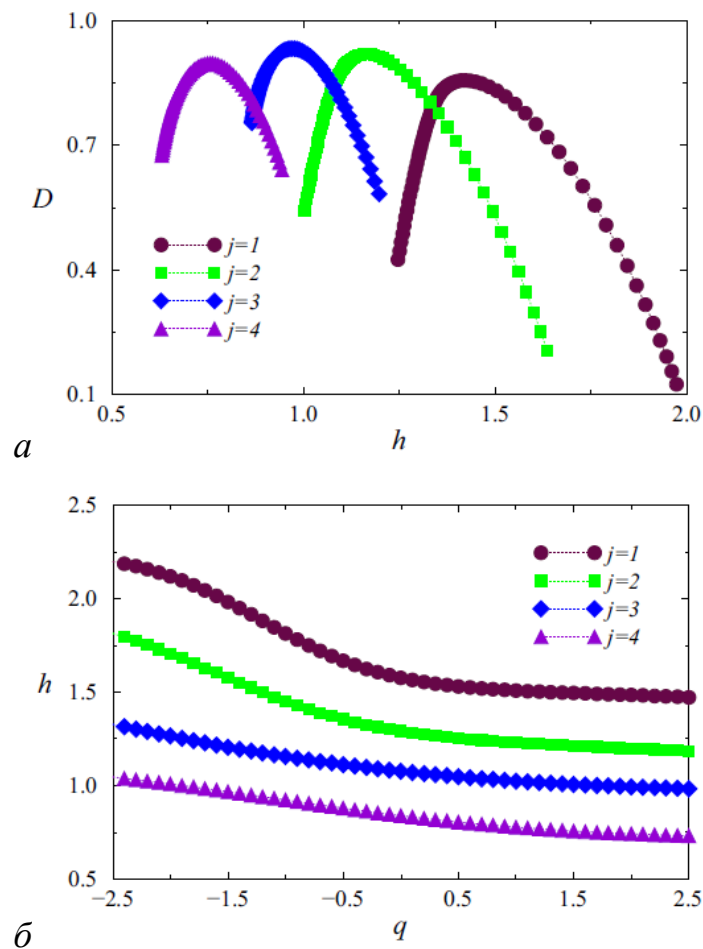


Рисунок 1.22 – Примеры спектров сингулярностей (а) и соответствующих показателей Гёльдера (б), рассчитанных по вейвлет-коэффициентам детализации на первых четырёх уровнях разрешения (расчёты проводились для фоновой ЭЭГ). Здесь $H = 1.42, \Delta = 0.7$ ($j = 1$); $H = 1.17, \Delta = 0.64$ ($j = 2$); $H = 0.97, \Delta = 0.33$ ($j = 3$); $H = 0.76, \Delta = 0.31$ ($j = 4$).

В рассматриваемом случае уровень $j = 1$ соответствует диапазону частот $[50, 100]$ Гц, $j = 2 - [25, 50]$ Гц, $j = 3 - [12.5, 25]$ Гц, а $j = 4 - [6.25, 12.5]$ Гц. Согласно рисунку 1.23а, наиболее сильные различия между состояниями связаны с уровнем разрешения $j = 3$ ($p < 0.05$ согласно тесту Манна–Уитни).

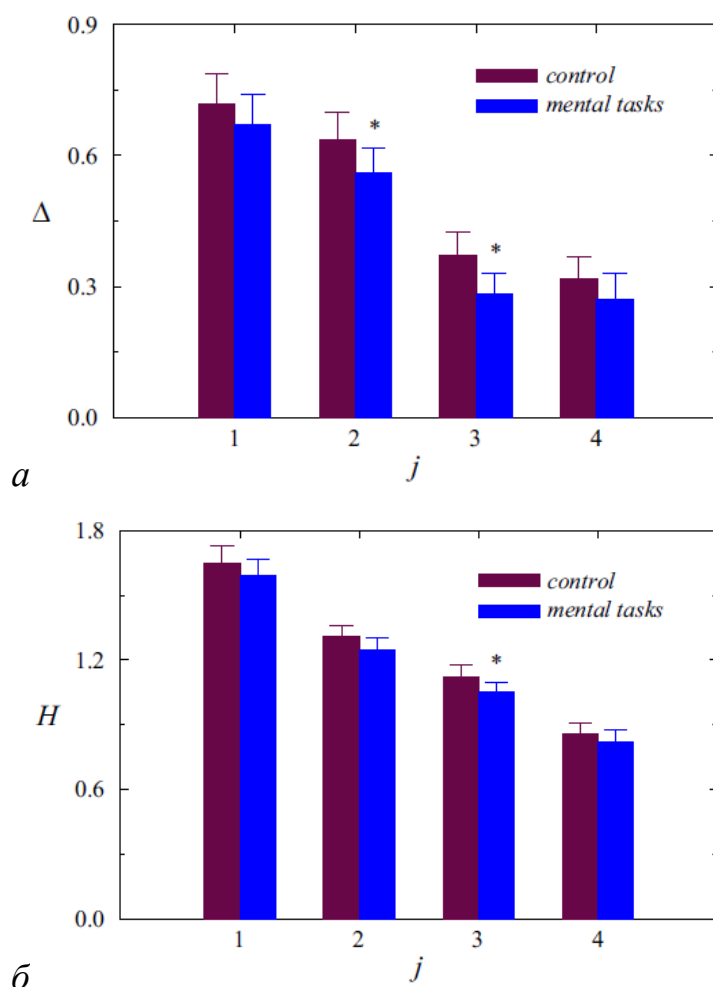


Рисунок 1.23 – Результаты статистического анализа записей ЭЭГ для группы испытуемых: различия в ширине спектра сингулярностей (а) и расположении $D(h)$ (б) для двух состояний. Звездочками отмечены значимые различия между состояниями в соответствии с тестом Манна–Уитни ($p < 0.05$).

Для других рассматриваемых уровней разрешения различия выражены слабее, и тест Манна–Уитни не признает их значимыми. Разложение

проводилось до тех пор, пока число вейвлет-коэффициентов детализации превышало 128. При меньшем количестве коэффициентов ошибки вычислений могут быть значительными, и метод не обеспечивает надежной характеристики наборов данных.

Следует отметить, что третий уровень разрешения связан преимущественно с β -ритмом ЭЭГ, и появление изменений, вызванных умственными задачами в этом диапазоне частот, согласуется с физиологическими представлениями. Результаты для меры H представлены на рисунке 1.23б, и здесь различия выражены слабее. Несмотря на то, что они идентифицируются на уровне разрешения $j = 3$, в данном примере сигналов ЭЭГ ширина спектра сингулярностей лучше обеспечивает диагностику изменений электрической активности мозга по сравнению с расположением функции $D(h)$.

1.3 Заключение по главе 1

Таким образом, в данной главе продемонстрирована возможность решения задачи диагностирования изменений в функционировании автоколебательных систем по участкам переходных процессов с использованием многомасштабного вейвлет-анализа. Обсуждена идеология расширенного метода, проводящего тщательную обработку коэффициентов разложения. Проведены оценки минимального объема выборки для диагностирования переключений между режимами для случаев быстрого и медленного изменения параметров. Рассмотрено применение метода многомасштабного вейвлет-анализа, включая его расширенную версию, к решению задачи выявления возрастных изменений электрической активности головного мозга при выполнении задач мелкой моторики. Выполнены оценки числа каналов ЭЭГ со значительными возрастными различиями, выявленными с применением многомасштабного вейвлет-анализа. Показано, что у пожилых испытуемых различия в характеристиках движений левой и правой рукой

менее выражены. Отмечено, что расчет разных кумулянтов позволяет получить более информативное описание особенностей распределения вероятностей вейвлет-коэффициентов. Так, среднее количество каналов ЭЭГ со значимыми межгрупповыми различиями оказалось в несколько раз больше при рассмотрении асимметрии и эксцесса по сравнению со стандартными отклонениями коэффициентов детализации. Предложено обобщение основанного на вейвлетах мультифрактального формализма для анализа кооперативной динамики, например, для исследования взаимодействующих систем по двум регистрируемым процессам. Рассмотрены примеры использования мультифрактального формализма на основе непрерывного вейвлет-преобразования в исследованиях ЭЭГ. Протестирован комбинированный метод, объединяющий многомасштабный вейвлет-анализ и мультифрактальный формализм. В следующей главе будет рассмотрено объединение многомасштабного вейвлет-анализа с флуктуационным анализом.

Глава 2

Методы на основе флуктуационного анализа

[102, 104, 110, 123, 124, 126]

В данной главе рассматриваются два основных подхода – комбинированный метод, объединяющий многомасштабный вейвлет-анализ с детрендированным флуктуационным анализом (DFA), зарекомендовавшим себя в качестве простого и эффективного метода исследования процессов с меняющимися во времени характеристиками, а также обобщения DFA и взаимного корреляционного анализа нестационарных процессов (DCCA) на случай, когда характеристики нестационарности меняются во времени. В главе также приводятся примеры применения методов на основе флуктуационного анализа в исследованиях динамики структур головного мозга по экспериментальным данным.

2.1 Комбинированный метод, использующий флуктуационный анализ вейвлет-коэффициентов

В предыдущей главе были рассмотрены некоторые варианты модификации метода многомасштабного вейвлет-анализа сигналов, которые предусматривали более тщательный анализ коэффициентов детализации, не ограничивающийся стандартными отклонениями на разных уровнях разрешения. В частности, рассматривались кумулянты распределений соответствующих коэффициентов, меры сложности (энтропия Шеннона), спектры сингулярностей мультифрактального формализма. В недавних работах был предложен вариант объединения многомасштабного вейвлет-анализа с флуктуационным анализом [36–40], а именно с методом детрендированного флуктуационного анализа (*detrended fluctuation analysis, DFA*) [19, 20], который является популярным вариантом корреляционного

анализа нестационарных процессов, хорошо себя зарекомендовавшим при решении многочисленных задач в различных областях естествознания. DFA служит примером метода, изначально разработанного для решения конкретных биологических задач, таких как изучение динамики сердечного ритма [19], но впоследствии получившего широкое применение в исследованиях, относящихся к разным разделам физики.

Предложенный в публикациях [36–40] комбинированный метод применяет алгоритм DFA к наборам $d_{j,l}$ на каждом уровне разрешения j . Вначале осуществляется переход от наборов $d_{j,l}$ к одномерным случайным блужданиям (или профилям сигналов) $y_j(k)$ в соответствии с выражением:

$$y_j(k) = \sum_{l=1}^k [d_{j,l} - \langle d_{j,l} \rangle], \quad k = 1, \dots, J \quad (2.1)$$

после чего $y_j(k)$ делятся на сегменты длиной $n \ll J$. В пределах каждого сегмента методом наименьших квадратов вычисляется локальный тренд $z_j(k)$. В простейшем варианте используется линейная модель тренда. Среднеквадратичные отклонения $y_j(k)$ от вычисленного тренда $z_j(k)$:

$$F_j(n) = \sqrt{\frac{1}{J} \sum_{k=1}^J [y_j(k) - z_j(k)]^2} \quad (2.2)$$

рассматриваются в широком диапазоне n , чтобы охватить корреляции различной длительности, с акцентом на длительные корреляции. Часто наблюдается степенная зависимость $F_j(n)$ [19]:

$$F_j(n) \sim n^{a_j}, \quad (2.3)$$

которая количественно описывается показателем скейлинга a_j . Этот показатель характеризует особенности антикорреляций в наборах данных ($0 < a_j < 1/2$), некоррелированную динамику ($a_j = 1/2$), положительные степенные корреляции ($1/2 < a_j < 1$) и положительные корреляции, которые могут отличаться от степенной статистики ($a_j > 1$) [20]. В отличие

от традиционного случая, когда DFA применяется к исходному сигналу $x(t)$, рассматриваемый комбинированный подход подразумевает применение DFA к наборам вейвлет-коэффициентов, относящихся к разным уровням разрешения (или разным частотным диапазонам). Это позволяет осуществить более детальное изучение многокомпонентных процессов. Предварительные результаты для нескольких примеров смоделированных и экспериментальных сигналов показали [36, 37], что идея комбинированного метода может быть полезна при анализе физиологических сигналов для повышения качества диагностики. Однако следует отметить, что в указанных работах не проводилось тщательное сравнение комбинированного метода с более простым анализом вейвлет-коэффициентов детализации. В данной диссертации такое сравнение проведено, и изучено влияние шума на эффективность методов, основанных на многомасштабном вейвлет-анализе.

В качестве первого примера рассмотрим модель двух взаимодействующих систем Рёслера (1.1) при значениях параметра расстройки $\Delta = 0.009$ и параметра $c = 6.8$ (режим синхронных хаотических автоколебаний, СА) и $c = 7.2$ (режим гиперхаотических автоколебаний, НА) [49]. Причина выбора этих типов сложного поведения заключается в том, что хаотический и гиперхаотический аттракторы демонстрируют относительно небольшие различия в показателях скейлинга метода DFA при вычислении по последовательностям времен возврата в секущую Пуанкаре, например, около 0.1 (хаотический аттрактор) и около 0.2 (гиперхаотический аттрактор), хотя для режима асинхронных хаотических автоколебаний этот показатель принимает значения вблизи 1.0. Тем не менее, различия между рассматриваемыми типами сложной динамики (СА и НА) можно достоверно диагностировать по многим характеристикам [55–57]. Анализ в данной диссертации проводился по последовательностям времен возврата в секущую плоскость $x_1 = 0$. Чтобы усложнить задачу диагностики режимов, к последовательностям времен возврата аддитивно добавлялся шум с разной

статистикой и интенсивностью, включая некоррелированный случайный процесс (белый шум) и цветные шумы с положительными степенными корреляциями ($1/f$ -шум) и отрицательными степенными корреляциями (антикоррелированный случайный процесс). Поскольку методы на основе многомасштабного вейвлет-анализа лучше применять к наборам данных, содержащим 2^n отсчетов, рассмотрим выборку $N = 65536$. Чтобы сравнить влияние разных типов случайных процессов, последовательности времен возврата для СА и НА нормировались и принимали значения в диапазоне $[5.5; 6.5]$, цветные шумы также нормировались, чтобы соответствовать диапазону $[-1.0; 1.0]$ для не менее чем 95% выборок при интенсивности $I = 1$.

В качестве первого примера шума, добавляемого к последовательностям времен возврата в секущую Пуанкаре для аттракторов СА и НА, рассмотрим нормально распределенный случайный процесс (белый шум) с интенсивностью I . Для детерминированной динамики модели (1.1), соответствующей случаю $I = 0$, наблюдается различие между рядом мер, характеризующих свойства хаотической и гиперхаотической динамики. В частности, на рисунках 2.1 и 2.2 представлены результаты для стандартных отклонений коэффициентов детализации (рисунок 2.1*а*), показателя скейлинга DFA (рисунок 2.1*б*), энтропии Шеннона (рисунок 2.2*а*) и эксцесса распределения вейвлет-коэффициентов (рисунок 2.2*б*) для уровня разрешения $j = 1$. При увеличении интенсивности I белого шума эти меры меняют свои значения, хотя влияние шума оказывается различным. Для стандартных отклонений вейвлет-коэффициентов (рисунок 2.1*а*) наблюдается увеличение σ_1 для обоих типов сложной динамики. Несмотря на то, что зависимости $\sigma_1(I)$ различны во всем диапазоне I , разделение хаотической и гиперхаотической динамики при $I > 0.4$ перестает быть однозначным (нельзя задать пороговое значение, разделяющее эти режимы), и распознавание типа динамики по зависимостям $\sigma_1(I)$ не удастся провести, если соответствующие наборы данных содержат разные уровни измерительного шума. Следовательно, мы

можем распознать динамику по зашумленным последовательностям времен возврата, если измерительный шум обладает одинаковыми свойствами, но даже в этом случае нам необходимо ввести довольно сложную границу между результатами для этих режимов, которая зависит от интенсивности шума.

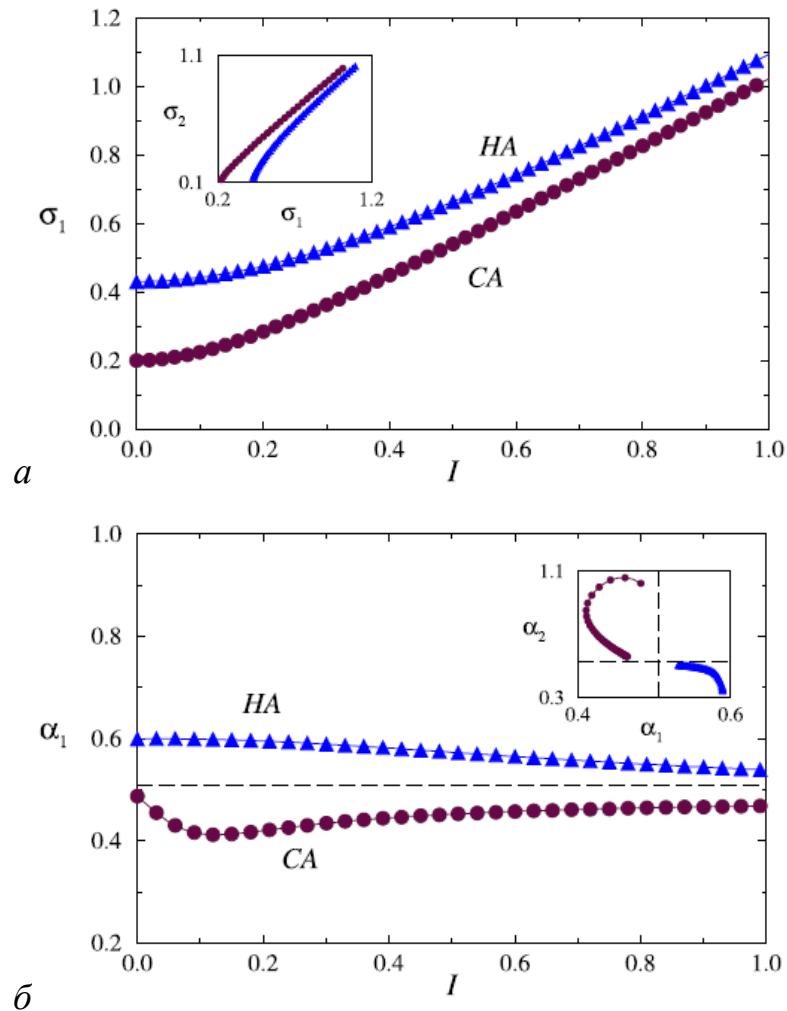


Рисунок 2.1 – Зависимости σ_1 (а) и α_1 (б) от интенсивности белого шума I в модели (1.1). Вставки демонстрируют вычисленные характеристики для первых двух уровней разрешения.

Выбор в качестве меры показателя скейлинга DFA является предпочтительным в рассматриваемом примере, так как проще разделить режимы хаотических и гиперхаотических колебаний, введя пороговое

значение, которое не зависит от интенсивности шума (пунктирная линия на рисунке 2.1б).

Две другие меры (рисунок 2.2) не улучшают диагностику сложных колебаний на основе зашумленных наборов данных, а разделение между СА и НА с использованием этих мер оказалось хуже, чем при рассмотрении стандартных отклонений вейвлет-коэффициентов, приведенном на рисунке 2.1а.

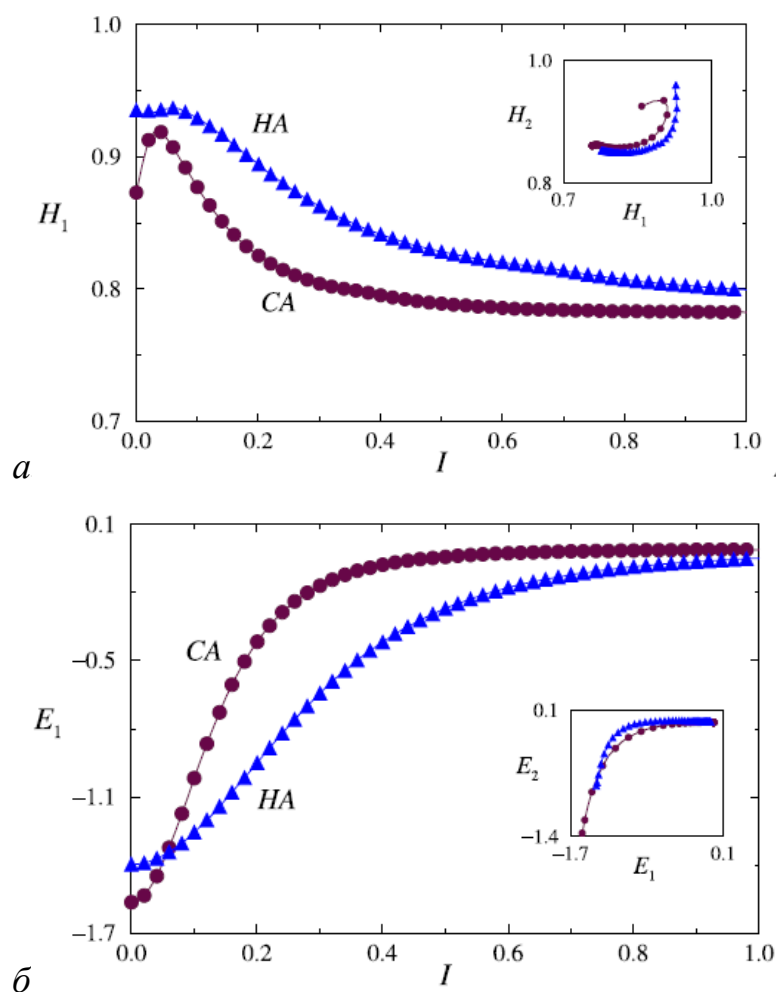


Рисунок 2.2 – Зависимости H_1 (а) и E_1 (б) от интенсивности белого шума I в модели (1.1). Вставки демонстрируют вычисленные характеристики для первых двух уровней разрешения.

Аналогичные результаты получены и для других уровней разрешения. Вставки на рисунках 2.1 и 2.2 иллюстрируют зависимости вычисленных характеристик от интенсивности шума для $j = 1$ и $j = 2$. Они подтверждают, что показатели скейлинга метода DFA позволяют лучше разделять сложные режимы автоколебаний СА и НА, независимо от интенсивности шума в диапазоне $I \in [0.0; 1.0]$. В отличие от простого варианта задания пороговых значений α_1 и α_2 , которые позволяют разграничить хаотический и гиперхаотический режимы (рисунок 2.1б, пунктирные линии), в случае использования стандартных отклонений требуется вводить более сложную границу для разграничения режимов СА и НА (рисунок 2.1а). Для оставшихся двух характеристик границу ввести либо еще сложнее (рисунок 2.2а), либо разделение становится неоднозначным (рисунок 2.2б).

Рассмотрение других вариантов статистики шума, добавленного аддитивно к последовательностям времен возврата, в целом подтверждает выводы, сделанные для случая нормально распределенного случайного процесса, с некоторыми особенностями, наблюдаемыми для антикоррелированных и положительно коррелированных случайных процессов. На рисунке 2.3 приведены результаты расчетов для случая антикоррелированного случайного процесса, характеризуемого показателем скейлинга DFA, близким к 0.1. Для этого типа шума режимы сложных автоколебаний СА и НА могут быть разделены на основе последовательностей времен возврата с помощью показателей σ_j и α_j . По аналогии со случаем белого шума, энтропия Шеннона и эксцесс распределения вейвлет-коэффициентов менее пригодны для диагностики соответствующих режимов (и это наблюдается для других вариантов цветного шума). В связи с этим далее ограничимся двумя мерами, σ_j и α_j . Согласно рисунку 2.3, показатели скейлинга длительных корреляций в рамках DFA обеспечивают преимущество по сравнению со стандартными отклонениями, а разделение областей на плоскости (α_1, α_2) , связанных с хаотическими и

гиперхаотическими автоколебаниями, проще, чем на плоскости (σ_1, σ_2) . Так, горизонтальная линия на вставке (рисунок 2.3б) чётко разграничивает области, связанные с аттракторами СА и НА, для уровня разрешения $j = 1$. На уровне разрешения $j = 2$ разделение областей по-прежнему возможно, хотя характеристики двух типов сложных колебаний становятся ближе.

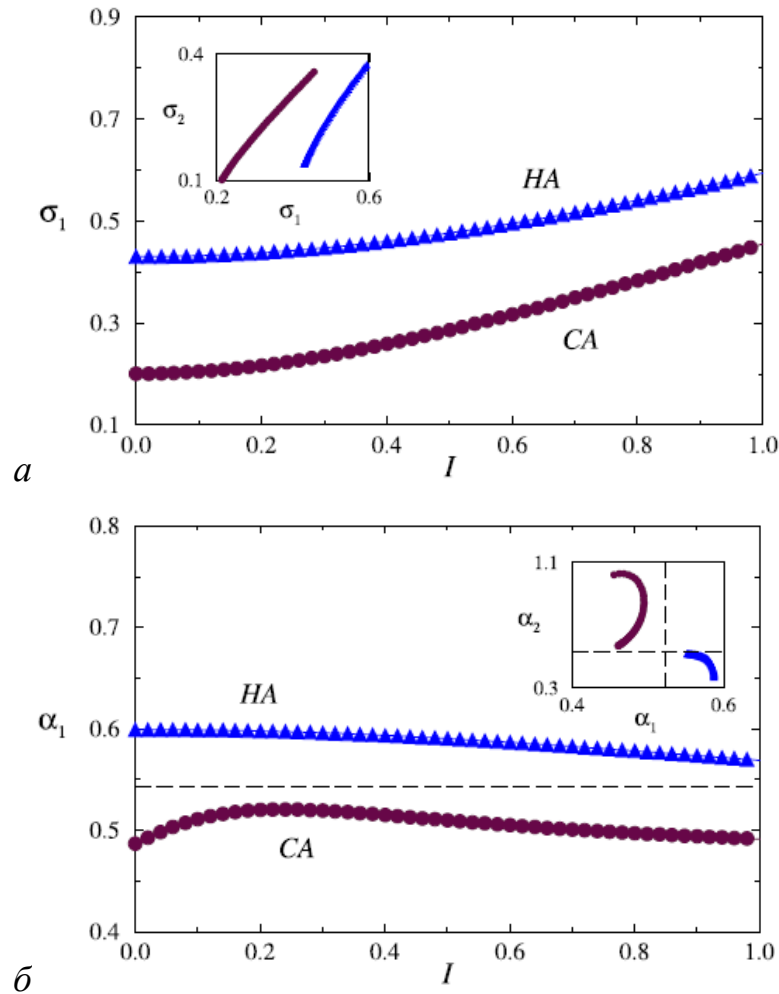


Рисунок 2.3 – Зависимости σ_1 (а) и α_1 (б) от интенсивности цветного (антикоррелированного) шума I в модели (1.1). Вставки демонстрируют вычисленные характеристики для первых двух уровней разрешения.

