

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

Кафедра физики открытых систем

Модифицированный флуктуационный анализ сигналов

АВТОРЕФЕРАТ БАКАЛАВРСКОЙ РАБОТЫ

студента 4 курса 4041 группы
направления 09.03.02 «Информационные системы и технологии»
института физики
Азарнова Данилы Алексеевича

Научный руководитель
д.ф.-м.н., профессор

дата, подпись

А.Н. Павлов

Заведующий кафедрой
физики открытых систем
д.ф.-м.н., профессор

дата, подпись

А.А. Короновский

Саратов 2023 год

ВВЕДЕНИЕ

В последние десятилетия объем данных, генерируемых в различных областях, значительно возрос. Эти данные представляют собой временные ряды и сигналы, содержащие важную информацию, которую необходимо извлекать и анализировать. Однако, существующие методы анализа временных рядов и сигналов могут иметь ограничения в выявлении скрытых закономерностей и характеристик этих данных.

Многие процессы, наблюдаемые в динамике природных систем, проявляют степенные дальнодействующие корреляции. Такие корреляции играют важную роль в понимании поведения системы и выявлении изменений, вызванных изменяющимися внешними условиями или переходами между различными типами сложной динамики. Однако, при анализе корреляций в экспериментальных данных возникают две основные проблемы.

Первая проблема заключается в быстром спаде корреляционной функции для случайных процессов. Приближение этой функции к нулю может вызвать ошибки вычислений, особенно при работе с зашумленными сигналами. Соответствующие ошибки значительно влияют на количественную оценку степенного поведения системы.

Вторая проблема связана с нестационарностью временных рядов, что приводит к зависимости оцениваемых величин от начального момента времени. Это означает, что свойства системы могут меняться со временем, усложняя анализ корреляций.

Для преодоления указанных ограничений был разработан альтернативный подход – метод анализа флуктуаций относительно тренда (DFA), который предлагает более эффективный корреляционный анализ нестационарных процессов.

В стандартной версии метода DFA, которая была описана в статьях [1, 2], профиль сигнала разделяется на неперекрывающиеся сегменты, а затем тренд в каждом сегменте удаляется. Для этого происходит аппроксимация тренда внутри каждой части и его последующее удаление [3].

В реальности динамика сложных систем часто не является однородной, особенно в случае переходных процессов. При удалении тренда некоторые сегменты данных могут иметь малые среднеквадратичные флуктуации, тогда как другие сегменты будут иметь значительно большие флуктуации. Если степень нестационарности сильно отличается в разных частях данных, то сегменты с наиболее выраженной нестационарностью могут оказывать доминирующее влияние на оцениваемые величины, тогда как роль других сегментов будет незначительной.

Недавно был предложен модифицированный подход для анализа неоднородных процессов с использованием метода DFA [4]. Этот модифицированный подход расширяет стандартную реализацию DFA путем введения дополнительных показателей, которые учитывают особенности нестационарного поведения. Дополнительные показатели позволяют проводить более детальный анализ нестационарных данных и учитывать их особенности.

Цель выпускной квалификационной заключается в исследовании возможностей модифицированного флуктуационного анализа сигналов и сравнении его с обычным флуктуационным анализом DFA. Основная цель состоит в улучшении качества анализа временных рядов и сигналов путем применения модифицированного метода.

Материалы исследования. Исследования проводились, используя различные тестовые примеры нестационарных процессов различного типа и экспериментальные данные. Выпускная квалификационная работа содержит введение, две главы (1. Краткие теоретические сведения; 2. Результаты проведенных исследований), заключение и список использованных источников. Общий объем работы 41 стр.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Краткие теоретические сведения

Анализ флуктуаций относительно тренда (DFA) — это метод, используемый для изучения корреляций во временных рядах [1]. Он предоставляет информацию о дальнедействующих корреляциях и флуктуациях в ряде данных. DFA может быть применен к различным типам временных рядов, включая физические, биологические, финансовые и социальные данные. Принцип работы DFA основан на измерении масштабируемости флуктуаций временного ряда при различных временных масштабах. Основные шаги алгоритма DFA следующие [2, 3]:

1. Предварительная обработка временного ряда.
2. Вычисление среднего значения

$$\langle x \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x(i). \quad (1)$$

3. Удаление среднего уровня

$$y(k) = \sum_{i=1}^k [x(i) - \langle x \rangle]. \quad (2)$$

4. Вычисление аккумулялированных флуктуаций.
5. Расчет среднеквадратичного отклонения от локального тренда

$$F(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [y(k) - y_n(k)]^2}. \quad (3)$$

6. Оценка параметра скейлинга α

$$F(n) \sim n^\alpha. \quad (4)$$

Значение α определяет тип корреляций во временном ряде.

