УДК 004.942

И.М. Гвоздева, Е.В. Деренг, В.Ф. Миргород

КЛАСТЕРИЗАЦИЯ МНОГОМЕРНЫХ ТРЕНДОВ В ЗАДАЧАХ ОЦЕНКИ ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ

Введение. Стратегия управления сложными энергетическими объектами по их техническому состоянию может быть осуществлена на основе создания методов управления жизненными циклами эксплуатируемых объектов. Переход к указанной стратегии представляет собой важную научно-техническую проблему. Ее решение возможно на основе применения совершенных технических средств контроля диагностируемых объектов. Разработка методического, алгоритмического и программно-аппаратного обеспечения средств контроля, оценки и прогноза изменения состояния диагностируемых объектов является важной и актуальной научно-прикладной задачей.

Постановка проблемы и цель исследования. Исходные данные в системах технической диагностики (СТД) формируются в виде временных рядов: временных срезов многомерной совокупности параметров на заданном промежутке времени эксплуатации.

Предметом данного исследования являются статистические модели (СМ) порождения данных, методы трендового контроля и анализа, позволяющие установить факт наличия тренда и закономерности его развития [1,2,4,6]. В СТД находят широкое применение различные трендовые статистики (Хальда-Аббе, кумулятивных сумм, F-критерий и др.) [4]. Известные методы трендового контроля позволяют установить лишь факт отсутствия тренда на заданном уровне значимости [8]. В известных методах не учитывается наличие естественного тренда, вызванного выработкой ресурса. Поэтому методы трендового контроля могут быть использованы лишь для краткосрочного анализа, а опыт их применения свидетельствует о недопустимо высоком уровне ложных тревог (ошибок второго рода). Более совершенными являются методы трендового анализа, позволяющие восстановить трендовую компоненту и выполнить анализ тенденций ее развития. Однако методы трендового анализа предлагаются в настоящее время лишь в скалярном варианте [5,6]. Многомерный трендовый анализ является в настоящее время еще нерешенной задачей.

Целью настоящего исследования является выделение связанных трендов в многомерных временных рядах, образованных двумерной совокупностью параметров регистрации объектов диагностирования в длительной эксплуатации на основе оптимальной аппроксимации трендовой компоненты.

Основные результаты. Особенность регистрации технического состояния исследуемых объектов состоит в том, что в процессе эксплуатации добавляются новые данные (временные срезы), которые образуют расширяющуюся совокупность:

$$\begin{aligned}
&\vec{x}_1 = \left[x_1 \;\; x_2 \ldots x_n \right], \\
&\vec{x}_2 = \left[x_1 \;\; x_2 \ldots x_n \;\; x_{n+1} \right], \\
&\ldots \\
&\vec{x}_k = \left[x_1 \;\; x_2 \ldots x_n \;\; x_{n+k} \right].
\end{aligned}$$

Предполагается, что информация об изменении статистических свойств временного ряда содержится в траекторной матрице [3] размером $n \times k$

$$\begin{aligned}
&\vec{x}_1 = \left[x_1 \;\; x_2 \ldots \quad x_n \right] \\
&\vec{x}_2 = \left[x_2 \;\; x_3 \ldots \quad x_{n+1} \right] \\
&\ldots \\
&\vec{x}_k = \left[x_k \;\; x_{k+1} \ldots x_{n+k-1} \right]
\end{aligned} \qquad (1)$$

В качестве СМ порождения данных принимается следующая модель совокупности трендовой, циклической и помеховой (шумовой) компонент [9]:

$$\vec{x}_k = \left[x_k \;\; x_{k+1} \;\; x_{k+2} \ldots x_{k+n-1} \right] = \vec{x}_{tr} + \vec{x}_{cicle} + \vec{x}_{noise}. \qquad (2)$$

Задача оптимальной аппроксимации трендовой компоненты для совокупности исходных данных (1) и СМ вида (2) решена в [9]. В отличие от известного подхода, с целью выделения совместных трендов, предлагается следующее попарное объединение временных рядов регистрируемых параметров: $\vec{x}_k = \vec{y}_k + j\vec{z}_k$. Для полученных прямоугольных комплексных матриц решается стандартная задача на собственные значения и собственные векторы:

$$X_t X_t^H \vec{u}_i = \sigma_i \vec{u}_i, \tag{3}$$

где индексом *H* обозначена операция комплексного сопряжения и транспонирования. Столбцы $\vec{u}_i$ образуют матрицу из ортогональных векторов матрицы $X_t X_t^H$.

