

Федеральное государственное бюджетное учреждение
«Национальный исследовательский центр «Курчатовский институт»

На правах рукописи



Носовец Захар Андреевич

**МЕТОД ПОСТРОЕНИЯ НЕЙРОСЕМАНТИЧЕСКИХ КАРТ
ГОЛОВНОГО МОЗГА ЧЕЛОВЕКА**

5.12.4. – Когнитивное моделирование (физико-математические науки)

Диссертация на соискание ученой степени
кандидата физико-математических наук

Научный руководитель:
кандидат биологических наук, доцент
Ушаков Вадим Леонидович

Москва – 2024

Оглавление

ВВЕДЕНИЕ	4
ГЛАВА 1. ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ	13
1.1. Методы исследования нейросемантики головного мозга человека	13
1.1.1. Метод когнитивного вычитания	14
1.1.2. Метод межсубъектной корреляции	18
1.1.3. Метод построения предиктивной модели фМРТ активности	21
1.2. Неинвазивные методы визуализации	31
1.3. Методы разметки семантики текста	40
ГЛАВА 2. МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ	49
2.1. Испытуемые	50
2.2. План эксперимента	52
2.3. Стимульный материал	53
2.4. Параметры сканирования и предобработка сигнала BOLD	54
2.4.1. Пространственное выравнивание и нормализация	57
2.4.2. Выравнивание	58
2.4.3. Очищение от артефактов движения	59
2.4.4. Пространственная нормализация	60
2.4.5. Совмещение функциональных и анатомических данных	61
2.4.6. Пространственное сглаживание	63
2.5. Представление модели структур головного мозга	64
2.6. Нейросемантическое картирование головного мозга	72
ГЛАВА 3. МЕТОД НЕЙРОСЕМАНТИЧЕСКОГО КАРТИРОВАНИЯ	74
ГЛАВА 4. РЕЗУЛЬТАТЫ ПРИМЕНЕНИЯ РАЗРАБОТАННОГО МЕТОДА К ФАКТИЧЕСКИМ ДАННЫМ	78

4.1. Текстовый материал и его лингвистическая индексация.....	78
4.2. Обработка стимульной матрицы	82
4.3. Регрессионная модель влияния признаков на фМРТ сигнал	86
4.4. Анализ PCA и кластеризация	92
4.5. Именованное нейросемантических кластеров.....	95
4.6. Групповой анализ близости кластеров	101
4.7. Картирование кластеров на мозг	103
ГЛАВА 5. ОБСУЖДЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ	114
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	119
ЛИТЕРАТУРА.....	120
Список статей автора по теме диссертации.....	120
Список цитируемой литературы	121

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность исследования

Субъективный опыт человека представляет собой важнейший объект исследований в психологии и когнитивной науке. Язык – вторая сигнальная система в головном мозге, которая формирует понятия на основе классификации множеств признаков наблюдаемых предметов и явлений (Павлов, 1932). В этом состоит её отличие от первой сигнальной системы, отвечающей на раздражители чувственного восприятия. Способность лексически обобщать сигналы первой сигнальной системы, то есть формировать понятия на основе классификации множеств признаков наблюдаемых предметов и явлений, является основой абстрактного мышления (Выготский, 1934). При когнитивной нагрузке, связанной с протеканием процессов сознания, человек оперирует не просто знаками в виде слов, а означаемыми ими понятиями. Эти понятия, на основе дальнейшего процесса абстрагирования и обобщения, организуются в семантические категории. Отсюда следует, что задача выяснения нейросетевой репрезентации семантических категорий, к которым подсознательно обращается вторая сигнальная система, является актуальной.

Нейросемантическая парадигма — это актуальный подход в области когнитивной науки, направленный на решение психофизиологической проблемы в части изучения локализации механизмов понимания смысла текста (Величковский, 2019). Большинство существующих исследований локализации нейросемантических категорий в головном мозге человека основано на предъявлении простого стимульного материала, например, отдельных существительных (Mitchell et al., 2008; Just et al., 2010; Vargas, Just, 2020; Rybář et al., 2021; Fernandino et al., 2022; Rybář, Daly, 2022; Frisby et al., 2023). Из-за такой изолированной семантической парадигмы результаты таких исследований не отвечают на вопрос, насколько подлинно они отражают обработку языка в его повседневном, комплексном использовании и, в частности, как семантическая

информация распределяется по всей системе областей серого вещества в условиях восприятия речи, максимально приближенных к естественным. Такие исследования также не задают контекст слова, точно определяющий его смысл (например, слово «ключ» в зависимости от контекста может иметь разные значения: инструмент, родник, средство разгадки, и т. д.). Также, в исследованиях, связанных с предъявлением текста, важно контролировать временные пределы предъявления каждого слова, что наиболее легко сделать в аудиальной модальности предъявления стимулов. К тому же, лингвисты рассматривают аудиальную модальность как первичную (de Saussure, 1959).

Наиболее перспективное направление (Wehbe et al., 2014; Huth et al., 2016) связано с комплексным картированием семантической системы (отклика системы интегрированных нейросетей головного мозга на семантические стимулы), с использованием в качестве аудиостимулов текстов на естественном языке с одновременной регистрацией активности мозга методом фМРТ. Получаемые таким образом нейросемантические карты распределены по головному мозгу, поэтому актуально исследовать паттерны этого распределения. Работы по комплексному нейросемантическому картированию для русского языка, а также нейросемантическому картированию глубинных структур мозга, не была проведены. Диссертационная работа направлена на решение этих проблем.

Степень научной разработанности проблемы

Уже достаточно давно существуют исследования (Лурия, 1973, 1976; Warrington, 1975), демонстрирующие семантическую избирательность некоторых областей мозга. В соответствии с подходом Лурии высшие психические функции (в том числе речь) как сложные функциональные системы не могут быть локализованы в узких зонах коры головного мозга или в изолированных группах клеток, а должны охватывать сложные системы совместно работающих зон, каждая из которых вносит свой вклад в реализацию сложных психических процессов, и которые могут располагаться в совершенно разных, иногда далеко

отстоящих друг от друга областях мозга (Лурия, 1973). Появление методов нейровизуализации позволило добиться значительного прогресса в экспериментальных нейросемантических исследованиях. Ранее для поиска нейросемантических локализаций использовалась методология когнитивного вычитания, в которой сравнивалось несколько наборов данных различных состояний, например, экспериментального состояния и исходного состояния (Nyberg, Cabeza, 2000). Под исходным состоянием обычно подразумевалось состояние покоя, в котором мозг предположительно находится на минимуме своих энергетических и когнитивных возможностей. Однако это предположение оказалось неверным: отдых связан со значительным повышением активности в некоторых структурах мозга, называемых сетью режима по умолчанию (DMN), которые имеют решающее значение для нашего мышления и внутренней жизни (Velichkovsky, 2005).

Вопрос об общем распределении языковой семантики в мозгу человека получил значительное развитие относительно недавно, в работе Александра Хута и его коллег (Huth et al., 2016). Они реализовали новую парадигму в исследовании нейросемантики и тем самым существенно обогатили старый психолингвистический подход, начатый в необихевиоризме (Osgood, 1980; Osgood et al., 1957) и расширенный в психосемантике (Петренко, 1983). Хут и его коллеги изучали нейросемантическую репрезентацию английского языка с помощью функциональной магнитно-резонансной томографии (фМРТ) у семи испытуемых при использовании аудиально предъявленных стимульных текстов. Авторы отмечают два основных результата (Huth et al., 2016). Во-первых, картирование мозга категорий естественного языка на идеализированной двумерной поверхности коры показало сходство с очертаниями DMN, характерными для состояния «отдыха» (Raichle, 2015). Во-вторых, эти репрезентации продемонстрировали широкую распределённость по мозгу без явных признаков изначально ожидаемой левополушарной асимметрии.

Таким образом, анализ литературы показывает, что большинство предыдущих исследований были сделаны в слишком простой парадигме, где

исследуется изолированная семантика отдельных слов или предложений. В своей публикации Хут представил подход к анализу общего распределения семантики слов английского языка в мозге человека при восприятии непрерывного звучащего текста (Hamilton, Huth, 2018). Данная работа посвящена расширению спектра методов решения этого вопроса, улучшению построения нейросемантических карт на всей поверхности мозга, и, впервые, применению данного метода к анализу семантики русских текстов с применением лингвистических методов, разработанных на базе Национального корпуса русского языка.

Цель и задачи исследования

Цель данной работы – разработка математического метода построения нейросемантических карт специфической активности головного мозга человека при восприятии и обработке семантической информации звучащего текста на естественном языке (на материале русского языка) и установление зависимостей между семантикой стимульного материала и локализацией нейрофизиологической активности на основе этого метода. Для достижения цели необходимо было решить следующие задачи:

1. Разработать математическую модель активности областей головного мозга (по BOLD-сигналу фМРТ) в ответ на предъявление звучащего текста на естественном языке.
2. Подготовить и спланировать фМРТ-эксперимент, получить фМРТ-данные по восприятию звучащего текста носителями русского языка и провести предобработку этих данных.
3. Разработать процедуру выделения нейросемантических кластеров, описывающих сходные паттерны активности областей мозга в ответ на предъявление сходных семантических признаков в воспринимаемых текстах.
4. Разработать метод визуализации нейросемантических кластеров в модели головного мозга человека в виде нейросемантических карт.

5. Исследовать возможности разработанного метода построения и визуализации нейросемантических карт для анализа восприятия русских текстов на группе носителей русского языка.

Объект и предмет исследования

Объектом данного исследования являются нейрональные сети головного мозга. Предметом исследования является возможная связь между семантикой стимульного материала и локализацией нейрофизиологической активности головного мозга.

Научная новизна результатов исследования

1. Разработан математический метод построения нейросемантических карт специфической активности коры (для трёхмерной модели, а также для развёрнутой на плоскости модели всей поверхности коры) и внутренних структур (трёхмерных моделей подкорковых структур, ствола и мозжечка) головного мозга человека при обработке семантической информации звучащего текста на естественном языке.

2. На основе применения разработанного метода к анализу фМРТ данных для группы испытуемых, прослушивающих нарративные тексты на русском языке, показано, что нейросемантические кластеры широко распределены по поверхности коры и внутренним структурам головного мозга человека.

Теоретическая и практическая значимость работы

1. Теория нейросемантической парадигмы была развита в направлении усовершенствования визуализации нейросетевой активности мозга в ответ на предъявление семантических стимулов.

2. Разработанный метод может применяться при фундаментальных нейросемантических исследованиях высших психических функций, связанных с пониманием смыслов воспринимаемых испытуемыми текстов.

3. Создан инструментарий для кросскультурного сравнения пространственной локализации нейросетей головного мозга человека, принимающих участие в процессах понимания смыслов воспринимаемых текстов.

4. Данный метод может быть использован в медицине для нейросемантического картирования головного мозга при проведении нейрохирургических операций и нейрореабилитационных процедур у пациентов с нарушениями речи.

5. Нейросемантические репрезентации представляют особый интерес при разработке инновационных биоподобных архитектур в системах искусственного интеллекта и принятия решений.

Основные положения диссертации, выносимые на защиту

1. Разработанный метод построения нейросемантических карт активности головного мозга человека позволяет успешно выделить и локализовать нейросемантические кластеры, связанные с семантической обработкой звучащего текста на естественном языке. Нейросемантические кластеры обладают тематическим единством семантики и соотносят сходные семантические категории со сходными паттернами активности областей мозга.

2. С помощью модели гемодинамического отклика вокселей головного мозга при обработке семантики текста можно прогнозировать активность вокселей головного мозга в ответ на предъявление новых текстов.

3. Разработанный метод позволяет выделять общие межиндивидуальные паттерны активности областей мозга для нейросемантических кластеров при анализе на группах испытуемых, состоящих из нескольких десятков человек.

4. Разработанный метод позволяет оценивать распределённость специфической активности головного мозга, связанной с выделенными нейросемантическими кластерами, по поверхности коры и по внутренним структурам головного мозга человека.

Обоснованность и достоверность результатов исследования

Аргументом в пользу верификации полученных результатов нейросемантического анализа с проведением нескольких стадий сложной математической обработки служит тематическая осмысленность обнаруженных семантических кластерных групп. Ещё одним доказательством валидности и одновременно надёжности результатов служит обнаруженный факт высокой попарной корреляции индивидуальных данных по локализации вокселей серого вещества головного мозга внутри каждого кластера и относительной устойчивости их структуры при изменении параметров кластеризации. Показано, что локализация нейросемантических кластерных групп широко распределена в коре и внутренних структурах головного мозга человека, что аналогично наблюдалось для результатов нейросемантического картирования для множества стимульных текстов на английском языке.

Личный вклад автора

Вся описанная работа проведена лично автором в период с 2018 по 2024 гг. Автор принимал участие в формулировке целей и задач работ, по материалам которых написана диссертация; изучал научную литературу по теме исследований; вёл работу по разработке и программной реализации методики нейросемантического картирования и предобработке стимульного материала; разрабатывал программу эксперимента; тщательно анализировал результаты и формировал соответствующие выводы; докладывал полученные результаты на

международных конференциях и семинарах Курчатовского института; принимал участие в написании статей по результатам работы.

Публикации

Всего по теме диссертации опубликовано 8 статей, из них: 8 статей в научных изданиях, индексируемых в базах данных Web of Science и Scopus, 3 статьи в научных изданиях, индексируемых в базе RSCI.

Апробация результатов

Основные результаты диссертационной работы были представлены на международных и российских научных конференциях: IX международная конференция по когнитивной науке в рамках Первого национального конгресса по когнитивной науке, искусственному интеллекту и нейроинформатике (Москва, Россия, 2020); международная конференция «Лингвистический форум 2020: Язык и искусственный интеллект» (Москва, Россия, 2020); международная конференция по биологически инспирированным когнитивным архитектурам для искусственного интеллекта BICA*AI 2020 (Натал, Бразилия, 2020); XXIV международная научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2022» (Россия, Долгопрудный, 2022); XI международный конгресс по когнитивной лингвистике (Россия, Москва, 2022), а также на научных семинарах Центра языка и мозга НИУ «Высшая школа экономики», кафедры психофизиологии Нижегородского государственного университета, лаборатории по проблемам сенсорной физиологии Института проблем экологии и эволюции РАН и Института проблем передачи информации РАН.

Структура и объём диссертации

Диссертационная работа состоит из введения; основной части, состоящей из пяти глав, в которых изложено содержание диссертации; заключения, содержащего основные результаты и выводы; списка литературы.

Общий объём работы составляет 136 страниц машинописного текста, 45 рисунков, 3 таблицы, 38 формул и 155 цитируемых работ.

Благодарности

Автор выражает благодарность научному руководителю, к. б. н., доценту В. Л. Ушакову за идеи исследования, помощь в организации работы над диссертационным исследованием, проведении экспериментов, конструктивную критику и замечания при подготовке диссертации. Автор благодарит профессора, д. п. н. Б. М. Величковского за неоценимый вклад в развитие когнитивных нейронаук, за помощь в работе над исследованиями по нейросемантике. Автор признателен к. ф. н. А. А. Котову за комментарии при подготовке диссертации и помощь в лингвистических аспектах. Автор выражает признательность д. ф.-м. н. В. А. Ильину за внимание к работе, конструктивные и квалифицированные советы.

Автор благодарит соавторов, коллег, коллектив лаборатории нейрокогнитивных технологий КК НБИКС-пт НИЦ «Курчатовский институт» за поддержку, помощь и участие в проведении исследований.

ГЛАВА 1. ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ

1.1. Методы исследования нейросемантики головного мозга человека

Субъективный опыт человека представляет собой важную, если не важнейшую цель исследований в психологии и когнитивной науке. Относительно устойчивую его часть образуют концептуальные структуры, лежащие также в основе наших вербальных и невербальных знаний о мире и о себе. Особенно серьезной проблемой по сегодняшний день является выяснение природы мозговых репрезентаций семантических категорий. Хотя семантическая селективность отдельных областей мозга была известна из клинических наблюдений в течение десятилетий, вопрос об общих принципах и механизмах репрезентации семантики речи в головном мозге человека был впервые поставлен и изучен экспериментально лишь несколько лет назад, в обстоятельной работе сотрудников университета Беркли А. Хута и его коллег. Эти авторы изучили семантическую селективность репрезентаций понятий английского языка, используя повоксельное моделирование BOLD (blood-oxygen-level-dependent) сигналов мозга семи носителей этого языка в ответ на акустическое предъявление осмысленного нарратива. Регистрация этого сигнала лежит в основе метода функциональной магниторезонансной томографии (фМРТ). Вследствие характерных особенностей работы американских коллег, прежде всего сложных многомерных вычислений, включавших несколько операций уменьшения неопределенности данных, многие вопросы методологии таких исследований остались без ответа. С рядом модификаций аналогичные эксперименты были продолжены на материале русского языка. В предварительных публикациях были представлены методы лингвистической разметки материала и статистического анализа нейрофизиологических данных.

На протяжении десятилетий в клинической литературе появлялись единичные наблюдения, демонстрирующие семантическую избирательность областей мозга (Лурия, 1973, 1976; Warrington, 1975). Попытки

экспериментального изучения нейронной основы семантики начались только с началом эры нейровизуализации (Nyberg, Cabeza, 2000). Первоначально нейролингвистические объяснения искали с помощью методологии когнитивного вычитания, в которой данные контрольного (или исходного) состояния вычитались из данных экспериментального состояния (Caramazza, Shelton, 1998; Mummery et al., 1998; Visser et al., 2010). В качестве контрольного состояния обычно рассматривалось состояние покоя — состояние, в котором мозг предположительно находится на минимуме своих энергетических и когнитивных возможностей. Однако это предположение оказалось неверным: отдых связан со значительным повышением активности в некоторых структурах мозга, называемых сетью режима по умолчанию (DMN). Эти структуры имеют решающее значение для нашего мышления и внутренней жизни. Методология когнитивного вычитания подходит для изучения активности мозга, если иметь дело с примерами модульных архитектур. В случае высших символических процессов, как, например, в нейросемантике, предположение о модульной организации сомнительно (Velichkovsky, 2005).

1.1.1. Метод когнитивного вычитания

Подавляющее большинство существующих исследований нейросемантики базируется на методе «контрастов» (сравнений состояний испытуемых при решении спектра задач при проведении фМРТ экспериментов) (Cabeza, Nyberg, 2000; Grabowski et al., 2001; Joseph, 2001; Martin, Chao, 2001; Bookheimer, 2002; Devlin et al., 2002; Price, Friston, 2002; Martin, Caramazza, 2003; Thompson-Schill, 2003; Damasio et al., 2004; Vigneau et al., 2006; Gerlach, 2007; Binder et al., 2009). Такие контрасты обычно бывают общими и специфическими. Общий семантический контраст — это контраст между состоянием, вызывающим высокий уровень обращения к смыслу слова, и состоянием, вызывающим более низкий уровень обращения к смыслу слова. Три наиболее распространенных общих контраста:

1) Слова против псевдослов. Псевдослова — это устные или письменные стимулы со структурными свойствами, подобными реальным словам. Задача, выполняемая с такими словами и псевдословами, номинально эквивалентна, так что основное различие, подчеркиваемое контрастом, заключается в дополнительном обращении к семантике слова.

2) Семантическая задача против фонологической задачи. Этот контраст включает в себя сравнение между различными задачами, одна из которых фокусирует внимание на семантических аспектах стимулов, а другая — на структурных (обычно фонологических) характеристиках стимулов (например, задача определения рифмы или обнаружения фонемы). Как правило, все стимулы являются словами, поэтому контраст подчеркивает дополнительный доступ к значению слова, вызванный заданием в семантическом состоянии. (Démonet et al., 1992; Cappa et al., 1998; Binder et al., 1999).

3) Высокая и низкая значимость. Это противопоставление является разновидностью 1), в котором контрастирующие стимулы различаются по значимости, но не являются словами и псевдословами. Некоторые примеры включают имена известных и неизвестных людей, связанные и не связанные пары слов, осмысленные и бессмысленные предложения.

Другой тип семантических контрастов, так называемый «специфический», подразумевает сравнение между гипотетически различными типами понятий семантики. Цель таких исследований состоит не в том, чтобы очертить всю систему семантической обработки, а скорее в том, чтобы идентифицировать предполагаемые функциональные подразделения внутри семантической системы. Многие такие исследования, например, включают сравнение конкретных объектов из разных категорий (например, животных и инструментов). Такие исследования способствуют выявлению областей мозга, непосредственно участвующих в семантической обработке.

В случае использования функционального вычитания, как метода статистической обработки, обычно включают в парадигму состояние базовой линии (например, покоя), по отношению к которой вычисляется изменение

сигнальных характеристик. Результатом такой обработки являются статистические параметрические карты, полученные с помощью проверки гипотез об отсутствии эффекта. В последнее время все чаще используется непрерывная парадигма без базовой линии (натуралистические, в том числе семантические стимулы). Натуралистические стимулы, приближенных к реальным ощущениям, являются более приемлемым инструментом для изучения активации головного мозга, чем модельные простые стимулы. Они позволяют исследовать комплексную реакцию мозга на представленную ситуацию, а не локализовать отдельную функцию. Обработку данных, полученных с помощью непрерывной парадигмы, можно проводить методом функционального вычитания, делая привязку к моментам времени, представляющим интерес, а также методами "слепого" выделения (метод независимых компонент, анализ корреляций). Результатом являются наборы элементов объема (компоненты), сигнал от которых ведет себя одинаково во времени. Изменение сигнала во времени данных компонент можно использовать в качестве априорной информации для получения статистических параметрических карт, что дает возможность статистической оценки пространственного распределения активированных вокселей в зоне интереса. Например, такой подход может помочь разделить области активации при одновременном выполнении двух видов задач (зрительная, двигательная) и сделать вывод о статистической значимости для каждой задачи (Liao et al., 2009).

Таким образом, прямой метод когнитивного вычитания осуществляется путём усреднения всех изображений, полученных во время одной фазы задачи, и вычитания из него среднего значения всех изображений, полученных во время другой фазы задачи. Недостатком такого метода является то, что он чрезвычайно чувствителен к движению головы, что приводит к появлению большого количества артефактов на изображении. Также, такой метод не даёт статистики, которую можно было бы проверить на соответствие нулевой гипотезе, поэтому вместо прямого вычитания чаще используется t-критерий Стьюдента. При этом разница в средних значениях взвешивается по стандартным отклонениям состояний «1» и «2», а именно получают высокие показатели t-статистики для

больших различий с небольшими стандартными отклонениями и низкие показатели t-статистики для небольших различий с большими стандартными отклонениями. t-показатель рассчитывается повоксельно для временного ряда X по формуле

$$t = \frac{\bar{X}_1 - \bar{X}_2}{S_{X_1 - X_2}} \quad (1)$$

где

$$S_{X_1 - X_2} = \sqrt{\frac{S_p^2}{n_1} + \frac{S_p^2}{n_2}} \quad (2)$$

а S_p^2 – объединённая дисперсия:

$$S_p^2 = \frac{\sum(X_1 - \bar{X}_1)^2 + \sum(X_2 - \bar{X}_2)^2}{n_1 + n_2 - 2} \quad (3)$$

Индекс «1» относится к n_1 изображениям, полученным в период выполнения задачи, а «2» относится к n_2 изображениям, полученным во время периода отдыха или выполнения контрастной задачи.

Такой метод исследует семантические представления слишком изолированно, без контекста, на стимульном материале, сильно отличающемся от естественного употребления речи, короткой по продолжительности. Методология когнитивного вычитания также основана на предположении о независимом влиянии разных факторов на решение задачи. В когнитивной нейронауке это предположение применимо только для некоторых модульных архитектур. Но даже в таких редких случаях новое открытие (Aquino et al., 2012; Alexander et al., 2015; Verkhlyutov et al., 2019) о характере гемодинамической активности мозга как бегущей волны делает это предположение практически бесполезным. Поэтому возникла потребность в исследовании семантики на более продолжительных стимулах (в первую очередь, в виде связных текстов), а также в методе обработки полученных таким образом данных.

1.1.2. Метод межсубъектной корреляции

Такие занятия человека, как, например, просмотр фильма или разговор, занимают определённое время, многие минуты. В ходе такой деятельности мозг должен интегрировать информацию по нескольким временным шкалам. Существует гипотеза, что мозг использует похожие друг на друга стратегии для интеграции информации в пространстве и времени (Tononi, 2004; Tononi et al., 2016). Чтобы оценить временную шкалу обработки в мозге, было проведено исследование (Lerner et al., 2011), где авторы измеряли надёжность нейронных ответов, вызванных параметрически перемешанными версиями реальной 7-минутной истории. Представленный испытуемым текст был перемешан на уровне слов, предложений и абзацев, а также воспроизведён в обратном порядке. Все такие стимулы представляли собой переупорядочение одних и тех же звуковых сегментов, отличающееся только согласованностью их временной структуры. Хотя стимулы были сегментированы на уровне естественных лингвистических границ перед смешиванием, это исследование не было предназначено для локализации лингвистических или семантических единиц, таких как область слов или область предложений. Скорее, сравнение реакции нейронов на эти по-разному перемешанные стимулы позволило охарактеризовать важное фундаментальное свойство вычислительного процесса в каждой области мозга: его чувствительность к информации, поступившей в разные моменты в прошлом.

Основные результаты этого исследования получены путём использования межсубъектного корреляционного анализа (Wang, 2015). Такой анализ оценивает меру надёжности реакций мозга на сложный (в смысле временного распределения) стимул, такой как рассказ текста, с помощью сравнения временных рядов BOLD-сигналов между разными испытуемыми (межсубъектная корреляция). Другой вариант этого метода заключается в вычислении надёжности BOLD ответов для одного испытуемого путём сравнения BOLD ответов на один и тот же стимул, неоднократно предъявленный этому испытуемому (внутрисубъектная корреляция) (Golland et al., 2007; Hasson et al., 2009).

Внутрисубъектная и межсубъектная корреляции концептуально разные метрики; человек может проявлять своеобразную реакцию, одинаковую при каждом предъявлении стимулов, которая будет надёжной при оценке с помощью внутрисубъектной корреляции, но ненадёжной при оценке с помощью межсубъектной корреляции (Hasson et al., 2009). Метод межсубъектной корреляции отличается от традиционных методов анализа данных фМРТ тем, что он не требует указания конкретной модели нейронных процессов в любой заданной области мозга, например, во время просмотра испытуемым фильма. Вместо этого метод межсубъектной корреляции использует реакции областей головного мозга испытуемого на естественные стимулы (например, рассказанную историю) в качестве модели для прогнозирования реакций мозга других субъектов.

Коэффициенты корреляции рассчитываются для каждого вокселя (в пространстве Талайраха) в каждом экспериментальном условии путём сравнения реакций всех слушателей (межсубъектные корреляции). В результате анализа для каждого экспериментального стимульного условия была получена усреднённая карта межсубъектной корреляции.

Сначала для каждого вокселя вычисляется коэффициент корреляции Пирсона (Pearson, 1895) произведение-момент ρ_k субъекта k следующим образом:

$$\rho_k = \rho(r_k, \bar{r}) = \frac{r_k(t) * \bar{r}(t)}{\sqrt{(r_k(t) * r_k(t))(\bar{r}(t) * \bar{r}(t))}} \quad (4)$$

где $r_k(t)$ – среднее вычитаемое время отклика вокселя на предъявление стимула для субъекта k , $\bar{r}(t) = \sum_{i \neq k} r_i(t)$ – время отклика, усредненное по всем испытуемым, кроме k , а $r_1(t) * \bar{r}(t)$ есть скалярное произведение $r_1(t)$ и $\bar{r}(t)$. Затем, для создания групповой карты, для каждого вокселя вычислялась средняя корреляция $\rho = \sum_i \rho(r_k, \bar{r})$. Статистическая значимость каждого значения ρ вычислялась с использованием бутстрэп процедуры. Для каждого эмпирического временного ряда в каждом вокселе были сгенерированы 1000 бутстрэповских временных рядов с использованием процедуры фазовой рандомизации. Фазовая рандомизация выполнялась путём быстрого преобразования Фурье сигнала $r(t)$,

рандомизации фазы каждого компонента Фурье, а затем обратного преобразования Фурье. Эта процедура оставляет спектр мощности сигнала неизменным, но устраняет временное выравнивание сигналов. Использование этих суррогатных временных рядов позволило определить нулевое распределение значений корреляции для каждого субъекта, k , в каждом вокселе, далее они были объединены для получения нулевого распределения средней корреляции, $\tilde{\rho}$. Было обнаружено, что нулевые распределения средних корреляций, сгенерированных таким образом в каждом вокселе, примерно соответствуют нормальному распределению, и, следовательно, они аппроксимировались в каждом вокселе нормальным распределением. p -значения эмпирических усреднённых корреляций были рассчитаны путём сравнения с этими нулевыми распределениями.

Наконец, для учёта множественных сравнений, была применена процедура ложного обнаружения Бенджамини-Хохберга-Йекутиэли, которая контролирует частоту ложных обнаружений (FDR) при предположениях о зависимости (Benjamini, Hochberg, 1995; Benjamini, Yekutieli, 2001). В частности, после сортировки вокселей в порядке возрастания значений p , значимо коррелированные межсубъектные воксели были определены как первые k , где k — наибольшее целое число, так что:

$$P_k \leq \frac{k}{M * c(m)} q \quad (5)$$

где P_k — p -значение t для вокселя k , M — количество вокселей, $c(m) = 1$, при условии положительной корреляции значений t по вокселям и использовании порога ложного обнаружения $q = 0,05$.

Итоговые карты строились путём пересечения межсубъектных карт значимо реагирующих вокселей различных экспериментальных условий (в том числе использования разных стимулов). Метод межсубъектной корреляции предлагает подход и математический аппарат для обработки длительных стимулов, но не занимается выделением семантики и её категоризацией (Lerner et al., 2014).

1.1.3. Метод построения предиктивной модели фМРТ активности

Понимание текста (в частности, художественного) — очень сложный когнитивный процесс, сочетающий в себе низкоуровневое восприятие отдельных слов, представление об их значениях и частях речи, понимание грамматики и смысла сформированных ими предложений, объединение этих смыслов отдельных предложений вместе в связное понимание сюжета рассказа и описываемых в нём мотиваций, эмоций и действий персонажей.

Из-за этой сложности большинство базирующихся на визуализации экспериментальных исследований языковой обработки мозга были сосредоточены только на одном из аспектов языка с помощью тщательно контролируемых экспериментов, с использованием искусственно созданных или существенно адаптированных текстовых стимулов, которые варьируются исключительно по одному интересующему разделу языка. Возникает вопрос, насколько истинно результаты таких исследований отражают языковую обработку в его повседневном, комплексном использовании.

Одна из основных задач при изучении обработки речи в мозге состоит в понимании роли множества областей, которые активируются при чтении. Нейросети по всему мозгу вовлечены в языковую обработку (Constable et al., 2004; Fedorenko et al., 2010), в то время как первичные представления об этом упрощённо разделяли роли зон Брока и Вернике, современные теории понимания речи более сложны, большинство из них связаны с различными потоками информации, которые задействуют многочисленные области мозга (включая вышеупомянутые зоны Брока и Вернике).

Для решения этой проблемы и ответа на поставленные вопросы был представлен новый подход (Wehbe et al., 2014), после применения которого было показано, что разные языковые процессы представлены разными нейросетями областей мозга. Из стимульного текста сначала были извлечены разнообразные характеристики и свойства (такие как семантические и синтаксические свойства, визуальные свойства, признаки уровня дискурса), а затем произведено

исследование, какие зоны мозга обладают активностью, которая модулируется теми или иными типами извлечённых признаков, что позволило провести разграничение между областями мозга в зависимости от того, какой тип информации они обрабатывают. Этот подход положен в основу разрабатываемого в рамках диссертации метода, поэтому более подробно он будет представлен в главах 3 и 4.

Описанные в параграфах 1.1.1 и 1.1.2 статистические методы являются параметрическими тестами. То есть, они предполагают, что наблюдения проводятся среди популяций с нормальным распределением. Большинство методов параметрического моделирования являются частными случаями общей линейной модели GLM (General Linear Model) (Friston et al., 1995). Этот подход к анализу данных функциональной визуализации, сначала разработанный для ПЭТ, а затем расширенный для фМРТ, реализован в программном пакете SPM (<https://www.fil.ion.ucl.ac.uk/spm/>).

Целью общей линейной модели является объяснение вариации временного ряда $y_1 \dots y_i \dots y_n$ с точки зрения линейной комбинации объясняющих переменных и ошибки. Для простой модели только с одной объясняющей переменной $x_1 \dots x_i \dots x_n$ можно записать общую линейную модель так:

$$y_i = x_i \beta + \varepsilon_i \quad (6)$$

где β — параметр масштабирования или наклона, а ε_i — член ошибки. Если модель включает больше переменных, то общую линейную модель удобно записать в матричной форме:

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad (7)$$

где теперь Y — вектор наблюдаемых значений вокселей, β — вектор параметров, а ε — вектор ошибок. Матрица X называется дизайн-матрицей. Строки этой матрицы отвечают за временные отсчёты в исходных данных, а столбцы — за независимые переменные в модели. Например, при анализе фМРТ-эксперимента с контрастными состояниями столбцы X содержат векторы, соответствующие элементам состояний «1» и «2» представленного стимула. Найдя величину параметров β , соответствующих этим векторам, можно

обнаружить наличие или отсутствие активации. β можно определить путём решения так называемых нормальных уравнений:

$$X^T Y = (X^T X) \hat{\beta} \quad (8)$$

где $\hat{\beta}$ – лучшая линейная оценка β . Если $(X^T X)$ обратимо, то $\hat{\beta}$ имеет вид

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (9)$$

Такие оценки параметров нормально распределены, и поскольку можно определить член ошибки, можно сделать статистический вывод о том, значительно ли отличается от нулевой гипотезы параметр β , соответствующий модели ответной активации. Общая линейная модель GLM обеспечивает основу для большинства видов моделирования данных и может устранить искажающий анализ эффекты, такие как дрейф или дыхание, при условии, что их можно смоделировать.

Предлагаемый авторами (Wehbe et al., 2014) подход можно рассматривать, как частный случай GLM, и он во многих отношениях отличается от типичных нейролингвистических исследований. Во-первых, испытуемые в проводимом исследовании читают настоящую, не искусственную главу из некоторой книги, что открывает для них богатое лексическое и синтаксическое разнообразие аутентичного текста, в свою очередь вызывающее естественную распределённую активность множества нейронных процессов, участвующих в многогранной обработке языка в повседневной жизни. Во-вторых, предлагаемый метод анализа значительно отличается от метода когнитивного вычитания, применяющегося в исследованиях по поиску нейронной активности, изменяющейся только в соответствии с одним аспектом стимула. Вместо этого подход авторов заключается в обучении исчерпывающей генеративной модели, которая одновременно учитывает эффекты различных аспектов обработки языка. Получив текст в качестве входных данных, эта обученная вычислительная модель выводит временной ряд активности фМРТ, который, по её прогнозам, будет наблюдаться, когда субъект читает этот текст. Текстовый фрагмент для модели аннотируется широким спектром из 195 подробных языковых признаков для каждого слова: от количества букв в слове до его части речи, от его роли в разборе предложения до

краткого изложения эмоций и событий, связанных с различными персонажами рассказа. Модель делает прогнозы активации фМРТ для произвольного фрагмента текста, сначала фиксируя, какой вклад в нейрональную активность вносит каждый из таких признаков, а затем объединяя эту информацию в итоговый прогноз активности фМРТ всего мозга во времени.