- 1) $\alpha = 0.5$: При $\alpha = 0.5$ диагностируется наличие стационарных корреляций в ряде.
- 2) $\alpha < 0.5$: Значение α между 0 и 0.5 указывает на наличие антикорреляций (чередование больших и малых значений).

- 3) $\alpha > 0.5$: Значение α между 0.5 и 1 указывает на присутствие длительных корреляций в ряде.
- 4) $\alpha = 1$: При $\alpha = 1$ ряд имеет статистику 1/f-шума.
- 5) $\alpha > 1$: Значение α больше 1 указывает на быстро затухающие флуктуации в ряде.

Далее будет рассмотрен модифицированный флуктуационный анализ (EDFA), который предлагает новый подход к анализу временных рядов [4] и может преодолеть некоторые ограничения обычного DFA.

Отметим применение DFA в различных областях.

Обычный флуктуационный анализ (DFA) широко применяется в различных областях исследования и находит свое применение в анализе временных рядов и сигналов: финансовая экономика, биомедицина, климатология, инженерия и физика, психология и нейрофизиология. Его применение позволяет выявлять фрактальные свойства, корреляции и взаимосвязи в данных.

Если временной ряд $x(i)$ содержит переходные процессы, стандартное отклонение случайного блуждания от локального тренда может значительно варьироваться между разными сегментами. Если тренд удаляется на этапе предварительной обработки, нестационарность все равно может сохраняться в более высоких частотных диапазонах, что также приводит к изменчивости локальных стандартных отклонений. Оценка $F(n)$ дает среднеквадратичное отклонение для флуктуаций. Однако эта величина не отражает информацию о различиях в ее локальных значениях между разными частями данных. В этом отношении рассматривается дополнительная мера, которая описывает влияние нестационарности:

$$dF(n) = \max[F_{loc}(n)] - \min[F_{loc}(n)] \quad (5)$$

Здесь $F_{loc}(n)$ – локальные стандартные отклонения $y(k)$ от $y_n(k)$, каждое из которых оценивается в пределах одного сегмента длины n , а $dF(n)$ - разница между максимальным и минимальным локальными стандартными отклонениями [4]

$$dF(n) \sim n^\beta. \quad (6)$$

Для стационарных процессов $dF(n)$ может уменьшаться с увеличением n , в отличие от поведения $F(n)$. В случае нестационарности $dF(n)$ обычно увеличивается с увеличением n .

С использованием смоделированных наборов данных, были рассмотрены три типа нестационарности: изменения локального среднего значения (тип 1), переключение между различными процессами (тип 2) и нестационарность в энергии (тип 3). Были также выбраны три примера стохастических процессов, а именно:

- 1) белый шум (некоррелированный процесс с $\alpha = 0.5$)
- 2) 1/f-шум (коррелированный процесс с $\alpha = 1.0$)
- 3) шум с антикорреляциями (мы рассмотрели производную 1/f-шума, $\alpha \approx 0.1$).

Результаты проведенных исследований

Для проверки правильности и точности работы программы мы взяли белый шум. Белый шум является случайно сгенерированным сигналом, который состоит из случайных значений, имеющих нормальное распределение.

Показатель α для белого шума равен 0.5, что позволяет использовать его в качестве эталонного значения для сравнения результатов работы программы. Далее по пунктам был выполнен расширенный флуктуационный анализ сигнала белого шума.

Как можно видеть из рисунка 1, погрешность расчета показателя скейлинга α составила всего 0,06%, что сообщает нам о высокой точности работы программы. Далее оценим значение показателя в разных диапазонах (рисунок 2). Максимальная погрешность на участке достигает 1.83%, что тоже не является критичным.

