На правах рукописи

РУННОВА Анастасия Евгеньевна

МАТЕМАТИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ И МЕТОДЫ ВЫДЕЛЕНИЯ, КЛАССИФИКАЦИИ И ИССЛЕДОВАНИЯ ПАТТЕРНОВ В СИГНАЛАХ ГЕОФИЗИЧЕСКОЙ И НЕЙРОФИЗИОЛОГИЧЕСКОЙ ПРИРОДЫ

05.13.18 – Математическое моделирование, численные методы и комплексы программ

А в т о р е ф е р а т

диссертации на соискание учёной степени

доктора физико – математических наук

Саратов 2019

Работа выполнена в Федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования «Саратовский государственный технический университет имени Гагарина Ю.А.».

Научный консультант:

Храмов Александр Евгеньевич, д. ф. – м. н., профессор, зав. кафедрой «Автоматизация, управление, мехатроника», г.н.с. НОЦ «Системы искусственного интеллекта и нейротехнологии» СГТУ имени Гагарина Ю.А.

Официальные оппоненты:

Безручко Борис Петрович, д. ф. – м. н., профессор, Саратовский филиал Института радиотехники и электроники им. В. А. Котельникова РАН

Постников Евгений Борисович, д. ф. – м. н., профессор,ФГБОУ ВО «Курский государственный университет»

Ряшко Лев Борисович, д. ф. – м. н., профессор, в. н. с., ФГАОУ ВО «Уральский федеральный университет имени первого Президента России Б. Н. Ельцина»

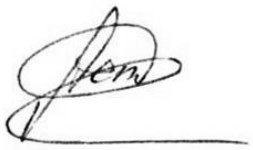
Ведущая организация:

ФГАОУ ВО «Национальный исследовательский Нижегородский государственный университет им. Н.И. Лобачевского»

Защита состоится «21» марта 2019 г. в 13 часов на заседании Диссертационного совета Д 212.242.08 при ФГБОУ ВО «Саратовский государственный технический университет имени Гагарина Ю. А.» по адресу: 410054, Россия, г. Саратов, ул. Политехническая, 77, корпус 1, ауд. 319.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке
ФГБОУ ВО «Саратовский государственный технический университет имени Гагарина Ю.А.» и на сайте http://www.sstu.ru/aspirantu/dissertation

Автореферат разослан « » января 2019 г.

Учёный секретарь
диссертационного совета  С.В. Астахов

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность работы

Современное развитие естественных наук и практическое применение их результатов ставит задачи исследования сложных объектов, описываемых в общем случае большим числом регистрируемых зашумлённых сигналов, поступающих по многим каналам. Исследование подобных сигналов представляет существенный интерес, в частности, для нейрофизиологии, разведочной геофизики и некоторых других научных отраслей.

При этом особое внимание привлекают проблемы выделения из структуры указанных сигналов коротких временных интервалов, т. н. «паттернов», содержащих существенную информацию о колебательной активности исследуемых объектов. Вопросами выделения и анализа паттернов посвящены работы Bassani T., Daubechie I., Carmona R., Torresani B., van Luijtelaar G., Morlet J., Астафьевой Н. М., Безручко Б. П., Дремина И. М., Казанцева В. Б., Короновского А. А., Павлова А. Н., Пискуна П. В., Постникова Е. Б., Ряшко Л. Б., Храмова А. Е. и др., основанные на использовании методов вейвлетного преобразования. На сегодня существенным недостатком созданных методов является необходимость проведения экспертных оценок, требующих непосредственного участия высококвалифицированных специалистов, что не всегда возможно, и способно внести субъективные искажения в результаты обработки.

Большую важность приобретают также задачи оперативной экспресс-обработки получаемых данных. Например, существующие методы моделирования и обработки регистрируемой геофизической информации строятся на многоступенчатых алгоритмах обработки, основанных на использовании дополнительной сейсмогеологической информации и требующих применения мощных вычислительных комплексов в полевых условиях, что практически трудно обеспечить[1].

Также в нейрофизиологии до сих пор недостаточно решены задачи анализа паттернов, связанных с откликами определенных сенсорных зон головного мозга человека, регистрируемыми методами неинвазивной электроэнцефалографии (ЭЭГ)[2]. Такие задачи важны для понимания динамики систем восприятия внешних раздражителей (стимулов) и уровня когнитивного шума человека. Сегодня основная часть методов применения

---

[1] *Ампилов Ю.П.* От сейсмической интерпретации к моделированию и оценке месторождений нефти и газа. М.: Спектр, 2008

Bezruchko B.P., Smirnov D.A. Extracting Knowledge From Time Series. An Introduction to Nonlinear Empirical Modeling. Springer, 2010

[2] *Bishop P.O.* Neural mechanisms for binocular depth discrimination. In: Advances in Physiological Sciences. Sensory Functions (Eds. Grastian E., Molnar P.) 1981

Грегори Р.Л. Глаз и мозг. Психология зрительного восприятия. — М., 1970

P. Sorqvist On interpretation and task selection: the sub-component hypothesis of cognitive noise effects. Frontiers in Psychology, 2015, v. 5, p. 1598

математического моделирования (метод вызванных потенциалов[3], методы построения карт активности головного мозга[4] и др.) процессов отклика головного мозга на воздействие того или иного стимула требует существенных усреднений сигналов, что неизбежно приводит к утрате информации о тонкой структуре изучаемых сигналов и не позволяет анализировать их динамику в ходе обучения и адаптации центральной нервной системы. Вышесказанное определило актуальность настоящей работы и следующие из неё цели и задачи.

Целью диссертационного исследования является создание методов и математических моделей выделения, классификации и анализа паттернов в зашумленных сигналах, регистрируемых в реальных системах геофизической и нейрофизиологической природы, обеспечивающих оперативную обработку, автоматизацию данных и повышающих уровень детализации частотно – временной структуры сигналов при анализе динамики исследуемых нестационарных процессов.

Для достижения указанной цели были поставлены и решены следующие **задачи**.

1. Создание математический модели выделения и классификации паттернов в многоканальных сигналах, регистрируемых в реальных системах геофизической и нейрофизиологической природы.

2. Математическое моделирование и исследование паттернов зрительного восприятия при стимульном воздействии, регистрируемых на ЭЭГ–сигналах по каналам, расположенным в проекциях зрительных анализаторов головного мозга человека.

3. Разработка математической модели для качественного и количественного определения уровня когнитивного шума человека в процессе зрительного восприятия визуальных стимулов (бистабильных изображений, допускающих двойственное восприятие).

4. Разработка эффективных математических и численных методов адаптации непрерывного вейвлетного преобразования в целях улучшения эффективности распознавания искомых паттернов на зашумлённых многоканальных сигналах.

5. Разработка эффективных численных методов адаптивного удаления регистрируемых помех и артефактов в многоканальных сигналах с возможностью параллельной поканальной обработки и не требующих регистрации вспомогательных сигналов.

6. Исследование в рамках разработанных моделей паттернов ЭЭГ–активности головного мозга человека в процессе планирования осознанных двигательных актов кистей рук.

7. Создание комплексов проблемно–ориентированных программ на базе

[3] *Steven J. Luck* An Introduction to the Event-Related Potential Technique, Second edition. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press, 2014

[4] *Glasser M. F., et al.* A multi-modal parcellation of human cerebral cortex. Nature, 2016, v. 536, p. 171

разработанных единой системы математического моделирования и эффективных численных методов построения адаптивных базисов НВП, адаптивного удаления помех и артефактов.

Предметом исследования являются паттерны нестационарных многоканальных сигналов, регистрируемых в реальных системах геофизической и нейрофизиологической природы при стимульном воздействии.

Достоверность и обоснованность полученных результатов определяется непротиворечивостью и соответствием классическим результатам созданных моделей, адекватностью применяемых численных методов, корректностью упрощающих допущений, а также верификацией в ходе обширных натурных экспериментов. Достоверность экспериментальных результатов обеспечивалась применением современной метрологически поверенной измерительной аппаратуры и аттестованных методик измерения, воспроизводимостью результатов.

Научная новизна полностью соответствует пунктам 1 – 7 паспорта специальности 05.13.18 и заключается в математическом моделировании паттернов сложных сигналов, создании комплексов программ обработки с улучшенными характеристиками и исследовании закономерностей процессов, вызывающих регистрацию в экспериментах различных паттернов.

1. Разработаны математические модели выделения и классификации характерных паттернов на зашумлённых экспериментальных сигналах, отличающиеся отсутствием предварительной многоступенчатой подготовки исходных данных и экспертных оценок (соответствует пунктам 1, 6, 7 паспорта специальности 05.13.18).

2. Создана математическая модель для качественного и количественного описания когнитивного шума головного мозга человека, впервые позволившая количественно оценить уровень данной характеристики при восприятии визуальных стимулов, в частности бистабильных изображений (соответствует пунктам 1, 6, 7 паспорта специальности 05.13.18).

3. Созданы эффективные методы формирования базиса НВП с использованием численного моделирования формы характерных паттернов и теоретического сейсмоимпульса НСР, позволяющие повысить точность распознавания искомых паттернов на зашумлённых сигналах (соответствует пункту 3 паспорта специальности 05.13.18).

4. Разработаны методы автоматического удаления помех на сигналах наземной сейсмической разведки и ЭЭГ, комбинирующие непрерывное и дискретное вейвлетные преобразования и преобразование Гильберта–Хуанга, впервые позволивший подавить высокоинтенсивные артефакты при обработке в одноканальном режиме без регистрации вспомогательных сигналов (соответствует пункту 3 паспорта специальности 05.13.18).

5. Предложен параметр интенсивности генерации паттернов α ритма на многоканальных сигналах ЭЭГ, регистрируемых в зоне ПЗА, позволивший определить временной интервал активного визуального распознава-

ния стимула и классифицировать соответствующий паттерн визуального восприятия, возникающий в ПЗА (соответствует пунктам 2, 5, 7 паспорта специальности 05.13.18).
6. Обнаружены возрастания интенсивности высокочастотных колебаний β паттерна и подавление низкочастотных колебаний α паттерна на ЭЭГ при распознавании одиночных визуальных стимулов (соответствует пунктам 5, 6 паспорта специальности 05.13.18).
7. В рамках проведенного математического моделирования показан кратковременный рост интенсивности α паттерна в затылочной зоне и затем её стабилизация при увеличении количества предъявлений стимулов на испытуемого (соответствует пункту 7 паспорта специальности 05.13.18).
8. С использованием разработанных моделей и методов изучен сценарий развития ЭЭГ–активности в период планирования двигательной активности кистей рук человека. При команде на совершение двигательного акта после периода покоя обнаруживается пространственный паттерн α активности, захватывающий всю зону ПЗА, сменяемой β активностью, возникающей в затылочной зоне параллельно с височными отведениями и, далее, развивающийся вместе с повышением частоты (вплоть до γ активности) в зону центральной борозды головного мозга(соответствует пунктам 5, 7 паспорта специальности 05.13.18).
9. Разработан метод оценки скорости выполнения сценария мыслительной подготовки движения кисти руки человека по ЭЭГ активности головного мозга. Предложенный параметр уменьшается для α паттернов и увеличивается для β при переходе от исследования условно здоровых испытуемых к пациентам с нарушениями кровообращения (соответствует пунктам 2, 5, 7 паспорта специальности 05.13.18).
10. В рамках предложенных математических моделей и методов разработан эффективный комплекс программ моделирования и обработки нейрофизиологических данных пациентов, включающий параллельные вычисления (соответствует пунктам 3, 4 паспорта специальности 05.13.18).
11. С использованием современных вычислительных технологий создан программный комплекс, реализующий созданные в рамках диссертационного исследования оригинальные методы моделирования и обработки геофизических данных (соответствует пунктам 3, 4 паспорта специальности 05.13.18).

Основные результаты и положения, выносимые на защиту.

1. Построенные математические модели и программные комплексы на их основе позволяют с использованием непрерывного вейвлетного преобразования исследовать формирование паттернов на зашумлённых экспериментальных сигналах геофизической и нейрофизиологической природы и реализовать оперативную обработку, сокращая стадии предварительной подготовки сигналов и необходимых экспертных оценок.

2. На основе уравнения Фоккера – Планка разработана математическая модель для качественного и количественного определения уровня когнитивного шума человека, связанного с динамикой взаимодействующих нервных клеток в зонах зрительных анализаторов головного мозга и допускающего описание в терминах винеровских процессов, при восприятии визуальных бистабильных стимулов.

3. В рамках построенной математической модели для сигналов разведочной геофизики разработанные численные методы адаптации базисов непрерывного вейвлетного преобразования отличаются от классических повышением качества распознавания паттернов регистрируемых откликов от сейсмогеологических границ.

4. Создание эффективных численных методов и программного комплекса на их основе обеспечивает автоматическое удаление помех на многоканальных сигналах экспериментальной природы при обработке в поканальном режиме без регистрации вспомогательных сигналов.

5. Процесс активного восприятия зрительного стимула характеризуется наличием специфического паттерна в затылочной зоне проекции зрительных анализаторов головного мозга человека, отличающийся повышением мощности ЭЭГ в диапазоне частот $20-30\,\text{Гц}$ в среднем в 3,7 раза по сравнению с фоновой активностью с одновременным снижением в частотных диапазонах $2-7\,\text{Гц}$ — в 3,2 раза и $8-12\,\text{Гц}$ — в 2,1 раза.

6. Предложенная количественная характеристика интенсивности генерации паттернов в α диапазоне частот $(8-12\,\text{Гц})$ на многоканальных ЭЭГ сигналах, регистрируемых в затылочной зоне, однозначно определяет период активного визуального распознавания стимула человеком.

7. Сценарий планирования двигательных актов человеком состоит из последовательных активаций β паттернов $(20-30\,\text{Гц})$ в проекциях височной доли и центральной борозды, с параллельным развитием α паттерна $(8-12\,\text{Гц})$ в затылочной зоне головного мозга, при этом скорость выполнения данного сценария для β паттернов повышается с одновременным снижением для α паттернов пациентов с диагностированными заболеваниями кровообращения головного мозга, доходя до экстремальных значений у пациентов в периоде реабилитации постинсультных расстройств.

Научная значимость диссертационной работы определяется тем, что разработанный в настоящей работе комплекс математических моделей, методов и программ обработки сигналов позволяет эффективно исследовать различные процессы, приводящие к генерации пространственно-волновых

паттернов в экспериментальных сигналах различной природы. Разработанные методы моделирования и обработки для исследования разнородных данных, существенно различающихся по принципам их получения, но близких по некоторым критериям (многоканальность, выраженные пространственные неоднородность и нестационарность сред, порождающих сигналы, наличие целого комплекса мощных помех и шумов, принципиальная регистрация в каждый момент времени целого комплекса связанных и независимых компонент), могут применяться при анализе экспериментальных сигналов иной природы. Обнаруженные новые эффекты и закономерности в динамике головного мозга по экспериментальным нейрофизиологическим данным вносят вклад в понимание функционирования центральной нервной системы человека в норме и патологии.

Прикладная значимость диссертационной работы определяется разработкой оригинальных программных комплексов обработки сложных нестационарных сигналов экспериментальной природы, позволяющих провести автоматизированную высококачественную обработку на основе современного математического аппарата вейвлетного анализа и его комбинаций с другими методами цифровой обработки. Результаты диссертации используются на производстве при выполнении геофизических разведочных работ ООО «Газпром георесурс» и ООО «ЛукБелОйл» и при работе с данными пациентов в ООО «Наука и инновации». Соответствующие акты и справки о внедрении приведены в Приложении к диссертации. Разработанные математические модели и методы применяются также при выполнении ряда фундаментальных и прикладных НИР и НИОКР, поддержанных РФФИ, РНФ, ФЦП, Минобрнауки и др.

Диссертация выполнена в НОЦ «Системы искусственного интеллекта и нейротехнологии» и на кафедре «Автоматизация, управление, мехатроника» Саратовского государственного технического университета имени Гагарина Ю. А. Совокупность научных результатов, изложенных в диссертации, позволяет классифицировать их как решение крупной научной проблемы.

