

На правах рукописи

Штайнер Элен Владимировна

**РИТМИЧЕСКАЯ АКТИВНОСТЬ МОЗГА, АССОЦИИРОВАННАЯ С
МАТЕМАТИЧЕСКИМ ПРОФЕССИОНАЛИЗМОМ И С ПРОЦЕССОМ РЕШЕНИЯ
МАТЕМАТИЧЕСКИХ ЗАДАЧ**

Специальность 1.5.5 – «Физиология человека и животных»

Автореферат диссертации на соискание ученой степени кандидата биологических наук

Москва 2023

Работа выполнена в лаборатории высшей нервной деятельности Федерального государственного бюджетного учреждения науки «Института Высшей Нервной Деятельности и Нейрофизиологии РАН.

Научный руководитель: **Мартынова Ольга Владимировна,**
к.б.н., заместитель директора ФГБУН «Институт Высшей Нервной Деятельности и Нейрофизиологии РАН» по научной работе, заведующая лабораторией высшей нервной деятельности человека ФГБУН «Институт Высшей Нервной Деятельности и Нейрофизиологии РАН»

Официальные оппоненты: **Князев Геннадий Георгиевич,**
д.б.н., доцент, заведующий лабораторией дифференциальной психофизиологии, главный научный сотрудник Научно-исследовательского института нейронаук и медицины.

Грубов Вадим Валерьевич,
к.ф.-м.н., старший научный сотрудник Балтийского центра нейротехнологий и искусственного интеллекта Балтийского федерального университета имени Иммануила Канта.

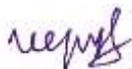
Ведущая организация: Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Государственный Научный Центр Российской Федерации Институт Медико-Биологических Проблем Российской Академии Наук

Защита состоится 27 сентября 2023 года в 14.00 на заседании Диссертационного совета 24.1.046.01 при Институте высшей нервной деятельности и нейрофизиологии РАН по адресу: 117485, Москва, ул. Бутлерова 5А.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Федерального государственного бюджетного научного учреждения «Институт высшей нервной деятельности и нейрофизиологии РАН», а также на сайте ИВНД: <https://ihna.ru>

Автореферат разослан « _____ » 2023 г.

д.б.н. Иерусалимский В.Н



1. ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

1.1 Актуальность проблемы

Математические компетенции в большей или меньшей степени присущи всем людям, и из-за абстрактности математических знаний высокий уровень их развития часто воспринимается как одно из наиболее ярких проявлений человеческого интеллекта, а также коррелирует с уровнем заработной платы и успехом в профессиональной деятельности (Webbink, Hartog, 2004; Cox, Percival, Walden, 1997). Продвинутое математические навыки способствуют успешному получению высшего образования, в связи с чем развитие их становится критически важным для будущего академического и профессионального успеха ребенка (Ritchie, Bates, 2013).

Широкий спектр работ, посвященных изучению нейрофизиологических коррелятов процесса решения математических задач, является неоспоримым свидетельством важности и актуальности рассматриваемой темы. Среди них можно отметить разного рода психофизиологические исследования математического мышления с использованием пространственно-образных задач (Wang и др., 2022; Таротин, Атанов, Иваницкий, 2017; Roik, Ivanitskii, 2013; Núñez-Peña, González-Gómez, Colomé, 2019; Zago и др., 2008; Bailey, 2017; Wang, Jung, Lin, 2015) и арифметических примеров. В рамках последних оцениваются, как правило, вопросы сложности задач (Xiang и др., 2016; Sakkalis, Zervakis, Micheloyannis, 2006; Soltanlou и др., 2017; Hinault, Lemaire, 2016; Artemenko и др., 2018), различия между арифметическими действиями (Arsalidou и др., 2018; Alnajashi, 2021; Proverbio, Carminati, 2019; Aydarkin, Fomina, 2013), сопоставление особенностей работы мозга при решении простых арифметических и вербальных задач (Guen Le и др., 2018; Dehaene, 1999). Опубликованы работы, касающиеся математической тревожности, детекции ошибок, кратковременных эффектов обучения (Liu и др., 2019; Bosch и др., 2018; Grabner, Smedt De, 2012).

Современная нейронаука уделяет серьезное внимание изучению когнитивных основ арифметики (Amalric, Dehaene, 2016). В то же время в литературе выделяют два дифференциальных компонента математических компетенций: арифметические вычисления и собственно математические задачи, включающие различные когнитивные механизмы (Fuchs и др., 2008; Geary и др., 2000; Nunes и др., 2012; Wei и др., 2012; Zhang и др., 2016;) и лишь слабая корреляция существует между этими типами умственной деятельности (Wei и др., 2012). Несмотря на то, что за последние два десятилетия нейровизуализационные и нейрофизиологические исследования значительно расширили понимание нейронных основ арифметических вычислений, обнаружены лишь единичные работы, связанные с оценкой электроэнцефалографических паттернов логико-

арифметических тестов (Pavlygina и др., 2010; Lin и др., 2015) и на настоящий момент существующие данные не дают оснований для формирования интегрированной теории о том, как эти процессы - арифметические вычисления и решение математических задач - координируют друг с другом (Zhou и др., 2018).

В рамках образовательного контекста арифметические способности изучаются уже в течение многих лет, однако когнитивная нейронаука лишь относительно недавно обратила внимание на феномен математических дарований с фокусом на исследования детей и подростков (Anzalone и др., 2020; Artemenko и др., 2018). Между тем, невозможно представить себе глубокое понимание сущности и специфики математического мышления без обстоятельного всестороннего анализа функциональных и/или структурных особенностей мозга, связанных с математическим профессионализмом, достигаемым в течение многолетней углубленной математической практики. «Мозг удивительно пластичен, он меняется каждый раз, когда мы чему-то учимся» (Shatz, 1992). Тем не менее, работ на тему особенностей мозга, связанных с математическим профессионализмом, очень мало.

На сегодняшний день важную роль в анализе деятельности мозга играют методы машинного обучения (Chaouachi, Jraidi, Frasson, 2011; Gerjets и др., 2014; Allison, Wolpaw, Wolpaw, 2007), которые позволяют классифицировать данные нейровизуализации. Благодаря простоте регистрации и высокому временному разрешению целесообразным является использование электроэнцефалографии (ЭЭГ) в качестве источника данных о ритмической активности мозга. Современная нейробиология широко использует классификаторы для таких задач, как распознавание образов, речи, воображаемых движений, а также психических состояний при выполнении некоторых умственных задач (Vashisht, Pandey, Yadav, 2021; Patil, 2021; Benevides, Bastos, Sarcinelli-Filho, 2011; Gysels, Celka, 2004; Babiloni и др., 2000; Vézard и др., 2015). Однако, для выявления математических способностей и/или компетенций актуальность приобретает способность искусственного интеллекта классифицировать не только задачи, но и индивидуальные особенности на основании ритмической активности мозга, между тем, подобных исследований, практически, не проводилось.

Таким образом, *актуальность* настоящего исследования определяется выраженным дефицитом работ, исследующих влияние долговременной математической практики на ритмическую активность мозга и отсутствием описания целостного психофизиологического профиля, формирующегося в результате математической деятельности человека.

1.2 Постановка проблемы диссертационной работы

Для выявления быстро меняющихся паттернов нейрофизиологических реакций и функциональных связей между областями мозга, являющихся частью механизма, поддерживающего выполнение когнитивной задачи (Micheloyannis и др., 2005) необходимо высокое временное разрешение, которым обладает метод электроэнцефалографии. В литературе уже накоплены знания о связи мощности спектров ЭЭГ и когнитивных характеристиках (Hinault, Lemaire, 2016; Aydarkin, Fomina, 2013; Grabner, Smedt De., 2012; Alexander, O'Boyle, Benbow, 1996; Earle и др., 1996). Эти факторы побудили нас использовать паттерны ритмической активности мозга для изучения процессов обработки математической информации. В литературе обнаруживается очень мало сведений о нейрофизиологических различиях между типами мыслительной деятельности, активизирующими близкие когнитивные механизмы, например, вербальные задачи и задачи на сложную умственную арифметику. Обнаружение специфического для каждого из них ритмического рисунка мозга может быть затруднено, поскольку оба типа задач связаны с глубоким взаимным перекрытием нейрональных функций: вербальных, семантических, процедурных, кодирования и извлечения из памяти. Еще более сложной задачей является разделение паттернов ЭЭГ, ассоциированных со сложными арифметическими и логико-арифметическими задачами, приблизительно в равной степени активизирующими числовые поля в теменной области коры и требующие сходных стратегий решения.

Для проведения данного исследования было отобрано три типа экспериментальных задач, которые должны были быть решены в уме: вербальные (5- и 6-ти буквенные анаграммы), сложные арифметические и логико-арифметические, предполагающие немногим более простую арифметику, но требующие выявления скрытых правил, кодирующих последовательность чисел.

