

ПРАВИТЕЛЬСТВО РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ  
ФГАОУ ВО НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ  
«ВЫСШАЯ ШКОЛА ЭКОНОМИКИ»

Факультет компьютерных наук  
Образовательная программа «Прикладная математика и информатика»

УДК 612.82, 51-76, 57.087.23

Отчет об исследовательском проекте на тему:  
**Исследование сетевых структур и моделирование сложных когнитивных  
функций**

**Выполнил студент:**

группы #БПМИ207, 4 курса

Пархоменко Юлия Владимировна

**Принял руководитель проекта:**

Аристов Владимир Владимирович

Главный научный сотрудник

Федеральное государственное учреждение

"Федеральный исследовательский центр

"Информатика и управление "Российской Академии наук краткое наименование:

ФИЦ ИУ РАН

Москва 2024

# Содержание

Аннотация	3
1 Введение	4
2 Обзор литературы	5
3 Основная часть	6
3.1 Анализ данных ЭЭГ . . . . .	6
3.2 Анализ искусственных графов . . . . .	8
3.3 Связь с ЭЭГ . . . . .	13
3.4 Используемые данные . . . . .	16
4 Заключение	17
Список литературы	20

## Аннотация

Рассматриваемую нами проблему можно включить в современную научную область по исследованию различных сетевых систем, чему в последние годы посвящено огромное количество работ в различных исследовательских центрах, здесь накоплен очень большой опыт и разработаны методы по изучению таких структур. Темой работы является развитие гипотезы о том, что проявление феномена сознания связано с формированием сложных циклов сигналов в сети нейронных клеток. Что может моделироваться структурой графов, в которой нейроны их кластеры являются вершинами, а синаптические связи - ребрами. Более того, исследование данных циклов может помочь в распознавании различных когнитивных функциональных эффектов, а также для возможного диагностирования отклонений от нормальной работы мозга. Предполагается, что усложнение нейронной сети способно приводить к усложнению и различных когнитивных проявлений. В моделировании предполагается и подтверждается работой соответствующих алгоритмов, что в структуре графов-деревьев (характерной для любой структуры мозга, в котором реализуются связи рецепторы-эффекторы) при усложнении происходит так называемый перколяционный переход. Он может рассматриваться аналогом фазового перехода в физике: при этом возникают структуры циклов, кластеров, что и связывается с проявлением сложных функций работы сети нейронов. С помощью анализа накопленных данных по ЭЭГ (электроэнцефалограмм) для головного мозга можно обнаруживать указанные структуры, что реализуется в соответствующем алгоритме. На основе усложнения модели изучается перспектива для построения новых систем ИИ (искусственного интеллекта).

## Ключевые слова

Нейрофизиология, сознание, нейронные сети, сигналы в нейронных системах, циклы и кластеры, анализ графов, ЭЭГ, перколяционный переход

# 1 Введение

Проблематика данной исследовательской работы связана с моделированием сложной структуры нейронных сетей на основе теории графов и кинетического подхода. Несмотря на развитие технологий и науки, сейчас высказываются только гипотезы о том, как сформировалось и действует сознание, какие процессы в развитии головного мозга ведут к возникновению разума. Одна из гипотез утверждает, если на интеллект влияет количество нейронов и связей между ними, то, возможно, в их структуре и кроется ответ на вопрос о зарождении сознания. Структура нейронных клеток и процесс передачи информации между ними предложено изучать с точки зрения графов, поскольку в совокупности они представляют собой сеть.

Наша цель - исследование с помощью новых методов структуры сети, образованной нейронами и синапсами, а также проверка гипотез о том, что проявление сознания можно описать циклами. О расположении нейронов и типам связи между ними мы способны узнать благодаря данным МРТ (ФМРТ) и ЭЭГ соответственно. В наших исследованиях сделаны только первые шаги, так что предстоит большая работа по развитию подходов, изучению роста сетевых циклических систем, созданию адекватного аппарата по оценке сложности таких структур на разных уровнях, сопоставлению получающихся графовых кластеров в их динамическом проявлении с реальной сетью сигналов в сетях нейронов.

В основе исследований лежит метод построения растущих систем графов, где возможен переход к новым структурам, содержащим большие циклы и кластеры. Прослеживание такого перколяционного перехода на разных уровнях сложности – одна из целей. Будет применяться и формализм кинетической теории при построении случайного графа. Были реализованы и исследованы алгоритмы построения растущих сетей, напоминающих мозговые структуры, а также предложен метод оценки циклов в исследованиях ЭЭГ человека, используя строки и подстроки.

При развитии моделей представляется возможным, что исследование может быть полезно для разрешения этических и правовых проблем отличий человека от животного, помочь в диагностировании и предупреждении заболеваний, а также на фоне повышенного интереса к машинному обучению, гипотетически, способно помочь ответить на вопросы в процессе создания сложных моделей искусственного интеллекта.

## 2 Обзор литературы

В [9-10] описывается представление мозга как графа. Несмотря на то, что наиболее логично определить вершины нейронами, а ребра - синапсисами, если разбираться в более строгих формулировках, то эти соответствия не так однозначно верны, поскольку клеточные системы и коннектом человека изучены недостаточно, однако уже известно более 100 сидов нейронов, и будут ли они как вершины в графе разные - актуальный вопрос. Согласно статье, вершины в графе должны быть независимы и когерентны, но на данный момент мы не можем ответить на вопрос, где заканчивается нейрон и начинается синапсис. В данной работе будет использоваться вариант определения, где вершиной служит либо отдельный нейрон, либо кластер нейронов, а ребром - синапсис или связь между кластерами.

В [1] обсуждаются общие процессы высшей нервной деятельности, которые можно связать с проявлением сознания. Здесь представлены различные гипотезы о том, как можно исследовать и моделировать феномен сознания. Сам автор придерживается интегрального подхода, связанного с понятием когнитом, что соотносится и с нашими взглядами. В рамках нашего исследования рассматриваются и моделируются некоторые физиологические аспекты проблемы, которые могут быть определенным образом математически формализованы.

В [2] были получены первые результаты по моделированию растущих графов с выявлением перколяционного перехода, исследуя полученные графы на изменения числа Эйлера (характеризующего сложность циклической структуры), количества простых путей и простых циклов с помощью нескольких алгоритмов разной сложности: первый алгоритм предполагает случайный рост графа, а второй строит случайную древовидную структуру, которая больше подобна строению нейронов и синаптических связей.

В [3-5] построение и описание случайного графа Эрдёша-Реньи (ЭР) в кинетическом формализме получено на основе аналитического метода, будет изучена возможность дополнить используемый геометрический подход построения случайного графа с выявлением циклов указанным методом и сравнить результаты.

