

МИНОБРНАУКИ РОССИИ
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ
Н.Г.ЧЕРНЫШЕВСКОГО»

Кафедра электроники, колебаний и волн


**Детекция особых событий сна на электроэнцефалографии
методами
радиофизики и искусственного интеллекта**

АВТОРЕФЕРАТ МАГИСТЕРСКОЙ РАБОТЫ

Студентки 2 курса 2231 группы
направления 03.04.03 «Радиофизика», профиль «Физика микроволн»
института физики

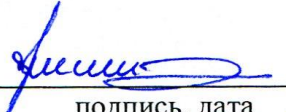
Князевой Анастасии Владимировны

Научный руководитель
доцент кафедры электроники,
колебаний и волн, к.ф.-м.н.

 04.06.26
подпись, дата

А.В. Титов

Заведующий кафедрой
электроники, колебаний и волн
к.ф.-м.н., доцент

 04.06.26г.
подпись, дата

С.В. Гришин

Саратов 2026 год

Оглавление

Введение.....	3
ГЛАВА 1. ОСОБЫЕ СОБЫТИЯ СТАДИЙ МЕДЛЕННОГО СНА И ИХ ДЕТЕКЦИЯ. ОБЗОР СОВРЕМЕННОГО СОСТОЯНИЯ ПРОБЛЕМ.....	5
ГЛАВА 2. РАДИОФИЗИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ АНАЛИЗА ЭЭГ СИГНАЛОВ .	6
ГЛАВА 3. ПРЕДВАРИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ЭЭГ СИГНАЛОВ: ВЫДЕЛЕНИЕ РАЗЛИЧНЫХ КОЛЕБАТЕЛЬНЫХ РЕЖИМОВ В ЗАПИСЯХ ПОЛИСОМНОГРАФИИ	8
ГЛАВА 4. РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА АВТОМАТИЧЕСКОЙ ДЕТЕКЦИИ СОННЫХ ВЕРЕТЕН В ПОЛИСОМНОГРАФИЧЕСКИХ ЗАПИСЯХ.....	10
Заключение	13
Библиографический список	15

Введение

Ночной сон – это неотъемлемая часть нашей жизни, которая влияет на физические, психологические и социальные аспекты. Фундаментальные и прикладные исследования на основе применения технологий нелинейной динамики, искусственного интеллекта и информационных технологий в междисциплинарной области изучения биомедицинских сигналов живых систем сохраняют свою актуальность неизменно высокой.

Настоящая работа посвящена компьютерному анализу данных ЭЭГ, регистрируемых во время различных событий стадий медленного сна. Микроархитектурные особенности сна являются одними из немногих известных электрофизиологических нейронных биомаркеров межлических различий в когнитивных способностях [1].

В представленной работе рассмотрены сонные веретена (далее СВ). Данные особые события играют важную роль в консолидации и реконсолидации памяти. Также регистрация нарушений в данных событиях указывает на нейродегенеративные заболевания задолго до первых клинических проявлений симптомов.

Цель: разработка системы автоматической детекции сонных веретен. Для достижения этой цели решались следующие **задачи**:

1. Подготовка обзора современных методов и подходов к анализу ЭЭГ-сигналов в контексте исследования сна;
2. Освоение алгоритмов частотно-временного анализа, включая быстрое преобразование Фурье и непрерывный вейвлет-анализ на базе материнского вейвлета Морле для определения частотно-временных маркеров, характерных для сонных веретен;
3. Создание технической базы данных для описания особых событий сна, разработки и апробации методов их диагностики. В качестве основы базы данных использованы массивы

полисомнографических записей, включающих расширенные регистрации электроэнцефалографических данных, собранные в полисомнографической лаборатории Клиники лечения боли (г. Саратов, руководитель к.м.н. Парсамян Р.Р.), а также записи, предоставленные группой д. б. н. Дорохова В.Б. (ИВНДиНФ РАН РФ).

4. Разработка метода детекции сонных веретен в многоканальных данных (запись сигналов одновременно с нескольких датчиков (каналов), расположенных в разных местах тела или головы) полисомнографических записей.

