

ФГАОУ ВО “Балтийский федеральный университет имени
Иммануила Канта”

На правах рукописи

Куц Александр Константинович



ВЛИЯНИЕ НЕОДНОЗНАЧНОСТИ ВИЗУАЛЬНОЙ ИНФОРМАЦИИ
НА ПРОЦЕССЫ ЕЕ ОБРАБОТКИ В НЕЙРОННОЙ СЕТИ
ГОЛОВНОГО МОЗГА

1.5.2 – Биофизика,
1.2.2 – Математическое моделирование, численные методы и
комплексы программ.

Диссертация на соискание ученой степени кандидата
физико-математических наук

Научные руководители:

д. ф.-м. н.

В.А. Максименко

д. ф.-м. н., профессор

А.Е. Храмов

Содержание

Содержание	2
Введение	4
1 Изменение стратегии обработки головным мозгом человека визуальной информации при увеличении уровня неоднозначности	25
1.1 Методы экспериментального исследования	26
1.2 Методы анализа экспериментальных данных	33
1.3 Результаты анализа экспериментальных данных	35
1.4 Априорное смещение интерпретации неоднозначной визуальной информации в пользу перспективы сверху	46
1.5 Выводы к первой главе	51
2 ЭЭГ-биомаркеры выборочного внимания во время высокой неоднозначности входных сенсорных данных	53
2.1 Протокол эксперимента	54
2.2 Поведенческие оценки	55
2.3 Вейвлет-преобразование ЭЭГ-сигнала	58
2.4 Результаты анализа на сенсорном уровне	61
2.4.1 Активность α -диапазона	61
2.4.2 Активность β -диапазона	65
2.5 Механизм нисходящего внимания во время целенаправленной обработки головным мозгом визуальных стимулов	69
2.6 Выводы ко второй главе	72
3 Динамика состояния головного мозга во время обработки повторяющихся визуальных стимулов	74
3.1 Протокол эксперимента	75
3.2 Локализация источников нейронной активности	78

3.3	Статистическое тестирование	79
3.4	Анализ динамических свойств нейронной активности во время длительной перцептивной задачи	82
3.4.1	Анализ поведенческих характеристик	82
3.4.2	Анализ ЭЭГ-данных на уровне сенсоров	84
3.4.3	Анализ ЭЭГ-данных на уровне источников нейронной активности	84
3.4.4	Корреляционный анализ	86
3.5	Медленные изменения состояния головного мозга во время длительной перцептивной задачи	88
3.6	Выводы к третьей главе	93
4	Математическая модель для классификации ЭЭГ топограмм на основе сверточной нейронной сети и комплекс программ для определения пространства признаков на сигналах ЭЭГ	95
4.1	Методы	96
4.1.1	Датасет	96
4.1.2	Алгоритм формирования набора признаков для классификации состояний головного мозга	98
4.1.3	Математическая модель на основе сверточной нейронной сети	101
4.1.4	Программный комплекс для классификации состояний мозга, связанных с обработкой визуальной информации	104
4.2	Апробация алгоритма набора признаков для классификации состояний головного мозга	108
4.2.1	Использование признаков для классификации состояний головного мозга	110
4.3	Устойчивость выявленных признаков относительно вариативности между испытуемыми	110
4.4	Исследование влияния вариативности выявленных признаков на точность классификации состояний головного мозга	112
4.5	Выводы по четвертой главе	114
	Заключение	117
	Благодарности	120

Введение

Актуальность исследуемой проблемы

Обработка сенсорной информации является одной из основных функций головного мозга, которая отвечает за наше взаимодействие с окружающей средой. Понимание того, как головной мозг обрабатывает визуальную информацию, является актуальной и важной научной задачей биофизики, поскольку полученные знания позволят расширить наше понимание фундаментальных механизмов работы мозга и внести вклад в развитие прикладных исследований, связанных с диагностикой нормальной и паталогической нейронной активности. В частности, полученные в этой области научные результаты могут быть использованы для диагностики заболеваний центральной нервной системы. Известно, что нарушения сенсорной обработки наблюдаются при дисфункции сенсорной интеграции [1], синдроме дефицита внимания и гиперактивности [2, 3], аутизме [4], шизофрении [5], возрастной деградации [6]. Помимо этого, понимание особенностей нейронных механизмов принятия решений в условиях неоднозначности позволит разработать системы мониторинга и контроля когнитивного состояния человека в процессе принятия таких решений, предсказать и минимизировать риск возникновения ошибок в таких сферах деятельности, как пилотирование самолета [7] или управление атомной электростанцией [8]. Наконец,

такие исследования могут быть полезны для разработки математических моделей, описывающих обработку информации в мозге, а также численных методов и программного обеспечения, реализующего классификацию активности мозга при обработке сенсорной информации в интерфейсах мозг-компьютер (ИМК) [9].

Анализ литературы показывает, что большинство работ в данной области основано на таких методиках измерения активности мозга, как функциональная магниторезонансная томография (фМРТ) [10], магнитоэнцефалография (МЭГ) [11], а также инвазивных методах с погруженными в мозг электродами [12]. Эти методики позволяют выявить механизмы работы мозга, но не позволяют широко использовать такие подходы в практической деятельности, включая биомедицинскую диагностику, в связи с недоступностью подобных методов, их дороговизной и большими размерами подобных стационарных установок. В связи с этим важной задачей является выявление биофизических механизмов, отвечающих за обработку визуальной сенсорной информации, на основе электроэнцефалографии (ЭЭГ), которая является широко распространенным методом регистрации активности мозга, относительно недорогим и простым в эксплуатации, а также имеющим большой потенциал перехода из лабораторий в повседневное применение [13]. Однако, использование подобных технологий требует разработки математических моделей, численных методов и комплексов программ для обработки экспериментальных ЭЭГ данных для выявления особенностей активности мозга при обработке визуальной сенсорной информации. В этом направлении не изученными остаются следующие вопросы: 1) как меняется структура сигналов ЭЭГ во время обработки головным мозгом визуальной сенсорной информации, при увеличении неоднозначности; 2) какие изменения в структуре сигналов ЭЭГ описывают процессы

адаптации нейронной сети мозга к обработке неоднозначной визуальной информации; 3) возможно ли использовать эти особенности сигналов ЭЭГ в качестве биомаркеров для разработки моделей на основе методов машинного обучения с целью мониторинга когнитивного состояния в процессе обработки визуальной информации.

Согласно современным нейрофизиологическим исследованиям, обработка мозгом визуальной информации включает в себя восходящие и нисходящие компоненты (Рис. 1)). Восходящий компонент отражает сенсорные процессы, которые привлекают наше внимание к характерным особенностям стимулов и обрабатывают сенсорную информацию в зрительной коре. По результатам исследований, проведенных с использованием инвазивных методов, можно сделать вывод, что визуальная обработка осуществляется снизу вверх: от первичной зрительной коры V1 к зрительному полю V4 [14, 15].

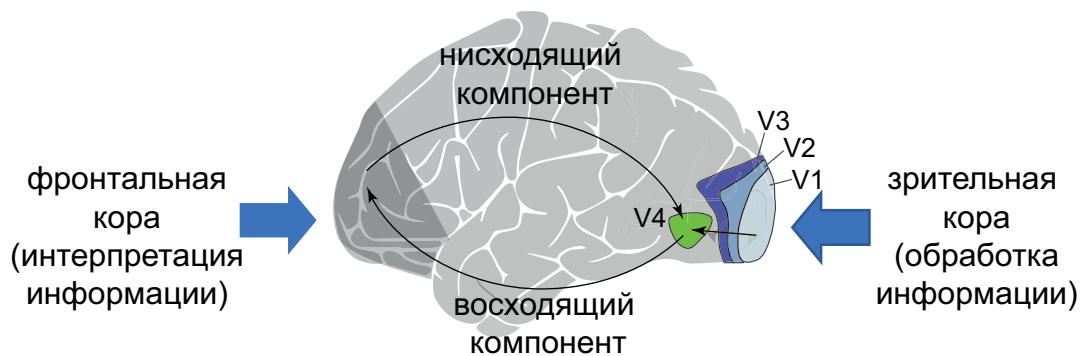


Рис. 1: Схема взаимодействия между нисходящим и восходящим компонентами (потоками) в ходе обработки зрительной информации в головном мозге.

Каждый этап обработки визуальной информации требует больше сенсорных данных и позволяет получить более полную и однозначную интерпретацию визуального стимула. Таким образом, восходящая парадигма

обработки сенсорной информации подразумевает, что мозг начинает кодировать отдельные элементы стимула на более низком уровне и интерпретирует его как объект на более высоком уровне. Напротив, нисходящий компонент использует внутренние процессы и информацию, сохраненную в нашей памяти. Мозг сравнивает интерпретации, закодированные в зрительной коре, с шаблонами, хранящимися в рабочей памяти на всех этапах обработки визуальной информации. Этот процесс позволяет эффективно обрабатывать визуальную информацию и принимать решения на основе ограниченных сенсорных данных. В случае неоднозначной информации, роль нисходящего компонента увеличивается, позволяя использовать контекст и опыт для устранения неоднозначности визуальной информации [16]. Однако, такие решения становятся субъективными и повышается риск ошибки. Таким образом, нам необходимо лучше понимать взаимодействие между нисходящими и восходящими компонентами при обработке неоднозначной информации, чтобы прогнозировать и минимизировать ошибки в ситуациях, связанных с риском для жизни.

Когда наблюдатель смотрит на изображение, которое имеет несколько возможных интерпретаций, его восприятие произвольно переключается между различными вариантами такого изображения под влиянием внутренних нисходящих процессов обработки. Такой эффект был отмечен для различных неоднозначных изображений, таких как ваза Рубина [17] или куб Неккера [18]. Интересно, что наблюдатель может демонстрировать склонность к определенной интерпретации таких визуальных стимулов. Например, куб Неккера имеет две возможные интерпретации: одна имеет перспективу сверху, а другая интерпретация - перспективу снизу [18]. Обычно наблюдатели проявляют основанную на нисходящих процессах головного мозга склонность к перспективе сверху. Это объясняется тем, что

в повседневной жизни мы чаще видим объекты сверху, чем снизу. Однако у пациентов с расстройством аутистического спектра (РАС) такого эффекта не наблюдается [19]. Возможное объяснение заключается в том, что у пациентов с РАС обработка визуальной информации основывается на мелких сенсорных деталях, при этом у них возникают трудности с интеграцией пространственного контекста [20] и предшествующего опыта восприятия [21]. Эти результаты указывают на то, что переключение восприятия является результатом нисходящих процессов обработки, которые помогают нам воспринимать неоднозначную сенсорную информацию. Пациенты с РАС в основном полагаются на восходящие сенсорные процессы и поэтому не проявляют субъективности восприятия.

Несмотря на большое количество исследований, связанных с восприятием бистабильного куба Неккера, мало что известно о влиянии субъективности восприятия на процесс принятия решения относительно интерпретации такого изображения. В недавней работе группа участников эксперимента была проинструктирована различать ориентированные влево и вправо кубы Неккера. При этом у испытуемых наблюдалась более быстрая реакция на стимулы, ориентированные влево. Также, было показано, что при увеличении неоднозначности визуального стимула время реакции практически не различалось между различными интерпретациями [22]. Эти результаты свидетельствуют о том, что мозг наблюдателя может изменить стратегию обработки информации, когда она становится неоднозначной, но требуется дальнейший анализ роли нисходящих и восходящих компонентов обработки в этих стратегиях. Кроме того, в этих экспериментах использовался стандартный рисунок куба Неккера, где стимулы, ориентированные влево, имели перспективу сверху, а стимулы, ориентированные вправо, имели перспективу снизу. Поэтому остается неизвестным, что вызвало наблюда-

емое изменение времени принятия решения, ориентация или перспектива визуального стимула.

На процесс принятия решения могут влиять множество факторов, как внешних (экзогенных), так и внутренних (эндогенных) [23–26]. Внутренние факторы, такие как мотивация, усталость и бдительность, оказывают влияние на состояние человека [27]. Люди также полагаются на свой субъективный опыт [28] и память [29] при принятии решений. Наблюдатели лучше реагируют на стимулы, которые они видели ранее, при этом мозг усиливает свои реакции на повторно представленные стимулы [22]. Внешние факторы отражают качество сенсорных данных. Если важные для принятия решения признаки визуального стимула имеют хорошо выраженные отличительные черты, например, цвет, они быстро захватывают наше внимание и ускоряют окончательное решение (восходящее внимание) [30]. Когда сенсорная информация неоднозначна или содержит много второстепенной информации, мозг переключает внимание на наиболее значимые детали (нисходящее внимание) [31]. Экспериментальные исследования с неоднозначными визуальными стимулами показали, что эндогенные эффекты особенно выражены, когда качество сенсорной информации низкое [32]. Поэтому наблюдатель должен сосредоточиться, чтобы получить больше сенсорной информации и, полагаясь на личный опыт, интерпретировать визуальный стимул или устранить его неоднозначность.

В работе [33] авторы использовали потенциалы, связанные с событиями (ERP), для изучения нейронных механизмов принятия перцептивных решений. Были обнаружены ERP, латентность которых зависела от качества сенсорных данных, и показано что процесс накопления сенсорных данных начинается на ранних стадиях обработки, а продолжительность этого процесса зависит от их качества данных. Позже эти же авторы прове-

ли фМРТ-исследование и выяснили, что принятие перцептивных решений включает несколько стадий, которые разделены в пространстве и времени. К ним относятся раннее зрительное восприятие (ранний компонент), устранение неоднозначности сенсорных данных (компонент сложности) и принятие решения (поздний компонент) [34]. В работе [35] был проведен анализ одиночных испытаний и было обнаружено, что поздний компонент ERP коррелирует с поведенческими показателями. Так, информация, отраженная в позднем компоненте ERP, отличается от информации, производимой ранней ЭЭГ-реакцией. Таким образом, существует различие между нейронными реакциями на раннее перцептивное кодирование и на постсенсорную обработку, связанную с принятием решения. Также в работе [35] показан факт вариабельности эффективности принятия решений даже для одинаковых изображений, что может быть связано с зависимостью накопления сенсорных данных от внутренних факторов человека. Одним из возможных механизмов, модулирующих состояние человека и влияющих на перцептивные решения, является внимание. В работе [36] были сделаны оценки внимания в одиночных испытаниях и было обнаружено, что колебания внимания к визуальным стимулам объясняют вариабельность скорости накопления сенсорных данных головным мозгом. В недавней работе [37] было исследовано влияние субъективной оценки сенсорных данных и было показано, что она играет решающую роль в процессе накопления данных. Согласно результатам работы [37], сенсорная информация сначала модулируется субъективно воспринимаемыми признаками, а затем ее абсолютной величиной. Вместе эти исследования подтверждают, что эффекты внимания и субъективности усиливаются при низком качестве данных. Когда сенсорная информация неоднозначна, требуется больше внимания и усилий для принятия решения. На поведенческом уровне неоднозначность

сенсорной информации влияет на глазодвигательные переменные, включая частоту и продолжительность фиксации, пиковую скорость и амплитуду саккад, а также фазовый диаметр зрачка [38], а на нейронном уровне она вызывает высокую мощность бета-диапазона частот ЭЭГ в лобно-теменных областях и отражает модуляцию внимания и вовлечение внутренних процессов, таких как память и субъективный опыт [29, 37].

Большинство исследований показывает, что активность нейронов в альфа- и бета-диапазонах частот связана с вниманием [26, 39, 40]. Активность в этих диапазонах частот отражает общий уровень внимания, независимо от задачи [41]. Таким образом, измерение престимульной мощности в альфа- и бета-диапазонах позволяет предсказать эффективность обработки головным мозгом текущего визуального стимула. Различные исследования показывают, что низкая мощность альфа-диапазона и высокая мощность бета-диапазона отражают высокий уровень внимания [40]. С другой стороны, некоторые компоненты внимания влияют на перцептивные решения при восприятии сенсорной информации. Например, когда стимул неоднозначен, его обработка включает нисходящие компоненты внимания, например, избирательное внимание, чтобы облегчить процесс накопления сенсорных данных [42]. Следовательно, можно предположить, что компоненты внимания, связанные со стимулами, также модулируют активность в альфа- и бета-диапазонах после появления визуального стимула, в зависимости от требований внимания, таких как качество сенсорных данных. Основываясь на работе [36], можно предположить, что измерение мощности в этих диапазонах позволяет оценить требования к вниманию на отдельных испытаниях.

Изучение механизмов изменения стратегии обработки головным мозгом сенсорной информации под действием экзогенных факторов является важ-

ной с практической точки зрения задачей. Например, вождение автомобиля на высокой скорости в дождливую ночь требует очень быстрой обработки информации низкого качества. Выполнение монотонных задач с повышенной ответственностью (например, пилотирование самолета или мониторинг показателей электростанций) также требует поддержания высокой производительности и готовности к принятию решений. В этих стрессовых условиях следует учитывать влияние экзогенных и эндогенных факторов на вероятность ошибок восприятия. Поэтому знание и мониторинг этих факторов могут помочь предсказать ошибки восприятия и снизить их вероятность. Кроме того, мониторинг состояния человека (эндогенный фактор) является задачей для пассивных ИМК [43]. В отличие от традиционного активного ИМК, который выдает команды управления посредством мысленного намерения, пассивные ИМК непрерывно контролируют состояние головного мозга в течение длительных периодов когнитивной активности и сигнализируют, если оно отклоняется от нормального состояния [44].

Для корректной оценки состояния пользователя, ИМК должен отслеживать как экзогенные (качество поступающей сенсорной информации, внешние условия), так и эндогенные факторы (нейронные процессы во время выполнения задачи). Объективные оценки внешних условий могут зависеть от объема информации, ее неоднозначности и многомодальности. Субъективные оценки могут быть получены из реакций наблюдателя, таких как время принятия решения, движение глаз и других поведенческих показателей [9]. Чтобы учесть все эти процессы, необходимо перейти от пассивного к реактивному ИМК. Такие ИМК используют стимулы и анализируют состояние головного мозга через назначенные им временные интервалы [45]. Следуя этой концепции, реактивный ИМК должен анализировать состояние головного мозга во время выполнения задачи. Это позволит

получить информацию о влиянии эндогенных и экзогенных факторов на скорость и качество обработки информации.

Дальнейшее развитие ИМК направлено не только на обнаружение, но и на прогнозирование состояний человека. Эти ИМК приведут к появлению систем искусственного интеллекта, которые помогают или предупреждают об обнаружении высокой вероятности критических ошибок. Разработка таких систем требует поиска связей между текущим состоянием оператора ИМК и его эффективностью при решении текущих задач. Большая часть литературы связывает изменения в состоянии человека с его поведенческими показателями при выполнении текущих задач. Согласно работе [46], мощность и фазовая связь ЭЭГ в альфа- и бета-частотных диапазонах перед демонстрацией стимула влияют на производительность визуального восприятия. Лучшая производительность связана с низкой фазовой связью в альфа-диапазоне и высокой фазовой связью в бета-диапазоне. Недавние исследования [47] показали, что мощность ЭЭГ в бета-2 диапазоне частот в состоянии покоя отрицательно коррелирует со временем принятия решения при выполнении задачи на внимание. В отличие от большинства работ, которые сообщали о корреляциях между нейронными коррелятами или потенциалами, связанными с событиями, авторы недавнего исследования [48] использовали мощность ЭЭГ в разных диапазонах для прогнозирования производительности человека в отдельных испытаниях.

Однако, существует и другой подход к решению проблемы ИМК, который базируется на разработке математических моделей на основе искусственного интеллекта. Машинное обучение стало новым стандартом в анализе сигналов головного мозга [9]. Этот подход позволяет успешно работать с данными без предварительного знания их происхождения. Когда математическая модель временного ряда неизвестна, классификатор ма-

шинного обучения может построить эту модель на основе обучающих данных. Таким образом, обучаясь на репрезентативном объеме данных, классификатор позволяет обнаруживать и прогнозировать вновь полученные данные. Эти аспекты машинного обучения отвечают фундаментальным требованиям, предъявляемым к ИМК. Во-первых, ИМК часто использует электроэнцефалографические биомаркеры активности мозга, которые едва ли имеют аналитическую математическую модель. Во-вторых, активность мозга варьируется между субъектами и внутри них, поэтому, если модель существует, она меняется непредсказуемо. Наконец, машинное обучение требует низких вычислительных затрат на этапе он-лайн обработки потоковых данных, приходящих с регистрирующего устройства. После обучения нейронная сеть очень быстро анализирует данные даже на мобильных компьютерах и смартфонах.

В классической парадигме операторы ИМК участвуют в сеансе калибровки для накопления обучающих данных [49]. Они выполняют ряд определенных задач для получения данных головного мозга, для которых известны их намерения. Алгоритм на основе машинного обучения для построения моделей использует эти помеченные данные для изучения ассоциаций между состояниями мозга и намерениями. После обучения операторы могут контролировать ИМК и улучшать свою производительность с помощью обратной связи. Однако это предполагает, что входные данные в обучающем наборе имеют ту же вероятностную структуру, что и входные данные в тестовой фазе. В реальности это часто не выполняется [50]. Для некоторых испытуемых эта проблема успешно решается путем наблюдения, т. е. с помощью обратной связи в первых испытаниях. Альтернативным подходом является использование адаптивной стратегии обучения, которая сочетает в себе контролируемое и неконтролируемое обучение [51].

По мере перехода ИМК из лабораторных условий в повседневную жизнь важной целью становится минимизация зависимости алгоритмов декодирования от калибровки или обеспечение калибровки с минимальной нагрузкой на пользователя. Одним из потенциальных решений является предварительно обученный декодер, который демонстрирует разумную точность на вновь набранных операторах. Использование предварительно обученного декодера позволяет пользователям начать с онлайн-сеанса и повысить производительность за счет обратной связи.

Цель диссертационной работы

Целью диссертационной работы является выявление электроэнцефалографических биомаркеров, характеризующих биофизические механизмы обработки визуальной сенсорной информации в нейронной сети мозга в условиях неоднозначности, а также разработка математического аппарата (моделей, численных методов и комплекса программ) для описания и классификации выявленных электроэнцефалографических биомаркеров.

Для достижения поставленной цели в диссертационной работе решаются следующие задачи:

- Выявление биофизических механизмов, описывающих процессы обработки визуальной сенсорной информации в головном мозге в условиях неоднозначности на основе сигналов ЭЭГ.
- Выявление электроэнцефалографических биомаркеров, характеризующих нейронную активность мозга при обработке неоднозначной визуальной информации.

- Анализ изменений структуры сигналов ЭЭГ в ходе адаптации нейронной сети головного мозга к восприятию неоднозначной визуальной информации.
- Разработка модели на основе машинного обучения и численного алгоритма для выявления состояний мозга, характеризующих обработку визуальной сенсорной информации в условиях неоднозначности.
- Создание комплекса программ для обработки экспериментальных нейрофизиологических данных для описания и классификации выявленных электроэнцефалографических биомаркеров.

Достоверность и обоснованность

Достоверность и обоснованность полученных результатов обеспечиваются использованием методов и подходов к экспериментальным методам и анализу данных, которые строго обоснованы, апробированы и широко обсуждены в современной научной литературе. Достоверность результатов, полученных с использованием сигналов ЭЭГ, подтверждается их соответствием результатам, полученным с использованием других методов регистрации (фМРТ и МЭГ) и ранее описанным в научной литературе. Все полученные результаты анализа ЭЭГ имеют четкую биофизическую интерпретацию, которая соответствует современным биофизическим представлениям и не противоречит достоверно известным результатам. Все выводы в диссертационной работе сделаны на основе результатов статистического анализа с подробным описанием результатов и параметров тестов. Достоверность результатов, полученных с использованием разработанных численных алгоритмов и комплекса программ, подтверждаются проведенными исследо-

ваниями точности и устойчивости расчетных методик, а также решением тестовых задач.

Научная новизна

Научная новизна работы соответствует паспортам специальности 1.5.2 - “Биофизика” и 1.2.2 - “Математическое моделирование, численные методы и комплексы программ” и заключается в обнаружении характеристик электрической активности головного мозга человека, связанных с биофизическими механизмами обработки головным мозгом визуальной сенсорной информации в условиях высокой неоднозначности (пункты 1.4, 2 и 4 паспорта специальности 1.5.2), а также разработке численного алгоритма для выявления состояний мозга, характеризующих обработку визуальной сенсорной информации в условиях неоднозначности, и создание комплекса программ для анализа активности мозга по многоканальным данным ЭЭГ (пункт 2, 3 и 5 паспорта специальности 1.2.2).

В данной диссертационной работе получены следующие новые результаты:

- Выявлены особенности структуры сигналов ЭЭГ, характеризующие обработку неоднозначной визуальной информации. Показано, что увеличение неоднозначности информации индуцирует более высокую мощность сигналов ЭЭГ, регистрируемых в лобной области. При этом, обработка головным мозгом сенсорной информации при низкой неоднозначности вызывает более высокую мощность сигналов ЭЭГ в затылочной области.

- Впервые выявлены изменения структуры сигналов ЭЭГ, характеризующие адаптацию нейронной сети мозга к обработке неоднозначной сенсорной информации. Показано, что в ходе эксперимента по обработке большого числа неоднозначных стимулов, наблюдается увеличение мощности сигналов ЭЭГ в альфа-диапазоне в теменной области, что коррелирует с повышением скорости обработки стимулов.
- Обнаружены особенности структуры сигналов ЭЭГ, характеризующие концентрацию внимания в ходе обработки неоднозначной визуальной информации. Показано, что неоднозначность информации индуцирует высокую мощность ЭЭГ в бета-диапазоне во фронтальной области головного мозга на протяжении 0.3—0.6 с после демонстрации визуального стимула, что является признаком активации выборочного внимания, необходимого для определения наиболее релевантных признаков.
- Разработан численный алгоритм для формирования набора признаков для классификации состояний головного мозга, связанных с обработкой визуальной информации в условиях высокой и низкой неоднозначности. Разработана математическая модель, основанная на сверточной нейронной сети, обучаемая с использованием сформированного набора признаков, применение которой позволяет повысить обобщающую способность классификаторов на основе машинного обучения и их устойчивость к вариабельности данных между испытуемыми.
- Создан комплекс программ для обработки электроэнцефалографических сигналов, полученных в ходе экспериментов по восприятию визуальной информации, с целью формирования пространства признаков для машинного алгоритма классификации состояний мозга, связанных

с обработкой визуальной информации в условиях высокой и низкой неоднозначности.

Личный вклад

Все результаты, представленные в данной диссертационной работе получены лично автором. Помимо этого, автором производилась разработка программного обеспечения для экспериментальных исследований, предварительной обработки и анализа нейрофизиологических данных. Постановка задач, обсуждение результатов и их интерпретация проводились совместно с научными руководителями и соавторами опубликованных работ.

Практическая значимость

Практическая значимость заключается в возможности использования полученных в диссертационной работе результатов для разработки пассивных интерфейсов мозг-компьютер, осуществляющих мониторинг когнитивного состояния пользователя. Так например, контроль поступающей визуальной информации в условиях высокой и низкой неоднозначности важен в таких сферах деятельности, как пилотирование самолета или управление атомной электростанцией. Помимо этого, полученные результаты могут быть применены при диагностике состояния центральной нервной системы, так как поражение центральной нервной системы может вызывать нарушения сенсорной обработки.

Основные научные положения и результаты, выносимые на защиту

1. При увеличении неоднозначности визуальной информации, мозг меняет стратегию её обработки. Когда информация однозначна, она обрабатывается преимущественно в зрительной (затылочной) коре, что сопровождается повышением спектральной мощности сигналов ЭЭГ на затылочных отведениях в дельта-диапазоне частот 1—3.5 Гц. Когда информация неоднозначна, для ее интерпретации задействуется информация, накопленная в памяти и отражающая опыт и знания, о чём свидетельствует высокая мощность ЭЭГ в дельта- и тета-диапазонах частот 1—9.5 Гц на лобных отведениях ЭЭГ.
2. На начальном этапе обработки неоднозначной визуальной информации, головной мозг человека фокусирует внимание на выделении наиболее важных фрагментов, что сопровождается высокой спектральной мощностью сигналов ЭЭГ в бета-диапазоне частот 15—30 Гц в лобной области в первые 0.3 с после появления стимула.
3. При обработке несколько схожих зрительных стимулов подряд наблюдается эффект тренировки, который заключается в уменьшении времени принятия решения относительно визуальной информации и сопровождается увеличением мощности сигналов ЭЭГ в правой височной области в альфа-диапазоне 9—11 Гц. Повышение мощности наблюдается как во время обработки стимула, так и перед ним, что свидетельствует о преактивации областей, необходимых для обработки неоднозначных стимулов.

4. Предложен численный алгоритм и программное обеспечение на его основе для формирования пространства признаков с использованием статистического анализа мощности ЭЭГ между классами, который обеспечивает устойчивость машинного алгоритма к переобучению и вариабельности данных между испытуемыми в задаче классификации состояний нейронной сети головного мозга человека на основе сигналов ЭЭГ. Алгоритм позволяет достичь точности классификации 74% при анализе данных новых испытуемых. При этом, вариабельность точности между испытуемыми составляет всего 1.6%

Структура и объём работы

Диссертационная работа состоит из введения, четырех глав, заключения и списка литературы. Она содержит 142 страницы текста, включая 25 иллюстраций, 6 таблиц. Список литературы содержит 136 наименований.

Введение диссертационной работы содержит обоснование актуальности диссертационного исследования, описание современного состояния проблемы, формулировку цели работы, научную новизну, практическую ценность, краткое содержание диссертации, основные результаты и положения, выносимые на защиту.

В **первой главе** диссертационной работы исследуется влияние неоднозначности визуальной информации на процессы ее обработки в нейронной сети головного мозга человека. Подробно описан нейрофизиологический эксперимент, направленный на формирование базы данных ЭЭГ, связанных с восприятием испытуемыми визуальной информации в условиях высокой и низкой неоднозначности. В ходе анализа мощности ЭЭГ в процессе обработки стимулов с высокой и низкой неоднозначностью выявлены прин-

ципиально различные стратегии обработки в случае однозначных и неоднозначных стимулов. Когда визуальная информация однозначна, она обрабатывается преимущественно в зрительной (затылочной) коре. Когда визуальная информация неоднозначна, наблюдается высокая мощность ЭЭГ в дельта- и тета-диапазонах частот на лобных электродах.

Во второй главе диссертационной работы выявлены особенности структуры сигналов ЭЭГ, характеризующие концентрацию внимания в ходе обработки неоднозначной визуальной информации. Для этих целей мощность ЭЭГ сигналов была определена в альфа- (8–12 Гц) и бета- (15–30 Гц) частотных диапазонах, традиционно ассоциирующихся в литературе с концентрацией внимания.

Наблюдалось, что вейвлетная мощность в альфа-диапазоне уменьшалась при обработке визуального стимула на временном интервале от момента появления стимула до нажатия испытуемым кнопки джойстика. При этом, мощность сигналов ЭЭГ в бета-диапазоне увеличивалась локально после начала демонстрации визуального стимула. Стимулы с высокой неоднозначностью индуцировали более высокую мощность ЭЭГ в бета-диапазоне в лобной области на начальных этапах обработки визуального стимула, что является биомаркером выборочного внимания, механизма, осуществляющего целенаправленную фокусировку внимания на наиболее релевантных свойствах визуального стимула для устранения неоднозначности.

В третьей главе диссертации исследуется влияние свойств сигналов ЭЭГ, отражающих общее ментальное состояние испытуемых, на эффективность обработки визуального стимула. Для выявления свойств ЭЭГ, связанных с состоянием испытуемого, используются фрагменты записи, предшествующие появлению стимула. Предполагается, что при отсутствии

внешнего стимула, изменения свойств ЭЭГ отражают преимущественно внутренние процессы, в частности ментальное состояние. Для того, чтобы спровоцировать изменения состояния, испытуемые вовлекаются в прохождение эксперимента длительностью около 40 минут.

Анализ поведенческих характеристик выявил, что с течением эксперимента уменьшается как время принятия решения, так и частота ошибок. Анализ спектральной мощности ЭЭГ выявил увеличение мощности ЭЭГ в диапазоне частот 9–11 Гц в правой теменной зоне на интервале времени, предшествующем появлению стимула.

В **четвертой главе** описывается разработанный алгоритм и программный комплекс для определения пространства признаков на сигналах ЭЭГ, обеспечивающих устойчивость классификатора к вариабельности между испытуемыми при классификации состояний мозга, соответствующих обработке неоднозначной визуальной информации.

В результате применения разработанного комплекса к сигналам ЭЭГ, полученным в ходе восприятия кубов Неккера с высокой и низкой неоднозначностью, точность классификации данных тестовой группы составила $74\% \pm 1.6\%$. Такая небольшая вариабельность точности между субъектами подтвердила общую природу выявленных пространственно-частотно-временных особенностей в группе.

