

МИНОБРНАУКИ РОССИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования

**«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
ИМЕНИ Н.Г. ЧЕРНЫШЕВСКОГО»**

Кафедра радиофизики и нелинейной динамики

**Распознавание осцилляторных паттернов электрической активности
головного мозга при реальных и воображаемых движениях**

АВТОРЕФЕРАТ БАКАЛАВРСКОЙ РАБОТЫ

студентки 4 курса 421 группы
направления 03.03.03 «Радиофизика» физического факультета
Игнатъевой Валерии Федоровны

Научный руководитель
доцент, к.ф.-м.н.

О.Н. Павлова

Зав. кафедрой
профессор, д.ф.-м.н.

В.С. Анищенко

Саратов 2019

ВВЕДЕНИЕ

Последнее время большое внимание уделяют исследованию головного мозга. Создается огромное множество моделей нейроморфных динамических систем для подробного изучения процессов, выполняемых в нашей голове. Все эти исследования стали возможны с развитием новых экспериментальных методик и совершенствования вычислительных технологий.

Структура мозга удивляет своими феноменальными способностями по решению нетривиальных задач и обработки различной сложности данных. Способности мозга дают возможность обучения и выполнения разноплановых задач в фоновом режиме (ходьба, координация движений, речь и др.).

Изучение способов кодирования, передачи и обработки информации в живых системах является активно развивающимся направлением. К такой системе можно отнести сети взаимодействующих импульсных нейронных осцилляторов – клеток мозга, активность которых в совокупности можно представить как нелинейное сочетание электрических сигналов отдельных элементов. Принято считать, что такого рода сетевая активность, образованная в структуре мозга, приводит к формированию детерминированных колебательно-волновых паттернов, которые и устанавливают архитектуру изучаемой системы и её функциональные свойства [1-5].

С усовершенствованием радиофизических методов стало возможным создание различных нейроинтерфейсов, которых в настоящее время создано уже много [6-11]. Перспективность схожих гибридных систем предписана потребностью связи человека с многообразными электронно-вычислительными и робототехническими механизмами.

В кругу актуальных проблем исследование многоканальной нейромышечной активности человека, а также разработка нейроинтерфейсных приложений, выполняющих уникальные механизмы обработки данных большой размерности. В совокупности спонтанная активность нейронной сети может быть представлена в виде пространственно-временного паттерна идущих

друг за другом пачечных разрядов, характерных для почти синхронной активации большинства клеток сети с высокой частотой. Считается, что тип пачечных разрядов как индикатор показывает структурно-функциональное состояние нейронной сети.

Исследования в области головного мозга с каждым днем набирают обороты. На данный момент уже существуют и активно функционируют устройства, выполняющие различные команды, поступающие напрямую с головного мозга. В первую очередь это может помочь людям с различными заболеваниями и просто во многом облегчить нашу жизнь.

Целью выпускной квалификационной работы является сравнительный анализ фрагментов записей электроэнцефалограмм, соответствующих разным вариантам реальных и воображаемых движений, для выявления характерных изменений электрической активности мозга при воображаемой деятельности по сравнению с фоновой активностью.

Материалы исследования. Исследования проводились на основе цифровой обработки экспериментальных данных биологической природы. Для анализа данных был использован метод анализа флуктуаций относительного тренда (метод DFA).

Выпускная квалификационная работа содержит введение, две главы (1. Обзор исследований в области нейроинтерфейса; 2. Практическая часть), заключение и список использованных источников. Общий объем работы 41 стр.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Обзор исследований в области нейроинтерфейса. Все больший интерес для исследований вызывают нейронные культуры *in vitro*. Их считают биологической моделью пластичности и обработки информации на сетевом уровне. Данные культуры отличаются большой организацией и возможностью выполнять значительное количество функций одновременно. Главные сигнальные клетки, нейроны, электровозбудимы, а активность нейронной культуры проявляется в коллективной электрической сигнализации, которую

можно записать с использованием микроэлектродов. Мультиэлектродные матрицы (от англ. "*multielectrode arrays*", МЕА) - устройства многоканальной внеклеточной регистрации электрических сигналов.