В качестве метода частотно-временного анализа использованы оконное преобразование Фурье и непрерывный вейвлетный анализ на базе материнского вейвлета Морле. Последний метод представляется наиболее многообещающим, поскольку он уже показал свою высокую эффективность при анализе данных ЭЭГ в области нейронауки.

Все используемые материалы полисомнографии включают клинические описания пациентов и особенностей их здоровья, а также экспертную разметку требуемых особых событий сна, на которую можно опираться в процессе численной обработки методами радиофизики, теории колебаний и волн, нелинейной динамики.

Разработка новых подходов и методов для обработки больших данных полисомнографии является значимой адаптацией математического инструментария радиофизики и теории колебаний и волн к решению прикладных задач обработки сложных нестационарных сигналов живых систем.

ГЛАВА 1. ОСОБЫЕ СОБЫТИЯ СТАДИЙ МЕДЛЕННОГО СНА И ИХ ДЕТЕКЦИЯ. ОБЗОР СОВРЕМЕННОГО СОСТОЯНИЯ ПРОБЛЕМ

Сон – сложное циклическое биологическое состояние, характеризующееся особыми поведенческими, физиологическими и электрофизиологическими параметрами. Делится на фазы медленного (NREM) и быстрого (REM), чередование которых составляет 1 цикл. В течение ночи обычно можно наблюдать 4 – 6 циклов. За один цикл организм мозг проходит несколько стадий. NREM-сон включает 3 стадии в зависимости от глубины сна [2].

В стадии REM наблюдается сон с быстрым движением глаз. В этой стадии головной мозг демонстрирует наличие десинхронизированной активности мозговых волн (тета-волны, медленные альфа-волны) [3]. Сонные веретена играют ключевую роль в архитектуре сна, сенсорной обработке, синаптической пластичности, формировании памяти и когнитивных способностях, объединяя эти функции в единую концепцию, которая помогает понять механизмы регуляции сна и его влияние на когнитивные функции [4, 5, 6]. С точки зрения теории колебаний и волн, сонные веретена представляют собой кратковременные (0.5 – 2 сек) всплески сигма-ритма (11 – 16 Гц). На основе источников [7 – 13] был проведен обзор, показывающий, что сонные веретена играют ключевую роль в механизмах сна и когнитивных функциях человека и подчеркнута их важность для ранней диагностики различных неинфекционных хронических заболеваний.

Современные методы детекции особых событий сна эволюционировали от ручного анализа к автоматизированным системам на основе искусственного интеллекта. Традиционные подходы дополнились технологиями машинного и глубокого обучения, которые значительно повысили точность распознавания паттернов на ЭЭГ.

Наиболее эффективные результаты показывают методы глубокого обучения, особенно архитектура SpindleU-Net с модулем внимания, которая демонстрирует высокую точность детекции (F1-мера 0,854 на наборе данных MASS и 0,739 на наборе DREAMS) и хорошую адаптивность к различным наборам данных, превосходя при этом классические методы машинного обучения [14 – 17].

ГЛАВА 2. РАДИОФИЗИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ АНАЛИЗА ЭЭГ СИГНАЛОВ

В данной главе приводится обзор наиболее распространённых радиофизических методов анализа электроэнцефалографии (ЭЭГ), сопровождаемый примерами их применения не только на тестовых (модельных) сигналах, но и на реальных записях.

Традиционный подход к анализу ЭЭГ включал визуальную оценку ритмов, выявление характерных паттернов (спайков, острых волн) и расчёт спектральной мощности. В отличие от этого, радиофизический подход расширяет возможности исследования: он позволяет изучать динамику спектральной плотности мощности во времени, анализировать фазовые соотношения между каналами, выявлять корреляционные и когерентные связи, исследовать нелинейные взаимодействия и фрактальные свойства сигнала.

