

УДК 004.5; 004.94

СРАВНИТЕЛЬНЫЕ ХАРАКТЕРИСТИКИ АЛГОРИТМОВ ДЕТЕКЦИИ СТАБИЛЬНЫХ ЗРИТЕЛЬНЫХ ВЫЗВАННЫХ ПОТЕНЦИАЛОВ ГОЛОВНОГО МОЗГА НА ЭЛЕКТРОЭНЦЕФАЛОГРАММЕ

*Туровский Я.А., к.м.н., доцент кафедры цифровых технологий, руководитель лаборатории информационных технологий в медицине факультета компьютерных наук Воронежского государственного университета
e-mail: yaroslav_turovsk@mail.ru.*

COMPARATIVE CHARACTERISTICS OF THE ALGORITHMS OF DETECTION STEADY STATE VISUALLY EVOKED POTENTIALS OF THE BRAIN ON AN ELECTROENCEPHALOGRAM

Turovsky Ya.A.

The results of comparison of algorithms for analysis of evoked potentials of the brain used in the design of brain-computer interfaces are presented. For carrying out computational experiments, the Fourier transform algorithm was used; the Multivariate Synchronization Index (MSI) algorithm in various modifications: analysis of the original signal, analysis of the accumulated event relation potential and the spectrum of the accumulated event relation potential; linear correlation with analysis from the reference sample of the signal received from the «user», different variants of wavelet filtration. In this case, model signals were used, representing the addition of white noise and a harmonic oscillation simulating a steady state visually evoked potentials. The most stable results (with a number of errors <10 %) for the 3-second analysis period were demonstrated by the MSI of the original signal, the MSI of the Fourier transform results, MSI where the standard was the result of wavelet coherent accumulation, the linear correlation coefficient and MSI where the standard was reconstructed after the wavelet- transformation of the ERP.

Key words: brain computer interface, simulation, SSVEP.

Ключевые слова: интерфейс мозг компьютер, моделирование, SSVEP.

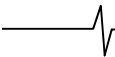
Введение

Одним из направлений развития цифровой обработки сигналов в нейронауках является создание новых и совершенствование уже существующих методов обработки сигналов головного мозга, полученных различными методами. Традиционно, в силу достаточно широкой распространенности и высокой информативности, значительный интерес представляют методы, использующие алгоритмы обработки электроэнцефалограмм (ЭЭГ) – записей электрической активности мозга. Наряду с клиническими решениями, направленными во многом на оценку и прогноз судорожных состояний пациента, фундаментальных исследований, разработка и исследование новых алгоритмов направлены на системы интерфейсов мозг-компьютер (нейрокомпьютерные интерфейсы). В них сигналы, зарегистрированные с головного мозга, трансформируются в команды, замещающие внешние устройства ввода: клавиатуру, джойстик или «мышь». При этом выделяют два основных направления разработки интерфейсов мозг-компьютер: создание синхронных и асинхронных интерфейсов. Синхронные интерфейсы используют внешнюю стимуляцию пользователя, например, в виде вспышек света или подсвечивания тех или иных пиктограмм на экране монитора. В ответ на такие стимулы в структуре ЭЭГ появляются так называемые «вызван-

Представлены результаты сравнения алгоритмов анализа вызванных потенциалов головного мозга, используемых при конструировании интерфейсов мозг-компьютер. Для проведения вычислительных экспериментов были взяты алгоритм преобразования Фурье; алгоритм Multivariate Synchronization Index (MSI) в различных модификациях: анализ исходного сигнала, анализ накопленного вызванного потенциала и спектра накопленного вызванного потенциала; линейная корреляция с анализом по эталонному образцу сигнала полученного с «пользователя», различные варианты вейвлет-фильтрации. При этом применялись модельные сигналы, представляющие собой сложение белого шума и гармонического колебания, имитирующего стабильный зрительный вызванный потенциал. Наиболее устойчивые результаты (с числом ошибок < 10 %) для 3-х секундной эпохи анализа продемонстрировали MSI исходного сигнала, MSI результатов преобразования Фурье, MSI где эталоном выступал результат фильтрации вейвлетом когерентного накопления, коэффициент линейной корреляции и MSI где эталоном был восстановленный после вейвлет-преобразования ВП.

