

# Методы декомпозиции ЭЭГ сигнала

Е. А. Соколова

Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет  
«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)

evgeniia.ans@gmail.com

**Аннотация.** В работе рассматриваются некоторые существующие подходы декомпозиции электроэнцефалографических (ЭЭГ) сигналов, включая спектральный и вейвлет-анализ, методы главных (РСА) и независимых компонент (ICA), а также эмпирическую модовую декомпозицию (EMD). Приведены примеры исследований, в которых применяются описываемые методы.

**Ключевые слова:** декомпозиция ЭЭГ сигнала; спектральный анализ; вейвлет-анализ; метод главных компонент; метод независимых компонент; эмпирическая модовая декомпозиция

## I. ВВЕДЕНИЕ

Электроэнцефалография (ЭЭГ), представляет собой неинвазивный метод регистрации биоэлектрической активности головного мозга. При этом используются электроды, располагаемые на коже головы испытуемого. Среди стандартных подходов к размещению электродов можно выделить международную схему «10-20», при этом у каждого из электродов есть свое буквенно-цифровое обозначение, соответствующая определенной области мозга. Среди них можно выделить [1]: Fp (pre-frontal) – передне-лобную (Fp1, Fpz, Fp2); F (frontal) – лобную; P (parietal) – теменную; C (central) – центральную; O (occipital) – затылочную (O1, Oz, O2); T (temporal) – височную. От расположения электродов зависит, какие компоненты будут преобладать в исследуемом сигнале. В качестве примера можно привести записи, полученные от электродов, расположенных в центральной области (C3, Cz, C4): здесь будут преобладать сигналы, связанные с активностью сенсомоторной коры. В то же время в лобных отведениях будут возникать артефакты от движения глаз. Таким образом, характер сигнала ЭЭГ может отличаться в зависимости от размещения электродов на голове испытуемого и это следует учитывать при анализе сигналов и их декомпозиции.

В настоящий момент существует большое количество исследований, направленных на декомпозицию ЭЭГ сигнала. Это свидетельствует о том, что эта задача все еще является актуальной: старые методы совершенствуются и создаются новые подходы. Декомпозиция сигналов, используется для решения широкого спектра задач. В контексте обработки ЭЭГ сигналов методы разложения сигнала на компоненты стали применяться уже с конца XX века, например, можно отметить работу 1996 года, посвященную анализу независимых компонент [2].

Благодаря различным методам декомпозиции сигналов стало возможным удаление артефактов на записях ЭЭГ, а также решение такой сложной задачи как

распознавание движений. Для решения этой задачи исследователи прибегают к использованию подходов, позволяющих отделить те компоненты в сигнале, которые отвечают за двигательную активность (например, движения рукой) от всех остальных.

## A. Особенности обработки ЭЭГ сигналов

Обработка ЭЭГ сигналов сопряжена с рядом трудностей, во-первых, этот сигнал является многомерным и нестационарным. Довольно часто ЭЭГ сигнал содержит в себе шум и артефакты, связанных как физическими, так и физиологическими [3]. К физическим можно отнести те, что связаны с неправильной регистрацией сигнала, проблемами с электродами и т.д. Физиологическими артефактами можно назвать те, что связаны с двигательной активностью человека, морганием и другими факторами физиологической природы. Например, человек может совершать произвольные или непроизвольные движения во время записи ЭЭГ, что отражается на ней. Кроме того, сигналы ЭЭГ являются сложными, в них одновременно может содержаться большое количество информации от разных отделов мозга.

Все это затрудняет процесс обработки и анализа подобных сигналов, в связи с этим появляется необходимость разработки более совершенных подходов к декомпозиции ЭЭГ сигнала, которые позволяли бы отделять компоненты, соответствующие движениям, от остальной мозговой активности.

## B. Предварительная обработка сигнала

Полученные в ходе исследований записи ЭЭГ, могут содержать большое количество помех, которые необходимо удалить перед последующей обработкой данных. Поэтому перед проведением анализа полученных сигналов необходимо осуществить их предварительную обработку с целью устранения помех в сигнале. Для этого используется фильтрация режекторным фильтром (50–60 Гц), тем самым исключая влияние сетевой наводки. Фильтры верхних частот (ФВЧ) необходимы, чтобы справиться с постоянной составляющей в сигнале. Фильтры нижних частот (ФНЧ) служат для удаления высокочастотного шума. Для выделения ритмов мозговой активности может применяться полосовая фильтрация. Существует еще один немаловажный этап, идущий следом за фильтрацией, это устранение артефактов в ЭЭГ данных.