Ключевую роль в анализе играют методы частотного разложения. Быстрое преобразование Фурье (БПФ) выступает базовым инструментом для преобразования сигналов из временной в частотную область, фильтрации шумов и подготовки данных для последующего машинного обучения. Непрерывное вейвлетное преобразование (НВП) дополняет БПФ, обеспечивая высокую точность локализации событий во времени и наглядную визуализацию через спектрограммы — оно позволяет отслеживать динамику

колебательной активности и оценивать временно-частотные характеристики сигнала.

На практике методы применялись к записям ЭЭГ, сделанным во время сна (длительность — 20 минут), с использованием четырёх каналов (височные и затылочные области). Для анализа использовались: спектральный анализ, расчёт мощностного спектра, частотно-временная визуализация и вейвлет-спектрограммы.

При обработке реальных сигналов важно учитывать несколько аспектов: необходимость предварительной фильтрации, выбор оптимальных параметров анализа, баланс между детализацией исследования и доступными вычислительными ресурсами, а также корректную интерпретацию результатов. Методы БПФ и НВП взаимодополняют друг друга, позволяя получить максимально полное представление об электрической активности мозга, а выбор конкретного метода зависит от целей исследования и требуемого уровня детализации [18 – 20].

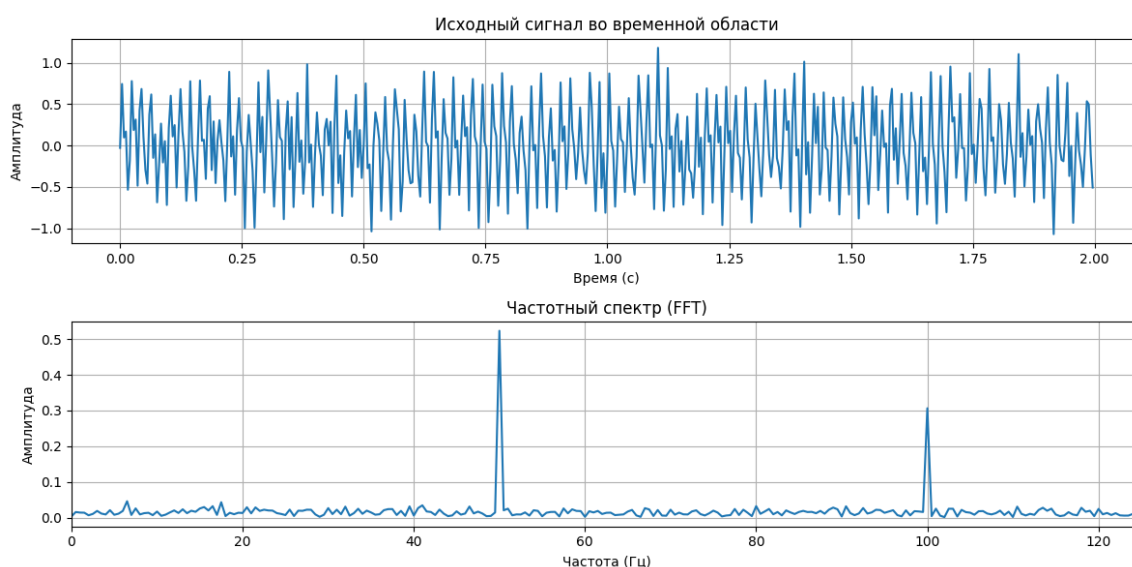


Рисунок 1. Визуализация исходного тестового сигнала и его спектр

ГЛАВА 3. ПРЕДВАРИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ЭЭГ СИГНАЛОВ: ВЫДЕЛЕНИЕ РАЗЛИЧНЫХ КОЛЕБАТЕЛЬНЫХ РЕЖИМОВ В ЗАПИСЯХ ПОЛИСОМНОГРАФИИ

В данной главе продемонстрировано использование частотно-временного анализа, применяемое к реальным медико-биологическим сигналам для расчета энергий, что наглядно демонстрирует различия между колебательными режимами в течение сна.

Для дальнейшего предварительного анализа колебательной активности электроэнцефалограмм используется следующий алгоритм обработки.

На первом этапе для каждого канала ЭЭГ рассчитывается мощность энергии $E(f, t)$ для диапазона частот [1.0; 40] Hz, затем проводится усреднение мощности энергии во временном окне $\Delta t = 30$ с.

