

УДК 681.518.54

В.Ф. МИРГОРОД¹, И.М. ГВОЗДЕВА²¹АО «Элемент», Одесса, Украина²Одесский национальный политехнический университет, Одесса, Украина

МНОГОМЕРНЫЙ ТРЕНДОВЫЙ АНАЛИЗ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ В ЗАДАЧАХ ОЦЕНКИ ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ

В работе предлагается подход к многомерному трендовому анализу параметров регистрации силовых и энергетических установок в их длительной эксплуатации. Такой анализ основан на формировании многомерных массивов данных в виде диагностических параллелепипедов, грани которых являются траекторными матрицами различной размерности. Для указанных многомерных массивов решается задача на собственные числа и собственные векторы соответствующих корреляционных массивов, что позволяет использовать известные алгоритмы методов главных компонент и факторного анализа. Разработано и реализовано программно-алгоритмическое обеспечение для предлагаемого подхода. Решены прикладные задачи оценки технического состояния ряда силовых установок в их длительной эксплуатации.

Ключевые слова: техническая диагностика, статистическая модель, техническое состояние, трендовый анализ.

Введение

Проблемным вопросом совершенствования систем технической диагностики (СТД) является повышение надежности статистических выводов о техническом состоянии диагностируемых объектов на основе использования и развития методов трендового анализа временных рядов, образуемых регистрируемыми параметрами.

Задача выделения трендов в указанных временных рядах, установления их закономерностей и прогноза развития имеет важное научно-прикладное значение, в частности, применительно к СТД силовых и энергетических установок на основе газотурбинных двигателей (ГТД) как общепромышленного, так и авиационного назначения.

1. Постановка проблемы и цель исследования

Известные и применяемые методы выделения и аппроксимации трендов (линейный и полиномиальный, МНК, SSA, “гусеница – катарпилар” [1 – 4, 8, 9]) позволяют получить трендовую компоненту с заданными допущениями, однако по своему принципу являются скалярными. Методы многомерного трендового анализа в настоящее время разработаны еще недостаточно, и известные работы ограничиваются рассмотрением лишь двумерных выборок [7]. Поэтому развитие методов многомерного трендово-

го анализа имеет теоретическую значимость и важность для прикладного использования.

Целью настоящей работы является разработка подхода к многомерному трендовому анализу временных рядов параметров регистрации технического состояния ГТД в его жизненном цикле на основе формирования и исследования свойств многомерных массивов – диагностических параллелепипедов (ДП).

2. Основные результаты исследований

Исследуемые многомерные временные ряды имеют вид матрицы регистрируемых параметров

$$A = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & x_3 & \dots & x_N \\ y_1 & y_2 & y_3 & \dots & y_N \\ & & \dots & & \\ z_1 & z_2 & z_3 & \dots & z_N \end{bmatrix},$$

где $x_k = x(t_k)$, $y_k = y(t_k)$, ..., $z_k = z(t_k)$ – регистрируемые параметры, либо результат их некоторого преобразования, в известные заранее моменты времени t_k , не обязательно равноотстоящие (авиационные ГТД).

Центральной идеей анализа многомерной совокупности признаков является формирование на их основе многомерного массива данных – диагностического параллелепипеда в виде

$$A = \begin{pmatrix} x_1 & x_2 & x_3 & \dots & x_n \\ & x_2 & x_3 & x_4 & \dots & x_{n+1} \\ & & & \dots & & \\ & & & & x_k & x_{k+1} & x_{k+2} & \dots & x_{k+n} \\ y_1 & y_2 & y_3 & \dots & y_n & & & & \\ & y_2 & y_3 & y_4 & \dots & y_{n+1} & & & \\ & & & \dots & & & & & \\ & & & & y_k & y_{k+1} & y_{k+2} & \dots & y_{k+n} \\ z_1 & z_2 & z_3 & \dots & z_n & & & & \\ z_2 & z_3 & z_4 & \dots & z_{n+1} & & & & \\ & & & \dots & & & & & \\ z_k & z_{k+1} & z_{k+2} & \dots & z_{k+n} & & & & \end{pmatrix}$$

с которым ассоциируются оси $\vec{i}$, $\vec{j}$, $\vec{k}$.