Построенная авторами модель не только учитывает различные уровни обработки, связанные с пониманием текста; она в явном виде ищет активность мозга для отдельных стимулов, таких как упоминание определённого персонажа рассказа, использование определённой синтаксической части речи или появление некоей семантической функции. Полученная модель экстраполирует данные обучения, чтобы спрогнозировать активность мозга, связанную с новыми отрывками текста, которые могут произвольно различаться по своему содержанию от тренировочных данных. При обучении этой генеративной модели были сделаны минимальные априорные предположения о форме гемодинамического ответа, который связывает нейронную активность с наблюдаемой активностью фМРТ, вместо этого позволяя процедуре обучения оценивать гемодинамический ответ отдельно для каждого фактора текста в каждом отдельном вокселе; было показано, что гемодинамический ответ варьируется в разных областях мозга (Aguirre et al., 1998). Был также использован новый подход для объединения данных фМРТ по группе испытуемых, который устойчив к небольшим локальным анатомическим вариациям их мозга. Этот подход позволил создать более точные карты репрезентации мозга для всей группы, избегая при этом основной проблемы, связанной с усреднением данных на уровне вокселей по нескольким субъектам: смещение в пользу регионов с одним и тем же гладким представлением у разных испытуемых.

Таким образом, вопрос об общем распределении языковой семантики в мозге человека был сформулирован относительно недавно, в работах Хута, Де Хеера, Гриффитса, Теуниссена и Галланта (Huth et al., 2016). Они разработали новую парадигму исследования значения и тем самым существенно обогатили старый психолингвистический подход, заложенный в необихевиоризме (Osgood,

1980; Osgood et al., 1957) и продолжена в психосемантике (Петренко, 1983). Хут и его коллеги изучали представление мозга об английском языке с помощью функциональной магнитно-резонансной томографии (фМРТ) у 7 субъектов в ответ на устно представленные рассказы. Каждое слово в этих рассказах было представлено в виде вектора в 985-мерном пространстве, которое было создано с использованием статистики совместной встречаемости слов в большом корпусе текстов. Регрессионная модель оценивалась индивидуально для каждого вокселя. Веса повоксельной модели (см. рисунок 1) характеризовали влияние слов из стимульных текстов на BOLD сигналы. Модель проверялась с использованием одного 10-минутного рассказа, который не был включён в оценку модели. Эффективность прогнозирования модели рассчитывалась как корреляция между прогнозируемыми BOLD-откликами на этот рассказ и фактическими BOLD-откликами. Согласно результатам работы, семантические модели точно предсказывают BOLD ответы во многих областях мозга, которые ранее были идентифицированы как семантическая система человеческого мозга.

Анализ главных компонент (PCA) весов повоксельной модели позволил выявить семантическое пространство с четырьмя важными измерениями в мозге. Были найдены слова, наиболее хорошо соответствующие четырем семантическим измерениям (458 слов с наибольшими проекциями по всем осям этого пространства), которые затем были разбиты на 12 категорий с помощью кластеризации k-средних. Каждой категории вручную присваивался лейбл. Веса повоксельной модели также были спроецированы в пространство PCA, а потом эти проекции были нанесены на плоскую карту коры головного мозга. Как утверждают авторы, семантическая информация, по всей вероятности, представлена в виде замысловатых паттернов в большей части семантической системы. При этом похоже, что многие паттерны, являются общими для всех испытуемых, что видно при сравнении их карт.



Рисунок 1 – Схема метода нейросемантического картирования в работе Хута (Huth et al., 2016)

Учитывая очевидную согласованность моделей семантической избирательности у разных людей, авторы стремились создать единый атлас, описывающий распределение семантически избирательных функциональных областей в коре головного мозга человека. Для этого они разработали новый байесовский алгоритм PrAGMATiC, который создает вероятностную и генеративную модель областей, покрывающих кору (Huth et al., 2015). Этот алгоритм моделирует нейросемантические паттерны, извлечённые с помощью повоксельного моделирования, в виде плотной мозаичной карты функционально однородных областей мозга, при этом с учётом индивидуальных функционально-анатомических различий между испытуемыми. Расположение и избирательность этих областей определяются параметрами, полученными из данных фМРТ, с помощью метода оценки максимального правдоподобия, по аналогии с разницей контрастов.

Генеративная модель PrAGMATiC состоит из двух компонентов: модели расположения и модели выбросов. Модель расположения определяет распределение вероятностей по возможным расположениям функциональных

областей. Эта модель предполагает, что расположение каждой области определяется одной точкой, называемой центроидом области. Каждый центроид моделируется как соединенный с соседними центроидами пружинами. Хотя точное расположение центроидов может варьироваться от субъекта к субъекту, предполагается, что равновесная длина каждой пружины одинакова для всех субъектов. Распределение вероятностей по возможным местоположениям центроидов определяется с помощью полной потенциальной энергии пружинной системы. Это распределение приписывает высокую вероятность низкоэнергетическому расположению центроидов (то есть там, где пружины не сильно растянуты, и поэтому накоплена небольшая потенциальная энергия) и низкую вероятность высокоэнергетическим расположениям (где пружины сильно растянуты).

Второй компонент — это модель выбросов, которая определяет распределение вероятностей по семантическим картам с учётом расположения функциональных областей. В модели выбросов каждому центроиду области присваивается определённое семантическое значение в четырёхмерном общем семантическом пространстве. Это значение определяет, какой тип семантической информации представлен в этой области. Для создания семантической карты из любого заданного расположения каждая точка на кортикальной поверхности сначала присваивается ближайшему центроиду области (создается диаграмма Вороного), а затем семантическое значение для каждой точки выбирается из сферического распределения Гаусса в семантическом пространстве с центром в семантическом значении центроида. Распределения вероятностей по расположениям и картам формируются с использованием распределений Больцмана. Параметры этих распределений должны быть одинаковыми для всех субъектов, но точное расположение центроидов может варьироваться.

Следствием моделирования семантических карт с использованием диаграмм Вороного является то, что каждая точка коры должна быть отнесена к определённой области, хотя известно, что многие точки коры не являются семантически избирательными. Авторы различали семантически избирательные и

неизбирательные области, проверяя, предсказывала ли средняя семантическая повоксельная модель в каждой области BOLD ответы значительно лучше в проверочном тексте, чем базовая модель, которая учитывала BOLD ответы на фонемы и скорость слов.

Для обучения генеративной модели были выведены правила обновления оценки максимального правдоподобия (MLE), аналогичные правилу обучения Больцмана с разницей контрастов (Hinton, 2002). Эти правила обучения для итеративного обновления длин пружин и семантических значений максимизировали вероятность наблюдаемых карт и минимизировали вероятность ненаблюдаемых карт.

Полное распределение вероятностей для PrAGMATiC определяется как произведение вероятности расположения, $P(H; L, K)$, и вероятности видимой карты при данной расстановке, $P(V | H; M)$:

$$P(V, H; M, L, K) = P(H; L, K) \times P(V | H; M) \quad (10)$$

где параметры L (идеальные длины пружин), K (коэффициенты упругости пружин) и M (функциональные средние зон) – общие для всех испытуемых, а параметры H (конкретные расположения центроидов) и V (функциональные значения на коре) – индивидуальные для каждого испытуемого. Распределения вероятностей расположения и карт моделировались как распределения Больцмана с функциями энергий $E(H; L, K)$ и $E(V | H; M)$:

$$P(H; L, K) \propto e^{-E(H; L, K)} \quad (11)$$

$$P(V | H; M) \propto e^{-E(V | H; M)} \quad (12)$$

Пусть K_{ij} – это коэффициент упругости пружины, соединяющей центроиды i и j , L_{ij} – идеальная длина этой пружины, а d_{ijs} – расстояние между центроидами i и j в испытуемом s . Тогда функция энергии равняется сумме потенциальных энергий для всех соединений пружин в модели:

$$E(H; L, K) = \sum_{i,j,s} K_{ij} (d_{ijs} - L_{ij})^2 \quad (13)$$

Пусть $M_{H(s,l)}$ – среднее функциональное значение для ближайшего центроида к точке l в испытуемом s для расположения H , а V_{ls} – функциональное значение точки l в испытуемом s . Тогда энергия для карты:

$$E(V | H; M) \propto \sum_{l,s} (M_{H(s,l)} - V_{ls})^2 \quad (14)$$

Для применения функции максимального правдоподобия используется среднее логарифмическое правдоподобие:

$$\mathcal{L}(L; V^{obs}) = \frac{1}{N} \sum_s \log P(V_s^{obs}; M, L, K) \quad (15)$$

где N – число испытуемых, s – индекс испытуемого, а общая вероятность наблюдаемых данных с учётом параметров, $P(V_s^{obs}; M, L, K)$ равняется матожиданию полного распределения вероятностей по H :

$$P(V_s^{obs}; M, L, K) = \sum_h P(V_s^{obs} | h; M) \times P(h; L, K) \quad (16)$$

Для корректировки модели необходимо увеличить среднее правдоподобие путём изменения длины пружин L . Для этого нужно продифференцировать функцию правдоподобия по L , а затем изменить L на небольшую величину в том направлении, которое увеличит правдоподобие. Этот процесс будет повторяться многократно и аналогично для K и M (см. рисунок 2). Метод генерации получаемых карт схематично изображён на рисунке 3.

Оценка максимального правдоподобия параметров

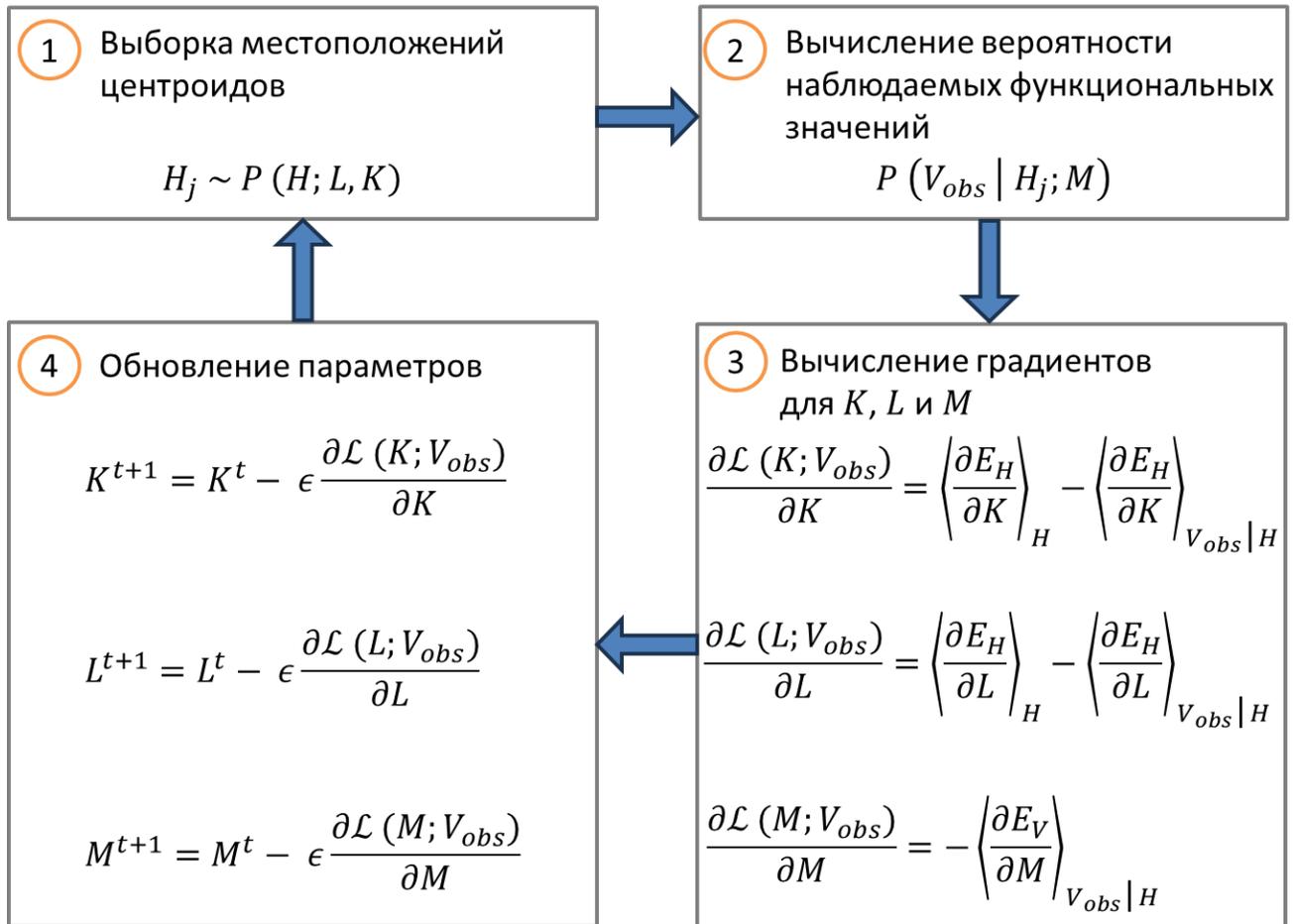


Рисунок 2 – Схема метода оценки максимального правдоподобия в PrAGMATiC (Huth et al., 2015)

Модель расположений центроидов



Генерируемая функциональная карта

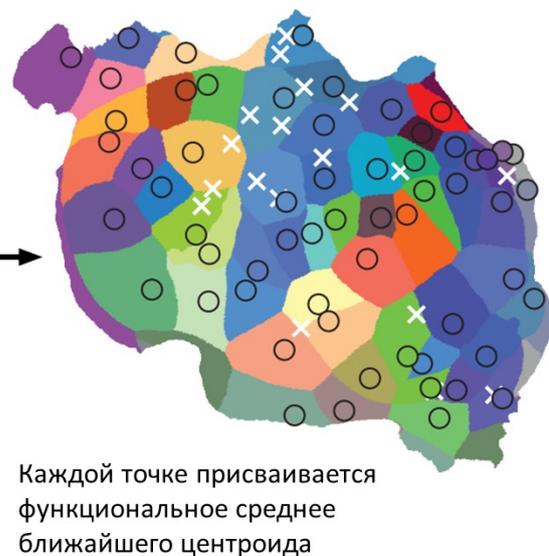


Рисунок 3 – Схема метода генерации карт в PrAGMATiC (Huth et al., 2015)

Главным недостатком алгоритма PrAGMATiC является оперирование исключительно на плоскости, то есть на развёрнутой коре, что исключает возможность исследования семантической функции в толщине коры, а также во внутренних структурах мозга. Действительно, развернуть такую систему пружин в трёхмерном пространстве, ограниченном поверхностью мозга, не представляется возможным. К тому же, неясно, насколько моделирование карт именно в виде системы пружин действительно отражает функциональную организацию мозга.

Авторы отмечают два основных результата. Во-первых, картирование мозга категорий естественного языка на идеализированной двумерной поверхности коры показало поразительное сходство с очертаниями DMN. Во-вторых, эти представления были широко распределены по мозгу без явных признаков изначально ожидаемой левосторонней асимметрии. Эта методика представляется наиболее интересной из существующих для последующего развития и разработки собственного метода построений нейросемантических карт. Так как метод основывается на обработке данных нейровизуализации, требуется рассмотреть и обосновать выбор наиболее подходящего способа получения таких данных.

1.2. Неинвазивные методы визуализации

Существует множество неинвазивных методов визуализации нейронной активности мозга, с помощью которых проводятся нейронаучные исследования и получают необходимые для этого данные. Остановимся на самых широко применяемых из них, ЭЭГ и фМРТ, а также проведём их сравнительный анализ, при этом особое внимание уделим локализации источников активации для дальнейшей оценки взаимодействия нейросетей, что существенно облегчает задачу построений нейросемантических карт. Неинвазивность этих методов заключается в том, что сигнал регистрируется с помощью внешних устройств, то есть без вскрытия черепа.

Электроэнцефалография (ЭЭГ) – электрофизиологический метод мониторинга для записи электрической активности головного мозга. Он неинвазивный, электроды располагаются вдоль кожи головы. ЭЭГ измеряет колебания напряжения в результате ионного тока в нейронах головного мозга.

Электрический заряд мозга поддерживается миллиардами нейронов. Нейроны электрически заряжены (или "поляризованы") с помощью мембранных транспортных белков, которые качают ионы через их мембраны. Нейроны постоянно обмениваются ионами с внеклеточной средой, например, для поддержания потенциала покоя и для распространения потенциалов действия. Ионы подобного заряда отталкиваются друг от друга, и, когда большое количество ионов выталкиваются из множества нейронов одновременно, они могут отталкивать их соседей, которые отталкивают своих соседей, и так далее, волнообразно. Этот процесс известен как объёмная проводимость. Когда волна ионов достигает электродов на коже головы, они могут отталкивать или притягивать электроны на металле в электродах (Nunez, Srinivasan, 1981). Так как металл легко проводит электроны, разницу напряжения между любыми двумя электродами можно измерить с помощью вольтметра. Запись этих напряжений с течением времени выдаёт электроэнцефалограмму.

Электрический потенциал, создаваемый отдельным нейроном, слишком мал, чтобы ЭЭГ его учёл. Поэтому активность ЭЭГ всегда отражает совокупность синхронной активности тысяч или миллионов нейронов, которые обладают подобной пространственной ориентацией. Поскольку поля напряжения убывают с квадратом расстояния, активность глубоких источников труднее обнаружить, чем токи вблизи черепа (Klein, Thorn, 2006).

Преимущества ЭЭГ:

- Очень высокое временное разрешение, порядка миллисекунды. Разряд нейронной клетки – тоже одна миллисекунда, а потом еще пять миллисекунд она восстанавливает свой потенциал. ЭЭГ позволяет регистрировать быстрые процессы, происходящие в коре головного мозга (Hämäläinen et al., 1993).
- Низкая стоимость аппаратного обеспечения.

- Компактное и мобильное оборудование.
- ЭЭГ не включает в себя воздействие магнитных полей высокой интенсивности (> 1 Тл), в отличие от МРТ (Schenck, 1996).
- Относительно слабое влияние движения испытуемого на результаты ЭЭГ.

Недостатки ЭЭГ:

- В ЭЭГ электрический сигнал снимается с помощью электродов, которые регистрируют электрические колебания от происходящих внутри процессов. Сигнал на электроды приходит сильно искаженным из-за неоднородности тканей (у каждой своя диэлектрическая проницаемость). Поэтому попытка с помощью ЭЭГ локализовать источник электрической активности – задача нетривиальная; она опирается на широкий спектр методов обработки сигналов, включая цифровую фильтрацию, трёхмерный анализ изображений, обработку массива сигналов, моделирование и восстановление изображений, а также слепое разделение источников и оценку фазовых синхронностей (Schoffelen, Gross, 2009).
- Низкое пространственное разрешение. Функциональная МРТ, например, может непосредственно отображать активные участки мозга, в то время как ЭЭГ требует интенсивной интерпретации и может только предположить, какие области активируются конкретной реакцией (Schoffelen, Gross, 2009).
- ЭЭГ плохо измеряет нейронную активность ниже верхних слоёв мозга (коры головного мозга).
- Часто требуется много времени, чтобы подключить человека к ЭЭГ, поскольку это требует точного размещения десятков электродов вокруг головы и использования различных гелей, солевых растворов и/или клеев, чтобы держать их на месте. Подготовка к фМРТ, как правило, занимает значительно меньше времени.

- Низкое отношение сигнал-шум, поэтому для извлечения полезной информации из ЭЭГ требуется сложный анализ данных и относительно большое количество испытуемых (Schlögl et al., 2002).

Функциональная МРТ (фМРТ) — метод измерения гемодинамических изменений после повышения нейронной активности, в начале 1990-х годов оказал реальное влияние на фундаментальные исследования когнитивной нейронауки и является основой нейровизуализации. Функциональная магнитно-резонансная томография позволяет зафиксировать нейронную активность головного мозга. Достижения в области технологии сканирования, протоколов получения изображений, опытно-конструкторских работ и методов анализа обещают продвигать фМРТ от простого картографирования к истинному исследованию организации мозга (Logothetis, 2008). Примеры изображений МРТ показаны на рисунках 4 и 5.

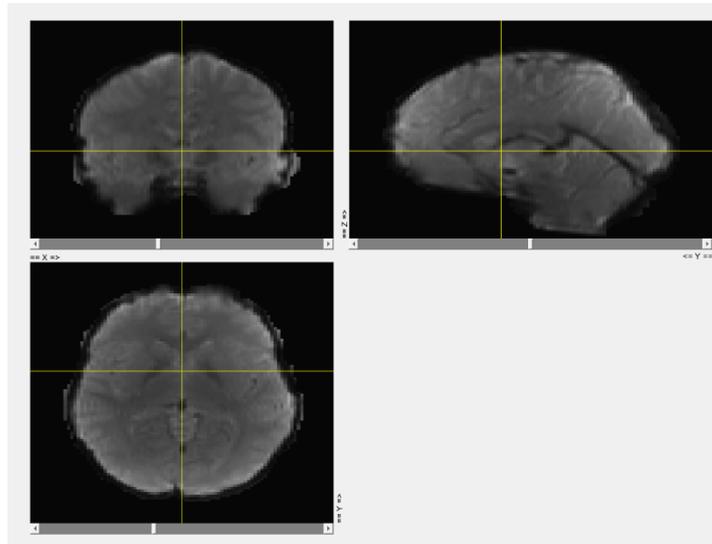


Рисунок 4 – Пример функционального МРТ



Рисунок 5 – Пример анатомического МРТ

В ходе фМРТ-эксперимента мозг испытуемого многократно сканируется, как правило, с использованием метода быстрой эхо-планарной визуализации (ЕРІ). Испытуемый должен выполнить некоторое задание, состоящее из периодов активности и отдыха. Во время выполнения задания МР-сигнал от области мозга, участвующей в выполнении задания, обычно увеличивается за счет притока в эту область крови, насыщенной кислородом. Для выявления этих областей используется математическая обработка сигналов. Основное преимущество фМРТ перед её ближайшим аналогом - ПЭТ - заключается в том, что она не требует введения контрастного вещества и поэтому значительно безопаснее. Кроме того, анатомические изображения высокого качества (с разрешением до 1 мм) могут быть получены в ходе того же сеанса, что и функциональные изображения, что даёт большую уверенность в определении источника активации. Однако картирование функций в фМРТ основано на кровотоке, и непосредственное картирование нейрорецепторов, как при ПЭТ, пока невозможно.

Мозг, как и любой другой орган тела, нуждается в постоянном поступлении кислорода для метаболизма глюкозы с целью получения энергии. Кислород поставляется компонентом крови, называемым гемоглобином. Ещё в 1936 году было показано, что магнитные свойства гемоглобина зависят от количества переносимого им кислорода (Pauling, Coryell, 1936). Эта зависимость привела к

появлению метода измерения активации мозга с помощью МРТ, известного как функциональная магнитно-резонансная томография (фМРТ).

Кислород, необходимый для обмена веществ, поступает в кровь. Поскольку кислород плохо растворим в воде, в крови содержится белок, с которым кислород может связываться, – гемоглобин. Когда молекула кислорода связывается с гемоглобином – это оксигемоглобин (Hb), а когда кислород не связывается – это дезоксигемоглобин (dHb). Для поддержки высокой энергетической потребности мозга используются достаточно крупные объёмы кровотока и доставки кислорода к этому органу. Хотя масса мозга составляет всего 2% от массы тела, скорость потребления кислорода в нём составляет 20% от всего тела, а кровоток – 15%. Кровоток в сером веществе, богатом синапсами, примерно в 10 раз превышает кровоток в белом веществе на единицу объёма. Известно, что локальная нейронная активность приводит к быстрому избирательному увеличению кровотока в этой области (Huettel et al., 2009).

Одним из обычных предположений при визуализации с помощью магнитного резонанса является то, что спины неподвижны в течение всего процесса визуализации. Это, конечно, может быть не так, например, если в визуализируемой области находятся кровеносные сосуды. Пусть есть задача визуализация плоскости, через которую проходит множество кровеносных сосудов. Выбирается срез, и все спины в этом срезе возбуждаются, однако за время, предшествующее визуализации, спины в крови уходят из среза, а невозбуждённые спины попадают внутрь. Это означает, что сигнал от кровеносных сосудов может отсутствовать.

Чтобы измерить скорость потока, можно применить фазовое кодирование, чувствительное к потоку. Для этого применяется градиент магнитного поля вдоль направления измеряемого потока. Большой градиент дефазировывает спины в зависимости от их положения вдоль градиента. Затем градиент изменяется на противоположный, что приводит к полной рефазировке неподвижных спинов. Однако спины, которые двигались, не будут полностью рефазированы. Если поток когерентен в пределах вокселя, то при получении изображений спинов

можно рассчитать разность фаз и, изменяя время между прямым и обратным градиентами, рассчитать поток.

Поскольку региональный кровоток тесно связан с нейронной активностью, его измерение полезно для изучения работы мозга. Измерить перфузию крови можно с помощью МРТ, используя методики, аналогичные приведённым выше. Однако существует и другой, более чувствительный механизм контрастирования, зависящий от уровня насыщения крови кислородом, известный как контраст, зависящий от уровня кислорода в крови (BOLD).

Дезоксигемоглобин является парамагнитной молекулой, в то время как оксигемоглобин – диамагнитной. Присутствие дезоксигемоглобина в кровеносном сосуде вызывает разницу в восприимчивости между сосудом и окружающей его тканью. Такая разница в восприимчивости вызывает дефазирование МР-сигнала протонов (Thulborn et al., 1982), что приводит к уменьшению значения $T2^*$. В эксперименте с взвешенными $T2^*$ изображениями наличие дезоксигемоглобина в кровеносных сосудах приводит к затемнению изображения в сосудоcодержащих вокселях (Ogawa et al., 1990). Поскольку оксигемоглобин диамагнитен и не вызывает такого же дефазирования, изменения в насыщении крови кислородом можно наблюдать по изменению сигнала на $T2^*$ -взвешенных изображениях (Turner et al., 1991, Jezzard et al., 1994).

Можно было бы ожидать, что при нейронной активности, поскольку потребление кислорода увеличивается, уровень дезоксигемоглобина в крови также возрастёт, а МР-сигнал снизится. Однако наблюдается увеличение сигнала, что свидетельствует о снижении уровня дезоксигемоглобина. Это объясняется тем, что при нейронной активности, наряду с относительно незначительным увеличением извлечения кислорода из крови, происходит гораздо большее увеличение мозгового кровотока, приносящего с собой больше оксигемоглобина. Таким образом, основным эффектом при нейронной активности является региональное снижение парамагнитного дезоксигемоглобина и увеличение сигнала.

Временной ряд BOLD-сигнала задерживается от начала нейронной активности на несколько секунд и плавно отражает изменения кровотока, которые регистрирует метод. Это называется "гемодинамическим ответом" на стимул. Также наблюдается первоначальный небольшой "спад" сигнала до и после более значительного его увеличения (Ogawa et al., 1992; Ernst, Henning, 1994).

Пространственное разрешение исследования фМРТ говорит о том, как хорошо она различает соседние районы. Оно измеряется размером вокселей, как и в МРТ. Воксель представляет собой трёхмерный прямоугольный параллелепипед, размеры которого устанавливаются толщиной среза, площадью среза и сеткой, наложенной на срез процессом сканирования. В исследованиях всего мозга используются более крупные воксели, а в сосредоточенных на конкретных интересующих регионах используют меньшие размеры. Размеры вокселей варьируются от 1 до 5 мм. Более мелкие воксели содержат меньше в среднем нейронов, регистрируют меньший приток крови и, следовательно, имеют меньший сигнал, чем более крупные воксели. Меньшие воксели также дольше сканируются, так как время сканирования непосредственно возрастает с числом вокселей на срез и количеством срезов. Это может привести к дискомфорту для человека внутри сканера и к потере сигнала намагниченности. Воксель обычно содержит несколько миллионов нейронов и десятки миллиардов синапсов, фактически число зависит от размера вокселя и исследуемой области мозга. Существует компромисс между пространственным и временным разрешением. Получение данных в меньших вокселях занимает больше времени, чем в больших, поскольку маленьких вокселей требуется больше для покрытия мозга (Huettel et al., 2009).

Преимущества фМРТ:

- фМРТ неинвазивно записывает сигналы головного мозга (людей и других животных) без рисков, связанных с излучением, присущим другим методам сканирования (Baudelet, 2005).

- Пространственное разрешение метода находится в области от 1 до 6 миллиметров, лучше, чем любые другие методы неинвазивной нейровизуализации (ЭЭГ, МЭГ, ПЭТ) (Ogawa et al., 1990).

- Данные, полученные с помощью этого метода, позволяют рассчитывать взаимодействие нейросетей мозга во время решения субъектами конкретных задач.

- Метод фМРТ позволяет регистрировать активность не только в корковых, но и, в отличие от ЭЭГ, в глубоких подкорковых структурах.

- Совмещение данных фМРТ и структурных данных МРТ позволяет обеспечить точное соблюдение анатомической локализации активности мозга. Одна и та же платформа используется как для получения функциональных изображений, так и для получения анатомических изображений высокого разрешения в пространстве функциональных изображений. Таким образом, функциональные изображения могут быть наложены на структурные, чтобы обеспечить точное соблюдение анатомической локализации (Logothetis, 2008).

Недостатки фМРТ:

- Сигнал BOLD является лишь косвенным показателем активности нейронов, и, следовательно, подвержен влиянию не-нейрональных изменений в организме (Logothetis, 2008).

- Временной отклик кровоснабжения, которое является основой фМРТ, низок (~ 5 секунд) по отношению к электрическим сигналам, которые определяют нейронную связь (~ 100 мс). Заметим, что низкое разрешение в основном связано с природой самого сигнала, а не с самой техникой (Huettel et al., 2009).

- Замкнутое пространство, в которое должен быть помещён человек, может вызвать клаустрофобию у восприимчивых испытуемых, а также необходимый при проведении сканирования акустический шум, на которой мозг неизбежно реагирует.

- Человек должен оставаться неподвижным. фМРТ сигнал чувствителен даже к мельчайшим движениям головой (половина от размера вокселей), которые могут испортить данные фМРТ (Baudalet, 2005).

Из перечисления плюсов и минусов этих двух методов, а также их сравнения, можно сделать вывод, что наиболее подходящим методом для решения поставленных задач, а именно построения нейросемантических карт, является функциональная магнитно-резонансная томография. Её применение может в явном виде продемонстрировать реагирующие воксели на структурах серого вещества головного мозга человека.

Таким образом, в качестве инструмента для построения нейросемантических карт выбрана методика фМРТ, описаны различные подходы к картированию нейросемантических репрезентаций, а также способы модельного представления данных. Важным шагом является извлечение семантических компонент из слов, поэтому необходимо обсудить существующие подходы к этой задаче.

1.3. Методы разметки семантики текста

Задача работы состоит в том, чтобы сопоставить семантику лексических единиц в тексте с одновременно регистрируемым BOLD-сигналом активации мозга. Для проведения этой процедуры необходимо разметить семантику слов в стимульных текстах. При этом в лингвистике существует множество подходов к описанию семантики текста и к отражению семантики отдельного слова в словарях. Рассмотрим различные подходы к описанию семантики, которые могли бы лечь в основу разметки.

Отдельная лексема вне текста может обладать широкой семантикой, в частности, включать множество омонимичных или полисемичных значений. Задача состоит в том, чтобы исследовать семантику слова в тексте, не используя изолированные предъявления слов, где семантика не может быть точно определена. В тексте значение слова обычно уточняется: за исключением особых риторических фигур или каламбуров лексическая единица в тексте обычно обладает одним значением. В частности, слово может обозначать конкретный объект (референт) или общий семантический класс объектов (нереферентная

функция). Понятие, связанное с лексемой, может включать или подчёркивать («профилировать») разные признаки в зависимости от ситуации (Yeh, Barsalou, 2006). В зависимости от контекста слово может вызывать зрительное, тактильное или иное концептуальное представление объекта, либо, наоборот, конструировать лишь минимальное лексическое представление, если задача не требует реконструкции объёмной семантики и может быть решена лишь с помощью простых лексических ассоциаций (Kan, 2003). В рамках дискуссии о природе семантики лексемы часто различаются понятия *значения* и *смысла*. Значение обычно описывается как необходимая семантика языковой единицы, а смысл – как субъективное концептуальное представление (Кобозева, 2004):

«Значение X – это информация, традиционно ассоциируемая с X <...>. Смысл X для Y в T – это информация, ассоциируемая с X в сознании Y в период T <...>». В данной работе не будут противопоставляться эти понятия. Главный интерес представляет обобщённое концептуальное представление, которые возникает у всех испытуемых при восприятии текста в некоторый период времени. Это представление содержит значения слов, общие для всех носителей языка, а также общую для всех испытуемых информацию, ассоциируемую с воспринимаемым фрагментом текста. Вместе с тем, при описании лексической семантики нужно отталкиваться от данных словарей и моделей векторной семантики (векторная разметка).

Для описания и построения нейросемантических карт мозга для русского языка были проанализированы различные способы семантической разметки слов. Исходя из необходимости соотносить, некоторым образом, лингвистические данные стимульного материала с данными фМРТ, построенными на основании предъявлении этого стимульного материала, разметка должна соответствовать определённым требованиям. В первую очередь, обращалось внимание на возможность оценки близости между разными словами, так как нейросемантическая гипотеза состоит в том, что близкие слова обрабатываются близкими областями мозга. Также, временные ряды семантических признаков

должны быть соотносимы с BOLD сигналам вокселей мозга в смысле их достаточно плавных изменений без резких артефактных скачков.

Толковый словарь русского языка (Ожегов, 2015) каждому слову ставит в соответствие его определение. Значение каждого слова русского языка описывается определением, которое также состоит из слов некоторого подмножества русского языка. Но из-за отсутствия формализованного подхода к построению определений похожие слова могут определяться по-разному, попытка введения некоторой функции оценки близости на определениях словаря Ожегова сильно затрудняется. А именно, близость двух слов можно оценивать как пересечение их толкований: как пересечение множеств слов, входящих в толкование каждой лексемы. Вместе с тем, такой подход относительно плохо реализует функцию оценки близости.

При составлении толкового словаря не соблюдается принцип формального единства всех определений, первоочередной задачей ставится скорее степень их понятности для читателя. Если трактовки двух слов, например, совпадут по одному слову или союзу, не всегда ясно, насколько значимой можно считать оценку близости таких слов. Предлагаемые в определениях родовые понятия для близких слов часто различаются, например, *радость* толкуется как «веселое чувство» (через гипероним), а *горе* — как «скорбь, глубокая печаль» (через синонимы). В свою очередь, *скорбь* описывается как «крайняя печаль, горесть, страдание». То есть между толкованиями *радости* и *горя* нет общих лексических элементов, позволяющих установить формальную дистанцию между этими словами.

Проблема близости языковых значений специально рассматривается в словаре синонимов русского языка (Апресян, 2004). Этот словарь построен по гнездовому принципу, он приводит гнёзда синонимов или квазисинонимов и тонко описывает разницу между словами внутри каждого из гнёзд. С другой стороны, он не предоставляет никакой информации об отношениях между разными гнёздами таких синонимов.