Личный вклад. Все основные результаты, выводы, положения, выносимые на защиту, информационное обеспечение, на которых основана диссертация, получены лично автором. В совместных работах автору принадлежит ведущая роль в разработке общей концепции работы, её структуры, методик теоретических и экспериментальных исследований, создания математических моделей изученных явлений. Основная идея технического решения патента № 2647677, выполненного в соавторстве, принадлежала автору диссертации. Автором диссертации были разработаны алгоритмы программ и получены свидетельства о государственной регистрации компьютерных программ в Роспатенте, зарегистрированные под № 2018612999, 2018612995, 2017619058, 2017619176, 2017613164, 2017613679, 2017619455, 2017613643, 2017613305, 2014617815, 2013610803, 2012613427, 2014-

661931, 2010613663.

Автор выражает свою искреннюю **благодарность за поддержку и помощь в работе** сотрудникам СГТУ, факультета нелинейных процессов СГУ, кафедры нервных болезней СГМУ, ОАО «Саратовнефтегеофизика».

Апробация работы. Материалы диссертации использовались при выполнении НИР, в которых автор являлась научным руководителем: грант Российского фонда фундаментальных исследований (РФФИ) 14-05-31171 «Изучение и диагностика волновых компонент сложных сигналов геофизической природы, регистрируемых в ходе наземной сейсмической разведки» (2014 – 2015), проект «Разработка новых методик на основе математического аппарата вейвлет – анализа в камеральных работах по обработке и интерпретации данных геофизических исследований методами сейсмической разведки земной коры» (ФЦП «Научные и научно – педагогические кадры инновационной России», 2009 – 2013), проект «Изучение и диагностика на основе вейвлетного преобразования различных волновых компонент, наблюдаемых на сейсмических материалах геофизических разведочных работ» (ФЦП «Научные и научно-педагогические кадры инновационной России», 2009 – 2013), и НИР, в которых автор являлась одним из основных исполнителем: госбюджетные НИР (СГТУ – 141, 157), проект ФЦП «Создание исследовательской лаборатории – полигона разработки программно – аппаратного комплекса робота – ассистента антропоморфного типа для педагога с применением контроля обучения на основе расшифровки паттернов активности головного мозга», проекты РНФ 16-12-10100 и 14-12-00224, гранты РФФИ 16-29-08221, 16-32-00187, 15-02-00624, 14-02-31149, 13-02-90406 и 12-02-33071, а также применялись в производственных процессах в организациях ООО «ЛукБелОйл», ООО «Газпром георесурс» и при диагностике пациентов в ООО «Наука и инновации».

Материалы диссертации были широко представлены научной общественности, докладывались на заседаниях кафедры «Автоматизация, управление, мехатроника» СГТУ имени Гагарина Ю. А, на объединённых семинарах лабораторий ИВНДиНФ РАН (г. Москва), на объединённых семинарах Нижегородского нейронаучного центра и кафедры теории управления и динамики систем ВМК ННГУ им. Н. И. Лобачевского, а также были представлены на следующих конференциях: Международные конференции «SPIE BiOS» (San Francisco, California, United States, 2016, 2017, 2018), 8th International Scientific Conference on Physics and Control (PhysCon 2017, University of Firenze, Italy, 2017), международные конференции «Saratov Fall Meeting» (СГУ, Саратов, 2013, 2015, 2016, 2017), Международная школа молодых ученых «Динамика сложных сетей и их применение в интеллектуальной робототехнике» (DCNAIR, СГТУ, Саратов, 2017, 2018), международная конференция Volga Neuroscience Meeting 2016 (ННГУ, 2016), Всероссийские конференции «Нелинейная динамика в когнитивных исследованиях» (ННГУ, Нижний Новгород, 2015, 2017), III Всероссийская мо-

лодёжная конференция с международным участием «Нейробиология интегративных функций мозга», (ФГБНУ «ИЭМ», Санкт – Петербург, 2017), Всероссийские конференции «Наноэлектроника, нанофотоника и нелинейная физика'2016» (Саратов, 2016, 2017), Второй Всероссийский семинар памяти профессора Ю. П. Волкова «Современные проблемы биофизики, генетики, электроники и приборостроения» (СГТУ, Саратов, 2015); XII – XV Всероссийские школы – семинары «Волновые явления в неоднородных средах имени А. П. Сухорукова» (МГУ, Москва, 2010 – 2017); Всероссийская научно-практическая конференция «Геологические науки» (СГУ, Саратов, 2014); Всероссийская научная конференция памяти члена – корреспондента РАН, лауреата государственной премии СССР Г. И. Худякова «Современные проблемы моделирования и анализа эволюции геосистем» (СГТУ, Саратов, 2014), XI, X и XI Международные школы – конференции «Хаотические автоколебания и образование структур» (СГУ, Саратов, октябрь 2011, 2013, 2015).

Публикации. Основные результаты диссертации представлены в 45 научных работах: 19 статей в журналах, входящих в системы цитирования Web of Science и Scopus; 10 статей в рецензируемых журналах из списка ВАК Минобрнауки РФ; 15 охранных документов на результаты интеллектуальной деятельности; 1 монография.

Объём и структура работы. Диссертация состоит из введения, семи глав, трёх приложений, заключения и списка использованной литературы. Объём работы составляет 350 страниц, список литературы состоит из 673 наименований.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении дана общая характеристика диссертации, приведено описание современного состояния проблемы, обоснована актуальность и научная новизна работы, сформулированы цель и методы исследования, изложены научная концепция диссертации, основные результаты работы, её практическая ценность, положения, выносимые на защиту, сведения об апробации работы и основных публикациях.

Первая глава посвящена обзору особенностей экспериментальных сигналов, исследованию которых посвящена диссертационная работа, регистрируемых при проведении наземной сейсмической разведки (НСР) и нейрофизиологических исследований методами неинвазивной электроэнцефалографии (ЭЭГ). В диссертационной работе рассматривались многоканальные сигналы вида

$$\{X(t)\} = \{x_1(t), x_2(t), \ldots, x_i(t), \ldots, x_n(t)\},$$

имеющие одинаковую физическую природу и снимаемые с датчиков с номерами $\overline{1,n}$.

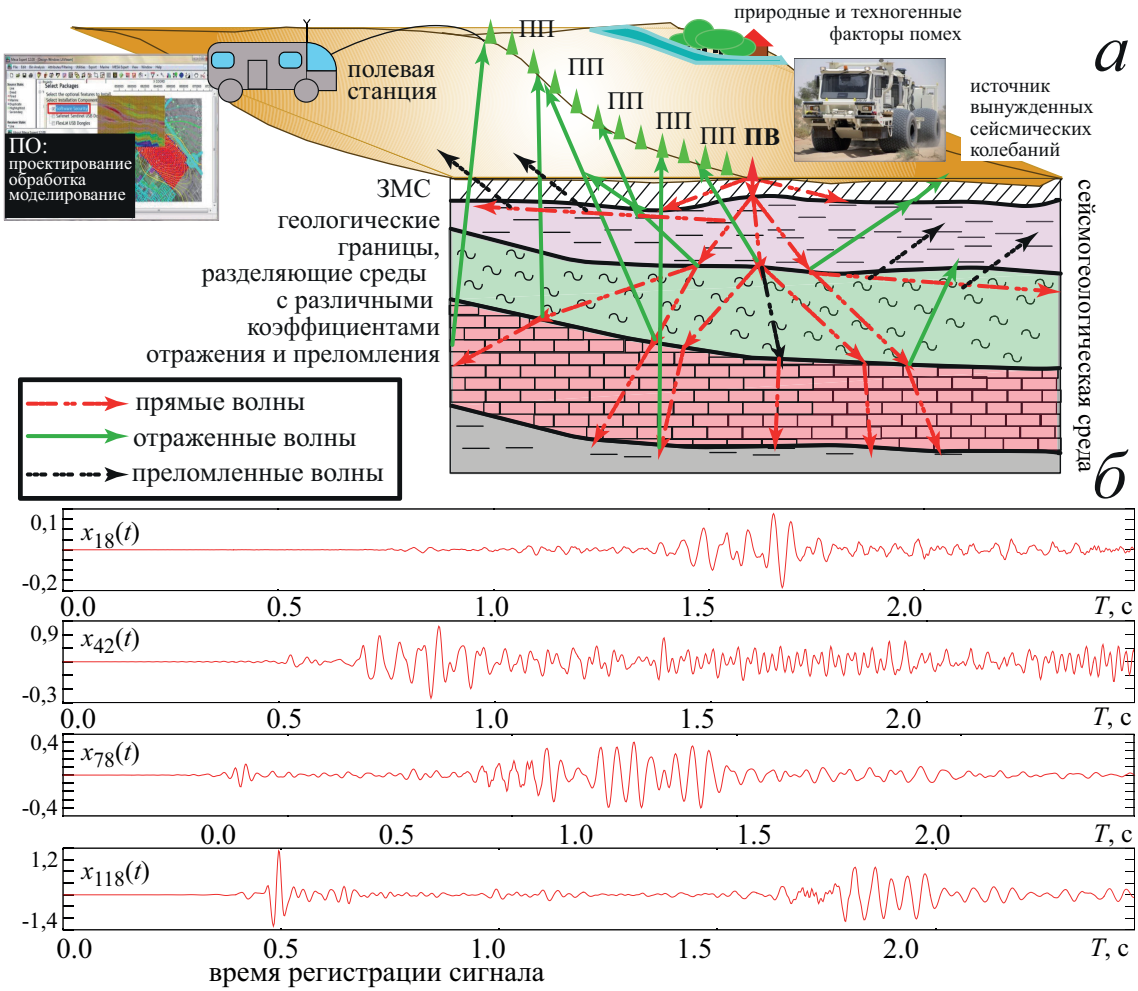


Рис. 1: (*а*) Схема полевых сейсморазведочных работ. На фотографии показан вибрационный сейсмоисточник, на полевой сейсмостанции показан скриншот программы MESA EXPERT. (*б*) Фрагменты типичных одноканальных сигналов НСР без предварительной обработки

В процессе НСР искусственно возбуждаются сейсмические колебания земной коры с помощью источника сейсмоколебаний (ПВ – пункт возбуждения на схеме на рис. 1 *а*), которые одновременно регистрируются многими каналами в различных точках земной поверхности (ПП – пунктах приёма). В результате полевая станция регистрирует n сигналов, которые представляют собой многоканальные полевые данные $\{X(t)\}$, пример которых, в частности, снимаемых с датчиков $i = 18, 42, 78, 118$, демонстрируется на рисунке 1 *б*. Момент времени $T_0 = 0$ соответствует моменту возбуждения сейсмоколебаний, общее время регистрации сейсмического отклика среды, т. е. длительность сигнала T, варьируется от 1.5 до 8 секунд в зависимости от сейсмогеологических условий и поставленных разведочных задач. Каждый сигнал $x_i(t)$ на рис. 1 *б* является результатом регистрации суперпозиции множества сейсмических колебаний, вызванных воздействием прямых, отражённых и преломлённых волн, зашумлённой разнообразными природными и техногенными помехами $\xi(t)$ и шумами $\eta(t)$. В частности, каналы ПП, близкие по расположению к ПВ, осложня-

ются низкоскоростными разноамплитудными помехами, вызванными процессами распространения звуковых и поверхностных волн (волны Релея и Лява).

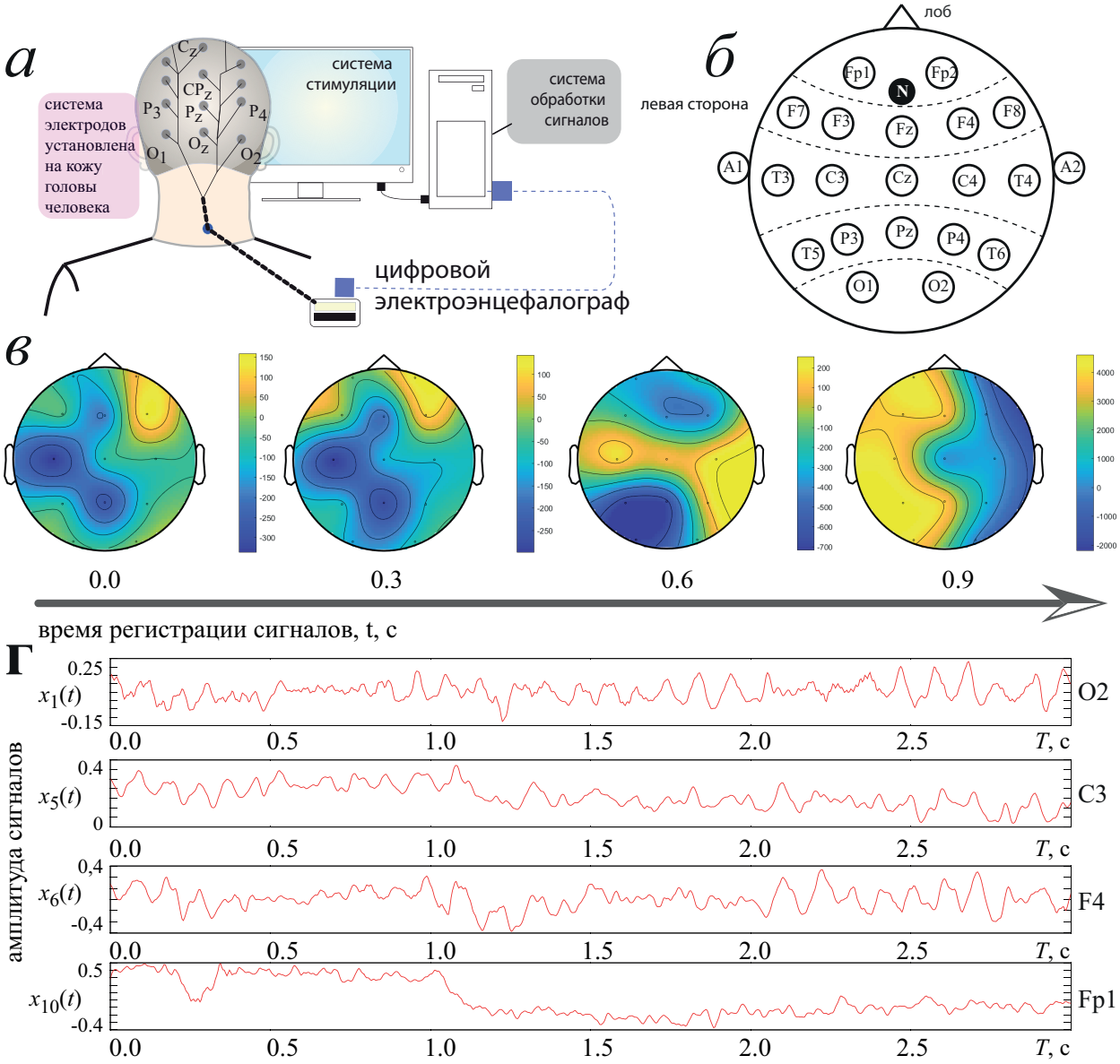


Рис. 2: ($а$) Схема электроэнцефалографического исследования активности головного мозга человека в стимульной среде. ($б$) Схема «10 – 10» расположения именованных электродных отведений ЭЭГ ($в$) Пространственные распределения по скальпу ЭЭГ – активности в несколько моментов времени ($г$) Фрагменты типичных одноканальных сигналов ЭЭГ $x_i(t)$ с отметками вертикальными линиями моментов T_s воздействия визуальных стимулов

Теперь перейдём к рассмотрению формирования экспериментальных сигналов в нейрофизиологических исследованиях методами электроэнцефалографии. Электроэнцефалографические исследования основываются на регистрации электрической активности головного мозга в процессе сенсорных или когнитивных воздействий (стимулов) на человека, как показано на рис. 2 $а$. Регистрация электрической активности производится со-

гласно международной схеме «10 – 10» расположения именованных электродных отведений ЭЭГ $\{X(t)\}$ (рис. 2 *б*), количество n каналов в которой может варьироваться от 19 до 512. Электроэнцефалограф регистрирует разность потенциалов в каждом активном канале ЭЭГ $x_i(t)$ относительно индифферентного электрода N, являющуюся отражением суммарной электрической активности некоторой подэлектродной зоны головного мозга. Данные сигналы представляют собой регистрацию нестационарных процессов, осложнённых как наличием физиологических помех $\xi(t)$, связанных с двигательной активностью глаз, активностью лицевых и шейных мышц, кардиоваскулярной системы и др., так и присутствием техногенных шумов $\eta(t)$, например микродвижений регистрирующих электродов, изменений подэлектродного сопротивления, вызванных изменением состояния проводящих паст и гелей и др. Типичный вид регистрируемых сигналов $\{X(t)\}$ электрической активности головного мозга показан на рис. 2 *в*, *г* в виде пространственных распределений по скальпу многоканальных ЭЭГ и одноканальных сигналов $x_i(t)$, соответственно.

