

На правах рукописи



Муллер Нина Васильевна

**МОДЕЛИРОВАНИЕ И ИДЕНТИФИКАЦИЯ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ  
В КОМПЬЮТЕРНЫХ СИСТЕМАХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ  
ФРАКТАЛЬНОГО И ВЕЙВЛЕТ-АНАЛИЗА**

05.13.18 – «Математическое моделирование,  
численные методы и комплексы программ»

Автореферат  
диссертации на соискание ученой степени  
кандидата технических наук

Комсомольск-на-Амуре - 2017

Работа выполнена в федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования «Комсомольский-на-Амуре государственный технический университет» (ФГБОУ ВО «КНАГТУ»)

Научный руководитель:

**Амосов Олег Семенович**

доктор технических наук, профессор  
кафедры «Промышленная электроника»  
ФГБОУ ВО «КНАГТУ»  
(г. Комсомольск-на-Амуре)

Официальные оппоненты:

**Викулин Александр Васильевич,**

доктор физико-математических наук,  
ведущий научный сотрудник лаборатории  
тектоники и геофизики островодужных систем  
Институт вулканологии и сейсмологии ДВО РАН,  
(г. Петропавловск-Камчатский)

**Торгашов Андрей Юрьевич,**

доктор технических наук, главный научный  
сотрудник лаборатории систем управления  
технологическими процессами ФГБУН  
Институт автоматики и процессов управления  
ДВО РАН, (г. Владивосток)

Ведущая организация:

ФГБОУ ВО «Тихоокеанский  
государственный университет» (г. Хабаровск)

Защита состоится 19 мая 2017 года в 14<sup>30</sup> часов на заседании диссертационного совета Д 999.055.04 в Комсомольском-на-Амуре государственном техническом университете по адресу: 681013, г. Комсомольск-на-Амуре, пр. Ленина, 27.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Комсомольского-на-Амуре государственного технического университета и на сайте [www.knastu.ru](http://www.knastu.ru)

Автореферат разослан «\_» \_\_\_\_\_ 2017

Ученый секретарь  
диссертационного совета  
канд. физ.- мат. наук, доцент



Лошманов А.Ю.

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

### **Актуальность работы.**

В настоящее время для изучения свойств сложных реальных систем и процессов широко применяется подход, основанный на анализе их выходных сигналов. Поэтому анализ систем и процессов, особенно при экспериментальных исследованиях, часто реализуется посредством обработки регистрируемых сигналов.

Почти в каждой предметной области существуют явления, которые необходимо изучать в их динамике, а совокупность регистрируемых сигналов подобного рода за определенный период времени и является временным рядом (ВР).

Для анализа временных рядов, которые представляют собой стационарные или нестационарные случайные процессы используют традиционные методы статистического анализа случайных величин и функций. Наиболее распространенными из них являются корреляционный и спектральный анализы, сглаживание и фильтрация данных, модели авторегрессии и прогнозирования.

Наряду с традиционными методами, в последние годы получают распространение способы обработки сигналов, основанные на фрактальном и вейвлет-преобразованиях. Отличительная особенность последних состоит в том, что они позволяют вскрыть особенности локальной структуры сложного сигнала и выявить различные его свойства, невидимые в режиме реального времени. В области вейвлет-преобразования выделяется дополнительная информация, недоступная в исходном виде. Важной характеристикой методов, основанных на фрактальных представлениях и вейвлет-преобразованиях, является их универсальность.

На сегодняшний момент времени ужесточаются требования к более качественному выявлению внутренних закономерностей в поведении временных рядов и прогнозу периодов устойчивости исследуемых процессов.

Поэтому возникает необходимость в разработке новых и модификации существующих алгоритмов анализа временных рядов в компьютерных системах.

Все это определило выбор темы диссертации, основную цель и исследовательские задачи.

Диссертационная работа посвящена решению проблемы по моделированию и идентификации временных рядов с применением комбинированного подхода для проведения многофакторного анализа нестационарных процессов.

**Целью исследования** является повышение качества идентификации и анализа временных рядов в компьютерных системах путем использования фрактального и вейвлет-анализа.

**Объект исследования** - временные ряды в компьютерных системах.

**Предмет исследования** - фрактальный и вейвлет-анализ.

Для достижения цели диссертационного исследования решались **следующие задачи**:

- разработать математическую модель временных рядов на основе фрактального и вейвлет-анализа;
- расширить возможности фрактального и вейвлет-анализа введением корреляционного анализа и показателя частотно-временного распределения нестационарных временных рядов;
- разработать алгоритмическое и программное обеспечение, реализующих предложенные математическую модель, фрактальную и вейвлет-обработку временных рядов;
- применить предложенный комбинированный подход, вычислительный алгоритм и программный комплекс для проверки адекватности модели на основе данных натурных экспериментов;
- выявить закономерности в поведении временных рядов на примере базы данных информационной системы и сетевого трафика компьютерной системы.

**Научная новизна** работы заключается в следующем:

- разработана математическая модель временного ряда, отличающаяся тем, что введена компонента хаотичности, в результате чего модель более точно отражает реальную ситуацию по идентификации временного ряда на самоподобность по сравнению со статистическими методами анализа;

- предложен комбинированный подход для математического моделирования и численной реализации на основе сочетания фрактального, вейвлет-анализа временных рядов, корреляционного анализа вейвлет-скалограмм и дополнительного показателя частотно-временного распределения нестационарных временных рядов, позволяющего оценить скорость изменения компонентов сигнала - «динамики нестационарности»;

- разработан комплекс алгоритмов и программ для анализа временных рядов на основе применения фрактального и вейвлет-анализа данных информационной системы (Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2008613838, Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2009610716).

**Научные положения, выносимые на защиту:**

- математическая модель временного ряда для описания всего многообразия процессов от стохастических до хаотических и детерминированных;

- комбинированный подход применения алгоритмов математического моделирования и численной реализации на основе сочетания фрактального, вейвлет-, корреляционного анализа и динамики нестационарности;

- комплекс вычислительных алгоритмов для реализации предложенного подхода обработки временных рядов;

- комплекс программ для идентификации и анализа временных рядов.

**Практическая ценность работы:**

- разработано программное обеспечение, реализующее модель и алгоритмы обработки временного ряда;

- разработанная математическая модель, алгоритмическое и программное обеспечение являются универсальными и применимы к исследованию нестационарных процессов, представленных временными рядами;

- предложенный подход позволяет выявлять внутренние закономерности в поведении временных рядов в режиме реального времени и прогнозировать периоды устойчивости исследуемых процессов;

- разработанная модель и программный комплекс внедрены в: ООО «Строительная компания Приамурья», ООО «Дальневосточная дорожно-строительная компания», ООО «ТКС Холдинг», в учебный процесс ФГБОУ ВО «КнАГТУ»;

- результаты диссертационной работы находят применение и развитие при выполнении Государственного задания Министерства образования и науки РФ 2.1898.2017/ПЧ «Создание математического и алгоритмического обеспечения интеллектуальной информационно-телекоммуникационной системы безопасности вуза» – руководитель проекта д.т.н., профессор Амосов О.С.

**Методы исследования.** В диссертационной работе при решении поставленных задач были использованы: теория идентификации, математическое моделирование, математическая статистика, методы численного анализа, фрактальный, вейвлет-анализ, корреляционный анализ. В качестве инструментов моделирования и программирования применялись: пакет прикладных программ MATLAB, пакет статистических функций среды разработки программного обеспечения “Delphi”, а также средства высокоуровневого языка программирования для инженерных расчетов “IDL”.

**Достоверность** научных положений, выводов, рекомендаций, изложенных в диссертации, подтверждаются применением общепризнанных методов обработки традиционного–корреляционного анализа, и современных методов – фрактального и вейвлет-анализа, а также использованием большого объема информационных данных для натурных экспериментов, предоставленных отделом социального страхования г. Комсомольска-на-Амуре и ИТ-управлением ФГБОУ ВО «КнАГТУ».

