

ПОСТРОЕНИЕ КЛАССИФИКАТОРА ИДЕОМОТОРНОЙ АКТИВНОСТИ НА ОСНОВЕ БИСПЕКТРАЛЬНОГО АНАЛИЗА

Новоселов К.И.¹, Бразовский К.С.²

¹Томский политехнический университет, ИШИТР, 8ЕМ21, e-mail: kin2@tpu.ru

²Томский политехнический университет, ИШХБМТ, проф., e-mail: mbc@tpu.ru

Аннотация

Системы реабилитации с биологической обратной связью на основе интерфейсов мозг-компьютер для качественной работы требуют точного распознавания идеомоторной активности. Предложен новый метод классификации на основе биспектрального анализа. Пороговый классификатор на основе данного метода позволил распознавать сигнал ЭЭГ с точностью до 70 %.

Ключевые слова: биспектральный анализ, классификация ЭЭГ, расстояние Махаланобиса, интерфейс мозг-компьютер.

Введение

Системы реабилитации с биологической обратной связью на основе интерфейсов мозг-компьютер для качественной работы требуют точного распознавания идеомоторной активности пациента, регистрируемую с помощью ЭЭГ (электроэнцефалографии) в процессе представления им движений частями тела. В настоящее время применение таких систем ограничено по причине сложности технической части и несовершенства программной. Наиболее популярные алгоритмы классификации сигналов ЭЭГ не позволяют добиться высокой точности распознавания [1]. В большинстве случаев они используют линейные методы анализа несмотря на то, что сигнал ЭЭГ по своей природе является нелинейным.

Таким образом, целью работы является поиск вариантов построения классификаторов идеомоторной активности с использованием методов, позволяющих учитывать нелинейность сигнала. В качестве кандидата для рассмотрения был выбран биспектральный анализ, поскольку этот метод направлен на поиск нелинейных взаимосвязей на разных полосах частот.

Материалы и методы

Метод биспектрального анализа направлен на поиск фазовых взаимосвязей в сигнале. Фазовые взаимосвязи выражаются в виде определенного сдвига фаз между частотными компонентами сигнала и указывают на то, что источники такого сигнала работают синхронизовано. В головном мозге в качестве таких источников мы можем рассматривать нейроны или их группы. Ученые отмечают, что планирование и выполнение движений приводит к появлению потенциалов вызванной синхронизации/десинхронизации [2] в головном мозге. Из этого следует, что, анализируя активность мозга пациента во время представления движений, есть вероятность обнаружить определенные паттерны нейрональной активности, связанные с вызванной синхронизацией/десинхронизацией, и биспектральный анализ должен помогать их обнаруживать. Подробнее биспектральный анализ описан в [3]. В работе использовался альтернативный способ расчета биспектральной характеристики [4], позволяющий более строго оценивать фазовые взаимосвязи, уменьшая тем самым влияние артефактов. Согласно этому способу, биспектр рассчитывается как функция от двух частот по формуле (1):

$$B(f_1, f_2) = E \langle X(f_2 + f_1)X(f_2 - f_1)X^*(f_2)X^*(f_1) \rangle, \quad (1)$$

где

$E \langle \rangle$ – оператор математического ожидания;

$X(f)$ – комплексная компонента спектра после преобразования Фурье на частоте f ;

$X^*(f)$ – комплексно-сопряженное для $X(f)$;

Предложенный алгоритм написан на языке Python. Программа принимает на вход табличные данные сигнала ЭЭГ, записанного по нескольким каналам. В качестве предобработки из всех каналов вычитается значение референсного канала, далее сигнал обрабатывается скользящим окном шириной 1 с со сдвигом 0.0625 с, в рамках которого вычитается среднее и производится нормировка по максимальному значению. Для того, чтобы уменьшить влияние спектральных компонент на частотах вне полосы интереса, применяется синтезированный оконным методом КИХ-фильтр с полосой

пропускания 2-60 Гц и уровнем подавления в полосе заграждения 40 дБ. Далее сигнал проходит через преобразование Фурье, на основании комплексных компонент которого рассчитывается биспектр по формуле (1). Биспектр рассчитывается в течение выполнения пациентом идеомоторного представления (около 4-5 с). При этом биспектр строится для частот 1-30 Гц с шагом 0.5 Гц (см. рис. 1). Данные с рассчитанной биспектральной характеристикой были собраны в отдельный набор и использованы далее для обучения и тестирования классификатора.

