

文章编号: 1000-8055(2008)06-1093-05

一种改进的航空发动机转静件碰摩故障诊断方法

何 田^{1,2}, 刘献栋², 李其汉¹

(1. 北京航空航天大学 能源与动力工程学院, 北京 100083;

2. 北京航空航天大学 交通科学与工程学院, 北京 100083)

摘 要: 针对航空发动机碰摩故障的实际情况, 分析了各种诊断方法的应用局限性, 引入并改进适用于航空发动机碰摩诊断的基于 SVD(奇异值分解)的碰摩特征提取方法; 提出利用数据边界延拓来消除边界振荡, 以此发展了适合短时间序列和长时间序列的奇异值分解处理方法, 并探讨了简便实用的奇异值选择方法。并在某航空发动机故障信号的检测中, 取得了良好的效果。

关 键 词: 航空、航天推进系统; 碰摩; 奇异值分解; 航空发动机; 故障诊断

中图分类号: V231.9

文献标识码: A

Improved fault diagnosis method for aero engine rotor-stator rubs

HE Tian¹, LIU Xian-dong², LI Qi-han¹

(1. School of Jet Propulsion,

Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China;

2. School of Transportation Science and Engineering,

Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China)

Abstract: In view of actual conditions of aero engine's rub-fault, the application limitations of variant diagnosis methods were analyzed. A boundary extension method was presented for restraining the ending effect of the reconstructive signals; and an improved method was adapted to process both short time series and long time series based on singularity value decomposition and the boundary extension method. The selective method of singularity values for reconstruction was also discussed. Then the vibrating signals of certain aero engine were analyzed, showing good detection results of fault signals of a certain Aero-engine.

Key words: aerospace propulsion system; rub; singularity value decomposition; aero engine; fault diagnosis

碰摩是航空发动机中常见故障之一, 转静件碰摩会引起整机振动过大, 影响发动机的效率; 也可能使机匣发生较大的变形, 或使发动机转子叶片产生裂纹甚至折断, 造成重大事故。对于碰摩故障的诊断, 信号处理是一种重要的手段。

频谱分析是碰摩诊断常用的手段, 一些文献认为 $1/3$ 倍频和 $1/2$ 倍频频率分量可以作为转子早期碰摩故障频率特征的诊断依据^[1], 而双转子

系统中多种倍频率和分频振动以及两转子转速频率的多种复合频率的振动可以作为转静子偏摩的特征^[2]。但是, 频谱分析无法给出精确的碰摩时间。而且, 在现场的振动数据测试中, 是测试机匣的振动而不是转子, 分频成分较少发现, 而倍频成分在正常或非碰摩故障情况下也时有出现。因此频谱分析实际难以给出满意的诊断结果。

当转静件碰摩故障发生或发展时, 将导致动

收稿日期: 2007-06-15; 修订日期: 2007-09-07

基金项目: 航空科学基金(2007ZB51025)

作者简介: 何田(1979-), 男, 四川广安人, 博士生, 主要从事发动机振动及故障诊断的研究。

态信号非平稳性的出现,其振动信号表现出非平稳特征,如何从非平稳振动信号中提取碰摩故障特征信息往往是故障诊断的关键.在非平稳信号处理方面,时-频分析,例如小波分析、Hilbert-Huang 变换等用得非常广泛,对某些高信噪比的碰摩特征提取效果良好^[3],但是时频分析方法主要是较高信噪比的情况下取得满意的效果^[4],对于航空发动机来说,其信号非常复杂,伴随着各种振动信号成分和干扰噪声.时频分析方法的分析效果难以满足诊断的需要.

由于上述问题的存在,神经网络等智能诊断方法在航空发动机故障诊断中发展较快,对于碰摩的诊断也有所研究^[5].但是由于实际中各类故障样本难以获得,特别是对于正在研制中的发动机更是如此,因此应用往往也受到限制.

本文针对航空发动机实际测试数据,分析了航空发动机振动信号处理的特点,提出了基于SVD的长时间序列分解重构突变信息的方法,并用于现场数据的处理中,取得了满意的效果.