В работах [6-7] впервые были проанализированы некоторые данные по ЭЭГ человека, для их исследования используются статистические методы, в проекте используются данные модели. Из статьи понятно как представлять данные ЭЭГ в виде строки из символов, полученные с помощью округления исходных числовых значений. На основе данной строки можно построить граф, вершинами которого будут все подстроки фиксированной длины  $K$ , а ребра будут между каждыми соседними подстроками. Для нас интерес представляет быстрый поиск специфических циклов и других метрик в полученном графе. Проблема заключается

в том, что мы не можем искать все простые циклы, поскольку эта задача на данный момент не может быть достаточно оптимизирована, и ее выполнение занимает время, сравнимое с полным перебором, поэтому подсчет простых циклов на данных ЭЭГ может выполняться дольше, чем допустимо. В нашей работе предлагается компромиссное решение, для которого был придуман и реализован алгоритм, имеющий асимптотическую сложность  $\Theta(N^2)$ . Как результат можно будет исследовать описанные граф без его явного построения и сравнивать непосредственно собранные данные ЭЭГ и полученный граф синтетической нейронной сети с помощью описанного алгоритма построения.

В [8] предложено определение статистической энтропии, которое в принципе позволяет оценить степень скоррелированности сложных сетевых структур при анализе данных ЭЭГ.

### 3 Основная часть

Для анализа моделей нейросетевых структур мы развиваем алгоритмы, усложняющие в ходе роста (развития) системы графов, а затем в рамках таких представлений определяем характер соответствующих сигналов. Для первого этапа адекватным является построение растущих графов. Для второго – изучение ЭЭГ.

#### 3.1 Анализ данных ЭЭГ

Предлагается способ анализа электроэнцефалограммы (ЭЭГ), основанный на построении графа связности анализируемого сигнала, в котором амплитуды отображаются вершинами, а их взаимное расположение друг относительно друга – дугами. Энцефалограмма представляет собой систему каналов, в которой каждый канал коррелирован с остальными.

Используется модель предложенная в [6], где по исходному сигналу для каждого канала ЭЭГ строится граф. Процесс происходит в несколько этапов. Сначала сигнал, представленный в виде последовательности чисел закругляется, то есть числа домножаются на  $10^L$  и затем отбрасываются цифры после запятой. Затем в полученной последовательности целых чисел выделяются все подстроки длины  $M$ . Получается некоторый набор слов, которые будут служить вершинами графа, а рёбра проводятся между каждыми двумя соседними словами в последовательности. Наконец для анализа ЭЭГ вычисляются различные характеристики построенного графа, среди которых особенно выделяется число простых циклов, так как предполагается что оно отражает сложность процессов, происходящих в мозге. Однако, у данной характеристики графа есть вычислительная проблема, заключающаяся в том, что

число циклов может быть достаточно большим и доходит до  $\sum_{k=3}^N (k-1)! \cdot C(n, k)/2$  для полного графа на  $N$  вершинах, поэтому не всегда возможно программно найти их количество за приемлимое время. Кроме того, выделение всех подстрок длины  $M$  наивным алгоритмом имеет асимптотику  $\Theta((N-M)^2 M)$  и соответственно  $\Theta(N^4)$  если необходимо выполнить алгоритм для каждого  $M = 1 \dots N$ . В нашей работе предлагается алгоритм, позволяющий выделять слова для всех возможных значений  $M$  суммарно за  $\Theta(N^2)$ .

Оптимизация алгоритма заключается в использовании метода динамического программирования и опирается на тот факт, что при переходе от задачи для слов длиной  $M-1$  к задаче со словами длиной  $M$  можно воспользоваться имеющейся информацией и не сравнивать подстроки целиком. Формально, мы вводим массив  $\text{link}(M)$  длиной  $N-M+1$ , где  $\text{link}(M)[i]$  хранит самый ближайший индекс  $j < i$ , такой что подстроки длины  $M$ , начинающиеся с индексов  $i$  и  $j$  совпадают (или  $-1$  если такого индекса не существует). Алгоритм начинается с нахождения этого массива для  $M=1$ , что делается тривиально с использованием структуры данных «hashmap» за  $\Theta(N)$ . Далее последовательно увеличивается  $M$  на единицу и находится новый массив. Для нахождения индекса  $\text{link}(M)[i]$  воспользуемся наблюдением, что у всех совпадающих подстрок длины  $M$  будут совпадать и префиксы длины  $M-1$ , а значит проверять на равенство другие подстроки с несовпадающими префиксами не имеет смысла. Ближайшая такая подстрока слева от  $i$  с совпадающим префиксом уже известна и её индекс  $j = \text{link}(M-1)[i]$ , соответственно для проверки на равенство нужно просто сравнить последние символы двух подстрок, то есть буквы с индексами  $i+M-1$  и  $j+M-1$ . В случае если подстроки не равны необходимо проверить следующего кандидата, его индекс  $j' = \text{link}(M-1)[j]$ . Таким образом можно в цикле пройти по ссылкам пока не найдётся индекс с совпадающей подстрокой и, соответственно, найдётся значение для  $\text{link}(M)[i]$ , или же пока не будет достигнут конец строки в виде ссылки на индекс  $-1$ . Поиск всех  $\text{link}(M)$  для  $M > 1$  записывается тремя вложенными циклами и в худшем случае может работать за  $\Theta(N^3)$ . Однако, можно дать лучшую оценку на время работы, если заметить, что для фиксированного  $i$  значение индекса  $\text{link}(M)[i]$  может только уменьшаться при увеличении  $M$ , причём каждый шаг внутреннего цикла по ссылкам уменьшает это значение, значит всего таких шагов может быть не более  $\Theta(N^2)$  за всё время работы алгоритма. Итого, все три вложенных цикла будут работать не дольше  $\Theta(N^2)$ , откуда и получается оценка на итоговую асимптотическую сложность алгоритма.

Результатом работы для каждого значения  $M$  является массив  $\text{link}[i]$ , по которому уже очевидно находятся совпадающие слова, а также есть возможность построить граф одним проходом по массиву с линейной сложностью. Также реализованный алгоритм можно

использовать для дальнейшего анализа и нахождения различных характеристик графа. Например в [6] одной из задач предложенного подхода ставится задача выявления скрытых циклических структур данных ЭЭГ. Такие структуры присутствуют на разных масштабах и могут иметь тесную связь с различными ритмическими процессами в коре головного мозга. В статье приводятся графики небольших отрезков ЭЭГ, состоящие из циклически повторяющихся структур, которые заметны при рассмотрении с соответствующим увеличением. Формально задачу можно поставить как поиск слов некоторой длины  $M$ , которые встречаются в исходной строке длины  $N$  несколько раз и с достаточно малыми интервалами. Случай считается идеальным, если интервал между ними будет нулевой без учёта перекрытия слов, что будет означать наличие идентичных структур идущих друг за другом в сигнале.