При использовании плоскости (σ_1, σ_2) разделение режимов путем введения порогового значения характеристики осуществить не получается, если взять весь рассмотренный диапазон интенсивности шума. На втором

уровне разрешения такое разделение провести еще сложнее, и необходимо вводить более сложную границу между режимами (вставка на рисунке 2.3а по сравнению со вставкой на рисунке 2.3б). По-прежнему, можно ошибочно диагностировать режим, если последовательности времен возврата для аттракторов СА и НА содержат разные интенсивности измерительного шума.

При рассмотрении цветного шума с положительными корреляциями (шума $1/f$) выводы являются похожими. Однако, если выбирать диапазон интенсивности шума $I \in [0,1]$, то использование обеих мер σ_j и α_j позволяет достоверно разделять гиперхаотическую и хаотическую динамику. Частично это можно объяснить нестационарностью шума $1/f$, когда низкочастотный тренд более выражен по сравнению с предыдущими примерами случайных процессов. Поскольку применение банков фильтров в рамках многомасштабного вейвлет-анализа уменьшает эти нестационарные составляющие, то размах флуктуаций уменьшается, а соответствующие изменения в последовательностях времен возврата становятся менее выраженными. При увеличении интенсивности шума $1/f$ результаты (рисунок 2.4) похожи на результаты, ранее полученные для белого шума.

На основании вышесказанного можно утверждать, что комбинированный метод, использующий флуктуационный анализ вейвлет-коэффициентов, способен превзойти обычно применяемый подход многомасштабного анализа с оценкой стандартных отклонений коэффициентов детализации.

Отметим при этом ограничения комбинированного метода. Основное ограничение состоит в том, что исходные наборы исследуемых данных должны быть большими, чтобы эффективно анализировать широкий диапазон масштабов. Каждый последующий уровень разрешения многомасштабного вейвлет-преобразования уменьшает количество коэффициентов детализации в два раза, поэтому наборы данных на каждом последующем уровне значительно сокращаются.

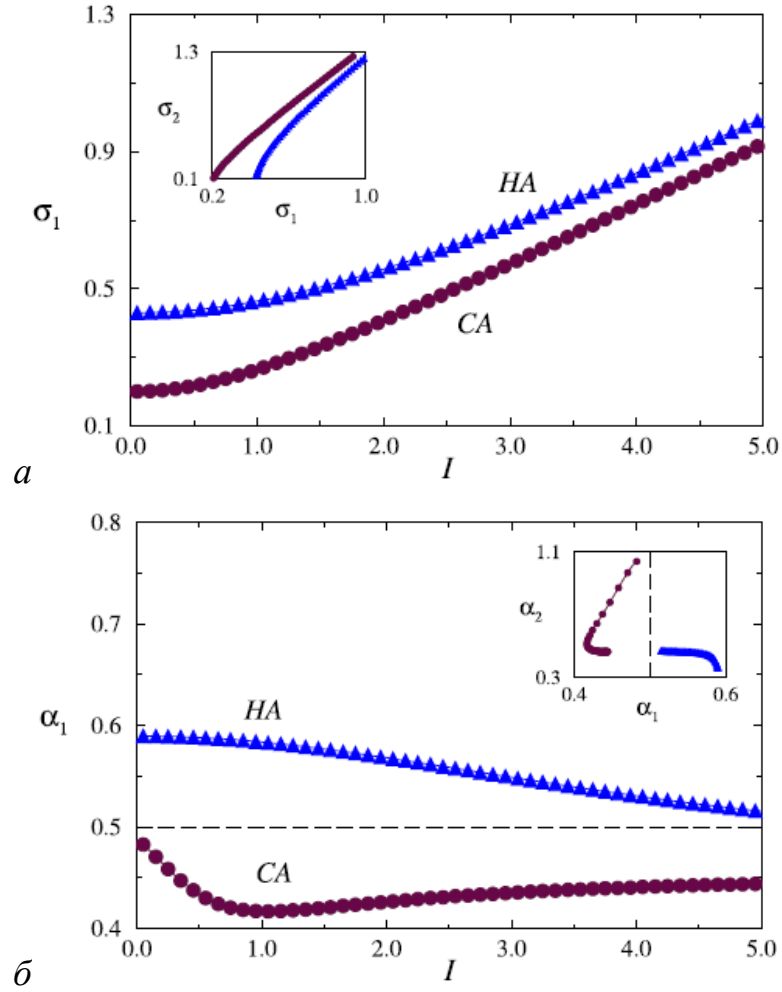


Рисунок 2.4 – Зависимости σ_1 (а) и α_1 (б) от интенсивности I шума $1/f$ в модели (1.1). Вставки демонстрируют вычисленные характеристики для первых двух уровней разрешения.

В случае обычного варианта многомасштабного анализа это не столь критично, так как стандартное отклонение менее чувствительно к объему выборки. При использовании DFA объем выборки должен быть существенно больше, чтобы охватить область длительных корреляций. В силу этого, необходимо иметь достаточный объем данных для анализа вейвлет-коэффициентов на высоких уровнях разрешения, за исключением случая, когда для диагностики изменений характера динамики можно ограничиться начальными уровнями. Если диагностика осуществляется на основе

относительно больших наборов данных (не менее 100 коэффициентов на максимальном из рассматриваемых уровней разрешения), то комбинированный метод может служить полезным расширением традиционного подхода к многомасштабному вейвлет-анализу. Похожие результаты и выводы были сделаны и при выборе других секущих Пуанкаре в модели (1.1), а также при рассмотрении других режимов сложных колебаний в этой модели. Эти выводы также подтверждаются для других вейвлет-базисов семейства Добеши.

В качестве второго примера рассмотрим модель двух взаимодействующих систем Лоренца (1.17) и сравним два типа сложных режимов: асинхронные хаотические колебания ($\gamma = 2.0$) и синхронную хаотическую динамику ($\gamma = 6.0$). Анализ проводится с использованием последовательностей времен возврата в секущую плоскость $z_1 = 30$ и тех же источников шума, как и для связанных систем Рёсслера.

Исследования, выполненные с использованием модели двух связанных систем Лоренца также показывают, что традиционный вариант многомасштабного анализа является не лучшим выбором (рисунки 2.5 и 2.6). В этом примере разделение между зашумленными последовательностями времен возврата лучше всего осуществляется с помощью эксцесса распределения вейвлет-коэффициентов (по крайней мере, если применять простой пороговый вариант разделения режимов).

При использовании эксцесса отличия выявляются в диапазоне $I < 0.6$ (рисунок 2.6б). Энтропия Шеннона оказалась наименее подходящей характеристикой (рисунок 2.6а). Расчеты стандартных отклонений и показателей скейлинга DFA могут применяться, но неочевидно, как для них задавать условия разделения типов динамики – простой пороговый вариант может использоваться только для начальных участков приведенных зависимостей (рисунок 2.5).

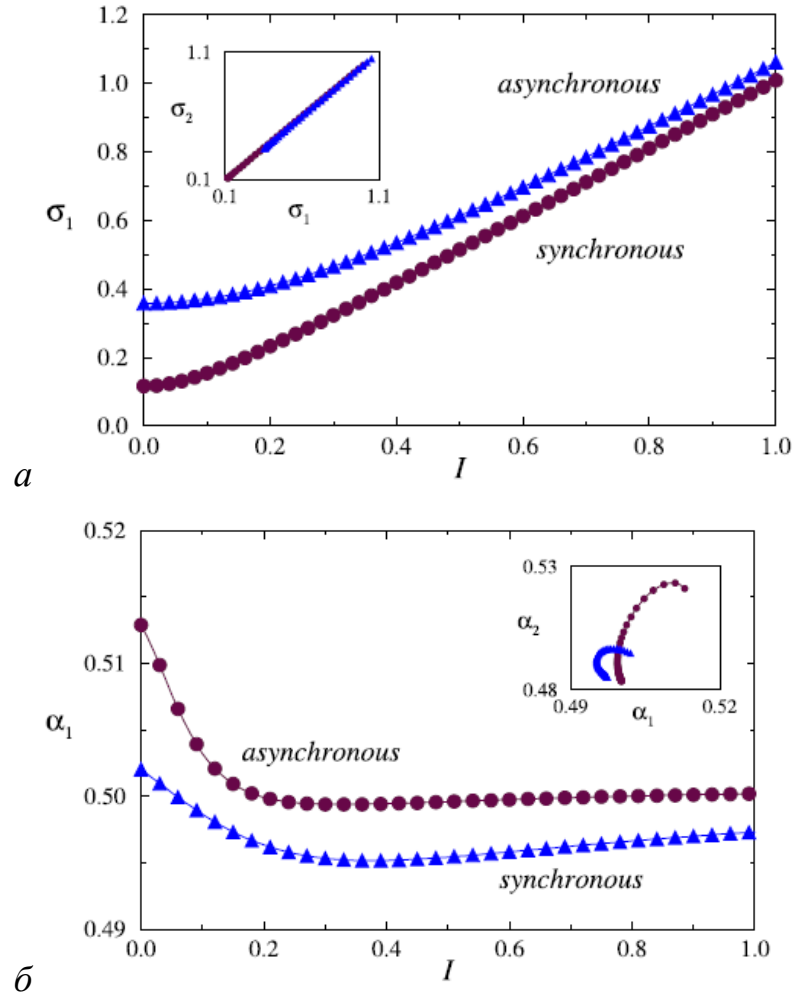
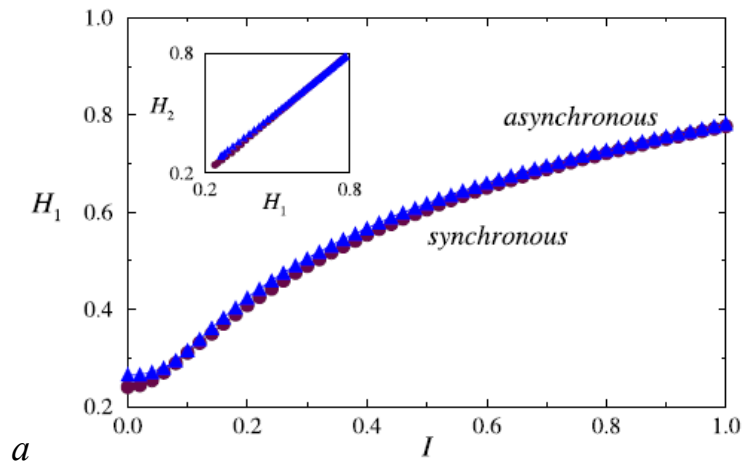


Рисунок 2.5 – Зависимости σ_1 (а) и α_1 (б) от интенсивности цветного (антикоррелированного) шума I в модели (1.17). Вставки демонстрируют вычисленные характеристики для первых двух уровней разрешения.



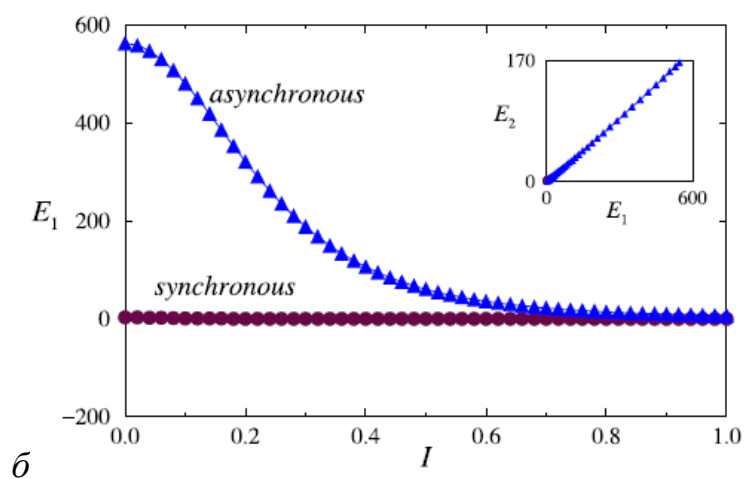


Рисунок 2.6 – Зависимости H_1 (а) и E_1 (б) от интенсивности белого шума I в модели (1.17). Вставки демонстрируют вычисленные характеристики для первых двух уровней разрешения.

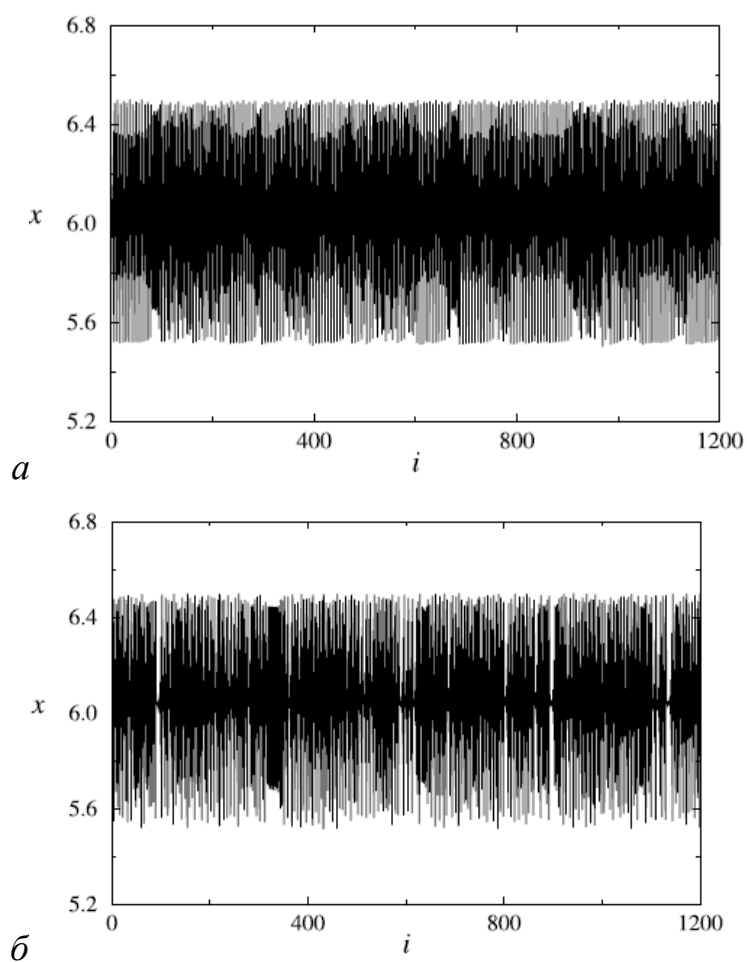


Рисунок 2.7 – Последовательности времен возврата для аттракторов СА (а) и НА (б) в модели (1.1).

На рисунках 2.5 и 2.6 были приведены результаты для случая белого шума. Рассмотрение цветных шумов разной статистики ($1/f$ -шум, антикоррелированный случайный процесс) приводит к похожим результатам и подтверждает сделанные выводы.

Отличия в выборе наиболее подходящей меры для моделей связанных систем Рёсслера и Лоренца можно объяснить разным типом изменений структуры последовательностей времен возврата при переходах между сложными автоколебательными режимами (рисунки 2.7 и 2.8).

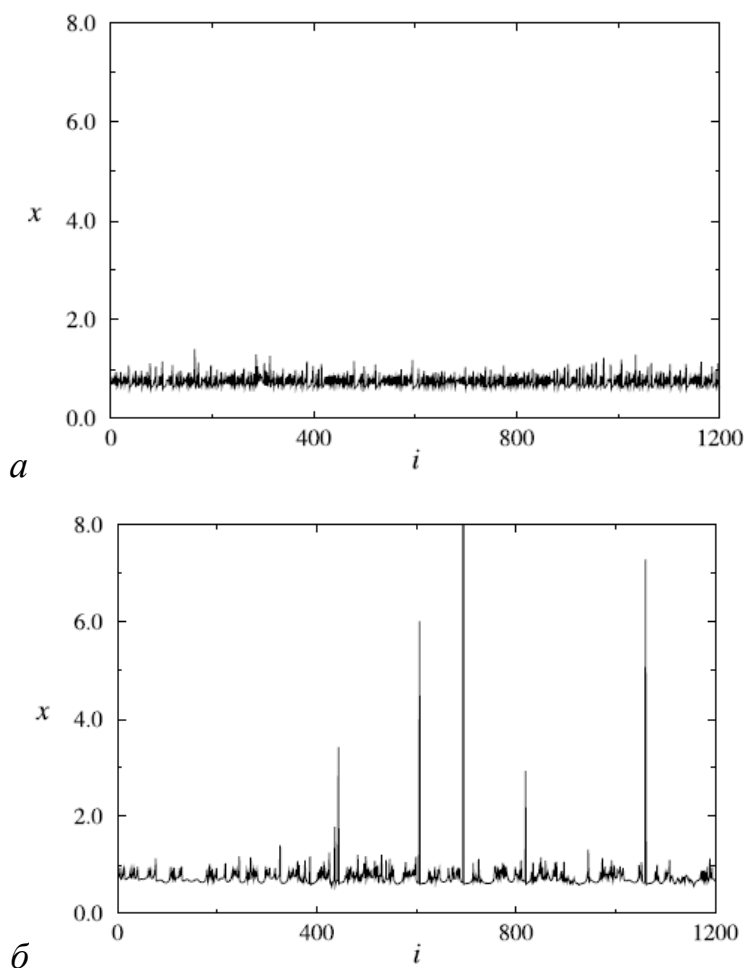


Рисунок 2.8 – Последовательности времен возврата для аттракторов модели (1.17), соответствующих режимам синхронных (а) и несинхронных (б) хаотических колебаний.

В модели связанных систем Рёсслера последовательности времен возврата не демонстрируют изменений диапазона и различаются только «внутренней структурой», что визуально заметно на рисунке 2.7. Разрушение режима синхронизации в модели связанных систем Лоренца (при выбранной секущей Пуанкаре) сопровождалось появлением одиночных или многократных пропусков пересечений секущей плоскости для некоторых осцилляций и, как следствие, возникновению в последовательности отдельных «выбросов». Такие выбросы влияют на «хвосты» функции плотности вероятности вейвлет-коэффициентов, которые характеризуются эксцессом, при этом изменения в корреляционных свойствах, описываемые показателями скейлинга метода DFA, менее выражены.

Похожие результаты были получены и для других моделей, не представленных в диссертации. Например, комбинированный подход, применяющий флуктуационный анализ, превзошел традиционный вариант многомасштабного вейвлет-анализа при изучении динамики модели взаимодействующих нефронов [109], где основные выводы аналогичны случаю связанных систем Рёсслера. Таким образом, более тщательный анализ коэффициентов детализации на разных уровнях разрешения может улучшить диагностику сложных режимов динамики, хотя эффективность различных мер зависит как от исследуемого режима, так и от особенностей регистрируемых наборов данных.

2.2 Расширенный метод взаимного корреляционного анализа нестационарных процессов

2.2.1 Методы DFA и EDFA

Чтобы проиллюстрировать основные теоретические положения и применение предложенного в рамках диссертации расширенного метода взаимного корреляционного анализа нестационарных процессов, вернемся к первоначальному методу DFA, применяемому к исходному сигналу, а не к

последовательностям вейвлет-коэффициентов. Метод DFA был предложен в публикациях [19, 20] как инструмент анализа длительных степенных корреляций в экспериментальных данных различной природы, пригодный в условиях нестационарности, когда применимость классической корреляционной функции вызывает вопросы. Помимо нестационарности, DFA в целом рассматривался как вариант более точного описания закономерностей спада корреляций в области, где корреляционная функция приближается к нулю, и ошибки вычисления (особенно в случае зашумленных сигналов) влияют на результаты. Метод предусматривает переход к профилю y_k временного ряда x_i , $i = 1, \dots, N$ в соответствии с формулой:

$$y_k = \sum_{i=1}^k [x_i - \langle x \rangle], \quad (2.4)$$

где $\langle x \rangle$ – среднее значение. Удаление среднего на этом этапе не является обязательным и может быть проведено позднее при аппроксимации и устранении тренда. Затем профиль y_k делится на сегменты равной длины n , и в каждом из сегментов методом наименьших квадратов вычисляется линейный локальный тренд z_k . Флуктуации профиля относительно тренда часто демонстрируют степенную зависимость с показателем скейлинга α :

$$F_{DFA}(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [y_k - z_k]^2} \sim n^\alpha. \quad (2.5)$$

Могут присутствовать некоторые различия алгоритмической процедуры, например, учет перекрывающихся сегментов, нелинейная аппроксимация локального тренда и т.д., но они не имеют принципиального значения с точки зрения эффективности метода. Взаимосвязь между α и другими характеристиками, описывающими особенности сигнала, обсуждается во многих исследованиях, например, [20, 23, 24]. С помощью α количественно оцениваются различия в структуре сигналов, в частности,

наличие антикорреляций ($\alpha < 0.5$), положительных степенных корреляций ($0.5 < \alpha < 1$), некоррелированное поведение ($\alpha = 0.5$) и т.д.

Рассмотрим теперь случай, когда характеристики нестационарности существенно различаются в разных частях сигнала, и роль некоторых сегментов значительно превосходит влияние других участков данных. Это наблюдается, например, в случае перемежаемости или переходных процессов.

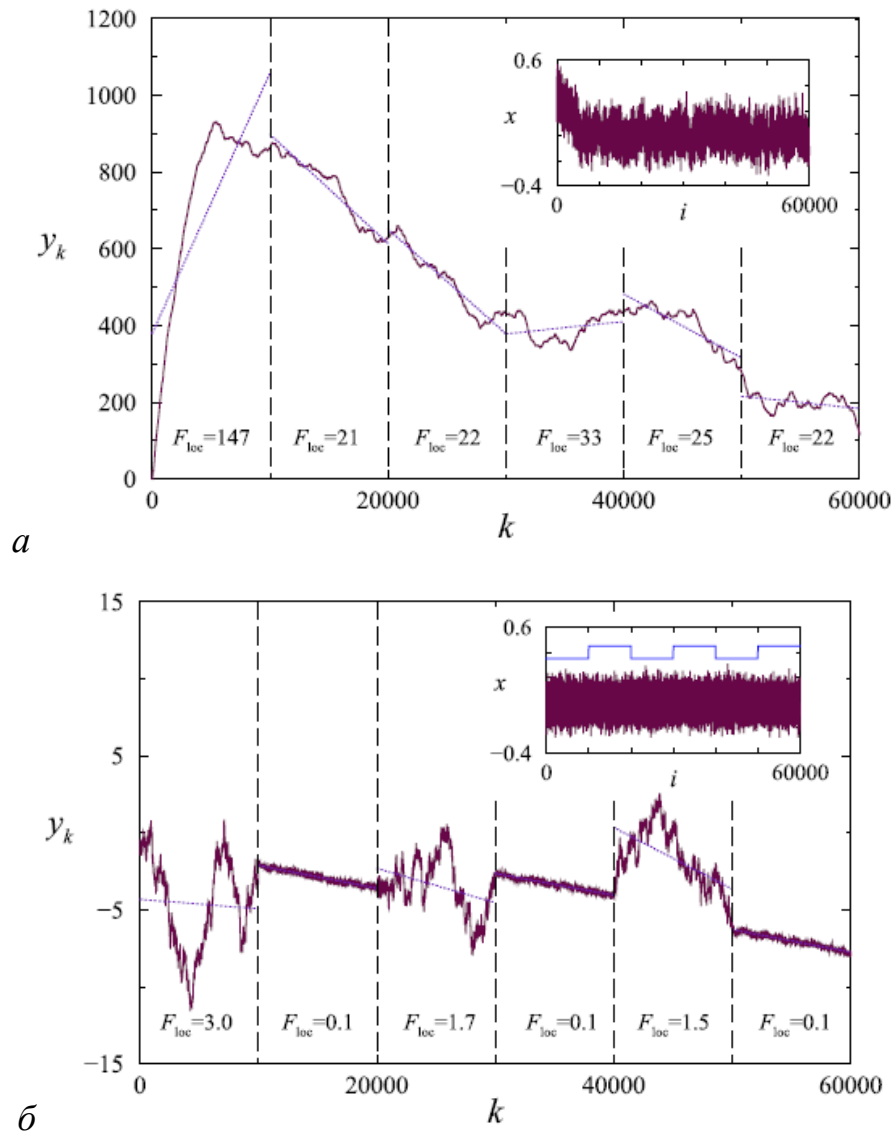


Рисунок 2.9 – Два примера профилей нестационарных сигналов x_i : плавающее среднее значение (тренд) (а) и переключения между белым шумом и шумом с антикорреляциями ($\alpha = 0.1$) (б). Локальные стандартные отклонения показаны в каждом сегменте для $n = 10\,000$.

На рисунке 2.9 показаны два примера существенных различий между сегментами профиля, где локальные стандартные отклонения $F_{loc}(n)$, оцененные внутри сегментов длины n , имеют широкий разброс значений. Согласно рисунку 2.9а, первый тип нестационарности (тренд) характеризуется наибольшим значением F_{loc} для первого сегмента, и соответствующее значение F_{loc} превышает сумму локальных стандартных отклонений для остальных частей. Для второго типа нестационарности (переключения между различными случайными процессами) F_{loc} для первого сегмента в 30 раз больше, чем для второго.

