

МИНОБРНАУКИ РОССИИ
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
**«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ Н.Г.
ЧЕРНЫШЕВСКОГО»**

Кафедра физики открытых систем

**Флуктуационный анализ сигналов с меняющимися
во времени характеристиками**

АВТОРЕФЕРАТ БАКАЛАВРСКОЙ РАБОТЫ
студента 4 курса 4041 группы
направления 09.03.02 «Информационные системы и технологии»
института физики
Караваева Артема Валерьевича

Научный руководитель

д.ф.-м.н., профессор

А.Н. Павлов

Зав. кафедрой

д.ф.-м.н., профессор

А.А. Короновский

Саратов 2021

ВВЕДЕНИЕ

В функционировании многих систем в природе важную роль играют одновременно как детерминированные, так и случайные факторы, поэтому наблюдаемая сложная динамика может быть обусловлена сочетанием самых разных механизмов. Особенности этой динамики часто характеризуются показателями скейлинга, которые во многих исследованиях используются в качестве количественных мер, описывающих режим функционирования системы. Характерные временные масштабы таких систем обычно варьируются в широком диапазоне значений, что может приводить к такому явлению как неэкспоненциальный закон спада автокорреляционной (или автоковариационной) функции. В случае стационарных процессов, генерируемых системами с постоянными параметрами, частотная зависимость спектральной плотности мощности или затухание АКФ могут быть легко оценены обычными средствами обработки сигналов.

Основная идея флуктуационного анализа (от англ., fluctuation analysis) состоит в том, чтобы преобразовать спадающую АКФ в некоторую возрастающую функцию, которая будет менее чувствительна к статистическим ошибкам. Данный анализ применяется именно с целью выявления эффектов дальнедействующих корреляций в исследуемом процессе. Существуют различные варианты методов флуктуационного анализа такие как простой флуктуационный анализ, анализ флуктуаций относительно тренда (с удалением низкочастотных изменений среднего уровня сигнала), расширенный анализ флуктуаций относительно тренда, мультифрактальный флуктуационный анализ относительно тренда.

Флуктуационный анализ актуален в современное время и постоянно модифицируется учеными из разных стран для анализа различных временных рядов, таких как: последовательность ДНК (например, чтобы отличить нуклеотидные последовательности с разными типами корреляций) [1], нейроны в человеческом мозге (например, для анализа их активности) [2], человеческая походка (например, для установления связи между

размером шага, старением и болезнью Хантингтона) [3], долговременные прогнозы погоды (например, для выявления законов, по которым изменяется погода в масштабе десятилетий) [4], структура облаков (например, чтобы изучить динамику слоистых облаков) [5]. Кроме того, метод используется также в геологии [6], экономике (например, для анализа экономических колебаний), этнологии (например, чтобы изучить количественную оценку нарушений здоровья диких шимпанзе), физике твердого тела, а также диагностической медицине для анализа сложных биомедицинских сигналов таких как ЭЭГ и ВРС (ЭКГ). Анализ данных электроэнцефалограммы позволяет обнаружить такие болезни мозга как эпилепсия и нейропатия на ранних этапах. В тоже время анализ данных электрокардиограммы или variability ритма сердца позволяет диагностировать некоторые заболевания верхних конечностей, а также определять стадии сна.

Несмотря на широкое применение методов флуктуационного анализа в самых разных областях науки и техники, сохраняется ряд открытых вопросов относительно его использования в условиях нестационарности. Даже с учетом встроенной процедуры удаления тренда существует мнение о том, что целесообразная предварительная фильтрация сигнала, и лишь после этой фильтрации можно применять флуктуационный анализ. Это связано с тем, что аппроксимация и удаление тренда проводятся для профиля сигнала (аналог интеграла с переменным верхним пределом), поэтому даже небольшая нестационарность среднего уровня усиливается при интегрировании. Менее понятна роль других вариантов нестационарности: чередование участков с разными статистическими характеристиками, изменения во времени амплитуды или энергии. Ключевыми вопросами являются: как разные варианты нестационарности могут повлиять на надежность расчета характеристик сложной динамики по анализируемым сигналам (временным рядам)? Можно ли в условиях нестационарности разного типа проводить надежную диагностику режимов сложных

колебаний, не прибегая к предварительной обработке данных (в частности, фильтрации)?

