УДК 531.395

АНАЛИЗ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ В ДИАГНОСТИКЕ ТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМ

Р.С. Ахметханов, Е.Ф. Дубинин, В.И. Куксова

Статья посвящена особенностям временных рядов и их структуры, применяемым моделям, сравнению традиционных и новых методов анализа и их использованию при диагностике технических систем. Рассмотрена структура диагностического сигнала (временного ряда), ее особенности и основные компоненты, а также традиционные и относительно новые методы описания и прогнозирования этих компонент. К традиционным методам отнесены спектральный анализ, применение множественной регрессии, одномерный анализ Фурье, кросс-спектральный анализ. Новые методы анализа временных рядов представлены сингулярным спектральным анализом, методом вейвлет-преобразований и методами теории фракталов (метод Херста, метод корреляционной размерности). В статье даны практические примеры использования вейвлет-преобразований, а также методика совместного применения вейвлет-преобразований и метода Херста при оценке устойчивости частот и их энергетических характеристик.

Ключевые слова: *технические системы, системы диагностики, временной ряд, вейвлет-анализ, теория фракталов, фрактальная размерность.*

Введение

При эксплуатации технических систем происходит накопление повреждений, которые в конечном итоге могут стать причинами аварий и катастроф. Аварии на объектах с большими запасами накопленной энергии или опасного вещества могут приводить к значительным ущербам, часто национального масштаба. В связи с этим для обеспечения безопасности объекта, персонала, населения и окружающей среды большое значение имеет ранняя диагностика предаварийного состояния технического объекта. При реализации систем диагностики могут быть использованы различные методы анализа данных, характеризующих состояние объекта диагностики.

С информационной точки зрения техническое диагностирование представляет собой процесс получения последовательности измеренных через определенные промежутки времени диагностических параметров разнообразного характера – временных рядов. При их изучении важно определить характер, содержание, количественные характеристики степени нерегулярности изучаемых процессов за счет использования новых подходов к сущности диагностических сигналов и новых видов их математической обработки. Это позволит существенно повысить информативность применяемых диагностических методов исследования поведения технических систем.

Целью статьи является описание особенностей структуры и подходов к анализу временных рядов, которые часто используются в технической диагностике. Материалы, представленные в статье, будут полезны специалистам, занимающимся вопросами диагностики технических систем.

Особенности временных рядов диагностических параметров и их структура

На работу технических систем, включая аппаратуру измерения и регистрации диагностических параметров, оказывают влияние эксплуатационные воздействия, связанные с их спецификой [1]: кратковременное повышение вибраций и перегрузок, удары, повышенный нагрев и т.д. Они могут быть причиной резких скачков и кратковременных изменений параметров (выбросов), иногда с превышением предельно допустимых значений, а также ложных выбросов (аномальных изменений) в результате сбоев аппаратуры измерения и регистрации данных.

Процессы, происходящие в любом объекте диагностирования, носят случайный характер из-за флуктуации выходных параметров, имеющей место в отдельных элементах и устройствах объекта из-за изменения большого числа внутренних параметров элементов вследствие их старения, разрегулирования, внезапных отказов и т.п. В связи с этим диагностические параметры измеряются обычно в условиях различных случайных помех, погрешностей, сбоев, затрудняющих определение основной тенденции изменения параметра, свидетельствующей о неисправности.

В результате работы функциональных подсистем диагностирования, имеющих конкретные схемотехнические реализации, и воздействия на измерительный тракт помех и шумов, заключение о техническом состоянии объекта практически всегда выносится с ошибкой. Вероятная ошибка и правильность диагностирования зависят от ряда событий, которые по своей физической природе являются случайными. Поэтому количественные характеристики показателей диагностирования должны быть представлены вероятностными оценками состояний объекта. На количественное значение этих вероятностей в той или иной степени оказывают влияние все элементы структурной схемы технического диагностирования [2, 3].

Для повышения качества диагностирования в каждом конкретном случае важно правильно определить структуру анализируемого временного ряда.

В общем случае в структуре временного ряда принято выделять две основные составляющие: детерминированную и случайную (ошибку).

Детерминированная (систематическая) составляющая может содержать следующие структурные компоненты:

1) тренд, обусловленный действием долговременных факторов (T);

2) сезонный эффект (S);

3) циклическая компонента, состоящая из циклов переменной длительности и амплитуды (K);

4) «интервенция», носящая импульсный или ступенчатый характер (I).

Случайная (несистематическая) составляющая ряда (E) является результатом воздействия различных факторов случайного характера, затрудняющих обнаружение регулярных компонент. Она также может иметь сложную структуру, формируясь под действием факторов двух видов: внезапного действия и текущих. Факторы первого вида (техногенные аварии, стихийные бедствия и др.), как правило, вызывают более значительные отклонения и катастрофические колебания диагностических параметров. Факторы второго вида вызывают случайные колебания диагностических параметров, являющиеся результатом действия большого числа побочных причин (например, действий внешней среды, ошибок операторов, износа, деградации деталей и т.п.).

