

**А. Ю. Спасёнов**, аспирант, ассистент кафедры, e-mail: a.spasenov@mail.ru,

**К. В. Кучеров**, аспирант, ассистент, e-mail: cvkucherov@yandex.ru,

**Т. М. Волосатова**, канд. техн. наук, доц., e-mail: tamaravol@gmail.com,

**Д. М. Жук**, канд. техн. наук, доц., e-mail: zhuk\_d@mail.ru,

Московский государственный технический университет имени Н. Э. Баумана  
(национальный исследовательский университет)

## **Оценка состояния сложных технических объектов с использованием структурно-модального анализа квазипериодических временных рядов**

*Представлен способ описания и оценки технических состояний сложного динамического объекта с использованием метода структурно-модального анализа многомерных временных рядов. Показана возможность автоматической оценки динамики изменения состояния объекта и получения диагностической информации на основе портрета технического состояния объекта. Предлагаемый подход может быть использован для создания специального математического обеспечения, направленного на автоматический анализ состояния сложных технических систем.*

**Ключевые слова:** анализ временных рядов, техническое состояние объекта, модальный анализ, тематическое моделирование

### **Введение**

В различных областях науки и техники встречаются системы, моделирование которых

представляет собой сложную задачу в связи с наличием глубоких зависимостей между их составными частями. Такие системы, как правило, нелинейны, гетерогенны и могут иметь

обратные связи [1–3]. Для описания систем подобного рода в настоящее время принято выделять класс сложных технических систем (СТС).

СТС, как правило, эксплуатируются совместно с системами мониторинга, что позволяет снизить возможные риски от возникновения разладки в системе. При этом задача создания систем мониторинга усложняется в той же мере, в которой конструктивно усложняются СТС. Наиболее важной задачей системы мониторинга является работа в режиме реального времени (жесткость режима зависит от конкретной решаемой задачи) или, по крайней мере, в близком к нему по латентности. При обеспечении такого режима работы качество системы мониторинга может быть значительно улучшено за счет использования совместно с информацией о текущем состоянии объекта исторических наблюдений, хранящихся в виде системы знаний.

Обычно СТС имеют конечное число физически интерпретируемых состояний и в один момент времени могут находиться в каком-либо одном из них. Большая часть возможных состояний выделяется на основе априорной информации о СТС, и такие состояния имеют наибольшее значение для эксплуатации и обслуживания СТС. В связи с этим актуальной является задача отнесения текущего состояния СТС к одному из известных. Существуют работы [4], в рамках которых при использовании диагностических процедур и априорной информации о структуре исследуемой системы эта задача может быть решена с определенной степенью точности.

Исходные данные для анализа СТС часто представлены в виде квазипериодического временного ряда (ВР), каждый элемент которого представляет собой набор характерных признаков (ХП), описывающих состояние СТС в определенный момент времени [5]. Повышение точности классификации состояния СТС связано в первую очередь с исследованием применимости методов поиска характерных участков, периодических участков и трендов во ВР. Особый интерес представляет последующая обработка найденных участков, состоящая в извлечении ХП с последующим описанием принадлежности системы к конкретному состоянию с использованием методов тематического моделирования. Такой подход позволит значительно со-

кратить число обрабатываемых сегментов ВР и даст возможность оценивать динамику изменения ХП только специфических фрагментов записи. Целью данной работы является демонстрация возможностей метода структурно-модального анализа квазипериодических многомерных ВР для оценки состояния СТС.

### Постановка задачи структурно-модального анализа квазипериодических временных рядов

Одним из примеров сигнала реальной СТС является сигнал вибрации, регистрируемый на станке при обработке изделий (рис. 1). Обработка происходит в течение нескольких циклов, один из которых представлен в увеличенном виде на рис. 1.

Анализ вибраций станка выполняется в целях ранней диагностики поломок и предотвращения порчи заготовок деталей. При этом необходимо, чтобы система управления станком была способна анализировать изменения состояния СТС и в случае перехода в состояние (состояния) "поломки" могла оперативно реагировать на это.

Использование для решения этой задачи методов структурного анализа квазипериодических нестационарных сигналов осложняется большой размерностью исходных данных — получение близких к требуемым характеристик латентности при таком подходе невозможно. Однако следует отметить, что информативными являются не все участки анализируемого сигнала, а также тот факт, что на основе априорных знаний информативные участки могут быть отнесены к заранее известному конечному множеству интерпретируемых состояний.