Доминирующая роль нескольких сегментов приводит к существенным различиям в оцениваемых величинах, если некоторые участки данных учитываются или исключаются. Для переходных процессов данная задача может быть решена удалением тренда (фильтрацией низкочастотных составляющих). Для других типов нестационарности (перемежаемость, нестационарность энергетических характеристик) способы решения этой задачи сложнее. Если причиной нестационарности является сложная динамика исследуемой системы, не всегда очевидно, следует ли исключать из анализа те или иные сегменты данных. Для учёта различий в локальных флуктуациях в работе [36] предложено рассматривать дополнительную меру, представляющую собой разность максимального и минимального локального стандартного отклонения профиля сигнала от тренда:

$$dF_{EDFA}(n) = \max[F_{loc}(n)] - \min[F_{loc}(n)], \quad (2.6)$$

где dF_{EDFA} – это обозначение соответствующей разности, или ширину распределения локальных среднеквадратичных отклонений F_{loc} [36]. Этот подход был назван расширенным DFA (EDFA), и он предусматривает анализ степенного поведения меры (2.6):

$$dF_{EDFA}(n) \approx \sigma(F_{loc}(n)) \sim n^{\beta}. \quad (2.7)$$

Пример, показывающий, что показатели α и β являются разными величинами, представлен на рисунке 2.10. Оба этих показателя могут быть полезными диагностическими мерами, а их одновременная оценка позволяет улучшить анализ структуры физиологических сигналов [36, 37]. Отметим, что в отличие от показателя скейлинга α , который всегда принимает неотрицательные значения, показатель β может быть отрицательным. Соответствующее объяснение причин такого поведения приводится в работе [65].

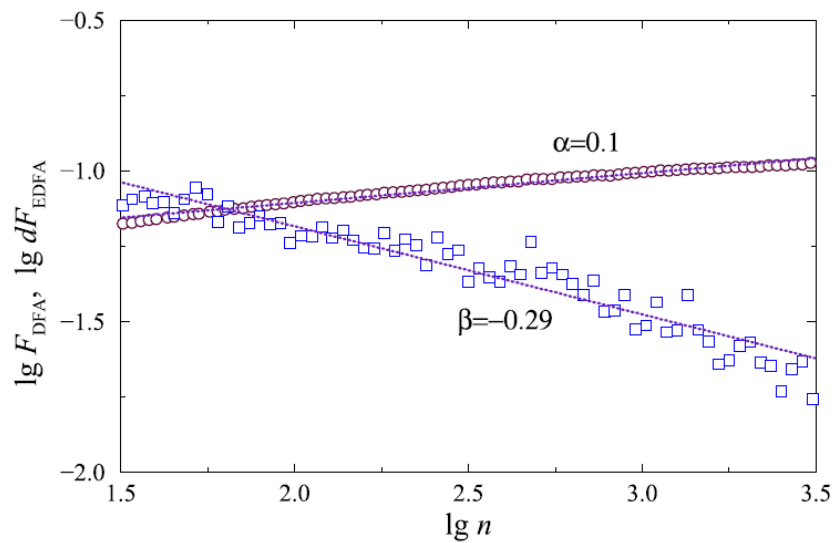


Рисунок 2.10 – Пример вычисления показателей α и β для случайного процесса с антикорреляциями (производная $1/f$ -шума).

2.2.2 Методы DCCA и EDCCA

В [66, 67] предложен метод описания длительных взаимных корреляций в нестационарной динамике систем – детрендрованный взаимный корреляционный анализ (*detrended cross-correlation analysis*, DCCA). Его основная идея заключается в следующем обобщении метода DFA. Рассмотрим два взаимосвязанных временных ряда $\{x_i\}$ и $\{\tilde{x}_i\}$, $i = 1, \dots, N$, которые демонстрируют изменяющееся во времени поведение и не удовлетворяют условию стационарности. Их профили (случайные блуждания) вычисляются по формулам:

$$y_k = \sum_{i=1}^k x_i, \quad \tilde{y}_k = \sum_{i=1}^k \tilde{x}_i. \quad (2.8)$$

Далее каждый профиль делится на $N - n$ перекрывающихся сегментов длительности $n - 1$, и в каждом сегменте $(i \leq k \leq i + n)$ методом наименьших квадратов определяется локальный тренд. Затем в каждом сегменте тренд удаляется, и оценивается взаимная корреляция:

$$f^2_{DCCA}(n, i) = \frac{1}{n-1} \sum_{k=i}^{i+n} (y_k - z_k)(\tilde{y}_k - \tilde{z}_k), \quad (2.9)$$

где z_k и $\tilde{z}_k$ представляют собой соответствующие линейные тренды, и проводится усреднение величин (2.9) по всем доступным участкам данных:

$$F^2_{DCCA}(n, i) = \frac{1}{N-n} \sum_{i=1}^{N-n} f^2_{DCCA}(n, i). \quad (2.10)$$

При анализе единственного временного ряда ($x_i = \tilde{x}_i$) алгоритм становится аналогичен стандартному DFA. При наличии длительных взаимных корреляций зависимость $F_{DCCA}(n)$ имеет степенной характер с показателем скейлинга λ :

$$F_{DCCA}(n) \sim n^\lambda. \quad (2.11)$$

В данной диссертационной работе предложено расширение метода DCCA по аналогии с подходом EDFA. Для двух взаимосвязанных временных рядов, в которых свойства нестационарности существенно различаются на разных участках, предлагается учесть изменение локальных флуктуаций профилей. Для этого предлагается оценивать разность максимального и минимального локального стандартного отклонения профиля каждого сигнала от тренда по аналогии с формулой (2.6):

$$\begin{aligned} dF(n) &= \max [F_{loc}(n)] - \min[F_{loc}(n)], \\ d\tilde{F}(n) &= \max [\tilde{F}_{loc}(n)] - \min[\tilde{F}_{loc}(n)], \end{aligned} \quad (2.12)$$

и ввести меру, описывающую эффекты нестационарности:

$$dF_{EDCCA}(n) = \sqrt{dF(n) * d\tilde{F}(n)}. \quad (2.13)$$

Эта мера часто имеет степенную зависимость, которая описывается показателем скейлинга, отличным от λ :

$$dF_{EDCCA}(n) \sim n^\mu. \quad (2.14)$$

Для стационарных процессов меры $dF(n)$ и $d\tilde{F}(n)$ стремятся к нулю, то есть $dF_{EDCCA}(n)$ принимает малые значения. В этом случае показатель скейлинга μ не является информативной характеристикой сигналов, но эта характеристика позволяет различать взаимосвязанные процессы с различной степенью нестационарности, что полезно во многих диагностических задачах. В качестве альтернативы можно рассматривать ширину плотности распределения вероятности $f_{DCCA}(n)$, проведя вычисления по формуле:

$$dF_{EDCCA}(n) = \sigma(f_{DCCA}(n)) \sim n^\mu. \quad (2.15)$$

Оба определения (2.14) и (2.15) схожи, однако последний подход может обеспечить более стабильные результаты при работе с неоднородными наборами данных, содержащими, например, артефакты записи. Далее рассмотрим примеры использования меры μ для характеристики как тестовых, так и экспериментальных данных.

2.2.3 Примеры применения

Вначале рассмотрим применение метода EDCCA к тестовым сигналам. Выберем в качестве примера последовательности времен возврата в секции Пуанкаре $x_1^2 + y_1^2 = 30$ и $x_2^2 + y_2^2 = 30$ в модели двух связанных систем Лоренца (1.17). Эффекты нестационарности моделировались путем добавления к полученным последовательностям тренда, представляющего собой сегмент (1/4 периода) косинусоиды. Дополнительно (для усложнения задачи) в первое уравнение второй подсистемы модели добавлялся белый шум.

Взаимный корреляционный анализ полученных последовательностей времен возврата в секущие Пуанкаре (после добавления нестационарности) позволяет различать режимы синхронной и несинхронной хаотической динамики. Наличие дополнительной нестационарности усложняет анализ, поскольку поведение степенных зависимостей (2.11) и (2.14) существенно отличается от ожидаемых результатов.

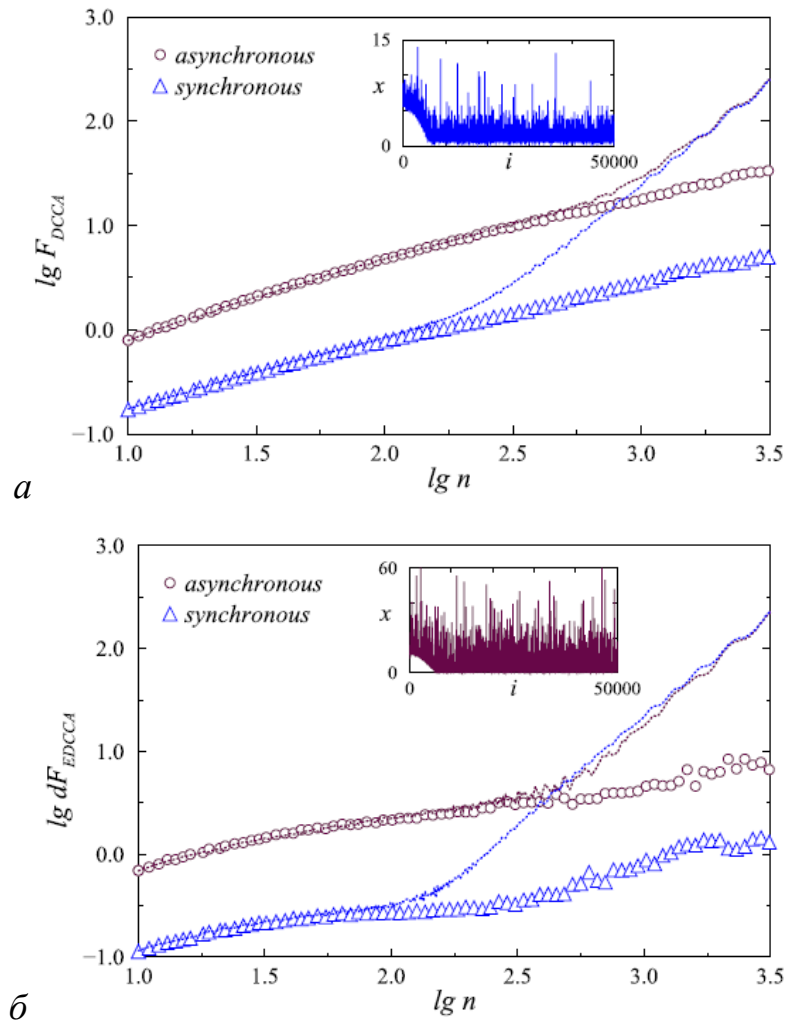


Рисунок 2.11 – Зависимости (2.11) и (2.14) в двойном логарифмическом масштабе для синхронной и асинхронной хаотической динамики модели (1.17). Символами обозначены соответствующие зависимости для случая стационарных процессов, а пунктирные линии показывают изменение зависимостей при добавлении тренда. На вставках представлены сигналы с трендом для синхронных (а) и асинхронных (б) колебаний.

Это проиллюстрировано на рисунке 2.11, где символами (круги, треугольники) отмечены результаты для стационарных хаотических колебаний, а пунктирные линии показывают изменения в зависимостях, обусловленные вариациями среднего значения (трендом) в начале обеих последовательностей.

Согласно рисунку 2.11, эффекты нестационарности преобладают в области длительных корреляций ($\lg n > 2.8$ для асинхронного хаоса и $\lg n > 2.3$ для синхронных хаотических колебаний), где наклоны зависимостей становятся одинаковыми. Более того, в этом диапазоне масштабов получаются значительно более высокие показатели скейлинга, которые не отражают динамические изменения в последовательностях времен возврата, вызванные синхронизацией. Изменения наклона определяют верхнюю границу доступного диапазона масштабов, который может быть использован для изучения изменений динамики модели, не связанных с эффектами нестационарности. Если этот диапазон достаточен для оценки показателей скейлинга, то есть различия в динамике обусловлены корреляциями малой или средней длительности, то наборы данных можно анализировать без проведения предварительной фильтрации, предполагая, что наклоны оцениваются в ограниченной области $\lg n$. В противном случае, если требуется рассматривать более широкий диапазон масштабов, то предварительная процедура удаления тренда становится обязательной. Отметим, что такое разделение диапазонов лучше осуществлять на основе показателя μ , поскольку зависимости (2.14) и (2.15) часто более чувствительны к нестационарности, чем (2.11), и изменения наклонов $\lg F_{DCCA}$ от $\lg n$ могут быть относительно слабее. Применительно к рассматриваемому случаю синхронизации в системе (1.17) область $\lg n < 2.2$ позволяет анализировать изменения взаимных корреляций, происходящие с ростом силы связи (рисунок 2.12). При $\gamma > 6$ обе взаимодействующие подсистемы

демонстрируют синхронные хаотические колебания, и дальнейшее увеличение γ не приводит к существенному изменению показателей скейлинга. Более того, даже при стационарной динамике системы (1.17) рассмотрение области длительных корреляций, например, $\lg n > 3.0$, становится менее информативным для изучения эффектов подстройки взаимодействующих подсистем. Рассматриваемые типы колебаний достаточно устойчивы к шуму, добавляемому в модель (1.17). Так, при интенсивности шума $I \sim 10^{-4}$ результаты очень близки к результатам для детерминированной модели (1.17).

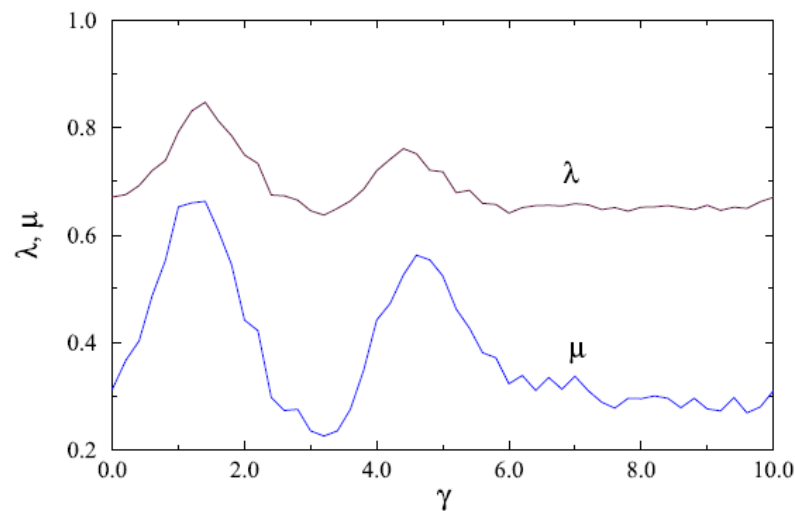


Рисунок 2.12 – Изменения показателей скейлинга λ и μ с ростом силы связи в модели (1.17).

В качестве примера экспериментальных данных была рассмотрена скорость церебрального кровотока, измеренная у крыс с помощью метода лазерной спекл-контрастной визуализации [68–70]. Эксперименты проводились на 8 крысах в СГУ. Перед экспериментом крысы адаптировались к условиям окружающей среды в течение 30 минут, после чего проводилась фоновая регистрация (контрольное состояние). Далее проводилось искусственное повышение периферического артериального давления, вызванное инъекцией мезатона в дозе 0,5 мкг/кг, и регистрация выполнялась

через 10 мин после инъекции. Согласно физиологическим представлениям, изменения периферического давления не отражаются в церебральном кровотоке в силу имеющихся защитных механизмов, хотя некоторые реакции в капиллярной сети могут наблюдаться. Для изучения этих реакций рассматривались спекл-картины при использовании гелий-неонового лазера (Thorlabs HNL210L, 632.8 нм) и КМОП-камеры Basler acA2500-14gm с частотой дискретизации 40 кадров/с. Контраст оценивался как $K = S/\langle I \rangle$, где S и $\langle I \rangle$ – стандартное отклонение и средняя интенсивность, усредненные по окну размером 5×5 пикселей. Скорость церебрального кровотока оценивалась как величина, обратно пропорциональная K [71] (рисунок 2.13). Спекл-изображение позволяет выбрать точку фокусировки внутри крупного сосуда для исследования временной динамики. Чтобы изучать микроциркуляцию в мелких окружающих сосудах и измерять скорость церебрального кровотока в капиллярах, проводилась интегральная оценка фрагмента спекл-изображения вблизи крупного сосуда [72, 73].

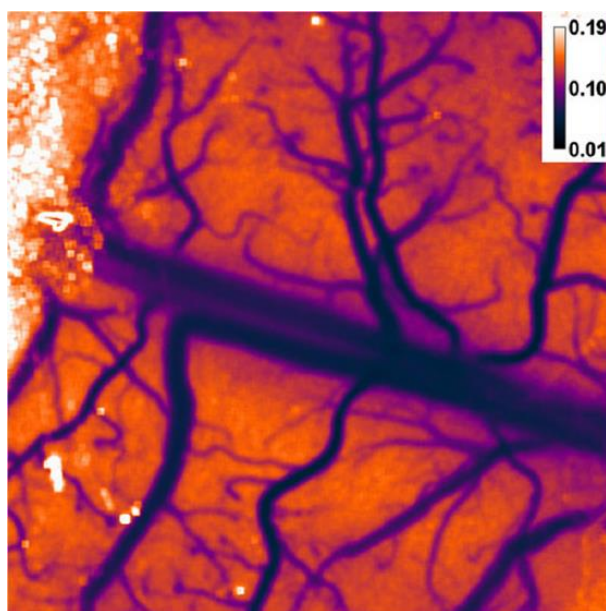


Рисунок 2.13 – Пример спекл-изображения сосудов головного мозга разного размера.

Анализ данных скорости церебрального кровотока подтверждает выводы, сделанные для тестовых сигналов. На рисунке 2.14 представлены результаты взаимного корреляционного анализа записей скорости кровотока в двух смежных сосудах, ответвляющихся от крупной вены (сагиттального синуса), после резкого повышения периферического артериального давления. На вставке рисунка 2.14 показан пример временного ряда, содержащего несколько вариантов нестационарного поведения.

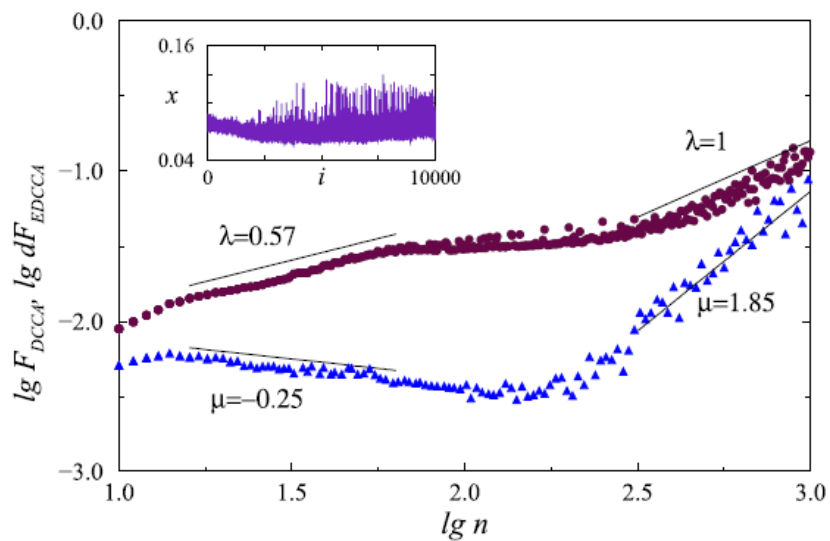


Рисунок 2.14 – Расширенный взаимный корреляционный анализ сигналов скорости церебрального кровотока в соседних сосудах, ответвляющихся от крупной вены, после резкого повышения периферического давления. На вставке показан соответствующий сигнал для одного сосуда.

Помимо низкочастотного изменения среднего значения, происходят изменения амплитуды (энергии) и появление кратковременных импульсов («выбросов»), которые не наблюдаются в начальной части этого временного ряда. Такая нестационарность влияет на степенные зависимости, представленные на рисунке 2.14. Снова отчетливо видны изменения наклонов при $\lg n = 2.3$, которые сильнее выражены для зависимости $\lg dF_{EDCCA}$ от $\lg n$. Показатель λ меняется от 0.57 до 1.0, а показатель μ увеличивается от -0.25 до

1.85. В связи с этим можно было бы ожидать, что изменения динамики в церебральных кровеносных сосудах, не связанные с нестационарностью, могут быть соотнесены с областью $\lg n < 2.3$. Следует отметить, что изменения динамики физиологических систем также могут проявляться в области длительных корреляций, а свойства нестационарности могут отличаться для разных физиологических состояний. Рисунок 2.14 демонстрирует, что для количественного описания динамики системы некорректно использовать один показатель, вычисленный по всему диапазону масштабов. Основываясь на расширении метода DCCA, видно, что необходимо рассматривать по крайней мере два диапазона отдельно, а именно $\lg n < 2.3$ и $\lg n > 2.3$. Предварительная фильтрация может уменьшить эффекты нестационарности, но она не всегда обеспечивает переход к стационарным процессам, особенно если нестационарность не связана только с низкочастотным трендом. Поэтому рассмотрение поведения $\lg dF_{EDCCA}$ от $\lg n$ важно для выбора подходящего диапазона масштабов для сравнения различий в физиологических состояниях.

После этого предварительного исследования рассмотрим более подробно взаимный корреляционный анализ динамики макро- и микроцеребрального кровотока в соседних сосудах разного размера. Интерес к этой проблеме вызван недавними исследованиями [74, 75], которые показали, что реакция на резкие изменения периферического артериального давления может различаться для крупных кровеносных сосудов и капилляров. В силу наличия защитных механизмов, крупные сосуды обычно не демонстрируют достоверных изменений в своей динамике, но реакция капиллярной сети может быть сильнее. Это позволяет ожидать изменения взаимных корреляций между записями относительной скорости церебрального кровотока. Рисунок 2.15 подтверждает это предположение для группы животных. Здесь была рассмотрена область $\lg n < 2.3$ и проведено сравнение взаимных корреляций с использованием показателя λ , а также двух

вариантов расчета показателя μ . Согласно рисунку 2.15, эти показатели уменьшаются в рассмотренном диапазоне масштабов после инъекции мезатона и связанного с этим «скачка» периферического артериального давления. В частности, λ меняется от 0.92 ± 0.05 до 0.80 ± 0.05 ($p < 0.05$ по критерию Манна-Уитни), а μ уменьшается от 0.45 ± 0.09 до 0.17 ± 0.07 при использовании определения (2.14) и от 0.53 ± 0.08 до 0.23 ± 0.08 ($p < 0.01$ по критерию Манна-Уитни) при использовании определения (2.15).

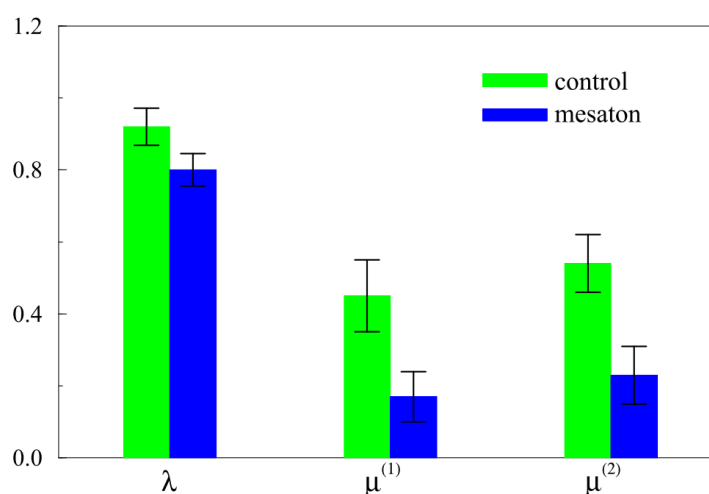


Рисунок 2.15 – Расширенный взаимный корреляционный анализ сигналов скорости церебрального кровотока в соседних сосудах, ответвляющихся от крупной вены, после резкого повышения периферического давления. На вставке показан соответствующий сигнал для одного сосуда.

Независимо от определения, показатель μ демонстрирует более сильные изменения по сравнению с λ , подтверждая, что предложенное расширение метода DCCA может быть полезным инструментом для диагностики изменений в физиологических регуляторных механизмах, вызванных изменением условий функционирования. Наблюдаемые различия превышают таковые в области длительных корреляций, где нестационарность влияет на проводимые оценки, а предварительная фильтрация не позволяет улучшить разделение групп по сравнению с результатами, представленными на рисунке

2.15. Можно сделать вывод о том, что EDCCA обеспечивает более тщательный анализ данных, учитывающий особенности их структуры, по сравнению с исходным методом DCCA.

2.3 Применение методов флуктуационного анализа в исследованиях сигналов ЭКоГ

В этом разделе будут представлены результаты исследования сигналов ЭКоГ с применением расширенного варианта флуктуационного анализа (метода EDFA). Решаемая задача состояла в количественном описании изменений электрической активности мозга у крыс, вызванных анестезией. Для этого методы DFA и EDFA применялись к электрокортикограммам двух групп лабораторных животных, каждая из которых получала разный вид анестезии в рекомендуемых дозах, а именно, инъекционную анестезию или ингаляционную анестезию. Цель исследования состояла в ответе на следующие вопросы: 1) выявить различия в записях ЭКоГ, вызванные видом анестезии (или отсутствие таких различий), и 2) установить потенциал расширения DFA для количественной оценки переходов между состояниями бодрствование – анестезия при оптимальных дозах анестетиков. Практическое значение последнего вопроса заключается в возможности улучшения контроля глубины анестезии.

Экспериментальные записи были выполнены в СГУ на кафедре физиологии человека и животных на самцах крыс породы Вистар (возраст 2 месяца). Животным имплантировали во фронтальную кору серебряные электроды с диаметром кончика 2–3 мкм. Регистрация ЭКоГ проводилась после 10 суток восстановления. Две группы крыс, по 7 животных в каждой, получали 2 вида анестезии. Эксперименты включали 30–40 мин регистрации ЭКоГ в состоянии бодрствования, а затем следующие 30–40 мин во время анестезии в оптимальной дозе (рекомендуемой для хирургических операций). Двухканальные ЭКоГ записывались с частотой дискретизации 2 кГц. Перед

проведением анализа данных осуществлялась их предварительная обработка, которая включала фильтрацию полосовым фильтром Баттерворта с частотами среза 0.5 Гц и 100 Гц и режекторным фильтром 50 Гц. Удаление артефактов проводилось методом [59].

Проведенный анализ показал, что как DFA, так и его расширение (EDFA) выявляют различия в зависимостях $\lg F$ от $\lg n$ и $\lg \sigma(F_{loc})$ от $\lg n$, соответственно.

