
Классификация на основе риманновой геометрии и метрики лапласиана для ИМК

A Preprint

Парвиз Каримов
karimov.pd@phystech.edu

Валентина Смит
smit.vi@phystech.edu

Георгий Жаров
zharov.g@phystech.edu

7 ноября 2023 г.

Abstract

Работа посвящена мультиклассовой классификации данных для интерфейса мозг-компьютер на основе данных электроэнцефалограмм на основе модели с применением риманновой геометрии, метрики лапласиана и матрицы внимания.

Keywords Riemannian Geometry, Graph Laplacian, BCI, EEG classification

1 Введение

В данном исследовании предлагается рассмотреть пространственно-временную модель визуализации временного ряда данных электроэнцефалограммы (EEG) для предсказания на основе фрагмента EEG видео. При просмотре видео в интернете наш мозг определённым образом реагирует на это, что возбуждает разные его отделы. Например, задний отдел реагирует на мимику человека. Или, как другой пример, мозг среднестатистического человека реагирует на зрительные раздражения. EEG позволяет определить активность мозга в тот или иной момент времени в определённых участках, так при влиянии раздражителей мы можем выявить зависимость реакции конкретной части головного мозга.

Основной целью работы является разработка модели классификации данных временного ряда с предобработкой данных на основе риманновой геометрии, метрики лапласиана и матрицы внимания.

Предметом исследования являются данные интракраниальной электроэнцефалографии (iEEG) Berezhitskaya et al. [2022], полученные непосредственно от электродов, установленных на поверхности мозга пациентов. Это позволило исследователям получить данные с высокой степенью пространственного и временного разрешения, что критически важно для изучения детальных паттернов мозговой активности. В ходе исследования использовались системы регистрации с частотой дискретизации 512Гц или 2048Гц, что обусловлено различиями в клинических системах, применяемых в различных медицинских учреждениях.

В данной области основной проблемой является решение трудностей с большой размерностью данных. В ряде статей Barachant et al. [2013, 2012] предлагается применение модели декодера для многомерных наблюдений, пользуясь средствами риманновой геометрии. Авторы изучают когнитивные процессы, которые в свою очередь тоже являются многомерным временным рядом. Целесообразность применения описанных в этих статьях методов описана, например, в статье Congedo et al. [2017], более того, в статье даётся объяснение тому, почему в данной области не применяются классические методы для решения задачи декодирования EEG-сигнала.

В статье Barachant and Congedo [2014] рассматривается подход к классификации некалиброванных данных EEG с применением риманновой геометрии. Предлагается подход для построения матриц ковариации путём конкатенации среднего и отдельной попытки, что позволяет учесть временную структуру и уменьшить размерность временных данных.

В Chamberlain et al. [2021] рассматривается новый подход обучения на основе графовых нейронных сетей, как непрерывный процесс диффузии с применением механизма внимания, что даёт устойчивость модели к шумам в данных.

Декодирование EEG-сигналов является востребованной задачей. Важность этой задачи обосновывается возможностями, которые могут появиться у людей с ограниченными возможностями - речь идёт про протезы, которые смогут полноценно имитировать под потерянную часть тела. Другим применением можно назвать сферу развлечений, в которой в последнее время достаточно популярны технологии виртуальной (VR) и дополненной (AR) реальности.

2 Обозначения

Введем следующие обозначения:

- x – сэмпл данных EEG, поступающий на вход
- y – истинная метка класса.

3 Постановка задачи

Пусть на вход получаем матрицу данных ЭЭГ

$$E = \begin{bmatrix} e_{11} & e_{12} & \cdots & e_{1f} \\ e_{21} & e_{22} & \cdots & e_{2f} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e_{n1} & e_{n2} & \cdots & e_{nf} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n \times fT}, \quad (1)$$

где n — количество электродов, f — частота измерения.

Требуется найти модель классификации $f : \mathbb{R}^{n \times f} \rightarrow Y$ между сегментами E метками класса конечного множества Y .

Список литературы

- Julia Berezutskaya, Mariska J. Vansteensel, Erik J. Aarnoutse, Zachary V. Freudenburg, Giovanni Piantoni, Mariana P. Branco, and Nick F. Ramsey. Open multimodal ieeg-fmri dataset from naturalistic stimulation with a short audiovisual film. *Scientific Data*, 9(1):91, 2022. ISSN 2052-4463. doi:10.1038/s41597-022-01173-0. URL <https://doi.org/10.1038/s41597-022-01173-0>.
- Alexandre Barachant, Stéphane Bonnet, Marco Congedo, and Christian Jutten. Classification of covariance matrices using a riemannian-based kernel for bci applications. *Neurocomputing*, 112:172–178, 2013. ISSN 0925-2312. doi:<https://doi.org/10.1016/j.neucom.2012.12.039>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925231213001574>. Advances in artificial neural networks, machine learning, and computational intelligence.
- Alexandre Barachant, Stéphane Bonnet, Marco Congedo, and Christian Jutten. Multiclass Brain-Computer Interface Classification by Riemannian Geometry. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 59(4): 920–928, March 2012. doi:10.1109/TBME.2011.2172210. URL <https://hal.science/hal-00681328>.
- Marco Congedo, Alexandre Barachant, and Rajendra Bhatia. Riemannian geometry for eeg-based brain-computer interfaces; a primer and a review. *Brain-Computer Interfaces*, 4:1–20, 03 2017. doi:10.1080/2326263X.2017.1297192.
- Alexandre Barachant and Marco Congedo. A plug&play P300 BCI using information geometry. *CoRR*, abs/1409.0107, 2014. URL <http://arxiv.org/abs/1409.0107>.
- Benjamin Paul Chamberlain, James Rowbottom, Maria I. Gorinova, Stefan Webb, Emanuele Rossi, and Michael M. Bronstein. GRAND: graph neural diffusion. *CoRR*, abs/2106.10934, 2021. URL <https://arxiv.org/abs/2106.10934>.