

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

Кафедра Нелинейной физики

**Применение рекуррентного анализа
при обработке данных ЭЭГ головного мозга**

АВТОРЕФЕРАТ БАКАЛАВРСКОЙ РАБОТЫ

Студентки 4 курса 4011 группы
направления (специальности) 03.03.01 Прикладные математика и физика
код и наименование направления (специальности)
Института физики
наименование факультета, института, колледжа
Емельяновой Елизаветы Петровны
фамилия, имя, отчество

Научный руководитель
доцент кафедры физики открытых систем,
к.ф.-м.н.



А.О. Сельский

Заведующий кафедрой
доцент кафедры нелинейной физики,
к.ф.-м.н.



Е.Н. Бегинин

Саратов 2022 год

Введение.

Цель настоящей работы разработка метода выделения индивидуальных особенностей по данным ЭЭГ на базе рекуррентного анализа. Для выполнения поставленной цели было необходимо решить следующие задачи: изучить рекуррентный анализ и специфику его применения к данным ЭЭГ, разработать метод определения значимости каналов на основе рекуррентного анализа, апробировать метод и провести проверку работы метода на данных ЭЭГ нейрофизиологических экспериментов, провести выделение индивидуальных особенностей при прохождении когнитивных тестов по данным ЭЭГ с помощью разработанного метода. Определение значимых каналов для выделения индивидуальных особенностей имеет огромную актуальность для настройки интерфейсов мозг-компьютер, для классификации пациентов при реабилитации и лечении, для мониторинга состояния людей.

Первая глава работы посвящена описанию используемых в ней методов. Дан обзор развития электроэнцефалографии и обосновано применение данного метода для записи активности головного мозга. Работы по снятию ЭЭГ проводились коллегами из СГМУ им. Разумовского. Помимо этого, в главе описан классический метод рекуррентного анализа для применения к обработке данных ЭЭГ, в частности описан подход к расчету совместного рекуррентного показателя, применяемого, как правило, для определения связи между каналами ЭЭГ. Затем следует описание разработанного метода определения значимых каналов. Метод объединяет идеи совместного рекуррентного анализ и вызванных потенциалов, определяя не схожесть динамики между каналами ЭЭГ, а схожесть динамики при реакциях на идентичные стимулы в одном канале. Метод является оригинальным и имеет несомненную научную значимость, что подтверждает ряд работ, опубликованных по результатам применения метода к данным ЭЭГ при прохождении различных когнитивных тестов [1-4].

Во второй главе работы описаны дизайны экспериментов, в которых были получены данные ЭЭГ и результаты их обработки с помощью метода

определения значимых каналов и совместного рекуррентного анализа. Первый эксперимент связан с сравнением данных ЭЭГ при реальных и воображаемых движениях. На примере данного эксперимента показано сравнение результатов совместного рекуррентного анализа и разработанного метода определения значимых каналов. Оба метода показали схожие результаты по группировке людей по типу восприятия движений – кинестетиков и визуалов, что важно для настройки интерфейсов мозг-компьютер для реабилитации по восстановлению подвижности. Второй эксперимент являлся когнитивным тестом по подсчету аудиостимулов. На примере данного эксперимента было показано, что разработанный метод хорошо работает даже по малым выборкам стимулов, что чрезвычайно важно при работе со сложными пациентами, детьми и людьми преклонного возраста, для которых длительные эксперименты могут быть очень утомительны. В третьем эксперименте была продемонстрирована возможность классификации пациентов при обработке данных ЭЭГ когнитивного теста у людей с хроническими и частыми приступами мигрени.

Основное содержание работы

Рекуррентный анализ. Рекуррентный анализ является нелинейным корреляционным методом анализа данных [5]. Он позволяет выявлять похожие структуры в различных сигналах, в том числе в сигналах ЭЭГ [6], [7]. Он хорошо подходит для обработки данных в рамках работы в связи с тем, что он ориентирован на выявление связей между каналами [8]. В частности, он может использоваться как для стационарных сигналов, так и для хаотических или зашумленных сигналов.

