



avtomobil-dlya-razrabotki-hd-kart.

3 Сравнение рынка HD и GIS-карт [Электронный ресурс] / RoadAR Labs. – URL: roadarlabs.com/post/roadar-umnyy-videregistrator-s-adas-vedomleniyami.

4 Распределенная геоинформационная платформа федерализации пространственных и атрибутивных данных / О.К. Головнин, А.И. Яшнева // IT & Transport: сб. науч. статей. – Самара: ИТС, 2018. – С. 39-45.

5 Автоматизированная система формирования облака особых точек видеозаписей / С.Н. Ермаков, А.И. Бугаков, Л.С. Зеленко, О.К. Головнин // IT & Транспорт: сб. науч. статей. – Самара : НПЦ ИТС, 2015.– С. 123–132.

М.Ю. Здорнов, А.Г. Храмов

МЕТОДЫ ПРЕДВАРИТЕЛЬНОЙ ОБРАБОТКИ ДАННЫХ ЭЭГ

(Самарский университет)

Предобработка сигнала проводится с целью удаления артефактов (спонтанные сокращения мышц, моргание и т. п.), а также нейтрализации имеющихся шумовых компонентов. Кроме того, нередко интересующая информация содержится в определённом диапазоне частот, а остальные компоненты являются малоинформативными.

В данной работе рассматривается метод фильтрации сигналов ЭЭГ от артефактов на базе разложения по эмпирическим модам.

По происхождению артефакты можно разделить на две группы: физические и физиологические [1]. К физическим артефактам можно отнести, например, помехи от электрических полей, создаваемые устройствами передачи и эксплуатации промышленного электрического тока. Артефакты, связанные с проявлениями жизнедеятельности организма, относятся к физиологическим. Они могут иметь следующее происхождение: потенциалы, возникающие вследствие активности мышц (электромиограмма, ЭМГ); потенциалы, обусловленные движением глаз (электроокулограмма, ЭОГ).

Метод эмпирических мод предусматривает разложение сигнала на «внутренние» моды, которые присутствуют в многокомпонентных процессах. Этот метод был предложен в рамках преобразования Гильберта-Хуанга, являющегося обобщением стандартного преобразования Гильберта [2].

Таким образом, решаемая задача заключается в том, чтобы разложить исходный сигнал $x(t)$ на совокупность составляющих c_j (эмпирических мод), для каждой из которых должны выполняться следующие условия [3]:

1. Локальное среднее значение каждой из эмпирических мод должно быть равно нулю.



2. Число пересечений нулевого уровня графиком каждой эмпирической моды и число локальных максимумов (или минимумов) этой моды должны совпадать или отличаться не более чем на единицу.

Процедура разложения исследуемого сигнала по эмпирическим модам происходит по данному алгоритму [4]:

1. Определить положение всех локальных максимумов и минимумов входного сигнала и значение в этих точках.

2. С использованием значений локальных экстремумов вычислить верхнюю и нижнюю огибающие сигнала $e_{\min}(t)$ и $e_{\max}(t)$ путем сплайновой интерполяции.

3. Рассчитать низкочастотную составляющую сигнала (тренда) как среднюю между двумя огибающими:

$$m_1(t) = \frac{e_{\min(t)} + e_{\max(t)}}{2}. \quad (1)$$

4. Разность между средним значением огибающих и исходным сигналом принять за первое приближение к первой внутренней модовой функции:

$$h_1(t) = y(t) - m_1(t). \quad (2)$$

5. Для полученной функции необходимо выполнить следующую проверку:

– если $h_1(t)$ отвечает двум свойствам внутренней модовой функции, определенным выше, то эта функция – извлеченная, $c_1 = h_1(t)$, $y(t)$ заменяется разностью $r(t) = y(t) - h_1(t)$.

– если $h_1(t)$ не отвечает двум свойствам внутренней модовой функции, то $y(t)$ заменяется на $h_1(t)$, повторяются шаги 1–5, и вычисляется второе приближение к первой внутренней модовой функции $h_2(t) = h_1(t) - m_2(t)$.

По мере увеличения итераций, среднее значение огибающих стремится к нулю, а текущая функция h_i – к неизменной форме. Последнее значение $h_i(t)$ считается наиболее высокочастотной внутренней модовой функцией, входящей в данный сигнал, при вычитании которой в сигнале останутся компоненты с более низкими частотами. Полученный остаток аналогично декомпозируется, в результате чего выделяется вторая внутренняя модовая функция c_2 , и так далее. После декомпозиции сигнал может быть записан следующим образом [3]:

$$y(t) = \sum_{i=0}^N c_i(t) + r_N(t), \quad (3)$$

где N – число внутренних мод; $r_N(t)$ обозначает окончательный остаток, который может быть интерпретирован как постоянная составляющая сигнала; $c_j(t)$ – внутренние моды, ортогональные друг другу.