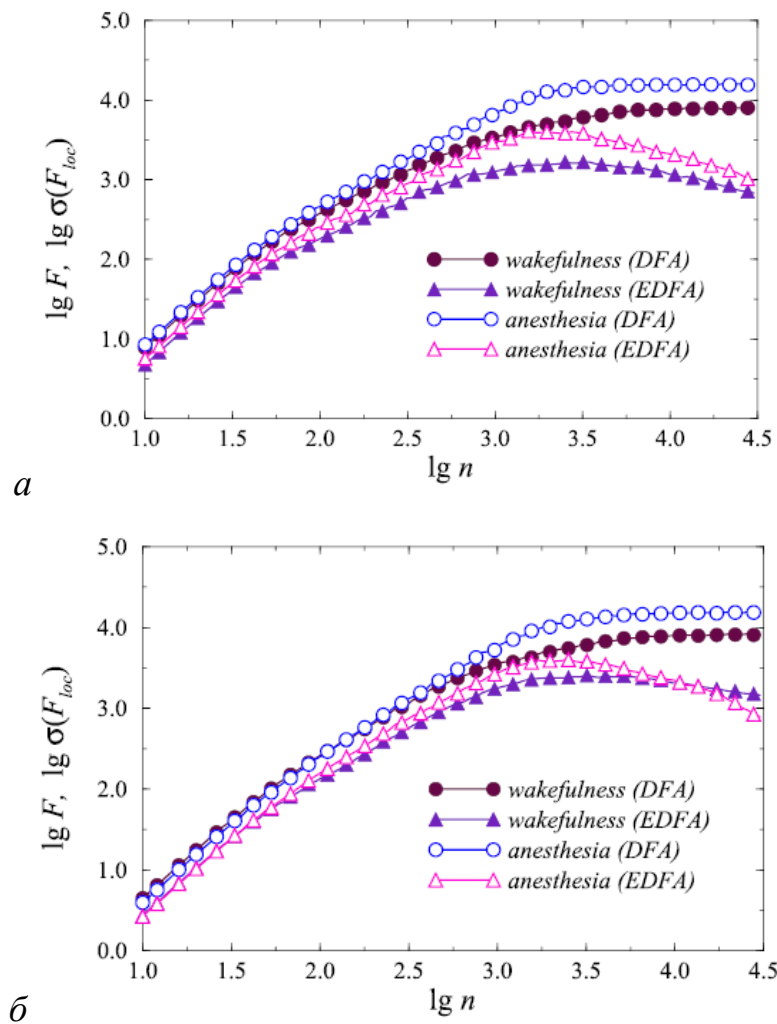


Рисунок 2.16 – Типичные зависимости, вычисленные в рамках DFA и EDFA для состояний бодрствования и анестезии при инъекционной (а) и ингаляционной (б) анестезии.

Типичные примеры представлены на рисунке 2.16 для двух типов анестетиков и двух состояний организма (бодрствование и анестезия).

Согласно этому рисунку, наклоны данных зависимостей различаются в разных диапазонах масштабов, и визуально более выраженные различия проявляются в области длительных корреляций. Последнее не обязательно означает, что область ближних корреляций непригодна для диагностики, поскольку внутригрупповая вариабельность показателей скейлинга может быть сильнее при больших $\lg n$. Рисунок 2.16 также показывает, что локальные значения α и β довольно близки при $\lg n < 2.5$ и становятся существенно различными при $\lg n > 3.0$.

Для лучшей визуализации различий, локальные изменения зависимостей $\lg F$ от $\lg n$ и $\lg \sigma(F_{loc})$ от $\lg n$ оценивались в скользящих окнах $\lg n$ размером 0.7 в каждый момент времени. Затем вычислялись разности $\Delta\alpha(t, \lg n) = \alpha(t, \lg n) - \alpha(0, \lg n)$ и $\Delta\beta(t, \lg n) = \beta(t, \lg n) - \beta(0, \lg n)$. На рисунке 2.17 показаны примеры расчетов $\Delta\alpha(t, \lg n)$, которые обеспечивают более четкое визуальное распознавание различий при переходе между исследуемыми состояниями. Так, рисунок 2.17а (случай инъекционной анестезии) иллюстрирует хорошо распознаваемые различия в области около $\lg n = 2.9$, возникающие в момент времени $t = 30$ мин при введении анестезии. Аналогичные результаты представлены на рисунке 2.17б для ингаляционной анестезии, проведенной в момент времени $t = 35$ мин. Наибольшие различия на рисунке 2.17б получены при $\lg n = 3.0$.

Несмотря на то, что различия определяются визуально, следует отметить, что они зависят от масштаба, и выбор оптимального диапазона может существенно улучшить диагностику текущих изменений сигналов ЭКоГ [76]. С этой точки зрения, оценка локальных показателей скейлинга предпочтительнее, чем рассмотрение глобальных величин во всем диапазоне масштабов, поскольку усреднение может сделать индивидуальные различия менее выраженными. С целью численного сравнения таких различий было проведено вычисление значения t -критерия Стьюдента для 10 сегментов

ЭКоГ длительностью 1 мин для бодрствования и 10 аналогичных сегментов для анестезии.

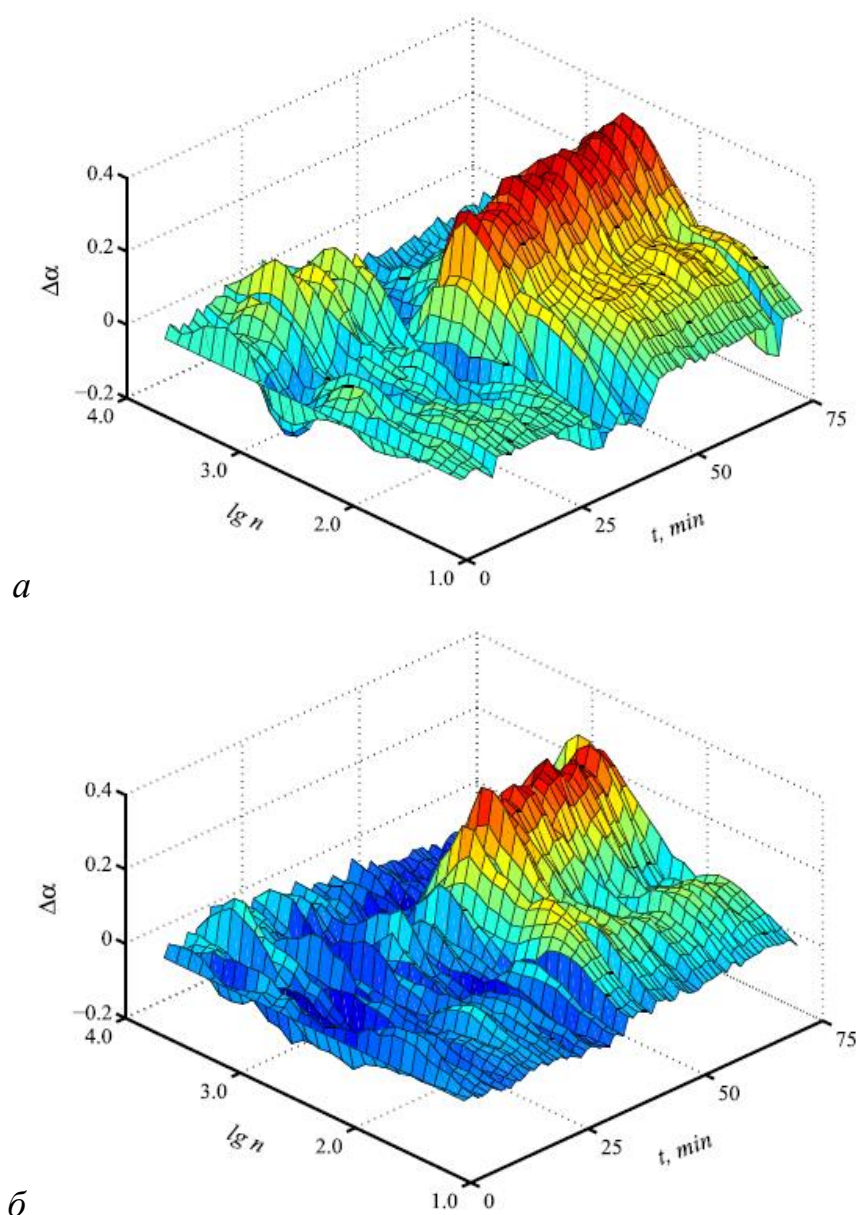


Рисунок 2.17 – Изменения локальных показателей скейлинга метода DFA в зависимости от масштаба и времени для случаев инъекционной (а) и ингаляционной (б) анестезии (типичные примеры).

Такое сравнение было проведено для локальных показателей скейлинга, оцененных в окнах $\lg n$ размером 0.7. На рисунке 2.18 показаны зависимости значения t -критерия Стьюдента от $\lg n$ для обоих показателей скейлинга α и β и двух типов анестезии. Этот рисунок подтверждает вывод о важности

выбора подходящего диапазона масштабов, где различия между состояниями становятся более выраженными, т.е. t принимает большие значения. Так, согласно рисунку 2.18, значимые различия ($p < 0.05$, что соответствует $t > t_c$, где $t_c = 2.23$) возникают не для всех значений $\lg n$.

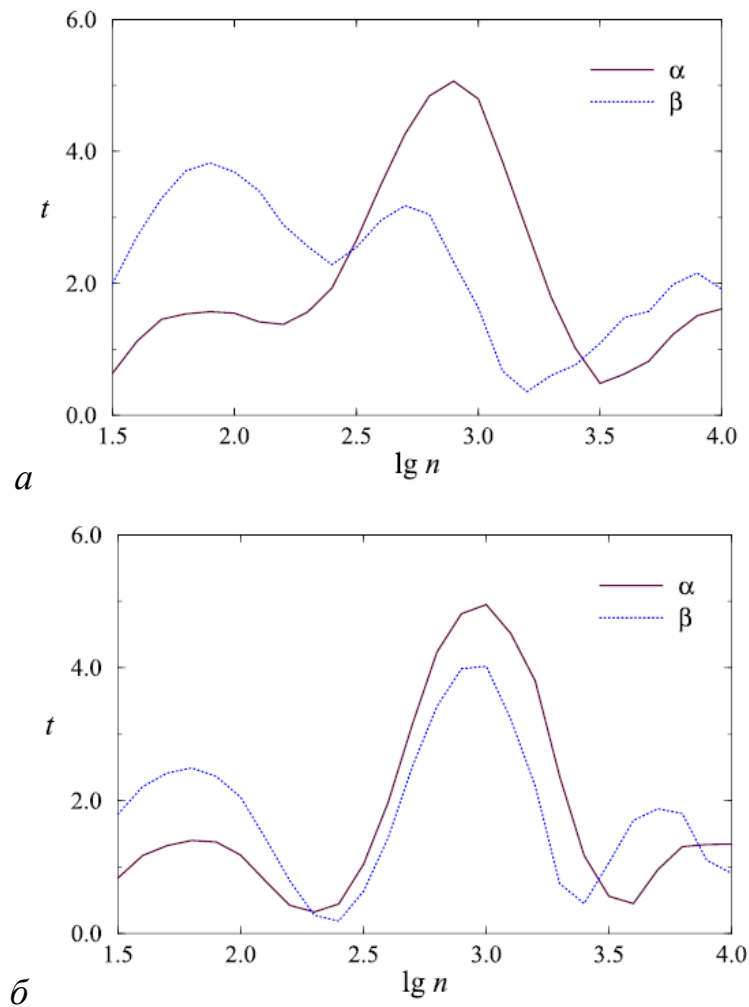


Рисунок 2.18 – Зависимости значений t -критерия Стьюдента от временного масштаба для сигналов ЭКоГ при инъекционной (а) и ингаляционной (б) анестезии. Результаты представлены для экспериментальных данных, использованных на рисунке 2.17. Расчеты проводились с использованием локальных значений показателей скейлинга, вычисленных в скользящем окне $\lg n$ длительностью 0.7.

Для примера на рисунке 2.18*а* (инъекционная анестезия) оптимальный диапазон $\lg n$ находится между 2.6 и 3.2, в то время как лучшая идентификация различий с использованием показателя β метода EDFA достигается при меньших значениях $\lg n$ (1.8 – 1.9). Следовательно, необходимо учитывать области корреляций как относительно малой, так и большой длительности. Пример на рисунке 2.18*б* (ингаляционная анестезия) демонстрирует практически идентичное поведение для обоих показателей скейлинга с оптимальным диапазоном масштабов в окрестности $\lg n = 3.0$.

Далее был проведен более тщательный анализ различных диапазонов масштабов для всех групп животных и всех записей ЭКоГ, и вычислены локальные показатели скейлинга α_1 и β_1 (также с использованием скользящего окна $\lg n$ размером 0.7), которые характеризуют наиболее выраженные различия для каждой крысы в области корреляций сравнительно малой длительности (использовался диапазон $1.0 < \lg n < 2.5$, хотя он зависит от субъекта, и изменения локальных наклонов могут различаться), и локальные показатели скейлинга α_2 и β_2 , количественно описывающие свойства скейлинга в области длительных корреляций (был выбран диапазон $2.5 < \lg n < 4.5$). Рисунок 2.19 иллюстрирует эти характеристики для первого канала регистрации в каждом эксперименте для случая инъекционной анестезии. Видно, что состояния бодрствования и анестезии могут быть разделены как по показателям α , так и β . Для корреляций малой длительности (рисунок 2.19*а*) визуально состояния можно различить по значениям α_1 и β_1 не менее чем у 6 из 7 крыс, если применять формальную кластеризацию. В области длительных корреляций наилучшее разделение наблюдается по величине α_2 (также не менее чем у 6 из 7 крыс). В связи с этим можно заключить, что анализ различий сигналов ЭКоГ в рассматриваемых состояниях не следует ограничивать областью дальних корреляций, а предпочтительнее рассматривать более широкий диапазон $\lg n$.

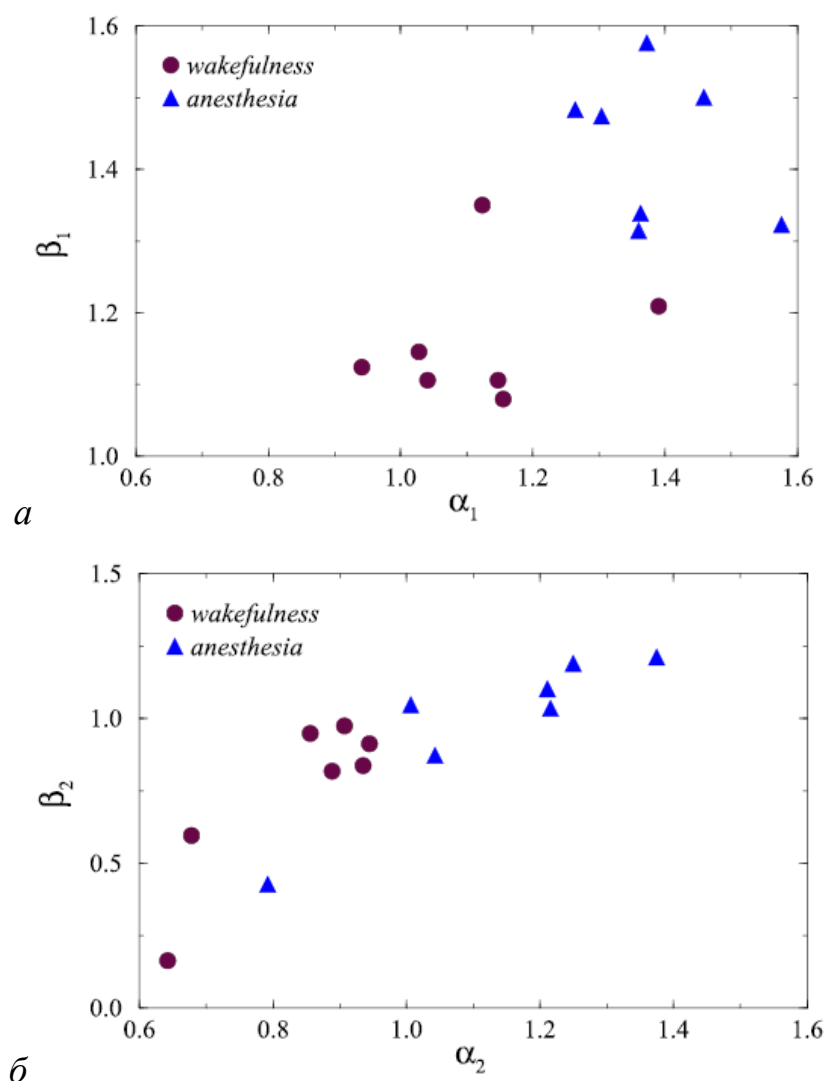


Рисунок 2.19 – Различия между локальными показателями скейлинга, количественно характеризующими области корреляций относительно малой длительности (а) и длительных корреляций (б) для 1-го канала регистрации в экспериментах с инъекционной анестезией

Более подробное представление результатов для всех записей и двух типов анестезии представлено в таблице 2.1. Обсудим эту таблицу с точки зрения выбора наиболее подходящей количественной меры и диапазона масштабов. Для первого типа анестезии значимые различия ($p < 0.05$) между состояниями бодрствования и сна выявлены в 12 из 14 записей ЭКоГ ($t > 2.23$) в области корреляций малой длительности (α_1) и во всех записях в области длительных корреляций (α_2).

Таблица 2.1 – Оптимальный выбор меры для всех экспериментальных данных. Максимальное значение t и предпочтительная мера определены для каждого канала и обоих типов анестезии.

Номер эксперимента	Номер канала	Максимальное значение t				Оптимальный выбор меры
		α_1	α_2	β_1	β_2	
Инъекционная анестезия						
1	1	3.27	3.41	2.76	3.17	α_2
	2	3.94	3.85	3.03	2.70	α_1
2	1	6.97	7.14	6.27	4.95	α_2
	2	4.27	3.69	4.46	2.68	β_1
3	1	4.51	6.47	3.79	3.41	α_2
	2	3.61	2.69	4.15	1.21	β_1
4	1	4.65	4.76	3.98	2.62	α_2
	2	6.49	6.32	4.38	3.76	α_1
5	1	1.07	2.24	1.23	1.12	α_2
	2	0.68	2.31	0.93	1.61	α_2
6	1	4.58	4.67	4.54	2.71	α_2
	2	6.86	5.86	5.42	2.73	α_1
7	1	4.10	5.29	3.76	2.82	α_2
	2	4.39	4.72	4.05	2.77	α_2
Ингаляционная анестезия						
1	1	4.16	2.26	3.53	2.40	α_1
	2	3.78	1.14	4.07	0.61	β_1
2	1	2.85	3.22	1.82	2.01	α_2
	2	5.56	4.90	6.01	4.68	β_1
3	1	2.02	3.52	2.04	2.62	α_2
	2	2.38	2.54	1.67	2.75	β_2
4	1	2.68	2.33	1.88	4.81	β_2
	2	0.96	1.46	1.27	2.63	β_2
5	1	2.57	6.94	2.21	6.04	α_2
	2	2.78	5.58	2.48	4.41	α_2

6	1	5.08	5.24	2.92	3.03	α_2
	2	3.49	4.04	1.91	2.62	α_2
7	1	2.33	5.40	1.56	4.48	α_2
	2	2.72	6.27	1.66	4.49	α_2

Таким образом, традиционный метод DFA обеспечивает надежную диагностику изменений ЭКоГ, вызванных изменением физиологического состояния. Рассмотрение расширенного алгоритма с дополнительной оценкой показателя β приводит к следующим результатам: переход между состояниями бодрствования и анестезии выявлен в 12 из 14 записей ЭКоГ в области корреляций малой длительности (β_1) и в 11 из 14 записей ЭКоГ в области длительных корреляций (β_2).

Для второго типа анестезии результаты достаточно похожи. Изменения физиологического состояния были обнаружены при анализе сигналов ЭКоГ в 12 из 14 записей с помощью α_1 и в 12 из 14 записей с использованием α_2 . При применении метода EDFA соответствующая диагностика проводится в 6 из 14 записей с применением β_1 и в 12 из 14 записей с использованием β_2 . Хотя результаты, полученные с β_1 , в последнем случае значительно менее информативны, следует отметить, что надежная диагностика достигается во всех записях ЭКоГ по крайней мере для одного показателя скейлинга (α или β). Основываясь на максимальном значении t , можно сделать вывод, что использование α было предпочтительным в 12 из 14 записей для инъекционной анестезии и в 9 из 14 записей для ингаляционной анестезии. Преимущества EDFA наблюдались в 2 и 5 записях соответственно. Тем не менее, был пример (случай ингаляционной анестезии, крыса 4, 2-й канал), где различия были выявлены с помощью показателя β_2 , а не показателей $\alpha_{1,2}$. Таким образом, можно заключить, что EDFA представляет собой расширение традиционного флуктуационного анализа, которое не обязательно обеспечивает лучшие возможности распознавания (увеличение значения t –

критерия Стьюдента наблюдалось для 7 записей из 28), но дает дополнительную информацию о сложной организации экспериментальных наборов данных. Используя эту информацию, анализ физиологических экспериментов может быть проведен полнее, чем при использовании одного диагностического маркера (в нашем случае только показателя α или только β).

Традиционный DFA-анализ не выявил значимых различий между результатами для двух типов анестезии при сравнении расчетов, усредненных по всем животным и каналам. Как инъекционная, так и ингаляционная анестезия приводили к схожим изменениям электрической активности головного мозга в областях корреляций малой и большой длительности. Тем не менее, их количественная оценка с помощью показателей скейлинга имеет некоторые различия. Так, DFA показал более высокие значения t -критерия Стьюдента в области как корреляций малой, так и корреляций большой длительности для инъекционной анестезии ($t = 4.24$ и $t = 4.53$) по сравнению с ингаляционной анестезией ($t = 3.10$ и $t = 3.92$). Расширенный метод показал более высокие значения t -критерия в области корреляций малой длительности для инъекционной анестезии ($t = 3.77$) по сравнению с $t = 2.51$ для ингаляционной анестезии, тогда как в области длительных корреляций был выявлен иной эффект ($t = 2.73$ по сравнению с $t = 3.39$). Следовательно, существуют некоторые различия во временной динамике анализируемых процессов в зависимости от масштаба для этих двух типов анестезии.

Метод EDCCA также может применяться в исследованиях электрической активности головного мозга, однако его целесообразно использовать не для исходных сигналов, а для предварительно фильтрованных в полосах частот характерных ритмов временных рядов. Этот круг вопросов будет рассмотрен в 3-й главе диссертационной работы.

2.4 Заключение по главе 2

Во второй главе диссертации решено несколько актуальных задач. Рассмотрена модификация метода многомасштабного вейвлет-анализа сигналов, которая предусматривает реализацию флуктуационного анализа коэффициентов детализации на каждом уровне разрешения в отличие от вычисления их стандартных отклонений. Показано, что такой подход может обеспечивать преимущества в диагностике режимов сложных автоколебаний при рассмотрении зашумленных наборов данных. Представлен расширенный метод взаимного корреляционного анализа нестационарных процессов и примеры его применения к тестовым сигналам и к экспериментальным данным. Выявлены изменения взаимных корреляций между записями относительной скорости церебрального кровотока в соседних сосудах разного размера. Приведены результаты анализа электрокортикограмм при анестезии с применением расширенного варианта флуктуационного анализа. Показано, что EDFA не всегда обеспечивает лучшие возможности распознавания режима функционирования, но дает дополнительную информацию о сложной организации экспериментальных наборов данных, полезную в диагностических целях. Методы на основе флуктуационного анализа будут использованы в 3-й главе для исследования динамического сетевого взаимодействия ритмов электрической активности головного мозга.

Глава 3

Анализ динамического сетевого взаимодействия ритмов электрической активности головного мозга **[111-114, 122, 125]**

В данной главе проводится изучение кооперативной динамики ритмов мозга в рамках концепции динамического сетевого взаимодействия, анализируются возрастные изменения на основе относительной спектральной плотности мощности, изучаются эффекты подстройки взаимодействия ритмов мозга во время сна.

3.1 Исследование взаимодействия ритмов электрической активности с использованием флуктуационного анализа

Основываясь на концепции [47, 48], в данном разделе изучаются эффекты взаимодействия ритмов мозга в экспериментах на мышах в условиях однодневной депривации сна. Сон важен для поддержания здоровья организма [77, 78]. Несмотря на то, что кратковременные эффекты депривации сна изучены недостаточно по сравнению с длительной депривацией, они приводят к достоверно выявляемым изменениям электрической активности мозга [79]. Далее будет проведено сравнение нескольких подходов к оценке взаимодействия ритмов по сигналам электрокортикограмм, чтобы изучить, в какой степени кратковременная депривация сна может влиять на кооперативную динамику ритмов.

Эксперименты проводились на 10 мышах на кафедре физиологии человека и животных СГУ. Двухканальные электрокортикограммы записывались с помощью серебряных электродов. Депривация сна была реализована с использованием подхода [80, 81], состоящего в том, что в

комнату с мышами вносились новые предметы, и включались различные звуки. Депривация проводилась с 20:00 до 8:00. Сигналы ЭКоГ регистрировались за 1 день до и сразу после депривации сна в течение 2 часов с частотой дискретизации 2 кГц. Предварительная обработка данных включала удаление артефактов с помощью фильтров или исключение отдельных сегментов с артефактами, оставшимися после фильтрации. Ритмическая активность в диапазонах ритмов тета (4–8 Гц), альфа (8–13 Гц), бета (13–20 Гц) и нижней части гамма (20–30 Гц) извлекалась с помощью полосовых фильтров [82]. Соответствующие сигналы были использованы для дальнейшего изучения взаимодействия корковых ритмов.

В качестве простой характеристики линейной корреляции между временными рядами x_i и y_i , $i = 1, \dots, N$, полученными полосовой фильтрацией ЭКоГ в разных полосах частот, использовался линейный коэффициент корреляции (коэффициент корреляции Пирсона):

$$C = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}}. \quad (3.1)$$

где $\bar{x}$ и $\bar{y}$ – средние значения соответствующих сигналов. Величина C принимает значения от -1 (максимальные анти-корреляции) до 0 (некоррелированная динамика и далее до 1 (максимальные положительные корреляции)).

