

文章编号: 1001-2486(2008)04-0103-04

# 涡轮泵实时故障检测的时间编码信号处理方法研究\*

秦国军, 马媛媛, 胡莩庆

(国防科技大学 机电工程与自动化学院, 湖南 长沙 410073)

**摘要:** 为了提高液体火箭发动机涡轮泵实时故障检测的有效性, 通过取消对胞元长度限制和提出新的编码计算方法, 提出了一种改进的时间编码信号处理方法, 并将其应用于涡轮泵振动信号的实时特征提取。通过正常和异常涡轮泵历史试车稳态过程的振动数据对该方法的稳定性和故障检测有效性进行了验证, 结果表明, 基于时间序列编码的信号处理方法可以有效提取故障特征, 可用于涡轮泵故障的实时检测。

**关键词:** 液体火箭发动机; 涡轮泵; 实时故障检测; 时间编码信号处理

**中图分类号:** V434<sup>+</sup>.21      **文献标识码:** A

## A Research on Time Encoded Signal Processing for Real-time Fault Detection of Turbopump

QIN Guo-jun, MA Yuan-yuan, HU Niao-qing

(College of Mechatronics Engineering and Automation, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** To increase the validity of real-time fault detection of turbopump in Liquid-propellant rocket engine, a new signal processing method called modified Time Encoded Signal Processing and Recognition (TESPR) was presented to extract the features of vibration signal in real time. To extend the application of TESPR, the constraint about the duration of signal waveform components was abolished and a new encoding method was advanced. By the test of vibration data from normal as well as abnormal turbopump, the stability of this method and its affectivity for fault detection were verified. It shows that this signal processing method can be applied to turbopump fault detection.

**Key words:** liquid-propellant rocket engine; turbopump; real-time fault detection; TESPR

涡轮泵是液体火箭发动机的重要组成部分和故障高发部件之一, 由于工作在极端的物理环境(高温、高压和强腐蚀性等)中, 涡轮泵的故障发展异常迅速, 一旦故障出现, 若不及时处理, 将影响整个发动机乃至航天运载器的正常运行, 造成重大损失<sup>[1-2]</sup>。鉴于振动是涡轮泵故障的重要原因之一和主要表现形式, 国内外航天领域对基于振动信号的涡轮泵实时故障检测技术与系统开展了大量的研究工作, 而振动信号特征的实时提取, 是涡轮泵故障检测算法实施和系统构建的前提和基础。为此, 易于快速实时计算的振动参数, 如均方根、裕度因子、峭度等基于幅值变化的特征, 在实时检测系统中得到了广泛应用<sup>[3-5]</sup>。但是, 幅值变化特征反映的毕竟是涡轮泵状态一个角度的信息, 为了通过综合决策进一步提高涡轮泵故障实时检测的稳健性, 有必要从多个角度实时提取有效的故障特征。

近几年来, 国内外学者对符号时间序列分析技术进行了较多的研究, 并用来辨识隐藏在很强观测噪声和动力学噪声中的确定性状态模式。目前, 该方法已成功应用于发动机燃烧状态测量与评估、发动机旋转失效的早期行为检测、加工颤振测量、混沌振子相变确定等领域<sup>[6]</sup>。

考虑符号化分析具有噪声不敏感性、计算快速性以及较强的识别功能等优点, 本文在对时间编码信号处理与识别方法进行分析的基础上, 提出一种改进的时间编码信号处理方法, 并将其应用于涡轮泵振动信号的实时特征提取, 通过正常和异常涡轮泵历史试车稳态过程的振动数据, 对该方法的稳定性和故障检测有效性进行了验证。

\* 收稿日期: 2008-01-04

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50675219); 全国优秀博士论文基金资助项目(200434)

作者简介: 秦国军(1970-), 男, 副研究员, 博士。

# 1 基于时间编码的符号时间序列信号处理方法

## 1.1 符号时间序列分析的基本思想

符号时间序列分析是由符号动力学理论、混沌时间序列分析和信息理论衍生而来的一种信号分析方法,通过将数据连续的状态空间划分为少量的离散胞元并对每一个胞元分配不同的符号或者数值,将复杂的数据转换为由几个符号或者数值组成的符号序列。这一过程能够捕获大尺度的信号特征,降低动力学噪声的影响。

在时间序列的符号化过程中,首先引入相空间离散划分并分配符号给每个划分单元,通过某种简单的算法,将时间序列 $\{x_n\}$ 的元素 $x_n \equiv x(n)$ 转换为符号序列 $\{s_l\}$ 的元素 $s_l \equiv s(l)$ ,即

$$\{x_n\} = (x_1, x_2, \dots, x_N) \mapsto \{s_l\} = (s_1, s_2, \dots, s_L) \quad (1)$$