Другим возможным источником для семантической разметки может служить русский семантический словарь (Шведова, 1998). Согласно подходу, принятому в словаре, все слова делятся на части речи, а далее – на семантические классы. Каждый класс представлен деревом с общим словом (гиперонимом) всего класса наверху. Затем идентификатор корня дерева разделяется на более мелкие семантические единицы – лексические множества и подмножества (ветви дерева) и, наконец, на лексико-семантические классы (листья дерева). При разметке на основе данного словаря каждое слово семантически может быть представлено набором признаков, соответствующих положению слова в конкретной ветви онтологии, т. е. слово получает обозначение для своего семантического класса и для каждого из своих гиперонимов. В рамках проекта была предпринята попытка использовать данное семантическое представление. В зависимости от положения слова в онтологическом дереве словаря каждому слову было присвоено от трех до пятнадцати признаков. Вместе с тем, такое иерархическое представление данных не является репрезентативным для семантического картирования, так как не позволяет сравнивать слова из разных поддеревьев, к тому же каждый раздел словаря обеспечивал независимую иерархию, не сопоставимую с иерархиями в других разделах. Расстояние между двумя словами из разных ветвей устанавливается как бесконечное, поскольку у них отсутствует хотя бы один общий семантический признак (общий гипероним). То есть, к примеру, любое существительное и любой глагол по такой разметке имеют нулевую близость, что не соответствует требуемым критериям. Эта разметка также не подразумевает наличие ситуационной информации в словах, например, ситуации чаепития (*чай* ситуативно близок *сахарнице*) или ситуации угрозы (*направлять* ситуативно близок к *жертве*). Ещё проблема может заключаться в том, что один и тот же референт может обозначаться разными словами с очень разной семантикой (например, «вожатый» и «бродяга»). Получаемые вектора во времени могут иметь очень разреженный вид по причине их относительно редкой встречаемости в стимулах, что затрудняет их использование в задаче регрессии.

Для классификации слов по ситуативной близости можно использовать толково-комбинаторный словарь (Мельчук, Жолковский, 2016). Его подход заключается в постулировании множества лексических функций для ситуативно близких слов. Лексическая функция сопоставляет слову определённые ситуативно связанные с ним слова. Для каждой ситуации перечисляются слова, которые структурно связаны с этой ситуацией (например, *сдавать* и *экзамен*). С помощью такого словаря можно утверждать о некоторой ситуативной близости между словами, участвующих в одной ситуации.

Представление слов в виде векторов в пространстве их контекстов — одна из основных идей дистрибутивной семантики (Mikolov et al., 2013). Существуют алгоритмы, которые на больших корпусах текстов обучаются на основе попыток угадывать контекст слова в окне определённого размера: то есть, определённое количество слов до и после данного слова. Одним из способов вычисления векторных представлений являются алгоритмы нейронной сети *word2vec* (<https://code.google.com/archive/p/word2vec/>). Для аннотации текстов может использоваться одна из моделей, в частности, для данного проекта была использована модель, обученная на наиболее репрезентативной выборке текстов: на русской Википедии и текстах из Национального корпуса русского языка (НКРЯ). При выборе материала для обучения модели целесообразно исходить из того, что Википедия является наиболее актуальным и полным аналогом энциклопедического словаря, а Национальный корпус — это наиболее полный академический ресурс текстов на русском языке.

Лингвистический корпус в общем случае представляет собой совокупность текстов, собранных и размеченных в соответствии с целями создания корпуса. Корпусы применяются в качестве материала исследования и инструмента при решении различных лингвистических задач. Для решения лингвистических задач состав корпуса должен хорошо репрезентировать генеральную совокупность текстов языка или множество текстов, для которых проводится исследование. Для широких лингвистических задач целесообразно использовать наиболее универсальный корпус, то есть корпус, пропорционально представляющий

различные тексты (тексты различных авторов, тексты разных жанров и периодов) – каждый тип текста должен иметь такую же долю в корпусе, какую он имеет в языке. НКРЯ является наиболее универсальным и репрезентативным для русского языка академическим корпусом, он отличается своей полнотой и пропорциональной сбалансированностью (Плунгян, Сичинава, 2004). Корпус включает почти 4,5 миллиона русских текстов общим объёмом более полутора миллиардов слов. Добавление корпуса русской Википедии делает материал для обучения модели репрезентативным для широчайшего круга тематических областей.

В результате обучения на корпусе модели word2vec каждому слову языка сопоставляется вектор заданной длины (Turney, Pantel, 2010). В избранной модели формируется 300-мерный вектор, характеризующий использование слова в текстах обучающего корпуса (Kutuzov, Kuzmenko, 2017). Подход основывается на том, что семантически близкие слова имеют схожую сочетаемость в языке и характеризуется близкими векторами. Это позволяет вычислять семантические расстояния между любыми словами языка и, таким образом, построить семантическое пространство. В исследованиях по дистрибутивной семантике чаще всего используется косинусная мера, которая вычисляется по формуле:

$$\cos \theta = \frac{\sum_{i=1}^n A_i \times B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (A_i)^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^n (B_i)^2}} \quad (17)$$

где A и B — два вектора, расстояние между которыми вычисляется, θ – угол между ними. Слова, относящиеся к одной и той же семантической области, как правило, встречаются в сходных контекстах и, следовательно, имеют высокий коэффициент близости. Такой автоматический метод приписывает вектор слову и уточняет этот вектор на всех вхождениях этого слова, поэтому редкие слова могут иметь вектора, некорректно описывающие близость к другим словам. Это может потребовать дополнительной фильтрации или перепроверки.

В то же время сама по себе разметка word2vec не различает омонимы (синонимы и антонимы тоже получаются близкими, потому что встречаются в

похожих контекстах), а отдельные компоненты векторов оказываются неинтерпретируемыми и поэтому не могут быть использованы для корреляций с BOLD-сигналом. Для устранения второго недостатка можно использовать методику, похожую на предложенную Хутом (Huth et al., 2016). А именно, использование вектора близости word2vec каждого слова к подмножеству общеупотребительных слов, охватывающих множество тем (как правило, наиболее частотных существительных и глаголов языка). В частности, для русского языка, в доступном векторном пространстве расстояния от каждого слова в тексте можно рассчитывать до 997 наиболее часто встречающихся слов русского языка по частотному словарю (Ляшевская, Шаров, 2009). То есть, каждое слово из текстов-стимулов представляется как вектор расстояний до 997 слов-признаков на основе word2vec. Таким образом, слова в текстах по-прежнему можно сравнивать друг с другом, а каждый компонент в векторе разметки интерпретируем.

Нейросети тренируются внутри одного языка. Поэтому сравнивать напрямую нейросемантические подходы и результаты для разных языков (кросскультурно) проблематично. До какой-то степени можно заниматься поиском общих мест в семантике, потому что достаточно много слов взаимно переводимы. Но в то же самое время набор слов в одинаковых ситуациях для разных языков может существенно различаться, например, онтологии в части культуры и эмоций существенно зависят от культуры и могут иметь разные языковые модели. Можно только предположить, что данный метод на основе дистрибутивной семантики будет наиболее эффективным для разметки стимульных материалов также и на других языках. Другим возможным ограничением метода для кросс-культурного применения может являться то, что носители разных языков могут обладать разными нейрофизиологическими картами репрезентации языковых понятий. С учётом данных возможных ограничений утверждается, что предлагаемый метод применим (а) для русского языка, и (б) для нейрофизиологического картирования с привлечением испытуемых, для которых русский язык является родным.

Неинвазивные методы мозгового картирования, такие как функциональная магниторезонансная томография (фМРТ), позволили установить впечатляющие связи между психологическими исследованиями когнитивных функций и нейронаукой. Однако экологическая валидность подобных конвергентных работ обычно довольно низка. Это может стать критическим недостатком когнитивной нейронауки, поскольку оценки когнитивных достижений способны меняться драматическим образом, когда исследования проводятся в условиях и на материале, соответствующих привычным условиям жизнедеятельности. Примером может служить изменение представлений о возможностях памяти человека, когда предъявление буквенно-цифровых последовательностей было заменено показом сложных естественных изображений (Standing, 1973; Velichkovsky, 1982; Brady et al., 2008).

Аналогично этому, основной массив результатов психолингвистических и нейролингвистических экспериментов может иметь артефактный характер, так как они проводились с использованием в качестве стимульного материала изолированных слов или, в лучшем случае, предложений. Похожая линия нейролингвистических экспериментов с непрерывными фрагментами русскоязычной устной речи в качестве стимулов и использованием более традиционной методологии когнитивного вычитания была проведена (Ushakov et al., 2019). Несмотря на значительный объём полученных данных, исследователям так и не удалось продемонстрировать стабильные различия в интуитивно явно различающихся по семантике текстах. Это может объясняться как концептуальными, так и техническими особенностями экспериментов. Во-первых, причиной неудачи может быть общая неприспособленность когнитивного вычитания для картирования высших психологических функций (Friston, 1998; Friston et al., 1996). Во-вторых, причиной может быть использовавшийся стимульный материал, который, в отличие от нарративных текстов Хута и коллег (Huth et al., 2016), не провоцировал со стороны испытуемых сколько-нибудь личностного отношения к описываемым событиям. Наконец, в этих экспериментах использовался стандартный протокол фМРТ сканирования с

относительно продолжительным временем повторения (RT), равным 2000 мс; столь низкая временная разрешающая способность метода могла быть недостаточной для измерения потока устной речи.

В данной диссертации в рамках решения поставленных целей и задач была предпринята попытка насколько возможно исправить эти недостатки. Так, использование нового протокола сверхбыстрого многополосного сканирования значительно улучшило временную разрешающую способность метода фМРТ. Классический подход (макроанализ) к обработке данных состоит в контрастировании активации мозга при предъявлении трёх радикально различных групп текстов, одна из которых содержит описания (из личностной перспективы) эпизодов жизни с элементами угроз и их разрешения, тогда как две других состоят из литературных описаний природы и принципов функционирования технических устройств. Новый подход (микроанализ) в основных чертах отталкивается от методологии работы Хута и коллег. В рамках этого подхода в качестве основы для количественного описания семантических характеристик были учтены типичные контексты совместной встречаемости слов в текстах на русском языке. Подход Хута и коллег был существенно расширен и обобщён (Huth et al., 2016).

ГЛАВА 2. МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Нейросемантические исследования предполагают повоксельное описание активности мозга испытуемых в ответ на продолжительное акустическое предъявление осмысленного нарратива. В данной работе в качестве стимуляции использовались пять оригинальных лично значимых рассказов по 300 слов в каждом (всего около 1500 различных словоформ), описывающих от первого лица некоторые актуальные общественно-политические угрозы и их преодоление. При проведении эксперимента использовался сбалансированный план, в котором порядок предъявления каждой из групп текстов систематически менялся по схеме Латинского квадрата. Внутри блоков порядок отдельных текстов менялся псевдослучайным образом. Перед началом эксперимента проводились измерения индивидуальных анатомических особенностей мозга испытуемых и фМРТ состояния покоя. После эксперимента испытуемый отвечал на вопросы специальной анкеты. Рассказы были записаны профессиональным диктором и предъявлялись на слух в случайном порядке (каждый текст лишь один раз) испытуемым, находившимся в томографе Siemens Verio 3 Тл. Для повышения разрешающей способности фМРТ использовался параллельный протокол ультрабыстрого сканирования со временем повторения 1100 мс; за это время совершалось 56 сканов BOLD-ответов мозга толщиной 2 мм. Собственный шум томографа подавлялся специализированной аппаратурой. В эксперименте приняли участие 25 испытуемых, подписавших информированное согласие на томографические исследования. Для частичного апробирования разработанного метода и соответствующего программного модуля был проведён жёсткий отбор наиболее вовлеченных в восприятие и понимание нарративов испытуемых, который включал в себя субъективные (результаты анкетирования) и объективные (анализ разностных карт) данные. С помощью опросников и тестов на содержание нарративов определялось, насколько испытуемые были увлечены их содержанием и могли воспроизвести отдельные эпизоды. BOLD-данные позволили проанализировать активацию слуховых областей, а также структур

мозга, связанных с эмоциональным восприятием и эпизодической памятью, а именно миндалин и гиппокампа. В результате отбора способом пересечения этих двух критериев для дальнейшей обработки были взяты данные семи лучших испытуемых в возрасте от 21 до 26 лет – студентов филологического факультета РГГУ (все правши, среди них пять женщин). Для временной синхронизации письменного текста и акустического сигнала была проведена разметка звучащего нарратива в программе ELAN: были отмечены границы каждого слова на шкале времени. Для семантической разметки каждого слова использовался вектор близости слова к 997 наиболее частотным существительным и глаголам русского языка (вектор слов-признаков). Частотность определялась с помощью словаря О. Н. Ляшевской и С. А. Шарова, а семантическая близость – с помощью предобученной на материалах русского языка модели word2vec.

2.1. Испытуемые

В экспериментах приняли участие 25 испытуемых (среди них 17 женщин). Все они были носителями русского языка, студентами филологического факультета Российского государственного гуманитарного университета в возрасте 21-28 лет, правшами без известной истории неврологических заболеваний. Каждый из испытуемых дал добровольное информированное согласие на участие в экспериментах. Разрешение на проведение исследования было дано локальным Этическим комитетом Национального исследовательского центра «Курчатовский институт» (Протокол №10 от 1 августа 2018 года). Испытуемых просили оставаться в бодрствующем состоянии во время эксперимента и внимательно слушать тексты, чтобы ответить на возможные вопросы об их содержании.

Для целей эксперимента было важно убедиться, что испытуемые действительно слушали тексты. Это контролировалось анализом соответствующей активности в слуховых отделах коры. Полученные при этом данные показали удовлетворительный уровень вовлечённости слуховой коры в

восприятие у всех испытуемых. Помимо нейрофизиологического контроля, была также оценена правильность ответов испытуемых на контрольные вопросы по содержанию каждой из трех тематических групп текстов. После предъявления пяти текстов экспериментатор задавал соответствующий вопрос, на который испытуемый давал вслух ответ. После окончания эксперимента, испытуемые заполняли анкету, где, в частности, повторялись все заданные вопросы. Испытуемый должен был написать ответы и оценить степень своей уверенности в их правильности. Наиболее точно испытуемые отвечали на вопросы о содержании нарративных текстов. По результатам такого контроля данные четырех испытуемых, давших ошибочные ответы на все вопросы, были исключены из дальнейшего анализа.

Многие испытуемые были исключены из анализа по двум критериям. Во-первых, важно было убедиться, что человек в томографе действительно слушает тексты, когнитивно вовлечён в них. Для контроля вовлечённости испытуемых просили заполнить анкету после эксперимента. Испытуемые должны были оценить значимость темы каждого текста по пятибалльной шкале (1 – не значима, 5 – значима). В анкете содержались следующие вопросы для каждого из текстов: “Задумывались ли вы раньше над темой, затронутой в тексте?”, “Разделяете ли вы позицию автора в отношении вопроса, затронутого в тексте?”, “Значима ли для вас затронутая в тексте тема?”. Для дальнейшего анализа были отобраны испытуемые, которые поставили 4 или 5 баллов не менее чем трём текстам из пяти. Во-вторых, значимость зарегистрированного BOLD-сигнала контролировалась по сравнению с состоянием покоя. В качестве критериев была выбрана активность мозга во всех вокселях и, в частности, в некоторых значимых зонах, таких как гиппокамп и миндалевидное тело (Kerestes et al., 2017). Следование этим двум принципам позволило выделить для частичного тестирования разработанного метода подгруппу из семи человек для дальнейшего анализа (5 женщин, средний возраст 23,8 года).

2.2. План эксперимента

При проведении эксперимента использовался сбалансированный план, в котором порядок предъявления каждой из групп систематически менялся по схеме Латинского квадрата. Внутри блоков порядок отдельных текстов менялся псевдослучайным образом. Перед началом эксперимента проводились измерения индивидуальных анатомических особенностей мозга испытуемых и фМРТ состояния покоя. После эксперимента испытуемый отвечал на вопросы специальной анкеты (см. выше).

В исследовании был реализован метод временной корреляции (Wehbe et al., 2014) и найдено соответствие между размеченным входным текстом и зарегистрированным во времени сигналом фМРТ. Тексты предъявлялись испытуемым в томографе в аудиоформате, и для последующего анализа каждое слово из текстов размечалось как семантический вектор. Были применены различные методы разметки. Сигнал фМРТ, зарегистрированный во время предъявления текстов, был представлен как активация вокселей во времени. Далее была найдена матрица пересчёта между двумя сигналами (входной семантический и выходной — фМРТ), и с помощью метода главных компонент и кластеризации были найдены группы слов из текстов со схожими паттернами активации у испытуемых. Нейросемантическая гипотеза состоит в том, что семантически связанные слова и понятия обрабатываются близкими областями мозга. Целью является изучение (а) какая семантическая репрезентация целесообразна для анализа и (б) каково возможное распределение областей мозга, участвующих в обработке сходных слов — компактны ли эти области или распределены по коре.

2.3. Стимульный материал

Стимульный материал состоял из пяти оригинальных текстов на русском языке, составленных Б. М. Величковским и носящих автобиографический характер (1500 словоформ). Каждый текст представлял собой небольшой эмоциональный рассказ автора, описывающий события личной жизни и затрагивающий важные социальные проблемы современной жизни. Тексты были озвучены профессиональным диктором и устно предъявлялись испытуемым. Предполагалось, что эмоциональные нарративы от первого лица, как и затрагиваемые темы, обеспечат интерес и вовлечение хотя бы части испытуемых. Уровень когнитивной вовлеченности контролировался анкетой, последующим тестом на память текстов и визуализацией активности мозга. Порядок предъявления текстов был случайным. В отличие от работы Хута и типичных экспериментов с нейровизуализацией каждый стимульный текст предъявлялся только один раз для предотвращения семантической насыщенности материала и общего привыкания.

Семантика стимульного материала должна быть формализована и подготовлена для дальнейшего анализа, поэтому каждому слову в текстах была присвоена семантическая и временная разметка. Время начала и окончания произнесения каждого слова было вручную размечено в программе для речевых аннотаций ELAN — в миллисекундах от начала текста. Семантическая разметка заключалась в предписывании каждому слову 300-мерный вектор `word2vec`, автоматически извлекаемый на основе совместного вхождения слов в Национальном корпусе русского языка и русской Википедии. После этого были отобраны слова-признаки: 500 наиболее часто встречающихся русских существительных и 497 наиболее часто встречающихся русских глаголов. Все эти слова-признаки были размечены с использованием одной и той же дистрибутивной семантической модели `word2vec`. Для каждого слова исходного текста вычислялась близость с каждым из слов-признаков по косинусной метрике на основе векторов `word2vec`. Таким образом, каждое слово из текстов получило

997-мерный репрезентативный вектор как совокупность близостей данного слова к каждому из 997 слов-признака.

2.4. Параметры сканирования и предобработка сигнала BOLD

Испытуемый помещался в сканер магниторезонансного томографа (МРТ) Magnetom Verio 3T (Siemens, Германия) с головной катушкой, имеющей 32 канала и широким зевом сканера (диаметр — 75 см). При функциональной регистрации использовался ультрабыстрый многополосной протокол (Multi-Band Accelerated EPI Pulse Sequence). Регистрация функциональных данных осуществлялась, как отмечалось, для условия покоя (первые 8 минут) и при прослушивании стимульных текстов (примерно 20 минут).

T1-взвешенная сагиттальная трёхмерная подготовленная намагничиванием последовательность (быстрое градиентное эхо) была получена со следующими параметрами визуализации: 176 срезов, TR = 1900 мс, TE = 2,19 мс, толщина среза = 1 мм, угол поворота = 9°, время инверсии = 900 мс, FOV = 250x218 мм. Данные фМРТ были получены со следующими параметрами: TR = 1100 мс, TE = 33 мс, 56 срезов, толщина среза = 2 мм, пространственное разрешение в каждом срезе = 2x2 мм, угол поворота = 90°, FOV = 192x192 мм.

Перед дальнейшей работой необходимо выполнить процедуру предобработки фМРТ данных. Цель предобработки фМРТ данных заключается в нахождении и исправлении всевозможных артефактов, которые могут внести серьёзные ошибки в каждом из последующих шагов метода. Задачи обработки:

- Минимизация ошибок, связанных со сбором данных и физиологическими артефактами;
- Стандартизация расположения регионов мозга у разных испытуемых для достижения обоснованности применения группового анализа.

Обработка проводится как для фМРТ данных, так и для анатомических МРТ данных, полученных до эксперимента, с помощью библиотеки SPM8 (Friston, 1996), в которой были выполнены следующие этапы обработки:

- Визуализация и удаление артефактов
- Коррекция временного смещения между срезами
- Приведение центра анатомо-функционального изображения к передней комиссуре (ПК)
 - Расчет вектора движения головы и коррекция данных по полученному вектору
 - Физиологические коррекции
 - Коррекция неоднородности поля для функциональных данных
 - Ко-регистрация функциональных изображений с анатомическими
 - Сегментация анатомических изображений на серое, белое веществ и спинномозговую жидкость
 - Пространственная нормализация анатомических и функциональных изображений
 - Пространственная фильтрация
 - Временная фильтрация

Данные BOLD-ответов испытуемых обрабатывались индивидуально с использованием программного обеспечения SPM8 (Wellcome Trust Centre for Neuroimaging, London, Великобритания) в MATLAB R2018a (Mathworks, Natick, США). Предобработка фМРТ данных состояла в коррекции вызванных движениями испытуемого искажений, совмещении всех функциональных данных с индивидуальным анатомическим объемом мозга, конвертировании образов в координаты MNI-пространства Монреальского неврологического института (Evans et al., 1992) и пространственном сглаживании с Гауссовым ядром 8 мм (полная ширина на половине высоты). Схематично методы продемонстрированы на рисунках 6 и 7.



Рисунок 6 – Система обработки, с помощью которой обрабатывались анатомические данные и строились анатомические МР-изображения



Рисунок 7 – Метод построения функциональных изображений

Предобработка велась с помощью библиотеки SPM8 (Statistical Parametric Mapping – статистическое параметрическое картирование), которая использует воксельный подход: нужно данные привести к известному анатомическому пространству, чтобы локализовать местонахождение в некотором участке мозга определённого ответа на воздействие в ходе эксперимента (Marsman et al., 2012). SPM8 является наиболее распространённым инструментом для визуализации функционально специализированных ответов головного мозга (Brett et al., 2002).

Данный программный продукт анализирует томографическое исследование головного мозга. В нейровизуализации сравниваются одни группы субъектов с другими или сравниваются показания в ходе динамических обследований внутри одного субъекта для заключения о различиях.

Перед тем как рассмотреть использование данных при апробации, необходимо кратко показать, как временные ряды сканируемых изображений преобразуются и накладываются на некоторую стандартную анатомическую модель.

Сначала производятся пространственные преобразования: чтобы скомбинировать данные из разных изображений одного и того же субъекта (или разных субъектов), необходимо, чтобы они были наложены на единую анатомическую систему координат.

2.4.1. Пространственное выравнивание и нормализация

Анализ данных нейровизуализации, как правило, начинается с серии пространственных преобразований. Эти преобразования направлены на сокращение нежелательной компоненты – смещение срезов, которое формирует различия между сериями сканирований. При воксельном анализе предполагается, что данные, снимаемые с определенного вокселя, соответствуют одной и той же части мозга. Нарушение этого предположения повлечет артефактные изменения в интенсивности сигнала от вокселя, которые могут затуманить или изменить область интереса. Даже анализ одного объекта осуществляется в стандартном анатомическом пространстве, просто чтобы сделать возможным наложение локальных специфических эффектов на систему координат, которая может быть связана с другими исследованиями (Friston et al., 1995).

2.4.2. Выравнивание

Первый шаг – это выравнивание данных с целью "отмены" последствий движения объектов при сканировании. Данные, как правило, пространственно сглаживаются перед запуском выбранного анализирующего процесса.

Даже очень слабые движения головой во время эксперимента могут быть основным источником ошибок, если не обработать их правильно. При анализе временного ряда вокселя предполагается, что он отражает один и тот же регион мозга в каждый момент времени, а движения головой могут опровергнуть это предположение. Такие артефакты могут быть исправлены с помощью евклидовых преобразований. Цель коррекции – поиск самого лучшего совпадения входного изображения и некоего целевого изображения. Для такого выравнивания одно из изображений нужно преобразовать. Такое преобразование включает в себя 3 поворота и 3 параллельных переноса. Целевое изображение – это обычно либо первое, либо среднее изображение в стеке фМРТ данных. Цель состоит в нахождении множества параметров, которое минимизирует некоторую функцию потерь, оценивающую подобие между данным изображением и целевым изображением. Пример такой функции потерь – сумма квадратов разностей или взаимная информация.

Линейные преобразования делятся на:

- Евклидовы (6 степеней свободы) – повороты и параллельные переносы
- Подобия (7 степеней свободы) – повороты, параллельные переносы и растяжения
- Аффинные (12 степеней свободы) – повороты, параллельные переносы, растяжения и скосы

Изменения в интенсивности сигнала из любого вокселя с течением времени могут возникнуть от движения головы, что представляет серьёзное затруднение, особенно при фМРТ исследованиях. Несмотря на ограниченность движений головы, система исследуемых объектов может дать смещения до нескольких

миллиметров. Выравнивание включает в себя оценку шести параметров аффинного преобразования "твёрдого тела" (Jenkinson, Smith, 2001), которая минимизирует различия (сумма квадратов) между каждым последующим сканом и референтным сканом (обычно это первый скан или усредненный скан по всей временной серии).

Однако в фМРТ исследовании даже после совершенного выравнивания связанные с движением сигналы могут всё ещё сохраняться. В этом случае требуется следующий этап, на котором данные очищаются от остаточных эффектов движений (Collignon et al., 1995).

2.4.3. Очищение от артефактов движения

В крайних случаях вплоть до 90% величины дисперсии во временных рядах фМРТ исследования может быть обусловлено эффектами движения после выравнивания. Причина существования этих компонент, связанных с движением, кроется в невозможности их устранения с помощью линейной аффинной модели. Эти нелинейные эффекты включают:

- 1) движение субъекта во время сбора данных для построения сканов,
- 2) артефакты интерполяции,
- 3) нелинейные искажения из-за неоднородности магнитного поля,
- 4) эффект возбуждения спинов во времени.

Эти несколько эффектов превращают сигнал, связанный с движением, (y) в нелинейную функцию перемещения (x) в n -ом и предыдущих сканах. Предполагая разумную форму для этой функции, её параметры могут быть оценены с использованием наблюдаемых временных рядов и оценки параметров движения x из процедуры выравнивания. Затем оценка сигнала, связанного с движением, просто вычитается из исходных данных. Эта корректировка может осуществляться в качестве предварительного шага обработки или может быть реализована в модельной оценке при надлежащем анализе (Collignon et al., 1995).

2.4.4. Пространственная нормализация

Различие головного мозга для разных испытуемых может достигать 30% по размеру. Также может быть достаточно существенная разница по форме мозга. Нормализация нужна для того, чтобы путём растяжения, сжатия и деформирования изображения мозга достичь приведения его к некоторому стандарту. Это важно при групповом анализе для сравнения изображений у разных испытуемых.

- Плюсы:
 - Соплассуетса расположение регионов в пространстве;
 - Результаты анализа различных исследований можно сравнивать;
 - Результаты анализа можно обобщить для большего числа людей;
 - Результаты анализа можно усреднять по испытуемым.
- Минусы:
 - Уменьшение пространственного разрешения;
 - Привнесение потенциальных ошибок.

Методы нормализации включают в себя совмещение анатомических ориентиров, линейные и нелинейные преобразования в пространстве, вычислительная анатомия (диффеоморфизмы), а также работу на поверхности коры головного мозга. После выравнивания данных усреднённое или T1-взвешенное изображение серии используется для оценки некоторых параметров искажения, картирующих его на шаблоне, который уже приведён к определённому стандартному анатомическому пространству (Talairach, 1988). Используется аффинное преобразование, где 12 параметров представляют собой пространственную матрицу преобразования (Friston et al., 1995).

Для проведения нормализации анатомических МРТ и фМРТ изображений необходимо сначала провести сегментацию (рисунок 8). Анатомическое МРТ изображение сегментируется на карты серого вещества, белого вещества и спинномозговой жидкости. Находится нелинейное преобразование (поле деформации), наиболее правдоподобно описывающее переходы сегментов.

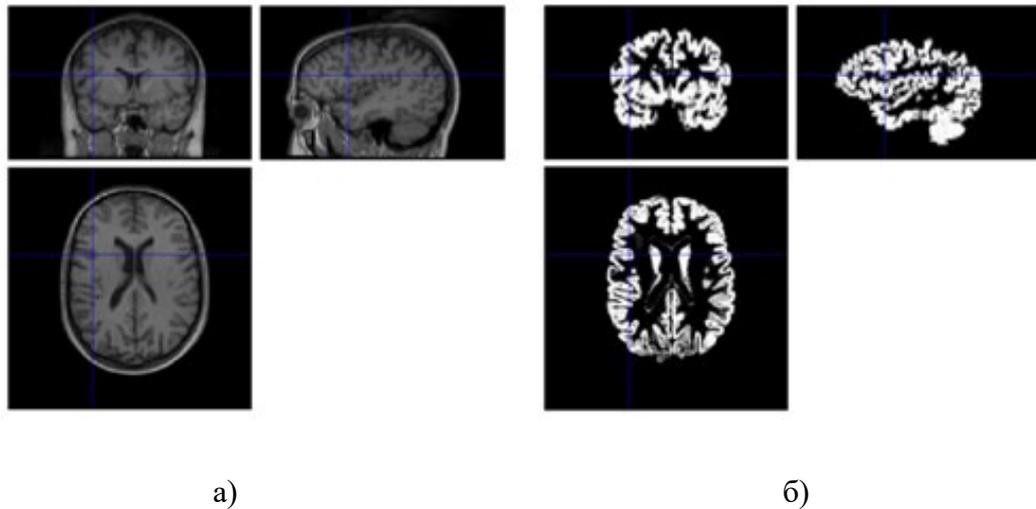


Рисунок 8 – Совмещение (а) анатомического изображения и (б) изображения серого вещества после сегментации

2.4.5. Совмещение функциональных и анатомических данных

Анатомические МРТ данные, полученные в начале эксперимента, полезно соотнести с фМРТ изображениями (рисунок 9). Это позволяет визуализировать активации зон мозга на анатомических данных. А также, выполнение такой процедуры упрощает преобразование фМРТ данных к единой системе координат.

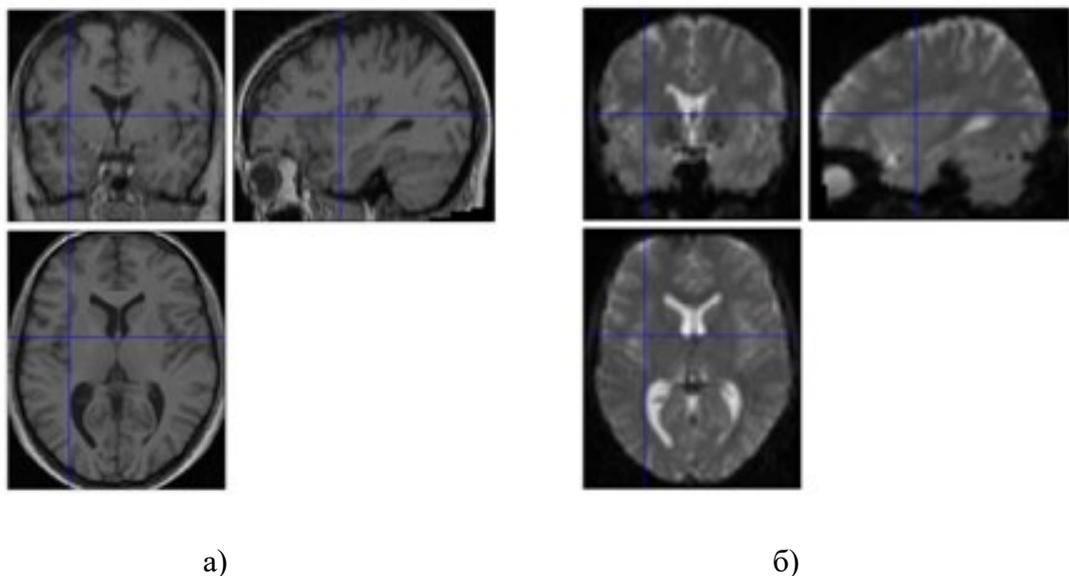
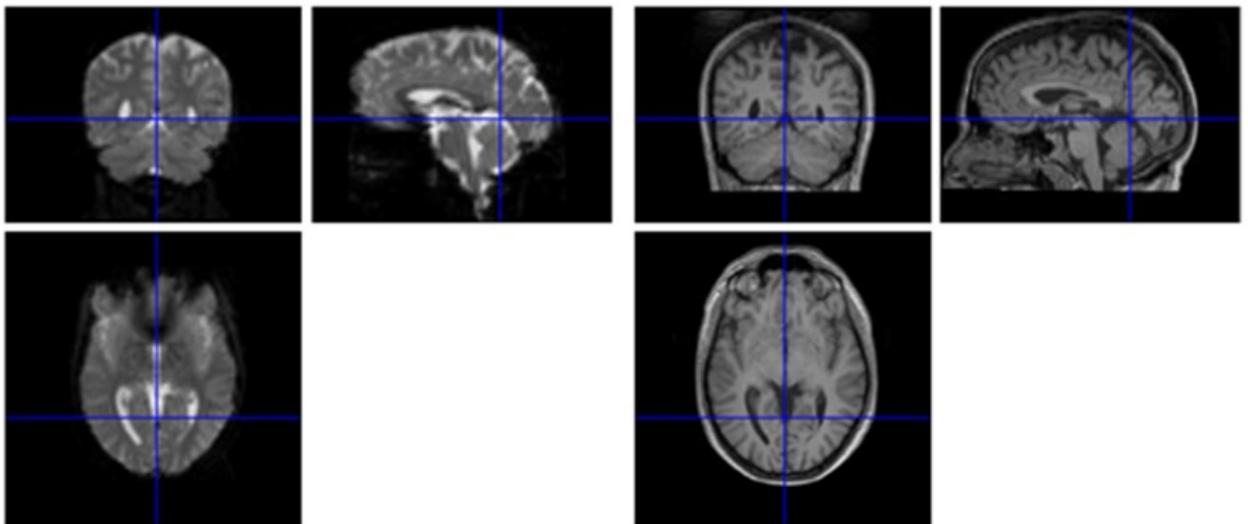


Рисунок 9 – Совмещение (а) анатомического и (б) функционального изображений

Функциональные и анатомические изображения имеют разную интенсивность сигнала в одинаковых зонах, поэтому нельзя пользоваться простым методом вычитания их друг из друга. Их формы могут отличаться, поэтому нужно использовать аффинные преобразования и функции потерь для проведения корегистрации (рисунок 10). Однако при использовании эхо-планарного метода визуализации геометрические искажения T2*-взвешенных изображений относительно анатомических T1-взвешенных являются особенно серьёзной проблемой из-за очень низкой частоты, приходящейся на одну точку в направлении фазового кодирования. Обычно в случае эхо-планарной фМРТ неоднородность магнитного поля, достаточная для дефазировки спинов на величину 2π в плоскости среза, соответствует искажению вокселя в этом же срезе. Были предложены "выпрямляющие" схемы, корректирующие эффекты искажения. Однако это искажение не является проблемой, если функциональные данные пространственно нормализованы (Ashburner, Friston, 2005).

$$\begin{aligned} X1 &= 0.333 \cdot X - 0.002 \cdot Y - 0.005 \cdot Z - 9.547 \\ Y1 &= 0.002 \cdot X + 0.333 \cdot Y - 0.012 \cdot Z - 11.247 \\ Z1 &= 0.002 \cdot X + 0.004 \cdot Y + 1.000 \cdot Z + 8.356 \end{aligned}$$

а)



б)

в)

Рисунок 10 – Коэффициенты аффинных преобразований (а), $\{X1, Y1, Z1\}$ – координаты функционального изображения (б), $\{X, Y, Z\}$ – координаты анатомического изображения (в)

2.4.6. Пространственное сглаживание

При обработке фМРТ данных часто пространственно сглаживают изображения (рисунок 11). Это может улучшить отношение «сигнал-шум», утвердить предположения о распределении, смягчить жёсткие края и удалить артефакты. Причины для сглаживания данных:

1) Пространственное разрешение гемодинамических сигналов является достаточно высоким и составляет от 1 до 6 мм. Несмотря на потенциально высокое разрешение, реализуемое при фМРТ исследовании, активации могут проявляться в недостаточно близких местах у разных испытуемых даже после нормализации.