Предложенный в нашей работе алгоритм можно с помощью несложных модификаций адаптировать под поиск описанных последовательностей структур. Действительно, для длины слов  $M$ , достаточно пройтись по найденному массиву  $\text{link}[i]$  и обновлять длину текущей максимальной последовательности из повторяющихся структур если выполнено условие  $(M - L) \leq (i - \text{link}[i]) \leq (M + R)$ , где  $L$  и  $R$  - параметры, задающие допустимую длину перекрытия и длину интервала между соседними словами соответственно. Например, в ходе численных экспериментов при выбранных  $L = 0, R = 4$  для сигнала по одному из каналов удалось обнаружить 8 повторяющихся строк длины 3, что отображено на графике Рис. 3.1. При таком приближении уже отчётливо видно повторяющиеся куски графика.

## 3.2 Анализ искусственных графов

На первом этапе мы прослеживаем усложнение «древесной структуры» графов типа Эрдеша-Реньи. По возможности это сопоставляется с кинетическим подходом, где для такого рода графов получены соответствующие решения. Причем здесь важным представляется выявление так называемого перколяционного перехода, когда структура дерева, выражающего по сути связи рецептор-эффектор в любой нервной системе постепенно через «фазовый переход» получает более сложную структуру, в которой появляются глобальные циклы и кластеры. По сути, модель растущего случайного графа можно трактовать как выражение возможности усложнения структуры нейронной системы в процессе обучения (и самообучения), когда прибавляются синаптические связи между нейронами. Здесь может быть сопоставление с процессом активного роста мозга ребенка, но также и обучения животного или человека.

Выявление циклических структур и глобальных кластеров выражает сложность ней-



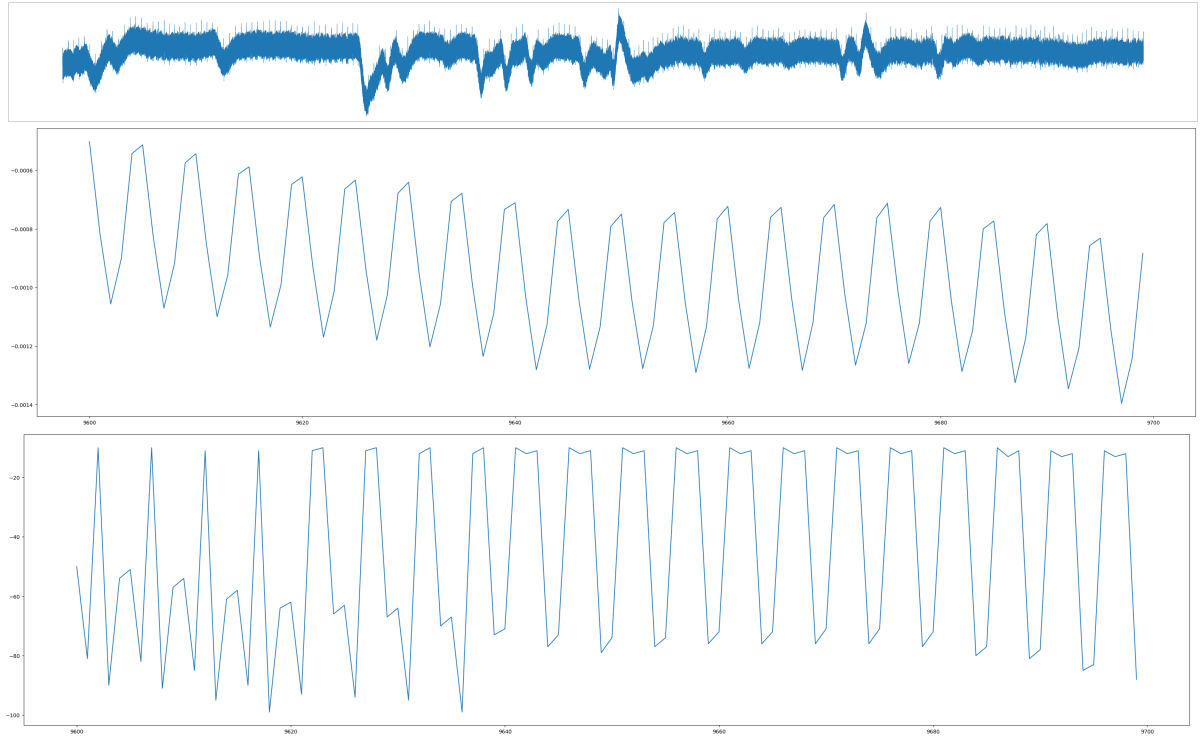


Рис. 3.1: Сверху вниз: полная ЭЭГ из 34500 чисел для одного из каналов, обнаруженный отрезок из 100 чисел (индексы 9600-9700), тот же отрезок при загрузлении сигнала с точностью до 2-х знаков.

ронной системы, когда потенциально от сигналов, идущих от рецепторов к эффекторам, т. е. сигналов простых команд происходит переход к усложнению путей сигналов по путям, не обязательно имеющим прямой выход к реакциям нейронной системы.

В основном будет использоваться геометрический формализм, в котором будет изучаться рост случайных графов в алгоритме добавления ребер (связей) к узлам. Но он будет также сравниваться с аналитическим подходом кинетического описания процесса. Чтобы представить такой граф в кинетической задаче, начнем с  $N$  изолированных узлов и будем вводить связи (ребра) одну за другой между случайно выбранными парами узлов. Для удобства положим интенсивность, с которой вводятся связи, равной  $\frac{N}{2}$ . Следовательно, общее число связей ко времени  $t$  будет  $\frac{Nt}{2}$ , так что средняя степень  $\frac{2L}{N}$  равна  $t$ . Поэтому средняя степень растет со скоростью 1.

Теперь изучим временную эволюцию распределения размеров кластеров, в котором можно будет увидеть перколяционный переход на графе ЭР. Вначале сеть состоит из  $N$  изолированных одноузельных кластеров. По мере того, как в систему вводятся связи, кластеры могут только сливаться, так что число кластеров систематически убывает, а их средний размер растет. Вероятность того, что два несвязанных кластера размеров  $i$  и  $j$  объединятся, образовав новый кластер размера  $k = i + j$  равна  $(i\frac{C_i}{N})(j\frac{C_j}{N})$ ; здесь  $C_j$  – полное число

кластеров размера  $j$ .

