

航空发动机振动信号盲分离研究*

Blind Source Separation Technique of Vibration Signal of Aeroengine

西北工业大学电子信息学院 冯冰 马建仓 程存虎 赵述元

[摘要] 根据航空发动机振源信号的相互独立性,阐述了利用盲分离技术对航空发动机振动信号进行分离的原理和实现。利用 Fast ICA 算法对某型涡轮风扇发动机转子产生的振动信号进行了盲分离实践。

关键词: 航空发动机 盲分离 Fast ICA 振动分析

[ABSTRACT] The blind source separation was used to recover the vibration signals of independent sources of aeroengine. The theory and separation of the aeroengine's vibration signals is expounded by using blind source separation techniques. It also carried out the separation of the vibration signals that come from rotor of a turbofan engine by Fast ICA algorithm.

Keywords: Aeroengine Blind Source Separation Fast ICA Vibration Analysis

盲分离是近 10 多年来发展起来的一种信号处理新方法,是信号处理领域的新兴研究热点。盲分离是针对传感器接收的多个独立源信号的混合信号,通过盲分离算法把这些独立的信号源识别出的一种方法。航空发动机的振动信号是其故障特征识别与诊断的重要信息来源,它由安装在发动机机匣上的振动传感器测取,测得的振动信号为高压转子、低压转子、传动系统等不同的振源所激起的振动混叠,同时还包含了各种干扰和测量噪声,这给故障特征识别与诊断带来了困难。盲分离方法的研究为振动信号的分离与故障特征识别提供了手段,目前针对航空发动机振动信号特征识别的新理论及新方法的研究已受到人们的重视。

本文尝试将盲分离方法应用到航空发动机状态监测和故障诊断中。首先介绍了盲分离的基本理论和 Fast ICA 算法,以建立涡轮风扇发动机振动信号分析的混合模型,说明了盲分离应用的可行性;接着通过对发动机实测振动信号的分离,提取了高、低压转子振动信号,验证了分离方法的可行性;结果表明,盲分离技术有助于分析发动机的振动源信号,能提高发动

机状态监测与故障诊断的准确性;最后,提出了进一步研究方面的建议。

1 盲分离原理与 Fast ICA 算法

若 m 维检测的混合信号 $\mathbf{x}(t)=[x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t)]^T$ 由 n 维未知的源信号 $\mathbf{s}(t)=[s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t)]^T$ ($m \geq n$) 线性混合而成,可用矩阵形式表示:

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t), \quad (1)$$

式中 \mathbf{A} 是 $m \times n$ 阶未知混合矩阵。

盲分离的基本思想是在独立源信号 $\mathbf{s}(t)$ 和混合矩阵 \mathbf{A} 未知的前提下,找到一个分离矩阵 \mathbf{W} ,使得

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{W}\mathbf{x}(t), \quad (2)$$

是源信号 $\mathbf{s}(t)$ 的最佳估计值。

Fast ICA 算法是由 Hyvärinen 等人提出的一种固定点算法^[1-3]。该算法收敛速度快且稳定性好,适于多个源信号混叠的分离,缺点是对小样本数据的分离结果会变差。由中心极限定理可知,一随机量如由许多相互独立的随机量之和组成,只要各个独立的随机量具有有限的均值和方差,不论各独立随机量为何种分布,则随机量必接近高斯分布。因此可以在分离过程中通过对分离结果进行非高斯性的度量来监测分离结果间的相互独立性。当非高斯性度量达到最大时,表明已完成对各独立分量的分离。依据这种思想,简介 Fast ICA 算法如下:

对于一概率密度函数为 $p(\mathbf{y})$ 的随机变量 \mathbf{y} , 负熵定义为

$$J(\mathbf{y}) = H(\mathbf{y}_{\text{gauss}}) - H(\mathbf{y}), \quad (3)$$

式中 $\mathbf{y}_{\text{gauss}}$ 是一个与 \mathbf{y} 具有相同方差的高斯分布的随机向量, $H(\mathbf{y})$ 为随机向量 \mathbf{y} 的信息熵,信息熵定义为

$$H(\mathbf{y}) = - \int p(\mathbf{y}) \lg p(\mathbf{y}) d\mathbf{y}. \quad (4)$$

