

УДК 681.518.54

В.Ф. МИРГОРОД, Г.С. РАНЧЕНКО

ОАО «Элемент», г. Одесса, Украина

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ЭФФЕКТИВНОСТИ КРИТЕРИЕВ ТРЕНДА В ЗАДАЧАХ ДИАГНОСТИКИ ГТД

Рассматриваются методы и критерии выявления тренда временных рядов, характеризующих состояние объектов диагностики. Выполнен анализ возможностей и условий применения таких методов в задачах диагностики ГТД.

техническая диагностика, временные ряды, трендовый анализ, диагностическая модель

Введение

Решение общей проблемы повышения эффективности систем технической диагностики (СТД) ГТД, наряду с совершенствованием аппаратных средств, обусловлено необходимостью повышения надежности статических выводов о техническом состоянии объектов диагностирования с целью оценки и продления их ресурсов. Важной практической задачей диагностики является расширение возможностей реализуемых систем, охватывая не только традиционный допусковый контроль, но и прогноз-ные оценки изменения контролируемых параметров на основе измеренных их значений в виде временных рядов, составляющих предмет одной из областей прикладной статистики – трендового анализа.

Трендовый анализ является в настоящее время функционально необходимой частью алгоритмического обеспечения СТД, позволяя определить факт необратимого изменения состояния диагностируемых объектов (задачи обнаружения «разладки» [1]), определить параметры возникшей тенденции к изменению контролируемых параметров и дать прогнозную оценку их возможного состояния [2, 3]. Предлагаемые в прикладной статистике методы и критерии обнаружения и оценки тренда в данных (Хальда-Аббе [4], куммулятивных сумм [1], Спирмена [3], Фишера [5, 6] и другие) отличаются по

сложности реализации и эффективности и дают возможность выбора при практической реализации. В то же время применение указанных критериев при анализе реальных временных рядов диагностируемых параметров зачастую не дает ожидаемых результатов ввиду несоблюдения условий их корректного использования, т.е. несоответствия выбранной статистической модели (СМ) реальным данным. Поэтому необходимо определить факторы, влияющие на эффективность и условия корректного применения тех или иных методов и статистик тренда при решении прикладных задач диагностики ГТД, что и является **целью настоящей работы**.

Применение методов трендового анализа обосновано в [4, 7, 8, 9], в частности, опыт эксплуатации комплексной системы контроля и диагностики двигателя ПС-90А с подсистемой трендового анализа освещается в [7, 9], для двигателя НК-8-24 – в [8]. В подсистемах трендового контроля состояния указанных двигателей реализуется решающая статистика Хальда-Аббе [8, 9].

Значительный опыт эксплуатации автоматизированных систем диагностирования ГТД накоплен в подотрасли создания газоперекачивающих агрегатов (ГПА), в частности газотурбинных приводов НК-36 СТ и НК-38СТ [10].

Наиболее важным и результативным представляется подход, сочетающий регрессионную полино-

миальную статистическую модель и поэлементную имитационную [11] с применением современных методов анализа и обучения моделей.

Методы и критерии обнаружения тренда в временных рядах

Обзор статистик тренда, наиболее часто применяемых для анализа состояния авиационных двигателей, и их сравнительный анализ по данным имитационного моделирования приведен в [4].

Совокупность эффективных и, соответственно, более сложных алгоритмов оценки трендов контролируемых параметров ГТД предлагается ЗАО «Диагностика» (г. Москва, Россия). Такие алгоритмы основаны на известной [5, 6] статистике Фишера, применяемой в дисперсионном анализе.

Ф-критерий в форме

$$F = \left[\sum_{k=1}^N (y_k - m_N)^2 \right]^{-1} \sum_{k=1}^N (y_k - \hat{m}_k)^2 \quad (1)$$

позволяет не только определить факт наличия тренда, но и оценить его параметры, что выгодно отличает предлагаемый критерий от известных.

Эффективность и надежность используемых статистик тренда в основном определяется соответствием реальных данных регистрации параметров ГТД исходной статистической модели. Такое несоответствие обусловлено негауссовостью законов распределения ошибок регистрации, возможной коррелированностью выборки ввиду свойств объекта диагностирования и выбранных алгоритмов предварительной обработки (фильтрации) данных. Отличие законов распределения ошибок измерения от гауссовского является известным фактом [4, 12 – 14], а при использовании методов косвенных измерений негауссовость выборки является скорее правилом, чем исключением [13]. Наличие выбросов в измеряемых данных существенно повышает уровень ложных срабатываний статистик тренда.