**Апробация** результатов диссертации. Результаты научно-исследовательской работы по теме диссертации докладывались: на V конкурсе - конференции молодых ученых и аспирантов, организованной при поддержке администрации Хабаровского края в Институте водных и экологических проблем ДВО РАН г. Хабаровск, июнь 2003 г.; на международных научных

чтениях «Приморские зори – 2003», организованных Администрацией Приморского края, ГОУВПО «ДВГТУ» и ТАНЭБ г. Владивосток, апрель 2003 г.; на научно-технической конференции аспирантов и студентов ФГБОУ ВПО «КнАГТУ» г. Комсомольск-на-Амуре, апрель 2004 г.; на 4-й региональной научно-практической конференции «Дальневосточная весна», посвященной 50-летию ФГБОУ ВПО «КнАГТУ» г. Комсомольск-на-Амуре, май 2005 г.; на международной конференции «Дальневосточная весна - 2007» ФГБОУ ВПО «КнАГТУ» г. Комсомольск-на-Амуре, июнь 2007 г.; на расширенном семинаре на кафедре информатики ФГОУ ВПО «АмГПГУ» г. Комсомольск-на-Амуре, февраль 2010 г.; на физико-математическом семинаре на кафедре прикладной математики ФГОУ ВПО «ТОГУ» г. Хабаровск, май 2010 г.; на расширенном семинаре на кафедре информатики ФГОУ ВПО «АмГПГУ» г. Комсомольск-на-Амуре, сентябрь 2010 г.; на физико-математическом семинаре на кафедре прикладной математики ФГОУ ВПО «ТОГУ» г. Хабаровск, февраль 2011 г.; на международной конференции «Career and education 2013», Сингапур, г. Сингапур март 2013 г.; на международной конференции «Trends in nanotechnology international conference TNT-2013» Испания, г. Севилья, сентябрь 2013 г.; на физико-математическом семинаре ФГОУ ВПО «ТОГУ» г. Хабаровск, октябрь 2015 г.

**Структура работы.** Диссертационная работа состоит из введения, трех глав, заключения, списка использованных источников. Содержание изложено на 140 страницах. Список использованных источников содержит 149 наименований работ отечественных и зарубежных авторов.

#### **Публикации и личный вклад.**

Основные результаты диссертации отражены в 14 научных работах, в том числе 7 – в ведущих рецензируемых журналах, входящих в перечень ВАК. Проведение основного объема теоретических и экспериментальных исследований, включая обработку данных; разработка моделей, методов и алгоритмов для решения поставленной задачи; анализ и обобщение результатов, полученных в процессе вычислительных экспериментов с моделью выполнены лично автором. Получено два свидетельства о регистрации программы для ЭВМ.

### **ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ ДИССЕРТАЦИИ**

**Во введении** сформулированы цель и задачи диссертационной работы, указаны методы исследования, сообщены научная новизна и практическая значимость полученных результатов, а также их апробация.

**В первой главе** проведена систематизация известных исследований по обработке временных рядов, освещены и проанализированы работы в этой области.

Выполнен обзор большинства классических методов анализа временных рядов, которые широко используют для стационарных рядов. Но на практике наиболее часто встречаются процессы, которые описываются заведомо нестационарными временными рядами. Применение традиционных методов для их анализа вызывает значительные трудности.

Сделан вывод, что для решения актуальной задачи исследования временных рядов необходимо применение более современных методов анализа сигналов, которые изначально предназначены для нелинейных и нестационарных данных. К таким методам относят фрактальный и вейвлет-анализ.

Рассмотрены основные подходы и методы теории фракталов и вейвлетов, которые базируются на результатах классиков математической науки Б. Мандельброта, Е. Федера, Ж. Фурье, А. Лебега, Н.Н. Лузина, С. Банаха, Д. Гильберта, А.Н. Колмогорова, А. Зигмунда, Н.К. Барии, А. Хаара, А. Кальдерона, Дж. Литтлвуда, Р. Пэли, Д. Габора, К. Шеннона, Н. Винера и т.д.

Приведено описание математического аппарата фрактального и вейвлет-анализа. Рассмотрены достоинства и недостатки вейвлет преобразований. Выявлено, что для анализа нестационарных сигналов необходим метод с хорошим разрешением по частоте для локализации низкочастотных составляющих, и по времени для разрешения компонент высокой частоты. Данный подход базируется на идее сохранения ценных свойств выше упомянутых классических подходов и минимизации их недостатков.

Показана целесообразность совместного применения фрактального и вейвлет-анализа для моделирования и идентификации временных рядов.

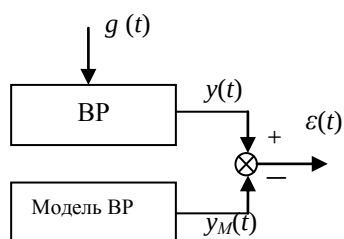
Выявлено, что при анализе нестационарных сигналов, полезно провести корреляционный анализ (вторичных) параметров аппроксимации – результатов вейвлет-скалограмм, который позволит выявить закономерности и степени соответствия при сравнении вейвлет-спектров. Полученные данные предоставят дополнительную количественную и качественную информацию об исследуемом процессе.

Определено, что одним из эффективных методов является взятие производной распределения вейвлет-коэффициентов. Специфика этой задачи позволяет проигнорировать, например, крупномасштабные полиномиальные составляющие и проанализировать особенности высокого порядка или мелкомасштабные вариации функции.

Сделан вывод, что в ранее проведенных исследованиях не производился комбинированный подход применения фрактального и вейвлет-анализа, корреляционного анализа вейвлет скалограмм применительно к временным рядам и дополнительного показателя частотно-временного распределения нестационарных временных рядов, которые при совместном применении будут информативно дополнять друг друга и способствовать получению полного объема данных об исследуемом явлении, как в численном выражении, так и в виде визуализации.

**Во второй главе** приведена постановка и решение задачи моделирования и идентификации временных рядов с применением комбинированного подхода по их обработке методами фрактального и вейвлет-анализа, корреляционного анализа вейвлет-спектров и дополнительного показателя частотно-временного распределения нестационарных временных рядов.

Пусть наблюдаются выходные значения  $y(t)$  ВР. Необходимо выбрать тип математической модели  $y_M(t)$  временного ряда (структурная идентификация), оптимизировать ее параметры (параметрическая идентификация) путем вычисления ошибки идентификации  $\varepsilon(t) = y(t) - y_M(t)$  и определения соответствия выходных и моделируемых значений ВР с использованием некоторого критерия. Данная задача отражает структурно-параметрическую идентификацию временного ряда, которая представляет собой частную задачу идентификации без наблюдаемого входного сигнала (рис.1).



$y(t)$  – выходные данные ВР;

$y_M(t)$  – выходные данные модели ВР;

$\varepsilon(t)$  – разность (невязка) между выходными данными ВР и модели;

$g(t)$  – неконтролируемое возмущающее воздействие.

Рис.1 – Структурная схема идентификации ВР

Задача решается из условия минимума средней квадратической ошибки:

$$M\{\rho[y(t), y_M(t)]\} = M\{\varepsilon^2(t)\} \rightarrow \min,$$

где  $\varepsilon(t) = y(t) - y_M(t)$  – ошибка идентификации;  $\rho[y(t), y_M(t)] = \varepsilon^2(t)$  – функция потерь;  $M$  – знак математического ожидания.

Предложена математическая модель временного ряда с использованием компоненты хаотичности  $\chi_t$  следующего вида:

$$y_t = \chi_t + \eta_t + \varepsilon_t,$$

где  $\chi_t$  – компонента, выражающая меру хаотичности ряда, описывающая характер процесса и зависящая от  $H_t$  – показателя Херста или  $D_t$  – показателя фрактальной размерности;

$\eta_t$  – трендовая составляющая, чаще всего аппроксимируется полиномом 1-й, 2-й или более высокой степени:

- для линейного тренда:  $\eta_t = cx + b$  где  $b$  – координата пересечения оси абсцисс;  $c$  – угол наклона;
  - для логарифмического тренда:  $\eta_t = (c \lg(x)) + b$ , где  $c$  и  $b$  – это константы тренда,  $\lg$  – логарифм;
  - для степенного тренда:  $\eta_t = cx^b$ , где  $c$  и  $b$  – это константы тренда;
  - для экспоненциального тренда:  $\eta_t = ce^{bx}$ , где  $c$  и  $b$  – константы, а  $e$  – основание натурального логарифма;
  - полином степени  $n$ :  $\eta_t = (a_n x^n) + \dots + (a_2 x_2) + (a_1 x^1) + b$ , где  $c$  и  $b$  – константы;
- $t = t_0, t_1, \dots, t_n$  – моменты времени;
- $\varepsilon_t$  – случайный шум.

Введенная компонента  $\chi_t$  выражает хаотичность ВР, позволяя выявить его персистентность.

Предложено использование модифицированного комбинированного подхода обработки для анализа ВР, состоящего из следующих этапов:

- 1) Предобработка данных информационной системы, которая заключается в выборке статистических данных для формирования интересующего нас временного ряда.
- 2) Проведение комплексной обработки временного ряда методом фрактального (определение показателей хаотичности  $H_t$  и  $D_t$ ) и вейвлет-анализа.
- 3) Сравнительный анализ вейвлет-спектров путем получения численных значений корреляции двух сравниваемых процессов для выявления закономерностей.
- 4) Применение дополнительного показателя частотно-временного распределения нестационарных временных рядов, позволяющего оценить скорость изменения компонентов сигнала.
- 5) Оценка самоподобности на основе комбинированного подхода фрактального и вейвлет-анализа, корреляционного анализа и «динамики» нестационарности для идентификации ВР.
- 6) Выявление внутренних закономерностей в поведении временных рядов и его прогнозировании на основе трендовой составляющей и показателя хаотичности.