Артефакты, возникающие во время движения глаз, являются одними из самых распространенных. Одной из особенностей подобных артефактов, является их пространственное распределение. Амплитуда таких сигналов, достигает максимального значения в области лобных отведений и снижается к затылочным [4].

## II. СПЕКТРАЛЬНЫЙ АНАЛИЗ

Спектральный анализ сигнала заключается в разложении исходного сигнала на составляющие частоты. Благодаря ему можно получить представление о наличии в исходном сигнале тех или иных ритмов, а также об их амплитудном значении для каждой частоты. Результатом спектрального анализа являются графики спектральной плотности мощности, а также амплитудных спектров [3]. При спектральном анализе исходный сигнал переводится из временной области в частотную с помощью преобразования Фурье.

По графикам спектра мощности ЭЭГ можно вычислить такие параметры как [5]:

- Максимальная мощность.
- Средняя мощность.
- Полная мощность.
- Индекс ритма.
- Доминирующая частота.
- Средняя частота.
- Межполушарная асимметрия.

### A. Дискретное и быстрое преобразование Фурье

В основе спектрального анализа лежит преобразование Фурье, позволяющее представить сигнал как сумму гармонических колебаний и перейти из временной области в частотную. В контексте цифровых сигналов используется дискретное преобразование Фурье (ДПФ), основанное на алгоритме быстрого преобразования Фурье (БПФ). Рассчитав спектральную оценку сигнала ЭЭГ можно получить количественные характеристики каждого из ритмов в отдельности.

### B. Проблемы применения спектрального анализа

Использование подхода, основанного на применении БПФ, имеет некоторые ограничения, например, частотное ограничение при различении спектральных линий двух и более сигналов [6]. Среди проблем можно выделить утечку и наложение спектров. Однако, несмотря на некоторые ограничения, спектральный анализ активно используется в клинической практике и является частью количественного анализа ЭЭГ [3].

### C. Ритмы ЭЭГ

Одним из самых известных примеров декомпозиции ЭЭГ, является разложение его по частотным составляющим, таким как: дельта (0,5-4 Гц), тета (4-8 Гц), альфа (8-13 Гц), бета (13-35 Гц) и гамма (30-100 Гц) ритмы. Для этого традиционно используются полосовые фильтры, соответствующих частот. По полученным ритмам, можно делать вывод о состоянии организма человека.

- Спектральный анализ дельта-ритмов (0,5–4 Гц) – применяется для количественной оценки медленно-волновой активности, которая наиболее выражена во время глубокого сна.
- Спектральный анализ тета-ритма (4–8 Гц) – применяется для оценки состояния, соответствующего дремоте, поверхностному сну, а также состоянию глубокого расслабления.
- Спектральный анализ альфа-ритма (8–13 Гц) – доминирует в затылочных отведениях в состоянии

покоя при закрытых глазах. Наличие в сигнале альфа-ритма говорит о состоянии расслабленного бодрствования.

- Спектральный анализ бета-ритмов (13–35 Гц) – позволяет количественно оценить быструю активность мозга, связанную с активным мышлением. Этот ритм доминирует преимущественно в лобных или центральных отделах.
- Спектральный анализ гамма-ритмов (30–100 Гц) – позволяет оценить активность нейронов, связанную с когнитивными процессами: вниманием, восприятием, памятью.

Кроме указанных ритмов, стоит отметить мю-ритм (8–13 Гц), который свидетельствует об активности сенсомоторной коры головного мозга и преимущественно локализуется в центральной области (C3, Cz, C4) [7]. Его особенность заключается в том, что в отличие от альфа-ритма при открытии глаз он не подавляется и при совершении движения (например, рукой), его амплитуда резко уменьшается.

В контексте декомпозиции ЭЭГ сигнала наиболее значимыми для анализа ритмами являются мю и бета-ритмы. Это связано с тем, что движение и подготовка к движению сопровождается снижением мощности этих ритмов.