Жесткие условия выборки из нормальной генеральной совокупности некоррелированных данных,

ограничивающие возможности применения вышеуказанных критериев, обуславливают необходимость отыскания иных статистических моделей регистрируемых процессов, в большей степени соответствующих реально регистрируемым базам данных параметров ГТД. Известные в прикладной статистике критерии тренда [15...17] используют более сложные СМ исследуемых временных рядов, в частности, в виде авторегрессии первого порядка с линейным трендом.

$$\Delta y_t = \varphi \cdot y_{t-1} + \alpha + \beta \cdot t + \varepsilon_t, \quad (2)$$

где $\varphi, \alpha, \beta = const., \{\varepsilon_t\} \in N(0, \tau_\varepsilon)$, в альтернативе гипотезы о модели порождения данных $\Delta y_t = \alpha + \varepsilon_t$.

Группа критериев Дики-Фуллера [15, 16] предусматривает МНК-оценку параметров данной СМ (2) по выборке и вычисление t -статистики для проверки гипотезы о принадлежности ряда. Критерий Филипса-Перрона [17] обобщает СМ (2) на важную для практики ситуацию со случайными составляющими ε_t с различными дисперсиями, автокоррелированными, и с ограниченными, но необязательно нормальными распределениями. Статистическая модель и соответствующий критерий Перрона [18] допускает ситуацию, когда на интервале регистрации имеются структурные изменения модели ряда либо в форме сдвига уровня, либо в форме изменения наклона тренда, либо в форме сочетания этих двух изменений.

Методы и статистики тренда [4] при условии их корректного применения (адекватность выбранной СМ реальным данным) позволяют установить лишь факт наличия тренда в исследуемом временном ряде и оценить момент его возникновения (“разладки”). Ф-критерий дополнительно дает косвенную информацию об уровне тренда в данных полетной регистрации. Характер трендовой составляющей может быть установлен методами скользящего среднего только для стационарных временных рядов. Для нестационарных временных рядов в рамках СМ с

трендом в виде аддитивной полиномиальной составляющей используется метод Бокса-Дженкинса, сводящей исследуемый ряд к стационарному применением процедуры метода последовательных разностей. Если для детерминированной составляющей, описывающей тренд, допустимо ортогональное разложение по известным базисным функциям, то оценка параметров такого разложения выполняется на основе процедуры МНК [20]. Указанный подход развивает метод SSA (Singular Spectrum Analysis), основанный на анализе сингулярного спектра – набора собственных чисел сингулярного разложения траекторной матрицы [21, 22]. Под траекторной матрицей понимается матрица Ганкеля, составленная из элементов временного ряда

$$X = \begin{bmatrix} y_1 y_2 \dots y_k \\ y_2 y_3 \dots y_{k+1} \\ \dots \\ y_m y_{m+1} \dots y_n \end{bmatrix} = [X_1, X_2, \dots, X_k], \quad (4)$$

где m – длина окна;

n – число членов ряда, $k = n - m$.

Указанное разложение траекторной матрицы (4) позволяет упорядочить ее структуру по собственным числам

$$X = \sum_{i=1}^S \sqrt{\lambda_i} U_i V_i^T, \quad (5)$$

где $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_3$ – собственные числа матрицы XX^T , U_i , V_i – собственные и факторные векторы.

На этапе восстановления выполняется группировка составляющих (5) на непересекающиеся подмножества и усреднение по специальному алгоритму с целью получения представления ряда в виде

$$Y = Y_{trend} + Y_{cicle} + Y_{noise},$$

т.е. разложения на трендовую, периодические (циклические) составляющие и шум. Если исследуемый ряд является рядом конечной размерности, то в сингулярном разложении траекторной матрицы (10) оказывается только небольшое число ненулевых компонент, причем это число (размерность ряда) не зависит от длины окна при достаточно большом m и n . Следовательно, такой ряд относится к классу вре-

менных рядов, управляемых линейными рекуррентными формулами, т.е. представляется АРСС-моделью. Однако в отличие от методов скользящего среднего в SSA не накладывается жестких ограничений на стационарность, либо аппроксимируемость тренда полиномом заданного вида.

Пример реализации

В качестве примера рассмотрим обнаружение и идентификацию трендового участка для двигателя НК-8-4 на интервале (3900 ... 5590) часов. Временной ряд образует короткая выборка значений $n_{ВД}$ с выбросами и началом развития тренда – рис. 1 (приведенные данные имеют исключительно иллюстративный характер и не являются фрагментом базы данных полетной регистрации).