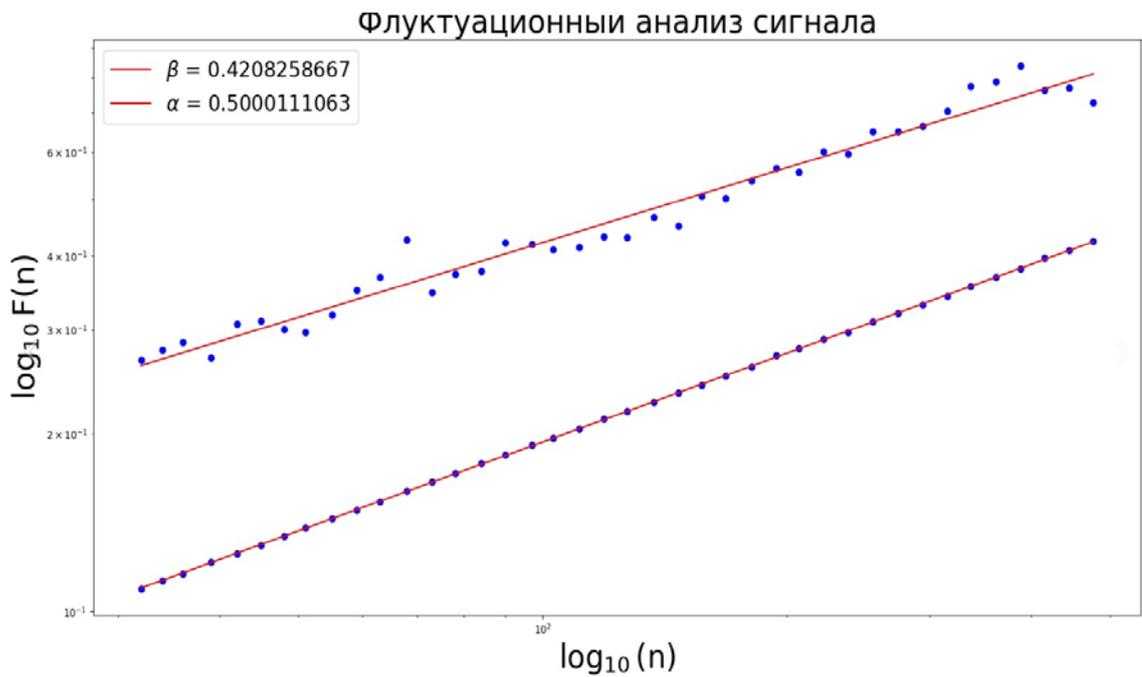


Рисунок 1 – Расширенный флуктуационный анализ тестового сигнала (белого шума)