В **заключении** подведены итоги диссертационной работы и сформулированы основные результаты и выводы.

Апробация результатов и публикации

Основные результаты диссертации были представлены докладами на следующих всероссийских и международных научных мероприятиях:

- II, III, IV Международная школа молодых ученых “Динамика сложных сетей и их применение в интеллектуальной робототехнике” (DCNAIR-2018, Саратов, 2018; DCNAIR-2019, Иннополис, 2019; DCNAIR-2020, Иннополис, 2020);
- The 9th International Scientific Conference on Physics and Control (PhysCon2019, Иннополис, 2019);
- Workshop “Robotics, Electronics and Machine Vision” (REMV-2021, Мальта, 2021);
- International Conference “Nonlinearity, Information and Robotics” (NIR-2020, Иннополис, 2020)
- V, VI, VII Scientific School "Dynamics of Complex Networks and their Applications"(DCNA’2021, Калининград, 2021; DCNA’2022, Калининград, 2022; DCNA’2023, Калининград, 2023)
- VII, VIII, IX, X Симпозиум по оптике и биофотонике (SFM 2019, Саратов, 2019; SFM 2020, Саратов, 2020; SFM 2021, Саратов, 2021; SFM 2022, Саратов, 2022).

По результатам исследований, полученных в рамках диссертации, опубликована 31 работа, включая 7 статей в рецензируемых научных журналах, индексируемых в базах данных Web of Science и/или Scopus [22, 52–57], 2 из которых опубликованы в журналах первого квартиля Q1 [22, 52], 13 тезисов в трудах всероссийских и международных конференций [58–70], а также 11 свидетельств о государственной регистрации программы для ЭВМ [71–81].

Глава 1

Изменение стратегии обработки ГОЛОВНЫМ МОЗГОМ человека визуальной информации при увеличении уровня неоднозначности

В данной главе представляется расширенная экспериментальная парадигма, включающая как классический рисунок куба Неккера, так и его зеркальную проекцию, обеспечивающую ориентированные влево и вправо стимулы как перспективой сверху, так и перспективой снизу. Во время экспериментов регистрировались поведенческие характеристики (время реакции

испытуемых на визуальные стимулы и корректность их классификации), а также сигналы электрической активности головного мозга (ЭЭГ), чтобы выявить биомаркеры ЭЭГ, которые идентифицируют различные механизмы обработки и объясняют смещение восприятия. Было проверено две гипотезы: 1) влияет ли перспектива визуального стимула на время принятия решения; 2) зависит ли влияние перспективы на время принятия решения от неоднозначности стимула. Анализ времени реакции подтвердил меньшее время принятия решения при перспективе сверху при низкой степени неоднозначности визуального стимула и отсутствие различий во времени реакции при различных перспективах при высокой неоднозначности визуального стимула. Анализ ЭЭГ выявил различия в спектральной мощности между обработкой кубов Неккера с высоким и низким уровнем неоднозначности. Основываясь на выявленных различиях, были предложены возможные стратегии обработки головным мозгом стимулов с высокой и низкой неоднозначностью.

1.1 Методы экспериментального исследования

Было проведено два эксперимента. Набор визуальных стимулов для *эксперимента 1* включал в себя классические изображения куба Неккера с различной степенью неоднозначности (набор 1, рисунок 1.1, А). Во время экспериментов были измерены поведенческие показатели (время принятия решения и корректность выполнения экспериментальной задачи), а также нейронная активность головного мозга (сигналы ЭЭГ). Набор визуальных стимулов для *эксперимента 2* включал в себя как классические изобра-

жения куба Неккера (набор 1), так и его зеркальные проекции (набор 2, рисунок 1.1, Б). В *эксперименте 2* также были измерены поведенческие показатели (время принятия решения и корректность выполнения экспериментальной задачи), но без записи ЭЭГ.

Эксперимент 1. В эксперименте принял участие шестьдесят один здоровый испытуемый (30 женщин) в возрасте от 18 до 33 лет ($M = 20.2$, $SD = 2.5$) с нормальной или скорректированной до нормы остротой зрения. Все участники заранее предоставили письменное информированное согласие на участие в экспериментальных сессиях. Добровольцев ознакомили с экспериментальным заданием и ранее они не участвовали в подобных экспериментах. Исследование было одобрено местным комитетом по этике Нижегородского государственного университета им. Лобачевского (этическое одобрение № 2 от 19 марта 2021 года) и соответствовало Хельсинкской декларации.

В качестве бистабильного визуального стимула было выбрано неоднозначное 2D-изображение куба Неккера [26, 32, 82, 83]. Испытуемый без каких-либо нарушений восприятия интерпретирует это 2D-изображение как 3D-объект, ориентированный либо влево, либо вправо. Неоднозначность и ориентация 3D-куба зависят от баланса между контрастностью внутренних ребер, образующих левый нижний ($b_l = 1 - a$) и правый верхний ($b_r = a$) квадраты на 2D-изображении, где $a \in [0, 1]$ является нормализованной яркостью ребер в палитре серого цвета. Таким образом, предельные случаи $a = 0$ и $a = 1$ соответствуют однозначным 2D-проекциям кубов, ориентированных влево и вправо, соответственно, тогда как $a = 0.5$ определяет полностью неоднозначную пространственную ориентацию 3D-куба. В эксперименте использовался набор изображений куба Неккера с параметром $a = 0.15, 0.25, 0.4, 0.45, 0.55, 0.6, 0.75, 0.85$ (рис. 1.1, А). С одной стороны,

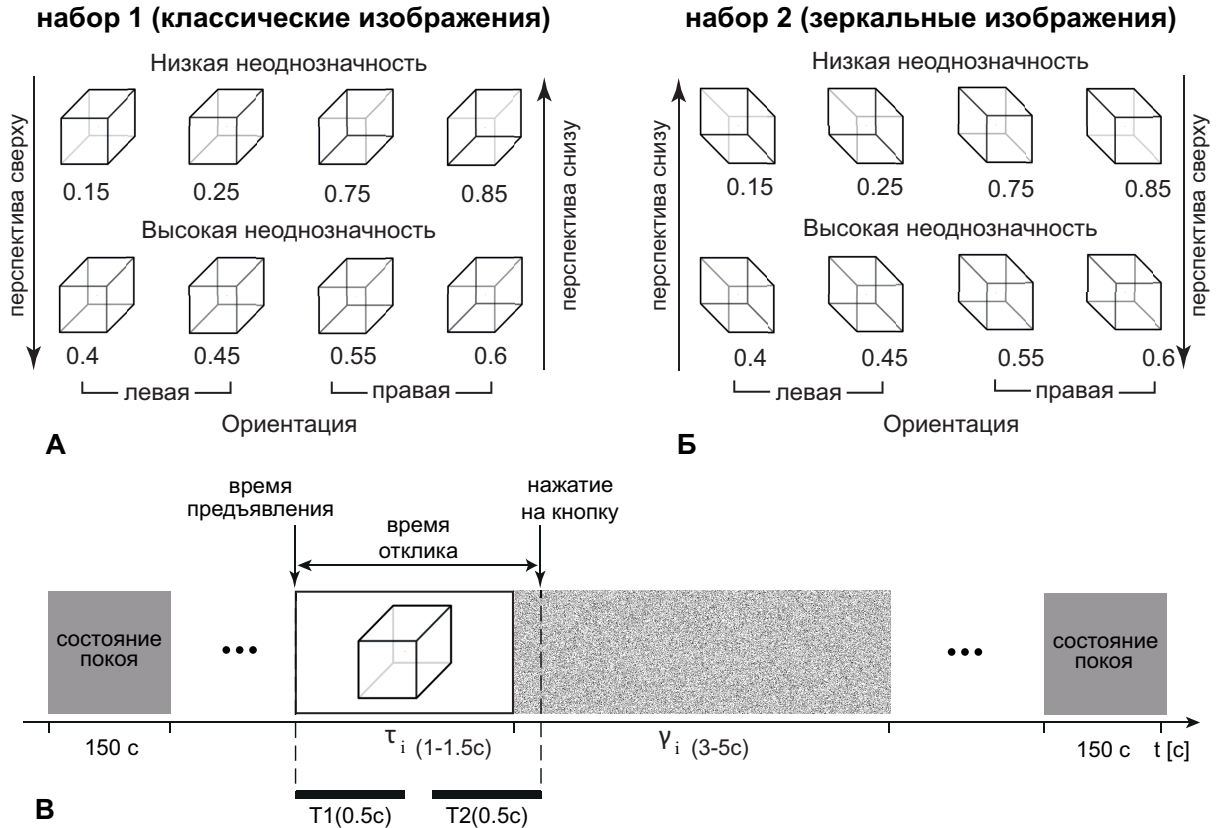


Рис. 1.1: (А): набор визуальных стимулов, кубов Неккера (набор 1, классические изображения), с различным уровнем неоднозначности и ориентациями (стимулы, ориентированные влево имеют перспективу сверху, а право-ориентированные стимулы - перспективу снизу); (Б): набор визуальных стимулов, кубов Неккера (набор 2, зеркальные изображения), с различным уровнем неоднозначности и ориентацией (стимулы, ориентированные влево имеют перспективу снизу, а право-ориентированные стимулы – перспективу сверху); (В): структура экспериментальной сессии, τ_i – продолжительность i -й демонстрации стимула, γ_i – интервал между i -й и $(i + 1)$ -й демонстрациями, T1 и T2 обозначают интересующие временные области: T1 – интервал, связанный с восприятием стимула (0.5 с после демонстрации куба Неккера) и T2 – интервал, связанный с принятием решения (0.5 с до нажатия на кнопку).

это множество можно разделить на подмножества ориентированных влево $a = 0.15, 0.25, 0.4, 0.45$ и ориентированных вправо $a = 0.55, 0.6, 0.75, 0.85$ кубов Неккера. С другой стороны, в соответствии с предыдущим исследованием [32], этот набор также можно было бы разделить на изображения с низким уровнем неоднозначности $a = 0.15, 0.25, 0.75, 0.85$, которые легко интерпретируются наблюдателем, и изображения с высоким уровнем неоднозначности $a = 0.40, 0.45, 0.55, 0.60$, интерпретация которых требует больше усилий. В отличие от других работ по восприятию неоднозначных визуальных стимулов [84, 85], в данной экспериментальной парадигме не использовались полностью неоднозначные изображения, представляющие собой полностью симметричный куб Неккера с $a = 0.5$. Испытуемые были проинструктированы максимально корректно интерпретировать каждое изображение. Поэтому было предположено, что испытуемые реагировали на ориентацию куба на основе полученной сенсорной информации, а не внутренних представлений [29].

Во время экспериментальных сессий участники располагались в кресле с откидывающейся спинкой в удобном положении, минимизирующем мышечные движения. Обеими руками они держали двухкнопочное устройство ввода, подключенное к усилителю. Участников эксперимента проинструктировали оставаться расслабленными с открытыми глазами в течение всего эксперимента, если только они не выполняли какое-либо задание. В начале и в конце эксперимента регистрировалась активность ЭЭГ в состоянии покоя в течение 3 минут. Изображения куба Неккера размером 25.6 см отображались на 27-дюймовом жидкокристаллическом экране (с разрешением 1920×1080 пикселей; частота обновления 60 Гц), расположенном на расстоянии 2 метров от участника. Синхронизация времени презентаций кубов Неккера и потоков ЭЭГ была достигнута с помощью фотодиода,

подключенного к усилителю. Во время экспериментальных сеансов кубы с predetermined неоднозначностью (рисунок 1.1, А) были случайным образом продемонстрированы 400 раз, каждый куб с определенной неоднозначностью был представлен около 50 раз. Эксперимент длился около 45 минут.

Значения параметра a были рандомизированы следующим образом. Сначала был сформирован вектор $A(1...400)$, включающий все изображения (по 50 изображений для каждого значения a). Затем индексы в этом векторе были рандомизированы с помощью функции *randperm* в MATLAB. Он вернул вектор строк, содержащий случайную перестановку индексов от 1 до 400 без повторяющихся элементов. В итоге, этот рандомизированный вектор индексов определял порядок представления стимулов. Также, была рандомизирована продолжительность предъявления стимулов и паузы между ними как $t_{min} + rand * (t_{max} - t_{min})$. Здесь t_{max} и t_{min} определяют минимальную и максимальную продолжительность предъявления/паузы, а *rand* - это функция MATLAB, которая возвращает одно равномерно распределенное случайное число в интервале (0, 1). Каждая i -я демонстрация стимула длилась в течение временного интервала τ и варьировалась от $\tau_{min} = 1$ с до $\tau_{max} = 1.5$ с. Паузы γ между последующими предъявлениями изображений куба Неккера содержали демонстрацию абстрактной картинке и варьировались от $\gamma_{min} = 3$ с до $\gamma_{max} = 5$ с (рис. 1.1, В). Участники эксперимента были проинструктированы нажимать либо левую, либо правую клавишу на устройстве ввода, реагируя на левую или правую ориентацию визуального стимула. Поведенческая реакция на каждый визуальный стимул была оценена путем измерения времени принятия решения, которое соответствовало времени, прошедшему от предъявления стимула до нажатия на кнопку (рис. 1.1, В). Для каждого участ-

ника была рассчитана частота ошибок как процент ошибочных ответов. Правильность каждого ответа оценивалась путем сравнения фактической ориентации стимула с реакцией испытуемого. Фактическая ориентация куба Неккера была определена контрастом внутренних ребер. Таким образом, $a = 0.15, 0.25, 0.4, 0.45$ определяли лево-ориентированные кубы, в то время как $a = 0.55, 0.6, 0.75, 0.85$ обозначали кубы, ориентированные вправо. Чтобы определить корректность выполнения задания, было проверено, нажимал ли испытуемый левую кнопку при $a = 0.15, 0.25, 0.4, 0.45$ или правую кнопку при $a = 0.55, 0.6, 0.75, 0.85$. В противном случае их ответ считался неверным.

Электроэнцефалограммы (ЭЭГ) регистрировались с помощью 48-канального усилителя NVX-52 (MKS, Зеленоград, Россия). Сигналы ЭЭГ регистрировались с использованием 32 стандартных электродов Ag/AgCl (Fp1, Fp2, F3, Fz, F4, Fc1, Fc2, F7, FT9, FC5, F8, FC6, FC10, T7, TP9, T8, C3, Cz, C4, CP5, CP1, CP2, CP6, CP10, P7, P3, Pz, P4, P8, O1, Oz, O2), размещенных на голове в соответствии с международной системой 10–10. В качестве референсных электродов использовались электроды на мочке уха. Заземляющий электрод был помещен на лоб. Импеданс поддерживался ниже 10 К Ω . ЭЭГ была оцифрована с частотой дискретизации 1000 Гц. Необработанные сигналы ЭЭГ были отфильтрованы полосовым фильтром с конечной импульсной характеристикой с точками отсечки на частотах 1 Гц и 100 Гц, а также режекторным фильтром на 50 Гц, встроенным в программно-аппаратный комплекс регистрации ЭЭГ. Артефакты моргания глаз и сердцебиения были удалены с помощью метода независимых компонент (ICA, independent component analysis) с использованием программного обеспечения EEGLAB [86].

Эксперимент 2. Во втором эксперименте приняли участие двадцать здоровых испытуемых (10 женщин) в возрасте 18–26 лет ($M = 19.8$, $SD = 2.4$). Все испытуемые имели нормальную или скорректированную до нормы остроту зрения. Аналогично *эксперименту 1*, они заранее предоставили письменное информированное согласие. Исследование было одобрено местным комитетом по этике Нижегородского государственного университета им. Лобачевского и соответствовало Хельсинкской декларации.

В эксперименте использовались кубики Неккера с параметром контраста внутренних ребер $a = 0.15, 0.25, 0.4, 0.45, 0.55, 0.6, 0.75, 0.85$. Все стимулы были зеркально отражены вокруг горизонтальной оси. Экспериментальный набор состоял из 16 стимулов (набор 1 и набор 2 на рис. 1.1А и Б, соответственно): 8 кубов с разным контрастом внутренних ребер, представленных с двумя возможными ориентациями (0 градусов и поворот на 180 градусов).

Эксперимент 2 проводился по тому же протоколу, что и *эксперимент 1*. Во время экспериментальных сессий кубики из набора 1 и набора 2 случайным образом демонстрировались 400 раз, каждый куб с определенной неоднозначностью, ориентацией и проекцией был представлен примерно 25 раз. Участников проинструктировали нажимать либо левую, либо правую клавишу при распознавании левой или правой ориентации стимула. Эксперимент длился около 45 минут. Для каждого стимула было определено время принятия решения и корректность таким же образом, как в *эксперименте 1*.

1.2 Методы анализа экспериментальных данных

Статистический анализ поведенческих данных проводился по следующей методологии. Для *эксперимента 1* был выполнен статистический анализ на групповом уровне для медианного значения времени принятия решения с двумя внутрисубъектными факторами: уровнем неоднозначности и ориентацией. Для *эксперимента 2* был выполнен статистический анализ на групповом уровне для медианного значения времени принятия решения с использованием трех внутрисубъектных факторов: уровня неоднозначности, ориентации и перспективы. Основные эффекты были оценены с помощью дисперсионного анализа (ANOVA) с повторными измерениями. Для *post-hoc* анализа использовался либо *t*-критерий для зависимых выборок, либо критерий Уилкоксона для зависимых выборок, в зависимости от нормальности распределения. Нормальность распределения была проверена с помощью теста Шапиро-Уилка. Статистический анализ был проведен с использованием программного обеспечения SPSS Statistics.

В *эксперименте 1* были зарегистрированы данные ЭЭГ для 61 испытуемого. Посмотрев распределения частоты ошибочных ответов, из рассмотрения были исключены три участника, у которых частота ошибок находится выше 95-го перцентиля. Для остальных 57 участников частота ошибок варьировалась от 0.5% до 30.7% ($M = 10.46\%$, $SD = 7.27\%$). Таким образом, корректность ответа была выше случайности, гарантируя, что испытуемые основывали свои решения на основе сенсорной информации. Для большей уверенности из конечной выборки были исключены все стимулы с ошибочными интерпретациями. Аналогично работе [22], сигналы ЭЭГ были разделены на триалы. Для каждого визуального стимула было введено два

сегмента. Первый сегмент (связанный с восприятием) длился 4 секунды, и его средняя точка была привязана по времени к моменту демонстрации визуального стимула. Второй сегмент (связанный с принятием решения) длился также 4 секунды, но его средняя точка была привязана по времени к моменту нажатия на кнопку.

Для каждого сегмента было произведено вейвлет-преобразование [87]. Вейвлетная мощность $E^n(f, t) = (W^n(f, t))^2$ была рассчитана для каждого канала ЭЭГ $X_n(t)$ в диапазоне $f \in [1, 40]$ Гц. Здесь $W^n(f, t)$ - комплекснозначные вейвлет-коэффициенты, вычисляемые как

$$W^n(f, t) = \sqrt{f} \int_{t-4/f}^{t+4/f} X_n(t) \psi^*(f, t) dt, \quad (1.1)$$

где $n = 1, \dots, N$ - номер канала ЭЭГ ($N = 32$ - общее количество каналов, используемых для анализа), символ "*" определяет комплексное сопряжение. Материнская вейвлет-функция $\psi(f, t)$ - это вейвлет Морле, который определяется как

$$\psi(f, t) = \sqrt{f} \pi^{1/4} e^{j\omega_0 f(t-t_0)} e^{f(t-t_0)^2/2}, \quad (1.2)$$

где $\omega_0 = 2\pi$ - центральная частота. Согласно обзору [88], вейвлет Морле имеет преимущества при анализе записей ЭЭГ, которые включают в себя множество ритмов и колебательных паттернов. Сравнение исследований анализа ЭЭГ с различными материнскими вейвлетами [87] показывает, что вейвлет Морле обеспечивает четкую поверхность вейвлета и лучшее общее разрешение в частотно-временной области.

Вейвлетная мощность была проанализирована в двух временных интервалах: T1 представлял собой интервал в 0.5 секунды после предъявления

визуального стимула; T2 представлял собой интервал в 0.5 секунды, предшествующий нажатию на кнопку. Значения вейвлетной мощности на этих интервалах были нормированы с использованием 1.5-секундного интервала, предшествующего стимулу, так что связанные с событиями спектральные возмущения (ERSP, Event-Related Spectral Perturbation) вводятся как: $ERSP = (E^n - E^n_{prestim})/E^n_{prestim}$. Все вычисления были выполнены с использованием инструментария FieldTrip в MATLAB [89]. Для временных интервалов T1 и T2 вейвлетная мощность WP была усреднена по времени, и пары (канал—частота) были сопоставлены между экспериментальными условиями. Чтобы сравнить ERSP на уровне сенсоров регистрации многоканальной ЭЭГ, использовался парный t-тест в сочетании с непараметрической кластерной коррекцией для множественных сравнений и рандомизации по методу Монте-Карло. Кластер считался значимым, когда *p*-значение было ниже 0.025, что соответствует частоте ложных срабатываний 0.05 в двустороннем тесте. Количество перестановок составило 2000.

1.3 Результаты анализа экспериментальных данных

Время принятия решения в эксперименте 1. Медианное значение времени принятия решения было проанализировано с использованием дисперсионного анализа (ANOVA) с повторными измерениями с двумя внутрисубъектными факторами: неоднозначностью и ориентацией (таблица 1.1). В результате наблюдались значимые основные эффекты неоднозначности, ориентации и значимый эффект взаимодействия, неоднозначность * ориентация. Таким образом, испытуемые реагировали на стимулы, ориентиро-

ванные влево и вправо, по-разному в зависимости от степени неоднозначности информации. Post-hoc анализ показал, что испытуемые быстрее реагировали на стимулы с низкой неоднозначностью ($M = 0.66$ с, $SD = 0.14$ с), чем на стимулы с высокой неоднозначностью ($M = 0.93$ с, $SD = 0.28$ с): $t(57) = 11.151, p < 0.001$ (без коррекции) (рисунок 1.2, А). Они также быстрее реагировали на стимулы, ориентированные влево ($M = 0.76$ с, $SD = 0.19$ с), чем на стимулы, ориентированные вправо ($M = 0.79$ с, $SD = 0.2$ с): $t(57) = 2.962, p = 0.004$ (без коррекции) (рисунок 1.2, Б). Когда неоднозначность была высокой, время реакции на левоориентированные стимулы ($M = 0.931$ с, $SD = 0.28$ с) и правоориентированные стимулы ($M = 0.935$ с, $SD = 0.28$ с) были одинаковыми: $t(57) = 0.379, p = 0.706$ (без коррекции) (рисунок 1.2, В). Напротив, при низкой неоднозначности испытуемые быстрее реагировали на стимулы, ориентированные влево ($M = 0.64$ с, $SD = 0.14$ с), чем на стимулы, ориентированные вправо ($M = 0.68$ с, $SD = 0.16$ с): $t(57) = 4.246, p < 0.001$ (без коррекции) (рисунок 1.2, Г).

Согласно работе [26], повторное предъявление изображений куба Неккера может вызвать обучающий эффект, приводящий к уменьшению времени принятия решения. Чтобы убедиться, что тренировка не привела к наблюдаемой разнице во времени реакции испытуемых, среднее значение времени реакции на предъявляемый стимул было сравнено между условиями. Результаты свидетельствовали об отсутствии смещения времени реакции между условиями. В работе [22] было показано, что время принятия решения относительно ориентации куба Неккера зависит от ранее предъявленного стимула. Таким образом, время реакции на правоориентированный стимул с низкой неоднозначностью уменьшается, если предыдущий стимул имеет ту же ориентацию. Чтобы убедиться, что предыдущий стимул не по-

Таблица 1.1: Основные эффекты неоднозначности, ориентации и их взаимодействия на медианное время принятия решения в эксперименте 1 (“*” означает высокую статистическую значимость эффекта при $p < 0.05$).

Факторы	dF_1	dF_2	Средний квадрат	F	p
Неоднозначность	1	57	4.244	132.002	$< 0.001^*$
Ориентация	1	57	0.029	7.643	0.008^*
Неоднозначность * Ориентация	1	57	0.019	7.235	0.009^*

влиял на разницу во времени реакции, было сравнено количество ранее представленных левоориентированных и правоориентированных стимулов с дополнительным контролем уровня их неоднозначности. Полученные результаты не продемонстрировали значимого эффекта ориентации предыдущего стимула на текущий и никаких эффектов взаимодействия ориентации предыдущего стимула с другими факторами. Подводя итог, можно прийти к выводу, что разница во времени реакции между левосторонними и правосторонними стимулами с низкой неоднозначностью может являться следствием различия в их морфологии и стратегиях обработки головным мозгом.

Вейвлетная мощность ЭЭГ в эксперименте 1. ERSР были сравнены в интервалах T1 (интервал, связанный с восприятием) и T2 (интервал, связанный с принятием решения) в следующих случаях: 1) между кубами Неккера с высокой и низкой неоднозначностью; 2) между кубами, ориентированными вправо и влево; 3) между кубами с высокой неоднозначностью, ориентированными вправо и влево; 4) между кубами с низкой неоднозначностью, ориентированными вправо и влево.

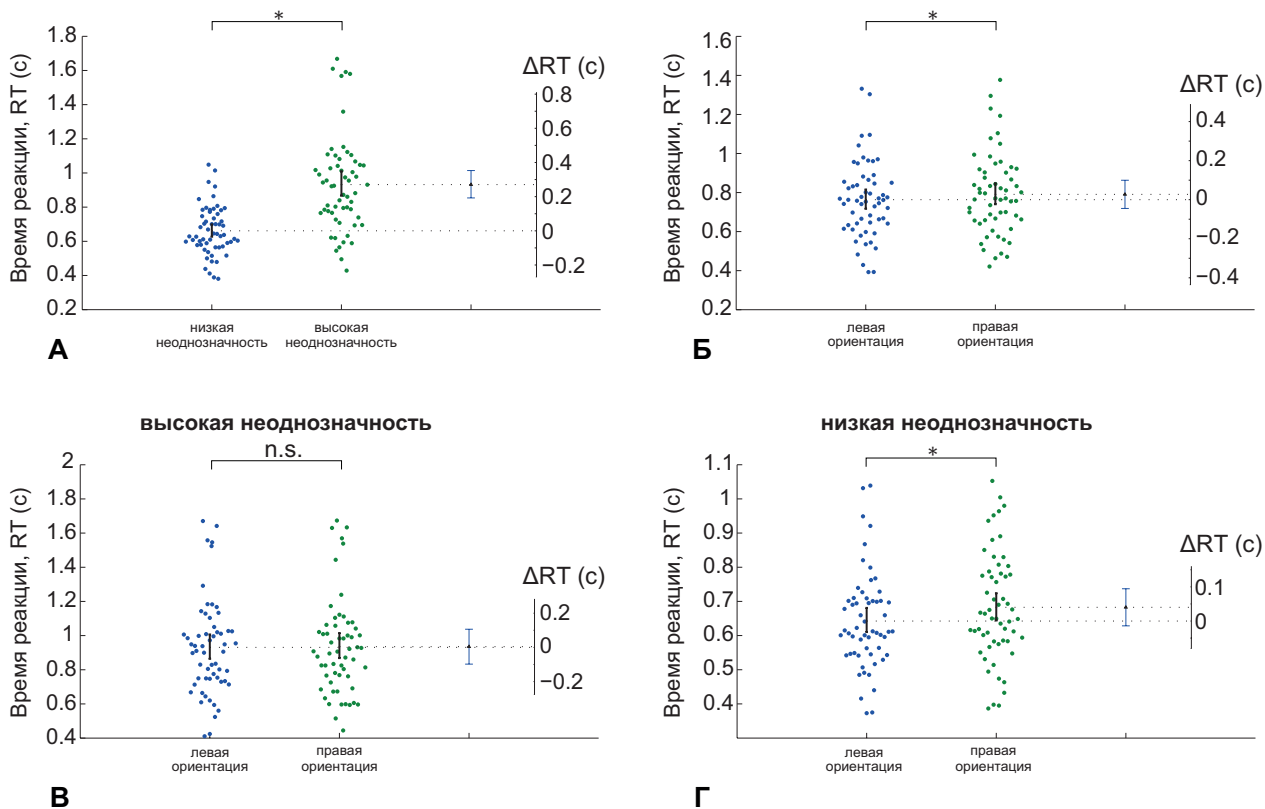


Рис. 1.2: Анализ времени принятия решения в эксперименте 1. Результат post-hoc анализа медианных значений времени реакции между стимулами с высокой и низкой неоднозначностью (А), стимулами, ориентированными влево и вправо (Б), стимулами с высокой неоднозначностью, ориентированными влево и вправо (В), и стимулами с низкой неоднозначностью, ориентированными влево и вправо (Г). Диаграмма рассеяния показывает медиану времени реакции для всех испытуемых, планки погрешностей демонстрируют 95% доверительный интервал. Разница между группами показана средним значением и 95% доверительным интервалом.

Сравнение стимулов с высокой и низкой неоднозначностью: В интервале времени T1 пермутационный (перестановочный) тест выявил группу значимых каналов с $p < 0.001$ в диапазоне частот 1–3.5 Гц (рисунок 1.3, А). Этот кластер каналов включал теменные и центральные датчики ЭЭГ (TP9, CP5, CP1, CP2, CP6, TP10, P7, P3, Pz, P4, P8, O1, Oz, O2). В ин-

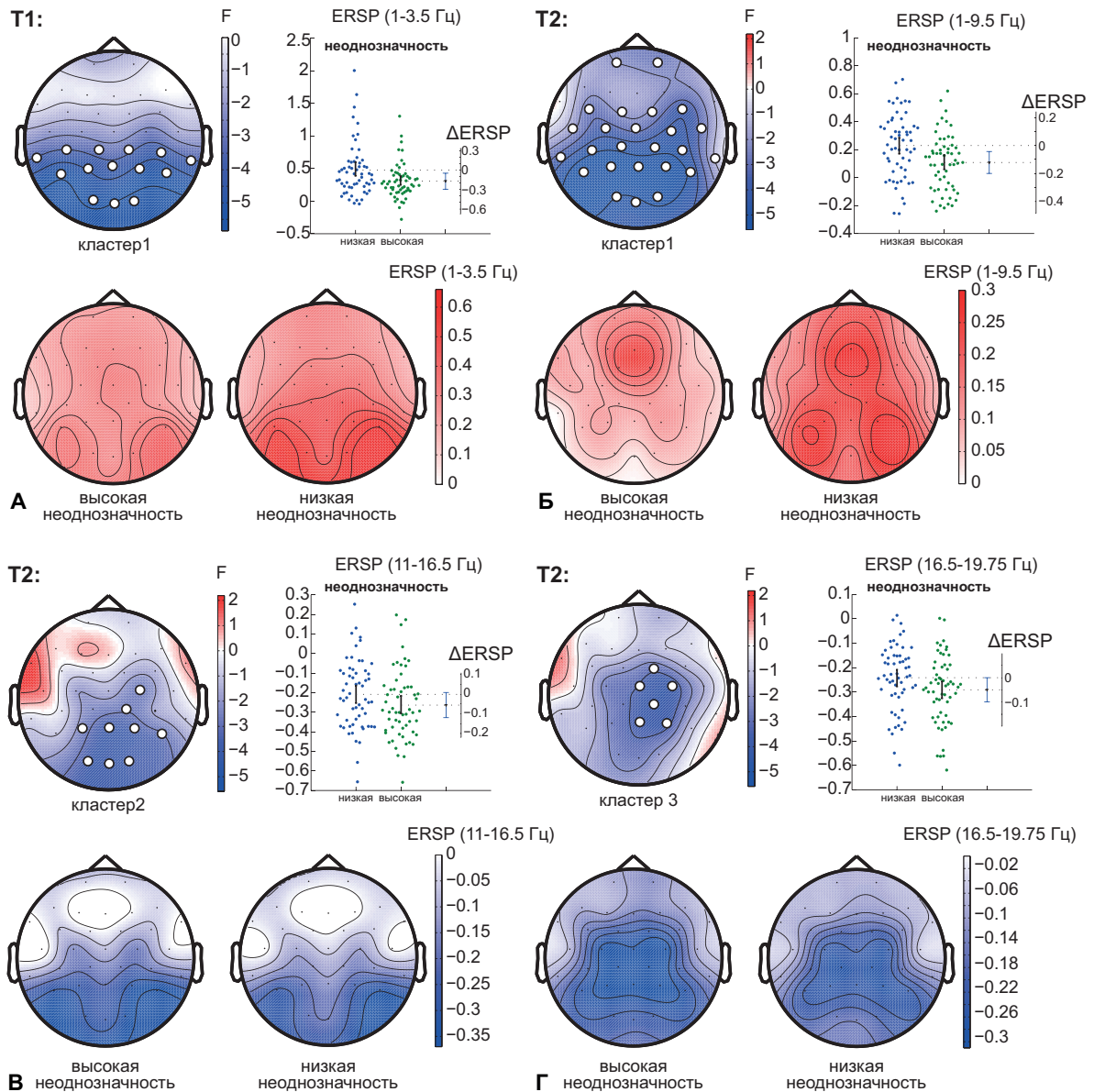


Рис. 1.3: Сравнение стимулов с высокой и низкой неоднозначностью. Визуализация групп значимых каналов после сравнения ERS между стимулами с высокой и низкой неоднозначностью: первый кластер в T1 (A); первый (Б), второй (В) и третий (Г) кластеры в T2. Топограммы отражают значения F-статистики и усредненные по испытуемым значения ERS в сравниваемых условиях. Диаграмма рассеяния показывает ERS, усредненный по датчикам ЭЭГ, принадлежащим соответствующему кластеру. Разница между условиями показана с 95% доверительным интервалом.

