

ПРАВИТЕЛЬСТВО РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ  
ФГАОУ ВО НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ  
«ВЫСШАЯ ШКОЛА ЭКОНОМИКИ»

Факультет компьютерных наук  
Образовательная программа «Прикладная математика и информатика»

УДК 004

**Отчет об исследовательском проекте на тему:**  
**Классификация состояний работы мозга на основе данных, полученных неинвазивными**  
**методами**  
(промежуточный, этап 1)

**Выполнил студент:**

группы БПМИ236, 2 курса

Кушельман Дана Дмитриевна

**Принял руководитель проекта:**

Чернышев Всеволод Леонидович

Доцент

Департамент больших данных и информационного поиска

Международная лаборатория стохастических алгоритмов и анализа многомерных  
данных, ФКН НИУ ВШЭ

Москва 2024

# Оглавление

Аннотация

Список ключевых слов

1. Введение
2. Обзор литературы
3. План дальнейшей работы

Список литературы

## Аннотация

С развитием информационных технологий обработка больших объемов данных получила широкое применение в медицине, в частности, в анализе медицинских изображений. Например, можно анализировать рентгеновские снимки. МРТ, или магнитно-резонансная томография – это неинвазивный (то есть не требующий механических вмешательств) метод исследования мягких тканей человека, основанный на воздействии магнитного поля и радиочастотных импульсов. Один из важных вопросов — можно ли на основе таких снимков определять заболевание пациента на ранней стадии, чтобы предотвращать болезнь заблаговременно. Такие исследования уже проводились в научной сфере. В рамках настоящего исследования планируется изучение возможности применения метода дискретной кривизны для улучшения показателей автоматизированного распознавания патологий на ранних стадиях по данным МРТ-снимков. В качестве основного метода анализа будет использована дискретная кривизна – количественная характеристика, помогающая измерить, насколько «изогнут» объект, состоящий из конечного числа элементов – в нашем случае граф, сформированный на 3D модели мозга особым образом.

## Ключевые слова

Дискретная кривизна, МРТ, анализ данных

# 1 Введение

## 2 Обзор литературы

Рассмотрение темы началось со статьи [1], поскольку она содержит данные, на которых будут основываться дальнейшие исследования. В статье рассматривается возможность диагностики легких когнитивных нарушений (MCI) с помощью МРТ-изображений. Цель работы — определить, какие методы машинного обучения позволяют наиболее точно различать здоровых людей и пациентов с MCI. Авторы проанализировали морфометрические характеристики мозга, извлеченные из T1-взвешенных<sup>1</sup> МРТ-сканов, и выявили ключевые из них. Также, среди различных методов, наилучший результат был получен с использованием метода опорных векторов (SVM)<sup>2</sup>, который обеспечил точность 73%. Полученные результаты подтверждают ранее выявленные изменения в структуре мозга у пациентов с MCI, что свидетельствует о перспективах применения машинного обучения для ранней диагностики когнитивных нарушений.

Далее было изучено понятие дискретной кривизны<sup>3</sup> и его применение в различных исследованиях в области нейронауки. Разобраться в этом вопросе помогли статьи [4] и [5]. В обоих исследованиях мозг рассматривается как сеть, состоящая из разных участков (вершин), которые связаны между собой (ребра) — это есть функциональная сеть. **В первом исследовании** целью является изучение атипичной функциональной связности<sup>4</sup> у людей с расстройствами аутистического спектра (РАС) с использованием кривизны Формана-Риччи (FRC)<sup>5</sup> и Оливье-Риччи (ORC). Авторы строят функциональные сети на основе **rs-fMRI**<sup>6</sup> снимков и анализируют **различия в кривизне** между группами людей. Выявляются **области мозга** с атипичной связностью, и их связь с когнитивными нарушениями. Также проводится сопоставление с областями, стимуляция которых, как известно, влияет на симптомы РАС. В отличие от первого исследования, во втором для построения функциональных сетей используется метод "Task-related Edge Density" (TED)<sup>7</sup>, который позволяет анализировать изменения в синхронизации между различными областями мозга **во время выполнения задач**. В статье изучается, есть ли зависимость между плотностью рёбер, которая говорит о частоте и интенсивности изменений связей, и кривизной, которая отображает структурную значимость связей в масштабах всей сети. Вместе плотность и кривизна помогают понять, какие связи важны не только количественно, но и качественно. В результате выявлены области мозга с высокой и низкой кривизной, которые могут быть связаны с различными когнитивными процессами.

Для более глубокого понимания дискретной кривизны была изучена статья [2], в которой описаны три подхода к определению этой кривизны на графах, и в особенности на деревьях. В исследовании рассматриваются подходы, основанные на **оптимальном транспортном расстоянии** и **матрицах кратчайших путей**: кривизна Оливье-Риччи, Лина-Лу-Яу и Штайнербергера. Основная идея работы заключается в том, что на деревьях можно получить точные аналитические формулы для этих кривизн, что помогает лучше понять их свойства и взаимосвязи.

Кроме того, в рамках подготовки к ML-разработке, области, в которой ранее не было опыта, был начат онлайн курс по машинному обучению [6], охватывающий линейные модели, метрические методы классификации и кластеризации данных, алгоритмы случайного леса, градиентный бустинг и другие основы искусственного интеллекта.