В настоящее время функционируют системы, которые позволяют фиксировать от единиц и десятков до нескольких тысяч каналов одновременно. Такие системы постоянно совершенствуются. Следует подчеркнуть, что новые результаты в этой области дают возможность в настоящий момент выполнять регистрацию и стимуляцию сотен / тысяч электродов совокупно с оптическим каналом (в частном случае, посредством использования алмазных электродов). Клеточные культуры, выращенные на МЕА, исполняют роль нейронных ансамблей – групп клеток, обладающих схожими динамическими и статическими характеристиками.

Такого рода процессы как метаболизм и информационный обмен в нейронных ансамблях в результате дают спонтанную асинхронную электрическую сигнализацию, которая представляет собой высокочастотные последовательности импульсов. При этом длительность отдельного события очень мала (порядка несколько миллисекунд). Но частотные характеристики сигнализации меняются с возрастом культуры. Приблизительно к третьей недели культивирования импульсы уже группируются в пачечные разряды. Причем этот режим активности остается постоянным на протяжении всей жизни культуры.

Нейронные сети – это сложные динамические сети, нейроны в которых объединены синаптическими связями. Нейроны - это основные сигнальные клетки мозга, состоящие из тела клетки (сомы), множества дендритов и одного аксона. Интегральный сигнал с дендритов с их высокой активностью может активировать сому, в итоге генерируется импульс в области основания аксона (так называемого аксонного холмика), который распространяется к другим клеткам.

В радиофизике нейрон – это импульсный осциллятор, который может генерировать электрический разряд в отклик на влияние внешнего стимула.

Формирование информационных технологий повлияло на абсолютно все сферы нашей жизни и способствовало возникновению новейших способов непосредственного взаимодействия человека и компьютера. Нейрокомпьютерный интерфейс [2] - это система, которая измеряет и преобразует электрическую активность мозга в управляющий сигнал с целью применения при решении задач коммуникации и контроля.

При регистрации активности головного мозга используют различные способы. В данной дипломной работе, для регистрации данных мы использовали электроэнцефалографию. Она является самым распространенным способом регистрации. Главным ее достоинством является то, что электроды крепятся непосредственно на поверхность головы и не требует проникновения в головной мозг. Также в зависимости от желаемого результата может быть использовано различное число регистрирующих электродов.

Простой и легкодоступной моделью биологической системы считают культуру клеток, выращенных на МЭА. Как было выяснено, в процессе своего развития, важные свойства нервной ткани остаются постоянными. Если правильно подобрать сенсорные устройства, которые бы с высокой точностью регистрировали и обрабатывали электрофизическую активность, то в результате можно получить нейрогибридные системы – симбиоз искусственно выращенных клеток мозга и сенсорных устройств.

При правильном использовании таких устройств можем получить нейроинтерфейс нового поколения, который, в свою очередь, служил бы системой интеллектуальной обработки данных, содержащих заложенные природой механизмы. Нейрогибридные системы направлены на создание адаптивных систем управления и синхронизации нейронов мозга с искусственными исполнительными устройствами.

Результаты проведенных исследований. Фрагменты ЭЭГ, соответствующие движению или его воображению, регистрировались в течение 3-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.

Метод DFA вначале был применен для одного испытуемого и одного канала ЭЭГ, чтобы провести настройку алгоритма. Далее настроенный алгоритм был применен для проведения статистического анализа. На рисунке 1 приведен пример различий корреляционных характеристик (показателя скейлинга) для двух типов движений – реальных и воображаемых.

Перед изучением различий в паттернах ЭЭГ, связанных с движениями ног, была рассмотрена более простая задача – отличить реальные или воображаемые движения от фоновой электрической активности мозга (BGR). Для этого мы выбрали один тип движения (левая нога) и сравнили значения в зависимости от канала ЭЭГ. На рисунке 2 показан пример результатов для разных положений электродов. Этот рисунок иллюстрирует, что разделение может сильно зависеть от канала регистрации данных.