2) В соответствии с центральной предельной теоремой сглаживание данных приведет распределение ошибок к виду нормального распределения и обеспечит достоверность выводов на основе параметрических испытаний.

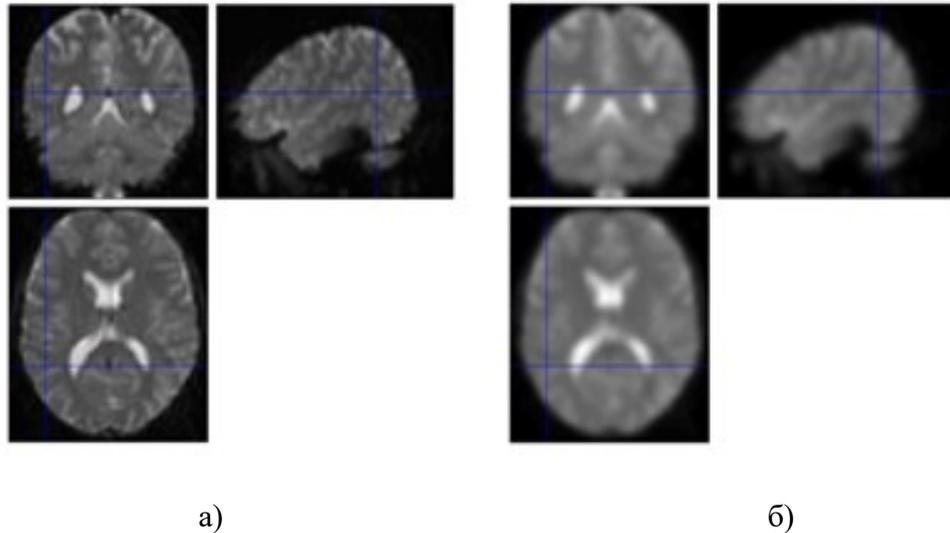


Рисунок 11 – Изображение функционального МРТ (а), и его же после сглаживания (б)

- Плюсы:
 - Позволяет преодолеть ограничения нормализации путем размытия остаточных анатомических различий;
 - Улучшает отношение сигнал-шум;

- Минусы:
 - Уменьшает пространственное разрешение.

Пространственное наложение и нормализация могут происходить при различных пространственных масштабах в зависимости от анатомической параметризации. Особое внимание следует уделять роли нормализации в процессе устранения нежелательных различий для реализации последующего анализа данных. Тем не менее, нужно отметить, что в результате пространственной нормализации получаются как пространственно нормированные изображения, так и поле деформации, содержащее важную информацию об анатомии (Collignon et al., 1995).

2.5. Представление модели структур головного мозга

Важнейшим шагом в обработке фМРТ данных является анализ сигналов, полученных из различных регионов головного мозга человека. Для этого используется атлас (или парцелляция) – карта основных зон головного мозга, в частности, серого вещества. Работы по уточнению атласов продолжаются постоянно. Одна из современных работ была выполнена Глассером (Glasser et al., 2016).

Фундаментальное преимущество атласа Глассера состоит в том, что он совмещает основные свойства, на которых базируется создание атласов (архитектура, связность, функциональность, топография). Это позволяет с большой уверенностью разграничивать зоны, потому что зоны будут отличаться сразу по нескольким независимым друг от друга признакам. Все четыре свойства были проанализированы и исследованы на основе различных данных МРТ высокого качества, предоставленных НСР (Human Connectome Project) (Essen et al., 2013). Для определения архитектурных качеств были использованы анатомические изображения МРТ. Функциональная МРТ использовалась для выявления связности зон и топографической организации зон (фМРТ в состоянии покоя), а также для измерения функциональности зон (фМРТ с задачами). Этот

атлас также использует весь неокортекс в обоих полушариях (выделено 180 зон в каждом) (рисунок 12).

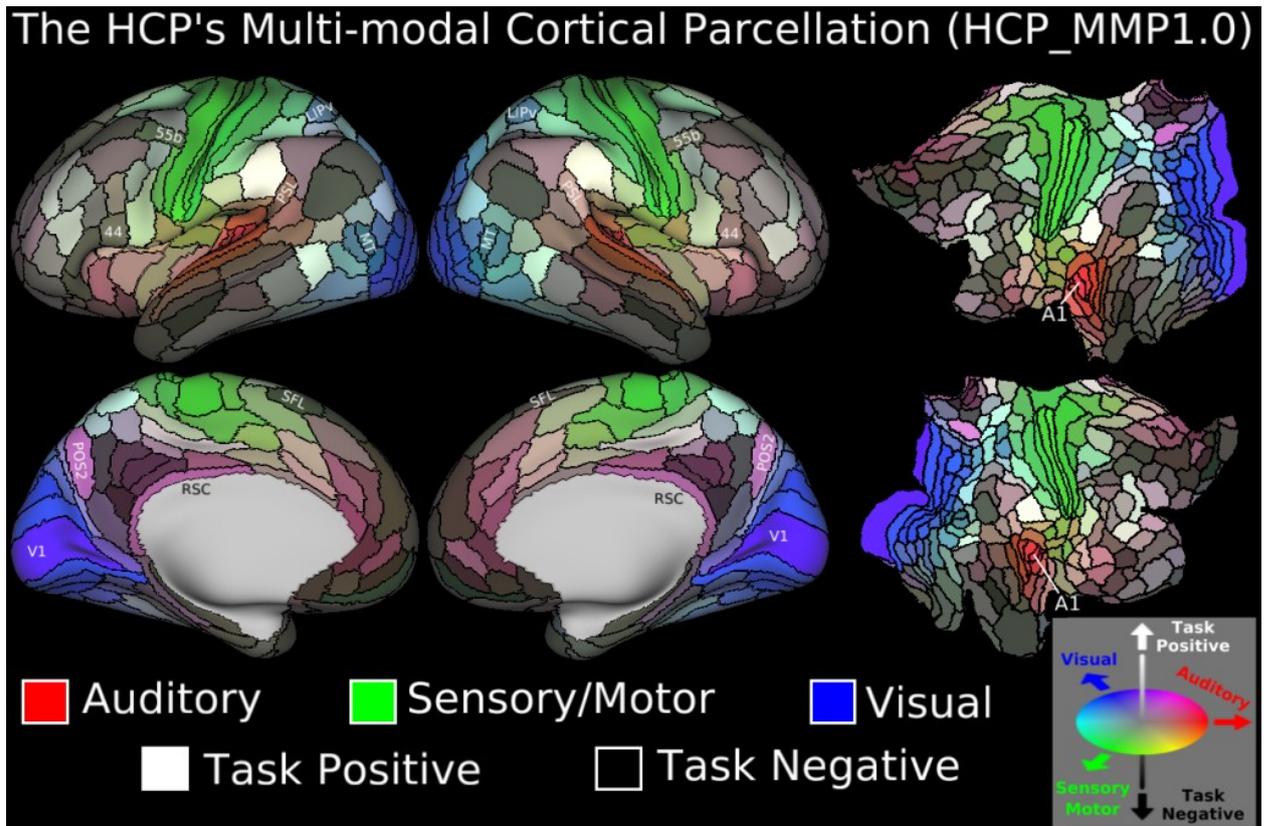


Рисунок 12 – Функциональная парцелляция коры головного мозга

Было принято решение взять за основу атлас Глассера. Атлас Глассера содержится в файлах с форматом CIFTI (Connectivity Informatics Technology Initiative) (Coalson et al., 2013), используемым в базах данных Human Connectome Project (HCP). Этот формат отличается от стандартизированного формата NIFTI (Cox et al., 2004), применяемого в большинстве программ по обработке данных, связанных с мозгом. NIFTI файлы обычно представляются как трёх- либо четырёхмерные матрицы интенсивностей. Существуют различные типы файлов CIFTI, в частности, файлы парцелляций (рисунок 13). CIFTI файлы не хранят местоположения вокселей поверхности. Координаты каждого вокселя содержатся в других файлах, с форматом GIFTI (Geometry format under the Neuroimaging Informatics Technology Initiative) (Harwell et al., 2011). Таким образом, можно использовать разные поверхности с разной степенью «надутости».

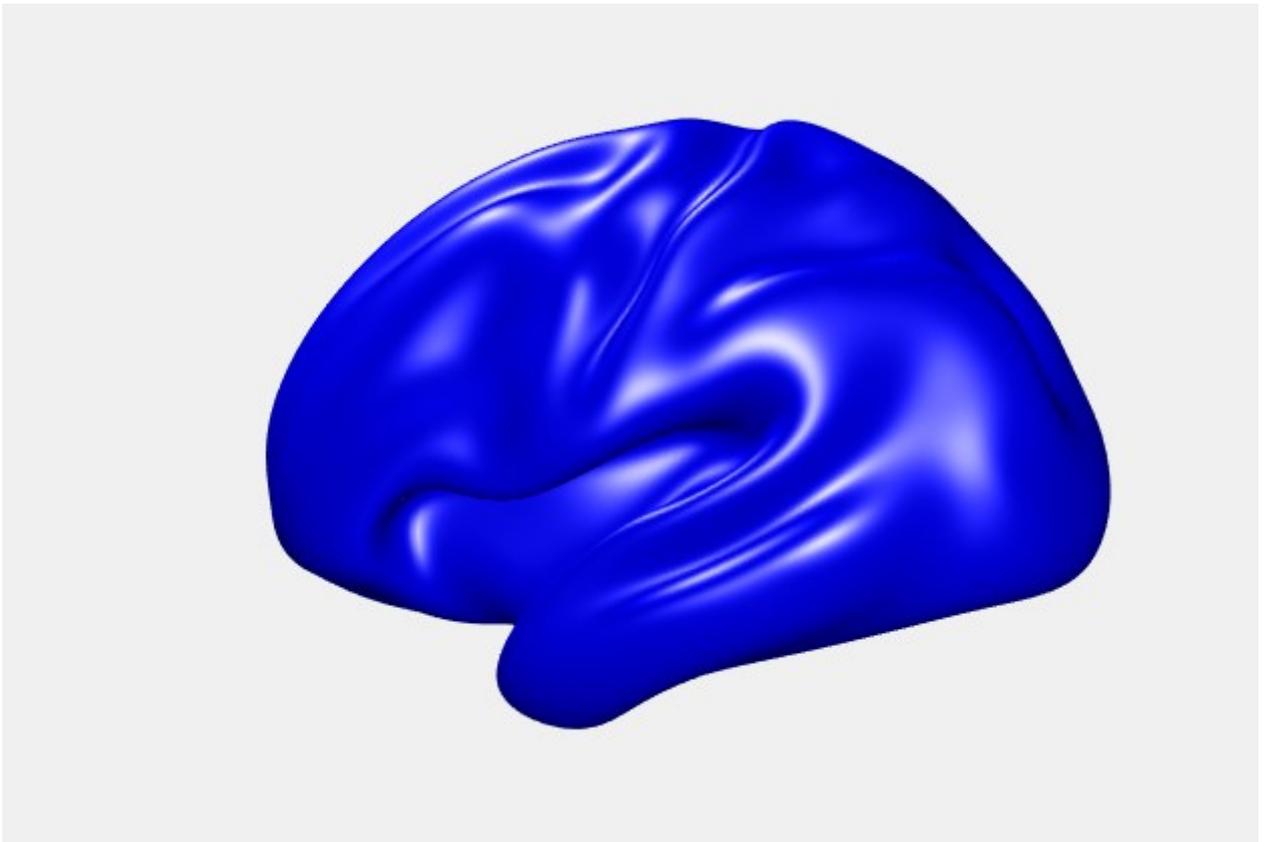


Рисунок 14 – Наиболее раздутая модель поверхности GIFTI

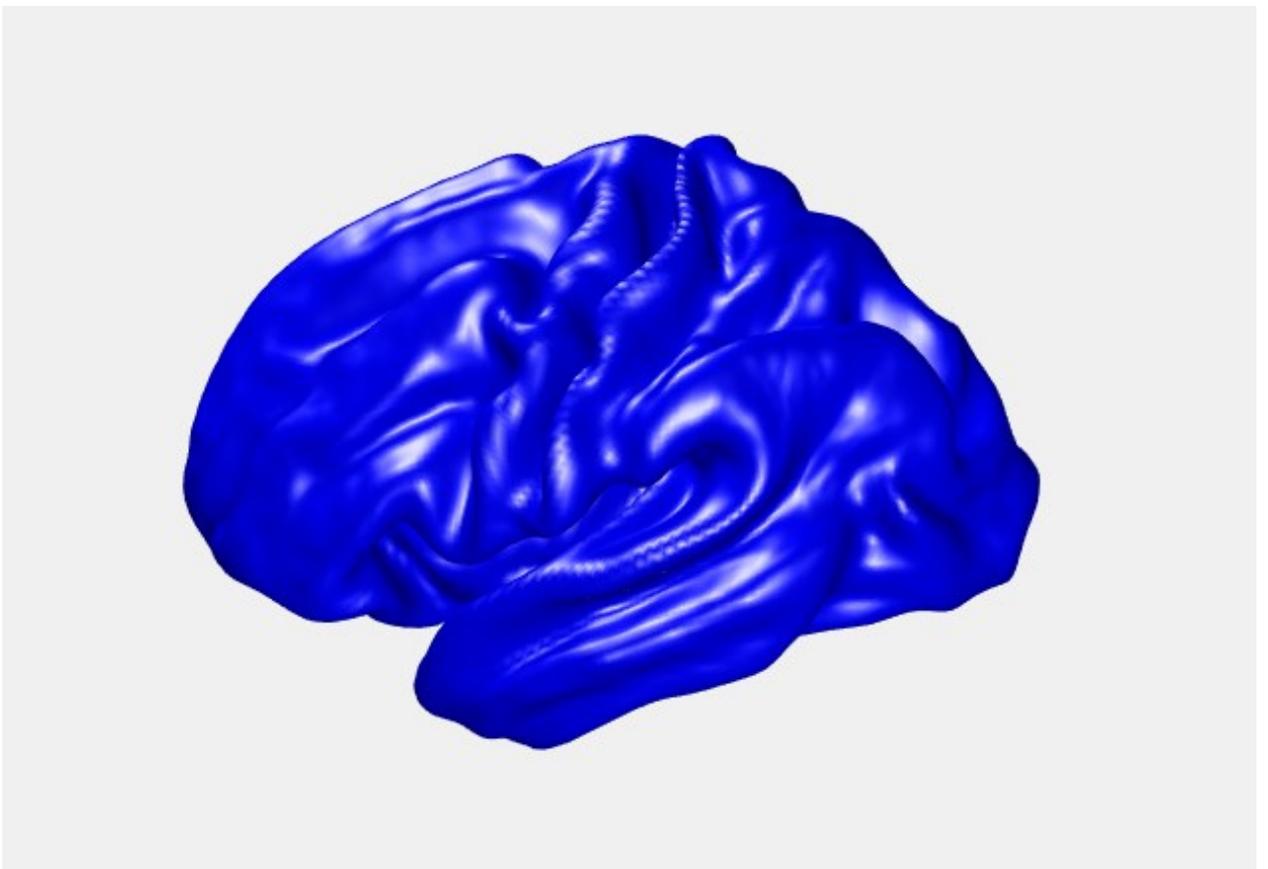


Рисунок 15 – Поверхность GIFTI, соответствующая поверхности мягкой мозговой оболочки

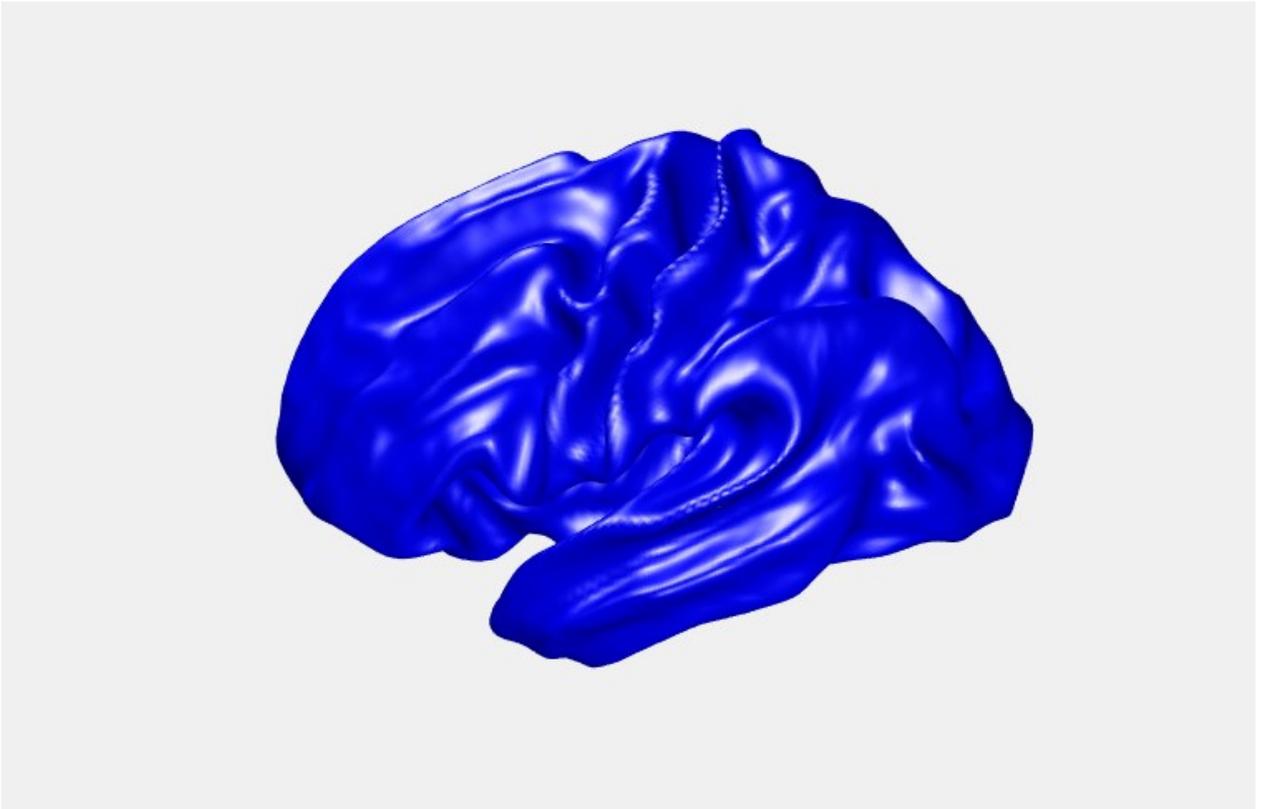


Рисунок 16 – Поверхность GIFTI, соответствующая поверхности белого вещества

Если при первичном переводе атласа в MNI-пространство обнаруживается несоответствие зон серого вещества с совмещённым анатомическим изображением, обычно принимается решение использовать более сильное пространственное размытие, чтобы покрыть всё серое вещество. Для этого создаются несколько моделей атласа с различными параметрами функций (коэффициентами глубины построения), а также с использованием поверхностей с различной степенью размытости (рисунки 4, 5, 6). Однако, помимо серого вещества атлас может затрагивать белое вещество и цереброспинальную жидкость. Для удаления лишних участков атласа, попавших не на серое вещество, могут использоваться стандартизированные маски белого вещества и цереброспинальной жидкости. Для интеграции в полученный атлас внутренних структур используется стандартизированный атлас AAL (Automated Anatomical Labeling) (Tzourio-Mazoyer et al., 2002). Из атласа AAL извлекаются карты

внутренних структур, которые после пространственного размытия вводятся в ранее полученный атлас (рисунок 17).

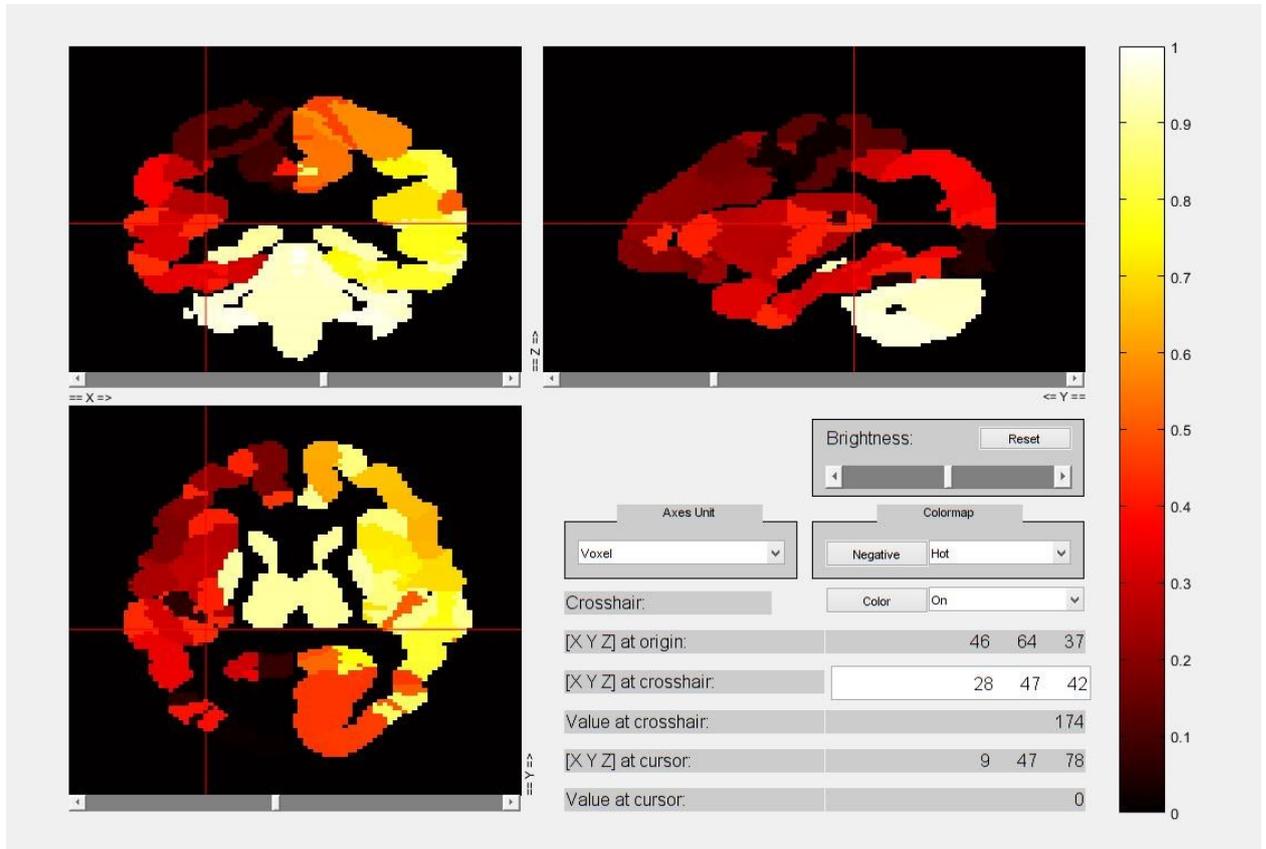


Рисунок 17 – Визуализированный атлас с добавленными внутренними структурами, представленный в трёх взаимно перпендикулярных плоскостях

Для возможности удобного использования атласа проводится работа по его аннотированию, то есть приведению каждой зоне в соответствие её функциональная специализация. Для решения такой задачи используются данные результатов фМРТ с задачами, которые были проведены авторами атласа в рамках НСР. Применяется автоматизированный подход, выделяющий наиболее высокие контрасты в данных и сопоставляющий каждому региону наиболее высокие контрасты в нём. фМРТ с задачами используется для исследования функциональной мозговой активности, вызванной задачами. Итоговый атлас коры и внутренних структур головного мозга человека содержит 401 зону: по 180 зон в каждом полушарии для серого вещества, по 20 зон в каждом полушарии для внутренних структур, и одна центральная зона. На рисунке 18 изображено

посрезовое представление данного атласа, наложенное на усреднённое анатомическое МРТ-изображение высокого разрешения. Из рисунка 18 видно, что атлас идеально описывает все извилины и не касается других тканей (не соответствующих серому веществу). Атлас представлен в унифицированном формате NIFTI и полностью применим и интегрирован для использования в стандартных исследовательских программах обработки фМРТ данных, таких как SPM, FSL, а также адаптирован для оригинальных методов обработки фМРТ-данных.

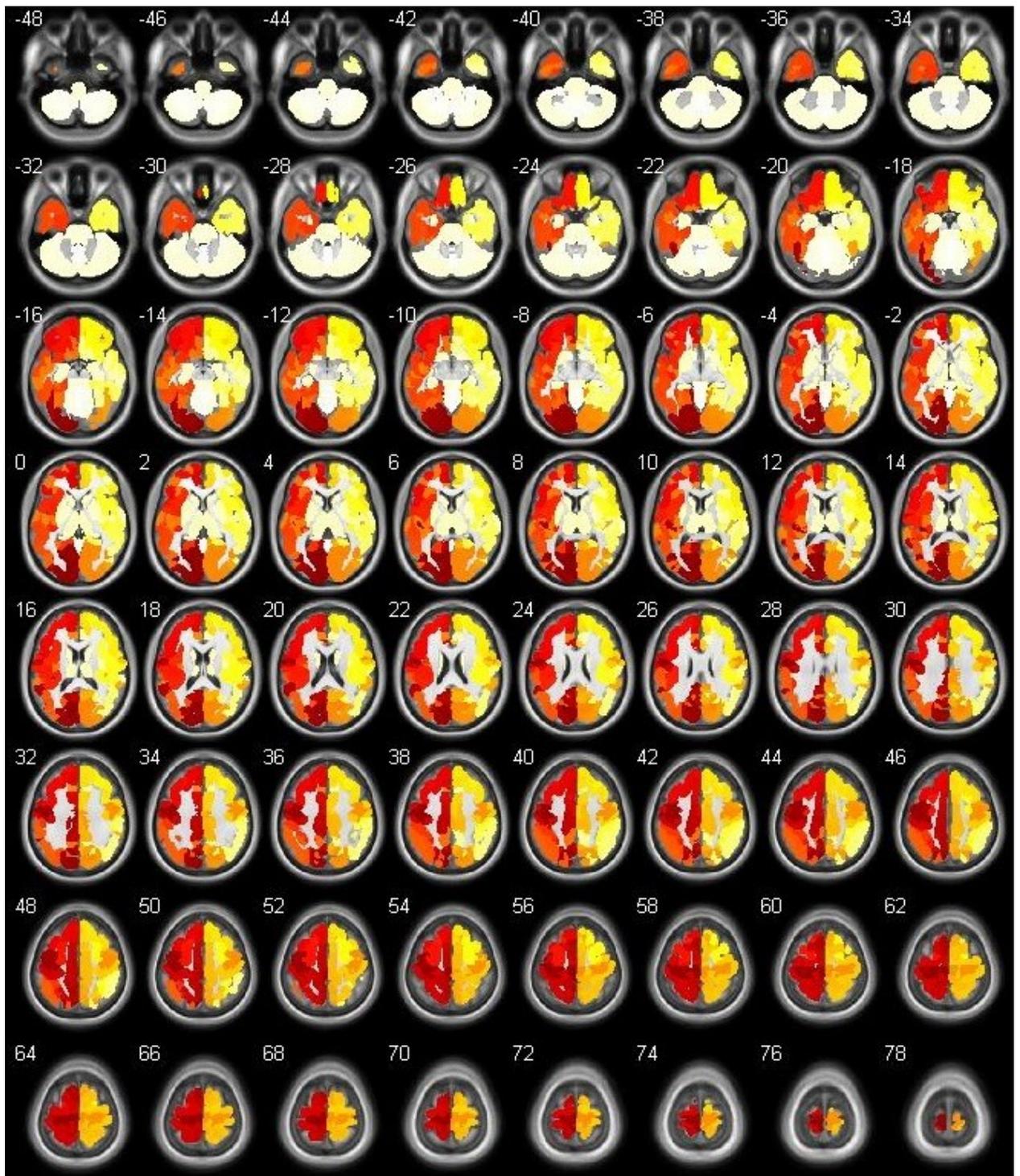


Рисунок 18 – Посрезовое представление разработанного атласа, наложенное на усреднённое анатомическое МРТ-изображение высокого разрешения

2.6. Нейросемантическое картирование головного мозга

Следующий этап обработки данных эксперимента представлял собой центральную часть данной работы, а именно он состоял в разработке и применении метода построения нейросемантических карт головного мозга человека. Он состоит из 6 блоков, показанных на рисунке 19:

1. Предобработка векторного представления текстов.
2. Предобработка записанных фМРТ-данных.
3. Построение регрессионной модели реакции вокселей на стимульный материал.
4. Поиск семантических кластеров.
5. Анализ групп на основе категорий.
6. Визуализация нейросемантических кластеров.

Более подробно и детально этот метод описан в главах 3 и 4.



Рисунок 19 – Общая схема разработанного метода

ГЛАВА 3. МЕТОД НЕЙРОСЕМАНТИЧЕСКОГО КАРТИРОВАНИЯ

В диссертационном исследовании был разработан и реализован метод повоксельного моделирования и последующего картирования полученных кластеров. Все приведённые методы и алгоритмы были реализованы в программной среде MATLAB R2018b. Данная среда была выбрана из-за обширных возможностей и удобства по работе с векторно-матричными данными, используемыми в данном методе на всех этапах, а также инструментария по визуализации и работе с фМРТ данными (Higham, Higham, 2016). Программная реализация обладает достаточной гибкостью и тонкой параметризацией для учёта обширности возможного применения. Метод был апробирован для данных эксперимента со стимульным материалом на русском языке.

Блок 1 формализует семантику стимульного материала для дальнейшего анализа, чтобы каждое слово в текстах получило семантическую и временную разметку. Для темпорального выравнивания время начала и окончания каждого устного слова вручную аннотировалось в программном обеспечении для аннотации речи ELAN - в миллисекундах от начала текста. Для семантической разметки каждому слову был приписан 300-мерный вектор `word2vec`, автоматически построенный на основе совместного появления слов в Русском национальном корпусе и русской Википедии (Kutuzov, Kuzmenko, 2017). После этого были выбраны слова-признаки: 500 наиболее употребляемых русских существительных и 497 наиболее употребляемых русских глаголов (Ляшевская, Шаров, 2009). Все эти слова-признаки были размечены с использованием одной и той же дистрибутивной семантической модели `word2vec`. Для каждого исходного слова из текстов были вычислены близости с каждым из слов-признаков как косинусные расстояния их векторов `word2vec`. Поэтому каждое слово из текстов получило 997-мерный репрезентационный вектор как близость слова к каждому из 997 слов признаков. Блок 2 был подробно описан выше, в разделе 2.4.

Блок 3 решает ключевую задачу соотнесения пространства слов-признаков из стимульных текстов, представленных в векторном виде, и пространства

откликов BOLD-сигналов на эти стимульные тексты. Регрессия методом наименьших квадратов не работает напрямую, потому что количество признаков (4985) больше, чем количество временных отсчетов (467). Эта проблема решается регуляризацией.

Метод перекрестной проверки был использован для нахождения регуляризирующего коэффициента α . Для этого набор данных был разделен на две части: в первой части оцениваются веса для заданного α , во второй части эти веса тестируются. Процедура повторяется для каждого интересующего α . После этого выбирается α с лучшим прогнозом, и веса рассчитываются с использованием всего набора данных и этого α .

В блоке 4 производился анализ эффективности производительности полученной предиктивной модели. Было найдено подмножество наилучших вокселей, соответствующих семантическим характеристикам, представленным словами-стимулами, а именно – подмножество вокселей с наибольшей корреляцией между прогнозируемыми ответами на пятый текст и фактическими ответами BOLD (Hsu et al., 2004). Коэффициенты корреляции варьируются от 0,16 до 0,54. Эти воксели распределены примерно поровну по полушариям и по серому веществу. К весовым матрицам [Воксели x Признаки] для понижения размерности был применен метод главных компонент (PCA). Перед этим признаки усреднялись по времени гемодинамических ответов (то есть из 4985 признаков снова было получено 997 признаков). Для полученных 10 000 вокселей были построены матрицы счетов и нагрузок в пространстве главных компонент, причем в качестве соответствующих измерений использовались первые четыре фактора PCA. После этого слова-стимулы проецировались в это пространство основных компонент, путём умножения каждого вектора слов на вектор признаков в пространстве PCA. Затем были выбраны самые важные слова в этом пространстве, где подразумевалось, что их значение — это расстояние от центра облака всех слов. 80% всех слов выбирались случайным образом, и для них строилась выпуклая оболочка в этом пространстве. Эта процедура была повторена

1000 раз, в процессе которой строился набор слов, которые появлялись на корпусе оболочек хотя бы один раз.

После процедуры выпуклой оболочки для кластерного анализа осталось 162 слова. Использовалась иерархическая кластеризация, метод одинарной связи. Порог отсечки был выбран 1, в результате получено 12 кластеров мощностью от 5 до 23 слов. Некоторые слова имели сопоставимые расстояния до центров нескольких кластеров и, таким образом, не могли быть отнесены к одному кластеру. Поэтому была применена дополнительная фильтрация слов. Для дальнейшего анализа были выбраны слова, имеющие сходство с центром одного кластера на 15% больше, чем с центрами всех остальных кластеров. Эта фильтрация уменьшила количество слов до 111, а после пересчета центров кластеров новые кластеры оказались гораздо более компактными: расстояние каждого слова до центра своего кластера было более чем в 2 раза меньше, чем до центра любого другого кластера. Все новые кластеры были названы в соответствии с семантикой слов внутри каждого кластера – восстановление, город, угроза, событие, функция, противостояние, лишение, опыт, цель, созидание, порядок, попытка-движение.

Блок 5 расширяет понятие кластера и занимается поиском межсубъектных категорий на основе взаимной близости индивидуальных кластеров, полученных на предыдущем этапе, в блоке 4. У 25 испытуемых было выявлено всего 368 кластеров. В данной работе использовались три метрики поиска межкластерных расстояний: усреднение попарных расстояний слов для каждой пары кластеров, оно же, но с поправкой на внутрикластерные расстояния, а также расстояние между центрами этой пары кластеров. Для всех этих кластеров были построены матрицы расстояний (по каждой из метрик). Для определения отсечки близости кластеров в этих матрицах, для всех значений расстояний были построены гистограммы, их распределения были проверены на нормальность, для нормальных распределений отсечка была взята как полтора среднеквадратичных отклонения влево от математического ожидания, а для ненормальных – как 10% квантиль. Для бинарной матрицы всех расстояний меньше отсечки по

пересечению трёх метрик был построен граф, из которого было найдено несколько подгрупп близких между собой кластеров.