ные» (связанные с событиями) потенциалы (ВП), как правило, относящиеся к зрительным, либо когнитивным ВП. Их амплитудно-частотные параметры могут использоваться при формировании команд для выполнения тех или иных действий.

Существует значительное количество алгоритмов выделения и обработки вызванных потенциалов, однако, в большинстве случаев, сравнение проводится исключительно на уровне уже готовых интерфейсов, на эффективность работы которых может повлиять широкий спектр условий, далеко не всегда связанных с устойчи-



востью, ресурсоёмкостью или точностью работы алгоритма. К таким условиям может быть отнесено состояние пользователя (активность, утомление, предшествующий приём пищи), качество датчиков (например, в случае ЭЭГ), их расположение относительно тех или иных отделов мозга, аппаратные характеристики устройства регистрации мозговой активности и т.д. Таким образом, актуальным представляется сравнение именно самих алгоритмов обработки электроэнцефалограмм, содержащих в своей структуре вызванные потенциалы.

В качестве вызванных потенциалов в системах синхронных интерфейсов человек-компьютер наибольшее распространение получили устойчивые зрительные вызванные потенциалы (SSVEP) и потенциал (или компонент) P300 [1-3]. Ряд других ЭЭГ-феноменов, связанных с теми или иными внешними или внутренними событиями и вызванными потенциалами, хотя и представляет интерес для применения в качестве сигналов, используемых для создания команд, тем не менее, существенно уступают двум указанным выше феноменам по их чувствительности к характеристикам состояния человека. Из двух, указанных выше феноменов, потенциал SSVEP рассматривается в качестве основного для применения в наиболее быстрых интерфейсах.

Целью настоящей работы является проведение вычислительных экспериментов для получения сравнительных характеристик эффективности различных алгоритмов и их программных реализаций при выделении потенциала SSVEP из электроэнцефалограмм в условиях зашумленности сигнала.

Материалы и методы

Как известно [4-6], потенциал SSVEP имеет вид периодического колебания с частотой, равной частоте проводимой стимуляции, а форма сигнала напоминает гармоническое колебание. Поэтому в качестве модели вызванного потенциала была использована синусоида, аддитивно дополненная белым шумом, который имитировал не только сигнал ЭЭГ, но и артефакты, связанные с движением электродов по коже и с электрической активностью перикраниальных мышц [7, 8]. Учитывалось, что амплитуда потенциала SSVEP может колебаться от значений 0,5 мкВ до ≈ 10 мкВ, а фоновый сигнал ЭЭГ в этих же областях достигает величин 80-100 мкВ [9]. В ходе проведенного моделирования отношение сигнал/шум менялось в пределах от полного отсутствия шума (начальный вариант) до величины 1/300. Рассматривалась модель, при которой следовало выбрать одну из шести возможных частот в диапазоне от 7,5 Гц до 20 Гц, как диапазон частот ЭЭГ, где максимальным образом выражена амплитуда SSVEP [10]. Для выделения вызванных потенциалов, если этого требовали условия численного эксперимента, использовался стандартный подход, основанный на когерентном накоплении сигнала, при этом время регистрации сигнала для всех рассмотренных случаев составляло 1 с или 4 с, а время накопленного вызванного потенциала составляло 0,5 с или 3 с. Анализировались результаты 100 циклов распознавания сигнала.

В качестве алгоритмов многоканальной детекции потенциала SSVEP были выбраны следующие.

1. Преобразование Фурье накопленного, в рамках выделения вызванного потенциала, сигнала в одинаковом для всех частот временном окне. При этом рассчитывалась спектральная плотность мощности (СПМ), как на соответствующей частоте SSVEP, так и в ее окрестностях, определяемых как среднее расстояние между частотами, на которых возможно появление искомого сигнала. По результатам оценки СПМ решение получалось тремя вариантами: выбором наибольшего значения СПМ; выбором самой большой суммы СПМ, получаемой с разных каналов; «голосованием» каналов, когда каждый из каналов ЭЭГ определял свою частоту, а полученные результаты оценки суммировались. Таким образом, выбиралась та частота, которая была выбрана наибольшим числом каналов.