## III. ВЕЙВЛЕТ-АНАЛИЗ

Вейвлет-анализ представляет собой такой метод обработки сигналов, который позволяет осуществить его разложение на компоненты, соответствующие различным частотам и временным локализациям. Среди вариантов применения такого метода, можно выделить следующее [9]:

- фильтрация шумов;
- выявление паттернов в сигнале;
- проведение анализа изменений в частотных компонентах ЭЭГ сигнала во времени.

Применение вейвлет-анализа хорошо подходит для обработки нестационарных сигналов, таких как ЭЭГ. В качестве примера использования вейвлет-анализа можно привести исследование [8], направленное на классификацию сенсомоторных ритмов, авторы использовали 8 электродов, расположенных в областях, соответствующих наибольшей сенсомоторной активности (электроды Cp3, Cp4, P3, C3, Pz, C4, P4 и Cz). После этого они применили вейвлет-анализ для извлечения признаков, соответствующих сенсомоторной активности.

## IV. СЛЕПОЕ РАЗДЕЛЕНИЕ ИСТОЧНИКОВ

Слепое разделение источников (Blind source separation, BSS) представляет собой метод, позволяющий без знаний об искомым сигналах, отделить их от исходного смешанного сигнала. При этом происходит разложение ЭЭГ сигнала на составляющие посредством алгоритма BSS, вслед за чем источники шума устраняются [10].

### A. Метод главных компонент

Метод главных компонент (Principal Component Analysis, PCA) является одним из подходов, который

может быть использован для удаления потенциалов электроокулограммы (ЭОГ). Использование PCA, позволяет выявлять закономерности в сигнале, подчеркивать их сходства и различия, а также превращать исходные сигналы в линейные данные признаков – главные компоненты. Его достоинством является то, что при изменении размерности он позволяет избежать значительной потери информации (дисперсия данных признаков максимальна). В контексте ЭЭГ анализа это предполагает, что исходные сигналы могут содержать большое количество избыточной информации, которую можно исключить из анализа [11]. При этом метод главных компонент преимущественно используется в комбинации с другими подходами, а в настоящий момент несколько уступает методу независимых компонент по частоте использования.

В качестве примера использования PCA, можно привести исследование [12], где авторы использовали спектральный метод главных компонент для задачи распознавания движения пальцев.

### *В. Метод независимых компонент*

Для устранения артефактов в записях, можно использовать анализ независимых компонент (Independent Component Analysis, ICA), который позволяет разделить данные на статические компоненты, которые можно отнести к артефактам, после чего вычесть их из исходного ЭЭГ сигнала [13]. Для эффективной работы данного подхода необходимо зарегистрировать достаточное количество отведений, а сам артефакт должен отличаться по форме и структуре [5].

Этот метод хорошо себя показал при решении задач разделения голосов, записанных одновременно. Благодаря этому методу возможно выделение независимых компонент из смеси сигналов. Математически он опирается на то, что записанные сигналы представляют из себя линейную комбинацию независимых базовых сигналов. В контексте обработки ЭЭГ сигналов, зная количество электродов и предполагая, что количество независимых компонент не превышает их значение, можно осуществить выделение независимых компонент от каждого из источников. Благодаря этому методу возможно исключить некоторые компоненты из исходного сигнала и восстановить его, но уже очищенным от исключенной составляющей [5].

Однако, использовать ICA следует с осторожностью, поскольку неправильное использование этого метода может привести к искажению исходного сигнала, что может негативно отразиться на результатах его анализа.

### *С. Разложение по эмпирическим модам*

Декомпозиция по эмпирическим модам (Empirical Mode Decomposition, EMD), также нашло свое применение в исследованиях, направленных на подавление глазодвигательных и мышечных артефактов в ЭЭГ сигналах и является методом частотно-временного анализа нелинейных нестационарных сигналов [14]. Исследуемый сигнал представляется в виде набора амплитудно-модулированных компонент – собственных модальных функций (Intrinsic Mode Functions (IMFs)) [10]. Чтобы определить эмпирические моды необходимо, чтобы локальное среднее значение для каждой из них равнялось нулю, а также количество

пересечений нуля и экстремумов были равны или отличаться не более чем на единицу [14].

Среди преимуществ применения EMD можно выделить следующее [10]:

- способность извлекать локальные амплитудные, фазовые и частотные составляющие;
- адаптивность и эффективное применение в сочетании с другими методами.