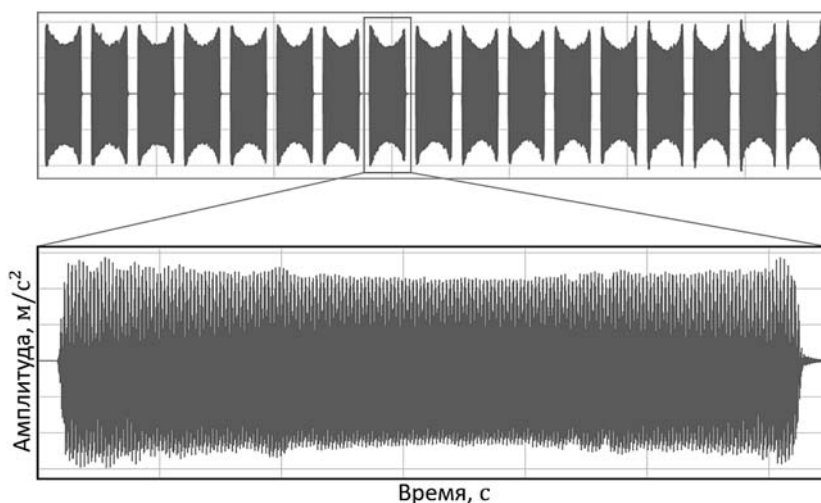


Рис. 1. Сегментация сигнала вибрации

Исходя из этих соображений в настоящей работе предлагается оригинальный подход к структурно-модальному анализу квазипериодических ВР. На первом этапе предлагаемого подхода происходит выделение паттернов в сигнале с использованием методов сегментации ВР. Далее выполняется параметрическое описание процессов, протекающих в выявленных сегментах сигнала, и создание вероятностного портрета состояния системы.

### **Сегментация квазипериодических временных рядов**

Динамика СТС, находящейся в определенном состоянии, характеризуется участком (сегментом) исходного ВР. В рамках такого описания задача сегментации представляет собой задачу определения факта перехода между состояниями. Она может быть решена лишь в том случае, если система обладает фундаментальным свойством наблюдаемости, означаящим, что по информации на выходе можно полностью восстановить информацию о состояниях системы.

Благодаря наличию априорной информации о состояниях, представленных в реальном мире СТС, решение задачи сегментации состоит в нахождении преобразования, пригодного для сопоставления ВР с одним или несколькими характерными для СТС в определенном состоянии участками (паттернами). Задача сегментации может быть представлена в виде композиции двух подзадач. Первой из них является поиск подобия участков сигнала, при этом длина участков может быть постоянной или переменной. Второй задачей является локализация во времени внезапных изменений динамики системы, формально задаваемой в виде зависимости элементов ВР от индекса.

При анализе сигналов реальных систем важно выбрать адекватную модель, учитывающую особенности анализируемых сигналов и позволяющую интерпретировать получаемые результаты с физической точки зрения. Нестационарность анализируемых ВР не позволяет применять к ним классические методы частотного анализа, так как спектральные характеристики таких ВР меняются со временем.

Общепринятым подходом к анализу нестационарных ВР является использование оконных преобразований с временным окном фиксированной длины. При этом предполагается, что ширина окна может быть подобрана таким

образом, что участок ряда внутри него будет квазистационарным. Однако получаемые с реальных систем сигналы, как правило, не обладают свойством локальной стационарности. Это обусловлено нелинейным характером динамики системы, что выражается присутствием в анализируемом ВР быстро затухающих мод, быстрых локальных изменений значений модальных параметров или резких изменений структуры системы. Таким образом, применение методов сегментации с фиксированным размером окна не всегда возможно из-за свойств анализируемого ВР. Более представительной [6] является модель локально-переходных ВР или модель локально-переходных изменений [7, 8]. Она характеризует временные интервалы, в которых нарушается локальная стационарность ВР.

Можно выделить ряд направлений, в рамках которых на данный момент времени были получены наилучшие результаты в решении задачи сегментации нестационарных ВР: генетические алгоритмы [9, 10], многомасштабный корреляционный анализ [11–13], методы модальной декомпозиции [14–16], вейвлет-анализ [17], применение шейплетов [18, 19].

Для решения задач первого этапа структурно-модального анализа квазипериодических ВР может быть выбран любой из перечисленных методов с учетом ограничений и особенностей применения в рамках конкретной предметной области.

### **Оценка состояния сложных технических объектов**

Основным фактором, связывающим сигналы определенного вида со специфическими для них процедурами обработки, является выбор формального математического описания реальных данных и измерений. Усложнение природы исследуемых сигналов требует совершенствования моделей и методов их обработки. Происходит разделение на параметрические, непараметрические и полупараметрические методы обработки в зависимости от сложности представления исследуемого процесса [5].

Задача контроля и мониторинга технического состояния объектов относится к задачам общей теории распознавания образов текущего состояния объектов [5]. Решение этой задачи в технической диагностике основано на диагностических моделях, устанавливающих связь между состоянием технической системы

и его отображением в пространстве диагностических признаков.

