

Министерство образования и науки Российской Федерации
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ Н.Г.ЧЕРНЫШЕВСКОГО»

Кафедра радиопизики и нелинейной динамики

**Распознавание движений по сигналам ЭЭГ на основе
флуктуационного анализа**

АВТОРЕФЕРАТ БАКАЛАВРСКОЙ РАБОТЫ

студентки 4 курса 421 группы
направления 03.03.03 «Радиофизика»
физического факультета
Гришиной Дарьи Сергеевны

Научные руководители

доцент, к.ф.-м.н., доцент

О.Н. Павлова

г.н.с., д.ф.-м.н., профессор

А.Н. Павлов

Зав. кафедрой

д.ф.-м.н., профессор

В.С. Анищенко

Саратов 2018 год

ВВЕДЕНИЕ

Разработка интерфейсов мозг-компьютер (ИМК) является очень актуальным современным направлением. Такие интерфейсы представляют систему, которая реагирует на мысленные намерения человека. Следовательно, возможно зафиксировать по сигналу ЭЭГ изменения структуры данных, которые соответствуют воображаемой деятельности, которую мысленно совершает человек. Исследования в направлении интерфейсов мозг-компьютер ведутся очень активно. В качестве примера можно привести исследования, которые направлены на анализ сигналов головного мозга для управления курсором мыши, т.е. движений влево или вправо.

Актуальность данной работы подтверждается растущим интересом ученых к данному направлению исследований, а также интересом потребителей. ИМК могут быть использованы для различных целей: от медицины до виртуальной реальности. В настоящее время растет интерес к исследованию механизмов работы мозга и созданию моделей нейроморфных динамических систем, выполняющих разные его функции, который подкрепляется развитием вычислительных технологий и усовершенствованием практических методик. Структуры мозга имеют невероятные способности по обработке различной информации, но, несмотря на это, мозг обладает малым энергопотреблением. По некоторым оценкам, максимальная частота физиологических ритмов в нормальном состоянии не выше 200 Гц [1, 2].

Невзирая на это, обучение и выполнение различных задач в фоновом режиме (например, координация движений, речь и т.д.) возможны благодаря заложенным механизмам приспособления и пластичности. Электрическая активность взаимодействующих нейронов приводит к формированию детерминированных колебательно-волновых паттернов, которые определяют архитектуру и свойства нейронной сети [3, 4]. Развитие методов обработки сигналов нейронной активности лежит в контексте важных задач современной радиофизики.

Целью выпускной квалификационной работы является изучение возможности распознавания реальных и воображаемых движений руки человека по сигналам ЭЭГ, которые могли бы использоваться при создании неинвазивных нейроинтерфейсов различного назначения.

Материалы исследования. Исследования проводились на основе электроэнцефалографии, позволяющей регистрировать многоканальные записи электрической активности головного мозга. В качестве основного инструмента исследования выбран метод флуктуационного анализа [5].

Выпускная квалификационная работа содержит введение, три главы (1.Регистрация электроэнцефалограмм; 2. Теоретические сведения об интерфейсах мозг-компьютер; 3. Результаты проведенных исследований), заключение и список использованных источников. Общий объем работы 41 стр.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Регистрация электроэнцефалограмм. Электроэнцефалограмма – запись электрической активности головного мозга, полученная с помощью электродов, расположенных на поверхности головы. Обычно одновременно регистрируется не один, а несколько сигналов, снимаемые из различных точек. Международной федерацией электроэнцефалографии и клинической нейрофизиологии была рекомендована система размещения электродов на поверхности – система «10-20», при которой название канала ассоциируется с определенным расположением электрода.

Методы ЭЭГ широко используют для исследования активности головного мозга человека и животных в спокойном состоянии и при различных функциональных нагрузках; во время естественного и медикаментозного сна, для оценки глубины и качества анестезии; для анализа процессов восприятия сенсорных стимулов и т.д. В наши дни исследования ЭЭГ проводят с целью диагностики и мониторинга многих нервных болезней, среди которых на первом месте находится эпилепсия.