Строится основное кинетическое уравнение для плотности  $c_k(t) = \frac{C_k(t)}{N}$  кластеров с  $k$  узлами в момент времени  $t$ :

$$\frac{dc_k}{dt} = \frac{1}{2} \sum_{i+j} i c_i j c_j - k c_k \quad (1)$$

Поскольку сеть стартует с изолированных узлов, начальные условия имеют вид  $c_k(0) = \delta_{k,1}$ . Согласно [3 - 5] выписывается распределение размеров кластеров:

$$c_k(t) = \frac{k^{k-2}}{k!} t^{k-1} e^{-kt} \quad (2)$$

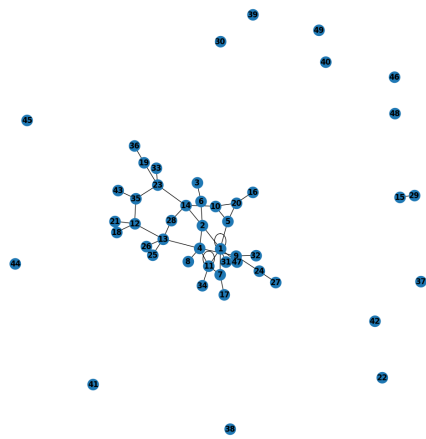
Можно проводить моделирование на основе этих уравнений и формул и соответственно задавать распределения различных характеристик графа в виде формул, однако в работе мы будем отталкиваться прежде всего от экспериментально полученных характеристик. Такой алгоритм роста графа ЭР задает структуру, способную реализовать соответствующую систему сигналов. Для сравнения также используются другие алгоритмы построения случайного графа. Построение таких моделей растущих графов позволит отчетливо выявить структуру возникающих циклов, для оценки сложности таких систем используется число Эйлера, а также по возможности число простых циклов графа и другие характеристики.

Был предложен алгоритм случайно разрастающегося графа (его блок-схема представлена на Рис. 3.3):

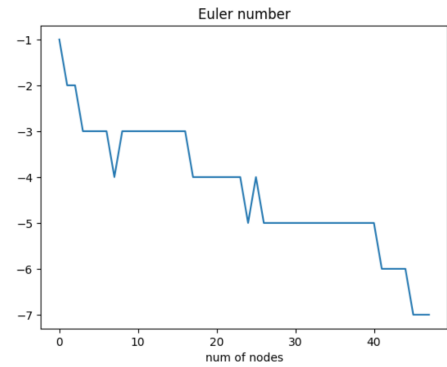
- начальный граф пуст
- количество вершин, которое нужно добавить,  $N$
- в цикле с  $N$  итерациями на каждом шаге добавляем к графу новую вершину и соединяем две случайные (не обязательно ту, которую добавили к графу на этом шаге) вершины ребром
- на каждой итерации цикла считаем число Эйлера, благодаря чему можно оценить динамику его изменений при росте количества вершин в сети, в данном случае оно уменьшается

Полученный граф и график зависимости числа Эйлера отображены на Рис. 3.2

Было предложено несколько алгоритмов построения графа предположительно нейронной сети. Алгоритм, описанный выше имеет недочет, а именно: могут образоваться кла-



а) Сгенерированный граф



б) Зависимость числа Эйлера от количества вершин

Рис. 3.2: Сгенерированный граф и график числа Эйлера.

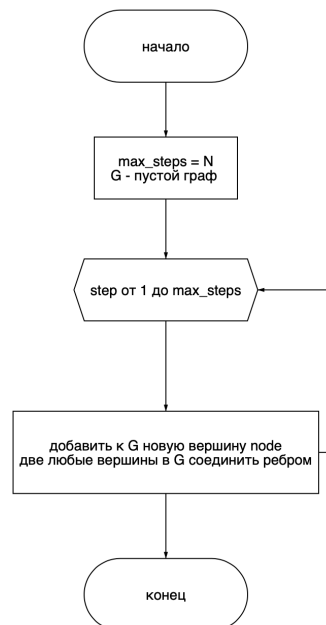


Рис. 3.3: Блок-схема алгоритма.

стеры, не имеющие связи друг с другом, число Эйлера убывает, а это отличается от предполагаемой модели нейронной сети мозга.

Тогда предложим другой алгоритм (Рис. 3.4):

- начальный граф пуст
- количество вершин, которое нужно добавить,  $N$
- в цикле с  $N$  итерациями на каждом шаге добавляем к графу новую вершину и соединяем ее со случайной вершиной ребром, получается дерево
- на каждой итерации цикла считаем число Эйлера, видим, что оно константно и равня-

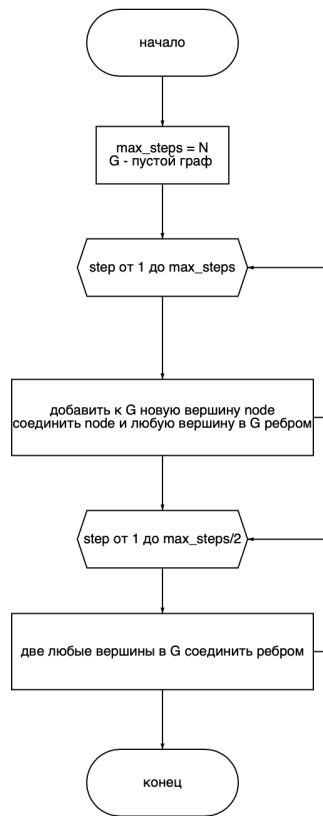


Рис. 3.4: Блок-схема алгоритма.

ется  $-1$

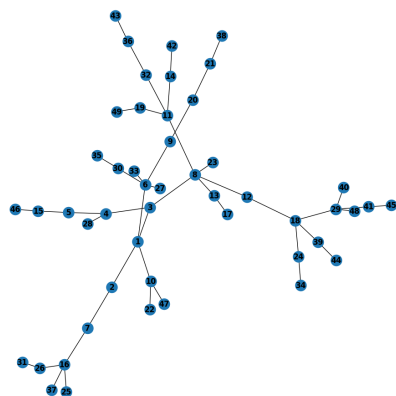
- в новом цикле с  $N/2$  итерациями на каждом шаге соединяем две случайные вершины в графе ребром
- на каждой итерации цикла считаем число Эйлера, видим, что оно линейно растёт

Полученный граф и график зависимости числа Эйлера отображены на Рис. 3.5 и Рис. 3.6

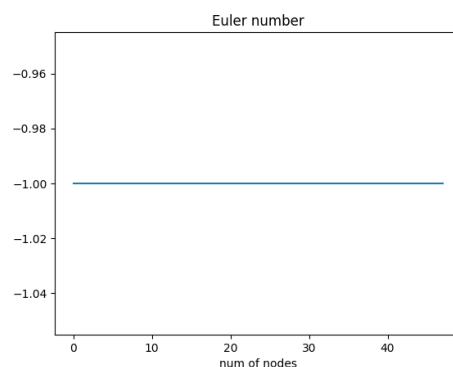
Построим граф согласно алгоритму кинетической теории, описанному выше (Рис. 3.10). Можем заметить, что при уменьшении компонент связности (Рис. 3.7) увеличиваются число Эйлера (Рис. 3.9) и количество простых циклов (Рис. 3.8).

Мы предполагаем, что число Эйлера необходимо для оценки графа с точки зрения циклической сложности, однако гипотетически могут быть и другие меры, например, оценка энтропии. В дальнейшем необходимо проанализировать предоставленные алгоритмы разными оценками.