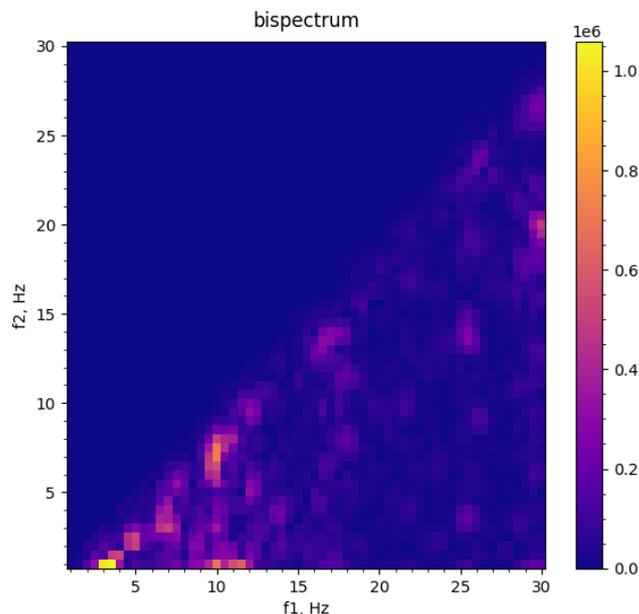


Рис. 1. Пример рассчитанного биспектра для одного канала

Данные, используемые в представленной работе, взяты из открытых источников института INRIA, Франция [5] и представляют запись сигнала ЭЭГ одного пациента, сделанную в разные дни. Запись велась по протоколу Graz. На протяжении сессии пациенту подавались визуальные стимулы в виде стрелок на экране. В зависимости от направления стрелки, пациент представлял движение левой или правой рукой, затем делал перерыв. Данные были записаны с частотой дискретизации 512 Гц и размечены временными метками. Всего представлено 14 наборов, каждый из которых содержит по 20 примеров для класса левой руки и 20 примеров для класса правой руки.

Для проведения экспериментов по классификации данные были разделены на обучающие и тестовые. Каждый экземпляр данных представлял собой вектор в многомерном пространстве, имеющий размерность 1×17700 . Один вектор описывает биспектр, вычисленный для 10 каналов в течение выполнения пациентом идеомоторного представления. Обучающие данные используются для расчета матриц ковариации, характеризующих 2 определяемых класса (движения левой и правой руки). Для каждого из классов рассчитываются по 10 канальных матриц ковариации и усредненное значение векторов данного класса – центроид. Далее эти значения используются для расчета метрики Евклида-Махаланобиса в соответствии с формулой (2):

$$D_k(U, C_k, COV_k) = \sqrt{(U - C_k) \cdot (COV_k + E)^{-1} \cdot (U - C_k)^T}, \quad (1)$$

где

k – обозначения класса (левый или правый);

U – вектор экземпляра данных;

C_k – вектор центроида класса k ;

COV_k – ковариационная матрица класса k ;

E – единичная матрица.

В процессе классификации для вектора U данная метрика рассчитывается по 10 каналам для каждого из классов. В результате имеем 10 значений метрики для левого класса и 10 значений метрики для правого. Для которого из классов сумма значений метрики по всем каналам меньше, к тому классу и относим данный экземпляр данных.

Результаты

Результаты 5-ти кратной перекрестной проверки представлены в Таблице 1. Лучший результат на тесте при разделении данных в соотношении обучающие к тестовым как 30 на 70 представлен в таблице 2.

Таблица 1

Результаты кросс-валидации

| Чувствительность | | Точность | | |
|------------------|--------------|-------------|--------------|-----------------|
| Левый класс | Правый класс | Левый класс | Правый класс | По всем классам |
| 0.86 | 0.35 | 0.57 | 0.72 | 0.60 |

Таблица 2

Лучший результат

| Чувствительность | | Точность | | |
|------------------|--------------|-------------|--------------|-----------------|
| Левый класс | Правый класс | Левый класс | Правый класс | По всем классам |
| 0.85 | 0.55 | 0.65 | 0.79 | 0.70 |

Заключение

Применение биспектрального анализа для классификации сигналов ЭЭГ позволило на простейшем классификаторе получить уровень распознавания, сравнимый с наиболее популярными алгоритмами [1]. С одной стороны, это позволяет надеяться, что более сложные классификаторы на основе биспектрального анализа дадут лучший результат. С другой стороны, это может свидетельствовать об ограниченности информационной емкости электроэнцефалограммы и, как следствие, невозможности получения высоких показателей классификации при использовании неинвазивных методов регистрации ЭЭГ.

Список использованных источников

1. Бразовский К.С., Новоселов К.И. Сравнение и анализ работы наиболее популярных алгоритмов классификации интерфейса мозг-компьютер // Молодежь и современные информационные технологии: сборник трудов XIX Международной научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых учёных, 21-25 марта 2022. – Томск, 2022. – С. 280-282.
2. Müller-Gerking J., Pfurtscheller G., Flyvbjerg H. Designing optimal spatial filters for single-trial EEG classification in a movement task // Clinical neurophysiology. – 1999. – Т. 110. – №. 5. – С. 787–798.
3. Sigl J.C., Chamoun N.G. An introduction to bispectral analysis for the electroencephalogram // Journal of clinical monitoring. – 1994. – Т. 10. – С. 392–404.
4. Gu F. et al. Electrical motor current signal analysis using a modified bispectrum for fault diagnosis of downstream mechanical equipment // Mechanical Systems and Signal Processing. – 2011. – Т. 25. – №. 1. – С. 360–372.
5. Datasets // OpenViBE: сайт. – 2015. – URL: <http://openvibe.inria.fr/datasets/>.