Состояние многих динамических объектов с распределенными параметрами может быть представлено рядами следующего вида [20]:

$$Q(x, t) = \sum_{k=1}^{\infty} a_k \gamma_k(t) \varphi_k(x, y, z),$$

где  $\varphi_k(x, y, z)$  и  $\gamma_k(t)$  — пространственная и временная моды соответственно. Числа  $a_k$  зависят от внешних входных воздействий (внешних возмущений, начальных условий и т.д.). Функции  $\varphi_k(x, y, z)$  и  $\gamma_k(t)$  являются внутренней характеристикой распределенной системы.

Модальные параметры, описывающие протекающие процессы в интересующих сегментах, будут являться их ХП. Хорошо зарекомендовавшим себя методом параметрического модального анализа сигналов является метод Прони [21–23]. Данный метод имеет высокую разрешающую способность и позволяет определить особенности временной эволюции динамических процессов.

Для решения задачи анализа технического состояния объектов на основе полученных диагностических признаков воспользуемся моделью [4], которая представляет собой два упорядоченных множества. Первое множество является моделью объекта анализа, второе — моделью процесса определения технического состояния объекта, т. е. процесса анализа:

$$\begin{aligned} M_o &= \langle S, \Pi, \Sigma, P, \Phi \rangle, \\ M_{\Pi} &= \langle S, \Omega, P, \hat{\Pi} \rangle, \end{aligned} \quad (1)$$

где  $M_o$  — модель объекта анализа;  $M_{\Pi}$  — модель процесса определения состояния объекта, т. е. процесса анализа;  $S = \{S_i | i = \overline{1, m}\}$  — множество технических состояний, в одном из которых может находиться проверяемый объект;

$\hat{\Pi} = \{\hat{\pi}_j | j = \overline{1, n}\}$  — множество проверок, взаимно однозначно соответствующее множеству  $\Pi = \{\pi_j | j = \overline{1, n}\}$  диагностических признаков, на котором все технические состояния  $S_i \in S$  попарно различимы;  $\Sigma = \{\sigma_{ij} | i = \overline{1, m}, j = \overline{1, n}\}$  — множество модельных значений признаков, каждый из которых означает наиболее вероятный исход проверки  $\hat{\pi}_j \in \hat{\Pi}$  в ТС  $S_i \in S$ ;

$P = \left\{ P(S_i) \middle| \sum_{i=1}^m P(S_i) = 1 \right\}$  — множество вероятностей ТС  $S_i \in S$ ;  $\Omega = \{R | R \subseteq S\}$  — алгебра подмножеств множества  $S$ , в которой элементы  $R$  имеют смысл информационных состояний моделируемого процесса;  $\Phi: S \times \Pi \rightarrow \Sigma$  — отображение, устанавливающее связь между элементами множеств  $\Sigma$ ,  $S$  и  $\Pi$ , согласно которому  $\sigma_{ij} = \Phi(S_i, \hat{\pi}_j)$ ,  $\hat{\pi}_j \in \hat{\Pi}$ ,  $S_i \in S$ .

В результате вероятностно-динамической модели реализуется последовательная процедура оценки технического состояния. Для уменьшения вычислительной сложности алгоритмов параметрического модального анализа предлагается использовать оконное преобразование. На рис. 2 показано разбиение одного сегмента записи на отдельные фрагменты с использованием оконной функции. Варьируемыми параметрами данного шага являются ширина окна и сдвиг.

Каждый полученный фрагмент подается на вход методу параметрического модального анализа Прони. Полагая, что наблюдаемые данные  $x[n]$  имеют  $N$  комплексных отсчетов  $x[1]$ ,  $x[2]$ , ...,  $x[N]$ , метод Прони будет сопоставлять эти данные с суммой комплексных функций:

$$y[n] = \sum_{k=1}^M A_k e^{(n-1)(\alpha_k + j2\pi f_k)\Delta + j\theta_k}$$

для  $n = 1, 2, \dots, N$ , где  $j^2 = -1$ , а  $\Delta$  — интервал дискретизации. Объектами оценивания являются амплитуда комплексных экспонент  $A_k$ , па-