тервале времени T2 наблюдалось три отрицательных кластера. Первый кластер с $p < 0.001$ отражал изменения спектральной мощности в диапазоне 1—9.5 Гц. Он включал почти все датчики ЭЭГ, но продемонстрировал самое высокое F -значение в затылочной и теменной областях (рисунок 1.3, Б). Вторым кластер с $p < 0.001$ включал датчики ЭЭГ С4, СР2, СР6, Р3, Рz, Р4, Р8, О1, Oz, О2 и отражал изменения спектральной мощности в диапазоне частот 11.5—16.5 Гц (рисунок 1.3, В). Третий кластер с $p = 0.002$ в диапазоне частот 16.5—19.75 Гц включал в себя датчики ЭЭГ FC2, Cz, С4, СР2, Рz, Р4 (рисунок 1.3, Г).

Сравнение правоориентированных и левоориентированных стимулов: В интервале времени T1 наблюдался отрицательный кластер с $p = 0.0026$ в диапазоне частот 3.25—6.0 Гц, который включал затылочно-теменные датчики ЭЭГ (Р7, Р8, О1, Oz, О2) (рисунок 1.4, А). В интервале времени T2 наблюдался единственный отрицательный кластер с $p = 0.0064$ в диапазоне частот 1.5—4 Гц, включающий датчики ЭЭГ ТР9, Р7 (рисунок 1.4, Б).

Сравнение правоориентированных и левоориентированных стимулов с низкой неоднозначностью: В интервале времени T1 наблюдался один отрицательный кластер с $p = 0.0126$ в диапазоне частот 3.75—5.75 Гц, который включал датчики ЭЭГ Р8 и О2 (рисунок 1.5, А). В интервале времени T2 было два отрицательных кластера. Первый кластер с $p = 0.0146$ включал датчики ЭЭГ Р7 и отражал изменения спектральной мощности в частотном диапазоне 2—4.5 Гц (рисунок 1.5, Б). Вторым кластер с $p = 0.0318$ включал затылочные датчики ЭЭГ (отведения Oz и О2) и отражал изменения спектральной мощности в частотном диапазоне 3.75—4.5 Гц (рисунок 1.5, В). Из-за пересечения частотных диапазонов и соседства датчиков ЭЭГ предлагается рассматривать их как единый затылочно-теменной отрицательный кластер в тета-диапазоне.

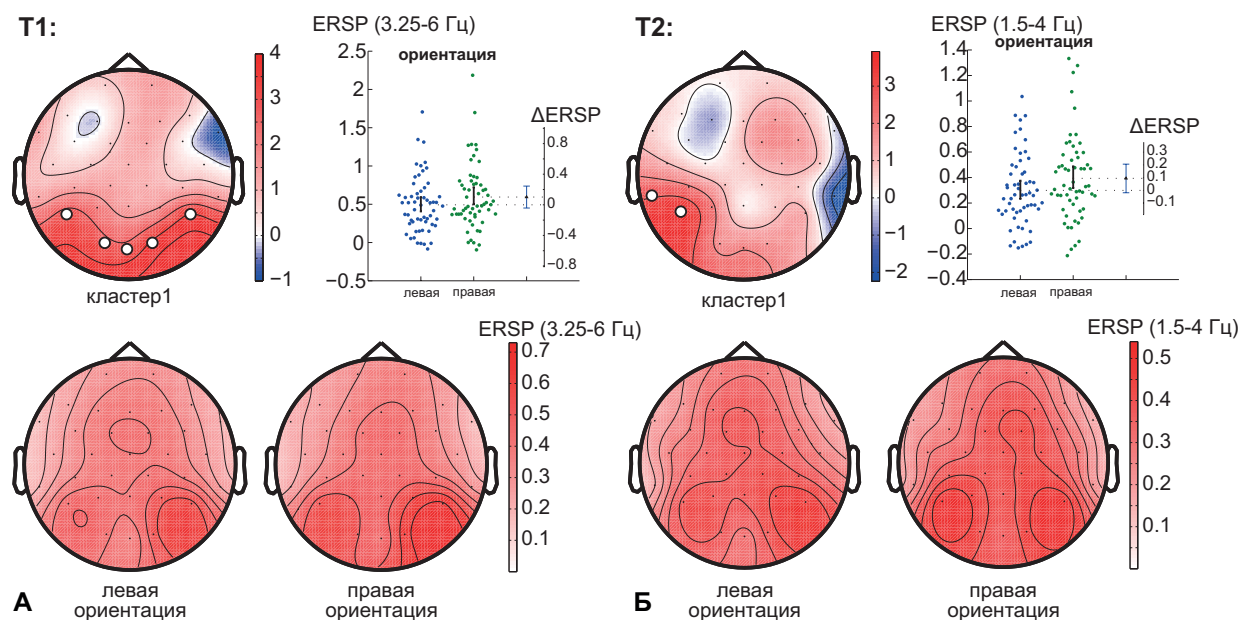


Рис. 1.4: Сравнение правоориентированных и левоориентированных стимулов. Визуализация различных кластеров после сравнения ERSP между стимулами, ориентированными вправо и влево: первый кластер в интервале времени T1 (A) и первый кластер в интервале времени T2 (Б). Топограммы отражают значения F -статистики и усредненные по испытуемым значения ERSP в сравниваемых условиях. Диаграмма рассеяния показывает ERSP, усредненный по датчикам ЭЭГ, принадлежащим соответствующему кластеру. Разница между условиями показана с 95% доверительным интервалом.

Сравнение правоориентированных и левоориентированных стимулов с высокой неоднозначностью. Значимых кластеров обнаружено не было.

Время принятия решения в эксперименте 2. В эксперименте 2 были проанализированы медианные значения времени реакции, используя дисперсионный анализ (ANOVA) с повторными измерениями с тремя внутрисубъектными факторами: неоднозначностью, ориентацией и перспективой. Наблюдались значимые эффекты неоднозначности и ориентации. Так-

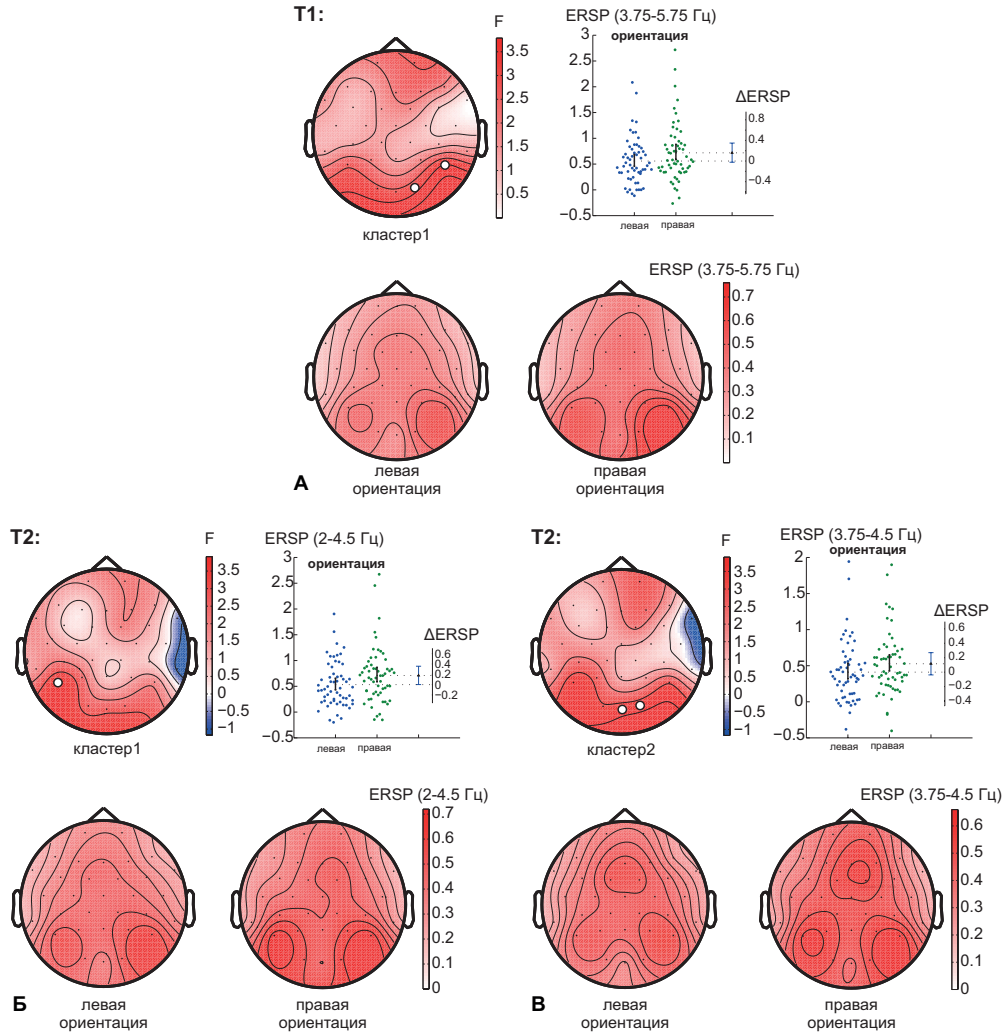


Рис. 1.5: Сравнение правоориентированных и левоориентированных стимулов с низкой неоднозначностью. Визуализация различных кластеров после сравнения ERSP между правоориентированными и левоориентированными стимулами с низкой неоднозначностью: первый кластер в интервале времени T1 (A); первый (Б) и второй (В) кластеры в интервале времени T2. Топограммы отражают значения F -статистики и усредненные по испытуемым значения ERSP в сравниваемых условиях. Диаграмма рассеяния показывает ERSP, усредненный по датчикам ЭЭГ, принадлежащим соответствующему кластеру. Разница между условиями показана с 95% доверительным интервалом.

же наблюдались значимые эффекты взаимодействия перспективы * ориентации и неоднозначности * перспективы * ориентации. Влияние других факторов на время реакции было незначимым (таблица 1.2).

Таблица 1.2: Основные эффекты неоднозначности, ориентации, перспективы и их взаимодействия на медианное время принятия решения в эксперименте 2 (“*” означает высокую статистическую значимость эффекта при $p < 0.05$)

Факторы	dF_1	dF_2	Средний квадрат	F	p
Неоднозначность	1	17	1.692	48.333	< 0.001*
Ориентация	1	17	0.072	8.491	0.01*
Перспектива	1	17	< 0.001	0.062	0.807
Неоднозначность*Ориентация	1	17	0.004	1.645	0.217
Неоднозначность*Перспектива	1	17	0.001	0.489	0.494
Ориентация*Перспектива	1	17	0.062	6.288	0.034*
Неодн.*Ориент.*Персп.	1	17	0.05	10.12	0.005*

Post-hoc анализ показал, что время реакции для стимулов с высокой неоднозначностью ($M = 0.93$ с, $SD = 0.22$ с) был выше, чем для стимулов с низкой неоднозначностью ($M = 0.71$ с, $SD = 0.12$ с): $t(17) = 6.952, p < 0.001$ (без коррекции) (рисунок 1.6, А). Рассматривая основной эффект ориентации, было выявлено, что испытуемые быстрее реагировали на стимулы, ориентированные вправо ($M = 0.8$ с, $SD = 0.18$ с), чем на стимулы, ориентированные влево ($M = 0.85$ с, $SD = 0.17$ с): $t(17) = 2.941, p = 0.01$ (с коррекцией) (рисунок 1.6, Б). Рассматривая эффект взаимодействия ориентации и перспективы, было обнаружено, что время реакции зависит от ориентации по-разному в зависимости от перспективы. Для клас-

сического изображения куба Неккера (аналогично эксперименту 1) время реакции не отличалось между левоориентированными и правоориентированными стимулами: $t(17) = 0.142, p = 0.88$ (без коррекции) (рисунок 1.6, В, левый рисунок). Для зеркального рисунка значение времени реакции для стимулов, ориентированных влево ($M = 0.87$ с, $SD = 0.16$ с), превысило значение времени реакции для стимулов, ориентированных вправо ($M = 0.78$ с, $SD = 0.21$ с): $t(17) = 3.525, p = 0.003$ (без коррекции) (рисунок 1.6, В, правый рисунок). Наконец, значимый эффект взаимодействия всех факторов свидетельствовал о том, что время реакции менялось между левоориентированными и правоориентированными стимулами в зависимости от их неоднозначности и перспективы. Post-hoc анализ показал, что время реакции для стимулов с высокой неоднозначностью не различался между ориентациями на обоих перспективах (рисунок 1.6, Г, Д). Для стимулов с низкой неоднозначностью время реакции различалось между ориентациями по-разному в зависимости от перспективы. В случае классического изображения куба Неккера испытуемые быстрее реагировали на простые стимулы, ориентированные влево, чем на стимулы, ориентированные вправо (рисунок 1.6, Е). В случае зеркального изображения куба Неккера испытуемые быстрее реагировали на простые стимулы, ориентированные вправо, чем на стимулы, ориентированные влево (рисунок 1.6, Ж).

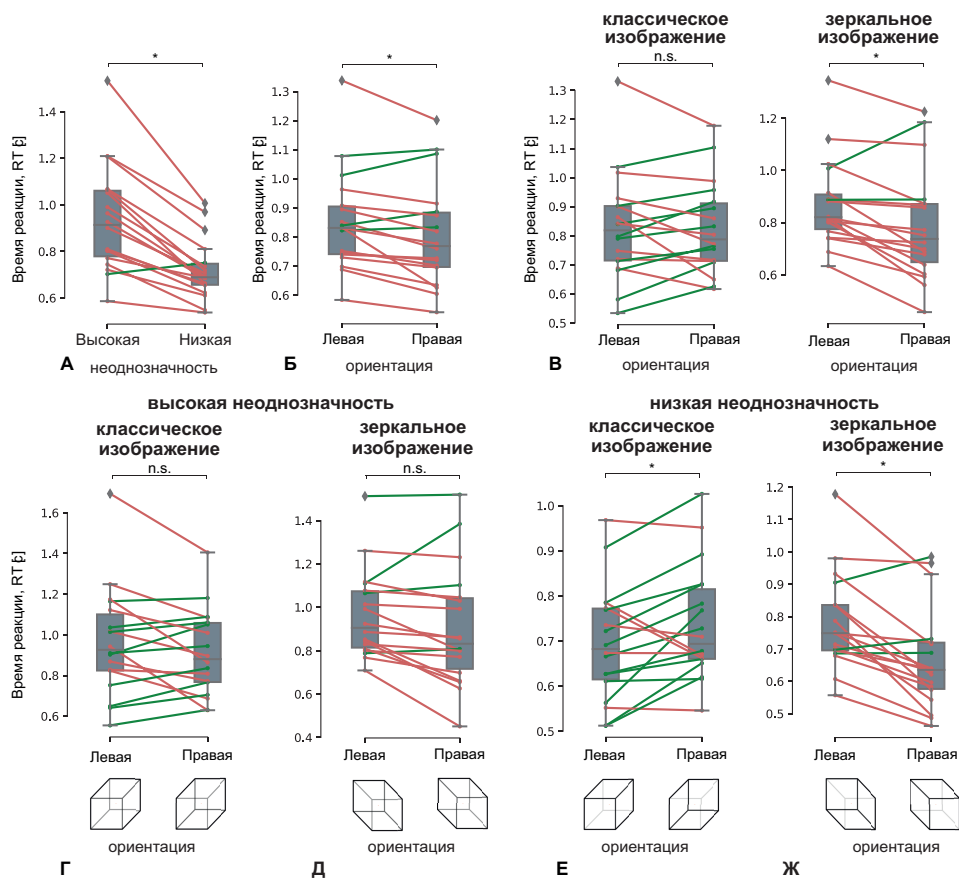


Рис. 1.6: Анализ времени принятия решения в эксперименте 2. Результат post-hoc анализа медианных значений времени реакции между стимулами с высокой и низкой неоднозначностью (А); между стимулами, ориентированными влево и вправо (Б); между стимулами, ориентированными влево и вправо при классическом и зеркальном изображении (В); между стимулами с высокой неоднозначностью, ориентированными влево и вправо при классическом (Г) и зеркальном (Д) изображении; между стимулами с низкой неоднозначностью, ориентированными влево и вправо при классическом (Е) и зеркальном (Ж) изображении. Групповые данные показаны в виде коробчатой диаграммы, иллюстрирующей медиану и 25–75 проценти-ли. Зеленые и красные линии иллюстрируют индивидуальные изменения времени реакции в зависимости от условий.

1.4 Априорное смещение интерпретации неоднозначной визуальной информации в пользу перспективы сверху

В данной главе диссертационной работы была исследована задача принятия решений относительно интерпретации неоднозначных визуальных стимулов, кубов Неккера. Было изучено целенаправленное поведение участников эксперимента, которым было поручено определить ориентацию стимула (левая или правая) и сообщить о своем решении, используя левую или правую кнопку на джойстике. Было выявлено, что высокая неоднозначность стимула приводит к увеличению времени реакции и вероятности ошибочных интерпретаций. Биофизическое объяснение обнаруженного эффекта заключается в том, что неоднозначные стимулы имеют схожую морфологию для обеих интерпретаций. В данном случае восходящий (сенсорный) компонент обработки визуальной информации не играет роли в принятии решения [90]. Следовательно, решение опирается на нисходящие (эндогенные) процессы, такие как память и сравнение с имеющимися шаблонами [29, 32, 82].

Из экспериментальной парадигмы были исключены абсолютно неоднозначные визуальные стимулы. В результате средний показатель корректности превысил 90%, что свидетельствует о зависимости ответов от сенсорной информации. В то же время было предположено, что увеличение степени неоднозначности изображения усиливает влияние нисходящих факторов. При низкой степени неоднозначности левоориентированные и правоориентированные кубы Неккера имеют разную морфологию внутренних ребер. При увеличении неоднозначности все внутренние ребра становятся пример-

но одинаково видимыми, что приводит к более слабому различию между левой и правой ориентацией. В *эксперименте 1* было проверено, влияет ли неоднозначность на время, необходимое для определения ориентации визуального стимула. Результаты показали, что при низкой неоднозначности испытуемые быстрее реагировали на стимулы, ориентированные влево. При высокой неоднозначности время реакции практически не менялось между левоориентированными и правоориентированными стимулами. Поведенческие результаты *эксперимента 1* указывают на то, что общее время реакции на стимулы, ориентированные вправо, превышает время реакции на стимулы, ориентированные влево. Эти результаты отличаются от работы, которая предполагала незначимое изменение времени реакции в зависимости от ориентации [22]. В то же время, наблюдаемая разница во временах реакции имеет небольшую величину, как следует из рисунка 1.2, Б. Таким образом, можно сделать вывод, что предыдущая работа [22] проводилась на небольшой выборке из 20 человек и не зафиксировала этот эффект малого размера. Кроме того, значимый эффект взаимодействия предполагает, что общая разница во времени реакции может быть вызвана разницей во времени реакции на левоориентированные и правоориентированные стимулы с низкой неоднозначностью (рисунок 1.2, Г).

При классическом изображении куба Неккера стимул, ориентированный влево, имеет перспективу сверху, тогда как стимул, ориентированный вправо, имеет перспективу снизу. В эксперименте, проведенном в работе [18], было обнаружено, что у большинства испытуемых наблюдалось основанная на нисходящих процессах обработки визуальной информации склонность в пользу перспективы сверху. Авторы работы [18] предположили, что это может быть связано с тем, что в повседневной жизни мы чаще смотрим на объекты сверху, чем снизу. Таким образом, было предположе-

но, что низкое время реакции, полученное в описанном в данной главе эксперименте, было вызвано неправильной перспективой левоориентированных стимулов. Чтобы проверить влияние перспективы на время реакции, был проведен другой эксперимент (*эксперимент 2*), в котором испытуемым демонстрировались изображения с перспективой сверху и снизу для стимулов, ориентированных как влево, так и вправо. Как и в *эксперименте 1*, было обнаружено, что время реакции на стимулы, ориентированные вправо, было меньше, чем на стимулы, ориентированные влево. Относительно неоднозначности, было обнаружено, что время реакции на стимулы с перспективой сверху (как для левоориентированных, так и для правоориентированных) было меньше, чем на стимулы с перспективой снизу. Этот эффект уменьшался при высокой неоднозначности, как и в *эксперименте 1*.

Предыдущие исследования показали, что склонность в пользу перспективы сверху является проявлением нисходящего компонента обработки визуальной информации. Этот процесс облегчает восприятие куба Неккера как 3D-объекта за счет использования шаблона, хранящегося в рабочей памяти. Эта идея подтверждается отсутствием склонности к перспективе сверху у пациентов с расстройством аутистического спектра [19]. Такие пациенты испытывают трудности с интеграцией пространственного контекста [20] и предшествующего опыта [21]. Поэтому их восприятие в основном основывается на восходящих, а не на нисходящих компонентах. В работе [91] восприятие неоднозначных стимулов связывается также с решением творческих задач. Существует мнение, что при решении творческих задач активируются когнитивные процессы, аналогичные тем, которые поддерживают переключение восприятия между альтернативными интерпретациями неоднозначного стимула. Наблюдатели, которые лучше идентифици-

руют две альтернативные точки зрения на неоднозначных изображениях, с большей вероятностью решают творческие задачи. Более того, простое наблюдение за неоднозначным кубом Неккера может улучшить последующее творческое решение проблем [91].

В упомянутых исследованиях использовался полностью неоднозначный куб Неккера, для которого обе интерпретации могут восприниматься с равной вероятностью. Участники эксперимента не получали инструкций относительно того, какую интерпретацию они должны воспринимать, следовательно при восприятии такого изображения интерпретации чередовались под влиянием внутренних процессов. В данном случае восходящий компонент обработки визуальной информации был сведен к минимуму, а преобладал нисходящий фактор. В реальной жизни восприятие сенсорной информации включает в себя и восходящие, и нисходящие компоненты. Баланс между ними зависит от качества сенсорной информации. Если информация неоднозначна, это может усилить влияние нисходящего компонента, так как сенсорные данные неоднозначны и допускают различные интерпретации наблюдаемых стимулов.

В эксперименте, представленном в данной главе диссертационной работы, было рассмотрено, существует ли склонность в пользу перспективы сверху при целенаправленном восприятии куба Неккера. В отличие от предыдущих исследований, испытуемые были проинструктированы определять правильную интерпретацию. Во время экспериментальных сессий испытуемым не демонстрировались полностью неоднозначные кубы, а следовательно, конфигурация внутренних ребер поддерживала одну из возможных интерпретаций. Было обнаружено, что склонность в пользу перспективы сверху существовала только при низкой неоднозначности предъявляемой визуальной информации. Наблюдателям потребовалось меньше

времени, чтобы определить ориентацию изображения с перспективой сверху. Когда неоднозначность возрастает, это смещение уменьшается. Одно из возможных объяснений заключается в том, что головной мозг наблюдателя меняет свою стратегию обработки визуальной информации. Когда неоднозначность визуальной информации высока, наблюдатель должен сосредоточиться, чтобы получить больше сенсорной информации (в данном случае о структуре ребер).

Рассматривая нейронную активность при восприятии кубов Неккера, было выявлено следующее. Во-первых, обработка мозгом куба Неккера вызывает уменьшение мощности альфа-ритма на затылочных сенсорах (ERD, event-related desynchronization, альфа-диапазона), что в большей степени проявляется для неоднозначных стимулов (рисунок 1.3, В). Во-вторых, обработка куба Неккера вызывает увеличение низкочастотной (дельта- и тета-ритм) спектральной мощности в затылочной области в случае однозначных стимулов (ERS, event-related synchronization, низкочастотного диапазона) (рисунок 1.3, А, Б). Уменьшение мощности альфа-ритма после демонстрации стимула может отражать несколько процессов, включая сосредоточение, вызванное стимулом, и извлечение информации из памяти для кодирования [92]. Низкочастотные затылочные сигналы могут отражать внимательную обработку головным мозгом внешнего стимула и накопление сенсорных данных для определения ориентации [93]. Рассматривая низкочастотную активность ЭЭГ перед нажатием на кнопку, было обнаружено, что обработка неоднозначных стимулов связана с высокой мощностью в центральной лобной области головного мозга, в то время как обработка однозначных стимулов включает активацию двусторонних затылочных извилин (рисунок 1.3, Б). Наконец, наблюдалось, что мощность затылочной ЭЭГ в низкочастотном диапазоне возрастает при обработке

однозначных правоориентированных стимулов по сравнению с левоориентированными (рисунок 1.5).

Предполагается, что интерпретация неоднозначных визуальных стимулов требует больше ресурсов и зависит от внутренних процессов обработки визуальной информации. Однозначные стимулы требуют большего внимания к внешней информации и требуют накопления большего количества данных для кодирования объекта в визуальной области. Согласно теории предиктивного кодирования, мозг сравнивает представление стимула в сенсорных областях с шаблоном, хранящимся в рабочей памяти [94]. Если они совпадают, наблюдатель принимает решение, в противном случае мозг продолжает собирать сенсорные данные. Таким образом, более высокая мощность в затылочной области может отражать, что требуется больше информации для кодирования ориентированного вправо куба с перспективой снизу, поскольку его шаблон менее привычен для наблюдателя, чем шаблон для ориентированного влево куба с перспективой сверху.

1.5 Выводы к первой главе

В первой главе диссертационной работы было изучено влияние неоднозначности визуальной информации на процессы ее обработки в нейронной сети головного мозга человека. В качестве неоднозначной информации использовалось бистабильное изображение куба Неккера. Уровень неоднозначности менялся за счет изменения контраста внутренних ребер. Помимо классического изображения куба Неккера, в экспериментах использовались зеркальные изображения, чтобы рассмотреть влияние перспективы неоднозначного визуального стимула на процессы принятия решения относительно такого стимула.

В рамках данной главы диссертационной работы получены следующие основные научные результаты:

- Разработана экспериментальная парадигма, впервые позволяющая исследовать влияние восходящих и нисходящих механизмов обработки визуальной информации в условиях неоднозначности.
- Выявлены биофизические механизмы обработки визуальной сенсорной информации в нейронной сети мозга в условиях неоднозначности. Показано, что увеличение неоднозначности индуцирует увеличение мощности сигналов ЭЭГ в лобной области. При этом, обработка сенсорной информации с низкой неоднозначностью вызывает увеличение мощности ЭЭГ в затылочной области. Высокая мощность ЭЭГ в лобной области при высокой неоднозначности может отражать активацию рабочей памяти для интерпретации стимула.

Глава 2

ЭЭГ-биомаркеры выборочного внимания во время высокой неоднозначности входных сенсорных данных

В данной главе диссертационной работы были проанализированы сигналы ЭЭГ на уровне сенсоров ЭЭГ с использованием методов вейвлетного преобразования во время задачи принятия перцептивных решений в условиях неоднозначности визуальной информации. Сначала значимые изменения в обработке сенсорной информации были обнаружены для каждого испытуемого, а затем проверена их статистическая значимость на групповом уровне.

2.1 Протокол эксперимента

В эксперименте участвовали неоплачиваемые добровольцы. Все испытуемые были условно здоровы, с нормальной остротой зрения (не носили очков или контактных линз) и не имели глазных заболеваний или патологий. Экспериментальная группа состояла из 20 испытуемых (16 мужчин и 4 женщины) в возрасте от 20 до 36 лет. Добровольцы были проинформированы о целях и методах эксперимента и возможных неудобствах, связанных с экспериментальной процедурой. Они смогли задать любые вопросы об эксперименте и получили удовлетворительные ответы. Все испытуемые перед своим участием заполняли и подписывали форму письменного согласия. Экспериментальное исследование было разработано и проведено в соответствии с Хельсинкской декларацией. Все работы были одобрены местным комитетом по этике исследований Университета Иннополис.

В качестве визуальных стимулов использовался набор изображений, аналогичный *эксперименту 1*, описанному в главе 1 диссертации (1.1, А). Экспериментальный дизайн также соответствовал *эксперименту 1*, описанному в главе 1.

Записанные ЭЭГ-сигналы были разделены на несколько сегментов. Каждый сегмент был связан с одной демонстрацией куба Неккера и включал 0.5 с до презентации куба и 1.5 с после презентации, таким образом, образуя 2-секундный интервал.

Чтобы уменьшить присутствие физиологических артефактов на ЭЭГ-сигналах, была проведена предварительная обработка. Для удаления артефактов движения глаз и сердечного ритма был реализован метод, основанный на декомпозиции эмпирических мод [95]. Артефакты считались удаленными, если их амплитуда уменьшалась после предварительной об-

работки не менее чем на 30% от исходного значения. Однако некоторые артефакты не могли быть должным образом удалены, поэтому сегменты с такими артефактами не использовались в конечной выборке. Это привело к сокращению общего числа сегментов для каждого испытуемого с 400 до ~ 350 . Кроме того, известно, что мышечные артефакты очень трудно удалить на стадии предварительной обработки, поэтому во время экспериментальных сессий испытуемые были проинструктированы принять удобную позу, чтобы свести к минимуму напряжение мышц позвоночника, шеи и плеч.

Для анализа пространственных свойств многоканальных нейрофизиологических данных, ЭЭГ-каналы, расположенные на голове в соответствии расширенной схемой 10–10, были разделены на 7 областей (Fp, F, FC, C, CP, P, O), как показано на рисунке 2.1. В эти области входят каналы ЭЭГ, принадлежащие одной продольной оси головного мозга и обоим полушариям. Латеральные эффекты не рассматривались, так как каждая группа зрительных стимулов включает в себя лево- и право-ориентированные кубики Неккера в равном соотношении.

2.2 Поведенческие оценки

После предварительной обработки ЭЭГ некоторые сегменты были исключены из-за высокоамплитудных артефактов. Чтобы сохранить количество сегментов ЭЭГ постоянным для каждой неоднозначности, рассматривалось 320 испытаний из первоначальных 400, включая 40 испытаний для каждой неоднозначности. Для каждого стимула оценивалась поведенческая реакция путем измерения времени принятия решения, соответствующее времени, прошедшему от предъявления стимула до нажатия на кнопку.

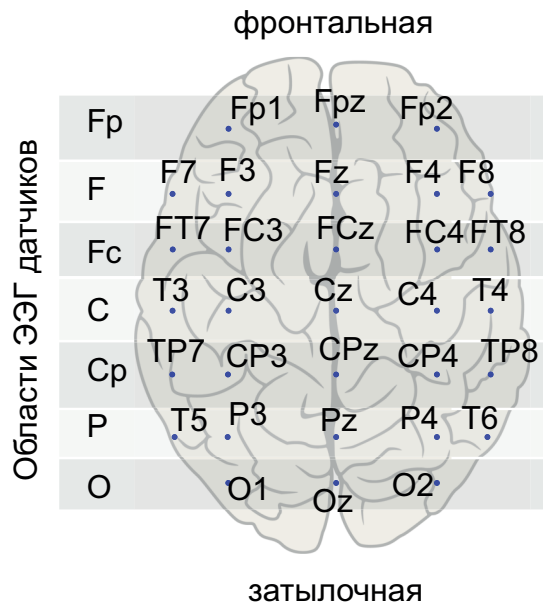


Рис. 2.1: Схема расположения датчиков ЭЭГ, разделенная на 7 областей, называемых O, P, CP, C, FC, F, Fr

Рис. 2.2, А демонстрирует распределения времени реакции, полученные для каждой неоднозначности для одного отдельного испытуемого. Можно видеть, что медиана времени реакции смещается к более высоким значениям при увеличении неоднозначности. Одновременно увеличение медианы времени реакции сопровождается увеличением разброса, приводящее к перекрытию распределений. Чтобы минимизировать перекрытие для каждой неоднозначности, было рассмотрено 20 испытаний, для которых время реакции лежит между 25-м и 75-м перцентилями распределения.

Рис. 2.2, Б демонстрирует, что медиана времени реакции для группы участников (среднее значение группы \pm стандартная ошибка) увеличивается с увеличением неоднозначности стимула ($*p < 0.05$, t-тест с поправкой Бонферрони).

