

**МИНОБРНАУКИ РОССИИ**  
**Федеральное государственное бюджетное образовательное**  
**учреждение высшего образования**  
**«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ**  
**ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ**  
**Н.Г. ЧЕРНЫШЕВСКОГО»**

Кафедра динамического моделирования и биомедицинской инженерии

**«Применение попарной модели максимальной энтропии для анализа  
функциональной активности мозга во время выполнения когнитивных  
задач»**

---

наименование темы выпускной квалификационной работы

**АВТОРЕФЕРАТ МАГИСТЕРСКОЙ РАБОТЫ**

Студентки 2 курса 2281 группы

направления 12.04.04 «Биотехнические системы и технологии»

профиль подготовки «Аппаратные и программные средства биомедицины»

институт физики

Шабаева Алина Римовна

---

фамилия, имя, отчество

Научный руководитель:  
Доцент кафедры  
динамического  
моделирования и  
биомедицинской инженерии,  
к.ф.-м.н., доцент



---

подпись, дата 05.06.2026

Е.И. Боровкова

Зав. кафедрой динамического  
моделирования и  
биомедицинской инженерии,  
д.ф.-м.н., профессор



---

подпись, дата 05.06.2026

А.С. Караваяев

Саратов 2026

**Введение.** К одному из приоритетных направлений современной нейронауки относится понимание нейробиологических основ когнитивной деятельности человека [1]. Когнитивная усталость представляет собой состояние, которое возникает при длительной интеллектуальной нагрузке и характеризуется снижением эффективности выполнения задач, ухудшением внимания и скорости реакции. Своевременное выявление когнитивной усталости имеет критическое значение в профессиях, связанных с высокой ответственностью (например, пилоты, хирурги, операторы), а также в эргономике и психофизиологии труда. Традиционные методы оценки (например, опросники, тесты) являются субъективными и не позволяют получать непрерывную оценку когнитивного состояния человека в реальном времени.

Одним из методов, позволяющих регистрировать мозговую активность с высоким временным разрешением, является электроэнцефалография. Возможность неинвазивной регистрации электрической активности мозга с миллисекундной точностью делает её незаменимым инструментом для анализа быстротекущих когнитивных процессов, таких как внимание, память, принятие решений [2].

Классические подходы анализа функциональной связности между различными областями мозга, основанные на вычислении парных корреляций, рассматривают каждую пару каналов изолированно, игнорируя системное влияние всей сети, что может привести к ошибочному заключению о наличии прямой связи там, где наблюдаемая корреляция на самом деле обусловлена опосредованным влиянием через третий регион [3].

В качестве альтернативного подхода, преодолевающего эти ограничения, в последние годы развивается метод попарной модели максимальной энтропии, в основе которого лежат принципы статистической физики и теории информации. Он позволяет реконструировать полную матрицу функциональных взаимодействий между регионами мозга, учитывая индивидуальные склонности регионов к активации, попарные

взаимодействия между ними, максимизируя неопределенность распределения при сохранении эмпирически наблюдаемых средних значений и корреляций. Однако его применимость для анализа данных электроэнцефалографии и выявления маркеров когнитивной усталости требует дополнительного исследования [4].

Цель работы заключается в применении попарной модели максимальной энтропии для анализа функциональной активности мозга во время выполнения когнитивных задач и выявления электрофизиологических маркеров когнитивной усталости.

Для достижения поставленной цели были поставлены следующие задачи:

1. Предобработка сигналов электроэнцефалограммы.
2. Применение попарной модели максимальной энтропии для пяти частотных диапазонов.
3. Проведение комплексного сетевого анализа на основе матриц связности и расчёт сетевых метрик.
4. На основе сетевых метрик и параметров оценить возможность их использования для различения состояний когнитивной усталости и эффективной работы с применением методов машинного обучения.
5. Сравнить информативность попарной модели максимальной энтропии с традиционными методами функциональной связности для классификаций состояний когнитивной усталости.

Работа состоит из введения, девяти глав, заключения, списка используемых источников.