Целью выпускной квалификационной работы является исследование расширенного метода флуктуационного анализа, использующего процедуру аппроксимации и удаления локального тренда профиля сигнала, в условиях наличия разных типов нестационарности, и применение этого метода в задачах диагностики сложных колебательных процессов.

Материалы исследования. Исследования проводились, используя тестовые сигналы с разными типами нестационарного поведения.

Выпускная квалификационная работа содержит введение, две главы (1. Теоретическая часть; 2. Практическая часть), заключение и список использованных источников. Общий объем работы 40 стр.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Теоретическая часть. В работе применялся модифицированный вариант флуктуационного анализа. В отличие от стандартного метода DFA, чтобы учесть неоднородность исследуемых процессов, проявляющуюся в том, что характеристики нестационарности меняются вдоль сигнала и могут сильно отличаться на разных участках (например, для переходных процессов), в статье [7] была введена дополнительная мера

$$dF(n) = \max[F_{loc}(n)] - \min[F_{loc}(n)], \quad (1)$$

где $F_{loc}(n)$ – это локальные среднеквадратичные отклонения профиля $y(k)$ от кусочно-линейной функции $y_n(k)$, описывающей тренд, которые оцениваются только в пределах одного сегментов (и они вычисляются для каждого доступного сегмента).

Разность $dF(n)$ количественно определяет различия между этими локальными среднеквадратичными отклонениями (флуктуациями). Если

тренд или другие виды нестационарности имеют сходные свойства вдоль сигнала, то $dF(n)$ принимает малые значения.

В противном случае некоторые сегменты дают $F_{loc}(n)$ вблизи нуля, а $dF(n)$ приближается к $\max[F_{loc}(n)]$. Согласно недавнему исследованию [7], $dF(n)$ часто проявляет степенное поведение, показатель скейлинга которого будет другим (отличающимся от α)

$$dF(n) \sim n^\beta. \quad (2)$$

Для стационарных процессов $dF(n)$ может уменьшаться с увеличением n в отличие от поведения $F(n)$, и в этом случае показатель скейлинга может принимать отрицательные значения. Для нестационарных процессов $dF(n)$ обычно увеличивается с увеличением n .

Отметим, что если степень нестационарности существенно варьируется между различными частями данных, то несколько сегментов с наиболее сильной нестационарностью могут оказывать основное влияние на оцениваемые величины стандартного метода DFA, то есть на величину $F(n)$, а роль других частей данных становится несущественной. Так, если временной ряд будет включать переходные процессы, то стандартное отклонение случайного блуждания от локального тренда может существенно варьироваться между различными сегментами. Если тренд устранить на этапе предварительной обработки, то нестационарность все еще может сохраниться в более высоких частотных диапазонах, что приведет к вариабельности локальных стандартных отклонений. Медленные изменения локального среднего значения, рассматриваемые в виде тренда, являются лишь одним из основных типов нестационарности.

Изменяющаяся во времени динамика природных систем включает в себя более широкий спектр сложных явлений, включая перемежающееся поведение – переключения между состояниями с различными статистическими свойствами, нестационарность энергии и т.д.

Эти обстоятельства являются причиной совершенствования методов обработки сигналов с целью расширения их возможностей при описании динамики неоднородных временных рядов. Именно поэтому был предложен модифицированный подход [7] к неоднородным временным рядам, расширяющий традиционный анализ флуктуаций относительно тренда за счет введения дополнительной величины, характеризующей особенности нестационарного поведения.

Тем не менее, применимость DFA к сильно нестационарным процессам все еще обсуждается. Некоторые авторы утверждают, что нестационарность может сильно влиять на результаты DFA, в то же время исследования, проведенные другими авторами уже не подтверждают этот вывод. Последнее обстоятельство важно, например, для анализа кратковременных реакций физиологических систем на внезапные изменения внешних условий, приводящие к выраженным переходным процессам.

