

МИНОБРНАУКИ РОССИИ
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ Н.Г.ЧЕРНЫШЕВСКОГО»

Кафедра физики открытых систем

Применение сервиса Google Colab и пакета инструментов

название темы выпускной квалификационной работы полужирным шрифтом

MNE-Python при обработке данных ЭЭГ

АВТОРЕФЕРАТ МАГИСТЕРСКОЙ РАБОТЫ

Студента 2 курса 2241 группы
направления (специальности) 09.04.02 «Информационные системы и
технологии»

код и наименование направления (специальности)

института физики

наименование факультета, института, колледжа

Ибрахима Херша Зеяда Ибрахима

фамилия, имя, отчество

Научный руководитель
доцент кафедры физики
открытых систем, к.ф.-м.н.

подпись, дата

А.О. Сельский

Заведующий кафедрой
физики открытых систем,
д.ф.-м.н., профессор

подпись, дата

А.А. Короновский

Саратов 2025 г.

1 Введение

Обработка сложных нестационарных сигналов одна из центральных задач для использования информационных систем и технологий [1]. В рамках настоящей работы рассматривается пакет инструментов MNE для языка программирования Python применительно к обработке данных ЭЭГ. Данный пакет содержит большое число современных методов обработки сигналов самой различной природы [2]. Кроме того, в работе для использования пакета MNE использовалась среда разработки Google Colab, которая имеет ряд важных преимуществ [3]. К примеру, созданным кодом очень легко делиться с другими людьми, что упрощает проверку заданий. Во-вторых, для длительных расчетов используются мощности не ПК, а серверов компании, что позволяет использовать даже самые требовательные численные методы на не предназначенных для серьезных вычислений компьютерах.

В качестве методов обработки данных, были выбраны вейвлетный анализ, как один из самых мощных и гибких методов работы с сигналами биологической природы [4-5], и построение вызванных потенциалов, которые часто применяются для создания систем BCI (интерфейсы мозг-компьютер) [6-8]. На основе вейвлетных спектров будут рассматриваться распределение по ритмам мозга интегральной мощности вейвлетного спектра, сравнение амплитуд пиков спектра, амплитудно-временной анализ пиков, сравнение средних по ритмам амплитуд. Анализ вызванных потенциалов позволит оценить то, насколько сильно при длительном лечении изменяются когнитивные функции пациентов.

Как уже говорилось выше, в работе проводился анализ данных ЭЭГ. Это дешевый и доступный способ записи активности головного мозга, который наиболее часто используется в исследованиях работы мозга [9]. Сами данные были предоставлены коллегами из Саратовского Государственного Медицинского Университета и представляют собой записи во время выполнения серии когнитивных тестов. Данные включают записи ЭЭГ для пяти здоровых

добровольцев, которые составляют контрольную группу, и семи пациентов, которым в течении ближайшего времени предстояла операция по установке ортодонтических аппаратов.

В ходе исследования предполагалось изучить, как при длительном ортодонтическом лечении изменяются частотные характеристики, посчитанные на основе вейвлетного анализа и как лечение влияет на когнитивные функции, которые будут оцениваться по построенным вызванным потенциалам [10]. Ортодонтическое лечение, особенно включающее установку зубных брекетов, в первую очередь направлено на исправление перекосов зубов и улучшение здоровья полости рта. Однако новые исследования показывают, что ортодонтические процедуры могут иметь более широкие последствия, выходящие за рамки эстетики зубов, потенциально влияя на когнитивные функции и нервную активность.

Пациенты проходили три эксперимента, предполагающих выполнение когнитивных тестов. Первый эксперимент проводился до установки пациенту ортодонтического аппарата. Этот эксперимент был нужен для сравнения с контрольной группой, чтобы исключить возможные статистические аномалии среди пациентов. Второй эксперимент проводился сразу после операции по установке ортодонтического аппарата. Третий эксперимент, которому уделялось наибольшее внимание, проводился через две недели после установки аппарата [11].