Другим подходом является использование метода DCCA и его расширенного варианта, EDCCA, описание которых было приведено в разделе 2.2.2. Рассмотрим применение этих методов к выделенным временным зависимостям ритмов ЭКоГ. Как показано в предыдущем исследовании [79], кратковременная депривация сна приводит к изменениям сигналов электрической активности мозга, которые можно распознать и количественно оценить различными методами. В работе [79] рассматривался традиционный подход к изучению сигналов ЭЭГ и ЭКоГ, не предполагающий исследования

взаимодействия ритмических процессов. Однако, если в динамике происходят структурные изменения, включающие вариации характеристик ритмов, то можно ожидать, что они также найдут отражение во взаимосвязи ритмов. Проведенное исследование подтверждает это предположение. На рисунке 3.1 представлены результаты оценки меры (3.1) для группы животных. Следует отметить, что оценки проводились для разных пар ритмов (θ , α , β , γ), но для иллюстрации были выбраны только те пары, для которых величина C принимала относительно большие значения ($C \geq 0.2$). Согласно рисунку 3.1, депривация сна привела к усилению корреляций пары ритмов $\theta - \alpha$. Оценки проводились путём усреднения результатов по обоим каналам и всем мышам. Изменения C по сравнению со значением до депривации сна статистически значимы для пары $\theta - \alpha$ согласно критерию Манна-Уитни ($p < 0.05$).

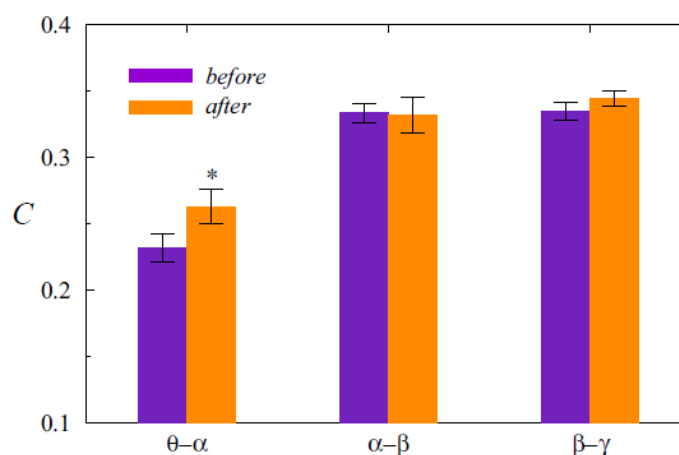


Рисунок 3.1 – Изменения коэффициента корреляции Пирсона после однодневной депривации сна для трёх пар ритмов с наибольшим значением C для группы мышей. Результаты представлены в виде среднего значения $\pm$ стандартная ошибка. Значимые изменения обозначены символом “*”.

При рассмотрении двух других пар ($\alpha - \beta$ и $\beta - \gamma$) изменения C выражены слабее, и значимых изменений, вызванных кратковременной депривацией сна, не обнаружено. Тем не менее, можно утверждать, что гипотеза об информативности учета координированной динамики ритмических процессов

мозга при изменении функционального состояния организма подтверждается для состояния кратковременной депривации сна как минимум для одной пары ритмов.

Величина C является очень простой мерой линейной корреляции между сигналами, которая оценивается в предположении об их стационарности. Выделение ритмов в различных частотных диапазонах с помощью полосовых фильтров подразумевает удаление низкочастотных составляющих сигналов, связанных с трендом, в результате чего полученные временные зависимости часто удовлетворяют этому требованию. Тем не менее, полезно применять дополнительные подходы, позволяющие не только устранять медленную нестационарность, но и получать расширенную информацию о сложной структуре анализируемых данных. Метод DCCA является одним из таких более информативных подходов. Несмотря на предположение о степенной зависимости (2.11) с одним глобальным показателем скейлинга λ , на практике оцениваемые зависимости часто оказываются нелинейными, и показатель скейлинга в отличающихся диапазонах может существенно различаться. Для экспериментальных сигналов различия в локальных показателях скейлинга могут быть обусловлены не только динамикой системы, но и особенностями регистрации и предварительной обработки данных. Так, частота среза фильтра влияет на диапазон доступных масштабов n , за пределами которого зависимость $F_{DCCA}(n)$ трансформируется в горизонтальную линию, где оценка локального показателя скейлинга перестает быть информативной. Для иллюстрации вышесказанного рассмотрим несколько примеров зависимостей $F_{DCCA}(n)$ (рисунок 3.2a). Эти зависимости, представленные в двойном логарифмическом масштабе, нелинейны, и их наклоны уменьшаются с масштабом. При изучении взаимодействия более быстрых ритмов информативный (для вычисления показателей скейлинга) диапазон $\lg n$ сокращается. Исходя из приведенных зависимостей, их начальные участки

(примерно до $\lg n = 1.5$) практически совпадают для разных пар ритмов, а в области больших $\lg n$ появляются различия в наклонах.

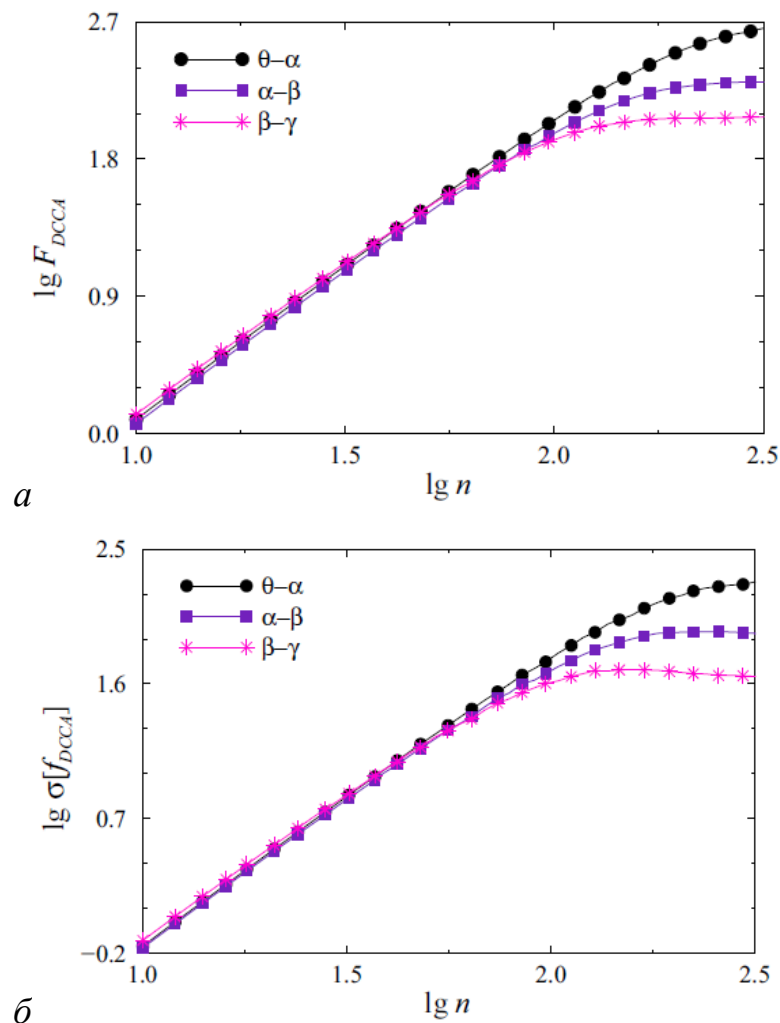


Рисунок 3.2 – Зависимости (2.11) и (2.15), построенные по выделенным временным зависимостям ритмов ЭКоГ в двойном логарифмическом масштабе для разных пар ритмов

Каждая пара ритмов требует выбора соответствующего диапазона масштабов. Верхняя граница диапазона вычисления показателей скейлинга выбиралась до появления выраженных отклонений от линейной зависимости. Аналогичные выводы следуют для зависимостей (2.15) метода EDCCA (рисунок 3.2б). Для диапазона $\lg n < 1.5$ не было выявлено значимых различий в оцениваемых характеристиках между состояниями до и после депривации

сна (как для отдельных мышей, так и в среднем по группе), поэтому основное внимание уделялось диапазону $\lg n > 1.5$.

Результаты метода DCCA представлены на рисунке 3.3а для тех же пар ритмов, что и на рисунке 3.1. Они показывают, что значения λ значительно варьируются в зависимости от выбранной пары.

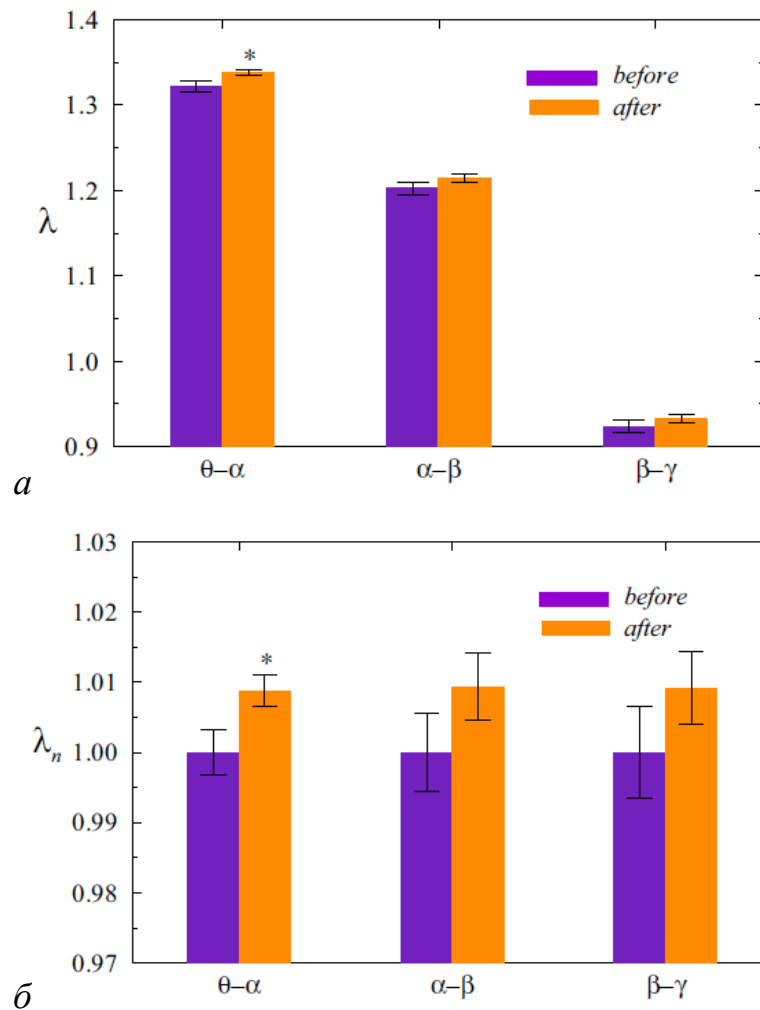


Рисунок 3.3 – Локальные показатели скейлинга метода DCCA (а) и их нормированные значения (б) для выделенных временных зависимостей ритмов ЭКоГ.

Поскольку изменения показателя скейлинга для состояний до и после депривации сна довольно малы по сравнению с различиями в λ между различными парами, для наглядности на рисунке 3.3б показаны

нормированные значения (λ_n) показателя скейлинга (нормировка проводилась на среднее значение λ в состоянии до депривации сна). Как и в случае линейного коэффициента корреляции, изменения, вызванные депривацией сна, значимы согласно критерию Манна-Уитни ($p < 0.05$) для пары $\theta - \alpha$. Для двух других пар изменения визуально более выражены по сравнению с величиной C , но достаточно сильная вариабельность оцениваемых величин не позволяет надежно идентифицировать состояние системы на основе показателя λ .

Отметим, что взаимные корреляции анализируются в определенном диапазоне масштабов, и оцениваются локальные показатели скейлинга. При рассмотрении более низких значений $\lg n$ соответствующие показатели будут различаться. По этой причине результаты расчёта λ и C не следует сравнивать напрямую. Более того, различное поведение зависимости (2.11) в разных диапазонах может привести к разной интерпретации локальных показателей скейлинга с точки зрения типов наблюдаемых корреляций.

Применение EDCCA демонстрирует недостаточно значимые изменения, вызванные депривацией сна, для пары $\theta - \alpha$ в отличие от предыдущих величин (рисунок 3.4). Однако, в рассматриваемом примере с помощью показателя μ выявляются значимые (по критерию Манна-Уитни, $p < 0.05$) изменения в парах $\alpha - \beta$ и $\beta - \gamma$. Это свидетельствует о диагностическом потенциале расширенной версии DCCA. Таким образом, проведенное исследование подтвердило справедливость предположения о влиянии кратковременной депривации сна на взаимодействие ритмов мозга, а также более высокую эффективность метода DCCA с его расширением в диагностике соответствующих эффектов по сравнению с коэффициентом корреляции Пирсона.

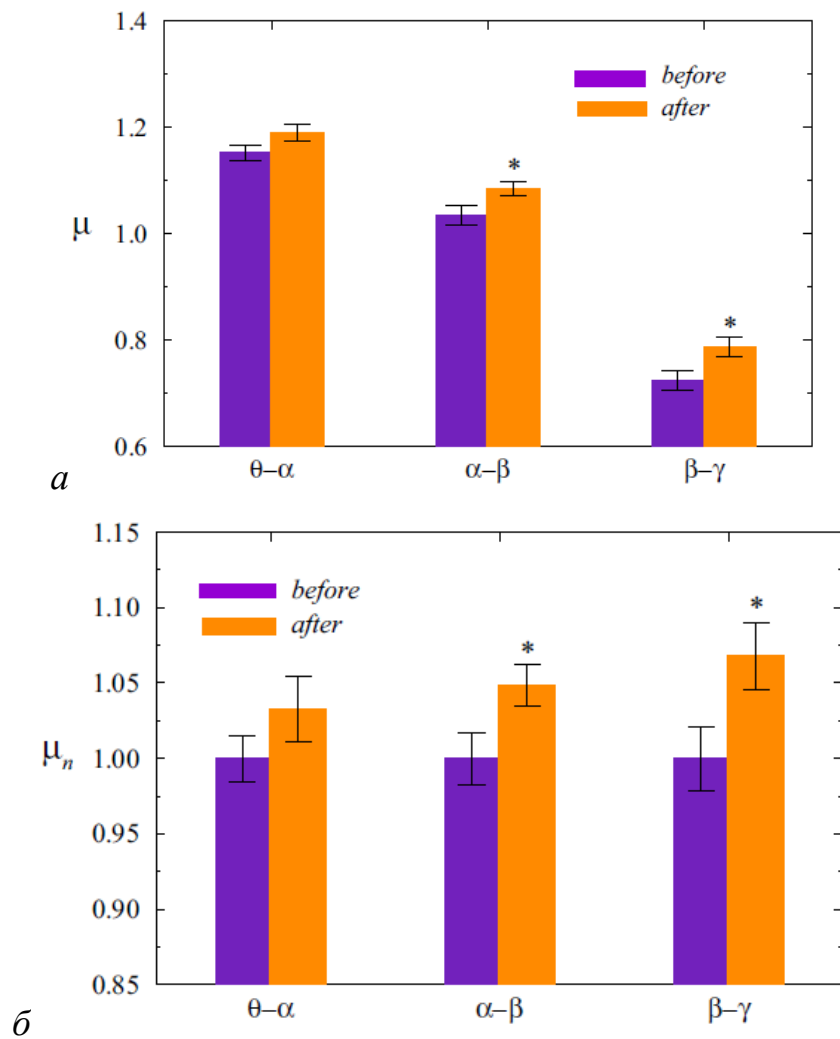


Рисунок 3.4 – Локальные показатели скейлинга метода EDCCA (*a*) и их нормированные значения (*б*) для выделенных временных зависимостей ритмов ЭКоГ

3.2 Анализ возрастных изменений кооперативной динамики ритмов на основе относительной спектральной плотности мощности

Исследования, результаты которых представлены в данном разделе, проводились с использованием базы данных ЭЭГ SIESTA [83], включающей записи условно-здоровых добровольцев, выполненные во время ночного сна в нескольких европейских медицинских центрах. Для проведения анализа были выбраны многоканальные записи 63 человек, выполненные с частотой

дискретизации 256 Гц, каждая из которых включала фрагменты длительностью не менее 5 минут для следующих состояний: бодрствование (W), легкий сон (LS), глубокий сон (DS) и быстрый сон (REM), когда глаза совершают быстрые движения. Были выделены 3 группы по возрастам: 1) до 40 лет включительно; 2) более 40 и до 60 лет; 3) старше 60 лет. Количество испытуемых в указанных группах составило, соответственно, 18, 20 и 25. Анализ проводился по каналам ЭЭГ O1 и O2.

3.2.1 Анализ на основе временных зависимостей относительной спектральной плотности мощности

Был использован подход, предложенный в работе [47], в соответствии с которым проводится полосовая фильтрация сигналов ЭЭГ в частотных диапазонах δ -волн (0.5 – 3.5 Гц), θ -волн (4.0 – 7.5 Гц), α -волн (8.0 – 11.5 Гц), σ -волн (12.0 – 15.5 Гц) и β -волн (16 – 19.5 Гц). Частотные интервалы по 0.5 Гц между этими диапазонами использовались для лучшего разделения ритмов.

Относительная спектральная плотность мощности S оценивалась как отношение спектральной плотности одного из ритмов к суммарной спектральной плотности во всех выбранных диапазонах. В соответствии с рекомендациями работы [47], эта величина вычислялась в 2-секундном скользящем окне и затем усреднялась в 14-секундном скользящем окне с разрешением 1 секунда для получения сравнительно гладких зависимостей. Дальнейший анализ взаимных корреляций между различными ритмами проводился для 30-секундных сегментов $S(t)$.

Чтобы проанализировать изменения кооперативной динамики ритмов мозга при изменении состояния организма (переходах сон-бодрствование), проводилось вычисление меры (3.1). Только теперь в формуле (3.1) x_i и y_i – 30-секундные сегменты относительной спектральной плотности мощности двух ритмов, а $\bar{x}$ и $\bar{y}$, как и ранее, средние значения сигналов.

Как и ожидалось, переходы между состояниями бодрствования и различными стадиями сна приводят к изменениям характеристик ритмов ЭЭГ, меняя относительную спектральную плотность мощности каждого из них. На рисунке 3.5 приведены примеры соответствующих изменений для δ -, θ - и α -активности.

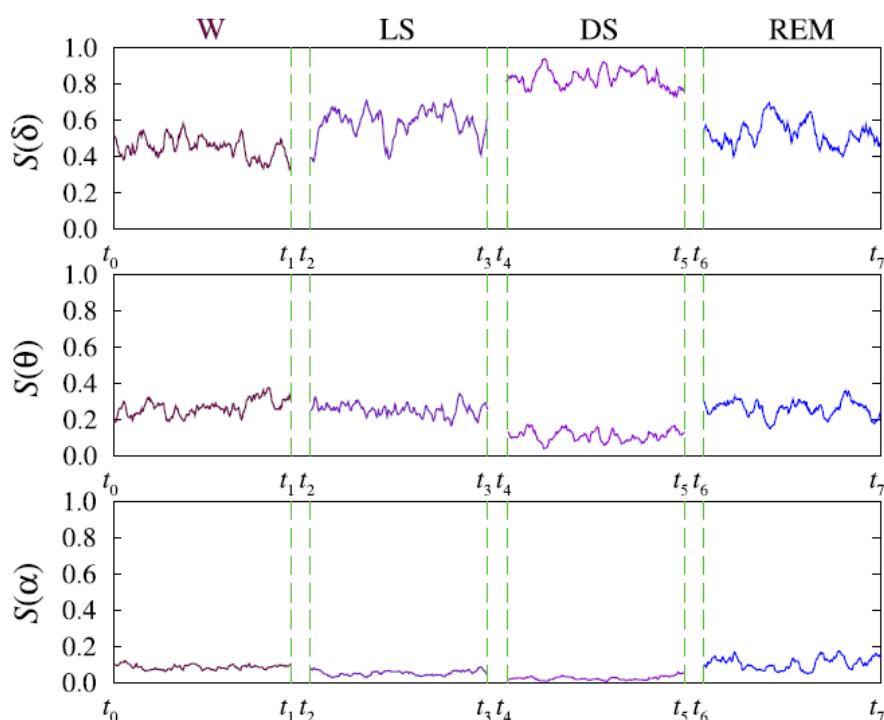


Рисунок 3.5 – Пример изменений относительной спектральной плотности во время сна для δ -, θ - и α -ритмов (W – бодрствование, LS – легкий сон, DS – глубокий сон, REM – быстрый сон).

В данном случае выбраны 5-минутные фрагменты записи одного из испытуемых (канал O1), которые показывают наиболее выраженные различия значений S для состояний бодрствования и глубокого сна. Визуально менее заметными являются различия между бодрствованием и REM-сном. Наибольшая относительная спектральная плотность мощности в приведенном примере сосредоточена в диапазоне δ -активности, варьируясь в среднем примерно от 40% до 80% в зависимости от стадии сна.

Расчеты демонстрируют наличие разных типов корреляций между парами ритмов, включая анти-корреляции, положительные и смешанные корреляции (чередование разных типов) в полном соответствии с результатами и выводами работы [47]. В частности, согласно рисунку 3.6, $C(\delta, \theta)$ принимает отрицательные значения (случай анти-корреляций) для большинства рассмотренных 30-секундных фрагментов, но если в состоянии бодрствования разброс значений $C(\delta, \theta)$ сравнительно большой, включая случай $C(\delta, \theta) > 0$, то в состоянии глубокого сна этот разброс значительно уменьшается, и происходит усиление анти-корреляций с тенденцией приближения $C(\delta, \theta)$ к величине -1 .

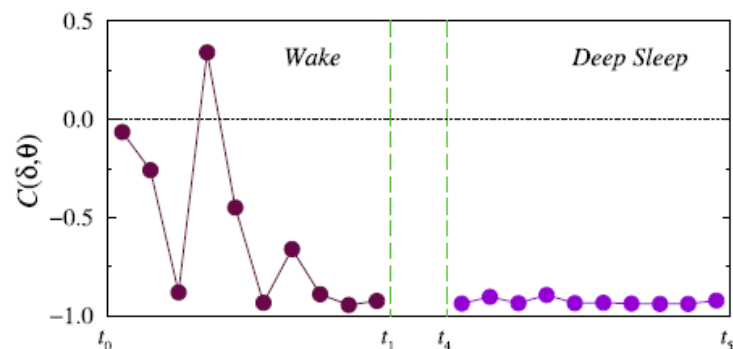


Рисунок 3.6 – Переход от смешанных корреляций к анти-корреляциям для $C(\delta, \theta)$ при смене состояний бодрствования и глубокого сна

Учитывая, что похожие исследования были ранее подробно проведены в [47, 48], в данной диссертации внимание акцентируется на возрастных различиях в сетевом взаимодействии между ритмами мозга. На рисунке 3.7а представлены результаты статистического анализа C для 10 пар ритмов в трех возрастных группах, которые позволяют отметить несколько характерных особенностей. Независимо от типа корреляций, с возрастом наблюдается их усиление, сопровождающееся ростом абсолютных значений C . При этом достоверные межгрупповые различия (для групп 1 и 3) выявляются почти для всех пар ритмов (в соответствии с критерием Манна-Уитни, $p < 0.05$). Для пар

ритмов с малыми значениями приведенной меры, C часто принимает как отрицательные, так и положительные значения (случай смешанных корреляций), но один из типов корреляций (положительные или антикорреляции) является предпочтительным. Для других пар доминирование одного из типа корреляций является более сильным. С возрастом (группа 3) средние значения C сильнее смещаются к значениям -1 или 1 , что наблюдается для всех пар ритмов на рисунке 3.7а и свидетельствует об усилении взаимосвязи ритмов.

В стадии легкого сна межгрупповые различия становятся менее выраженными (рисунок 3.7б). Теперь уже не для всех пар ритмов можно достоверно идентифицировать возрастное усиление взаимных корреляций, хотя в целом такая тенденция прослеживается для 7 из 10 пар. При этом, как и в случае бодрствования, для 7 пар из 10 фиксируются преимущественно антикорреляции (отрицательные в среднем значения C), для 3 пар из 10 – положительные корреляции.

Максимальные отличия кооперативной динамики ритмов во время сна по сравнению с бодрствованием наблюдаются в стадии глубокого сна (рисунок 3.7в). Наряду с увеличением абсолютных значений C , для некоторых пар происходит смена типа корреляций – смена знака средних значений C , в частности, для пар $\theta - \alpha$, $\theta - \sigma$ и $\theta - \beta$. Однако с точки зрения возрастных изменений кооперативной динамики можно отметить отсутствие достоверных межгрупповых различий. Таким образом, хорошо выраженные отличия между группами 1 и 3 в состоянии бодрствования становятся недостоверными в стадии глубокого сна.

Стадия REM-сна демонстрирует менее выраженные отличия от бодрствования по сравнению с глубоким сном с точки зрения кооперации пар ритмов (рисунок 3.7г). Встречается пара $\delta - \theta$ с достоверными различиями для групп 1 и 3, но в большинстве случаев межгрупповые различия достоверно не фиксируются в отличие от случая бодрствования.