Ось $\vec{i}$ характеризует глубину анализа, ось $\vec{j}$ – лаг (окно) анализа, ось $\vec{k}$ – признаки анализа. Многомерный массив A в виде ДП размерности $n \times m \times k$ может быть подвержен раздельному анализу по каждой из матриц (двумерному массиву), его составляющих. Такой анализ по оси $\vec{j}$ приводит к методу главных компонент (МГК) [1] и позволяет построить плоскости ГК [3]. Анализ по оси $\vec{k}$ приводит к методу факторного анализа (МФА) [1] и позволяет установить общие факторные компоненты. Раздельный анализ ДП по оси $\vec{j}$ является новой модификацией МФА и позволяет установить изменение факторных компонент на интервале анализа.

Раздельный анализ матриц ДП является важным инструментом установления закономерностей временных рядов, однако не позволяет установить их общие свойства.

Вдоль оси $\vec{j}$ ДП можно представить следующим образом: $A_j = \text{col}(XY \dots Z)$.

Образует корреляционные матрицы

$$A_j A_j^T \text{ и } A_j^T A_j,$$

где

$$\dim A_j^T A_j = (k \times m) \times (k \times m),$$

$$\dim A_j A_j^T = n \times n.$$

Собственные числа указанных матриц одинаковы [5]. Структура таких матриц имеет вид:

$$A_j A_j^T = \begin{bmatrix} XX^T & XY^T & \dots & XZ^T \\ YX^T & YY^T & \dots & YZ^T \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ ZX^T & ZY^T & \dots & ZZ^T \end{bmatrix}; \quad (1)$$

$$A_j^T A_j = [X^T X + Y^T Y + \dots + Z^T Z]. \quad (2)$$

В качестве СМ порождения данных примем следующую модель совокупности трендовой, циклической и помеховой (шумовой)

$$\vec{x}_k = \vec{x}_{tr} + \vec{x}_{cycle} + \vec{x}_{noise}.$$

Решая для (1) и (2) задачу на собственные значения и собственные вектора получаем лаговый вариант МГК. Если в исходных данных имеется тренд признаков и он ассоциируется с максимальным собственным значением (1), (2), то первая главная компонента (ГК) полностью определяет изменение указанного тренда по всем признакам. Тренды по всем признакам подобны первой ГК с масштабными коэффициентами (коэффициентами влияния), относительные значения которых указывают на степень проявления тренда в соответствующем признаке. Диагностический портрет составляет куб первых ГК.

Задача на собственные значения имеет вид

$$A_j A_j^T \vec{u}_i = \sigma_i \vec{u}_i, \quad (3)$$

где столбцы $\vec{u}_i$ образуют матрицу из ортогональных векторов матрицы автокорреляций $A_j A_j^T$.

Из (3) следует [1, 5] матрица главных компонент ДП

$$F = U^T A_j \quad (4)$$

упорядоченная по собственным числам матрицы автокорреляций $A_j A_j^T$.

Рассмотрим задачу разложения любой из строк A_j по главным компонентам (4)

$$\vec{x}_s = \sum_{i=1}^k b_{si} \vec{f}_i, \quad (5)$$

где $s=1, k$, b_{si} – коэффициенты влияния, определяемые решением переопределенной ($n > k$) системы линейных алгебраических уравнений (СЛАУ)

$$F^T b_s = \vec{x}_s. \quad (6)$$

Решение СЛАУ (6) может быть найдено с использованием псевдообратной матрицы Мура-Пенроуза [5]

$$\vec{b}_s^T = (FF^T)^{-1} F \vec{x}_s^T. \quad (7)$$

Такое решение одновременно минимизирует норму ошибки аппроксимации $\|F^T \vec{b}_s - \vec{x}_s\|$ для любой заданной строки (1) и длину искомого вектора $\vec{b}_s$, поэтому является оптимальным по критерию наименьших квадратов [5].

Так как

$$(FF^T) = \text{diag}\{\lambda_i\}, \quad i=1, k,$$

то из (7) следует соотношение для определения оптимальных в указанном смысле коэффициентов влияния

$$b_{sj} = \bar{x}_s \bar{f}_j^T / (\bar{f}_j \bar{f}_j^T) = \lambda_j^{-1} \bar{x}_s \bar{f}_j^T, \quad (8)$$

где $\bar{f}_j$ – строки матрицы главных компонент.