Число экспериментальных условий было уменьшено путем объединения испытаний с $a = 0.15, 0.25, 0.75, 0.85$ для стимулов с низкой неоднозначностью и $a = 0.4, 0.45, 0.55, 0.6$ для стимулов с высокой неоднозначностью.

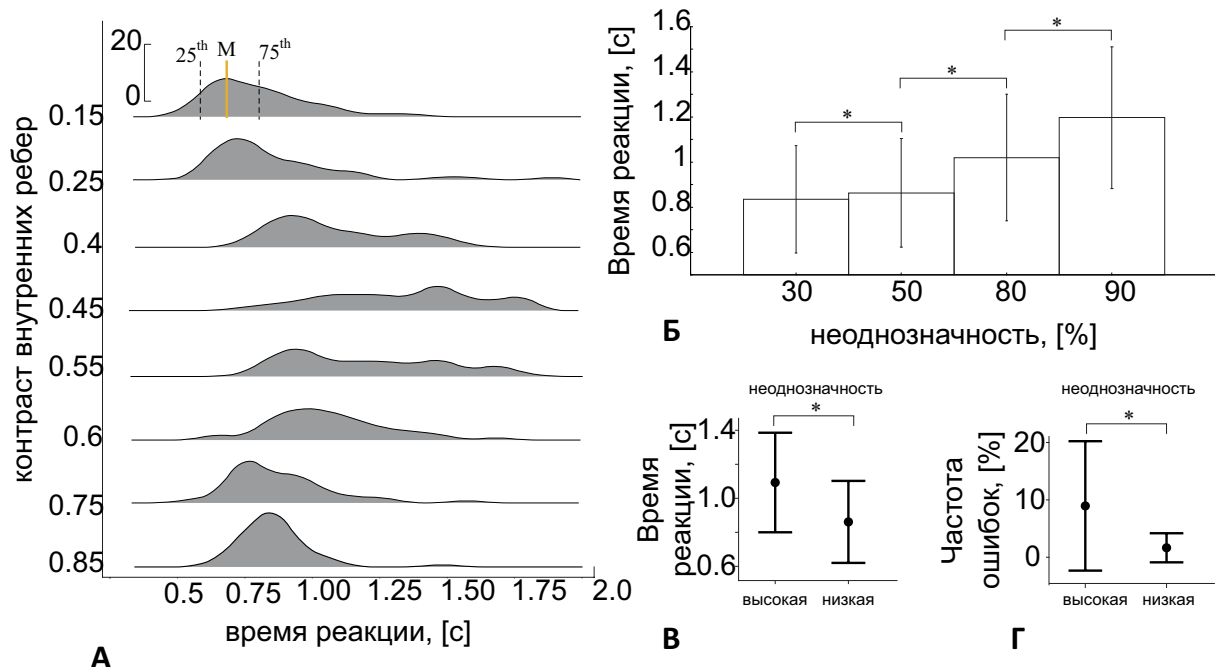


Рис. 2.2: (А): распределения времени реакции (медиана, 25-й и 75-й проценти-
 тили) для различных значений контраста внутренних ребер (на примере
 одного испытуемого). (Б): медианное значение времени реакции испыту-
 емых (групповое среднее значение \pm стандартная ошибка) для различной
 неоднозначности стимула. (В): медианное значение времени реакции ис-
 пытуемых (среднее значение группы \pm стандартная ошибка) для стимулов
 с низкой и высокой неоднозначностью. (Г): частота ошибок испытуемых
 (среднее значение группы \pm стандартная ошибка) для стимулов с низкой и
 высокой неоднозначностью.

Каждая группа включала 80 стимулов (по 20 на каждое значение a , по 40 на каждую ориентацию). Время реакции (среднее по группе) составило 0.84 с для стимулов с низкой неоднозначностью и 1.09 с для стимулов с высокой неоднозначностью (рис. 2.2, В). Это упрощение основано на предыдущих работах по восприятию кубов Неккера [22, 32]. Это позволяет выявить эффекты неоднозначности и обеспечивает достаточное количество испы-
 таний для минимизации дополнительных эффектов ориентации, смещения

момента презентации и ранее представленного стимула [22]. Одновременно, согласно работе [38], в основе принятия решений на низком, среднем и высоком уровнях неопределенности могут лежать очень разные перцептивные и когнитивные процессы.

Во многих исследованиях использовались неоднозначные визуальные стимулы, включая куб Неккера, для анализа спонтанных перцептивных изменений. Эти исследования включают в себя демонстрацию совершенно неоднозначного стимула, интерпретация которого спонтанно чередуется под действием эндогенных или экзогенных факторов [84, 85]. Как уже отмечалось в первой главе диссертации, парадигма, представленная в данном исследовании, исключает полностью неоднозначные стимулы. Манипулируя контрастом внутренних ребер, неоднозначность варьировалась в диапазоне, где каждый стимул имел определенную интерпретацию, определяемую его морфологией. Средняя частота ошибок испытуемых (рис. 2.2, Г) составила 8.95% для стимулов с высокой неоднозначностью и 1.65% для стимулов с низкой неоднозначностью ($Z = 3.5, p < 0.001$, тест Уилкоксона).

2.3 Вейвлет-преобразование ЭЭГ-сигнала

Спектральная мощность ЭЭГ была проанализирована в диапазонах α - и β -частот, используя непрерывное вейвлет-преобразование [87]. Вейвлет-спектр мощности $E^n(f, t) = (W^n(f, t))^2$ был рассчитан для каждого канала ЭЭГ $X_n(t)$ в диапазоне $f \in [1, 30]$ Гц, включающем α и β диапазоны.

Для α - и β -диапазонов частот амплитуды вейвлетов $E_\alpha^n(t)$ и $E_\beta^n(t)$ вычислялись как

$$E_{\alpha,\beta}^n(t) = \frac{1}{\Delta f_{\alpha,\beta}} \int_{\Delta f_{\alpha,\beta}} E^n(f', t) df', \quad (2.1)$$

где $\Delta f_\alpha = 8 - 12$ Гц, $\Delta f_\beta = 15 - 30$ Гц. Для того чтобы пренебречь изменениями общей амплитуды ЭЭГ-сигнала, значения (2.1) были нормированы к спектральной амплитуде ЭЭГ в диапазоне частот 1–30 Гц.

Временные ряды вейвлет мощности (2.1) были рассчитаны для всей экспериментальной сессии, а затем произошло разделение на сегменты $\tau_{\text{pre}}^i = 0.5$ с и $\tau_{\text{post}}^i = 0.5$ с, до и после i -й презентации визуального стимула).

$$\langle E_{\alpha,\beta}^n \rangle_{\tau_{\text{pre}}^i, \tau_{\text{post}}^i} = \int_{\tau_{\text{pre}}^i, \tau_{\text{post}}^i} E_{\alpha,\beta}^n(t') dt'. \quad (2.2)$$

Для каждой неоднозначности визуального стимула разница между $\langle E_{\alpha,\beta}^n \rangle_{\tau_{\text{pre}}^i}$ и $\langle E_{\alpha,\beta}^n \rangle_{\tau_{\text{post}}^i}$ для n -го датчика ЭЭГ была проанализирована статистически с помощью t-теста для зависимых выборок. Рис. 2.3 демонстрирует оценку изменения между $\langle E_{\alpha,\beta}^n \rangle_{\tau_{\text{pre}}^i}$ и $\langle E_{\alpha,\beta}^n \rangle_{\tau_{\text{post}}^i}$ на основе иллюстративного примера. Зависимости $E_{\alpha,\beta}^n$ показаны для 20 испытаний в виде медианы и 25-й и 75-й перцентилей (рис. 2.3, А, В). На рис. 2.3, Б, Г соответствующие значения $\langle E_{\alpha,\beta}^n \rangle_{\tau_{\text{pre}}^i}$ и $\langle E_{\alpha,\beta}^n \rangle_{\tau_{\text{post}}^i}$ показаны в виде медиан и 25 – 75 перцентилей.

Для статистического исследования на сенсорном уровне использовался парный t-тест в сочетании с непараметрической кластерной коррекцией для множественных сравнений и рандомизации по методу Монте-Карло. Кластер сенсоров ЭЭГ считался значимым, когда его значение p было ни-

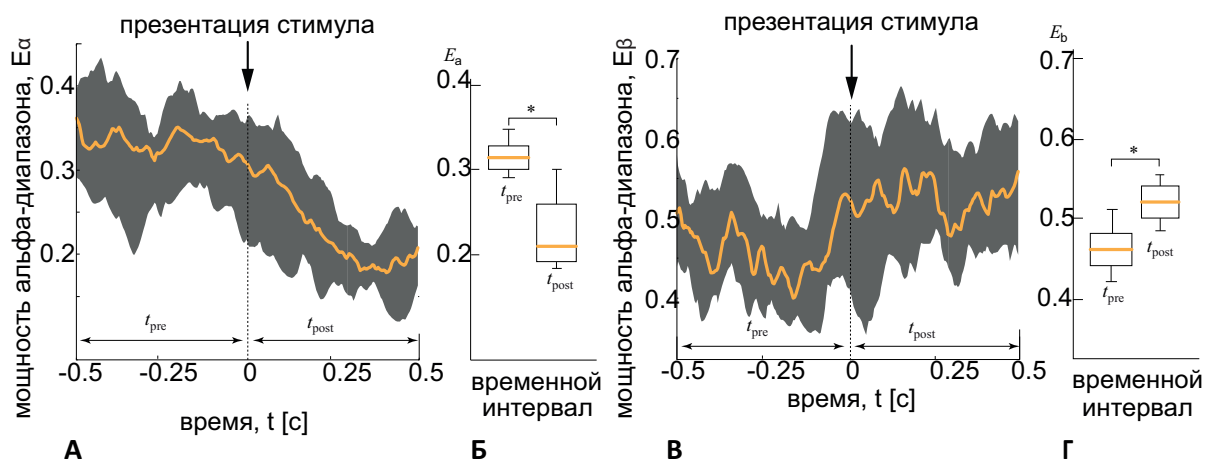


Рис. 2.3: (А): вейвлетная мощность α -диапазона (среднее значение \pm стандартная ошибка) на 1-м временном интервале, связанном с предъявлением визуального стимула (пунктирная линия показывает момент демонстрации стимула). (Б): вейвлетная мощность α -диапазона, усредненная по престимульному (t_{pre}) и постстимульному (t_{post}) временному интервалу. (В): вейвлетная мощность β -диапазона (среднее значение \pm стандартная ошибка) на 1-м временном интервале, связанном с предъявлением визуального стимула (пунктирная линия показывает момент демонстрации стимула). (Г): вейвлетная мощность β -диапазона, усредненная по временным интервалам (t_{pre}), (t_{post}). $*p < 0.05$ с использованием t-критерия для зависимых выборок.

же 0.025, что соответствует частоте ложных срабатываний 0.05 в двустороннем тесте. Число перестановок составило 2000. Датчики со значимым значением p были собраны в положительные и отрицательные кластеры. Размер положительных кластеров N^+ и отрицательных кластеров N^- был оценен как количество датчиков ЭЭГ в них. Значения N^+ и N^- сравнивались между условиями с помощью многофакторного дисперсионного анализа (ANOVA).

2.4 Результаты анализа на сенсорном уровне

Сравнивая мощность α -диапазона, связанную с обработкой визуального стимула, с исходным уровнем престоимого состояния, были выявлены отрицательные кластеры у всех испытуемых. Напротив, тестируя мощность β -диапазона, были обнаружены положительные кластеры. Для анализа пространственно-временных особенностей мощности α - и β -диапазонов на уровне сенсоров ЭЭГ было введено семь сенсорных областей ЭЭГ (рис. 2.1) и три временных интервала ($\tau_{1,2,3}$). Эти интервалы схематически показаны на рисунке 2.4, А, Б. Основываясь на недавней работе [96], было предположено, что $\tau_1 = 0.3$ с связан со стадией сенсорной обработки. На основании выводов работы [26] было предположено, что $\tau_3 = 0.3$ с может отражать стадию принятия решений. Наконец, было также предположено, что 0.3-секундный интервал τ_2 , следующий за стадией сенсорной обработки, связан с предварительной обработкой мозгом сенсорной информации и извлечением характерных признаков стимула для последующего принятия решения. Для всех испытуемых τ_1 включал 0.3 с после демонстрации визуального стимула, τ_2 включал 0.3–0.6 с после демонстрации визуального стимула, а τ_3 включал 0.3 с перед нажатием на кнопку.

2.4.1 Активность α -диапазона

Рис. 2.4 иллюстрирует, как размер отрицательного кластера N^- (среднее групповое значение) зависит от времени и областей датчиков ЭЭГ во время обработки визуального стимула с низкой (А) и высокой (Б) неоднозначностью. Представленные результаты показывают, что N^- растет во времени, включая области датчиков ЭЭГ от затылочного к лобному направлению.

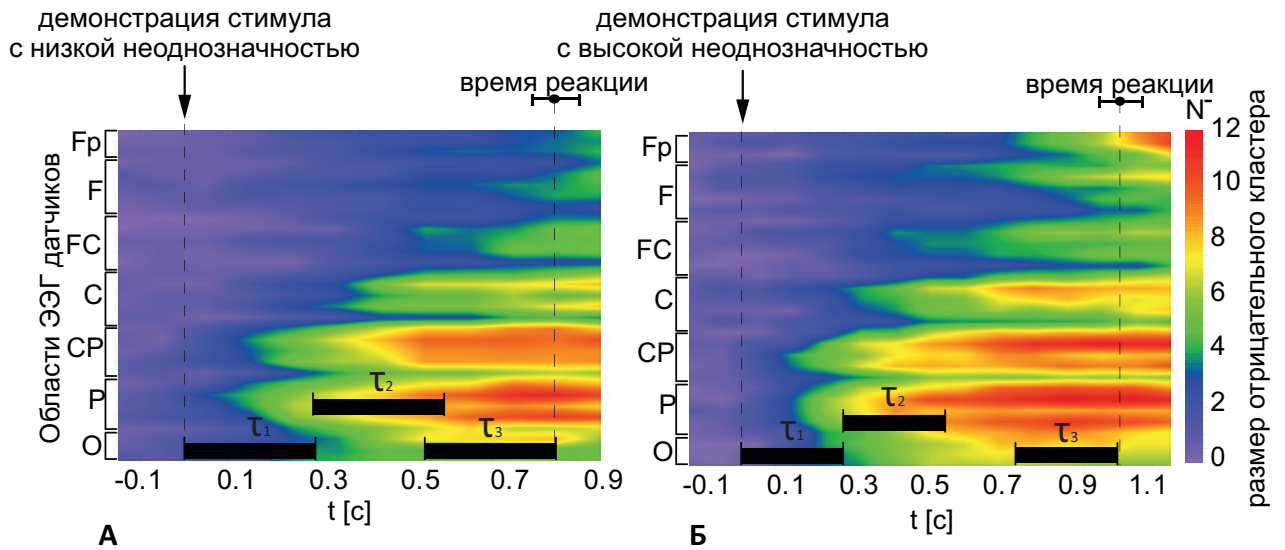


Рис. 2.4: Размер отрицательного кластера α -диапазона (N^-) в различных областях датчиков ЭЭГ для стимулов с низкой (А) и высокой (Б) неоднозначностью. Данные показаны в виде группового среднего, вертикальные пунктирные линии отражают начало демонстрации визуального стимула и медиану времени реакции. Горизонтальные полосы показывают временные интервалы ($\tau_{1,2,3}$), для которых подробно анализируется значение N^- .

Таблица 2.1: Размер отрицательного кластера, N^- (сводка ANOVA).

Факторы	dF_1	dF_2	F	p
Неоднозначность	1	19	2.1	0.155
Интервал (τ_1, τ_2, τ_3)	1.4	26.9	27.9	0.001
Область (О, Р, Ср, С, Fc, F, Fp)	2.06	39.1	15.2	0.001
Неоднозначность * Интервал	1.2	22.9	8.4	0.006
Интервал * Область	3.7	71.7	5.7	0.001
Неоднозначность * Область	4.1	78.5	0.6	0.634
Неоднозначность * Интервал * Область	3.9	75.8	1.6	0.168

Изменение N^- было протестировано с помощью многофакторного дисперсионного анализа ANOVA с параметрами *Неоднозначность* (низкая,

высокая), Интервал (τ_1, τ_2, τ_3) и Область (O, P, Cp, C, Fc, F, Fp) в качестве внутрисубъектных факторов. Как показано в таблице 2.1 был обнаружен незначимый основной эффект *неоднозначности*. Основные эффекты *интервала* и *области* были значимыми. Эффекты взаимодействия *неоднозначность * интервал* и *интервал * область* были значимыми. Напротив, эффекты взаимодействия *неоднозначность * область* и *неоднозначность * интервал * область* были незначимыми. Основываясь на наблюдаемых эффектах, можно прийти к выводу, что N^- изменяется между интервалами по-разному в разных областях, но это не зависит от неоднозначности визуального стимула.

Post-hoc анализ с использованием t-критерия для зависимых выборок показывает, что N^- значимо возрастает на интервале τ_2 по сравнению с интервалом τ_1 ($df = 19, t = 3.982, p = 0.001$) и на интервале τ_3 по сравнению с интервалом τ_2 ($df = 19, t = 5.234, p < 0.001$) (рис. 2.5, А).

Post-hoc анализ показал, что N^- в области P значимо превышает таковые для других областей: O ($df = 19, t = 3.4, p = 0.003$); C ($df = 19, t = 4.4, p < 0.001$); Fc ($df = 19, t = 5.08, p < 0.001$); F ($df = 19, t = 4.9, p < 0.001$); Fp ($df = 19, t = 4.5, p < 0.001$); за исключением области CP ($df = 19, t = 2.03, p = 0.056$). N^- , в области CP значимо выше, чем в C ($df = 19, t = 4.3, p < 0.001$), FC ($df = 19, t = 4.6, p < 0.001$), F ($df = 19, t = 4.1, p = 0.001$) и Fp ($df = 19, t = 3.6, p < 0.001$), но незначимо отличается от O ($df = 19, t = 1.6, p < 0.116$) (рис. 2.5, Б). Таким образом, можно прийти к выводу, что мощность α -диапазона уменьшилась в основном в затылочной и теменной областях по сравнению с лобными областями головного мозга.

Из-за значимого эффекта взаимодействия *неоднозначность x интервал* N^- был проанализирован между стимулами с низкой и высокой неод-

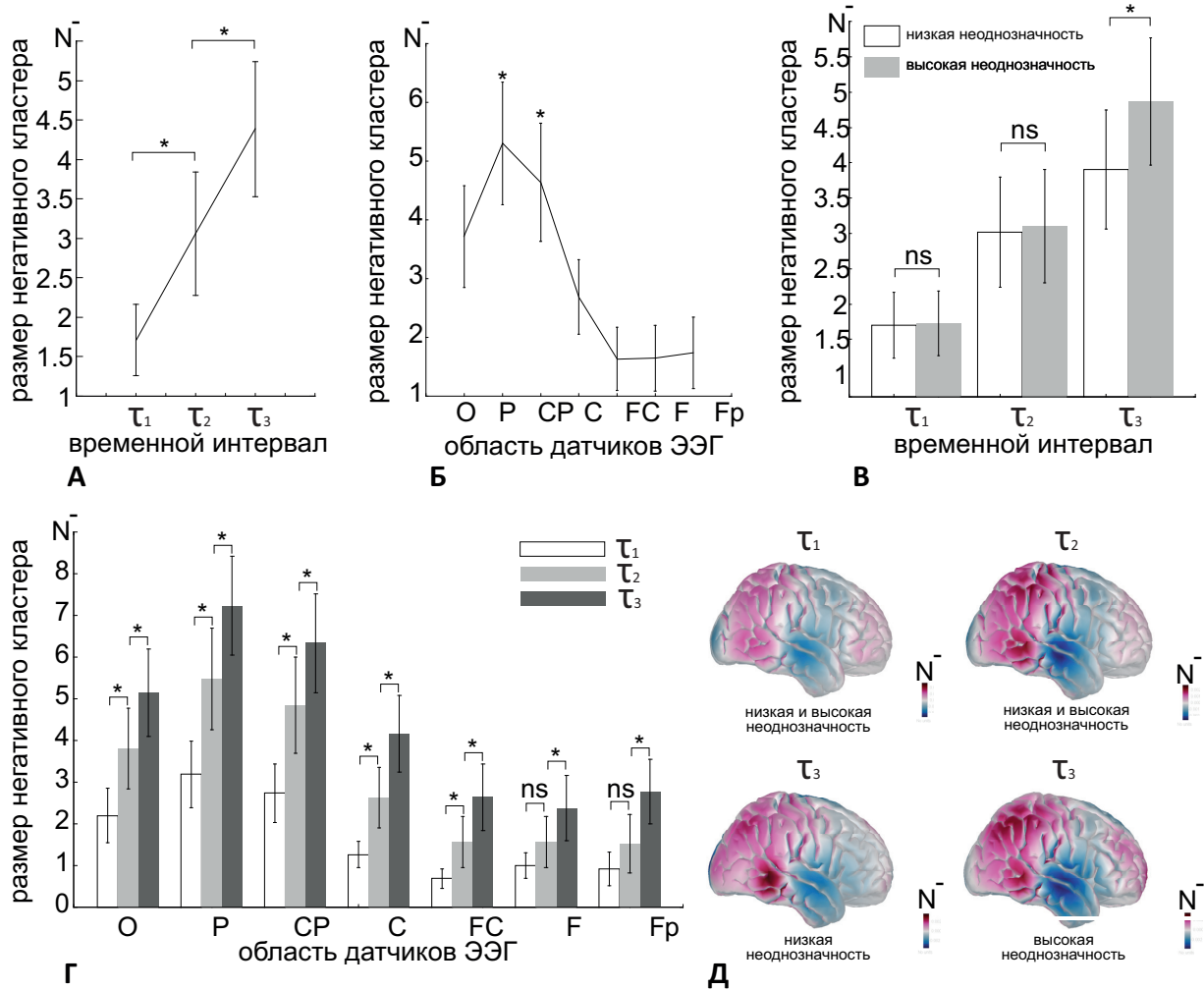


Рис. 2.5: Размер отрицательного кластера N^- α -диапазона (групповое среднее значение \pm стандартная ошибка): (А): усредненное по всем датчикам и неоднозначности; (Б): усредненное по неоднозначности и интервалам; (В): усредненное по сенсорам ЭЭГ; (Г): усредненное по неоднозначности изображения; (Д): топограмма на поверхности головы (модель головы вычислялась с использованием пакета *brainstorm* для Matlab [97]) $*p < 0.05$ с использованием многофакторного дисперсионного анализа ANOVA и *post-hoc* анализа с помощью *t*-критерия для зависимых выборок.

неоднозначностью отдельно для различных интервалов (рис. 2.5, В). Было обнаружено, что N^- были аналогичны для стимулов с низкой и высокой

неоднозначностью на интервалах τ_1 ($df = 19, t = 0.1, p = 0.894$) и τ_2 ($df = 19, t = 0.3, p = 0.734$), тогда как на интервале τ_3 N^- был значимо выше для стимулов с высокой неоднозначностью ($df = 19, t = 2.6, p = 0.015$).

Из-за значимого эффекта взаимодействия *интервал * область*, N^- был сравнен между различными областями отдельно для разных временных интервалов (рис. 2.5, Г). Было обнаружено, что N^- незначимо изменялось между интервалами τ_1 и τ_2 для областей F ($df = 19, t = 1.725, p = 0.101$) и Fr ($df = 19, t = 1.938, p = 0.068$). Для других областей N^- значимо увеличивалось на интервале τ_2 по сравнению с τ_1 и на интервале τ_3 по сравнению с τ_2 .

Можно сделать вывод, что N^- значимо возрастает при переходах $\tau_1 \rightarrow \tau_2$ и $\tau_2 \rightarrow \tau_3$. Это увеличение наблюдается для всех областей датчиков ЭЭГ, за исключением областей F и Fr. Для них N^- изменяется незначимо при переходах $\tau_1 \rightarrow \tau_2$. При $\tau_{1,2}$ N^- остается одинаковым как для стимулов с низкой, так и с высокой неоднозначностью, тогда как для τ_3 N^- для изображений с высокой неоднозначностью выше. Наконец, форма распределения N^- по областям датчиков ЭЭГ оставалась одинаковой для всех интервалов и неоднозначности. Она проявляла максимум в затылочной и теменной областях (рис. 2.5, Д).

2.4.2 Активность β -диапазона

Рис. 2.6 иллюстрирует, как размер положительного кластера N^+ (среднее групповое значение) зависит от времени и областей датчиков ЭЭГ при обработке стимулов с низкой (А) и высокой (В) неоднозначностью. N^+ был протестирован аналогично N^- с помощью многофакторного дисперсионного анализа ANOVA с параметрами *неоднозначность (низкая, высокая)*,

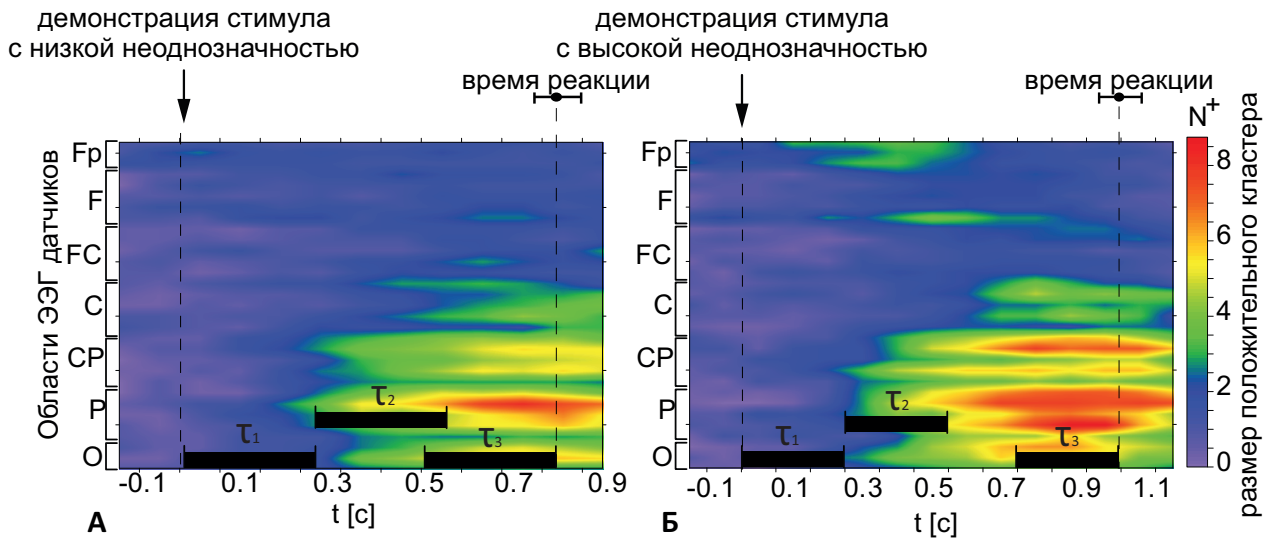


Рис. 2.6: Размер положительного кластера N^+ β -диапазона в различных областях датчиков ЭЭГ для стимулов с низкой (А) и с высокой (Б) неоднозначностью. Данные представлены в виде группового среднего, вертикальные пунктирные линии отражают начало демонстрации визуального стимула и медиану времени реакции. Горизонтальные полосы показывают временные интервалы (0.3 с), для которых сравнивается значение N^+ для различных неоднозначностей.

интервал (τ_1, τ_2, τ_3) и *область* (O, P, Cp, C, Fc, F, Frp) в качестве внутрисубъектных факторов.

Таблица 2.2 иллюстрирует результаты анализа N^+ . Были обнаружены незначимые эффекты для *неоднозначности* и *области*, а также значимый эффект для *интервала*. Эффекты взаимодействия *неоднозначность * интервал* и *неоднозначность * область* были незначимыми. Наконец, наблюдались значимые эффекты взаимодействия *интервал * неоднозначность* и *интервал * неоднозначность x область*. Основываясь на эффекте взаимодействия *неоднозначность * интервал * область*, можно прийти к выводу, что N^+ по-разному изменяется в разных областях в зависимости от неоднозначности. Таким образом, было проанализировано изменение N^+ между

Таблица 2.2: Размер позитивного кластера, N^+ (сводка ANOVA).

Факторы	dF_1	dF_2	F	p
Неоднозначность	1	19	2.5	0.129
Интервал (τ_1, τ_2, τ_3)	1.08	20.6	8.3	0.008
Область (О, Р, СР, С, Fc, F, Fp)	1.4	28,20	2.7	0.092
Неоднозначность * Интервал	1.4	28.2	3.1	0.69
Интервал * Область	2.38	45.2	11.07	0.001
Неоднозначность * Область	2.3	45.5	1.1	0.32
Неоднозначность * Интервал * Область	4.4	84.7	4.4	0.002

интервалами и областями отдельно для стимулов с низкой и высокой неоднозначностью.

Post-hoc анализ с использованием t-критерия для зависимых выборок показывает, что N^+ значимо возрастает на интервале τ_2 по сравнению с τ_1 ($df = 19, t = 2.384, p = 0.028$) и на интервале τ_3 по сравнению с τ_2 ($df = 19, t = 3.278, p = 0.004$) (рис. 2.7, А).

Из-за значимого эффекта взаимодействия *интервал * область* N^+ был сравнен между различными областями отдельно для различных временных интервалов (рис. 2.7, Б). Были получены следующие результаты: в области О N^+ значимо возрастает между интервалами τ_1 и τ_2 ($df = 19, t = 2.8, p = 0.009$), а также между интервалами τ_2 и τ_3 ($df = 19, t = 3.8, p = 0.001$); в области Р N^+ также значимо растет между интервалами τ_1 и τ_2 ($df = 19, t = 2.7, p = 0.013$), а также между интервалами τ_2 и τ_3 ($df = 19, t = 4.3, p < 0.001$); в области СР N^+ значимо растет между интервалами τ_1 и τ_2 ($df = 19, t = 2.6, p = 0.014$), а также между интервалами τ_2 и τ_3 ($df = 19, t = 3.7, p = 0.002$); в области С N^+ остается одинаковым для интервалов τ_1 и τ_2 ($df = 19, t = 1.6, p = 0.126$), но значимо растет между τ_2 и τ_3 ($df = 19,$

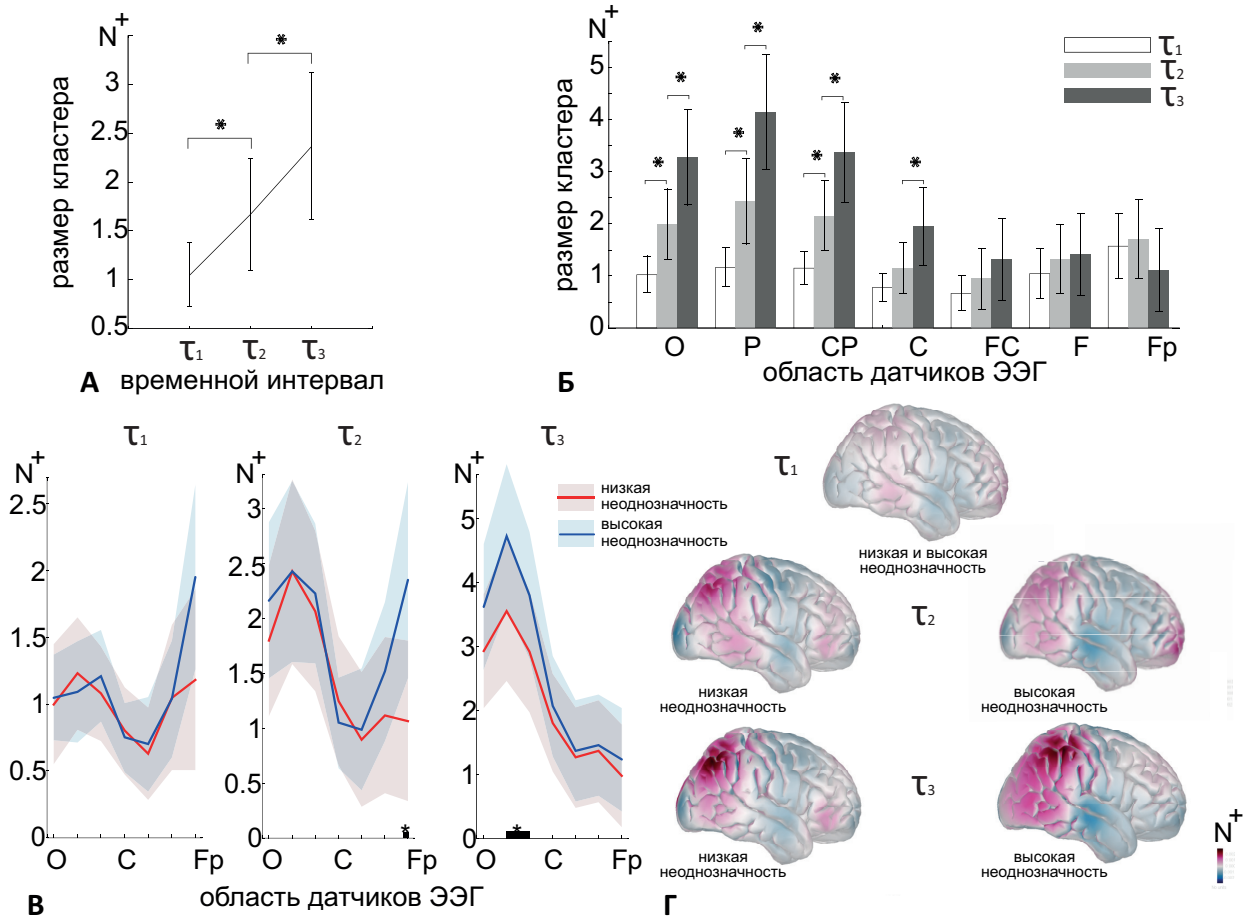


Рис. 2.7: Размер положительного кластера N^+ β -диапазона (групповое среднее значение \pm стандартная ошибка). (**А**): усреднение по всем областям датчиков ЭЭГ и неоднозначностям; (**Б**): усреднение по неоднозначностям; (**В**): сравнение между стимулами с низкой и высокой неоднозначностью на трех интервалах; (**Г**): топограмма на поверхности головы. $*p < 0.05$ с использованием многофакторного дисперсионного анализа ANOVA и post-hoc анализа с помощью t-критерия для зависимых выборок.