Сами эксперименты включали в себя серию из четырех когнитивных тестов. Первый направлен на проверку внимания. Пациент должен был по очереди в правильном порядке на планшете нажать цифры от 25 до 1, нажатые цифры исчезают. Второй тест на запоминание. Пациент видел таблицу с шестнадцатью полями, некоторые из которых были отмечены точками. Пациент должен был затем на пустой таблице отметить те поля, которые были отмечены точками. Третий тест немного похож на первый, это таблицы Шульте. В таблице на двадцать пять ячеек нужно по порядку нажать числа от 1 до 25. Числа не исчезают. Четвертый тест был на счет. Пациенту показывали рисунок из

некоторого количества пересекающихся квадратов. Пациент должен почитать число квадратов и указать, нажав на соответствующие кнопки, четное число получилось или нечетное. Кроме того, в начале и в конце эксперимента пациенты и контрольная группа находились по десять минут в состоянии покоя. Эти данные также использовались для оценки состояния пациентов после двух недель ношения ортодонтических аппаратов.

Основное содержание работы

Математический аппарат вейвлетного анализа

В текущей работе использовался встроенный в модуль MNE расчет вейвлетного спектра для сигналов ЭЭГ. Поэтому необходимо дать кратко информацию о данном методе [12]. Сигналы ЭЭГ часто нестационарны, что делает вейвлет-преобразование подходящим для их анализа из-за возможности дать развертку как по времени, так и по частоте. Формула расчета следующая [13]:

$$W(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (1)$$

здесь $x(t)$ – сигнал ЭЭГ; ψ - материнский вейвлет; a – временной масштаб, b – временной сдвиг. В работе использовался вейвлет Морле, как наиболее подходящий по форме, для обработки данных ЭЭГ. Увеличение временного масштаба приводит к растягиванию вейвлет-функции и захвату низкочастотных (более длинная временная шкала) характеристик, уменьшение, напротив, к сжатию и захвату высокочастотных (более короткая временная шкала) характеристик.

Для расчетов энергии, приходящийся на конкретный частотный диапазон (соответствует основным ритмам головного мозга), использовались следующие формулы [14]:

$$E_{delta} = \sum_{0.5Hz}^{4Hz} |X(f)|^2; E_{theta} = \sum_{4Hz}^{8Hz} |X(f)|^2; E_{alpha} = \sum_{8Hz}^{13Hz} |X(f)|^2; E_{beta} = \sum_{13Hz}^{30Hz} |X(f)|^2; \quad (2)$$

Для статистической оценки данных использовался расчет средних значений, анализ стандартных отклонений, обнаружение и анализ пиков,

корреляционные методы сравнения сигналов. Для этого с помощью частотно-временного анализа определялось время пика, соотношение амплитуды и времени пика, распознавание частотных закономерностей.

Подготовка данных

Как было описано ранее, в работе использовался модуль MNE-Python в среде Google Colab. Это позволило быстро и эффективно работать над правками, показывать и обсуждать результаты, не используя к тому же мощностей собственного ПК для обработки данных. MNE-Python – набор инструментов с открытым кодом, что позволяет свободно использовать его как для учебных, так и для научных задач.

Прежде, чем начинать непосредственно обработку данных необходимо загрузить полученные от коллег из Саратовского Государственного Медицинского Университета файлы с сигналами ЭЭГ и провести их разметку, чтобы дальше свободно работать с сигналами.

Как видно, в рассматриваемых файлах ЭЭГ было 19 каналов, амплитуда на которых всегда определяется разницей напряжений между основным электродом и референсным электродом (пара A1, A2). Сигнал ЭЭГ уже был отфильтрован от шумовых сигналов, а также подавлена постоянная составляющая на частоте 50 Гц, наведенная от электросети.

