# 基于 PPCA-1.5 维能量谱的滚动轴承故障诊断

万书亭,张 雄,南 冰,张力佳 (华北电力大学 机械工程系,河北 保定 071003)

摘要:针对强背景噪声下滚动轴承的非线性、非平稳故障特征提取不足的问题,提出了融合概率主成分分析 (PPCA)及1.5 维 Teager 能量谱的故障特征分析方法。首先对信号进行概率主成分分析,通过对信号降维重 构信号,提取信号故障特征主成分,去除强背景噪声干扰;然后对重构信号进行1.5 维能量谱分析,从而获得 轴承故障特征谱信息。利用所提方法对滚动轴承模拟数据及实验数据进行分析,结果表明与集合经验模态 分解(EEMD)包络谱相比,采用 PPCA 与1.5 维能量谱的分析方法在进行滚动轴承故障高阶倍频提取时具有 一定的优势。

关键词:滚动轴承;概率主成分分析;1.5 维能量谱;故障诊断 中图分类号:TH 212;TH 213.3 文献标识码:A

DOI:10.16081/j.issn.1006-6047.2018.06.025

# 0 引言

滚动轴承是机械设备中应用最广泛的零部件之 一,其运行状况影响着整个系统的工作状态,滚动轴 承的故障识别与诊断对于保证机械设备的安全可靠 运行具有重要意义。滚动轴承故障信号通常具有非 平稳和非线性的特点<sup>[1-2]</sup>。滚动轴承的不同部位发 生故障时会呈现不同的特征频率,因此对滚动轴承 进行故障特征频率分析是实现故障诊断的基本手 段。经验模态分解 EMD(Empirical Mode Decomposition)已经被证明可以有效地处理非平稳、非线性的 信号,然而 EMD 方法仍然具有模态混叠、过包络、欠 包络和端点效应等缺点[3-5]。陈仁祥等[6]针对转子 振动信号周期性强的特点,提出了基于相关系数的 集合经验模态分解(EEMD)降噪方法,通过计算各 本征模函数(IMF)分量的自相关函数与原信号的相 关系数,选取恰当的 IMF 分量进行信号重构;王晓 龙<sup>[7]</sup>针对电动机滚动轴承故障,提出了基于 EEMD 和 Teager 能量算子解调的诊断方法。

概率主成分分析 PPCA (Probabilistic Principal Component Analysis)方法是一种信号降维方法,其首 先建立一个恰当的概率模型,在这个模型中,原始信 号的主要信息和故障信息保存在主成分子空间,而 噪声和线性相关信息被遗弃在剩余子空间,信号主 成分可以通过正交投影的方法获得。PPCA 的本质 是将方差最大的方向作为主要特征,并且在各个正 交方向上将数据"离相关",即使它们在不同的正交 方向上没有相关性。在此过程中,PPCA 不仅可以

收稿日期:2017-05-03;修回日期:2018-03-13

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51777075);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2018QN093)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China (51777075) and the Fundamental Research Funds for the Central Universities (2018QN093)

去除噪声,还能增强对原始信号特征信息的保留,现已应用于特征提取与模态识别等领域。陆超等<sup>[8]</sup>用 PPCA方法监测回转支承的健康状态,取得了较为 理想的效果。Xiang等<sup>[9]</sup>结合 PPCA 与快速峭度图, 较好地诊断出了轴承故障。包络分析是公认的进行 滚动轴承故障诊断的有效方法之一,但该方法在获 取故障信号的包络信号时,需要人工干预共振频带 的选择,因此人的主观性对诊断的结果有很大影响。 1.5 维 Teager 能量谱能够有效抑制混叠在信号中的 噪声干扰和强化故障信号的冲击特性。

针对滚动轴承故障特征提取的不足,尤其是故 障特征频率倍频及转频调制边带容易被噪声谱线淹 没的问题,本文提出了 PCCA-1.5 维能量谱分析方 法,该方法结合了 PCCA 通过主成分相关性对噪声 的抑制能力和 1.5 维能量谱对冲击特征的信号增强 作用。通过仿真信号和实验分析,并与 EEMD 包络 谱进行对比,验证了本文方法的有效性。

# 1 基本理论

# 1.1 PPCA 基本原理和方法

PPCA 作为一种信号分析方法,首先构建一个 概率模型,在这个模型中,原始信号的主要信息和故 障信息保存在主成分子空间,而噪声和线性相关信 息被遗弃在剩余子空间。