Блок 6 занимается визуализацией полученных семантических кластеров на структуры серого вещества головного мозга человека. Так как каждое слово представлено как вектор в пространстве слов-признаков, а каждое из слов-признаков, в свою очередь, как вектор в пространстве весов модели на каждый воксель, можно построить проекцию векторов слов в пространство весов. Полученные веса каждого слова в каждом вокселе можно использовать при поиске локализованных представлений семантических кластеров.

Индивидуальные и групповые данные предполагают различный подход к картированию групп. В случае индивидуальных данных карты получают путём выбора вокселей, наилучшим образом репрезентирующих слова из семантических кластеров. То есть, воксели с весом, превышающих порог значимости, выбранный по правилу трёх сигм. В случае групповых данных необходим предварительный анализ межсубъектных близостей индивидуальных репрезентаций. Для нахождения общих вокселей группы испытуемых индивидуальные карты каждой из семантических кластерных групп были пересечены с точностью до 2 вокселей, и сам воксель считался входящим в карту, если в нём пересекается хотя бы 80% от максимального числа кластеров в группе.

ГЛАВА 4. РЕЗУЛЬТАТЫ ПРИМЕНЕНИЯ РАЗРАБОТАННОГО МЕТОДА К ФАКТИЧЕСКИМ ДАННЫМ

4.1. Текстовый материал и его лингвистическая индексация

Для математической обработки текстового материала сперва его необходимо снабдить лингвистической индексацией, которая в разработанном методе осуществляется в следующем порядке: (а) индексация времени, (б) лемматизация, (в) векторизация, (г) индексация слов-признаков. Полностью автоматизировать этот процесс достаточно сложно, а так как он представляет собой крайне важный этап, от которого зависит валидность всех дальнейших шагов метода, то крайне желательно привлечение экспертов-лингвистов для контроля получаемых результатов. Ниже кратко описаны все шаги этого процесса.

(а) Индексацию времени предлагается проводить с помощью программы ELAN (Wittenburg et al., 2006). Важно максимально точно описать временные рамки произносимых слов для исключения влияния связанных с этим артефактов. Поэтому рекомендуется для каждого из стимульных слов его временные границы в аудиозаписи независимо определять с помощью хотя бы двух экспертов и дополнительно перепроверять в случае расхождения индексов.

(б) Слова затем заменяются их лексемами (например, для русского языка, *сказал* – *сказать*, *вещи* – *вещь*), чтобы уменьшить вариативность форм, создаваемую морфологией языка. При апробации метода для данных русского языка (обладающего особо богатой морфологией) эта операция выполнялась посредством программы *rumorphy2* (Korobov, 2015). Эта программа не учитывает контекста слов и поэтому не гарантирует правильный выбор лексем в случае омонимов, предлагая лишь список возможных вариантов в порядке убывания вероятности. Контроль правильности автоматического выбора лексемы (лемматизации) осуществлялся профессиональным лингвистом, который исправлял возможные ошибки.

(в) Далее для индексации используется программная система *word2vec* (Mikolov et al., 2013; Kutuzov, Kuzmenko, 2017). С её помощью каждому слову автоматически приписывается семантический вектор некоторой размерности (обычно 300). Модель *word2vec* (https://rusvectors.org/static/models/rusvectors4/unigrams/ruwikiruscorpora-nobigrams_upos_skipgram_300_5_2018.vec.gz), которая была применена при апробации метода на русском языке, использует данные совместной встречаемости слов в Национальном корпусе русского языка и русскоязычной части Википедии, причём, как обычно, семантическая близость любых двух слов определяется величиной косинуса угла между двумя векторами: поскольку семантически близкие слова должны иметь похожий контекст, параметры их векторов также должны быть похожими (таблица 1).

Таблица 1 – Пример стимульной матрицы для части текста

Слово	Начало слова	Конец слова	год_NOUN	человек_NOUN	время_NOUN	дело_NOUN
фрагмент	00:00,7	00:01,2	0,133	0,119	0,198	-0,006
номер	00:01,2	00:01,5	0,201	0,110	0,163	0,150
погода	00:03,3	00:03,7	0,109	0,176	0,235	0,132
прекрасный	00:03,7	00:04,5	0,118	0,187	0,191	0,186
кратко	00:04,8	00:05,1	0,085	0,236	0,139	0,231
синеть	00:05,1	00:05,5	0,066	0,126	0,204	0,173
майский	00:05,5	00:06,0	0,187	0,132	0,135	0,095
небо	00:06,0	00:06,5	0,133	0,172	0,207	0,140
гладкий	00:07,0	00:07,3	0,067	0,146	0,175	0,131
молодой	00:07,3	00:07,7	0,184	0,274	0,182	0,187
лист	00:07,7	00:08,0	0,126	0,188	0,158	0,187
ракита	00:08,0	00:08,3	0,056	0,195	0,126	0,095
блестеть	00:08,3	00:08,7	0,071	0,157	0,168	0,192
словно	00:08,7	00:09,1	0,100	0,250	0,258	0,158
вымыть	00:09,1	00:09,7	0,082	0,126	0,155	0,195
широкий	00:10,2	00:10,9	0,106	0,165	0,162	0,142
ровный	00:10,9	00:11,3	0,064	0,180	0,161	0,082
дорога	00:11,3	00:11,8	0,172	0,189	0,206	0,212
весь	00:11,8	00:11,9	0,219	0,373	0,249	0,191
покрыть	00:11,9	00:12,3	0,095	0,165	0,210	0,134

мелкий	00:12,5	00:12,9	0,089	0,200	0,145	0,201
трава	00:12,9	00:13,2	0,116	0,141	0,161	0,208
красноватый	00:13,3	00:13,8	0,096	0,127	0,183	0,104
стебелек	00:13,8	00:14,5	0,055	0,172	0,140	0,170

(г) На последнем шаге лингвистической подготовки осуществляется переход от пространства векторного представления слов (размерности соответствующей модели *word2vec*) к представлению в пространстве слов-признаков. Необходимость этой операции объясняется невозможностью содержательной интерпретации отдельных измерений пространства *word2vec*, так как в данной системе это абстрактные математические величины. Например, для русского языка в качестве слов-признаков были выбраны 498 наиболее частотных существительных и 499 наиболее частотных глаголов русского языка (Ляшевская, Шаров, 2009). Первоначально было выбрано по 500 существительных и глаголов, но затем эти числа были уменьшены за счет исключения очевидных синонимов. Соответствие семантики каждого из слов стимульных текстов каждому из слов-признаков устанавливается с помощью оценки совместной встречаемости в *word2vec*. В результате формируется набор *векторов индексации*. Каждый такой вектор представляет собой множество из чисел, являющихся величиной косинуса угла векторных представлений стимульных слов и слов-признаков (см. пример для русского языка на рисунке 20). Мощность этого множества соответствует размерности пространства выделенных слов-признаков. Эти векторные представления объединяются в виде многомерной матрицы с данными о времени появления отдельных слов в аудиозаписи текстов, что и является исходным материалом для осуществления последующих этапов семантического картирования активности мозга.

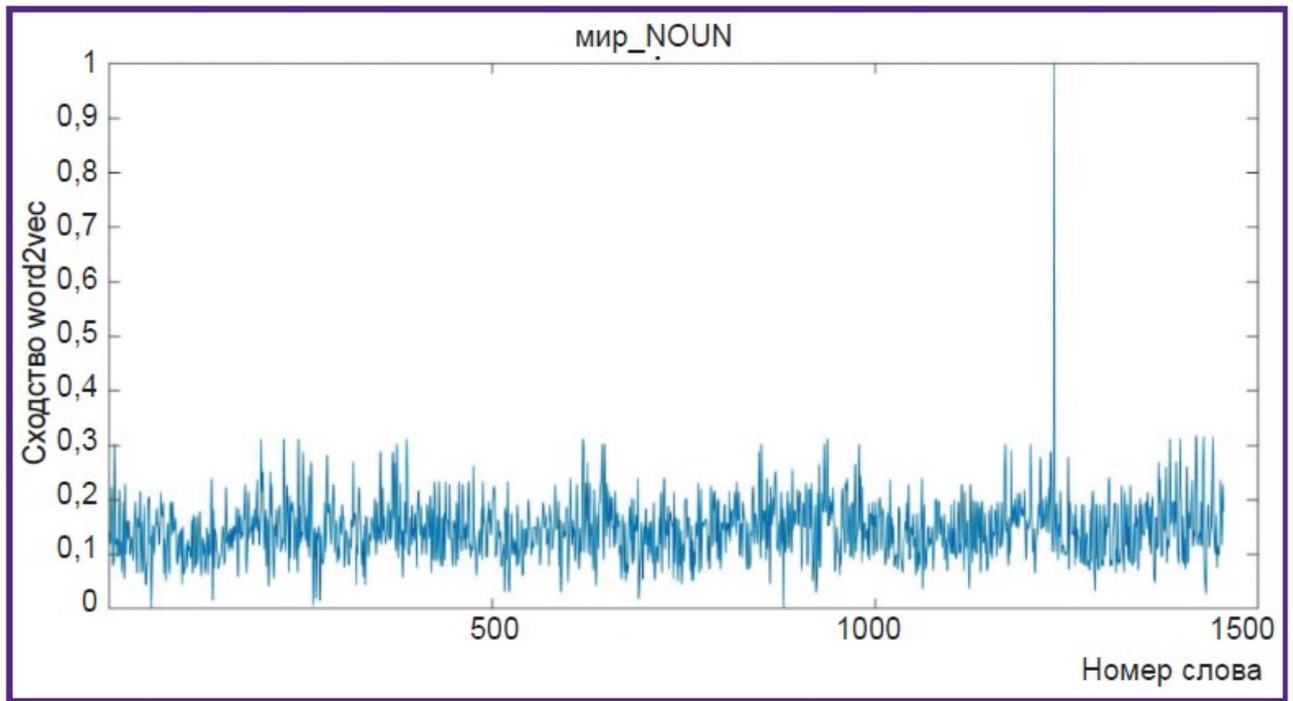


Рисунок 20 – Пример функции сходства между словами стимульного текста и словом-признаком “мир” (“мир_NOUN”). Сходство достигает 1 в точке, где слово “мир” встречается в тексте.

В качестве стимульного материала для апробации разработанного метода и соответствующих программных средств были выбраны и частично созданы вновь 15 коротких, до 150 слов, русскоязычных текстов, разделенных на три тематические группы. Первой темой была красота природы: пять этих текстов представляли собой фрагменты из произведений известных русских писателей (Константина Паустовского, Ивана Тургенева и других) с описаниями пейзажей, растений и птиц, причем без упоминания каких-либо событий или действий. Вторая тематическая группа состояла из пяти текстов, описывающих простым языком и без чрезмерных терминологических деталей принципы функционирования технических устройств, таких как паровой котел и цилиндрический дверной замок. Последняя группа текстов описывала из перспективы первого лица отчасти драматические обстоятельства современной жизни: пять историй описывали эпизоды жизни Б. М. Величковского, совместно с которым была проведена эта часть работы (Величковский и др., 2019). Все тексты

были начитаны профессиональным диктором (мужчиной) и зафиксированы в аудиозаписи.

4.2. Обработка стимульной матрицы

В результате лингвистической индексации каждому слову из стимульного текста ставится в соответствие вектор из некоторого набора слов-признаков (для русского языка было выбрано множество из 997 наиболее частотных слов). На этой основе формируется многомерная матрица слов-признаков и временных отрезков предъявления слов M : [Признаки \times Временные отрезки (Слова)]. Каждая из строк этой матрицы представляет собой временной ряд признака s . Также строится массив временных отрезков, причем значения столбцов начала и окончания предъявления слов в этом массиве переводятся в секунды и усредняются. Для сравнения и использования в дальнейшем моделировании временных рядов слов-признаков и сигналов BOLD от вокселей в фМРТ-данных необходимо найти некоторые безразмерные оценки обрабатываемых величин (Мелник, 1983). В методе используется подсчёт стандартизованных z -оценок. Используется известная формула вычисления стандартизованных оценок для ряда $s, i = 1, \dots, 1456$, где 1456 – число слов:

$$z_i = \frac{s_i - \bar{s}}{\sigma_s}, \quad (18)$$

где \bar{s} – среднее значение, а σ_s – стандартное отклонение.

Для дальнейшей работы необходимо привести временные ряды семантических векторов к временной шкале циклов фМРТ сканирования (со временем повторения TR обрабатываемых фМРТ данных), то есть сделать передискретизацию. Слова произносятся диктором с естественно возникающими нерегулярными интервалами, в отличие от снятия фМРТ-сканов, происходящих строго с одним и тем же временем повторения на протяжении всего эксперимента. Для подобного пересчёта используется фильтр Ланцоша (Lanczos,

1988) с частотой отсечки, равной частоте Найквиста (Nyquist) получения данных фМРТ (рисунок 21).

Для получения отфильтрованной по Ланцошу стимульной функции $S(t)$ необходимо применить дискретную свёртку исходной дискретной стимульной функции, заданной упорядоченным набором значений для каждого из 997 признаков z_i , с ядром Ланцоша:

$$S(t) = \sum_{i=\lfloor t \rfloor - a + 1}^{\lfloor t \rfloor + a} z_i L(t - i) \quad (19)$$

Ядро Ланцоша с носителем a :

$$L(t) = \begin{cases} 1 & (t = 0) \\ \frac{a \sin \pi t \sin \frac{\pi t}{a}}{\pi^2 t^2} & (-a \leq t < a, t \neq 0) \\ 0 & (t < -a, t \geq a) \end{cases} \quad (20)$$

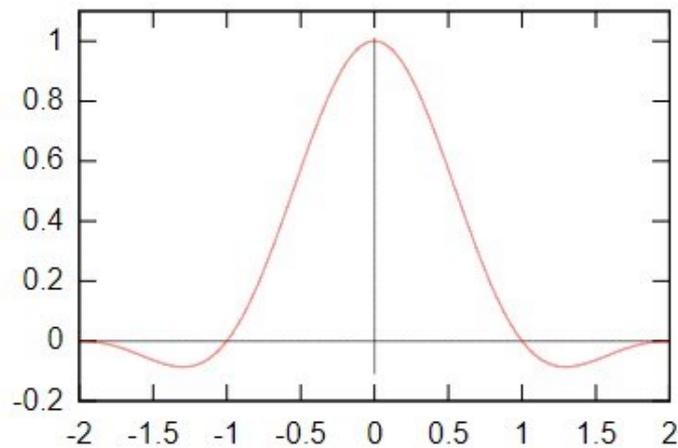


Рисунок 21 – Функция ядра Ланцоша для $a = 2$

Последний этап предварительной обработки матрицы стимулов – это учёт временных задержек, связанных с фМРТ-сканированием. BOLD сигнал увеличивается и уменьшается в соответствии с известным графиком (Buxton et al., 2004). Наглядно он показан на рисунке 22.

Каноническая функция HRF $h(t)$:

$$h(t) = A \left(\frac{t^{\alpha_1-1} \beta_1^{\alpha_1} e^{-\beta_1 t}}{\Gamma(\alpha_1)} - c \frac{t^{\alpha_2-1} \beta_2^{\alpha_2} e^{-\beta_2 t}}{\Gamma(\alpha_2)} \right), \quad (21)$$

где $\alpha_1 = 6$, $\alpha_2 = 16$, $\beta_1 = \beta_2 = 1$, $c = \frac{1}{6}$, t – время, Γ – гамма-функция (для натуральных чисел $\Gamma(n) = (n - 1)!$), A – амплитуда.

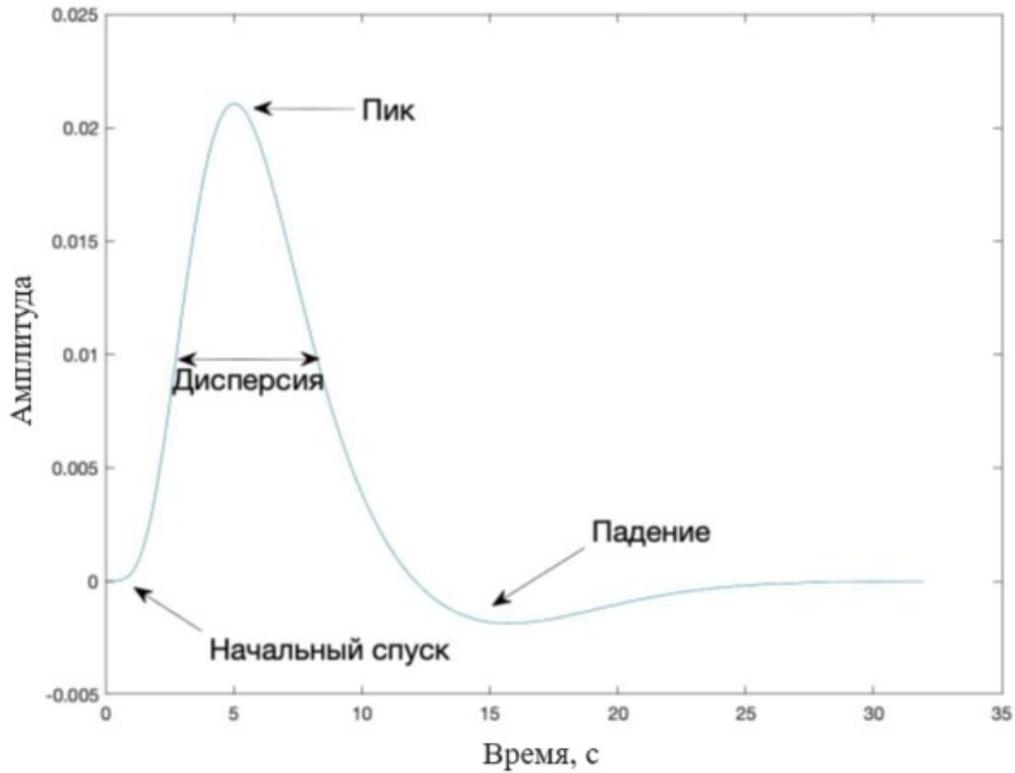


Рисунок 22 – Функция гемодинамического ответа (HRF)

Для аппроксимации этой кривой используются задержки по некоторому множеству точек с временными значениями, кратными TR фМРТ-данных. Число точек выбирается исследователем, либо оценивается автоматически исходя из соотношения TR и десятисекундного периода плавного подъёма и затухания активности BOLD. В дальнейшем, при моделировании повоксельного BOLD-ответа $R(t)$ с помощью стимульных функций $S(t)$, он будет представлять собой:

$$R(t) = F(S(t - t_1), S(t - t_2), \dots, S(t - t_d)), \quad (22)$$

где F – регрессионная функция, $t_1 \dots t_d$ – задержки по времени, кратные TR.

В частности, при апробации метода HRF аппроксимировался пятью точками – 3,3, 4,4, 5,5, 6,6 и 7,7 секунды (TR = 1,1 сек). Соответственно, было создано 5

копий временных рядов каждого признака с этими задержками, а затем ряды были объединены. Примеры временных рядов слов-признаков после обработки данных русского языка представлены на рисунках 23 и 24.

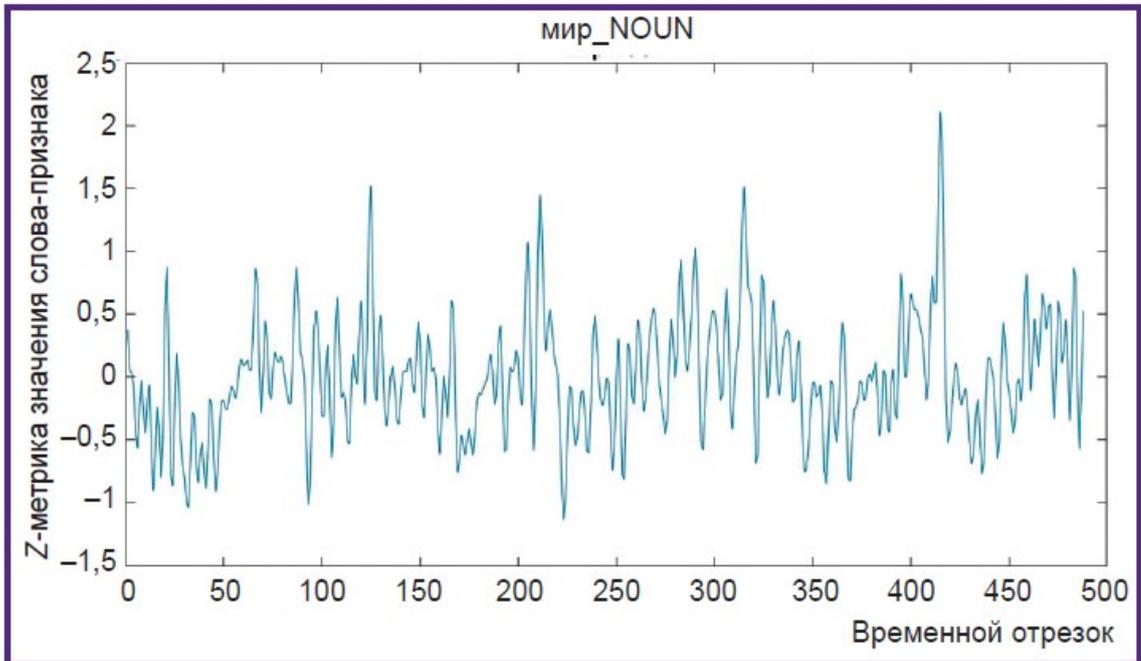


Рисунок 23 – Временная серия признака “мир_NOUN”

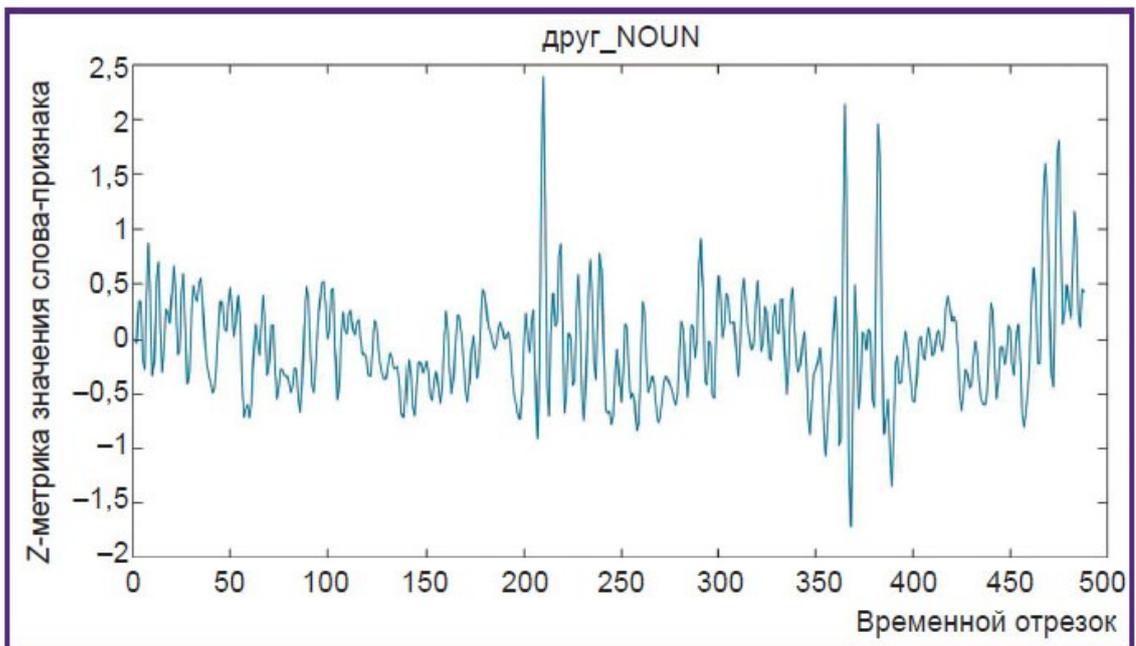


Рисунок 24 – Временная серия слова-признака “друг” (“друг_NOUN”). Близкие слова к этому признаку более часто встречается в стимульном материале, чем к слову “мир_NOUN”, поэтому очевидны отличия с предыдущим графиком на Рисунке 23.

4.3. Регрессионная модель влияния признаков на фМРТ сигнал

Следующий шаг состоит в оценке влияния всех выбранных слов-признаков на BOLD сигналы структур серого вещества. То есть, необходимо предсказать временные ряды активации мозга испытуемых в каждом вокселе и проверить их корреляцию с реальными фМРТ данными. Для извлечения BOLD сигналов предлагается использовать специально подготовленную маску адаптированного для MNI координат атласа мозга для вокселей серого вещества неокортекса обоих полушарий, а также субкортикальных структур (рисунок 25). Эта маска была использована при испытании разработанного метода картирования для данных эксперимента с русским языком. После применения маски осталось примерно 100 000 вокселей (из первоначального числа 900 000). Временные ряды $R(t)$ BOLD-сигналов для выбранных маской вокселей подвергаются процедуре детрендрования (линейного или 3-го порядка) и приводятся к стандартизованным z-оценкам, аналогично данным стимульных текстов. Детрендрованные временные ряды BOLD $\hat{R}(t)$ вычисляются следующим образом:

$$\hat{R}(t) = R(t) - (p_1 t^n + p_2 t^{n-1} + \dots + p_n t + p_{n+1}), \quad (23)$$

где n – порядок детрендрования, а p_1, \dots, p_{n+1} – коэффициенты интерполяционного многочлена. Для нахождения этих коэффициентов формируется матрица Вандермонда с $n + 1$ столбцами и m строками (число временных отсчётов), что приводит к системе линейных уравнений:

$$\begin{pmatrix} t_1^n & t_1^{n-1} & \dots & 1 \\ t_2^n & t_2^{n-1} & \dots & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ t_m^n & t_m^{n-1} & \dots & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} p_1 \\ p_2 \\ \vdots \\ p_{n+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} R(t_1) \\ R(t_2) \\ \vdots \\ R(t_m) \end{pmatrix} \quad (24)$$

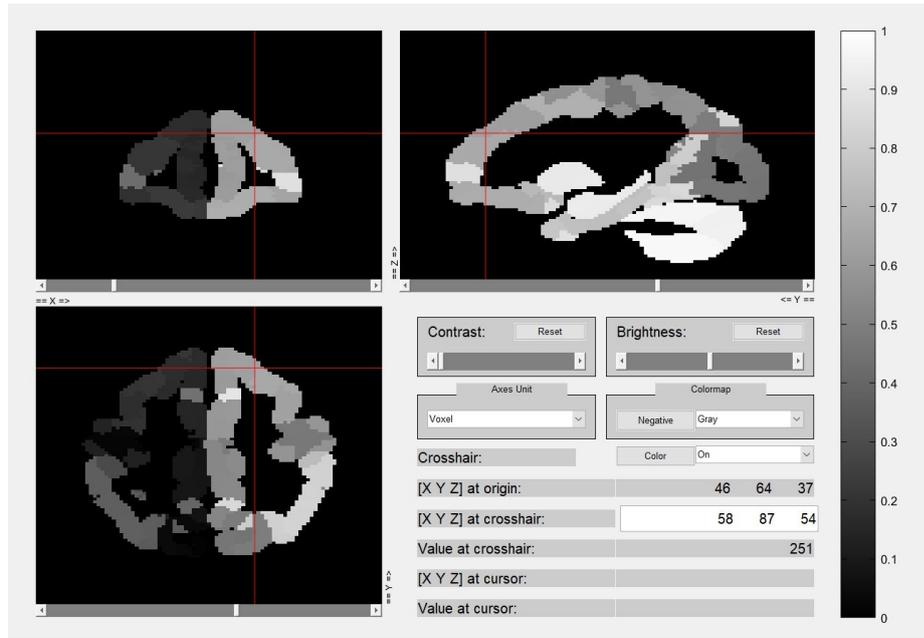


Рисунок 25 – Маска атласа мозга, использовавшаяся при апробации в этом исследовании

Для присвоения веса каждого слова-признака в каждом вокселе используется процедура регуляризованной линейной регрессии (Тихонов, 1965). Пусть R_j — это временной ряд BOLD-активации j -го вокселя, S_i — временной ряд i -го семантического слова-признака, а β_{ij} — коэффициент регрессии i -го семантического признака на j -ый воксель, t — временной отрезок, тогда:

$$R'_j = \sum_i \beta_{ji} S_i \quad (25)$$

Чтобы найти β , необходимо минимизировать сумму квадратов ошибок:

$$E_j(\beta) = \sum_t (R_{jt} - R'_{jt})^2 = \sum_t (R_{jt} - \sum_i \beta_{ji} S_{it})^2 \quad (26)$$

Метод наименьших квадратов не подходит для такой минимизации, потому что число признаков значительно отличается от числа временных отсчётов, что приводит к переобучению или недообучению. Здесь необходимо использовать метод регуляризации, смысл которой сводится к нахождению минимума следующего выражения (Hoerl, Kennard, 1970):

$$E_j(\beta) = \sum_t (R_{jt} - \sum_i \beta_{ji} S_{it})^2 + \alpha \sum_i \beta_{ji}^2 \quad (27)$$

Или в матричной записи той же формулы:

$$E = \|Y - X\beta\|^2 + \alpha\|\beta\|^2, \quad (28)$$

где Y — это матрица сигнала BOLD [$t \times m$], X — стимульная матрица [$t \times p$], β — матрица весовых коэффициентов [$p \times m$]; α — коэффициент регуляризации; t — номер временного отрезка, m — номер вокселя, p — номер слова-признака.

Для нахождения регуляризующего коэффициента α используется метод кросс-валидации (перекрёстной проверки). Это означает, что весь набор данных делится на две части: на первой части веса оцениваются для разных значений α , а на второй части результаты проверяются. Этот процесс повторяется для каждого интересующего значения α . По результатам процедуры выбирается значение α с наилучшим прогнозированием. В итоге, результирующая матрица весов признаков в вокселях рассчитывается на всём наборе данных с наилучшим значением коэффициента α .

При тестировании разработанных алгоритмов на реальных данных русского языка 585 временных отсчётов были разделены следующим образом: 467 случайно выбранных точек использовались для построения матрицы весов, а оставшиеся 118 — для её верификации путём нахождения корреляции (для некоторого вокселя j) между временными рядами сигнала BOLD R_j и их предсказанными значениями R'_j , полученными в результате перемножения стимульной и весовой матриц. Формула для коэффициента корреляции Пирсона:

$$\text{corr}(R_j, R'_j) = \frac{\text{cov}(R_j, R'_j)}{\sigma_{R_j} \sigma_{R'_j}} = \sum_{i=1}^m \left(\frac{R_{ji} - \bar{R}_j}{\sqrt{\sum_{k=1}^m R_{jk}^2 - m\bar{R}_j^2}} \frac{R'_{ji} - \bar{R}'_j}{\sqrt{\sum_{k=1}^m R'_{jk}{}^2 - m\bar{R}'_j^2}} \right), \quad (29)$$

где m — число временных отсчётов.

В свою очередь, случайные 400 из 467 вышеупомянутых отсчётов использовались для нахождения весов для каждого α в каждом вокселе, а остальные 67 — для нахождения наилучшего α для данного вокселя. Эта процедура выполнялась для набора равноотстоящих в логарифмическом масштабе значений α от 1 до 1000. Для каждого значения α корреляции

усреднялись по всем вокселям. На рисунке 26 показан график эффективности для значений α от 1 до 1000.

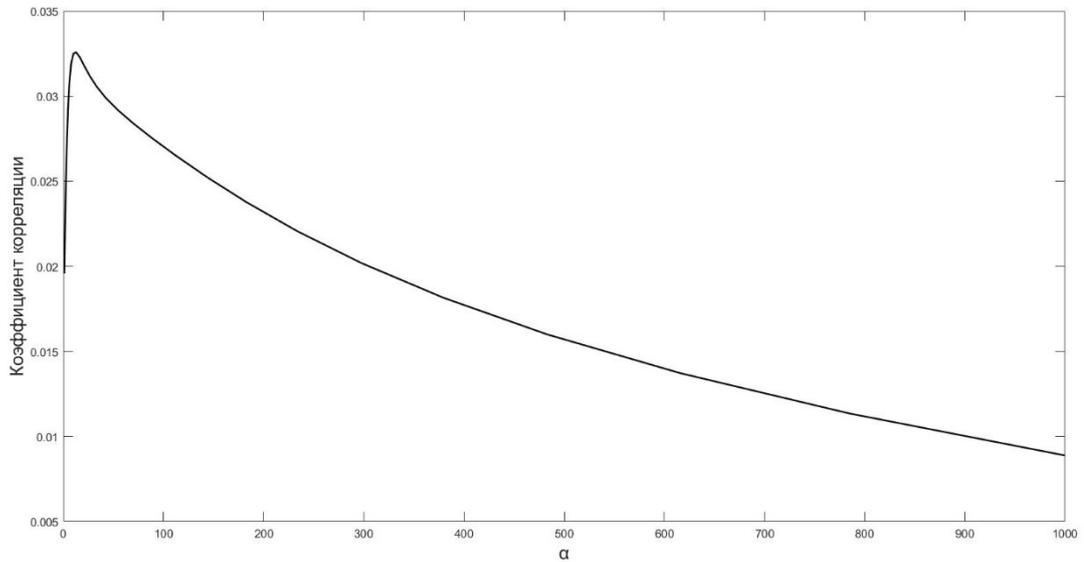


Рисунок 26 – График эффективности для значений α от 1 до 1000

Из графика видно, что наилучший коэффициент регуляризации $\alpha = 12.7427$, поскольку он соответствует максимальной корреляции. С этим значением веса рассчитывались на всём наборе данных. Был также проведен сравнительный анализ результатов регрессии с использованием одного α для всех вокселей (путем усреднения корреляций по всем вокселям) и результатов регрессии с использованием своих значений α для каждого вокселя (α , соответствующая наибольшей корреляции предсказанного и настоящего BOLD-сигнала в конкретном вокселе). Соответствующие гистограммы, приведенные на рисунке 27, свидетельствуют о том, что использование одного α для всех вокселей сдвигает распределение дальше вправо относительно 0 и, следовательно, приводит к лучшим результатам. Поэтому весовые коэффициенты вычислялись при помощи одного $\alpha = 12.7427$ для всех вокселей.

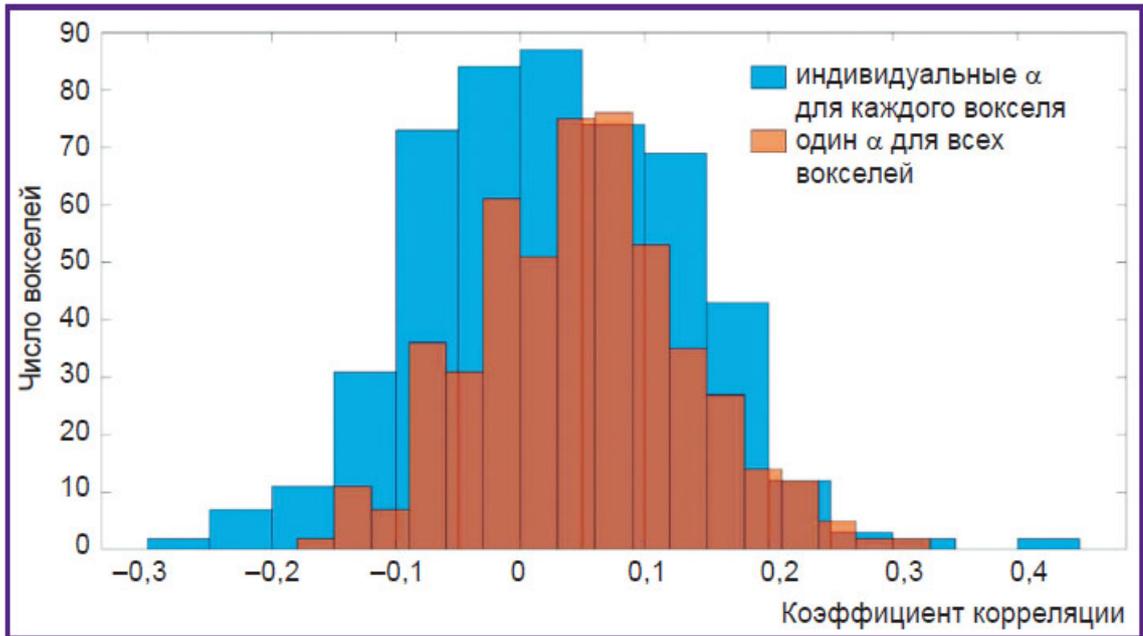


Рисунок 27 – Гистограммы корреляций для различных способов выбора α

На рисунке 28 проиллюстрированы спрогнозированные с помощью вычисленных весовых коэффициентов и реальные временные ряды. Как можно видеть, предсказанный BOLD-сигнал для коэффициента корреляции 0.3916 оказывается достаточно точным для анализируемых данных.