Данное комбинированное применение позволит получать наиболее обширную информацию об исследуемом процессе, как в количественных оценках (величина  $H_t, D_t$ , величина корреляции, значение дополнительного показателя) так, и путем качественного анализа вейвлет-спектров, графиков корреляционного анализа и динамики нестационарности. Результатом решения будет полноценная объемная информация о временном ряде, по которой можно идентифицировать временной ряд и выявлять закономерности в поведении системы.

**Оценка показателя Херста.** Количественно оценка  $H_t$  Херста имеет вид:

$$H_t = \lg\left(\frac{R}{S}\right) / \lg\left(\frac{n}{2}\right),$$

где  $R$  – максимальный размах исследуемого ряда;  $S$  – среднеквадратическое отклонение наблюдений;  $n$  – количество наблюдений.

Когда  $H_t = 0,5$  – процесс случайный. Если  $0 < H_t < 0,5$ , то процесс является антиперсистентным, когда восходящая тенденция сменяется нисходящей или наоборот.

При  $0,5 < H_t < 1$  процесс является персистентным. Если мы наблюдаем восходящую тенденцию, то в будущем будет также наблюдаться динамика роста. Когда  $H_t$  возрастает от 0,5 до 1, устойчивость становится все заметнее. Неравенство  $H_t > 0,5$  исключает гипотезу о том, что все величины являются независимыми и гауссовскими.

Показатель  $H_t$  взаимосвязан с фрактальной размерностью следующим выражением:

$$D_t = 2 - H_t.$$

Вектор показателей  $P = (H_t, D_t)$  хаотичности несет следующий смысл.

$$\begin{cases} 0 < H_t < 0,5; & 1,5 < D_t < 2; & \text{Антиперсистентная величина} \\ H_t = 0,5; & D_t = 1,5; & \text{Случайное блуждание} \\ 0,5 < H_t < 1; & 1 < D_t < 0,5 & \text{Персистентная величина} \end{cases}$$

### Оценка фрактальной размерности.

Фрактальная размерность  $D_t$  временного ряда или накопленных изменений при случайном блуждании  $H_t = 0,5$  равна 1,5. Фрактальная размерность кривой линии равна 1, а геометрической плоскости равна 2. Соответственно, фрактальная размерность случайного блуждания лежит посреди между кривой линией и плоскостью.

Для моделирования  $\chi_t$  предложено использовать фрактальное броуновское движение (ФБД) в качестве случайного процесса. Гауссовский процесс  $X(t)$  является фрактальным броуновским движением с параметром  $H_t$ ,  $0 < H_t < 1$ , если приращения случайного процесса  $\Delta X(\tau) = X(t + \tau) - X(t)$  имеют гауссовское распределение вида:

$$P(\Delta X < x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma\tau} H_t} \cdot \int_{-\infty}^x \exp\left[-\frac{z^2}{2\sigma^2\tau^{2H_t}}\right] dz, \quad (1)$$

где  $\sigma$  – стандартное (среднеквадратичное) отклонение случайной величины  $X$ .

ФБД с параметром  $H_t = 0,5$  совпадает с классическим броуновским движением. Приращения ФБД будет фрактальным гауссовским шумом, дисперсия которого подчиняется соотношению  $D[X(t + \tau) - X(t)] = \sigma^2 t^{2H_t}$ .

В данном исследовании применили расчет фрактальной размерности по известному «поточечному» методу, который является классическим. В основе этого метода лежит подсчет расстояний от точки до всех точек исследуемого множества.

Предложенный алгоритм заключается в следующем: рассмотрим какое-либо множество случаев  $x_1, x_2, \dots, x_N$  за исследуемый период, расположенных в  $m$ -мерном пространстве. Опишем вокруг какого-либо случая сферу радиуса  $r$  и подсчитаем число случаев  $M(x_i, r)$ , попавших внутрь сферы. Вероятность того, что выборочный случай окажется внутри сферы, получим, разделив  $M(x_i, r)$  на полное число случаев в исследуемом множестве:

$$P(x_i, r) = \frac{M_i(x_i, r)}{N}. \quad (2)$$

Как следует из определения фрактальной размерности, при малых  $r$  вероятность  $P(x_i, r)$  должна вести себя как  $\approx r^{-D_t}$ , где  $D_t$  – Хаусдорфова размерность множества. В таком

случае:

$$D_t(x_i) = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\log P(x_i, r)}{\log r}. \quad (3)$$

Для некоторых множеств это определение не зависит от выбора случая  $x_i$ . Но для многих других множеств  $D_t$  зависит от  $x_i$  и поэтому лучше пользоваться усредненной поточечной размерностью. При распределении случаев могут иметься пробелы, в результате чего  $P(x_i, r)$  при  $r \rightarrow 0$  перестает быть непрерывной функцией от  $r$ . Чтобы получить усредненную поточечную размерность, выбираем случайным образом множество случаев размером  $L < N$  и в каждом его случае вычисляем  $P(x_i, r)$ . После того как это сделано, усредненная Хаусдорфова размерность множества вычисляется по формуле:

$$\hat{D}_t = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L D_t(x_i).$$



Число  $L$  подбираем опытным путем, начиная с какого-нибудь малого значения и постепенно увеличивая его до тех пор, пока  $\hat{D}_t$  не достигнет предела. Выражение (3) в данном случае будет выглядеть следующим образом:

$$D_t(x_i) = \lim_{\rho_{k_j} \rightarrow 0} \frac{\log P(x_i, \rho_{k_j})}{\log \rho_{k_j}}, \quad (4)$$

где  $\rho_{k_j}$  – граничные значения радиуса.

Находим предел по поиску «наиболее линейного» участка зависимости  $\log P(x_i, \rho_{k_j})$  от  $\log \rho_{k_j}$  с последующим построением линейной аппроксимации вида:  $\log P(x_i, \rho_{k_j}) = b \log \rho_{k_j} + c$  по методу наименьших квадратов. Для оценки поточечной размерности берем  $D_t(x_i) = -b$ . Далее необходимо удалить из множества  $\rho_{k_j}$  все случаи, которые вносят нелинейность в зависимость  $\log P(x_i, \rho_{k_j})$  от  $\log \rho_{k_j}$  путем итерационного алгоритма. Итерации выбраковки продолжаем до тех пор, пока количество  $q$  членов множества  $\rho_{k_q}$  не уменьшится до 3–5. После этого мы можем быть уверены, что оставшиеся  $q$  точек лежат на линейном участке зависимости  $\log P(x_i, \rho_{k_j})$  и  $\log \rho_{k_j}$ .

Этот алгоритм в последующем взят за основу для получения величин фрактальной размерности временных рядов при выполнении натурных экспериментов.

Для анализа нестационарных данных и отображения их в масштабно-временную плоскость в работе предложено применение **вейвлет-анализа**. В области частотно-временного преобразования выделяются особенности сигнала, недоступные в исходном виде. Разложение по самоподобным функциям на основе непрерывных вейвлет-преобразований предлагаем осуществлять с помощью прямого вейвлет преобразования:

$$W_s(a, b) = (s(t), \psi_{ab}(t)) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \psi^* \left( \frac{t-b}{a} \right) dt, \quad (5)$$

где  $t$  – ось времени;  $b$  – момент времени;  $\psi(t)$  – вейвлет-функция;  $(*)$  – комплексно-сопряженное.

Применяем комплекс вычислительных алгоритмов для вейвлет-преобразования: во временной и частотной областях.

**Во временной области** предлагается использовать следующий алгоритм вычисления. Изначально определяем материнский вейвлет. Допускаем, что имеется функция, удовлетворяющая необходимым условиям:  $\psi_0(\eta)$ , где  $\eta$  – безразмерный период.

Имеются значения  $x_n$ , в моменты времени  $n[0, N-1]$ , где  $N$  – количество измерений и основная формула для материнского вейвлета, то необходимо по возможности изменять размеры вейвлета. С этой целью строим "масштабированный" вейвлет следующего вида:

$$\psi \left( \frac{(n' - n)dt}{a} \right) = \left( \frac{dt}{a} \right)^{1/2} \psi_0 \left( \frac{(n' - n)dt}{a} \right), \quad (6)$$

где  $a$  – параметр, обратный частоте.

Вычисление вейвлет-преобразования является сверткой искомой временной серии с функцией-вейвлетом:

$$W_n(a) = \sum_{n'=1}^{N-1} x_{n'} \psi^* \left( \frac{(n' - n)dt}{a} \right). \quad (7)$$

Результатом расчета  $W_n(a)$  по формуле (7) будет комплексное число.