Такой метод интегрированного усреднения позволяет подчеркнуть наиболее значимые колебательные компоненты электрической активности головного мозга в течение каждого временного окна Δt . На рисунке 2 продемонстрирован пример таких зависимостей $E(f, t_0)$ для нескольких каналов ЭЭГ одного из пациентов [21].

Далее, рассмотрены традиционные частотные диапазоны, а именно дельта (1 – 4 Гц), тета (4 – 8 Гц), альфа (8 – 12 Гц), бета1 (15 – 20 Гц), бета2 (20 – 30 Гц), гамма (30 – 40 Гц), определяемые согласно принятым сегодня нейрофизиологическим представлениям [22]. Для этих диапазонов проведена оценка интегральной величины энергии $E(f, t_0)$. В итоге, оценивалась средняя энергия каждого колебательного режима в соответствующем частотном диапазоне внутри нескольких определенных пространственных зон проекций определенных полей коры головного мозга, а именно – правой и левой височной ($\varepsilon_{\Delta f}|RTL$ and $\varepsilon_{\Delta f}|LTL$), затылочной ($\varepsilon_{\Delta f}|OL$) зон, а также правого и

левого полушарий ($\varepsilon_{\Delta f} |RH$ and $\varepsilon_{\Delta f} |LH$). В Таблице 1 указаны ЭЭГ каналы, используемые для оценки средней энергии каждой из зон.

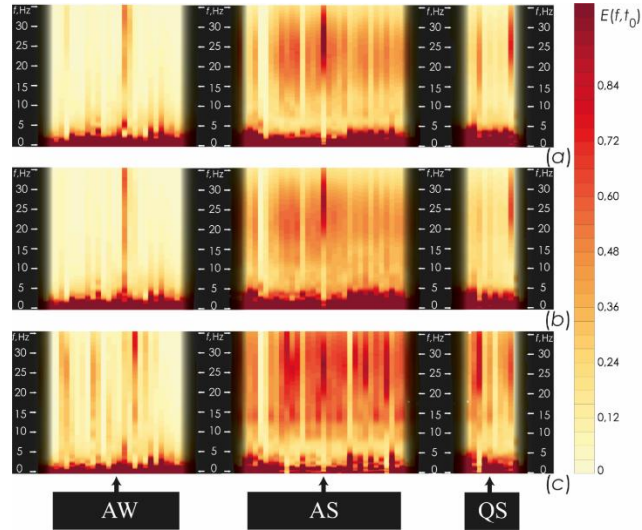


Рисунок 2. (a), (b), (c) – Результаты расчёта усредненной во временном окне Δt энергии $E(f, t_0)$ НВП в разных состояниях: бодрствования (AW)/ REM парадоксального сна (AS)/ медленного сна (QS) для каналов ЭЭГ O2, C4, Fr2, соответственно. Оси ординат – частоты колебательной активности, f , Гц, оси абсцисс – время, t , сек. Цветом показана усредненная амплитуда колебательной активности, где красная соответствует максимальной величине, а светло-желтая – минимальной.

Кроме того, было рассчитано соотношение диапазона высоких и низких частот колебательного спектра, а именно

$$\varepsilon_{H \setminus L}(t_0) = \frac{\sum_{\Delta f = \Delta\beta_1, \Delta\beta_2, \Delta\gamma} E^{\%}_{\Delta f}(t_0)}{\sum_{\Delta f = \Delta\delta, \Delta\theta, \Delta\alpha} E^{\%}_{\Delta f}(t_0)}, \quad (3.6)$$

Соотношение энергий быстрых и медленных колебательных режимов аналогично оценено как для каждого ЭЭГ канала, так и для рассматриваемых пространственных зон. На рисунке 12 демонстрируется данная характеристика, рассчитанная для полисомнографических данных, записанных у одного из здоровых участников исследования.