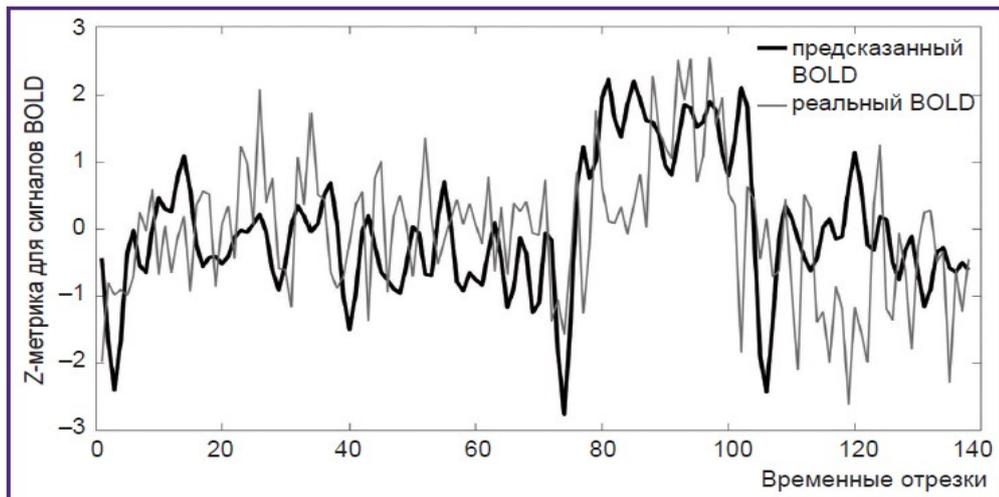


Рисунок 28 – Предсказанные и реальные временные ряды сигнала BOLD для коэффициента корреляции 0.39

Чтобы найти наилучшие воксели, соответствующие семантическим характеристикам, представленным словами-стимулами, выбирается 10 000

вокселей с наибольшей корреляцией между прогнозируемыми ответами на пятый текст и фактическими ответами BOLD. Для данных русского языка коэффициенты корреляции варьируются от 0,1 до 0,54 (гистограмма распределения показана на рисунках 29 и 30). Эти воксели распределены примерно поровну по полушариям и по серому веществу.

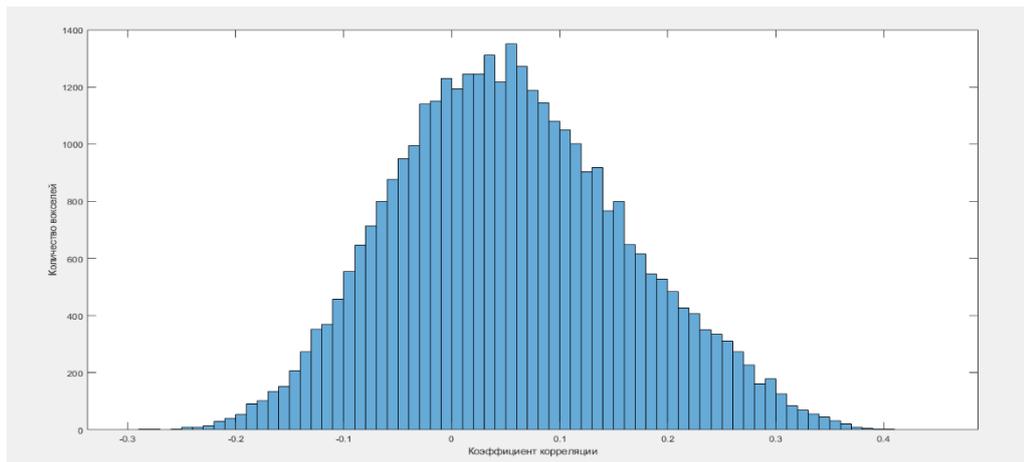


Рисунок 29 – Гистограмма корреляций всех вокселей

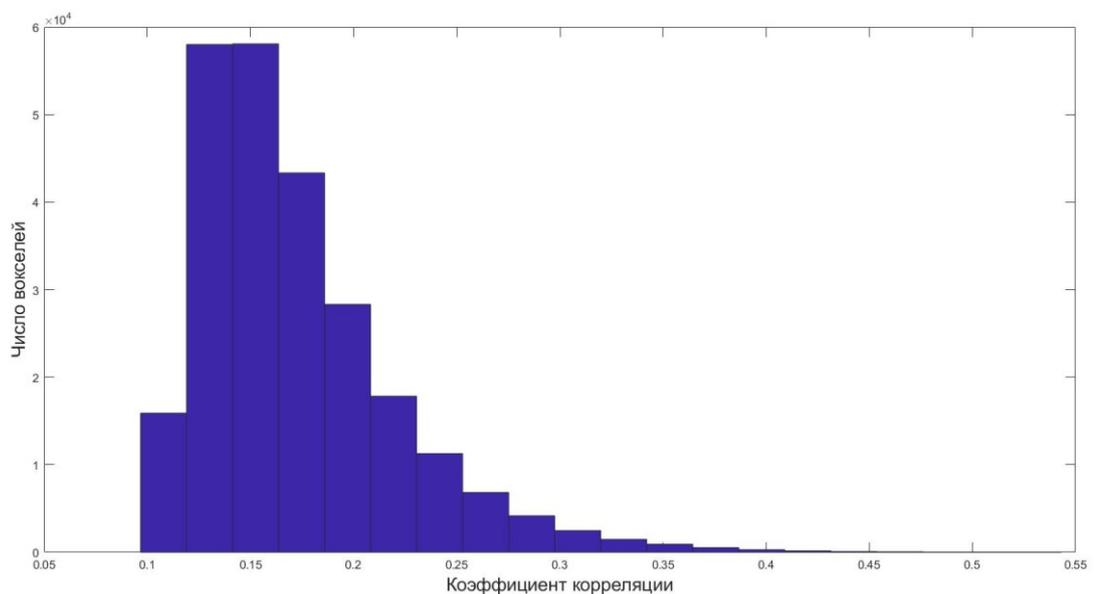


Рисунок 30 – Общая гистограмма корреляций отобранных вокселей для всех 25 испытуемых

4.4. Анализ PCA и кластеризация

К полученным на предыдущем шаге весовым коэффициентам для наилучших отобранных вокселей β [Воксели x Признаки] применяется метод анализа основных компонент (PCA). Перед этим матрица весов усредняется по всем задержкам, учитывающих гемодинамические ответы (то есть из $N * G$ признаков снова получаются N признаков, где G – количество задержек):

$$\beta = \sum_{i=1}^G \frac{\beta_{N(i-1)+1...Ni}}{G} \quad (30)$$

Для полученных 10 000 вокселей создаются матрицы счетов S с размерностью [Воксели x Компоненты] и нагрузок L с размерностью [Признаки x Компоненты] в пространстве главных компонент, причем в качестве соответствующих измерений используются первые четыре фактора PCA:

$$\beta = SL^T + E \quad (31)$$

После этого были найдены проекции слов-стимулов L_w в это пространство основных компонент умножением каждого вектора слов из матрицы разметки M [Слова x Признаки] на вектор признаков из L [Признаки x Компоненты] в пространстве PCA:

$$L_w = ML \quad (32)$$

Затем были выбраны самые важные слова в этом пространстве, подразумевалось, что их значение — это расстояние от центра облака всех слов. Были выбраны 80% слов случайным образом и найдена их выпуклая оболочка в этом пространстве. Эта процедура повторялась 1000 раз, и в процессе строился набор слов, которые появлялись на корпусе хотя бы один раз. Множество всех лежащих на выпуклой оболочке точек семантического пространства содержит либо все наиболее отдалённые от центра точки, либо все пары наиболее отдалённых друг от друга точек, следовательно, вносящих наибольшие вклады как самые важные (см. рисунок 31).

Совокупность выпуклых оболочек в пространстве PCA

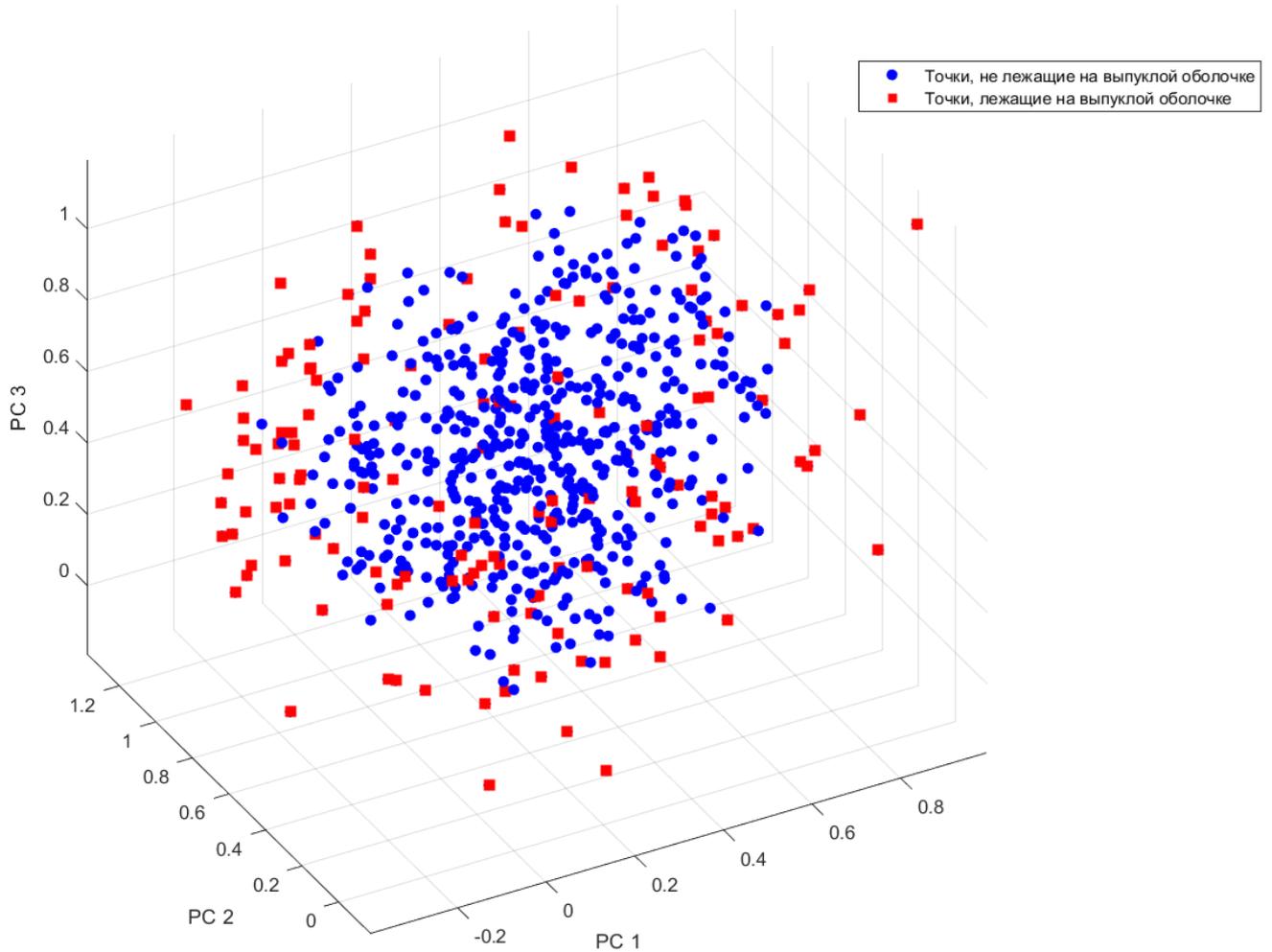


Рисунок 31 – Пример множества лежащих на выпуклой оболочке точек PCA пространства

Такая фильтрация облегчает необходимую в дальнейшем процедуру кластеризации. Выпуклая оболочка C множества точек L_w в вещественном векторном пространстве PCA – это:

$$C(L_w) \equiv \left\{ \sum_{j=1}^N \lambda_j w_j \mid w_j \in L_w, \lambda_j \in \mathbb{R}, \forall j \lambda_j \geq 0, \sum_{j=1}^N \lambda_j = 1, N = 1, 2, \dots \right\} \quad (33)$$

Для апробации данных русского языка, после проведения этой процедуры был построен набор из 162 слов, которые встречались на оболочке хотя бы один раз. Проведена иерархическая агломеративная кластеризация (метод одинарной

оказались гораздо более компактными: расстояние каждого слова до центра своего кластера было более чем в 2 раза меньше, чем до центра любого другого кластера.

4.5. Именованние нейросемантических кластеров

Для иллюстрации полученных кластеров в пространстве PCA можно применить цветовое кодирование следующим образом: отнормировать координаты каждой точки на максимум и минимум множества всех отображаемых точек по каждой из координат и представить их в виде RGB-триплетов, где первая координата PC1 соответствует красному цвету, вторая PC2 – зелёному, а третья PC3 – синему, а значения координат – интенсивностям каждого из цветов. Таким образом, каждое слово кластера можно отобразить вместе с его цветом (рисунок 33).

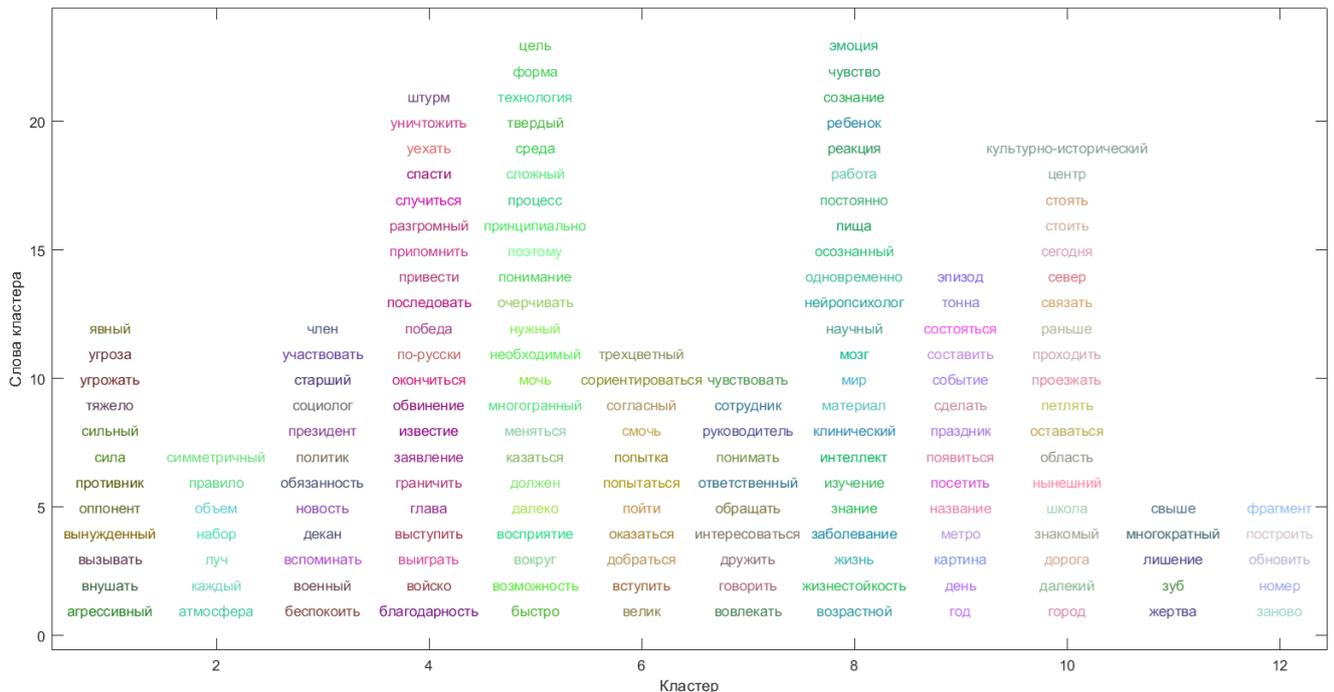


Рисунок 33 – Слова всех 12 кластеров, раскрашенные в соответствии с PCA координатами

Чтобы оценить согласованность полученных кластеров и убедиться, что слова внутри каждого кластера имеют ассоциативную связь, понятную носителю языка, было использовано охарактеризование кластеров. Для этого использовались независимые экспертные оценки. Всего было 5 экспертов, каждый из которых придерживался следующих правил: (1) для каждого кластера должно быть предложено три разных наименования, каждое из них должно быть существительным, (2) каждое из названий должно быть общим понятием, объединяющим наибольшее количество кластерных слов или название области (сферы жизни или деятельности), в котором обычно встречаются кластерные слова. После оценивания экспертами определялась согласованность маркировок экспертов. Таким образом, для каждого кластера было 15 слов-оценок (по три слова от пяти экспертов). Кластер считался непротиворечивым, если он получил не менее трех одинаковых меток, т. е. трое из пяти экспертов предложили одну и ту же метку. Всего по результатам экспертной оценки получилось 6 непротиворечивых кластеров. Интересно, что некоторые из этих кластеров получили две метки, указывающие на высокую связь между словами внутри этих кластеров. Остальные 6 ярлыков были предложены автором текстов, входящим в число экспертов. Они выделены курсивом (таблица 2).

Таблица 2 – Кластеры слов со сходной нейрофизиологической активацией

№	Название кластера	Кластер
1	<i>перестройка</i>	заново, номер, обновить, построить, фрагмент
2	<i>город</i>	город, далекий, дорога, знакомый, культурно-исторический, нынешний, область, оставаться, петлять, проезжать, проходить, раньше, связать, север, сегодня, стоять, стоять, центр, школа
3	<i>угроза</i>	агрессивный, внушать, вызывать, вынужденный, оппонент, противник, сила, сильный, тяжело, угрожать, угроза, явный
4	<i>событие</i>	год, день, картина, метро, название, посетить, появиться, праздник, сделать, событие, составить, состояться, тонна, эпизод

5	<i>коллектив</i>	вовлекать, говорить, дружить, интересоваться, обращать, ответственный, понимать, руководитель, сотрудник, чувствовать
6	<i>война</i>	благодарность, войско, выиграть, выступить, глава, граничить, заявление, известие, обвинение, окончиться, по-русски, победа, последовать, привести, припомнить, разгромный, случиться, спасти, уехать, уничтожить, штурм
7	<i>лишение</i>	жертва, зуб, лишение, многократный, свыше
8	<i>опыт</i>	возрастной, жизнестойкость, жизнь, заболевание, знание, изучение, интеллект, клинический, материал, мир, мозг, научный, нейропсихолог, одновременно, осознанный, пища, постоянно, работа, реакция, ребенок, сознание, чувство, эмоция
9	<i>цель</i>	быстро, возможность, вокруг, восприятие, далеко, должен, казаться, меняться, многогранный, мочь, необходимый, нужный, очерчивать, понимание, поэтому, принципиально, процесс, сложный, среда, твердый, технология, форма, цель
10	<i>пространство</i>	атмосфера, каждый, луч, набор, объем, правило, симметричный
11	<i>порядок</i>	беспокоить, военный, вспоминать, декан, новость, обязанность, политик, президент, социолог, старший, участвовать, член
12	<i>попытка</i>	велик, вступить, добраться, оказаться, пойти, попытаться, попытка, смочь, согласный, сориентироваться, трехцветный

На рисунках 34-38 представлены семантические кластеры вместе с принадлежащими им словами в двухмерных и трёхмерных проекциях.

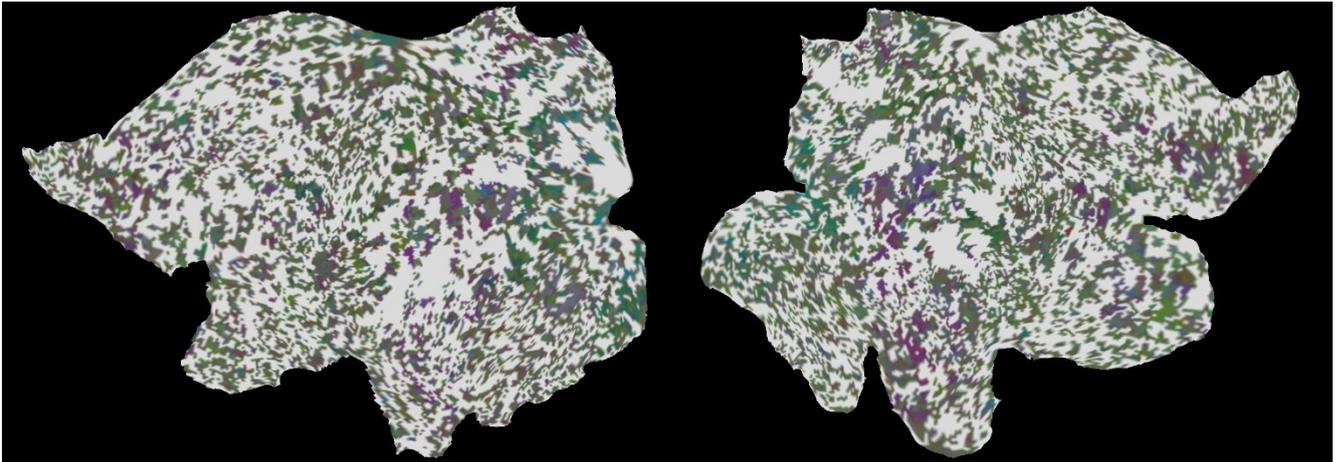


Рисунок 38 – Развёрнутая карта коры для вокселей 7 лучших испытуемых, где цвет соответствует координатам в PCA-пространстве

4.6. Групповой анализ близости кластеров

Близость между кластерами разных испытуемых может быть вычислена по разным метрикам. В данной работе предлагается три таких метрики: усреднение попарных расстояний слов для каждой пары кластеров, оно же, но с поправкой на внутрикластерные расстояния, а также расстояние между центрами этой пары кластеров. Как более сильный критерий было выбрано пересечение этих трёх метрик. Пусть c_i и c_j — это кластеры, расстояния между которыми требуется найти, d – попарные расстояния между векторными представлениями слов кластера или кластеров (по косинусной метрике), а D – итоговое расстояние между кластерами, тогда:

$$D(c_i, c_j) = \overline{d(c_i, c_j)} - \frac{\overline{d(c_i, c_i)} + \overline{d(c_j, c_j)}}{2} \quad (35)$$

$$d(c_i, c_j) = \{d_{kl}: x_k \in c_i, x_l \in c_j, k = 1, \dots, K, l = 1, \dots, L\} \quad (36)$$

Косинусное расстояние между двумя векторами x_k и x_l слов k и l соответственно высчитывается по следующей формуле:

$$d_{kl} = 1 - \frac{x_k x'_l}{\sqrt{(x_k x'_k)(x_l x'_l)}} \quad (37)$$

У 25 испытуемых было выявлено всего 368 кластеров (в среднем по $14,72 \pm 1,8148$ кластеров у испытуемого). Для всех этих кластеров были построены матрицы расстояний (по каждой из метрик). Для определения отсечки близости кластеров в этих матрицах, для всех значений расстояний были построены гистограммы, их распределения были проверены на нормальность, для нормальных распределений отсечка была взята как полтора среднеквадратичных отклонения влево от математического ожидания, а для ненормальных – как 10% квантиль. Для бинарной матрицы всех расстояний меньше отсечки по пересечению трёх метрик был построен граф, из которого было найдено несколько подгрупп близких между собой кластеров. Самая большая из этих подгрупп была разделена дополнительно на 10 кластерных групп с помощью метода k-средних, где каждый кластер представлялся как центр составляющих его слов по 300 компонентам word2vec. В таблице 3 приведены эти кластерные группы с примерами часто встречающихся в них слов.

Таблица 3 – Группы семантических категорий

№	Название группы	Примеры слов, часто входящих в группу
1	Технологии	технология, экономика, информационный, знание, процесс, материал, принципиально, развитие, микроэлектроника, инфраструктура
2	Отношения	семья, родитель, дружить, жена, воспитать, ребенок, беседа, гость, родной, супруга
3	Субъективная активность	помешать, попытаться, найти, вызывать, прийти, смочь, спасти, угрожать, оказаться, сделать
4	Событие	последовать, состояться, начаться, окончиться, появиться, провести, проходить, случиться, проходить, случиться, привести, происходить
5	Чувственная сфера	вспоминать, чувствовать, беспокоить, видеть, слышать, понимать, уверенный, верить, внушать, говорить, буркнуть, интересоваться
6	Цель	должен, мочь, нужный, необходимый, цель, перспектива, попытаться, возможность, обязанность, разрешение
7	Экономика	объем, тонна, капиталовложение, потребление, тысяча, количество, продукция, рынок, составлять, насчитывать, производитель, продукт
8	Познание	страсть, жизнестойкость, сознание, чувство, жизнь, оптимизм, эмоция, восприятие, дух, впечатление, достижение, интеллект
9	Окружающий мир	луч, небо, поворот, поток, темнота, вода, око, освещать, очертание, петлять, невидимый, пестрый, фара, вокруг, дождь, звук, расстояние

10	Общество	руководитель, сотрудник, ответственный, руководство, декан, нейропсихолог, президент, факультет, обязанность, заявление
11	Город	улица, площадь, запад, север, город, окрестность, река, центр, граница, дом, дорога, метро, море, расположить
12	Политика	власть, гражданин, правительство, военный, глава, государство, война, гражданский, народ, иностранец

4.7. Картирование кластеров на мозг

Поскольку каждый кластер может быть представлен своими словами, а матрица весов содержит значимость каждого вокселя для каждого признака. Матрица стимулов была использована в качестве матрицы преобразования признаков в слова: она была умножена на матрицу весов.

$$\beta_w = S\beta \quad (38)$$

В результате каждое слово имело вес для всех вокселей. Было найдено 250 наиболее репрезентативных вокселей для каждого слова в каждом кластере. Таким образом, были получены воксельные представления для каждого кластера.

Эти нейросемантические воксельные репрезентации иногда имели общие воксели для разных кластеров. Для тщательной идентификации таких вокселей использовалась процедура пересечения. Воксели пересекались между всеми испытуемыми для каждого кластера и между всеми кластерами для каждого испытуемого. Часть вокселей принадлежала только одному кластеру (рисунок 39), а другие воксели, наоборот, были представлены во всех кластерах одновременно (рисунок 40).

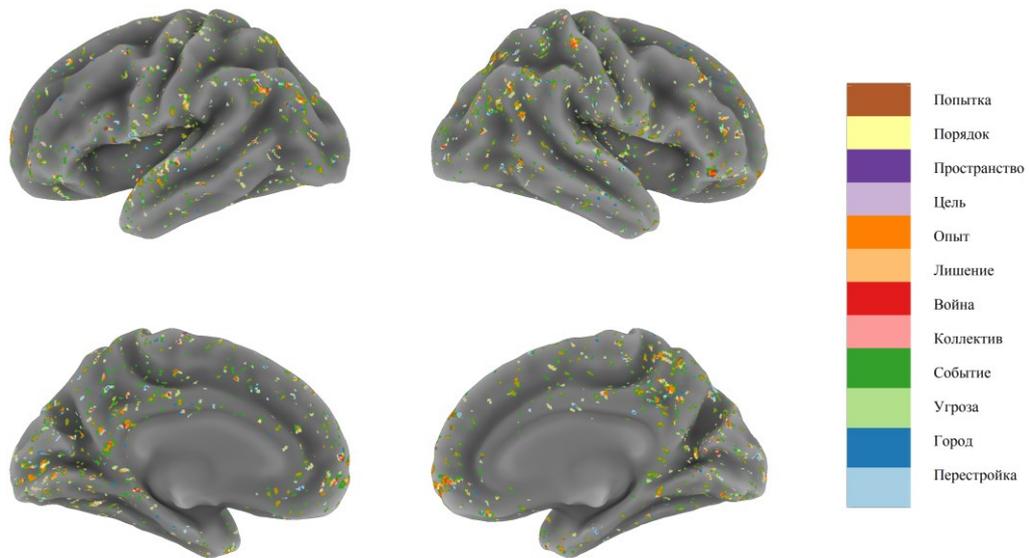


Рисунок 39 – Карты активных вокселей мозга для подгруппы лучших испытуемых по всем кластерам.

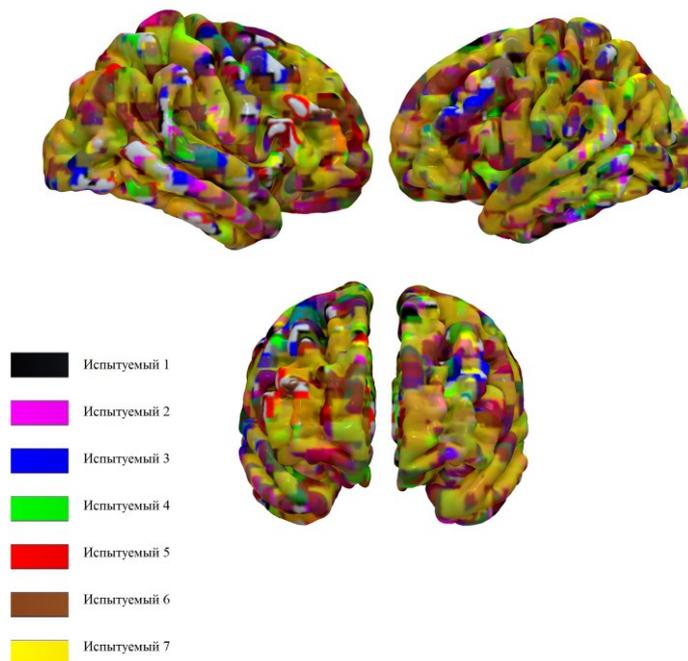


Рисунок 40 – Карты вокселей мозга, активных во всех кластерах.

На рисунке 41 показано распределение вокселей, связанных с каждым из выделенных в эксперименте 12 эталонных нейросемантических кластеров, по поверхности видимой части мозга. На рисунке 42 показано общее для группы 25 испытуемых распределение семантических категорий, выделенных в процессе поиска близких кластеров между разными испытуемыми.

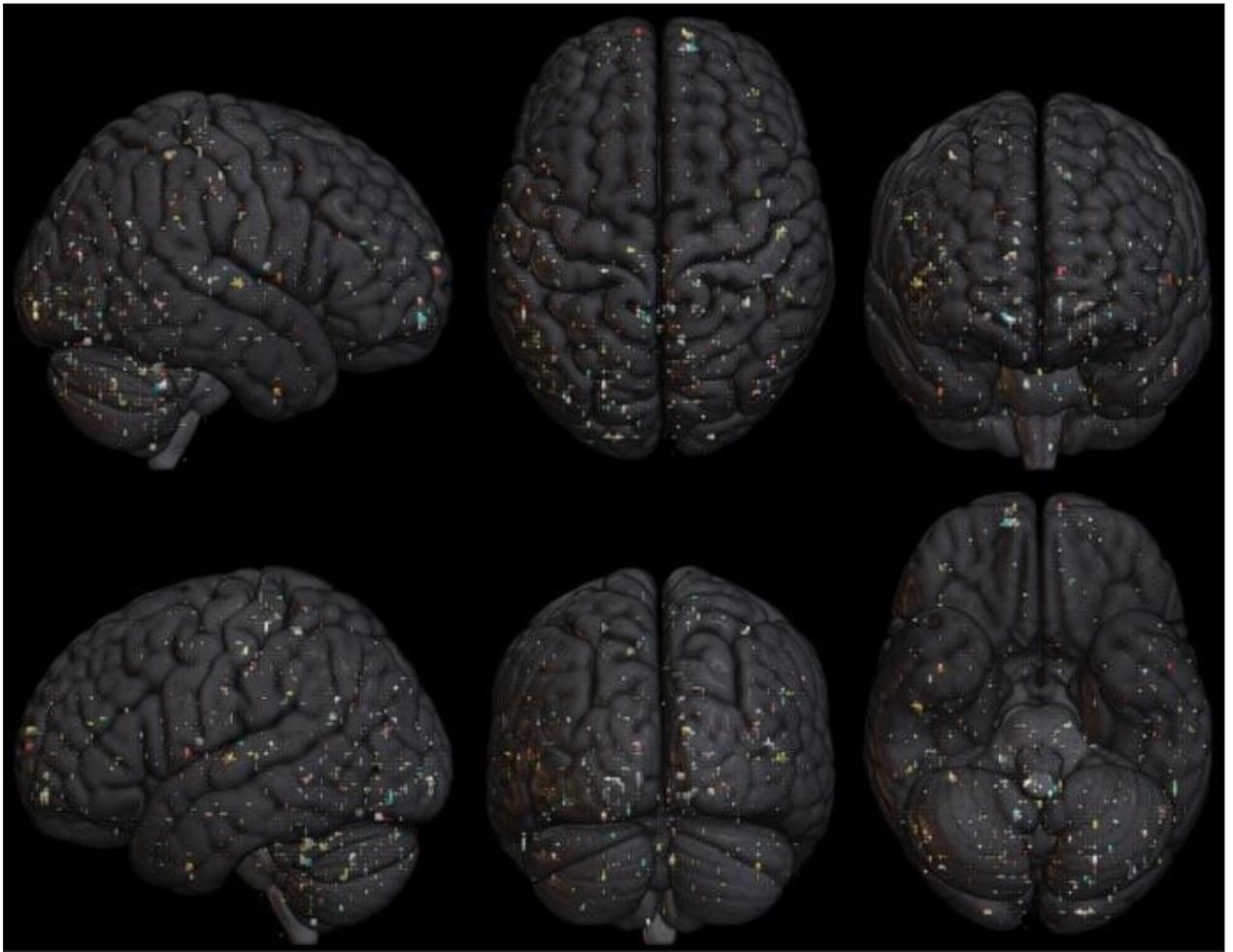


Рисунок 41 – Распределение активных вокселей, связанных с 12 эталонными кластерами, по поверхности видимой части мозга

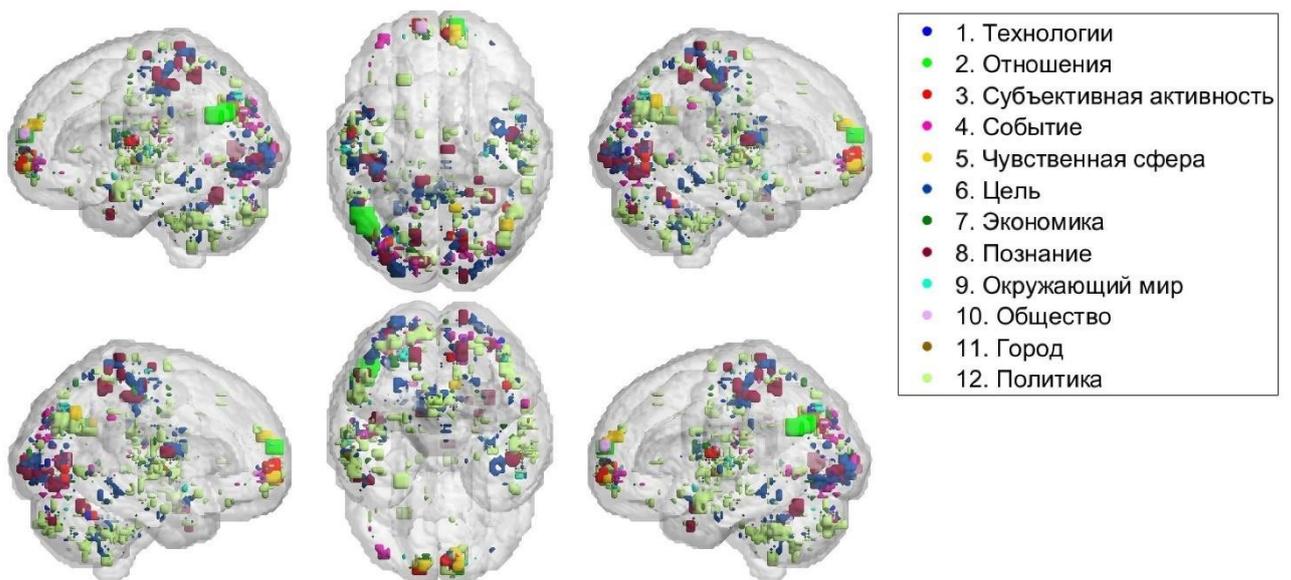


Рисунок 42 – Группы семантических категорий на полупрозрачном сером веществе головного мозга для уникальных вокселей

Изображённые карты строились только с использованием уникальных вокселей для кластеров. Это значит, что если воксель на карте активируется для какого-то кластера, то он не активируется для всех остальных. То есть, применяются только категориальные воксели, для которых есть однозначное соответствие кластерной группе. Этим же объясняется и некоторая видимая асимметричность на картах. Наиболее характерные левополушарные асимметрии для уникальных вокселей присутствуют в кластерных группах «Отношения», «Событие», «Цель», «Познание», тогда как единственное превалирующее правополушарное представление обнаружилось в кластере «Чувственная сфера». Если объединить близкие воксели кластеров в узлы, а между достаточно близкими узлами построить рёбра, можно представить карты кластерных групп в виде графа (рисунок 43).

