

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

Факультет компьютерных наук  
Образовательная программа «Прикладная математика и информатика»

УДК 612.821.7+004.94

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 2025

# Содержание

Аннотация	3
1 Введение	4
2 Обзор литературы	5
3 План дальнейшей работы	7
Приложения	8
Терминологический словарь . . . . .	9
Список литературы	10

## Аннотация

С развитием информационных технологий обработка больших объемов данных получила широкое применение в медицине, в частности, в анализе медицинских изображений, например, рентгеновских снимков и др. 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. Научные исследования в этой области уже проводились, однако точность автоматизированного распознавания патологий остается открытой проблемой. В рамках настоящего исследования планируется изучение возможности улучшения показателей точности диагностики патологий на ранних стадиях по данным МРТ-снимков. В качестве основного метода анализа будет использована дискретная кривизна – количественная характеристика, помогающая измерить, на сколько «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, графы

# 1 Введение

Исследование возможностей машинного обучения в медицине стремительно развивается, особенно в области анализа медицинских изображений. Одним из таких методов является магнитно-резонансная томография (МРТ) – неинвазивный инструмент, позволяющий детально изучать структуру и функциональные особенности головного мозга. Вопрос раннего выявления когнитивных нарушений остается актуальной проблемой, поскольку своевременная диагностика может значительно повлиять на прогноз и качество жизни пациентов. В связи с этим исследуются новые подходы, которые могут повысить эффективность распознавания патологических изменений в мозге.

Одним из перспективных подходов к анализу МРТ-данных является представление мозга в виде графа, где вершины соответствуют различным анатомическим областям, а рёбра отражают функциональные или структурные связи между ними. Одной из количественных характеристик таких графов является дискретная кривизна, которая может дать дополнительную информацию о топологии и изменениях в связности мозга. В предыдущих исследованиях этот метод применялся для анализа функциональных сетей при различных нейропсихиатрических заболеваниях, однако его потенциал для диагностики лёгких когнитивных нарушений (МСІ) остается недостаточно изученным.

В данном исследовании рассматривается возможность использования методов дискретной кривизны для анализа мозговых сетей, полученных на основе МРТ-изображений. Основной целью работы является проверка гипотезы о том, что характеристики дискретной кривизны могут улучшить точность автоматизированного распознавания когнитивных нарушений. Для этого планируется построение функциональных графов на основе данных МРТ, вычисление различных вариантов дискретной кривизны и анализ их информативности для диагностики МСІ.

Данный этап работы является начальным и в ходе него проведён обзор литературы, разработан план экспериментов и сформулированы ключевые вопросы, требующие дальнейшего изучения.

## 2 Обзор литературы

Рассмотрение темы началось со статьи [2], поскольку она содержит данные, на которых будут основываться дальнейшие исследования. В статье рассматривается возможность диагностики легких когнитивных нарушений (МСІ) с помощью МРТ-изображений. Цель работы — определить, какие методы машинного обучения позволяют наиболее точно различать здоровых людей и пациентов с МСІ. 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 МСІ, 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 кривизн Формана-Риччи (FRC)<sup>5</sup> и Оливье-Риччи (ORC)<sup>6</sup>. Авторы строят функциональные сети на основе rs-fMRI<sup>7</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>8</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,

---

<sup>1</sup>T1-взвешенное изображение

<sup>2</sup>Метод опорных векторов (SVM)

<sup>3</sup>Кривизна

<sup>4</sup>Функциональная связность

<sup>5</sup>Кривизна Форман-Риччи (FRC)

<sup>6</sup>Кривизна Оливье-Риччи (ORC)

<sup>7</sup>Rs-fMRI

<sup>8</sup>Task-related Edge Density (TED)

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 [1], 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<sup>9</sup> и Штайнербергера<sup>10</sup>. 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.

---

<sup>9</sup>Кривизна Лина-Лу-Яу (LLY)

<sup>10</sup>Кривизна Штайнербергера (S)

### 3 План дальнейшей работы

Первый этап работы – это получение данных, на основе которых строилось исследование в статье [2]. 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 МРТ-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, потребуются 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 рёбер 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 [2] и оценка точности модели

# Приложения

## Терминологический словарь

**Rs-fMRI** – функциональная магнитно-резонансная томография в состоянии покоя.

**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.

**Кривизна** — это характеристика геометрического объекта, которая измеряет степень его искривления, то есть, 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.

**Кривизна Лина-Лу-Яу (LLY)** основана на подходе, связанном с потоком Риччи. Она измеряет, как изменяются расстояния между вершинами при определённой деформации графа. Применяется для изучения структуры деревьев и других графов.

**Кривизна Оливье-Риччи (ORC)** опирается на вероятностную геометрию (дискретный аналог кривизны Риччи). Этот метод оценивает, насколько сильно изменяется среда вокруг двух связанных узлов, используя транспорт Монжа-Канторовича. Кривизна определяется как

$$Ric_O(x, y) = 1 - \frac{W_1(\mu_x, \mu_y)}{d(x, y)}$$

где  $W_1$  — расстояние между вероятностными мерами  $\mu_x, \mu_y$ , а  $d(x, y)$  — расстояние между узлами. Простыми словами, если узлы находятся в плотной группе, их кривизна положительная, а если соединяют разрозненные части сети — отрицательная. Этот метод полезен для выявления границ кластеров и устойчивости сетевой структуры.

**Кривизна Форман-Риччи (FRC)** опирается на комбинаторные свойства графа и является дискретным аналогом кривизны Риччи. Этот метод определяет кривизну на рёбрах сети, что помогает анализировать её локальную и глобальную структуру. В простейшем



случае кривизна выражается как

$$Ric_F(e) = 4 - d_i - d_j$$

где  $d_i$  и  $d_j$  — степени узлов, соединённых ребром  $e$ . Простыми словами, эта кривизна измеряет «напряжённость» рёбер в сети: если у соединённых узлов много связей, кривизна отрицательная, что указывает на важные, «несущие» связи сети.

**Кривизна Штайнербергера (S)** предлагает метод дискретизации кривизны, основанный на анализе разностных отношений на графах. Она отражает локальные геометрические свойства деревьев.

**Метод опорных векторов (SVM)** — это алгоритм машинного обучения, используемый для классификации и регрессии, основанный на поиске оптимальной разделяющей поверхности.

**T1-взвешенное изображение** — это изображения, контраст на которых формируется в основном за счет времени релаксации T1 тканей. **Время релаксации T1** — это характеристика ткани, 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.

**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 синхронизируется 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 определённой нормы).

## Список литературы

- [1] Robertson S. J. “On Discrete Curvatures of Trees”. В: *arXiv preprint, arXiv:2412.20661v1* (2024).
- [2] V.E. Yarkin M.O. Zubrikhinaa O.V. Abramovac. “Machine learning approaches to mild cognitive impairment detection based on structural MRI data and morphometric features”. В: *Cognitive Systems Research* (2023), с. 87—95.
- [3] Saibalmars. *GraphRicciCurvature*. URL: <https://clck.ru/3GB256> (дата обр. 02.02.2025).
- [4] Yadav Y. Samal A. Elumalai P. “Ricci Curvature Reveals Atypical Functional Connectivity in Autism Spectrum Disorder”. В: *Scientific Reports* (2022), 12:8295.
- [5] Saucan E. Weber M. Stelzer J. “Curvature-based Analysis of Brain Networks”. В: *arXiv preprint, arXiv:1707.00180v2* (2019).
- [6] Балакирев С. *Методы машинного обучения*. URL: <https://stepik.org/course/209247/promo?search=6440962609> (дата обр. 02.02.2025).