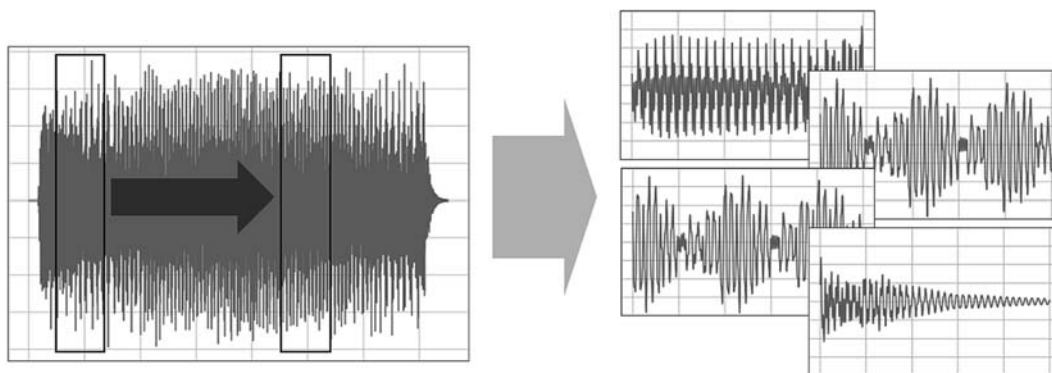


Рис. 2. Оконный анализ

раметр затухания  $\alpha_k$ , гармоническая частота  $f_k$  и фаза  $\theta_k$ . Значения этих параметров являются ХП для конкретного уровня разложения сигнала, представляющими собой диагностические признаки в модели (1). Если эти параметры определены корректно, степень приближения исходного сигнала будет высокой [21]. На рис. 3 (см. вторую сторону обложки) представлено параметрическое модальное разложение сигнала в разных диапазонах частот ( $F_1, F_2, F_3, \dots, F_N$ ) и соответствующий им набор ХП.

Фрагменту записи при этом ставится в соответствие совокупность декомпозиций, причем каждый найденный набор модальных параметров может рассматриваться как терм, а их комплекс — как текстовый документ [24]. Таким образом, в соответствие анализируемому ВР ставится корпус документов. В случае наличия априорной информации о частотных составляющих сигнала можно жестко установить все возможные диапазоны значений модальных параметров и выполнить процедуру категоризации значений ХП. Если свойства исследуемого процесса заранее неизвестны, то можно воспользоваться методами кластеризации данных. Число кластеров и параметры работы алгоритмов будут являться настраиваемыми параметрами предлагаемого метода. В результате будет получено множество  $W$  всех возможных термов. Формирование словаря можно понимать как выделение набора макрособытий в развитии исследуемого процесса [25]. На рис. 4 (см. вторую сторону обложки) представлен результат получения портрета состояния системы в рамках характерного фрагмента исходного сигнала. Под портретом понимается распределение частот встречаемости наборов модальных параметров в рамках одного фрагмента ВР.

При анализе СТС сложно заранее определить все возможные состояния исследуемого объекта. Для поиска возможных состояний системы можно воспользоваться алгоритмами тематического моделирования на основе полученного корпуса документов, осуществляющими мягкую кластеризацию путем разделения документов между несколькими кластерами. Тематическое моделирование обладает существенным запасом гибкости, позволяющим обрабатывать сложно структурированные данные и применять тематический анализ совместно с другими методами анализа текстов [26]. Согласно формуле полной вероятности и гипотезе условной независимости, распределение термов в документе описывается вероятностной смесью распределений термов в темах:

$$p(w|d) = \sum_{t \in T} p(w|t, d) p(t|d) = \\ = \sum_{t \in T} p(w|t) p(t|d) \sum_{id} \varphi_{wt} \theta_{id},$$

где  $w$  — терм;  $d$  — документ, связанный с темой  $t$ ,  $\varphi_{wt} = (p|t)$  — вероятностная смесь распределений термов в темах с весами  $\theta_{id} = p(t|d)$ . Каждую полученную тему можно интерпретировать как возможное состояние, в котором может находиться исследуемый объект.

На рис. 5 и 6 (см. вторую сторону обложки) представлены результаты сжатия представления исследуемого процесса в три характерных процесса с использованием модели латентного размещения Дирихле [27, 28], являющейся одной из наиболее популярных моделей тематического моделирования. Радиус окружностей на изображениях определяется долей наборов модальных параметров в сегменте анализируемого ВР, которые содержат соответствующие значения амплитуды и частоты. Каждый полученный фрагмент определяется свойствами процессов, протекающих во время обработки изделия.

## Заключение

В работе описан оригинальный метод структурно-модального анализа квазипериодических ВР. Предлагаемый метод может быть использован для решения задачи диагностики и мониторинга состояния СТС в различных прикладных областях. Описанный метод позволяет выявлять динамику изменения состояния систем в автоматическом или полуавтоматическом режиме в зависимости от объема априорной информации об анализируемой СТС. Комбинирование методов интеллектуальной обработки данных, применяемых в различных областях, позволяет получить интерпретируемые результаты в целях улучшения качества решения поставленных задач оценки СТС.

Дальнейшее развитие данного подхода возможно за счет формирования словаря состояний с термами, отвечающими за характер изменения параметров ВР, и использования портрета состояний системы для решения различных задач интеллектуального анализа данных.

## Список литературы

1. Bar-Yam Y. General Features of Complex Systems // Knowledge management, organizational intelligence and learning, and complexity. 2002. Vol. 1, N. 1. P. 3—13.
2. Цветков В. Я. Сложные технические системы // Образовательные ресурсы и технологии. 2017. № 3. С. 86—91.