Пусть, для определенности, собственное число $\lambda_1 = \lambda_{\max}$ соответствует компоненте с максимальной дисперсией, которая в исходной выборке является трендовой. Тогда согласно (8) получаем

$$\bar{x}_{tr,s} = b_{s1} \bar{f}_1, \quad (9)$$

где $b_{s1} = \lambda_{\max}^{-1} \bar{x}_s \bar{f}_1^T$

Циклическим (сезонным) компонентам соответствует пара сингулярных чисел траекторной матрицы, близким по величине и с последовательными номерами λ_i, λ_{i+1} .

Поэтому

$$\bar{x}_{noise,s} = b_{s,i} \bar{f}_i + b_{s,i+1} \bar{f}_{i+1}. \quad (10)$$

После выделения трендовой (9) и циклической (10) компонент целесообразно установить статистические свойства остатка $\bar{x}_{noise}$. Если остаточный временной ряд удовлетворяет критерию χ^2 , то разделение в СМ порождения данных выполнено корректно.

Для оценки эффективности предлагаемого подхода выполнен анализ баз данных регистрации технического состояния маршевой двигательной установки (МДУ) с двухвальным двигателем и газоперекачивающего агрегата (ГПА) на основе ГТД в их длительной эксплуатации. В соответствии с изложенным в [6] подходом, анализу подвергались ДП, образованные из отклонений параметров регистрации от полиномиальных регрессионных моделей. Программно-алгоритмическое обеспечение анализа ДП для указанных примеров выполнено в среде MATLAB и позволило установить закономерности изменения технического состояния исследуемых объектов. Результаты анализа ДП иллюстрируют рис. 1 и 2, на которых представлены кубы главных компонент ДП для маршевой двигательной установки, и газоперекачивающего агрегата соответственно.

Многомерный трендовый анализ позволил установить последовательную деградацию компрессора высокого давления (ВД) МДУ. Такая деградация привела к излому тренда и последующему развитию аварийной ситуации (см. рис. 1). Для ГПА тренд деградации не выявлен, как это видно на рис.2, преобладают сезонные компоненты.