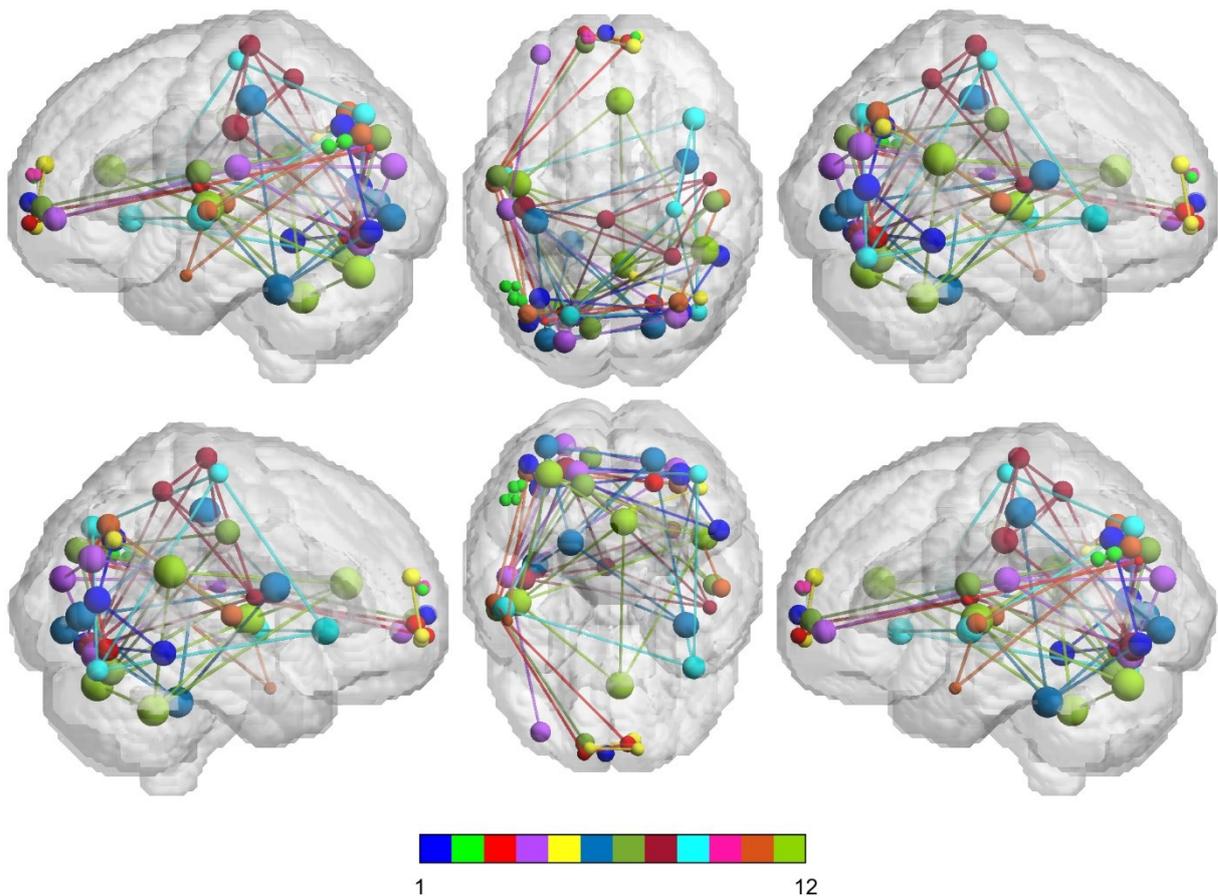


Рисунок 43 – Группы семантических категорий на полупрозрачном сером веществе головного мозга в виде графа

Для развёрнутой коры карты уникальных вокселей изображены на рисунке 44.

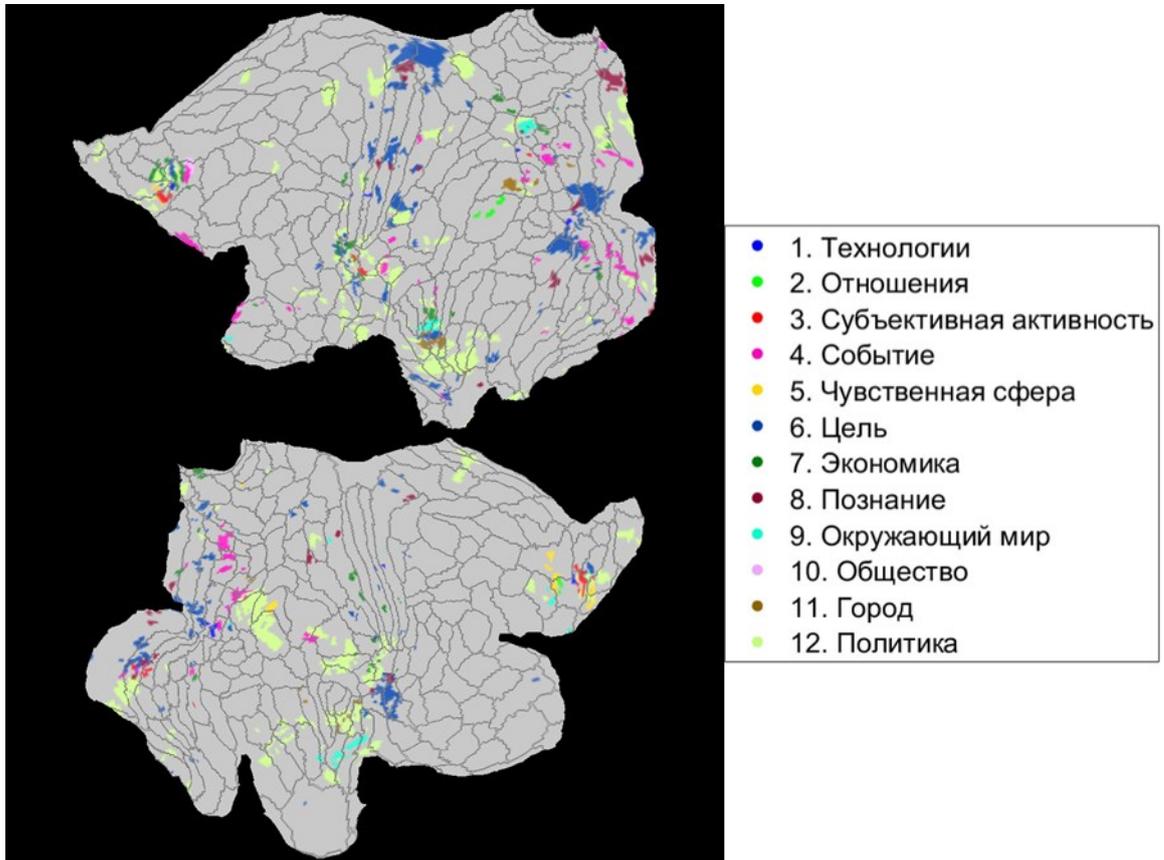


Рисунок 44 – Группы семантических категорий на развёрнутой карте коры серого вещества головного мозга для уникальных вокселей

Для иллюстрации неуникальных вокселей можно применить метод теплового картирования. На рисунке 45 в значениях матрицы показано (в процентном соотношении), сколько вокселей кластеров столбцов пересекается с вокселями кластеров строк относительно столбцов.

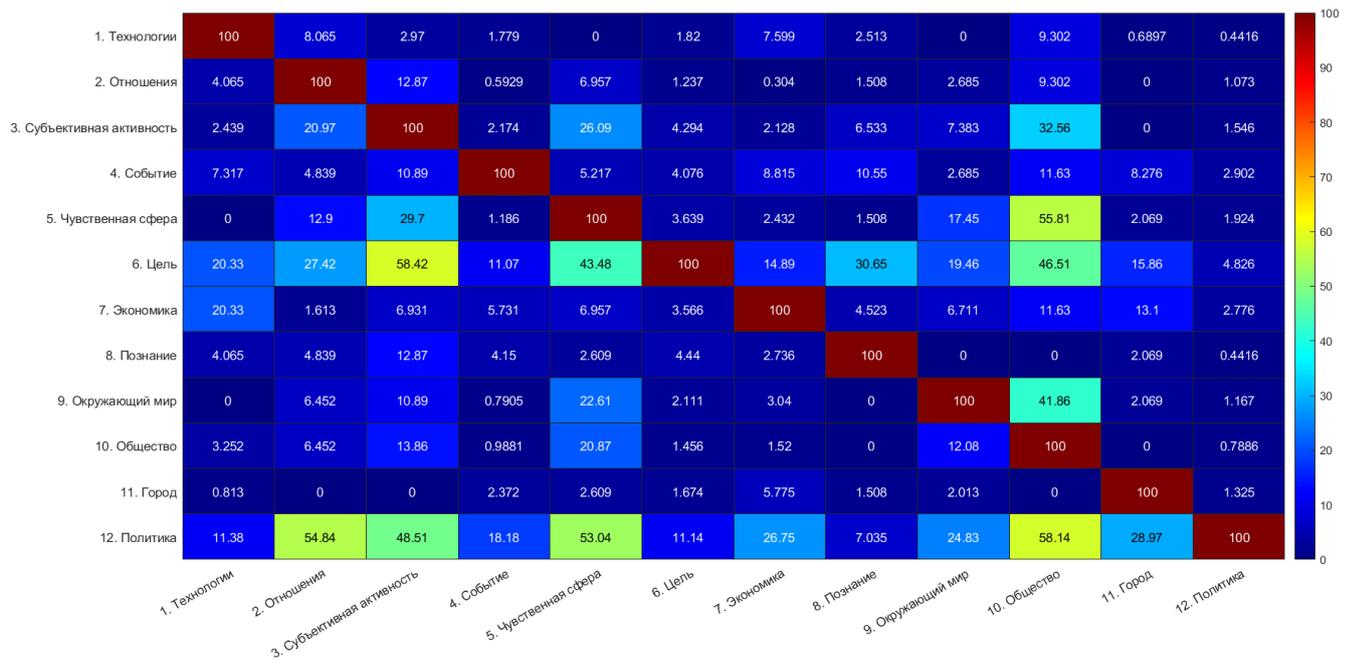


Рисунок 45 – Тепловая карта процента вокселей в пересечении кластеров

Важный вопрос заключается в том, существует ли значительная корреляция между субъектами при картировании одних и тех же лексических кластеров. Была выполнена процедура сравнения матриц наиболее активных вокселей (для которых разработанная модель демонстрирует наилучшую производительность) для разных испытуемых. При изучении перекрытия вокселей один к одному корреляция была довольно низкой, около 10%. Однако корреляция резко увеличилась при расчёте с точностью только до одного соседнего вокселя для каждой координатной оси в пространстве MNI (Монреальского неврологического института). При этом парные корреляции варьировали от 62 до 78% (в среднем 72%).

Трёхфакторный дисперсионный анализ выявил значимые главные эффекты всех этих факторов ($p = 0,02$ и меньше), в частности, подтвердив мнение, что в большинстве случаев семантический анализ лексики нарративов связан преимущественно с механизмами левого полушария, в котором у правшей находится также нейролингвистический «модуль» речи (Gainotti, 2013; Hoffman, Lambon, 2018). Почти значимым оказалось также взаимодействие факторов «кластер» и «полушарие» ($p < 0,06$). При этом кластер 03 – угроза оказался симметричным, а кластер 08 – опыт даже обнаружил легкую правостороннюю

локализацию большинства активных вокселей. С точки зрения оценки того, насколько валидны и надежны результаты, важна согласованность нейрофизиологических данных испытуемых. Несмотря на обнаруженный в общем дисперсионном анализе выраженный главный эффект индивидуальных различий ($p < 0,01$), проверка повоксельной корреляции индивидуальных данных показала, что она также очень высока и, естественно, значима. С точностью до одного вокселя в каждом из измерений трехмерного пространства MNI коэффициент попарной корреляции Пирсона составил у семи выбранных испытуемых от 62,4 до 78,3 %, со средним значением 74,4 %. Также была проверена устойчивость выделенных 12 кластеров на изменение заданного числа разбиений на 13 кластеров. В результате все кластеры сохранились и лишь наиболее «менталистский» кластер 08 – опыт разделился на два списка. Первый включал слова, связанные с некоторым ресурсом человека: «возрастной», «жизнестойкость», «заболевание», «интеллект», «клинический», «мозг», «осознанный», «пища», «реакция», «ребёнок», «сознание», «чувство», «эмоция». Второй список отражал скорее жизненную позицию автора нарратива: «жизнь», «знание», «изучение», «материал», «мир», «научный», «нейропсихолог», «одновременно», «постоянно», «работа». Этот «13-й кластер» чрезвычайно интересен. Его можно назвать 13 – автор. Появление этого кластера означает, что мозг слушателя строит образ автора нарратива, причем в столь явном виде автор не выступал ни в одном из пяти своих текстов. Таким образом, по всей видимости, было впервые обнаружено отражение построения модели собеседника в процессе коммуникации в нейрофизиологических данных.

Таким образом, в описанном эксперименте по данным опросников, поведенческих тестов и по объективным показателям функционирования мозга была выбрана группа испытуемых, наиболее вовлеченных в прослушивание и понимание предъявленных нарративов. По результатам этой группы была выделена система из 12 нейросемантических кластеров, которые могут служить своеобразным эталоном. Эти кластеры использовались для последующего более широкого исследования. Главной предпосылкой и одновременно главным

выводом когнитивного подхода в целом является зависимость эффекта не столько от стимула: его можно описывать практически бесконечным числом способов, сколько от внутренней организации процессов познания (Chomsky, 1959; Koehler, 1947). Примером служит известный треугольник Каниззы (Kanizsa, 1955), часть контуров которого мы воспринимаем, несмотря на их отсутствие в физическом стимуле (Gregory, 1972). Более того, такой когнитивный контур даже вызывает реакцию нейронов зрительной коры, как если бы он был реальным (Elliott, Shevell, 2018). Упомянем теперь другой общеизвестный факт: когда кто-то пересказывает услышанную историю, он никогда не делает это буквально, используя при воспроизведении другие слова и обороты речи. Тем не менее общий смысл ситуации обычно передается верно, с точностью до возможных социокультурных особенностей и синонимических перефразирований (Bartlett, 1932). Лабораторный вариант этого эффекта изучается Г. Рёдигером и его коллегами (McDermott, Roediger, 1998; Roediger, Wertsch, 2015) как «иллюзия памяти». Испытуемым в задачах на память предъявляется список слов, которые ассоциативно связаны с некоторым отсутствующим в стимуляции физически словом. На стадии воспроизведения это слово уверенно вспоминается как предъявленное в списке, причем нейрофизиологические исследования не позволяют отличить ошибочное от правильного воспроизведения (Schacter et al., 1996). Феномен основан на ассоциативной близости множества слов во внутреннем лексиконе. Очевидно, что именно эта близость и описывается как близость нейросемантических репрезентаций. Иначе следовало бы допустить наряду с системой лексической семантики и системой нейросемантических репрезентаций ещё и существование отдельной системы нейрофизиологических репрезентаций лексики того же языка, что явно нарушает принцип «бритвы Оккама». Это, в частности, означает, что существует возможность выхода за пределы непосредственно предъявленных слов-стимулов, если использовать их ассоциативные связи, предполагая, что нейрофизиологическая близость тождественна с нейросемантической. Такой подход тем более оправдан, поскольку каждое слово в нарративах изначально описывалось как 997-мерный

вектор, измерениями которого были наиболее частотные существительные и глаголы русского языка. Подобные слова в максимальной степени характеризуют конкретный язык и культуру. Вычислению их близости по отношению к 12 эталонным нейросемантическим кластерам был посвящен следующий этап данного исследования. Поскольку кластеры являются базовыми сетями головного мозга при обработке слов, то каждое слово языка может быть оценено по набору расстояний до этих сегментов нейросемантической обработки текста. Такая процедура может быть проведена для любых слов языка, а не только для тех слов, которые предъявлялись в эксперименте. Отдельное слово будет характеризоваться набором расстояний до каждого из 12 кластеров. Для каждого из них была построена усредненная семантическая репрезентация – центр кластера. Для всех слов кластера были взяты их векторные представления в используемой модели word2vec, после чего для этих представлений был вычислен вектор, фиксирующий усредненное значение всех слов кластера. Данный вектор задает абстрактную координату в пространстве word2vec и не совпадает с вектором конкретного слова. По этой причине центр кластера обычно не совпадает с названием кластера. Например, близость между словом «событие» и центром кластера 04 – событие составляет 0,57, что указывает на среднюю близость и далеко от полного совпадения, характеризуемого близостью, равной 1. Для каждого кластера были проверены слова, лежащие близко к его центру в пространстве word2vec: эти слова, в целом, соответствуют семантике и названиям кластеров, предложенным экспертами. Далее было оценено более широкое множество слов языка по их близости к центрам выделенных кластеров. Нейрофизиологические следствия данной классификации состоят в том, что если слова кластеров характеризуются паттерном активации мозга, выделенным для данного кластера, то другие слова языка могут быть охарактеризованы на основании дистанций к центрам данных кластеров, т.е. по их соотношению с паттернами активации в каждом из кластеров. Для такой процедуры могут использоваться различные подгруппы слов языка. Оценивались преимущественно слова из списка 997 высокочастотных слов, исходно использованных при

векторной разметке слов нарративов. Медианная близость между 997 словами и центрами кластеров составила 0,31. Для каждого слова кластеры с близостью меньше медианной были исключены из анализа. Максимальная близость составила 0,75 – это близость между глаголом “понимать” и кластером 05 – коллектив. Значения близости между словами и центрами кластеров в интервале от 0,75 до 0,31 были разделены на четыре квартиля (QI, QII, QIII, QIV) так, что для каждого слова в каждом квартиле находятся кластеры, центры которых удалены от данного слова на соответствующие расстояния. т.е. для каждого квартиля на 0,75–0,64; 0,64–0,53; 0,53–0,42; 0,42–0,31, соответственно.

Нейропсихологические подходы, основывающиеся на локализационизме, постулируют, что для каждого понятия существуют регионы коры, специфически ответственные за его обработку. Между тем подходы, основывающиеся на ситуативной семантике (и соответствующие нейросемантические эксперименты), допускают, что понятие обрабатывается мозгом по-разному в зависимости от задачи и контекста (Barsalou, 1983). При обработке понятий нарратива существуют определенные кластеры, которые характеризуются распределенными паттернами активации головного мозга. Существует также тематическое единство семантики, обрабатываемой механизмами нейросемантического кластера при восприятии и понимании речи. Возникает вопрос, какое количество кластеров следует учитывать, чтобы однозначно охарактеризовать паттерны активации, связанные с обработкой лексической семантики. Если ограничиться первоначально тремя такими кластерами, то можно убедиться, что для многих слов при этом наблюдаются идентичные последовательности. В частности, среди 1000 слов есть такие 22 («источник», «объект», «обеспечение», «техника», «выбор», «среда», «обладать», «применение», «зрение», «определение», «сфера», «образ», «суть», «представление», «технология», «способ», «заклучаться», «предмет», «особенность», «метод», «понятие», «процесс»), для которых ближайшим является кластер 09 – цель, следующим по близости – 08 – опыт и, наконец, третьим по близости – 10 – пространство. Следовательно, их паттерны активации не могут быть разделены на основании упоминания лишь трех

кластеров и/или без учета модулирующего влияния коэффициента близости к центрам кластеров. Полный список размещён на сайте <https://www.threatcorpus.org/brainmapping>.

Для надежности вычислений рекомендуется использовать четыре ближайших кластера, добавляя информацию о семантических дистанциях. Это задает достаточную вариативность для спецификации до нескольких тысячи слов путем объединения вокселей, образующих сети объемом до примерно трех тысяч дифференциально активированных вокселей (около 2,5 % серого вещества головного мозга, согласно использовавшейся в эксперименте анатомической маске). Известная проблематичность такого подхода в целом состоит в необходимости использовать существующие на сегодняшний день лингвистические инструменты усредненной оценки семантической близости. Значение фиксируется в word2vec как общее место множества контекстов, а не путем выделения лишь одного из них, что обычно происходит при общении с определенным тематическим сюжетом.

ГЛАВА 5. ОБСУЖДЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ

Широкое совпадение результатов применения разработанного метода для русского языка с аналогичными результатами для английского языка указывает на межъязыковую универсальность нейронной организации принципов лексического картирования в мозге и её относительную независимость от особенностей конкретных языков (Dehghani et al., 2017). Открытие механизмов концептуальной обработки требует большего, чем простое сопоставление корковой и подкорковой активности при решении разных задач. Эти результаты подтверждают мнение о широко распространённом характере семантических представлений.

Также, следует отметить, что кластеры состоят не только из синонимов и гипонимов, но и из слов, ситуативно связанных друг с другом. Это подтверждает предположение о том, что концептуальная система мозга кодирует ситуационную информацию для обработки понятий. Причём этот процесс происходит в разных, но специфических областях мозга и не имеет компактной локализации. При этом наблюдается распределённый характер мозговой активности. Результат предвосхищался в литературе как теоретически (Fodor, 1983; Сеченов, 1903), так и эмпирически (Ojemann, 1982; Braun et al., 2019). Можно предположить, что новый нейросемантический подход со временем найдёт применение при анализе пределов взаимопонимания между индивидами и социальными группами (Poldrack, Yarkoni, 2016; Nastase et al., 2019). Совпадение с зонами DMN также присутствует, но этот вопрос требует дальнейшего детального исследования, так как не входил в цели диссертации.

Для получения более компактных семантических кластеров с целью последующего анализа их близости у разных испытуемых был разработан алгоритм их фильтрации с использованием расчёта внутрикластерной близости векторов слов в модели word2vec, а также близости к центрам кластеров. Отсечка иерархической кластеризации выбиралась для каждого испытуемого в индивидуальном порядке – исходя из наилучшей интерпретируемости получившихся кластеров. Расстояние между векторами считалось по косинусной

метрике. Для каждого испытуемого строились гистограммы распределения слов в кластерах – по внутрикластерным расстояниям, расстояниям между центрами кластеров и расстояниям от слов кластеров до их центров. Для каждого из этих распределений строилась медиана распределения – для более точной оценки пограничных значений. Далее проводился контрольный анализ кластеров для их более компактного и семантически однородного представления – слово исключалось из кластера, если его вектор не близок к хотя бы половине векторов слов из этого кластера, а его близость к центру кластера больше, чем близость остальных слов из кластера до центра этого кластера.

В то время как четыре первых фактора PCA, согласно Хуту (Huth et al., 2016), было трудно интерпретировать, 12 основных кластеров, полученных в результате нейросемантического анализа (таблица 2), поддались относительно простой интерпретации. Например, кластеры 2, 9 и 10 были связаны с «пространством и временем» действий, описываемых в нарративах, а кластеры 1, 3 и 11 – с темами угроз, лишений, и открытых конфликтов соответственно. Лексические единицы с модальностью намерения, такие как «должен делать», «факультативность действия» и «цели», были сконцентрированы в кластере 5. Понятия, явно связанные с субъективным опытом, такие как «сознание», «интеллект», «чувство», объединились в кластере 8, который был назван «опыт». Выбор 12 кластеров был подтвержден апостериорной корреляцией Пирсона локусов их мозговой активации. Эти корреляции были высоко значимыми и варьировались с точностью всего в один воксель в каждом направлении координат MNI (Монреальского института неврологии) в попарных межсубъектных сравнениях от 62,4 до 78,3% (в среднем 74,4%).

Что касается проблемы латерализации мозга, то «менталистский» кластер 8 был единственным, который демонстрировал в среднем небольшую правополушарную локализацию по количеству существенно активированных вокселей. Во всех остальных кластерах локализация мозга имела левополушарный уклон или была симметричной. Трёхфакторный дисперсионный анализ показал значительную зависимость количества активных вокселей от

каждого отдельного фактора субъекта, полушария и кластера ($p < 0,02$ и лучше). Этот анализ показал преобладание левополушарной асимметрии для большинства кластеров по количеству активированных вокселей. Это также можно было легко увидеть из средних данных, где данные парных средних измерений значительно различались в соответствии с критерием суммы рангов Уилкоксона ($n = 12$, $W = 2$, $p < 0,01$). Все двусторонние взаимодействия дисперсионного анализа также были высоко значимыми ($p < 0,01$). Трёхстороннее взаимодействие было незначительным.

Многолетняя лингвистическая дискуссия о противоречии между синтагматическими и парадигматическими отношениями в языке (de Saussure, 1959; Hjelmslev, 1953; Luria, 1974) получает интересную интерпретацию при сопоставлении с паттернами активации мозга. Прежде всего, как можно заметить, кластеры состоят не только из парадигматически близких слов (синонимов, гипонимов), но и из слов, ситуативно связанных друг с другом. Например, кластер 3 «угроза» содержит глаголы (вынуждать, звать, угрожать), признаки в качестве прилагательных (агрессивный, обязанный, сильный, жесткий, явный) и существительные в качестве общих номинаций (угроза) и указаний на участников (противник враг, сила). Это подтверждает, что за обработку этих понятий отвечает единая система мозга, таким образом кодируя ситуационную информацию, а не чисто парадигматические отношения, например, обрабатывая только существительные или только глаголы (Barsalou, 2017).

Было также обнаружено, что онтологическое представление концептуальной семантики даёт плохие результаты по сравнению с векторной семантикой, хотя традиционный подход `word2vec` следует заменить векторами признаков, где каждая компонента вектора имеет определённое значение — представленное как расстояние до частотного понятия. Это соответствует более позднему подходу ситуационной концептуализации для представления понятийной информации в нарративах.

Таким образом, в диссертации представлены результаты разработки математического метода построения нейросемантических карт специфической

мозговой деятельности человека при восприятии и обработке семантической информации звучащего текста на естественном языке (с апробацией на материале русского языка) и установления связи между семантикой стимульного материала и локализацией нейрофизиологической активности на основе этого метода. Для достижения этих целей была разработана воксельная модель гемодинамического отклика (применительно к данным фМРТ) при восприятии звучащего текста на естественном языке; в этой модели для индивидуального и группового анализа были разработаны математические методы выявления нейросемантических кластеров, которые впоследствии визуализировались в виде нейросемантических карт для трехмерной модели коры и внутренних структур головного мозга человека, а также для развёрнутой на плоскости карты коры головного мозга.

Для группы из 25 испытуемых в задании на прослушивание личностно значимых текстов на русском языке на основе применения разработанных методик была выделена система из 12 нейросемантических кластеров, характеризующаяся тематическим единством семантической информации, потому что внутрикластерные расстояния между словами по word2vec не превышают 0,56. Индивидуальные данные были проанализированы отдельно, а затем была реализована процедура сравнения и поиска близости для всех нейросемантических кластеров всех испытуемых. Выявлены как индивидуальные, так и общие закономерности активности (с точностью до 4 мм при перекрытии карт) областей мозга. Разнообразие слов в полученных кластерах свидетельствует о том, что семантическая система в своем функционировании дает широкий спектр конкретных и абстрактных примеров понятий, гибко изменяющих своё значение в соответствующем контексте (Jain, Huth, 2018). Локализация нейросемантических кластеров имеет пространственно-распределенный характер в коре и внутренних структурах серого вещества головного мозга (рисунки 32 и 33). Кластерные группы содержат от 17 до 129 групп вокселей мощностью от 5 до 43 вокселей в группе. Межполушарная асимметрия в нейросемантических картах отсутствует (разница карт левого и правого полушарий по всем зонам атласа не более 1,2%). Выявлена лобно-затылочная асимметрия (Patterson et al., 2007)

нейросемантических кластеров – представленность нейросемантических карт в затылочных областях на 78,3% более выражена, чем в лобных. Такое широкое распределение кластеров по коре и внутренним структурам мозга совпадает с теоретическими ожиданиями (Fodor, 1983) и подтверждает результаты метода.

Участие внутренних структур в языковой обработке обсуждалось ранее (Price, 2010). Также на основе семантических контрастов зафиксирована роль мозжечковых структур в речевой обработке (Price, 2012; Binder et al., 2009). Была предложена гипотеза о модулирующей роли мозжечка в обработке речи и в различных немоторных речевых процессах, таких как лексическое извлечение, синтаксис и динамика языка (Mariën et al., 2001; Argyropoulos, 2016). По результатам работы метода, активность зон мозжечка пространственно различна для разных кластеров, что может указывать на специфические концептуальные процессы, которые могли быть эволюционно запрограммированы (Ardila, 2015), а их специфика могла определяться в ходе формирования индивидуального опыта (Jackendoff, 2010; Tononi et al., 2016; Jackendoff, 2017). Концептуальным структурам могут соответствовать кластеры семантических групп на разных когнитивных уровнях в левом и правом полушариях.

Таким образом, разработанный метод построения нейросемантических карт активности мозга человека позволяет успешно выявлять и локализовать нейросемантические кластеры, связанные с смысловой обработкой звучащего текста на естественном языке. Нейросемантические кластеры имеют тематическое единство семантики и соотносят сходные семантические категории со сходными паттернами активности в областях мозга. Построение этих кластеров возможно с использованием модели гемодинамического ответа вокселей модели мозга, которая позволяет прогнозировать активность вокселей модели мозга в ответ на предъявление новых текстов. Разработанный метод позволяет при групповом анализе выявить общие межиндивидуальные пространственные закономерности активности областей мозга для образующихся нейросемантических кластеров, а также позволяет оценить распределение специфической активности мозга в коре и внутренних структурах головного мозга человека.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Основные результаты и выводы работы заключаются в следующем:

1. Разработана применительная к фМРТ-данным математическая модель повоксельной активности головного мозга в ответ на предъявление звучащего текста на естественном языке.
2. Для индивидуального и группового анализа разработаны математические методы выделения нейросемантических кластеров при восприятии испытуемыми звучащего нарративного текста на естественном языке.
3. Разработаны математические методы визуализации полученных нейросемантических кластеров в виде нейросемантических карт для трёхмерной модели коры и внутренних структур головного мозга человека, а также для развёрнутой на плоскости коры головного мозга человека.
4. Для группы 25 испытуемых в задаче восприятия звучащих текстов на русском языке на основе применения разработанных методов была выявлена система 12 нейросемантических кластеров, характеризующихся тематическим единством семантической информации (внутрикластерное расстояние по word2vec не превышает 0.56).
5. Для группы испытуемых были обнаружены как индивидуальные, так и общие паттерны активности (с точностью до 4 мм при перекрытии карт) областей мозга в ответ на предъявление звучащего текста на естественном языке.
6. Локализация нейросемантических кластеров имеет пространственно распределённый характер по коре и внутренним структурам серого вещества головного мозга (от 17 до 129 воксельных групп с мощностью от 5 до 43 вокселей в группе). Межполушарная асимметрия в нейросемантических картах отсутствует (разница в картах левого и правого полушария по всем зонам атласа не более 1.2%). Обнаружена фронтально-затылочная асимметрия нейросемантических кластеров – представленность нейросемантических карт в затылочных зонах выражена на 78.3% больше, чем во фронтальных.

ЛИТЕРАТУРА

Список статей автора по теме диссертации

1. **Nosovets Z.A.**, Velichkovsky B.M., Zaidelman L.Y., Orlov V.A., Kartashov S.I., Kotov A.A., Ushakov V.L., Zobotkina V.I. Lateralization in Neurosemantics: Are Some Lexical Clusters More Equal Than Others? // Brain-Inspired Cognitive Architectures for Artificial Intelligence: BICA*AI 2020. BICA 2020. Advances in Intelligent Systems and Computing. – 2021. – V. 1310. – P. 350-358. – IF=0.6 (Scopus, за 5 лет). Объем – 0.8 п. л. DOI: 10.1007/978-3-030-65596-9_42.
2. **Nosovets Z.A.**, Velichkovsky B.M., Zaidelman L.Y., Orlov V.A., Kartashov S.I., Kotov A.A., Zobotkina V.I., Ushakov V.L. Voxel-Wise Localization of Brain Activity while Comprehending Oral Russian-Language Stories // Advances in Cognitive Research, Artificial Intelligence and Neuroinformatics. Intercognsci 2020. Advances in Intelligent Systems and Computing. – 2021. – V. 1358. – P. 293-306. – IF=0.6 (Scopus, за 5 лет). Объем – 1.2 п. л. DOI: 10.1007/978-3-030-71637-0_35.
3. Velichkovsky B.M., Kotov A.A., Zobotkina V.I., **Nosovets Z.A.**, Ushakov V.L., Goldberg E., Zaidelman, L.Y. Heteroglossia in Neurosemantics: The Case of a Word Cluster with Mentalist Content // Advances in Cognitive Research, Artificial Intelligence and Neuroinformatics. Intercognsci 2020. Advances in Intelligent Systems and Computing. – 2021. – V. 1358. – P. 307-318. – IF=0.6 (Scopus, за 5 лет). Объем – 1.1 п. л. DOI: 10.1007/978-3-030-71637-0_36.
4. Zaidelman L.Y., **Nosovets Z.A.**, Kotov A.A., Ushakov V.L., Zobotkina V.I., Velichkovsky B.M. Russian-language neurosemantics: Clustering of Word Meaning and Sense from the Oral Narratives // Cognitive Systems Research. – June 2021. – V. 67. – P. 60-65. – IF=3.8 (Scopus, за 5 лет). Объем – 0.9 п. л. DOI: 10.1016/j.cogsys.2021.01.001.
5. Величковский Б.М., Осипов Г.С., **Носовец З.А.**, Величковский Б.Б. Личностный смысл и решение творческих задач: современные нейрокогнитивные исследования // Искусственный интеллект и принятие решений. – 2020. – № 3. – С. 3-14. – IF=0.6 (RSCI, за 5 лет). Объем – 1.1 п. л. DOI: 10.14357/20718594200301.