**Основное содержание работы.** Электроэнцефалография. Нейрон является структурной единицей нервной системы. Совокупность нейронов формирует сложные функциональные системы и нейронные ансамбли. [5-8]. Каждый отдельный нейрон способен генерировать электрический импульс. Синхронизированная активность миллионов нейронов порождает суммарную электрическую активность мозга, фиксируемую с помощью метода электроэнцефалографии. Электроэнцефалография представляет собой высокоточный метод исследования, который позволяет отслеживать быстрые динамические процессы в коре и подкорковых структурах мозга в режиме реального времени, обеспечивая чрезвычайно высокое временное разрешение (около миллисекунды). Процедура электроэнцефалографии проводится путём размещения электродов на интактных участках кожи головы строго в определённой последовательности. Получаемый сигнал представляет собой совокупность колебаний определённого частотного диапазона, называемых ритмами. К дельта-ритму относятся колебания на частоте 0.5-4 Гц, у здоровых взрослых его активность характерна для глубокого сна, медитации и восстановительных процессов. Тета-ритм составляет от 4 до 8 Гц, его активность может свидетельствовать о патологии, либо быть отражением определённых функциональных состояний, связанных со снижением уровня активности мозга или, напротив, с концентрацией внимания, когнитивным или эмоциональным возбуждением. Альфа-ритм представляет собой ритмичные колебания с частотой 8-13 Гц и доминирует у здоровых взрослых людей в состоянии бодрствующего покоя при спокойной, ничем не нарушаемой мозговой деятельности. Бета-ритм ассоциируется с активным бодрствованием, фокусным вниманием, исполнительными функциями и моторным и охватывает частоты от 13 до 30 Гц. Гамма-ритм охватывает диапазон от 30 Гц до 120-180 Гц и отражает синхронизацию активности нейронных популяций, необходимой для восприятия, внимания, памяти [2, 9].

Мозговая активность. Мозг функционирует как единое целое. Современные исследования подтверждают, что функциональная асимметрия полушарий связана с индивидуальными различиями в когнитивных стилях [10-11]. Мозг – это интегративная система, состоящая из взаимодействующих крупномасштабных нейронных сетей, которые представляют собой группы анатомически удалённых, но функционально связанных областей, демонстрирующих согласованную активность при определённых когнитивных процессах. Сеть пассивного режима отвечает за самосознание, внутренние размышления и социальное взаимодействие. Сеть активного режима отвечает за внимание и концентрацию, состоит из дорсальной сети внимания и лобно-теменной сети управления. Также одной из крупнейших нейронных сетей мозга является соматомоторная сеть, отвечающая за координацию движений, обработку сенсорной информации и интеграцию двигательных реакций. Слуховая сеть отвечает за восприятие, обработку и интерпретацию звуковых сигналов. Постериорная зрительная сеть занимается первичной обработкой визуальной информации, поступающей от глаз. Срединная зрительная сеть обеспечивает высокоуровневую семантическую обработку визуальной информации. Языковая сеть обеспечивает восприятие, производство и понимание речи. Эффективность мозга определяется тем, насколько хорошо эти сети синхронизируются или подавляют друг друга [12].

Когнитивная задача. Согласно протоколу индукции ментальной усталости, был проведён эксперимент с применением индивидуально дозированной когнитивной нагрузки, общая продолжительность которого составляла 60-240 минут и включала 4-16 блоков по 15 минут каждый. Стандартизированная когнитивная задача заключается в последовательном арифметическом вычитании. Для каждого испытуемого рассчитывались индекс поведенческой эффективности и индекс ментальной усталости по блокам задачи [13-14].