Как следует из сравнения сигналов, приведенных на рис. 1 *б* и 2 *г*, можно выделить общие особенности экспериментальных сигналов НСР и ЭЭГ, во-первых, отметим принципиально ограниченную длительность T временных записей сигналов. В частности, для сейсмической наземной разведки длительность не превышает $3-6$ с времени регистрации, а для ЭЭГ–сигналов длительность каждой характерной стадии когнитивного процесса может варьироваться от 0.1 с до 2–5 с, при этом частота временной дискретизации сигналов обычно превышает 250 Гц и может достигать 8 кГц. Во-вторых, основная обработка и исследования сигналов ведутся в области низких частот $[0, 100]$ Гц. В-третьих, исходные сигналы демонстрируют сильную зашумлённость с крайне низким уровнем соотношения «сигнал/шум». Например, для фронтальных отведений ЭЭГ этот коэффициент может составлять менее 0.1, а для центральных каналов сейсмограммы общего пункта взрыва наземной сейсмической разведки — колебаться в пределах $0.15-0.3$.

Как видно из структуры экспериментальных сигналов, визуальное выделение искомых паттернов, длительность которых в среднем составляет десятки и сотни миллисекунд, невозможно. Следовательно, необходима разработка специальных математических моделей и методов выделения паттернов, их последующего анализа и классификации. Исследования параметров искомых паттернов и динамики вызывающих их процессов осложнены низкими исходными соотношениями «сигнал/шум», а значительный объём анализируемых сигналов, регистрируемых в n каналах, делает необходимой автоматизацию их обработки. Описанию разработанных математических моделей и методов, а также систем обработки вышеописанных сигналов и паттернов и исследованию их особенностей, посвящены следующие главы диссертации.

Вторая глава посвящена описанию математической модели выделения и классификации паттернов в сигналах $\{X(t)\}$ и выяснению закономерностей в соответствующих системах их регистрации.

Введём следующие допущения. Пусть одномерный сигнал $x_i(t)$, регистрируемый в канале i многомерного сигнала $\{X(t)\}$ за время $[T_s, T_s+\Delta t]$, является линейной суперпозицией, записываемой в следующем виде:

$$x_i(t) = \sum_{j=0}^{\infty} \alpha_i^j y_i^j(t) + \xi_i(t) + \eta_i(t), \tag{1}$$

где α_i^j – амплитуда, $y_i^j(t)$ – компонента сигнала, обладающая стационарной частотой f_{y^j} на некотором интервале t_f^j, $t_f^j \leq \Delta t$ для $\forall j$, $\xi_i(t)$ и $\eta_i(t)$ – регулярные помехи и шумы, соответственно.

Допустим, что количество значимых для задач обработки и анализа компонент $y_i^j(t)$ является конечным и принимает значение n_p, тогда остаточные члены суммы $\sum\limits_{j=n_p}^{\infty} \alpha_i^j y_i^j(t)$ могут быть отнесены к регулярным помехам $\xi^y(t)$.

Дальнейший анализ выражения (1) строится на непрерывном вейвлетном преобразовании (НВП), позволяющем произвести развёртку сигнала одновременно в частотной и временной области, устойчивую к резким изменениям частотного состава анализируемых сигналов. Как известно, НВП для произвольного сигнала $z(t)$ в общем виде задаётся следующим образом[5]:

$$W(f,t) = \frac{1}{\sqrt{f}} \int_{-\infty}^{+\infty} z(t)\psi^* \left(\frac{\tilde{t}-t}{f} \right) d\tilde{t}, \tag{2}$$

где $\psi_{f,t}(t)$ – базис вейвлета, комплексная функция, символ «*» обозначает комплексное сопряжение. Введём в рассмотрение общепринятый термин «скелетон» вейвлетного преобразования — экстремальное значение амплитуды вейвлетного преобразования на частотно−временной поверхности (f,t).

Выполнив для каждого одномерного сигнала $x_i(t)$ НВП, можно записать итоговое уравнение модели:

$$W_i(f,t) = \sum_{j=0}^{n_p} \alpha_i^j f_{y^j} + W_{\xi+\eta}(f,t), \tag{3}$$

где $W_i(f,t)$ – результат НВП для сигнала $x_i(t)$, f_{y^j} – скелетон НВП, описывающий динамику компонент $y_i^j(t)$, $W_{\xi+\eta}(f,t)$ – результат выполнения

[5] *Короновский А. А., Храмов А. Е.* Непрерывный вейвлетный анализ и его приложения. М: Физматлит, 2003

НВП для регулярных помех $\xi(t)$, $\xi^y(t)$ и шумов $\eta(t)$, присутствующих в исходном сигнале.

Таким образом, для выделения искомых паттернов в рамках модели (3) для исходного одномерного сигнала $x_i(t)$ рассчитаем скелетоны моментального спектрального среза $E_t^i(f)$ НВП $W_i(f,t)$ в каждый момент времени t для характерной частоты $sc_i = f_p$ следующего вида:

$$\forall f_\Delta \in \Delta sc_i, E_t^i(sc_i) \geq E_t^i(f_\Delta). \tag{4}$$

Частота f_p, стационарная для искомого паттерна, может выбираться как на основе априорных представлений о природе процесса, регистрируемого в виде искомого паттерна, так и с помощью автоматизированного поиска по всему диапазону частот $(0;100)$ Гц участков стационарной динамики, регистрируемой на временных интервалах Δt.

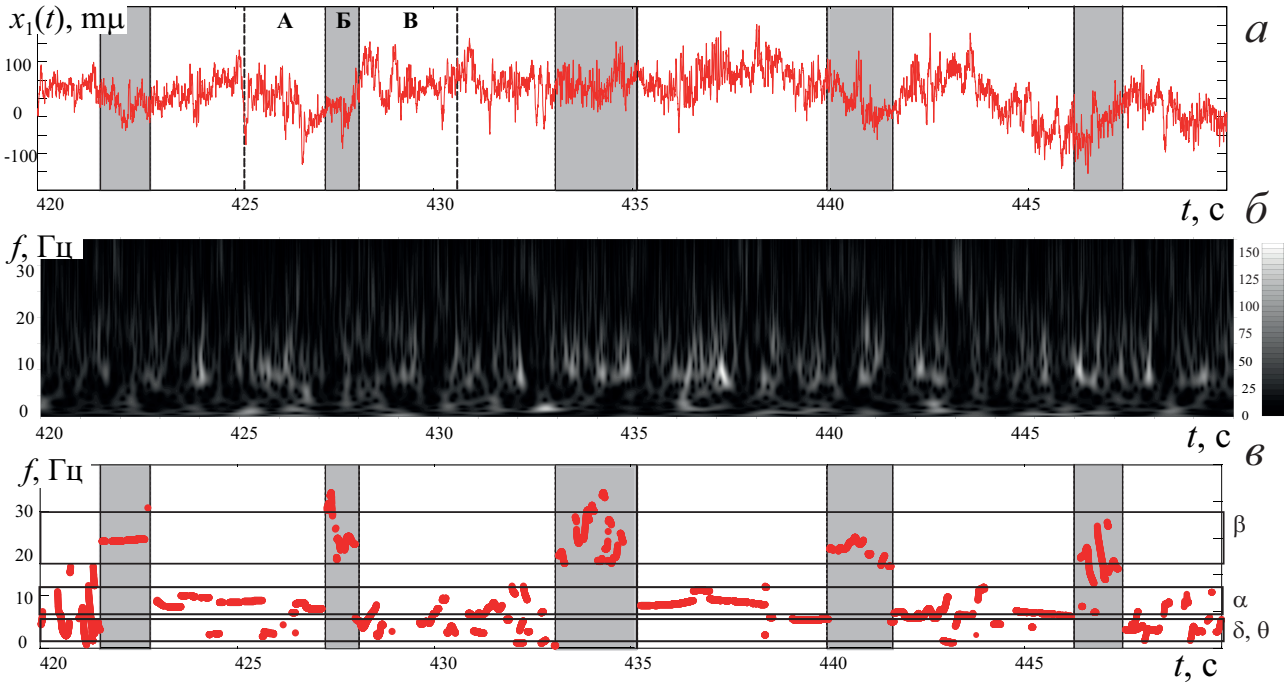


Рис. 3: ($а$) Фрагмент типичного ЭЭГ–сигнала, регистрируемого в канале O1 (зона ПЗА). Вертикальными линиями выполнена временная разметка моментов предъявления стимулов и нажатий на пульт испытуемым. Для одного из событий выполнена разметка трёх временных стадий эксперимента: **А** – фоновая стадия ожидания визуального стимула, **Б** – стадия активного восприятия стимула, **В** – фоновая стадия по окончанию распознавания стимула. Серым фоном подсвечены периоды активных стадий Б. ($б$) Вейвлетная поверхность $W_1(f,t)$ для сигнала $x_1(t)$. ($в$) Временная зависимость старшего скелетона sc_1^1 (4) для сигнала $x_1(t)$ с соответствующей разметкой активных и фоновых стадий, а также основных интервалов частот ($\delta+\theta$, 1–8 Гц, α, 8–12 Гц, β, 20–30 Гц, γ, 31–40 Гц).

Рассмотрим результаты применения предложенной модели для обработки сигналов нейрофизиологической природы. Для ЭЭГ данных традиционно выделяются несколько частотных диапазонов (δ, $1-4$ Гц, θ, $4-8$ Гц, α, $8-12$ Гц, β, $20-30$ Гц, γ, $31-40$ Гц), границы которых определены апри-

орно на основании экспериментальных работ[6].

На рис. 3 *а* приведен фрагмент типичного сигнала ЭЭГ $x_1(t)$, регистрируемого в затылочном отведении O1 проекции зрительного анализатора (РЗА) условно здорового испытуемого (см. обозначения на рис. 2 *б*). Искомые фрагменты (паттерны) активных стадий восприятия бистабильных зрительных стимулов[7] представлены в виде сигналов на фоне серых полос между вертикальными линиями.

Далее на основе соотношения (3) получаем амплитудно – частотно – временную развёртку (АЧВР) указанных сигналов (см.рис. 3 *б*). Величины амплитуд показаны оттенками серого до максимального значения (белого цвета). Дальнейший анализ заключается в определении частот (скелетонов, sc_1 (4), соответствующих максимальным значениям амплитуды НВП для каждого момента времени, представленным на рис. 3 *в*. Таким образом, на рис. 3 *в* видно, что скелетоны, соответствующие активной стадии Б и фоновым стадиям А, В, существенно отличаются по величине частот. При этом в каждый момент времени выделяется единственный паттерн колебательной активности, характеризуемый частотой с максимальной амплитудой.

Далее проанализируем набор паттернов колебательной активности, сосуществующих в каждый момент времени, характеризуемыми соответствующим набором частот с экстремальными (максимальными) значениями амплитуд. Для каждого канала $x_i(t)$ многомерного сигнала $\{X(t)\}$ в $\forall t$ рассмотрим дискретный набор скелетонов $\{sc^p\} = \{sc_1^p, \ldots, sc_i^p, \ldots\}$, где $p = 1, \ldots n_p$, $i = 1, \ldots n$ и $sc_i^1 > sc_i^2 > \cdots > sc_i^p > \cdots > sc_i^{n_p}$. Общее число n_p сильно зависит от характеристик регистрации сигнала $x_i(t)$, например, частоты дискретизации, уровня усиления, параметров фильтров, используемых при регистрации, и т. д., однако, обычно для рассматриваемых сигналов можно ограничиться набором из $n_p = 5-7$ скелетонов.

Визуальный анализ набора скелетонов sc_i^p является на практике невозможным, вследствие чего для анализа присутствия паттернов в α, β, δ, θ частотных диапазонах для канала $x_i(t)$ введем параметр, пропорциональ-

---

[6] *Palva S., Palva J.M.* «New vistas for a–frequency band oscillations». Trends Neurosci. (2007) 30: 150–158

Martin C.D., Thierry G., Dëmonet J.–F. ERP Characterization of sustained attention effects in visual lexical categorization (2010) PLoS ONE 5(3): e9892

Eimer M. Sensory gating as a mechanism for visuospatial orienting: electrophysiological evidence from trial-by-trial cutting experiments. Percept. Psychophys. 1994 Nov; 55: 667–675

Vázquez M.M., et al. Temporal evolution of alpha and beta bands during visual spatial attention. Cogn Brain Res 2001 12:315–320

[7] Сегодня бистабильные изображения являются классическим стимульным материалом в нейронауке и применяются в экспериментальных изучениях процессов распознавания визуальных изображений, некоторых аспектов принятия решения, оценки когнитивного шума человека и др. Данные изображения представляют собой визуальные иллюзии, распознавание которых допускает более одного толкования. Широко известными примерами подобных неоднозначных изображений являются, например, ваза Рубина, при восприятии которой происходят переключения восприятия с центральной фигуры вазы на ограничивающие профили лиц и обратно, иллюзия «кролик–утка» и др.

ный интенсивности паттерна, на основе функции Хевисайда H:

$$H_i^{\alpha,\beta,\delta+\theta}(t)=\sum_{p=1}^{n_p}\begin{cases}\frac{1}{p}, & (f^1_{\alpha,\beta,\delta+\theta}<sc_1^1<f^2_{\alpha,\beta,\delta+\theta})\cap\ldots\\ & \cap(f^1_{\alpha,\beta,\delta+\theta}<sc_i^p<f^2_{\alpha,\beta,\delta+\theta})\ldots\\ & \cap(f^1_{\alpha,\beta,\delta+\theta}<sc_i^{n_p}<f^2_{\alpha,\beta,\delta+\theta})\\ 0, & (sc_1^1\le f^1_{\alpha,\beta,\delta+\theta})\cup(sc_1^1\ge f^2_{\alpha,\beta,\delta+\theta})\cup\ldots\\ & \cup(sc_i^p\le f^1_{\alpha,\beta,\delta+\theta})\cup(sc_i^p\ge f^2_{\alpha,\beta,\delta+\theta})\cup\ldots\\ & \cup(sc_i^{n_p}\le f^1_{\alpha,\beta,\delta+\theta})\cup(sc_i^{n_p}\ge f^2_{\alpha,\beta,\delta+\theta})\end{cases}\tag{5}$$

Величина данного параметра $H_i^{\alpha,\beta,\delta+\theta}(t)$ определяет амплитуду колебательной активности экспериментальных сигналов в соответствующих частотных диапазонах α, β, $\delta+\theta$.