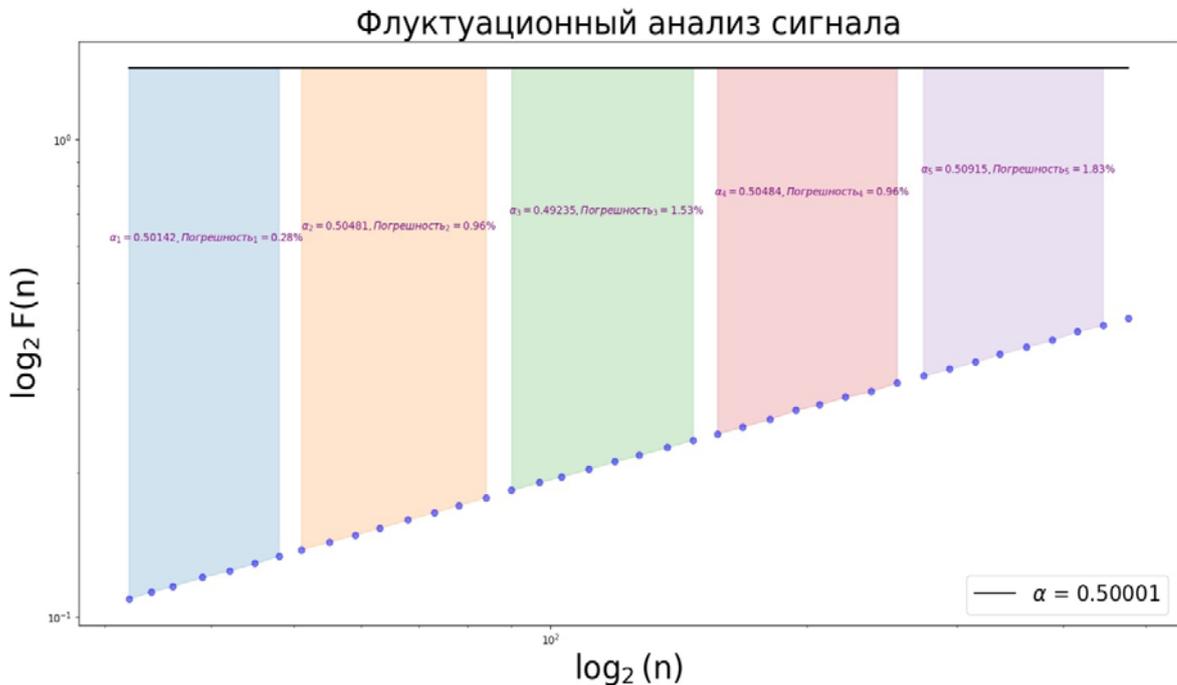


Рисунок 2 – Оценка погрешности в разных диапазонах

Убедившись в точности работы программы, был проведён расширенный флуктуационный анализ различных сигналов, генерируемых моделью двух связанных систем Рёсслера:

- 1) Синхронные хаотические колебания
- 2) Несинхронные хаотические колебания
- 3) Гиперхаотические колебания
- 4) Квазипериодические колебания

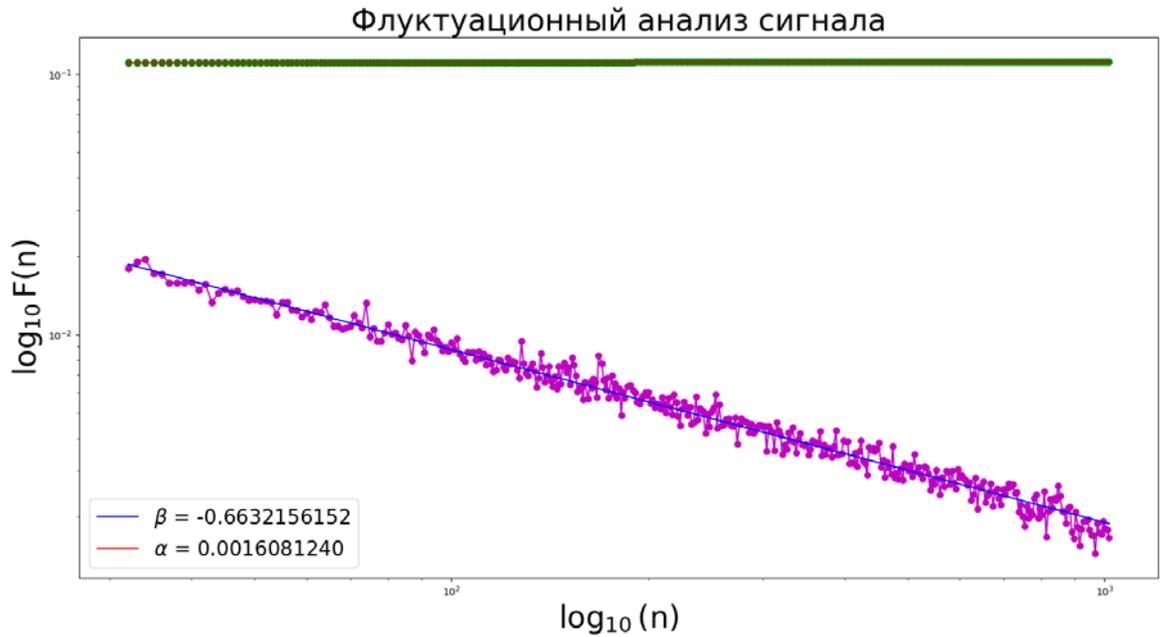


Рисунок 3 – Расширенный флуктуационный анализ синхронных хаотических колебаний

Согласно рисунку 3, в случае синхронных хаотических колебаний показатель скейлинга $\alpha = 0.002$, что говорит нам о том, что в данном ряде присутствуют анти-корреляции. А так как график показателя скейлинга β не выдаёт сильных аномалий, мы можем утверждать, что такое поведение сохраняется абсолютно на всём участке.