Первым шагом строится рекуррентная матрица, каждый элемент которой определяется по следующей формуле:

$$RP_{i,j} = \theta(\varepsilon - |x_i - x_j|), \quad i, j \in 1, \dots, N$$

где θ – функция Хевисайда, дающая в результате 0, если аргумент отрицательный и 1, если неотрицательный, ε – окрестность рассматриваемого

значения временного ряда, определяемая эмпирически, x_i и x_j – элементы ряда данных с соответствующими временами i и j , N – количество элементов ряда.

Исходя из этой формулы можно получить рекуррентную матрицу, состоящую из нулей и единиц, где каждый ненулевой элемент, имеющий номер i, j или j, i соответствует случаю, когда расстояние между элементами x_i и x_j меньше ε , или же, другими словами, элемент x_j находится в заданной ε -окрестности элемента x_i . По полученной рекуррентной матрице можно получить рекуррентную диаграмму, закрасив все точки с координатами, совпадающими с номерами ненулевых элементов в матрице и дополнительно исключив из рассмотрения главную диагональ, т.к. она всегда будет заполнена единицами [9].

Можно ввести количественный параметр, позволяющий оценить частоту повторений в системе [10]. Этот параметр носит название рекуррентного показателя и определяется как сумма всех элементов рекуррентной матрицы.

Следующим шагом является построение совместной рекуррентной матрицы [11]. Каждый элемент данной матрицы рассчитывается следующим образом:

$$JRP_{i,j} = \theta(\varepsilon - |x_i - x_j|) \cdot \theta(\varepsilon - |y_i - y_j|), \quad i, j \in 1, \dots, N$$

где x_i и x_j – элементы одного ряда значений, а y_i и y_j – второго. Эту же формулу можно переписать в виде:

$$JRP_{i,j} = RP1_{i,j} \cdot RP2_{i,j}, \quad i, j \in 1, \dots, N$$

здесь $RP1_{i,j}$ и $RP2_{i,j}$ – это элементы двух рекуррентных матриц с одинаковыми номерами.

По полученной таким образом совместной рекуррентной матрице можно построить диаграмму, аналогично рекуррентной диаграмме, закрашивая точки с координатами, совпадающими с номерами ненулевых элементов одним цветом и закрашивая другим цветом или не закрашивая вовсе оставшиеся точки. В случае, если в системе наблюдаются паттерны [12],

количество точек в совместной рекуррентной диаграмме будет расти. Для анализа совместных рекуррентных диаграмм используется количественная оценка [13, 14].

Модификация рекуррентного анализа. Помимо классического совместного рекуррентного анализа в работе предлагается иной подход к его применению для анализа данных ЭЭГ. Рекуррентный анализ используется не для поиска связей между каналами, а для поиска связей между сигналами в одном канале при повторяющихся событиях, что позволяет определить наиболее и наименее значимые каналы для каждого испытуемого при определенном виде активности. Предлагаемый метод схож с идеей построения вызванных потенциалов и использует многократное повторение одинаковых заданий (в виде визуальных стимулов) и анализ реакции на них. В случае одинаковых стимулов при идентичной реакции на записи ЭЭГ должно возрасть количество повторов, тогда рост рекуррентных показателей даст представление о том, какие каналы важны при решении данной задачи.

Анализ производился следующим образом. Первым шагом случайным образом собираются наборы из шести фрагментов ЭЭГ, соответствующих одинаковым событиям и одному испытуемому. В пределах каждой группы из шести фрагментов вычисляются совместные рекуррентные матрицы для одного канала и всех возможных пар событий. Совместные рекуррентные показатели для каждого канала суммируются по всем парам событий, после чего ищется среднее значение сначала по всем парам в группе, а затем по всем группам из шести фрагментов ЭЭГ. Таким образом можно вычислить показатель значимости канала для каждого испытуемого, соответствующий определенному виду мозговой активности:

$$SR_l = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \overline{JRR}_i$$

здесь l – номер канала, N – количество наборов из шести фрагментов ЭЭГ, $\overline{JRR}_i$ – усредненный по парам совместный рекуррентный показатель, не