**В частотной области** предлагается использовать следующий алгоритм вычисления. Изначально определяем материнский вейвлет. Преобразование Фурье самого вейвлета сконцентрировано вокруг некоторой выделенной частоты  $\omega_0 \neq 0$ . Поэтому преобразование Фурье вейвлета, который растянут в  $a$  раз, сконцентрируется вокруг частоты  $\omega_0 / a$ :

$$W_n(a) = \sum_{k=0}^{N-1} \hat{x}_k \hat{\psi}^*(a\omega_k) e^{i\omega_k n dt}, \quad (8)$$

где (\*) – означает комплексно-сопряженное, а знак (^) – преобразование Фурье.

$$\hat{x}_k = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x_n e^{-2\pi i k n / N}, \quad (9)$$

$$\hat{\psi}(a\omega_k) = \left( \frac{2\pi a}{dt} \right)^{1/2} \hat{\psi}_0(a\omega_k), \quad (10)$$

Для вычисления дискретного вейвлет-преобразования предлагается применение следующего вычислительного комплекса, основанного на свойстве вейвлетов по эффективной обработке случайных сигналов.

Идея вейвлет-представления сигнала  $s(t)$  заключается в разбивке приближения  $\tilde{s}_j(t)$  к сигналу на две составляющие – грубую (аппроксимирующую)  $\tilde{s}_{j-1}(t_i)$  и уточненную (детализирующую)  $\tilde{s}^d_{j-1}(t_i)$ , с последующим их уточнением итерационным методом:

$$\tilde{s}_j(t_i) = \tilde{s}_{j-1}(t_i) + \tilde{s}^d_{j-1}(t_i) = \sum_{k \in Z} a_{j-1,k} \varphi_{j-1,k}(t_i) + \sum_{k \in Z} d_{j-1,k} \psi_{j-1,k}(t_i), \quad (11)$$

где  $j$  характеризует уровень разрешения;  $\varphi_{j-1,k}(t_i), \psi_{j-1,k}(t_i)$  – соответственно масштабирующая (аппроксимирующая) и вейвлет-функция (детализирующая функция);  $Z = \{\dots, -1, 0, 1, \dots\}$  – множество целых чисел;  $a_1 = \{a_{j-1,k}\}, d_1 = \{d_{j-1,k}\}$  – наборы аппроксимирующих и детализирующих коэффициентов разложения  $(j-1)$  уровня разрешения.

Аппроксимирующие функции  $\varphi(t)$  – множество целых чисел. Аппроксимирующие функции  $\varphi(t)$  присущи далеко не всем вейвлетам, а только тем, которые относятся к ортогональным. Приближению (11) соответствует начальный набор коэффициентов  $a_0 = \{a_{j,k}\}$ . В качестве  $a_0 = \{a_{j,k}\}$  выбираем массив значений сигнала  $s(t), a_{ji} = s(t_i)$ .

Повторяя процедуру  $m$  раз,  $m=1, M$ , разлагая каждый раз сглаженную функцию  $\tilde{s}_{j-m}(t_i)$  на еще более сглаженную часть  $\tilde{s}_{j-m-1}(t_i)$  и детализирующую часть  $\tilde{s}^d_{j-m-1}(t_i)$ , получим вейвлет-разложение аппроксимации  $j$ -го уровня разрешения  $\tilde{s}(t)$  для глубины разложения  $m$ :

$$\tilde{s}_j(t_i) = \tilde{s}_{j-m}(t_i) + \tilde{s}^d_{j-m}(t_i) + \dots + \tilde{s}^d_{j-1}(t_i), \quad (12)$$

$$\tilde{s}_j(t_i) = \sum_{k \in Z} a_{j-m,k} \varphi_{j-m,k}(t_i) + \sum_{k \in Z} d_{j-m,k} \psi_{j-m,k}(t_i) + \dots + \sum_{k \in Z} d_{j-1,k} \psi_{j-1,k}(t_i). \quad (13)$$

Вейвлет-разложение (12) – (13) изобразим в виде следующей схемы нахождения коэффициентов:

$$\tilde{s}_j(t_i) = a_0 \rightarrow \{a_1, d_1\} \rightarrow \{a_2, d_2, d_1\} \rightarrow \dots \rightarrow \{a_M, d_M, d_{M-1}, \dots, d_1\} \quad (14)$$

Практическая обработка и представление реальных сигналов базируется на трактовке вейвлет-преобразований (14) в частотной области и позволяет плодотворно использовать аппарат частотной фильтрации и методы быстрого вейвлет-преобразования.

В работе предложен **корреляционный анализ вейвлет-спектров**. Для его проведения по аналогии используем известную зависимость между корреляционными функциями и спектрами сигналов подобно тому, как это делается для преобразования Фурье.

Так как результаты вейвлет-анализа имеют вид многомерных массивов вейвлет-коэффициентов, содержащих информацию, то для корректного сравнения таких данных применяем корреляционный анализ вейвлет-спектров  $W(a, b)$ :

$$B_{W(ab)}(\tau_a, \tau_b) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} W(a, b) W(a \pm \tau_a, b \pm \tau_b) db da. \quad (15)$$

Эта функция определяет меру сходства между вейвлет-спектром  $W(a, b)$  и его копией, имеющей произвольную задержку на время  $\tau$ . Чем больше величина (площадь) перекрытия

вейвлет-спектра  $W(a, b)$  с его копией, тем больше величина  $B_{W(ab)}(\tau_a, \tau_b)$ .

Корреляционный анализ позволяет достоверно выявить закономерности и степени соответствия при сравнении вейвлет-спектров, путем получения функций корреляционных зависимостей для более точных прогнозных оценок.

Для оценки степени связи между двумя различными вейвлет-спектрами  $W_1(a, b)$  и  $W_2(a, b)$  используем взаимную корреляционную функцию, которая будет определяться выражением:

$$B_{W_{1,2}(a,b)}(\tau_a, \tau_b) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} W_1(a, b) W_2(a - \tau_a, b - \tau_b) db da = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} W_1(a + \tau_a, b + \tau_b) W_2(a, b) db da. \quad (16)$$

Взаимная корреляция сигналов дает характеристику взаимосвязи исследуемых явлений и физических процессов, которые отображены данными сигналам. Полученная корреляция в виде числового значения и в виде вейвлет-спектров при сравнении двух исследуемых процессов, где наложение рисунков дает темные области, говорит о совпадении и корреляции исследуемых процессов.

**Динамика нестационарности.** В работе предложен дополнительный показатель частотно-временного распределения нестационарных временных рядов, позволяющий оценить скорость изменения компонентов сигналов – «динамика» нестационарности для получения достаточно полного спектра данных об изучаемом процессе. Частотно-временная локализация, наличие частотно-временного окна и угла влияния позволяет проигнорировать, например, крупномасштабные полиномиальные составляющие и проанализировать особенности высокого порядка или мелкомасштабные вариации функции.

Показатель получен на основе вычисленных распределений вейвлет-коэффициентов, показывающих компоненты сигнала в каждый момент времени и на любых масштабах, и является первой производной по этим распределениям:

$$\begin{aligned} \frac{\partial W}{\partial a} &= -\frac{1}{2} |a|^{-\frac{3}{2}} \text{sign } a \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \psi^* \left( \frac{t-b}{a} \right) dt + |a|^{-\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \psi^* \left( \frac{t-b}{a} \right) \left( -\frac{t-b}{a^2} \right) dt = \\ &= -\frac{1}{2} |a|^{-\frac{5}{2}} \left( |a|^2 \text{sign } a \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \psi^* \left( \frac{t-b}{a} \right) dt + 2 \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \psi^* \left( \frac{t-b}{a} \right) (t-b) dt; \right. \\ \frac{\partial W}{\partial b} &= |a|^{-\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \psi^* \left( \frac{t-b}{a} \right) \left( -\frac{1}{a} \right) dt = -|a|^{-\frac{3}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \psi^* \left( \frac{t-b}{a} \right) dt. \end{aligned} \quad (17)$$

$$\text{sign } a = \begin{cases} 1, & \text{если } a > 0; \\ 0, & \text{если } a = 0; \\ -1, & \text{если } a < 0, \end{cases}$$

Данный показатель позволяет оценивать внезапность возникновения сигнала или длительное нарастание в течение времени в зависимости от площади окрашиваемой поверхности на вейвлет-спектре. Результаты представлены в виде графического распределения, которые дают наглядную картину наиболее резко меняющихся компонент сигнала. Таким образом, появляется возможность выделить наиболее нестационарные области и в последующем по выделенным областям более детально провести анализ причин возникновения нестационарностей в сигнале.

**В третьей главе** приведена численная и программная реализация фрактального, вейвлет-, корреляционного анализа и динамики нестационарности временных рядов на примерах данных натуральных экспериментов для проверки адекватности математической модели.

Проведен анализ временных рядов и получена визуализация на основе компьютерных методов обработки информации, выявлены закономерности в поведении временных рядов на примере базы данных информационной системы и сетевого трафика компьютерной системы. В результате произведена интерпретация полученных результатов, в виде количественной и

качественной оценки интересующих нас свойств, то есть информация о процессе, недоступная в исходном виде.