Анализ поведенческих показателей и показателей спектральной мощности ЭЭГ при выполнении когнитивных задач в настоящей работе был произведен посредством корреляционного анализа, поиска статистически значимых групповых различий и методов машинного обучения. Ранее были осуществлены серии успешных классификаций значений мощности спектров, соответствующих процессам решения вербальных и пространственно-образных задач (Атанов, Иваницкий, Иваницкий, 2016; Таротин, Атанов, Иваницкий, 2017). В текущем исследовании для анализа новых задач были протестированы те же методы получения ЭЭГ данных, те же методы подготовки эпох ЭЭГ и тот же алгоритм машинного обучения, а именно перцептрон без скрытых слоев.

Главной проблемой диссертационного исследования была задача поиска различий между паттернами ЭЭГ испытуемых, обладающих разными типами профессионального образования: математического или гуманитарного. Основной трудностью психофизиологических исследований является их плохая реплицируемость. С целью проверки возможности получить повторяемые результаты было принято решение провести две инструментальные серии экспериментов с двумя разными выборками испытуемых, с помощью разного оборудования (19- и 128 канальные регистраторы ЭЭГ), разными способами обработки ЭЭГ и разными методами машинного обучения с попытками интерпретации признаков, имеющих наиболее высокий вклад в точность классификации ЭЭГ.

В дополнение к точности, ключевой характеристикой классификатора является его интерпретируемость (Aguilar и др., 2021). Интерпретируемость классификатора позволяет раскрыть механизм принятия им решений, повышает доверие к искусственному интеллекту, указывает на наиболее релевантные признаки. Популярным линейным алгоритмом построения моделей бинарной классификации является логистическая регрессия. Были рассмотрены два алгоритма пространственной фильтрации сигнала ЭЭГ для формирования данных для линейного классификатора: контролируемая пространственная фильтрация и Римановский подход к обработке признаков. Методы контролируемой пространственной фильтрации позволяют формировать интерпретируемые биологически паттерны классификации, а Римановский подход к обработке признаков, как считается, способствует существенному повышению качества классификации.

Альтернативой линейным методам являются древовидные алгоритмы, способные хорошо работать со спектральными характеристиками ЭЭГ (Breiman, 2001) и характеризующиеся эффективностью, точностью и интерпретируемостью (Ke и др., 2017). В текущем исследовании был использован один из недавно разработанных древовидных алгоритмов - метод градиентного бустинга. Метод основан на алгоритме дерева решений с разделением по листьям и позволяет сократить время классификации в 20 раз (Ke и др., 2017).

Таким образом, в настоящей работе на базе двух выборок испытуемых, каждая из которых была разделена на группы согласно наличию или отсутствию профильного высшего профессионального образования, предполагающего высокий уровень математической подготовки, были проведены две серии экспериментов с использованием 19- и 128-канальных регистраторов ЭЭГ. ЭЭГ участников исследования была записана в состоянии покоя с открытыми глазами и во время решения трех типов задач: анаграммы,

задачи на сложную умственную арифметику и логико-арифметические задачи. Анализ данных ЭЭГ производился с помощью t-статистики с пермутациями и методов машинного обучения, в числе которых для данных 19-канального ЭЭГ использовался перцептрон без скрытых слоев и для данных 128-канального ЭЭГ - логистическая регрессия с контролируемой обработкой признаков (Linear Model with Supervised Projection), логистическая регрессия с Римановской обработкой признаков (Linear Model with Riemann Projection) и алгоритм градиентного бустинга (Light Gradient Boosting Machine).

1.3 Цель и задачи исследования

Целью настоящей работы было исследование ассоциированных с математическими навыками и процессами решения математических задач электроэнцефалографических паттернов мозга здоровых взрослых.

Для достижения данной цели были поставлены следующие *задачи*:

1. Подобрать релевантный запланированному исследованию набор экспериментальных задач;
2. Изучить роль вербального компонента рабочей памяти в математической деятельности здорового взрослого человека;
3. Посредством стандартных статистических методов и методов машинного обучения выявить отличия между паттернами электрической активности мозга, сопровождающими процесс решения различных математических задач, а также в парадигме сравнения математических и вербальных задач.
4. Посредством стандартных статистических методов и методов машинного обучения выявить связь ритмической активности мозга с математическим или гуманитарным типом высшего профессионального образования.

1.4 Научная новизна

В настоящей работе впервые были проанализированы паттерны электрической активности мозга, связанные со схожими когнитивными процессами, такими как, решение разного рода математических задач и, что более важно, были впервые проанализированы паттерны электрической активности мозга, ассоциированные с различным типом образования. Впервые была успешно проведена кросс-индивидуальная классификация сложных когнитивных задач и классификация испытуемых по фактору типа образования. В рамках текущего исследования были апробированы несколько типов классификаторов (алгоритмов машинного обучения), ранее не применявшихся для распознавания сложных когнитивных состояний и когнитивных особенностей, таких как математический

профессионализм. Текущее исследование впервые продемонстрировало успешную классификацию испытуемых в зависимости от уровня образования по математике по спектральной плотности мощности (СПМ) с точностью распознавания, превышающей 80%.

1.5 Теоретическая и практическая значимость

Результаты исследования проясняют нейрофизиологические механизмы обработки математической информации и специфику работы мозга людей, профессионально занимающихся математикой. Показано, что посредством статистических тестов и методов машинного обучения можно достоверно различать по данным биоэлектрической активности мозга сложные, сходные между собой по способу мышления когнитивные задачи, такие как вербальные задачи и задачи на умственную арифметику, вовлекающие языковой компонент в процессе решения, а также задачи на умственную арифметику и на арифметические прогрессии, отличающиеся лишь наличием скрытой математической логики в последних. На настоящем этапе текущее исследование имеет более теоретическое, нежели практическое значение, однако апробированные на сложных умственных задачах методы машинного обучения могут быть с успехом применены на практике, как в нейрокогнитивных исследованиях иного рода, так и для целей практической и научной педагогики. Продолжение разработки темы когнитивных и нейрофизиологических основ математического мышления потенциально может оказать большую помощь в контексте улучшения качества математического образования.

1.6 Положения, выносимые на защиту

1. Математические задачи, с присущим им логическим компонентом, отличаются не только от вербальных, но и от задач сложной умственной арифметики и коррелируют с определенным ритмическим паттерном биоэлектрической активности мозга, который может быть обнаружен посредством стандартных статистических методов и методов машинного обучения.

2. Профессиональные долговременные занятия математикой связаны со специфической ритмической деятельностью мозга, коррелируя с изменениями в тета и бета диапазонах во фронтальной и височно-париетальной областях. Специфические ритмические паттерны, обнаруженные у испытуемых - профессионалов в математической и технической отраслях проявляются даже в состоянии спокойного бодрствования и усиливаются при решении задач.

3. С помощью методов машинного обучения можно получить высокие результаты распознавания ритмов биоэлектрической активности мозга испытуемых с математическим или гуманитарным типом высшего профессионального образования и физиологически интерпретировать признаки, приводящие к успешному распознаванию когнитивных процессов и когнитивных навыков по данным активности мозга.

1.7 Степень достоверности и апробация диссертации

На основании проведенного анализа литературы была выдвинута гипотеза настоящего диссертационного исследования, научный эксперимент был осуществлен с соблюдением правил регистрации психофизиологических показателей, представленные результаты прошли статистическую обработку - всё это обуславливает *достоверность* диссертационного исследования.

Материалы диссертации были представлены в качестве стендового доклада на Восьмой международной конференции по когнитивной науке, Светлогорск, Россия (18-21 октября 2018 г.) и на четвертой международной конференции по нейротехнологии и нейроинтерфейсам, Калининград, Россия (17 Октября 2022 г.).

1.8 Публикации

По теме диссертации было опубликовано (5) печатных работ, из них (3) статьи в журналах, рекомендованных ВАК, в том числе входящих в базу Web of Science и Scopus.

1.9 Объем и структура диссертации

Диссертация состоит из введения, четырех глав, заключения, выводов, списка литературы и списка сокращений. Основной текст диссертации изложен на 141 страницах, включает 6 таблиц и 26 рисунков. Список литературы состоит из 371 источников.

2. ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

2.1 МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

2.1.1 Испытуемые. Общие сведения

В рамках диссертационной работы было проведено комплексное трехкомпонентное исследование, включающее в себя психологическое тестирование с целью формирования набора задач, парадигмы исследования и правил комплектования когорты испытуемых, а также две серии экспериментов с регистрацией ЭЭГ во время решения отобранных когнитивных задач, проведенные посредством 19-канального и 128-канального регистраторов ЭЭГ. В целом в проекте приняли участие 70 человек - носителей русского языка в возрасте от 18 до 38 лет, из которых 28 человек участвовали в психологическом тестировании, остальные 42 – в инструментальных сериях исследования. Половина всех

испытуемых имели или находились в состоянии получения профильного математического или технического высшего образования, условно называемые «испытуемые математической группы» (МГ), а вторая половина имела или находилась в процессе получения образования гуманитарного профиля – «испытуемые нематематической группы» (НМГ). Все испытуемые, закончившие высшие учебные заведения (ВУЗ) работали по основной специальности.

Поиск добровольцев для проведения исследования осуществлялся, преимущественно, посредством социальных сетей. Отбор потенциальных испытуемых производился на основе заполненной анкеты, которая включала в себя вопросы, касающиеся медицинского статуса, уровня образования, места работы и особенностей учебы в общеобразовательной школе.

Обязательным условием отбора добровольцев для участия в инструментальных сериях исследования был средний балл аттестата зрелости и итоговый балл по школьной математике не ниже четырех. Для студентов, желавших принять участие в эксперименте, нижним порогом образования был третий курс бюджетных отделений ВУЗов. Последнее решение было обусловлено тем, что, как правило, максимальный отсев из ВУЗов по причине неуспеваемости происходит в первые два года обучения. Все, допущенные к участию были праворукими здоровыми добровольцами приблизительно с сопоставимым уровнем образования и социальным статусом. Перед началом исследования каждый испытуемый ознакомился и подписал информированное согласие, в котором был подробно описан порядок его проведения. Протокол исследования соответствовал требованиям Хельсинской декларации и был одобрен этической комиссией Института высшей нервной деятельности и нейрофизиологии РАН.

На каждом этапе перед началом исследования испытуемым было предложено пройти тест на повторение чисел в прямом порядке (digital span test), предназначенный для определения объема вербального домена рабочей памяти (РП) (Stone, Towse, 2015). Затем участников ознакомили с процедурой эксперимента и типами задач, которые им предстояло решить, после чего провели ознакомительную сессию с пробными вариантами заданий. Далее испытуемые были помещены в звукоизолированную комнату с приглушенным светом на расстоянии 1 метра от 19-дюймового монитора.

2.1.2 Экспериментальная процедура и стимульный материал

После фиксации шапочки с 19-ю или шлема со 128-ю электродами для регистрации ЭЭГ испытуемых проинструктировали оставаться спокойными и расслабленными, позволить мыслям «течь своим чередом» и стараться не засыпать. Параллельно была

произведена запись ЭЭГ в течение 5 минут с открытыми глазами. Далее участникам были представлены задачи для решения в уме максимально правильно и так быстро, как возможно с параллельной записью ЭЭГ. Для отображения заданий на экране и регистрации времени решения задач было использовано программное обеспечение E-Prime 1.2 («Psychology Software Tools», Pittsburgh, PA, США). Время для решения экспериментальных заданий ограничивалось 40 секундами, при его превышении задача считалась нерешенной. Было представлено 180 разработанных и отобранных на предыдущем этапе исследования задач, разбитых на группы по 60 в каждой: вербальные (ВЕРБ), задачи на сложную умственную арифметику (АР) и арифметические последовательности (ПАР). ВЕРБ задачи представляли собой 5- и 6- буквенные анаграммы, АР задачи включали все виды арифметических действий, в том числе дроби, для решения ПАР задач необходимо было найти скрытую логику в числовом ряду и продолжить его, поэтому этот тип задач относился к логическим математическим задачам. Примеры задач представлены в таблице 1.

Таблица 1. Типовые примеры экспериментальных задач

ТИП ЗАДАНИЙ	ОПИСАНИЕ	ПРИМЕР	КОЛИЧЕСТВО
Вербальные	5-буквенные анаграммы	Д Н С О У	30
	6-буквенные анаграммы	Л Д П О В А	30
Арифметические	Сложение	$37+41+29+8$	12
	Вычитание	$9945-2417$	12
	Умножение	$41*9-26*3$	24
	Деление	$34/6-27/12$	12
Прогрессии	Продолжить числовой ряд	2;6;11;33;38 ...	60

Экспериментальные задачи предъявлялись в псевдослучайном порядке, при этом для половины испытуемых в каждой группе псевдослучайный порядок был инвертирован. Задачи были изображены белым шрифтом на черном экране. Для отображения заданий на экране и регистрации времени решения (ВР) задач было использовано программное обеспечение E-Prime 1.2 («Psychology Software Tools», Pittsburgh, PA, США). Как только испытуемый был готов к новому заданию, он нажимал на клавишу мыши, и на мониторе компьютера появлялось очередная задача. С момента появления задания на экране начинался отсчет ВР. По факту готовности решения, испытуемый нажимал на клавишу мыши, останавливая тем самым отсчет времени, и диктовал ответ. Проводящий

эксперимент научный сотрудник записывал ответ в протокол для последующей проверки правильности решения. Фиксировались: ВР, правильные ответы (ПО) и задачи, ответы на которые не были получены в течение 40 секунд (НО). Было предусмотрено три 15-минутных перерыва для отдыха и также в любой момент времени по желанию испытуемого и после решения текущей задачи организовывались дополнительные кратковременные паузы. Общее время проведения исследования составляло 2,5-3 часа. Процедура проведения исследования представлена на рисунке 1.



Рисунок 1. Процедура проведения исследования с использованием регистратора электрической активности мозга.

2.1.3 Этап исследования с регистрацией 19-канальной ЭЭГ

Испытуемые

В исследовании приняли участие шестнадцать здоровых добровольцев с ведущей правой рукой, распределенных на две группы: МГ (n=8; 4 женщины; средний возраст $22,13 \pm 2,6$ года), включающая участников, специализирующихся на физико-математических и технических дисциплинах (3 выпускника, 5 студентов) и НМГ (n=8; 4 женщины; средний возраст $22,9 \pm 3,77$ года) со специализацией по гуманитарным наукам (3 выпускника, 5 студентов).

Аппаратура, регистрация и подготовка данных

Запись ЭЭГ осуществлялась при помощи усилителя «Энцефалан» (Медиком МТД, Россия, Таганрог) с 19 отведениями ЭЭГ по международной системе 10-20. Референтные электроды располагались на мастоидах при униполярном монтаже. Параметры регистрации были одинаковы для всех испытуемых: фильтрация 0.5 – 70 Гц, режекторный фильтр 50 Гц, частота дискретизации 250 Гц. Импеданс поддерживался не ниже 10 кΩ. Электроды ЭЭГ размещались по международной системе 10-20. Запись вертикальных и горизонтальных движений глаз производилась посредством двух электродов в монополярном режиме. Полученная ЭЭГ запись была отфильтрована офлайн в частотном диапазоне 1-40 Гц, глазодвигательные артефакты были удалены. Мышечные и прочие артефакты были обнаружены посредством визуальной инспекции ЭЭГ и удалены из дальнейшего анализа. 300-секундная запись, сопряженная с состоянием спокойного

бодрствования, была сегментирована на 10-секундные эпохи без перекрытия. Запись, сопряженная с задачами, была разделена на эпохи, соответствующие каждой задаче

Статистический анализ поведенческих данных

Для статистического анализа поведенческих результатов были использованы: дисперсионный анализ ANOVA, U-тест Манна-Уитни для непараметрических выборок и корреляционный анализ по Спирмену, встроенные в программное обеспечение STATISTICA 10 (Quest Software Inc., Tulsa, OK, US). Все достоверные, согласно ANOVA, отличия были проверены с помощью апостериорного анализа по критерию Тьюкки.

Спектральный и статистический анализ ЭЭГ данных

Статистический анализ ЭЭГ производился на данных частотной полосы в диапазоне 4-24 Гц. Для анализа использовались 16-секундные эпохи задач. СПМ для каждой эпохи была подсчитана посредством быстрого преобразования Фурье. СПМ сглаживалась 15 проходами трехточечного фильтра. Длина окна Фурье-преобразования для задач составляла 4 096 значений (около 16 секунд), отсчитываемая с конца каждой эпохи. В случае, если длительность участка оказывалась меньше указанной продолжительности, недостающая часть с конца заполнялась нулями и в этом случае спектрограмма нормировалась не на длину окна Фурье-преобразования, а на исходную с целью недопущения ошибок в оценке мощности ритмов.

Широкая частотная полоса была разделена на 6 частотных интервалов: тета (4-8 Гц), нижний альфа (8-10 Гц), верхний альфа (10-12 Гц), нижний бета (12-16 Гц), средний бета (16-20 Гц) и верхний бета (20-24 Гц). Индивидуальные значения были усреднены по каждому частотному интервалу для каждого типа задач и для состояния покоя. Полученные значения СПМ для каждого частотного интервала были подвергнуты пермутационному анализу (1000 пермутаций) с использованием непараметрических статистических методов: знаковый ранговый тест Уилкоксона для сравнения СПМ, соответствующей условиям эксперимента и U-тест Манна-Уитни для сравнения СПМ между группами в одинаковых условиях. Значение p-value, скорректированное поправкой Бонферрони для множественных сравнений составило <0.0028 .