Функция, описывающая временной ряд, состоящий из указанных компонент, имеет вид:

$$Y = f\,(T, K, S, I, E). \qquad (1)$$

В зависимости от взаимосвязи компонент между собой может быть построена аддитивная, мультипликативная или смешанная модель временного ряда.

Приведенная структура временного ряда (структурные компоненты) является наиболее полной. На практике, в зависимости от специфики исследуемых процессов, при изучении временных рядов выделяют те или иные компоненты.

В технике для анализа временных рядов, как правило, применяется следующая обобщенная модель [4]:

$$Z(t) = B(t) + C(t) + X(t) + N(t)\,, \qquad (2)$$

где $Z(t)$ – временной ряд; $B(t)$ – тренд, обусловленный медленными, постепенными изменениями во временном ряду; $C(t)$ – периодические функции с фиксированными периодами; $X(t)$ – случайный процесс с нулевым средним, формирующийся в результате одновременного действия множества независимых или слабо связанных друг с другом факторов, сравнимых по эффекту своего участия; $N(t)$ – случайная помеха, являющаяся комбинацией различных случайных процессов, возникающих в чувствительных элементах диагностических систем (датчиках), каналах связи, измерительных устройствах и преобразователях.

Применение традиционных методов анализа временных рядов

Специфика отдельных компонент временного ряда определяет группы математических методов, применяемых для их анализа.

Для выявления и анализа тренда используется аппарат регрессионного анализа и скользящих средних.

Технология анализа сезонной и циклической компоненты временного ряда существенно зависит от цели исследования. Если данные компоненты представляют самостоятельный интерес, необходимо выделять их из ряда и оценивать параметры соответствующей модели. В случае, когда соответствующие колебательные процессы выступают в роли мешающего фактора, они анализируются в составе случайной составляющей.

Колебания относительно тренда выявляются применением спектрального анализа, для исследования таких процессов используют гармонические модели и модели авторегрессии либо скользящего среднего. Преимуществом методов спектрального анализа является возможность оценить вклад колебательной компоненты без вычисления других компонент ряда.

Специальный класс моделей предназначен для построения и прогнозирования последствий импульсных воздействий на технические системы.

Для выявления связей между различными временными рядами с целью их дальнейшего учета, при прогнозировании используют методы кросс-анализа и передаточных функций.

Обычно для построения прогноза временного ряда последовательно оцениваются и удаляются из исходного ряда наиболее адекватные модели тренда, интервенции, колебательных процессов. После их элиминирования должна остаться случайная компонента (*белый шум*). В этом случае выбранная модель считается адекватной исследуемому процессу, и на ее основе производится прогнозирование по каждой из компонент временного ряда.

Методы и модели спектрального (частотного) анализа широко применяются в технической диагностике, например для исследования вибрационных сигналов.

Временная реализация вибрации несет в себе большое количество информации, часть которой может приходиться на очень слабые компоненты, величина которых может быть неразличима на графике. Однако слабые компоненты могут быть важны для раннего выявления развивающихся неисправностей в машине, например дефектов подшипников. Типы сигналов, исследуемые в технике с помощью спектрального (частотного) анализа, весьма многообразны и неоднородны по своей природе, им соответствуют различные виды спектров со своими характеристиками. В зависимости от особенностей изучаемого сигнала выбирают тот или иной метод анализа.

Классическим примером спектрального анализа является разложение временных рядов с циклическими компонентами на несколько гармонических функций с различными частотами с помощью решения задачи линейной *множественной регрессии,* где зависимая переменная – наблюдаемый временной ряд, а независимые переменные или регрессоры – функции синусов всех возможных (дискретных) частот:

$$X_t = a_0 + \sum [a_k \cdot \cos(\lambda_k \cdot t) + b_k \sin(\lambda_k \cdot t)], \quad k \in [1, q], \tag{3}$$

где λ_k – круговая частота, выраженная в *радианах* в единицу времени ($\lambda_k = 2\pi k / q$); a_k и b_k – коэффициенты регрессии, показывающие степень, с которой соответствующие функции коррелируют с данными.

При этом сами синусы и косинусы на различных частотах не коррелированы (ортогональны).

Спектральный анализ определяет корреляцию функций синусов и косинусов различной частоты с наблюдаемыми данными. Если найденная корреляция (коэффициент при определенном синусе или косинусе) велика, то можно заключить, что существует строгая периодичность на соответствующей частоте в данных.

Во многих работах по спектральному анализу структурная модель, показанная выше, представлена в комплексных числах с помощью действительной и мнимой части преобразования Фурье (одномерный анализ Фурье).

Развитием одномерного анализа Фурье, позволяющим одновременно анализировать два ряда, является кросс-спектральный анализ.