Попарная модель максимальной энтропии. Попарная модель максимальной энтропии представляет собой статистическую модель, которая используется для описания совместной активности множества элементов, исходя из предположения, что распределение их состояний максимально случайно (имеет максимальную энтропию) при условии сохранения наблюдаемых средних значений активности каждого элемента и попарных корреляций между ними. Модель позволяет количественно оценить, насколько наблюдаемые паттерны совместной активности регионов мозга могут быть объяснены только их индивидуальными склонностями к активации и попарными взаимодействиями, без учёта взаимодействий более высокого порядка. Она основана на максимизации энтропии при сохранении эмпирически наблюдаемых средних активаций отдельных регионов мозга и корреляций между парами регионов. Попарная максимальная энтропия предполагает наличие двух типов параметров: параметры активности, характеризующие вероятность активности каждого отдельного региона, и параметры взаимодействия, характеризующие функциональные связи между парами регионов. Преимущества данного метода заключаются в его способности оценивать глобальные паттерны активности всего мозга одновременно, отражение физиологических свойств больших масштабных сетевых структур мозга, способность выделять прямые анатомические связи даже среди большого числа косвенных соединений. Метрики показывают, насколько хорошо полученная модель описывает эмпирические данные. Ассигасу показывает, какую часть структуры данных, не объясняемой независимой моделью, удаётся объяснить парной модели. Reliability отражает насколько надёжно модель воспроизводит наблюдаемую динамику. AUC показывает, насколько хорошо матрица взаимодействий соответствует ожидаемому паттерну функциональных связей. Для оценки статистической значимости модели используется permutation test [4].

Функциональная связность и частная корреляция. Так же рассматривалась функциональная связность, отражающим статистическую

зависимость между временными рядами активности двух каналов, чаще всего измеряемую с помощью коэффициента корреляции Пирсона. Частная корреляция представляет собой меру линейной зависимости между двумя переменными после исключения влияния всех остальных переменных [15].

Комплексный сетевой анализ. Мозг рассматривают как сложную интегративную систему, состоящую из взаимодействующих элементов. Комплексный сетевой анализ является одним из междисциплинарных подходов для описания таких систем. Он изучает сложные системы, представленные в виде графов (сетей), состоящих из узлов (вершин) и связей (ребер) между ними. Узлы соответствуют областям мозга или каналам в электроэнцефалографии, а рёбра отражают функциональные связи между ними (сила взаимодействия), что позволяет применять мощный аппарат теории графов для количественного описания организации функциональных сетей мозга. Метод определения порогового значения основан на ортогональных минимальных остовных деревьях. На основе полученной сети рассчитываются сетевые метрики, используемые в дальнейшем для классификации [16-17].

Подготовка данных. Подготовка данных включала в себя удаление низкочастотных и высокочастотных шумов, использование режекторного фильтра для удаления влияния сетевой наводки, выделение 5 частотных диапазонов, z-нормализация (приведение к среднему 0, стандартному отклонению 1), разделение на блоки когнитивной нагрузки, бинаризацию сигналов [18-19].

Машинное обучение для классификации когнитивных состояний. Для решения этой задачи классификации методы машинного обучения. Использовались две группы классификаторов. Первая группа включает модели, не требующие масштабирования признаков (Random Forest, Gradient Boosting, Extra Trees), а вторая группа включает модели, требующие масштабирования признаков (Logistic Regression, метод опорных векторов, K-ближайших соседей). Для масштабирования рассматривались четыре

распространенных способа масштабирования признаков (StandardScaler, RobustScaler, QuantileTransformer, MinMaxScaler). Для оценки обобщающей способности моделей использовалась групповая кросс-валидация (GroupKFold) с разбиением по испытуемым, что исключает утечку данных между обучающей и тестовой выборками [20-21].

