

МИНОБРНАУКИ РОССИИ

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ
Н.Г. ЧЕРНЫШЕВСКОГО»

Кафедра радиофизики и нелинейной динамики

**Вейвлет-анализ многоканальных электроэнцефалограмм по
сигналам малой длительности**

АВТОРЕФЕРАТ МАГИСТЕРСКОЙ РАБОТЫ

студента 2 курса 241 группы
направления 03.04.03 «Радиофизика»
физического факультета
Черняева Юрия Николаевича

Научный руководитель

к.ф.-м.н., доцент

О.Н. Павлова

Зав. кафедрой

д.ф.-м.н., профессор

В.С. Анищенко

Саратов 2019

ВВЕДЕНИЕ

Разработка нейроинтерфейсов, называемых также интерфейсами мозг-компьютер (ИМК), является актуальной и перспективной областью нейрофизиологии, прикладной физики и техники. Хотя данная область вызывала интерес и раньше (первые идеи были озвучены почти 50 лет назад), потребовалось значительное время для развития технических возможностей реализации нейроинтерфейсов и лучшего понимания динамики мозга. За последние годы удалось создать целый ряд неинвазивных ИМК, позволяющих распознавать особенности электрической активности мозга при мысленных намерениях, которые могут быть преобразованы в команды управления механической частью нейроинтерфейса [1]. К числу примеров можно отнести устройство для управления движением курсора на экране монитора и средство коммуникации для парализованных людей, а также различные варианты мысленного управления в робототехнике. ИМК можно интерпретировать как устройство, обеспечивающее выполнение людьми различных действий без использования мышц, а базируясь на регистрации сигналов головного мозга [1]. Распознавание таких сигналов представляет собой очень сложную задачу, особенно, если необходимо анализировать мелкую моторику. При решении такой задачи необходимо не только располагать хорошими инструментами разделения типов сигналов с разными характеристиками, но и учитывать, что данные сигналы являются короткими (зачастую очень короткими, так как процесс принятия решения занимает доли секунды) и нестационарными, поскольку предпринимаемое действие при мысленном управлении связано с различными изменениями текущего состояния. К этому нужно добавить сложную организацию сигналов электрической активности головного мозга – электроэнцефалограмм (ЭЭГ), процессы адаптации (при постоянном выполнении одних и тех же действий отклик нейронных ансамблей меняется) и т.д.

Целью данной выпускной квалификационной работы является изучение возможностей распознавания структурных изменений в сигналах

электроэнцефалограмм на основе метода многомасштабного анализа, применяющего дискретное вейвлет-преобразование с базисами Добеши, включая сопоставление результатов в зависимости от выбора базиса и объема выборки.

Материалы исследования. Исследования проводились на основе математического моделирования и анализа экспериментальных данных. Основным инструментом был выбран многомасштабный анализ на основе дискретного вейвлет-преобразования [2–10].

Выпускная квалификационная работа содержит введение, три главы (1. Дискретное вейвлет-преобразование; 2. Вейвлет-анализ сигналов ЭЭГ по малому объему выборки; 3. Основные результаты), заключение и список использованных источников. Общий объем работы 60 стр.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Описание экспериментальных исследований. Электроэнцефалограмма – запись электрической активности головного мозга, полученная с помощью электродов, расположенных на поверхности головы (в особых случаях – из глубоких структур). Иными словами, это электрический потенциал, зарегистрированный непосредственно от поверхности головного мозга или сквозь покрывающие его ткани.

Электроэнцефалограмма представляет собой суммарный электрический потенциал (пространственное суммирование), который формируется в группе нейронов при условии синхронно протекающих процессов возбуждения и/или торможения. Важную роль в формировании электрического потенциала и структуры ЭЭГ имеет взаимное расположение отдельных нейронов и ориентация их воспринимающих отростков (дендритов) в пространстве. Упорядоченное расположение нейронов создаёт оптимальные условия для пространственной суммации их электрических дипольных моментов и для формирования мощного электрического потенциала. Наиболее яркий пример упорядоченного расположения клеток можно

наблюдать в коре больших полушарий. Самые крупные клетки коры, пирамидные нейроны, имеют вытянутое тело и длинные верхушечные (апикальные) дендриты, располагающиеся параллельно друг другу и перпендикулярно по отношению к поверхности коры. У нейронов, расположенных хаотично (в глубоких структурах, например, в таламусе), суммарный потенциал обычно оказывается значительно слабее. Необходимо добавить, что форма электрического потенциала, в широком смысле – структура ЭЭГ, несет информацию о работе огромных скоплений нейронов, объединяющих нескольких миллионов клеток, а также об особенностях межклеточных взаимодействий. В настоящее время широко используются средства компьютерного моделирования процессов в нервной системе, которые приблизили к пониманию механизмов формирования электрического потенциала определенной формы, характерных паттернов ЭЭГ.