Запишем выражение для определения временного интервала существования паттерна с выбранной частотой f_{y^j}:

$$\frac{\int\limits_{\Delta t} H_i^P}{\Delta t}\ge 0.9.\tag{6}$$

На основании (5) перейдем к анализу многомерного паттерна, единообразного на всех или части каналов регистрации сигнала $\{X(t)\}$, с помощью многомерной функции

$$H^{\alpha,\beta,\delta+\theta}(t)=\{H_1^{\alpha,\beta,\delta+\theta}(t),\ldots,H_i^{\alpha,\beta,\delta+\theta}(t),\ldots,H_n^{\alpha,\beta,\delta+\theta}(t)\},$$

которую далее можно свести к изучению следующей интегральному параметру, полученного суммированием интенсивностей паттернов с близкими частотами:

$$H_{\alpha,\beta,\delta+\theta}(t)=\frac{1}{n}\sum_{i=0}^{n}H_i^{\alpha,\beta,\delta+\theta}(t).\tag{7}$$

На рис. 4, *а* построен параметр (7) паттерна с α частотой на основе анализа трёх старших скелетонов 6 каналов ЭЭГ, регистрируемых в затылочной области скальпа человека O1, Oz, O2, P3, Pz, P4 (см. схему на рис. 2). Здесь временная зависимость демонстрирует колебания введенного параметра (7): на фоновых стадиях параметр $H_\alpha(t)$ возрастает, а при активном распознавании объектов существенно уменьшается. Таким образом, данная количественная мера $H_\alpha(t)$ интенсивности генерации паттернов α–ритма на ЭЭГ сигналах, регистрируемых в затылочной зоне, однозначно определяет период активного визуального распознавания стимула человеком.

Изучим динамику интенсивности $H_\alpha(t)$ на стадии Б с ростом числа предъявлений стимулов испытуемому. Для этого по временному окну ΔT оценим среднюю интенсивность α паттерна на активных стадиях Б следу-

ющим образом:

$$H_\alpha(\Delta T) = \frac{1}{s_n} \sum_{t \in t_s} H_\alpha(t), \tag{8}$$

где s_n – количество активных стадий Б на интервале ΔT, t_s – интервал времени каждой стадии Б. Рис. 4 *б* демонстрирует типичный результат расчёта характеристики $H_\alpha(\Delta T)$ для одного из испытуемых. Видно, что интенсивность α паттерна хотя и испытывает некоторый рост, закономерно вызванный накоплением усталости испытуемого, тем не менее продолжает оставаться в области низких значений, не превышая 0,34 относительных единиц даже для 30 минут экспериментальной записи.

Далее изучим динамику всех паттернов, присутствующих на сигнале в каждой стадии эксперимента. Для каждой выделенной стадии А, Б и В усредним характеристики $H_{\alpha,\beta,\delta+\theta}(\Delta T)$, рассчитанные по той же затылочной области в частотных диапазонах $\alpha, \beta, \delta+\theta$ для стадий А, Б и В, $H^{\text{А,Б,В}}_{\alpha,\beta,\delta+\theta}$, по всем предъявлениям стимулов испытуемому в течение одной экспериментальной записи (130 событий). На рис. 4 *в* на диаграмме показаны величины $H_{\delta+\theta}$, соответствующая доле амплитуды НПВ, приходящейся на частотный диапазон $\delta+\theta$, H_α – α частотному диапазону и H_β – β частотному диапазону. Наглядно видно, что стадия Б активного восприятия зрительного стимула характеризуется возрастанием интенсивности β паттерна и подавлением $\delta+\theta$ и α паттернов. Кроме того, для стадии В наблюдается максимальное увеличение интенсивности α паттерна, что связано с ожиданием стимула, периодически возникающим на стадии А и понижающим уровень возникающего α паттерна. В то же время интенсивность $\delta+\theta$ паттерна для фоновых стадий остаётся практически постоянной, испытывая сильное снижение только при активном восприятии. В экспериментальных исследованиях приняли участие более 80 условно здоровых испытуемых, обработка результатов которых показала, что особенности, выявляемые для паттернов на стадиях А, Б и В на рис. 4, являются типичными.

Итак, разработанная математическая модель позволила выявить сложную многочастотную структуру паттернов активного восприятия визуального стимула. Обнаруженные возрастания интенсивности высокочастотных колебаний β паттерна и разрушение низкочастотных колебаний α паттерна на ЭЭГ ПЗА хорошо соотносятся с традиционными представлениями об повышении частоты основных колебаний, наблюдаемых на ЭЭГ ПЗА при активном зрительном внимании. Впервые в рамках проведенного математического моделирования изучена динамика частотно−временной структуры паттерна активного восприятия визуальных стимулов при длительном зрительном восприятии, в частности описан рост интенсивности α паттерна при увеличении количества предъявлений стимулов.

В **третьей** главе диссертационной работы рассмотрено активное вос-

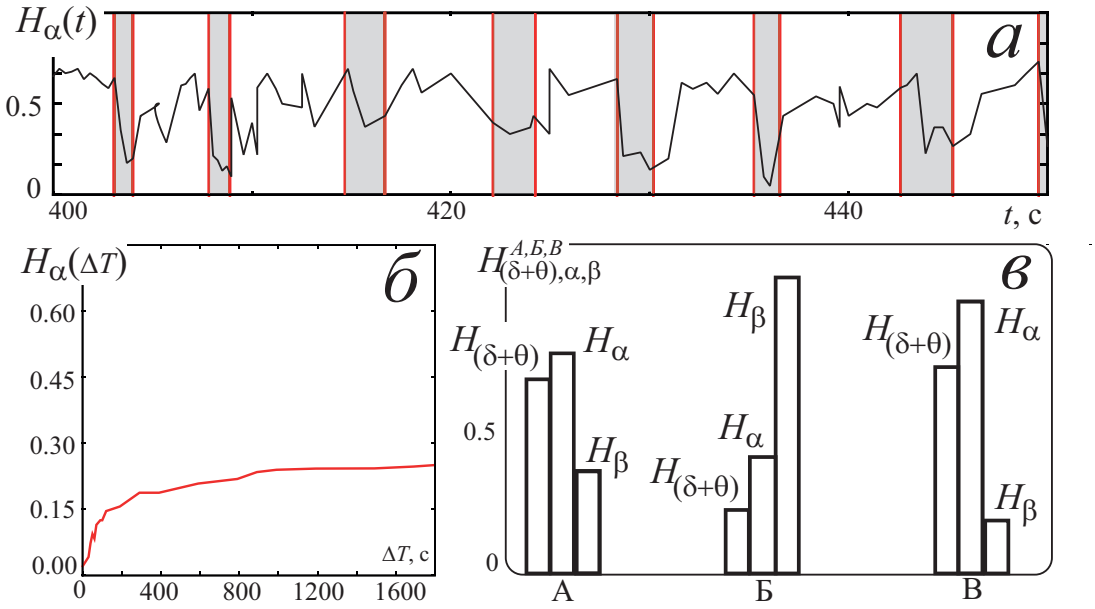


Рис. 4: (*а*) Рассчитанная характеристика $H_\alpha(t)$. Вертикальными линиями проведена временная разметка моментов предъявления стимулов и нажатия на пульт испытуемым. Для удобства интерпретации серыми полосами выделены стадии Б. (*б*) Характеристика $H_\alpha(\Delta T)$ для одного из условно здоровых испытуемых. (*в*) Усредненная по всем событиям экспериментальной работы $H_{\alpha,\beta,\delta+\theta}$ для ЭЭГ сигналов человека из затылочной области (зона ПЗА, каналы O1, Oz, O2, P3, Pz, P4). Величины диапазонов расчёта паттернов $\delta+\theta$, α и β выбраны согласно классическим нейрофизиологическим представлениям о структуре ЭЭГ условно здорового человека и соответствуют следующим значениям частотных диапазонов $f^{1,2}_{\delta+\theta} = 1\ldots6\,\text{Гц}$, $f^{1,2}_{\alpha} = f_\alpha \mp 2 = 10 \mp 2\,\text{Гц}$, $f^{1,2}_{\beta} = f_\beta \mp \Delta f_\beta = 20\ldots35\,\text{Гц}$, соответственно.

приятие визуального стимула (бистабильного изображения) с точки зрения понятия «когнитивного шума». В нейрофизиологии под *когнитивным шумом* понимается процесс, возникающий в системе взаимодействующих нервных клеток в связи со случайными нейронными всплесками активности, перестройкой связей и др.[8] Когнитивный шум является одной из причин неоднозначного восприятия визуальных иллюзий, связанных с бистабильными изображениями, появления некоторых когнитивных искажений и др.

Опишем разработанную модель для определения уровня когнитивного шума человека с использованием экспериментальных данных исследования восприятия бистабильных визуальных объектов[9].

---

[8] *Gigante G. et al.* Bistable Perception Modeled as Competing Stochastic Integrations at Two Levels. PLoS Computational Biology 5, e1000430 (2009)
Moreno-Bote R., Rinzel J., Rubin N. Noise-induced alternations in an attractor network model of perceptual bistability. Journal of Neurophysiology 98, 1125 (2007)
Merk I., Schnakenberg J. A stochastic model of multistable visual perception. Biological Cybernetics 86, 111 (2002)

[9] *Leopold D.A., Logothetis N.K.*, Multistable phenomena: changing views in perception. Trends in Cognitive Science, 1999, 3 (7), 254
Sterzer P., Kleinschmidt A., Rees G., The neural bases of multistable perception. Trends Cogn Sci., 2009. 13(7), 310-318

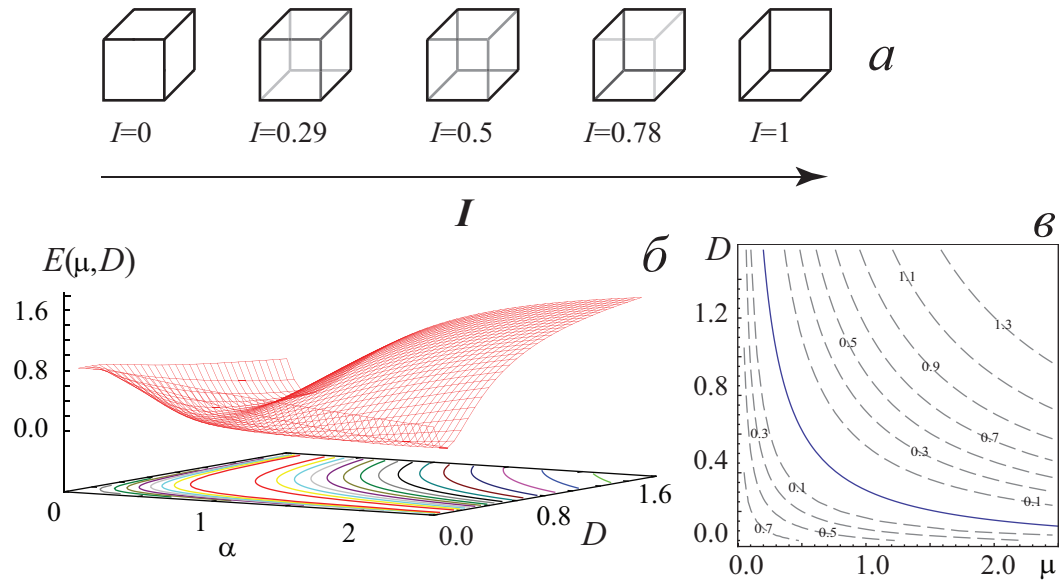


Рис. 5: (a) Бистабильные изображения куба Неккера с различными значениями управляющего параметра I. ($б$) Поверхность ошибки $E(\mu, D)$ между результатами аналитического моделирования и обработки натурных экспериментов для добровольца № 1. ($в$) Демонстрация результата расчёта выражения (17), соответствующего полученной поверхности $E(\mu, D)$. Толстая сплошная линия на рисунке $в$ является графиком $\mu D = D_p = 0.31$, соответствующим минимальной ошибке $E_{min} = 0.026$

В качестве объекта восприятия была выбрана классическая геометрическая фигура с обратимой перспективой (куб Неккера), обладающая параметром I: яркость граней куба, сходящихся в правом внутреннем верхнем углу, яркость граней левого внутреннего угла куба определяется как $(1-I)$ (см. рис. 5 a). Как показали предварительные эксперименты, испытуемые идентифицировали однозначно с вероятностью 1 интерпретацию куба (см. рис. 5 a при $I = 0$ и $I = 1$). Однако, при $I \approx 0.5$ восприятие куба было бистабильным с вероятностью от $0,2$ до $0,8$ в зависимости от индивидуальных особенностей испытуемого. При этом вероятности, соответствующие крайним значениям $0,2$ и $0,8$, можно трактовать в нейропсихологическом понимании как высокий уровень стабильности однозначного восприятия, а следовательно, малости величины когнитивного шума. С этой точки зрения величины вероятности, близкие к $0,5$, можно трактовать как высокий уровень когнитивного шума и, соответственно, малый уровень стабильности восприятия. Было проведено экспериментальное исследование для 80 условно здоровых испытуемых без проблем со зрением или с компенсированными имеющимися ограничениями. Испытуемый наблюдал куб Неккера с параметром I в течение $1-2$ с, отмечал своё восприятие объекта как «левого» или «правого» с помощью нажатия на кнопку пульта, затем следовала пауза длительностью около $3-5$ с, в течение которых испытуемому предъявлялось статичное нейтральное фоновое изображение без выраженных точек захвата внимания (см. временную разметку эксперимента на рис. 3).

По результатам экспериментального исследования восприятия куба Неккера рассчитывался параметр вероятности восприятия куба Неккера с интенсивностью I_j в «левой» модальности $P_l(I_j)$:

$$P_l(I_j) = \frac{N_L}{N_\forall}, \tag{9}$$

где N_L – количество раз, когда испытуемый отметил куб с параметром I_j как «левый», $N_\forall$ – общее число раз предъявления куба с параметром I_j испытуемому. Отметим, что соответствующий параметр вероятности восприятия куба Неккера с интенсивностью I_j в «правой» модальности $P_R(I_j)$ определяется как

$$P_R(I_j) = \frac{N_R}{N_\forall} = 1 - P_l(I_j), \tag{10}$$

где где N_R – количество раз, когда испытуемый отметил куб с параметром I_j как «правый».

Далее допустим, что кортикальную сеть затылочной области головного мозга, в частности связанную с ПЗА, можно промоделировать двумя сосуществующими и конкурирующими нейронными популяциями, превалирование активности одной из которых соответствует одному или другому случаю восприятия бистабильного объекта. В таком случае восприятие бистабильного объекта опишем математической моделью потенциальной динамической системы, обладающей двумя различными положениями равновесия и биквадратичным потенциалом в общем случае в виде

$$U(z) = \mu(\frac{z^4}{4} - \frac{z^2}{2}) + bz.$$

Тогда безразмерная мощность z активного сигнала популяции нейронов будет описываться дифференциальным уравнением

$$\dot{z} = -U'(z) + \xi(t), \tag{11}$$

где $\xi(t)$ описывается гауссовым шумом $[\langle\xi(t)\rangle = 0, \langle\xi(t)\xi(t_1)\rangle = D\delta(t-t_1)]$, D – интенсивность шума, $\delta(\cdot)$ – δ–функция Дирака. Интегрируя уравнение (11), получим стохастическое дифференциальное уравнение:

$$dZ = -U'(z)dt + dW, \tag{12}$$

где $Z(t)$ – стохастический процесс, $W(t)$ – одномерный винеровский процесс. В таком случае, динамика стохастического процесса $W(t)$ определяется решением уравнения Фоккера–Планка:

$$\frac{\partial\rho_Z(z,t)}{\partial t}\frac{\partial}{\partial z}[U'(z)\rho_Z(z,t)] + \frac{D}{2}\frac{\partial^2\rho_Z(z,t)}{\partial z^2}, \tag{13}$$

где $\rho(z,t)$ — плотность вероятности стохастического процесса $Z(t)$:

$$\frac{\partial \rho_Z(z)}{\partial t} = e^{-\frac{2U(z)}{D}}[A + C\int_0^z e^{\frac{2u(x)}{D}dx}]. \tag{14}$$

Допустив, что плотность вероятности является стационарной величиной, можно найти аналитическое решение для вероятности восприятия $\hat{P}_l$ каждого конкретного куба Неккера с параметром I в «левой» модальности из (13) в следующей форме:

$$\hat{P}_l = \int_{-\infty}^{0} \exp\left(-\frac{2U(z)}{D}\right) dz, \tag{15}$$

где вероятность $\hat{P}_l$ определяется тремя управляющими параметрами I, μ и D, т. е., $\hat{P}_l = \hat{P}_l(I,\mu,D)$, определяемыми индивидуальными особенностями каждого человека.