В случае несинхронных хаотических колебаний (рисунок 4) было замечено резкое снижение зависимости $\lg F(n)$ от $\lg n$. Попробуем разбить полученную зависимость, на два участка $\lg n < 2.13$ и $\lg n > 2.13$ и проведём анализ показателей α и β . Как видно из рисунка 5, во втором диапазоне β принимает отрицательные значения.

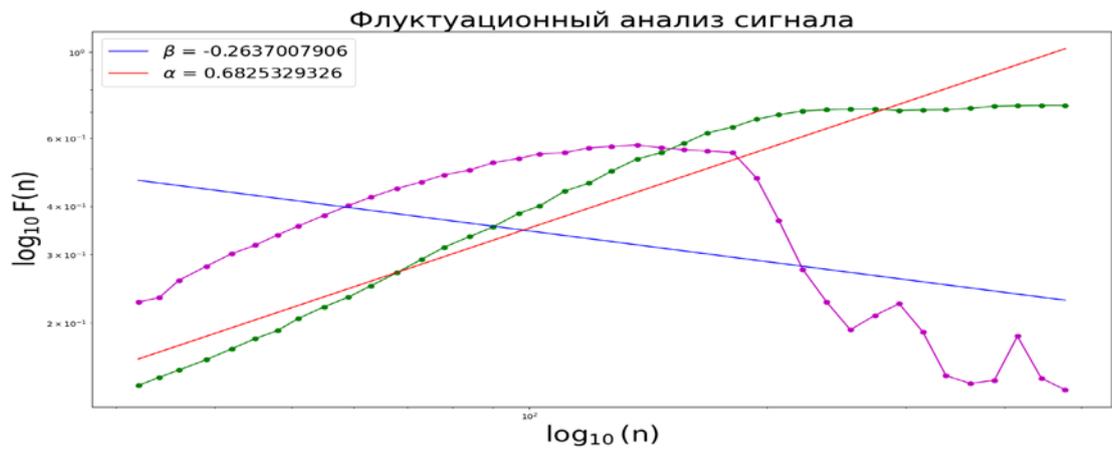


Рисунок 4 – Расширенный флуктуационный анализ несинхронных хаотических колебаний

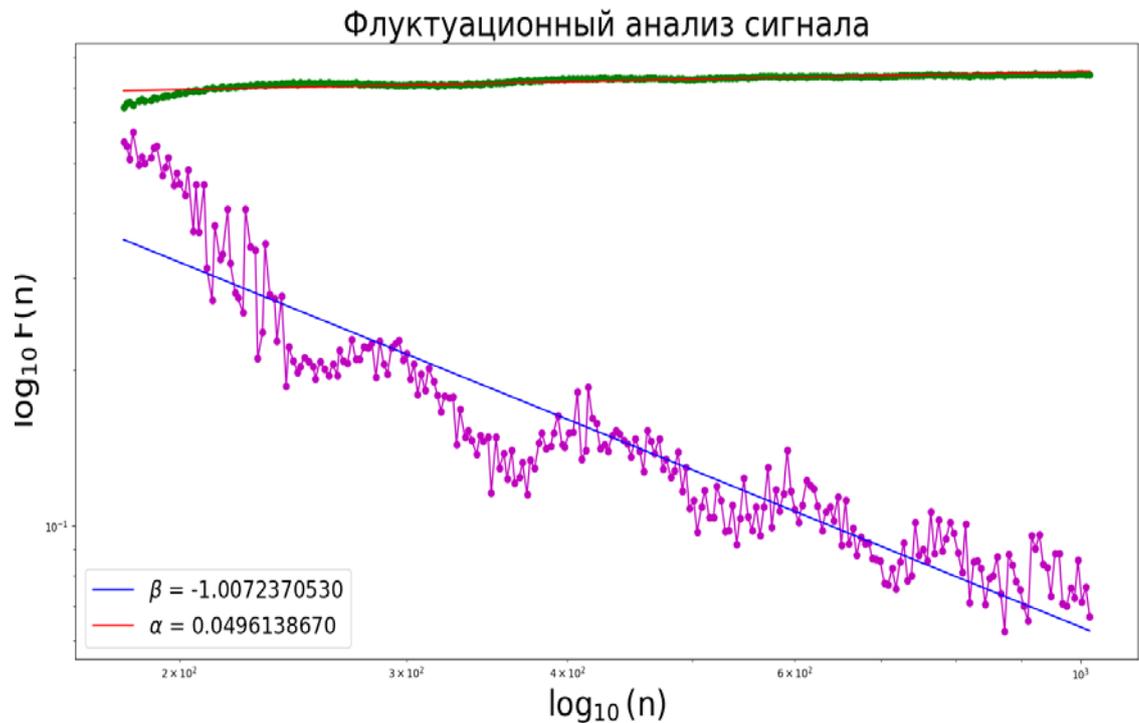


Рисунок 5 – Расширенный флуктуационный анализ несинхронных хаотических колебаний на участке $\lg n > 2.13$