$t = 2.9, p = 0.002$); в области FC N^+ остается одинаковым для интервалов τ_1 и τ_2 ($df = 19, t = 1.07, p = 0.298$), а также для τ_2 и τ_3 ($df = 19, t = 1.7, p = 0.099$); в области F N^+ также остается одинаковым для τ_1 и τ_2 ($df = 19, t = 1.39, p = 0.178$), и для τ_2 и τ_3 ($df = 19, t = 0.5, p = 0.585$);

наконец, в области $\text{Fr } N^+$ остается одинаковым для τ_1 и τ_2 ($df = 19, t = 0.8, p = 0.415$), а также для τ_2 и τ_3 ($df = 19, t = 1.6, p = 0.112$).

Помимо этого, из-за значимого эффекта взаимодействия *неоднозначность * интервал x область N^+* был сравнен между стимулами с низкой и высокой неоднозначностью для всех областей с различными интервалами (рис. 2.7, В). На интервале τ_1 t-тест не выявляет различий между неоднозначностями ни для каких областей (все $p > 0.05$). Соответствующая топограмма N^+ на поверхности головы показана на рис. 2.7, Г. На интервале τ_2 неоднозначные стимулы индуцируют более высокое N^+ в области Fr ($df = 19, t = 2.1, p = 0.047$). Соответствующая топограмма N^+ на поверхности головы для неоднозначных стимулов показывает повышенную активность во фронтальной коре (рис. 2.7, Г). На интервале τ_3 неоднозначные стимулы индуцируют более высокое N^+ в области P ($df = 19, t = 4.08, p = 0.001$) и CP ($df = 19, t = 2.5, p = 0.019$). Топограмма N^+ на поверхности головы отражает активацию затылочной, теменной и височной областей (рис. 2.7, Г).

2.5 Механизм нисходящего внимания во время целенаправленной обработки головным мозгом визуальных стимулов

По результатам анализа вейвлетной мощности на сенсорном уровне в α - и β -частотных диапазонах во время обработки неоднозначных визуальных стимулов, мощность α -диапазона уменьшалась после начала демонстрации стимула на большинстве датчиков ЭЭГ. Во фронтальных областях F и Fr мощность α -диапазона падала до момента поведенческой реакции (ин-

тервал τ_3 на рисунке 2.5, Г). Более того, на интервале τ_3 она становится более выраженной для неоднозначных стимулов, чем для однозначных (рис. 2.5, В). Напротив, мощность β -диапазона увеличилась после начала демонстрации визуального стимула. Было обнаружено, что стимулы с высокой неоднозначностью индуцируют высокую мощность в лобной области в β -диапазоне на интервале τ_2 и высокую мощность в теменной зоне в β -диапазоне на интервале τ_3 (рис. 2.7, В).

В некоторых исследованиях было обнаружено, что активация теменной и лобной областей сопровождается снижением мощности ЭЭГ в α -диапазоне, который отражает контроль внимания [98]. В данной главе диссертационной работы были получены результаты, которые показали, что мощность α -диапазона различалась между однозначными и неоднозначными стимулами только на последней стадии обработки визуального стимула, τ_3 . Таким образом, можно предположить, что стимулы с высокой неоднозначностью требуют большего контроля внимания для принятия решения относительно поступающей информации. Результаты показали, что мощность α -диапазона во фронтальной зоне уменьшилась только на интервале τ_3 , что подтверждает его потенциальную роль в процессе принятия решений [99].

Активность β -диапазона в лобной и теменной областях во время обработки зрительных стимулов связана с контролем внимания. Обработка стимулов опирается на нисходящие и восходящие механизмы внимания, возникающие в лобной и теменной коре. Восходящий механизм отражает непроизвольное внимание, вызванное появлением стимула (предъявление стимула автоматически заставляет испытуемого обратить на него внимание). Нисходящий механизм переключает внимание, основываясь на знаниях о текущей задаче. Исследования на обезьянах [100] и людях [101]

показали, что нейронная активность в теменных областях на более ранней стадии отражает восходящее внимание, тогда как нейронная активность в префронтальной области отражает нисходящее внимание.

Начало демонстрации визуального стимула может инициировать активацию восходящего внимания. Более того, морфология стимулов с низкой и высокой неоднозначностью почти одинакова, что может указывать на то, что восходящие процессы не зависят от уровня неоднозначности. Напротив, нисходящие механизмы в основном способствуют целенаправленной обработке визуальных стимулов. С одной стороны, испытуемый должен обратить внимание на конкретные свойства (контраст) ребер куба Неккера, чтобы определить его ориентацию. Последнее требует выборочного внимания, которое, согласно физиологическим исследованиям, поддерживается нейронной активностью β -диапазона [29, 90, 102]. Выборочное внимание — это нисходящий механизм, который позволяет фокусировать когнитивные ресурсы на визуальной информации, необходимой для принятия решения [42]. Согласно обзору [103], повышенная нейронная активность во фронтальной области служит нейрофизиологическим маркером выборочного зрительного внимания. С другой стороны, когда неопределенность информации высока, обработка головным мозгом таких стимулов больше опирается на нисходящие процессы, а не на особенности визуальных стимулов [32].

Согласно полученным результатам, обработка мозгом стимулов с высокой неоднозначностью связана с повышением мощности ЭЭГ в β -диапазоне во фронтальной области в течении интервала 0.3—0.6 с после демонстрации визуального стимула. Обзор [96] свидетельствует о том, что стадия сенсорной обработки может длиться 0.2—0.4 с в зависимости от качества сенсорных данных. В предыдущих исследованиях, связанных с обработ-

кой неоднозначной информации, сообщалось об увеличении мощности в β -диапазоне в течение 0.35—0.42 с после демонстрации визуального стимула. Основываясь на работе [104], можно предположить, что обнаруженное увеличение мощности ЭЭГ в β -диапазоне во фронтальной области является биомаркером выборочного внимания, механизма, осуществляющего целенаправленную фокусировку внимания на наиболее релевантных свойствах визуального стимула, чтобы устранить неоднозначность визуального стимула, интерпретировать его и принять соответствующее решение.

2.6 Выводы ко второй главе

Во второй главе были проанализированы ЭЭГ-сигналы на сенсорном уровне во время перцептивной задачи принятия решений. Был использован метод непрерывного вейвлетного преобразования для анализа того, как неоднозначность визуальной информации влияет на особенности ЭЭГ сигнала во время задачи принятия решений.

В рамках данной главы диссертационной работы получены следующие основные научные результаты:

- Выявлены особенности структуры сигналов ЭЭГ, характеризующие концентрацию внимания в ходе обработки неоднозначной визуальной информации.
- Показано, что неоднозначность индуцирует высокую мощность ЭЭГ в β -диапазоне на фронтальных электродах на начальных этапах обработки стимула. Высокая мощность ЭЭГ в бета диапазоне на лобных электродах может отражать активацию выборочного внимания, необ-

ходимого для определения наиболее релевантных признаков, необходимых для интерпретации стимула.

Глава 3

Динамика состояния головного мозга во время обработки повторяющихся визуальных стимулов

В данной главе было рассмотрено влияние мощности ЭЭГ в престаимульном состоянии на поведенческие характеристики. Был проведен длительный монотонный эксперимент, в котором участники воспринимали неоднозначные стимулы и сообщали об ориентации каждого стимула с помощью кнопок джойстика. Визуальным стимулом был неоднозначный куб Неккера. Контраст внутренних ребер определяет одну из двух возможных ориентаций куба, левую или правую, и определяет неоднозначность стимула. Когда уровень неоднозначности низкий, морфология кубов различна для левой и правой ориентации. Испытуемые в этом случае легко интерпретируют ориентацию стимула. Когда уровень неоднозначности увеличивался,

морфология стимулов становится одинаковой для разных ориентаций, поэтому испытуемые тратили больше времени на интерпретацию такого изображения. В работе [26] было показано экспериментально, что испытуемые быстрее реагировали на кубики Неккера, представленные в конце эксперимента, то есть скорость реакции возрастала от начала к концу эксперимента. Также было обнаружено, что головной мозг использует различные нейронные механизмы при обработке стимулов с низким и высоким уровнем неоднозначности [22, 32, 52]. Основываясь на этих результатах, было предположено, что во время длительного эксперимента с кубами Неккера состояние нейронного ансамбля мозга меняется, что вызывает изменения в поведенческих характеристиках. В данной главе были исследованы нейронные корреляты этих изменений в престаимпульном состоянии, и было предложено использовать их для прогнозирования эффективности обработки головным мозгом текущего визуального стимула.

3.1 Протокол эксперимента

Двадцать здоровых добровольцев (9 женщин/11 мужчин, в возрасте 26–35 лет) с нормальным или близким к норме зрением участвовали в экспериментах после предоставления письменного информированного согласия. Добровольцы не принимали участие в аналогичных нейрофизиологических экспериментах как минимум в течении полгода до описываемого эксперимента. Все эксперименты были проведены в соответствии с требованиями Хельсинкской декларации и одобрены местным комитетом по этике исследований Университета Иннополис.

В качестве визуальных стимулов использовался набор изображений, аналогичный *эксперименту 1*, описанному в главе 1 диссертации (рис.

1.1, А). Экспериментальный дизайн также соответствовал *эксперименту 1*, описанному в главе 1.

Для регистрации электроэнцефалографических сигналов использовались монополярные отведения ЭЭГ электродов, расположенные на поверхности головы в соответствии с международной расширенной системой 10-10. Сигналы записывались с использованием 31 канала. В качестве референсных электродов использовались электроды на мочках ушей. Заземляющий электрод был помещен на лоб. Для получения сигнала использовались чашечковые электроды Ag/AgCl, установленные на поверхность головы с использованием проводящей пасты “Tien-20” (Weaver and Company, Колорадо, США). Непосредственно перед экспериментами на места крепления электродов наносили специальный абразивный гель “NuPrep” (Weaver and Company, Колорадо, США) для увеличения проводимости кожи. Значения импеданса поддерживались в диапазоне 2-5 КΩ. Для регистрации, усиления и аналого-цифрового преобразования сигналов ЭЭГ использовался многоканальный электроэнцефалограф “Энцефалан-ЭЭГ-19/26” (компания Medicom MTD, Таганрог, Российская Федерация).

Исходные сигналы ЭЭГ прошли процедуру предварительной обработки. Записи ЭЭГ были отфильтрованы полосовым фильтром Баттерворта четвертого порядка с частотами отсечения 1 и 100 Гц, а также режекторным фильтром на 50 Гц. Для удаления артефактов моргания глаз и сердцебиения использовался метод анализа независимых компонент (ICA).

Записанные ЭЭГ сигналы были разделены на 4-секундные сегменты, где каждый сегмент был связан с одной демонстрацией куба Неккера и включал интервал в 2 с до и 2 с после момента демонстрации стимула. После процедуры предварительной обработки ЭЭГ были исключены некоторые сегменты из-за оставшихся высокоамплитудных артефактов. Чтобы

исключить сегменты, содержащие высокоамплитудные артефакты, использовалась стандартизированная оценка с пороговым значением $z < 1$. Удаление артефактов происходило по следующему алгоритму: 1) для каждого канала и сегмента вычислялась огибающая сигнала (преобразование Гильберта); 2) для каждого канала и сегмента вычислялись среднее значение и стандартное отклонение; 3) для каждого канала и сегмента вычислялась стандартизированная оценка (z -оценка) в каждой временной точке; 4) z -оценка усреднялась по времени для каждого сегмента. Процедура удаления сегментов была выполнена с использованием программного пакета FieldTrip для Matlab [89].

После всех процедур предварительной обработки данных, все сегменты ЭЭГ данных были сгруппированы в соответствии с 4 стадиями эксперимента (рис. 3.1). В итоге было получено 52 испытания для стадии 1; 47 испытаний для стадии 2; 47 испытаний для стадии 3 и 55 испытаний для стадии 4. Для каждого сегмента была рассчитана вейвлетная мощность в диапазоне частот 4—40 Гц, используя вейвлет Морле, а количество циклов n было определено как $n = f$, где f — частота сигнала. Связанные с событиями спектральные возмущения (ERSP) были вычислены путем нормировки оценок вейвлетной мощности W к вейвлетной мощности 40-секундной ЭЭГ, записанной в состоянии покоя, как $ERSP = (W - W_{rest}) / W_{rest}$. Все процедуры обработки были выполнены в автономном режиме.

Целью данной главы было изучить, как менялось состояние испытуемого в ходе эксперимента независимо от типа визуального стимула. Поэтому для анализа на уровне сенсоров ЭЭГ использовалась нейронная активность головного мозга на интервале 1.5 с до демонстрации визуального стимула.



Рис. 3.1: Временные интервалы, разделяющие экспериментальный сеанс на 4 равные части. Каждый интервал включает в себя демонстрацию 100 визуальных стимулов и ~ 10 минут записи.

3.2 Локализация источников нейронной активности

Для решения обратной задачи и локализации источников нейронной активности по данным ЭЭГ был применен метод точной электромагнитной томографии головного мозга с низким разрешением (eLORETA) в каждой из заранее определенных точек (вокселей) в объеме мозга [105–107].

LORETA — метод электромагнитной томографии головного мозга с низким разрешением. Этот метод решает обратную задачу: преобразует измерения ЭЭГ в информацию о распределении мощности нейронных источников в объеме мозга. Этот метод относится к классу непараметрических методов [108], которые основаны на предположении, что отдельный диполь (источник) присваивается каждому из десятков тысяч элементов коры головного мозга, при этом ориентация диполя определяется локальной нормой на поверхность. В этом случае обратная задача является линейной, поскольку единственными неизвестными являются амплитуды диполей. Точная электромагнитная томография головного мозга с низким разрешением (eLORETA) — это трехмерное, регуляризованное и взвешенное по минимальной норме обратное решение с теоретически точной локали-

зацией нулевой ошибки даже при наличии структурированного биологического или измерительного шума [105, 108]. В качестве усредненного шаблона для разработки трехслойной модели головы был использован шаблон "Colin27" [109], основанный на методе граничных элементов [110, 111]. Пространство источников внутри головного мозга состояло из 11865 вокселей. Расположение электродов ЭЭГ соответствовало шаблону формы головы.

Характеристики источника были проанализированы в заранее определенной частотно-временной области, выбранной на основе анализа на сенсорном уровне. Для этого была произведена референтная реконструкция сигналов ЭЭГ на общее средневзвешенное значение потенциалов всех регистрируемых активных отведений, а также произведена фильтрация с помощью полосового фильтра Баттерворта четвертого порядка $[f_L, f_H]$ Гц, где f_L и f_H определяют интересующую частотную область. Затем было выполнено усреднение по времени и вычислена ковариационная матрица. Обратное решение дало оценки мощности источника в каждом вокселе, усредненные по выбранному временному окну. Наконец, полученные оценки мощности P были нормированы для каждого источника к мощности 40-секундной ЭЭГ в состоянии покоя как $(P - P_{rest}) / P_{rest}$. Чтобы сопоставить местоположение источников с анатомическими областями мозга, был использован атлас головного мозга с автоматической анатомической маркировкой [112].

3.3 Статистическое тестирование

Поскольку состояние наблюдателя постоянно меняется, в краткосрочной перспективе это вызывает разницу в поведении испытуемого при предъявлении визуальных стимулов, даже если их неоднозначность не меняется.

В долгосрочной перспективе возникает когнитивная усталость и имеет место эффект тренировки. Для устранения кратковременных колебаний и сосредоточения на долгосрочных изменениях состояния человека весь эксперимент был разделен на четыре последовательных интервала продолжительностью по 10 минут каждый (рис. 3.1). Для каждого интервала ERSР и мощность источника были усреднены по всем испытаниям, входящим в экспериментальное условие. Для оценки поведенческих характеристик использовалась медиана времени реакции и частота ошибок, отражающая процент ошибочных ответов на каждом интервале.

Было протестировано, как время реакции и частота ошибочных ответов изменялись между интервалами 1–4. Также был использован многофакторный дисперсионный анализ (ANOVA) с интервалами 1–4, неоднозначностью (высокая и низкая) и ориентацией (левая и правая) в качестве внутрисубъектных факторов. Если тестируемые выборки не соответствовали условию нормальности, применялась поправка Гринхауза-Гейссера. Для выявления значимых основных эффектов проводился *post-hoc* анализ с использованием параметрических или непараметрических тестов, в зависимости от нормальности выборки, которая была определена с помощью критерия Шапиро-Уилка. Статистический анализ проводился в IBM SPSS Statistics.

Статистический анализ нейронной активности головного мозга проводился с использованием вейвлетной мощности, усредненной по испытаниям и по временному интервалу, предшествующему демонстрации визуального стимула. Вейвлетные спектры для четырех интервалов были проверены на статистическую значимость с использованием непараметрического статистического теста путем вычисления оценок вероятностей значимости Монте-Карло из распределения перестановок. В частности, в F-тестах

сравнивались четыре набора вейвлетных спектров для всех пар (канал, частота). Элементы (каналы ЭЭГ), которые превысили пороговое значение, соответствующее р-значению 0.001 (односторонний тест), были помечены вместе с соседними элементами и собраны в отдельные отрицательные и положительные кластеры. Минимально необходимое количество соседних элементов для формирования кластера было установлено равным 2. F-значения в каждом кластере были суммированы и скорректированы. Кластер считался значимым, если его р-значение было ниже 0.01. Количество перестановок составило 2000.

Аналогичная процедура была применена к результатам на уровне источника нейронной активности. Статистический тест был произведен для усредненных по испытаниям и престоимую временному интервалу распределений мощности источника нейронной активности, чтобы определить существенные различия между четырьмя интервалами [113, 114]. Пороговое значение для парных сравнений с помощью F-теста составляло $p = 0.005$. р-пороговое значение для кластера составляло 0.025. Количество перестановок составило 2000. Для каждого испытуемого была рассчитана средняя мощность активности источника нейронной активности в области идентифицированного кластера для каждого из четырех интервалов.

Все описанные операции были выполнены в программном пакете FieldTrip для Matlab [89, 115].

3.4 Анализ динамических свойств нейронной активности во время длительной перцептивной задачи

3.4.1 Анализ поведенческих характеристик

Сравнивая время реакции испытуемых на четырех интервалах, наблюдались значимые изменения между интервалами, эффект неоднозначности визуального стимула и комбинированный эффект *неоднозначность * ориентация*, как показано в таблице 3.1). Тем не менее, время реакции менялось в течение эксперимента одинаково для всех стимулов. Также было обнаружено значимое влияние неоднозначности визуального стимула на частоту ошибок. В то же время наблюдался значимый эффект взаимодействия *интервал * неоднозначность* (см. таблицу 3.2). Эти результаты свидетельствуют о том, что частота ошибок различается для стимулов с высокой и низкой неоднозначностью независимо от их ориентации. Более того, частота ошибок менялась по-разному в ходе эксперимента в зависимости от неоднозначности.

Post-hoc анализ показал, что испытуемые быстрее реагировали на стимулы с низкой неоднозначностью: $Z = -3.724$, $p < 0.0001$, с использованием теста Уилкоксона (рис. 3.2, А). Для стимулов с высокой неоднозначностью время реакции было одинаковым как для левоориентированных, так и для правоориентированных визуальных стимулов: $t(17) = 0.383$, $p = 0.706$, t-тест (рис. 3.2, Б). В случае с однозначными стимулами, испытуемые быстрее реагировали на левоориентированные кубы Неккера: $Z = -2.591$, $p = 0.01$, тест Уилкоксона (рис. 3.2, В). Анализ парных различий показал, что 12 испытуемых продемонстрировали эффект в том же

Таблица 3.1: Медианное время принятия решения относительно текущего визуального стимула, RT [с] (сводка ANOVA).

Факторы	dF_1	dF_2	F	p
Интервал	2.285	38.853	5.805	0.005*
Неоднозначность	1	17	79.524	<0.0001*
Ориентация	1	17	1.093	0.310
Интервал * Неоднозначность	3	51	1.206	0.317
Интервал * Ориентация	3	51	1.290	0.288
Неоднозначность * Ориентация	1	17	6.385	0.022*
Интервал * Неоднозначность * Ориентация	3	51	0.544	0.655

Таблица 3.2: Процент ошибочных интерпретаций текущего визуального стимула, ER [%] (сводка ANOVA).

Факторы	dF_1	dF_2	F	p
Интервал	1.995	33.910	2.988	0.064
Неоднозначность	1	17	13.128	0.002*
Ориентация	1	17	2.671	0.121
Интервал * Неоднозначность	3	51	5.918	0.002*
Интервал * Ориентация	1.975	33.58	1.454	0.248
Неоднозначность * Ориентация	1	17	.922	0.350
Интервал * Неоднозначность * Ориентация	1.63	27.715	1.892	0.175

направлении, что и группа. Наконец, время реакции уменьшалось относительно интервалов: $\chi^2(3) = 12.218$, $p = 0.007$, тест Фридмана (рис. 3.2, Г). Post-hoc анализ с использованием теста Уилкоксона выявил более высокий процент ошибок для стимулов с высокой неоднозначностью: $Z = -3.29$, $p = 0.001$ (рис. 3.2, Д). Для неоднозначных стимулов процент ошибок

снижался в ходе эксперимента: $\chi^2(3) = 7.545$, $p = 0.056$, тест Фридмана (рис. 3.2, Е). Наконец, не было выявлено никакой корреляции между возрастом и временем реакции ни для стимулов с высокой неоднозначностью: $r(20) = -0.24$, $p = 0.3$, ни для стимулов с низкой неоднозначностью: $r(20) = -0.31$, $p = 0.17$. Время реакции было одинаковым как у мужчин, так и у женщин как для неоднозначных стимулов: $t(18) = 0.79$, $p = 0.436$, так и для однозначных: $t(18) = 0.96$, $p = 0.348$.

3.4.2 Анализ ЭЭГ-данных на уровне сенсоров

Сравнивая престимульный ERSР на четырех интервалах, был обнаружен один кластер с $p = 0.0015$ (с коррекцией) в диапазоне частот 9 - 11 Гц. Кластер располагался в теменной и височной областях (каналы Р8, ТР8, Т8, FC4, FT8) в правом полушарии головного мозга (рис. 3.3, А). ERSР, усредненный по каналам ЭЭГ в этом кластере, возрастал с течением времени с 0.18 ± 0.11 в первом интервале до 0.49 ± 0.15 на интервале 4 (рис. 3.3, Б).

3.4.3 Анализ ЭЭГ-данных на уровне источников нейронной активности

Установив интересующую частоту равной 10 ± 2 Гц, мощность источника нейронной активности была статистически протестирована между четырьмя интервалами. Статистический анализ выявил один кластер с $p = 0.02$ (с коррекцией на множественные сравнения). Кластер включал воксели в правой средней височной извилине, правой верхней височной извилине, правой нижней височной извилине, роландической доле, веретенообразной извилине и части мозжечка (рис. 3.4, А). Максимальное F -значение было

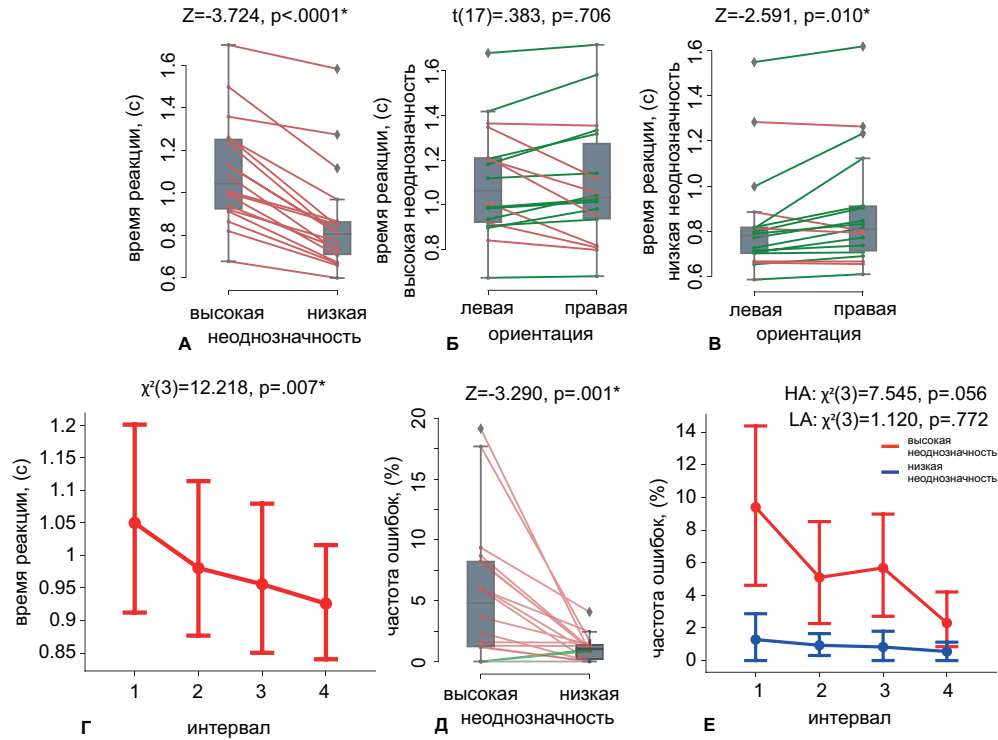


Рис. 3.2: Результаты анализа поведенческих данных: **(А)**: медианное время реакции для стимулов с высокой и низкой неоднозначностью ($*p < 0.0001$, тест Уилкоксона). **(Б)**: медиана времени реакции для стимулов с высокой неоднозначностью, ориентированных влево и вправо ($p = 0.706$, t -тест). **(В)**: медиана времени реакции для стимулов с низкой неоднозначностью, ориентированных влево и вправо ($*p = 0.01$, тест Уилкоксона). **(Г)**: медиана времени реакции (среднее значение по группе $\pm 95\%$ доверительный интервал) на четырех интервалах ($*p = 0.007$, тест Фридмана). **(Д)**: процент ошибочных интерпретаций относительно стимулов с высокой и низкой неоднозначностью ($*p = 0.001$, тест Уилкоксона). **(Е)**: процент ошибок (среднее значение по группе $\pm 95\%$ доверительный интервал) на всех интервалах отдельно для неоднозначных ($p = 0.056$, тест Фридмана) и однозначных стимулов ($p = 0.772$, тест Фридмана).

достигнуто в правой средней височной извилине, в то время как минимальное F -значение принадлежало мозжечку. Усредненный спин этого кластера

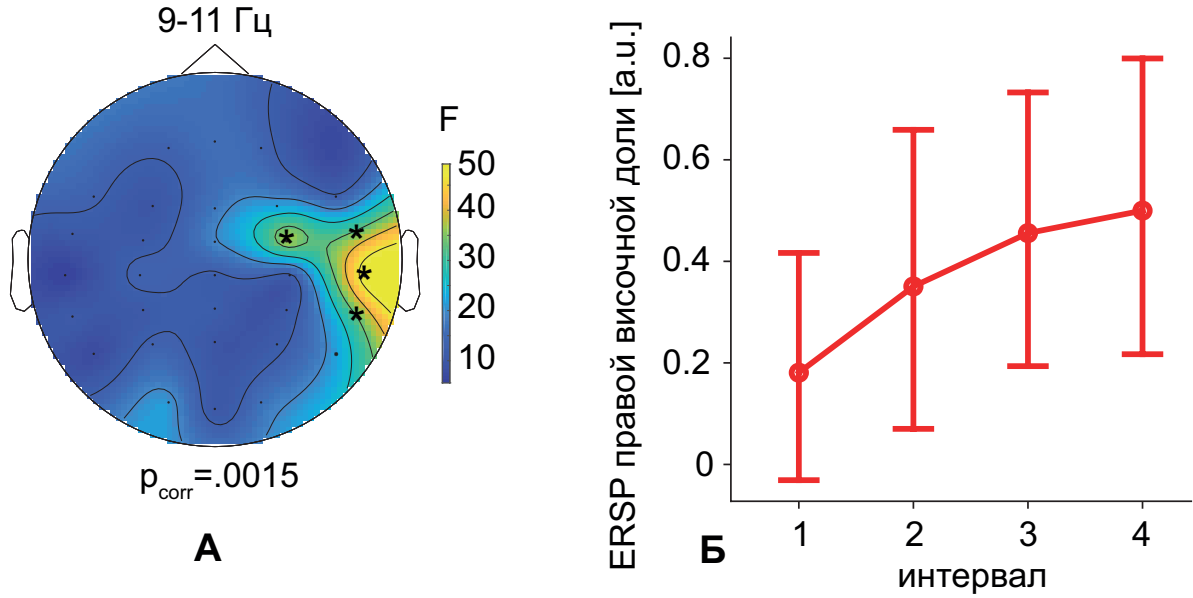


Рис. 3.3: Результаты анализа данных ЭЭГ на сенсорном уровне. (А): топограмма на поверхности головы, иллюстрирующая F -значения и кластер каналов ЭЭГ, демонстрирующий значимые изменения ERSP между четырьмя интервалами ($*p = 0.0015$, F -тест и кластерная коррекция для множественных сравнений). (Б): изменение ERSP в этом кластере (среднее значение группы $\pm 95\%$ доверительный интервал) со временем.

вырос с $-0,22 \pm 0.12$ на интервале 1 до $1,21 \pm 0.49$ на интервале 4 (рис. 3.4, Б).

3.4.4 Корреляционный анализ

Используя корреляционный анализ с повторными измерениями, было обнаружено, что мощность источника нейронной активности отрицательно коррелировала со временем реакции для стимулов с низкой неоднозначностью (рис. 3.5, А) и с частотой ошибок для стимулов с высокой неоднозначностью (рис. 3.5, Г). В то же время не было никакой корреляции между мощностью источника нейронной активности и временем реакции

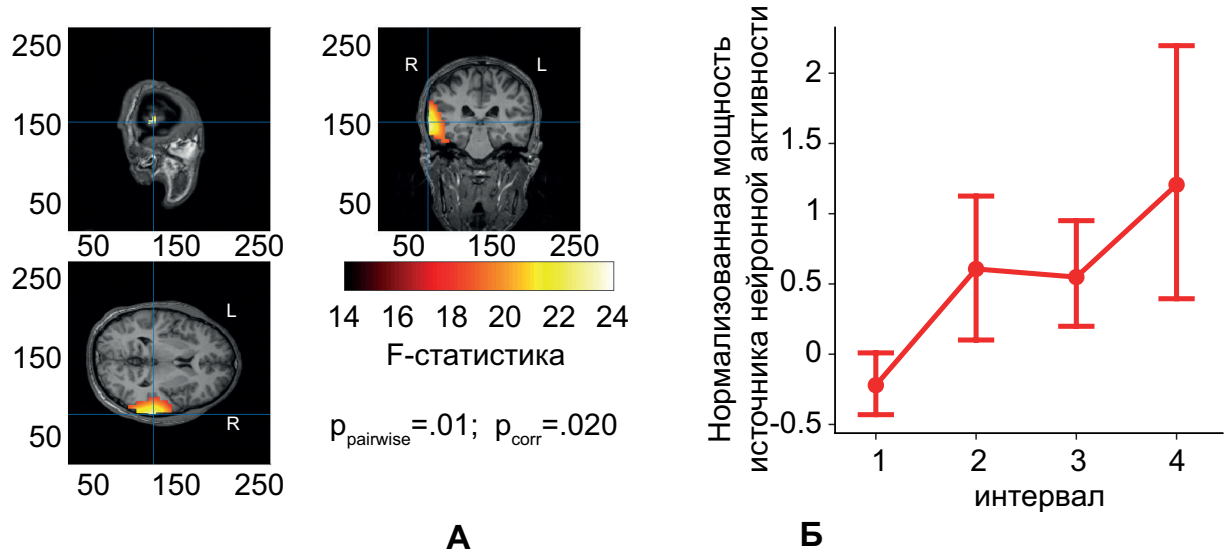


Рис. 3.4: Результаты анализа данных ЭЭГ на уровне источника нейронной активности. (А): визуализация источника нейронной активности, показывающая F -значение, отражающее значимые изменения мощности источника между четырьмя интервалами в престаимпульном состоянии $t \in [-1.5, 0]$ с, для $f \in (8, 12)$ Гц ($*p = 0.02$, F -тест и кластерная коррекция для множественных сравнений). (Б): нормализованная мощность источника (групповое среднее значение $\pm 95\%$ доверительный интервал) в кластере на четырех интервалах.