**Натурный эксперимент на примере обработки ВР базы данных информационной системы.** Для реализации математической модели временного ряда  $y_t = \chi_t + \eta_t + \varepsilon_t$ , разработан комплекс программ, написанный в Borland Delphi, адаптированный к одной из предметных областей: программа «Прогнозирование риска несчастных случаев с помощью вейвлет-анализа (WaveProgneza)» и программа «Прогнозная оценка травматизма несчастных случаев с помощью вейвлет-анализа (Progneza)».

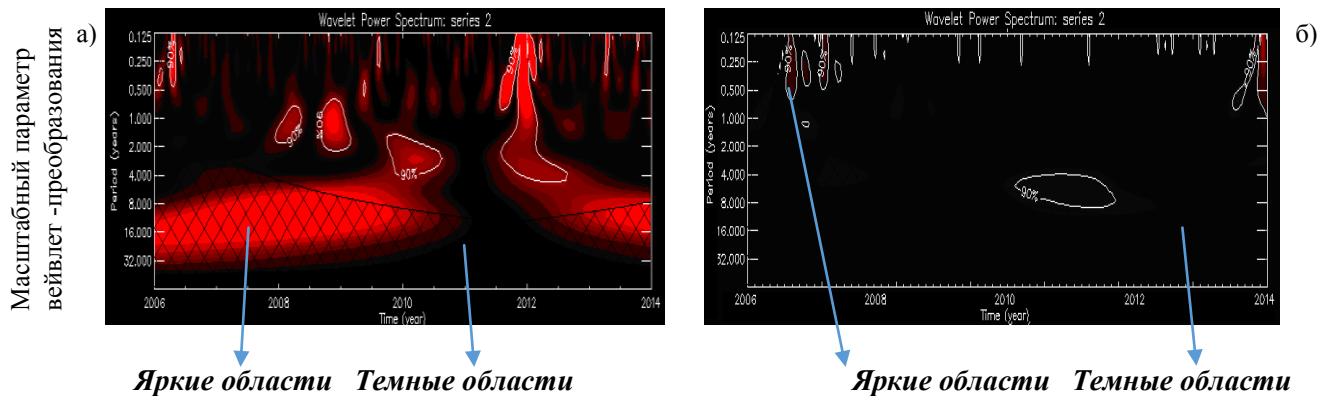
Разработанные программы предназначены для построения вейвлет-спектров при загрузке файлов с расширением txt, osc, dat и обеспечивают построение: вейвлет-спектра линейных и логарифмических скалограмм по выбранным параметрам за заданный период времени. В работе использовался язык IDL с мощными средствами визуализации, поддерживающий рендеринг и применяемый для работы с большими многомерными массивами данных, поскольку визуализация – это одна из существенных частей процесса численного моделирования, которая обеспечивает анализ и правильную интерпретацию результатов вычислений, а также дальнейшую работу с вычислительной моделью.

Автором разработана база данных, содержащая структурированную информацию в предметной области по производственному травматизму. С применением разработанного программного продукта и базы данных, позволительно производить предобработку исходной информации, которая заключается в составлении временного ряда с интересующими нас свойствами (по четко заданным параметрам).

Также разработана универсальная программа ЭВМ «Обработка нестационарных данных с применением фрактального и вейвлет-анализа» 2017 г., написанная в среде MATLAB. Программа предназначена для анализа различных входных данных (представленных временными рядами), описывающими исследуемые процессы из любых предметных областей.

Чтобы получить полное частотно-временное представление сигнала, необходимо провести вычисление вейвлет преобразования, используя формулу (5). У нас имеется некоторая функция  $\psi(t)$ , зависящая от времени. Результатом ее вейвлет-анализа будет некоторая функция  $W(a,b)$ , которая зависит уже от двух переменных: от времени и от частоты (обратно пропорционально). Для каждой пары  $a$  и  $b$  рецепт вычисления вейвлет преобразования следующий: функция вейвлет растягивается в  $b$  раз по горизонтали и в  $1/b$  раз по вертикали, далее сдвигается в точку  $a$ . Полученный вейвлет обозначаем  $\psi(a,b)$ . Производим усреднение в окрестности точки  $b$  при помощи  $\psi(a,b)$ . В результате “вырисовывается” вполне наглядная картина (рис. 2), иллюстрирующая частотно-временные характеристики сигнала. По оси абсцисс откладываем время, по оси ординат – частоту, а абсолютное значение вейвлет преобразования для конкретной пары  $a$  и  $b$  определяет цвет, которым данный результат будет отображен. Чем в большей степени та или иная частота присутствует в сигнале в конкретный момент времени, тем темнее будет оттенок на скалограмме.

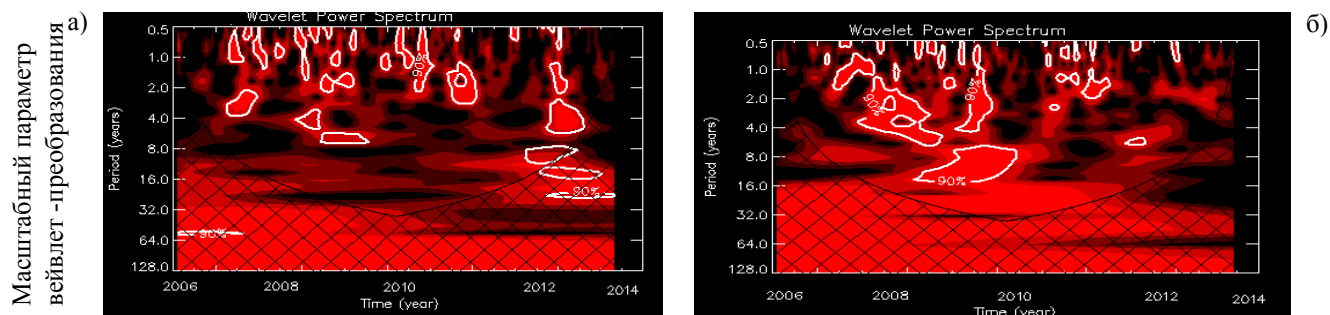
Вейвлет-анализ временного ряда производственного травматизма у мужчин и женщин представлен на рис. 2. Анализ вейвлет-спектров показал, что факторы, влияющие на уровень травматизма у мужчин и женщин одинаковы, однако их реакция на эти возмущения отличается. Так вейвлет-спектры имеют одинаковые локализованные всплески, но интенсивность этих всплесков у мужчин (рис. 2. а)) по сравнению с женщинами (рис. 2. б)) характеризует скопление большего числа предпосылок к возникновению несчастных случаев с более высоким показателем хаотичности. У мужчин  $D_t = 1,55$ ,  $H_t = 0,45$ . У женщин  $D_t = 1,15$ ,  $H_t = 0,85$ . Что также свидетельствует об антиперсистентности ВР по мужчинам.



*Яркие области - появление предвестников резких изменений в возникновении несчастных случаев.  
Темные области - стабильное состояние исследуемого процесса, отсутствие предпосылок к возникновению несчастных случаев*

*Рис. 2 – Вейвлет-спектр появления несчастных случаев а) у мужчин и б) женщин*

С помощью фрактального и вейвлет-анализа (рис. 3) были проанализированы временные ряды производственного травматизма по дням недели. Понедельник  $D_t = 1,55$ ,  $H_t = 0,45$ . Четверг  $D_t = 1,6$ ,  $H_t = 0,4$ . Результаты, свидетельствуют о том, что понедельник (рис 3. а)) и четверг – (рис 3. б)) – это антиперсистентные ВР, где сценарий развития ситуации стремится к хаотичному. Полученные данные идут в разрез с обычным статистическим анализом, по которому наиболее травмоопасный день – пятница (по статистике наибольшее количество травм в понедельник – 19 % и пятницу – 31 %)