Параметр μ определяет конкретную форму потенциальной функции, описывающей процесс выбора «левой/правой» модальности объекта, и может быть выявлен лишь в ходе экспериментальной работы для каждого человека. Параметр D пропорционален уровню когнитивного шума в системе восприятия данного неоднозначного объекта.

Индивидуальные параметры человека оценивались из экспериментальных данных сравнением реального параметра вероятности восприятия куба Неккера с интенсивностью I_j в «левой» модальности $P_l(I_j)$ и результата расчёта соответствующего модельного параметра $\hat{P}_l(I_j,\mu,D)$. Для этого производилась оценка ошибки определения величины $E(\mu,D)$:

$$E(\mu,D) = \sum_{j=1}^{N}[P_l(I_j) - \hat{P}_l(I_j,\mu,D)]^2. \tag{16}$$

На рис. 5 *в* продемонстрирован результат расчёта ошибки $E(\mu,D)$ для одного из добровольцев. Для всех проведённых натурных экспериментов управляющие параметры μ и D не являются независимыми:

$$\mu D = D_p = \text{const}. \tag{17}$$

На рис. 6 продемонстрированы результаты аналитического построения вероятности восприятия куба Неккера $\hat{P}_{l,R}(I_j,\mu,D)$ и полученные экспериментально значения этой же характеристики $P_{l,R}(I_j)$ для шести добровольцев, распределённых от минимального уровня D_p (рис. 6 *а*) до максимального (рис. 6 *е*). Результаты математического моделирования и экспериментального исследования хорошо соотносятся между собой, для 80 испытуемых ошибка результатов математического моделирования не превосходит

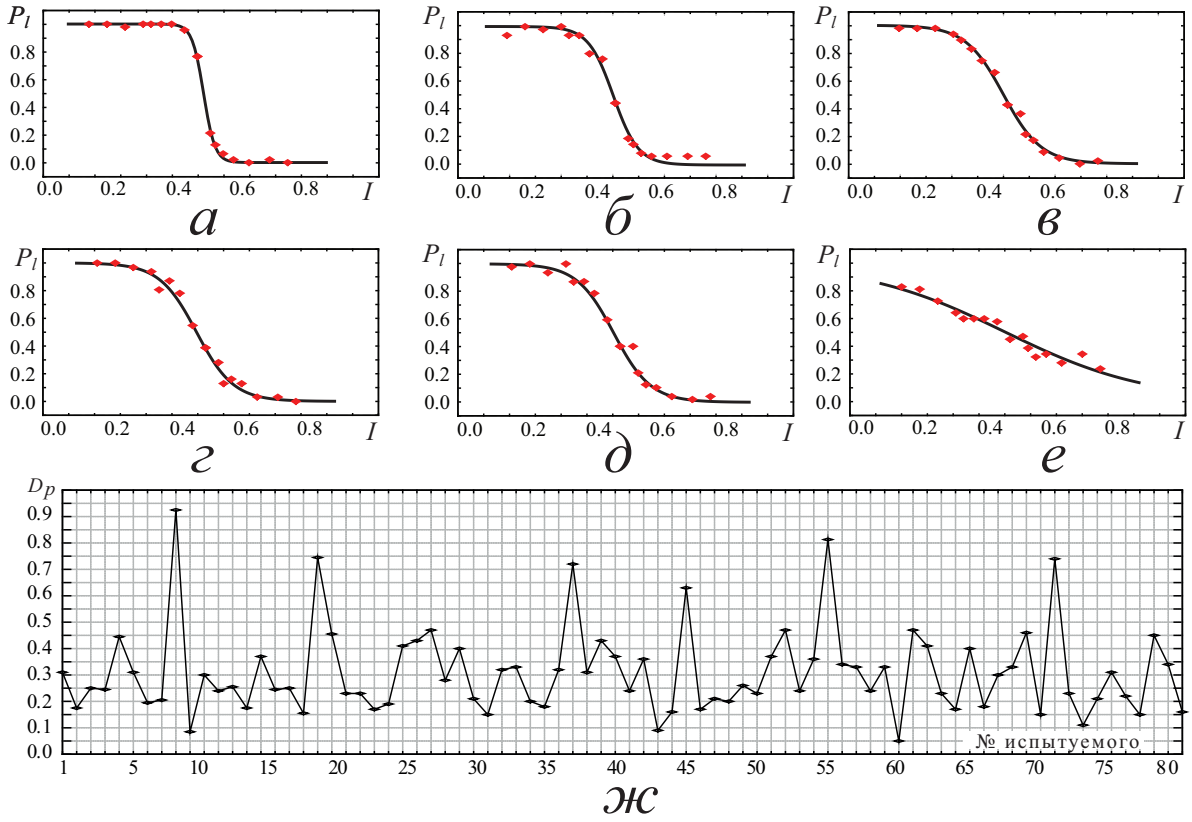


Рис. 6: $(а)$ – $(е)$ Вероятности восприятия куба Неккера от параметра контрастности линий куба Неккера I. Экспериментально измеренные зависимости вероятностей восприятия куба показаны точками. Теоретически рассчитанные с использованием математической модели (15) зависимости $\hat{P}_l(I)$ показаны сплошными линиями. Значения интенсивности D_p когнитивного шума получены для каждого из испытуемых из аналитической модели и принимают следующие значения: $(а)$ $D_p = 0.085$; $(б)$ 0.175; $(в)$ 0.245; $(г)$ 0.25; $(д)$ 0.253; $(е)$ 0.31. $(ж)$ Результаты оценки интенсивности D_p когнитивного шума по группе условно здоровых испытуемых. По оси абсцисс отложены порядковые номера испытуемых в группе.

$E_{min} < 0.05$ в сравнении с данными реального эксперимента. Интерпретация натурного эксперимента в рамках математической модели позволила определить, зная лишь восприятие бистабильных объектов человеком, его уровень когнитивного шума. На рис. 6 $(ж)$ показаны значения когнитивного шума D_p, индивидуально рассчитанные по группе условно здоровых добровольцев, демонстрирующие существенный разброс значений.

Далее обратимся к разработке эффективных математических и численных методов для анализа паттернов в экспериментально регистрируемых многоканальных сигналах. В следующей главе описываются созданные методы выбора базисных функций НВП с использованием адаптивного численного моделирования формы характерных паттернов и теоретических идеальных сейсмоимпульсов НСР в целях достижения высокого качества распознавания исследуемых паттернов на зашумлённых сигналах.

Четвёртая глава посвящена теоретической и численной адаптации математического аппарата НВП к особенностям экспериментальных сиг-

налов $\{X(t)\}$ геофизической природы (НСР). При этом основной задачей является определение границ временных интервалов на геофизических экспериментальных сигналах, соответствующих регистрации отклика от отражающих сейсмогеологических границ.

Для наилучшей адаптации НВП к условиям наземной сейсмосъёмки вибрационным методом построим адаптивный вейвлет Ψ на основе непосредственно выделенных из экспериментальных сигналов характерных паттернов. Выделим характерный временной период τ сигнала $\{X(t)\}$. Далее выберем отсчёт t_0 во временной реализации сигнала $x(t)$, относительно которого будет строиться вейвлетный базис. Реальная и мнимая части базисной вейвлетной функции будут строиться в соответствии со следующими формулами:

$$\operatorname{Re}\Psi(t) = A_{\mathrm{Re}}\left\langle x\left(t-t_0\right)\exp\left\{-\frac{1}{2}\frac{(t-t_0)^p}{(n\tau)^p}\right\}\right\rangle, \tag{18}$$

$$\operatorname{Im}\Psi(t) = A_{\mathrm{Im}}\left\langle x\left(t-t_0+\tau/4\right)\exp\left\{-\frac{1}{2}\frac{(t-t_0)^p}{(n\tau)^p}\right\}\right\rangle, \tag{19}$$

где A — нормировочный множитель, $\langle\ldots\rangle$ обозначает операцию удаления среднего значения для удовлетворения условия нулевого среднего $\langle\operatorname{Re}\Psi(t)\rangle = \langle\operatorname{Im}\Psi(t)\rangle = 0$, n и p — параметры вейвлета. Из выражений (18) и (19) видно, что параметр t_0 вейвлета характеризует отрезок ряда $x_i(t)$, который оказывает наибольшее влияние на вейвлетный спектр $W(t,s)$. Таким образом, вейвлетное преобразование с базисом (18) и (19) позволит эффективно выделять из сигнала участки длиной $\Delta t \approx 4\pi\tau$, которые будут иметь максимальное сродство с участком временного ряда $x_i(t)$, где $t \in (t_0 - 2\pi\tau, t_0 + 2\pi\tau)$.

Рассмотрим на примере типичных геофизических сигналов НСР использование различных вейвлетных базисов для анализа регистрируемых паттернов. Для сравнения с классическими результатами применяется базисная функция Морле НВП в виде[10]:

$$\psi_0(\eta) = \pi^{-1/4}\exp(j\omega_0\eta)\exp(-\eta^2/2), \tag{20}$$

где $\omega_0 = 2\pi$ — центральная частота Морле–вейвлета.

Затем, поскольку известно, что импульс отраженной волны, регистрируемой сейсмоприёмником в случае проведения вибрационных сейсмических работ, в теоретическом случае описывается импульсом Пузырёва

[10] *Grossman A., Morlet J.* Decomposition of Hardy function into square integrable wavelets of constant shape. SIAM J. Math. Anal. 15(4), 723–736

нуль – фазового вида[11]:

$$U(t) = U_0 e^{-\beta t} \cos(2\pi f t), \tag{21}$$

выполним построение базисного вейвлета.

На рис. 7 (*в*) – (*з*) приведены скелетонные характеристики НВП для геофизических данных $\{X(t)\}$, рассчитанные с использованием базисных функций, построенных на основе вейвлета Морле (20), идеального сейсмического импульса Пузырёва (21) и численно заданных по сглаженным фрагментам экспериментальных данных ((18)). С помощью многоступенчатой обработки, включающей экспертные оценки, независимую геологическую информацию для данной территории, полученную скважинным бурением, и др., определены реальные временные интервалы Δt_j^R регистрации откликов от сейсмогеологических границ. В рамках математической модели (6) рассчитаны временные интервалы $\Delta t_j^{M,P,\Psi}$, на которых выявлены паттерны, соответствующие отклику от сейсмогеологических границ, на основе различных базисных функций: вейвлета Морле M, импульса Пузырёва P, адаптивного базиса Ψ. В случае регистрации отклика от одной сейсмогеологической границы на одном канале регистрируемых данных для оценки точности распознавания данного отклика введём параметр κ относительной погрешности в виде

$$\kappa = \frac{\sqrt{(\Delta t^R - \Delta t^{M,P,\Psi})^2}}{\Delta t^R}, \tag{22}$$

где Δt^R — временной интервал, оценённый по независимым геологическим данным для сейсмогеологической границы, $\Delta t^{M,P,\Psi}$ – временные интервалы, полученные оценкой на основе различных базисных функций: вейвлета Морле M, импульса Пузырёва P, адаптивного базиса Ψ. Далее расширим понятие данного параметра $\kappa_\Delta^{M,P,\Psi}$ оценки точности определения отражений от сейсмогеологических границ на основе НВП на случай многоканальных данных и нескольких сейсмогеологических границ:

$$\kappa_\Delta = \frac{1}{n_p n} \sum_{i=0}^{n} \sum_{j=0}^{n_p} \frac{\sqrt{(\Delta t_j^R - \Delta t_j^{M,P,\Psi})^2}}{\sum\limits_{j=0}^{n} \Delta t_j^R}, \tag{23}$$

где n_p – количество рассматриваемых сейсмогеологических границ, n – количество каналов, i – номер канала регистрации сигнала $\{X(t)\}$, j – номер сейсмогеологической границы в порядке возрастания глубины залегания.

Наилучшей точности определения временных интервалов $\Delta t_j^{M,P,\Psi}$, на

[11] *Пузырёв Н.Н.* Методы и объекты сейсмических исследований. Введение в общую сейсмологию. Новосибирск: Изд-во Сибирского отделения РАН, 1997

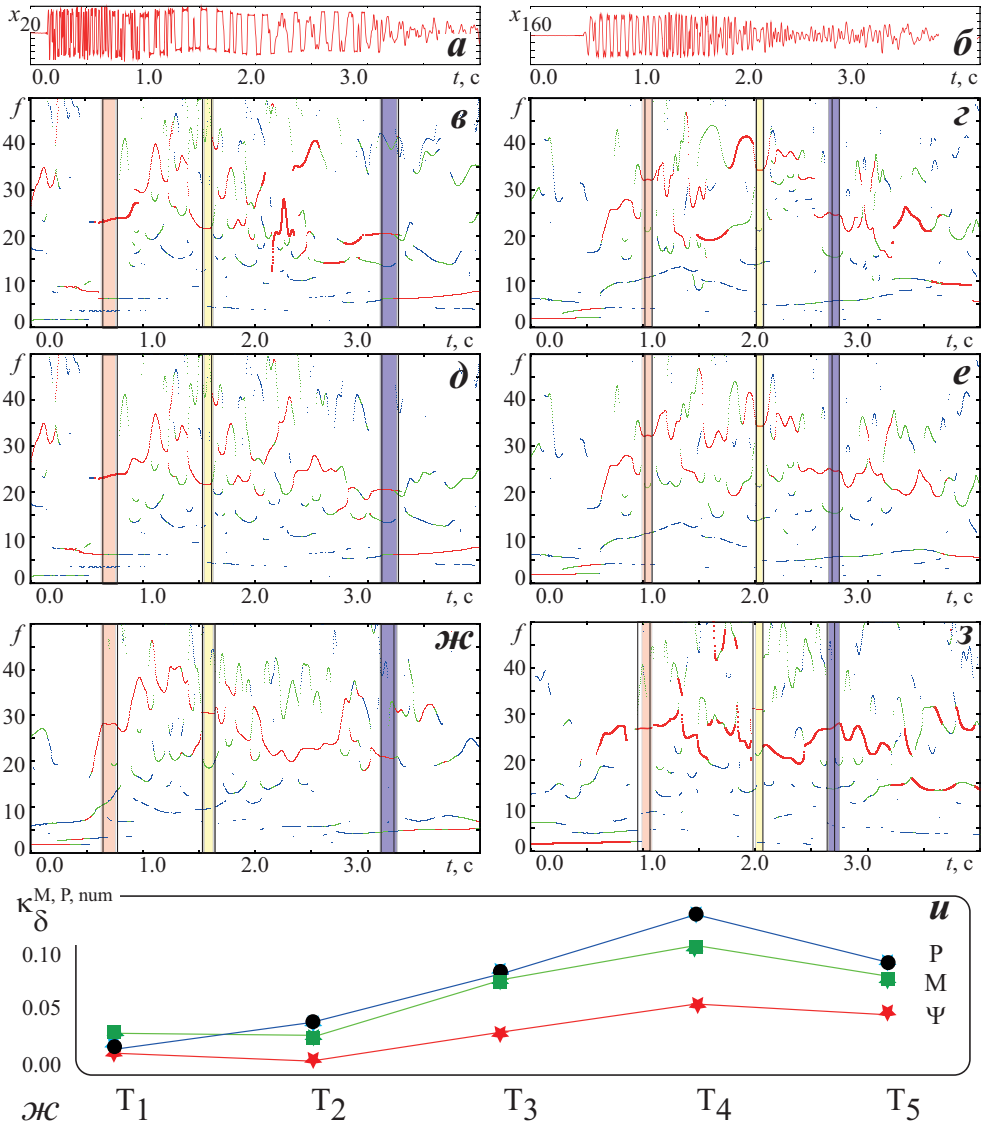


Рис. 7: (*а*), (*б*) Типичный вид сигналов $x_i(t)$ НСР. (*в*), (*д*), (*ж*) и (*г*), (*е*), (*з*) Поверхности (t, f) скелетонов $sc_i^{1,2,3}$ НВП, рассчитанные для сигналов, приведённых на соответствующих рисунках (*а*) и (*б*). Цветом выделены временные интервалы Δt_j^R регистрации откликов от сейсмогеологических границ 1 – 3, чёрные линии показывают временные интервалы, выделенные на основе анализа НВП–скелетонов (6). На рисунках (*в*) и (*г*) приведены результаты расчёта НВП на основе базисной функции Морле (20), на рисунках (*д*) и (*е*) – с использованием импульса Пузырёва, (*ж*) и (*з*) на базе численно конструируемых базисных функций ((18)). (*и*) Характеристики $\kappa_\Delta^{M,P,\Psi}$ (23), рассчитанные на основе анализа результатов расчёта НВП на базе Морле (20) M (показано квадратами), импульса Пузырёва (21) P (показано кругами) и численно сконструированных базисных вейвлетов Ψ ((18)) (показано звёздами) для случаев пяти различных сейсмогеологических участков T_1, T_2, T_3, T_4, T_5

которых выявлены паттерны, соответствующие отклику от сейсмогеологических границ, будет соответствовать минимальное значение параметра $\kappa_\Delta^{M,P,\Psi}$, стремящееся к нулю, и наоборот при возрастании $\kappa_\Delta^{M,P,\Psi}$ будет наблюдаться потеря точности соответствующей обработки.