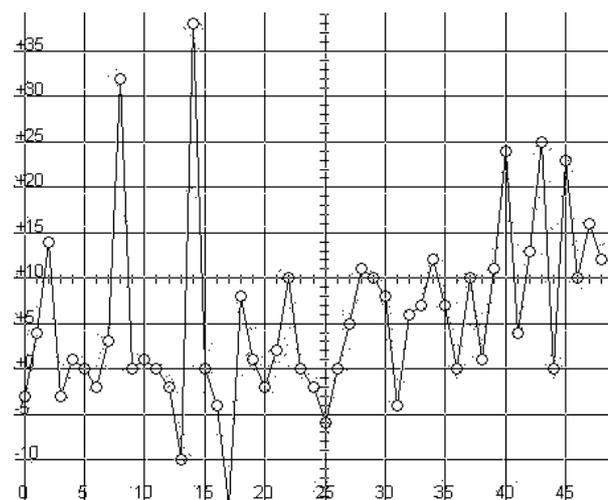


Рис. 1. Временной ряд

Диаграммы на рис. 2 отражают изменение функционалов решающих статистик [4].

Как это следует из данных моделирования, трендовый участок обнаруживается только статистиками куммулятивных сумм. Статистики Аббо и Фишера не позволяют обнаружить трендовый участок, причем наблюдается положительное смещение статистики Аббе, что и определяет рост вероятности ошибки второго рода – пропуск тренда. Низкая эффективность статистики Фишера обусловлена малым временем развития тренда, а также непостоян-

ством дисперсии: на трендовом участке дисперсия возрастает, поэтому статистика Фишера смещена и наблюдается пропуск тренда.

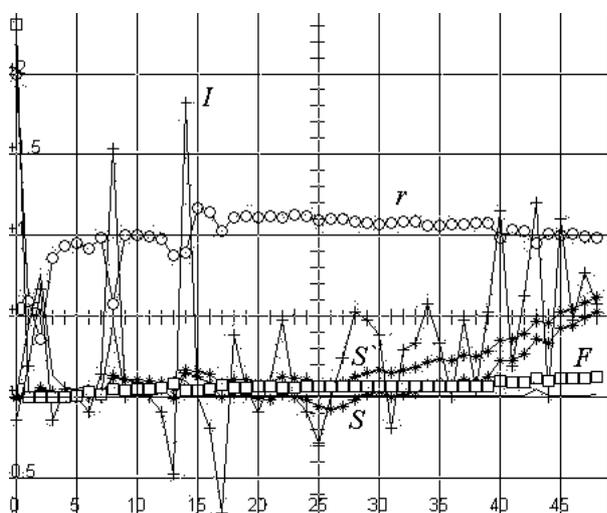


Рис. 2. Решающие статистики

На рис. 3 представлена восстановленная трендовая составляющая в сопоставлении с выборкой и остатками восстановления. Для отделения тренда использована оригинальная модификация метода SSA с другим порядком формирования траекторной матрицы в виде матрицы Теплица и использованием метода главных компонент для выделения трендовой составляющей.

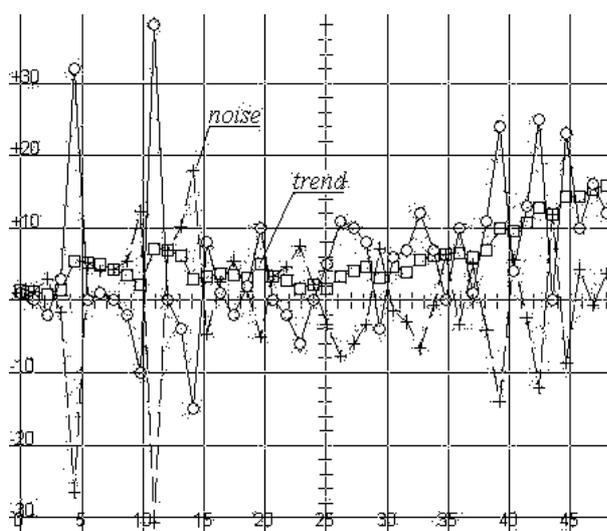


Рис. 3. Трендовая составляющая

Предлагаемый подход не исключает применения

статистик [4] к выделенной трендовой компоненте.

Заключение

1. Эффективность критериев тренда, в частности, Хальда-Аббе, существенно зависит от статистических свойств тестируемой выборки: справедливости гипотез о некоррелированности и принадлежности к нормальной генеральной совокупности, надежность которых целесообразно установить в результате предварительного разведочного анализа данных.

2. Для предварительной оценки возможности использования выбранной статистики тренда целесообразно определить общие статистические свойства (тип статической модели) исследуемого временного ряда на основе одного из критериев Фишера [5, 6], либо процедуры Кохрейна [19].

3. Существенное повышение эффективности статистик тренда может быть достигнуто путем предварительного сингулярного разложения траекторий матрицы, образованной временным рядом.

4. Для повышения достоверности статистических выводов об отсутствии тренда необходимо предварительное построение диагностических моделей исследуемых процессов в ГТД, а также тщательная оценка метрологических свойств измерительных каналов, включая алгоритмы цифровой фильтрации данных и оценку вероятностных характеристик ошибок измерений.