2. Преобразование Фурье, выполняемое, в отличие от предыдущего случая, не в постоянном временном окне, а в окне, содержащем одинаковое число осцилляций каждой из искомым частот. В остальном же выполнялась та же последовательность действий, что и в пункте 1.

3. Алгоритм Multivariate Synchronization Index (MSI) [11, 12], являющийся, по сути, дальнейшим развитием методов канонического корреляционного анализа. Согласно [11, 12], оценивались значения, получаемые при использовании алгоритма MSI для нативного модельного сигнала в сравнении с эталонным сигналом, в качестве которого выступали гармоники искомым частот. При этом аналогично подходам, использованным при преобразовании Фурье, при поиске искомой частоты применялся выбор наибольшего значения индекса синхронизации, а также выбор самой большой суммы индексов синхронизации с разных каналов и «голосование» каналов.

4. Алгоритм MSI, примененный не к нативному сигналу, а к накопленному вызванному потенциалу. В этом случае при сокращении эпохи анализа (что негативно сказывается на распознавании сигнала), за счёт когерентного накопления, соотношение сигнал/шум улучшается, что, теоретически, может привести к более удачным результатам распознавания. Выбор искомой частоты по результатам этого преобразования осуществлялся так же, как в пп. 1, 2.

5. Алгоритм MSI, примененный к спектру Фурье накопленного сигнала только в исследуемом частотном диапазоне. Данное ограничение вызвано необходимостью исключить влияние тех спектральных компонент, которые находятся за пределами исследуемого частотного диапазона, но, согласно алгоритму расчета, могут существенно повлиять на результат выбора частоты. Выбор нужной частоты по результатам преобразования осуществлялся так же, как и в пп. 1, 3.

6. Расчет коэффициента линейной корреляции между накопленным вызванным потенциалом и образцом, полученным в ходе обучения интерфейса на конкретном пользователе или генераторе тестового сигнала.

7. Расчет по алгоритму MSI с использованием в качестве эталона образца сигнала, полученного путем пространственного (с разных каналов) когерентного накопле-

ния. Данный подход имитирует учет возможных различий вызванного потенциала у разных пользователей.

8. Расчет по алгоритму MSI с использованием в качестве эталона образца сигнала ВП, полученного путем фильтрации исходного сигнала, заведомо содержащего искомый вызванный потенциал. Данный подход рассматривает возможности использования разных фильтров полученных, например, на основе генетических алгоритмов [13, 14]. При этом, созданные таким образом фильтры, равно как и фильтры, полученные аналитически, могут быть специализированы на выделении тех или иных особенностей исследуемого сигнала. С учетом того, что в модели использовалась синусоидальная функция, как имитатор SSVEP, в качестве фильтра был выбран вейвлет Морлет, представляющий собой амплитудно-модулированную гармоническую функцию, частота которой рассчитывалась исходя из частоты «стимуляции», равной частоте SSVEP. При заданной частоте дискретизации модельного сигнала в 5 кГц, разрешение по частоте в исследуемой области было выше 0,08 Гц для верхней границы исследуемого диапазона.

9. Расчет по алгоритму MSI с использованием в качестве эталона образца сигнала ВП, полученного путем прямого и обратного вейвлет-преобразования накопленного ВП, заведомо содержащего искомый вызванный потенциал. При этом восстановление осуществлялось не по всей матрице коэффициентов вейвлет-преобразования. Согласно [15] определялись частотный диапазон восстановления сигнала как разность между двумя соседними локальными минимумами матрицы квадратов коэффициентов вейвлет-преобразования, между которыми располагалась анализируемая частота. Таким образом, анализировался алгоритм восстановления сигнала на основе его оригинальной структуры цепочек локальных максимумов и минимумов мат-

рицы квадратов коэффициентов вейвлет-преобразования [15]. Такой подход позволяет восстанавливать фрагменты сигнала исходя из его существующих частотно-временных особенностей, а не из априорных предположений об их существовании.

