

Анализ проблем обработки и передачи сигнала в нейроинтерфейсе, предназначенном для помощи детям с СДВГ

А. А. Бекетов

Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет
«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)
beketov.alex98@yandex.ru

Аннотация. This paper discusses the problems of EEG signal processing associated with the appearance of artifacts, as well as methods for their elimination.

Ключевые слова: EEG; artifacts; signal processing

I. ВВЕДЕНИЕ

Синдром дефицита внимания и гиперактивности (СДВГ) является одним из самых распространённых расстройств психики, встречающихся у детей. Среди школьников этот диагноз имеют 3–10% от общего числа [1]. СДВГ имеет три основных подтипа: комбинированное, преимущественно невнимательное, гиперактивно-импульсивное. В основном заболевание проявляется в разных степенях невнимательности, характеризующейся неспособностью сфокусироваться на определенных задачах, а также в суетливости, неусидчивости и импульсивном поведении. СДВГ вызывает проблемы с обучаемостью, социализацией и склонность к опасному поведению [2]. Также существует связь СДВГ с повышенной вероятностью развития других расстройств психики, связанными с расстройствами поведения и обучаемости. Симптомы СДВГ не проходят с развитием ребенка, а продолжают проявляться и во взрослой жизни [3].

Многие годы СДВГ диагностировался на основании психологических тестов и различных поведенческих симптомов, но использование электроэнцефалографии (ЭЭГ) для исследования электрической активности мозга позволило открыть новую главу в изучении этого заболевания. В результате множества различных исследований [4–8] было обнаружено, что СДВГ связано с повышенной тета-активностью в фронтальных областях мозга. У детей с СДВГ тета-ритм заметно больше по амплитуде чем у их сверстников, это может быть связано с задержкой функционального созревания соответствующих структур головного мозга, так и с различными метаболическими нарушениями. Так же были отмечены увеличение мощности дельта-ритмов одновременно с уменьшением мощности альфа- и бета-ритмов [9].

Одним из эффективных подходов к лечению СДВГ является нейробиоуправление. Нейробиоуправление – это оперантное обусловливание, посредством которого человек когнитивно изменяет частоту, амплитуду или

другие характеристики собственной ЭЭГ [10]. Оперантное обусловливание – это определенное поведение, вызванное подкреплением, следующим за поведением, проявленным до этого. По-другому можно назвать этот метод биологической обратной связью (БОС). Эффективность БОС была доказана множеством независимых исследований [11, 12, 13, 14, 15, 16]. В случае с СДВГ с помощью БОС мы надеемся увеличить альфа- и бета-ритмы, при этом снизив тета-ритм. Коррекция ритмов позволит нормализовать функционирование тех отделов коры головного мозга, которые отвечают за проявление синдрома, таким образом улучшаться когнитивные возможности, внимательность, усидчивость и способность к планированию и обучению у детей. Обоснованность лечебного применения БОС подтверждается исследованиями, показывающими недостаточную активацию нервной системы при СДВГ [8].

В предыдущей работе рассматривалась идея разработки нейроинтерфейса на основании БОС, который будет считывать электроэнцефалограмму ребенка СДВГ во время его использования специальной программы, в которой данные электроэнцефалограммы будут оказывать прямое воздействие на прогресс, а изменяющиеся условия в игре вынуждают ребенка корректировать его ЭЭГ рис. 1 [17].

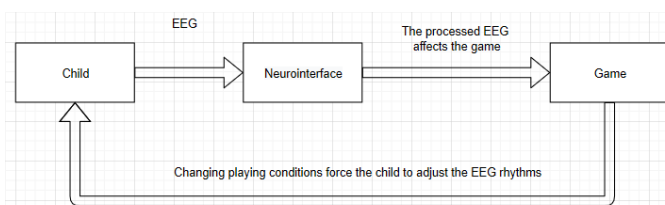


Рис. 1. Структура биологической обратной связи

В данной же работе предлагается рассмотреть проблемы, связанные с обработкой и передачей данных электроэнцефалограммы.