由信息论可知,具有相同方差的随机变量中,高斯分布的随机变量具有最大的信息熵。非高斯性越强,信息熵越小。由(3)式可得,当 \mathbf{y} 具有高斯分布时, $J(\mathbf{y})=0$; \mathbf{y} 的非高斯性越强, $J(\mathbf{y})$ 值越大。依据(4)式计算熵需要知道概率密度函数 $p(\mathbf{y})$, 不利于实际计算。因此提出一种近似公式进行非高斯性度量^[4], 即负熵

* 国家自然科学基金(60672184)资助项目

最大判决准则:

$$J(y_i) \propto [E\{G(y_i)\} - E\{G(y_{\text{gauss}})\}]^2, \quad (5)$$

式中: $E\{\square\}$ 为期望运算; $G(\square)$ 是一任意非线性二次函数。一般来讲, 分离超高斯信号时, 选择 $G(y) = \log \cosh(y)$, 分离亚高斯信号时, 选择 $G(y) = y^4/4$ 。

设 x 是经过去均值和白化处理后的混合信号, w^T 是分离矩阵 W 的其中一行, 则 $y_i = w^T x$ 就是对源信号中某个分量的估计。通过极大化 $w^T x$ 的非高斯性, 就能求出源信号 s 的一个独立分量。对于多个独立分量的估计, 通过多次运行算法就可以得到源信号 s 的所有分量。

根据式(5)的判据函数, 可得到 Fast ICA 算法^[1]的步骤:

- (1) 对混合信号 x 去均值, 使其均值为零;
- (2) 对混合信号进行白化处理, 使 $E\{x^T x\} = I$;
- (3) 初始化估计 s 的分量的个数, $p=1$;
- (4) 选择初始 w_p 值; 可以随机给定或选定, 要求 $\|w_p\|=1$;

$$(5) \text{ 迭代求 } w_p: w_p = E\{x G(w_p^T x)\} - E\{G(w_p^T x)\} w_p;$$

$$(6) \text{ 正交化处理: } w_{p+1} = w_p - \sum_{j=1}^p w_{p+1}^T w_j w_j;$$

$$(7) \text{ 归一化处理: } w_p = w_p / \|w_p\|;$$

(8) 如果相邻 w_p 很接近, 则 w_p 收敛, 迭代停止; 否则转第 5 步, 直到 w_p 收敛;

(9) 令 $p=p+1$; 如果分离出 s 的所有分量, 则算法结束, 否则转第 4 步。

2 航空发动机旋转部件的振动信号

从结构上看, 涡轮风扇发动机由风扇、压气机、燃烧室、涡轮、尾喷管和发动机附件等组成。其中, 压气机和涡轮联为转子, 是主要振源。高压转子和低压转子通过承力机匣的轴承座安装在发动机中。高、低压转子是同心轴结构, 高压转子轴为外轴, 低压转子轴为内轴, 穿过高压转子轴将低压压气机和低压涡轮相连。两转子分别以不同转速运转, 转子和轴承等零部件是主要的旋转部件。由于采集的发动机振动信号带宽范围为 1kHz, 因此数据中不可能包含轴承和风扇叶片产生的高频振动信号, 而以转子的振动信号为主。

众多学者研究^[4-6]表明, 高、低压转子振动信号 $s_h(t)$ 、 $s_l(t)$ 可表示为转子基频及各阶谐波信号的叠加:

$$s_h(t) = \sum_{k=1}^n A_{hk} \sin(2\pi k f_h t + \phi_{hk}), \quad (6)$$

$$s_l(t) = \sum_{k=1}^n A_{lk} \sin(2\pi k f_l t + \phi_{lk}), \quad (7)$$

式中: A_{hk} 、 A_{lk} 分别是高、低压转子基频及各阶谐波振动信号的振幅; f_h 、 f_l 是高、低压转子旋转频率, k 是谐波阶次 ($k=1, 2, 3, \dots$); ϕ_{hk} 、 ϕ_{lk} 是高、低压转子的初始相位。

由于振动传感器采集的信号是发动机内各种振源信号以及外界干扰噪声的混合信号, 这种混合可能是加性的、乘性的或者其他某种更复杂的形式。为简单起见, 本文假设机匣上的信号传输是线性的, 则测量的发动机的振动信号可以表示为高压转子振动信号和低压转子振动信号的线性叠加:

$$x_i(t) = a_{i1} s_h(t) + a_{i2} s_l(t), \quad (8)$$

式中: a_{i1} 、 a_{i2} 是混合系数, $x_i(t)$ 为第 i 个振动传感器采集的信号。将式(6)、(7)代入(8)式即可得到发动机振动信号的混合模型。由于 $s_h(t)$ 、 $s_l(t)$ 来自不同的激励源, 可以认为它们之间是独立的。

