

В.Ф. Миргород, И.М. Гвоздева

МНОГОМЕРНЫЙ ТРЕНДОВЫЙ АНАЛИЗ НА ОСНОВЕ ДИАГНОСТИЧЕСКИХ ПАРАЛЛЕЛЕПИПЕДОВ

Аннотация. 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: диагностика, временные ряды, 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.

Основная часть

Известные и применяемые методы выделения и аппроксимации трендов (линейный и полиномиальный, МНК, SSA, “гусеница – катарпиллар” [1...4,8,9]) позволяют получить трендовую компоненту с заданными допущениями, однако по своему принципу являются ска-

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 $n \times t \times k$ может быть подвержен разделённому анализу по каждой из его составляющих матриц (двумерному массиву). Такой анализ по оси \vec{j} траекторных матриц изменения признаков приводит к методу главных компонент (МГК) в различных модификациях [1] и позволяет построить плоскости главных компонент (ГК), с которыми ассоциируются тренды [3]. Анализ по оси \vec{k} приводит к методу факторного анализа (МФА) [1] и позволяет установить общие факторные компоненты, которыми могут быть циклические (сезонные) составляющие [10]. Раздельный анализ ДП по оси \vec{j} является новой модификацией МФА и позволяет установить скользящее изменение факторных компонент на интервале анализа. Раздельный анализ матриц ДП является важным инструментом установления закономерностей временных рядов, однако не позволяет установить их общие свойства в динамике изменения.

Детализируем структуру ДП. Вдоль оси \vec{j} ДП можно представить следующим образом:

$$A_j = \text{col}(X Y \dots Z),$$

где

$$\dim X = \dim Y = \dots = \dim Z = n \times k,$$

$$\dim A_j = n \times (k \times m); \dim A_j^T = (k \times m) \times n.$$

Образуем корреляционные матрицы $A_j A_j^T$ и $A_j^T A_j$, где $\dim A_j A_j^T = (k \times m) \times (k \times m)$, $\dim A_j^T A_j = n \times n$. Собственные числа указанных матриц одинаковы [5]. Структура таких матриц имеет вид:

$$A_j A_j^T = \begin{bmatrix} XX^T & XY^T & \dots & XZ^T \\ YX^T & YY^T & \dots & YZ^T \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ ZX^T & ZY^T & \dots & ZZ^T \end{bmatrix}; \quad (4)$$

$$A_j^T A_j = [X^T X + Y^T Y + \dots + Z^T Z]. \quad (5)$$

Как это следует из (5), исходные данные подлежат предварительной нормировке согласно [1]. Тогда (4) представляет собой блочную $t \times t$ матрицу авто- и взаимокорреляционных матриц призна-

ков, лаговой размерности $k \times k$, а (5) является нормированной матрицей автокорреляций.

Решая для (4) и (5) задачу на собственные значения и собственные вектора получаем лаговый вариант МГК. Если в (1) имеется тренд признаков и он ассоциируется с максимальным собственным значением (4), (5), 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 плоскость первых ГК.

Следует заметить, что МГК применительно к ДП выделяет явно присутствующий в одном из рядов признаков тренд и связанные с ним тренды в прочих строках (1) с установлением степени такой связи.

Другим вариантом анализа ДП в форме (3) является svd-разложение по сингулярным числам с последующим разделением на компоненты.

Вдоль оси \vec{k} ДП можно представить следующим образом:

$$A_k = \text{col}(A_{1k} A_{2k} \dots A_{nk}), \quad (6)$$

где

$$\dim A_{1k} = \dim A_{2k} = \dots = \dim A_{nk} = n \times m, \dim A_k = k \times (n \times m),$$

$$\dim A_k^T = (n \times m) \times k.$$

Образуем корреляционные матрицы $A_k A_k^T, A_k^T A_k$, где $\dim A_k A_k^T = n \times n$; $\dim A_k^T A_k = m \times m$. Структура таких матриц имеет вид:

$$A_k A_k^T = \begin{bmatrix} A_{1k} A_{1k}^T & A_{1k} A_{2k}^T & \dots & A_{1k} A_{kk}^T \\ A_{2k} A_{1k}^T & A_{2k} A_{2k}^T & \dots & A_{2k} A_{kk}^T \\ & & \dots & \\ A_{nk} A_{1k}^T & A_{nk} A_{2k}^T & \dots & A_{nk} A_{kk}^T \end{bmatrix}, \quad (7)$$

$$A_k^T A_k = [A_{1k}^T A_{1k} + A_{2k}^T A_{2k} + \dots + A_{kk}^T A_{kk}]. \quad (8)$$

Тогда (7) является блочной $m \times m$ матрицей из $k \times k$ матриц текущей лаговой взаимокорреляции признаков, а (8) является $n \times n$ матрицей нормированных автокорреляций признаков.