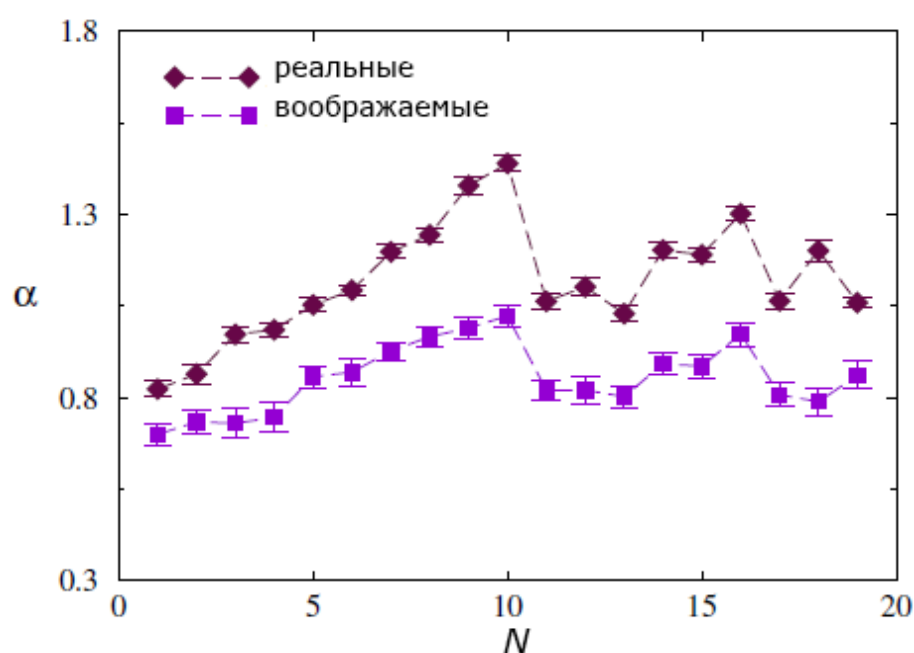


Рисунок 1 - Различия значений показателя скейлинга метода DFA от выбранного номера канала ЭЭГ для реальных и воображаемых движений правой ноги

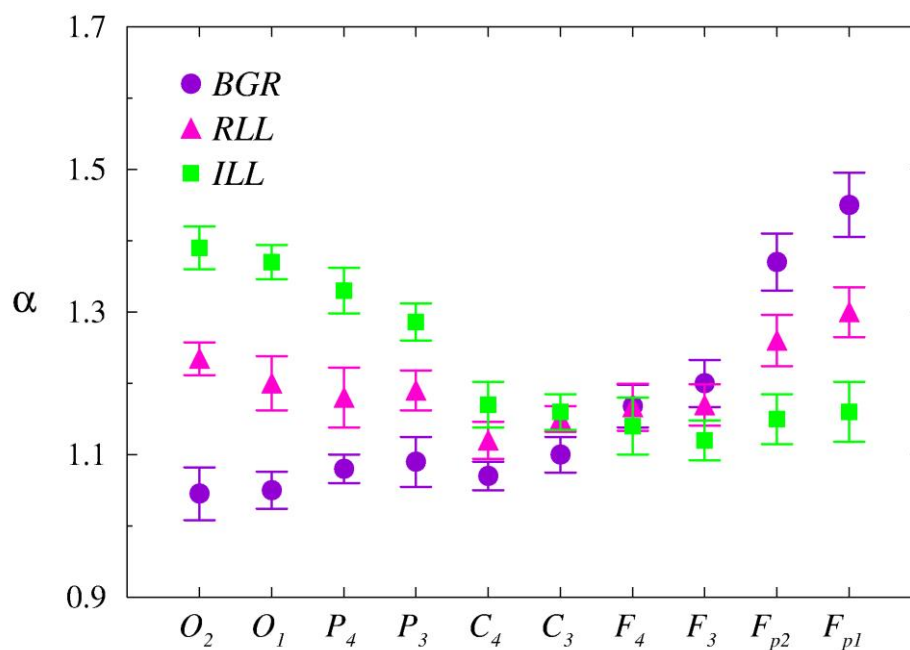


Рисунок 2 – Значения скейлингового показателя, вычисленного по фрагментам ЭЭГ, соответствующим фоновой активности (BGR), реальным (RLL) и воображаемым (ILL) движениям левой ноги в одном из типичных экспериментов в зависимости от расположения электрода