Перспективы дальнейших исследований в направлении повышения эффективности трендовых статистик в СТД ГТД заключаются в обосновании реалистичных статистических моделей исследуемых временных рядов для конкретных прикладных задач диагностики.

Литература

1. Жигалевский А.А., Красновский А.Е. Обнаружение разладки случайных процессов в задачах радиотехники. – Л.: Изд. Ленинград. ун-та, 1988. – 224 с.
2. Айвазян С.А., Енюков И.С. Мешалкин Л.Д. Прикладная статистика. Исследование зависимо-

стей. – М.: Финансы и статистика, 1985. – 488 с.

3. Отнес Р., Эноксон Л. Прикладной анализ временных рядов. Основные методы. – М.: Мир, 1982.

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

5. Кармалита В.А., Лобанов В.Э. Точность результатов автоматизированного эксперимента. – М.: Машиностроение, 1992. – 208 с.

6. Корн Г., Корн Т. Справочник по математике для научных работников и инженеров. – М.: Наука, 1973.

7. Анисимов А.М., Ступников В.Л., Трубников Ю.А. и др. Комплексная система контроля и диагностики двигателя ПС-90 А на самолетах ИЛ-96-300, ТУ-204, ТУ-214, ИЛ-76 МФ // *Авиационно-космическая техника и технология*. – Х.: Нац. аэрокосм. ун-т «ХАИ». – 2001. – Вып. 26. – С. 213 – 214.

8. Симкин Э.Л., Гагай В.С., Семенова Т.А. и др. Автоматизированный параметрический контроль технического состояния ТРДД НК-8-2У в эксплуатации по полетной информации // *Авиационно-космическая техника и технология*. – Х.: Нац. аэрокосм. ун-т «ХАИ». – 2001. Вып.26. – С. 222 – 227.

9. Кулик Н.С., Тамаргазин А.А., Линник И.И. Показатели качества функционирования авиационных ГТД // *Авиационно-космическая техника и технология*. – Х.: Нац. аэрокосм. ун-т «ХАИ». – 2002. – Вып. 71. – С. 4 – 7.

10. Коротков В.Б., Криволицкий Ю.К., Михнович В.Н. и др. Эксплуатация автоматизированных систем диагностирования АСД-36СТ и АСД-38СТ газотурбинных приводов НК-36СТ и НК-38СТ на компрессорных станциях // *Авиационно-космическая техника и технология*. Х.: Нац. аэрокосм. ун-т «ХАИ». – 2003. – Вып. 7 (42). – С. 105 – 107.

11. Елисеев Ю.С., Добрянский Г.В., Дема Т.Ф. Статистические методы формирования алгоритмов вычисления в полете тяги и других основных параметров газотурбинного двигателя, критериев и признаков технического состояния его узлов // *Авиационно-космическая техника и технология*. – Х.: Нац. аэрокосм. ун-т

«ХАИ». – 2003. – Вып.6(41). – С. 81 – 89.

12. Марковские модели сложных динамических систем: идентификация, моделирование и контроль состояния / Г.Г. Куликов, П.Дж. Флеминг, Т.В. Брейкин и др. – Уфа: Уфимский государственный авиационный университет, 1998. – 104 с.

13. Новицкий П.В., Заграф И.А. Оценка погрешностей результатов измерений. – Л.: Энергоатомиздат, 1985. – 248 с.

14. Миргород В.Ф., Ранченко Г.С. Особенности применения трендовых статистик при обработке данных в системах технической диагностики // *Технология и конструирование в электронной аппаратуре*. – 2005. – № 4. – С. 25 – 27.

15. Dickey D.A., W.A. Fuller. Likelihood Ratio Statistics for Autoregressive Time Series With a Unit Root. *Econometric*. 49. – P. 1057 – 1072.

16. Said E., Dickey D.A. Testing for Unit Roots in Autoregressive Moving Average Models of Unknown Order. *Biometrika*, 71. – P. 599 – 607.

17. Perron P. Trend and Random Walks in Macroeconomic Time Series: Further Evidence from a New Approach. *Journal of Economic Dynamic and Control*, 12. – P. 297 – 332.

18. Perron P. The Great Crash, the Oil Price Shock, and the Unit Root Hypothesis. *Econometric*, 577. – P. 1361 – 1401.

19. Cochran I.H. How Big is the Random Walk in GNP. *Journal of Political Economy*. – 1988. – № 96. – P. 893 – 920.

20. Иванов В.В. Методы вычислений на ЭВМ. – К.: Наукова думка, 1986. – 584 с.

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

22. Broomhead D., King G. Extracting qualitative from experimental data // *Physica D*. – 1986. – V.20 – P. 217 – 236.

Поступила в редакцию 12.05.2005

Рецензент: д-р техн. наук, проф. С.А.Нестеренко, Одесский национальный политехнический университет, Одесса.