Методы обработки временных рядов

Классическое преобразование Фурье обладает рядом недостатков, сужающих область его использования в технической диагностике, особенно для спектрального анализа многокомпонентных сигналов, содержащих сингулярности типа скачков, изменений периодов, амплитуд и фаз гармонических компонент. Это привело к необходимости использования принципиально новых методов обработки временных рядов, существенно отличающихся от классического корреляционно-спектрального анализа.

В настоящее время для изучения основных структурных компонент временных рядов нелинейных динамических систем наиболее часто применяются сингулярное разложение, спектральный анализ, вейвлет-преобразование, метод нормированного размаха (метод Херста), вычисление фрактальной размерности.

Сингулярный спектральный анализ. Сингулярный спектральный анализ *SSA* (*Singular Spectrum Analysis*) основан на динамической модификации метода главных компонент, не требует предварительной стабилизации ряда и, что особенно важно, не требует предварительного наличия модели исследуемого процесса. Поэтому он может эффективно использоваться для исследования структуры временных рядов. Метод заключается в следующем: исходный ряд преобразуется в матрицу развертки, затем осуществляется сингулярное разложение этой матрицы. После этого из полученного набора главных компонент выбираются те, по которым нужно восстановить ряд. С помощью метода *SSA* во временном ряду можно выделить тренд, периодические (циклические) составляющие и случайный шум. При этом определяются не только составляющие временного ряда, но и класс полученных временных рядов [5, 6].

Анализ структуры нерегулярных временных рядов на базе аппарата сингулярного разложения состоит из следующих этапов:

1) определяется совокупность динамических показателей, характеризующих изменчивость временного ряда;

2) определяются критические значения динамических показателей и проводится их разделение на классы при помощи кластерного анализа;

3) для каждого класса проводится сингулярное разложение трансформированной информационной матрицы, включающее такие процедуры, как вложение, собственно сингулярное разложение, группировку и диагональное усреднение.

Далее производится оценка степени влияния каждого сингулярного числа на результирующий ряд и выделение составляющих процесса. Используя сингулярное разложение, нерегулярный временной ряд, обладающий некоторой структурой, можно разложить на произвольное число аддитивных составляющих, количество которых определяется длиной трансформированной информационной матрицы [6].

Применение сингулярного разложения эффективно при анализе стационарных и, что особенно ценно, нестационарных относительно среднего значения случайных временных рядов, содержащих периодические компоненты.

Так, при малых значениях отношений сигнал/шум сингулярные методы дают лучшее разрешение близких по частоте гармоник и обеспечивают бóльшую точность оценивания частоты по сравнению с классическими и параметрическими методами [4].

Вейвлет-анализ. Вейвлет-анализ временных рядов применяется для обработки нестационарных сигналов при описании локальных особенностей этих сигналов (аномальных наблюдений, скачков), фильтрации помех, сжатии [4, 7].

Для описания функции $x(t)$ с локальными особенностями рассматривается преобразование вида:

$$x(t) = \sum_k c_k \psi_k(t), \tag{4}$$

где c_k – коэффициенты разложения; $\psi_k(t)$ – базисная функция, спектр которой некоторым образом локализован в частотной области.

Если взять $\psi_k(t) = \exp(-j\omega_k t)$, то получим преобразование Фурье с предельной локализацией в частотной области в виде дельта-функции $\delta(t)$. При $\psi_k(t) = \delta(t)$, получим предельно четкую локализацию элементов ряда во временной области, которая не несет информации о локальных свойствах частот сигнала.

Если к функции (4) применить оконное преобразование Фурье, в котором окно $\psi(t-b)$ сдвигается вдоль временной оси для вычисления прямого преобразования Фурье с центром в позиции b, то преобразование Фурье становится зависимым от времени, и в результате получается частотно-временное описание сигнала. Выбирая ширину окна, можно повысить точность описания локальных изменений сигнала. Для обеспечения частотной локализации, определяемой сжатиями и растяжениями базисной функции, нужно ввести второй аргумент – масштабный коэффициент a, являющийся аналогом частоты.

Тогда базисная функция $\psi(t)$ примет вид вейвлета:

$$\psi(t) \to \psi\left(\frac{t-b}{a}\right). \qquad (5)$$

В преобразовании (5) параметр b показывает сдвиг функции вдоль оси времени, т.е. определяет ее временную локализацию, а масштабный параметр a обеспечивает частотную локализацию, определяемую сжатием или растяжением базисной функции. Большие значения a соответствуют низким частотам, малые – высоким. Параметр a подвергает масштабированию не только параметр t, но и переменную сдвига b так, что при растяжении или сжатии функции сохраняется отношение $b/a = \text{const}$.

Для описания локальных свойств сигнала применяют совокупность вейвлетов, образованных единой исходной базисной функцией и которые:

1) имеют вид коротких, локализованных во времени волн;

2) обладают возможностью сдвига по оси времени;

3) обладают способностью к масштабированию;

4) имеют ограниченный частотный спектр.

В современной литературе описано достаточно большое количество вейвлетов, многие из них включены в типовые пакеты прикладных программ.