1 航空发动机碰摩诊断的特点

本文研究的转静件碰摩类型仅限于转静件偏摩.航空发动机振动测试是一个较长时间的监控过程,通道数多,数据量大,激振源多,干扰较大.在发动机运行时,往往会经历不同的转速和工况,一般来说碰摩不会持续在整个运行区间.对数据的分析不但要找出是否有碰摩,还需要找出碰摩的时间,以便为故障的分析与处理提供依据.

因此,希望通过数据分析,能够有效地从强干扰背景的测试信号中提取出碰摩信息;而且有较准确的碰摩时间定位能力和一定的碰摩程度识别能力.此外,还要有一定的数据处理速度.

通过上面的分析,在本文发展了基于SVD的既适合短时间序列又适合长时间序列的碰摩特征提取技术.

2 基于SVD信号分解的碰摩诊断方法

2.1 SVD信号分析介绍

假设具有某故障的机械系统测试信号为 $x_1, x_2, x_3, \dots$, 则重构的轨迹矩阵可表示为

$$D_m = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_n \\ x_2 & x_3 & \cdots & x_{n+1} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ x_m & x_{m+1} & \cdots & x_{m+n-1} \end{bmatrix} \quad (1)$$

D_m 的奇异值分解是指存在矩阵 $U \in \mathbb{R}^{m \times m}$, $U \cdot U^T = I$ 和 $V \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $V \cdot V^T = I$, 以及矩阵 $\Lambda = [\text{diag}\{\lambda_1 \ \lambda_2 \ \cdots \ \lambda_p\} : 0]$, 使得

$$D_m = U \Lambda V^T \quad (2)$$

式中 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots \geq \lambda_p > 0$ 称为矩阵 D_m 的奇异值. 矩阵 D_m 的秩为 p , 且 $p \leq \min(m, n)$. U, V 分别称为矩阵 D_m 的左、右奇异矩阵.

信号表示为

$$x(t) = \sum_{i=1}^m \lambda_i u_i v_i^T \quad (3)$$

选择每个奇异值进行信号重构,就得到了在重构空间不同方向上具有不同频带能量的信号.根据文献[6],突变信息对奇异值影响不同.选择突变信息贡献较大的 λ_i 进行奇异值分解的逆过程 $D'_m = U \Lambda' V^T$ 和相空间重构的逆过程,得到反映突变信息的信号分量.该方法具有较大的信噪比,能够在强背景噪声中提取出突变信息.

2.2 长数据的处理与数据点延拓

SVD方法用到航空发动机现场数据的处理中还要进行一些改进.首先是解决长时间测试数据的处理问题.

奇异值分解对于长的数据处理较慢.而且数据长,包含的工况较多,信号比较复杂,对局部的突变信息提取不利.因此对于长数据,有必要分段处理.

为了结果分析的需要以及处理速度的考虑,数据长度的选择以5~20个基频周期或512~1024个数据点较为合适.

在相空间重构分解信号的逆过程中,由于边界数据较少,有时候会引起边界振荡.由于数据是分段计算的,最后还要将分解信号连成一段,振荡的端点将在分解后的重构信号中形成突变波包,影响结果分析.因此,必须消除边界振荡而进行相应的数据端点延拓.

数据振荡的原因可以从相空间重构逆过程看出.在相空间重构分解信号 x 的过程为

$$x(i) = \begin{cases} \sum_{j=1}^i D'_m(j, i-j+1)/i, & 1 \leq i < m; \\ \sum_{j=1}^m D'_m(j, i-j+1)/m, & m \leq i \leq n; \\ \sum_{j=m+n-i}^m D'_m(m-j+1, i-m+j)/(m+n-i), & n < i \leq n+m-1. \end{cases} \quad (4)$$

$x(1)$ 和 $x(m+n-1)$ 就是使用SVD逆过程得到的矩阵 D'_m 的第一行第一个数和最后一行最后一个数直接得到,有时会由于数值处理过程的种种误差导致振荡,而 $x(2)$ 和 $x(m+n-2)$ 分别

用到矩阵 D_m' 中的两个数据取平均得到,振荡会相对小一些.离端点越远,重构时有一个平均过程,会大大降低振荡.可见振荡主要出现在端点部分(长度小于 $m-1$).因此,在数据处理的过程中,可以适当地将端点部分进行延拓,处理完后再舍去延拓的部分,从而实现消除端点振荡.