Для гиперхаотических колебаний показатель скейлинга $\alpha = 0.028$ (рисунок 6) аналогично с синхронными хаотическими колебаниями мы получаем практически полное отсутствие корреляции данных, показатель β также не показывает явных аномалий, что говорит нам о том, что такое поведение сохраняется абсолютно на всём участке.

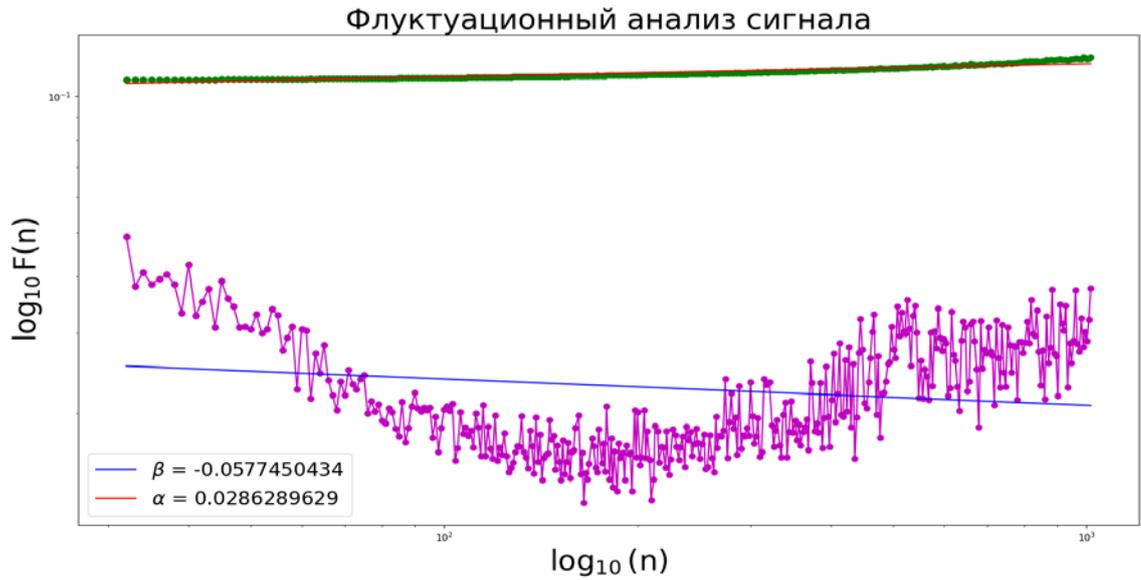


Рисунок 6 – Расширенный флуктуационный анализ гиперхаотических колебаний

Для квазипериодических колебаний, также как и в случае с несинхронными хаотическими колебаниями, на рисунке 7 происходит резкое снижение зависимости $\lg F(n)$ от $\lg n$.