Машинное обучение

В качестве векторов для обучения искусственной нейросети (ИНС) использовались значения спектральных отсчетов мощности ЭЭГ в диапазоне от 5 до 20 Гц. Классификация типов мыслительных операций осуществлялась посредством перцептрона без скрытых слоев с двумя нейронами в соответствии с количеством классов входных

данных (McCulloch, Pitts, 1943, McCulloch, Pitts, 1947). Производилось три типа сравнений: ВЕРБ-АР; ВЕРБ-ПАР И АР-ПАР. Обучение с последующей попарной классификацией спектров осуществлялось на индивидуальном (обучение и тестирование на спектрах одного субъекта с последующим усреднением по группам: МГ и НМГ) и кросс-индивидуальном (обучение и тестирование на наборе спектров, объединенных на основе фактора группы испытуемых) уровнях. Для кросс-индивидуального уровня обеспечивалось полное разделение спектров (но не испытуемых) между обучающей и тестовой выборками с n -кратной перекрестной проверкой векторов признаков каждого конкретного объекта. Для кросс-индивидуальной классификации использовалось значение K -fold, равное 10. Спектральные значения всех 8 испытуемых одной группы были объединены и разделены на 10 частей, потом на 9-ти ИНС училась, а на 10-й — проверяла. И так 10 раз, то есть ИНС протестировала каждую из 10-ти частей. Статистическое сравнение точности классификации задач производилось с помощью ANOVA для повторных измерений с последующим *post-hoc* анализом, где в качестве внутреннего (*within*) фактора выступал фактор задач и группы испытуемых в качестве категориального фактора. Значения точности классификации были прокоррелированы с поведенческими показателями посредством теста ранговой корреляции Спирмена.

2.1.4 Этап исследования с регистрацией 128-канальной ЭЭГ

Испытуемые

В исследовании приняли участие двадцать семь здоровых добровольцев. Данные одного человека были исключены из анализа в связи с обширными артефактами ЭЭГ. Итоговая выборка составила 26 человек (возраст 25.7 ± 4.49 года, диапазон 19-38 лет; 12 женщин, 14 мужчин), разделенных на две группы: МГ, включающая 12 студентов или специалистов с профессиональным математическим образованием и опытом (возраст 27 ± 5.36 лет; диапазон 20-38 лет; 9 мужчин) и НМГ, включающая 14 студентов или специалистов в области искусства или гуманитарных наук (возраст 24.6 ± 4.47 лет; диапазон 19-37 лет; 5 мужчин).

Дополнительно участники исследования, вне зависимости от специфики образования были разделены на две группы, основываясь на критерии результативности решения задач: высоко-результативная группа (ВРГ) и средне-результативная группа (СРГ). Критерием деления служило отношение к усредненной медиане среднего ВР всей совокупности правильно решенных задач. Усредненное ВР участников ВРГ находилось ниже медианного значения ($N=13$; возраст 25.38 ± 5.06 лет; диапазон 19-38 лет;

8 мужчин, 8 математиков), а испытуемых СРГ, соответственно выше (N=13; возраст 26.08 ± 4.6 лет; диапазон 20-37 лет; 6 мужчин, 4 математика).

Аппаратура, регистрация и подготовка данных

ЭЭГ была записана посредством усилителя высокой плотности (Geodesic Sensor Nets, USA), включающего 128 электродов, размещенных по системе 10-10. Параметры регистрации были одинаковы для всех испытуемых: частота дискретизации 500 Гц, фильтрация 0.1 – 70 Гц, режекторный фильтр 50 Гц, электрическое сопротивление не превышало 50КΩ. ЭЭГ была записана с референтным электродом Cz. Записи с нерелевантных когнитивной деятельности и чрезмерно зашумленных каналов были удалены из исследования. Данные оставшихся 95 каналов были использованы для дальнейшего анализа.

Частота дискретизации полученных ЭЭГ данных была сокращена до 250 Гц. Артефакты, связанные с движением глаз, были удалены посредством анализа независимых компонент с последующим визуальным контролем. К полученным данным был применен полосовой фильтр в частотном диапазоне от 3 до 25 Гц. Поскольку целью было изучение осцилляторной активности во время решения когнитивных задач, записи сигнала в течение первых 5 секунд после предъявления испытуемым задания были исключены из анализа. Оставшиеся данные, сопряженные с когнитивной деятельностью во время решения задач и фоновые записи были разделены на 2-х секундные эпохи без перекрытия. Эпохи с низким соотношением сигнал/шум были удалены посредством minimum and maximum peak-to-peak amplitudes.

Статистические анализ поведенческих данных

Пол, возраст и объем РП были сопоставлены между группами (МГ/НМГ и ВРГ/СРГ) посредством U-тест Манна-Уитни для непараметрических выборок. Корреляционный анализ поведенческих данных был проведен посредством корреляционного анализа по Спирмену с поправкой Бонферрони для множественных сравнений ($p < 0.0025$). Поскольку распределение для остальных поведенческих параметров было близко к нормальному (согласно тесту Шапиро-Вилкоксона $p > 0.09$) в дальнейшем использовался дисперсионный анализ ANOVA для повторных измерений с двумя типами групп: МГ/НМГ и ВРГ/СРГ и тремя типами задач в качестве within-subject effect. Все достоверные, согласно ANOVA, отличия были проверены с помощью апостериорного анализа по критерию Тьюки. Статистический анализ производился на базе программного обеспечения STATISTICA 10 (Quest Software Inc., Tulsa, OK, US).

Спектральный и статистический анализ ЭЭГ данных

Сигнал, разделенный на эпохи, был подвергнут быстрому преобразованию Фурье. Для дальнейшего анализа были использованы относительные значения мощности частот семи диапазонов: нижний тета (4-6 Гц), верхний тета (6-8 Гц) нижний альфа (8-10 Гц), верхний альфа (10-12 Гц), нижний бета (12-16 Гц), средний бета (16-20 Гц) и верхний бета (20-24 Гц). Эти значения были проанализированы при помощи кластерного теста перестановок. Т-статистика рассчитана в соответствии с рекомендациями (Maris, Oostenveld, 2007) с порогом, равным 6, скорректирована для множественных сравнений с использованием $N = 1024$ перестановок и коррекцией на уровне кластера на основе пространственной смежности.

Машинное обучение

В рамках текущего исследования по данным ЭЭГ была произведена классификация испытуемых в состоянии спокойного бодрствования и при решении задач по профилю образования и уровню результативности. Были сопоставлены между собой три метода классификации, два из которых линейные: логистическая регрессия с контролируемой фильтрацией признаков, логистическая регрессия с Римановской фильтрацией признаков и нелинейный метод – алгоритм градиентного бустинга на основе значений мощности спектров. Настройка гиперпараметров алгоритма градиентного бустинга была произведена с использованием поиска по сетке перекрестной проверки. Для поиска оптимальных параметров использовалась n-fold cross-validation with grid search CV.

Классификации испытуемых МГ и НМГ по фоновым данным и классификация испытуемых по критерию результативности (ВРГ против СРГ) производилась только методом градиентного бустинга.

Значения, обработанные алгоритмом пространственной фильтрации, применяемые для классификации, проецируют данные в новый временной ряд, где дисперсия одного класса минимизируется, в то время как другого, соответственно, максимизируется. Значения СПМ, используемые в качестве признаков для классификации, были рассчитаны для каждой эпохи и по каждому из семи выделенных диапазонов с использованием метода мультитайпера (Cox, Percival, Walden, 1997). Для классификации испытуемых было проведено 8 типов сравнений (в рамках каждого из 4-х типов условий: ВЕРБ, АР, ПАР задачи и состояние спокойного бодрствования и для каждого из 2-х типов сравнений: МГ/НМГ и ВРГ/СРГ). Эпохи ЭЭГ от двух случайно выбранных участников из разных групп были отобраны для тестового набора, эпохи ЭЭГ еще от двух случайно выбранных участников из разных групп были отобраны для валидации, эпохи всех остальных

участников были объединены по группам и использованы для обучения. Данный цикл повторялся 10 раз для каждого типа сравнений с разными парами испытуемых и так, чтобы никакие эпохи тестируемых субъектов не попадали в трениговую выборку.