设有测试信号为 $x(1), x(2), x(3), \cdots, x(m+n-1)$, 可以取距端部 $m-1$ 个数进行反向延拓,设延拓后的数据为 $y(i) (i=1, 2, \cdots, n+3m-3)$

$$y(i) = \begin{cases} x(m-i), & 1 \leq i < m; \\ x(i-m+1), & m \leq i \leq n+2m-2; \\ x(2n+3m-i-2), & n+2m-2 < i \leq n+3m-3. \end{cases}$$

在长度为 $N (N \gg n > m)$ 的较长数据 x 的处理过程中,重构维数为 m ,每次要分析的数据长度为 $m+n-1$,则数据可以分为 $k+1$ 段($k=\text{fix}[N/(n+m-1)]$),最后一段数据可能不足 $m+n-1$ 个数,如果最后一段数长度不足 $2m$,则将最后两段数合成一段处理,这样数据共分成 k 段.

可以先按照上式进行数据延拓,然后进行分段.设延拓后的数据为 y ,数据长度为 $N+2m-2$,则数据的第 j 分段 y^j 可以每次取 $n+3m-3$,即

$$\begin{aligned} y^j &= y(i), \quad a \leq i \leq b, \\ a &= (j-1) \cdot (m+n-1) + 1, \\ b &= (j-1) \cdot (m+n-1) + n+3m-3. \end{aligned}$$

即在延拓前的每个数据分段前后分别加上了 $m-1$ 个数.分析完毕后每端各舍掉 $m-1$ 个数,然后将数据合并即可.

如果重构维数过大,为了提高计算速度,可以适当减小向两段延拓的数据,经验表明,两端各延拓 30 个点就足以解决端点振荡的问题.

2.3 奇异值的选择

根据文献[6]的分析,可以选择过渡阶段的全部或部分奇异值进行重构.但是在现场数据分析时,过度阶段往往具有较长阶段,且并不是每一个奇异值的重构信号都能反映碰摩突变信息的存在.另外当重构维数较大时,不能选择全部的奇异值分别重构,而且也没有必要.因此,可根据现场经验选择了过度阶段的能量较大的全部奇异值分别进行重构.

3 某航空发动机碰摩故障诊断实例

3.1 某型具有碰摩故障的发动机机匣振动信号分析

某型发动机在试运行时发生故障,事后经过

分析认为可能在运行阶段存在碰摩,但是无法确定碰摩的时间和位置.

利用本文提出的方法,在整个过程选取了一些关键的时间段进行了分析.

下面给出几个典型的片断.一个是 300~310 s 区间下的分析结果.图 1 是该段一部分数据的时域波形和幅值谱图,图 2 是其奇异值分布图.可见在这一时间段的振动信号频谱成分也是相当的复杂.按照所述奇异值选取方法,利用本文提出的方法选取过渡阶段的奇异值 $\lambda_6 \sim \lambda_{40}$ 分别重构.