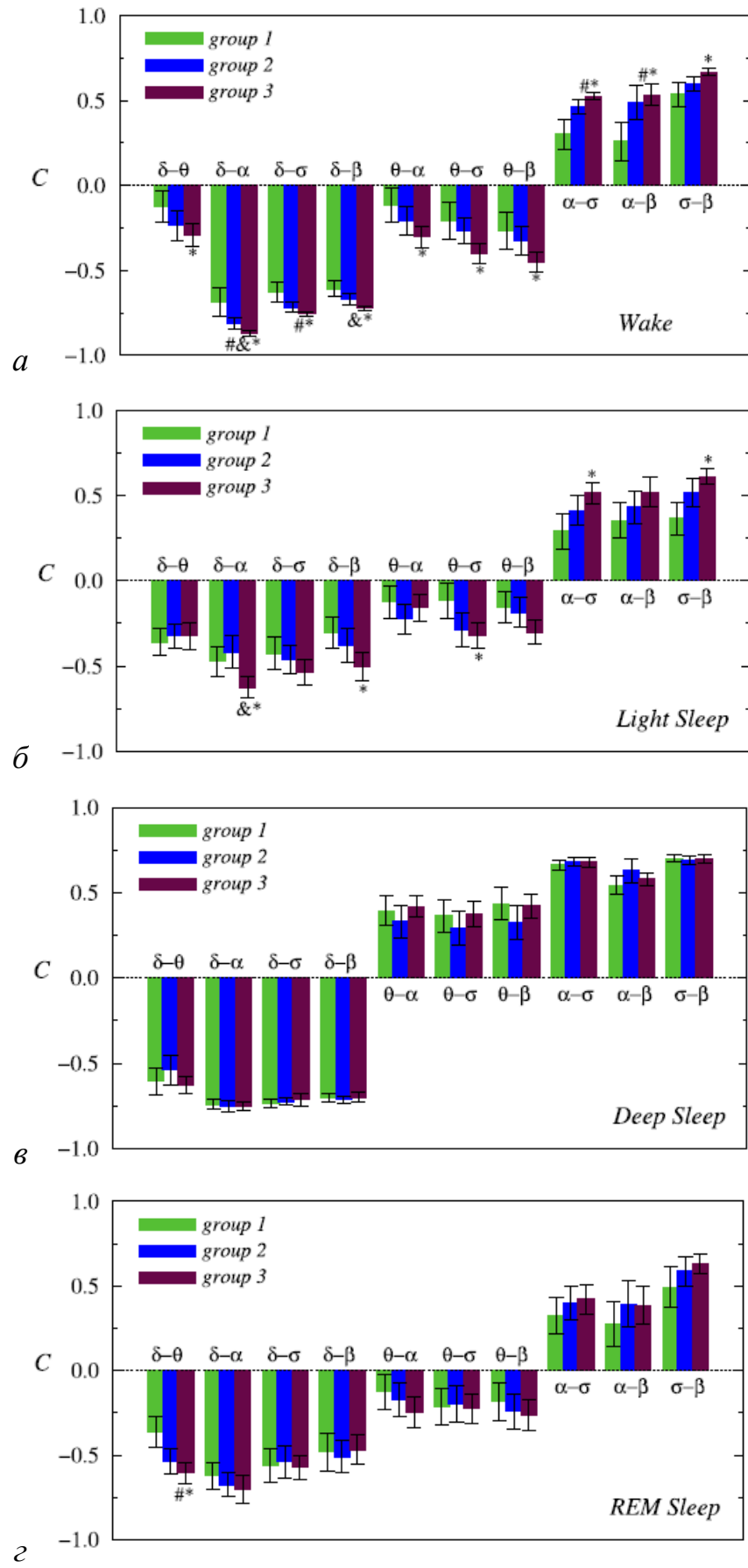


Рисунок 3.7 – Возрастные изменения в значениях C во время бодрствования (а), легкого сна (б), глубокого сна (в) и быстрого сна (г). Результаты приведены со стандартными ошибками. Значительные различия между группами отмечены символами “#” для групп 1 и 2, “&” для групп 2 и 3, “*” для групп 1 и 3.

3.2.2 Анализ на основе упрощенного метода

Для циклов сна характерны многочисленные смены фаз и фрагменты кратковременного пробуждения [84, 85]. Но даже в пределах одной фазы динамика ритмов способна существенно меняться, и соответствующие изменения можно интерпретировать как нестационарное поведение, влияющее на результаты расчетов корреляционных характеристик, даже при условии их вычисления по коротким участкам записей ЭЭГ. Например, для отдельных 30-секундных фрагментов временных зависимостей относительной спектральной плотности мощности (рисунок 3.8) происходят сильные изменения величины S , похожие на переходный процесс между состояниями. При таком варианте динамики предположение о квазистационарности для коротких участков не всегда выполняется.

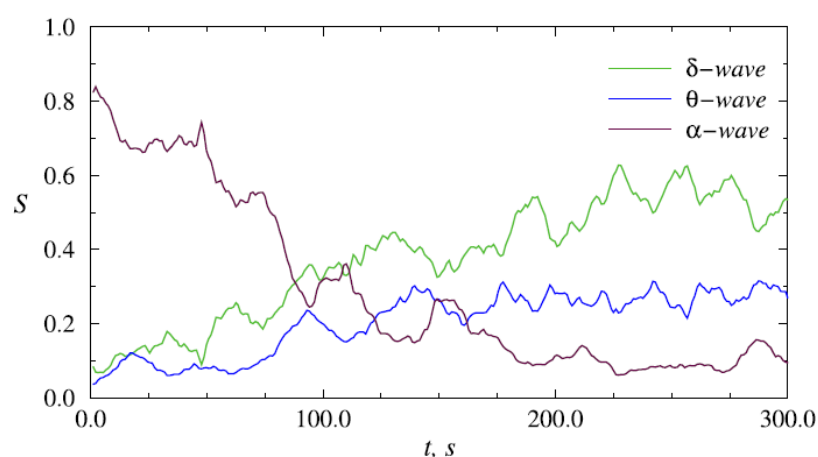


Рисунок 3.8 – Пример зависимостей $S(t)$ для трех ритмов.

Чтобы снизить влияние эффектов нестационарности, в данной работе рассматривается альтернативный вариант анализа изменений в динамике $S(t)$, вызванных сном, путем введения следующего представления:

$$S_2(t) = S_1 + k \times H(t - \tau), \quad (3.2)$$

где 1 и 2 обозначают два разных состояния (например, бодрствование и легкий сон), τ – момент смены состояния, H – функция Хэвисайда, k – коэффициент, характеризующий степень выраженности изменений между состояниями, а диапазон изменения t ограничен диапазоном времени, в течение которого реализуется состояние 2.

Таким образом, вводимая величина k будет описывать скачок в среднем значении S при изменении стадии цикла сон-бодрствование. Как можно видеть из рисунка 3.9, для некоторых ритмов и стадий данного цикла изменения среднего уровня (показаны пунктиром) являются слабыми, например, переход $W \rightarrow LS$ в случае θ -ритма.

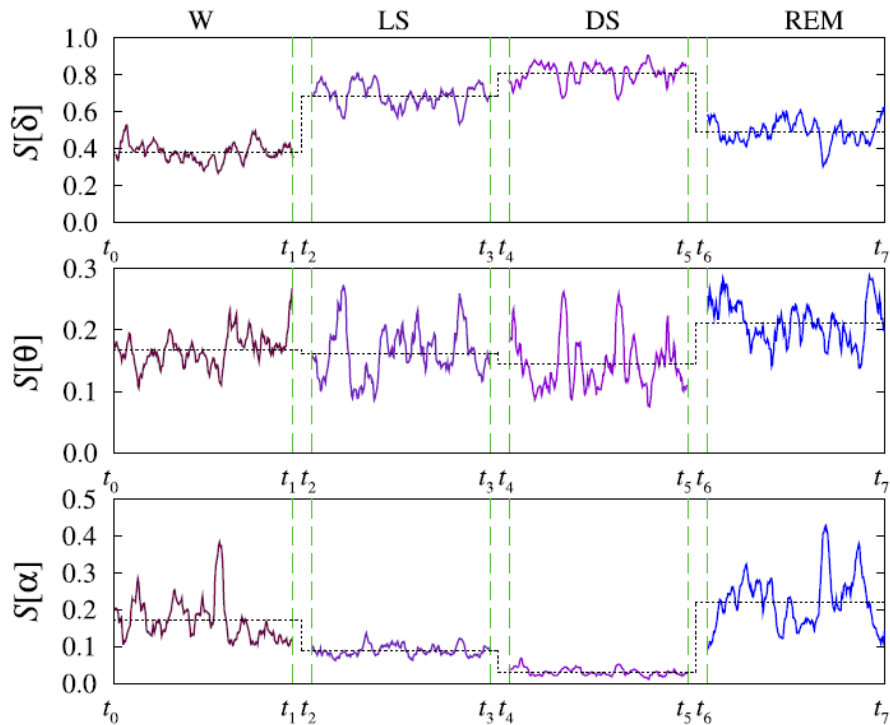


Рисунок 3.9 – Переходы между стадиями цикла сон-бодрствование, описываемый с помощью $S(t)$ для трех ритмов.

Для других, напротив, изменения являются сравнительно сильными, как для δ -ритма при том же переходе. В дополнение к абсолютной величине k , важную роль также играет ее знак, свидетельствующей об увеличении или уменьшении среднего уровня относительной спектральной плотности мощности в новом состоянии организма.

Помимо изменений в характеристиках отдельных ритмов, с помощью введенной величины можно характеризовать и кооперативную динамику волн ЭЭГ, рассматривая меру:

$$m_{i,j} = k_i \times k_j, \quad (3.3)$$

где i и j соответствуют выбору пары анализируемых ритмов. Одинаковые знаки k_i и k_j будут приводить к положительному значению $m_{i,j}$, свидетельствуя о согласованном поведении относительной спектральной плотности мощности выбранной пары ритмов (росте или уменьшении). Такое согласованное поведение можно характеризовать в терминах положительных корреляций для временных зависимостей $S(t)$. Отрицательные $m_{i,j}$ соответствуют случаю противоположных реакций в поведении $S(t)$, когда рост относительной спектральной плотности мощности для одного из ритмов сопровождается спадом для другого ритма, и допустимо использовать терминологию анти-корреляций. Наконец, близкие к нулю значения $m_{i,j}$ показывают случай отсутствия или слабо выраженных корреляций, когда либо для одного, либо для обоих ритмов относительная спектральная плотность мощности почти не меняется с изменением состояния. Далее будет показано, что такой простой способ описания изменений в динамике ритмов ЭЭГ на разных стадиях цикла сон-бодрствование является тем не менее весьма информативным, и будут обсуждены возрастные изменения во взаимодействии ритмов ЭЭГ.

Вначале рассмотрим совместную динамику ритмов в целом, без акцентирования внимания на ее возрастных изменениях. На рисунке 3.10 приведены оценки меры (3.3) для всех анализируемых пар ритмов и разных

стадий сна, при этом во всех случаях в качестве состояния 1 для оценки коэффициентов $k_{i,j}$ выбрано состояние бодрствование. Можно отметить следующие особенности для меры корреляций $m_{i,j}$:

- преимущественно положительные значения меры (3.3) для пар ритмов $\delta - \theta$, $\alpha - \sigma$, $\alpha - \beta$;
- преимущественно отрицательные значения меры (3.3) для пар ритмов $\delta - \alpha$, $\delta - \sigma$, $\delta - \beta$, $\theta - \alpha$;
- слабо выраженные корреляции для пар ритмов $\theta - \sigma$, $\theta - \beta$, $\sigma - \beta$.

Наиболее сильные изменения во время сна происходят для пары ритмов $\delta - \alpha$, и они особенно выражены в стадии глубокого сна. В целом, в глубоком сне изменения меры (3.3) являются самыми сильными для 5 пар ритмов из 7 пар, проявляющих сравнительно сильные изменения по сравнению со случаем бодрствования.

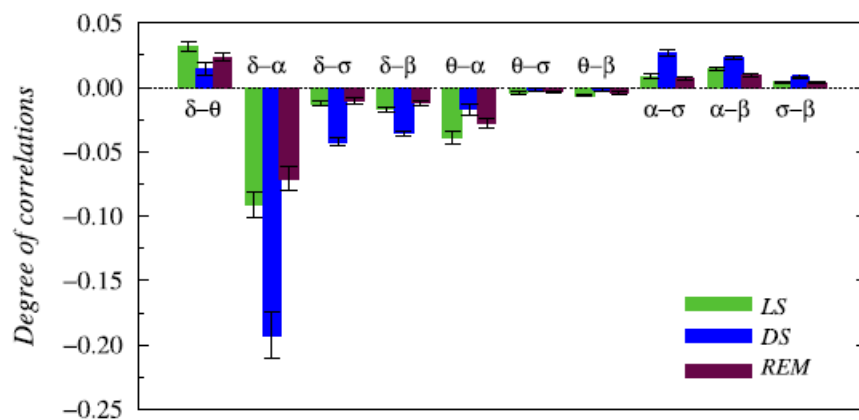


Рисунок 3.10 – Расчеты меры (3.3) для всех записей ЭЭГ (без учета деления по возрастным группам).

Рассмотрим теперь более детально возрастные изменения взаимодействия ритмов для каждой из стадий сна, начиная с легкого сна (рисунок 3.11). В данном случае для трех пар ритмов с наиболее выраженными абсолютными значениями меры (3.3) четкие возрастные изменения не

выявлены ($\delta - \theta$, $\delta - \alpha$, $\theta - \alpha$), однако во всех остальных случаях наблюдается достоверное увеличение абсолютной величины меры (3.3) с возрастом, что в целом находится в соответствии с выводами раздела 3.2.1. При этом наряду с количественными изменениями можно отметить и качественные – для пары $\alpha - \sigma$ происходит изменение знака меры (3.3) для групп 2 и 3 по сравнению с группой 1, но в целом сами значения меры являются небольшими, особенно для представителей 1-й группы.

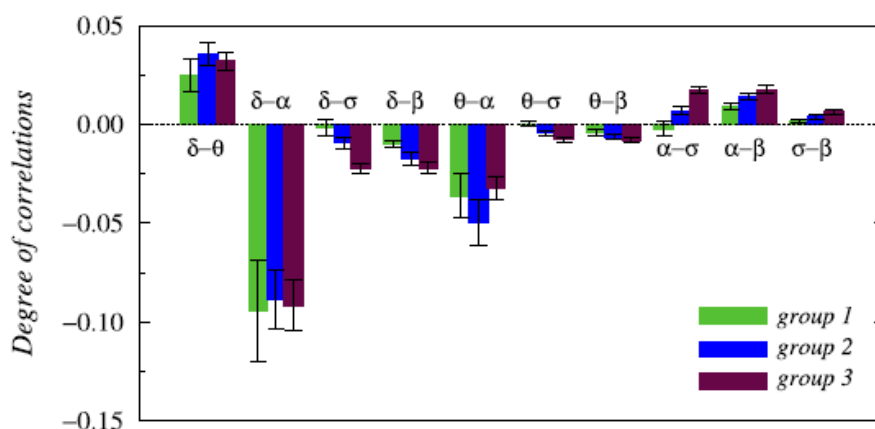


Рисунок 3.11 – Результаты исследования возрастных эффектов в стадии легкого сна (группа 1 – до 40 лет; 2 – от 40 до 60 лет; 3 – старше 60 лет).

В стадии глубокого сна мера корреляций значительно увеличивается по абсолютной величине для пары $\delta - \alpha$. И если в предыдущем случае (для легкого сна) возрастные изменения не фиксировались, то теперь выявляется значительная разница во взаимодействии ритмов для группы 3 по сравнению с группами 1 и 2. Более выраженными становятся возрастные изменения для пар $\delta - \theta$ и $\theta - \alpha$, если сравнивать динамику в группах 1 и 3. Таким образом, те пары ритмов, которые не проявили достоверных возрастных изменений в своей динамике в стадии легкого сна, с увеличением глубины сна такие различия стали демонстрировать более четко. При этом, однако, для остальных пар ритмов различия стали менее очевидными: монотонные изменения (рост абсолютной величины меры (3.3) с возрастом) происходит

только в 3-х случаях: $\theta - \alpha$, $\theta - \sigma$, $\theta - \beta$. Тем не менее, в целом для 4-х пар на рисунке 3.12 тенденция к увеличению абсолютного значения меры корреляций с увеличением возраста сохраняется. Для двух пар ($\theta - \sigma$, $\theta - \beta$) формально фиксируется изменение знака меры (3.3), но этот эффект является слабым из-за малых значений $m_{i,j}$ в 1-й группе.

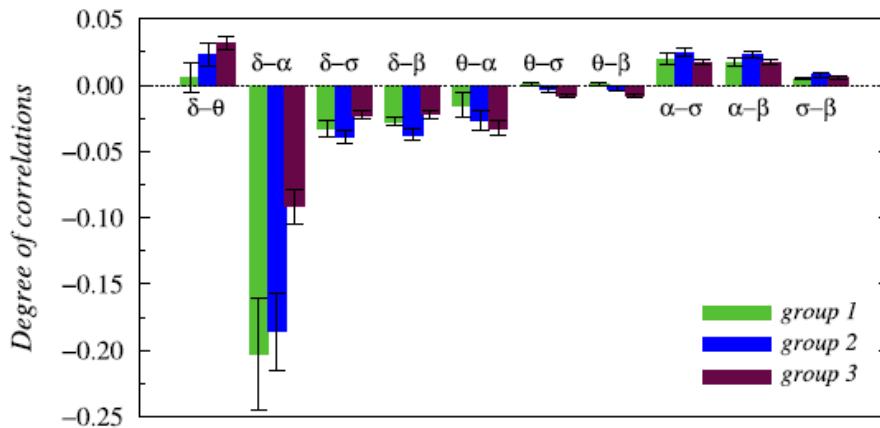


Рисунок 3.12 – Результаты исследования возрастных эффектов в стадии глубокого сна.

В стадии быстрого (REM) сна возрастные изменения становятся более отчетливыми (рисунок 3.13): они не фиксируются для пары $\delta - \alpha$ и оказались незначимыми по критерию Манна-Уитни ($p < 0.05$) для пары $\theta - \alpha$ (при сохранении общей тенденции к росту абсолютного значения меры (3.3) с возрастом), но для всех остальных 8 пар из 10 значимые различия по крайней мере между группами 1 и 3 были установлены, при этом результаты расчетов для группы 2 находятся между величинами, вычисленными для групп 1 и 3. Таким образом, можно констатировать, что предложенный подход позволяет выявлять возрастные изменения во взаимодействии корковых ритмов, исследования которых важны для понимания тех изменений, которые происходят в электрической активности головного мозга как при здоровом старении, так и при формировании патологической динамики. Ранее

разработанная концепция [47] является важной не только как инструмент диагностики изменений кросс-коммуникации корковых ритмов, но и как мировоззренческий подход к пониманию сложной координации мозговых волн в рамках сетевого представления. Данное исследование является попыткой взглянуть на эту проблему под немного другим углом зрения. Согласно полученным результатам, даже такой более упрощенный вариант рассмотрения изменений в кросс-коммуникациях ритмов, призванный снизить влияние нестационарности и артефактов, позволяет диагностировать вызванные возрастом изменения.

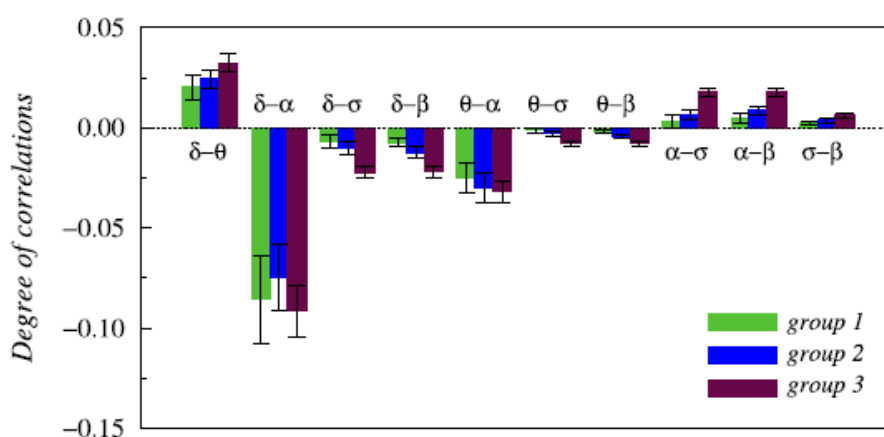


Рисунок 3.13 – Результаты исследования возрастных эффектов в стадии быстрого сна.

3.3 Исследование эффекта подстройки взаимодействия ритмов мозга во время сна

В данном разделе рассматриваются возможности метода [47] при выявлении особенностей взаимодействия ритмов головного мозга при патологии (черепно-мозговой травме) [86–89]. Данный вариант патологии осложняет проведение длительных записей сигналов ЭЭГ, чтобы не создавать дополнительный дискомфорт пациентам (например, во время ночного сна). Вместе с тем, анализ электрической активности головного мозга таких пациентов проводится для выявления возможных нарушений его динамики в

рамках стандартных клинических исследований, в том числе, во сне (записи длительностью 2-3 часа, когда пациентам предлагается спать в дневное время). Предварительные исследования доступных баз записей ЭЭГ при черепно-мозговых травмах показали, что у взрослых испытуемых (особенно старших возрастных групп) редко наблюдается полный цикл фаз сна, включая глубокий сон, и в большинстве случаев выявляются только начальные фазы N1 (дремота) и N2 (легкий сон). Иная ситуация была замечена у подростков, которые быстрее засыпали, и сон у которых часто был более глубоким. По этой причине в данном исследовании внимание акцентируется на изучении влияния травмы на взаимодействие ритмов ЭЭГ подростков на разных стадиях цикла сон-бодрствование и сопоставлении этого взаимодействия с кооперативной динамикой ритмов у относительно здоровых испытуемых.

Исследования проводились с использованием данных, записанных в Нижегородской областной клинической больнице им. Н.А. Семашко с частотой дискретизации 500 Гц. Были отобраны записи ЭЭГ подростков 14-18 лет с травмами средней степени тяжести (без хронических заболеваний мозга), в которых наблюдались фазы сна от N1 до N3 (глубокий сон). База данных для анализа включала по 12 подростков с травмами и без (контрольная группа). Таким образом, в отличие от исследований в предыдущих разделах, где рассматривались только две фазы сна (N2 – легкий сон, N3 – глубокий сон), рассмотрена стадия дремоты (N1). Метод исследования выбран тот же, что и в разделе 3.2.1.

Рисунок 3.14 иллюстрирует пример расчета относительной спектральной плотности мощности $S(t)$ для произвольно выбранного испытуемого и трех ритмов мозга, для которых S принимает наибольшие значения. Приведены зависимости $S(t)$, вычисленные по участкам записи ЭЭГ, соответствующим разным состояниям организма – бодрствованию (W) и стадиям сна N1, N2 и N3. Отметим некоторые характерные изменения значений относительной спектральной плотности мощности. Для δ -ритма

наблюдается монотонный рост среднего уровня S (пунктирные линии на рисунке 3.14) с увеличением стадии (глубины) сна. Для α -ритма поведение является противоположным – при переходе от бодрствования к глубокому сну происходит монотонное уменьшение среднего уровня $S(t)$. Это обстоятельство позволяет предположить наличие анти-корреляций для пары ритмов $\delta - \alpha$ для всех рассматриваемых состояний. В случае θ -ритма проявляется нелинейный характер зависимости среднего уровня S при смене состояния от бодрствования к глубокому сну. Так, после роста S при переходах $W \rightarrow N1$ и $N1 \rightarrow N2$ происходит уменьшение относительной спектральной плотности мощности при переходе $N2 \rightarrow N3$. Для остальных ритмов (σ, β), не представленных на рисунке 3.14, значения S в рассмотренном примере являются малыми.

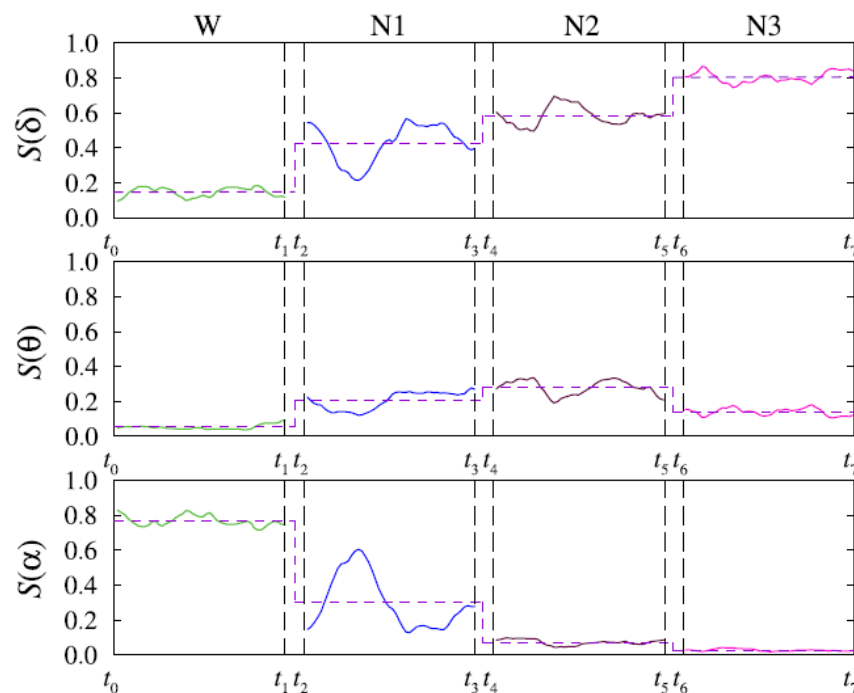


Рисунок 3.14 – Результаты исследования возрастных эффектов в стадии быстрого сна.

Отметим, что при проведении локальных оценок S (вычисленных по 30-секундным сегментам) может наблюдаться значительный разброс

вычисленных характеристик, включая смену типа корреляций между парами ритмов. Например, расчеты для испытуемого из контрольной группы, приведенные на рисунке 3.15, демонстрируют преимущественно отрицательные значения $C(\delta, \theta)$, то есть анти-коррелированное поведение в состоянии бодрствования. Однако для двух сегментов фиксируются значения $C(\delta, \theta) > 0$ или положительные корреляции, а еще в одном случае корреляции пропадают $C(\delta, \theta) \approx 0$. В фазе глубокого сна (N3) наблюдаются сильные анти-корреляции, когда значения $C(\delta, \theta) \rightarrow -1$. В этом примере обращает на себя внимание не только уменьшение меры (3.3) при переходе $W \rightarrow N3$, но и хорошо выраженное уменьшение разброса значений $C(\delta, \theta)$ в глубоком сне, что также может оказаться важным диагностическим маркером.