нормированный на количество элементов, соответствующий i -й группе фрагментов. Соответственно, если в ЭЭГ сигналах, соответствующих определенному каналу и событию, возникает паттерн, то показатель значимости для этого канала будет возрастать. Подобный подход объединяет в себе одновременно принципы рекуррентного анализа и анализа вызванных потенциалов. Основная предлагаемая для данного метода гипотеза гласит, что значение показателя значимости канала коррелирует с вкладом соответствующего канала в формирование мозговой активности при соответствующих событиях.

Таким образом, сравнивая теперь не совместные рекуррентные показатели, а показатели значимости каналов с параметрами, рассчитанными для фоновой записи, можно определить отклонения в большую или меньшую сторону, а, следовательно, и значимость каждого канала для определенного типа мозговой активности и каждого испытуемого.

Результаты. В работе использовались данные ЭЭГ, полученные в нескольких сериях экспериментов. На базе одной из выборок был апробирован предложенный метод модифицированного рекуррентного анализа. Во-первых, были определены связи между каналами путем построения совместных рекуррентных матриц для 24 идентичных движений и дальнейшего усреднения их между собой. Далее, были построены поверхности головы, на которых были изображены десять максимальных связей, которым соответствовали максимальные совместные рекуррентные показатели. Показано, что люди с восприятием информации типа «кинестетик» демонстрируют различные конфигурации каналов с наибольшим числом связей для реальных и воображаемых движений. Для них реальные движения образуют больше связей вблизи моторной коры, воображаемые движения дают больше связей в затылочной коре. Из шестнадцати испытуемых выборки четверо обладали подобным типом мозговой активности. «Визуалы» демонстрируют одинаковую конфигурацию с максимальными связями в затылочной области как для воображаемых, так и для реальных движений. При

последующем применении метода выделения важных каналов к этим данным ЭЭГ была показана схожая динамика по важным каналам. Результаты для обоих типов восприятия (выбраны испытуемые с наиболее яркими отличиями) при обработке с помощью метода выделения важных каналов показаны на рисунке 1.