Вычисление флуктуаций $F(n)$ метода DFA позволяет получить усредненное значение стандартного отклонения, однако эта величина не отражает информацию о различиях в его локальных значениях между различными частями данных. В связи с этим метод DFA был дополнен новой характеристикой (2), учитывающей локальную нестационарность, и назван расширенным методом DFA.

Практическая часть. В работе рассмотрены несколько примеров нестационарности.

Первый тип нестационарности: тренд. Поскольку первый тип нестационарности учитывает медленные изменения локального среднего значения (низкочастотные вариации, рассматриваемые как тренд), для его моделирования к каждому стохастическому процессу добавлялась гармоническая функция $A\sin(\omega t)$ с очень низкой частотой ω и амплитудой A . Частота была выбрана таким образом, чтобы вся запись (64 000 отсчетов) включала около 3-х периодов колебаний синусоиды, а сегменты данных, анализируемые в EDFA, содержали лишь небольшие части одного периода

(обычно менее одного периода). Последнее позволяет интерпретировать эти части как тренд. Рассмотрим результаты для фиксированного значения амплитуды ($A = 0,03$) на примере белого шума со стандартным отклонением $\sigma = 0.075$. На рисунке 1 показаны зависимости $F(n)$ и $dF(n)$ в виде графиков в двойном логарифмическом масштабе.

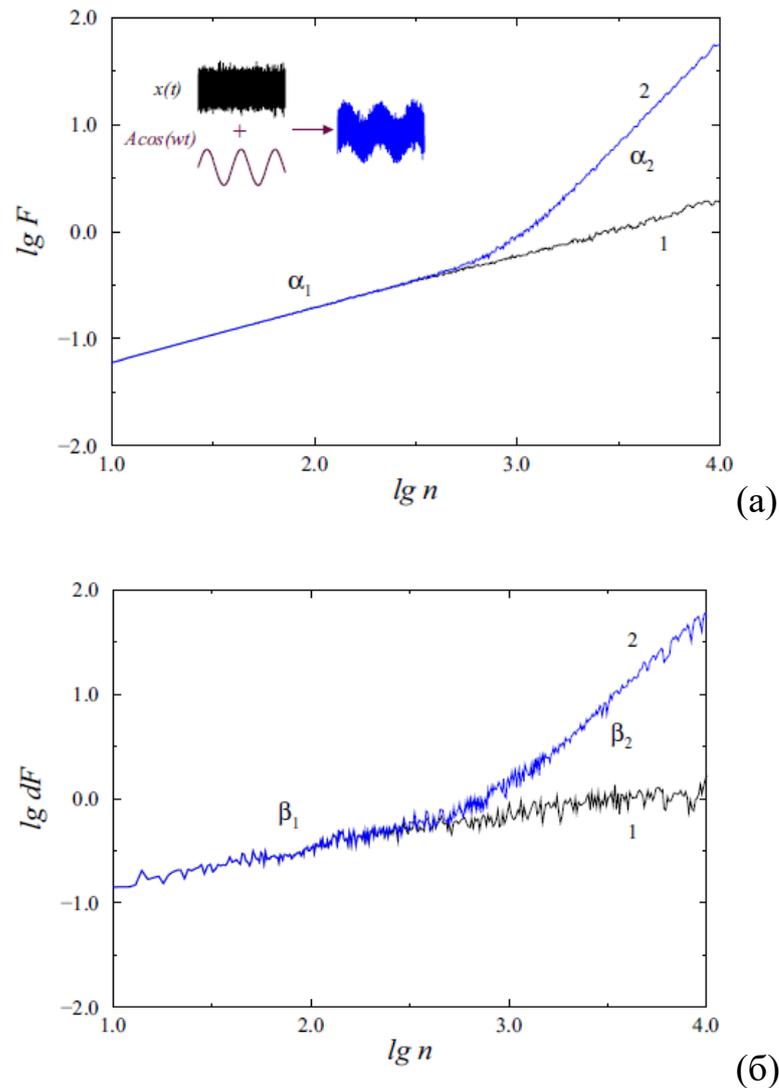


Рисунок 1 – Результаты применения расширенного метода DFA к тестовому сигналу, представляющему собой сумму белого шума и гармонических колебаний с амплитудой A . Расчеты выполнены для показателей α (а) и β (б) без гармонического сигнала (1) и с сигналом амплитуды $A=0.03$ (2).