Теоретические сведения об интерфейсах мозг-компьютер. ИМК или нейроинтерфейс был создан для обмена информацией между мозгом и электронным устройством (например, компьютером). Существенный интерес к ИМК стал возрастать в конце 1990-х, когда была продемонстрирована их эффективность на больных с различными нарушениями. В частности, с помощью ИМК были решены задачи восстановления двигательных функций, слуха и даже зрения. ИМК можно разделить по функциям на два типа:

1. Устройства и приложения биомедицинского профиля для диагностики различных нарушений и задач клинической реабилитации пациентов на основе многоканальных сигналов нервной системы [6, 7].
2. ИМК для большого количества людей. Управление программно-аппаратными платформами здесь осуществляется по схожему принципу, но необходимость достижения реабилитационного эффекта отсутствует [8, 9].

Также возможно разделить ИМК по типу сигналов, которые они регистрируют, и преобразования этих сигналов в команды управления внешним устройством. Существуют неинвазивные ИМК, которые используют потенциалы мозга, которые регистрируются с поверхности головы. Также имеются инвазивные ИМК, которые используют микроэлектроды, вживляемые в ткань мозга. Такие системы микроэлектродов регистрирует множественную активность отдельных нейронов. Еще существуют полуинвазивные ИМК, основанные на ЭКоГ. Полуинвазивные ИМК вживляются под череп, но не проникают в ткани мозга, т.е. в таких ИМК используется потенциал на поверхности головы.

Наибольший интерес представляют неинвазивные ИМК, идея создания которых базируется на работах, в которых было показано, что люди и животные могут самостоятельно контролировать ЭЭГ ритмы с помощью биологической обратной связи. Эта идея была подтверждена в экспериментах: для альфа-ритма у человека, для сенсорного ритма у кошек и человека и гиппокампального тета-ритма у собак.

Результаты проведенных исследований. В рамках ВКР была рассмотрена проблема распознавания электрической активности мозга, связанной с движениями правой руки и воображением этой процедуры. Учитывая небольшую длительность фрагментов ЭЭГ, соответствующих разным вариантам воображаемых движений, а также принимая в расчет изменения частотно-временной структуры сигналов электрической активности головного мозга при воображении двигательной активности, инструментарий для цифровой обработки сигналов подбирался с учетом специфики анализируемых экспериментальных данных. Ключевым при выборе метода исследования была его способность извлекать информацию о сложной структуре электрофизиологических процессов по нестационарным, коротким и зашумленным данным. К числу таких методов, прежде всего, относится анализ флуктуации относительно тренда (DFA) [5]. В рамках ВКР были изучены возможности этого подхода для выявления различий между фоновыми записями ЭЭГ, реальными и воображаемыми движениями.

Все экспериментальные процедуры проводились у здоровых добровольцев ($n=10$) в возрасте от 20 до 43 лет, включая мужчин и женщин. Многоканальные ЭЭГ были записаны с использованием электроэнцефалографа «Энцефалан-ЭЭГР-19/26» («Медиком-МПД», Таганрог, Россия) при выборе стандартного расположения электродов «10-20» с 19 регистрирующими электродами и частоты дискретизации 250 Гц. 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.

В качестве первой задачи рассматривалось установление достоверных различий между случаем реального и воображаемого движения. Наиболее тщательно были проанализированы результаты экспериментов для одного типа движения (правая рука). Каждый эксперимент проводился около 30 минут и включал в себя два типа задач: медленный подъем правой руки в плечевом суставе (реальное движение руки, RAM) и воображение этого подъема (мнимое

движение руки, IAM). Движение или его воображение начиналось по звуковому сигналу, а электрическая активность мозга измерялась в течение 3-х секунд. Этот временной интервал был зафиксирован для каждого события и включал как само движение, так и последующий короткий переходный процесс.