II. АНАЛИЗ ПРОБЛЕМ

ЭЭГ является самым удобным инструментом изучения электрической активности головного мозга человека. Также ЭЭГ имеет потенциал применения в системах, работающих в реальном времени. Но, к сожалению, сигнал

чаще всего зашумлен и имеет различные артефакты, вызванные мышечной активностью и подвижностью пациента, движением его глаз. Поскольку предполагается, что нейроинтерфейсом будут пользоваться дети с СДВГ, у которых наблюдаются явные проблемы с усидчивостью, а также с концентрацией внимания, очевидно, что подобные артефакты будут еще более выраженными, чем у здоровых людей.

Мышечные артефакты:

- Артефакты жевания/глотания
- Фотомиогенные артефакты
- ЭМГ поверхности кожи головы и лицевых мышц

Глазные артефакты:

- Моргания, трепетание глаз
- Электроретинограмма

III. ПРЕДЛОГАЕМЫЕ ПУТИ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМ

Для удаления артефактов можно использовать различные техники, но в данной работе будут рассмотрены и сравнены две методики:

- Анализ независимых компонент (Independent Component Analysis)
- Канонический корреляционный анализ (CCA) и кластеризация гауссовой смеси (GMM)

ЭЭГ измеряет сигналы на скальп-электродах, возникающие в результате электрической активности нейронов во многих областях мозга, а также от внешних источников шума (таких как сигналы от сердца или электрического оборудования). Эти сигналы впоследствии могут быть проанализированы в пространстве сигналов, например, путем изучения влияния параметров стимула на латентность ответов. Более того, можно попытаться решить так называемую обратную задачу, то есть попытаться реконструировать пространственно-временные свойства нейронных источников, породивших ЭЭГ-сигнал, измеренный на волосистой части головы. При обоих подходах интерпретация данных улучшается, если записанная смесь сигналов разложена на значимые физиологические компоненты.

Первоначально это было предпринято путем разложения сигнала на некоррелированные компоненты с использованием анализа главных компонент, но интерпретация этих ортогональных компонент не является простой. С другой стороны, ICA требует, чтобы компоненты были не только некоррелированными, но и статистически независимыми.

Одним из способов достижения этой статистической независимости является требование, чтобы компоненты были как можно более негауссовскими. Смеси сигналов (таких как измеренный сигнал ЭЭГ), согласно центральной предельной теореме, соответствуют гауссову распределению. Если предположить, что гауссовы распределения возникают только в результате смещения и что сами по себе смеси не представляют интереса, то единственными представляющими интерес сигналами должны быть негауссовы сигналы.

Наиболее популярные алгоритмы ICA (FastICA, infomax, JADE) отличаются только способом поиска негауссовых сигналов, хотя существуют и другие методы построения статистически независимых компонент, не основанные на предположении, что компоненты имеют негауссовское распределение. Помимо предположения о негауссовости, предполагается также, что сигналы от различных нейронных источников линейно смешиваются в записанных сигналах (что является разумным предположением, поскольку время, необходимое для прохождения сигналов от нейронного источника к датчикам, пренебрежимо мало для частот в ЭЭГ), и что компоненты пространственно стационарны. На практическом уровне необходимо обеспечить поступление в алгоритм достаточного количества данных, чтобы можно было установить статистическую независимость между компонентами.

В контексте записанных данных ЭЭГ, ICA может разделить данные канала в компоненты сигнала с независимыми курсами времени.

Пример (рис. 2) использования метода независимого компонентного анализа (ICA) для анализа данных электроэнцефалографии. Представлены два пути анализа. Первый путь анализа показывает, как ICA можно использовать для декомпозиции записанных данных, которые содержат смесь сигналов из разных источников. Пространственно-временные свойства нейронных источников, лежащих в основе каждого компонента ICA, впоследствии могут быть определены с помощью алгоритма реконструкции источника. Во втором пути анализа алгоритм восстановления источника непосредственно применяется к необработанному набору данных. Заметим, что интерпретация и реконструкция исходных данных в целом более сложна, чем интерпретация отдельных компонентов. Также следует отметить, что ЭЭГ дает информацию о временной динамике нейронных источников [18].