Результатом вейвлет-преобразования скалярной функции является двумерный массив значений коэффициентов $C(a, b)$, содержащих комбинированную информацию об анализируемом сигнале. Распределение значений коэффициентов в пространстве «временной масштаб – временная локализация» дает информацию о вкладе компонент разного масштаба во времени и составляет вейвлет-спектр. При этом некоторые свойства преобразования не зависят от анализирующего вейвлета, поэтому вейвлет-анализ позволяет получить объективную информацию об исследуемом сигнале. Наиболее важными свойствами вейвлет-преобразований сигналов являются: линейность, инвариантность относительно сдвига, инвариантность относительно растяжения (сжатия), дифференцируемость.

Непрерывное вейвлет-преобразование требует большого объема вычислений. В то же время техническая диагностика, как правило, производится на конечном отрезке времени физическими датчиками с ограниченной полосой частот. Поэтому в практических вычислениях часто используют дискретное вейвлет-преобразование. Для этого параметры a и b представляют в виде

$$a = a_0^j, \quad b = ka_0^j, \quad j,k \in Z, \quad a_0 > 1.$$

В этом случае вейвлет-функция может быть представлена формулой

$$\psi_{j,k}(t) = a_0^{-j/2}\psi(a_0^{-j}t - k). \qquad (6)$$

Вейвлет-анализ эффективен при решении задач, связанных с фильтрацией сигнала от шума, когда из наблюдений, содержащих случайную помеху, необходимо выделить полезный сигнал, сводя к минимуму искажения, вносимые помехой. Для этого выполняют:

● разложение исходного сигнала по вейвлетам;

● определение уровней, которые несут информацию об исходном не зашумленном сигнале;

● восстановление сигнала с использованием тех же коэффициентов фильтра, что и при разложении (обратное вейвлет-преобразование).

В технике интересные результаты применения вейвлетов получены при исследовании сигналов, которые затухают во времени или/и меняют свою частоту, например ударные сигналы [8]. Традиционные методы спектрального анализа позволяют лишь выделить доминирующую частоту такого сигнала, что дает исследователю очень мало информации, поэтому, например для диагностики подшипников качения применяют специальные спектры огибающей. Использование вейвлетов позволяет увидеть спектр удара в развитии.

Примером вейвлет-анализа является приведенный на рис. 1 результат вейвлет-преобразования записи вибросигнала (вибрационное ускорение A, м/с^2) с частотой записи 20400 Гц для характеристики «дисбаланс» центробежного насоса.

Другой пример представлен на рис. 2, где приведены амплитуда колебаний ротора турбонасосного агрегата (ТНА) при разгоне и вейвлет-преобразование этого временного ряда (рис. 2, *а*); также показан пример вейвлет-преобразования временного ряда (с приведением скелетных кривых) при быстром разгоне ротора (математическая модель) (рис. 2, *б*).

По светлым областям коэффициентов *C*(*a*, *b*) (см. рис. 2, *а*) видно, как нарастает скорость вращения ротора (значение масштабного параметра *a* уменьшается). Вейвлет-преобразование показывает, что существуют три разные, четко выраженные частотные области: одна соответствует подходу к критической скорости, другая – ее прохождению, и третья – закритическая. В области прохождения критической скорости (см. рис. 2, *а*) существуют двухчастотные колебания ротора, что связано с проявлением нелинейных свойств опор роторной системы. При быстром разгоне ротора формируется трехчастотный спектр, т.е. временной ряд содержит три частотные составляющие. Наиболее энергоемкой является низшая частота. Чем выше коэффициенты *C*(*a*, *b*) (наиболее светлые области), тем большей энергией обладает соответствующая частотная составляющая ряда.

Достаточно эффективные результаты дает комбинированная методика совместного использования быстрого преобразования Фурье и вейвлет-преобразования, которая применялась, например, при комплексном анализе сигналов акустической эмиссии (АЭ) для диагностики дорогостоящего или потенциально опасного технологического оборудования [9].

Диагностика такого оборудования включает два этапа. На первом проводится спектральный анализ сигнала АЭ на коротких временных интервалах (в которых укладывается несколько колебаний волн АЭ, что необходимо для качественного построения Фурье-спектра сигнала); расчет характерного параметра спектра и добавление его в историю (построение временного ряда). На втором этапе проводится вейвлет-анализ сформированного временного ряда характерного параметра, анализ изменения сигнала АЭ на протяжении нескольких технологических циклов работы оборудования. Результатом анализа является информация о характере и распределении во времени источников АЭ.