Эксперименты по регистрации сигналов электрической активности головного мозга проводились на здоровых добровольцах различного возраста (18 человек). Многоканальные ЭЭГ регистрировались для стандартной расстановки электродов 10–20, кроме того, применялись промежуточные электроды, которые позволили расширить число каналов записи до 33. В ходе отдельного эксперимента записывалась фоновая электрическая активность в течение 10 минут, а также сигналы, соответствующие базовым движениям – медленный подъем правой или левой руки, а также правой или левой ноги [11, 12]. Наряду с выполнением соответствующих движений, проводились эксперименты по мысленному управлению – испытуемый мысленно представлял, что он осуществляет движения руками или ногами, и короткие фрагменты электрической активности головного мозга во время этого процесса также регистрировались. Отметим, что движение или его воображение – это очень кратковременные процессы (особенно, если речь идет о мысленном принятии решения). Чтобы оценить возможность надежного распознавания мысленных намерений, эксперименты

проводились сериями, включающими выполнение каждого действия (реальное или воображаемое движение) в течение 100 раз. Эти серии разбивались на последовательное выполнение разных действий (реальное движение рукой, воображаемое движение рукой, реальное движение ногой, воображаемое движение ногой), чтобы порядок этих действий менялся. Фрагменты ЭЭГ, соответствующие движению или его воображению, регистрировались в течение 4-х секунд каждый. В ходе предварительной обработки данных сигналы ЭЭГ отфильтровывались с использованием полосового фильтра с частотами отсечки 1 Гц и 100 Гц, а также заграждающего фильтра на частоте 50 Гц.

Основные результаты. Возможность диагностики различий между фоновой электрической активностью мозга и электрической активностью во время реальных и воображаемых движений была исследована, начиная с движений рук. На рисунке 1 показан пример результатов, полученных для первых семи каналов ЭЭГ. Этот выбор был сделан, чтобы показать, что существуют каналы со значительными различиями между тремя рассмотренными наборами данных (здесь это каналы 1–6) и каналы с плохим разделением сигналов (канал 7). Для других каналов (которые не показаны на рисунке 1) получаются аналогичные результаты, заключающиеся в достоверно идентифицируемых в ряде случаев различиях между наборами данных. Более того, такие результаты довольно типичны для всех добровольцев, хотя различия между реальными и воображаемыми движениями могут быть выражены в различной степени. Так, на рисунке 1 продемонстрирован случай более сильных изменений значений σ во время воображения движений, в то время как для других испытуемых, напротив, случай реальных движений часто приводит к более выраженным отличиям от фоновой электрической активности мозга. Тем не менее, во всех примерах исследуемые наборы данных хорошо разделяются, но нужно принимать во внимание индивидуальные особенности каждого добровольца, участвующего

в экспериментальных исследованиях. Количество каналов с плохим разделением между тремя исследуемыми состояниями также варьируется.

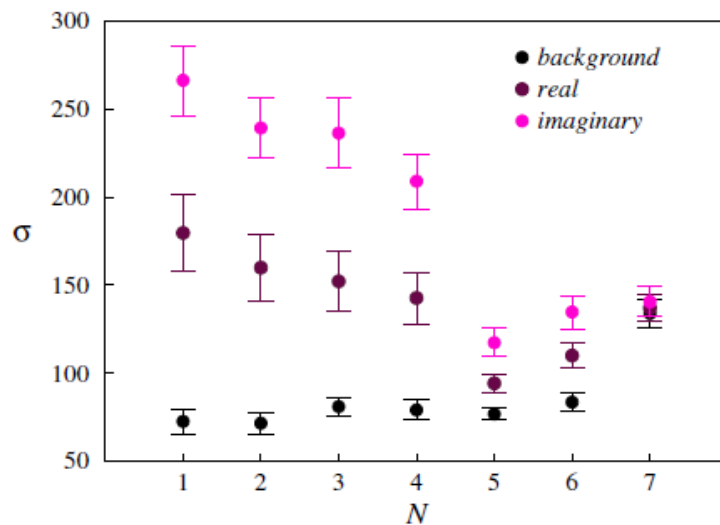


Рисунок 1 – Различия характеристик фрагментов сигнала, соответствующих фоновой ЭЭГ, реальным и воображаемым движениям правой руки, которые наблюдаются в типичных экспериментальных данных электрической активности мозга (многоканальных ЭЭГ). Аналогичные результаты были получены для левой руки.