для неоднозначных стимулов (рис. 3.5, Б) или между мощностью источника нейронной активности и частотой ошибок для однозначных стимулов (рисунок 3.5, В).

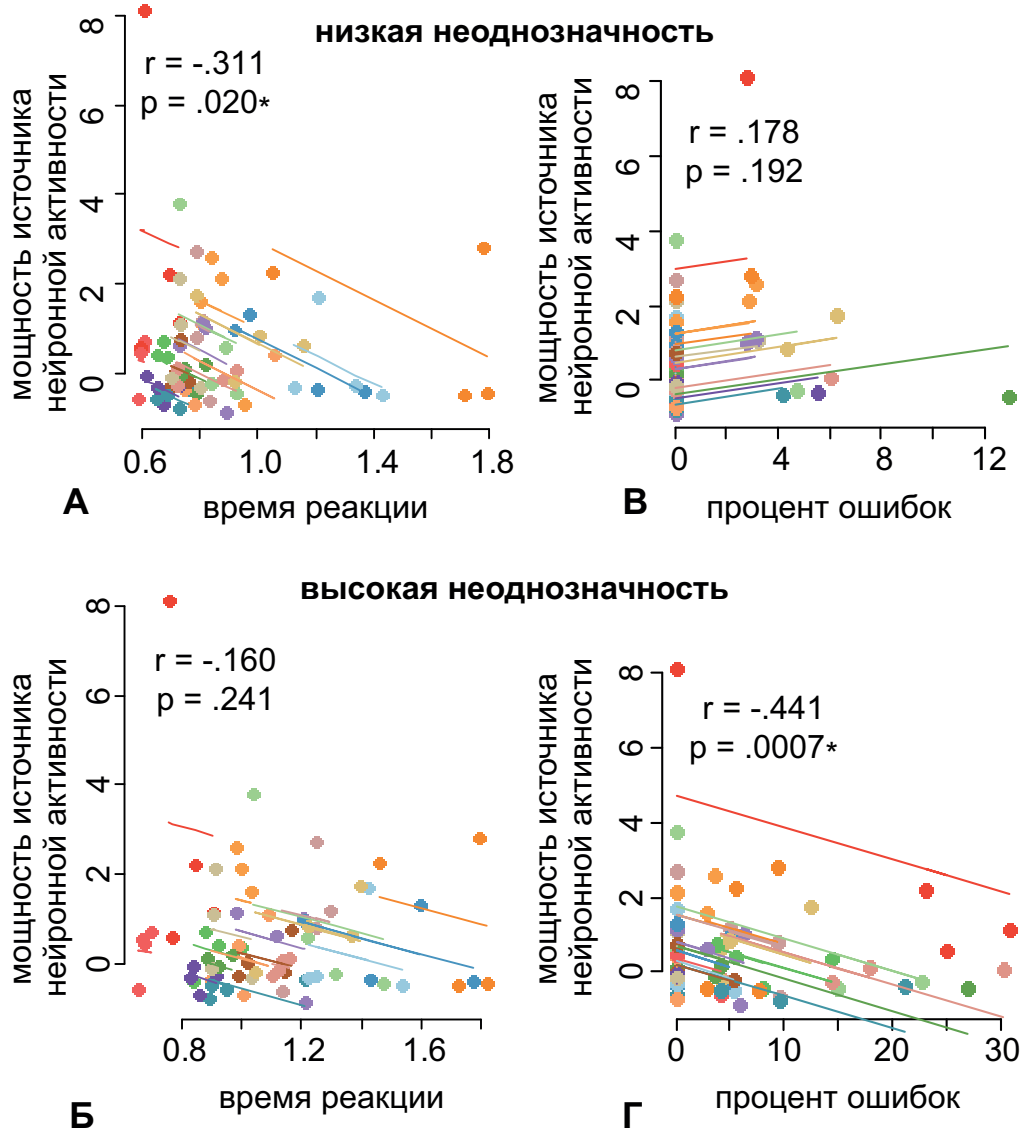


Рис. 3.5: Результаты корреляционного анализа. Графики регрессии иллюстрируют взаимосвязь между мощностью источника нейронной активности и временем реакции для стимулов с низкой неоднозначностью (А) и с высокой неоднозначностью (Б), а также между мощностью источника нейронной активности и процентом ошибок для стимулов с низкой неоднозначностью (В) и с высокой неоднозначностью (Г).

3.5 Медленные изменения состояния головного мозга во время длительной перцептивной задачи

ных, так и для однозначных стимулов (рис. 3.2, Г). В то же время испытуемые улучшили корректность интерпретации стимулов с высокой неоднозначностью (рис. 3.2, Е). Анализ спектральной мощности ЭЭГ на сенсорном уровне и на уровне источника нейронной активности выявил увеличение мощности в престимульном интервале в диапазоне частот 9—11 Гц со временем выполнения задания (рис. 3.3, Б и рис. 3.4, Б). Также было обнаружено, что мощность престимульной ЭЭГ отрицательно коррелировала со временем принятия решения относительно однозначных стимулов (рис. 3.5, А) и частотой ошибочных ответов относительно неоднозначных стимулов (рис. 3.5, Г).

Мощность престимульной ЭЭГ отражает изменения состояния человека. Это состояние, в свою очередь, влияет на эффективность обработки визуального стимула [26, 40]. Таким образом, результаты, полученные в данной главе, показывают, что высокая мощность престимульной ЭЭГ в частотном диапазоне 9—11 Гц предсказывает более быстрое принятие решения и большую точность интерпретации. Стоит отметить, что мощность ЭЭГ и поведенческие оценки сравнивались между временными отрезками, каждый из которых длился 10 минут. Следовательно, описанные эффекты связываются с медленными изменениями состояния головного мозга испытуемого.

Время принятия решения может уменьшиться из-за нейронной адаптации, которая возникает, когда один и тот же визуальный стимул многократно предъявляется в течение короткого интервала времени и вызывает снижение нейронной реакции на повторяющийся стимул по сравнению с неповторяющимся [116]. Считается, что нейронная адаптация возникает в результате, по крайней мере, двух типов нейронной активности [117]. Одно из объяснений заключается в том, что только часть нейронов чувстви-

тельна к распознаванию визуального стимула. Таким образом, нейроны, которые не являются критичными для распознавания стимула, уменьшают свои реакции при повторном появлении стимула, в то время как, напротив, популяции нейронов, несущие важную информацию, продолжают давать устойчивый ответ. В результате средняя скорость активации снижается из-за уменьшения размера популяции, которую необходимо активировать [118]. Альтернативное объяснение состоит в том, что повторное предъявление стимула уменьшает реакцию во временной области [116]. Согласно этой теории, нейронная сеть, обрабатывающая сенсорную информацию, быстрее реагирует на повторяющийся визуальный стимул, чем на новый стимул. Предполагается, что функциональные связи, задействованные в формировании нейронного отклика, были усилены предыдущей презентацией того же визуального стимула [119]. Нейронная адаптация влияет на нейронную реакцию в затылочной [120], теменной [121] и лобной областях коры головного мозга [122]. Как известно из литературы, нейронная адаптация снижает связанную со стимулами реакцию ЭЭГ [123]. Увеличение мощности престаимпульной ЭЭГ может отражать предварительную активацию сенсорных нейронов. При этом мозг проявляет меньшую нейронную реакцию на визуальный стимул.

Другим потенциальным объяснением нейронной адаптации является жизненно важная роль колебаний альфа-ритма для визуального восприятия. Результаты показали, что увеличение мощности в диапазоне 9—11 Гц коррелирует с эффективностью обработки головным мозгом визуальной информации. Напротив, во многих исследованиях сообщалось о негативном влиянии альфа-мощности на эффективность обработки. Например, в работе [124] показано, что умеренная или низкая мощность альфа-ритма в престаимпульном состоянии благоприятна для сенсорного восприятия. Напро-

тив, в недавнем обзоре [125] подчеркивается, что высокая альфа-мощность облегчает восприятие, подавляя нерелевантные входные данные и генерируя предикторы в зрительной коре. Последнее было подтверждено наблюдением увеличения мощности альфа-ритма в престаимпульном состоянии, когда участники могли предсказать характер предстоящего стимула [126].

Наконец, роль колебаний альфа-ритма в значительной степени зависит от области головного мозга. Например, в работе [127] сообщается о решающей роли альфа-колебаний в правой височной области головного мозга в подавлении привычных режимов мышления, тем самым развивая творческое познание. Другая работа показала, что наблюдение за кубом Неккера может улучшить последующее творческое решение задач [91]. В соответствии с этими работами предполагается, что увеличение мощности в диапазоне 9–11 Гц в правой височной области отражает развивающуюся способность подавлять очевидные ассоциации. Согласно работе [91] это может являться биомаркером нейронных процессов, способствующих творческому решению задач.

Исследования показывают, что нейронная адаптация связана с восходящими процессами обработки визуальной информации [128, 129]. Предполагая, что нейронная адаптация облегчает восходящую обработку информации, предоставляется возможное объяснение отрицательной корреляции между мощностью престаимпульной ЭЭГ и временем принятия решения относительно стимулов с низкой неоднозначностью. Морфология внутренних ребер однозначно определяет ориентацию стимула с низкой неоднозначностью. Следовательно, во время обработки головным мозгом такого визуального стимула преобладает восходящий компонент [90]. В таком случае нейроны в сенсорных областях получают информацию, необходимую для принятия правильного решения. Повторное предъявление визуального сти-

мула предварительно активизирует эти сенсорные нейроны, что приводит к уменьшению времени принятия решения относительно определенных стимулов. Напротив, обработка неоднозначных визуальных стимулов может потребовать активацию нисходящих механизмов, поскольку морфология остается одинаковой как для куба, ориентированного влево, так и для куба, ориентированного вправо [29]. Предполагается, что отсутствие корреляции между мощностью престоимпульной ЭЭГ и временем принятия решения относительно неоднозначных стимулов объясняется тем, что во время обработки стимулов с высокой неоднозначностью нисходящий компонент преобладает на протяжении большей части временного интервала, в то время как восходящий может быть ограничен более ранним и коротким временным окном [26]. Таким образом, облегчая восходящую обработку, нейронная адаптация практически не влияет на общее время принятия решения относительно неоднозначных стимулов.

Подводя итог, можно сказать, что увеличивающаяся мощность престоимпульной ЭЭГ может отражать нейронную адаптацию в сенсорных нейронных сетях, кодирующих морфологию куба Неккера, что объясняет отрицательную корреляцию между мощностью ЭЭГ и временем принятия решения относительно однозначных стимулов. При этом время принятия решения в случае с неоднозначными стимулами также уменьшается со временем выполнения задания, но не коррелирует с мощностью престоимпульной ЭЭГ. Этот поведенческий эффект, вероятно, является результатом нейронных процессов, действующих после предъявления визуального стимула, и зависит от интегративной динамики, а не от модуляции мощности ЭЭГ в определенной области.

Изучив частоту ошибок, было обнаружено, что испытуемые ожидаемо более корректно реагировали на стимулы с низкой неоднозначностью. Ко-

личество ошибочных ответов составляло менее 2% и оставалось неизменным в течение эксперимента. Напротив, количество ошибочных реакций на стимулы с высокой неоднозначностью уменьшалось со временем выполнения задания и отрицательно коррелировало с престаимпульной мощностью ЭЭГ в диапазоне 9–11 Гц. Этот эффект может быть результатом нисходящих механизмов, например, предсказания идентичности предстоящего стимула или творческого мышления. Эти процессы также сопровождаются увеличением мощности альфа-ритма и связаны с обработкой неоднозначной визуальной информации.

3.6 Выводы к третьей главе

В третьей главе диссертационной работы было изучено влияние свойств сигналов ЭЭГ, отражающих общее ментальное состояние испытуемых, на эффективность обработки визуального стимула. Для выявления свойств ЭЭГ, связанных с состоянием испытуемого, используются фрагменты записи, предшествующие появлению стимула. Предполагается, что при отсутствии внешнего стимула, изменения свойств ЭЭГ отражают преимущественно внутренние процессы, в частности ментальное состояние. Для того, чтобы спровоцировать изменения состояния, испытуемые вовлекаются в прохождение эксперимента длительностью около 40 минут.

В рамках третьей главы можно выделить следующие основные научные результаты:

- Выявлены изменения структуры сигналов ЭЭГ, характеризующие адаптацию нейронной сети мозга к обработке неоднозначной визуальной информации.

- Показано, что в ходе эксперимента по обработке большого числа неоднозначных стимулов, испытуемые демонстрируют повышение скорости и точности классификации. Улучшение поведенческих показателей коррелирует с увеличением мощности сигналов ЭЭГ в альфа-диапазоне в сенсорной области перед предъявлением стимула. Повышение мощности перед стимулом может свидетельствовать о преактивации сенсорных нейронов, необходимых для обработки следующего стимула.

Глава 4

Математическая модель для классификации ЭЭГ топограмм на основе сверточной нейронной сети и комплекс программ для определения пространства признаков на сигналах ЭЭГ

В четвертой главе диссертационной работы описывается предложенная математическая модель, численный алгоритм и программный комплекс для определения пространства признаков на сигналах ЭЭГ, обеспечивающих

устойчивость классификатора к вариабельности между испытуемыми при классификации состояний мозга, соответствующих обработке неоднозначной визуальной информации. Для этого было выявлено подпространство признаков, имеющих биологическую интерпретацию и отражающих фундаментальные изменения биологического состояния, общие для широкой популяции испытуемых [130–133].

4.1 Методы

4.1.1 Датасет

Для обучения и тестирования разработанных алгоритмов в данной главе использовался набор нейрофизиологических данных 20 испытуемых, полученных в ходе эксперимента по интерпретации бистабильных изображений куба Неккера (см. *эксперимент 1*, описанный в главе 1 диссертации, 1.1, А).

Обучающий набор включал в себя изображения (топограммы, спроецированные на поверхность головы) мощности нейронной активности во время интерпретации испытуемыми кубов с низкой и высокой неоднозначностью. Каждый испытуемый воспринимал 100 стимулов с низкой и 100 с высокой неоднозначностью; таким образом, данные каждого испытуемого включали 600 изображений (300 топограмм с низкой и 300 с высокой неоднозначностью, усредненные по разным частотно-временным интервалам). Набор для обучения состоял из 11400 изображений для 19 субъектов. Тестовый набор состоял из 600 изображений, принадлежащих одному испытуемому (рис. 4.1). Таким образом, сверточная нейронная сеть не обу-

чалась на данных тестового испытуемого. Эта процедура была повторена 20 раз, чтобы проверить нейронную сеть для каждого испытуемого.

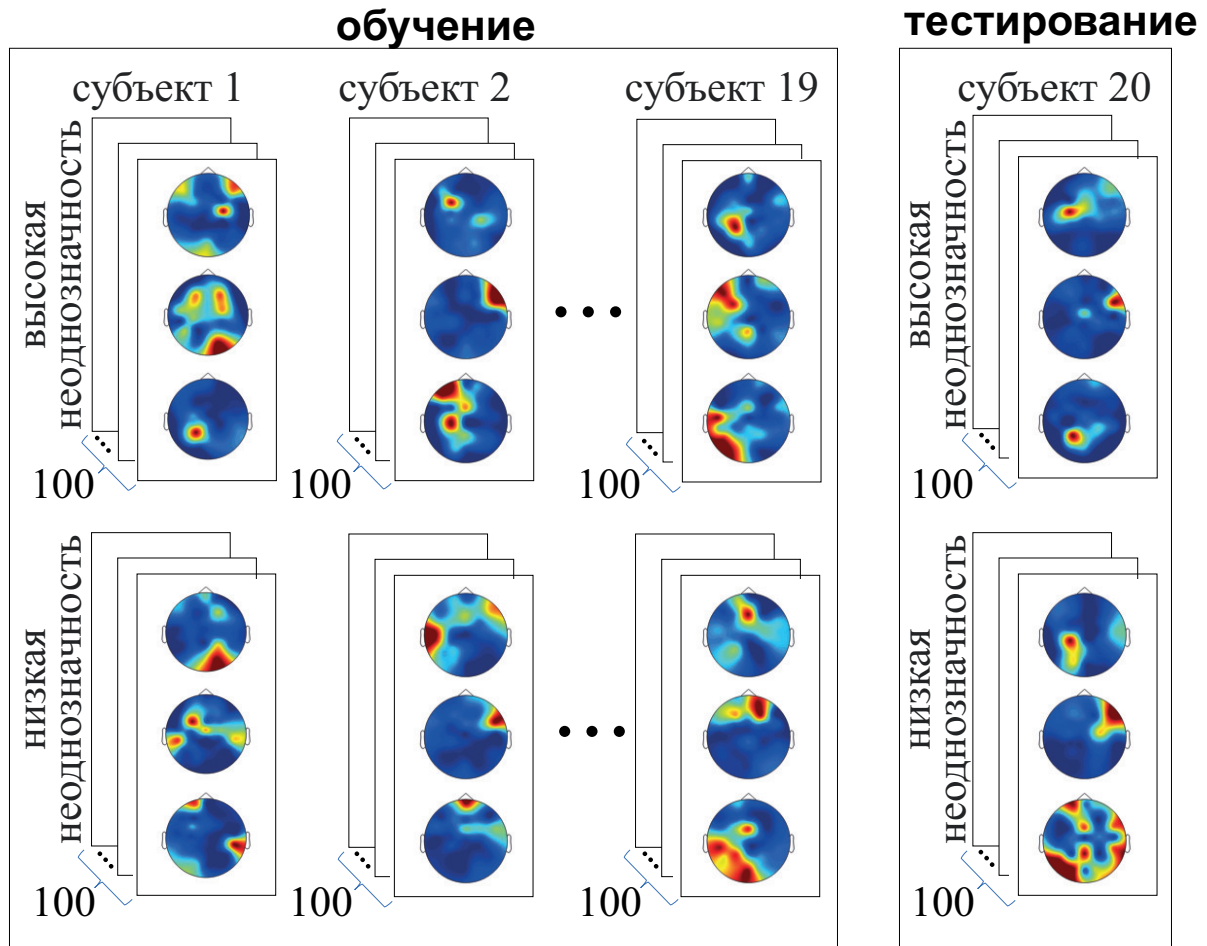


Рис. 4.1: Структура обучающих и тестовых наборов данных. Обучающий набор включает в себя данные 19 испытуемых, всего 11400 изображений. Данные каждого субъекта включают 600 изображений, 300 топограмм с низкой неоднозначностью и 300 с высокой неоднозначностью. Набор тестовых данных включает в себя данные оставшегося одного субъекта. Он состоит из 600 изображений, 300 топограмм с низкой неоднозначностью и 300 с высокой неоднозначностью.

4.1.2 Алгоритм формирования набора признаков для классификации состояний головного мозга

В данном разделе описан предложенный численный алгоритм для определения пространства признаков на сигналах ЭЭГ для классификации состояний головного мозга во время обработки изображений с высокой и низкой неоднозначностью. В основе алгоритма лежит предположение о том, что можно выявить *кластеры* (регионы в частотно-пространственно-временной области), отражающие изменение характеристик сигналов ЭЭГ (например спектральной мощности) между событиями разных классов, общие для широкой популяции испытуемых.

Для выявления таких *кластеров* необходимо провести статистическое сравнение спектральной мощности ЭЭГ между классами с учетом частоты, времени и пространственной локализации (сенсора ЭЭГ) в качестве внутрисубъектных факторов (повторных измерений).

Выявленные кластеры, отражающие статистически-значимые различия спектральной мощности ЭЭГ между классами, необходимо протестировать на предмет наличия ошибок 2-го рода, возникающих за счет множественных сравнений. Для этого возможно использовать непараметрический метод на основе перестановок (пермутационный тест).

В диссертационной работе данные этапы были объединены в алгоритм и численный метод для формирования набора признаков для классификации состояний головного мозга, связанных с обработкой стимулов с высокой и низкой неоднозначностью. Разработанный алгоритм принимает на вход многоканальные сигналы ЭЭГ и включает следующие этапы:

1. Фильтрация исходных сигналов ЭЭГ с помощью полосового фильтра с конечной импульсной характеристикой с точками отсечения 1 и 100 Гц и режекторного фильтра на 50 Гц.
2. Удаление артефактов моргания глаз и сердцебиения с помощью метода анализа независимых компонент (ICA). На данном этапе используется функционал программного обеспечения EEGLAB [86].
3. Сегментация записей ЭЭГ на 4-секундные сегменты, привязанные по времени к демонстрации визуального стимула, включая 2-секундные престимульные и 2-секундные постстимульные сегменты.
4. Вычисление вейвлетной мощности (WP) в диапазоне частот 4-40 Гц для каждого сегмента данных, связанного с восприятием человеком одного визуального стимула. В качестве базисного вейвлета рекомендуется использовать вейвлет Морле, а количество циклов n для каждой частоты f определить как $n = f$. На данном этапе используется функционал программного пакета FieldTrip [89].
5. Вычисление спектральной мощности, связанной с восприятием стимула (ERSP). Предполагается, что активность мозга во время обработки стимула отражает не только процессы, связанные со стимулом, но и состояние человека, которое, как было показано в главе 3, меняется в ходе эксперимента. Для того, чтобы разделить эти процессы необходимо вычислить ERSP путем нормировки постстимульной вейвлетной мощности к престимульной

$$\text{ERSP} = \frac{\text{постстимульная WP} - \text{престимульная WP}}{\text{престимульная WP}}. \quad (4.1)$$

6. Усреднение ERSР для каждого испытуемого по 100 испытаниям, соответствующим стимулам с высокой и низкой неоднозначностью. Данная процедура необходима для того, чтобы повысить соотношение сигнал-шум и выявить характерные свойства активности мозга, связанные с обработкой стимула у конкретного испытуемого.
7. Статистическое тестирование нейронной активности между классами в группе испытуемых. В рассматриваемом примере, ERSР сравнивается между неоднозначными и однозначными стимулами с использованием t-теста для зависимых выборок в сочетании с кластерной коррекцией для множественных сравнений. Все элементы, демонстрирующие значимые различия ERSР ($p < 0.01$), были объединены в кластеры на основе соседства в частотной, пространственной и временной области. Минимальное количество требуемых соседних элементов для формирования кластера было установлено равным 2. Для всех полученных кластеров вычислялись агрегированные значения статистики. Затем, полученные значения статистики в каждом кластере тестировались относительно случайных изменений, вызванных вариабельностью между испытуемыми при помощи метода случайных перестановок. Для этого классы перемешивались случайным образом, и процедура обнаружения кластеров выполнялась на перемешанных данных. Количество перестановок составляло 2000, после чего значения статистики всех кластеров формировали распределение. Анализ проводился с использованием набора инструментов FieldTrip для Matlab.
8. Обнаружение частотных $[f_i^1; f_i^2]$ и временных $[t_i^1; t_i^2]$ диапазонов для всех $i \in [1, N]$ кластеров, уровень значимости которых превышает значимость случайно определенных кластеров в перемешанных дан-

ных. Для каждого стимула ERSР усреднялся по этому частотно-временному диапазону и строилось его распределение на топограмме, спроецированной на поверхность головы, с помощью набора инструментов FieldTrip.

В результате работы алгоритма были получены частотно-пространственно-временные диапазоны, в которых значения спектральной мощности отражают значимые различия между классами, общие для широкой популяции испытуемых. Топограммы, усредненные по этим частотно-временным диапазонам являлись набором признаков, которые загружались в сверточную нейронную сеть и обеспечивали стабильность к вариабельности между испытуемыми. Алгоритм схематически показан на рис. 4.4 (модуль 1 и 2).

4.1.3 Математическая модель на основе сверточной нейронной сети

Для того, чтобы протестировать алгоритм была предложена математическая модель на основе сверточной нейронной сети (CNN). В общем виде архитектура нейронной сети представлена на рис. 4.2. Сверточная нейронная сеть состояла из входного и выходного слоев, а также из скрытых слоев, которые включали в себя слои свертки (convolution) и слои сжатия (polling). Входные данные были представлены в виде N матриц размерностью $w_0 \times h_0$.

Сверточный слой. Гиперпараметрами сверточного слоя являлись размерность ядра (kernel) свертки ($n_1 \times n_2$) и количество ядер (M). Количество ядер определяется в соответствии с требованиями задачи. При использовании большого количества ядер, качество распознавания повысится, но при этом возрастет вычислительная сложность. Введение ядер

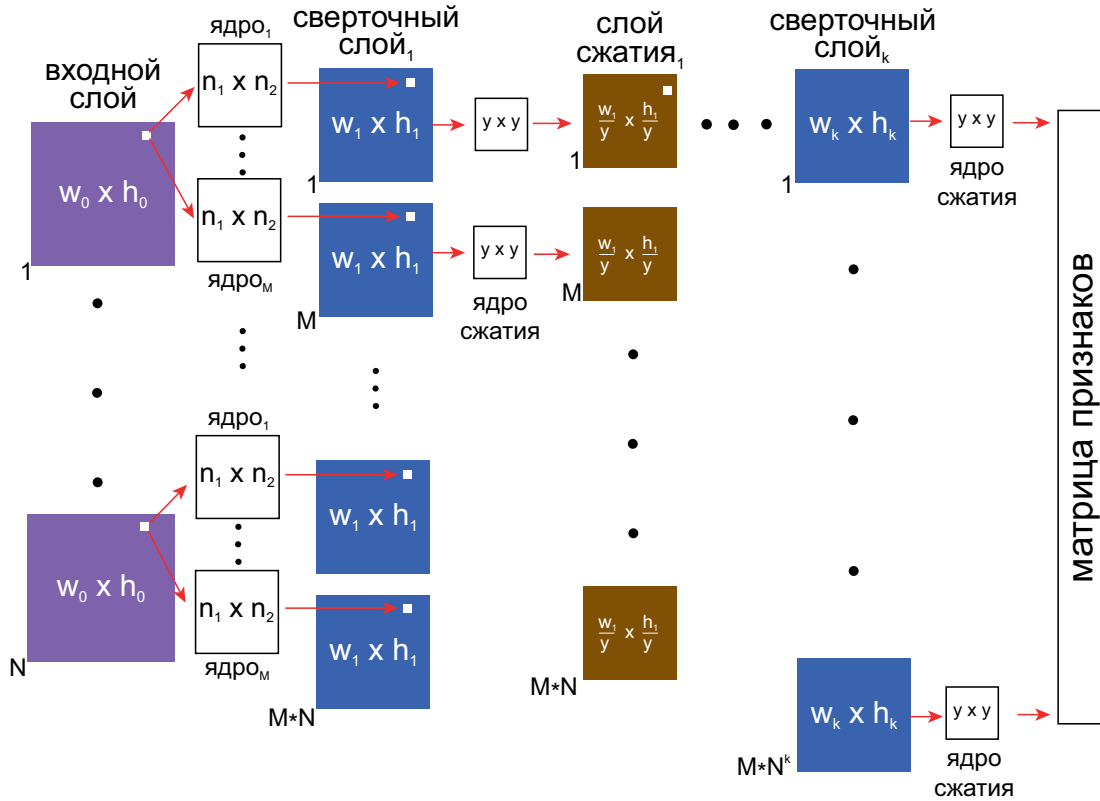


Рис. 4.2: Архитектура нейронной сети, состоящей из k слоев. Входными данными сверточной нейронной сети является набор матриц размерностью $w_0 \times h_0$. Каждая входная матрица обрабатывалась с помощью M ядер с размерностью $n_1 \times n_2$. Слои сжатия с размерностью $y \times y$ уменьшают матрицу в y раз. После прохождения всех слоев, входная матрица преобразуется в вектор признаков.

означает, что каждая матрица предыдущего слоя связана с M матрицами сверточного слоя. От размерности ядра также зависит качество распознавания нейронной сетью объектов. Если размерность ядра слишком мала, нейронная сеть не сможет различить особенности входных данных. При этом увеличение размерности увеличивает вычислительные затраты. Ядро представляет собой систему общих весов. Изначально матрицы сверточного слоя содержат нули. Значения весов ядер устанавливаются случайным образом в диапазоне $[-0.5, 0.5]$. Ядро скользит по матрице и выполняет

операцию свертки, записывая сумму произведений элементов предыдущей матрицы и ядра:

$$[F, G](\omega, h) = \sum_{k=1}^{n1} \sum_{l=1}^{n2} F(\omega - k, h - l) * G(k, l), \quad (4.2)$$

где G - матрица, а F - ядро свертки.

Слой сжатия. Каждая матрица на слое свертки подвергается дальнейшей обработке на слое сжатия. Слой сжатия возвращает матрицы, количество которых совпадает с количеством в сверточном слое. При этом слой сжатия уменьшает размерность матрицы предыдущего слоя. Сжатие реализуется с помощью ядра сжатия (pooling kernel). Это матрица размерностью $y \times y$, которая уменьшает матрицу предыдущего слоя в y раз. Вся матрица сверточного слоя делится на ячейки из неперекрывающихся элементов $y \times y$ из которых выбирается максимальное значение (max pooling).

Таким образом число матриц растет от одного слоя к другому как $M * N^k$, где k - количество слоев. При этом размерность матрицы уменьшается из-за слоев сжатия. В итоге формируется вектор признаков, который передается в полносвязный слой.

Топология нейронной сети. Для разработки математической модели использовалась сверточная нейронная сеть с топологией Resnet [134]. Слои имели порядок, представленный на рис. 4.3. На входной слой поступали изображения, уменьшенные до 224×224 пикселей с помощью процедуры масштабирования изображения [135]. В сверточном слое использовались нулевые отступы таким образом, чтобы размерность выходного слоя была равна размерности входного слоя. Размерность ядер свертки равнялась 3×3 . Сжатие было реализовано с помощью ядра сжатия размерностью 2×2 , что позволяло уменьшить размерность матрицы вдвое. Вся матрица сверточного слоя делилась на неперекрывающиеся элементы 2×2 , из кото-

рых выбиралось максимальное значение (max polling). После сверточных слоев и слоев сжатия, формировалась матрица признаков, которая передавалась в полносвязный слой. Нейроны в полносвязном слое имели связи со всеми активациями в предыдущем слое. В качестве функции активации использовалась нелинейная функция ReLu. Нейронная сеть была реализована на Python, с использованием библиотеки TensorFlow и модуля Keras. Для обучения нейронной сети был использован метод обратного распространения ошибки. Для выбора оптимальных параметров нейронной сети был использован оптимизатор Адама [136]. Чтобы оценить производительность нейронной сети, были проанализированы традиционные метрики – доля правильных ответов алгоритма (accuracy), точность (precision) и полнота (recall), определяемые как:

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}, \quad (4.3)$$

$$precision = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (4.4)$$

$$recall = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (4.5)$$

где TP, TN, FP, FN - ошибки классификации (True Positive, True Negative, False Positive, False Negative).