Результаты. Есть два класса IES – эффективная работа и IF – когнитивная усталость. IES = 0 – низкая эффективность, IES = 1 – высокая эффективность, IF = 0 - нет усталости, IF = 1 - есть усталость. Тогда есть 4 возможных состояния: 00, 01, 10, 11 (первая цифра - IES, вторая - IF). При рассмотрении изменений спектральных характеристик и когерентности были выявлены закономерности: выход из усталости (восстановление) сопровождается массивным ростом высокочастотной активности (бета-, гамма- диапазоны) в правом полушарии, вход в усталость характеризуется падением высокочастотной активности (гамма-диапазон) преимущественно в левом полушарии. Парная модель максимальной энтропии продемонстрировала высокое качество описания данных во всех частотных диапазонах. Ассигнатура для альфа- и бета-ритмов составляет  $0.95 \pm 0.02$ , для дельта-ритма –  $0.90 \pm 0.03$ , для тета-ритма –  $0.94 \pm 0.02$ , для гамма-ритма –  $0.96 \pm 0.01$ . Reliability также находится в таких диапазонах. Переобучение для альфа-ритма составляет  $0.004 \pm 0.009$ , для бета-ритма –  $0.004 \pm 0.008$ , для дельта-ритма –  $0.003 \pm 0.015$ , для тета-ритма –  $0.003 \pm 0.008$ , для гамма-ритма –  $0.007 \pm 0.009$ . Для всех ритмов метрика AUC составила приблизительно  $0.80 \pm 0.04$ . Permutation test подтвердил, что модель значимо лучше случайного распределения ( $p < 0.001$ ). Наилучший результат для классификации когнитивной усталости был достигнут при использовании парной модели максимальной энтропии. Оптимальная конфигурация включала нормализацию – комбинация абсолютного и относительного отклонения от фонового состояния, частотные диапазоны – альфа- и гамма-ритмы, модель машинного обучения – метод опорных векторов с предварительным

масштабированием признаков StandardScaler, а индексами были показатели для функциональных областей мозга (средняя абсолютная сила связей). Достигнутые значения метрик качества составили  $AUC = 0.833 \pm 0.078$ , accuracy = 0.654, F1 = 0.710. Метод частных корреляций показал лучший результат при рассмотрении всех пяти ритмов, с масштабированием признаков MinMaxScaler, признаками были основаны на анализе полушарной асимметрии ( $AUC = 0.778 \pm 0.106$ ). Метод функциональной связности достиг при использовании нормализации – относительное изменение от состояния покоя, индексов, основанных на анализе двух функциональных сетей мозга, комбинации бета-, тета- и гамма-ритмов, классификатора метод опорных векторов с масштабированием признаков StandardScaler ( $AUC = 0.769 \pm 0.055$ ). Для классификации эффективной работы наилучший результат также был достигнут с использованием попарной модели максимальной энтропии. Оптимальная конфигурация включала нормализацию – комбинация абсолютного и относительного отклонения от фонового состояния, частотные диапазоны – комбинация альфа- и бета-ритмов, модель машинного обучения – метод опорных векторов (с масштабированием StandardScaler), а индексами были показатели на основе функциональных областей мозга. Достигнутые значения метрик качества составили  $AUC = 0.738 \pm 0.070$ , accuracy = 0.697, F1 = 0.710. Метод частных корреляций показал лучший результат при использовании нормализации – относительное изменение от фонового состояния, рассмотрении комбинации альфа- и бета-ритмов, классификатора метод опорных векторов с масштабированием признаков StandardScaler, индексы были основаны на анализе функциональных областей мозга ( $AUC = 0.701 \pm 0.110$ ). Метод функциональной связности достиг наилучшего результата при использовании отсутствия нормализации признаков относительно фонового состояния, только гамма-ритма, классификатора метод опорных векторов (QuantileTransformer), индексов, основанных на анализе функциональных областей мозга ( $AUC = 0.708 \pm 0.070$ ). При классификации на основе сетевых метрик для предсказания

когнитивной усталости наилучший результат был достигнут при использовании метода частной корреляции. Оптимальная конфигурация включала нормализацию – комбинация абсолютного и относительного отклонения от фонового состояния, бета-ритм, классификатор – метод опорных векторов с масштабированием `MinMaxScaler` при анализе изменчивости вентральной сети внимания и сети значимости, признаки отражали адаптивность сетей (OMST-дистанция, доля отрицательных связей, баланс). Достигнутые значения метрик качества составили  $AUC = 0.834$ ,  $accuracy = 0.768$ ,  $F1 = 0.767$ . Попарная модель максимальной энтропии показала результат  $AUC = 0.795$  при использовании нормализацию – относительное изменение от фонового состояния, бета-ритма, классификатора метод опорных векторов с масштабированием признаков `StandardScaler`, анализировались сетевые параметры отдельно для левого и правого полушарий. Метод функциональной связности достиг  $AUC = 0.776$  при использовании модели логистической регрессии с масштабированием признаков `QuantileTransformer`, рассмотрении изменения положительных сетевых параметров для сети пассивного режима и дорсальной сети внимания относительно индивидуального фонового состояния в тета-диапазоне. Для классификации эффективной работы на основе признаков комплексного сетевого анализа наилучший результат был достигнут при использовании попарной модели максимальной энтропии. Оптимальная конфигурация включала: частотный диапазон – бета-ритм, нормированное отклонение от фонового состояния, классификатор K-ближайших соседей с масштабированием `StandardScaler`, набор признаков включал глобальную эффективность и среднюю длину пути для сети пассивного режима и дорсальной сети внимания. Достигнутые значения метрик качества составили  $AUC = 0.733$ ,  $accuracy = 0.665$ ,  $F1 = 0.656$ . Метод частных корреляций показал лучший результат при использовании нормализации – относительное изменение от состояния покоя, рассмотрении альфа-ритма, классификатора – логистическая регрессия с предварительным масштабированием признаков