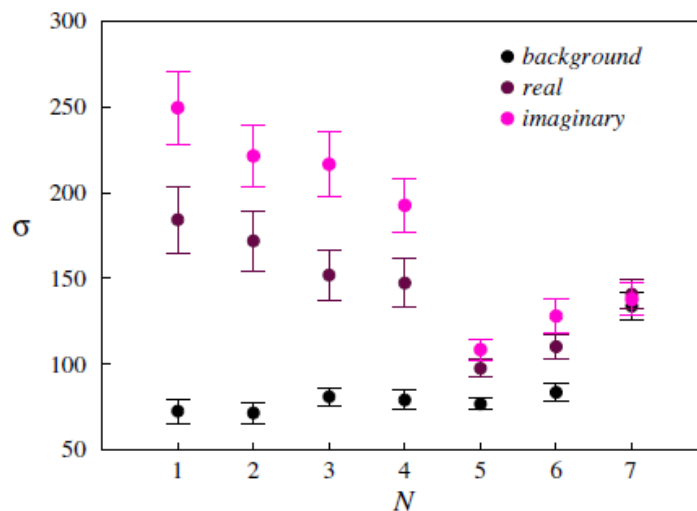


Рисунок 2 – Различия характеристик фрагментов сигнала, соответствующих фоновой ЭЭГ, реальным и воображаемым движениям правой ноги, которые наблюдаются в типичных экспериментальных данных электрической активности мозга (многоканальных ЭЭГ). Аналогичные результаты были получены для левой ноги.

Анализ сигналов ЭЭГ, записанных при движении ног, приводит к аналогичным выводам (рисунок 2). Визуально различия между рисунками 1 и 2 довольно малы, но случай движений рук в выбранном примере позволяет нам обнаруживать реальные и воображаемые движения, используя 6 каналов из 7, в то время как достоверное различие сигналов для движений ног наблюдается только для 4 каналов из 7.

Поскольку выбор вейвлет-функции может существенно повлиять на качество идентификации паттернов, мы сравнили результаты для разных базисов семейства вейвлетов Добеши. Рисунки 3 и 4 иллюстрируют разделение между реальными движениями и фоновой ЭЭГ в случае движений рук (рисунок 3) и движений ног (рисунок 4).

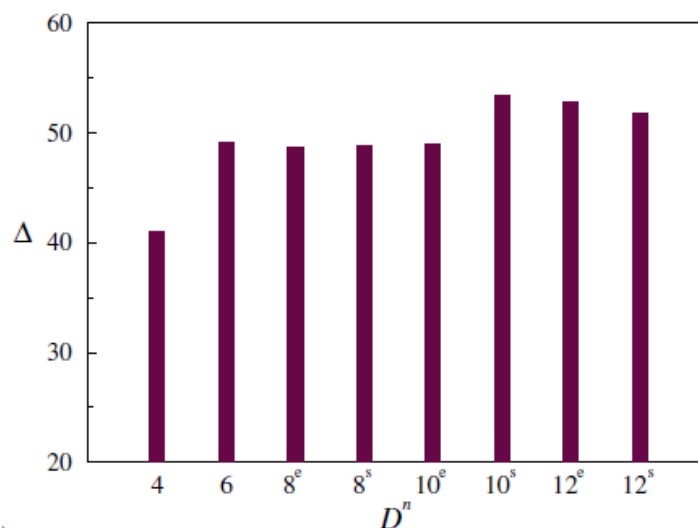


Рисунок 3 – Разделение между реальными движениями и фоновой ЭЭГ для 3-го канала в типичных экспериментальных данных электрической активности мозга для случаев движений правой руки. Мера Δ оценивается как разность значений σ , которые соответствуют рассматриваемым ЭЭГ-паттернам и фоновой активности.