Задача анализа ДП в виде (6) решается применением ретроспективного (на все n отсчетов) МФА. Такой анализ позволяет выделить сохраняющиеся в ДП общие скрытые факторные компоненты, устойчивые в том смысле, что они сохраняются во всей выборке. МФА позволяет выполнить кластеризацию ДП и установить моменты излома трендов. МФА применительно к ДП позволяет выявить скрытые (латентные) факторы, приводящие к возникновению трендов в (1). Таким фактором применительно к ГТД может быть изменение внешних условий, в частности, сезонного изменения температуры среды, что характерно для силовых установок наземного применения.

Вдоль оси \bar{i} ДП можно представить следующим образом

$$A_i = \text{col}(B_{1i} B_{2i} \dots B_{ni}), \quad (9)$$

где $\dim B_{1i} = \dim B_{2i} = \dots = \dim B_{ni} = m \times k$, $\dim A_i = n \times (m \times k)$,
 $\dim A_i^T = (m \times k) \times n$.

Образуем корреляционные матрицы $A_i A_i^T$ и $A_i^T A_i$, где $\dim A_i A_i^T = (n \times k) \times (n \times k)$, $\dim A_i^T A_i = m \times m$.

Структура таких матриц имеет вид:

$$A_i A_i^T = \begin{bmatrix} B_{1i} B_{1i}^T & B_{1i} B_{2i}^T & \dots & B_{1i} B_{ni}^T \\ B_{2i} B_{1i}^T & B_{2i} B_{2i}^T & \dots & B_{2i} B_{ni}^T \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ B_{ni} B_{1i}^T & B_{ni} B_{2i}^T & \dots & B_{ni} B_{ni}^T \end{bmatrix}, \quad (10)$$

$$A_i^T A_i = [B_{1i}^T B_{1i} + B_{2i}^T B_{2i} + \dots + B_{ni}^T B_{ni}]. \quad (11)$$

Представление ДП по оси \bar{k} отличается от его представления по оси \bar{i} лишь заменой индексов n на k . Поэтому анализ ДП в виде (9) выполняется с применением лагового (оконного) МФА. Такой анализ позволяет выделить краткосрочные (на длину окна k) факторные компоненты, их возникновение (рождение) и изменение (исчезновение), что также позволяет выполнить кластеризацию ДП и может быть важным диагностическим признаком. Краткосрочные латентные факторы характерны для силовых установок авиационного применения, условия эксплуатации которых подвержены быстрым изменениям в сложных полетных циклах.

Для оценки эффективности предлагаемого подхода выполнен анализ баз данных регистрации технического состояния маршевой двигательной установки самолета Ил-76 с двигателем ПС-90А и газоперекачивающего агрегата на основе ГТД Д-336 в их длительной эксплуатации. Данные по первому примеру представлены ЦИАМ (И.В.Егоров), по второму примеру – ЗМКБ “Ивченко-Прогресс”.

В соответствии с изложенным в [6] подходом, анализу подвергались ДП, образованные из отклонений параметров регистрации от полиномиальных регрессионных моделей, а также данные регистрации вибропараметров

Программно-алгоритмическое обеспечение анализа ДП для указанных примеров выполнено в среде MATLAB и позволило установить закономерности изменения технического состояния исследуемых объектов. Результаты анализа ДП для маршевой двигательной установки на основе ГТД ПС-90А иллюстрируют рис. 1, на котором представлен куб главных компонент диагностического параллелепипеда, и рис. 2, характеризующий изменение тренда по давлению за компрессором (отклонения от диагностической модели).