Как хорошо видно на рис. 7 *и*, для пяти различных наборов геофизических данных использование базисных функций НВП Морле и на базе

импульса Пузырева даёт весьма близкий результат применения. В то же время применение численно построенных базисных базисов Ψ (18) позволяет повысить точность определения Δt регистрации искомых паттернов. Полезный эффект повышения точности сочетается с необходимостью увеличения времени обработки на 25% для дополнительной численной адаптации НВП с конструированием базисных вейвлетов на основе экспериментальных сигналов.

Таким образом, использование численных и математических методов адаптации НВП, лежащего в основе разработанных в диссертационной работе моделей, позволяет повысить точность определения границ паттернов, связанных с откликами от различных отражающих сейсмогеологических границ, по сравнению с использованием НВП на основе вейвлета Морле или импульса Пузырёва. Увеличение точности варьируется в пределах $5-40\,\%$ для различных сейсмогеологических условий.

В то же время распознавание и исследование различных паттернов на регистрируемых экспериментальных сигналах зачастую осложняется наличием регистрируемых высокоинтенсивных помех. Следующая глава диссертации посвящена разработке эффективных численных методов адаптивного удаления регистрируемых помех в многоканальных сигналах с возможностью параллельной поканальной обработки.

Пятая глава посвящена описанию результатов решения проблемы удаления мощных регулярных помех и артефактов регистрации по сравнению с полезным сигналом в основном шумового характера. Под регулярными помехами здесь, как это принято в геофизике, понимаются регулярно повторяющиеся сигналы, принципиально отличающиеся от полезного по высокой мощности и форме. В нейрофизиологии подобные помехи получили название «артефакты». В качестве основ создания математических и численных методов удаления использованы подходы дискретного вейвлетного преобразования (ДВП)[12] и преобразования Гильберта – Хуанга (ПГХ)[13]. Использование ДВП позволяет добиться быстрой экспресс–обработки, а обработка на основе ПГХ даёт возможность сохранения формы зарегистрированного сигнала неизменной.

Помехи на сигналах сейсмической разведки, в частности вызванные регистрацией звуковых и поверхностных волн, превосходят по мощности полезный сигнал, и зачастую проведение его детального анализа в их присутствии невозможно. Для локального во времени удаления помех данной природы разработан метод пороговой сортировки с амплитудным критерием для идентификации коэффициентов ДВП. Ритмическая активность, связанная с наличием помех, вызванных звуковыми и

[12] *Rao K., Swamy M.* Discrete Wavelet Transforms. In: Digital Signal Processing. Springer, Singapore (2018)

[13] *Huang N.E. et al.* The Empirical Mode Decomposition and Hilbert Spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. Proc. R. Soc. A **454**, 903 – 995 (1998)

поверхностными волнами, характеризуется областью значений вейвлет–коэффициентов ДВП, превышающих уровень мощности s_n, которые расположены вблизи порога n_p. Величины s_n и n_p определяются эмпирически и связаны с особенностями регистрации исходных сигналов, а также с сейсмогеологическим строением поверхностного и приповерхностного слоёв. Далее, исключая из обратного ДВП преобразования все коэффициенты, удовлетворяющие условиям $s \geq s_n$ и $n \in [n_p - \Delta n; n_p + \Delta n]$, обеспечим локализованное удаление помех, при котором фрагменты сигнала, не содержащие помех, остаются неискаженными. Таким образом, удаление помех из сигнала обладает как частотной, так и временной избирательностью.

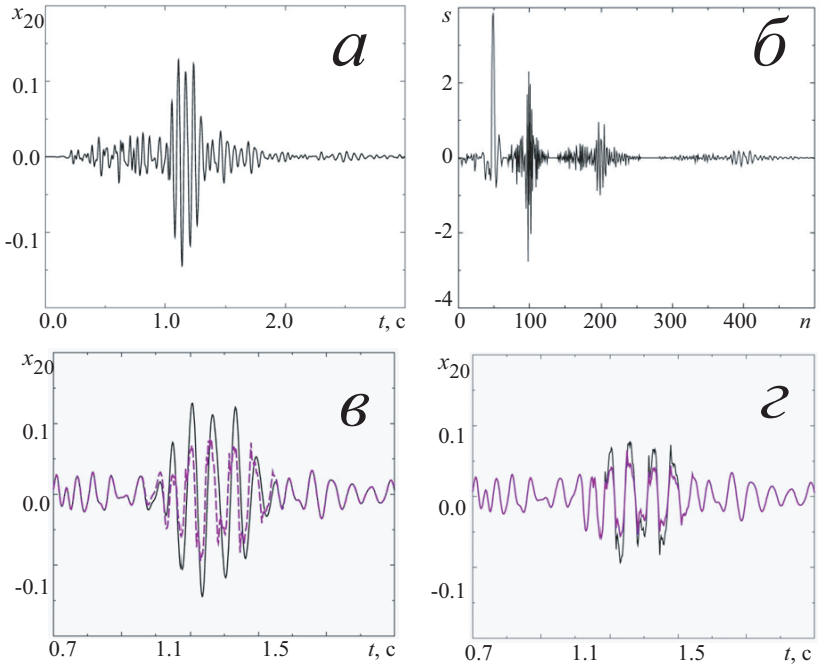


Рис. 8: (*а*) Вид экспериментального сигнала. (*б*) Коэффициенты ДВП, соответствующие разложению сигнала в базисе вейвлетов Добеши D^8. (*в*) Удаление помеховых волн путём амплитудного детектирования вейвлет–коэффициентов. Сплошная линия соответствует исходному сигналу, пунктиром показан результат проведённого удаления. (*г*) Улучшение качества удаления помехи (улучшение отношения сигнал/шум) путём уменьшения амплитуд вейвлет–коэффициентов, находящихся вне диапазона $n \in [n_p - \Delta n; n_p + \Delta n]$, $\Delta n = 15$ и соответствующих участку присутствия помехи: чёрная линия демонстрирует результат удаления помеховых волн путём амплитудного детектирования вейвлетных коэффициентов, а серая соответствует улучшенному методу удаления

Для повышения качества удаления помех наряду с методом пороговой сортировки с эмпирически подобранным амплитудным критерием дополнительно была предложена процедура анализа коэффициентов, находящихся за пределами диапазона $n \in [n_p - \Delta n; n_p + \Delta n]$. С этой целью была реализована процедура пирамидального разложения сигнала в базисе вейвлетов Добеши только для временного участка, содержащего помехи, что позволило идентифицировать коэффициенты, характеризующие помехи, в общей последовательности коэффициентов разложения сигнала. Умень-

шение амплитуды соответствующих коэффициентов обеспечивает улучшение отношения «сигнал/шум». Искажения формы сигнала, связанные с фрагментарным применением ДВП, были сведены к минимальным путём подбора параметров удаления коэффициентов ДВП. Использование алгоритма удаления проиллюстрировано на рис. 8.

Для принципиального решения проблемы искажения форм сигналов был разработан математический метод адаптивного удаления на базе преобразования Гильберта–Хуанга (ПГХ), основанного на разложении сигнала на эмпирические моды (ЭМ) $m_i(t)$. В поканальном режиме экспериментальный сигнал $\{X(t)\}$ раскладывается на набор ЭМ с дальнейшим выполнением удаления ЭМ, содержащих артефакты различного вида. Спектральные свойства и количество возможных ЭМ определяется только исходными сигналами. ПГХ позволяет выделить ЭМ, преимущественно информативные и шумовые, т. е. содержащие практически исключительно компоненты помех. Сигналы восстанавливаются путём суммирования оставшихся эмпирических мод:

$$U(t) = \sum_{i=1}^{N, i \neq n_1, n_2 \ldots} m_i(t), \tag{24}$$

где $U(t)$ – восстановленный сигнал, i – число значимых ЭМ, участвующих в восстановлении сигнала, N – общее число всех ЭМ, $n_1, n_2 \ldots$ – ЭМ, содержащие помехи и артефакты.

Для автоматизации адаптивного удаления введём коэффициент искажений M:

$$M = \int_{\Delta f} \int_0^{\tau} |W(f, t_0) - W_{EM}(f, t_0)| dt df, \tag{25}$$

где $W(f, t_0)$ — АЧВР экспериментального сигнала до удаления помех и артефактов, $W_{EM}(f, t_0)$ — АЧВР экспериментального сигнала после удаления помех и артефактов на базе ПГХ, τ — временная длительность экспериментального сигнала. Проведённая обработка экспериментальных данных нейрофизиологической природы на более чем 70 испытуемых в различных дизайнах эксперимента, показала, что M не превышает 10^{-2}, а следовательно, искажения, вносимые в сигнал при удалении с него артефактов, являются незначительными.

Итак, разработаны новые методы удаления помех и артефактов, при этом методы на основе ДВП позволяют обеспечить быструю многоканальную обработку сигналов с неизбежным внесением искажений в их форму, методы на основе ЭМ позволяют обеспечить многоканальность, проигрывая методам на основ ДВП в скорости обработки, сохраняя полезный сигнал с малым коэффициентом искажений M (25). Таким образом, выбор методов удаления помех и артефактов на экспериментальных сигна-

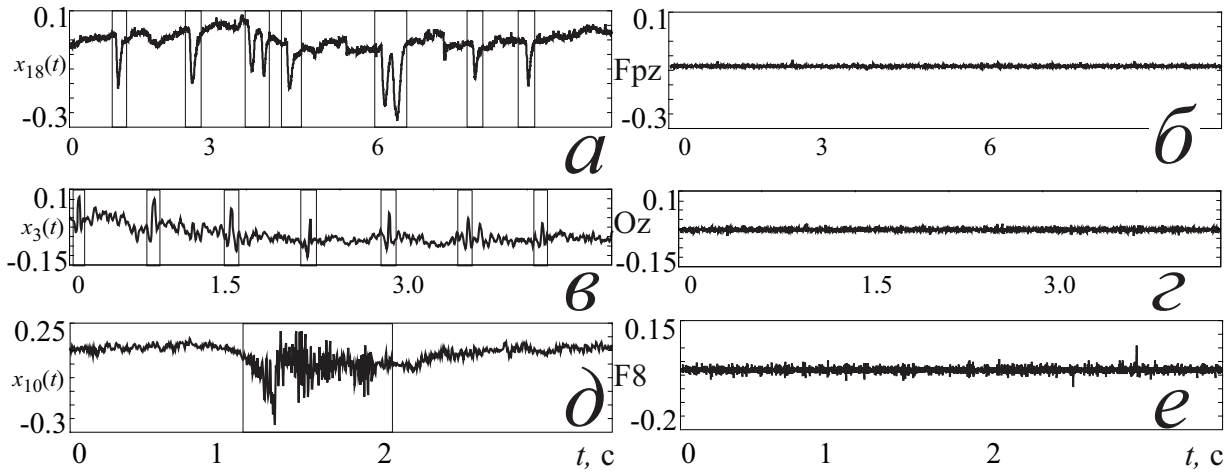


Рис. 9: Графики ЭЭГ до (*а*), (*в*), (*д*) и после (*б*), (*г*), (*е*) применения метода адаптивного удаления помех и артефактов. Рисунки *а* и *б*, *в* и *г*, *д* и *е* демонстрируют возможности удаления глазодвигательных, кардио- и мышечных помех, соответственно. Экспертная оценка времени регистрации артефактов выделена рамками

лах различной природы должен производиться на основе задач, поставленных перед обработкой. Разработанные численные методы позволяют автоматизировать процесс обработки и отличаются тем, что не требуют регистрации дополнительных сигналов, в частности окулограмм, электромиографий лицевых мышц, кардиограмм и т. д. В совокупности созданная система математического моделирования и эффективных численных методов построения адаптивных базисов НВП позволяет решать задачу выделения паттернов, их классификации и исследования экспериментальных многоканальных сигналов. Следующая глава диссертации посвящена описанию результатов исследования в рамках разработанных математических моделей и методов активности головного мозга человека в процессе планирования осознанного движения.

Шестая глава посвящена обработке и исследованию экспериментальных данных активности головного мозга человека при подготовке к движению кистями рук (сжатие в кулак по звуковой команде). На рис. 10 *а* приведен график сигнала электромиографии (ЭМГ), снятого с соответствующих мышц предплечья, на котором показаны момент подачи звуковой команды к началу движения и начало активного движения, определяемого по резкому возрастанию интенсивности ЭМГ–сигнала. Процесс, предшествующий двигательному акту, заключается внутри временного интервала T_p. Рис. 10 *б* демонстрирует распределение ЭЭГ активности по всему набору скальповых отведений, схема которых приведена на рис. 2 *б*. Цветом показана амплитуда сигналов, белый цвет соответствует наибольшим значениям. Сигналы $\{X(t)\}$ на рис. 10 *б* приведены после процедур удаления артефактов.