Рассмотрение воображаемых движений также показывает преимущество использования вейвлет-функций с большей областью задания, которые позволяют четко различать паттерны ЭЭГ, связанные с воображением движений, от фоновой ЭЭГ (рисунки 5 и 6). Вейвлеты, соответствующие большим значениям n , приводят к увеличению числа

коэффициентов разложения, и, следовательно, скорость цифровой обработки сигналов уменьшается. Однако качество обнаружения паттернов улучшается, и представляется предпочтительным выбрать некоторый компромисс между скоростью обработки и возможной ошибкой идентификации паттернов.

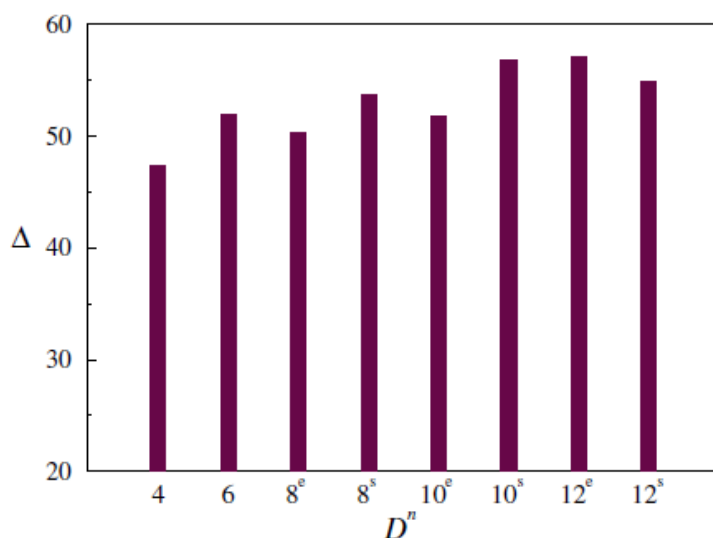


Рисунок 4 – Разделение между реальными движениями и фоновой ЭЭГ для 3-го канала в типичных экспериментальных данных электрической активности мозга для случаев движений правой ноги. Мера Δ оценивается как разность значений σ , которые соответствуют рассматриваемым ЭЭГ-паттернам и фоновой активности.

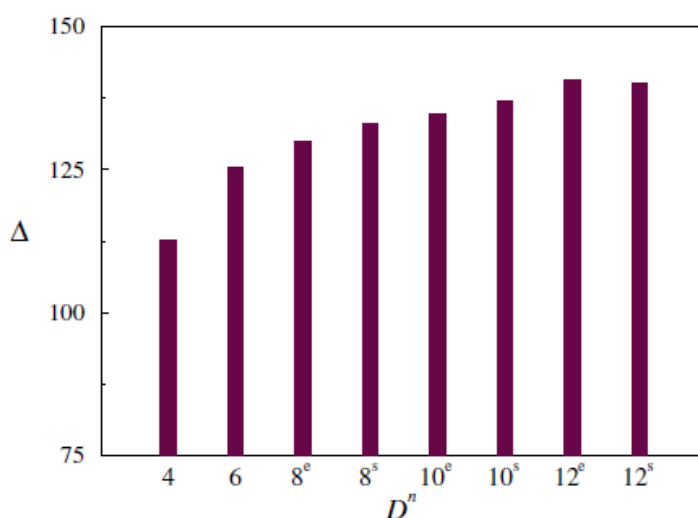


Рисунок 5 – Разделение между воображаемыми движениями и фоновой ЭЭГ для 3-го канала в типичных экспериментальных данных электрической активности мозга для случаев движений правой руки. Мера Δ оценивается как разность значений σ , которые соответствуют рассматриваемым ЭЭГ-паттернам и фоновой активности.