然后,引入划分 $P = \{P_1, P_2, \dots, P_m\}$  ( $m$ 是划分个数),对表示不同符号序列出现概率的符号统计量进行序列编码

$$c_{ik} = \begin{cases} 1, & P_i \leq s_l < P_{i+1} \\ 0, & s_l < P_i \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

其中,符号时间序列 $s_l \in \{s_l\}$ ,时间编码矩阵 $C = \{c_{ik}\}$ 。

从而,原来的时间序列 $\{x_n\}$ 被转换成由0和1两个数值组成的时间编码矩阵 $C = \{c_{ik}\}$ ,最后,通过统计与不同 $P_i$  ( $i = 1 \sim m$ ) 相对应的1的概率 $p_i$  ( $i = 1 \sim m$ ),把时间编码矩阵表示为符号序列直方图(SSH, Symbol Sequence Histograms)或按式(3)计算Shannon熵,并以此作为时间序列的特征。

$$H_s = - \sum_{i=1}^m p_i \log p_i \quad (3)$$

## 1.2 改进 TESPR 算法

为了对声信号进行有效处理,King和Gosling于1978年提出了时间编码信号处理与识别算法<sup>[7]</sup>,之后又进行了进一步的研究与应用<sup>[8-9]</sup>。该方法可对获取的数据进行简单的符号编码,并利用各编码值的概率表示信号总体特征,但该方法也存在信号胞元长度受限和需事给定先编码表等不足。

为此,本文通过取消对胞元长度限制和提出新的编码计算方法,对该算法进行改进。改进后的算法流程如图1所示。

首先,按连续实零对低通滤波后的信号进行分段,每一段称为一个为复零位置定界的胞元(复零在波形中视为极小值、极大值或者拐点)。从而将有限带宽的信号简单近似划分为连续的胞元,每个胞元用因子对 $(D, S)$ 来表示,其中, $D$ 为胞元长度,即两个连续实零之间的采样点数; $S$ 为胞元形态因子,定义为正胞元局部极小点或者负胞元局部极大点的数目。

然后,对每个胞元的因子对 $(D, S)$ 进行编码

$$C_i = \lceil 2^{(D_i - D_{\min})/k_1 + S_i/k_2} \rceil, \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (4)$$

其中, $C_i$ 为第 $i$ 个胞元编码值; $M$ 为胞元个数; $D_{\min}$ 是为减小不同 $C_i$ 数目而作的偏置量,可通过估计 $D$ 的最小值得到; $k_1, k_2$ 为编码数量紧缩系数, $k_1$ 调整胞元长度分辨率, $k_2$ 调整胞元形态分辨率; $\lceil \cdot \rceil$ 为取整函数。

对各胞元编码组成的符号序列 $C =$

$\{C_1, C_2, \dots, C_M\}$ 进行统计分析,绘出符号序列直方图,或在计算不同编码发生概率 $p(s_k)$  ( $s_k \in C$ , 且 $\forall k \neq m, s_k \neq s_m$ )的基础上,按(3)式计算符号时间序列的Shannon熵。

通过对上述步骤的递推计算,可实现信号特征的实时获取。

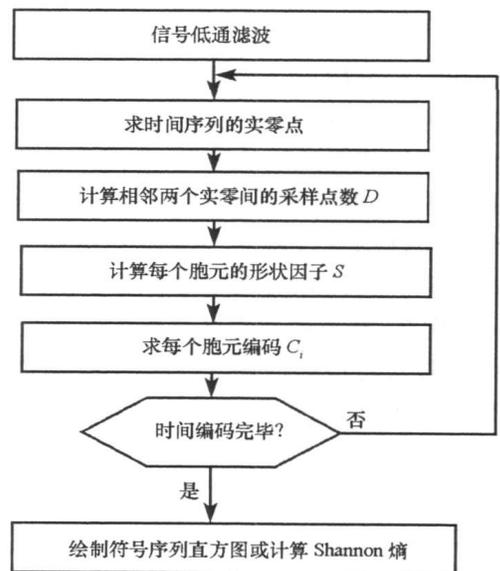


图1 TESPR 算法流程图

Fig.1 Flowchart of TESPR algorithm

## 2 改进 TESPRA 算法在涡轮泵故障特征提取中的应用

为考察改进 TESPRA 算法对液体火箭发动机涡轮泵实时故障检测的有效性, 利用某型液体火箭发动机的历史试车数据对算法进行了离线验证, 下面应用的检测数据均来自燃料涡轮泵轴向振动信号。

### 2.1 正常涡轮泵试车数据特征分析

为验证改进 TESPRA 算法检测涡轮泵状态的稳健性, 首先对图 2 所示的三组正常涡轮泵试车数据进行了时间编码, 编码序列的直方图 and 不同编码发生的概率分别如图 3 和表 1 所示。从中可以看出, 在涡轮泵轴向振动试车数据正常的情况下, 三组数据的各编码概率具有很好的重复性, 按式(3), 可计算三组数据编码序列的 Shannon 熵分别为 0.1052, 0.0256 和 0.0246。