Для каждого момента времени из интервала T_p производилась оценка интенсивности α (8–12 Гц), β (20–30 Гц) и γ (35–40 Гц) паттернов пока-

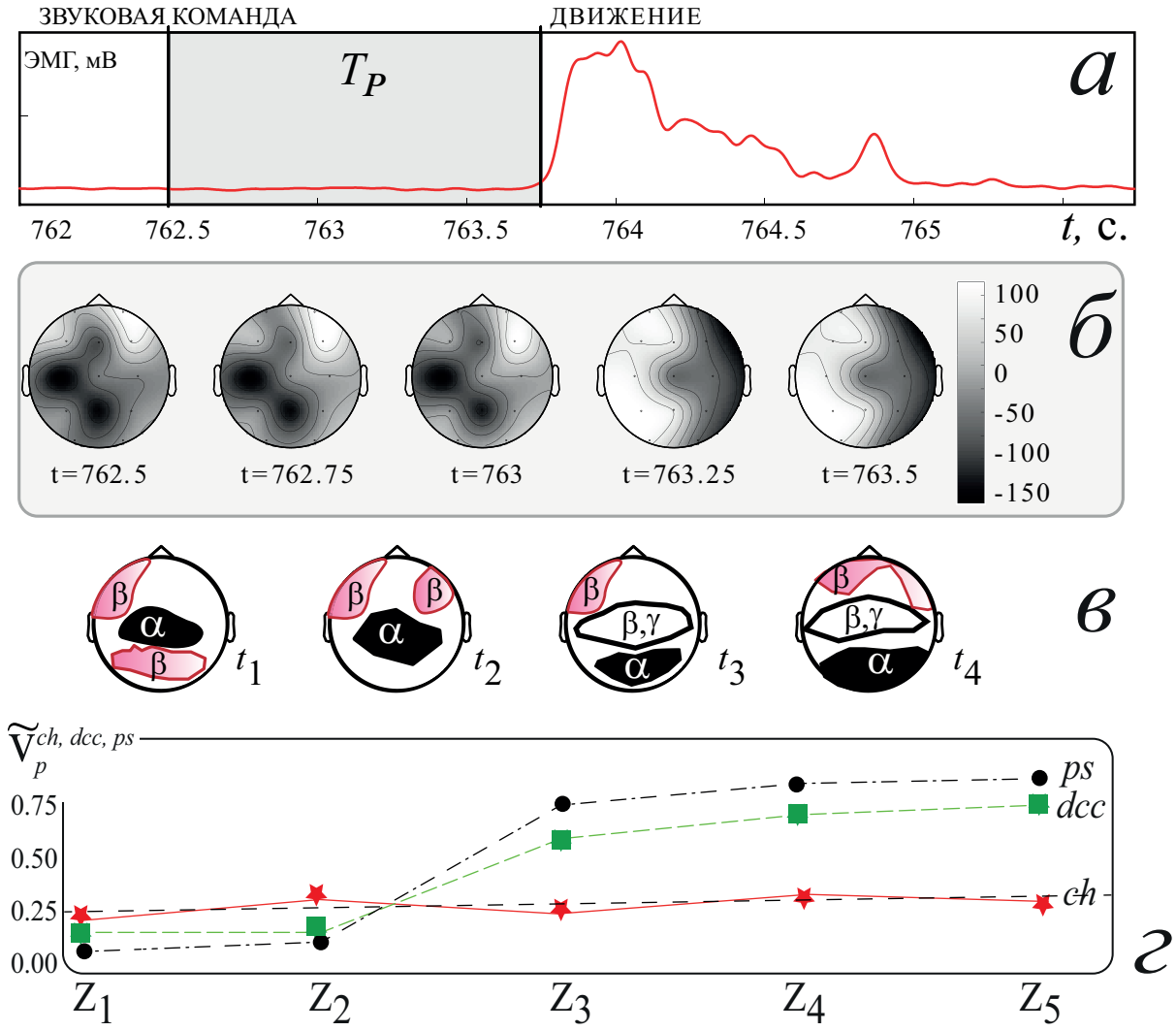


Рис. 10: (*а*) График ЭМГ, регистрируемого в зоне предплечья. Вертикальными линиями выполнена временная разметка моментов подачи стимулов (звуковой команды) и начала движения (сжатия кисти руки в кулак), серым цветом выделена зона T_p, соответствующая процессу планирования двигательного акта. (*б*) Пространственные распределения по скальпу ЭЭГ–активности в несколько моментов времени в интервале T_p. (*в*) Демонстрация скальповых зон паттернов α (8–12 Гц), β (20–30 Гц) и γ (35–40 Гц), последовательно активизирующихся во временные интервалы $t_1 - t_4$ в рамках T_p. *г* Параметр $\tilde{V}_p^{ch,dcc,ps}(27)$ для групп условно здоровых испытуемых (30 человек) (сплошная линия с обозначениями узлов звёздами), пациентов с диагностированным нарушением мозгового кровообращения (10 человек) (пунктирная линия с обозначениями узлов квадратами), пациентов в постинсультной реабилитации (7 человек) в зонах Z_{1-5} (пунктирная линия с обозначениями узлов кругами)

нально на основе выражения (5) из изложенной в первой главе математической модели. Затем по всему скальповому пространству производилась выборка каналов, на которых интенсивность каждого из указанных паттернов значительна, т. е. находится в границах 80 – 100% от интенсивности сигнала в частотном диапазоне 5 – 45 Гц. Далее для 4 равных стадий $t_1 - t_4$ временного интервала T_p выполнялось усреднение наблюдаемых α, β и γ паттернов. На рис. 10 *в* продемонстрирована последовательная дина-

мика итоговых паттернов для временных интервалов $t_1 - t_4$, полученных усреднением внутри группы из 30 испытуемых с повторением движения указанного типа по 50 раз.

Введем параметр V_p для оценки скорости развития паттерна в различных проекциях регистрации активности зон головного мозга:

$$V_p = \frac{\Delta_p \sum_{i=0}^{\Delta_p} S_p}{T_p}, \tag{26}$$

где Δ_p – время регистрации анализируемого паттерна, S_p – площадь регистрации анализируемого паттерна, оцениваемая по количеству каналов в определенной проекции искомой зоны активности головного мозга, в которых в каждый момент времени регистрируется паттерн.

Исследование данной характеристики для групп (ch) условно здоровых, (dcc) с диагностированными нарушениями мозгового кровообращения, (ps) в постинсультной реабилитации испытуемых проводилось с усреднением по каждой группе:

$$\tilde{V}_p^{ch,dcc,ps} = \frac{\sum_{j=0}^{N^{ch,dcc,ps}} \Delta_p[j]}{N^{ch,dcc,ps}}, \tag{27}$$

где $N^{ch,dcc,ps}$ – количество людей в группах (ch), (dcc), (ps) испытуемых. Результаты оценки параметра V_p динамики α паттернов в проекции зон моторной коры (Z_1) и ПЗА (Z_2), β паттерна в ПЗА (Z_3), проекции правой височной зоны (Z_4), проекции зон моторной коры (Z_5) представлены на рис. 10 *г*.

Хорошо видно, что параметр скорости развития α паттернов существенно снижается для пациентов с выявленными проблемами кровообращения головного мозга, достигая критических значений у пациентов после инсульта, а скорость β паттернов демонстрирует обратную динамику.

Таким образом, математическое моделирование с использованием аппарата НВП пространственных паттернов активности на ЭЭГ выявило сценарий планирования двигательных актов человеком, включающий последовательные активации зон проекции затылочной зоны головного мозга и проекций височной доли и центральной борозды, а разработанная количественная характеристика скорости процесса подготовки двигательного акта соотносится с диагностированными заболеваниями кровообращения головного мозга человека.

По результатам разработанной в рамках диссертационной работы единой системы математического моделирования и эффективных численных методов построения адаптивных базисов НВП, адаптивного удаления помех и артефактов созданы комплексы проблемно—ориентированных программ, описанные в следующей главе.

Седьмая глава посвящена описанию разработанных программных

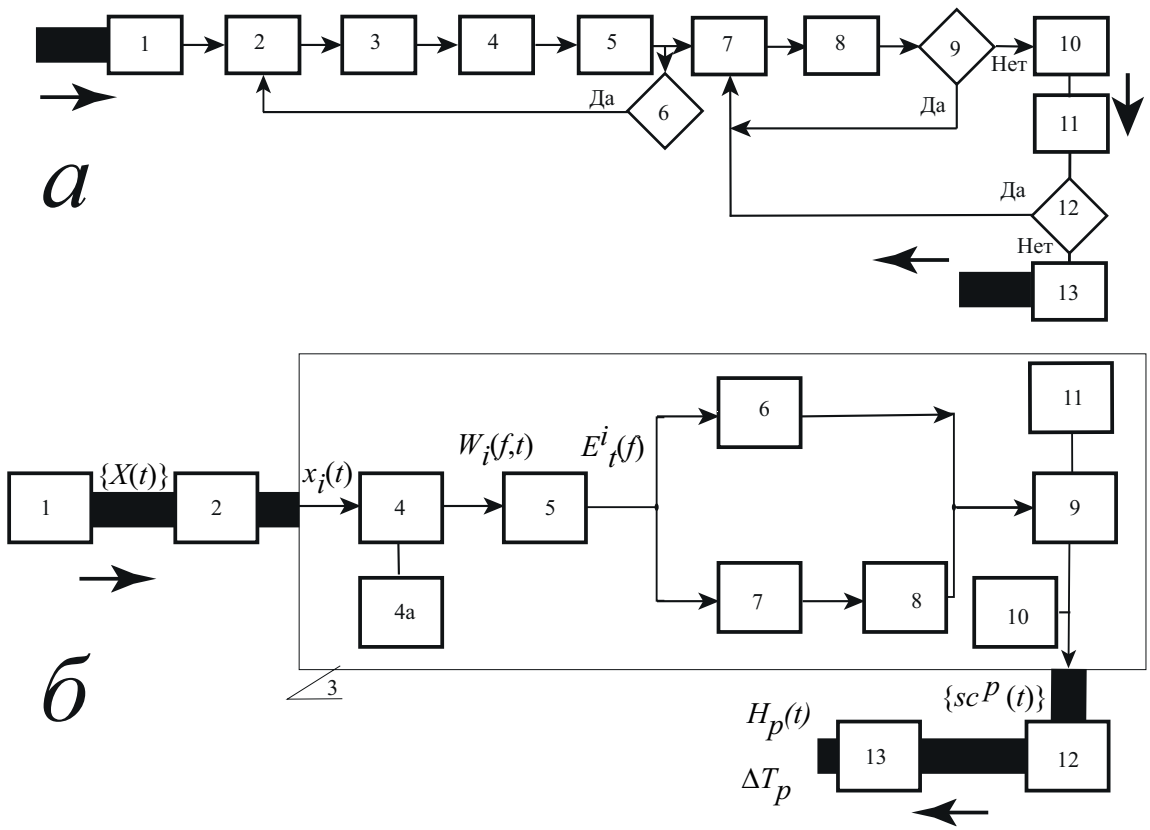


Рис. 12: (*а*) Схема программного комплекса для удаления помех и артефактов в многоканальных экспериментальных сигналах со следующими обозначениями: 1 – модуль распараллеливания обработки многоканального сигнала, 2 – 6 – нахождение ЭМ (2 – нахождение всех экстремумов сигнала, 3 – построение двух огибающих сигнала, 4 – расчет средней низкочастотной составляющей сигнала (тренда), 5 – выделение ЭМ, 6 – повторение пунктов 2 – 5 для тренда сигнала при вычислении следующих ЭМ), 7 – расчёт НВП, 8 – расчёт мгновенной и интегральной энергии НВП, 9 – оценка наличия помех и артефактов, 11 – восстановление одноканального сигнала, 12 – расчёт НВП и сравнение с исходным, 13 – восстановление многоканального сигнала. (*б*) Схема программного комплекса для выделения и классификации паттернов на экспериментальных сигналах со следующими обозначениями: 1 – ввод экспериментальных многоканальных сигналов, 2 – модуль удаления помех и артефактов, 3 – модуль распараллелизации обработки, 4 – расчёт НВП одноканального сигнала, 4а – модуль адаптации НВП, 5 – оценка мгновенных срезов энергии НВП, 6 – выделение паттернов активности в известных частотных диапазонах, 7 – выделение частотных диапазонов с преобладающей интенсивностью паттернов, 8 – выделение паттернов в автоматически выделенных частотных диапазонах, 9 – 5 старших скелетонов для каждого канала, 10 – модуль визуализации, 11 – модуль оценки в поканальном режиме максимально преобладающего скелетона, 12 – выделение максимальных скелетонов в многоканальном сигнале, 12 – расчёт и вывод итоговых значений в соответствие с (7) и (6)

комплексов, реализующих принципы выделения, классификации и исследования паттернов в экспериментальных многоканальных сигналах $\{X(t)\}$. Математические модели стали основой алгоритмов и соответствующих компьютерных программ, реализующих обработку сигналов ЭЭГ и НСГ и адаптированных для работы с большими объёмами многоканальных сигналов.

По результатам предложенных математических моделей, методов и алгоритмов на основе НВП и ПГХ разработаны комплексы компьютерных программ для подавления волновых помех в сигналах НСР и ЭЭГ, выявления и классификации основные схемы которых демонстрируются на рис. 12. Часть модулей программных комплексов адаптированы для параллельного использования в обработке многоканальных сигналов на базе технологии *CUDA* (Compute Unified Device Architecture)[14]. Разработанные программные комплексы использовались для выполнения различных НИР и НИОКР, в которых участвовала автор, и были внедрены в производственные процессы.

В **Приложении** к диссертации приведены три акта о внедрении результатов разработки программного обеспечения.

В **заключении** сформулированы основные результаты и выводы, полученные при выполнении данной диссертационной работы:

1. Выполнена разработка математических моделей выделения и классификации характерных паттернов на зашумлённых экспериментальных сигналах, отличающиеся отсутствием предварительной многоступенчатой подготовки исходных данных, включающей экспертные оценки, независимую априорную информацию для объекта исследований, усреднения регистрируемых сигналов и др.

2. Предложена математическая модель, позволяющая качественно и количественно определить уровень когнитивного шума человека при восприятии визуальных стимулов (бистабильных изображений).

3. Разработанные эффективные методы адаптации базиса НВП с использованием численного моделирования формы характерных паттернов и теоретического сейсмоимпульса НСР позволили повысить качество распознавания искомых паттернов на зашумлённых сигналах.

4. Разработаны методы автоматического удаления помех на сигналах НСР и ЭЭГ, комбинирующие непрерывное и дискретное вейвлетные преобразования, а также использующие преобразование Гильберта–Хуанга, впервые позволившие подавить высокоинтенсивные артефакты при обработке в одноканальном режиме без регистрации вспомогательных сигналов. В частности, для сигналов НСР удалены помехи, вызванные регистрацией звуковых и поверхностных волн.

5. Предложен способ расчёта нового параметра интенсивности генерации паттернов α ритма на многоканальных сигналах ЭЭГ, регистрируемых в зоне ПЗА. Данный параметр позволяет определить временной интервал активного визуального распознавания стимула и классифицировать соответствующий паттерн визуального восприятия, возникающий в ПЗА.

6. Исследованы на ЭЭГ процессы, происходящие во время коротких временных интервалов распознавания одиночных визуальных стимулов и по-

[14] *Cheng J., Grossman M., McKercher T.* Professional CUDA C programming. Wiley, 2014

следующей фоновой активности. Впервые обнаружены противофазные возрастания интенсивности высокочастотных колебаний β паттерна и разрушение низкочастотных колебаний α паттерна на ЭЭГ, регистрируемых в зоне ПЗА.

7. Математическое моделирование показало рост интенсивности α паттерна в зоне ПЗА при увеличении количества предъявлений стимулов у бодрствующего человека при активном восприятии визуального стимула.

8. В рамках разработанных математических моделей и численных методов изучен сценарий развития ЭЭГ–активности в период планирования двигательной активности кистей рук человека. При команде на совершение двигательного акта после периода покоя обнаруживается пространственный паттерн в частотном диапазоне $8-12\,\text{Гц}$, захватывающий всю зону ПЗА, сменяемой активностью в диапазоне $20-30\,\text{Гц}$, возникающей в затылочной зоне параллельно с височными отведениями и далее развивающийся вместе с повышением частоты (вплоть до $35-45\,\text{Гц}$) в зону центральной борозды головного мозга.

9. Разработан метод количественной оценки скорости развития ЭЭГ активности в ходе планирования движений кистями рук человека. Продемонстрировано, что данная скорость существенно видоизменяется при переходе от исследования условно здоровых испытуемых к пациентам с нарушениями кровообращения в коре головного мозга. Исследование скорости данного сценария по ЭЭГ может использоваться в комплексе с другими диагностическими мероприятиями при оценке реабилитационных мероприятий в постинсультной терапии.

10. С использованием современных вычислительных технологий создан программный комплекс, реализующий созданные в рамках диссертационного исследования оригинальные методы моделирования, удаления помех и артефактов и обработки геофизических данных.

11. В рамках разработанных математических моделей и методов разработан эффективный комплекс программ моделирования и обработки нейрофизиологических данных пациентов.

12. Полученные в диссертационной работе результаты открывают возможности теоретического и прикладного исследования сложных экспериментальных систем различной природы, описываемых многоканальными сложными зашумлёнными сигналами.