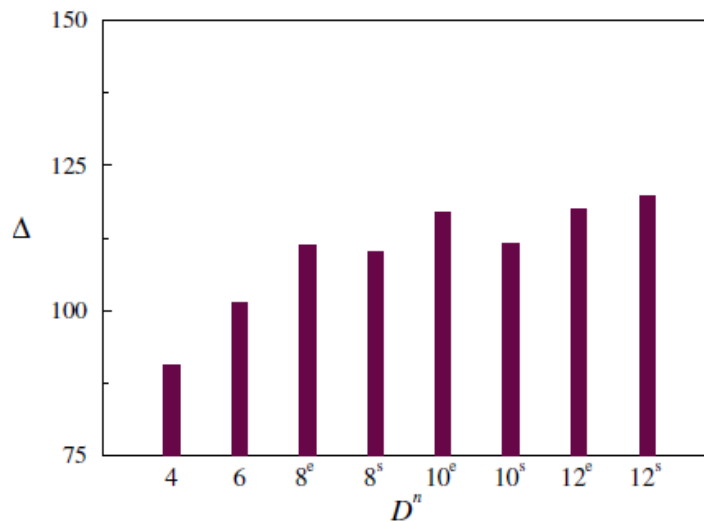


Рисунок 6 – Разделение между воображаемыми движениями и фоновой ЭЭГ для 3-го канала в типичных экспериментальных данных электрической активности мозга для случаев движений правой ноги. Мера Δ оценивается как разность значений σ , которые соответствуют рассматриваемым ЭЭГ-паттернам и фоновой активности.

Преимущества использования вейвлетов Добеши D^n с большей областью задания также были подтверждены при поиске различий между реальными и воображаемыми движениями (рисунки 7 и 8). Это показывает общую тенденцию улучшения распознавания паттернов с ростом области задания вейвлета n , то есть с ростом регулярности базисной функции, хотя подходящий выбор базиса может улучшить результаты распознавания. Например, согласно рисунку 8, вейвлеты D^8 и D^{10} в случае асимметричных функций, являются более предпочтительными по сравнению с симметричными функциями.

Отметим, что все приведенные результаты были представлены для 3-секундных фрагментов ЭЭГ. Предварительно было проведено сравнение результатов распознавания для участков разной длительности – 1.5 сек, 2.0 сек, 2.5 сек, 3.0 сек, 3.5 сек и 4.0 сек. Для 3-секундных фрагментов в среднем качество распознавания было выше. По этой причине именно такой объем выборки (750 отсчетов при частоте дискретизации 250 Гц) был использован для детального анализа базы экспериментальных данных.

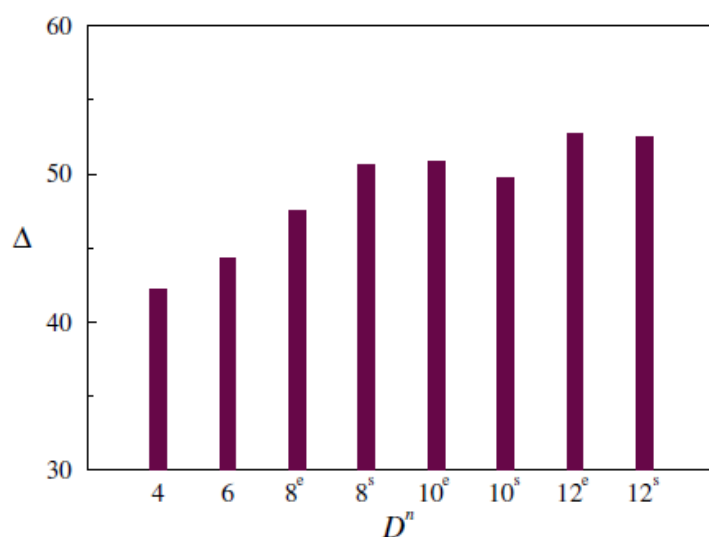


Рисунок 7 – Разделение между реальными и воображаемыми движениями для 3-го канала в типичных экспериментальных данных электрической активности мозга для случаев движений правой руки.

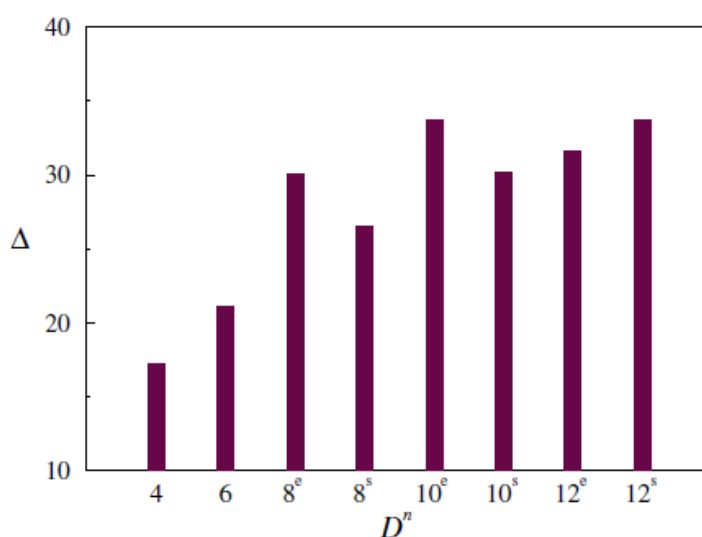


Рисунок 8 – Разделение между реальными и воображаемыми движениями для 3-го канала в типичных экспериментальных данных электрической активности мозга для случаев движений правой ноги.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

На основе многомасштабного анализа, использующего дискретное вейвлет-преобразование, было проведено исследование возможности распознавать специфические закономерности электрической активности мозга, связанные с реальными и воображаемыми движениями разных типов.