Пример работы алгоритма и процесс получения первой эмпирической моды показаны на рисунке 1, в котором представлены исходный тестовый сигнал человеческой ЭЭГ из лобной области мозга (электрод F7 в случае международной схемы расстановки «10-20» регистрирующих ЭЭГ электродов) и результаты последовательных действий алгоритма: рисунок 1, b – экстремумы на рассматриваемом сигнале, рисунок 1, c – две огибающие по максимумам и минимумам, рисунок 1, d – низкочастотная составляющая (тренд) сигнала, рисунок 1, e – высокочастотная составляющая сигнала (эмпирическая мода). На рисунке 1, b-e – серым обозначен исходный сигнал.

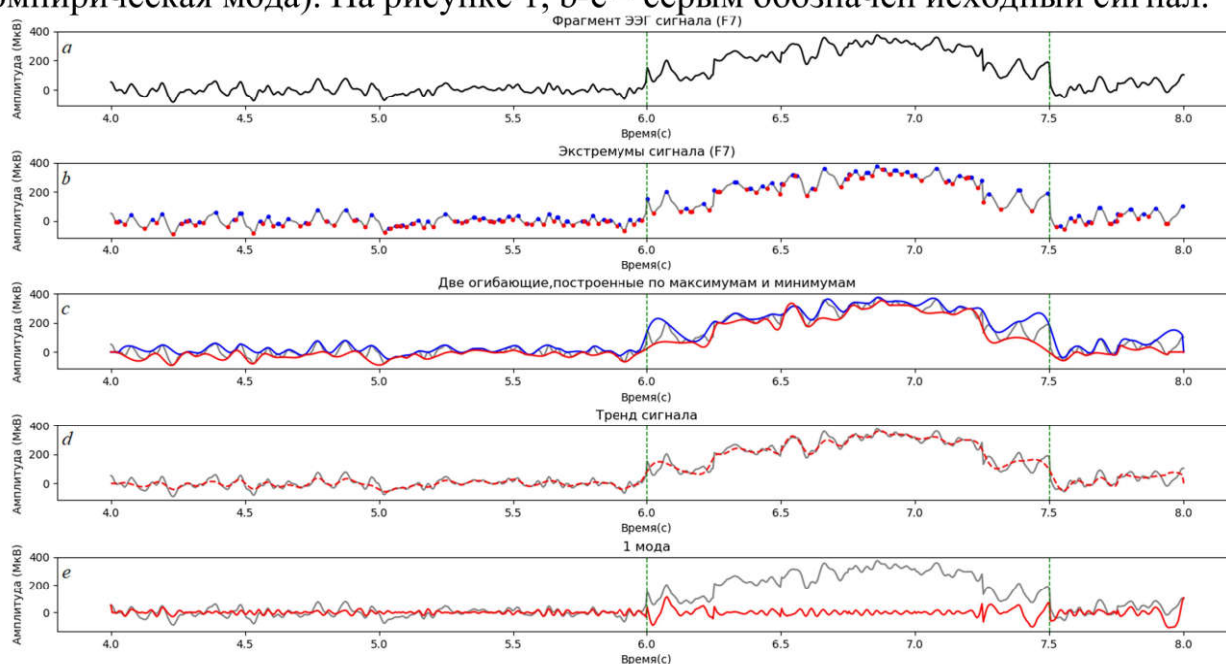


Рис.1. Пошаговая демонстрация процедуры нахождения первой эмпирической моды

Частотно-временные характеристики каждой отдельной моды и общее количество эмпирических мод напрямую зависят от исследуемого сигнала. Это свойство делает разложение по эмпирическим модам высокоадаптивным инструментом анализа сигналов. Первая эмпирическая мода имеет самую высокую частоту в разложении, с ростом же порядкового номера эмпирической моды значение ее основной частоты снижается.

Разложения по первым пяти эмпирическим модам показано на рисунке, на котором также представлен отфильтрованный сигнал.

Из вейвлет-спектра, обозначенного на рисунке 2, видно, что исходный сигнал ЭЭГ содержит различные ритмы в диапазоне 0,5-50 Гц, а глазодвигательные артефакты возникают в диапазоне 0,5-2 Гц. Самые высокие частоты демонстрируют вейвлет-спектры первой, второй и третьей эмпирической моды, поэтому именно они содержат высокочастотные и информативные компоненты сигнала ЭЭГ.