当发动机发生故障时, 采集的振动信号中会包含相应的频率或谐波分量^[9]。如在发生转子不平衡故障时, 振动能量集中于基频, 且对转速的变化较为敏感; 发生转子不对中故障时, 其径向激振频率除基频外, 以二倍频和四倍频为主, 且伴有高次倍频; 发生转子碰磨故障时, 转子与固定部件之间的摩擦会激发较宽频带的振动, 包括基频、倍频、分数倍频多种频率成分。但是在实际中, 由于各种不同源信号的混叠, 使得传感器采集到的信号成分十分复杂, 很难根据采集的振动信号来准确检测这些频率分量来自哪个激励源, 因此, 如何获取真实的振动源信号是提高航空发动机故障诊断质量的关键。根据(8)式的振动信号模型, 可以把采集的振动信号看作是二个独立源信号(高压转子振动信号和低压转子振动信号)的混合信号, 这样可以通过盲分离方法实现 2 种源信号的分离, 获得“真实的”发动机转子振源信号, 有利于实现发动机故障诊断。

3 发动机实测数据盲分离

某型涡轮风扇发动机的振动信号通过安装在发动机机匣上的 5 个加速度传感器采集, 传感器分别安装在发动机进气机匣垂直方向、中介机匣垂直方向、中介机匣水平方向、后机匣垂直方向和后机匣水平方向 5 个位置上, 以确保能够采集更多包含有故障信息的振动信号。采集数据时发动机低压转子转速为 N_l 、高压转子转速为 N_h , 数据采样频率为 12.5kHz, 数据长度

为 4 096 点,采集数据的故障现象表现为振动超标。

传感器采集的 5 路振动信号如图 1 所示,采用经典的功率谱估计方法对振动信号进行频域分析,其功率谱如图 2 所示。图 2 中, $G_{11}(f)$ 中主要含有高压转子的基频和低压转子的四倍频; $G_{12}(f)$ 主要含有高压转子的基频、三倍频和低压转子的六倍频; $G_{13}(f)$ 主要含有高压转子的基频和低压转子的基频; $G_{14}(f)$ 主要含有高压转子的基频和二倍频; $G_{15}(f)$ 主要含有高压转