MinMaxScaler, индексы были основаны на соотношении возбуждения и торможения в сенсомоторной, зрительной и височной сетях ( $AUC = 0.709$ ). Метод функциональной связности достиг наилучшего результата при использовании комбинации абсолютного и относительного отклонения значений от фонового состояния, рассмотрении гамма-ритма, классификатора K-ближайших соседей с масштабированием QuantileTransformer, индексы представляли собой глобальную эффективность и среднюю длину пути во фронтопариетальной сети (центральной исполнительной сети) ( $AUC = 0.667$ ).

**Заключение.** В результате исследовательской работы была проведена предобработка сигналов электроэнцефалограммы, включающая полосовую фильтрацию, использование режекторного фильтра с центральной частотой 60 Гц, перерасчёт к среднему референсу по 19 каналам, выделение пяти частотных диапазонов (альфа, бета, гамма, тета, дельта) из 16 каналов, z-нормализацию, бинаризацию с нулевым порогом, сегментацию на 15-минутные блоки. Также попарная модель максимальной энтропии успешно описала функциональные взаимодействия во всех частотных диапазонах. Наилучший результат для классификации когнитивной усталости и эффективности по средним абсолютным значениям параметров взаимодействия был достигнут при использовании попарной модели максимальной энтропии. На признаках комплексного сетевого анализа наилучший результат для классификации усталости продемонстрировал метод частных корреляций, для классификации эффективности – попарная модель максимальной энтропии. Спектральный анализ показал, что выход из усталости сопровождается массивным ростом высокочастотной активности в правом полушарии, тогда как вход в усталость характеризуется падением высокочастотной активности преимущественно в левом полушарии.

## СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. rscf.ru [Электронный ресурс] : [сайт]. – URL: <https://rscf.ru/sites/default/files/Когнитивные%20исследования.pdf> (дата обращения 20.12.2025). – Загл. с экрана. – Яз. рус.
2. Invitro [Электронный ресурс]: [сайт]. – URL: <https://www.invitro.ru/library/instrumentalnaya-diagnostika/57871/> (дата обращения 18.012.2025). – Загл. с экрана. – Последнее изменение страницы: 3.09.2025. – Яз. рус.
3. Ивановский Р.И., Новожилов М.А. Анализ межканальных связей электроэнцефалограмм на основе корреляционных отношений // Математическая биология и биоинформатика. – 2016. – Т. 11, № 2. – С. 214-224.
4. Watanabe T, Hirose S, Wada H, et al. A pairwise maximum entropy model accurately describes resting-state human brain networks. Nat Commun. 2013. vol.4:1370. doi: 10.1038/ncomms2388
5. foxford.ru [Электронный ресурс]: [сайт]. – URL: [https://foxford.ru/wiki/biologiya/nervnaya-sistema-obschie-svedeniya?utm\\_referrer=https%3A%2F%2Fyandex.ru%2F](https://foxford.ru/wiki/biologiya/nervnaya-sistema-obschie-svedeniya?utm_referrer=https%3A%2F%2Fyandex.ru%2F) (дата обращения 20.05.2026). – Загл. с экрана. – Последнее изменение страницы: 10.05.2026. – Яз. рус.
6. Нейрофизиология : учеб. пособие / О.И. Дорогина ; М-во науки и высш. образования Рос. Федерации, Урал. федер. ун-т. – Екатеринбург : Изд-во Урал. ун-та, 2019. – 100 с.
7. Kandel E.R., Schwarz J.H., Jessell T.M. Principles of Neural Science. McGraw-Hill, 2013.
8. Purves D. et al. Neuroscience. Sinauer Associates, 2018.
9. Электроэнцефалография: учебно-методическое пособие / сост. ЛЮКЮ Будук-оол, Ш.В. Куулар, А.М. Ховалыг – Кызыл: Изд-во ТувГУ, 2020. – 48 с.- Текст: непосредственный.