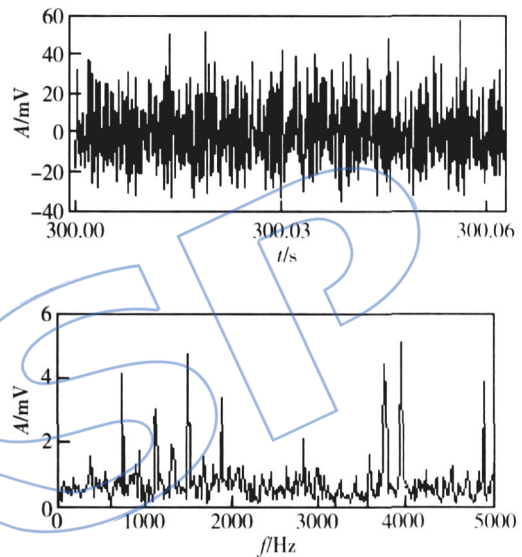


图 1 信号时域波形图与幅值谱

Fig. 1 Time-domain curve and frequency domain curve

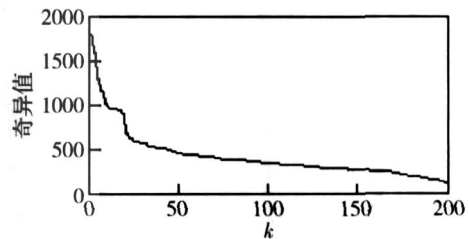


图 2 重构矩阵的奇异值

Fig. 2 Singularity value of the reconstructed matrix

这区间相当大的部分时间内出现类似于图 3 所示的 $\lambda_6 \sim \lambda_{40}$ 重构图,从图中可以看出, $\lambda_6 \sim \lambda_{40}$ 重构信号中每个周期内出现一个波包,反映该段时间内可能存在碰摩.

当转速升高,即在 473~483 s 期间内,为了节省篇幅,在此没有给出其部分时间段内的时域波形、幅值谱和奇异值分布图.该段内相当大的部分时间内也出现类似于如图 4 所示的 $\lambda_6 \sim \lambda_{40}$ 重构图.图 4 中, $\lambda_6 \sim \lambda_{40}$ 显示出每一周期一个波包,指示碰摩的存在.

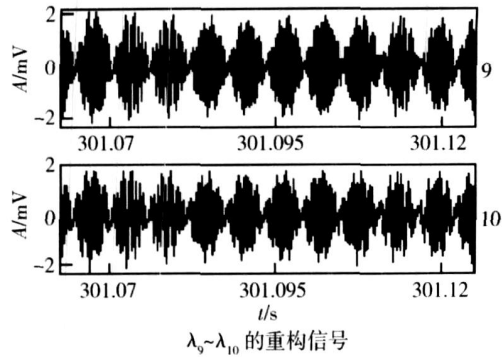


图 3 部分奇异值的重构信号 ($t \approx 301$ s)

Fig. 3 Time-domain curves of the signals obtained by part of the singularity value ($t \approx 301$ s)

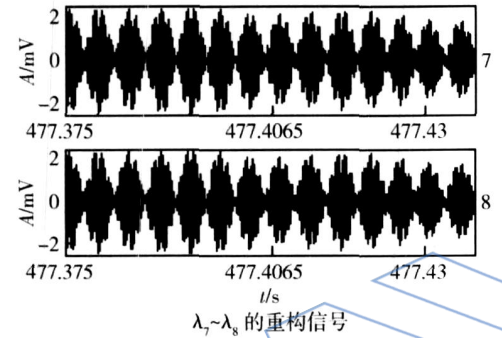


图 4 部分奇异值的重构信号 ($t \approx 477$ s)

Fig. 4 Time-domain curves of the signals obtained by part of the singularity value ($t \approx 477$ s)

3.2 某型具有碰摩故障的发动机静子叶片振动信号分析

为了测试机匣静子叶片的振动情况,在压气机一级叶片上安装了动态应变片.通过分析静子叶片的振动信号成分,可以判断静子叶片与转轴的碰摩情况.相对于机匣的振动信号,如图 5 所示,动态应变仪的测试信号要“干净”很多.因此,可以降低重构维数(在本文中选择为 40).

取其中一段数据的奇异值分解后其奇异值分布如图 6 所示.可见,奇异值的过渡阶段集中在 $\lambda_6 \sim \lambda_4$,因此对于整个过程的分析中,选取 $\lambda_6 \sim \lambda_4$ 作为重构的奇异值.下面给出的是分析结果中的几张代表性的图.图 7 是 483.05 s 后约 13 个半周期的数据 SVD 分解后的重构信号.从图中可以看出各重构信号几乎无规则的与基频周期关联的波包,反映了信号中无规则的突变信息.因此几乎无碰摩存在,在这之前的分析结果都类是于如此.