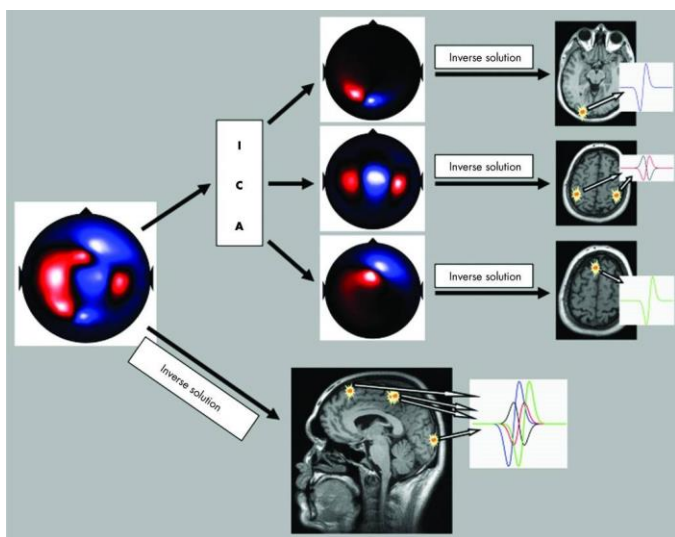


Рис. 2. Пример использования ICA анализа

Что касается разделения источников, то независимый компонентный анализ (ICA), который дает максимально независимые во времени сигналы от записи ЭЭГ, является мощным инструментом для отделения мозговой активности от артефактов. Однако итерационный процесс измерения независимости от сигналов ЭЭГ в многоканальных записях является вычислительно трудноразрешимым. Кроме того, ручное исключение компонентов ICA, связанных с артефактами, является сложным и трудоемким процессом.

Канонический корреляционный анализ (ССА) превосходит ICA и частотные фильтры в устранении мышечных артефактов (электромиография, ЭМГ). ССА-метод использует тот факт, что автокорреляционная мышечной активности слабее, чем активность мозга. Использование порога корреляции позволяет ССА автоматически идентифицировать мышечную активность. Целевая функция ССА имеет решение закрытой формы, которое облегчает реализацию ССА в реальном времени для удаления артефактов.

Эффективным методом идентификации артефактов являются информативные признаки, частотная, пространственная и временная области сигналов ЭЭГ. Эти функции используются совместно, а не независимо. Например, спектральные мощности не эффективны для идентификации глазных артефактов, потому что ЭЭГ-сигналы и глазная активность проявляют аналогичные спектральные свойства в полосе частот мозговой активности, представляющей интерес, но временные характеристики, такие как фрактальная размерность и статистика более высокого порядка, более полезны для идентификации глазных артефактов.

За извлечением признаков часто следует классификация. Большинство систем классификации для удаления артефактов используют метод контролируемого обучения, что требует меченых данных в качестве входных данных для обучения модели. Процесс различения артефактов при визуальном осмотре может занимать много

времени, а результат основан на предыдущем опыте инспектора. Поэтому следует разработать эффективный метод автоматической маркировки артефактов и не-артефактов.

В данной работе предлагается алгоритм (рис. 3) удаления артефактов в реальном времени, который выполняет три основные задачи – разделение источников с использованием ССА, извлечение артефактных признаков с использованием спектральных и временных признаков и классификация на основе модели гауссовой смеси.