Кроме того, сигнал для последующего исследования нужно было отфильтровать полосовым фильтром с частотами в диапазоне [0.1;40] Гц, чтобы в исследование попали только наиболее часто используемые ритмы активности мозга: дельта-ритм ([1;4] Гц), тета-ритм ([4;8] Гц), альфа-ритм ([8;13] Гц), бета-ритм ([13;40] Гц).

Так как работа осуществляется с несколькими пациентами, для каждого из которых было проведено три тестирования, было важно наладить автоматическую загрузку и обработку данных в цикле.

Как уже говорилось ранее, обработка проходит для каждого пациента и каждого канала по девятнадцати каналам, расположенным на скальпе по классической схеме 10-20.

Кроме того, нужно было задать частоту дискретизации, используемый диапазон частот, диапазоны ритмов головного мозга. Помимо этого заданы базовые параметры для дальнейшего амплитудно-частотного исследования с использованием вейвлетного преобразования.

Кроме самих файлов с сигналами ЭЭГ нам были представлены файлы с маркерами прохождения тестов. В них фигурируют начало и конец тестирования, отметки о нажатиях, информация о выполняемых заданиях (например количество фигур и их конфигурация в тесте на счет). Так как эти маркеры были записаны в абсолютном (системном) времени, необходимо было предварительно соотнести их с временем проведения эксперимента (в секундах с нормировкой на старт эксперимента) и перевести затем из секунд в отсчеты, с учетом частоты дискретизации. Это необходимо для того, чтобы нанести метки предъявления стимулов и нажатий с сигналами ЭЭГ.

Далее для всех диапазонов была посчитана плотность энергии по вейвлетному спектру. Для расчета использовались только отрезки от предъявления стимула до нажатия и различные тесты считались отдельно. Это позволяет нам сравнивать для пациентов вейвлетную энергию в разных экспериментах для разных тестов.

Результаты показаны на рисунке 1. Здесь отчетливо видно, что максимальные амплитуды выше, а выбросы более существенны, для пациентов во время третьего эксперимента. Это особенно заметно для первого теста, но, кроме того, характерно и для состояний покоя перед экспериментом и после него. Существенно, что повышение амплитуды сохраняется для третьего эксперимента после прохождения всех тестов, что говорит о том, что пациенту сложнее расслабиться.

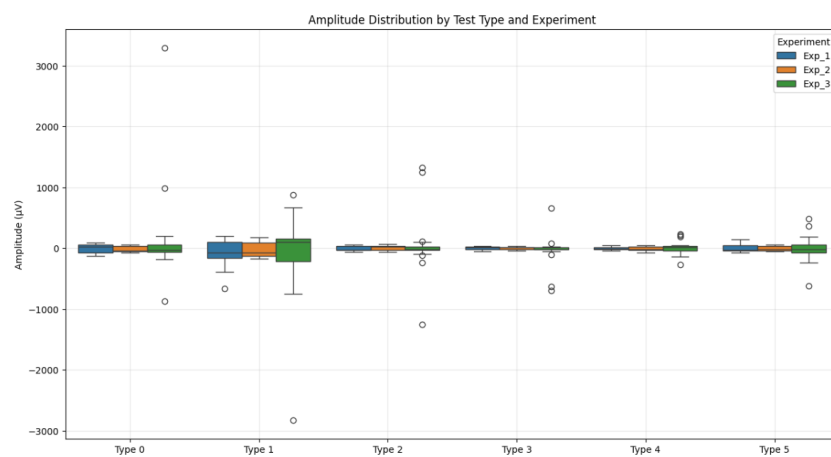


Рисунок 1. Распределение амплитуд вейвлетного спектра по различным тестам (0 – состояние покоя до эксперимента, 1 – тест на внимание, 2- тест на запоминание, 3 - таблицы Шульте, 4 – тест на счет, 5 – состояние покоя после эксперимента) и номерам экспериментов (1 – до ортодонтической коррекции, 2 – сразу после коррекции, 3 – спустя две недели после ортодонтической коррекции), показывающее закономерности адаптации.