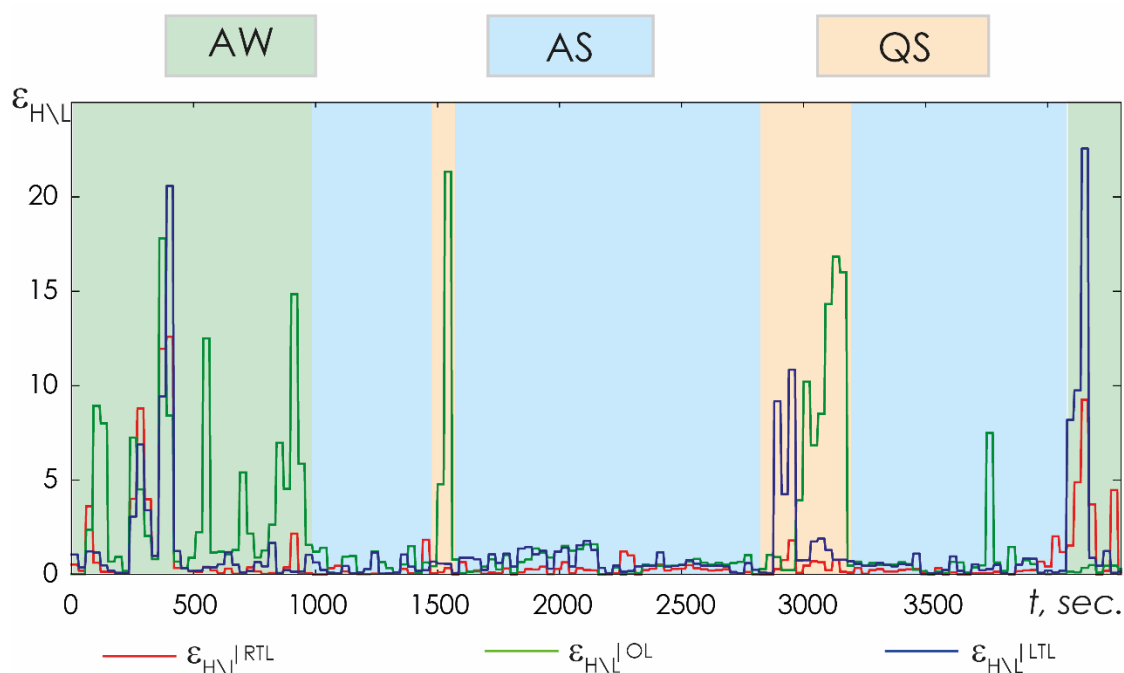


Рисунок 12. Результаты расчёта относительной энергии временного фрагмента активности ЭЭГ для правой височной ($\varepsilon_{H\N}|RTL$, красная линия), затылочной ($\varepsilon_{H\N}|OL$, зеленая линия), левой височной ($\varepsilon_{H\N}|LTL$, синяя линия) зон, зарегистрированные при ночном мониторинге сна. Оси ординат – величина соотношения, %, оси абсцисс – время, t , сек; гипнограмма для пациента представлена в виде цветовой разметки. Показаны состояния бодрствования (AW), быстрого сна (AS), медленного сна (QS).

Таким образом, выполненный анализ ЭЭГ активности головного мозга демонстрирует существенно различные колебательные особенности различных стадий сна человека. Наглядно видно, что использование частотно-временного анализа позволяет разделить медленный и быстрый сон на ЭЭГ записях.

ГЛАВА 4. РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА АВТОМАТИЧЕСКОЙ ДЕТЕКЦИИ СОННЫХ ВЕРЕТЕН В ПОЛИСОМНОГРАФИЧЕСКИХ ЗАПИСЯХ

Основной целью является создание и валидация алгоритма (на базе методов цифровой обработки сигналов), способного идентифицировать

сонные веретена на фоне нестационарных биоэлектрических шумов и других графоэлементов сна (K-комплексов, дельта-волн). В рамках решения задачи по исследованию особенностей возникновения сонных веретен во время стадий медленного сна был решен целый комплекс связанных между собой подзадач:

разработка автоматизированной методики, которая позволила бы детектировать веретена сигма-ритма в электрической активности головного мозга. Основная идея метода обнаружения веретен основана на анализе четырех параметров сигнала ЭЭГ: абсолютной и относительной мощности в частотном диапазоне (11 – 16 Гц), соответствующем сигма-ритму, а также ковариации и корреляции между широкополосными (0,3–30 Гц) и сигма-фильтрованными сигналами. Данный алгоритм основан на использовании методов частотно-временного анализа, а именно, непрерывного вейвлет преобразования (НВП) [24, 25];

оценка нормированных значений энергии НВП для каждого канала ЭЭГ в четырёх частотных диапазонах: Δf_1 [1, 4] Гц, Δf_2 [8, 12] Гц, Δf_3 [11, 15] Гц и Δf_4 [15, 20] Гц;

ввод для каждого момента времени и каждого канала ЭЭГ трех коэффициентов, которые характеризуют отношение энергии НВП, приходящейся на частоты отвечающие сигма ритму, относительно других рассчитанных частотных диапазонов.

на основе значений этих коэффициентов для каждого канала ЭЭГ вводится условие существования сигма ритма в данный момент времени

сравнение всех моментов времени, где $\mu^n(t)$ принимает значение, равное 1, с ранее построенной гипнограммой. В случае, если момент времени приходится не на стадию медленного сна, то значение $\mu^n(t)$ в данный момент принимается равным 0 для всех каналов ЭЭГ;

ввести в рассмотрение все каналы ЭЭГ, которые регистрируются во время ночного мониторинга сна, для этого в каждый момент времени оценивается суммарное значение параметра $\mu^n(t)$ для всех каналов ЭЭГ. Если $\tau(t) \geq 15$, то в данный момент детектируется начало веретена сигма-ритма, при этом, окончание данного веретена наступает, когда выполняется условие $\tau(t) < 5$.

На четырёх ПСГ записях было проведено сравнение результатов автоматической оценки и экспертной разметки сомнолога – невролога. Оценка результатов работы автоматического выделения сонных веретен продемонстрировала следующие параметры: точность 85,5%, F1 – score 87,6% [26], чувствительность 76%, специфичность 97% [27], коэффициенты ложной детекции $FPproportion \approx FPamount \approx 0,24$ [28, 29], ошибка определения начала и завершения сонных веретен составила $0,16 \pm 0,06$ и $0,12 \pm 0,1$ с, соответственно. Высокий показатель специфичности, а также совпадение ошибок ложной детекции связаны с искусственным ограничением анализируемых участков ПСГ только стадией N2[23].

Заключение

Электроэнцефалограмма по своей физической сути представляет собой суперпозицию колебательных процессов различной природы, генерация и синхронизация которых подчиняются законам, общим для автоколебательных систем любой природы — от генераторов до нейронных ансамблей. Применённые в работе методы спектрального и временного анализа, включая выделение паттернов N2-стадии сна, по сути являются прикладными радиофизическими алгоритмами, позволяющими количественно описывать такие параметры, как доминирующие частоты, фазовые соотношения и когерентность колебательной активности коры.

Программная реализация методов частотного и частотно-временного анализа детально рассматривалась на тестовых гармонических сигналах, а затем применялась к реальной двадцатиминутной записи сигнала ЭЭГ во время сна, что позволило наглядно увидеть, как работают эти методы и какие результаты они дают. Показана высокая разрешающая способность непрерывного вейвлетного преобразования для обработки биосигналов.

Выявленные закономерности перемежающегося поведения, наблюдаемые в группах с ритмическим и аритмическими типами хронобиологических ритмов, могут использоваться для разработки автоматических систем хронотипирования при проведении ПСГ. Кроме того, подобный анализ СВ в группах добровольцев с различными неврологическими нарушениями, а также фармакологическими воздействиями, будет полезен для дальнейшего изучения нейрофизиологических механизмов формирования структурных паттернов колебательной активности коры головного мозга, что позволит далее продвигаться в понимании роли изменений СВ в консолидации памяти, старении и заболеваниях.