Фрактальный анализ. В последнее время получили развитие методы изучения временных рядов диагностических сигналов, согласно которым временные последовательности изменения диагностических сигналов рассматриваются как совокупности периодических и хао-

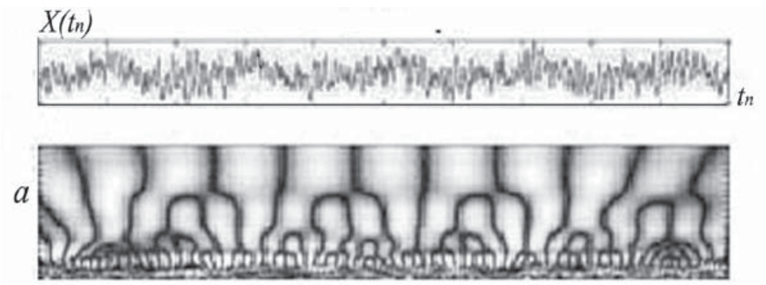
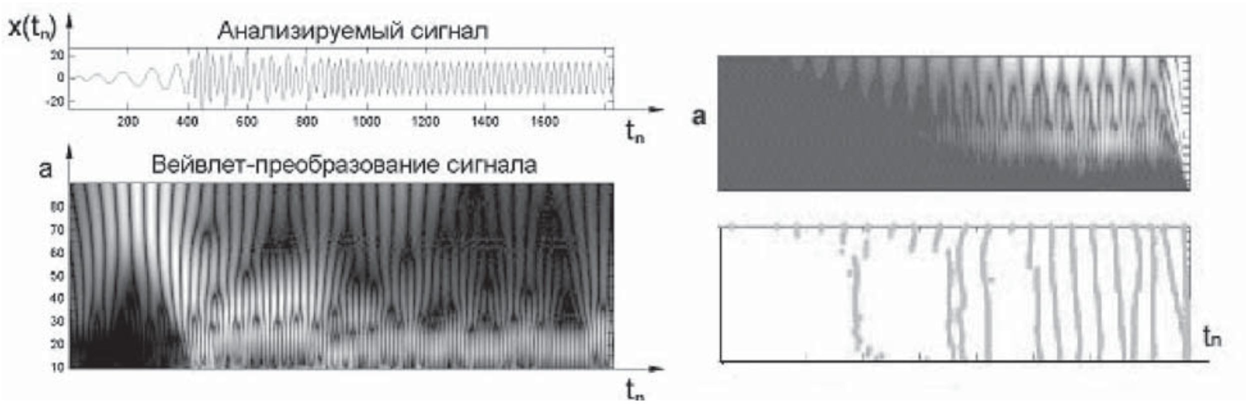


Рис. 1. Вейвлет-преобразование диагностического сигнала «дисбаланс» (центробежный насос)



а *б*

Рис. 2. Вейвлет-преобразования временных рядов:

а – временной ряд и вейвлет-преобразование процесса разгона ротора;

б – вейвлет-преобразование при быстром разгоне ротора тических процессов. Хаотическая компонента содержится как в динамике формы записи сигнала, так и в изменении частоты. Поэтому представляет интерес, с одной стороны, сопоставление периодических и хаотических компонент сигнала и, с другой стороны, изучение динамики хаотических компонент.

Одним из подходов изучения хаотической компоненты, использующим алгоритм реконструкции *странных аттракторов*, является метод изучения детерминированных непериодических процессов, для которых невозможен долгосрочный прогноз [10, 11]. Он позволяет выяснить, насколько сложной должна быть модель изучаемого процесса или явления (сколько в ней должно быть степеней свободы или параметров порядка), насколько велик временной интервал, на котором можно прогнозировать поведение изучаемого объекта, установить существование хаотических режимов.

Странные аттракторы могут быть описаны *фрактальной размерностью (*под фракталами понимают множества, которые обладают масштабной инвариантностью, т.е. в любом масштабе выглядят практически одинаково). Методы определения фрактальной размерности используются в случае, когда предполагается наличие у изучаемой системы аттрактора.

В теории динамических систем фрактальные множества занимают важное место, поскольку решения большинства нелинейных задач представляют собой фрактал. Основной характеристикой фракталов является их размерность, которая указывает на близость таких множеств к регулярным объектам и позволяет определить число независимых переменных, однозначно их описывающих.

В последнее время выявлено большое число прикладных задач, где фрактальная структура и размерность служат основными характеристиками системы, например в турбулентности. Если рассмотреть скорость турбулентного потока как функцию пространственных переменных и времени, то она будет представлять собой фрактал того же типа, что и броуновская кривая [12].

Одним из наиболее разработанных методов фрактального анализа является метод расчета *корреляционной размерности (*корреляционного интеграла). Для ее вычисления непрерывная траектория заменяется множеством точек N в фазовом пространстве, затем вычисляется расстояние S_{ij} между парами точек

$$S_{ij} = \left| x_i - x_j \right|, \tag{7}$$

где x_i, x_j – координаты точек.

На следующем шаге рассчитывается корреляционная функция как $C(r) = \lim\limits_{N\to\infty} \frac{1}{N^2}$ (число пар (i, j), для которых расстояние $S_{ij} < r$).