Для оценки производительности классификаторов использовались следующие метрики: сбалансированная точность классификации (ТК) и площадь под кривой ошибок, в английском эквиваленте – Receiver Operating Characteristic Curve and Area Under the Curve (ROC-AUC). Статистический анализ результатов классификации производился посредством рангового теста Вилкоксона (Demsar, 2006). Для интерпретации результатов классификации методом алгоритма градиентного бустинга и получения информации о среднем вкладе признака среди всех возможных коалиций был использован Shapley Additive Explanations (SHAP) метод (Lundberg, Su-In, 2017).

2.2 РЕЗУЛЬТАТЫ И ИХ ОБСУЖДЕНИЕ

2.2.1 Поведенческие результаты

Поведенческие результаты испытуемых, принимавших участие в обоих этапах исследования, связанных с использованием ЭЭГ, в целом совпадают, за исключением большего количества ПО на ПАР задачи в МГ на этапе исследования, сопряженного с использованием 19-канального регистратора ЭЭГ: $F(2, 28) = 5.97$; $p = .007$; $\eta^2 = .30$; $1 - \beta = 0.84$. Также не было обнаружено различий в вербальном компоненте РП между испытуемыми-математиками и испытуемыми-гуманитариями. Подобная повторяемость наблюдений может свидетельствовать о приблизительно равномерном формировании групп испытуемых с точки зрения уровня общего интеллекта. ВРГ и СРГ, в свою очередь, отличались между собой по ВР и ПО без эффекта задач. По ВР: $F(1, 22) = 37.74$, $\eta^2 = .63$, $1 - \beta = 0.99$, $p < 0.00003$ и по ПО: $F(1, 22) = 7.75$, $\eta^2 = .26$, $1 - \beta = 0.76$, $p < 0.01$ участники ВРГ достоверно справлялись лучше.

2.2.2 Результаты анализа паттернов ЭЭГ, связанных с решением задач

Пермутационный кластерный тест.

Различия в СПМ между задачами по всей совокупности испытуемых ($N=16$) были существенными, что иллюстрирует рисунок 2. Все задачи достоверно отличались друг от друга в альфа диапазоне, при этом максимальная мощность альфа ритма отмечалась при решении АР задач, а минимальная, при решении ПАР. Обнаруженная связь АР задач с более высокой СПМ в диапазоне альфа ритма по сравнению с ВЕРБ задачами согласуется с данными, также продемонстрировавшими более существенное снижение альфа ритма при решении анаграмм в противовес АР задачам, так как анаграммы могут требовать

больше ментальных усилий, индуцирующих супрессию альфа ритма (Magosso, Ricci, Ursino, 2021).

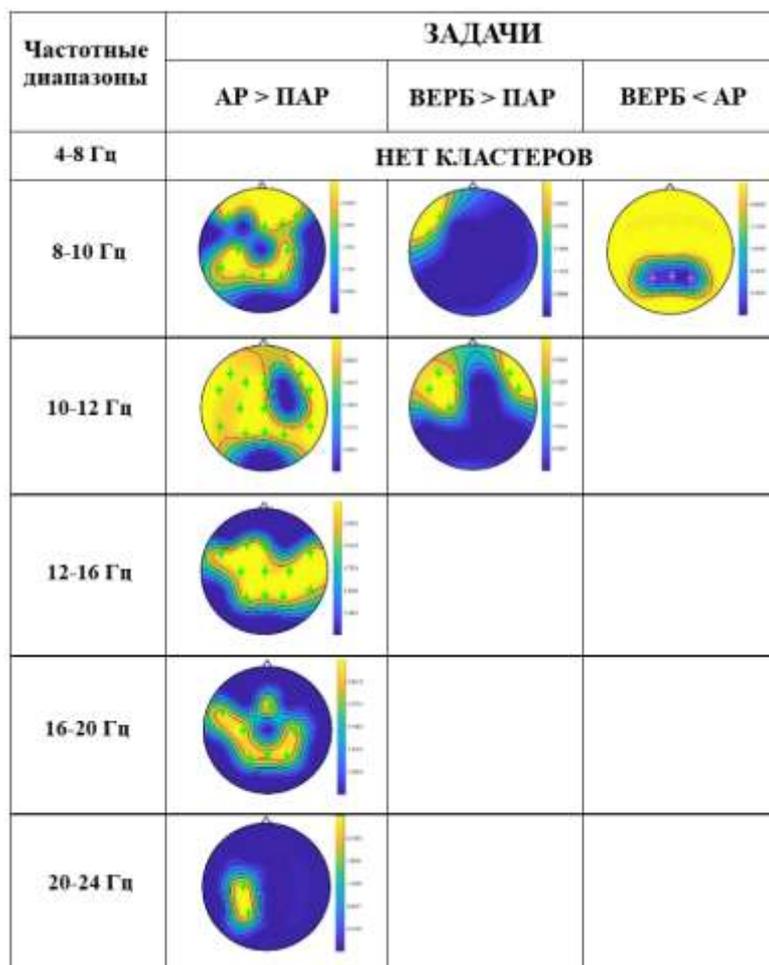


Рисунок 2. Различия в мощностях спектров, усредненных по шести диапазонам между тремя типами задач. Крестообразными маркерами отмечены электроды, на которых были обнаружены различия в СПМ между разными типами задач с поправкой на множественность сравнений ($p < 0.028$). Цвет маркера означает знак: зелёный – положительный, красный – отрицательный. Цветовая шкала справа указывает на значения Wilcoxon Z-value.

Хотя процессы, связанные со сложной умственной арифметикой и выходят за рамки простого извлечения из памяти и требуют повышения лобно-теменной активации и альфа десинхронизации (Artemenko и др., 2019) логические математические задачи представляются все же более ресурсоемкими, поскольку используют процедурные стратегии более высокого порядка, что проявляется усиленным подавлением альфа ритма при решении ПАР задач (Artemenko и др., 2019).

В то же время, ПАР задачи продемонстрировали сниженную СПМ по сравнению с АР задачами не только в альфа, но и в широком бета сегменте мозговых осцилляций. Эти наблюдения согласуются с результатами предыдущих исследований (Walter и др., 2017), показавшими синхронную депрессию альфа и нижнего бета ритмов на лобно-затылочных

электродах по мере увеличения когнитивной сложности задач. Однако есть работы, демонстрирующие обратные взаимоотношения альфа и бета ритмов (Kukleta и др., 2009). Отличия в области бета ритма отмечались только для пары АР и ПАР, различий между задачами в тета диапазоне обнаружено не было.

Машинное обучение

Усредненные результаты классификации паттернов ЭЭГ, ассоциированных с типом решаемых задач представлены в таблице 2.

Таблица 2. Результаты индивидуальной попарной классификации задач, усредненные по группам и по всей выборке испытуемых. Жирным шрифтом выделены значения точности классификации пар, показавших достоверное отличие, курсивом – приближающиеся к достоверному.

Задачи/Участники	МГ n=8	НМГ n=8	Все участники n=16
АР-ПАР	79.93 ± 7.3%	74.77 ± 7.1%	77.35 ± 7.5%
ВЕРБ-АР	86.66 ± 4.8%	81.8 ± 6.2%	84.23 ± 5.9%
ВЕРБ-ПАР	<i>84.6 ± 6.3%</i>	<i>78.04 ± 7.0%</i>	81.32 ± 7.3%

Для всей совокупности испытуемых АР задачи распознавались достоверно лучше в паре с ВЕРБ задачами, чем с ПАР; $F(1.15) = 7,78$, $p = 0.009$. Отличия между группами испытуемых в точности индивидуальной классификации задач не достигла статистически значимого уровня, однако наблюдалась выраженная тенденция к увеличению точности различения ВЕРБ задач от ПАР в МГ, по сравнению с НМГ ($p = 0.052$ согласно U-критерию Манна-Уитни).

Высокая точность распознавания задач показала возможность использования ЭЭГ паттернов для классификации не только ВЕРБ заданий от математических, но и разные виды математических задач между собой. Также необходимо отметить успешную классификацию обоих типов математических задач от анаграмм. Несмотря на то, что математические задачи используют вербальные когнитивные функции для удержания промежуточных результатов вычислений (Adams, Hitch, 1997) и формулирования правил, описывающих различные числовые последовательности (Chaouachi, Jraidi, Frasson, 2011), высокая точность их классификации от анаграмм, похоже, подтверждает гипотезу об уникальных математических паттернах ЭЭГ, отличающихся от паттернов, связанных с нематематической языковой активностью и это предположение находит свое подтверждение в литературе (Wilson, Fisher, 1995).

Значимым в текущем исследовании является относительно удачная кросс-индивидуальная классификация задач, результаты которой схематично изображены на рисунке 3.