4.1.4 Программный комплекс для классификации состояний мозга, связанных с обработкой визуальной информации

На основе полученных результатов реализован программный комплекс для классификации состояний мозга, связанных с обработкой визуальной информации на основе сверточной нейронной сети. Выбор сверточной нейрон-

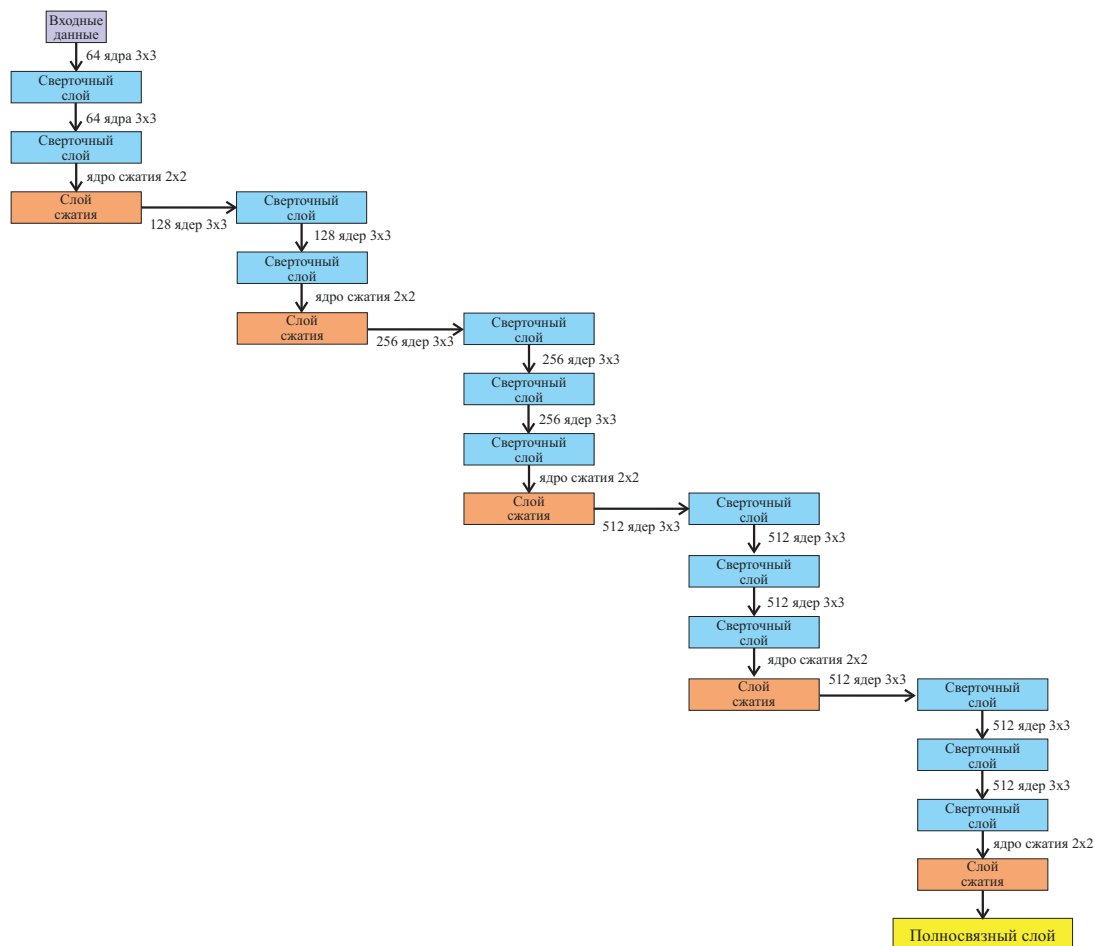


Рис. 4.3: Топология нейронной сети. Сверточная нейронная сеть состоит из 18 слоев, в которые входят сверточные слои и слои сжатия. Размерность ядер сверточных слоев равна 3×3 . Ядра сжатия имеют размерность 2×2 нейронной сети обусловлен ее возможностью «заучить» пространственную структуру данных, что оказывается важным при анализе активности мозга, так как каждый ЭЭГ сигнал ассоциирован с конкретным положением сенсора на голове испытуемого. Эффективность программного комплекса протестирована на примере классификатора на основе сверточной нейронной сети.

Структура программного комплекса представлена на рисунке 4.4. Он состоит из четырех модулей — предварительная обработка, выявление признаков, обучение классификатора, валидация.

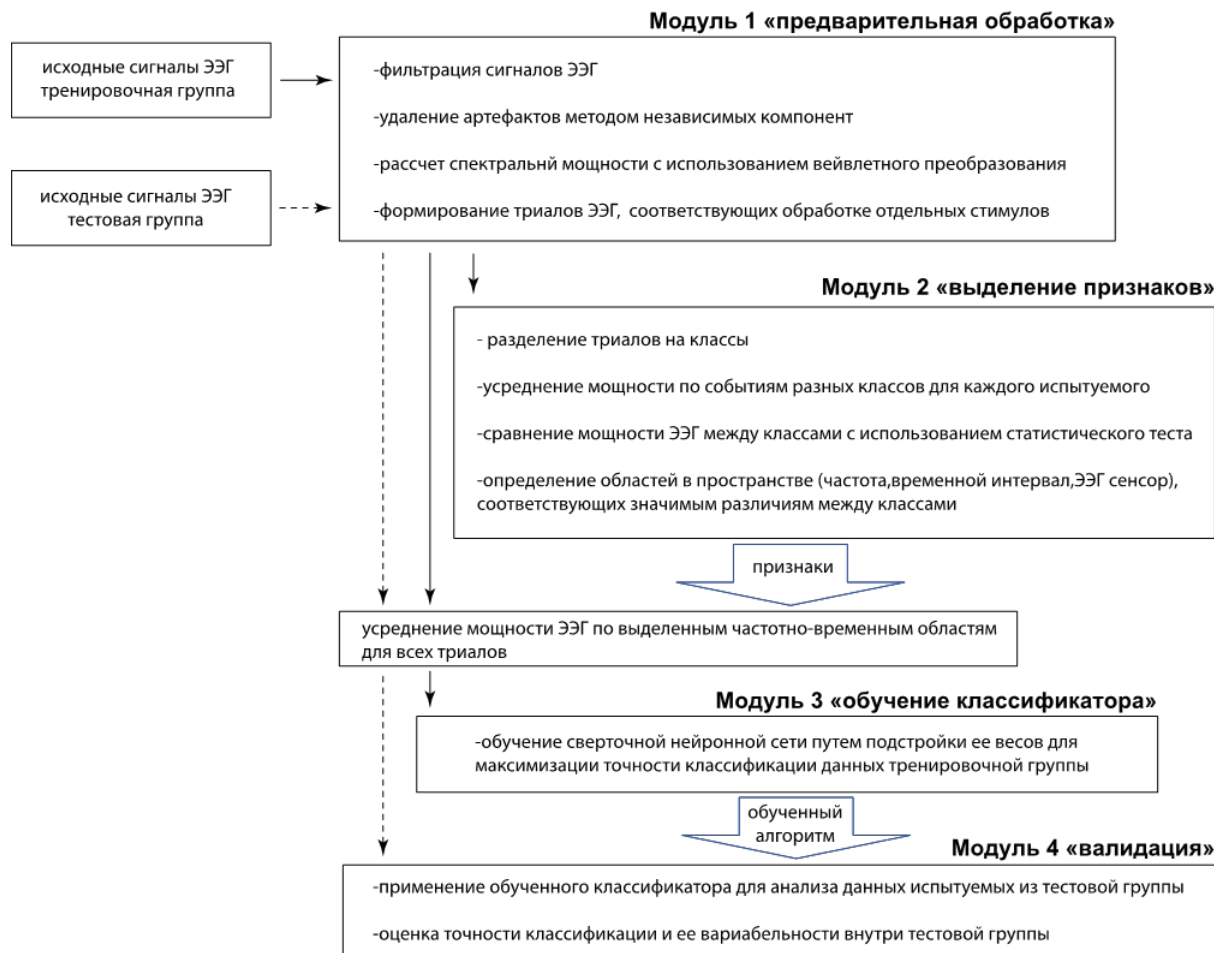


Рис. 4.4: Схематическая иллюстрация структуры предложенного программного комплекса для классификации состояний мозга, соответствующих обработке визуальной информации с высокой и низкой неоднозначностью. Сплошная линия показывает путь данных тренировочной группы, пунктирная – тестовой группы.

В первый модуль загружаются исходные сигналы ЭЭГ тестовой и тренировочной групп испытуемых. В данном модуле осуществляется фильтрация данных в диапазоне частот 1-40 Гц, применяется разложение на независимые компоненты с целью локализации и удаления глазодвигательных артефактов, рассчитывается спектральная мощность с использованием вейвлетного преобразования. Модуль возвращает массив триалов

ЭЭГ, связанных с восприятием отдельных визуальных стимулов. Каждый триал характеризуется распределением мощности ЭЭГ в пространственно-частотно-временном домене.

Во второй модуль загружаются данные тренировочной группы, прошедшие предварительную обработку в первом модуле. Для каждого испытуемого из тренировочной группы триалы разделяются на классы. Значения мощности ЭЭГ усредняются по триалам каждого класса для каждого испытуемого. В результате, для каждого испытуемого имеем пространственно-частотно-временные распределения ЭЭГ мощности для каждого класса. Полученные распределения сравниваются при помощи статистического теста с кластерной коррекцией, в результате чего выявляются области в пространственно-частотно-временном домене, характеризующие значимые различия мощности между классами. Полученная маска применяется к каждому триалу тренировочной и тестовой группы испытуемых.

В третий модуль загружаются данные тренировочной группы - значения мощности ЭЭГ, усредненные по выявленным частотно-временным областям. Следует отметить, что усреднения по пространству не происходит, так как используется классификатор на основе сверточной нейронной сети. В случае применения классификатора на основе рекуррентной сети усреднения по времени не должно производиться. Третий модуль возвращает обученный классификатор, выдающий максимальную точность классификации данных тренировочной группы.

В четвертый модуль загружаются данные тестовой группы, прошедшие процедуру предварительной обработки и выявления признаков. Для каждого испытуемого рассчитывается точность классификации. В результате возвращается средняя точность для тестовой группы и разброс значения

внутри группы, который отражает устойчивость алгоритма к вариативности данных ЭЭГ между испытуемыми.

Программный комплекс был реализован на языке Python. Предварительная обработка данных и выделение признаков производилось с использованием библиотеки MNE. Классификатор на основе сверточной нейронной сети был реализован с использованием библиотеки TensorFlow.

4.2 Апробация алгоритма набора признаков для классификации состояний головного мозга

Для апробации предложенного алгоритма, исходные сигналы ЭЭГ прошли процедуру предварительной обработки, описанной в разделе 4.1.2. После чего спектральная мощность, связанная с восприятием стимула (ERSP), была протестирована между классами (высокая и низкая неоднозначность) с использованием t-теста с кластерной коррекцией для множественных сравнений. В частотно-временной области было выявлено три значимых положительных кластера с $p < 0.01$, как показано на рис. 4.5, А.

Первый кластер располагался в диапазоне от $t_1^1 = 0$ с до $t_1^2 = 0.150$ с после демонстрации визуального стимула в частотном диапазоне от $f_1^1 = 7.25$ Гц до $f_1^2 = 8.5$ Гц (рис. 4.5, Б). ERSP в этом кластере был выше для неоднозначных стимулов у 18 испытуемых.

Второй кластер располагался в диапазоне от $t_2^1 = 0.02$ с до $t_2^2 = 0.2$ с после демонстрации визуального стимула в частотном диапазоне от $f_2^1 = 23$ Гц до $f_2^2 = 23.8$ Гц (рисунок 4.5, В). Согласно распределению парных

различий, этот кластер имел более высокий ERSР для неоднозначных стимулов у 17 испытуемых.

Третий кластер расположился в диапазоне от $t_3^1 = 0.35$ с до $t_3^2 = 0.42$ с. Его частотный диапазон находился в диапазоне от $f_3^1 = 31$ Гц до $f_3^2 = 31.8$ Гц (рис. 4.5, Г). Шестнадцать испытуемых продемонстрировали более высокий уровень ERSР для неоднозначных стимулов в этом кластере.

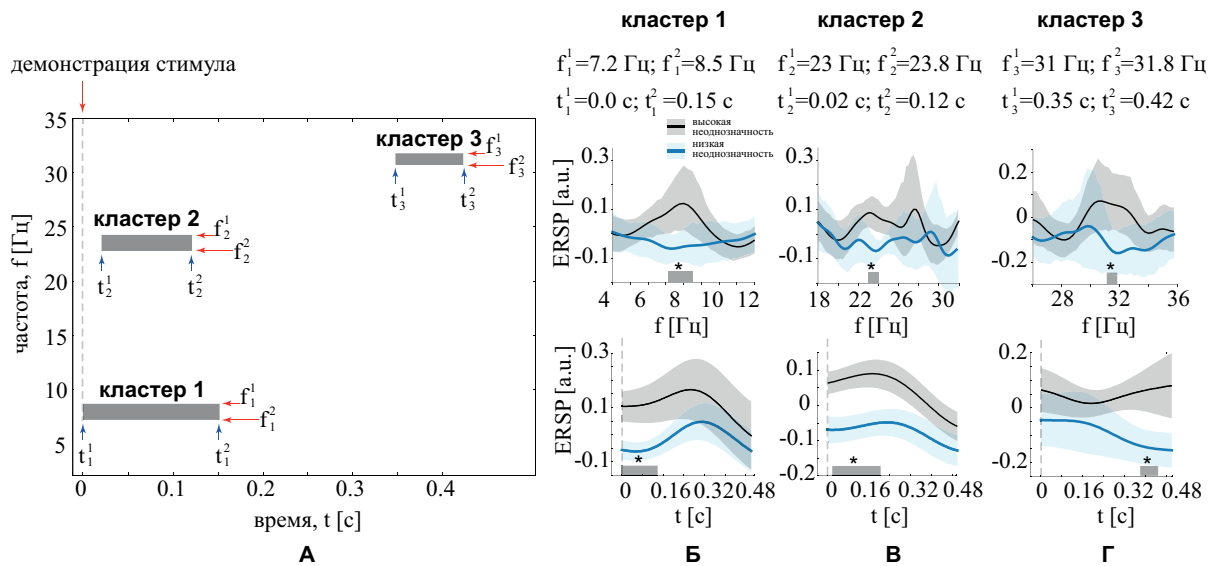


Рис. 4.5: **А:** кластеры в частотно-временной области, отражающие значимые различия мощности ЭЭГ. ERSР между стимулами с высокой и низкой неоднозначностью. **Б - Г** содержат информацию о временном и частотном диапазоне каждого кластера и показывают ERSР, усредненные по этим временным (верхняя строка) и частотным (нижняя строка) диапазонам. ERSР показан для стимулов с высокой и низкой неоднозначностью в виде групповых средних и 95% доверительных интервалов, $*p < 0.05$ с использованием t -критерия для зависимых выборок, скорректированного с помощью кластерного подхода Монте-Карло с 2000 перестановок.

Диапазоны частот $[f_i^1; f_i^2]$ и временные интервалы $[t_i^1; t_i^2]$ этих кластеров служили набором признаков, содержащих наиболее выраженные различия

между стимулами с высокой и низкой неоднозначностью в группе испытуемых.

4.2.1 Использование признаков для классификации состояний головного мозга

Набор признаков, состоящий из топограмм, усредненных по выявленным частотно-временным диапазонам, был использован для обучения нейронной сети. В результате применения разработанного программного комплекса доля правильных ответов нейронной сети варьировалась от 71% до 76% ($M = 74\%$, $SD = 1.6\%$). Точность варьировалась от 70% до 75% ($M = 73\%$, $SD = 1.9\%$). Полнота варьировалась от 63% до 71% ($M = 67\%$, $SD = 2.5\%$). Такая небольшая вариабельность точности между субъектами подтвердила общую природу выявленных пространственно-частотно-временных особенностей в группе.

4.3 Устойчивость выявленных признаков относительно вариабельности между испытуемыми

Чтобы проверить, как изменялись временные и частотные диапазоны кластеров при исключении одного субъекта из процедуры извлечения признаков, был использован дисперсионный анализ (ANOVA) с повторными измерениями. Тесты были проведены отдельно для частоты и времени, а также для разных кластеров. Для частот были определены внутрисубъектные факторы как частотные границы кластера (f_i^1 и f_i^2) и тип процедуры

извлечения признаков (все субъекты включены и один субъект исключен). Для времени внутрисубъектные факторы включали временные границы кластера (t_i^1 и t_i^2) и тип процедуры извлечения признаков. Сначала были проверены основные эффекты. Для значимых основных эффектов был проведен post-hoc анализ (t -тест), чтобы оценить направление эффекта.

Для кластера 1 (рис. 4.6, А) наблюдался значимый эффект взаимодействия (частота * вариабельность между испытуемыми): $F(1, 19) = 4.8, p = 0.041$. Post-hoc анализ показал, что f^1 остался неизменным: $t(19) = 0.639, p = 0.53$. Напротив, f^2 уменьшился ($M = 8.27$ Гц, $SD = 0.37$), когда один субъект был исключен из анализа: $t(19) = -2.7, p = 0.14$. Для временного диапазона наблюдался значимый эффект взаимодействия (время * вариабельность между испытуемыми): $F(1, 19) = 10.9, p = 0.004$. Post-hoc анализ показал, что t_1^1 увеличился ($M = 0.021$ с, $SD = 0.027$), когда один субъект был исключен из анализа: $t(19) = 3.41, p < 0.003$. Напротив, t_1^2 не изменился ($M = 0.13$ с, $SD = 0.03$): $t(19) = -1.93, p = 0.069$.

Для кластера 2 (рис. 4.6, Б) наблюдался значимый эффект взаимодействия (частота * вариабельность между испытуемыми): $F(1, 19) = 13.6, p = 0.002$. Post-hoc анализ показал, что f_2^1 увеличился ($M = 23.12$ Гц, $SD = 0.12$), когда один субъект был исключен из анализа: $t(19) = 0.639, p = 0.53$. Напротив, f_2^2 уменьшился ($M = 23.65$ Гц, $SD = 0.32$), но имел слабую статистическую значимость: $t(19) = -2.1, p = 0.49$. Для временного диапазона наблюдался значимый эффект взаимодействия (время * вариабельность между испытуемыми): $F(1, 19) = 28.59, p < 0.001$. Post-hoc анализ показал, что t_2^1 увеличился ($M = 0.039$ с, $SD = 0.014$), когда один субъект был исключен из анализа: $t(19) = 5.66, p < 0.001$. Напротив, t_2^2 уменьшился ($M = 0.15$ с, $SD = 0.04$): $t(19) = -4.08, p = 0.001$.

Кластер 3 (рис. 4.6, В) не наблюдался у четырех испытуемых. Для остальных испытуемых был проведен дисперсионный анализ ANOVA аналогичным с кластерами 1 и 2 образом. Был обнаружен значимый эффект взаимодействия (частота * вариабельность между испытуемыми): $F(1, 15) = 20.01, p < 0.001$. Post-hoc анализ показал, что f_3^1 увеличился ($M = 31.18$ Гц, $SD = 0.17$): $t(15) = 4.392, p = 0.001$. Напротив, f_3^2 уменьшился ($M = 31.6$ Гц, $SD = 0.22$), когда один субъект был исключен из анализа: $t(19) = -3.419, p = 0.004$. Влияние вариабельности между испытуемыми на временной диапазон было незначимым: $F(1, 15) = 0.264, p = 0.615$.

4.4 Исследование влияния вариабельности выявленных признаков на точность классификации состояний головного мозга

Для каждого из испытуемых были количественно определены изменения частотных Δf_i и временных Δt_i интервалов как

$$\Delta f_i = \frac{|(f_i^1)_{ind} - (f_i^1)_{com}| + |(f_i^2)_{ind} - (f_i^2)_{com}|}{2[(f_i^2)_{com} - (f_i^1)_{com}]} \times 100\%, \quad (4.6)$$

$$\Delta t_i = \frac{|(t_i^1)_{ind} - (t_i^1)_{com}| + |(t_i^2)_{ind} - (t_i^2)_{com}|}{2[(t_i^2)_{com} - (t_i^1)_{com}]} \times 100\%, \quad (4.7)$$

где i - номер кластера, $|\dots|$ отражает абсолютное значение. Индекс *com* определяет значения частотно-временной области, полученные, когда все испытуемые участвовали в статистическом анализе. Индекс *ind* соответствует случаю, когда был исключен один субъект.

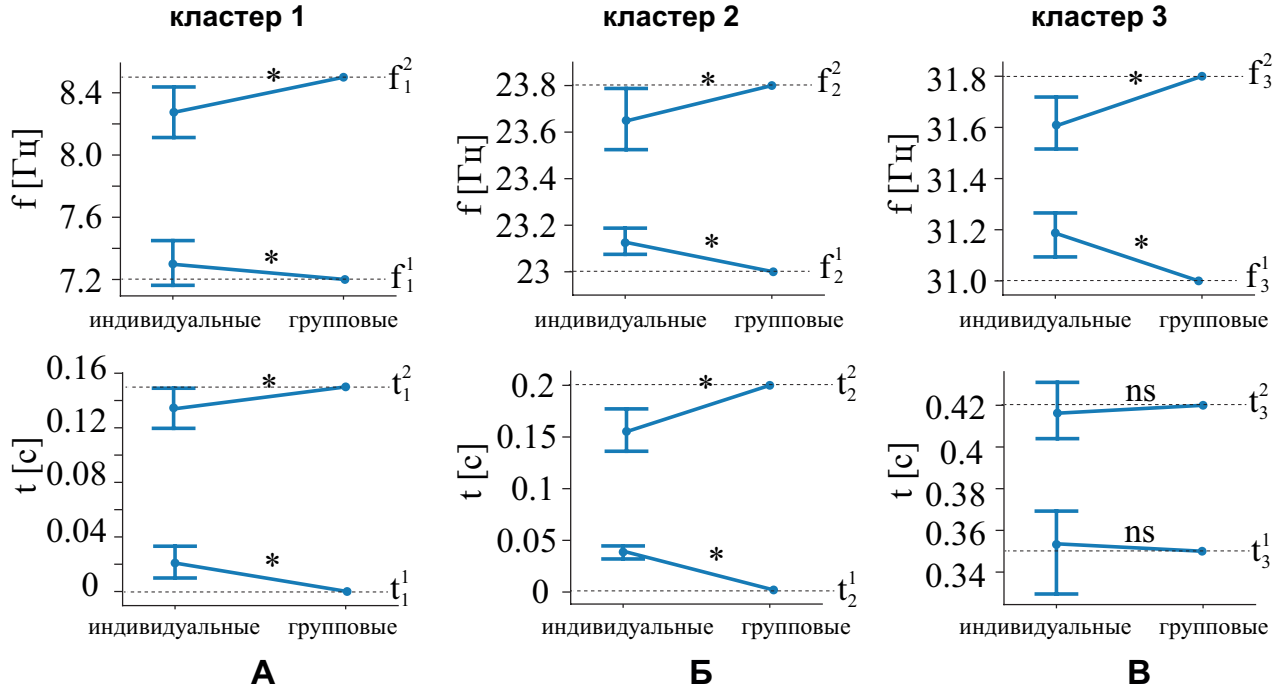


Рис. 4.6: Изменения в диапазонах частоты (верхняя строка) и времени (нижняя строка), когда один субъект исключается из процедуры извлечения признаков. **A - B** соответствуют различным кластерам. Частоты $(f_{1,2}^i)_{\text{групповые}}$ и времена $(t_{1,2}^i)_{\text{групповые}}$ получаются при включении всех двадцати субъектов. Значения $(f_{1,2}^i)_{\text{индивидуальные}}$ и $(t_{1,2}^i)_{\text{индивидуальные}}$ отражают частотно-временные диапазоны, полученные при исключении одного субъекта. $(t_{1,2}^i)_{\text{индивидуальные}}$ показаны как среднее значение по группе и 95% доверительный интервал.

Чтобы проверить, как изменялись Δf_i и Δt_i между кластерами, был использован дисперсионный анализ (ANOVA) с повторными измерениями. Номер кластера ($i = 1, 2, 3$) и тип изменения (Δf_i и Δt_i) служили внутри-субъектными факторами. Были проверены основные эффекты всех факторов и их взаимодействия. Для значимых эффектов был проведен post-hoc анализ (t -тест), чтобы оценить направление эффекта.

В результате был выявлен значимый основной эффект номера кластера: $F(2, 30) = 5.697, p = 0.008$, незначимый эффект типа изменения: $F(1, 15) = 2.317, p = 0.149$ и незначимый эффект их взаимодействия: $F(2, 30) = 1.621, p = 0.215$. Вместе эти результаты показывают, что изменение как частотного диапазона, так и временного диапазона между испытуемыми увеличивается с увеличением номера кластера (рисунок 4.7, А).

Чтобы проверить, зависит ли точность нейронной сети от Δf_i и Δt_i , был проведен регрессионный анализ. Были построены отдельные регрессионные модели для Δf_i и Δt_i . Точность нейронной сети была независимой переменной, а Δf_i и Δt_i служили предикторами. Было обнаружено, что точность нейронной сети статистически значимо зависит от Δt_i : $F(3, 12) = 5.87, p = 0.01, R^2 = 0.595$. Также было обнаружено, что точность нейронной сети значимо зависит от Δt_2 ($\beta = -0.462, p = 0.037$) (рисунок 4.7, Б) и Δt_3 ($\beta = -0.524, p = 0.016$) (рисунок 4.7, В). При этом точность нейронной сети не зависит от Δt_1 ($p = 0.711$) и Δf_i : $F(3, 12) = 0.745, p = 0.546, R^2 = 0.157$.

4.5 Выводы по четвёртой главе

Таким образом, в четвёртой главе диссертационной был разработан алгоритм и программный комплекс для определения пространства признаков на сигналах ЭЭГ, обеспечивающих устойчивость классификатора к вариативности между испытуемыми при классификации состояний мозга, соответствующих обработке неоднозначной визуальной информации. Точность классификации данных составила $74\% \pm 1.6\%$ на данных тестовой группы.

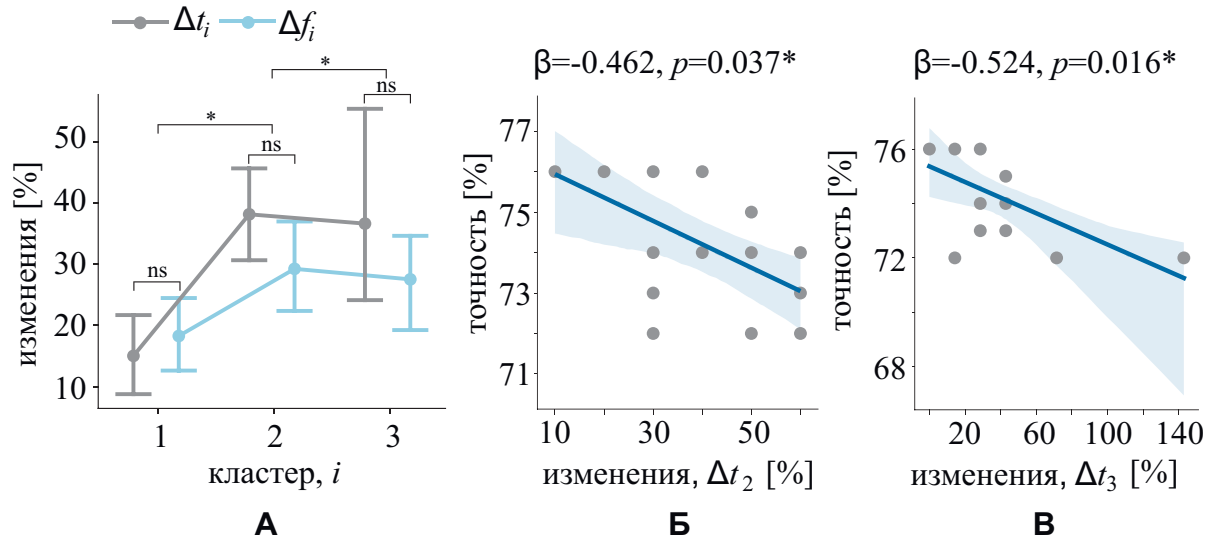


Рис. 4.7: **А:** Δf_i и Δt_i количественно определяют, как изменилась частота и временной диапазон при исключении одного субъекта из процедуры извлечения признаков, i - это номер кластера. Данные представлены в виде среднего значения по группе и 95% доверительного интервала. **Б:** график регрессии отражает отрицательную корреляцию между изменениями во временном диапазоне для кластера 2 и точностью классификации нейронной сети. **В:** график регрессии отражает отрицательную корреляцию между изменениями во временном диапазоне для кластера 3 и точностью классификации нейронной сети. Точками показаны данные отдельных субъектов. Сплошная линия - это регрессионная модель.

В рамках данной главы диссертационной работы получены следующие основные результаты:

- Разработана математическая модель на основе сверточной нейронной сети и предложен численный алгоритм для формирования набора признаков для классификации состояний головного мозга, связанных с обработкой визуальной информации в условиях высокой и низкой неоднозначности. Применение алгоритма позволят повысить обобща-

ющую способность классификаторов на основе машинного обучения и их устойчивость к вариабельности данных активности мозга между испытуемыми.

- Разработан программный комплекс на основе сверточной нейронной сети для классификации состояний мозга, связанных с обработкой визуальной информации в условиях высокой и низкой неоднозначности. Точность классификации составила 74%, при этом вариабельность точности между различными испытуемыми была 1.6%.

Заключение

В настоящей диссертационной работе проведено исследование особенностей обработки головным мозгом человека неоднозначной визуальной информации. Были изучены механизмы сенсорной обработки при увеличении уровня неоднозначности информации. С использованием методов вейвлетного преобразования и анализа ЭЭГ-данных на уровне источника нейронной активности были рассмотрены медленные изменения состояния головного мозга во время длительной перцептивной задачи. В диссертационной работе были получены следующие основные научные результаты:

1. Разработана экспериментальная парадигма, впервые позволяющая исследовать влияние восходящих и нисходящих механизмов обработки визуальной информации в условиях неоднозначности.
2. Выявлены биофизические механизмы обработки визуальной сенсорной информации в нейронной сети мозга в условиях неоднозначности. Показано, что увеличение неоднозначности индуцирует увеличение мощности сигналов ЭЭГ в лобной области. При этом, обработка сенсорной информации с низкой неоднозначностью вызывает увеличение мощности ЭЭГ в затылочной области. Высокая мощность ЭЭГ в лобной области при высокой неоднозначности может отражать активацию рабочей памяти для интерпретации стимула.

3. Выявлены особенности структуры сигналов ЭЭГ, характеризующие концентрацию внимания в ходе обработки неоднозначной визуальной информации. Показано, что неоднозначность индуцирует высокую мощность ЭЭГ в бета-диапазоне на фронтальных электродах на начальных этапах обработки стимула. Высокая мощность ЭЭГ в бета-диапазоне на лобных электродах может отражать активацию выборочного внимания, необходимого для определения наиболее релевантных признаков, необходимых для интерпретации стимула.
4. Выявлены изменения структуры сигналов ЭЭГ, характеризующие адаптацию нейронной сети мозга к обработке неоднозначной визуальной информации. Показано, что в ходе эксперимента по обработке большого числа неоднозначных стимулов, испытуемые демонстрируют повышение скорости и точности классификации. Улучшение поведенческих показателей коррелирует с увеличением мощности сигналов ЭЭГ в альфа-диапазоне в сенсорной области перед предъявлением стимула. Повышение мощности перед стимулом может свидетельствовать о преактивации сенсорных нейронов, необходимых для обработки следующего стимула.
5. Разработана математическая модель на основе сверточной нейронной сети и предложен численный алгоритм для формирования набора признаков для классификации состояний головного мозга, связанных с обработкой визуальной информации в условиях высокой и низкой неоднозначности. Применение алгоритма позволят повысить обобщающую способность классификаторов на основе машинного обучения и их устойчивость к вариабельности данных активности мозга между испытуемыми.

6. Разработан программный комплекс на основе сверточной нейронной сети для классификации состояний мозга, связанных с обработкой визуальной информации в условиях высокой и низкой неоднозначности. Точность классификации составила 74%, при этом вариабельность точности между различными испытуемыми была 1.6%.

Благодарности

В заключении выражаю глубокую благодарность научным руководителям д.ф.-м.н. Храмову Александру Евгеньевичу и д.ф.-м.н. Максименко Владимиру Александровичу за всестороннюю помощь и поддержку при подготовке данной диссертационной работы. Также хочу выразить благодарность Грубову Вадиму Валерьевичу за помощь в проведении нейрофизиологических экспериментов и Бадарину Артему Александровичу за плодотворные обсуждения научных результатов и ценные рекомендации.

Литература

- [1] Нарушения сенсорной обработки у детей / ЮЕ Садовская, ВМ Блохин, НБ Троицкая, ЮБ Проничева // Лечебное дело. — 2010. — no. 4. — Pp. 24–28.
- [2] A randomized controlled trial of a brain-computer interface based attention training program for ADHD / Choon Guan Lim, Xue Wei Wendy Poh, Shuen Sheng Daniel Fung et al. // PloS one. — 2019. — Vol. 14, no. 5. — P. e0216225.
- [3] Quinlan, Donald M. Assessment of short-term verbal memory impairments in adolescents and adults with ADHD / Donald M Quinlan, Thomas E Brown // Journal of attention disorders. — 2003. — Vol. 6, no. 4. — Pp. 143–152.
- [4] Абугова, ТД. Проблемы зрения при заболеваниях аутистического спектра / ТД Абугова // The EYE ГЛАЗ. — 2021. — Vol. 23, no. 4. — Pp. 43–50.
- [5] Особенности тормозных процессов, связанных с фильтрацией сенсорной информации, у больных шизофренией с аномальным сексуальным поведением / Анна Валерьевна Киренская, Зинаида Ивановна Сторожева, Наталья Борисовна Большакова

et al. // Российский психиатрический журнал. — 2011. — no. 4. — Pp. 59–67.