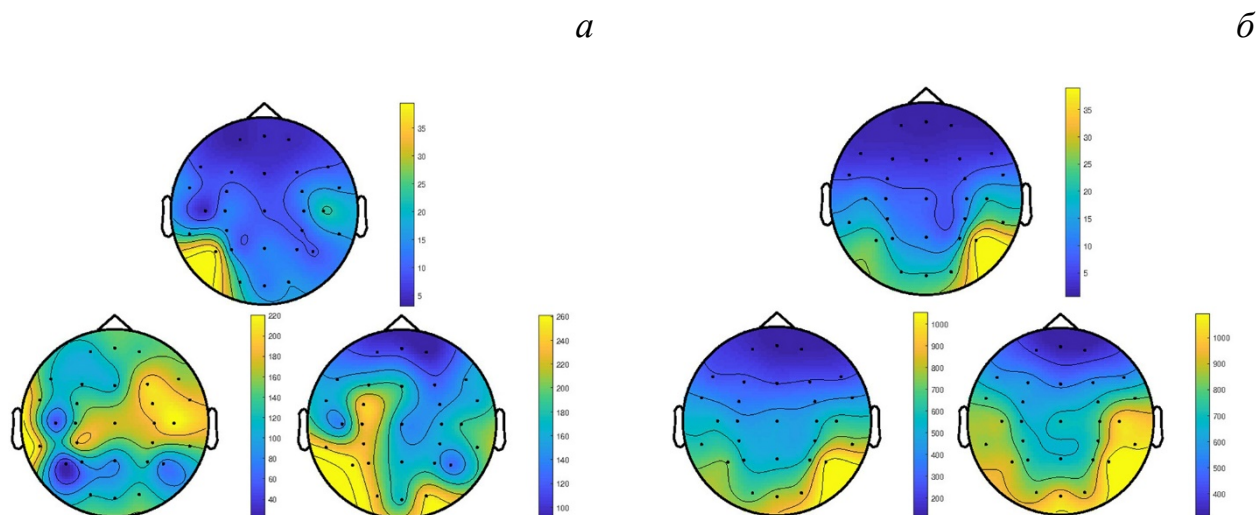


Рисунок 1. Усредненные мозговые активности испытуемого с типом восприятия «кинестетик», а, и испытуемого с типом восприятия «визуал», б. Слева направо: реальные движения, воображаемые движения. Фоновая активность вынесена отдельно сверху.

В рамках второй серии экспериментов рассматривалось 4 человека выполнявших когнитивный тест на подсчет аудиостимулов. В ходе работы с данными ЭЭГ рассматривалось применение метода выделения важных каналов по всей доступной выборке данных и по ее части (случайно взятая треть стимулов). Показано, что метод хорошо работает по обеим выборкам, что говорит о точности метода по малому количеству предъявляемых стимулов – свойство чрезвычайно важное при работе со сложными пациентами, к примеру, как в данном эксперименте с детьми, для которых длительные эксперименты чрезвычайно утомительны. Результаты сравнения результатов по разным выборкам показаны на рисунке 2.