Для дальнейшего изучения функционирования сигналов в сложной сети нейронов в следующей главе будет дополнен и усовершенствован алгоритм, позволяющий анализировать показания ЭЭГ.

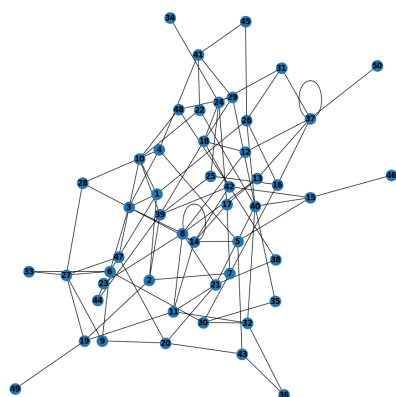


а) Сгенерированный граф-дерево

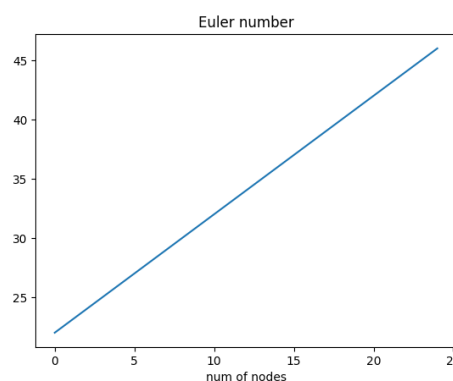


б) График зависимости числа Эйлера от количества вершин

Рис. 3.5: Сгенерированный граф и график числа Эйлера.



а) Сгенерированный граф после добавления дополнительных ребер



б) Зависимость числа Эйлера от количества вершин

Рис. 3.6: Сгенерированный граф и график числа Эйлера.

### 3.3 Связь с ЭЭГ

Как уже было отмечено ранее, в работе используется алгоритм, который позволяет для сигналов ЭЭГ выделять совпадающие подстроки любых длин, с помощью чего далее можно строить граф и производить замеры его характеристик. Также упоминалось про проблему с вычислительной сложностью нахождения числа циклов в построенном графе, поэтому вместо этого будет использовать несколько другая метрика. Она основывается на наблюдении, что любой простой цикл должен начинаться и заканчиваться в одной вершине, поэтому имеет смысл вычислять число повторов подстрок. По сути это будет означать вычисление числа некоторых специфичных простых циклов, однако данная процедура выполняется за линейное время и соответственно работает намного быстрее поиска всех простых циклов. Попробуем применить данный алгоритм поиска циклов к данным ЭЭГ, а также к построенному

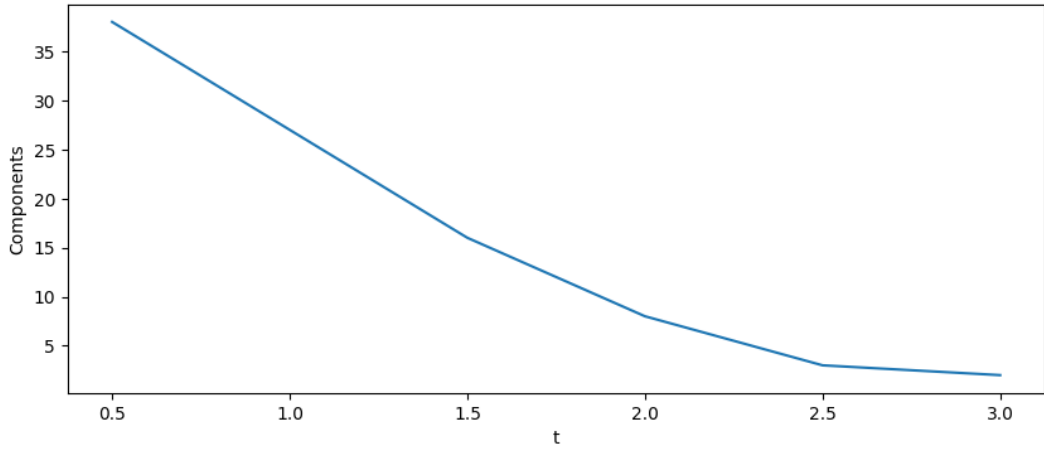


Рис. 3.7: Зависимость числа компонент связности от времени  $t$ .

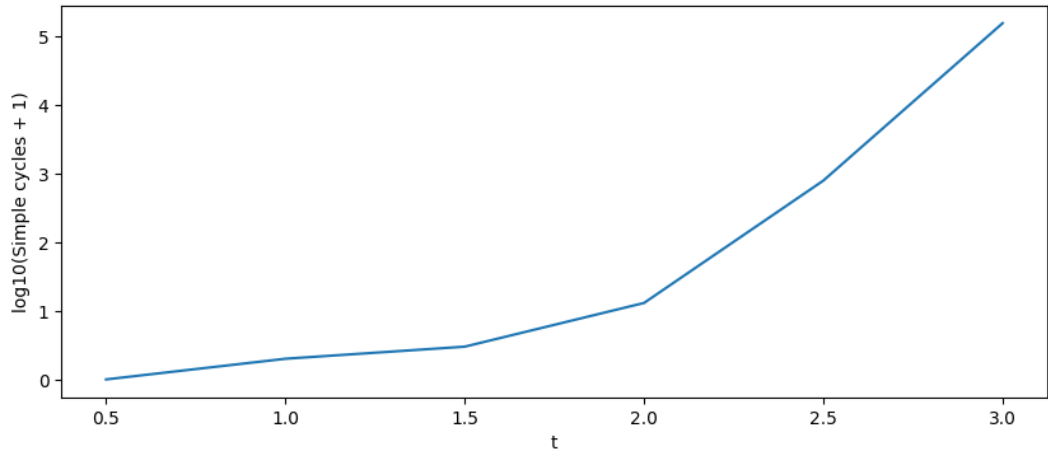


Рис. 3.8: Зависимость числа простых циклов от времени  $t$ .

искусственно графу. На вход алгоритм получается последовательность символов (или целых чисел), поэтому встаёт вопрос как преобразовать или построить по графу такую последовательность. Одним из вариантов будет запустить случайный сигнал в графе и передать на вход его путь. Формально, сигнал стартует в некоторой вершине и на каждом шаге равновероятно выбирает случайную вершину среди соседей для перехода. Таким образом мы гипотетически воспроизводим случайное движение сигнала в нейронной сети. Случайное блуждание записано как набор вершин, через которые проходил сигнал при случайном блуждании.