В частности, в затылочной (O) и теменной (P) областях обнаруживается увеличение значений показателя скейлинга соответствующих фрагментам ЭЭГ при реальных (RLL от англ. “real leg left”) и воображаемых движениях левой ноги (ILL от англ. “imaginary leg left”), по сравнению с фоновой ЭЭГ. В префронтальной области (Fp) наблюдается противоположный эффект – превалирование значений показателя скейлинга для фоновой активности по сравнению с движениями. Рассматриваемые паттерны ЭЭГ могут быть плохо различимы или совсем не идентифицироваться в центральной (C) и фронтальной (F) областях. В выбранном примере различия возникают независимо от расположения электродов на правой стороне головы (четные номера каналов) или на левой стороне (нечетные номера).

В проведенных исследованиях было проанализировано, как качество распознавания паттернов зависит от типа движения, и проведено сравнение

сегментов ЭЭГ, ассоциирующихся с поднятием ног. Согласно рисунку 3, различия между реальными движениями ног и фоновой электрической активностью мозга довольно хорошо выражены.

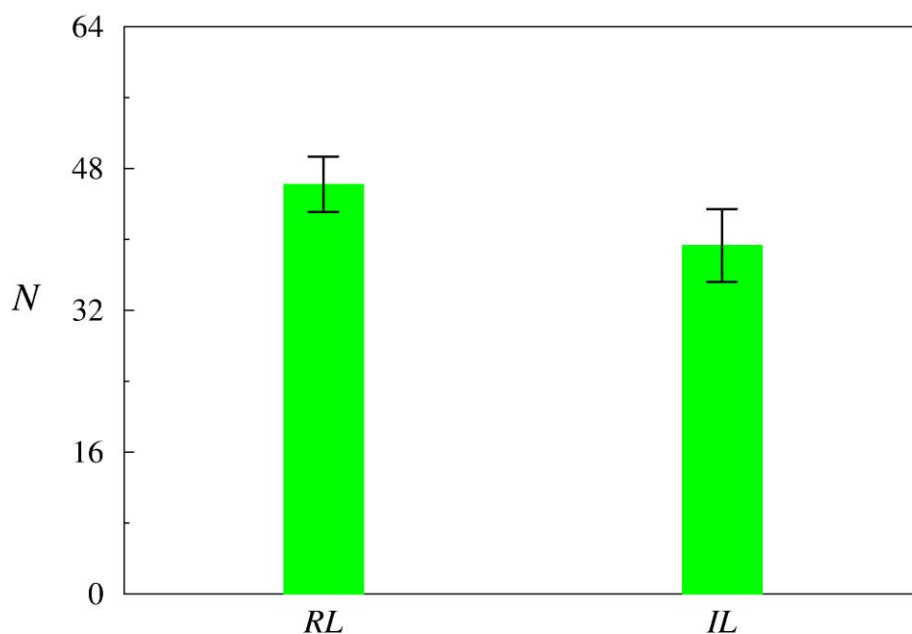


Рисунок 3 – Число каналов с достоверным разделением от фоновой активности сигналов ЭЭГ, соответствующих реальным (*RL*) и воображаемым (*IL*) движениям ноги (суммарно по движениям правой и левой ноги)

На рисунке 4 приведены статистические результаты распознавания реальных и воображаемых движений одного типа (только правой или только левой ноги). На этом рисунке показаны различия между средними значениями α , соответствующими реальным и воображаемым движениям, усредненными по всем испытуемым. В целом результаты получаются довольно похожими. Можно сделать вывод, что независимо от типа движения существует достаточное число каналов, которые позволяют распознавать реальные и воображаемые движения.

Более сложной проблемой является выявление различий между движениями, выполняемыми правой и левой ногой (рисунок 5).