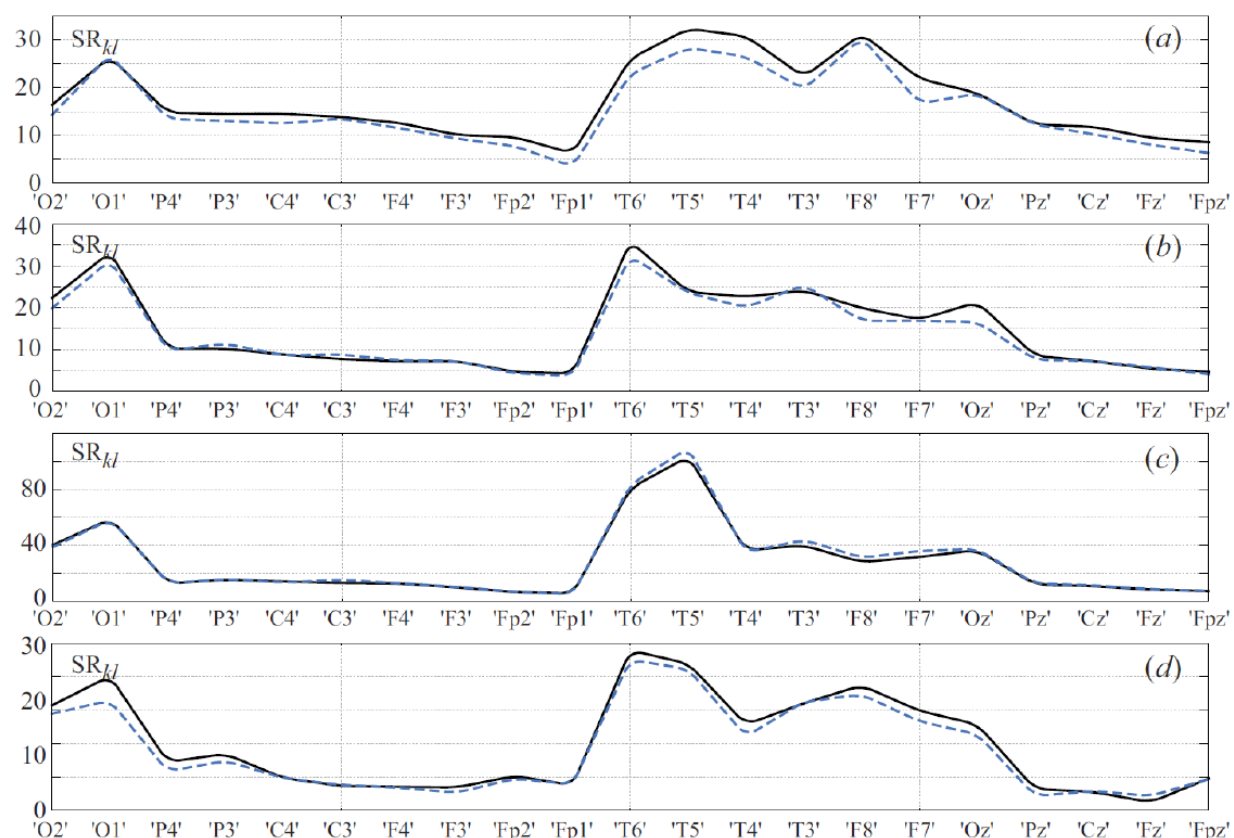


Рисунок 2. Зависимость величины показателя значимости канала от соответствующих каналов. Пунктирной линией показаны значения показателя значимости, рассчитанные для 30% событий, в то время как сплошной линией изображены значения показателя значимости каналов по всей выборке событий.

При обработке данных ЭЭГ, полученных из эксперимента, проводившегося с людьми, страдающими хронической мигренью, было выявлено три типа мозговой активности: сосредоточение наиболее значимых каналов больше слева, больше справа и симметрично в затылочной части головы. Поверхности головы типичных представителей каждого из типов активности приведены на рисунке 3. Также на рисунке показано с помощью логарифма отношения между каналами слева и справа распределение людей по разному типу активности.

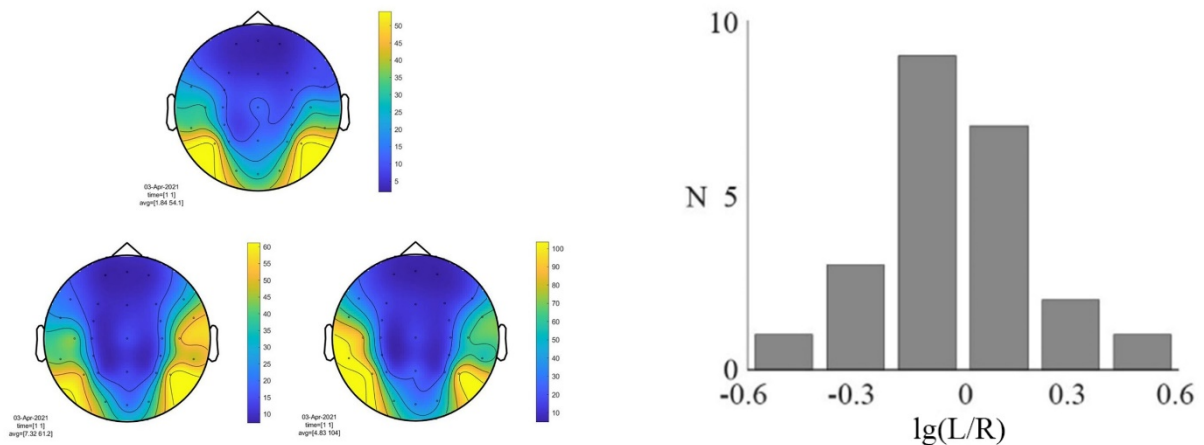


Рисунок 3. а - Мозговая активность испытуемых, страдающих хронической мигренью, во время когнитивной деятельности. Верхний ряд: симметричное расположение значимых каналов. Нижний ряд слева направо: сосредоточение значимых каналов с правой стороны, с левой стороны. б - Диаграмма распределения количества испытуемых в зависимости от логарифма отношения сумм показателей значимости.

Заключение.

Подводя итог к проделанной работе, можно отметить, что в рамках работы по изучению деятельности головного мозга человека был освоен рекуррентный анализ, а также разработан и апробирован метод выделения важных каналов на основе модификации рекуррентного анализа. Этот метод был применен для анализа и выявления индивидуальных особенностей активности головного мозга для трех серий экспериментальных данных ЭЭГ. В первой серии было проведено сравнение результатов работы метода выделения важных каналов с совместным рекуррентным анализом. Показано высокое соответствие результатов по классификации испытуемых по типу восприятия. Во второй серии экспериментов было показано, что разработанный метод выделения важных каналов хорошо работает на выборках различной длины, в том числе на очень коротких выборках стимулов, что хорошо для применения метода при работе со сложными пациентами. В третьей серии экспериментов показана возможность выделения

индивидуальных особенностей по когнитивным тестам для группы людей, страдающих от хронической мигрени.