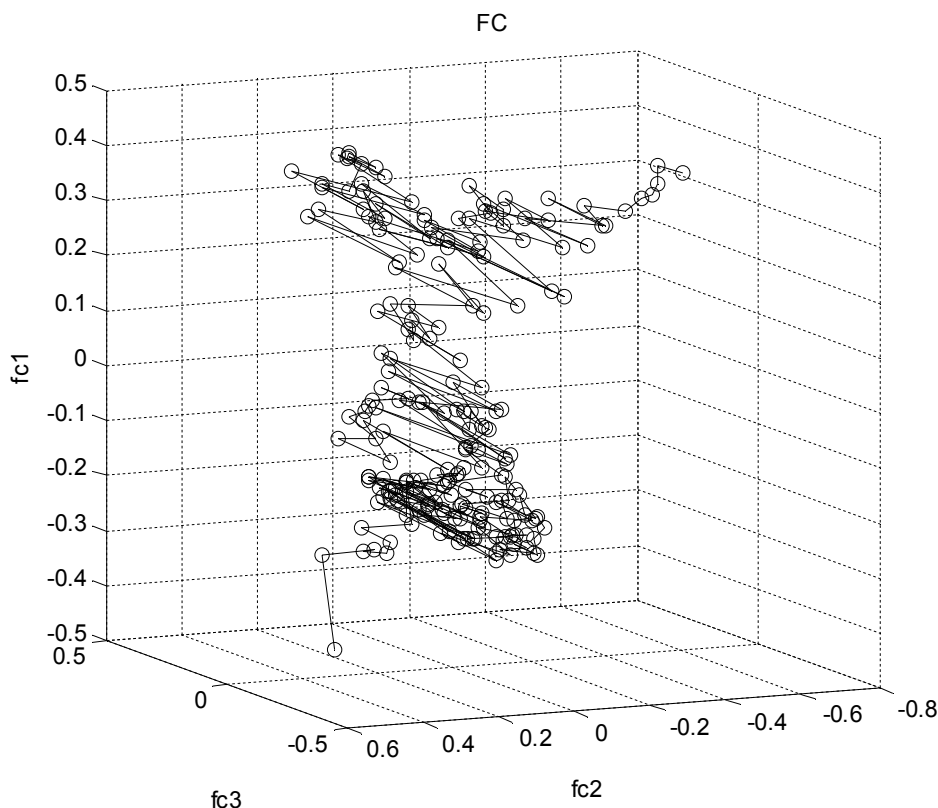


Рис. 1. Куб главных компонент ДП МДУ

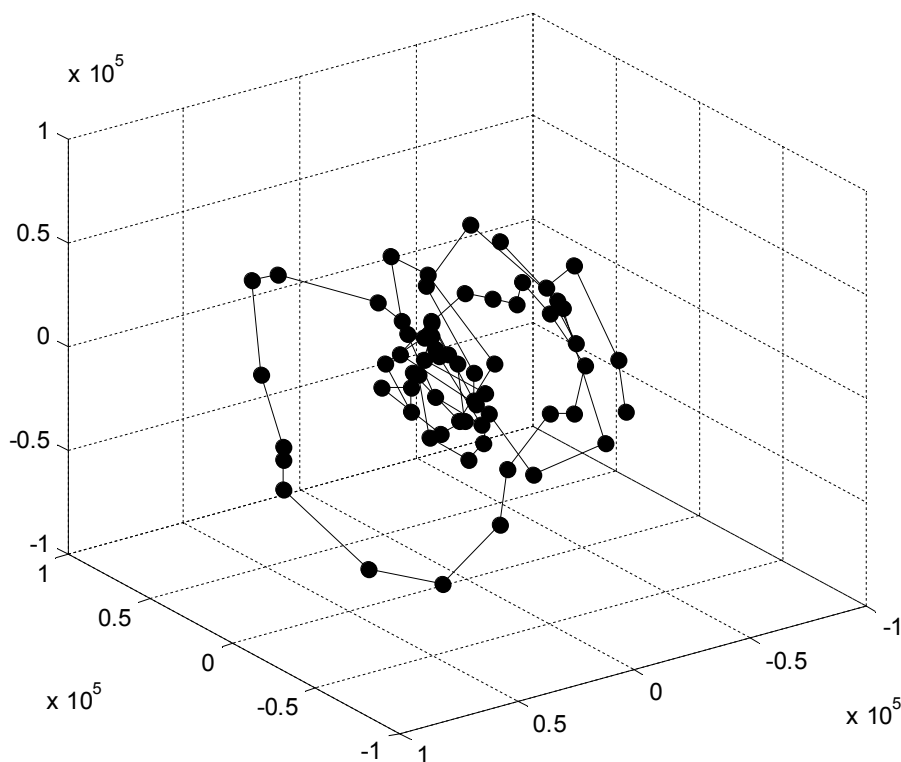


Рис. 2. Куб главных компонент ДП ГПА

Заключение

Переход от одномерного (скалярного) трендового анализа к многомерному анализу позволяет расширить признаковое пространство принятия решений и, тем самым, повысить надежность диагностических выводов. Такой переход возможен на основе формирования многомерных массивов из данных регистрации технического состояния – диагностических параллелепипедов. Разложение диагностических параллелепипедов по сингулярным числам позволяет установить закономерности развития совместных трендов и закономерности влияния скрытых факторных компонент.

Перспективы дальнейших исследований заключаются в разработке методов прогноза развития трендов на основе анализа диагностических параллелепипедов, образованных из многомерных временных рядов.

Литература

1. Айвазян, С.А. Прикладная статистика. Классификация и снижение размерности [Текст] / В.М. Бухштабер, И.С. Енюков, Л.Д. Мешалкин. – М.: Финансы и статистика, 1989. – 607 с.
2. Бендат, Дж. Прикладной анализ случайных данных [Текст] / Дж. Бендат, А. Пирсон – М.: Мир, 1989. – 285 с.

3. Главные компоненты временных рядов: метод “Гусеница” [Текст] / Под ред. Д.Л. Данилова, А.А. Жиглявского. – СПб: Санкт-Петербургский ун-т, 1997. – 566 с.