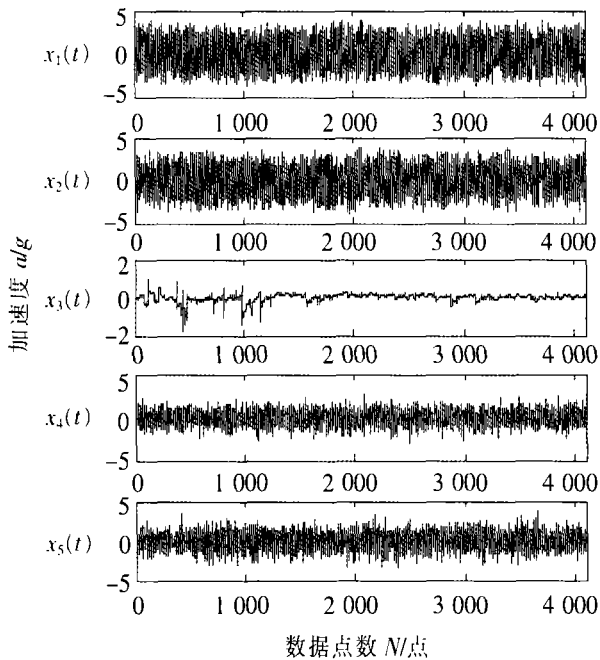


图 1 振动信号

Fig.1 Vibration signals

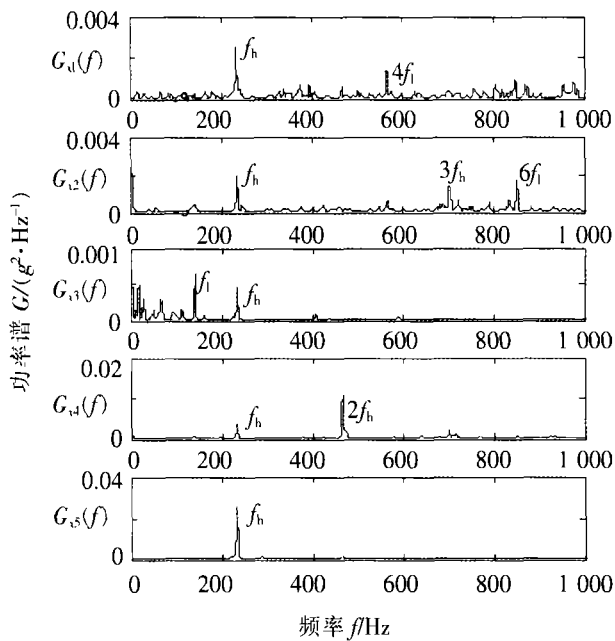


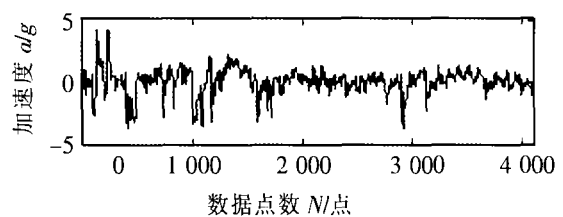
图 2 振动信号功率谱

Fig.2 Power spectrum of vibration signals

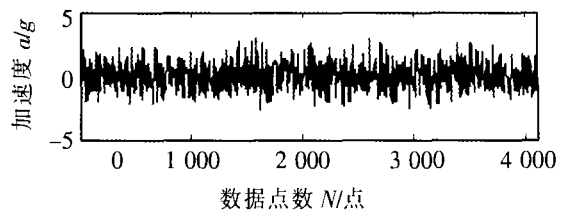
子的基频。各振动信号中都含有低、高压转子的基频和各阶谐频等多种频率成分,不易识别。

由于现场实测发动机振动信号都带有噪声,而 Fast ICA 算法是建立在瞬时混叠无噪模型上的,为了使信号尽可能地满足盲源分离算法的条件,在应用 Fast ICA 算法分离前对信号进行了预处理:对传感器采集的振动信号进行低通滤波以抑制传感器工作范围外的成分;对于超过数据标准差 3 倍的错点,通过对错点相邻两点的值求和取平均代替错点值来剔除错点;采用最小二乘法进行线性趋势项消除;由于传感器采集的混合信号数目多于发动机转子振源信号数目,通过主分量分析对数据进行降维处理。

对图 1 中 5 路传感器采集到的混合信号应用 Fast ICA 算法得到分离后的信号如图 3 所示,其功率谱如图 4 所示。由比较可见,图 3(a)中的分离信号对应着低压转子振动信号,其功率谱如图 4(a)所示,由图可知, f_l 为低压转子基频。图 3(b)中的分离信号对应着高压转子振动信号,其功率谱如图 4(b)所示,图中 f_h 、 $2f_h$ 和 $3f_h$ 分别为高压转子基频及其二倍频、三倍频。图 4(a、b)中信号已经明显消去了低、高压转子振动信号的混叠现象,分离出低、高压转子的振动信号。根据低、高压转子振动信号的功率谱,结合传感器采集信号的功率谱,可以看出高压转子振动信号的基频成分比较大,并含有一定量的二倍频、三倍频成分。低压转子振动信号以基频成分为主,并存在很多低于基频的频率成分;加之整机振动总量随发动机转速的增大而增大,可以判定碰摩和转子不平衡故障是造成振



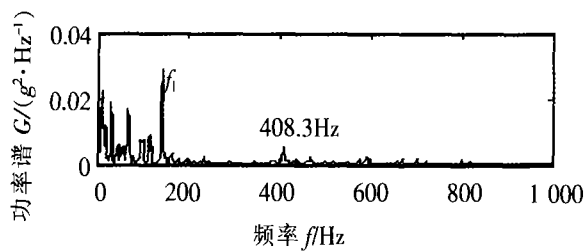
(a) 低压转子信号



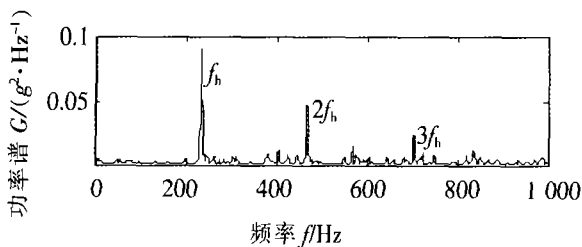
(b) 高压转子信号

图 3 分离出的低压、高压转子振动信号波形

Fig.3 Waveform of separated low and high pressure rotor vibration signals



(a) 低压转子信号



(b) 高压转子信号

图4 分离出的低压、高压转子振动信号功率谱
Fig.4 Power spectrum of seperated low and high pressure rotor vibration signals