В ходе работы выполнены все основные задачи и достигнута поставленная цель. Результаты работы имеют огромную актуальность для настройки интерфейсов мозг-компьютер, для классификации пациентов при реабилитации и лечении, для мониторинга состояния людей. Представленный в работе метод выделения важных каналов является оригинальным и имеет большую научную значимость.

Список литературы

1. **A. Runnova, A. Selskii, M. Zhuravlev, E. Emelyanova, E. Selskaya.** The recurrence plot analysis in the processing of experimental biomedical data. *Proceedings of SPIE*. 2020. pp. 11459.
2. **А.О. Сельский, М.О. Журавлев, А.Е. Руннова, Е.П. Емельянова.** Применение рекуррентного анализа для выделения индивидуальных особенностей по ЭЭГ головного мозга человека. *Известия Российской академии наук. Серия физическая*. 2021. Т. 85. № 1. С. 145-149.
3. **A. Runnova, A. Selskii, M. Zhuravlev, M. Popova, A. Kiselev, E. Emelyanova, R. Shamionov.** Modification of Joint Recurrence Quantification Analysis (JRQA) for assessing individual characteristics from short EEG time series. *Chaos*. 2021. 31(9). pp. 093116.
4. **Е. П. Емельянова, А. О. Сельский, М. О. Журавлёв, А. Е. Руннова, К. С. Саматова.** Идентификация индивидуальных особенностей активности головного мозга при когнитивной нагрузке с помощью рекуррентного анализа данных электроэнцефалографии. *Известия Российской академии наук. Серия физическая*. 2022. Т. 86. № 1. С. 148-152.
5. **J.P. Zbilut, A. Giuliani, C.L. Webber Jr.** Detecting deterministic signals in exceptionally noisy environments using cross-recurrence quantification. *Phys. Lett. A*. 1998, pp. 122–128.
6. **Y.-X. Yang, et al.** A recurrence quantification analysis-based channel-frequency convolutional neural network for emotion recognition from EEG. *Chaos*. 2018, 28, p. 085724.
7. **U. R. Acharya, et al.** Automated EEG analysis of epilepsy: A review. *Knowledge-Based Systems*. 2013, pp. 147–165.
8. **J.-P. Eckmann, S.O. Kamphorst, D. Ruelle.** Recurrence plots of dynamical systems. *Europhys. Lett.* 1987, pp. 973–977.
9. **M. A. Lopes, et al.** Recurrence quantification analysis of dynamic brain networks. *Eur J Neurosci*. 2021, Vol. 53, 4, pp. 1040-1059.

10. **A. M. T. Ramos, et al.** Recurrence measure of conditional dependence and applications. *Physical Review E*. 2017.
11. **E. N. Pitsik.** Recurrence quantification analysis provides the link between age-related decline. *Izvestiya Vysshikh Uchebnykh Zavedeniy. Applied Nonlinear Dynamics*. 2021, Vol. 29, 3, pp. 386-397.
12. **X. Gao, et al.** Automatic Detection of Epileptic Seizure Based on Approximate Entropy, Recurrence Quantification Analysis and Convolutional Neural Networks. *Artificial Intelligence in Medicine*. 2019, 102, p. 101711.
13. **N. Marwan.** Untersuchung der Klimavariabilität in NW Argentinien mit Hilfe der quantitativen Analyse von Recurrence Plots, Master's Thesis. Dresden University of Technology. 1999.
14. **N. Marwan, et al.** Recurrence plots for the analysis of complex systems. *Physics Reports*. 2007, pp. 237–329.