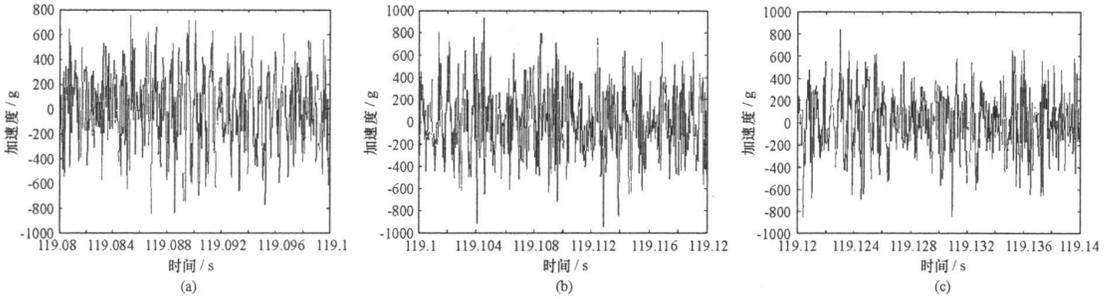


图 2 正常涡轮泵试车振动信号时间序列

Fig. 2 Time sequence of normal turbopump vibration signal

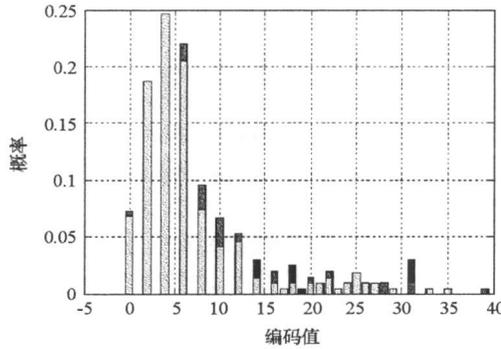


图 3 三组正常涡轮泵振动信号符号序列直方图

Fig. 3 Histogram of symbol sequence for three-group vibration signal of normal turbopump

表 1 三组正常涡轮泵振动信号符号序列各编码概率 ( $s_k$  为编码, (a)、(b) 和 (c) 分别表示图 2 的各组数据)

Tab. 1 Probability of coded value from three-group normal turbopump vibration signal ( $s_k$  is coded value, (a)、(b) and (c) is the data in figure 2)

$s_k$	0	2	4	6	8	10	12	14	16	17	18	19	20
(a)	0.055	0.185	0.210	0.170	0.095	0.065	0.050	0.030	0.005	0	0.025	0.005	0.015
(b)	0.072	0.163	0.196	0.220	0.096	0.067	0.053	0.014	0.019	0	0.005	0	0.005
(c)	0.069	0.187	0.247	0.206	0.073	0.041	0.046	0.014	0.009	0.005	0.009	0	0.009
$s_k$	21	22	23	24	25	26	27	28	29	31	33	35	39
(a)	0	0.015	0.005	0.010	0.010	0.010	0.005	0	0.005	0.030	0	0	0
(b)	0	0.005	0.005	0	0.010	0.005	0.010	0.005	0.005	0.005	0.005	0.005	0.005
(c)	0.009	0.014	0.005	0.009	0.018	0.009	0.009	0	0.005	0	0.005	0.005	0

### 2.2 异常涡轮泵试车数据分析

为分析改进 TESPRA 算法检测涡轮泵故障的有效性, 对图 4 给出的两组异常涡轮泵试车数据分别进行了时间编码, 两组数据的编码序列直方图分别如图 5(a) 和(b) 所示, Shannon 熵分别为 0.0217, 0.0211。