Общая схема проводимых экспериментов представлена на рис 1. При оценке числа правильных ответов учитывался случайный процент правильных детекций и доверительный интервал их доли.

Результаты и обсуждение

Результаты проведенных вычислительных экспериментов представлены на рис. 2. На рис. 2 использованы следующие обозначения для применяемых алгоритмов: «MSI» – обработка нативного сигнала с использованием алгоритма MSI (п. 3); «MSI накопл.» – применение алгоритма MSI для накопленного вызванного потенциала (п. 4); «MSI-FFT» – применение MSI для анализа спектра Фурье (п. 5); «FFT» – анализ на основе спектра Фурье эпох анализа равной длины (п. 1); «FFT-С» – применение спектра Фурье, рассчитанного по одинаковому числу осцилляций искомым частот (п. 2); «Линейная корреляция» – расчет на основе результатов корреляции сигнала с образцом, полученным с «пользователя» (генератора тестового сигнала) в ходе обучения интерфейса (п. 6); MSI (фильтр) – эталон для данного алгоритма получен путём фильтрации накопленного сигнала вейвлетом Morlet, центральная частота которого совпадает с искомой в сигнале (п. 8); MSI (по образцу) – (п. 7); MSI (восстановленный) – эталоном служит сигнал, восстановленный на основе подходов по анализу цепочек локальных максимумов и минимумов (п. 9) [15, 16, 17]. В целом методы продемонстрировали высокий уровень распознавания полезного сигнала до отношения сигнал/шум 1 к 40, что с учётом амплитуды SSVEP даст от 20 до ~ 400 мкВ «шума» – т.е. фоновой ЭЭГ. С учетом

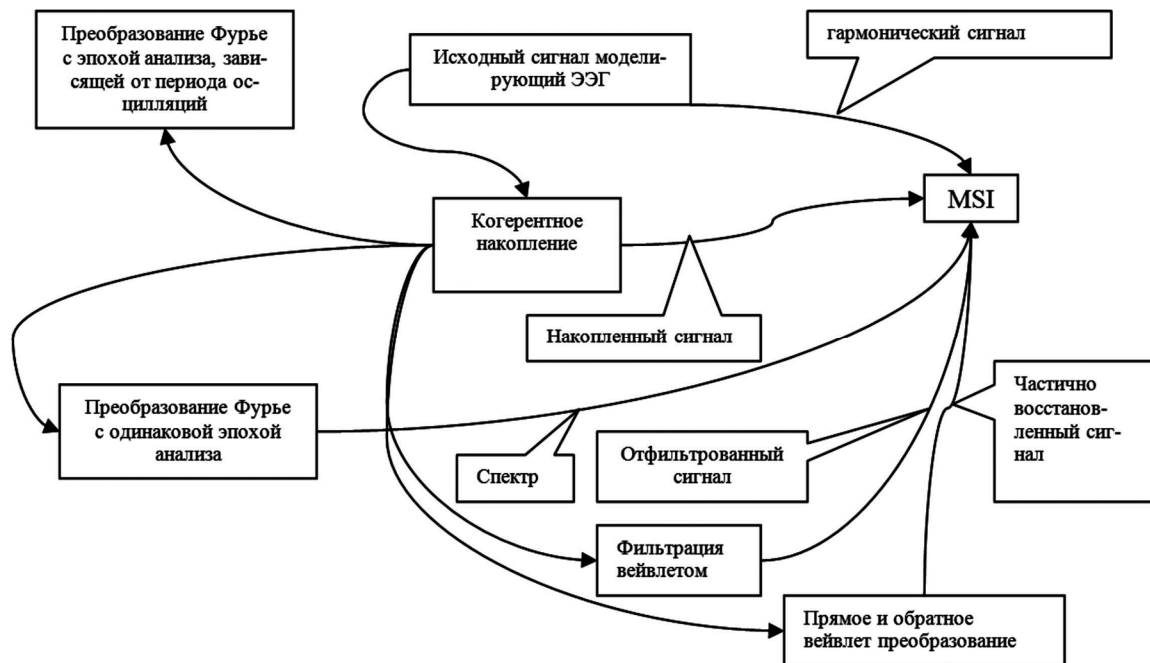


Рис.1. Схема обработки модельного сигнала для определения эффективности алгоритмов при детекции ВП в ЭЭГ.