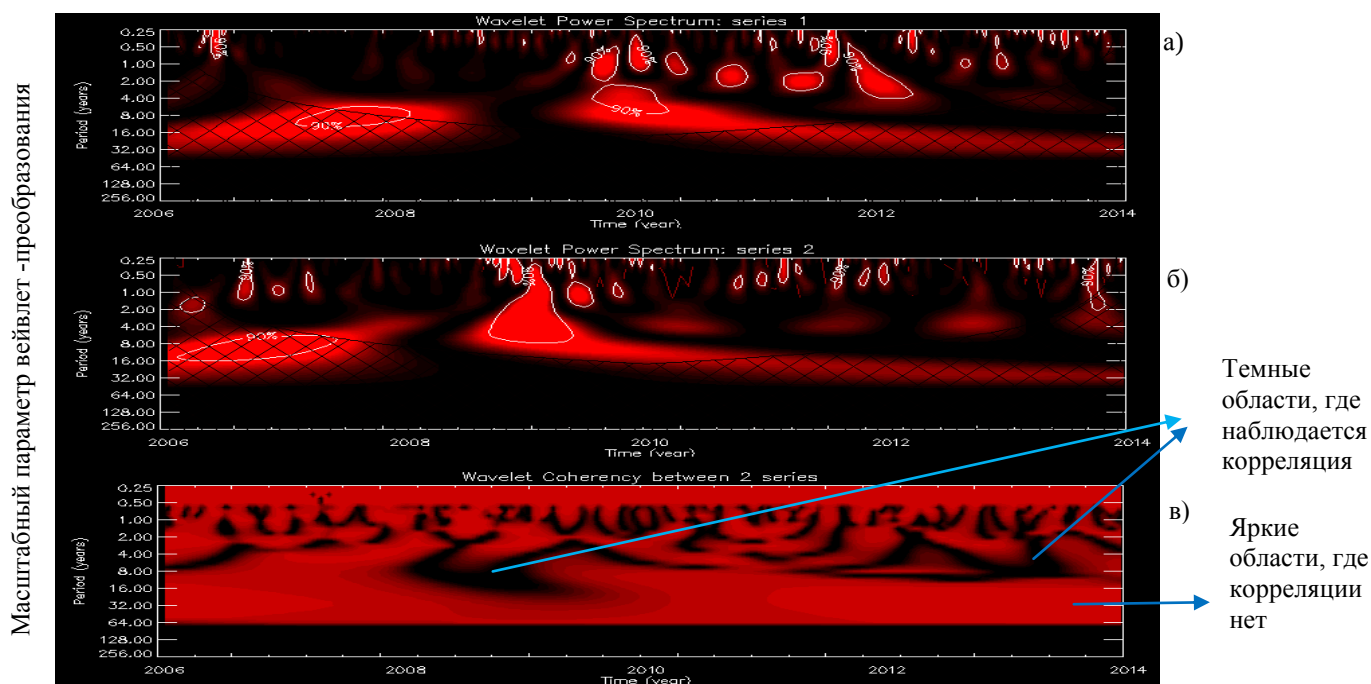
*Рис. 3 – Вейвлет-спектр появления несчастных случаев а) в понедельник и б) четверг*

Фрактальный и вейвлет-анализ показали, что у людей в возрасте до 20 лет количество факторов, вызывающих несчастные случаи меньше чем в других возрастах. Возраст от 20 до 30 лет  $D_t = 1,4$ ,  $H_t = 0,6$ . Возраст от 40 до 50 лет  $D_t = 1,17$ ,  $H_t = 0,83$ . Менее выражены всплески при анализе вейвлет-спектров появления несчастного случая у работающих в возрасте более 50 лет. Однако их реакция на эти возмущения отличается от других возрастов, поскольку на данный возраст приходится небольшое количество работников и в основном несчастные случаи вызваны отсутствием должного внимания и рассеянностью.

Фрактальный анализ показал, что максимальный вклад в производственный травматизм внесли 18 отраслей из 37. Максимальная фрактальная размерность наблюдается в лесозаготовительной промышленности и лесоводстве, на которые необходимо обратить особое внимание, поскольку стремление к хаотичности процесса очевидно. Следующими отраслями по высоким значениям фрактальной размерности оказались отрасли производства черных металлов и добычи и обогащения оловянной руды.

Дополнительно провели сравнительный анализ вейвлет-спектров для получения корреляционной зависимости двух сравниваемых процессов с целью выявления дополнительной информации (рис. 4.). Корреляционный анализ позволяет определить вероятность повторения

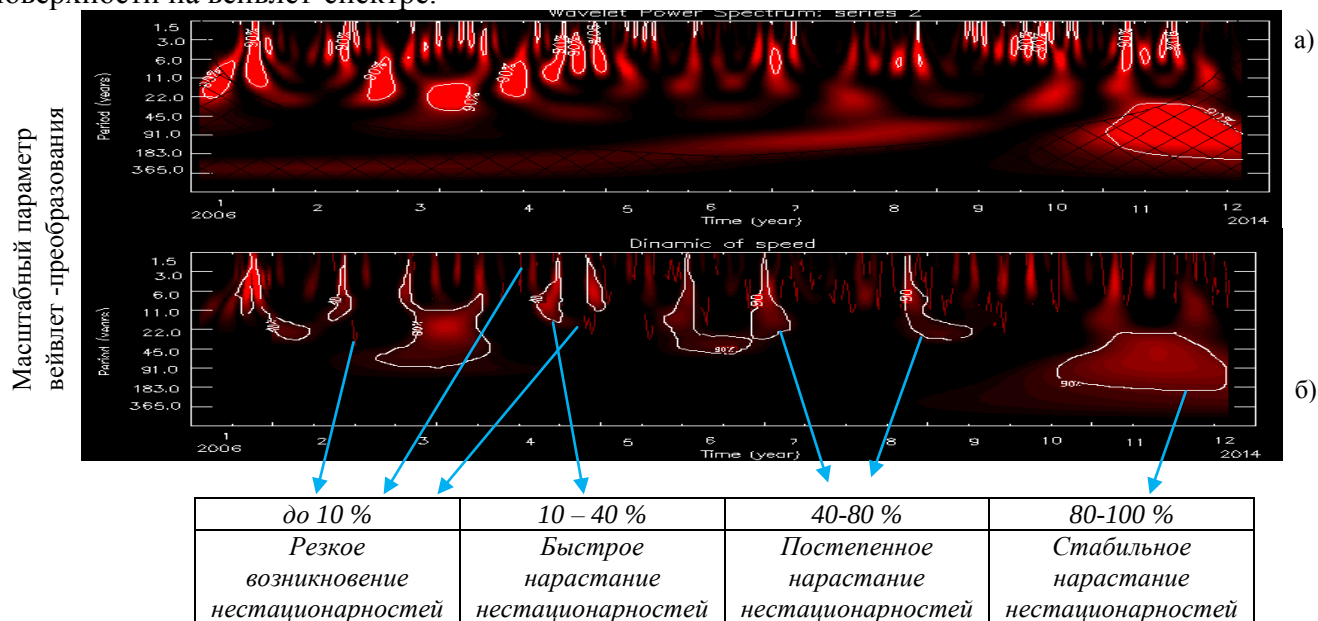
наблюдаемого процесса и выявить закономерности в поведении системы. Для более четкого представления зависимости исследуемых процессов получили численные значения корреляций. Например, в соответствии с классификацией корреляционных связей по степени силы,  $K$  (значение вычисленной корреляции)  $=0,623$  можно охарактеризовать корреляцию как сильную (рис.4).



а) исходный вейвлет-спектр за сентябрь; б) исходный вейвлет-спектр за январь;  
в) корреляционный анализ двух исходных спектров

Рис.4 – Корреляционный анализ вейвлет-спектров ВР травматизма за сентябрь и январь.  
 $K=0,623$ .

Полученная визуализация скорости нестационарности (рис.5.) дает наглядную картину наиболее резко меняющихся компонент сигнала. Позволяет оценивать внезапность возникновения сигнала или длительное нарастание в течение времени в зависимости от площади окрашиваемой поверхности на вейвлет-спектре.



а) исходный вейвлет-спектр; б) динамика нестационарности по исходному результату

Рис. 5 – Вейвлет-спектр динамики нестационарностей

В результате проведенного выше анализа позволительно строить прогнозные оценки на основе выделения факторов наименее устойчивых, стремящихся к нестабильному состоянию из которых можно выделить наиболее рискованные группы (временной период, возрастной контингент, пол и т.д) и, как следствие, на основе полученных результатов могут быть предложены более точные рекомендации.