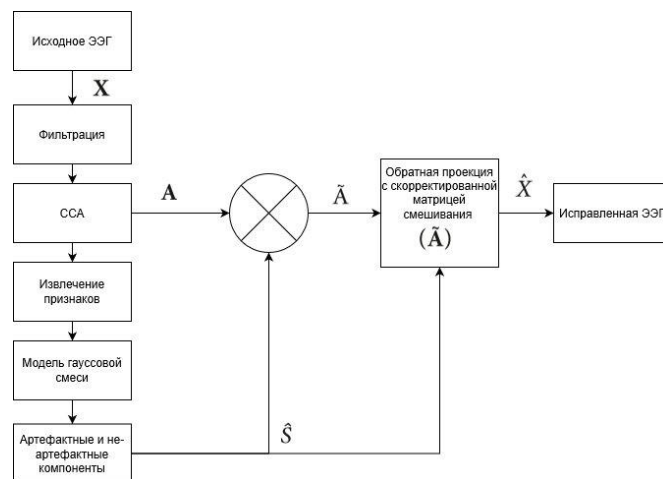


Рис. 3. Алгоритм обработки сигнала с помощью ССА и GMM

Принцип работы ССА:

Пусть наблюдаемые ЭЭГ-сигналы $\mathbf{X}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t)]^T$, $t=1, 2, \dots, N$, где N – число выборок, а M – число электродов ЭЭГ, используемых для проведения наблюдений. Цель слепого разделения источников (BSS) состоит в том, чтобы восстановить источники $\mathbf{S}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_m(t)]^T$ только из наблюдений датчика $\mathbf{X}(t)$. В BSS $\mathbf{X}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t)]^T$ представляет собой смесь множества неизвестных сигналов источника $\mathbf{S}(t)$, которая рассматривается как линейная комбинация.

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{A} * \mathbf{S}(t) \quad (1)$$

где \mathbf{A} – неизвестная матрица смешивания. Неизвестные сигналы источника $\mathbf{S}(t)$, получены путем введения матрицы расслоения \mathbf{W} ,

$$\hat{\mathbf{S}}(t) = \mathbf{W} * \mathbf{X}(t) \quad (2)$$

где $\hat{\mathbf{S}}(t)$ аппроксимирует неизвестные исходные сигналы в $\mathbf{S}(t)$.

Скорректированные сигналы ЭЭГ $\hat{\mathbf{X}}(t)$ могут быть получены из обратной проекции полученных во время расчета компонентов,

$$\hat{\mathbf{X}}(t) = \hat{\mathbf{A}} * \hat{\mathbf{S}}(t) \quad (3)$$

где $\hat{\mathbf{A}}$ скорректированная матрица смешивания, столбцы которой, представляющие артефакты, содержат элементы, которые установлены в ноль [19].

IV. ЗАКЛЮЧЕНИЕ И БУДУЩИЕ РАБОТЫ

В работе были рассмотрены два метода обработки сигнала с целью уменьшения количества артефактов, вызванных мышечной и глазной активностью. В ходе сравнения было установлено, что метод на основе Канонического корреляционного анализа и кластеризации гауссовой смеси подходит для разработки нейроинтерфейса лучше, чем метод на основе ИСА, т.к. он проще с вычислительной точки зрения, а также позволяет вести обработку в реальном времени, при том эффективно удаляя артефакты.