- [6] Третьякова, Вера Дмитриевна. ВОЗРАСТНЫЕ ИЗМЕНЕНИЯ В МОЗГЕ И ФАКТОРЫ ВЛИЯЮЩИЕ НА НИХ / Вера Дмитриевна Третьякова // Бюллетень науки и практики. — 2022. — Vol. 8, no. 7. — Pp. 151–191.
- [7] Dual passive reactive brain-computer interface: A novel approach to human-machine symbiosis / Frédéric Dehais, Simon Ladouce, Ludovic Darnet et al. // Frontiers in Neuroergonomics. — 2022. — Vol. 3. — P. 824780.
- [8] Development of an information security-enforced eeg-based nuclear operators? fitness for duty classification system / Jung Hwan Kim, Younggeol Cho, Young-A Suh, Man-Sung Yim // IEEE Access. — 2021. — Vol. 9. — Pp. 72535–72546.
- [9] Hramov, Alexander E. Physical principles of brain–computer interfaces and their applications for rehabilitation, robotics and control of human brain states / Alexander E Hramov, Vladimir A Maksimenko, Alexander N Pisarchik // Physics Reports. — 2021. — Vol. 918. — Pp. 1–133.
- [10] Functional magnetic resonance imaging and the brain: A brief review / Maggie SM Chow, Sharon L Wu, Sarah E Webb et al. // World journal of radiology. — 2017. — Vol. 9, no. 1. — P. 5.
- [11] Imaging the human hippocampus with optically-pumped magnetoencephalography / Daniel N Barry, Tim M Tierney, Niall Holmes et al. // Neuroimage. — 2019. — Vol. 203. — P. 116192.

- [12] Modulating Brain Activity with Invasive Brain–Computer Interface: A Narrative Review / Zhi-Ping Zhao, Chuang Nie, Cheng-Teng Jiang et al. // *Brain Sciences*. — 2023. — Vol. 13, no. 1. — P. 134.
- [13] Janeera, DA. A brain computer interface based patient observation and indoor locating system with capsule network algorithm / DA Janeera, S Sasipriya // *Image Processing and Capsule Networks: ICIPCN 2020* / Springer. — 2021. — Pp. 258–268.
- [14] Top-down beta enhances bottom-up gamma / Craig G Richter, William H Thompson, Conrado A Bosman, Pascal Fries // *Journal of Neuroscience*. — 2017. — Vol. 37, no. 28. — Pp. 6698–6711.
- [15] Interaction between bottom-up saliency and top-down control: how saliency maps are created in the human brain / Lucia Melloni, Sara van Leeuwen, Arjen Alink, Notger G Müller // *Cerebral cortex*. — 2012. — Vol. 22, no. 12. — Pp. 2943–2952.
- [16] The bottom-up and top-down processing of faces in the human occipitotemporal cortex / Xiaoxu Fan, Fan Wang, Hanyu Shao et al. // *Elife*. — 2020. — Vol. 9. — P. e48764.
- [17] Early visual brain areas reflect the percept of an ambiguous scene / Lauri Parkkonen, Jesper Andersson, Matti Hämäläinen, Riitta Hari // *Proceedings of the National Academy of Sciences*. — 2008. — Vol. 105, no. 51. — Pp. 20500–20504.
- [18] A different view on the Necker cube—Differences in multistable perception dynamics between Asperger and non-Asperger observers / Jürgen Korn-

- meier, Rike Wörner, Andreas Riedel, Ludger Tebartz van Elst // PLoS One. — 2017. — Vol. 12, no. 12. — P. e0189197.
- [19] Vision in autism spectrum disorders / David R Simmons, Ashley E Robertson, Lawrie S McKay et al. // Vision research. — 2009. — Vol. 49, no. 22. — Pp. 2705–2739.
- [20] Allen, Melissa L. Implicit and explicit understanding of ambiguous figures by adolescents with autism spectrum disorder / Melissa L Allen, Alison Chambers // Autism. — 2011. — Vol. 15, no. 4. — Pp. 457–472.
- [21] Mitchell, Peter. Visuo-spatial abilities in autism: A review / Peter Mitchell, Danielle Ropar // Infant and Child Development: An International Journal of Research and Practice. — 2004. — Vol. 13, no. 3. — Pp. 185–198.
- [22] Effect of repetition on the behavioral and neuronal responses to ambiguous Necker cube images / Vladimir Maksimenko, Alexander Kuc, Nikita Frolov et al. // Scientific Reports. — 2021. — Vol. 11, no. 1. — Pp. 1–13.
- [23] Heekeren, Hauke R. The neural systems that mediate human perceptual decision making / Hauke R Heekeren, Sean Marrett, Leslie G Ungerleider // Nature reviews neuroscience. — 2008. — Vol. 9, no. 6. — P. 467.
- [24] A general mechanism for perceptual decision-making in the human brain / Hauke R Heekeren, Sean Marrett, Peter A Bandettini, Leslie G Ungerleider // Nature. — 2004. — Vol. 431, no. 7010. — P. 859.
- [25] Chand, Ganesh B. Interactions between the anterior cingulate-insula network and the fronto-parietal network during perceptual decision-making /

- Ganesh B Chand, Mukesh Dhamala // *Neuroimage*. — 2017. — Vol. 152. — Pp. 381–389.
- [26] Neural Interactions in a Spatially-Distributed Cortical Network During Perceptual Decision-Making / Vladimir A Maksimenko, Nikita S Frolov, Alexander E Hramov et al. // *Frontiers in behavioral neuroscience*. — 2019. — Vol. 13. — P. 220.
- [27] Visual perception affected by motivation and alertness controlled by a noninvasive brain-computer interface / Vladimir A Maksimenko, Anastasia E Runnova, Maksim O Zhuravlev et al. // *PloS one*. — 2017. — Vol. 12, no. 12. — P. e0188700.
- [28] Summerfield, Christopher. Expectation in perceptual decision making: neural and computational mechanisms / Christopher Summerfield, Floris P De Lange // *Nature Reviews Neuroscience*. — 2014. — Vol. 15, no. 11. — Pp. 745–756.
- [29] Engel, Andreas K. Beta-band oscillations—signalling the status quo? / Andreas K Engel, Pascal Fries // *Current opinion in neurobiology*. — 2010. — Vol. 20, no. 2. — Pp. 156–165.
- [30] Connor, Charles E. Visual attention: bottom-up versus top-down / Charles E Connor, Howard E Egeth, Steven Yantis // *Current biology*. — 2004. — Vol. 14, no. 19. — Pp. R850–R852.
- [31] A role for neural integrators in perceptual decision making / Mark E Mazurek, Jamie D Roitman, Jochen Ditterich, Michael N Shadlen // *Cerebral cortex*. — 2003. — Vol. 13, no. 11. — Pp. 1257–1269.

- [32] Dissociating Cognitive Processes During Ambiguous Information Processing in Perceptual Decision-Making / Vladimir A Maksimenko, Alexander Kuc, Nikita S Frolov et al. // *Frontiers in Behavioral Neuroscience*. — 2020. — Vol. 14.
- [33] Philiastides, Marios G. Temporal characterization of the neural correlates of perceptual decision making in the human brain / Marios G Philiastides, Paul Sajda // *Cerebral cortex*. — 2006. — Vol. 16, no. 4. — Pp. 509–518.
- [34] Philiastides, Marios G. EEG-informed fMRI reveals spatiotemporal characteristics of perceptual decision making / Marios G Philiastides, Paul Sajda // *Journal of Neuroscience*. — 2007. — Vol. 27, no. 48. — Pp. 13082–13091.
- [35] Ratcliff, Roger. Quality of evidence for perceptual decision making is indexed by trial-to-trial variability of the EEG / Roger Ratcliff, Marios G Philiastides, Paul Sajda // *Proceedings of the National Academy of Sciences*. — 2009. — Vol. 106, no. 16. — Pp. 6539–6544.
- [36] Nunez, Michael D. How attention influences perceptual decision making: Single-trial EEG correlates of drift-diffusion model parameters / Michael D Nunez, Joachim Vandekerckhove, Ramesh Srinivasan // *Journal of mathematical psychology*. — 2017. — Vol. 76. — Pp. 117–130.
- [37] Centro-parietal EEG potentials index subjective evidence and confidence during perceptual decision making / Jan Herding, Simon Ludwig, Alexander von Lautz et al. // *NeuroImage*. — 2019. — Vol. 201. — P. 116011.

- [38] Brunyé, Tad T. Eye tracking measures of uncertainty during perceptual decision making / Tad T Brunyé, Aaron L Gardony // International Journal of Psychophysiology. — 2017. — Vol. 120. — Pp. 60–68.
- [39] Bauer, Markus. Attentional selection of location and modality in vision and touch modulates low-frequency activity in associated sensory cortices / Markus Bauer, Steffan Kennett, Jon Driver // Journal of neurophysiology. — 2012. — Vol. 107, no. 9. — Pp. 2342–2351.
- [40] EEG beta band activity is related to attention and attentional deficits in the visual performance of elderly subjects / Mateusz Gola, Mikołaj Magnuski, Izabela Szumska, Andrzej Wróbel // International Journal of Psychophysiology. — 2013. — Vol. 89, no. 3. — Pp. 334–341.
- [41] Baumgarten, Thomas J. Prestimulus alpha power influences tactile temporal perceptual discrimination and confidence in decisions / Thomas J Baumgarten, Alfons Schnitzler, Joachim Lange // Cerebral Cortex. — 2016. — Vol. 26, no. 3. — Pp. 891–903.
- [42] Gazzaley, Adam. Top-down modulation: bridging selective attention and working memory / Adam Gazzaley, Anna C Nobre // Trends in cognitive sciences. — 2012. — Vol. 16, no. 2. — Pp. 129–135.
- [43] Passive BCI beyond the lab: current trends and future directions / P Aricò, G Borghini, G Di Flumeri et al. // Physiological measurement. — 2018. — Vol. 39, no. 8. — P. 08TR02.
- [44] Passive BCI in operational environments: insights, recent advances, and future trends / Pietro Arico, Gianluca Borghini, Gianluca Di Flumeri

- et al. // IEEE Transactions on Biomedical Engineering. — 2017. — Vol. 64, no. 7. — Pp. 1431–1436.
- [45] Zander, Thorsten O. Towards passive brain–computer interfaces: applying brain–computer interface technology to human–machine systems in general / Thorsten O Zander, Christian Kothe // Journal of neural engineering. — 2011. — Vol. 8, no. 2. — P. 025005.
- [46] Prestimulus oscillations predict visual perception performance between and within subjects / Simon Hanslmayr, Alp Aslan, Tobias Staudigl et al. // Neuroimage. — 2007. — Vol. 37, no. 4. — Pp. 1465–1473.
- [47] Resting-state EEG activity predicts frontoparietal network reconfiguration and improved attentional performance / Jacek Rogala, Ewa Kublik, Rafał Krauz, Andrzej Wróbel // Scientific reports. — 2020. — Vol. 10, no. 1. — Pp. 1–15.
- [48] Performance prediction in a visuo-motor task: the contribution of EEG analysis / Fabrizio Vecchio, Francesca Alù, Alessandro Orticoni et al. // Cognitive Neurodynamics. — 2021. — Pp. 1–12.
- [49] A survey on deep learning-based short/zero-calibration approaches for EEG-based brain–computer interfaces / Wonjun Ko, Eunjin Jeon, Seungwoo Jeong et al. // Frontiers in Human Neuroscience. — 2021. — Vol. 15. — P. 643386.
- [50] Covariate shift estimation based adaptive ensemble learning for handling non-stationarity in motor imagery related EEG-based brain-computer interface / Haider Raza, Dheeraj Rathee, Shang-Ming Zhou et al. // Neurocomputing. — 2019. — Vol. 343. — Pp. 154–166.

- [51] Roy, Arunabha M. Adaptive transfer learning-based multiscale feature fused deep convolutional neural network for EEG MI multiclassification in brain-computer interface / Arunabha M Roy // Engineering Applications of Artificial Intelligence. — 2022. — Vol. 116. — P. 105347.
- [52] Sensor-Level Wavelet Analysis Reveals EEG Biomarkers of Perceptual Decision-Making / Alexander Kuc, Vadim V Grubov, Vladimir A Maksimenko et al. // Sensors. — 2021. — Vol. 21, no. 7. — P. 2461.
- [53] Combining statistical analysis and machine learning for eeg scalp topograms classification / Alexander Kuc, Sergey Korchagin, Vladimir A Maksimenko et al. // Frontiers in Systems Neuroscience. — 2021. — Vol. 15. — P. 716897.
- [54] Monitoring brain state and behavioral performance during repetitive visual stimulation / Alexander K Kuc, Semen A Kurkin, Vladimir A Maksimenko et al. // Applied Sciences. — 2021. — Vol. 11, no. 23. — P. 11544.
- [55] Studying Perceptual Bias in Favor of The From-above Necker Cube Perspective in a Goal-directed Behavior / Alexander Kuc, Vladimir Maksimenko, Andrey Savosenkov et al. // Frontiers in Psychology. — Vol. 14. — P. 1160605.
- [56] Исследование процесса обработки зрительной информации в зависимости от ориентации стимулов по многоканальным записям ЭЭГ / Александр Константинович Куц, Владимир Александрович Максименко, Марина Викторовна Храмова, Александр Евгеньевич Храмов // Информационно-управляющие системы. — 2020. — № 1 (104). — С. 73–80.

- [57] Куц, Александр Константинович. Влияние «сенсорной предыстории» на обработку головным мозгом неоднозначных визуальных стимулов / Александр Константинович Куц, Владимир Александрович Максименко, Александр Евгеньевич Храмов // Известия высших учебных заведений. Прикладная нелинейная динамика. — 2022. — Т. 30, № 1. — С. 57–75.
- [58] Kuc, Alexander. Influence of Stimulus Complexity on the Properties of Neural Activity During Perceptual Process / Alexander Kuc, Vladimir Maksimenko, Alexander Hramov // 2018 2nd School on Dynamics of Complex Networks and their Application in Intellectual Robotics (DCNAIR) / IEEE. — 2018. — Pp. 78–81.
- [59] Kuc, Alexander. Influence of the sensory information ambiguity on the brain state during the decision-making task / Alexander Kuc, Vladimir Nedaivozov // 2019 3rd School on Dynamics of Complex Networks and their Application in Intellectual Robotics (DCNAIR) / IEEE. — 2019. — Pp. 96–97.
- [60] Kuc, Alexander. Spatio-temporal cortical activity during a visual task accomplishing / Alexander Kuc, Vladimir Maksimenko // 2019 3rd School on Dynamics of Complex Networks and their Application in Intellectual Robotics (DCNAIR) / IEEE. — 2019. — Pp. 94–95.
- [61] Kuc, Alexander. Spatio-temporal activity in cortical network during cognitive activity / Alexander Kuc, Natalija Malova, Vladimir Maksimenko // Saratov Fall Meeting 2019: Computations and Data Analysis: from Nanoscale Tools to Brain Functions / SPIE. — Vol. 11459. — 2020. — Pp. 30–36.

- [62] Kuc, Alexander. Analysis of EEG spectral amplitudes during ambiguous information processing / Alexander Kuc // 2020 4th Scientific School on Dynamics of Complex Networks and their Application in Intellectual Robotics (DCNAIR) / IEEE. — 2020. — Pp. 144–146.
- [63] Estimating elementary cognitive functions based on EEG signals analysis / Alexander Kuc, Vadim Grubov, Vladimir Maksimenko, Vladimir Makarov // 2020 4th Scientific School on Dynamics of Complex Networks and their Application in Intellectual Robotics (DCNAIR) / IEEE. — 2020. — Pp. 147–148.
- [64] Kuc, Alexander. Spatio-temporal EEG activity in cortical network during visual perception task / Alexander Kuc, Natalija Malova // 2020 International Conference Nonlinearity, Information and Robotics (NIR) / IEEE. — 2020. — Pp. 1–4.
- [65] Kuc, Alexander. Influence of the sensory information complexity on the features of low frequency rhythms of human EEG / Alexander Kuc, Vladimir Maksimenko // Saratov Fall Meeting 2020: Computations and Data Analysis: from Molecular Processes to Brain Functions / SPIE. — Vol. 11847. — 2021. — Pp. 173–178.
- [66] Kuc, Alexander. Effect of prehistory on the ambiguous stimuli processing in the human brain / Alexander Kuc // 2021 5th Scientific School Dynamics of Complex Networks and their Applications (DCNA) / IEEE. — 2021. — Pp. 116–118.
- [67] Kuc, Alexander. Analysis of behavioral characteristics during prolonged cognitive load / Alexander Kuc, Vadim Grubov // 2021 5th Scientific

School Dynamics of Complex Networks and their Applications (DCNA) / IEEE. — 2021. — Pp. 119–121.

- [68] Kuc, Alexander. Studying behavioral performance and neural activity during a prolonged visual task / Alexander Kuc, Vladimir Maksimenko // Computational Biophysics and Nanobiophotonics / SPIE. — Vol. 12194. — 2022. — Pp. 162–167.
- [69] Kuc, Alexander. Effect of the previous stimulus on the processing of the current stimuli during their repetitive presentation / Alexander Kuc, Vladimir Maksimenko // Computational Biophysics and Nanobiophotonics / SPIE. — Vol. 12194. — 2022. — Pp. 156–161.
- [70] Kuc, Alexander. Training Artificial Neural Network to Classify Correct and Erroneous Interpretations of Visual Stimuli before Behavioral Response / Alexander Kuc, Alisa Batmanova, Vladimir Maksimenko // 2022 6th Scientific School Dynamics of Complex Networks and their Applications (DCNA) / IEEE. — 2022. — Pp. 160–162.
- [71] Куц А. К., Максименко В. А., Бадарин А. А., Храмов А. Е. Программа для идентификации синхронных частотно-временных структур на многокомпонентных сигналах. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2018612996 от 01.03.2018.
- [72] Куц А. К. Программа для идентификации нейрофизиологических характеристик состояния внимания и когнитивного утомления по многоканальным сигналам ЭЭГ. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2020664552 от 13.11.2020.

- [73] Куц А. К., Максименко В. А. Программа для исследования процесса обработки визуальной сенсорной информации по многоканальным записям ЭЭГ. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2020664616 от 16.11.2020.
- [74] Куц А. К., Максименко В. А. Программа для ЭВМ для изучения нейронной адаптации во время продолжительной когнитивной задачи. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021667463 от 29.10.2021.
- [75] Куц А. К. Программа для формирования и предварительной обработки экспериментальных данных на основе записей электроэнцефалограммы. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021668530 от 17.11.2021.
- [76] Куц А. К. Программа для формирования 2D топограмм мощности ЭЭГ для обучения классификатора на основе сверточной нейронной сети. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021680472 от 10.12.2021.
- [77] Куц А. К. Программа для выделения и визуализации частотно-и пространственно-временных кластеров при сравнении вейвлетной мощности ЭЭГ в двух экспериментальных условиях. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021680760 от 14.12.2021.
- [78] Куц А. К., Максименко В. А. Программа подготовки экспериментальных нейрофизиологических данных для обнаружения поведенческих условий, связанных с ошибочной интерпретацией

визуальной информации. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2022662430 от 04.07.2022.

[79] Куц А. К., Максименко В. А. Программное обеспечение, формирующее выборку обучающих нейрофизиологических данных для обучения классификатора на основе сверточной нейронной сети. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2022663603 от 18.07.2022.

[80] Куц А. К. Программа для частотно-временной и пространственной локализации ЭЭГ-паттернов, характеризующих изменение уровня концентрации внимания. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2022664784 от 04.08.2022.

[81] Куц А. К., Максименко В. А., Храмов А. Е. Применение метода анализа флуктуаций относительно тренда к временным рядам электрической активности головного мозга. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2022667370 от 19.09.2022.

[82] Wang, Megan. Brain mechanisms for simple perception and bistable perception / Megan Wang, Daniel Arteaga, Biyu J He // Proceedings of the National Academy of Sciences. — 2013. — Vol. 110, no. 35. — Pp. E3350–E3359.

[83] EEG correlates of cognitive time scales in the Necker-Zeno model for bistable perception / Jürgen Kornmeier, E Friedel, Marc Wittmann, Harald Atmanspacher // Consciousness and cognition. — 2017. — Vol. 53. — Pp. 136–150.

- [84] Kornmeier, Jürgen. Bistable perception—along the processing chain from ambiguous visual input to a stable percept / Jürgen Kornmeier, Michael Bach // *International Journal of Psychophysiology*. — 2006. — Vol. 62, no. 2. — Pp. 345–349.
- [85] Neural processes in pseudo perceptual rivalry: An ERP and time-frequency approach / Yusuke Yokota, Tetsuto Minami, Yasushi Naruse, Shigeki Nakauchi // *Neuroscience*. — 2014. — Vol. 271. — Pp. 35–44.
- [86] Delorme, Arnaud. EEGLAB: an open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics including independent component analysis / Arnaud Delorme, Scott Makeig // *Journal of neuroscience methods*. — 2004. — Vol. 134, no. 1. — Pp. 9–21.
- [87] *Wavelets in neuroscience* / Alexander E Hramov, Alexey A Koronovskii, Valeri A Makarov et al. — Springer, 2015.
- [88] Ogden, Todd. *Essential wavelets for statistical applications and data analysis* / Todd Ogden. — Springer Science & Business Media, 2012.
- [89] FieldTrip: open source software for advanced analysis of MEG, EEG, and invasive electrophysiological data / Robert Oostenveld, Pascal Fries, Eric Maris, Jan-Mathijs Schoffelen // *Computational intelligence and neuroscience*. — 2011. — Vol. 2011.
- [90] Perceptual change in response to a bistable picture increases neuromagnetic beta-band activities / Mitsutoshi Okazaki, Yuu Kaneko, Masato Yumoto, Kunimasa Arima // *Neuroscience research*. — 2008. — Vol. 61, no. 3. — Pp. 319–328.

- [91] Laukkonen, Ruben E. Can observing a Necker cube make you more insightful? / Ruben E Laukkonen, Jason M Tangen // *Consciousness and cognition*. — 2017. — Vol. 48. — Pp. 198–211.
- [92] Klimesch, Wolfgang. Alpha oscillations and early stages of visual encoding / Wolfgang Klimesch, Robert Fellinger, Roman Freunberger // *Frontiers in psychology*. — 2011. — Vol. 2. — P. 118.
- [93] EEG oscillations reveal neural correlates of evidence accumulation / Marieke Karlijn van Vugt, Patrick Simen, Leigh E Nystrom et al. // *Frontiers in neuroscience*. — 2012. — Vol. 6. — P. 106.
- [94] Kok, Peter. Predictive coding in sensory cortex / Peter Kok, Floris P de Lange // *An introduction to model-based cognitive neuroscience*. — 2015. — Pp. 221–244.
- [95] Nonlinear analysis of brain activity, associated with motor action and motor imaginary in untrained subjects / Vladimir A Maksimenko, Alexey Pavlov, Anastasia E Runnova et al. // *Nonlinear Dynamics*. — 2018. — Vol. 91, no. 4. — Pp. 2803–2817.
- [96] Mostert, Pim. Dissociating sensory from decision processes in human perceptual decision making / Pim Mostert, Peter Kok, Floris P De Lange // *Scientific reports*. — 2015. — Vol. 5. — P. 18253.
- [97] Brainstorm: a user-friendly application for MEG/EEG analysis / François Tadel, Sylvain Baillet, John C Mosher et al. // *Computational intelligence and neuroscience*. — 2011. — Vol. 2011. — P. 8.

- [98] Where the BOLD signal goes when alpha EEG leaves / Helmut Laufs, John L Holt, Robert Elfont et al. // *Neuroimage*. — 2006. — Vol. 31, no. 4. — Pp. 1408–1418.
- [99] Volz, Kirsten G. Decision-making and the frontal lobes / Kirsten G Volz, Ricarda I Schubotz, D Yves von Cramon // *Current opinion in neurology*. — 2006. — Vol. 19, no. 4. — Pp. 401–406.
- [100] Buschman, Timothy J. Top-down versus bottom-up control of attention in the prefrontal and posterior parietal cortices / Timothy J Buschman, Earl K Miller // *science*. — 2007. — Vol. 315, no. 5820. — Pp. 1860–1862.
- [101] Role of frontal and parietal cortices in the control of bottom-up and top-down attention in humans / Ling Li, Caterina Gratton, Dezhong Yao, Robert T Knight // *Brain research*. — 2010. — Vol. 1344. — Pp. 173–184.
- [102] Lee, Jung H. Top-down beta rhythms support selective attention via interlaminar interaction: a model / Jung H Lee, Miles A Whittington, Nancy J Kopell // *PLoS computational biology*. — 2013. — Vol. 9, no. 8. — P. e1003164.
- [103] Schafer, Robert J. Selective attention from voluntary control of neurons in prefrontal cortex / Robert J Schafer, Tirin Moore // *Science*. — 2011. — Vol. 332, no. 6037. — Pp. 1568–1571.
- [104] Spitzer, Bernhard. Beyond the status quo: a role for beta oscillations in endogenous content (re) activation / Bernhard Spitzer, Saskia Haegens // *eneuro*. — 2017. — Vol. 4, no. 4.

- [105] Pascual-Marqui, Roberto D. Discrete, 3D distributed, linear imaging methods of electric neuronal activity. Part 1: exact, zero error localization / Roberto D Pascual-Marqui // arXiv preprint arXiv:0710.3341. — 2007.
- [106] Exact low resolution brain electromagnetic tomography (eLORETA) / Roberto D Pascual-Marqui, Alberto D Pascual-Montano, Dietrich Lehmann et al. // Neuroimage. — 2006. — Vol. 31, no. Suppl 1.
- [107] Pascual-Marqui, Roberto D. Theory of the EEG inverse problem / Roberto D Pascual-Marqui // Quantitative EEG analysis: methods and clinical applications. — 2009. — Pp. 121–140.
- [108] Review on solving the inverse problem in EEG source analysis / Roberta Grech, Tracey Cassar, Joseph Muscat et al. // Journal of neuroengineering and rehabilitation. — 2008. — Vol. 5, no. 1. — P. 25.
- [109] Enhancement of MR images using registration for signal averaging / Colin J Holmes, Rick Hoge, Louis Collins et al. // Journal of computer assisted tomography. — 1998. — Vol. 22, no. 2. — Pp. 324–333.
- [110] A standardized boundary element method volume conductor model / Manfred Fuchs, Jörn Kastner, Michael Wagner et al. // Clinical Neurophysiology. — 2002. — Vol. 113, no. 5. — Pp. 702–712.
- [111] Baillet, Sylvain. Electromagnetic brain mapping / Sylvain Baillet, John C Mosher, Richard M Leahy // IEEE Signal processing magazine. — 2001. — Vol. 18, no. 6. — Pp. 14–30.
- [112] Automated anatomical labeling of activations in SPM using a macroscopic anatomical parcellation of the MNI MRI single-subject brain /

- Nathalie Tzourio-Mazoyer, Brigitte Landeau, Dimitri Papathanassiou et al. // *Neuroimage*. — 2002. — Vol. 15, no. 1. — Pp. 273–289.
- [113] Maris, Eric. Statistical testing in electrophysiological studies / Eric Maris // *Psychophysiology*. — 2012. — Vol. 49, no. 4. — Pp. 549–565.
- [114] Maris, Eric. Nonparametric statistical testing of EEG-and MEG-data / Eric Maris, Robert Oostenveld // *Journal of neuroscience methods*. — 2007. — Vol. 164, no. 1. — Pp. 177–190.
- [115] Event-Related Coherence in Visual Cortex and Brain Noise: An MEG Study / Parth Chholak, Semen A Kurkin, Alexander E Hramov, Alexander N Pisarchik // *Applied Sciences*. — 2021. — Vol. 11, no. 1. — P. 375.
- [116] Henson, RNA. Neural response suppression, haemodynamic repetition effects, and behavioural priming / RNA Henson, MD Rugg // *Neuropsychologia*. — 2003. — Vol. 41, no. 3. — Pp. 263–270.
- [117] Benda, Jan. Neural adaptation / Jan Benda // *Current Biology*. — 2021. — Vol. 31, no. 3. — Pp. R110–R116.
- [118] Wiggs, Cheri L. Properties and mechanisms of perceptual priming / Cheri L Wiggs, Alex Martin // *Current opinion in neurobiology*. — 1998. — Vol. 8, no. 2. — Pp. 227–233.
- [119] Detecting latency differences in event-related BOLD responses: application to words versus nonwords and initial versus repeated face presentations / Rik NA Henson, Cathy J Price, Michael D Rugg et al. // *Neuroimage*. — 2002. — Vol. 15, no. 1. — Pp. 83–97.

- [120] Kourtzi, Zoe. Cortical regions involved in perceiving object shape / Zoe Kourtzi, Nancy Kanwisher // Journal of Neuroscience. — 2000. — Vol. 20, no. 9. — Pp. 3310–3318.
- [121] Naccache, Lionel. The priming method: imaging unconscious repetition priming reveals an abstract representation of number in the parietal lobes / Lionel Naccache, Stanislas Dehaene // Cerebral cortex. — 2001. — Vol. 11, no. 10. — Pp. 966–974.
- [122] Task-specific repetition priming in left inferior prefrontal cortex / Anthony D Wagner, Wilma Koutstaal, Anat Maril et al. // Cerebral Cortex. — 2000. — Vol. 10, no. 12. — Pp. 1176–1184.
- [123] Single-neuron mechanisms of neural adaptation in the human temporal lobe / Thomas P Reber, Sina Mackay, Marcel Bausch et al. // Nature Communications. — 2023. — Vol. 14, no. 1. — P. 2496.
- [124] Prestimulus oscillatory activity in the alpha band predicts visual discrimination ability / Hanneke Van Dijk, Jan-Mathijs Schoffelen, Robert Oostenveld, Ole Jensen // Journal of Neuroscience. — 2008. — Vol. 28, no. 8. — Pp. 1816–1823.
- [125] Clayton, Michael S. The many characters of visual alpha oscillations / Michael S Clayton, Nick Yeung, Roi Cohen Kadosh // European Journal of Neuroscience. — 2018. — Vol. 48, no. 7. — Pp. 2498–2508.
- [126] Expecting to see a letter: alpha oscillations as carriers of top-down sensory predictions / Anna Mayer, Caspar M Schwiedrzik, Michael Wibral et al. // Cerebral Cortex. — 2015. — Vol. 26, no. 7. — Pp. 3146–3160.

- [127] Right temporal alpha oscillations as a neural mechanism for inhibiting obvious associations / Caroline Di Bernardi Luft, Ioanna Zioga, Nicholas M Thompson et al. // Proceedings of the National Academy of Sciences. — 2018. — Vol. 115, no. 52. — Pp. E12144–E12152.
- [128] Ding, Nai. Emergence of neural encoding of auditory objects while listening to competing speakers / Nai Ding, Jonathan Z Simon // Proceedings of the National Academy of Sciences. — 2012. — Vol. 109, no. 29. — Pp. 11854–11859.
- [129] Baldeweg, Torsten. Repetition effects to sounds: evidence for predictive coding in the auditory system. / Torsten Baldeweg // Trends in cognitive sciences. — 2006.
- [130] Classifying the perceptual interpretations of a bistable image using EEG and artificial neural networks / Alexander E Hramov, Vladimir A Maksimenko, Svetlana V Pchelintseva et al. // Frontiers in neuroscience. — 2017. — Vol. 11. — P. 674.
- [131] Artificial neural network classification of motor-related EEG: An increase in classification accuracy by reducing signal complexity / Vladimir A Maksimenko, Semen A Kurkin, Elena N Pitsik et al. // Complexity. — 2018. — Vol. 2018.
- [132] Artificial neural network detects human uncertainty / Alexander E Hramov, Nikita S Frolov, Vladimir A Maksimenko et al. // Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science. — 2018. — Vol. 28, no. 3. — P. 033607.

- [133] Percept-related EEG classification using machine learning approach and features of functional brain connectivity / Alexander E Hramov, Vladimir Maksimenko, Alexey Koronovskii et al. // *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*. — 2019. — Vol. 29, no. 9. — P. 093110.
- [134] Deep residual learning for image recognition / Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun // *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. — 2016. — Pp. 770–778.
- [135] Invertible image rescaling / Mingqing Xiao, Shuxin Zheng, Chang Liu et al. // *European Conference on Computer Vision* / Springer. — 2020. — Pp. 126–144.
- [136] Zhang, Zijun. Improved adam optimizer for deep neural networks / Zijun Zhang // *2018 IEEE/ACM 26th International Symposium on Quality of Service (IWQoS)* / IEEE. — 2018. — Pp. 1–2.