动超标的主要原因。但是,在图4(a)中还存在着一些难以确定的频率成分,如408.3Hz既不是低压转子的倍频也不是高压转子的倍频,对此还不能做出很好的解释。分离信号的频谱为单个源信号的频谱,谱特征的物理含义明显,依据分离信号的频谱识别发动机状态及故障,特别是早期故障尤为有效。

4 结论

盲分离方法是信号处理中的一种很有前途的新兴技术,它可以从众多混杂的信号中较为清晰地再现源信号,为数据分析提供高质量的信息。本文通过对某型涡轮风扇发动机振动信号应用Fast ICA算法进行盲分离,分离出了航空发动机的低、高压转子振动信号,证明了盲分离方法应用于航空发动机振动信号分析的可行性和有效性。但这只是一个初步尝试,在实际应用中还有很多问题需要进一步考虑,其中,如何正确估计源信号的数目以及选用合适的混合模型是应用研究的关键。相信随着盲分离基本原理的进一步完善以及更多应用研究的开展,它必将在发动机状态监测和故障诊断领域发挥巨大的作用。

参 考 文 献

[1] Hyvärinen A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis. IEEE Trans. on Neural Networks. 1999, 10(3):626-634.

[2] Hyvärinen A, Oja E. Independent component analysis: algorithms and applications. Neural Networks 2000, 13: 411-430.

[3] 张希军,吴志真,雷勇. 航空发动机试车中转子故障诊断. 计算机测量与控制. 2005(11):1 182-1 185.

[4] 张宝诚. 航空发动机试验和测试技术. 北京:北京航空航天大学出版社,2005.

[5] 杨福生,洪波. 独立分量分析的原理与应用.北京:清华大学出版社,2005.

[6] 钟秉林,黄仁. 机械故障诊断学. 北京:机械工业出版社,2002.

(责编 淡蓝)

(上接第74页)

由图7可见,钎焊接头焊后,表面保护良好,无氧化色,钎脚均匀,无焊瘤;从X光照片可见,导管接头内部无气孔、未焊透、夹渣、裂纹和疏松等缺陷;剖开后的导管接头可见,内部保护良好,无焊瘤、溶蚀;从金相断面图片可见,焊缝层上无裂纹、疏松、气孔和未焊透等缺陷。

现场大量试验结果表明,采用预设的加热曲线和数字智能PID控制方法控制不锈钢导管的钎焊过程,温度控制精度高、重复精度高、运行稳定、可靠,可以减少焊接缺陷,提高焊接质量。

5 结论

(1)根据不锈钢导管安装感应钎焊工艺,母材和钎料的钎焊性能,以及均匀加热的要求,建立了不锈钢导管安装感应钎焊过程的加热曲线,将其分为低温段、均温段、固液两相共存段、保温前段、保温和冷却等6个阶段,并分别予以控制。

(2)针对导管安装感应钎焊的特点,在数字PID控制的基础上引入智能控制技术,提高了控制精度,很好地满足了钎焊过程温度控制的要求。

(3)现场试验表明,采用预设的加热曲线控制不锈钢导管钎焊过程,可减少焊接缺陷,提高焊接质量。

参 考 文 献

[1] 赵晶. 导管安装位置感应钎焊控制技术研究. 北京:北京航空航天大学机械工程及自动化学院,2002.

[2] 张榴晨,徐松. 有限元法在电磁计算中的应用,北京:中国铁道出版社,1996.

[3] 王忠平,王红霞,邸彤. Ni-Cu-Mn-Co 高温钎料的工艺钎焊性分析. 航空精密制造技术,2004,40(3):11-13.

[4] 邹儋. 钎焊(修订版). 北京:机械工业出版社,1989.

[5] 黄颖,杜润生. 基于智能数字PID算法的温度控制系统. 自动化与仪表. 2005,1:33-36.

(责编 依然)