Общее сравнение средних амплитуд для пациентов по экспериментам и контрольной группы (для них проводился только один эксперимент) представлен на рисунке 2. Из него видно, что первый тест для контрольной группы и пациентов во время первого эксперимента заметно отличается, что выводит первый тест из дальнейшего рассмотрения. Остальные тесты для контрольной группы и первого эксперимента не отличаются, что позволяет использовать эти данные для выводов об адаптации пациентов к ортодонтической коррекции.

Из рисунка 4 видно, что состояние покоя после завершения тестов и тест 4 не имеют существенных отличий в третьем и первом эксперименте, в отличие от второго и третьего теста. Наибольшее отклонение наблюдается для состояния покоя перед прохождением теста. Полученные данные свидетельствуют о том, что состояние пациента после двухнедельного ношения ортодонтического аппарата существенно изменяется. Однако, прохождение когнитивных тестов

способно направить действия пациента в прежнее русло. Особенно хорошо это заметно в тесте на счет.

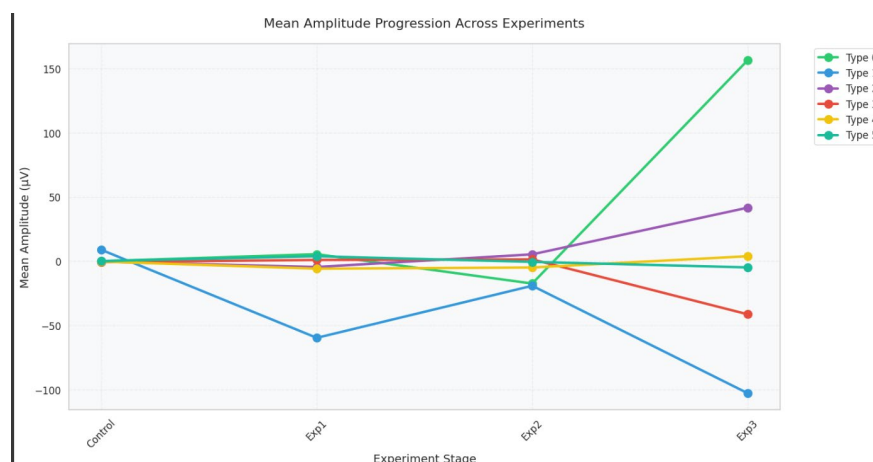


Рисунок 2. Сравнение средних амплитуд пиков по различным тестам (0 – состояние покоя до эксперимента, 1 – тест на внимание, 2- тест на запоминание, 3 - таблицы Шульте, 4 – тест на счет, 5 – состояние покоя после эксперимента) и номерам экспериментов (1 – до ортодонтической коррекции, 2 – сразу после коррекции, 3 – спустя две недели после ортодонтической коррекции) и для контрольной группы.

Для оценки того, насколько сильно изменяются когнитивные функции пациентов из-за стресса от ношения аппарата необходимо провести оценку числа правильных ответов на тесты, длительности прохождения тестов, анализ изменения компонент вызванных потенциалов, которые, к сожалению, в данную работу не вошли.

Вызванные потенциалы

Построение вызванных потенциалов имеет простую и понятную идею. Сигналы ЭЭГ могут быть разложены в ряды Фурье, значит, при усреднении по периоду должны стремиться к нулю. Таким образом, если взять в случайные моменты времени запись ЭЭГ сложить несколько отрезков сигнала между собой и

разделить на число отрезков, то амплитуда усредненного таким образом сигнала будет очень мала, если отрезки имеют длины больше среднего периода колебаний сигнала ЭЭГ. Однако, если взять не случайные отрезки, а вырезать сигнал после предъявления определенного стимула, то при усреднении реакция на этот стимул останется, тогда как прочие составляющие сигнала исчезнут.