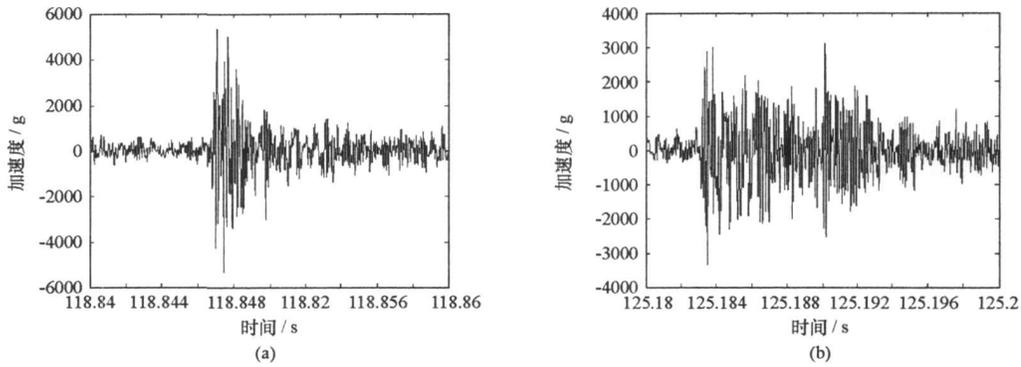


图4 异常涡轮泵试车轴向振动信号时间序列

Fig. 4 Time sequence of abnormal turbopump vibration signal

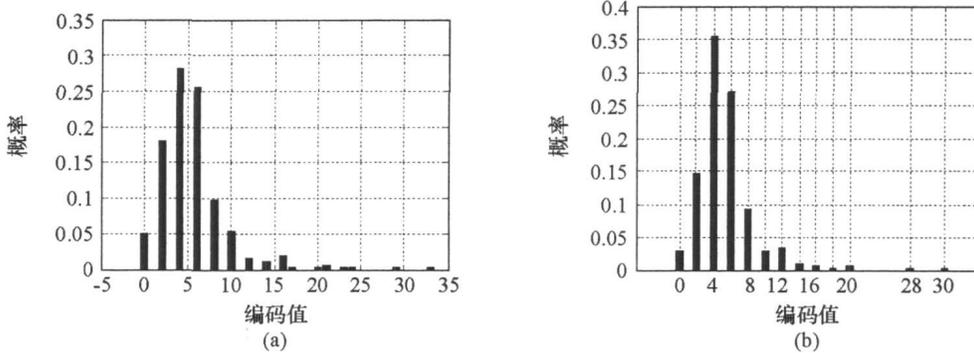


图5 异常涡轮泵轴向振动信号时间编码直方图

Fig. 5 Histogram of coded value for time sequence of abnormal turbopump vibration signal

通过对图3和图5的直观对比可以看出,正常涡轮泵和异常涡轮泵试车数据时间编码在概率分布上存在比较明显的差异,在编码值分别为4和6时,三组正常涡轮泵试车数据所对应的编码概率均小于0.25,而两组异常涡轮泵试车数据所对应的编码概率均大于0.25。从Shannon熵来看,两组异常涡轮泵试车数据所对应的编码序列熵明显小于三组正常涡轮泵试车数据所对应的编码序列熵(具体阈值可通过历史试车数据统计学习)。这一结果与故障涡轮泵振动数据分布偏离正态分布<sup>[3]</sup>的统计分析结果也是一致的。

### 3 结束语

通过对三组正常和两组异常涡轮泵数据特征提取和识别的应用,验证了提出的改进时间编码信号处理方法能在稳态运行过程中有效检测涡轮泵故障,从而为涡轮泵故障实时检测提供了一种新的特征提取手段。但需要指出的是,从本质上讲,时间编码方法快速提取的是与信号变化频率有关的特征,未考虑信号幅值的变化,因此,有必要将该方法与基于信号幅值特征的方法融合应用,以提高故障检测的稳健性。此外,尽管本文方法的基本思想对信号的平稳性没有特别要求,但如何对涡轮泵启停和变工况等过程的振动信号进行实时编码,还需要进一步探讨。

### 参考文献:

- [1] Jue F, Kuck F. Space Shuttle Main Engine (SSME) Options for the Future Shuttle [R]. AIAA 2002- 3758, 2002.
- [2] Davidson M, Stephens J. Advanced Health Management System for the Space Shuttle Main Engine [R]. AIAA 2004- 3912, 2004.
- [3] 王慧. 基于振动参量的涡轮泵健康状况判别方法的研究[D]. 北京: 中国航天科技集团公司, 2003.
- [4] 谢光军, 胡芑庆, 秦国军. 涡轮泵振动参数与统计特征量的线性相关性分析[J]. 推进技术, 2005, 26(6): 540- 544, 547.
- [5] 谢光军, 胡海峰, 秦国军, 等. 液体火箭发动机涡轮泵健康监控系统[J]. 国防科技大学学报, 2005(3): 40- 44.
- [6] 胡芑庆. 转子碰摩非线性行为与故障辨识的研究[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 2005.
- [7] King R, Gosling W. Time Encoded Speech [J], Electronics Letters, 1978, 14(15): 456- 457.
- [8] Phipps T, King R. A Low-power, Low-complexity, Low-cost TESPARE-based Architecture for the Real-time Classification of Speech and other Band-limited Signals[C]//Proc. of the Int. Conf. on Signal Processing Applications and Technology, Dallas, USA, 16- 19 October 2000.
- [9] Mazarakis G, Avaritsiotis J. Lightweight Time Encoded Signal Processing for Vehicle Recognition in Sensor Networks [J]. Ph. D. on Research in Microelectronics and Electronics, 12- 15, June, 2006: 497- 500.