Второй тип нестационарности: переключения между различными процессами. В качестве второго типа нестационарности выбран случай перемежающегося поведения – рисунок 2а. Здесь визуальный анализ сигнала $x(t)$ может не выявить изменений в сигнале, поскольку диапазон x при переключениях сохраняется прежним. Однако $x(t)$ содержит чередование сегментов данных, когда один случайный процесс включает в себя сегменты второго процесса длительности τ .

Рассмотрим периодическое переключение (с периодом T) и проанализируем результаты в зависимости от отношения τ/T . На рисунке 2 проиллюстрированы три случая, а именно переключения между белым шумом и антикоррелированным случайным процессом, белым шумом и $1/f$ -шумом, $1/f$ -шумом и шумом с антикорреляциями. Чередования между сегментами белого шума и шума с антикорреляциями (зависимости 1 на рисунке 2) производят относительно небольшой сдвиг показателя α от уровня $\alpha_0 = 0.5$, который соответствует белому шуму. Изменения β сильнее, и этот показатель уменьшается примерно с 0.3 до отрицательных значений. Наиболее выраженные реакции возникают при τ вблизи значения $T/10$.

Чередование белого шума и шума $1/f$ (зависимости 2) приводит к сдвигу α от $\alpha_0 = 0.5$ для коротких сегментов шума $1/f$ примерно до 1, когда сегменты каждого случайного процесса сопоставимы. В этом примере показатель β изменяется от отрицательных значений примерно до 0.7.

Переключение между шумом $1/f$ и шумом с антикорреляциями (зависимости 3) не приводит к сильным изменениям обоих показателей в зависимости от τ .

Чтобы наглядно показать и сравнить эффекты, на рисунке 2 демонстрируются разности $\alpha - \alpha_0$ и $\beta - \beta_0$. По этому рисунку можно сделать вывод, что процесс с большим α_0 оказывает более сильное влияние на расчет характеристик дальнедействующих корреляций.