В будущих работах предполагается предоставить программную реализацию этого метода.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] *Мамаева Ю.В., Савина Г.О., Сухоленцева М.В.* Синдром дефицита внимания с гиперактивностью (обзор) // Сиб. вестник психиатрии и наркологии. 2006. 4 (июль). 86–94. 1. С. 31–39.
- [2] *Biederman J.* Attention-deficit/hyperactivity disorder: a selective overview // *Biological Psychiatry*. 2005. V. 57. P. 1215–1220.
- [3] *Holtmann M., Stadler C.* Electroencephalographic biofeedback for the treatment of attention-deficit hyperactivity disorder in childhood and adolescence // *Experimental Review Neurotherapy*. 2006. V. 6. P. 533–540. R. Nicole, “Title of paper with only first word capitalized,” *J. Name Stand. Abbrev.*, in press.
- [4] *Столлер И.А., Сухоленцева М.В., Ткаченко Н.Н., Верева Е.Г., Штарк М.Б., Ярош С.Г.* Альфа-активность энцефалограммы при нейротерапии синдрома дефицита внимания средствами игрового нейробиоуправления // Бюл. сиб. медицины. 2010. Т. 9, № 2. С. 24–34.
- [5] *Janzen T., Graap K., Stephanson S., Marshall W., Fitzsimmons G.* Differences in baseline EEG measures for ADD and normally achieving preadolescent males // *Biofeedback and Self Regulation*. 1995. V. 20. P. 65–82.
- [6] *Clarke A.R., Barry R., McCarthy R., Selikowitz M., Johnstone S.* Effects of stimulant medications on the EEG of girls with attention-deficit/hyperactivity disorder // *Clinical Neurophysiology*. 2007. V. 118. P. 2700–2708.
- [7] *Clarke A.R., Barry R.J., McCarthy R., Selikowitz M.* Correlation between EEG activity and behavior in children with Attention-Deficit/Hyperactivity Disorder // *Journal Neurotherapy*. 2011. V. 15. № 3. P. 193–199.
- [8] *Clarke A.R., Barry R.J., McCarthy R., Selikowitz M.* EEG-defined subtypes of children with attention-deficit/hyperactivity disorder // *Clinical Neurophysiology*. 2001. V. 112. P. 2098–2105.
- [9] *Barry R.J., Clarke A.R., Johnstone S.J.* A review of electro-physiology in attention-deficit/hyperactivity disorder: I. Qualitative and quantitative electroencephalography // *Clinical Neurophysiology*. 2003. V. 114. P. 171–183.
- [10] *Sokhadze E.M., Hillard B., Eng M., El-Baz A.S., Tasman A., Sears L.* Electroencephalographic biofeedback improves focused attention in attention deficit/hyperactivity disorder // *Bulletin of Siberian Medicine*, 2013, vol. 12, no. 2, P. 182–194.
- [11] *Сатина Е.А., Кондратенко А.В., Мерная Е.М., Никонова А.В., Базанова О.М.* Зависимость электроэнцефалографических признаков невербальной креативности от пола и возраста // Бюллетень сибирской медицины. 2010. Т. 9, № 2. С. 101–108.
- [12] *Столлер И.А., Сухоленцева М.В., Ткаченко Н.Н., Верева Е.Г., Штарк М.Б., Ярош С.Г.* Альфа-активность энцефалограммы при нейротерапии синдрома дефицита внимания средствами игрового нейробиоуправления // Бюл. сиб. медицины. 2010. Т. 9, № 2. С. 24–34.
- [13] *Arns M., de Ridder S., Strehl U., Breteler M., Coenen A.* Efficacy of neurofeedback treatment in ADHD: The effects on inattention, impulsivity and hyperactivity: a meta-analysis // *Clinical EEG and Neuroscience*. 2009. V. 40. P. 180–189.
- [14] *Kropotov J.D., Grin-Yatsenko V.A., Ponomarev V.A., Chutko L.S., Yakovenko E.A., Nikishina I.S.* ERPs correlates of EEG relative beta training in ADHD children // *Intern. J. of Psychophysiology*. 2005. V. 55. P. 23–34.
- [15] *Sherlin L., Arns M., Lubar J., Sokhadze E.* A position paper on neurofeedback for the treatment of ADHD // *J. of Neurotherapy*. 2010. V. 14. P. 66–78.
- [16] *Van den Bergh W.* Neurofeedback and State Regulation in ADHD: A Therapy Without Medication. BMED Press, 2010.
- [17] Бекетов А.А., Даминова Э.А. Статья: «Development of a Neurointerface Designed to Help Children with ADHD» / Конференция молодых исследователей России по электротехнике и электронике IEEE (2020 ElConRus) 27 – 30 января 2020 г.
- [18] *Hobson AR, Hillebrand A.* Independent component analysis of the EEG: is this the way forward for understanding abnormalities of brain-gut signalling? // *Gut*. 2006;55(5):597–600. doi:10.1136/gut.2005.081703
- [19] *Hsu SH, Mullen TR, Jung TP, Cauwenberghs G.* Real-Time Adaptive EEG Source Separation Using Online Recursive Independent Component Analysis. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*. 2016;24(3):309–319. doi:10.1109/TNSRE.2015.2508759