Экспериментальная процедура состояла из 10 сеансов: 5 сеансов RAM и 5 сеансов IAM, каждый из которых включал 20 повторяющихся движений (или их воображение). Таким образом, для каждого добровольца было получено 100 записей для каждого типа решаемых задач. В начале и в конце эксперимента фоновая электрическая активность мозга была записана в течение 5 минут. Сессии реальных и мнимых движений следовали друг за другом, и для каждой из них была предоставлена предварительная короткая визуальная инструкция на мониторе, который был помещен перед волонтером. Эксперименты проводились в первой половине дня в специально оборудованной лаборатории, где добровольцы сидели комфортно, и эффекты внешних факторов, например, внешних шумов и яркого света, были сведены к минимуму.

Данные анализировались на основе метода DFA, который предназначен для проведения корреляционного анализа нестационарных процессов. Основной характеристикой метода является показатель скейлинга α . Для стационарных процессов существует связь данного показателя с величиной, характеризующий спад корреляционной функции.

Анализ временного ряда $x(i)$, $i = 1, \dots, N$ с применением DFA включал следующую последовательность действий:

1) Переход от исходного временного ряда $x(i)$ к профилю сигнала (одномерному случайному блужданию $y(k)$):

$$y(k) = \sum_{i=1}^k [x(i) - \langle x \rangle], \quad \langle x \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x(i). \quad (1)$$

2) Деление полученной зависимости $y(k)$ на непересекающиеся сегменты размера n и определение локального тренда $y_n(k)$ путем аппроксимации $y(k)$ в

пределах каждого сегмента. Для этой цели могут быть применены кусочно-линейные функции или полиномы. В зависимости от выбора аппроксимирующей функции вводятся обозначения DFA1, DFA2, DFA3, которые соответствуют полиномам степени 1, 2, 3, и т.д. В данной работе мы ограничились рассмотрением стандартного варианта линейной аппроксимации.

3) Вычитание локального тренда и вычисление среднеквадратичных флуктуаций

$$F(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [y(k) - y_n(k)]^2}. \quad (2)$$

4) Повторение вычислений при варьировании длины сегмента n и анализ степенной зависимости

$$F(n) \sim n^\alpha. \quad (3)$$

Построение зависимости (3) в двойном логарифмическом масштабе позволяет легко вычислить показатель α . Для многих процессов локальные наклоны могут различаться в разном диапазоне значений n . При работе с относительно короткими наборами данных процедура сегментации может применяться дважды, обеспечивая деление сигнала на участки в прямом и в обратном направлении. В этом случае увеличивается количество сегментов для усреднения.

Рассмотрим применение метода DFA для распознавания различий между реальными и воображаемыми движениями руки по многоканальным записям ЭЭГ. Процесс принятия решений перед осуществлением моторных функций очень быстрый. В этом исследовании были рассмотрены фрагменты ЭЭГ продолжительностью 3 секунды, которые включают в себя не только само движение руки, но и электрическую активность мозга после этого события. DFA позволяет обрабатывать еще меньшие объемы данных; однако, когда вычисляется показатель степенной зависимости (3), нужно учитывать различия корреляций на малых и больших масштабах, и выбирать требуемый диапазон

для проведения вычислений. В физиологических исследованиях, например, довольно типичной является ситуация, когда на малых масштабах (для корреляций малой длительности) наблюдается одно значение α , а на больших масштабах – другое. При этом именно анализ сравнительно длительных корреляций часто проводится в диагностических целях.

В проводимых исследованиях сначала сравнение зависимостей $F(n)$ было проведено для одного испытуемого в разных состояниях: реальное движение правой руки (RAM), воображаемое движение (IAM) и фоновая электрическая активность мозга.