Поскольку для многих аттракторов эта функция зависит от r при $r \to 0$ по степенному закону, то есть $\lim C(r) = ar^d$, корреляционную размерность можно определить по следующей формуле:

$$d_G = \lim_{r\to 0} \frac{\log C(r)}{\log r}. \tag{8}$$

Корреляционную размерность $C(r)$ также можно вычислить, описав в фазовом пространстве сферу вокруг каждой точки x_i и подсчитав число точек в каждой сфере:

$$C(r) = \lim_{N\to\infty} \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^{N} \sum_{\substack{j=1 \\ i\neq j}}^{N} H(r - \left| x_i - x_j \right|), \tag{9}$$

где $H(s) = 1$ при $s > 0$ и $H(s) = 0$ при $s < 0$.

В настоящее время для сравнения фрактальных свойств различных процессов наиболее часто используется метод Херста, в котором для анализа временных рядов используется безразмерный показатель в виде отношения размаха R накопленного отклонения от среднего к среднеквадратическому отклонению S (R/S) [10].

Зависимость параметра (R/S) от времени наблюдения, построенная в двойном логарифмическом масштабе, представляет исследуемый процесс в виде фрактальной функции. Аппроксимацией фрактальной функции прямой линией определяется угловой коэффициент H, называемый показателем Херста. Показатель Херста используется для вычисления основного фрактального параметра процесса – размерности Хаусдорфа – Безиковича, являющейся интегральной характеристикой объекта или процесса:

$$D = 2 - H. \tag{10}$$

В зависимости от значения фрактального показателя H в методе Херста (H изменяется от 0 до 1) рассматриваемые процессы могут быть классифицированы как:

– антиперсистентные, для которых характерна знакопеременная тенденция в сочетании с относительно высоким уровнем зашумленности, фрактальные линии которых расположены в области, где $0 < H < 0{,}5$;

– персистентные, для которых характерно сохранение наблюдаемой устойчивой тенденции в сочетании с относительно низким уровнем зашумленности, фрактальные линии которых расположены в области, где $0{,}5 < H < 1$;

– процессы, в которых тренд отсутствует, а степень зашумленности определяется факторами, которые нельзя учесть в методе Херста, если $H = 0{,}5$ (в частности, фрактальные линии всех стационарных сигналов вырождаются в прямую с $H = 0{,}5$ и, таким образом, никак не разделяются) [13].

Общие закономерности связи степени зашумленности сигналов и их фрактальных свойств, выраженных показателем Херста H, проиллюстрированы на рис. 3, где изображены реализации временных рядов наблюдений (объем выборки N=1000), имеющие существенно различные фрактальные свойства и, соответственно, разные оценки показателя Херста.

Визуально можно определить, что стационарные случайные сигналы (например, шум с нормальным распределением) имеют максимальную зашумленность, а зашумленность фрактальных сигналов падает с увеличением показателя Херста H.

Приведенный метод позволяет классифицировать на одной фрактальной плоскости стационарные, нестационарные и квазипериодические сигналы.

Примером комбинированной методики, базирующейся на применении теории фракталов и вейвлет-анализа для выявления особенностей временных рядов при диагностике систем, является применение показателя Херста как для частотных, так и для энергетических спектров анализируемых динамических процессов [14]. При этом анализируются множества, характеризующие частотный спектр, и энергий частотных составляющих (вейвлет-спектр). Частотный спектр и максимальные значения энергий определяются с помощью вейвлет-анализа по результирующей поверхности вейвлет-преобразования $C(a, b)$. Распределение частотного состава в момент времени t, определяемое максимальными коэффициентами вейвлет-преобразования $(C(a_i,b_j)_{\max})$ (рис. 4), можно охарактеризовать фрактальной размерностью частотного спектра d_f (или показателем Херста). Условием устойчивости является минимальность изменения фрактальной размерности частотного спектра со временем, для этого можно ввести ограничивающее значение ε_f:

$$\Delta d_f(a_i, t) \le \varepsilon_f. \qquad (11)$$

Изменение энергии спектральных составляющих сигнала также определяем по фрактальной размерности множества энергетических коэффициентов, соответствующих частотам (коэффициенты $C(a, b)$): $\Delta d_c(C(a_i, t)) \le \varepsilon_c$. Частотный спектр, его распределение и число частот определяются по первой производной