Для визуализации построим график зависимости числа повторов подстрок от их длин  $M$ , где каждое слово уже встречающееся ранее в последовательности добавляет единицу к общему счётчику. На Рис. 3.11 представлен график для одной многоканальной ЭЭГ, по которому видно что у небольшой части каналов макимальное число повторов при разных длинах слов, что свидетельствует о наличии очень малого количества символов в строке и отсутствия изменения сигнала при данной точности его закругления (использовалось  $L = 2$ ). По остальным каналам число повторов стремительно падает с ростом  $M$ . На Рис. 3.12 представлен

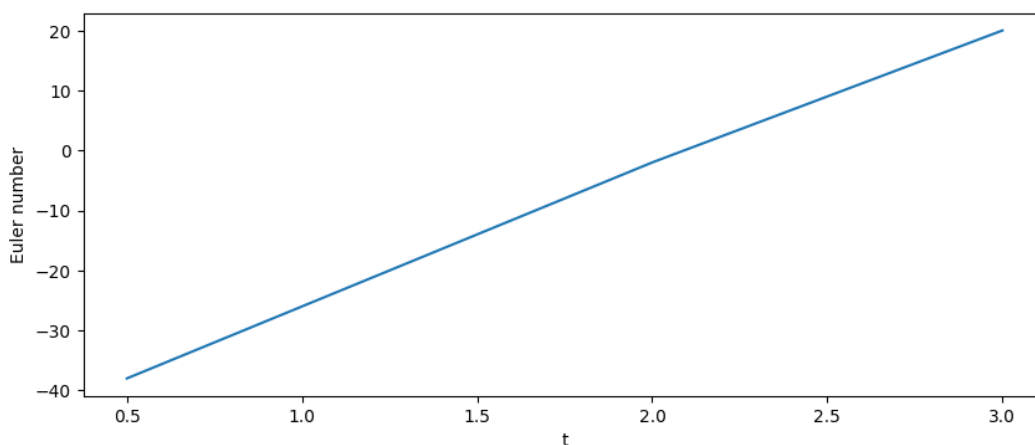


Рис. 3.9: Зависимость числа Эйлера от времени  $t$ .

аналогичный график для случайного сигнала в графе. Для генерации графа используется кинетический метод с различными значениями параметра  $t$ . Можем заметить, что между графиками есть схожесть в тенденциях падения числа повторов с ростом длины слов. Более того, при малых значениях  $t$ , а значит при малом числе ребёр в графе наблюдается похожий эффект ( $t = 0.5$  и  $t = 1.0$  на графике) с очень малым количеством различных символов. В случае искусственного графа нам известно что эффект возникает из-за попадания случайного сигнала в небольшой цикл. В целом схожесть графиком может указывать на то, что алгоритм, который мы использовали для построения случайного графа, неким образом похож на граф в результате обработки данных ЭЭГ. Данный эффект требует дальнейшего рассмотрения.

В качестве альтернативной возможно более точной аналогии рассматривается попытка установить некие сенсоры в граф, которые затем будут замерять число прохождений случайного сигнала через них. Для этого, можно например использовать алгоритмы кластеризации графа и затем устанавливать по сенсору на каждый получившийся кластер. В более простом случае можно установить сенсор на каждую вершину графа и затем при анализе выделять интересные результаты. Рис. 3.13 демонстрирует такой подход для графа на 50 вершинах. Как видно получается выделить несколько лидирующих вершин, в которые сигнал часто попадает. Однако количественная характеристика постоянно растёт и не особо информативна для остальных вершин. Попробуем считать частоту для каждой вершины. результат можно видеть на Рис. 3.14. Здесь сразу стоит отметить проблему: в начале сигнала частоты сильно разнятся так как всего было посещено очень мало вершин, однако к концу они сходятся к определённым значениям, а именно к значениям которые можно получить с помощью запуска алгоритма «PageRank». В нашей работе такой метод не подходит как раз из-за его сходимости, поэтому попробуем оценить частоту по-другому. Воспользуемся экспо-

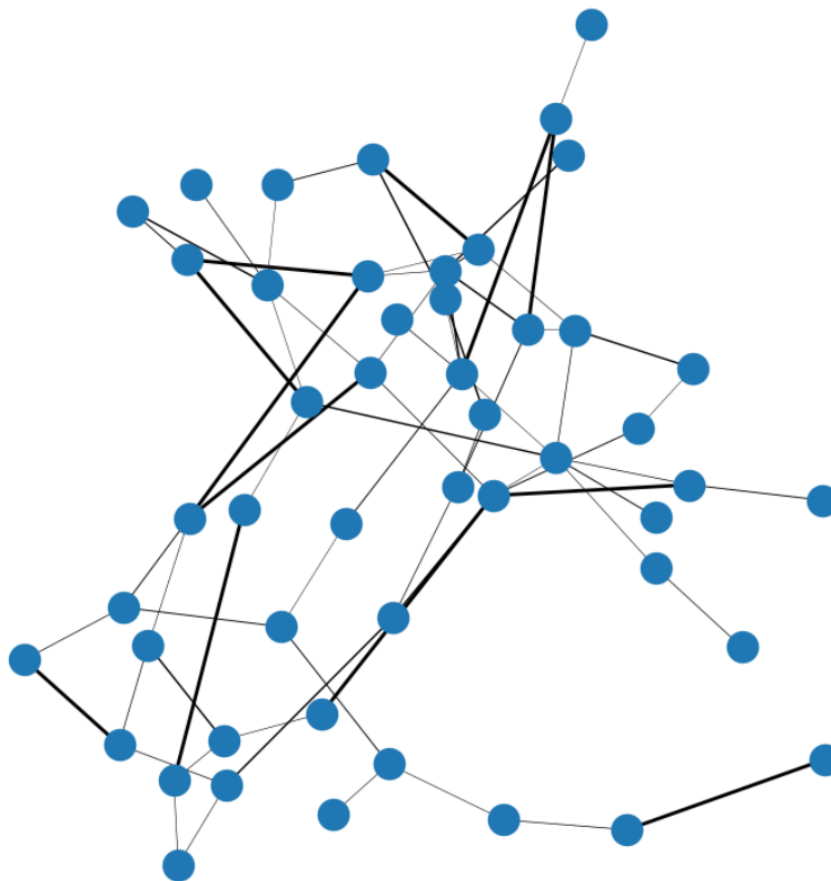


Рис. 3.10: Граф, построенный по кинетической теории. Толщина ребёр обратно пропорционально времени  $t$  когда они были добавлены.

ненциальным затуханием и применим его к числу срабатываний сенсора на каждом шаге. Результат представлен на Рис. 3.15, где выделены только некоторые вершины с наибольшими пиковыми значениями. Данный график уже более напоминает результаты полученные с ЭЭГ и так же прослеживается циклическая структура. Таким образом, подобный подход к построению связи ЭЭГ и искусственных графов можно считать гипотетически полезным объектом дальнейшего изучения.

### 3.4 Используемые данные

Исследование алгоритма, анализирующего циклы в данных ЭЭГ, проводилось на 7 ЭЭГ-файлах, полученных в результате обследования одного человека. ЭЭГ-файл состоит из 24 последовательностей, каждая из которых соответствует одному каналу или электроду, регистрирующему биоэлектрическую активность мозга.