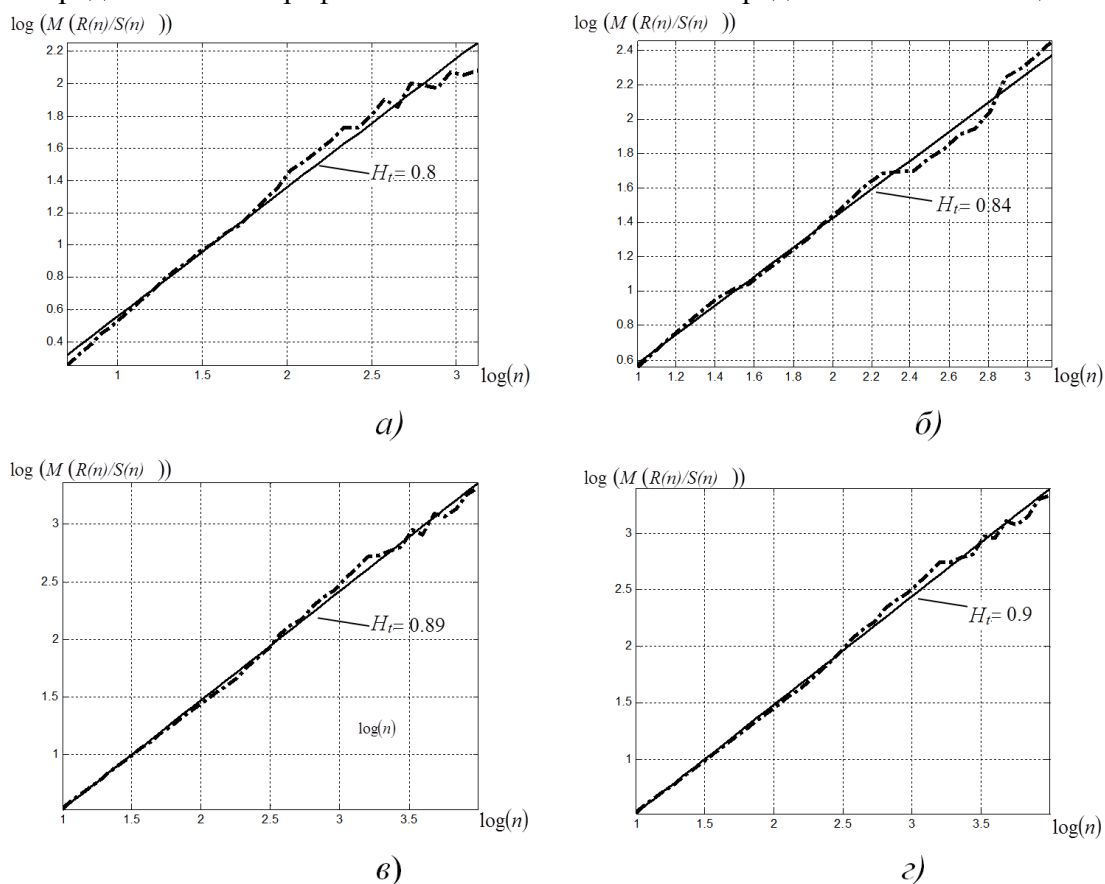
#### Натурный эксперимент на примере обработки ВР сетевого трафика компьютерной системы.

Рассматриваем четыре временных ряда входящего и исходящего интернет-трафика в организации со средним объемом более 160 Gb в день:

- 1) ВР, отражающий интенсивность в байтах в единицу времени равную 1 часу за период равный 60 суткам.
- 2) ВР, отражающий интенсивность в пакетах в единицу времени равную 1 часу за период равный 60 суткам.
- 3) ВР, отражающий интенсивность в байтах в единицу времени равную 1 минуте за период равный 7 суткам.
- 4) ВР, отражающий интенсивность в пакетах в единицу времени равную 1 минуте за период равный 7 суткам.

Под интенсивностью понимается количество байтов/пакетов трафика в единицу времени. Пакет представляет собой, определенным образом, оформленный блок данных, передаваемый по компьютерной сети в пакетном режиме.

Производим модифицированную оценку показателя самоподобности используя 2 метода: R/S-метод и метод вейвлет-анализа (рис. 6-7). Результаты оценки самоподобности для обоих временных рядов сетевого трафика интенсивности в байтах представлены в таблицах 1-2.



- а) анализ 2-х месячного ряда (шаг = 1 час) интенсивности в байтах;  
 б) анализ 2-х месячного ряда (шаг = 1 час) интенсивности в пакетах;  
 в) анализ недельного ряда (шаг = 1 минута) интенсивности в байтах;  
 г) анализ недельного ряда (шаг = 1 минута) интенсивности в пакетах.

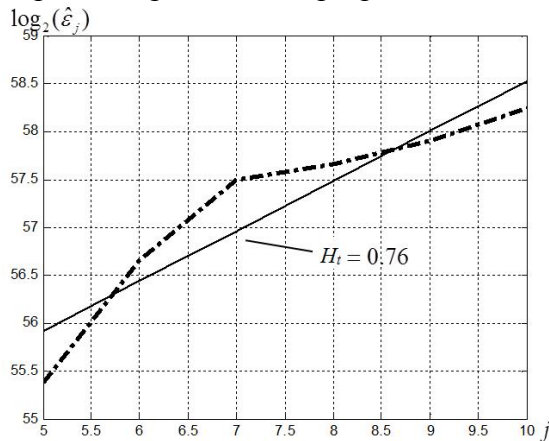
Рис. 6 – R/S-метод оценки самоподобности



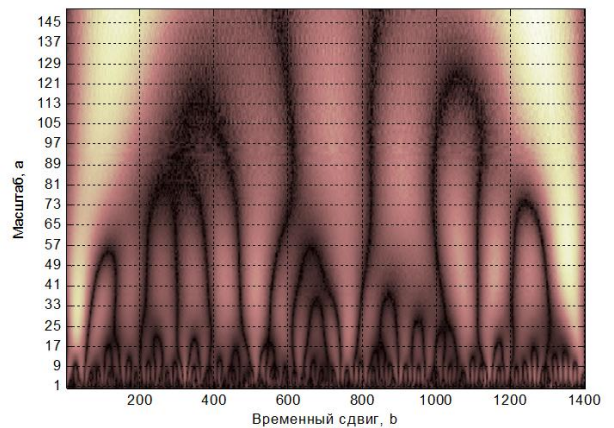
На рис. 6 показаны зависимости логарифмов нормированного размаха от логарифмов длин диапазонов и линейная регрессия с наклоном  $H_t$  в соответствии с  $R/S$ -методом. Рассматриваемые временные ряды делились нарастающим образом на блоки с шагом в 100 дискретных точек, т.е. первый блок включал 100 значений, второй – 200, третий – 300 и т.д. Каждый блок в свою очередь делился на интервалы размером от 10 дискретных точек до длины блока с увеличением размера между соседними интервалами на 20 %. Для каждого интервала вычислялось отношение  $R/S$  и математическое ожидание  $R/S$  рассматриваемого блока.

На рис. 7 показаны зависимости логарифмов оценки дисперсии детализирующих коэффициентов вейвлет-разложения  $\log_2(\hat{\varepsilon}_j)$  от соответствующего уровня разложения  $j$ . Рассматриваемые временные ряды делились нарастающим образом на блоки с шагом в 100 дискретных точек, т.е. первый блок включал 100 значений, второй – 200, третий – 300 и т.д. Каждый блок подвергался вейвлет-разложению с использованием вейвлета Добеши4. Значения уровня вейвлет-разложения находилось в диапазоне [8; 6].

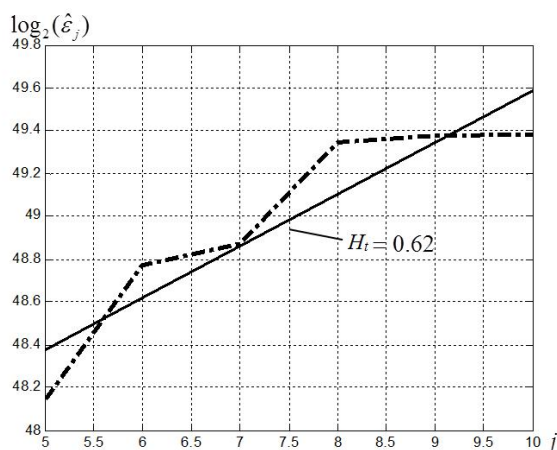
Анализируя таблицы 1-2 видно, что вычислительные значения показателя  $H_t$ , найденные  $R/S$ -методом и методом вейвлет-анализа значительно разнятся, но оба используемых метода показали, что в рассматриваемых временных рядах значения показателя самоподобности находятся в диапазоне  $0,5 < H_t < 1$ , следовательно, ряды являются персистентными и могут быть аппроксимированы авторегрессионными моделями.



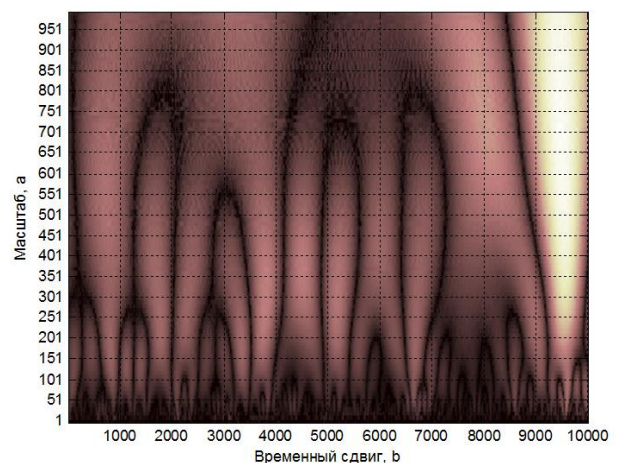
а)



б)



в)



г)

- а) анализ 2-х месячного ряда (шаг = 1 час) интенсивности в байтах;  
 б) вейвлет-спектр 2-х месячного временного ряда интенсивности в байтах;  
 в) анализ недельного ряда (шаг = 1 минута) интенсивности в байтах;  
 г) вейвлет-спектр недельного временного ряда интенсивности в байтах.