3. **Кудж С. А.** Многоаспектность рассмотрения сложных систем // Перспективы науки и образования. 2014. № 1. С. 38–43.
4. **Копкин Е. В., Кобзарев И. М., Зверева Е. Е.** Квазиоптимальный алгоритм построения гибкой программы анализа технического состояния объекта // Научные технологии в космических исследованиях Земли. 2017. Т. 9, № 3. С. 4–12.
5. **Лоскутов А. И., Козырев Г. И., Клыков В. А., Шестопалова О. Л.** Синтез адаптивных математических моделей бортовых радиоэлектронных систем космических аппаратов на основе применения гомологичных математических структур // Труды СПИИРАН. 2018. № 1. С. 169–194.
6. **Кухаренко Б. Г.** Исследование по методу Прони динамики систем на основе временных рядов // Труды Московского физико-технического института. 2009. Т. 1, № 2. С. 176–192.
7. **Porat B., Friedlander B.** Performance analysis of a class of transient detection algorithms: a unified framework // IEEE Transactions on Signal Processing. 1992. Vol. 40, N. 10. P. 2536–2545.
8. **Thornburg H., Gouyon F.** A flexible analysis-synthesis method for transients // Proceedings of International Computer Music Conference. Berlin, 2000. P. 7–11.
9. **Azami H., Mohammadi K., Hassanpour H.** An improved signal segmentation method using genetic algorithm // International Journal of Computer Applications. 2011. Vol. 29, N. 8. P. 5–9.
10. **Krajca V., Petranek S., Patakova I., Varri A.** Automatic Identification of Significant Graphoelements in Multichannel EEG Recordings by Adaptive Segmentation and Fuzzy Clustering // International Journal of Biomedical Engineering. 1991. Vol. 28, N. 1. P. 71–89.
11. **Анциперов В. Е.** Обнаружение ритмов головного мозга человека на основе корреляции аналитических спектров ЭЭГ в основных диапазонах частот // Журнал радиоэлектроники. 2014. № 5. С. 13–24.
12. **Анциперов В. Е.** Оценивание характера последствий случайных точечных процессов методами многомасштабного корреляционного анализа // Журнал радиоэлектроники. 2015. № 6. С. 12–32.
13. **Анциперов В. Е.** Многомасштабный корреляционный анализ нестационарных, содержащих квазипериодические участки сигналов // Радиотехника и электроника. 2008. № 53. С. 73–85.
14. **Kumaresan R., Tufts D. W.** Estimating the parameters of exponentially damped sinusoids and pole-zero modeling in noise // IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing. 1982. Vol. 30, N. 4. P. 833–840.
15. **Tufts D. W., Kumaresan R.** Singular value decomposition and improved frequency estimation using linear prediction // IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing. 1982. Vol. 30, N. 4. P. 671–675.
16. **Hua Y., Sarkar T. K.** On SVD for estimating generalized eigenvalues of singular matrix pencil in noise // IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing. 1991. Vol. 39, N. 4. P. 892–900.
17. **Назимов А. И.** и др. Распознавание осцилляторных паттернов на электроэнцефалограмме на основе адаптивного вейвлет-анализа // Вестник Тамбовского университета. Серия: Естественные и технические науки. 2013. Т. 18, № 1. С. 10–14.
18. **Карпенко А. П., Кострубин М. С., Чернышев А. С.** Эффективность классификации многомерных временных рядов с помощью шейплетов // Машиностроение и компьютерные технологии. 2015. № 11. С. 382–405.
19. **Карпенко А. П., Сотников П. И.** Модифицированный метод классификации многомерных временных рядов с использованием шейплетов // Вестник Московского государственного технического университета им. НЭ Баумана. Серия "Приборостроение". 2017. № 2. С. 46–65.
20. **Бутковский А. Г.** Структурная теория распределенных систем. М.: Наука, 1977. 320 с.
21. **Marple S. L.** Digital Spectral Analysis with Applications. NY.: Prentice Hall, 1987. 492 p.
22. **Priyanka S. Pariyal, Dhara M. Koyani, Daizy M. Gandhi, Sunil F. Yadav, Dharam J. Shah, Ankit Adesara.** Comparison based Analysis of Different FFT Architectures // International Journal of Image, Graphics and Signal Processing(IJIGSP). 2016. Vol. 8, N. 6. P. 41–47.
23. **Досько С. И., Волосатова Т. М., Спасенов А. Ю., Кучеров К. В.** Частотно-временной анализ биомедицинских сигналов на основе методов Хуанга, Прони, Фурье // Динамика сложных систем. 2020. Т. 14, № 1. С. 32–38.
24. **Жук Д. М., Волосатова Т. М., Спасенов А. Ю., Кучеров К. В.** Оценка динамических систем с использованием модально-лингвистического анализа многомерных временных рядов // Динамика сложных систем. 2020. Т. 14, № 1. С. 38–45.
28. **Браверман Э. М., Мучник И. Б.** Структурные методы обработки эмпирических данных. М.: Наука, 1983. 464 с.
26. **Воронцов К. В., Потапенко А. А.** Регуляризация, робастность и разреженность вероятностных тематических моделей // Компьютерные исследования и моделирование. 2012. Т. 4, № 4. С. 693–706.
27. **Blei D. M., Ng A. Y., Jordan M. I.** Latent Dirichlet allocation // Journal of Machine Learning Research. 2003. Vol. 3, N. 1. P. 993–1022.
28. **Potapenko A. A., Vorontsov K. V.** Robust PLSA Performs Better Than LDA // European Conference on Information Retrieval ECIR-2013. Moscow, 2013. P. 784–787.