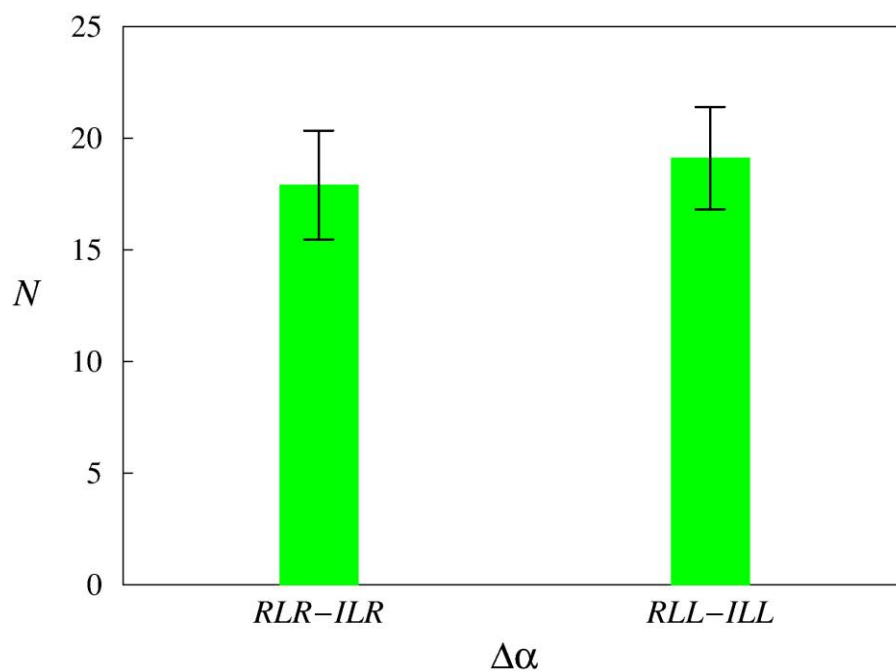


Рисунок 4 – Число каналов с достоверным разделением сигналов ЭЭГ, соответствующих реальным и воображаемым движениям правой ноги (*RLR – ILR*) и левой ноги (*RLL – ILL*)

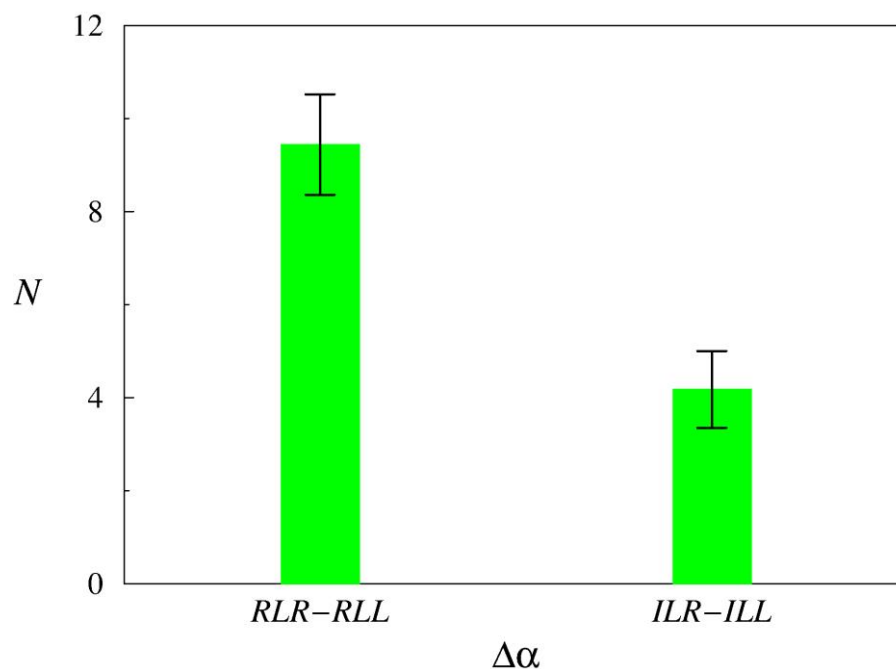


Рисунок 5 – Число каналов с достоверным разделением сигналов ЭЭГ, соответствующих реальным движениям правой и левой ноги (*RLR – RLL*) и воображаемым движениям правой и левой ноги (*ILR – ILL*)