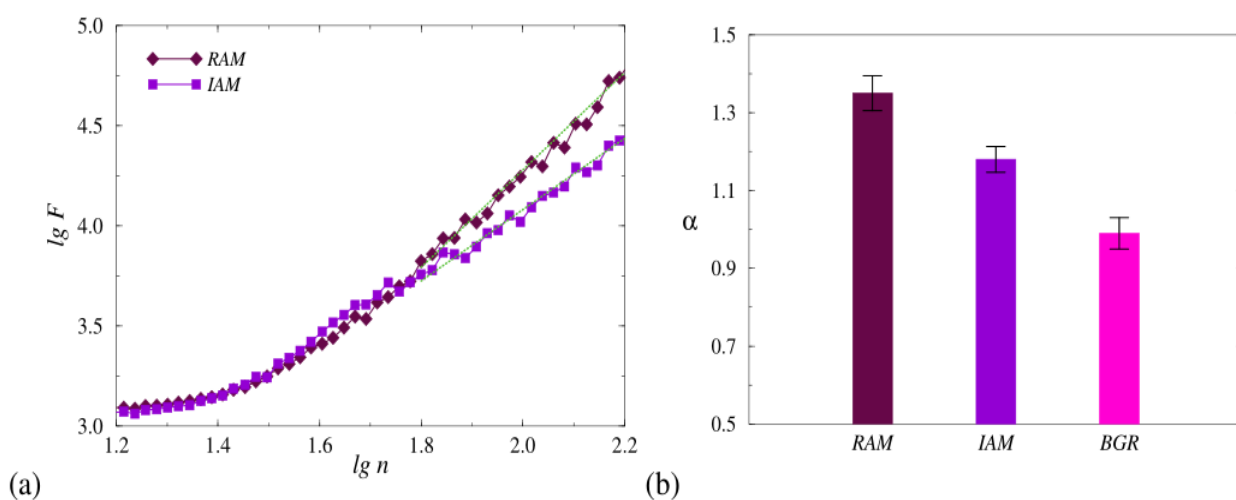


Рисунок 1 – Типичные зависимости $\lg F$ ($\lg n$) для реального (RAM) и воображаемого (IAM) движений (a) и результаты статистического анализа значений показателя α , вычисленного для разных состояний (RAM – реальные движения руки, IAM – воображаемые движения, BGR – фоновая ЭЭГ) для канала Cz ЭЭГ (b).

Типичные зависимости для RAM и IAM показаны на рисунке 1a и подтверждают, что основные различия связаны с диапазоном $\lg n \in [1.4, 2.2]$, где наблюдается разный наклон соответствующих зависимостей. При $\lg n < 1.4$ наклон уменьшается, и существенных различий нет.

Именно поэтому был рассмотрен этот диапазон для вычисления показателя α . Полученные результаты (рисунок 1) позволяют предположить, что все рассмотренные состояния могут быть разделены корреляционным анализом на основе DFA. Подтверждая это, был проведен статистический

анализ ряда повторяющихся событий (по 100 реальных и воображаемых движений, а также 100 участков фоновой активности). На рисунке 1b показаны полученные результаты для Cz-канала у одного добровольца. Из приведенного рисунка следует, что эти состояния достоверно отличаются. Тест Манна-Уитни подтверждает, что наблюдаемые различия значительны ($p < 0,01$) для рассматриваемых состояний. Отметим, что можно отделить не только реальные и воображаемые движения, но также и воображаемые движения от фоновой ЭЭГ, что более важно при создании нейроинтерфесов.

Эта возможность зависит как от выбранного канала, так и от волонтера. Результаты на рисунке 1 были представлены только для одного канала ЭЭГ. Рассмотрим, как результаты будут меняться при изменении положения электрода на поверхности головы. С этой целью анализ был проведен по всем каналам.