Примечание – в выносках указаны эталонные сигналы для MS

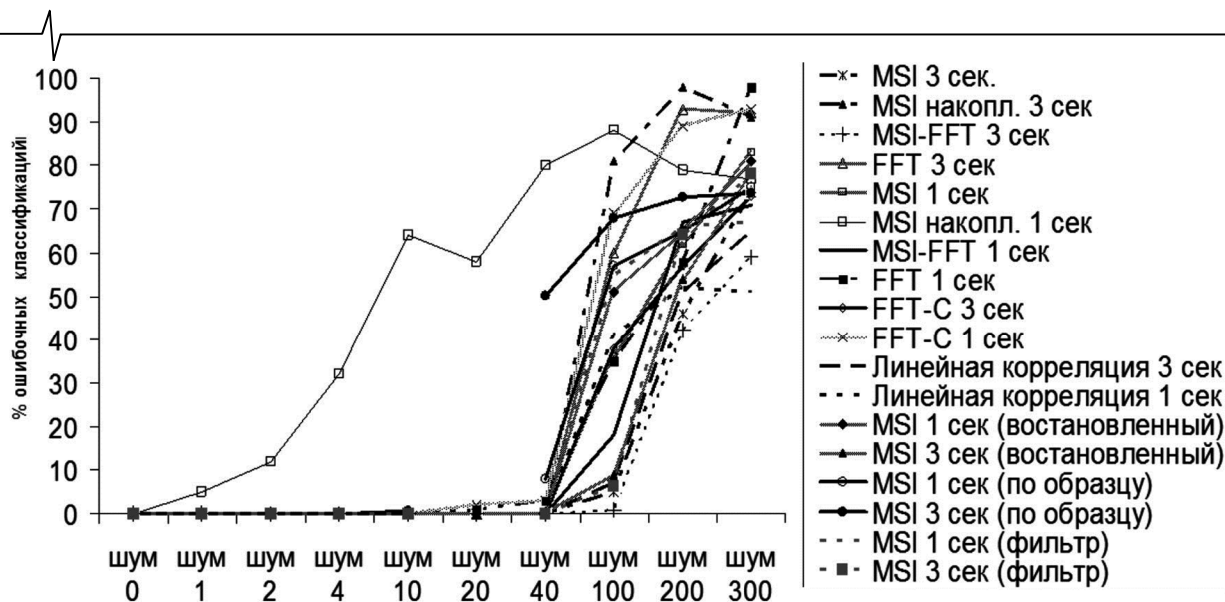


Рис. 2. Результаты вычислительных экспериментов. Представлена зависимость процента ошибочных классификаций от параметра «шум N», который указывает, что амплитуда шума в N раз превышает амплитуду полезного сигнала. Амплитуда полезного сигнала принята за единицу

того, что амплитуда фоновой ЭЭГ в затылочных областях существенно снижается при умственной нагрузке, имеющуюся точность распознавания следует признать вполне достаточной для устойчивого детектирования искомого потенциала. А при наличии депрессии α -ритма при фотостимуляции это дает высокое качество распознавания полезного сигнала. При соотношении сигнал/шум 1/100 и больше распознавание хотя и возможно для ряда алгоритмов, но в целом алгоритмы показывают точность, не позволяющую использовать их для управления дроном, самоходным шасси, набором текста. Иными словами, затруднительно применять те функции, ради которых и создаётся интерфейс мозг-компьютер. При отношении сигнал/шум, равном 1/300, оказывается, практически, невозможным обеспечить функционирование интерфейса мозг-компьютер с приемлемой скоростью, несмотря даже на когерентное накопление вызванного потенциала.