Распознавание возможно, но подходящий выбор записывающего электрода может иметь решающее значение для понимания мысленных намерений, связанных с двигательными функциями.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе исследованы возможности метода DFA для распознавания движений ног испытуемого по сигналам электрической активности головного мозга. Вначале было проведено тестирование метода. Далее настроенный алгоритм был применен для проведения статистического анализа. Исследованы различия корреляционных характеристик для двух типов движений – реальных и воображаемых. Перед изучением различий в паттернах ЭЭГ, связанных с движениями ног, была рассмотрена более простая задача – отличить реальные или воображаемые движения от фоновой электрической активности мозга. При этом было показано, что разделение может сильно зависеть от канала регистрации данных. Согласно полученным результатам, различия между реальными движениями ног и фоновой электрической активностью мозга довольно хорошо выражены.

Более сложной проблемой является выявление различий между движениями, выполняемыми правой и левой ногой. Для реальных движений такое распознавание удавалось обнаружить в среднем в 9–10 каналах из 32. При работе с воображаемыми движениями число подходящих каналов уменьшается примерно до 4-х. Это означает, что распознавание возможно, но подходящий выбор записывающего электрода может иметь решающее значение для понимания мысленных намерений, связанных с двигательными функциями.

Другой вывод заключается в том, что необученные добровольцы могут формулировать свои намерения недостаточно четко, и предварительное обучение является обязательным шагом перед практическим применением интерфейсов мозг-компьютер.

СПИСОК ПУБЛИКАЦИЙ

- 1) V.F. Ignatieva, A.N. Pavlov. Recognition of EEG patterns related to arm and leg movements. Сборник материалов II Международной школы-конференции молодых ученых «Динамика сложных сетей и их применение в интеллектуальной робототехнике», DCNAIR 2018 (Саратов, СГТУ, 8-10 октября 2018 г.). Саратов, «Научная книга», 2018. Стр. 112-114. ISBN: 978-5-9758-1702-0.
- 2) Д.С. Гришина, В.Ф. Игнатъева, Е.О. Степаненко, А.Е. Руннова, А.Н. Павлов. Распознавание паттернов ЭЭГ во время движений. Материалы международной конференции «Актуальные проблемы электрорадиотехники и электроники» (Саратов, СГТУ, 29 ноября 2018 г.) (2019) – в печати.

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] Shahaf G., Marom S. Learning in networks of cortical neurons // The Journal of Neuroscience. – 2001. – V. 21. – I. 22. – P. 8782-8788. 6. Beggs J.M., Plenz D. Neuronal avalanches in neocortical circuits // The Journal of neuroscience. – 2003. – V. 23. – I. 35. – P. 11167-11177.
- [6] Beggs J.M., Plenz D. Neuronal avalanches in neocortical circuits // The Journal of

- neuroscience. – 2003. – V. 23. – I. 35. – P. 11167-11177.
- [7] Pimashkin A., Kastalskiy I., Simonov A., Koryagina E., Mukhina I., Kazantsev V. Spiking signatures of spontaneous activity bursts in hippocampal cultures // Frontiers in computational neuroscience. – 2011. – V. 5. – Art. 46. – P. 1-12.
- [8] Izhikevich E.M. Dynamical systems in neuroscience: the geometry of excitability and bursting. – The MIT Press, 2005, 441 p [9]
- [9] Rabinovich M.I., Varona P., Selverston A.I., Abarbanel H.D. Dynamical principles in neuroscience // Reviews of modern physics. – 2006. – V. 78. – I. 4. – P. 1213.
- [10] Osipov G.V., Kurths J., Zhou C. Synchronization in oscillatory networks. – Springer Science & Business Media, 2007, 368 p.
- [11] Mosekilde E., Maistrenko Y., Postnov D. Chaotic synchronization: applications to living systems. – World Scientific, 2002. – V. 42.