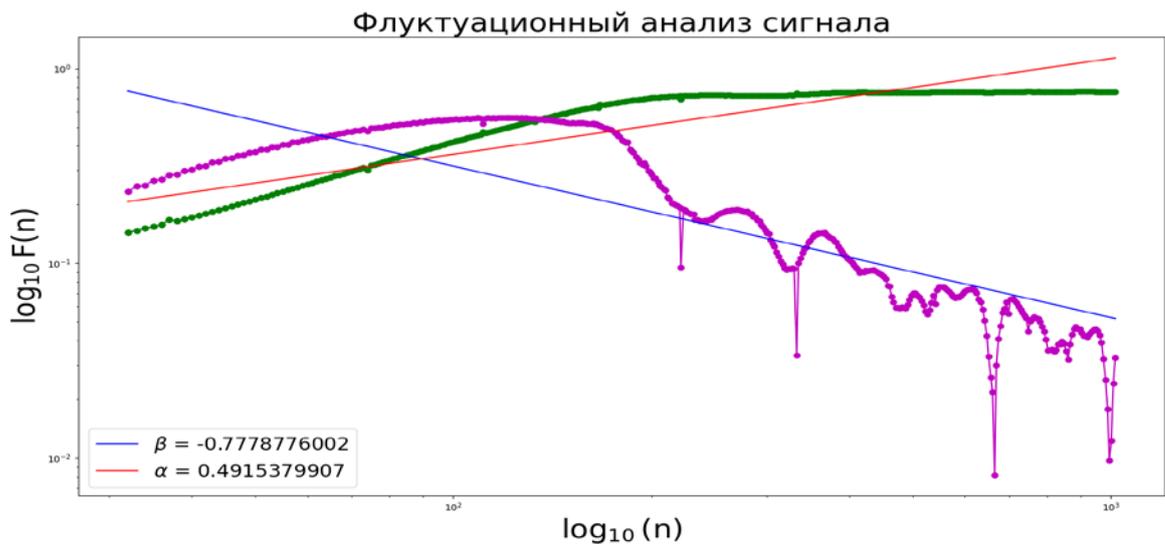


Рисунок 7 — Расширенный флуктуационный анализ квазипериодических колебаний

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе исследованы метод флуктуационного анализа (DFA) и его модифицированная версия, и было проанализировано их применение для изучения свойств самоподобия (скейлинга) во временных рядах. Проведенное исследование имело следующие основные результаты:

Изучены теоретические основы флуктуационного анализа (метода DFA) и его границы применимости. Подробно рассмотрен процесс вычисления показателя скейлинга этого метода и его статистической значимости.

Изучена модифицированная версия DFA, которая включает в себя дополнительный параметр для более детального изучения свойств скейлинга во временных рядах. Это позволило нам учесть возможные изменения показателей скейлинга в разных диапазонах масштабов.

Проведенный анализ временных рядов с помощью DFA и его модифицированной версии позволил получить новые результаты. Мы выявили особенности различных режимов сложной динамики и соответствующие структуры в рассматриваемых временных рядах. Мы также провели статистический анализ для подтверждения достоверности полученных результатов.

Наше исследование подтвердило эффективность EDFA для анализа свойств самоподобия во временных рядах. Определение двух показателей скейлинга и изучение их изменений на разных масштабах позволяет получить более полное представление о самоподобии и структуре рассматриваемых временных рядов.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

- [1] Buldyrev, S. Long-range correlation properties of coding and noncoding DNA sequences: GenBank analysis / S. Buldyrev, A. Goldberger, S. Havlin, R. Mantegna, M. Matsu, C.-K. Peng, M. Simons, H. Stanley // Phys. Rev. E. - 1995. - Vol. 51. - P. 5084-5091.

- [2] Peng, C.-K. Quantification of scaling exponents and crossover phenomena in nonstationary heartbeat time series / C.-K. Peng, S. Havlin, H.E. Stanley, A.L. Goldberger // *Chaos*. – 1995. – Vol. 5. – P. 82–87.
- [3] Stanley, H. Scaling features of noncoding DNA / H. Stanley, S. Buldyrev, A. Goldberger, S. Havlin, C.-K. Peng, M. Simons // *Physica A*. - 1999. - Vol. 273. - P. 1-18.
- [4] Pavlov, A. N. Detrended fluctuation analysis of cerebrovascular responses to abrupt changes in peripheral arterial pressure in rats / A. N. Pavlov, A. S. Abdurashitov, A. A. Koronovskii Jr., O. N. Pavlova, O. V. Semyachkina-Glushkovskaya, J. Kurths // *Commun. Nonlinear Sci. Numer. Simulat.* – 2020. – V. 85. – P. 105232.