### 3 План дальнейшей работы

Первый этап работы – это получение данных, на основе которых строилось исследование в статье [1]. В настоящее время авторам уже отправлены запросы, и ожидается их отклик.

Дальнейшие шаги связаны непосредственно с разработкой модели.

На начальном этапе необходимо будет провести стандартную подготовку данных – нормализация, удаление артефактов, нормировку MPT-изображений к «общему шаблону» мозга. Затем следует разделение мозга на интересующие нас участки согласно атласу Томаса Шафера и построение матрицы корреляций. На основе этой матрицы будет сформирован граф – разумеется, он потребует некоторой постобработки, такой как «прореживание» ребер путем установления пороговых значений для исключения слабых связей.

Третьим этапом работы будет вычисление дискретной кривизны. Для этого, вероятно, потребуется применение различных подходов и их сравнительный анализ с целью выбора наиболее подходящего метода. На этом шаге пригодятся такие библиотеки Python как NetworkX или GraphRicciCurvature [3]. Ожидается, что этот этап будет самым трудоёмким как по объёму работы, так и по сложности.

После описанных шагов придет время анализа полученных результатов – исследование распределения кривизны ребер и узлов в группах (здоровых и MCI респондентов), а также выявление областей с аномальной кривизной (например, с помощью t-теста). На этом этапе

также планируется визуализация: создание карты мозга с выделением областей значимых различий и построение гистограмм распределения кривизны.

Финальный этап работы – сопоставление полученных результатов с данными исследования М. О. Зубрикиной [1] и оценка точности модели.

## Список литературы

- [1] М.О. Zubrikhinaa, O.V. Abramovac, V.E. Yarkin и др. «Machine learning approaches to mild cognitive impairment detection based on structural MRI data and morphometric features». В: *Cognitive Systems Research* (2023), с. 87–95.
- [2] Robertson S. J. «On Discrete Curvatures of Trees». В: *arXiv preprint arXiv:2412.20661v1* (2024).
- [3] Saibalmars. GraphRicciCurvature. GitHub, 2025. URL: <https://github.com/saibalmars/GraphRicciCurvature> (дата обр. 02.02.2025).
- [4] Samal A., Elumalai P., Yadav Y., Williams N., Saucan E., Jost J. «Ricci Curvature Reveals Atypical Functional Connectivity in Autism Spectrum Disorder». В: *Scientific Reports*, 2022, 12:8295.
- [5] Weber M., Stelzer J., Saucan E., Naitsat A., Lohmann G., Jost J. «Curvature-based Analysis of Brain Networks». В: *arXiv preprint arXiv:1707.00180v2* (2019).
- [6] Балакирев С. Методы машинного обучения. Stepik, 2025. URL: <https://stepik.org/course/209247/promo?search=6440962609> (дата обр. 02.02.2025).
- [7] Исследование ЭЭГ при шизофрении // Московский государственный университет, Лаборатория физиологии и биофизики высшей нервной деятельности. URL: [http://brain.bio.msu.ru/eeg\\_schizophrenia.htm](http://brain.bio.msu.ru/eeg_schizophrenia.htm) (дата обр. 01.02.2025).

---

<sup>1</sup> **T1-взвешенные** изображения – это изображение, контраст на которых формируется в основном за счет времени релаксации T1 тканей. **Время релаксации T1** — это характеристика тканей, которая описывает, как быстро они восстанавливаются после воздействия магнитного поля в МРТ: когда проводят томографию, ткани мозга сначала "возбуждаются" мощным магнитным полем, а потом начинают возвращаться в исходное состояние.

<sup>2</sup> **Метод опорных векторов (SVM)** – это алгоритм машинного обучения, используемый для классификации и регрессии, основанный на поиске оптимальной разделяющей поверхности

<sup>3</sup> **Кривизна** — это характеристика геометрического объекта, которая измеряет степень его искривления, то есть то, насколько сильно он отклоняется от прямой линии или плоскости. В **дискретном случае** кривизна тоже отражает, насколько структура объекта "сгибается". Для графов она определяется через взаимодействие рёбер и вершин и показывает, насколько их соединения отклоняются от "плоской" или равномерной структуры.

<sup>4</sup> **Функциональная связность** относится к статистическим зависимостям между активностью разных областей мозга, то есть она не подразумевает прямые физические связи, а говорит о том, насколько часто активность двух областей мозга синхронна или координирована. Когда мы говорим об **атипичной** функциональной связности, мы имеем в виду, что эта синхронизация отличается от той, что обычно наблюдается у здоровых людей (или в рамках определенной нормы)

---

<sup>5</sup> Оба этих понятия - способы обобщения понятия кривизны Риччи на дискретные пространства, но делают они это по-разному. **Кривизна Форман-Риччи** опирается на комбинаторные свойства графа, а **Оливье-Риччи** — на метрические (расстояния)

<sup>6</sup> **rs-fMRI** – функциональная магнитно-резонансная томография в состоянии покоя

<sup>7</sup> Метод "**Task-related Edge Density**" (TED) измеряет, насколько "надежными" и "устойчивыми" являются эти связи между областями мозга во время выполнения определенной задачи. Он показывает, насколько часто та или иная связь проявляется в разные моменты времени, либо у разных испытуемых.