4. Синтез систем управления и диагностирования газотурбинных двигателей [Текст] / С.В. Елифанов, В.И. Кузнецов, И.И. Богаенко и др. – К.: Техника, 1998. – 312 с.

5. Марпл, мл. С.Л. Цифровой спектральный анализ и его приложения [Текст] / С.Л. Марпл мл. – М.: Мир, 1990. – 584 с.

6. Миргород, В.Ф. Применение диагностических моделей и методов трендового анализа для оценки технического состояния газотурбинных двигателей [Текст] / В.Ф. Миргород, Г.С. Ранченко, В.М. Кравченко // *Авиационно-космическая техника и технология*. – 2008. – № 9 (56). – С. 192–197.

7. Миргород, В.Ф. Двумерная форма сингулярного анализа временных рядов параметров регистрации газотурбинных двигателей [Текст] / В.Ф. Миргород, Н.Д. Багаудинов // *Авиационно-космическая техника и технология*. – 2010. – № 7/74. – С. 159–163.

8. Elsner, I.B. Singular Spectrum Analysis: A New Tool in Time Series Analysis [Text] / I.B. Elsner, A.A. Tsonis. – New York, London: Plenum Press, 1996. – 164 p.

9. Perron, P. Trend and Random Walks in Macroeconomic Time Series: Further Evidence from a New Approach [Text] / P. Perron // *Journal of Economic Dynamic and Control*. – No.12. – P. 297–332.

10. Миргород, В.Ф. Сравнительный анализ методов диагностирования технического состояния двигателя газотурбинного привода по данным регистрации [Текст] / В.Ф. Миргород, Г.С. Ранченко // *Авиационно-космическая техника и технология*. – 2006. – № 2 (28). – С. 70 – 74.

Поступила в редакцию 28.05.2012

Рецензент: д-р техн. наук, проф. С.Г. Антошук, Одесский национальный политехнический университет, Одесса, Украина.

БАГАТОВИМІРНИЙ ТРЕНДОВИЙ АНАЛІЗ ЧАСОВИХ РЯДІВ В ЗАДАЧАХ ОЦІНКИ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ

В.Ф. Миргород, І.М. Гвоздева

У роботі пропонується підхід до багатомірного трендового аналізу параметрів реєстрації силових і енергетичних установок у їхній тривалій експлуатації. Такий аналіз заснований на формуванні багатомірних масивів даних у вигляді діагностичних паралелепіпедів, грані яких є траєкторними матрицями різної розмірності. Для зазначених багатомірних масивів вирішується задача на власні числа й власні вектори відповідних кореляційних масивів, що дозволяє використовувати відомі алгоритми методів головних компонентів і факторного аналізу. Розроблено й реалізоване програмно-алгоритмічне забезпечення для пропонуваного підходу. Вирішено прикладні задачі оцінки технічного стану ряду силових установок у їхній тривалій експлуатації

Ключові слова: діагностика, статистична модель, технічний стан, трендовий контроль.

MULTIDIMENSIONAL TREND ANALYSIS OF TEMPORARY SERIES IN THE TASKS OF EVALUATION OF TECHNICAL CONDSTION

V.F. Mirgorod, I.M. Gvozdeva

The improvement of known and creation of new mathematical models of processes of control and check of parameters of difficult nonlinear multimode objects is offered in the paper. By linearizing in a neighborhood of operating point the linear mathematical model of state space, that is the model of approximate dynamics in deviations, is obtained. It is suggested to create the mathematical model of process of control and check of parameters of investigated object as the model of dynamic deviations from a moving operating point on its static characteristic. The obtained mathematical model has a form of servosystem with the astatism of first-order in relation to the set of static characteristics.

Key words: diagnostics, statistical mode, technical state, trend control.

Миргород Владимир Федорович – кандидат технических наук, доцент, ведущий научный сотрудник АО «Элемент», Одесса, Украина, e-mail: odessa@element.od.ua.

Гвоздева Ирина Маратовна – доктор технических наук, ведущий научный сотрудник Одесского национального политехнического университета, Одесса, Украина, e-mail: onophenko@mail.ru.