Развитие подобных исследований невозможно без активного внедрения методов искусственного интеллекта. В условиях экспоненциального роста объёмов данных полисомнографии, когда ручной анализ многоканальных записей остаётся трудоёмким и субъективным, ИИ — особенно свёрточные и рекуррентные нейронные сети, а также методы глубокого обучения — позволяет не только автоматизировать хронотипирование и детекцию микросостояний сна, но и выявлять скрытые колебательные паттерны, неразличимые для классических статистических подходов. Интеграция алгоритмов машинного обучения в радиофизические методы анализа ЭЭГ открывает путь к созданию «умных» систем предиктивной диагностики, способных по тонким вариациям спектральной мощности и фазовых сдвигов оценивать риск развития когнитивных нарушений или эффективность терапии.

В конечном счёте, смыкание теории колебаний и волн, радиофизических методов обработки сигналов и применения искусственного интеллекта для обработки данных открывает новые горизонты для будущих исследований на стыке персонализированной медицины, нейродинамики и клинической сомнологии.

В соавторстве с другими исследователями на основе результатов, полученных при подготовке магистерской работы (а также других данных), была опубликована научная статья «The chronotype impact on cognitive functions and electrophysiological brain patterns during monotonous activity and sleep» в журнале *The European Physical Journal Special Topics* (индексируется WoS/Scopus, Белый список, уровень 1). Помимо этого, разработанные и представленные в магистерской работе подходы к анализу биофизических сигналов уже активно применяются при выполнении проекта № 25-22-00760, получившего поддержку Российского научного фонда.

Библиографический список

1. Baena D., Fang Z., Ray L.B., Owen A.M., Fogel S.M. Brain activations time locked to slow wave-coupled sleep spindles correlates with intellectual abilities // *Cereb Cortex*. 2023 Vol. 33, no. 9. P. 5409– 5419. DOI: 10.1093/cercor/bhac428.
2. Le Bon O. An Asymmetrical Hypothesis for the NREM-REM Sleep Alternation—What Is the NREM-REM Cycle? // *Front. Neurosci*. 2021. Vol. 15. P. 627193. DOI: 10.3389/fnins.2021.627193.
3. Междисциплинарные подходы к исследованию ночного сна: физиология сна и цифровые технологии при обработке больших данных полисомнографии : учебное пособие / А.Е. Руннова, М.А. Симонян, Е.В. Романова и др. Саратов: ООО «Амирит», 2024. 204 с.
4. Fernandez L.M.J., Luthi A. Sleep spindles: Mechanisms and functions // *Physiological Reviews*. 2020. Vol. 100, no. 2. P. 805-868. DOI: 10.1152/physrev.00042.2018.
5. Berdina O., Madaeva I., Rychkova L. Sleep EEG pattern in childhood: from newborn through adolescent // *Eur. Phys. J. Spec. Top*. 2024. Vol. 233. P. 705–716. DOI: 10.1140/epjs/s11734-023-01071-5.
6. Staresina B. P., et al. Coupled sleep rhythms for memory consolidation // *Trends in Cognitive Sciences*. 2024. Vol. 28, no. 4. P. 339–351. DOI: 10.1016/j.tics.2024.02.002.
7. Markovic A., Kaess M., Tarokh L. Gender differences in adolescent sleep neurophysiology: a high-density sleep EEG study // *Sci. Rep*. 2020. Vol. 10, no. 1. P. 15935. DOI: 10.1038/s41598-020-72802-0.
8. Peyrache A., Seibt J. A mechanism for learning with sleep spindles // *Phil. Trans. R. Soc. B*. 2020. Vol. 375. P. 20190230. DOI: 10.1098/rstb.2019.0230.
9. Chen C., Wang K., Belkacem A.N., Lu L., Yi W., Liang J., Huang Z., Ming D. A comparative analysis of sleep spindle characteristics of sleep-disordered patients and normal subjects // *Front Neurosci*. 2023. Vol. 17. P. 1110320. DOI: 10.3389/fnins.2023.1110320.