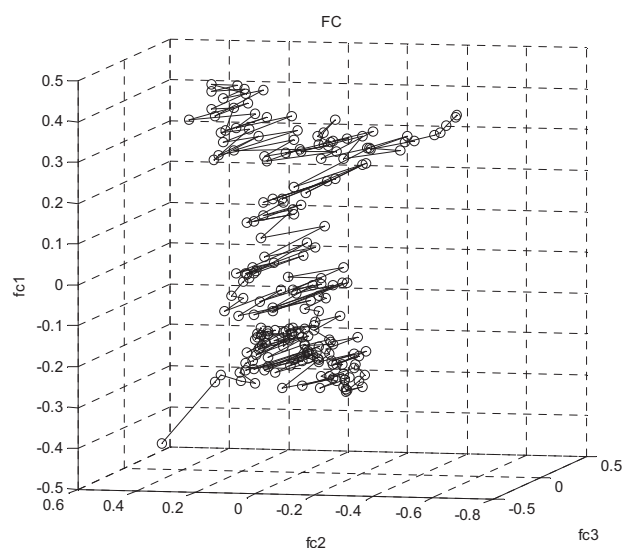


Рисунок 1 – Куб главных компонент диагностического параллелепипеда

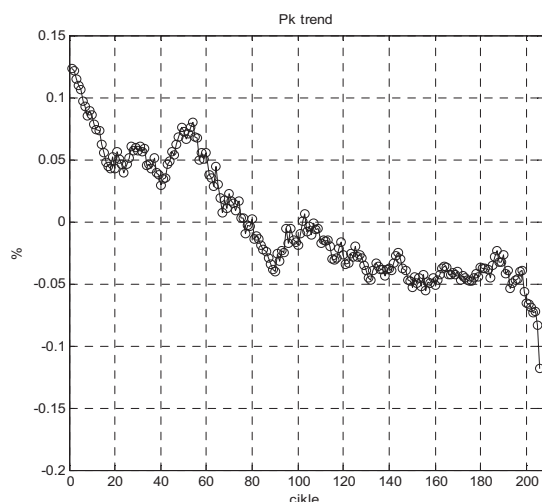


Рисунок 2 – Тренд отклонений давления за компрессором

Диагностический параллелепипед составлен из траекторных матриц шести параметров двигателя, которые регистрировались в течение 218 полетных циклов (более года). Окно анализа составило 13 циклов.

Проведенный многомерный трендовый анализ позволил установить последовательную деградацию компрессора высокого давления (ВД), что проявилось в изменении характеристик двигателя по давлению за компрессором и оборотам турбины низкого давления при поддержании постоянными оборотов турбины ВД. Такая деградация привела к излому тренда и последующему развитию аварийной ситуации (см. рис. 2). Излом тренда имеет место за несколько полетных циклов (около месяца) до помпажа двигателя в полете.

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 диагно-

стических параллелепипедов, образованных из многомерных временных рядов.

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. [русск.].
2. Бендат Дж. Прикладной анализ случайных данных / Дж. Бендат, А. Пирсон – М.: Мир, 1989.–540 с. [русск.].
3. Главные компоненты временных рядов: метод “Гусеница” / Под ред. Д.Л. Данилова, А.А. Жиглявского. – С.-П. ун-т. – 1997. [русск.].
4. Епифанов С.В. Синтез систем управления и диагностирования газотурбинных двигателей / С.В. Епифанов, В.И. Кузнецов, И.И. Богаченко и др. // – К.: Техника, 1998. – 312 с. [русск.].
5. Марпл мл. С.Л. Цифровой спектральный анализ и его приложения / С.Л.Марпл мл. – М.: Мир, 1990.-584с. [русск.].
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*. – 9(56) – 2008. – С.192-197. [русск.].
7. Миргород В.Ф. Двумерная форма сингулярного анализа временных рядов параметров регистрации газотурбинных двигателей / В.Ф. Миргород, Н.Д. Багаутдинов // *Авіаційно-космічна техніка і технологія*. – 2010. – (7/74). – С. 159-163.
8. 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. [англ.].
9. Perron P. Trend and Random Walks in Macroeconomic Time Series: Further Evidence from a New Approach. / P.Perron. –*Journal of Economic Dynamic and Control*, No.12, P. 297-332. [англ.].
10. Миргород В.Ф. Сравнительный анализ методов диагностирования технического состояния двигателя газотурбинного привода по данным регистрации / В.Ф. Миргород, Г.С. Ранченко // *Авіаційно-космічна техніка і технологія*. – 2006. – № 2(28). – С. 70-74.