10. Toga A.W., Thompson P.M. Mapping brain asymmetry. *Nat Rev Neurosci*. 2003.
11. Hugdahl K., Westerhausen R. *The two halves of the brain*. MIT Press, 2010.
12. Шульман Г. Мозг по дефолту [Электронный ресурс] // Биомолекула. — 19.02.2023. — URL: <https://biomolecula.ru/articles/mozg-po-defoltu> (дата обращения: 15.05.2026).
13. Tombaugh, T. N. (2006). A comprehensive review of the Paced Auditory Serial Addition Test (PASAT). *Archives of Clinical Neuropsychology*, 21(1), 53-76.
14. Medicom MTD: Electroencephalographic studies «Encephalan-EEG» ([medicom-mtd.com](http://medicom-mtd.com)).
15. Баврина А. П., Борисов И. Б. СОВРЕМЕННЫЕ ПРАВИЛА ПРИМЕНЕНИЯ КОРРЕЛЯЦИОННОГО АНАЛИЗА // Медицинский альманах. 2021. №3 (68). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/sovremennye-pravila-primeneniya-korrelyatsionnogo-analiza> (дата обращения: 23.05.2026).
16. Dimitriadis SI, Salis C, Tarnanas I, Linden DE. Topological Filtering of Dynamic Functional Brain Networks Unfolds Informative Chronnectomics: A Novel Data-Driven Thresholding Scheme Based on Orthogonal Minimal Spanning Trees (OMSTs). *Front Neuroinform*. 2017 Apr 26;11:28. doi: 10.3389/fninf.2017.00028. PMID: 28491032; PMCID: PMC5405139.
17. Dimitriadis SI, Antonakakis M, Simos P, Fletcher JM, Papanicolaou AC. Data-Driven Topological Filtering Based on Orthogonal Minimal Spanning Trees: Application to Multigroup Magnetoencephalography Resting-State Connectivity. *Brain Connect*. 2017 Dec;7(10):661-670. doi: 10.1089/brain.2017.0512. PMID: 28891322; PMCID: PMC6435350.
18. Ludwig KA, Miriani RM, Langhals NB, Joseph MD, Anderson DJ, Kipke DR. Using a common average reference to improve cortical neuron recordings from microelectrode arrays. *J Neurophysiol*. 2009; 101 (3): 1679-1689. doi: 10.1152/jn.90989.2008.

19. geeksforgeeks.org [Электронный ресурс]: [сайт]. – URL: <https://www.geeksforgeeks.org/data-analysis/z-score-normalization-definition-and-examples/?ysclid=mjhxh1fo1x194004135> (дата обращения 18.12.2025). – Загл. с экрана. – Последнее изменение страницы: 23.07.2025. – Яз. англ.

20. Github [Электронный ресурс]: [сайт]. – URL: <https://ajay-dhangar.github.io/algo/docs/extra/machine-learning/extra-trees/> (дата обращения 24.05.2025). – Загл. с экрана. – Последнее изменение страницы: 11.11.2024. – Яз. англ.

21. Тпрогер [Электронный ресурс]: [сайт]. – URL: <https://tproger.ru/translations/scikit-learn-in-python> (дата обращения 24.05.2025). – Загл. с экрана. – Последнее изменение страницы: 05.06.2019. – Яз. рус.

05.06.2026 *И.И. Ибраева А.Р.*