$$\frac{d(C(a_i, b))}{da} = 0,\ i=1, 2, \ldots n_b,$$

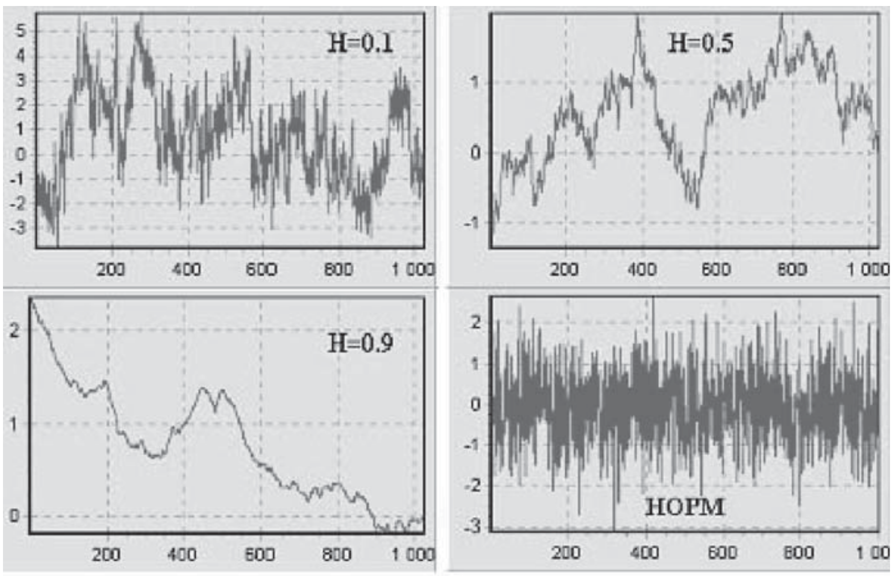


Рис. 3. Типовые реализации фрактальных временных рядов наблюдений с H=0,1; H=0,5; H=0,9 и белого шума с нормальным распределением [13]

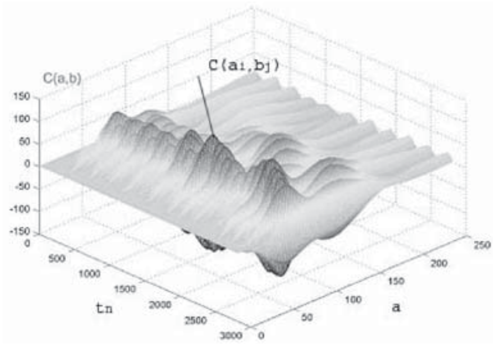


Рис. 4. Трехмерное изображение вейвлет-спектра (коэффициентов $C(a, b)$):
t_n – время; a_i, b_j – масштабные параметры вейвлет-преобразования

где n_b – число рассматриваемых локальных максимальных значений коэффициентов $C(a_i,b)$.

В найденных точках $a=a_i$ вычисляются значения коэффициентов $C(a_i,b)$, которые определяют уровень энергии сигнала на данной частоте. Учет изменений фрактальных показателей d_f и d_C необходимо проводить по методике построения отображений Пуанкаре (или стробоскопический метод).

Отображения строятся с временными интервалами, равными Δt, соответствующими значимой высокочастотной составляющей временного ряда. Такое сканирование поверхности $C(a, b)$ позволяет определить особенности изменения частотного состава и энергии его составляющих. Незначительные колебания спектра и его энергии характеризуются локализацией точек в ограниченной области фрактальной плоскости.

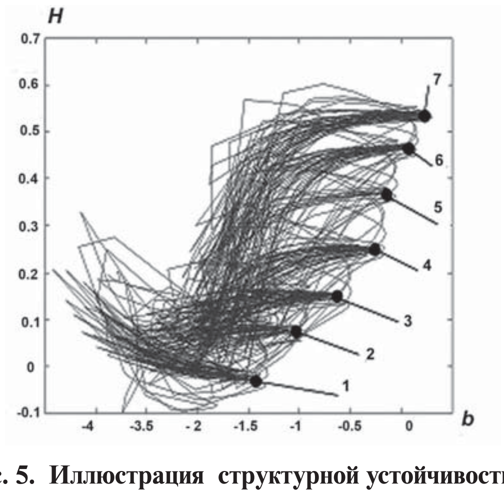


Рис. 5. Иллюстрация структурной устойчивости временного ряда, определенной на фрактальной плоскости b_0H (плоскости Херста): изменение режимов функционирования системы

На рис. 5 приведен пример оценки структурной устойчивости динамики (временных рядов) по изменению значений коэффициентов $C(a, b)$ вейвлет-преобразования без введения временного интервала (непрерывный фрактальный анализ коэффициентов $C(a, b)$). Характер изменений коэффициентов $C(a, b)$ определяется на фрактальной плоскости $H0b$.

Алгоритм метода можно представить в виде следующего процесса:

$$X(t) \Rightarrow C(a,b) \Rightarrow C(a_i,b)_{\max} \Rightarrow d(d_f(\Delta t)d_c(\Delta t)). \quad (12)$$

Таким образом, вейвлет-преобразование позволяет получить характеристики во временной и частотной областях, а теория фракталов служит основой для описания внутренней структуры последовательности этих данных – фрактальная оценка позволяет характеризующие системы множества представить в виде обобщающего критерия d (или H), которые могут нести и прогнозную функцию – оценивать устойчивость динамического процесса.

Заключение

Развитие теории динамического хаоса, методов количественных характеристик степени нерегулярности процессов и возросшие возможности современной вычислительной техники позволяют за счет использования новых подходов к сущности сигналов и новых видов их специальной математической обработки существенно расширить диапазон и повысить информативность применяемых диагностических методов исследования поведения технических систем.