Из (3) следует [1, 5] выражение для матрицы главных компонент объединенного временного ряда

$$F = U^H X_t, \tag{4}$$

строки которой $\vec{f}_j$ (главные компоненты) упорядочены по величине собственных чисел (дисперсиям) матрицы корреляций $X_t X_t^H$.

Каждая из строк траекторной матрицы (1) может быть представлена в виде следующего разложения по главным компонентам (4):

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

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

$$F^H \vec{b}_s = \vec{x}_s. \tag{6}$$

Решение (6) может быть найдено с использованием псевдообратной матрицы [5]:

$$\vec{b}_s^H = \left(FF^H\right)^{-1} F\vec{x}_s^H. \tag{7}$$

Такое решение является оптимальным по критерию минимизации нормы ошибки $\left\| F^H \vec{b}_s - \vec{x}_s \right\|$ и длины искомого вектора $\vec{b}_s$ для любой заданной строки матрицы (1) методом наименьших квадратов [5].

Так как $\left(FF^H\right) = diag\left\{\lambda_i\right\}$, $i = \overline{1,k}$, то из (7) следует соотношение для определения оптимальных коэффициентов влияния

$$b_{sj} = \vec{x}_s \vec{f}_j^H \Big/ \left(\vec{f}_j \vec{f}_j^H\right) = \lambda_j^{-1} \vec{x}_s \vec{f}_j^H, \tag{8}$$

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

Если собственное число $\lambda_1 = \lambda_{\max}$ соответствует компоненте, которая в исходной выборке является трендовой, то согласно (8) получаем ее представление в виде

$$\vec{x}_{tr,s} = b_{s1} \vec{f}_1, \tag{9}$$

где $b_{s1} = \lambda_{\max}^{-1} \vec{x}_s \vec{f}_1^H$.

Трендовая компонента (9) содержит вещественную и мнимую часть. Из (3) следует, что если объединяемые временные ряды $\vec{y}_k$ и $\vec{z}_k$ отличаются лишь масштабным коэффициентом, то на комплексной плоскости трендовой компоненты все ее значения принадлежат биссектрисе I – III квадрантов. Потому мерой статистической связи трендов в объединяемых временных рядах может бать выбрана близость линии регрессии на комплексной плоскости $\mathrm{Im}\{\vec{x}\} - \mathrm{Re}\{\vec{x}\}$ к указанной биссектрисе.

Для проверки обоснованности предложенного подхода выполнено решение задачи, рассмотренной в [9], по оценке технического состояния авиационного газотурбинного двигателя в длительной эксплуатации. На рис. 1 и Рис. 2 представлены плоскости трендов для двух пар объединяемых параметров двигателя.

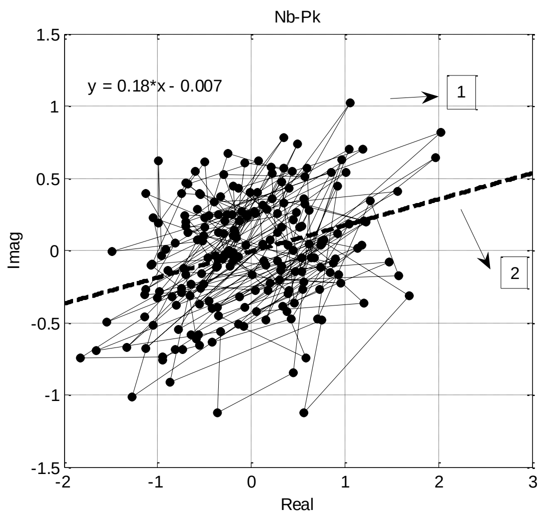

Рис. 1 Плоскость тренда для отклонений оборотов турбины высокого давления и степени повышения давления: 1 – трендовая компонента, 2 – линия регрессии.

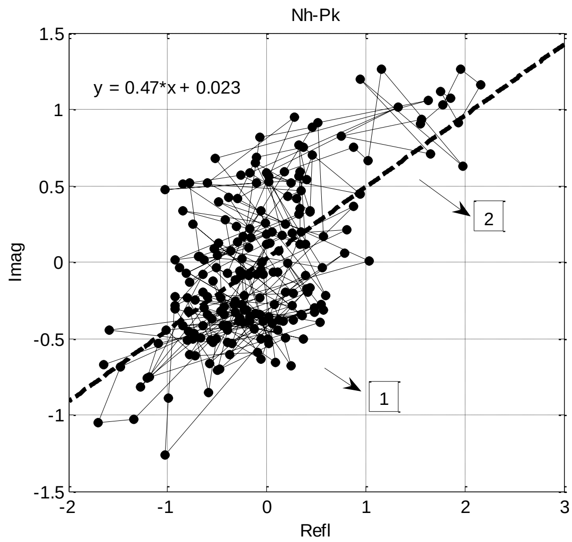

Рис. 2 Плоскость тренда для отклонений оборотов турбины низкого давления и степени повышения давления: 1 – трендовая компонента, 2 – линия регрессии.