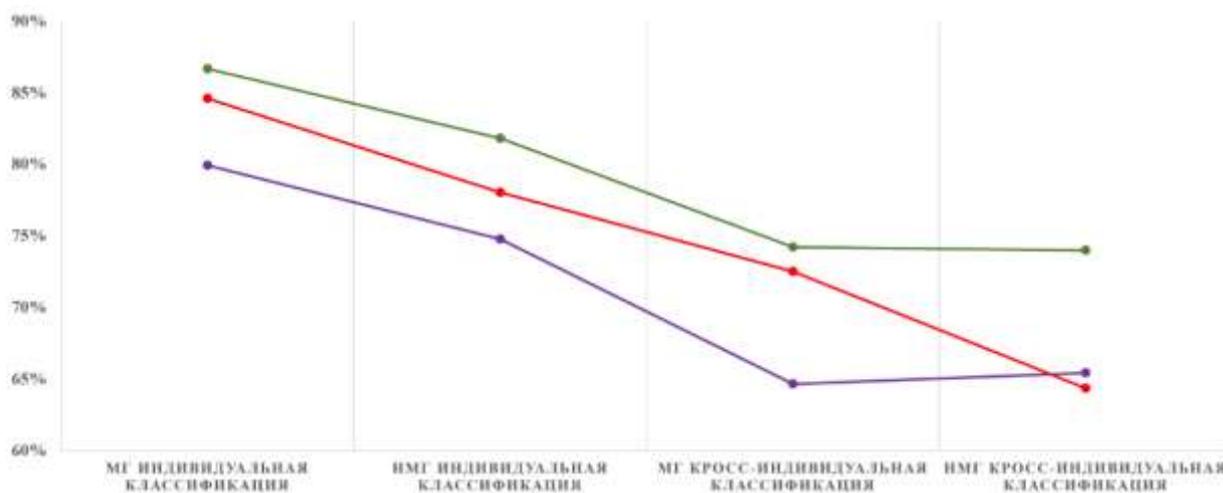


Рисунок 3. Диаграмма точности попарной классификации задач в контексте групп испытуемых и способа анализа данных: индивидуальная – кросс-индивидуальная. Зеленым цветом отмечена пара ВЕРБ-АР, красным: ВЕРБ-ПАР и фиолетовым: АР-ПАР.

Хотя статически значимой разницы в точности кросс-классификации обнаружено не было ни между группами, ни между условиями, похоже, они в общих чертах отражают тенденции индивидуальной классификации. Несмотря на существенно более низкие показатели точности кросс-индивидуальной классификации, результаты выглядят вполне обнадеживающими и способны стимулировать дальнейшие исследования в этом направлении.

2.2.3 Результаты анализа паттернов ЭЭГ, связанных с типом высшего профессионального образования

Пермутационный кластерный тест по данным 19-канальной ЭЭГ

Кластерный пермутационный тест показал различия между паттернами ЭЭГ испытуемых МГ и НМГ в состоянии спокойного бодрствования в области центрального и правостороннего фронтального тета ритма (4-8 Гц), а при решении АР задач дополнительно и в области срединно-фронтального тета ритма, см рисунки 7 и 9.

Фронтально-париетальная сеть, согласно исследованиям, активизируется в тета диапазоне у математически одаренных подростков при решении математических задач (Zhang, Gan, Wang, 2015a; 2017). Многочисленные исследования подтверждали связь математического мышления и правой лобной доли (Lin и др., 2015; O'boyle, Alexander,

Benbow, 1991; Shen, Liu, Chen, 2018; Prescott и др., 2010). Избирательное включение правой лобной доли связано с сильной способностью препятствовать извлечению нерелевантной задаче информации (Klimesch, Sauseng, Hanslmayr, 2007). Фронтальный срединный тета ритм, как правило, ассоциируется с функциями исполнительного контроля (Ishii и др., 2014; Mizuhara и др., 2004; Mizuhara, Yamaguchi, 2007), сложной когнитивной деятельностью (Cavanagh, Frank, 2014) и мониторингом ошибок (Cavanagh, Frank, 2014; Mizuhara, Yamaguchi, 2007). Увеличение фронтального срединного тета ритма наблюдается при решении задач на умственную арифметику (Magosso, Ricci, Ursino, 2021), требующих повышенной потребности в элементах исполнительного контроля РП таких, как обновление, переключение между ментальными стратегиями и пр. (Ishii и др., 2014).

Различий между испытуемыми-математиками и испытуемыми-гуманитариями в альфа и бета частотном диапазоне обнаружено не было.

Пермутационный кластерный тест по данным 128-канальной ЭЭГ

По данным кластерного теста перестановок отмечается слабая связь его результатов и типа решаемых задач, см. рисунки 6, 7 и 8. Наиболее значимые кластеры между МГ и НМГ отмечались в двух верхних бета диапазонах преимущественно над центральными и задними отделами мозга и в меньшей степени, в верхнем тета диапазоне, преимущественно над височными и теменно-затылочными регионами. Усиление мощности осцилляций на частотах 6-8 Гц может свидетельствовать о высокой способности к фокусировке внимания и к внутренней концентрации. Максимальные различия между МГ и НМГ наблюдались в полосе бета частот. Ранее была отмечена связь бета волн со спокойной сфокусированной и интровертной концентрацией (Abhang, Gawali, Mehrotra, 2016), что хорошо согласуется с выдвинутым выше предположением о высокой способности математиков к сосредоточению.

По фоновым данным ЭЭГ специалистов в математической и в гуманитарной сферах значимые различия не обнаружены. Также не обнаружены различия между ВРГ и СРГ ни при решении задач, ни по фоновым данным ЭЭГ.

Машинное обучение

Все использованные в работе способы классификации данных показали стабильно высокие результаты, которые представлены на рисунке 4. Статистической разницы ни между методами, ни между задачами не обнаружено.

На рисунке 5 представлены выделенные с помощью SHAP-метода значимые признаки для классификации испытуемых МГ против НМГ посредством алгоритма

градиентного бустинга для 10 пар тестовой выборки для ВЕРБ задач (А), АР задач (Б) и ПАР задач (В). В отношении такого способа получения весов классификатора отмечается слабая связь значимых признаков с типом решаемой задачи.

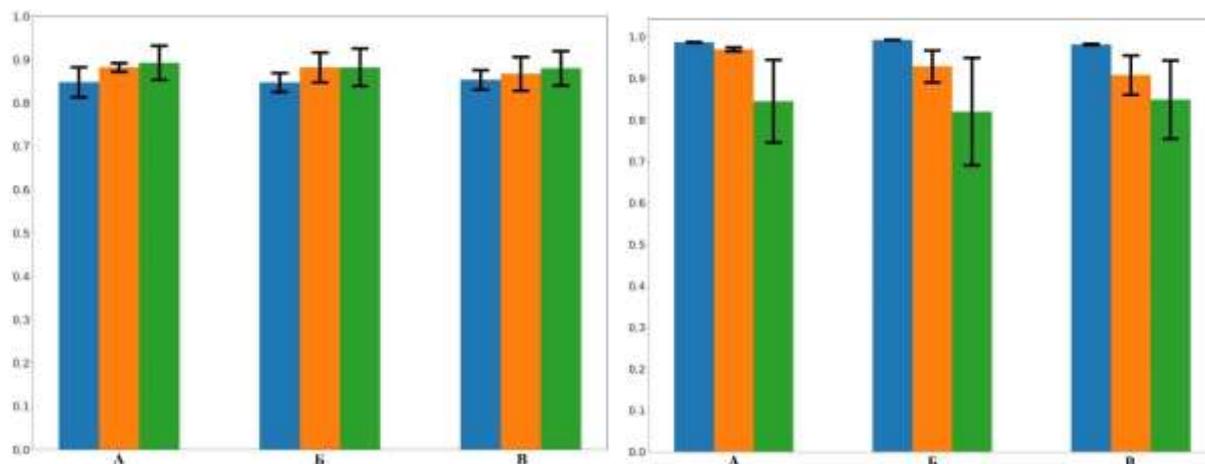


Рисунок 4. Показатели классификации испытуемых МГ и НМГ. Слева – средняя точность классификации; Справа - ROC-AUCs классификации. По вертикали – значения средней точности классификации для: логистической регрессии с контролируемой обработкой признаков - синий цвет, логистической регрессии с Римановской обработкой признаков – оранжевый цвет и алгоритма градиентного бустинга - зеленый цвет в рамках ВЕРБ задач (А), АР задач (Б) и ПАР задач (В).