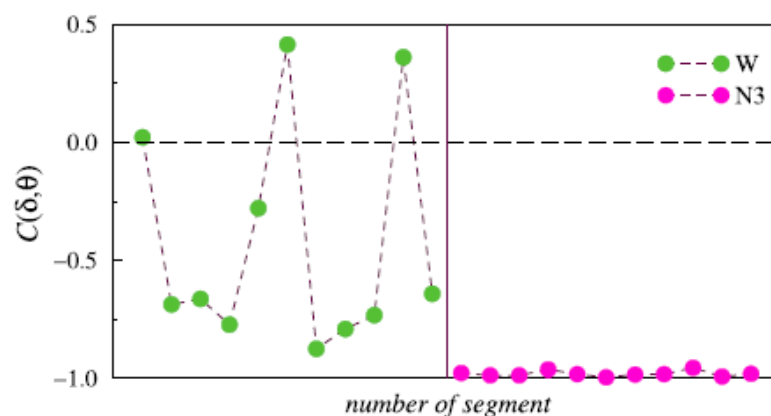
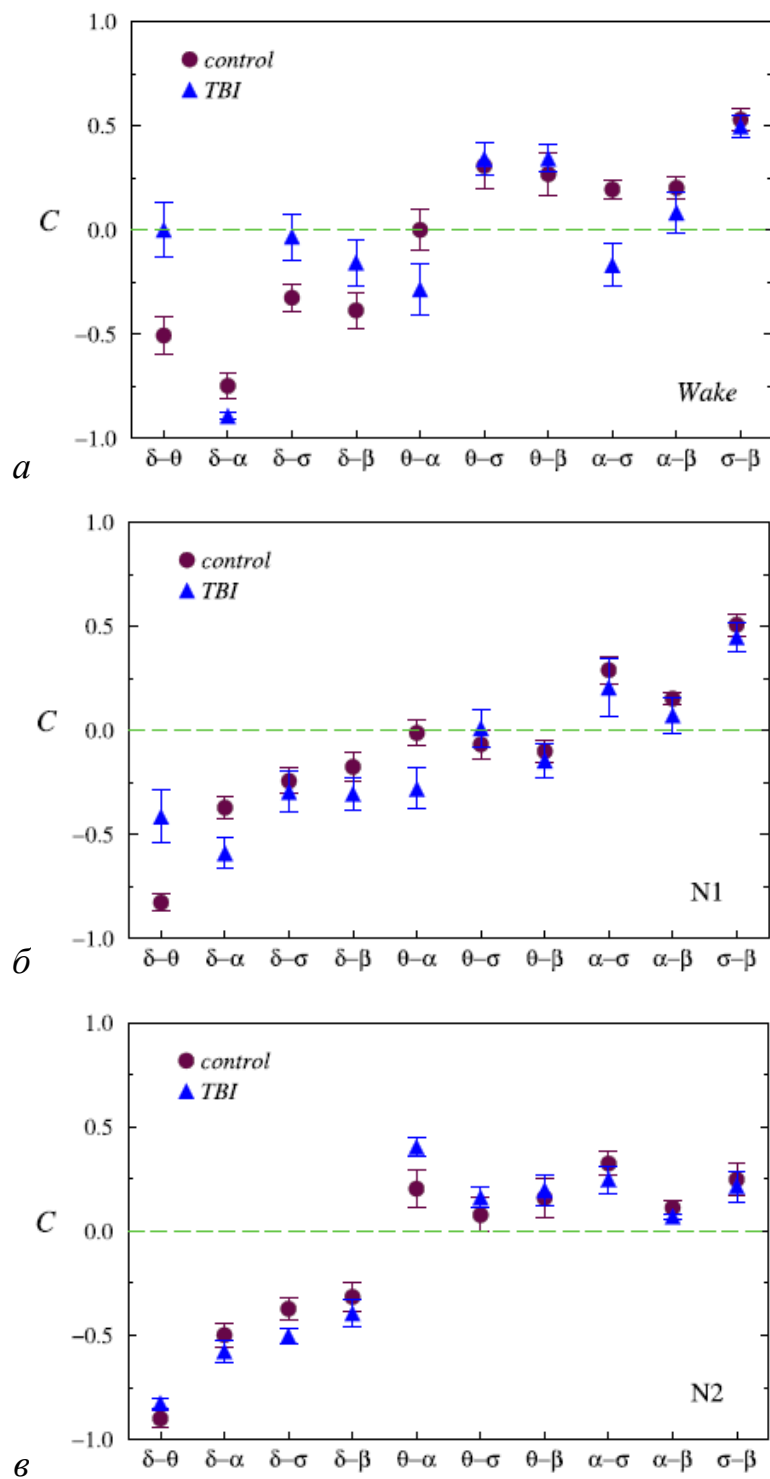


Рисунок 3.15 – Расчеты, демонстрирующие сильное уменьшение разброса значений $C(\delta, \theta)$ во время глубокого сна по сравнению с бодрствованием для испытуемого из контрольной группы. Смешанные корреляции (слева) сменяются сильными анти-корреляциями (справа).

Обратимся теперь к статистике по группам для сопоставления общих закономерностей и различий взаимодействия корковых ритмов во время циклов бодрствование-сон у здоровых подростков и испытуемых с травмой. На рисунке 3.16 приведены результаты расчета C для всех выбранных пар ритмов (среднее значение $\pm$ стандартная ошибка). С этой целью

соответствующие результаты расчетов вначале усреднялись по всем сегментам для каждого испытуемого в состояниях W, N1, N2, N3, а затем проводилось усреднение по группам.



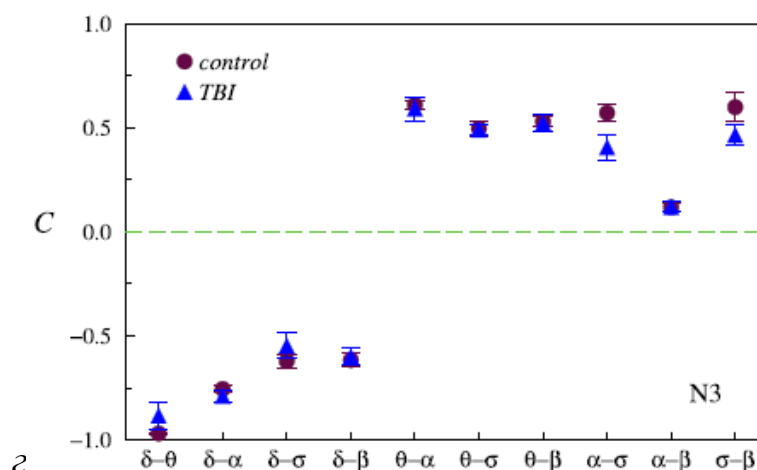


Рисунок 3.16 – Различия значений C для всех выбранных пар ритмов (среднее значение $\pm$ стандартная ошибка) во время бодрствования (а), дремоты (б), легкого сна (в) и глубокого сна (г) для контрольной группы и подростков с черепно-мозговыми травмами.

В состоянии бодрствования (рисунок 3.16а) наблюдаются значительные различия между рассматриваемыми группами (критерий Манна-Уитни, $p < 0.05$) для 6 пар ритмов: $\delta - \theta$, $\delta - \alpha$, $\delta - \sigma$, $\delta - \beta$, $\theta - \alpha$, $\alpha - \sigma$. При этом для трех пар ($\delta - \theta$, $\delta - \sigma$, $\delta - \beta$) при травмах значения C увеличиваются, а для трех пар ($\delta - \alpha$, $\theta - \alpha$, $\alpha - \sigma$) C уменьшается. Наряду с количественными изменениями можно отметить и ряд качественных изменений, в частности, для пар $\delta - \theta$, $\delta - \sigma$ при травмах выявлена некоррелированная динамика в отличие от анти-корреляций для группы здоровых подростков. Для пары $\theta - \alpha$ обнаруживается противоположный эффект, а для пары $\alpha - \sigma$ корреляции сменяются анти-корреляциями. Таким образом, в целом, межгрупповые различия присутствуют и носят разнообразный характер.

В состоянии дремоты (N1) достоверные различия по критерию Манна-Уитни ($p < 0.05$) выявляются только для трех пар (рисунок 3.16б): $\delta - \theta$, $\delta - \alpha$, $\theta - \alpha$. Они в целом соответствуют выявленным различиям в состоянии бодрствования, за исключением того, что для пары $\delta - \theta$ величина C уменьшилась для обеих групп (усилились анти-корреляции), а для пары $\delta - \alpha$

анти-корреляции, напротив, стали слабее. Для других пар ритмов различия между группами здоровых подростков и подростков с черепно-мозговыми травмами с точки зрения координированной динамики ритмов не установлены.

В стадии легкого сна (N2) визуально происходит сближение значений C для двух групп и большинства пар ритмов (рисунок 3.16в). Достоверные различия сохраняются для двух пар: $\delta - \sigma$, $\delta - \alpha$, но одним из немногих существенных изменений по сравнению с N1 является смена типа корреляций последней пары ритмов для подростков с травмами.

В стадии глубокого сна (N3) различия между группами становятся почти неразличимыми (рисунок 3.16г). Критерий Манна-Уитни позволил обнаружить их только для пары ритмов $\alpha - \sigma$. Помимо сравнения средних значений C дополнительно изучалось, может ли разброс результатов расчета по сегментам дать дополнительную диагностически значимую информацию. Однако для обеих групп были получены похожие результаты для каждого из физиологических состояний, и по этой причине внимание в дальнейшем было сосредоточено на средних значениях C .

Учитывая наличие хорошо заметных различий между средними значениями C для случаев нормы и патологии (по крайней мере, для бодрствования и первой фазы сна), информативной количественной мерой представляется следующая величина

$$\Delta C = C_{TBI} - C_{control}, \quad (3.4)$$

где “ TBI ” и “ $control$ ” обозначают соответствующие группы подростков с травмами и без. Расчеты этой меры приведены на рисунке 3.17 для всех вариантов пар ритмов ЭЭГ. На основном рисунке представлено сравнение для каждой из пар. Оно позволяет констатировать разные варианты динамики при переходах бодрствование-сон. Так, для большинства пар изменение ΔC не сопровождается сменой знака, но есть примеры и более сложного поведения, когда ΔC меняет знак с положительного на отрицательный во время фаз N1,

N2, после чего происходит повторная смена знака в фазе N3 ($\delta - \sigma$, $\delta - \beta$). Наиболее сильное изменение отмечено для пары $\theta - \alpha$, где происходит смена знака ΔC с отрицательного на положительный при переходе N1 $\rightarrow$ N2.

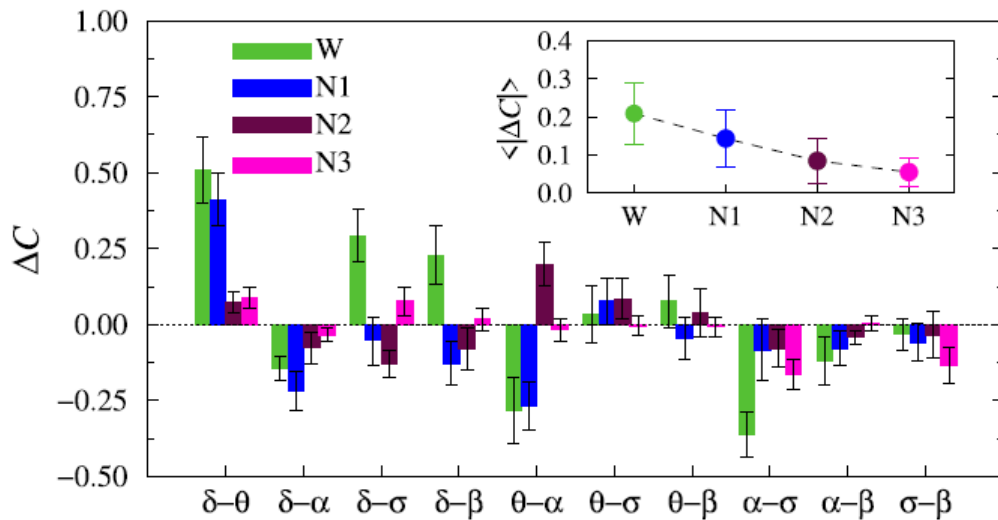


Рисунок 3.17 – Усредненные по группе значения ΔC в разных стадиях цикла бодрствование-сон (среднее значение $\pm$ стандартная ошибка). Вставка показывает, как усредненное значение $|\Delta C|$ уменьшается с увеличением глубины сна.

Обнаруженные особенности свидетельствуют о сложном взаимодействии ритмов мозга, требующем дальнейшего, более глубокого изучения на основе различных подходов к анализу сложных сетей [95–100], в том числе и путем расширения базы экспериментальных данных. Такое расширение необходимо для дальнейших исследований, учитывая, что в ряде случаев ΔC принимает небольшие значения, и изменение этой меры не всегда является достоверным, поэтому улучшение статистики позволит более обоснованно говорить о смене знака ΔC при изменении функционального состояния организма. Но независимо от особенностей взаимодействия конкретных ритмов, пожалуй, наиболее важным результатом представленного исследования является вкладка на рисунке 3.17, где показано поведение

усредненной по всем парам ритмов величины $|\Delta C|$. Эта величина демонстрирует монотонное уменьшение при переходах $W \rightarrow N1 \rightarrow N2 \rightarrow N3$, свидетельствуя о том, что в отличие от состояния бодрствования с увеличением глубины сна взаимодействие ритмов при черепно-мозговых травмах приближается к взаимодействию ритмов здоровых подростков. Это может являться фактором, свидетельствующем о терапевтическом эффекте сна [90–94], хотя могут быть и другие объяснения наблюдаемых изменений.

Более подробное изучение динамики различных пар ритмов позволяет установить особенности их кооперации при переходах бодрствование-сон (рисунок 3.18). Можно выделить следующие варианты поведения:

- монотонное изменение значений C как в норме, так и при патологии ($\delta - \theta$, $\alpha - \sigma$);
- нелинейное поведение: рост/уменьшение C , сменяющееся уменьшением/ростом этой величины ($\delta - \alpha$, $\theta - \sigma$, $\theta - \beta$, $\sigma - \beta$);
- слабые ($\alpha - \beta$) или плохо классифицируемые изменения C ($\theta - \alpha$).

Особым случаем является смена варианта поведения при черепно-мозговых травмах, которое наблюдается для пар $\delta - \sigma$, $\delta - \beta$, когда нелинейное поведение, наблюдаемое в контрольной группе, сменяется монотонным изменением C при патологии. Конечно, используемая в работе статистика является небольшой, и для более обоснованных выводов важно ее расширение, однако данное исследование свидетельствует о том, что анализ взаимодействия физиологически значимых пар ритмов мозга (как доминантных, так и недоминантных для разных состояний организма) потенциально способен выявить ряд интересных феноменов и расширить существующие представления о кооперативной динамике ритмов мозга в рамках концепции динамического сетевого взаимодействия.

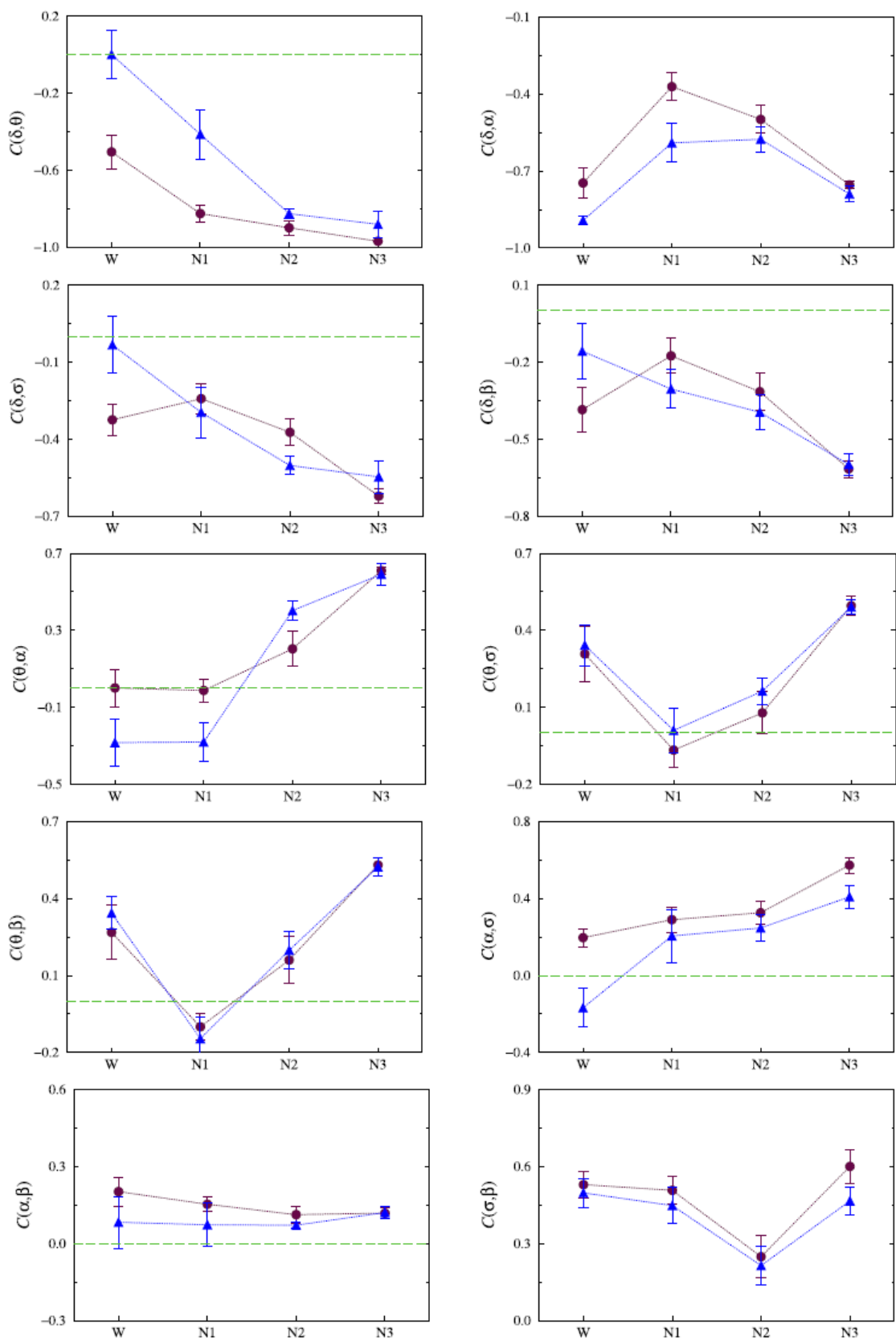


Рисунок 3.18 – Различные варианты поведения меры корреляций во время цикла борствование-сон для разных пар ритмов (круги – контроль, треугольники – черепно-мозговая травма).

3.4 Заключение по главе 3

В данной главе изучены эффекты взаимодействия ритмов мозга в экспериментах на мышах при кратковременной депривации сна. Проведено сопоставление линейного коэффициента корреляции и показателей скейлинга метода DCCA и его расширенного варианта, при этом была продемонстрирована более высокая эффективность последнего подхода в диагностике эффектов суточной депривации сна. Исследованы возрастные эффекты в кооперативной динамике ритмов головного мозга с использованием относительной спектральной плотности мощности и двух вариантов анализа кросс-корреляций – ранее апробированного и упрощенного. Максимальные отличия кооперативной динамики ритмов во время сна по сравнению с бодрствованием выявлены в стадии глубокого сна. Исследованы особенности взаимодействия ритмов головного мозга при патологии (черепно-мозговой травме). При этом обнаружено, что с увеличением глубины сна взаимодействие ритмов при травме становится мало отличимым от взаимодействия ритмов у здоровых испытуемых того же возраста. Более детальное рассмотрение динамики различных пар ритмов по время цикла сон-бодрствование позволило выявить характерные особенности их взаимодействия при смене функционального состояния организма.

Заключение

Основные результаты и выводы диссертационной работы заключаются в следующем:

1. На основе базовых моделей нелинейной динамики проведены оценки минимального объема выборки, позволяющей идентифицировать реализующийся в модели режим сложных автоколебаний при рассмотрении переходных процессов в условиях быстрых и сравнительно медленных изменений управляющего параметра.
2. Методы, использующие разложение сигналов по вейвлет-функциям, применены к решению задачи выявления возрастных изменений электрической активности головного мозга при выполнении задач мелкой моторики, выполняемых разными руками. Отмечено, что на основе кумулянтов 3-го и 4-го порядка в дополнение к традиционно проводимой оценке стандартных отклонений коэффициентов детализации многомасштабного вейвлет-анализа обеспечивается улучшение диагностики возрастных изменений электрической активности головного мозга. Установлено, что у пожилых испытуемых различия в сигналах ЭЭГ при сжатии в кулак левой и правой руки менее выражены по сравнению с молодыми испытуемыми.
3. Предложен обобщенный метод основанного на вейвлетах мультифрактального анализа, обеспечивающий возможность диагностики изменений в функционировании систем с использованием совместного спектра сингулярностей. На примере базовых моделей нелинейной динамики (связанные системы Рёсслера, Лоренца) установлены типичные изменения совместного спектра сингулярностей при синхронизации хаотических колебаний.
4. Протестирован комбинированный метод, использующий флуктуационный анализ детальных вейвлет-коэффициентов. На

примере связанных систем Рёсслера продемонстрированы преимущества метода при рассмотрении зашумленных последовательностей времен возврата в текущую Пуанкаре по сравнению с традиционным подходом, основанным на расчете стандартных отклонений.

5. Предложено расширение метода детрендрованного взаимного корреляционного анализа сигналов, обеспечивающее получение дополнительной информации о сложной организации экспериментальных наборов данных. С использованием этой информации может быть проведено более тщательное исследование структуры нестационарных процессов. На примере динамики макро- и микроцеребрального кровотока в соседних сосудах разного размера показано, что предложенный подход позволяет выявлять изменения в физиологических регуляторных механизмах, вызванные изменением условий функционирования.
6. Проведен анализ возрастных изменений в кооперативной динамике основных ритмов электрической активности головного мозга на основе относительной спектральной плотности мощности. Показано, что во время глубокого сна возрастные изменения проявляются слабее, чем в состоянии бодрствования. Установлено, что кратковременная депривация сна оказывает влияние на координацию ритмов, и соответствующие эффекты могут быть выявлены на основе метода детрендрованного взаимного корреляционного анализа нестационарных процессов и его расширения.
7. Проведено изучение характерных изменений взаимосвязи различных пар корковых ритмов во время циклов сон-бодрствование в группах здоровых испытуемых и пациентов с черепно-мозговыми травмами. Выделены несколько типичных вариантов поведения, включая монотонные изменения взаимных корреляций; изменения,

демонстрирующие нелинейный характер; слабые или плохо классифицируемые изменения. Обнаружено, что с увеличением глубины сна уменьшаются различия взаимодействия при патологии и у здоровых испытуемых.

Список литературы

- [1] Отнес Р., Эноксон Л. Прикладной анализ временных рядов, М.: Мир, 1982.
- [2] Бендат Дж., Пирсол А. Прикладной анализ случайных данных, М.: Мир, 1989.
- [3] Оппенгейм А., Шафер Р. Цифровая обработка сигналов, М.: Техносфера, 2007.
- [4] Grossman A., Morlet J. Decomposition of Hardy functions into square integrable wavelets of constant shape, SIAM J. Math. Anal. 15 (1984) 723–736.
- [5] Meyer Y. Wavelets: Algorithms and applications, Philadelphia: S.I.A.M., 1993.
- [6] Meyer Y. Wavelets and operators, Cambridge: Cambridge University Press, 1993.
- [7] Daubechies I. Ten lectures on wavelets, Philadelphia: S.I.A.M., 1992.
- [8] Kaiser G. A friendly guide to wavelets, Boston: Birkhauser, 1994.
- [9] Benedetto J. J., Frazier M. (Eds.). Wavelets: mathematics and applications, Boca Raton: CRC Press, 1994.
- [10] Астафьева Н. М. Вейвлет-анализ: основы теории и примеры применения, Успехи физических наук 166 (11) (1996) 1145–1170.
- [11] Дремин И. М., Иванов О. В., Нечитайло В. А. Вейвлеты и их применение, Успехи физических наук 171 (2001) 465–501.
- [12] Mallat S. G. A wavelet tour of signal processing, New York: Academic Press, 1998.
- [13] Короновский А. А., Храмов А. Е. Непрерывный вейвлетный анализ и его приложения, М.: Физматлит, 2003.

- [14] Hramov A.E., Koronovskii A.A., Makarov V.A., Maksimenko V.A., Pavlov A.N., Sitnikova E.Yu. *Wavelets in Neuroscience* (2-nd Edition), Springer Cham, Switzerland, 2021. 384 p.
- [15] Huang N. E., Shen Z., Long S. R., Wu M. C., Shi H. H., Zheng Q., Yen N.-C., Tung C. C., Liu H. H. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis, *Proc. R. Soc. Lond. A* 454 (1998) 903–995.
- [16] Huang N. E., Shen S. P. (Eds.). *Hilbert-Huang transform and its applications*, Singapore: World Scientific, 2005.
- [17] Flandrin P., Rilling G., Goncalves P. Empirical mode decomposition as a filterbank, *IEEE Signal Proc Lett.* 11 (2003) 112–114.
- [18] Huang N. E. A new view of nonlinear water waves -- the Hilbert spectrum, *Ann. Rev. Fluid Mech.* 31 (1999) 417–457.
- [19] Peng C.-K., Havlin S., Stanley H.E., Goldberger A.L. Quantification of scaling exponents and crossover phenomena in nonstationary heartbeat time series, *Chaos* 5 (1995) 82–87.
- [20] Buldyrev S., Goldberger A., Havlin S., Mantegna R., Malsa M., Peng C.-K., Simons M., Stanley H. Long-range correlation properties of coding and noncoding DNA sequences: GenBank analysis, *Phys. Rev. E* 51 (1995) 5084–5091.
- [21] Stanley H. E., Amaral L. A. N., Goldberger A. L., Havlin S., Ivanov P. C., Peng C.-K. Statistical physics and physiology: Monofractal and multifractal approaches, *Physica A* 270 (1999) 309–324.
- [22] Ivanova K., Ausloos M. Application of the detrended fluctuation analysis (DFA) method for describing cloud breaking, *Physica A* 274 (1999) 349–354.
- [23] Talkner P., Weber R. O. Power spectrum and detrended fluctuation analysis: Application to daily temperatures, *Phys. Rev. E* 62 (2000) 150–160.