Предлагаемый подход позволяет кластеризировать полученные в [9] тренды на две статистически связанные группы. Такими группами являются следующие тренды: обороты турбины низкого давления – степень повышения давления за компрессором, температура газов – расход топлива. Тренды параметров между группами не имеют значимой статистической связи, а значит, и общей причины возникновения. Действительно, в рассматриваемом двигателе происходила постепенная деградация характеристик компрессора, предположительно, вызванная возникновением вращающегося срыва потока на одной из ступеней. Это повлекло деградацию характеристик двигателя по оборотам турбин высокого давления и степени повышения давления π_k. С другой стороны, необходимость поддерживать обороты турбины высокого давления повлекла за собой увеличение расхода топлива, что обусловило тренд температуры газов за турбиной высокого давления. Таким образом, полученные результаты имеют ясную физическую трактовку, что подтверждает их достоверность и значимость.

Заключение. Основные результаты работы заключаются в том, что предлагается и обосновывается новый метод двумерного трендового анализа временных рядов, образованных объединением параметров регистрации технического состояния сложных технических объектов в их длительной эксплуатации. Метод основан на построении комплексной траекторной матрицы и последующем ее разложении на трендовую, циклические и шумовые составляющие путем оптимальной аппроксимации указанных компонент. Предлагаемый метод предусматривает решение задачи на собственные значения для корреляционной матрицы, соответствующей образованной объединенной траекторной матрицы, выделение максимального собственного числа корреляционной матрицы и нахождение соответствующего ему собственного вектора в виде первой главной компоненты временного ряда, с которой ассоциируется трендовая компонента.

Разработаны программные средства для компьютерной реализации предлагаемого подхода. На основе предложенного подхода решена прикладная задача кластеризации многомерных трендов для диагностики авиационного двигателя в процессе длительной эксплуатации.

Выводы и перспективы дальнейших исследований. Перспективы дальнейших исследований заключаются в распространении предлагаемого подхода на тренды, размерности которых больше двух, а также в решении задач прогнозирования.

ЛИТЕРАТУРА:

1. Айвазян С.А. Прикладная статистика. Классификация и снижение размерности / В.М. Бухштабер, И.С. Енюков, Л.Д. Мешалкин. – М.: Финансы и статистика, 1989. – 607 с.
2. Бендат Дж. Прикладной анализ случайных данных / Дж. Бендат, А. Пирсон – М.: Мир, 1989. – 540 с.
3. Главные компоненты временных рядов: метод “Гусеница” / Под ред. Д.Л. Данилова, А.А. Жиглявского. – С.-П. ун-т. – 1997.
4. Епифанов С.В. Синтез систем управления и диагностирования газотурбинных двигателей / С.В. Епифанов, В.И. Кузнецов, И.И. Богаенко и др. // – К.: Техника, 1998. – 312 с.
5. Марпл мл. С.Л. Цифровой спектральный анализ и его приложения / 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 / В.Ф. Миргород, Г.С. Ранченко, В.М. Кравченко // Авіаційно-космічна техніка і технологія. – 2008. – 9(56). – С. 192–197.
7. Elsner I.B. Singular Spectrum Analysis: A New Tool in Time Series Analysis / I.B. Elsner, A.A. Tsonis. – New York, London: Plenum Press, 1996. – 164 p.
8. Perron P. Trend and Random Walks in Macroeconomic Time Series: Furter Evidence from a New Approach. / P. Perron. – Journal of Economic Dynamic and Control, No. 12, P. 297–332.
9. Миргород В.Ф. Оптимальная аппроксимация трендовой компоненты временного ряда / В.Ф. Миргород, И.М. Гвоздева // Електротехнічні та комп’ютерні системи. – К.: Техніка. – 2011. – № 04(80). – С. 121–125.

ГВОЗДЕВА Ирина Маратовна – д.т.н, ведущий научный сотрудник Одесского национального политехнического университета.

Научные интересы:

– математическое моделирование и вычислительные методы.

ДЕРЕНГ Евгения Владимировна – аспирантка Института проблем моделирования в энергетике им. Г.Е. Пухова НАН Украины.

Научные интересы:

– математическое моделирование и вычислительные методы.

МИРГОРОД Владимир Федорович – к.т.н, профессор Одесского национального политехнического университета.

Научные интересы:

– математическое моделирование и вычислительные методы.