В технической диагностике при изучении основных структурных компонент временных рядов нелинейных динамических систем и при прогнозировании поведения объекта диагностики хорошие результаты могут быть получены в результате применения сингулярного разложения, спектрального анализа, вейвлет-преобразования, метода нормированного размаха (метод Херста), вычисления фрактальной размерности.

Список литературы

1. *Палагин А.А., Ефимов А.В., Меньшикова Е.Д.* Моделирование функционального состояния и диагностика турбоустановок. – Киев: Наукова Думка, 1991. – 192 с.
2. *Глущенко П.В.* Техническая диагностика:

Моделирование в диагностировании и прогнозировании состояния технических объектов. – М.: Вузовская книга, 2004. – 248 с.
3. *Ахметханов Р.С., Дубинин Е.Ф., Петров В.П., Резников Д.О.* Диагностика систем по данным временных рядов и оценка рисков // Проблемы машиностроения и автоматизации. 2008. № 3. С. 38–49.
4. *Большаков А.А., Каримов Р.Н.* Методы обработки многомерных данных и временных рядов. – М.: Горячая линия – Телеком, 2007. – 522 с.
5. Главные компоненты временных рядов: метод «Гусеница» / под ред. Д.Л. Данилова, А.А. Жиглявского. – СПб.: Пресском, 1997. – 307 с.
6. *Куклин Н.Н., Лазебник Т.С., Севостьянова Е.А.* Информационная технология оценки структуры модели прогнозирования нерегулярных временных рядов // Системи обробки інформації. Проблеми і перспективи розвитку IT-індустрії. 2010, випуск 7 (88). С.103–105.
7. Непрерывное вейвлет-преобразование в анализе бизнес-информации. Режим доступа: http://www.tradeways.org/wave_3.php (дата обращения: 14.05.2013).
8. Вибрация. Режим доступа: http://vibration.narod.ru/articles/wavelet.htm (дата обращения: 14.05.2013).
9. *Данюк А.В., Мерсон Д.Л., Надточий М.Ю.* Применение Фурье- и вейвлет-преобразования в комплексном анализе сигналов акустической эмиссии для диагностики технологического оборудования. Режим доступа: http://konftm.tltsu.ru/stat/danuk/input1.html (дата обращения: 12.10.2011).
10. *Федер Е.* Фракталы: пер. с англ. – М.: Мир, 1991. – 254 с.
11. *Малинецкий Г.Г.* Хаос. Структуры. Вычислительный эксперимент: Введение в нелинейную динамику. – М.: Эдиториал УРСС, 2000. – 256 с.
12. *Лоскутов А.Ю.* Синергетика и нелинейная динамика: новые подходы к старым проблемам. Режим доступа: http://spkurdyumov.narod.ru/Loskutov5.htm (дата обращения: 14.05.2013).
13. *Кликушин Ю.Н.* Метод фрактальной классификации сложных сигналов // Журнал Радиоэлектроники. 2000. № 4. Режим доступа: http://jre.cplire.ru/alt/apr00/1/text.html (дата обращения: 14.05.2013).
14. *Агарев К.М., Ахметханов Р.С., Дворецкая Т.Н., Юдина О.Н.* Комплексный анализ особенностей и устойчивости спектрального состава временного ряда // Проблемы машиностроения и автоматизации. 2006. № 2. С. 24–32.

Материал поступил в редакцию 30.04.2013

АХМЕТХАНОВ Расим Султанович

E-mail: **mibsts@mail.ru**
Тел.: **(495) 623-57-55**

Доктор технических наук, заведующий лабораторией перспектив развития безопасных машин и процессов Федерального государственного бюджетного учреждения науки Институт машиноведения им. А.А. Благонравова Российской академии наук (ИМАШ РАН). Сфера научных интересов – техногенная безопасность, динамика и диагностика сложных технических систем. Автор более 100 научных статей, 13 изобретений.

ДУБИНИН Евгений Федорович

E-mail: **mibsts@mail.ru**
Тел.: **(495) 623-57-55**

Научный сотрудник лаборатории перспектив развития безопасных машин и процессов Федерального государственного бюджетного учреждения науки Институт машиноведения им. А.А. Благонравова Российской академии наук (ИМАШ РАН). Сфера научных интересов – техногенная безопасность, системы диагностики и мониторинга опасных технических объектов. Автор более 30 научных статей, 11 изобретений.

КУКСОВА Варвара Игоревна

E-mail: **barbara-ik@mail.ru**
Тел.: **(495) 624-91-54**

Кандидат экономических наук. Старший научный сотрудник лаборатории перспектив развития безопасных машин и процессов Федерального государственного бюджетного учреждения науки Институт машиноведения им. А.А. Благонравова Российской академии наук (ИМАШ РАН). Сфера научных интересов – техногенная безопасность, математико-статистические методы в диагностике и мониторинге сложных технических систем. Автор более 60 научных статей.