**A. Yu. Spasenov**, Assistant, Postgraduate Student,  
 Department "Systems of the Automated Designing", e-mail: a.spasenov@mail.ru,  
**K. V. Kucherov**, Assistant, Postgraduate Student,  
 Department "Computer Systems, Complexes and Networks", e-mail: Cvkucherov@yandex.ru,  
**T. M. Volosatova**, Ph.D., Associate Professor,  
 Department "Systems of the Automated Designing", e-mail: tamaravol@gmail.com,  
**D. M. Zhuk**, Ph.D., Associate Professor,  
 Department "Systems of the Automated Designing", e-mail: zhuk\_d@mail.ru,  
 Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation

## Analysis of Quasi-Periodic Time Series by a Structural-Modal Method for Monitoring and Diagnostics of Complex Technical Systems

The possibilities of using the structural-modal method for monitoring and diagnostics the technical states of a complex technical systems are presented. The main idea of the proposed method is to combine the methods of parametric modal decomposition of signals and thematic modeling methods used for soft clustering of attributes of segments of time series. The initial data for analysis are often presented as a quasiperiodic time series. Each period of the time series is a set of modal parameters. The first stage of the proposed approach is time series segmentation. Second stage is a parametric modal decomposition of the processes occurring in the identified signal segments. The final stage is creation of a probabilistic portrait of each state of the system. The structural-modal method allows to identify the dynamics of state of systems changes in automatic or semi-automatic modes, depending on the amount of a priori information about the analyzed complex technical system. The proposed method can be used to solve the problem of diagnosing and monitoring the condition of complex technical system in various application areas. The proposed approach can be used to create special mathematical software aimed at the automatic analysis of the state of complex technical systems.