При уровне сигнал/шум 1/100 наилучшим образом зарекомендовали себя следующие алгоритмы (в скобках указаны эпохи анализа): MSI (3 сек) исходного сигнала, MSI(3 сек) результатов преобразования Фурье, MSI(3 сек) где эталоном выступал результат фильтрации вейвлетом когерентного накопления, коэффициент линейной корреляции (3 сек) и MSI (3 сек), где эталоном был восстановленный после вейвлет-преобразования ВП. При этом преимущества по сравнению с другими исследованными алгоритмами имеют два алгоритма за счёт их существенно меньшей ресурсоемкости – это алгоритм MSI и алгоритм линейной корреляции, являющийся, по сути, свёрткой накопленного вызванного потенциала только по одной функции. Несколько проигрывает им в ресурсоёмкости алгоритм предварительной фильтрации когерентного накопления вейвлетами в известном частотном диапазоне (являющийся, по сути, вариантом линейной корреляции). Однако данная проблема ресурсоёмкости легко решается, если учесть, что генерация эталона осуществляется однократно после обучение программно- аппаратной части интерфейса

мозг-компьютер и непосредственно перед работой пользователя. При уменьшении эпохи анализа до 1 с, практически, все рассмотренные алгоритмы по-прежнему с достаточно высокой точностью выделяют нужные компоненты. Исключение составляет лишь алгоритм MSI, анализирующий накопленный сигнал.

Заключение

В работе представлены результаты сравнения алгоритмов анализа вызванных потенциалов головного мозга, используемых для конструирования интерфейсов мозг-компьютер. Для проведения вычислительных экспериментов был взят алгоритм преобразования Фурье и алгоритм MSI, являющийся развитием методов канонического корреляционного анализа в различных модификациях: анализ исходного сигнала; анализ накопленного вызванного потенциала; анализ спектра накопленного вызванного потенциала. Для исследования применялись модельные сигналы, представляющие собой сложение белого шума и гармоника, имитирующей стабильный зрительный вызванный потенциал. Отношение сигнал/шум менялось в пределах от полного отсутствия шума до 1/300. Полученные результаты показали, что при отношении сигнал/шум от полного отсутствия шума и до 1/40 ни один из рассмотренных алгоритмов не имеет преимуществ по точности распознавания вызванного потенциала. При отношении сигнал/шум, равном 1/300, ни один из рассмотренных алгоритмов не обеспечивает необходимую точность распознавания вызванного потенциала. В промежуточном диапазоне таких отношений наиболее устойчивые результаты для 3-х секундной эпохи анализа продемонстрировали MSI исходного сигнала, MSI результатов преобразования Фурье, MSI, где эталоном выступал результат фильтрации вейвлетом когерентного накопления, коэффициент линейной корреляции и MSI, где эталоном был восстановленный после вейвлет-преобразования ВП. Они же оказались наилучшими для коротких 1-секундных отрезков, что позволяет рассматривать эти алгоритмы в качестве пер-

спективных для создания высокоскоростных синхронных интерфейсов мозг-компьютер.

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (грант 16-29-08342-офи_м).

Автор выражает признательность С.В. Борзунову, А.А. Вахтину, М.А. Галыгиной С.Д. Кургалину, А.К. Толкачеву.