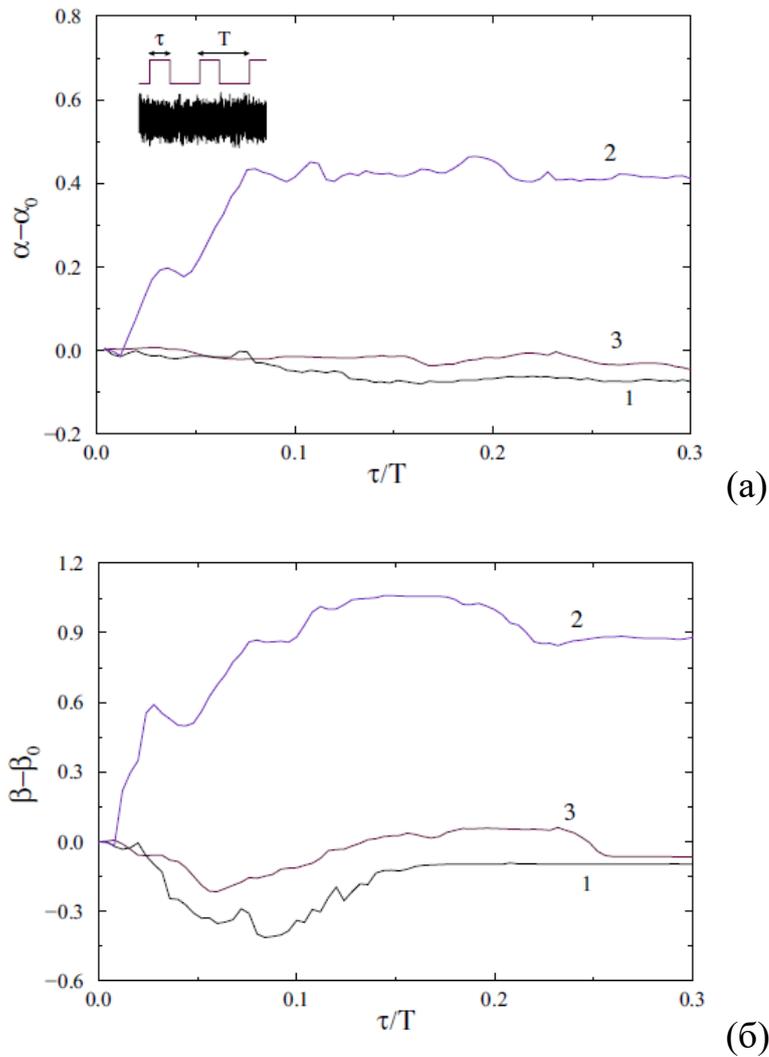


Рисунок 2 – Изменения показателей α (а) и β (б) в диапазоне $\lg n > 3,0$ для трех стохастических процессов, обусловленные переключениями между белым шумом и антикоррелированным случайным процессом (1), белым шумом и $1/f$ -шумом (2), $1/f$ -шумом и шумом с антикорреляциями (3). Приведены разности $\alpha - \alpha_0$ и $\beta - \beta_0$ в зависимости от отношения τ/T .

Третий тип нестационарности: скачки энергетических характеристик процесса. Третий тип нестационарности также включает изменения в структуре сигнала для некоторых сегментов, но теперь они вызваны скачками энергии (например, интенсивности шума) вместо переключений между процессами с различными корреляционными свойствами. Соответствующие примеры приведены на рисунке 3, где для

каждого шума рассматриваются две интенсивности и анализируются результаты в зависимости от их соотношения.

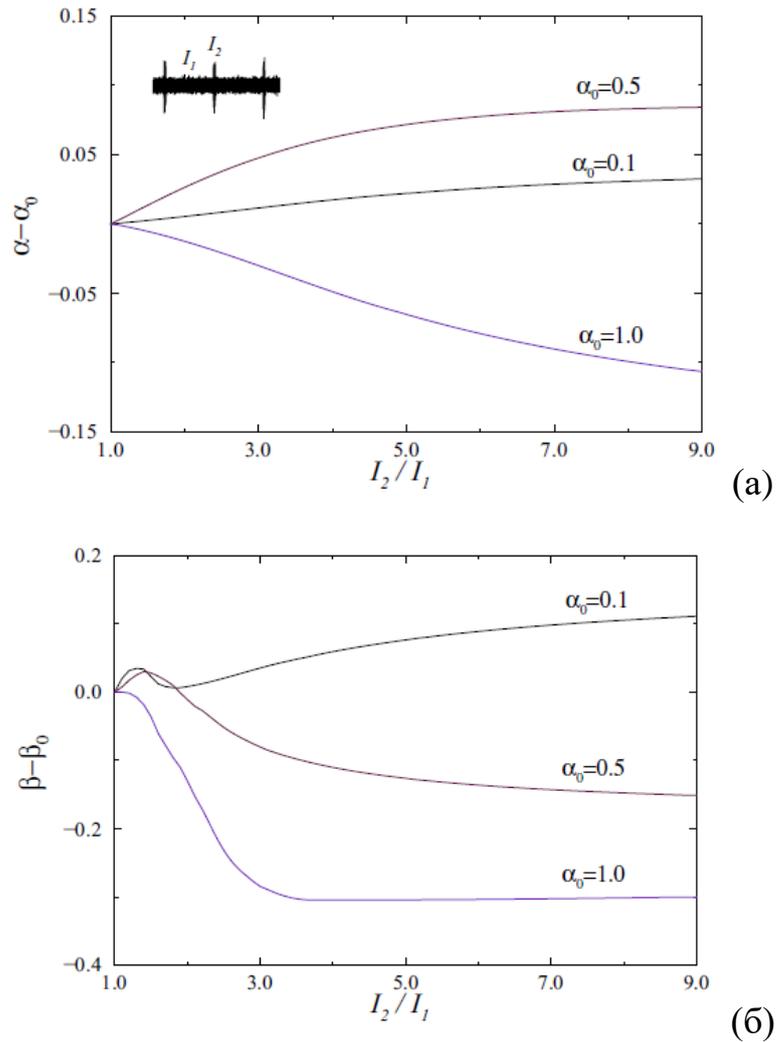


Рисунок 3 – Изменения значений показателей α (а) и β (б) в диапазоне масштабов $\lg n > 3,0$ для трех случайных процессов, обусловленные скачками энергии, в зависимости от соотношения интенсивностей шума