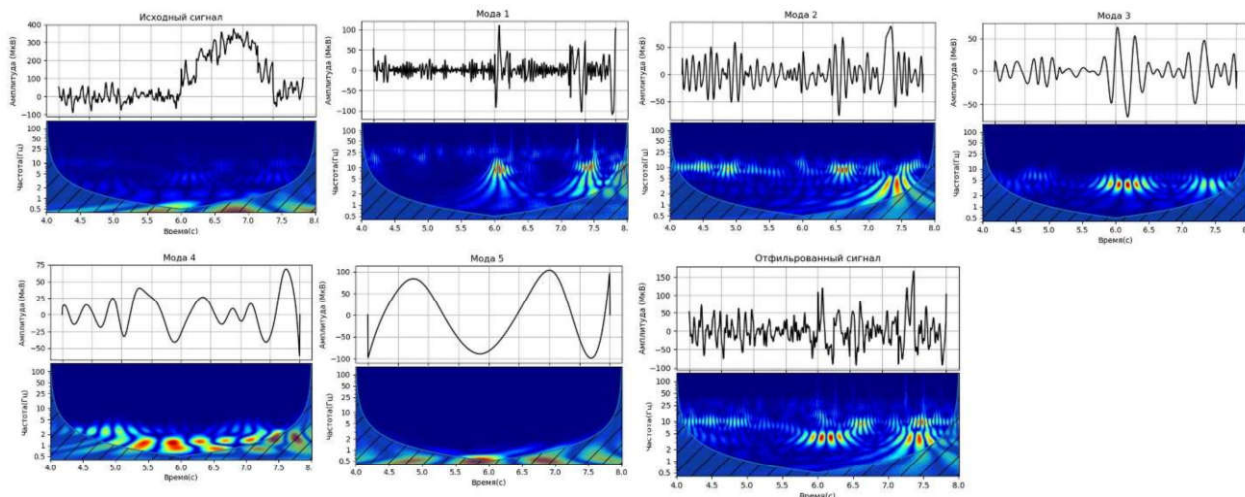


Рис.2. Пример разложения по эмпирическим модам

На рисунке 3 приведено сравнение исходного и отфильтрованного сигнала.

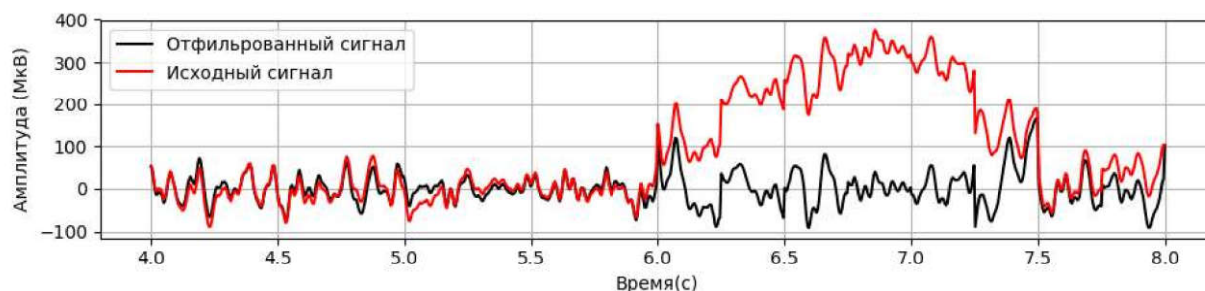


Рис.3. Сравнение исходного и отфильтрованного сигнала

Результаты, приведенные выше, были получены без использования каких-либо фильтров и различных средств обработки сигналов, использовался только алгоритм эмпирической модовой декомпозиции.

Описанный метод эмпирической модовой декомпозиции представляется перспективным для проблем, связанных с нестационарностью и нелинейностью сигналов, например, в случаях, когда сигнал не может быть адекватно представлен совокупностью гармонических функций.

Литература

1. Зенков Л.Р. Клиническая электроэнцефалография / Руководство для врачей. 3-е изд. Москва: МЕДпрессинформ, 2004. – 368 с.
2. Бендат, Дж. Прикладной анализ случайных данных / Дж. Бендат, А. Пирсол. – М.: Мир, 1989. – 540 с.
3. Huang N.E. The Empirical Mode Decomposition and the Hilbert Spectrum for Nonlinear and Non-Stationary Time Series Analysis / N.E. Huang, Z. Shen, S.R. Long // Proc. R. Soc. A. – 1998.–Vol. 454(24). – P. 903-995.
4. Сергеев, В.В. Математические модели и методы автоматизированных системах научных исследований [Текст] / В.В. Сергеев. – Куйбышев: КУАИ, 1986. – 50 с.