Собственно, анализ вызванных потенциалов основывается именно на том, что полученный после усреднения сигнал будет отражать реакцию на конкретный стимул. В случае если удастся обучить компьютер распознавать эту реакцию, то можно в дальнейшем узнать при обработке ЭЭГ присутствовал ли конкретный стимул или нет. Именно благодаря этой особенности вызванные потенциалы очень часто используются в интерфейсах мозг-компьютер.

Сами вызванные потенциалы представляют собой серию максимумов и минимумов. Для их построения необходимо точно определить моменты предъявления стимулов. Эксперименты показали, что времена, на которых наблюдаются максимумы и минимумы, которые называются в литературе латентностями вызванного потенциала, близки по значениям для любого человека. Впрочем, латентности вызванного потенциала зависят от характера стимула. Например, они различные у визуальных и слуховых стимулов.

Далее будем анализировать как отличались вызванные потенциалы, построенные по визуальным стимулам когнитивного теста на счет у пациентов по ходу ортодонтического лечения.

Заключение.

В ходе работы с помощью набора инструментов MNE-Python в среде Google Colab было проведено исследование изменений в частотно-временных характеристиках данных ЭЭГ пациентов после длительного ношения ортодонтических аппаратов. Показано, что спустя две недели, после проведения операции по установке распределение пиков вейвлетных спектров существенно изменилось по сравнению с контрольной группой и данными пациентов, полученными до проведения ортодонтической операции.

В ходе работы не только было проведено упомянутое исследование, но и освоены основные функции модуля MNE для работы с физиологическими сигналами. Кроме того, рассматривается программирование на языке Python в среде Google Colab. Данный пакет инструментов и среду разработки планируется в дальнейшем использовать для работы над дипломной работой.

Список литературы

1. Bulut O.C., Wallner F., Oladokun D., Kayser C., Plath M., Schulz E., Plinkert P.K., Baumann I. // Qual Life Res, 27(4), 987-991 (2018).
2. <https://mne.tools/stable/index.html>
3. <https://research.google.com/colaboratory/faq.html>
4. Adeli, H., Zhou, Z. Dadmehr, N. // J. Neurosci. Methods 123, 69–87 (2003).
5. Van Luijckelaar, G., Hramov, A., Sitnikova, E. Koronovskii, A. // Clin. Neurophysiol. 122, 687–695 (2011).
6. Althagafi, N. et al. (2020). "The Effect of Orthodontic Pain on Cognitive Function." Journal of Orthodontics and Dentofacial Orthopedics, 158(5), 654-660.
7. Bakr, M. et al. (2019). "Impact of Orthodontic Treatment on Quality of Life and Cognitive Function." Angle Orthodontist, 89(3), 419-426.
8. Berkovitz, B. K. B. et al. (2019). "Orthodontic Treatment and its Effect on Cognitive Functions: A Longitudinal Study." European Journal of Orthodontics, 41(4), 356-363.
9. Terrill P. I., Wilson S. J., Suresh S., Cooper D. M., Dakin C. // Computers in biology and medicine, 43(4), 231–239 (2013).
10. Bulut O.C., Wallner F., Oladokun D., Kayser C., Plath M., Schulz E., Plinkert P.K., Baumann I. // Qual Life Res, 27(4), 987-991 (2018).
11. de Araujo C. M., Schroder A. G. D., de Araujo B. M. M., Cavalcante-Leão B. L., Stechman-Neto J., Zeigelboim B. S., Santos R. S., Guariza-Filho O. // European journal of orthodontics, 42(3), 281–289 (2020).
12. Gupta, V., Chopda, M. D. Pachori, R. B. // IEEE Sens. J. 19, 2266–2274 (2018).
13. La Rocca, D., Zilber, N., Abry, P., van Wassenhove, V. // J. Neurosci. Methods 309, 175–187 (2018).
14. Abbasi, H., Bennet, L., Gunn, A. J. // Int. J. Neural Syst. 29, 1950013 (2019).