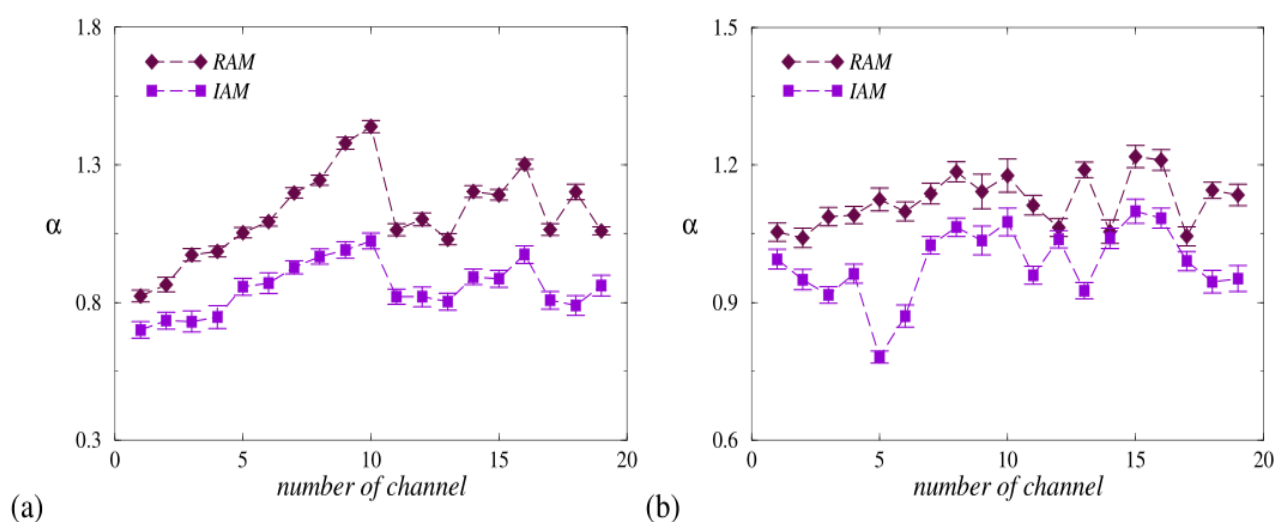


Рисунок 2 – Разделение между реальными и воображаемыми движениями для двух добровольцев, наблюдаемое для всех каналов ЭЭГ (а) и почти для всех каналах (б).

Как следует из результатов, приведенных на рисунке 2, для некоторых добровольцев разделение между реальными и воображаемыми движениями возможно по всем каналам (рис. 2а). Для других добровольцев разделение происходит почти по всем каналам, но встречаются отдельные каналы, где отличия выражены сравнительно слабо (или даже являются недостоверными).

Например, на рисунке 2b есть 2 канала, где различия сопоставимы с погрешностью.

Вероятно, это может быть вызвано различными способностями к обучению и индивидуальными особенностями концентрации, потому что в основном ИМК применяются для распознавания мысленных намерений у тренированных людей. Это предположение было частично подтверждено в повторных экспериментах с тем же волонтером, где было достигнуто лучшее разделение между реальными и воображаемыми движениями, когда эксперимент был повторен через несколько дней. Однако последний вывод требует дополнительных, более подробных экспериментов, которые могут быть выполнены в дальнейших исследованиях.

Полученные результаты показывают, что рассматриваемые состояния характеризуются различиями в показателях степенной зависимости (3), и соответствующий выбор канала ЭЭГ может сделать эти различия более выраженными. Это подтверждается и для более сложной проблемы – разделения между воображаемыми движениями и фоновой ЭЭГ. Несмотря на то, что изменения α менее выражены в случае воображаемых движений по сравнению с реальными движениями, можно выбрать каналы ЭЭГ, где соответствующие изменения становятся значительными. Проведенные исследования показали, что таких каналов обычно много. По остальным каналам разделение часто тоже можно провести, только менее надежно.

По результатам проведенных исследований опубликованы работы [10–12].