Основные публикации по теме диссертации

Публикации в изданиях, рекомендованных ВАК РФ, входящие в базы цитирования Web of Science и Scopus

1. Maksimenko, V.A. Human personality reflects spatio-temporal and time-frequency EEG structure / V. A. Maksimenko, A. E. Runnova, M. O. Zhuravlev, P. Protasov, R. Kulanin, M. V. Khramova, A. N. Pisarchik, A. E. Hramov // PLoS One. — 2018. — V. 13. — № 9. — pp. e0197642.

2. Pavlov, A.N. Detrended fluctuation analysis of EEG patterns associated

with real and imaginary arm movements / A. N. Pavlov, A. E. Runnova, V. A. Maksimenko, O. N. Pavlova, D. S. Grishina, A. E. Hramov // Physica A. — 2018. — V. 509. — pp. 777–782.

3. Runnova, A. Analysis of psycho–physiological features of a subject in simple tests with the registration of electroencephalograms / A. Runnova, M. Zhuravlev, R. Kulanin, P. Protasov, T. Efremova // Proc. SPIE. — 2018. — V. 10717. — pp. 107171K–1.

4. Runnova, A. The study of human higher mental functions as they relate to neurophysiological processes and personal characteristics / A. Runnova, M. Zhuravlev, R. Kulanin, P. Protasov, A. Hramov, A. Koronovskii // Proc. SPIE. — 2018. — V. 10493. — pp. 1049319–1.

5. Maksimenko, V.A. Multiscale neural connectivity during human sensory processing in the brain / V.A. Maksimenko, A.E. Runnova, N.S. Frolov, V.V. Makarov, V. Nedaivozov, A.A. Koronovskii, A. Pisarchik // Phys. Rev. E. — 2018. — V. 97. — pp. 052405.

6. Maksimenko, V.A. Nonlinear analysis of brain activity, associated with motor action and motor imaginary in untrained subjects / V. A. Maksimenko, A. Pavlov, A. E. Runnova, V. Nedaivozov, V. Grubov, A. Koronovskii, S. V. Pchelintseva, E. Pitsik, A. N. Pisarchik, A. E. Hramov // Nonlinear Dynamics. — 2018. — V. 91. — № 4. — pp. 2803–2817.

7. Грубов, В.В. Адаптивная фильтрация физиологических артефактов на сигналах электроэнцефалограмм человека с использованием разложения по эмпирическим модам / В. В. Грубов, А. Е. Руннова, А. Е. Храмов // Журнал технической физики. — 2018. — Т. 88. — № 5. — С. 782–790.

8. Maksimenko, V.A. Visual perception affected by motivation and alertness controlled by a noninvasive brain–computer interface / V. A. Maksimenko, A. E. Runnova, M. O. Zhuravlev, V. V. Makarov, V. O. Nedayvozov, V. V. Grubov, S. V. Pchelintceva, A. E. Hramov, A. N. Pisarchik // PLoS One. V. — 2017. — V. 12. — № 12. — pp. e0188700.

9. Hramov, A.E. Classifying the perceptual interpretations of a bistable image using EEG and artificial neural networks / A.E. Hramov, V.A. Maksimenko, S.V. Pchelintseva, A.E. Runnova, V.V. Grubov, V.Yu. Musatov, M.O. Zhuravlev, A.A. Koronovskii, A.N. Pisarchik // Frontiers in Neuroscience. — 2017. — V. 11. — № 674. — pp. 1–18.

10. Grubov, V.V. Perception of multistable images: EEG studies / V.V. Grubov, A.E. Runnova, M.O. Zhuravlev, V.A. Maksimenko, S.V. Pchelintseva, A.N. Pisarchik // Cybernetics And Physics. — 2017. — № 6. — pp. 108–113.

11. Grubov, V.V. Development of intelligent system for classification of multiple human brain states corresponding to different real and imaginary movements / V.V. Grubov, V.Yu. Musatov, V.A. Maksimenko, A.N. Pisarchik, A.E. Runnova, A.E. Hramov // Cybernetics And Physics. — 2017. — № 6. — pp. 103–107.

12. Грубов, В.В. Адаптивная фильтрация сигналов электроэнцефало-

грамм с использованием метода эмпирических мод / В.В. Грубов, А.Е. Руннова, А.А. Короновский, А.Е. Храмов // Письма в ЖТФ. — 2017. — Т. 43. — № 13. — С. 58–64.

13. Runnova, A.E. The study of cognitive processes in the brain EEG during the perception of bistable images using wavelet skeleton. / A.E. Runnova, M.O. Zhuravlev, A.N. Pysarchik, M.V. Khramova, V.V. Grubov // Proc. SPIE. — 2017. — V. 10063. — pp. 1006319–1.

14. Runnova, A.E. Mathematical approach to recover EEG brain signals with artifacts by means of Gram-Schmidt transform. / A.E. Runnova, M.O. Zhuravlev, A.A. Koronovskiy, A.E. Hramov //Proc. SPIE. — 2017. — № 10337. — pp. 103370Y–1.

15. Runnova, A.E. Dealing with noise and physiological artifacts in human EEG recordings: empirical mode methods / A.E. Runnova, V.V. Grubov, M.V. Khramova, A.E. Hramov // Proc. SPIE. — 2017. — V. 10337. — pp. 1033712–1.

16. Runnova, A.E. The study of evolution and depression of the alpha-rhythm in the human brain EEG by means of wavelet – based methods / A.E. Runnova, M.O. Zhuravlev, M.V. Khramova, A.N. Pysarchik // Proc. SPIE. — 2017. — V. 10337. — pp. 1033713-1.

17. Runnova, A.E. Theoretical background and experimental measurements of human brain noise intensity in perception of ambiguous images / A.E. Runnova, A.E. Hramov, V.V. Grubov, A.A. Koronovskii, M.K. Kurovskaya, A.N. Pisarchik // Chaos, Solitons & Fractals. — 2016. — V.93. — pp. 201–206.

18. Grubov, V.V. Demonstration of brain noise on human EEG signals in perception of bistable images / V.V. Grubov, A.E. Runnova, M.K. Kurovskaya, A.N. Pavlov, A.A. Koronovskii, A.E. Hramov // Proc. SPIE. — 2016. — V. 9707. — pp. 970702.

19. A.E. Hramov, A.A. Koronovskii, S. Boccaletti // CHAOS. — 2008. — V. 18. — pp. 023133.

Публикации в центральных изданиях, включенных в перечень периодических изданий ВАК РФ

20. Runnova, A.E. Mathematical model of pattern selection for complex multichannel data in EEG processing / A.E. Runnova // Information and Control Systems. — 2018. — V. 4. — pp. 39–44.

21. Руннова, А.Е. Метод вейвлет-анализа паттернов двигательной активности на экспериментальных данных многоканальной электроэнцефалографии человека для управления внешними устройствами / А.Е. Руннова, В.А. Максименко, С.В. Пчелинцева, Р.А. Куланин, А.Е. Храмов // Информационно-управляющие системы. — 2018. — В. 1. — С. 106–115.

22. Клюев, В.В. Диагностика опасных состояний операторов при критических сочетаниях событий в человеко-машинных системах / В.В. Клюев, А.Ф. Резчиков, В.А. Кушников, В.А. Иващенко, А.С. Богомолов, Л.Ю. Филимонюк, А.Е. Храмов, А.Е. Руннова // Вестник компьютерных и информационных технологий. — 2017. — В. 8. — С. 48–56.

23. Руннова, А.Е. Разработка методов экспресс-оценки качества полевого материала на базе вейвлетных преобразований / А.Е. Руннова, А.А. Крылов, А.Е. Храмов // Приборы и системы разведочной геофизики. — 2016. — Т. 1. — В. 55. — С. 17–22.

24. Руннова, А.Е. Фильтрация звуковых и поверхностных волн-помех на данных сейсмической разведки методами многомасштабного дискретного вейвлетного анализа / А.Е. Руннова, А.Н. Павлов, А.Е. Артемьев, М.В. Храмова, А.Е. Храмов // Вестник ТГУ. Серия: естественные и технические науки. — 2014. — 19, 3 (2014) 918-922.

25. Габдуллин, Р.Р. Астрономо-климатические циклы в разрезе верхнемеловых отложений Саратовского Поволжья / Р.Р. Габдуллин, Е.Н. Самарин, А.В. Иванов, А.Е. Храмов, А.А. Короновский, А.Е. Руннова, И.А. Яшков, Н.В. Бадулина, Д.В. Игтисамов // Вестник Московского университета. Серия 4. Геология. — 2014. — В. 5. —- С. 55–71.

26. Павлов, А.Н. Анализ и диагностика многокомпонентных сигналов сейсмограмм с использованием преобразования Гильберта–Хуанга / А.Н. Павлов, А.Е. Филатова (Руннова), А.Е. Храмов, А.В. Иванов, С.А. Шурыгина, С.А. Куркин, О.И. Москаленко, О.Н. Павлова // Вестник ТГУ. Серия: естественные и технические науки. — 2012. — Т. 17. — В. 4. — С. 1121–1124.

27. Филатова (Руннова), А.Е. Метод автоматической диагностики на основе непрерывного вейвлетного преобразования различных волновых составляющих сложных нестационарных сигналов применительно к задачам геофизики / А.Е. Филатова (Руннова), А.Е. Артемьев, А.А. Овчинников, А.А. Короновский, А.Е. Храмов // Изв. вузов. Прикладная нелинейная динамика.— 2011. — Т. 19. — В. 3. — С. 127–142.

28. Павлов, А.Н. Цифровая фильтрация и частотно-временной анализ нестационарных сигналов на основе вейвлетов и эмпирических мод / А.Н. Павлов, А.Е. Филатова (Руннова), А.Е. Храмов // Радиотехника и электроника. — 2011. — Т. 56. — В. 9. — С. 1099–1106.

29. Филатова (Руннова), А.Е. Успехи и перспективы применения вейвлетных преобразований для анализа нестационарных нелинейных данных в современной геофизике / А.Е. Филатова (Руннова), А.Е. Артемьев, А.А. Короновский, А.Н. Павлов, А.Е. Храмов // Изв. вузов. Прикладная нелинейная динамика. — 2010. — Т. 18. — В. 3. — С. 3–23.

Охранные документы на результаты интеллектуальной деятельности (1 патент и 14 свидетельств о регистрации программ для ЭВМ)

30. Патент на изобретение 2647677 Российская Федерация, МПК G 06 K 9/66 A 61 B 5/0476 H 04 L 9/32 G 06 N 3/02. Способ идентификации человека по ЭЭГ – отклику на неоднозначные изображения / Писарчик А. Н., Мусатов В.Ю., Руннова А.Е., Пчелинцева С.В., Храмов А.Е.; заявитель и патентообладатель: ФГБОУ ВО «Саратовский государственный технический университет имени Гагарина Ю. А.» — № 2653239; заявл. 02.05.2017; опубл. 07.05.2018, Бюл. № 13. – 10 с.

Внедрено в деятельность ООО «Наука и инновации» в течение 2017 – 2018 гг.

31. Программа ЭВМ обеспечения сложного дизайна нейрофизиологического эксперимента в области исследования двигательной активности различных типов при синхронной электроэнцефалографической регистрации у человека // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2018612999, 2018 / А.Е. Руннова, А.В. Андреев, М.О. Журавлев.

32. Интерфейс для распознавания и визуализации воображаемых движений ногой // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2018612995, 2018 / В.О. Недайвозов, А.Е. Руннова, А.Е. Храмов.

33. Программа для ЭВМ для предварительной обработки ЭЭГ сигналов, регистрируемых в стандартных и произвольных расстановках, для дальнейших постобработки методами вейвлетного анализа и постидентификации восприятия объектов методами искусственных нейронных сетей // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2017619058, 2017 / А.Е. Руннова, А.Е. Храмов, М.О. Журавлев (внедрено в деятельность ООО «Наука и инновации» в течение 2017 – 2018 гг.).

34. Программа диагностики когнитивного шума человека на базе виртуальных стимулов неоднозначных изображений // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2017619176, 2017 / А.Е. Руннова, А.Е. Храмов, М.О. Журавлев.

35. Программа для ЭВМ классификации паттернов движений человека по экспериментальным данным ЭЭГ на основе непрерывного вейвлетного преобразования // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2017613164, 2017 / А.Е. Руннова, А.Е. Храмов, М.О. Журавлев.

36. Программа для ЭВМ на базе вейвлетного анализа предоставляющая возможность оценки основных характерных ритмов активности головного мозга (альфа-, бета-, гамма-ритмы) // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2017613679, 2017 / А.Е. Руннова, А.Е. Храмов, М.О. Журавлев.

37. Программный комплекс по фильтрации данных ЭЭГ для последующего выделения вызванных потенциалов // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2017619455, 2017 / А.Е. Руннова, А.Е. Храмов, М.О. Журавлев, А.Н. Павлов.

38. Программа для ЭВМ по удалению мышечных артефактов на сигнале ЭЭГ на базе преобразования Гильберта-Хуанга (Huang EMG Artifact Filtration) // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2017613643, 2017 / А.Е. Руннова, В.В. Грубов, М.О. Журавлев, А.Е. Храмов.

39. Программа для ЭВМ многоканального выделения устойчивых паттернов по сигналам ЭЭГ на базе адаптивного вейвлетного преобразования // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2017613305, 2017 /А.Е. Руннова, А.Е. Храмов, М.О. Журавлев.

40. Программа для ЭВМ для графического отображения геофизической информации полевых данных сейсмической разведки (GeoSeismicVisualizator) // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2014617815, 2014 / /А.Е. Руннова, А.Е. Храмов, М.О. Журавлев
(внедрено в производственный процесс ООО «ЛукБелОйл»).

41. Программа для анализа характеристик различных компонент сигналов сейсмической разведки с использованием вейвлетного преобразования // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2013610803, 2013 / А.Е. Руннова, А.А. Короновский, А.Е. Храмов
(внедрено в производственный процесс ООО «ЛукБелОйл»).

42. Программа по анализу и выделению характеристик осцилляторных паттернов в экспериментальных временных рядах, обусловленных звуковыми и поверхностными волнами-помехами, регистрируемыми при проведении наземной сейсмической разведки МОВ // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ No 2012613427, 2012 / А.Е. Филатова (Руннова), А.А. Овчинников, А.А. Короновский, А.Е. Храмов.

43. Программа для ЭВМ для расчета и многофакторного разделения полей сейсмических атрибутов на области однородности в задачах обработки данных наземной сейсмической разведки (AtributAnalyzer) // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2014661931, 2014 / В.А. Максименко, А.Е. Храмов, А.А. Короновский, А.Е. Руннова
(внедрено в производство в течение 2013 – 2015 гг на ПФ «Приволжскгазгеофизика» ООО «Газпром георесурс» ПАО «ГАЗПРОМ»).

44. Программа для реализации обратного непрерывного вейвлетного преобразования для восстановления цифрового сигнала после фильтрации с использованием вейвлетного преобразования // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ No 2010613663, 2010 / А.Е. Филатова (Руннова), А.А. Короновский, А.Е. Храмов
(внедрено в производство в течение 2013 – 2015 гг на на ПФ «Приволжскгазгеофизика» ООО «Газпром георесурс» ПАО «ГАЗПРОМ»).

Монография

45. Руннова, А.Е. Вейвлеты в геофизике: обработка сигналов в сейсморазведке / А.Е. Руннова, А.Е. Храмов, А.А. Короновский, А.Н. Павлов, А.В. Иванов — М: Университетская книга, 2013. — 190 с. ISBN: 978–5–91304–352–2

Подписано в печать 14.12.18 Формат 60x84 1/16

Бум. офсет. Усл. печ. л. 2.0 Уч.-изд. л. 2.0

Тираж 100 экз. Заказ 60 Бесплатно

Саратовский государственный технический университет имени Гагарина Ю.А.

410054, Саратов, Политехническая ул., 77

Отпечатано в Издательстве СГТУ. 410054, Саратов, Политехническая ул., 77

Тел.: 24-95-70; 99-87-39, e-mail: izdat@sstu.ru