К недостаткам рассматриваемого метода можно отнести его чувствительность к импульсному шуму, что может привести к расщеплению мод [10].

В рамках исследования [15] для определения воображаемых движений левой и правой рукой авторы использовали комбинированный метод, состоящий из многомерной эмпирической модовой декомпозиции (Multivariate Empirical Mode Decomposition, MEMD) и кратковременное преобразование Фурье (Short time Fourier transform, STFT). В результате для выделения признаков были получены спектральные плотности мощности для двух сигналов движений, которые оказались довольно похожи. Поэтому авторы прибегли к частотно-временному анализу для выделения классификационных признаков. В конечном итоге, авторы добились эффективного их извлечения и последующей классификации движений.

## **V. СРАВНЕНИЕ МЕТОДОВ ДЕКОМПОЗИЦИИ**

Перед тем как переходить к сравнению рассмотренных методов декомпозиции ЭЭГ сигнала, следует отметить другие подходы, которые не были описаны ранее.

### *А. Метод регрессии*

Одним из традиционных подходов, позволяющих устранить возникающие в сигнале артефакты от движения глаз, является регрессионный анализ. Среди проблем, которые могут возникнуть во время регрессионного анализа, можно выделить следующее [10]:

- Помимо артефактов от ЭОГ в сигнале одновременно могут содержаться нейронные потенциалы, следовательно, при вычитании из него сигнала ЭОГ может быть также удалена и часть полезного сигнала.
- Кроме того, подход, основанный на регрессионном анализе, может быть недостаточно эффективен при других видах артефактов.

В связи с появлением таких методов как PCA и ICA, потребность исследователей в применении регрессионного анализа снизилась.

В исследовании [4], авторы удаляли глазодвигательные артефакты (горизонтальные и вертикальные движения глаз) из записей ЭЭГ сигналов опираясь на предположение, что сигналы окулографии и ЭЭГ являются независимыми. Для реализации этой задачи они использовали процедуру Грамма – Шмидта.

### *В. Проведение сравнения*

Рассмотренные методы декомпозиции нашли свое применение не только в удалении глазодвигательных артефактов из сигналов, но и в задаче классификации

двигательной активности человека. В табл. 1 представлено сравнение рассмотренных методов, представлены их достоинства и недостатки.

ТАБЛИЦА 1. СРАВНЕНИЕ МЕТОДОВ ДЕКОМПОЗИЦИИ ЭЭГ СИГНАЛА

Название метода	Достоинства	Недостатки
Спектральный анализ	Простота в реализации. Позволяет четко разделить сигнал на частотные диапазоны. Широко применяется.	Не учитывает временную динамику сигнала, из-за чего проводится на небольших окнах сигнала.
Вейвлет-анализ	Позволяет производить одновременный анализ как по частоте, так и по времени. Хорошо выделяет артефакты в сигнале.	Высокая зависимость от материнского вейвлета. Высокая вычислительная сложность в сравнении с БПФ.
Метод главных компонент	Позволяет снизить размерность сигнала. Снижает затраты на вычисления.	В случаях совпадения дисперсии между артефактами и мозговой активностью не сможет их разделять.
Метод независимых компонент	Широко применяется в задачах устранения артефактов в сигналах ЭЭГ. Хорошо показывает себя в обработке многоканальных записей ЭЭГ.	Требует большого количества каналов записи.
Эмпирическая модовая декомпозиция	Для нее не требуется выбирать базисную функцию. Хорошо себя показывает в обработке нестационарных сигналов.	Может возникнуть проблема расщепления мод. Высокая вычислительная сложность.

Согласно полученным результатам можно сделать вывод, что для решения задачи декомпозиции лучше всего использовать совокупность нескольких методов. Вначале осуществить фильтрацию и очистку сигнала от артефактов, а затем выделять из него компоненты, соответствующие движениям.