**Keywords:** time series analysis, technical state, modal analysis, thematic modeling

DOI: 10.17587/it.26.563-569

## References

1. Bar-Yam Y. General Features of Complex Systems, *Knowledge Management, Organizational Intelligence and Learning, and Complexity*, 2002, vol. 1, no. 1, pp. 3–13.
2. Cvetkov V. Ja. Complex technical systems, *Obrazovatel'nye Resursy i Tehnologii*, 2017, no. 3, pp. 86–91 (in Russian).
3. Kudzh S. A. The multidimensional nature of the consideration of complex systems, *Perspektivy Nauki I Obrazovaniya*, 2014, no. 1, pp. 38–43 (in Russian).
4. Kopkin E. V., Kobzarev I. M., Zvereva E. E. Quasi-optimal algorithm for constructing a flexible program for analyzing the technical condition of an object, *Naukoemkie Tehnologii v Kosmicheskikh Issledovaniyakh Zemli*, 2017, vol. 9, no.3, pp. 4–12 (in Russian).
5. Loskutov A. I., Kozyrev G. I., Klykov V. A., Shestopalova O.L. Synthesis of adaptive mathematical models of on-board electronic systems of spacecraft based on the use of homologous mathematical structures, *Trudy SPIIRAN*, 2018, no. 1, pp. 169–194 (in Russian).
6. Kuharenko B. G. Research on the Proni method of system dynamics based on time series, *Trudy Moskovskogo fiziko-tehnicheskogo instituta*, 2009, vol. 1, no. 2, pp. 176–192 (in Russian).
7. Porat B., Friedlander B. Performance analysis of a class of transient detection algorithms: a unified framework, *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1992, vol. 40, no. 10, pp. 2536–2545.
8. Thornburg H., Gouyon F. A flexible analysis-synthesis method for transients, *Proceedings of International Computer Music Conference*, Berlin, 2000, pp. 7–11.
9. Azami H., Mohammadi K., Hassanpour H. An improved signal segmentation method using genetic algorithm, *International Journal of Computer Applications*, 2011, vol. 29, no. 8, pp. 5–9.
10. Krajca V., Petranek S., Patakova I., Varri A. Automatic Identification of Significant Graphoelements in Multichannel EEG Recordings by Adaptive Segmentation and Fuzzy Clustering, *International Journal of Biomedical Engineering*, 1991, vol. 28, no. 1, pp. 71–89.
11. Anciperov V. E. Detection of human brain rhythms based on the correlation of analytical EEG spectra in the main frequency ranges, *Zhurnal Radioelektroniki*, 2014, no. 5, pp. 13–24 (in Russian).
12. Anciperov V. E. Estimation of the nature of the aftereffect of random point processes using multiscale correlation analysis, *Zhurnal Radioelektroniki*, 2015, no. 6, pp. 12–32 (in Russian).
13. Anciperov V. E. Multiscale correlation analysis of non-stationary, containing quasiperiodic sections of signals, *Radiotekhnika i elektronika*, 2008, no. 53, pp. 73–85 (in Russian).
14. Kumaresan R., Tufts D. W. Estimating the parameters of exponentially damped sinusoids and pole-zero modeling in noise, *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1982, vol. 30, no. 4, pp. 833–840.
15. Tufts D. W., Kumaresan R. Singular value decomposition and improved frequency estimation using linear prediction, *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1982, vol. 30, no. 4, pp. 671–675.
16. Hua Y., Sarkar T. K. On SVD for estimating generalized eigenvalues of singular matrix pencil in noise, *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1991, vol. 39, no. 4, pp. 892–900.
17. Nazimov A. I. Recognition of oscillatory patterns on an electroencephalogram based on adaptive wavelet analysis, *Vestnik Tambovskogo universiteta. Seriya: Estestvennyye i tehnicheckie nauki*, 2013, vol. 18, no. 1, pp. 10–14 (in Russian).
18. Karpenko A. P., Kostrubin M. S., Chernyshev A. S. The effectiveness of the classification of multidimensional time series using shapeplates, *Mashinostroenie i Komp'yuternye Tehnologii*, 2015, no. 11, pp. 382–405 (in Russian).
19. Karpenko A. P., Sotnikov P. I. A modified method for the classification of multidimensional time series using shapeplates, *Vestnik Moskovskogo gosudarstvennogo tehnicheckogo universiteta im. N. Je. Baumana. Seriya "Priborostroenie"*, 2017, no. 2, pp. 46–65 (in Russian).
20. Butkovskij A. G. Structural theory of distributed systems, Moscow, Nauka, 1977, 320 p. (in Russian).
21. Marple S. L. Digital Spectral Analysis with Applications, NY., Prentice Hall, 1987, 492 p.
22. Priyanka S. Pariyal, Dhara M. Koyani, Daizy M. Gandhi, Sunil F. Yadav, Dharam J. Shah, Ankit Adesara. Comparison based Analysis of Different FFT Architectures, *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing(IJIGSP)*, 2016, vol. 8, no. 6, pp. 41–47.
23. Dos'ko S. I., Volosatova T. M., Spasjonov A. Ju., Kucherov K. V. Frequency-time analysis of biomedical signals based on the methods of Huang, Proni, Fourier, *Dinamika Slozhnyh Sistem*, 2020, vol. 14, no. 1, pp. 32–38 (in Russian).
24. Zhuk D. M., Volosatova T. M., Spasjonov A. Ju., Kucherov K. V. Evaluation of dynamic systems using modal linguistic analysis of multidimensional time series. The dynamics of complex systems, *Dinamika Slozhnyh Sistem*, 2020, vol. 14, no. 1, pp. 38–45 (in Russian).
25. Braverman Je. M., Muchnik I. B. Structural methods for processing empirical data, Moscow, Nauka, 1983, 464 p. (in Russian).
26. Voroncov K. V., Potapenko A. A. Regularization, robustness and sparseness of probabilistic thematic models, *Komp'yuternye Issledovaniya I Modelirovanie*, 2012, vol. 4, no. 4, pp. 693–706 (in Russian).
27. Blei D. M., Ng A. Y., Jordan M. I. Latent Dirichlet allocation, *Journal of Machine Learning Research*, 2003, vol. 3, no. 1, pp. 993–1022.
28. Potapenko A. A., Vorontsov K. V. Robust PLSA Performs Better Than LDA, *European Conference on Information Retrieval ECIR-2013*, Moscow, 2013, pp. 784–787.