- [24] Heneghan C., McDarby G. Establishing the relation between detrended fluctuation analysis and power spectral density analysis for stochastic processes, *Phys. Rev. E* 62 (2000) 6103–6110.
- [25] Hu K., Ivanov P. C., Chen Z., Carpena P., Stanley H. E. Effect of trends on detrended fluctuation analysis, *Phys. Rev. E* 64 (2001) 011114.
- [26] Chen Z., Ivanov P. C., Hu K., Stanley H. E. Effect of nonstationarities on detrended fluctuation analysis, *Phys. Rev. E* 65 (2002) 041107.
- [27] Kantelhardt J. W., Koscielny-Bunde E., Rego H. H. A., Havlin S., Bunde A. Detecting long-range correlations with detrended fluctuation analysis, *Physica A* 295 (2001) 441–454.
- [28] Ma Q. D. Y., Bartsch R. P., Bernaola-Galván P., Yoneyama M., Ivanov P. C. Effect of extreme data loss on long-range correlated and anticorrelated signals quantified by detrended fluctuation analysis, *Phys. Rev. E* 81 (2010) 031101.
- [29] Horvatic D., Stanley H. E., Podobnik B. Detrended cross-correlation analysis for non-stationary time series with periodic trends, *Europhys. Lett.* 94 (2011) 18007.
- [30] Bryce R. M., Sprague K. B. Revisiting detrended fluctuation analysis, *Sci. Rep.* 2 (2012) 315.
- [31] Shao Y. H., Gu G. F., Jiang Z. Q., Zhou W. X., Sornette D. Comparing the performance of FA, DFA and DMA using different synthetic long-range correlated time series, *Sci. Rep.* 2 (2012) 835.
- [32] Muzy J. F., Bacry E., Arneodo A. Wavelets and multifractal formalism for singular signals: application to turbulence data, *Phys. Rev. Lett.* 67 (1991) 3515–3518.
- [33] Muzy J. F., Bacry E., Arneodo A. Multifractal formalism for fractal signals: the structure-function approach versus the wavelet-transform modulus-maxima method, *Phys. Rev. E* 47 (1993) 875–884.
- [34] Muzy J. F., Bacry E., Arneodo A. The multifractal formalism revisited with wavelets, *Int. J. Bifurcation Chaos* 4 (2) (1994) 245–302.

- [35] Ivanov P. Ch., Nunes Amaral L. A., Goldberger A. L., Havlin S., Rosenblum M. G., Struzik Z. R., Stanley H. E. Multifractality in human heartbeat dynamics, *Nature* 399 (1999) 461–465.
- [36] Pavlov A. N., Dubrovsky A. I., Koronovskii Jr. A. A., Pavlova O. N., Semyachkina-Glushkovskaya O. V., Kurths J. Extended detrended fluctuation analysis of electroencephalograms signals during sleep and the opening of the blood-brain barrier, *CHAOS* 30 (2020) 073138.
- [37] Pavlov A. N., Dubrovsky A. I., Koronovskii Jr. A. A., Pavlova O. N., Semyachkina-Glushkovskaya O. V., Kurths J. Extended detrended fluctuation analysis of sound-induced changes in brain electrical activity, *Chaos, Solitons and Fractals* 139 (2020) 109989.
- [38] Pavlov A. N., Pavlova O. N., Semyachkina-Glushkovskaya O. V., Kurths J. Extended detrended fluctuation analysis: effects of nonstationarity and application to sleep data, *European Physical Journal Plus* 136 (2021) 10.
- [39] Koronovskii Jr. A. A., Blokhina I. A., Dmitrenko A. V., Tuzhilkin M. A., Moiseikina T. V., Elizarova I. V., Semyachkina-Glushkovskaya O. V., Pavlov A. N. Extended detrended fluctuation analysis of coarse-grained time series, *Diagnostics* 13 (2023) 93.
- [40] Павлов А. Н. Расширенный метод взаимного корреляционного анализа нестационарных процессов, *Письма в ЖТФ* 50 (2024) 40.
- [41] Stankovski T., Ticcinelli V., McClintock P. V. E., Stefanovska A. Neural cross-frequency coupling functions, *Front. Syst. Neurosci.* 11 (2017) 33.
- [42] Vijayan S., Lepage K. Q., Kopell N. J., Cash S. S. Frontal beta-theta network during REM sleep, *Elife* 6 (2017) e18894.
- [43] Tognoli E., Zhang M., Fuchs A., Beetle C., Kelso J. A. S. Coordination dynamics: A foundation for understanding social behavior, *Front. Hum. Neurosci.* 14 (2020) 317.

- [44] Palva J. M., Palva S. Functional integration across oscillation frequencies by cross-frequency phase synchronization, *Eur. J. Neurosci.* 48 (2018) 2399–2406.
- [45] Palva S., Palva J.M. Functional roles of alpha-band phase synchronization in local and large-scale cortical networks, *Front. Psychol.* 2 (2011) 204.
- [46] Belluscio M. A., Mizuseki K., Schmidt R., Kempter R., Buzsáki G. Cross-frequency phase-phase coupling between theta and gamma oscillations in the hippocampus, *J. Neurosci.* 32 (2012) 423–435.
- [47] Lin A., Liu K. K. L., Bartsch R. P., Ivanov P. Ch. Dynamic network interactions among distinct brain rhythms as a hallmark of physiologic state and function, *Commun. Biol.* 3 (2020) 197.
- [48] Chen B., Ciria L. F., Hu C., Ivanov P. Ch. Ensemble of coupling forms and networks among brain rhythms as function of states and cognition, *Commun. Biol.* 5 (2022) 82.
- [49] Postnov D. E., Vadivasova T. E., Sosnovtseva O. V., Balanov A. G., Anishchenko V.S., Mosekilde E. Role of multistability in the transition to chaotic phase synchronization, *Chaos* 9 (1999) 227.
- [50] Addison P. S. The illustrated wavelet transform handbook: applications in science, engineering, medicine and finance, Bristol; Philadelphia: IOP Publishing, 2002.
- [51] Taswell C. Handbook of wavelet transform algorithms, Boston: Birkhauser, 1996.
- [52] Erlebach G., Hussaini M. Y., Jameson L. M. (Eds.). Wavelets: theory and applications, New York: Oxford University Press, 1996.
- [53] Thurner S., Feurstein M.C., Teich M.C. Multiresolution wavelet analysis of heartbeat intervals discriminates healthy patients from those with cardiac pathology, *Phys. Rev. Lett.* 80 (1998) 1544–1547.
- [54] Marrone A., Polosa A. D., Scioscia G., Stramaglia S., Zenzola A. Multiscale analysis of blood pressure signals, *Phys. Rev. E* 60 (1999) 1088–1091.

- [55] Pavlov A. N., Pavlova O. N., Mohammad Y. K., Kurths J. Characterization of the chaos-hyperchaos transition based on return times, *Phys. Rev. E* 91 (2015) 022921.
- [56] Pavlov A. N., Pavlova O. N., Mohammad Y. K., Kurths J. Quantifying chaotic dynamics from integrate-and-fire processes, *CHAOS* 25 (2015) 013118.
- [57] Павлов А. Н., Павлова О. Н., Мохаммад Я. Х. Диагностика режима гиперхаотической динамики по интервалам времени пересечения порогового уровня, *Письма в ЖТФ* 41 (6) (2015) 98–104.
- [58] Frolov N.S., Pitsik E.N., Maksimenko V.A., Grubov V.V., Kiselev A.R., Wang Z., Hramov A.E. Age-related slowing down in the motor initiation in elderly adults, *PLoS One* 15 (2020) e0233942.
- [59] Castellanos N.P., Makarov V.A. Recovering EEG brain signals: Artifact suppression with wavelet enhanced independent component analysis, *Journal of Neuroscience Methods* 158 (2) (2006) 300–312.
- [60] Pavlov A. N., Pitsik E.N., Frolov N. S., Badarin A., Pavlova O. N., Hramov A. E. Age-related distinctions in EEG signals during execution of motor tasks characterized in terms of long-range correlations, *Sensors* 20 (2020) 5843.
- [61] Pavlov A. N., Sosnovtseva O. V., Ziganshin AR, Holstein-Rathlou NH, Mosekilde E. Multiscality in the dynamics of coupled chaotic systems, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 316 (1–4) (2002) 233–249.
- [62] Pavlov A. N., Pavlova O. N., Abdurashitov A. S., Sindeeva O. A., Semyachkina-Glushkovskaya O. V., Kurths J. Characterizing scaling properties of complex signals with missed data segments using the multifractal analysis, *Chaos* 28 (1) (2018) 013124.
- [63] Павлов А. Н., Анищенко В. С. Мультифрактальный анализ сложных сигналов, *Успехи физических наук* 177 (8) (2007) 859–876.
- [64] Anishchenko V. S., Silchenko A. N., Khovanov I. A. Synchronization of switching processes in coupled Lorenz systems, *Phys. Rev. E* 57 (1998) 316.

- [65] Pavlov A. N., Pavlova O. N. Scaling features of correlated and anti-correlated data: numerical simulations and analysis of brain dynamics, *Eur. Phys. J. Spec. Top.* 234 (2025) 3973–3980.
- [66] Podobnik B., Stanley H. E. Detrended cross-correlation analysis: a new method for analyzing two nonstationary time series, *Phys. Rev. Lett.* 100 (2008) 084102.
- [67] Podobnik B., Grosse I., Horvati'c D., Ilic S., Ivanov PCh., Stanley H.E. Quantifying cross-correlations using local and global detrending approaches, *Eur. Phys. J. B* 71 (2009) 243.
- [68] Briers J. D., Webster S. Laser speckle contrast analysis (LASCA): a non-scanning, full-field technique for monitoring capillary blood flow, *J Biomed Opt.* 1 (1996) 174–179.
- [69] Boas D. A., Dunn A. K. Laser speckle contrast imaging in biomedical optics, *J Biomed Opt.* 15 (2010) 011109.
- [70] Briers D., Duncan D. D., Hirst E., Kirkpatrick S. J., Larsson M., Steenbergen W., Stromberg T., Thompson O. B. Laser speckle contrast imaging: theoretical and practical limitations, *J Biomed Opt.* 18 (2013) 066018.
- [71] Kazmi S. S., Faraji E., Davis M. A., Huang Y. Y., Zhang X. J., Dunn A. K. Flux or speed? Examining speckle contrast imaging of vascular flows, *Biomed Opt Express* 6 (2015) 2588–608.
- [72] Dunn A. K. Laser speckle contrast imaging of cerebral blood flow, *Ann Biomed Eng.* 40 (2012) 367377.
- [73] Abdurashitov A. S., Lychagov V. V., Sindeeva O. A., Semyachkina-Glushkovskaya O. V., Tuchin V. V. Histogram analysis of laser speckle contrast image for cerebral blood flow monitoring, *Front Optoelectron.* 8 (2015) 187–194.
- [74] Pavlov A. N., Semyachkina-Glushkovskaya O. V., Pavlova O. N., Abdurashitov A. S., Shihalov G. M., Rybalova E. V., Sindeev S. S.

- Multifractality in cerebrovascular dynamics: an approach for mechanisms-related analysis, *Chaos, Solitons and Fractals* 91 (2016) 210–213.
- [75] Pavlov A. N., Abdurashitov A. S., Sindeeva O. A., Sindeev S. S., Pavlova O. N., Shihalov G. M., Semyachkina-Glushkovskaya O. V. Characterizing cerebrovascular dynamics with the wavelet-based multifractal formalism, *Physica A* 442 (2016) 149–155.
- [76] Blokhina I. A., Koronovskii A. A. Jr., Dmitrenko A. V., Elizarova I. V., Moiseikina T. V., Tuzhilkin M. A., Semyachkina-Glushkovskaya O. V., Pavlov A. N. *Diagnostics* 13 (2023) 426.
- [77] Xie L., Kang H., Xu Q., Chen M.J., Liao Y., Thiagarajan M., O'Donnell J., Christensen D. J., Nicholson C., Iliff J. J., Takano T., Deane R., Nedergaard M. Sleep drives metabolite clearance from the adult brain, *Science* 342 (2013) 373.
- [78] Fultz N. E., Bonmassar G., Setsompop K., Stickgold R. A., Rosen B. R., Polimeni J. R., Lewis L. D. Coupled electrophysiological, hemodynamic, and cerebrospinal fluid oscillations in human sleep, *Science* 366 (2019) 628.
- [79] Pavlov A. N., Dubrovskii A. I., Pavlova O. N., Semyachkina-Glushkovskaya O. V. Effects of sleep deprivation on the brain electrical activity in mice, *Appl. Sci.* 11 (2021) 1182.
- [80] Achariyar T. M., Li B., Peng W., Verghese P. B., Shi Y., McConnell E., Benraiss A., Kasper T., Song W., Takano T., Holtzman D. M., Nedergaard M., Deane R. Glymphatic distribution of CSF-derived apoE into brain is isoform specific and suppressed during sleep deprivation, *Mol. Neurodegener.* 11 (2016) 74.
- [81] Zhang J., Zhu Y., Zhan G., Fenik P., Panossian L., Wang M. M., Reid S., Lai D., Davis J. G., Baur J. A., Veasey S. Extended wakefulness: compromised metabolics in and degeneration of locus ceruleus neurons, *J. Neurosci.* 34 (2014) 4418.

- [82] Kent B. A., Strittmatter S. M., Nygaard H. B. Sleep and EEG power spectral analysis in three transgenic mouse models of Alzheimer's disease: APP/PS1, 3xTgAD, and Tg2576, *J. Alzheimers Dis.* 64 (2018) 1325.
- [83] Klösch G., Kemp B., Penzel T., Schlögl A., Rappelsberger P., Trenker E., Gruber G., Zeitlhofer J., Saletu B., Herrmann W. M., Himanen S. L., Kunz D., Barbanoj M. J., Röschke J., Värri A., Dorffner G. The SIESTA project polygraphic and clinical database, *IEEE Eng. Med. Biol. Mag.* 20 (2001) 51.
- [84] Halasz P. Hierarchy of micro-arousals and the microstructure of sleep, *Clin. Neurophysiol.* 28 (1998) 461.
- [85] Hirshkowitz M. Arousals and anti-arousals, *Sleep Med.* 3 (2002) 203.
- [86] Kadri A., Apriani N. Electroencephalography findings in traumatic brain injury, *Open Neurol. J.* 16 (2022) e2206100.
- [87] Turgeon A. F., Lauzier F., Zarychanski R., Fergusson D. A., Léger C., McIntyre L. A., Bernard F., Rigamonti A., Burns K., Griesdale D. E., Green R., Scales D. C., Meade M. O., Savard M., Shemilt M., Paquet J., Gariépy J. L., Lavoie A., Reddy K., Jichici D., Pagliarello G., Zygun D., Moore L., TBI-Prognosis Study Team, and the Critical Care Trials Group. Prognostication in critically ill patients with severe traumatic brain injury: The TBI-prognosis multicentre feasibility study, *BMJ Open* 7 (2017) e013779.
- [88] Politi K., Weiss P. L., Givony K., Zion Golumbic E. Utility of electroencephalograms for enhancing clinical care and rehabilitation of children with acquired brain injury, *Int. J. Environ. Res. Public Health* 21 (2024) 1466.
- [89] Alouani A. T., Elfouly T. Traumatic brain injury (TBI) detection: Past, present, and future, *Biomedicines* 10 (2022) 2472.
- [90] Xie L., Kang H., Xu Q., Chen M.J., Liao Y., Thiagarajan M., O'Donnell J., Christensen D. J., Nicholson C., Iliff J. J., Takano T., Deane R., Nedergaard M. Sleep drives metabolite clearance from the adult brain, *Science* 342 (2013) 373–377.

- [91] Chen J., Wang L., Xu H., Xing L., Zhuang Z., Zheng Y., Li X., Wang C., Chen S., Guo Z., Liang Q., Wang Y. Meningeal lymphatics clear erythrocytes that arise from subarachnoid hemorrhage, *Nat. Commun.* 11 (2020) 3159.
- [92] Bolte A. C., Dutta A. B., Hurt M. E., Smirnov I., Kovacs M. A., McKee C. A., Ennerfelt H. E., Shapiro D., Nguyen B. H., Frost E. L., Lammert C. R., Kipnis J., Lukens J. R. Meningeal lymphatic dysfunction exacerbates traumatic brain injury pathogenesis, *Nat. Commun.* 11 (2020) 4524.
- [93] Semyachkina-Glushkovskaya O. V., Karavaev A. S., Prokhorov M. D., Runnova A. E., Borovkova E. I., Ishbulatov Y. M., Hramkov A. N., Kulminskiy D. D., Semenova N. I., Sergeev K. S., Slepnev A. V., Sitnikova E. Y., Zhuravlev M. O., Fedosov I. V., Shirokov A. A., Blokhina I. A., Dubrovski A. I., Terskov A. V., Khorovodov A. P., Ageev V. B., Elovenko D. A., Evsukova A. S., Adushkina V. V., Telnova V. V., Postnov D. E., Penzel T., Kurths J. EEG biomarkers of activation of the lymphatic drainage system of the brain during sleep and opening of the blood-brain barrier, *Comput. Struct. Biotechnol. J.* 21 (2023) 758–768.
- [94] Runnova A., Zhuravlev M., Ukolov R., Blokhina I., Dubrovski A., Lezhnev N., Sitnikova E., Saranceva E., Kiselev A., Karavaev A., Selskii A., Semyachkina-Glushkovskaya O., Penzel T., Kurths J. Modified wavelet analysis of ECoG-pattern as promising tool for detection of the blood-brain barrier leakage, *Sci. Rep.* 11 (2021) 18505.
- [95] Hramov A. E., Frolov N. S., Maksimenko V. A., Kurkin S. A., Kazantsev V. B., Pisarchik A. N. Functional networks of the brain: from connectivity restoration to dynamic integration, *Phys. Usp.* 64 (2021) 584.
- [96] Pitsik E. N., Maximenko V. A., Kurkin S. A., Sergeev A. P., Stoyanov D., Paunova R., Kandilarova S., Simeonova D., Hramov A. E. The topology of fMRI-based networks defines the performance of a graph neural network for the classification of patients with major depressive disorder, *Chaos Solitons Fractals* 167 (2023) 113041.

- [97] Kurkin S. A., Mayorova L. A., Khorev V. S., Pitsik E. N., Radutnaya M. L., Bondar E. L., Hramov A. E. Multiscale fMRI analysis reveals hierarchical network disruptions underlying disorders of consciousness, *Chaos, Solitons and Fractals* 200 (1) (2025) 117008.
- [98] Khorev V., Kurkin S., Pitsik E., Radutnaya M., Bondar E., Mayorova L., Hramov A. A synergistic approach for identifying disrupted functional brain subnetworks in patients with chronic disorders of consciousness due to anoxic brain damage, *Eur. Phys. J. Spec. Top.* 234 (2025) 4907–4918.
- [99] Майорова Л. А., Куркин С. А., Хорев В. С., Кузовлев А. Н., Яковлев А. А., Гречко А. В., Храмов А. Е. Анализ функциональных сетей головного мозга, восстанавливаемых по данным функциональной магнитно-резонансной томографии, *Известия вузов. Радиофизика* 68 (5-6) (2025) 463–481.
- [100] Khorev V., Kurkin S., Mayorova L., Portnova G., Kushnir A., Hramov A. Neural correlates of social touch processing: An fMRI Study on Brain Functional Connectivity, *Journal of Integrative Neuroscience* 24 (1) (2025) 26280.

Список публикаций по теме диссертации

- [101] Pavlov A. N., Pitsik E. N., **Guyo G. A.**, Frolov N. S., Grubov V. V., Pavlova O. N., Wang Z., Hramov A. E. Effects of healthy aging on electrical activity of the brain during motor tasks characterized with wavelets, *European Physical Journal Plus* 136 (2021) 408.
- [102] Pavlov A. N., Pavlova O. N., Koronovskii Jr. A. A., **Guyo G. A.** Extended detrended cross-correlation analysis of nonstationary processes, *Chaos, Solitons and Fractals* 157 (2022) 111972.
- [103] **Guyo G. A.**, Pavlov A. N., Pitsik E. N., Frolov N. S., Badarin A. A., Grubov V. V., Pavlova O. N., Hramov A. E. Cumulant analysis in wavelet space for

- studying effects of aging on electrical activity of the brain, *Chaos, Solitons and Fractals* 158 (2022) 112038.
- [104] Pavlova O. N., **Guvo G. A.**, Pavlov A. N. Multiresolution wavelet analysis of noisy datasets with different measures for decomposition coefficients, *Physica A* 585 (2022) 126406.
- [105] **Guvo G. A.**, Pavlova O. N., Blokhina I. A., Semyachkina-Glushkovskaya O. V., Pavlov A. N. Multiresolution wavelet analysis of transients: numerical simulations and application to EEG. *European Physical Journal Special Topics* 232 (2023) 635–641.
- [106] Pavlova O. N., **Guvo G. A.**, Pavlov A. N. Multifractal formalism combined with multiresolution wavelet analysis of physiological signals, *European Physical Journal Special Topics* 232 (2023) 643–647.
- [107] **Гуйо Г. А.**, Павлова О. Н., Павлов А. Н. Диагностика изменений динамики сложных систем по переходным процессам на основе многомасштабного вейвлет-анализа, *Письма в ЖТФ* 49 (2) (2023) 7–9.
- [108] **Гуйо Г. А.**, Павлов А. Н. Анализ кооперативной динамики нелинейных систем на основе совместного спектра сингулярностей, *Письма в ЖТФ* 49 (10) (2023) 6–8.
- [109] **Гуйо Г. А.**, Павлов А. Н. Применение совместного спектра сингулярностей для анализа кооперативной динамики сложных систем, *Известия высших учебных заведений. Прикладная нелинейная динамика* 31 (3) (2023) 305–315.
- [110] **Guvo G. A.**, Pavlov A. N., Semyachkina-Glushkovskaya O. V. Anesthesia effects in rat electrocorticograms characterized using detrended fluctuation analysis and its extension, *European Physical Journal Special Topics* 233 (2024) 463–470.
- [111] **Guvo G. A.**, Pavlova O. N., Pavlov A. N. Short-term sleep deprivation: considering brain rhythm coordination in the context of an integrated neural network, *European Physical Journal Special Topics* 234 (2025) 4437–4443.

- [112] **Guo G. A.**, Adushkina V. V., Pavlov A. N., Semyachkina-Glushkovskaya O. V. Age-related distinctions in cooperative dynamics of brain rhythms during sleep-wake transitions, *European Physical Journal Special Topics* 234 (2025) 4773–4778.
- [113] **Guo G. A.**, Pavlova O. N., Pavlov A. N. Coordination among brain waves during sleep: age aspects. *European Physical Journal Special Topics* (2025) <https://doi.org/10.1140/epjs/s11734-025-02044-6>. Published online 27.10.2025.
- [114] **Guo G. A.**, Trofimov A. O., Volkova E. D., Pavlova O. N., Pavlov A. N., Semyachkina-Glushkovskaya O. V. Phenomenon of adjustment of brain rhythm coordination in healthy adolescents and with traumatic brain injury: An important marker of post-traumatic brain restoration, *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science* 35 (2025) 103130.
- [115] **Гуйо Г. А.** Применение нейросетевых методов для распознавания зашумленных сигналов, Математическое моделирование и суперкомпьютерные технологии. Труды XX Международной конференции. Под ред. проф. В.П. Гергеля, Нижний Новгород, 2020, сс. 154-155.
- [116] **Guio G.** Recognition of noisy biological signals using feature extraction and neural network methods, *Conference Proceedings of V Scientific School Dynamics of Complex Networks and their Applications (DCNA 2021)*, Kaliningrad, 2021, pp. 81-83.
- [117] **Guo G.** Analysis of EEG signals using multiresolution wavelet analysis and its extensions, *Conference Proceedings of VI Scientific School Dynamics of Complex Networks and their Applications (DCNA 2022)*, Kaliningrad, 2022, pp. 106-109.
- [118] **Гуйо Г. А.** Исследование динамики сигналов ЭЭГ с помощью многомасштабного вейвлет-анализа и его дополнений, *Нелинейные*

волны – 2022. XX научная школа. Тезисы и аннотации докладов, Изд-во: ИПФ РАН, Нижний Новгород, 2022, сс. 78-79.

- [119] **Гуйо Г. А.** New extensions of multiresolution wavelet analysis for EEG signals study, Материалы XIV научной конференции молодых ученых “Presenting academic achievements to the world”. Выпуск 13, Изд-во: Саратовский национальный исследовательский государственный университет имени Н.Г. Чернышевского, Саратов, 2023, сс. 127–135.
- [120] **Guyo G.** Analysis of complex cooperative dynamics using joint singularity spectrum, Conference Proceedings of VII Scientific School Dynamics of Complex Networks and their Applications (DCNA 2023), Kaliningrad, 2023, pp. 95-98.
- [121] **Гуйо Г.А.** Исследование сигналов ЭЭГ с помощью вейвлет-анализа и его дополнений. Сборник трудов Всероссийской научной конференции «Моделирование и экспериментальные исследования динамики сложных систем (МЭИДСС-2023)». НИУ ВШЭ – Нижний Новгород, 2023, сс. 16–18.
- [122] **Guyo G. A., Pavlov A. N., Semyachkina-Glushkovskaya O. V.** Sleep-wake transitions studied in terms of brain wave coordination: Effects of healthy aging, Proceedings of SPIE 13242 (2024) 132420Q.
- [123] **Гуйо Г. А.** Эффекты анестезии в электрокортикограммах крыс, характеризующиеся с помощью анализа флуктуаций относительно тренда, Нелинейные волны – 2024. XXI научная школа. Тезисы и аннотации докладов, Изд-во: ИПФ РАН, Нижний Новгород, 2024, сс. 83-84.
- [124] **Гуйо Г. А.** Оценка эффектов анестезии в электрокортикограммах крыс с помощью анализа флуктуаций относительно тренда. Сборник трудов Всероссийской научной конференции «Моделирование и экспериментальные исследования динамики сложных систем (МЭИДСС-2024)». НИУ ВШЭ – Нижний Новгород, 2024, с. 14–16.

- [125] **Гуйо Г.А.**, Павлов А.Н. Эффекты координации ритмов мозга во время циклов сна и бодрствования. Сборник трудов Всероссийской научной конференции «Моделирование и экспериментальные исследования динамики сложных систем (МЭИДСС-2025)». НИУ ВШЭ – Нижний Новгород, 2025, с. 31–32.
- [126] **Гуйо Г. А.** Оценка нелинейных эффектов ЭЭГ с помощью флуктуационного анализа относительно тренда, Нелинейные дни в Саратове для молодых – 2025. Материалы XXXI Всероссийской научной конференции. Выпуск 18, Саратов, 2025, сс. 53-54.