不过紧接在 483.21 s 时振动信号中有冲击

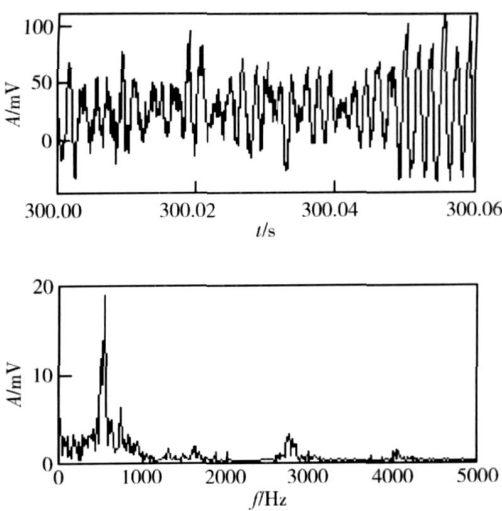


图 5 信号时域波形图与幅值谱

Fig. 5 Time-domain curve and frequency domain curve

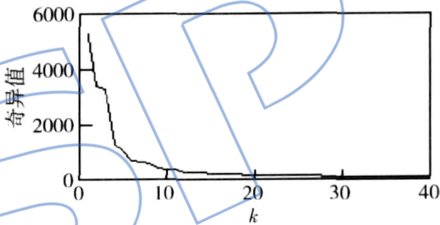


图 6 重构矩阵的奇异值

Fig. 6 Singularity value of the reconstructed matrix

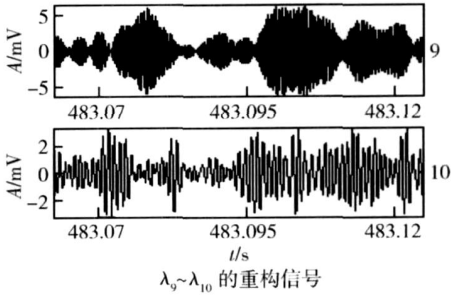


图 7 部分奇异值的重构信号 ($t \approx 483$ s)

Fig. 7 Time-domain curves of the signals obtained by part of the singularity value ($t \approx 483$ s)

性突变信息,而且冲击的幅值还相对较大,如图 8 所示.在这次突变后,某些重构信号中立即出现了一周一次的微弱波包,如图 9 所示.这时发动机出现故障特征.随着时间的延续,突变信息越来越明显,幅值也越来越大,到最后甚至出现图 10 所示的大突变信息,显然碰摩非常剧烈,发动机已经发生比较严重的碰摩故障.

通过碰摩出现的时间可以看出,静子叶片与转轴的碰摩比压气机叶片与机匣的碰摩要晚的多.

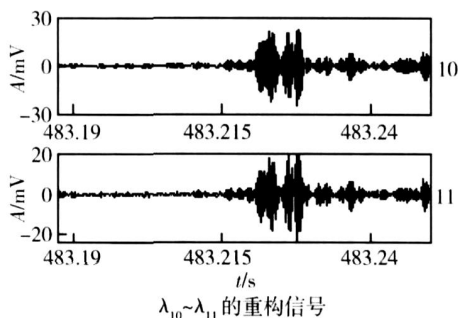


图 8 部分奇异值的重构信号 ($t \approx 483$ s)

Fig. 8 Time-domain curves of the signals obtained by part of the singularity value ($t \approx 483$ s)

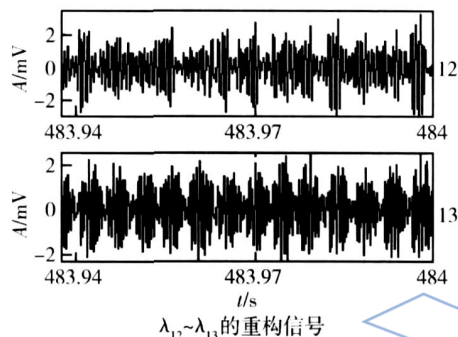


图 9 部分奇异值的重构信号 ($t \approx 483$ s)