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В выпускной квалификационной работе рассмотрена проблема разделения между реальным и воображаемым движением правой руки по сигналам электрической активности головного мозга, а также между фоновым ЭЭГ и воображением моторных функций. Из-за коротких и изменяющихся во

времени сигналов электрической активности мозга, был использован метод DFA, который является одним из широко применяемых инструментов, предназначенных для проведения корреляционного анализа нестационарных процессов. Выполненный анализ выявил значительные различия для реальных и воображаемых движений, которые наблюдались у всех испытуемых и в большинстве каналов ЭЭГ. Эти результаты показывают возможность различать реальные движения и их воображение даже по коротким фрагментам данных, что важно для потенциального применения используемого подхода в качестве алгоритма распознавания в ИМК.

Были также продемонстрированы возможности решения более сложной и важной задачи обнаружения мысленных намерений, связанных с движениями руки. Эта возможность наблюдалась у всех испытуемых, хотя количество подходящих каналов и абсолютное изменение характеристик метода DFA, связанных с мысленными намерениями, уменьшаются по сравнению с реальными движениями. Результаты могут быть использованы при создании программного обеспечения для нейроинтерфейсов, которые могут найти применение в робототехнике, при создании устройств интеллектуального ассистирования и биомедицинских приложений (комплексы для реабилитации, экзоскелеты, экзопротезы, промышленные манипуляторы, игровые устройства и др.).

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

- [1] Buzsáki G. Rhythms of the Brain. – New York: Oxford University Press, 2006, 464 p.
- [2] Bragin A., Engel J., Wilson C.L., Fried I., Buzsáki G. High-frequency oscillations in human brain // Hippocampus. – 1999. – V. 9. – I. 2. – P. 137-142.
- [3] Chiappalone M., Bove M., Vato A., Tedesco M., Martinoia S. Dissociated cortical networks show spontaneously correlated activity patterns during in vitro development // Brain research. – 2006. – V. 1093. – I. 1. – P. 41-53.

- [4] Wagenaar D.A., Pine J., Potter S.M. An extremely rich repertoire of bursting patterns during the development of cortical cultures // BMC neuroscience. – 2006. – V. 7. – I. 11. – P. 1-18.
- [5] Peng C.-K., Havlin S., Stanley H., Goldberger A. Quantification of scaling exponents and crossover phenomena in nonstationary heartbeat time series // Chaos. – 1995. – Vol. 5, – P. 82–87.
- [6] Nicolelis M.A.L. Brain–machine interfaces to restore motor function and probeneural circuits // Nature Reviews Neuroscience. – 2003. – T. 4. – №. 5. – C. 417-422.
- [7] Wolpaw J.R. Brain–computer interfaces for communication and control // Clinical neurophysiology. – 2002. – T. 113. – №. 6. – C. 767-791.
- [8] Ison M., Artemiadis P. Proportional myoelectric control of robots: muscle synergy development drives performance enhancement, retainment, and generalization // IEEE Transactions on Robotics. – 2015. – T. 31. – №. 2. – C. 259-268.
- [9] Singh R.M., Chatterji S., Kumar A. Trends and challenges in EMG based control scheme of exoskeleton robots—a review // Int. J. Sci. Eng. Res. – 2012. – T. 3. – C. 933-40.
- [10] Pavlov A.N., Runnova A.E., Maksimenko V.A., Grishina D.S., Hramov A.E. Detection of EEG-patterns associated with real and imaginary movements using detrended fluctuation analysis // Proc. SPIE. – Vol. 10493. – P. 1049315 (2018).
- [11] Pavlov A.N., Runnova A.E., Maksimenko V.A., Pavlova O.N., Grishina D.S., Hramov A.E. Detrended fluctuation analysis of EEG patterns associated with real and imaginary arm movements // Physica A (2018) – in press.
- [12] Павлов А.Н., Руннова А.Е., Максименко В.А., Павлова О.Н., Гришина Д.С., Храмов А.Е. Распознавание движений руки по сигналам ЭЭГ на основе флуктуационного анализа // Письма в ЖТФ (2018) – направлена.