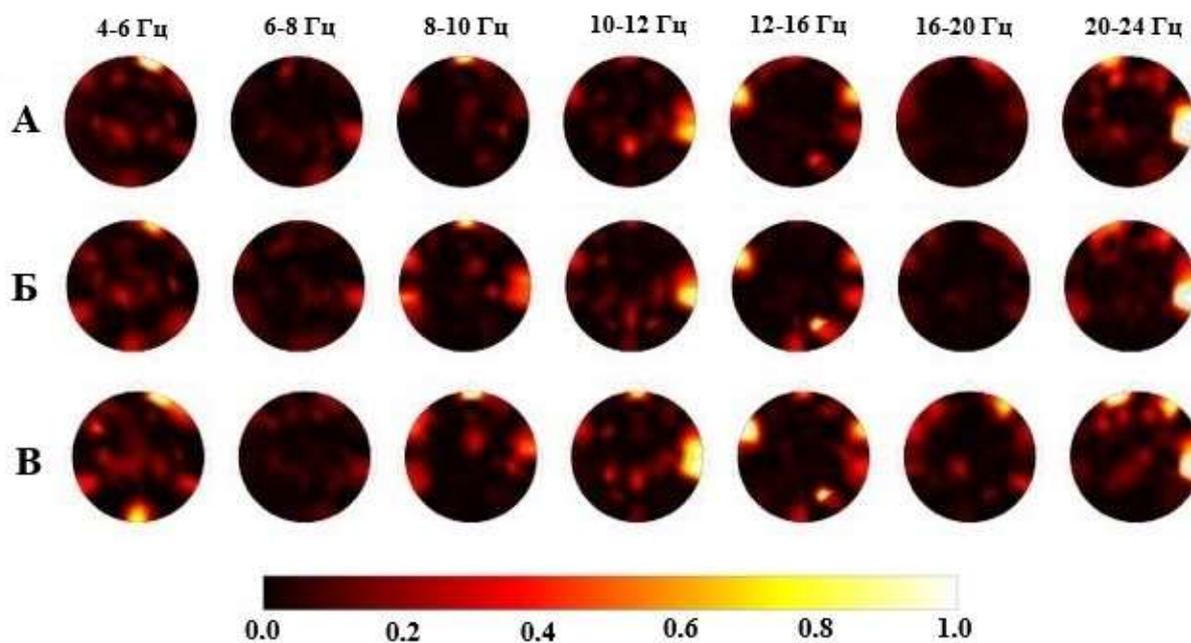


Рисунок 5. Результаты классификации испытуемых МГ против НМГ посредством алгоритма градиентного бустинга. Значимые признаки для ВЕРБ задач (А), АР задач (Б) и ПАР задач (В). Цветовая шкала отображает уровень значимости признаков.

По каждому типу задач были выявлены 30 наиболее значимых признаков для классификации, удаление которых из входного потока данных существенно снижало качество работы классификатора. Для каждого типа задач на рисунках 6, 7 и 8

представлены схемы расположения электродов, соответствующих 30-ти наиболее значимым для классификации признакам. По фоновым записям результаты классификации участников МГ и НМГ определялись на уровне случайного. Значения средней точности классификации испытуемых ВРГ и СРГ по паттернам электрической активности мозга во время выполнения когнитивных задач и по фоновым записям также определялись на уровне случайного.

2.2.4 Обобщение результатов статистического анализа данных двух инструментальных этапов исследования

Для статистического анализа отличий в паттернах ЭЭГ между группами испытуемых были применены кластерные тесты перестановок и анализ выделенных с помощью SHAP-метода 30-ти наиболее значимых признака для классификации методом градиентного бустинга, см рисунки 6, 7, 8 и 9.

Пермутационный анализ как данных 19-канальной ЭЭГ, так и 128-канальной ЭЭГ показали наличие значимых различий между группами, разделенными на основании уровня математического образования (базовое школьное или профессиональное). Оба пермутационных теста продемонстрировали наличие этих различий в тета диапазоне. Однако данные 19-канальной ЭЭГ показывают, что они определяются над фронтальными и центральными отделами мозга, в то время, как данные 128 канальной ЭЭГ показывают различия между спектрами ЭЭГ над височными и затылочными отделами мозга. Пермутационный тест по данным 128-канальной ЭЭГ показал, что подавляющее большинство кластеров различий выявляется в двух верхних бета диапазонах в то время, как тест, проведенный на данных 19-канальной ЭЭГ значимых кластеров в бета диапазоне не находит. Не находит он также кластеров значимых различий между группами и в области альфа ритма.

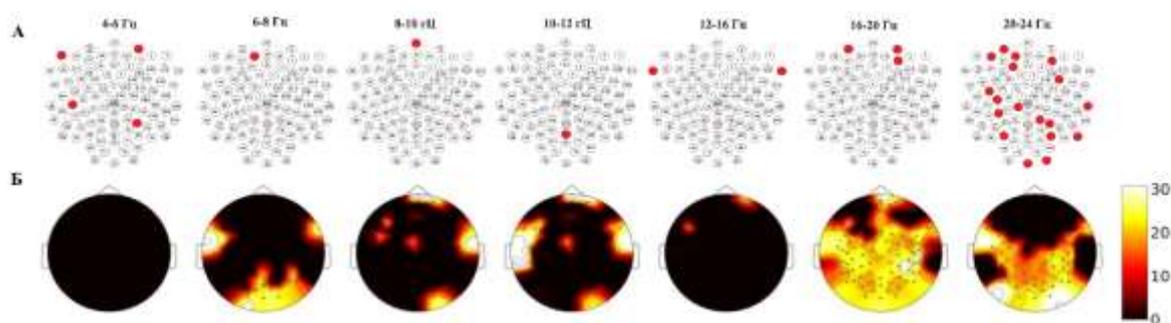


Рисунок 6. Скомпилированное изображение результатов сравнения электрической активности мозга испытуемых МГ и НМГ во время решения ВЕРБ задач: (А) Локализация электродов (выделены красным цветом) соответствующих 30-ти наиболее значимых признакам для классификации; (Б) Результаты кластерного пермутационного теста по данным 128-канального ЭЭГ. Цветовая шкала справа показывает уровень достоверности обнаруженных различий между группами, чем светлее, тем достовернее.

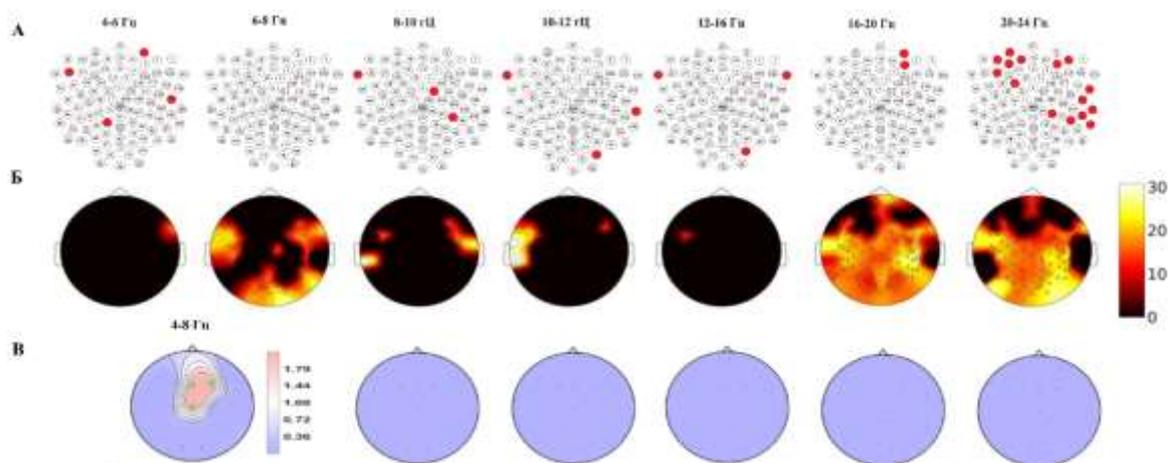


Рисунок 7. Скомпилированное изображение результатов сравнения электрической активности мозга испытуемых МГ и НМГ во время решения АР задач: (А) Локализация электродов (выделены красным цветом), соответствующих 30-ти наиболее значимых признакам для классификации; (Б) Результаты кластерного пермутационного теста по данным 128-канального ЭЭГ. Цветовая шкала справа показывает уровень достоверности обнаруженных различий между группами, чем светлее, тем достовернее. (В) Результаты кластерного пермутационного теста по данным 19-канального ЭЭГ. Цветовая шкала справа указывает на значения Wilcoxon Z-value.