## VI. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Рассмотрены основные методы декомпозиции сигнала ЭЭГ, среди которых были выделены: спектральный и вейвлет-анализ, методы независимых и главных компонент, а также эмпирическая модовая декомпозиция. Каждый из них обладает рядом достоинств и недостатков, поэтому выбор подходящего метода является важной задачей. В рамках будущей работы по декомпозиции сигнала ЭЭГ планируется рассмотреть использование таких методов как

спектральный анализ и вейвлет анализ, а также метод независимых компонент.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Рангаян Р.М. Анализ биомедицинских сигналов. Практический подход / Пер. с англ. под ред. А.П. Немирко. М.: Физматлит, 2007. 440 с.
- [2] S. Makeig, A. Bell, T.-P. Jung and T. J. Sejnowski, "Independent component analysis of electroencephalographic data", 8. MIT Press. 1995.
- [3] Зенков Л.Р. Клиническая электроэнцефалография (с элементами эпидемиологии). Руководство для врачей. 5-е изд. М.: МЕДпрессинформ, 2012. 356 с.
- [4] Метод удаления глазодвигательных артефактов на ЭЭГ человека при распознавании неоднозначного зрительного образа / А.Е. Руннова, М.О. Журавлев, Е.Ю. Ситникова, А.А. Короновский, А.Е. Храмов // Информационно-управляющие системы. 2017. №5 (90). С. 105-112. doi: 10.15217/issn1684-8853.2017.5.105.
- [5] Иванов А.А. Обзор методов математического анализа ЭЭГ. Количественная ЭЭГ // Эпилепсия и пароксизмальные состояния. 2023. 15(2). С. 171-192. doi: 10.17749/2077-8333/epi.par.con.2023.154.
- [6] Кривошеев В.И., Лупов С.Ю. О некоторых возможностях и проблемах современного цифрового спектрального анализа // Вестник ННГУ. 2011. №5 (3). С. 109-117.
- [7] E. Pitsik, N. Frolov, K. Hauke Kraemer, V. Grubov, V. Maksimenko, J. Kurths, and A. Hramov, "Motor execution reduces eeg signals complexity: Recurrence quantification analysis study," Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science, vol. 30, no. 2, 2020, doi: 10.1063/1.5136246.
- [8] R. Todorean, "Classification of Sensorimotor Rhythms Based on Multi-layer Perceptron Neural Networks," 2020 International Conference on Development and Application Systems (DAS), Suceava, Romania, 2020, pp. 204-207, doi: 10.1109/DAS49615.2020.9108910.
- [9] Толманова В.В., Андриков Д.А. Применение стохастических методов, вейвлет-преобразований и опорных векторов для исследования сигналов электроэнцефалограмм // Вестник РУДН. Серия: Инженерные исследования. 2025. №1. doi: 10.22363/2312-8143-2025-26-1-77-85.
- [10] A. Chaddad, Y. Wu, R. Kateb, A. Bouridane "Electroencephalography Signal Processing: A Comprehensive Review and Analysis of Methods and Techniques," Sensors (Basel). 2023, 23(14), 6434, doi: 10.3390/s23146434.
- [11] C. Wang, J. Zou, J. Zhang, M. Wang, and R. Wang, "Feature extraction and recognition of epileptiform activity in EEG by combining PCA with ApEn," Cognitive Neurodynamics, vol. 4, no. 3, pp. 233-240, Sep. 2010, doi: 10.1007/s11571-010-9120-2.
- [12] R. Xiao and L. Ding, "EEG resolutions in detecting and decoding finger movements from spectral analysis," Frontiers in Neuroscience, vol. 9, 2015, pp. 308-312, doi: 10.3389/fnins.2015.00308.
- [13] Neil W. Bailey, Aron T. Hill, Kate Godfrey, M. Prabhavi N. Perera, Nigel C. Rogasch, Bernadette M. Fitzgibbon, Paul B. Fitzgerald, "EEG is better when cleaning effectively targets artifacts," Clinical Neurophysiology, Volume 180, 2025, 2111378, doi: 10.1016/j.clinph.2025.2111378.
- [14] Грубов В.В. Адаптивная фильтрация физиологических артефактов на сигналах электроэнцефалограмм человека с использованием разложения по эмпирическим модам / В.В. Грубов, А.Е. Руннова, А.Е. Храмов // Журнал технической физики. 2018. Т. 88, № 5. С. 782-790. doi: 10.21883/JTF.2018.05.45908.2304.
- [15] S.K. Bashar and M.I.H. Bhuiyan, "Classification of motor imagery movements using multivariate empirical mode decomposition and short time fourier transform based hybrid method," Eng. Sci. Technol. Int. J., vol. 19, no. 3, 2016, pp. 1457-1464, doi: 10.1016/j.jestech.2016.04.009