6. Величковский Б.М., Зайдельман Л.Я., Котов А.А., **Носовец З.А.**, Ушаков В.Л., Заботкина В.И. Природа нейросемантических репрезентаций: стимулы, значение и личностный смысл // Вопросы психологии. – 2020. – Т. 66. – № 3. – С. 132-147. – IF=1.0 (RSCI, за 5 лет). Объем – 1.2 п. л.

7. Величковский Б.М., Заботкина В.И., **Носовец З.А.**, Котов А.А., Зайдельман Л.Я., Карташов С.И., Коростелева А.Н., Малахов Д.Г., Орлов В.А., Зинина А.А., Гольдберг Э., Ушаков В.Л. Методология семантического картирования мозга с использованием многомерной индексации потока устного русского текста: опыт валидации и развития // Современные технологии в медицине. – 2020. – Т. 12 – № 2. – С. 14-26. – IF=0.9 (RSCI, за 5 лет). Объем – 1.3 п. л. DOI: 10.17691/stm2020.12.2.02.

8. **Nosovets Z.A.**, Ushakov V.L., Zaidelman L.Y., Kotov A.A. System of methods and algorithms for comprehensive neurosemantic mapping of the human brain // Cognitive Systems Research. – 2023. – V. 82 – N. 101122. – IF=3.8 (Scopus, за 5 лет). Объем – 1.3 п. л. DOI: 10.1016/j.cogsys.2023.05.011.

Список цитируемой литературы

1. Апресян Ю. Д. Новый объяснительный словарь синонимов русского языка. Второе издание, исправленное и дополненное. Москва: Языки славянской культуры, 2004.

2. Величковский Б. М. Нейросемантика – новое направление междисциплинарных когнитивных исследований // Вопросы психологии. — 2019. — №. 6. — С. 3–18.

3. Выготский Л. С. Мышление и речь. Москва: Соцэкгиз, 1934.

4. Кобозева И. М. Лингвистическая семантика. Москва: УРСС, 2004.

5. Лурия А. Р. Основы нейропсихологии. Москва: Изд-во Моск. ун-та, 1973.

6. Лурия А. Р. Основные проблемы нейролингвистики. Москва: Изд-во Моск. ун-та, 1976.

7. Ляшевская О. Н., Шаров С. А. Частотный словарь современного русского языка (на материалах Национального корпуса русского языка). Москва: Азбуковник, 2009.
8. Мелник М. Основы прикладной статистики. Москва: Энергоатомиздат, 1983.
9. Мельчук И. А., Жолковский А. К. Толково-комбинаторный словарь русского языка: Попыты семантико-синтаксического описания русской лексики. Москва: Языки славянской культуры, 2016.
10. Ожегов — С. И. Толковый словарь русского языка: Ок. 100 000 слов, терминов и фразеологических выражений. Москва: ООО "Издательство «АСТ», 2015.
11. Павлов И. П. Проба физиологического понимания симптомологии истерии / Акад. И.П. Павлов. — Л.: Изд-во АН СССР, 1932.
12. Петренко В. Ф. Введение в экспериментальную психосемантику: исследование форм репрезентации в обыденном сознании. Москва: МГУ, 1983.
13. Плунгян В. А., Сичинава Д. В. Национальный корпус русского языка: опыт создания корпусов текстов современного русского языка // Труды Межд. конференции «Корпусная лингвистика-2004» / под ред. Л. Н. Беляева и др. СПб: СПбГУ, 2004. — С. 216–238.
14. Сеченов И. М. Элементы мысли. Москва: Издание редакции журнала «Научное слово», 1903.
15. Тихонов А. Н. О некорректных задачах линейной алгебры и устойчивом методе их решения // Доклады Академии наук СССР. — 1965. — Т. 163. — №. 3. — С. 591–594.
16. Шведова Н. Ю. Русский семантический словарь. Москва: Азбуковник, 1998.
17. Aguirre G., Zarahn E., D'esposito M. The variability of human, BOLD hemodynamic responses // NeuroImage. — 1998. — Т. 8. — №. 4. — С. 360–369.

18. Alexander D. M., Trengove C., Leeuwen C. van. Donders is dead: cortical traveling waves and the limits of mental chronometry in cognitive neuroscience // *Cognitive Processing*. — 2015. — T. 16. — №. 4. — C. 365–375.
19. Aquino K. M., Schira M. M., Robinson P. A., Drysdale P. M., Breakspear M. Hemodynamic Traveling Waves in Human Visual Cortex // *PLOS Computational Biology*. — 2012. — T. 8. — №. 3. — C. 1–12.
20. Ardila A. A Proposed Neurological Interpretation of Language Evolution // *Behavioural Neurology*. — 2015. — T. 2015. — C. 1–16.
21. Argyropoulos G. P. D. The cerebellum, internal models and prediction in ‘non-motor’ aspects of language: A critical review // *Brain and Language*. — 2016. — T. 161. — C. 4–17.
22. Ashburner J., Friston K. J. Unified segmentation // *NeuroImage*. — 2005. — T. 26. — №. 3. — C. 839–851.
23. Barsalou L. W. Ad hoc categories // *Memory & Cognition*. — 1983. — T. 11. — №. 3. — C. 211–227.
24. Barsalou L. W. What does semantic tiling of the cortex tell us about semantics? // *Neuropsychologia*. — 2017. — T. 105. — C. 18–38.
25. Bartlett F. C. *Remembering: A study in experimental and social psychology*. New York, NY, US: Cambridge University Press, 1932.
26. Baudelet C., Gallez B. Current Issues in the Utility of Blood Oxygen Level Dependent MRI for the Assessment of Modulations in Tumor Oxygenation // *Curr Med Imaging Rev*. — 2005. — T. 1. — №. 3. — C. 229–243.
27. Benjamini Y., Hochberg Y. Controlling the False Discovery Rate: A Practical and Powerful Approach to Multiple Testing // *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*. — 1995. — T. 57. — №. 1. — C. 289–300.
28. Benjamini Y., Yekutieli D. The Control of the False Discovery Rate in Multiple Testing under Dependency // *The Annals of Statistics*. — 2001. — T. 29. — №. 4. — C. 1165–1188.

29. Binder J. R., Frost J. A., Hammeke T. A., Bellgowan P. S., Rao S. M., Cox, R. W. Conceptual processing during the conscious resting state. A functional MRI study // *Journal of Cognitive Neuroscience*. — 1999. — T. 11. — №. 1. — C. 80–95.
30. Binder J. R., Desai R. H., Graves W. W., Conant L. L. Where Is the Semantic System? A Critical Review and Meta-Analysis of 120 Functional Neuroimaging Studies // *Cerebral Cortex*. — 2009. — T. 19. — №. 12. — C. 2767–2796.
31. Bookheimer S. Functional MRI of Language: New Approaches to Understanding the Cortical Organization of Semantic Processing // *Annual Review of Neuroscience*. — 2002. — T. 25. — №. 1. — C. 151–188.
32. Brady T. F., Konkle T., Alvarez G. A., Oliva A. Visual long-term memory has a massive storage capacity for object details // *Proceedings of the National Academy of Sciences*. — 2008. — T. 105. — №. 38. — C. 14325–14329.
33. Braun M., Kronbichler M., Richlan F., Hawelka S., Hutzler F., Jacobs A. M. A model-guided dissociation between subcortical and cortical contributions to word recognition // *Scientific Reports*. — 2019. — T. 9. — №. 1. — C. 1–12.
34. Brett M., Anton J. L., Valabrgue R., Poline J.-B. Region of interest analysis using an SPM toolbox. Presented at the 8th International Conference on Functional Mapping of the Human Brain, June 2-6, 2002, Sendai, Japan // *NeuroImage*. — 2002. — T. 13. — C. 210–217.
35. Buxton R. B., Uludağ K., Dubowitz D. J., Liu T. T. Modeling the hemodynamic response to brain activation // *NeuroImage*. — 2004. — T. 23. — C. 220–233.
36. Cabeza R., Nyberg L. Imaging Cognition II: An Empirical Review of 275 PET and fMRI Studies // *Journal of Cognitive Neuroscience*. — 2000. — T. 12. — №. 1. — C. 1–47.
37. Cappa S. F., Perani D., Schnur T., Tettamanti M., Fazio F. The effects of semantic category and knowledge type on lexical-semantic access: a PET study // *NeuroImage*. — 1998. — T. 8. — №. 4. — C. 350–359.

38. Caramazza A., Shelton J. R. Domain-Specific Knowledge Systems in the Brain: The Animate-Inanimate Distinction // *Journal of Cognitive Neuroscience*. — 1998. — T. 10. — №. 1. — C. 1–34.
39. Chomsky N. A review of Skinner's *Verbal Behavior* // *Language (Baltim)*. 1959. — T. 35. — №. 1. — C. 26–58.
40. Coalson T., Glasser M., Harwell J., Essen D. van, Jenkinson M., Oostenveld R. CIFTI-2 Connectivity File Formats Documentation, 2013.
41. Collignon A.M., Maes F., Delaere D., Vandermeulen D., Suetens P., Marchal G. Automated multi-modality image registration based on information theory // *Inf Process Med Imag*. — 1995. — T. 3. — C. 263–274.
42. Constable R. T., Pugh K. R., Berroya E., Mencl W. E., Westerveld M., Ni W., Shankweiler D. Sentence complexity and input modality effects in sentence comprehension: an fMRI study // *NeuroImage*. — 2004. — T. 22. — №. 1. — C. 11–21.
43. Cox R. W., Ashburner J., Breman H., Fissell K., Haselgrove C., Holmes C. J., Lancaster J. L., Rex D. E., Smith S. M., Woodward J. B., Strother S. A (sort of) new image data format standard: NiFTI-1 // *10th Annual Meeting of the Organization for Human Brain Mapping*. — 2004. — T. 22.
44. Damasio H., Tranel D., Grabowski T., Adolphs R., Damasio A. Neural systems behind word and concept retrieval // *Cognition*. — 2004. — T. 92. — №. 1–2. — C. 179–229.
45. de Saussure F. *Course in general linguistics*. N.Y.: The Philosophical Society, 1959.
46. Dehghani M., Boghrati R., Man K., Hoover J., Gimbel S. I., Vaswani A., Zevin J. D., Immordino-Yang M. H., Gordon A. S., Damasio A., Kaplan J. T. Decoding the neural representation of story meanings across languages // *Human Brain Mapping*. — 2017. — T. 38. — №. 12. — C. 6096–6106.
47. Démonet J. F., Chollet F., Ramsay S., Cardebat D., Nespoulous J. L., Wise R., Rascol A., Frackowiak R. The anatomy of phonological and semantic processing in normal subjects // *Brain*. — 1992. — T. 115. — №. 16. — C. 1753–1768.

48. Devlin J. T., Russell R. P., Davis M. H., Price C. J., Moss H. E., Fadili M. J., Tyler L. K. Is there an anatomical basis for category-specificity? Semantic memory studies in PET and fMRI // *Neuropsychologia*. — 2002. — T. 40. — №. 1. — C. 54–75.
49. Elliott S. L., Shevell S. K. Illusory edges comingle with real edges in the neural representation of objects // *Vision Res*. — 2018. — T. 144. — C. 47–51.
50. Ernst T., Hennig J. Observation of a fast response in functional MR // *Magnetic Resonance in Medicine*. — 1994. — T. 32. — №. 1. — C. 146–149.
51. Essen D. C. van, Smith S. M., Barch D. M., Behrens T. E. J., Yacoub E., Ugurbil K. The WU-Minn Human Connectome Project: An overview // *NeuroImage*. — 2013. — T. 80. — C. 62–79.
52. Evans A. C., Collins D. L., Milner B. An MRI-based stereotactic atlas from 250 young normal subjects // *The Society for Neuroscience Abstracts*. — 1992. — T. 18. — C. 408–492.
53. Fedorenko E., Hsieh P. J., Nieto-Castañón A., Whitfield-Gabrieli S., Kanwisher N. New method for fMRI investigations of language: defining ROIs functionally in individual subjects // *Journal of Neurophysiology*. — 2010. — T. 104. — №. 2. — C. 1177–1194.
54. Fernandino L., Tong J. Q., Conant L. L., Humphries C. J., Binder J. R. Decoding the information structure underlying the neural representation of concepts // *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*. — 2022. — T. 119. — №. 6. — C. e2108091119.
55. Fischl B. FreeSurfer // *NeuroImage*. — 2012. — T. 62. — №. 2. — C. 774–781.
56. Fodor J. A. *The Modularity of Mind*. Cambridge: The MIT Press, 1983.
57. Frisby S. L., Halai A. D., Cox C. R., Lambon Ralph M. A., Rogers T. T. Decoding semantic representations in mind and brain // *Trends in Cognitive Sciences*. — 2023. — T. 27. — №. 3. — C. 258–281.
58. Friston K. J. *Statistical Parametric Mapping and Other Analysis of Functional Imaging Data // Brain Mapping: The Methods*. Cambridge: Academic Press, 1996. — C. 363–385.

59. Friston K. J. Imaging neuroscience: Principles or maps? // *Proceedings of the National Academy of Sciences*. — 1998. — T. 95. — №. 3. — C. 796–802.
60. Friston K. J., Holmes A., Worsley K. J., Poline J., Frith C. D., Frackowiak R. S. Statistical parametric maps in functional imaging: A general linear approach // *Human Brain Mapping*. — 1995. — T. 2. — №. 4. — C. 189–210.
61. Friston K. J., Price C. J., Fletcher P., Moore C., Frackowiak R. S. J., Dolan R. J. The Trouble with Cognitive Subtraction // *NeuroImage*. — 1996. — T. 4. — №. 2. — C. 97–104.
62. Gainotti G. The contribution of language to the right-hemisphere conceptual representations: A selective survey // *J Clin Exp Neuropsychol*. — 2013. — T. 35. — №. 6. — C. 563–572.
63. Gerlach C. A Review of Functional Imaging Studies on Category Specificity // *Journal of Cognitive Neuroscience*. — 2007. — T. 19. — №. 2. — C. 296–314.
64. Glasser M. F., Coalson T. S., Robinson E. C., Hacker C. D., Harwell J., Yacoub E., Ugurbil K., Andersson J., Beckmann C. F., Jenkinson M., Smith S. M., Essen D. C. van. A multi-modal parcellation of human cerebral cortex // *Nature*. — 2016. — T. 536. — №. 7615. — C. 171–178.
65. Golland Y., Bentin S., Gelbard H., Benjamini Y., Heller R., Nir Y., Hasson U., Malach R. Extrinsic and intrinsic systems in the posterior cortex of the human brain revealed during natural sensory stimulation // *Cerebral Cortex*. — 2007. — T. 17. — №. 4. — C. 766–777.
66. Gower J. C., Ross G. J. S. Minimum Spanning Trees and Single Linkage Cluster Analysis // *Journal of the Royal Statistical Society. Series C (Applied Statistics)*. — 1969. — T. 18. — №. 1. — C. 54–64.
67. Grabowski T. J., Damasio H., Tranel D., Ponto L. L. B., Hichwa R. D., Damasio A. R. A role for left temporal pole in the retrieval of words for unique entities // *Human Brain Mapping*. — 2001. — T. 13. — №. 4. — C. 199–212.
68. Gregory R. L. Cognitive Contours // *Nature*. — 1972. — T. 238 — №. 5358. — C. 51–52.

69. Hämäläinen M., Hari R., Ilmoniemi R. J., Knuutila J., Lounasmaa O. v. Magnetoencephalography – theory, instrumentation, and applications to noninvasive studies of the working human brain // *Rev Mod Phys.* — 1993. — T. 65. — №. 2. — С. 413–497.
70. Hamilton L. S., Huth A. G. The revolution will not be controlled: natural stimuli in speech neuroscience // *Language, Cognition and Neuroscience.* — 2018. — T. 35. — №. 5. — С. 573–582.
71. Harwell J., Bremen H., Coulon O., Dierker D., Reynolds R. C., Schmansky N., Silva C., Teich K., Essen D. C. van, Warfield S. K., Saad Z. S. GIFTI Surface Data Format Version 1.0., 2011.
72. Hasson U., Avidan G., Gelbard H., Vallines I., Harel M., Minshew N., Behrmann M. Shared and idiosyncratic cortical activation patterns in autism revealed under continuous real-life viewing conditions // *Autism Research.* — 2009. — T. 2. — №. 4. — С. 220–231.
73. Higham D. J., Higham N. J. *MATLAB Guide, Third Edition.* Philadelphia: Siam, 2016.
74. Hinton G. E. Training Products of Experts by Minimizing Contrastive Divergence // *Neural Computation.* — 2002. — T. 14. — №. 8. — С. 1771–1800.
75. Hjelmslev L. *Prolegomena to a theory of language.* Baltimore: Indiana Univ. Press, 1953.
76. Hoerl A., Kennard R. Ridge Regression: Biased Estimation for Nonorthogonal Problems // *Technometrics.* — 1970. — T. 12. — №. 1. — С. 55–67.
77. Hoffman P., Lambon Ralph M. A. From percept to concept in the ventral temporal lobes: Graded hemispheric specialisation based on stimulus and task // *Cortex.* — 2018. — T. 101. — С. 107–118.
78. Hsu A., Borst A., Theunissen F. Quantifying variability in neural responses and its application for the validation of model predictions // *Network: Computation in Neural Systems.* — 2004. — T. 15. — №. 2. — С. 91–109.
79. Huettel S. A., Song A. W., McCarthy G. *Functional Magnetic Resonance Imaging.* Oxford: Oxford University Press, Incorporated, 2009.

80. Huth A. G., Griffiths T. L., Theunissen F. E., Gallant J. L. PrAGMATiC: a Probabilistic and Generative Model of Areas Tiling the Cortex // *arXiv: Quantitative Methods*. — 2015.
81. Huth A. G., Heer W. A. de, Griffiths T. L., Theunissen F. E., Gallant J. L. Natural speech reveals the semantic maps that tile human cerebral cortex // *Nature*. — 2016. — T. 532. — №. 7600. — C. 453–458.
82. Jackendoff R. *Meaning and the Lexicon*. Oxford: Oxford University Press, 2010.
83. Jackendoff R. In Defense of Theory // *Cognitive Science*. — 2017. — T. 41. — C. 185–212.
84. Jain S., Huth A. Incorporating Context into Language Encoding Models for fMRI // *Advances in Neural Information Processing Systems* / под ред. S. Bengio, H. Wallach, H. Larochelle, K. Grauman, N. Cesa-Bianchi, R. Garnett. New York: Curran Associates, Inc., 2018. — T. 31. — C. 6629–6638.
85. Jenkinson M., Smith S. A global optimisation method for robust affine registration of brain images // *Medical Image Analysis*. — 2001. — T. 5. — №. 2. — C. 143–156.
86. Jezzard P., Heinemann F., Taylor J., DesPres D., Wen H., Balaban R.S., Turner R. Comparison of EPI Gradient-Echo Contrast Changes in Cat Brain Caused by Respiratory Challenges with Direct Simultaneous Evaluation of Cerebral Oxygenation via a Cranial Window // *NMR in Biomed*. — 1994. — T. 7. — №. 2. — C. 35–44.
87. Joseph J. E. Functional neuroimaging studies of category specificity in object recognition: A critical review and meta-analysis // *Cogn Affect Behav Neurosci*. — 2001. — T. 1. — №. 2. — C. 119–136.
88. Just M. A., Cherkassky V. L., Aryal S., Mitchell, T. M. A neurosemantic theory of concrete noun representation based on the underlying brain codes // *PLoS ONE*. — 2010. — T. 5. — №. 1. — C. e8622.
89. Kan I. P., Barsalou L. W., Olseth Solomon K., Minor J. K., Thompson-Schill S. L. Role of mental imagery in a property verification task: fMRI evidence for

perceptual representations of conceptual knowledge // *Cognitive Neuropsychology*. — 2003. — T. 20. — №. 3. — C. 525–540.

90. Kanizsa G. Margini quasi-percettivi in campi con stimolazione omogenea // *Rivista di Psicologia*. — 1955. — T. 49. — №. 1. — C. 7–30.

91. Kerestes R., Chase H. W., Phillips M. L., Ladouceur C. D., Eickhoff S. B. Multimodal evaluation of the amygdala's functional connectivity // *NeuroImage*. — 2017. — T. 148. — C. 219–229.

92. Klein S. B., Thorne B. M. *Biological Psychology*. New York: Worth Publishers, 2006.

93. Köhler W. *Gestalt psychology; an introduction to new concepts in modern psychology*, Rev. ed. Oxford, England: Liveright, 1947.

94. Korobov M. Morphological Analyzer and Generator for Russian and Ukrainian Languages. // *Analysis of images, social networks and texts. AIST 2015. Communications in computer and information science / под ред. Khachay M., Konstantinova N., Panchenko A., Ignatov D., Labunets V.* Springer, Cham, 2015. — T. 542. — C. 320–332.

95. Kutuzov A., Kuzmenko E. Building Web-Interfaces for Vector Semantic Models with the WebVectors Toolkit // *Proceedings of the Software Demonstrations of the 15th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics*. Valencia, Spain: Association for Computational Linguistics, 2017. — C. 99–103.

96. Lanczos C. *Applied Analysis*. Mineola: Dover Publications, 1988.

97. Lerner Y., Honey C. J., Katkov M., Hasson U. Temporal scaling of neural responses to compressed and dilated natural speech // *Journal of Neurophysiology*. — 2014. — T. 111. — №. 12. — C. 2433–2444.

98. Lerner Y., Honey C. J., Silbert L. J., Hasson U. Topographic mapping of a hierarchy of temporal receptive windows using a narrated story. // *Journal of Neuroscience*. — 2011. — T. 31. — №. 8. — C. 2906–2915.

99. Liao W., Marinazzo D., Pan Z., Gong Q., Chen H. Kernel Granger causality mapping effective connectivity on fMRI data // *IEEE Transactions on Medical Imaging*. — 2009. — T. 28. — №. 11. — C. 1825–1835.
100. Logothetis N. K. What we can do and what we cannot do with fMRI // *Nature*. — 2008. — T. 453. — №. 7197. — C. 869–878.
101. Luria A. R. Language and brain: Towards the basic problems of neurolinguistics // *Brain and Language*. — 1974. — T. 1. — №. 1. — C. 1–14.
102. Marcus D. S., Harwell J., Olsen T., Hodge M., Glasser M. F., Prior F., Jenkinson M., Laumann T., Curtiss S. W., Essen D. C. van. Informatics and Data Mining Tools and Strategies for the Human Connectome Project // *Front Neuroinform*. — 2011. — T. 5.
103. Mariën P., Engelborghs S., Fabbro F., Deyn P. P. de. The Lateralized Linguistic Cerebellum: A Review and a New Hypothesis // *Brain and Language*. — 2001. — T. 79. — №. 3. — C. 580–600.
104. Marsman J. B. C., Renken R., Velichkovsky B. M., Hooymans J. M. M., Cornelissen F. W. Fixation based event-related fmri analysis: Using eye fixations as events in functional magnetic resonance imaging to reveal cortical processing during the free exploration of visual images // *Human Brain Mapping*. — 2012. — T. 33. — №. 2. — C. 307–318.
105. Martin A., Caramazza A. Neuropsychological and neuroimaging perspectives on conceptual knowledge: an introduction // *Cogn Neuropsychol*. — 2003. — T. 20. — №. 3–6. — C. 195–212.
106. Martin A., Chao L. L. Semantic memory and the brain: structure and processes // *Curr Opin Neurobiol*. — 2001. — T. 11. — №. 2. — C. 194–201.
107. McDermott K. B., Roediger H. L. Attempting to Avoid Illusory Memories: Robust False Recognition of Associates Persists under Conditions of Explicit Warnings and Immediate Testing // *J Mem Lang*. — 1998. — T. 39. — №. 3. — C. 508–520.
108. Mikolov T., Chen K., Corrado G., Dean J. Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space // *Proceedings of Workshop at ICLR*. — 2013. — C. 1–12.

109. Mikolov T., Yih W., Zweig G. Linguistic Regularities in Continuous Space Word Representations // Proceedings of the 2013 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. Atlanta, Georgia: Association for Computational Linguistics, 2013. — C. 746–751.
110. Mitchell T. M., Shinkareva S. V., Carlson A., Chang K. M., Malave V. L., Mason R. A., Just M. A. Predicting human brain activity associated with the meanings of nouns // Science. — 2008. — T. 320. — №. 5880. — C. 1191–1195.
111. Mummery C. J., Patterson K., Hodges J. R., Price C. J. Functional Neuroanatomy of the Semantic System: Divisible by What? // Journal of Cognitive Neuroscience. — 1998. — T. 10. — №. 6. — C. 766–777.
112. Nastase S. A., Gazzola V., Hasson U., Keysers C. Measuring shared responses across subjects using intersubject correlation // Soc Cogn Affect Neurosci. — 2019. — T. 14. — №. 6. — C. 667–685.
113. Nunez P. L., Srinivasan R. Electric fields of the brain: The neurophysics of EEG. Oxford: Oxford University Press, 1981.
114. Nyberg L., Cabeza R. Brain imaging of memory // The Oxford Handbook of Memory / под ред. E. Tulving., F. Craik. Oxford: Oxford University Press, 2000. — C. 501–521.
115. Ogawa S., Lee T. M., Kay A. R., Tank D. W. Brain magnetic resonance imaging with contrast dependent on blood oxygenation // Proceedings of the National Academy of Sciences. — 1990. — T. 87. — №. 24. — C. 9868–9872.
116. Ogawa S., Tank D. W., Menon R., Ellermann J. M., Kim S. G., Merkle H., Ugurbil K. Intrinsic signal changes accompanying sensory stimulation: functional brain mapping with magnetic resonance imaging // Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America. — 1992. — T. 89. — №. 13. — C. 5951–5955.
117. Ojemann G. A. Models of the brain organization for higher integrative functions derived with electrical stimulation techniques. // Hum Neurobiol. — 1982. — T. 1. — №. 4. — C. 243–249.

118. Osgood C. E. Lectures on language performance. NY: Springer, 1980.
119. Osgood C. E., Suci G. J., Tannenbaum P. H. The measurement of meaning. Urbana, Illinois: University of Illinois Press, 1957.
120. Patterson K., Nestor P. J., Rogers T. T. Where do you know what you know? The representation of semantic knowledge in the human brain // *Nature Reviews Neuroscience*. — 2007. — T. 8. — №. 12. — С. 976–987.
121. Pauling L., Coryell C. D. The Magnetic Properties and Structure of Hemoglobin, Oxyhemoglobin and Carbonmonoxyhemoglobin // *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*. — 1936. — T. 22. — №. 4. — С. 210–216.
122. Pearson K. Notes on regression and inheritance in the case of two parents // *Proceedings of the Royal Society of London*. — 1895. — T. 58. — №. 347–352. — С. 240–242.
123. Poldrack R. A., Yarkoni T. From Brain Maps to Cognitive Ontologies: Informatics and the Search for Mental Structure // *Annual Review of Psychology*. — 2016. — T. 67. — №. 1. — С. 587–612.
124. Price C. J. The anatomy of language: a review of 100 fMRI studies published in 2009 // *Ann N Y Acad Sci*. — 2010. — T. 1191. — №. 1. — С. 62–88.
125. Price C. J. A review and synthesis of the first 20 years of PET and fMRI studies of heard speech, spoken language and reading // *NeuroImage*. — 2012. — T. 62. — №. 2. — С. 816–847.
126. Price C. J., Friston K. J. Functional imaging studies of category-specificity // *Category Specificity in Brain and Mind* / под ред. E. Forde, G. Humphreys. Hove, UK: Psychology Press, 2002.
127. Raichle M. E. The Brain's Default Mode Network // *Annual Review of Neuroscience*. — 2015. — T. 38. — №. 1. — С. 433–447.
128. Roediger H., Wertsch J. Past imperfect // *New Scientist*. — 2015. — T. 228. — №. 3043. — С. 30–31.
129. Rybář M., Poli R., Daly I. Decoding of semantic categories of imagined concepts of animals and tools in fNIRS // *Journal of Neural Engineering*. — 2021. — T. 18. — №. 4. — DOI: 10.1088/1741-2552/abf2e5.

130. Rybář M., Daly I. Neural decoding of semantic concepts: a systematic literature review // *Journal of Neural Engineering*. — 2022. — T. 19. — №. 2. — DOI: 10.1088/1741-2552/ac619a.

131. Schacter D. L., Reiman E., Curran T., Yun L. S., Bandy D., McDermott K. B., Iii H. L. R. Neuroanatomical Correlates of Veridical and Illusory Recognition Memory: Evidence from Positron Emission Tomography // *Neuron*. — 1996. — T. 17. — №. 2. — C. 267–274.

132. Schenck J. F. The role of magnetic susceptibility in magnetic resonance imaging: MRI magnetic compatibility of the first and second kinds // *Medical Physics*. — 1996. — T. 23. — №. 6. — C. 815–850.

133. Schoffelen J.-M., Gross J. Source connectivity analysis with MEG and EEG // *Human Brain Mapping*. — 2009. — T. 30. — №. 6. — C. 1857–1865.

134. Schlögl A., Slater M., Pfurtscheller G. Presence Research and EEG // *Proceedings of the 5th International Workshop on Presence*. — 2002.

135. Standing L. Learning 10000 pictures // *Quarterly Journal of Experimental Psychology*. — 1973. — T. 25. — №. 2. — C. 207–222.

136. Talairach J., Tournoux P. *Co-planar Stereotaxic Atlas of the Human Brain: 3-dimensional Proportional System: An Approach to Cerebral Imaging*. NY: Thieme Medical Publishers, 1988.

137. Thompson-Schill S. L. Neuroimaging studies of semantic memory: inferring “how” from “where” // *Neuropsychologia*. — 2003. — T. 41. — №. 3. — C. 280–292.

138. Thulborn K. R., Waterton J. C., Matthews P. M., Radda G. K. Oxygen Dependence of the Transverse Relaxation Time of Water Protons in Whole Blood at High Field // *Biochimica et Biophysica Acta*. — 1982. — T. 714. — №. 2. — C. 265–270.

139. Tononi G. An information integration theory of consciousness // *BMC Neurosci*. — 2004. — T. 5. — №. 1. — C. 42.

140. Tononi G., Boly M., Massimini M., Koch C. Integrated information theory: from consciousness to its physical substrate // *Nature Reviews Neuroscience*. — 2016. — T. 17. — №. 7. — С. 450–461.

141. Turner R., Le Bihan D., Moonen C. T. W., Despres D., Frank, J. Echo-Planar Time Course MRI of Cat Brain Oxygenation Changes // *Magn. Reson. Med.* — 1991. — T. 22. — №. 1. — С. 159–166.

142. Turney P. D., Pantel P. From Frequency to Meaning: Vector Space Models of Semantics // *Journal of Artificial Intelligence Research*. — 2010. — T. 37. — С. 141–188.

143. Tzourio-Mazoyer N., Landeau B., Papathanassiou D., Crivello F., Etard O., Delcroix N., Mazoyer B., Joliot M. Automated Anatomical Labeling of Activations in SPM Using a Macroscopic Anatomical Parcellation of the MNI MRI Single-Subject Brain // *NeuroImage*. — 2002. — T. 15. — №. 1. — С. 273–289.

144. Ushakov V. L., Orlov V. A., Kartashov S. I., Malakhov D. G., Korosteleva A. N., Skiteva L. I., Zaidelman L. Ya., Zinina A. A., Zobotkina V. I., Velichkovsky B. M., Kotov A. A. Contrasting Human Brain Responses to Literature Descriptions of Nature and to Technical Instructions // *Advances in neural computation, machine learning, and cognitive research II. Neuroinformatics 2018. Studies in Computational Intelligence* / под ред. Kryzhanovsky B., Dunin-Barkowski W., Redko V., Tiumentsev Y. Springer, Cham, 2019. — Т. 799. — С. 284–290.

145. Vargas R., Just M. A. Neural Representations of Abstract Concepts: Identifying Underlying Neurosemantic Dimensions // *Cerebral Cortex*. — 2020. — Т. 30. — №. 4. — С. 2157–2166.

146. Velichkovsky B. M. Visual cognition and its spatial-temporal context // *Cognitive research in psychology* / под ред. Klix F., Hoffmann J., van der Meer E. North Holland, Amsterdam, 1982. — С. 63–79.

147. Velichkovsky B. M. Modularity of cognitive organization: Why it is so appealing and why it is wrong // *Modularity: Understanding the development and evolution of natural complex systems* / под ред. W. Callebaut, D. Rasskin-Gutman. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press, 2005. — С. 335–356.

148. Verkhlyutov V. M., Balaev V. V., Ushakov V. L., Velichkovsky B. M. A Novel Methodology for Simulation of EEG Traveling Waves on the Folding Surface of the Human Cerebral Cortex // *Advances in neural computation, machine learning, and cognitive research II. Neuroinformatics 2018. Studies in computational intelligence* / под ред. Kryzhanovsky B., Dunin-Barkowski W., Redko V., Tiumentsev Y. Springer, Cham, 2019. — Т. 799. — С. 51–63.
149. Vigneau M., Beaucousin V., Hervé P. Y., Duffau H., Crivello F., Houdé O., Mazoyer B., Tzourio-Mazoyer N. Meta-analyzing left hemisphere language areas: Phonology, semantics, and sentence processing // *NeuroImage*. — 2006. — Т. 30. — №. 4. — С. 1414–1432.
150. Visser M., Jefferies E., Lambon Ralph M. A. Semantic Processing in the Anterior Temporal Lobes: A Meta-analysis of the Functional Neuroimaging Literature // *Journal of Cognitive Neuroscience*. — 2010. — Т. 22. — №. 6. — С. 1083–1094.
151. Wang Y., Anderson M. J., Cohen J. D., Heinecke A., Li K., Satish N., Sundaram N., Turk-Browne N. B., Willke T. L. Full correlation matrix analysis of fMRI data on Intel® Xeon Phi™ coprocessors // *Proceedings of the International Conference for High Performance Computing, Networking, Storage and Analysis*. New York, NY, USA: ACM, 2015. — С. 1–12.
152. Warrington E. K. The Selective Impairment of Semantic Memory // *Quarterly Journal of Experimental Psychology*. — 1975. — Т. 27. — №. 4. — С. 635–657.
153. Wehbe L., Murphy B., Talukdar P., Fyshe A., Ramdas A., Mitchell T. Simultaneously Uncovering the Patterns of Brain Regions Involved in Different Story Reading Subprocesses // *PLoS One*. — 2014. — Т. 9. — №. 11. — С. 1–19.
154. Wittenburg P., Brugman H., Russel A., Klassmann A., Sloetjes H. ELAN: A professional framework for multimodality research // *Proceedings of the Fifth International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC 2006)*. — С. 1556–1559.
155. Yeh W., Barsalou L. W. The Situated Nature of Concepts // *Am J Psychol*. — 2006. — Т. 119. — №. 3. — С. 349–384.