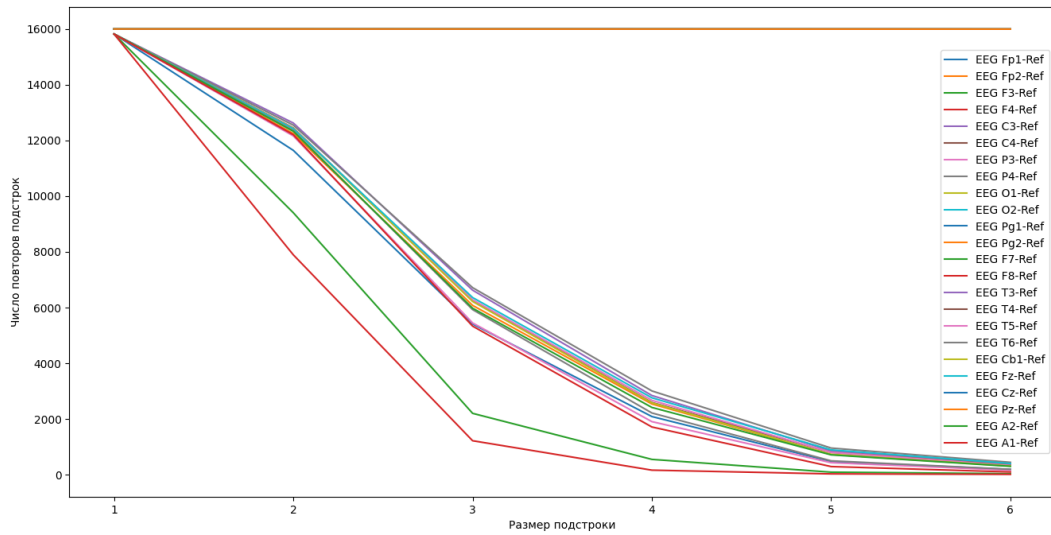


Рис. 3.11: Зависимость числа повторов подстроки от их размера для разных каналов ЭЭГ.

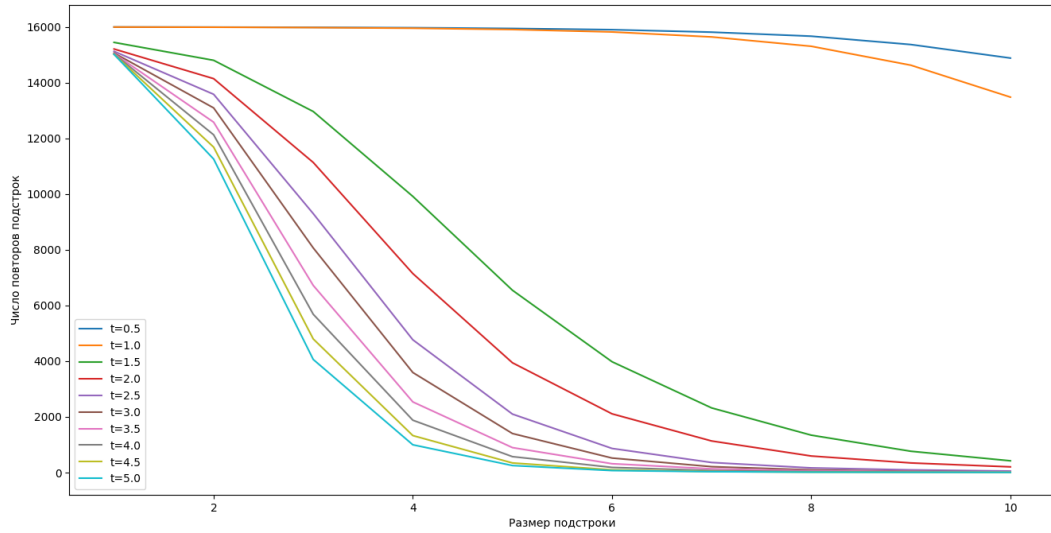


Рис. 3.12: Зависимость числа повторов подстроки от их размера для сгенерированных графов с разным показателем времени  $t$ .

## 4 Заключение

Исследование мозговой активности человека - сложная в своей комплексности задача, поскольку затрагивает множество областей знания. Исследование в данной работе включает нейрофизиологическую и математическую часть вопроса, а именно, заключающуюся в рассмотрении гипотез построения модели мозга на основе циклических структур, также формирующих перколяционный переход и гипотетически относящихся к феномену сознания. В основе исследования лежат данные ЭЭГ и древковые графы, построенные несколькими способами. Основная сложность заключается в неточности фундаментальных определений, поскольку для исследования графа необходимо соотнести вершины и ребра в нейронной сети и в графе, соответственно. В случае ЭЭГ вершинами служат сенсоры - кластеры из

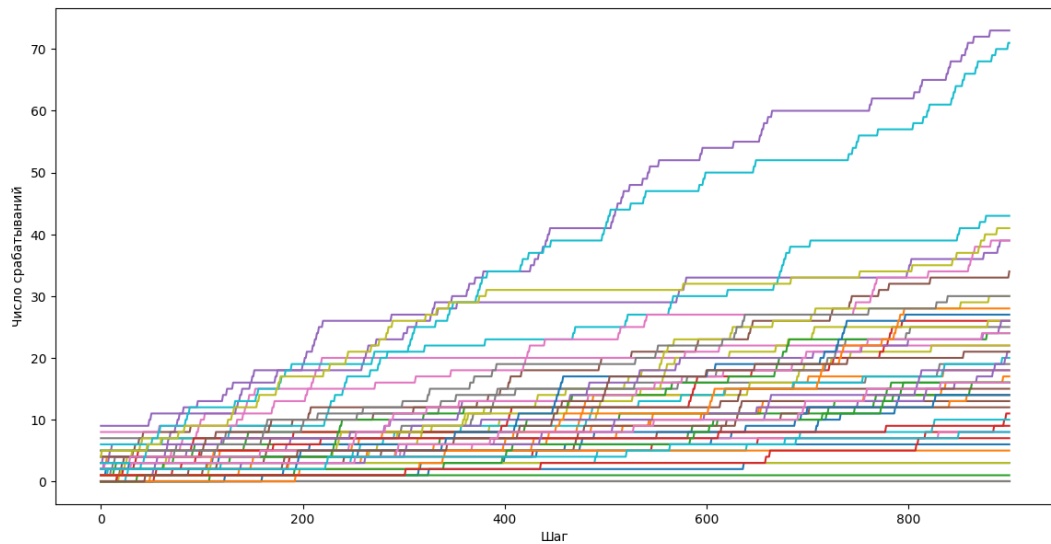


Рис. 3.13: Зависимость числа срабатываний сенсора в искусственном графе от числа шагов случайного сигнала.