Литература

1. Zhu D., Bieger J., Molina G., Aarts R.M. A Survey of Stimulation Methods Used in SSVEP-Based BCIs // Computational Intelligence and Neuroscience. – Hindawi Publishing Corporation, 2010. – Article ID 702357.
2. Гнездицкий В.В. Вызванные потенциалы мозга в клинической практике. – М.: МЕДПресс-информ, 2003. – 264 с.
3. Farwell L.A., Donchin E. Talking off the top of your head: towards mental prosthesis utilizing event-related brain potentials // Electroenceph. Clin. Neurophysiol. – 1988. – V. 70. – P. 510-523.
4. Wang Yu., Wang Yi., Cheng Ch., Jung T. Developing Stimulus Presentation on Mobile Devices for a Truly Portable SSVEP-based BCI. <http://ieeexplore.ieee.org/document/6610738/?section=abstract>.
5. Volosyak I. SSVEP based Bremen-BCI boosting information transfer rates // Journ. Neural Eng. – 2011. – V. 8(3). – P. 036020. DOI: 10.1088/1741-2560/8/3/036020.
6. Resalat S.N., Setarehdan S.K. An Improved SSVEP Based BCI System Using Frequency Domain Feature Classification // American Journal of Biomedical Engineering. – 2013. – V. 3(1). – P. 1-8. DOI: 10.5923/j.ajbe.20130301.01.
7. Бойцова Ю.А., Данько С.Г., Медведев С.В. Динамика мощности ЭЭГ в бета- и гамма-диапазонах в условиях нормальной и ослабленной электромиограммы лицевых мышц // Физиология человека. 2016. Т. 42. № 6. С. 5-17.
8. Данько С.Г., Грачёва Л.В., Бойцова Ю.А., Соловьёва М.Л. Электромиограмма перикраниальных мышц в частотных диапазонах бета и гамма при сравнении эмоционально и когнитивно различных состояний // Физиология человека. 2014. Т. 40. № 2. С. 5.
9. Зенков Л.Р. Клиническая электроэнцефалография (с элементами эпилептологии). – М.: МЕДПресс-информ, 2011. – 356 с.
10. High frequency SSVEPs for BCI applications G. Garcia // http://hmi.ewi.utwente.nl/chi2008/chi2008_files/garcia.pdf.
11. Multivariate synchronization index for frequency recognition of SSVEP-based brain-computer interface / Ya. Zhang, P. Xu, K. Cheng, D. Yao // Journal of Neuroscience Methods. – 2014. – 221. – P. 32– 40.
12. Comparison of the influence of stimuli color on Steady-State Visual Evoked Potentials / R. Tello, S. Müller, A. Ferreira, T. Freire // Bastos Res. Biomed. Eng. – 2015. – V. 31(3). – P.218-231.
13. Решение задачи автоматической классификации сигналов методом генетического алгоритма Белобродский В.А., Кургалин С.Д., Туровский Я.А. В сборнике: Физико-математическое моделирование систем материалы XIII Международного семинара. 2014. С. 125-132.
14. Белобродский, В.А. Разработка генетического алгоритма для конструирования цифровых фильтров, классифицирующих биомедицинские сигналы, и его апробация на сигналах с известными параметрами / В.А. Белобродский, С.Д. Кургалин, Я.А. Туровский и др. // Биомедицинская радиоэлектроника. – 2015. – № 2. – С. 56-64.
15. Исследование вызванных потенциалов головного мозга на основе адаптивного варианта обратного вейвлет-преобразования Туровский Я.А., Кургалин С.Д., Вахтин А.А., Борзунов С.В., Белобродский В.А. Биофизика. 2015. Т. 60. № 3. С. 547-554.
16. Туровский Я.А. Обработка сигнала электроэнцефалограммы на основе анализа частотных зависимостей и вейвлет-преобразования / Я.А.Туровский С.Д. Кургалин, А.А. Вахтин // Биомедицинская радиоэлектроника. – 2012. – №2. – С.39-45
17. Туровский Я.А. Анализ электроэнцефалограмм на основе исследования изменяющейся во времени структуры локальных максимумов матрицы вейвлет-коэффициентов / Я.А. Туровский, С.Д. Кургалин, А.В. Максимов А.Г. Семёнов // Вестник Воронежского государственного университета. Серия: системный анализ и информационные технологии. – 2012. – №2. – С. 69-74.

Уважаемые коллеги!

Для тех, кто не успел оформить подписку на первое полугодие 2018 года через АО «Роспечать», сохраняется возможность приобретения журналов непосредственно в редакции по адресу: г. Москва, ул. Авиамоторная, дом 8, Научный Центр МТУСИ, ком. 612. Российское научно-техническое общество радиотехники, электроники и связи им. А.С. Попова, метро «Авиамоторная», или оформить Заказ в соответствии с требованиями, выставленными на сайте журнала: www.dsra.ru.

Справки по телефону: (+7 903)201-53-33 (Самсонов Геннадий Андреевич).

E-mail: ntores@mail.ru