Эта возможность была подтверждена для группы из 18 здоровых добровольцев. Несмотря на то, что количество каналов с достоверным разделением типов движений варьируется в каждом эксперименте, все эксперименты четко продемонстрировали существование относительно большого количества каналов, которые можно использовать для распознавания движений. Была также показана общая тенденция к улучшению качества распознавания при использовании вейвлетов семейства Добеши D^n с ростом области задания вейвлета n , то есть с ростом регулярности вейвлета. В отличие от ранее проводившихся исследований, где использовался метод мультифрактального формализма, подход, рассмотренный в ВКР, обеспечивает более высокую скорость обработки данных и распознавания характерных паттернов, что важно для таких приложений, как разработка интерфейсов мозг-компьютер. Сравнительный анализ длительности участков ЭЭГ, по которым проводится распознавание паттернов, продемонстрировал, что наилучшие результаты распознавания были получены для 3-секундных фрагментов (начиная с момента начала движения или его воображения).

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

- [1] Wolpaw, J. R. Brain-Computer Interfaces: Principles and Practice. – New York: Oxford University Press, 2012.
- [2] Астафьева, Н. М. Вейвлет-анализ: основы теории и примеры применения / Н. М. Астафьева // Успехи физических наук. – 1996. – Т. 166, №11. – С. 1145–1170.
- [3] Vetterli, M. Wavelets and subband coding / M. Vetterli, J. Kovacevic. – NJ: Prentice Hall, 1995.
- [4] Abbate, A. Wavelets and subbands. Fundamentals and applications / A. Abbate, C. De Cusatis, P. K. Das. – Boston: Birkhauser, 2002.

- [5] Akansu, A. N. Multiresolution signal decomposition: transforms, subbands and wavelets / A. N. Akansu, R. A. Haddad. – San Diego: Academic Press, 2001.
- [6] Taswell, C. Handbook of wavelet transform algorithms / C. Taswell. – Boston: Birkhauser, 1996.
- [7] Addison, P. S. Secondary transform decoupling of shifted nonstationary signal modulation components: application to photoplethysmography / P. S. Addison, J. N. Watson // Int. J. Wavelets Multires. Inf. Proc. – 2004. – Vol. 2. – P. 43–57.
- [8] Ясин, А. С. Цифровая фильтрация аудио-сигналов на основе дуального вейвлет-преобразования / А. С. Ясин, А. Н. Павлов // Письма в ЖТФ. – 2015. – Т. 41, вып. 14. – С. 33–38.
- [9] Ясин, А. С. Вейвлет-фильтрация зашумленных изображений / А. С. Ясин, О. Н. Павлова, А. Н. Павлов // Письма в ЖТФ. – 2016. – Т. 42, вып. 2. – С. 50–56.
- [10] Ясин, А. С. Цифровая вейвлет-фильтрация зашумленных данных: влияние порогового уровня и выбора вейвлета / А. С. Ясин, А. Н. Павлов, А. Е. Храмов // Радиотехника и электроника. – 2016. – Т. 61, № 2. – С. 149–155.
- [11] Maksimenko, V. A., Pavlov, A. N., Runnova, A. E., Nedaivozov V., Grubov, V., Koronovskii, A. A., Pchelintseva, S. V., Pitsik, E., Pisarchik, A. N., and Hramov, A. E., Nonlinear analysis of brain activity, associated with motor action and motor imaginary in untrained subjects // Nonlinear Dynamics. – 2018. – Vol. 91. – P. 2803–2817.
- [12] Pavlov, A. N., Runnova, A. E., Maksimenko, V. A., Pavlova, O. N., Grishina, D. S., and Hramov, A. E., Detrended fluctuation analysis of EEG patterns associated with real and imaginary arm movements // Physica A. – 2018. – Vol. 509. – P. 777–782.