10. Zapata I. A. Multi-method approaches for sleep EEG analysis and sleep stage classification. PhD Thesis. Toowoomba: University of Southern Queensland, 2023
11. Huang Y., Liu Y., Song W., Liu Y., Wang X., Han J., Ye J., Han H., Wang L., Li J., Wang T. Assessment of cognitive function with sleep spindle characteristics in adults with epilepsy // *Neural Plast.* 2023. Vol. 2023. Art. no. 7768980. DOI: 10.1155/2023/7768980.
12. Au C. H., Harvey C.-J. Systematic review: The relationship between sleep spindle activity with cognitive functions, positive and negative symptoms in psychosis // *Sleep Medicine: X.* 2020. Vol. 2. Art. no. 100025. DOI: 10.1016/j.sleepx.2020.100025.
13. Sevimoglu T., Bal T., Özdemir C. Brain diseases and disorders // In: *Bioinformatics of the Brain* / ed. by S. K. Sharma, Y. Zhang. Boca Raton : CRC Press, 2024. P. 1–41.
14. Herrera C. G., Tarokh L. A thalamocortical perspective on sleep spindle alterations in neurodevelopmental disorders // *Current Sleep Medicine Reports.* 2024. Vol. 10, no. 2. P. 103–118. DOI: 10.1007/s40675-024-00284-x.
15. You J., Jiang D., Ma Y., Wang Y. SpindleU-Net: An Adaptive U-Net Framework for Sleep Spindle Detection in Single-Channel EEG // *IEEE Trans. Neural. Syst. Rehabil. Eng.* 2021. Vol. 29. P. 1614-1623. DOI: 10.1109/TNSRE.2021.3105443.
16. Gao Z., Dang W., Wang X., Hong X., Hou L., Ma K., Perc M. Complex networks and deep learning for EEG signal analysis // *Cogn. Neurodyn.* 2021. Vol. 15, no. 3. P. 369-388. DOI: 10.1007/s11571-020-09626-1.
17. Zhao S., Li W., Wang X., Foglia S., Tan H., Zhang B., Hamoodi A., Nelson A., Gao Z. A systematic review of machine learning methods for multimodal EEG data in clinical application // *arXiv:2501.08585.* arXiv Preprint, 2024.
18. Короновский А.А., Макаров В.А., Павлов А.Н., Ситникова Е.Ю., Храмов А.Е. Вейвлеты в нейродинамике и нейрофизиологии. М.: ФИЗМАТЛИТ, 2013. 272 с.

19. Lloyd R.O., O'Toole J.M., Livingstone V., Hutch W.D., Pavlidis E., Cronin A.-M., Dempsey E.M., Filan P.M., Boylan G.B. // *Pediatric research*. 2016. Vol. 80, no. 3. P. 382
20. Hramov A.E., Koronovskii A.A., Makarov V.A., Pavlov A.N., Sitnikova, E. *Wavelets in Neuroscience*. Berlin : Springer , 2015.
21. Акимова А. С., Журавлев М. О. , Руннова А. Е. Применение методов частотно-временного анализа сигналов для выделения стадий сна // *Ученые записки физического факультета Московского Университета*. 2023. № 1. 2310101.
22. Garcia-Losarcos, N.; Vuppala, A.; Loparo, K. *Continuous EEG Monitoring and Quantitative EEG Techniques*. Berlin: Springer, 2020.
23. Определение типа перемежаемости при анализе веретен сигма-ритма в электроэнцефалограмме ночной активности головного мозга человека // *Письма в ЖТФ*. 2026. Т. 52, № 9. С. 16–20.
24. Torresani B. *Continuous Wavelet Transform*. Paris: Savoire, 1995.
25. Короновский А.А., Храмов А.Е. *Непрерывный вейвлетный анализ и его приложения*. М.: Физматлит, 2003
26. Ahmed W., Toivanen P., Naataja K. // *IEEE Access*. 2025. Vol. 13 P. 182821–182845
27. Devuyst S. et al. // In: *2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. IEEE, 2011. P. 1713 – 1716
28. Acır N., Güzeliş C. // *Expert Systems with Applications*. 2004. Vol. 27, no. 3. С. 451– 458
29. Huupponen E. et al. // *Artificial Intelligence in Medicine*. 2007. Vol. 40, no. 3. P. 157– 170.