Для белого шума изменения показателя α в диапазоне $\lg n > 3.0$ составляют около 15% при максимальном соотношении $I_2/I_1 = 9$ по сравнению со стационарным процессом ($I_2/I_1 = 1$), в то время как показатель β уменьшается примерно на 40%. Изменение α на 0.1 наблюдается для шума $1/f$, однако в последнем случае α уменьшается с увеличением отношения I_2/I_1 . Связанные с этим изменения β происходят в 3 раза сильнее. Для шума с

антикорреляциями β принимает только отрицательные значения, в то время как в других примерах стохастических процессов было $\beta > 0$. Показатель α изменяется в пределах 0.03.

Таким образом, в отличие от предыдущих типов изменяющегося во времени поведения, нестационарность энергии оказывает более слабое влияние на результаты традиционного метода DFA применительно к антикоррелированным процессам. Оценка β снова более четко показывает изменения в структуре сигнала.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе выполнения ВКР проведено изучение влияния разных вариантов нестационарности в анализируемых сигналах на результаты диагностики сложных процессов с помощью метода расширенного анализа флуктуаций относительно тренда (EDFA). Выбраны 3 варианта нестационарности: вариации локального среднего значения (тренд); переключения между различными процессами (перемежаемость); нестационарность (скачки) энергии. Рассмотрены 3 примера стохастических процессов: белый шум (некоррелированный процесс с $\alpha = 0.5$); $1/f$ - шум (коррелированный процесс с $\alpha = 1.0$); шум с анти-корреляциями (производная $1/f$ - шума, показатель $\alpha \sim 0.1$), а также экспериментальные данные (сигналы ЭЭГ). Показано, что первые 2 варианта нестационарности сильнее влияют на антикоррелированные процессы, усложняя их диагностику. Третий вариант нестационарности приводит к более сильным изменениям показателей скейлинга для процессов с положительными степенными корреляциями, таких, как $1/f$ – шум. Таким образом, при диагностике сложных процессов необходимо учитывать разное влияние эффектов нестационарности на вычисляемые характеристики. Также в работе показано, что используемый метод может представлять интерес как инструмент выявления структурных изменений сигналов медико-биологической природы.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. С.-К. Peng, Mosaic organization of DNA nucleotides / S. V. Buldyrev, S. Havlin, M. Simons, H. E. Stanley и др. // Phys. Rev. E 49, pp. 1685-1689. 1994
2. S. Blesic, Detrended fluctuation analysis of time series of a firing fusimotor neuron / S. Milosevic, D. Stratimirovic, M. Ljubisavljevic // Physica A: Statistical Mechanics and its Applications. Iss. 3-4. pp. 275-282. 1999
3. J. M. Hausdorff, Altered fractal dynamics of gait: reduced stride-interval correlations with aging and Huntington's disease / S. L. Mitchell, R. Firtion и др. // J. Appl. Physiol. 82, pp. 262. 1997
4. E. Koscielny-Bunde, Indication of a universal persistence law governing atmospheric variability / A. Bunde, S. Havlin, H.E. Roman и др. // Physical Review Letters 81, Iss. 3, pp. 729. 1998
5. K. Ivanova, Break-up of stratus cloud structure predicted from non-Brownian motion liquid water and brightness temperature fluctuations / M. Ausloos, E. E. Clothiaux, T. P. Ackerman // Europhysics Letters 52, Iss. 1, pp. 40-46. 2000
6. B. D. Malamud. Self-affine time series: measures of weak and strong persistence / D. L. Turcotte // Journal of statistical planning and inference 80, pp. 173-196. 1999
7. A.N. Pavlov. Detrended fluctuation analysis of cerebrovascular responses to abrupt changes in peripheral arterial pressure in rats / A.S. Abdurashitov, A.A. Koronovskii Jr., O.N. Pavlova и др.// Commun. Nonlinear Sci. Numer. Simulat. 85, pp. 105232. 2020