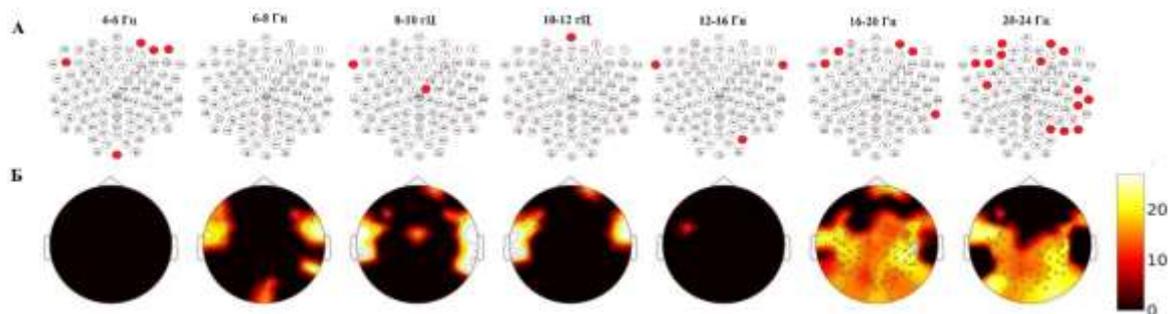


Рисунок 8. Скомпилированное изображение результатов сравнения электрической активности мозга испытуемых МГ и НМГ во время решения ПАР задач: (А) Локализация электродов (выделены красным цветом) соответствующих 30-ти наиболее значимых признакам для классификации; (Б) Результаты кластерного пермутационного теста по данным 128-канального ЭЭГ. Цветовая шкала справа показывает уровень достоверности обнаруженных различий между группами, чем светлее, тем достовернее.

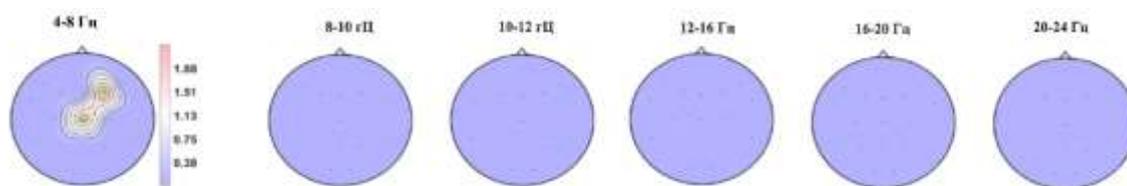


Рисунок 9. Результаты кластерного пермутационного теста по данным 19-канального ЭЭГ, записанным в состоянии покоя. Шкала справа указывает на значения Wilcoxon Z-value.

Подходы к разделению классов, используемые в машинном обучении, обращаются к совершенно иным статистическим техникам. Благодаря SHAP методу из общего набора

значимых для классификации признаков, можно выделить и самые критические, при удалении которых из входного сета данных точность классификации падает драматически. Для каждого из условий было выделено по 30 наиболее значимых для классификации признаков, что составляет примерно 5% от всех значимых признаков.

SHAP метод показал, что для условий, связанных с решением задач наибольший вклад в успешность классификации МГ и НМГ внес бета-диапазон. Пермутационный тест по данным 128 каналов также выделяет бета диапазон – как наиболее выраженный по содержанию в нем кластеров (Рис. 6, 7, 8).

Вторым по значимости для успешной классификации испытуемых МГ и НМГ, согласно SHAP – методу, является тета-ритм, преимущественно, над фронтальными областями. В общих чертах это соответствует результатам пермутационного теста по данным 19-канальной ЭЭГ.

Таким образом, все использованные в работе методы показали наличие связи между профессиональными занятиями математикой и ритмической активностью мозга испытуемых.

3. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В настоящей работе впервые были проанализированы паттерны электрической активности мозга, связанные с ментально схожими задачами, в том числе разными типами математических задач и, что более важно, были проанализированы паттерны электрической активности мозга, ассоциированные с математическим или гуманитарным типом высшего профессионального образования.

Поведенческие результаты испытуемых, по данным трех этапов исследования, в целом повторялись. Проведенное исследование ставит под сомнение ключевую роль вербального домена РП в процессах математической обработки у взрослых хорошо образованных людей. Предполагалось, что испытуемые МГ и НМГ покажут разную результативность выполнения задач, однако значимых поведенческих отличий между испытуемыми с математическим и гуманитарным типом образования выявлено не было. В дополнении к разделению испытуемых на группы согласно типу образования был применен еще один критерий – поведенческая результативность. Испытуемые были разделены на ВРГ и СРГ на основе ВР всех правильно решенных задач. В каждой из групп относительно равномерно присутствовали специалисты, как с математическим, так и с гуманитарным профилями образования. Ни одним из использованных в работе статистическим методом не было выявлено различий между паттернами ЭЭГ испытуемых ВРГ и СРГ, при том, что различия между испытуемыми МГ и НМГ выявлялись в широком

диапазоне частот и были успешно обнаружены методами машинного обучения. Необходимо также отметить, что выраженность и распространенность отличий между паттернами ЭЭГ специалистов с математическим и гуманитарным типами образования мало зависели от типа решаемой задачи. Принимая во внимание указанные факты, было выдвинуто предположение о связи обнаруженных различий в электрической активности мозга скорее с математическим профессионализмом, чем со способностями в математической или в технической сферах.

Результаты проведенного исследования, совместно с ранее опубликованными данными позволили выдвинуть предположение о существовании специфических математических фронто-париетальных сетей мозга, со специфической осцилляторной активностью в тета и бета диапазонах, ассоциированных не только с математическими способностями и процессами математической обработки, но и с углубленным математическим опытом и навыками. В то же время полученных результатов недостаточно для формирования заключения об истоках поведенческих и нейрофизиологических различий между специалистами в математической и гуманитарной сферах: являются ли они генетически обусловленными или проистекают из многолетней математической практики.

4. ВЫВОДЫ

1. Влияние фонологической петли РП у лиц, обладающих высокими академическими способностями, ограничено и не вносит существенного вклада в решение математических задач. Разницы в объеме фонологической петли РП между группами не выявлено. Не было выявлено статистически значимых корреляций между объемом вербального компонента РП и поведенческими показателями на основном этапе исследования.

2. Математические задачи, с присущим им логическим компонентом, отличаются не только от вербальных, но и от задач сложной умственной арифметики и характеризуются определенным ритмическим паттерном. При анализе мощности спектров 19-канальной ЭЭГ наиболее значительная разница выявилась между АР и ЛАР задачами, которая характеризовалась распространенным преобладанием электрической активности мозга при решении АР задач в широком диапазоне альфа и бета осцилляций.

3. Паттерны специфической ритмической активности фронто-париетальных областей мозга в тета и бета диапазонах связаны не только с математическими способностями и процессом математической обработки данных, о чем свидетельствуют

проведенные ранее исследования на детях и подростках, но и с профессиональными долговременными занятиями математикой у взрослых, и это выявляется посредством стандартных статистических методов и методов машинного обучения в данном исследовании.

4. Несмотря на высокую индивидуальную вариативность мозговой ритмической деятельности, современные математические методы машинного обучения позволяют проводить надежную классификацию на кросс-индивидуальном уровне, и не только различных когнитивных процессов, но и индивидуумов, формируя при этом паттерны и значимые признаки классификации, интерпретируемые биологически и согласующиеся с уже известными фактами.

5. СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ

ROC-AUC - Receiver Operating Characteristic Curve and Area Under the Curve

SHAP - Shapley Additive Explanations

АР – арифметические

ВЕРБ – вербальные

ВР – время решения правильно решенных задач

ВРГ - высоко-результативная группа

ВУЗ – высшее учебное заведение

ИНС – искусственная нейросеть

МГ – математическая группа

НМГ - нематематическая группа

НО - количество задач, ответы на которые не были получены

ПАР – последовательности арифметические

ПО - количество правильных ответов

РП - рабочая память

СПМ - спектральная плотность мощности

СРГ - средне-результативная группа

ЭЭГ – электроэнцефалография

6. СПИСОК РАБОТ, ОПУБЛИКОВАННЫХ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

1. Чемерисова Е.В., Мартынова О.В. Влияние фонологической петли рабочей памяти на результативность решения математических и вербальных задач у математиков и гуманитариев // Журнал высшей нервной деятельности им И П Павлова. 2018. Том 68. №3. С. 340-348.
2. Chemerisova E., Atanov M., Mikheev I., Martynova O. Classification of verbal and mathematical mental operations based on power spectral density of EEG // ПСИХОЛОГИЯ. Журнал Высшей Школы Экономики. 2018. Т.15. №2. С. 268-278.
3. Steiner H., Mikheev I., Martynova O. Cross-Subject Classification of Effectiveness in Performing Cognitive Tasks Using Resting-State EEG //Appl Sci. 2023. 13(11):6606.

7. ТЕЗИСЫ

1. Чемерисова Е.В., Атанов М.С., Мартынова О.В. Классификация мыслительной деятельности при решении вербальных и математических задач на основе паттернов ЭЭГ // Материалы 8-ой международной конференции по когнитивной науке, Светлогорск. 2018. С. 1043
2. Steiner H., Martynova O. Task-related and Resting-state EEG Correlates of Mathematical Skills //2022 Fourth International Conference Neurotechnologies and Neurointerfaces (CNN). – IEEE, 2022. – С. 190-193.