Fig. 9 Time-domain curves of the signals obtained by part of the singularity value ($t \approx 483$ s)

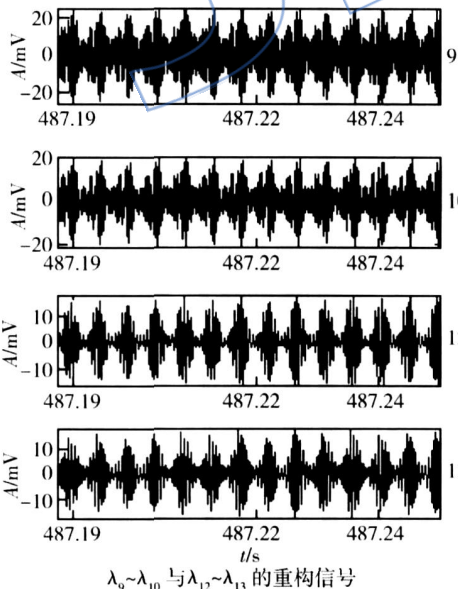


图 10 部分奇异值的重构信号 ($t \approx 487$ s)

Fig. 10 Time-domain curves of the signals obtained by part of the singularity value ($t \approx 487$ s)

4 结 论

本文发展了适合于航空发动机碰摩故障现场诊断的基于相空间重构矩阵奇异值分解的突变信息提取方法,并应用到某发动机的故障信号处理中,得到了以下结论:

- 1) 改进后的奇异值分解技术能够消除计算过程中的边界振荡;
- 2) 改进后的奇异值分解技术能够处理短时间序列也能够处理较长时间序列;
- 3) 改进后的奇异值分解技术能够在强干扰背景下诊断出航空发动机的碰摩故障,适合于现场诊断;
- 4) 改进后的奇异值分解技术能够精确地定位碰摩信息的发生时间、不同位置发生碰摩的先后,还能在一定程度上确定碰摩的严重程度.

参考文献:

[1] Russell P C, Cosgrave J, Tomtsis D, et al. Extraction of information from acoustic vibration signals using Gabor transform type devices [J]. Measurement Science and Technology, 1998, 9 (8): 1282-1290.

[2] 晏砺堂,王德友. 航空双转子发动机动静件碰摩振动特征研究[J]. 航空动力学报,1998,13(2):173-176.

YAN Litang, WANG Deyou. Vibration features from rubbing between rotor and casing for a dual-shaft aero engine [J]. Journal of Aerospace Power, 1998, 13(2): 173-176.

[3] PENG Z K, PETER W T, CHU F L. An improved Hilbert-Huang transform and its application in vibration signal analysis [J]. Journal of Sound and Vibration, 2005, 286: 187-205.

[4] 朱利民. 旋转机械工况监视与故障诊断中若干信号处理方法的研究[D]. 南京:东南大学,1999.

ZHU Limin. Research on some signal processing approaches for condition monitoring and fault diagnosis of rotating machinery[D]. Nanjing:Southeast University,1999.

[5] 杨慧,刘玉洁,吴俊. 基于 FBP 神经网络的航空发动机故障诊断[J]. 计算机工程,2005,31(7):187-188.

YANG Hui, LIU Yujie, WU Jun. Failure-diagnosis of aero engines based on FBP neural network [J]. Computer Engineering, 2005, 31(7): 187-188.

[6] 何田,刘献栋,李其汉. 噪声背景下检测突变信息的奇异值分解技术[J]. 振动工程学报,2006,19(3):399-403.

HE Tian, LIU Xiandong, LI Qihan. An improved method of detecting abrupt information based on singularity value decomposition in noise background [J]. Journal of Vibration Engineering, 2006, 19(3): 399-403.