Рисунки к статье А. Ю. Спасёнова, К. В. Кучерова, Т. М. Волосатовой, Д. М. Жука  
**«ОЦЕНКА СОСТОЯНИЯ СЛОЖНЫХ ТЕХНИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ  
 С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СТРУКТУРНО-МОДАЛЬНОГО АНАЛИЗА  
 КВАЗИПЕРИОДИЧЕСКИХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ»**

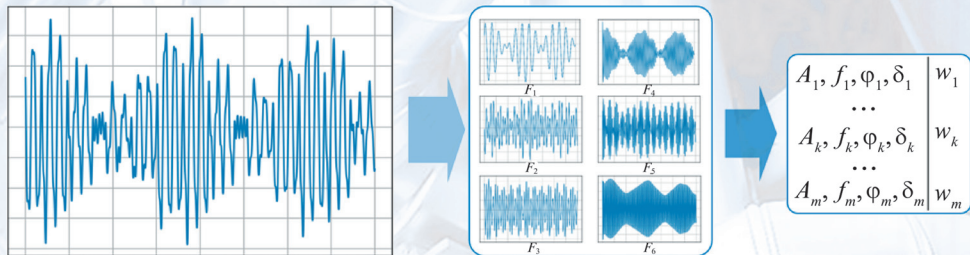


Рис. 3. Модальная декомпозиция сигнала

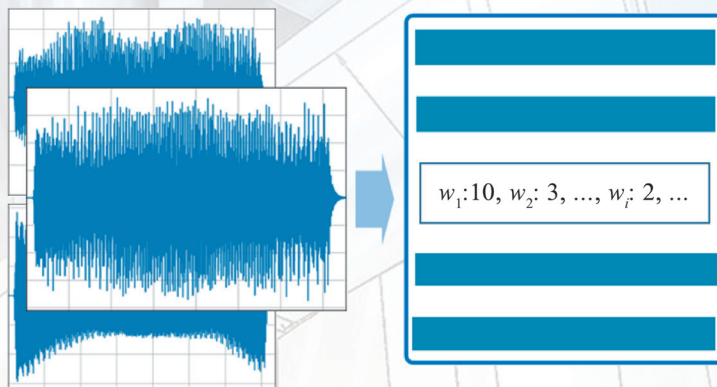


Рис. 4. Портрет состояния системы

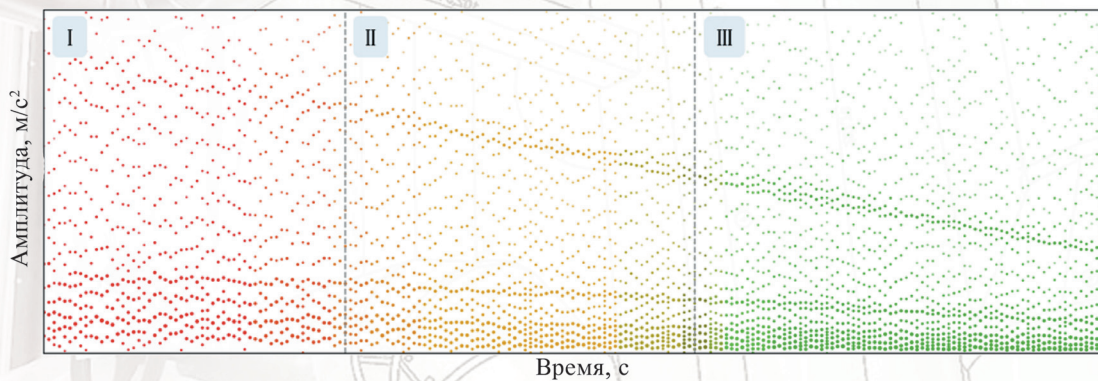


Рис. 5. Изменение амплитуд сегментов

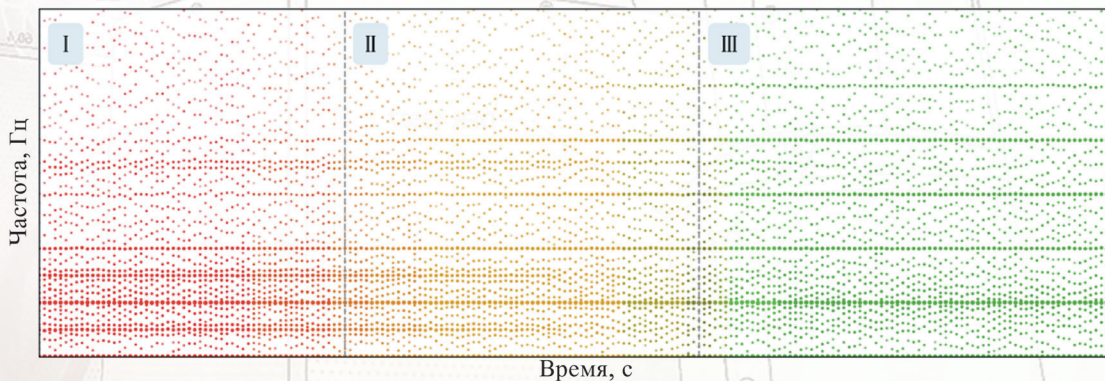


Рис. 6. Изменение частот сегментов