нейронов, в случае же построения графа - отдельные нейроны. Данные обозначения являются формальностью, поскольку исследовать действующую мозговую активность в отдельных нейронах, а не в кластерах, возможности нет. Переопределение в случае построения графа вершины кластерами из нейронов существенной определенности не внесет, однако может создать двоякое впечатление, что исследователи считают, что мозг начинает формироваться кластерами нейронов, а не отдельными нейронными клетками. Построение с помощью вершины-нейрона помогает рассмотреть создания мозга «с нуля», чтобы попробовать найти перколяционный переход. Исследование можно развить, используя для анализа графов оценки статистической энтропии и циклической сложности. Ещё одним направлением развития может являться улучшение подхода с расстановкой сенсоров в искусственный граф, например с использованием упомянутых алгоритмов кластеризации графа.

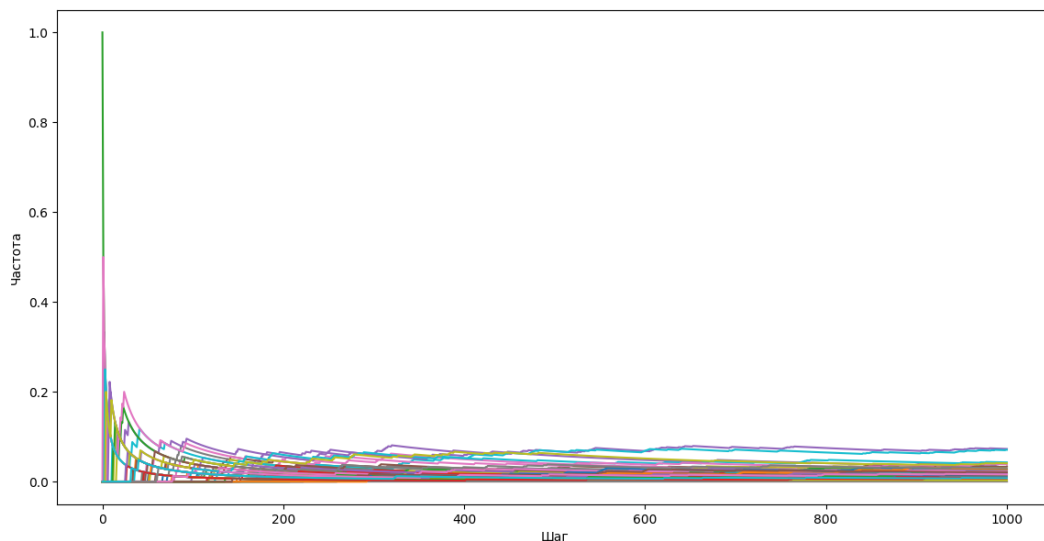


Рис. 3.14: Зависимость частоты срабатываний сенсора в искусственном графе от числа шагов случайного сигнала.

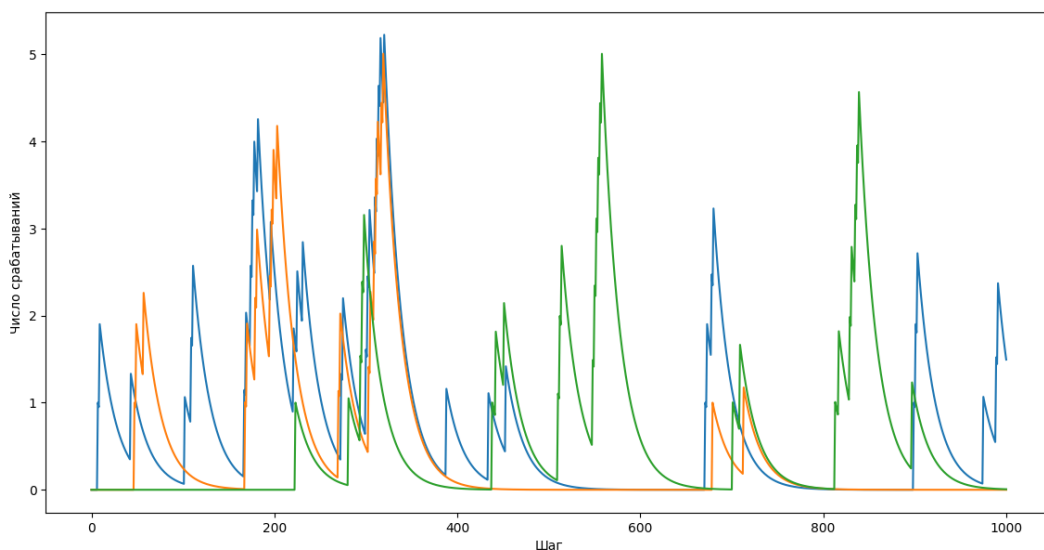


Рис. 3.15: Зависимость числа срабатываний с экспоненциальным затуханием с коэффициентом 0.95 сенсора в искусственном графе от числа шагов случайного сигнала.

## Список литературы

- [1] Анохин К.В. Когнитом: в поисках фундаментальной нейронаучной теории сознания // Журнал высшей нервной деятельности им. И.П. Павлова, 2021, Т. 71, № 1, стр. 39-71.
- [2] V.V. Aristov, I.V. Stepanyan. Hypothesis of Cyclic Structures of Pre- and Consciousness as a Transition in Neuron-like Graphs to a Special Type of Symmetry // Symmetry. 2022. 14, 505
- [3] Ben-Naim E., Krapivsky P.L. Kinetic Theory of Random Graphs: from Paths to Cycles. Phys. Rev. E. 71 (2005) 026129; arXiv:condimat/0408620.
- [4] Krapivsky P.L., Redner S. Emergent Network Modularity. J. Stat. Mech. (2017) 073405.

- [5] Крапивский П., Реднер С., Бен-Наим Э. Кинетический взгляд на статистическую физику. М.: Научный мир. 2012.
- [6] В. В. Аристов, О. В. Кубряк, И. В. Степанян. Расчёт циклических характеристик электроэнцефалограммы для исследования электрической активности мозга // Известия высших учебных заведений. Прикладная нелинейная динамика. 2023. Т. 31, № 4. С. 469-483.
- [7] А.Ю. Алексеев, В.В. Аристов, С.В. Гарбук, Н.А. Симонов, И.В. Степанян. Кинетико-статистическое нейромоделирование и проблемы доверия к системам искусственного интеллекта // Проблемы машиностроения и автоматизации. 2023. 1. С. 88-100.
- [8] D. M. Abramov, C. Tsallis, H. S. Lima. Neural complexity through a nonextensive statistical–mechanical approach of human electroencephalograms // Scientific Reports (2023) 13:10318
- [9] Bullmore E. T., Bassett D. S. Brain graphs: graphical models of the human brain connectome // Annual review of clinical psychology. – 2011. – Т. 7. – С. 113-140.
- [10] Sporns O. Graph theory methods: applications in brain networks // Dialogues in clinical neuroscience. – 2018. – Т. 20. – №. 2. – С. 111-121.