Рис. 7– Вейвлет-анализ оценки самоподобности



Таблица 1 – Значения показателя  $H_t$  для 2-х месячного ряда

| № | Размер блока (количество дискретных точек) | Значение показателя Херста |                |
|---|--------------------------------------------|----------------------------|----------------|
|   |                                            | $R/S$ -метод               | Вейвлет-анализ |
| 1 | 100                                        | 0,9381                     | 0,7670         |
| 2 | 200                                        | 0,9179                     | 0,7888         |
| 3 | 300                                        | 0,8861                     | 0,6000         |
| 4 | 500                                        | 0,8445                     | 0,7289         |
| 5 | 800                                        | 0,7949                     | 0,7124         |
| 6 | 1000                                       | 0,8055                     | 0,7231         |
| 7 | 1200                                       | 0,7913                     | 0,7036         |
| 8 | 1400                                       | 0,7966                     | 0,7613         |

Таблица 2- Значения показателя  $H_t$  для недельного ряда

| № | Размер блока (количество дискретных точек) | Значение показателя Херста |                |
|---|--------------------------------------------|----------------------------|----------------|
|   |                                            | $R/S$ -метод               | Вейвлет-анализ |
| 1 | 100                                        | 0,8943                     | 0,8075         |
| 2 | 200                                        | 0,7897                     | 0,8435         |
| 3 | 300                                        | 0,8574                     | 0,8279         |
| 4 | 500                                        | 0,8453                     | 0,6560         |
| 5 | 1000                                       | 0,8696                     | 0,6545         |
| 6 | 5000                                       | 0,8719                     | 0,5434         |
| 7 | 8000                                       | 0,8623                     | 0,5853         |
| 8 | 10000                                      | 0,8899                     | 0,6211         |

При использовании вейвлет-анализа затрачивается больше вычислительных ресурсов, чем при использовании  $R/S$  - метода, но на практике использование дискретного вейвлет-анализа считается более надежным, поскольку метод более устойчив по отношению к гладким полиномиальным трендам и шумам. Наличие самоподобности в рассматриваемых рядах можно также визуально проследить в вейвлет-спектрах.

**В результате проведенного выше анализа** полученная информации о самоподобности позволяет осуществлять меры по управлению трафиком, в частности для решения задач информационной безопасности для обеспечения целостности передаваемой информации. При оцененном значении показателя самоподобности телекоммуникационного трафика и появлении в нем аномалии показатель Херста будет терпеть изменения в зависимости от наличия самоподобности в самой аномалии, что может служить сигналом для принятия соответствующих мер. Например, компьютерные сетевые и вирусные атаки по своей природе являются самоподобными, поэтому их появление будет увеличивать значение самоподобности в рассматриваемый промежуток времени.

Подчеркнем, что данная модель является универсальной и может быть применена для исследования и прогнозирования разных нестационарных процессов, зависящих от большого количества факторов и представленных временными рядами. Входными данными модели являются временные ряды, описывающие исследуемый процесс, например: оцифрованные сигналы, полученные с различного вида датчиков (виброакустика, термо ЭДС); временные последовательности биржевых котировок (курсы валют, акций и т.д.); различные медицинские показатели и сигналы (кардиограммы, энцефалограммы); исследование погодных явлений по синоптическим данным; исследование социальных и производственных процессов по статистическим данным (заболеваемость, ДТП), исследование в технических системах (навигации управления движением); в промышленности (в нефтеперерабатывающей отрасли), в компьютерных системах (данные телекоммуникационного трафика, сетевого трафика) и т.д.

### **Основные выводы по работе:**

#### **В области математического моделирования:**

Разработана математическая модель временного ряда для описания всего многообразия процессов от стохастических до хаотических и детерминированных, отличающаяся тем, что введена компонента хаотичности, в результате чего модель более точно отражает реальную ситуацию по идентификации временного ряда на самоподобность по сравнению со статистическими методами.

Расширены возможности фрактального и вейвлет-анализа введением корреляционного анализа вейвлет-скалограмм и дополнительного показателя частотно-временного распределения нестационарных временных рядов.

#### **В области численных методов:**

Предложена численная реализация в виде набора алгоритмов фрактального и вейвлет-анализа временных рядов для моделирования и обработки экспериментальных данных на примере натуральных экспериментов.

Приведена математическая и алгоритмическая реализация фрактального и вейвлет-анализа временных рядов.

Разработаны алгоритмы реализации корреляционного анализа вейвлет-спектров и вычисления дополнительного показателя частотно-временного распределения нестационарных временных рядов.

#### **В области комплексов программ:**

Разработано программное обеспечение, реализующее предложенную математическую модель, фрактальную и вейвлет-обработку временных рядов.

Реализованы комплексы программ на основе предложенных алгоритмов. Применена предложенная модель, вычислительный алгоритм и программный комплекс для проверки адекватности модели на основе данных натуральных экспериментов.

Выявлены закономерности в поведении временных рядов на примерах данных натуральных экспериментов.

### **ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ**

#### Статьи в журналах из перечня ВАК:

1.Амосов, О.С. Структурно-параметрическая идентификация временного ряда с применением Фрактального и вейвлет-анализа / О.С. Амосов, Н.В. Муллер, Ф.Ф. Пашенко // Информатика и системы управления. – Благовещенск, 2015. – №2(44) – С. 80-88.

2.Амосов, О.С. Фрактальный вейвлет-анализ телекоммуникационных рядов информационной системы / О.С. Амосов, Н.В. Муллер, Д.С. Магола // Ученые записки КнАГТУ. – Комсомольск-на-Амуре, 2016. –Т.1,№ 1(25). – С. 28-36.

3.Муллер, Н.В. Исследование временных рядов с применением фрактального и вейвлет анализа / Н.В. Муллер, О.С. Амосов // Интернет-журнал Науковедение: Изд-во ИГУПИТ – 2014. – № 3 (22) (ISSN 2223-5167). – С. 1-14.

4.Муллер, Н.В. Математическое и численное моделирование проблем исследования травматизма на морских судах методом вейвлет и фрактального анализа/ Н.В. Муллер // Морские интеллектуальные технологии. – СПб., 2014. – № 1 (23). – С. 63-65.

5.Муллер, Н.В. Математическое моделирование и исследование производственных и социальных процессов на основе фрактального и вейвлет-анализа / Н.В. Муллер, С.В. Серый// Информатика и системы управления. – Благовещенск, 2009. – № 3 (21). – С.52-60.

6.Муллер, Н.В. Математическое моделирование прогнозирования производственного травматизма / Н.В. Муллер // Нелинейный мир. – Москва, 2009. – т.7. № 4. – С. 296-300.

7. Муллер, Н.В. Прогнозирование риска производственного травматизма методом вейвлет и фрактального анализа / Н.В. Муллер // Вестник СамГУ. – Самара, 2009. – № 2(68). – С. 146-154.

Прочие публикации:

8.Амосов, О.С. Применение методов вейвлет и фрактального анализа для математического и численного моделирования временных рядов / О.С. Амосов, Н.В. Муллер //Современные наукоёмкие технологии. Физико-математические науки: Издательский Дом «Академия Естествознания». – Пенза, 2014. – №3. – С. 122-124.

9.Муллер, Н.В. Применение фрактального и вейвлет-анализа для исследования и прогнозирования нестационарных процессов в динамических системах / Н.В. Муллер, Ю.Г. Кабалдин, С.В. Серый, Д.В. Шатагин // Материалы международной научно-практической конференции «Современные возможности – 2013». – Нижний Новгород, 2013.

10.Муллер, Н.В. Прогнозирование риска производственного травматизма одним из методов математического моделирования / Н.В. Муллер, С.В. Серый // Приморские зори-2009: Материалы региональной научно-технической конференции. – Владивосток, 2009. – С. 58-61.

11.Муллер, Н.В. Исследование травматизма по различным факторам с помощью вейвлет и фрактального анализа / Н.В. Муллер, Ю.Г. Кабалдин, А.С. Хвостиков // Вестник КнАГТУ: Выпуск X. Управление наноструктурированием металлических материалов и динамическими системами. – Комсомольск-на-Амуре, 2008. – С. 133-149.

12.Муллер, Н.В. Прогнозирование производственного травматизма с помощью вейвлет и фрактального анализа / Н.В. Муллер, Ю.Г. Кабалдин, А.С. Хвостиков // Вестник КнАГТУ: Выпуск IX. Проблемы формирования наноструктур при атомной сборке и наноструктурирования металлических материалов при внешнем механическом воздействии. – Комсомольск-на-Амуре 2007. – С. 145-155.

Свидетельства:

13.Муллер Н.В., Кабалдин Ю.Г., Хвостиков А.С. Программа для ЭВМ: Прогнозирование риска несчастных случаев с помощью вейвлет-анализа (WaveProgneza). КнАГТУ, Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2008613838 от 12.08.2008 г.

14.Муллер Н.В, Кабалдин Ю.Г., Хвостиков А.С. Программа для ЭВМ: Прогнозная оценка травматизма несчастных случаев с помощью вейвлет-анализа (Prognez). КнАГТУ, Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2009610716 от 30.01.2009 г.