PPCA 模型首先假设 *n* 维原始变量数据 *X* 满足如下模型关系<sup>[10-11]</sup>:

$$\boldsymbol{X} = \boldsymbol{P}\boldsymbol{u} + \boldsymbol{E} \tag{1}$$

其中, $X = [x_1, x_2, \dots, x_m] \in \mathbb{R}^{n \times m}$ 为  $n \times m$  阶矩阵,其由 一维信号  $x = x_r - \bar{x}_r$ 产生, $x_r$ 为故障数据, $\bar{x}_r$ 为 $x_r$ 的均 值; $P = [p_1, p_2, \dots, p_k] \in \mathbb{R}^{n \times k}$ 为参数矩阵; $u = [u_1, u_2, \dots, u_m] \in \mathbb{R}^{k \times m}$ 为主成分矩阵, $u \sim N(0, I)$ ,I为单 位矩阵;E为高斯噪声, $E \sim N(0, \sigma^2 I)$ 。

由式(1)可得,X服从式(2)所示的高斯分布。

173

$$X \sim (0, PP^{\mathrm{T}} + \sigma^2 I)$$
(2)

**u**的先验分布为:

$$p(\mathbf{u}) = (2\pi)^{-k/2} e^{-\frac{1}{2\sigma^2} X^{t} X}$$
(3)

且原始数据 X 在隐变量 u 条件下的先验概率 分布为:

$$p(\boldsymbol{X}|\boldsymbol{u}) = (2\pi)^{-n/2} e^{\frac{1}{2\sigma^2} \|\boldsymbol{X} - \boldsymbol{P}\boldsymbol{u}\|^2}$$
(4)

根据式(3)和(4)可得原始数据 *X* 的概率分 布为:

$$p(\boldsymbol{X}) = \int p(\boldsymbol{X} | \boldsymbol{u}) p(\boldsymbol{u}) \, \mathrm{d}\boldsymbol{X} = (2\pi)^{-n/2} |\boldsymbol{C}|^{-1/2} \mathrm{e}^{-\frac{1}{2}\boldsymbol{X}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{C}^{-1}\boldsymbol{X}}$$
(5)

其中, $C=PP^{T}+\sigma^{2}I$ 为参数P与 $\sigma^{2}$ 决定的协方差矩阵。采用最大期望(EM)算法对P、 $\sigma^{2}$ 进行估算,推导其迭代公式分别为:

$$\boldsymbol{P} = \boldsymbol{S}\boldsymbol{P} \left( \boldsymbol{\sigma}^{2} \boldsymbol{I} + \boldsymbol{M}^{-1} \boldsymbol{P}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{S} \boldsymbol{P} \right)^{-1}$$
(6)

$$\sigma^{2} = \frac{1}{n} \operatorname{tr}(\boldsymbol{S} - \boldsymbol{S} \boldsymbol{P} \boldsymbol{M}^{-1} \boldsymbol{P}^{\mathrm{T}})$$
(7)

其中,S为原始数据的协方差矩阵; $M=P^{T}P+\sigma^{2}I_{o}$ 

*P*、σ<sup>2</sup>可由式(6)、(7)经多次迭代至收敛后求 得,利用 *P* 与 σ<sup>2</sup>即可建立 PPCA 模型。

1.2 1.5 维能量谱

a. 1.5 维谱。

随机平稳信号 x(t)的 3 阶累积量  $C_{3x}(\tau_1, \tau_2)$ 的 对角切片为  $C_{3x}(\tau_1, \tau_2)(\tau_1 = \tau_2 = \tau)$ ,其傅里叶变换 为信号 x(t)的 1.5 维谱  $B(\omega)$ :

$$B(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} C_{3x}(\tau, \tau) e^{-j\omega\tau} d\tau \qquad (8)$$

1.5 维谱具有良好的抑制高斯白噪声的能力、提高信噪比和提取非线性耦合特征的优点,是分析非 线性、非平稳信号的有力工具。

**b.** Teager 能量算子。

对任意连续信号 x(t),根据 Teager 能量算子的 定义,运算后得到瞬时能量信号  $\varphi[x(t)]$ 为:

$$\varphi[x(t)] = \dot{x}^2(t) - x(t) \ddot{x}(t)$$

其中, $\dot{x}(t)$ 和 $\ddot{x}(t)$ 分别为信号x(t)对时间的1阶和2阶导数。

Teager 能量算子是一种非线性差分算子,能够 快速准确地追踪信号的瞬时变化,可以强化信号的 瞬态特征,有效地检测出冲击成分,适合滚动轴承故 障的冲击特征增强。

**c.** 1.5 维能量谱。

设x(n)为时间信号,则1.5 维能量谱的定义为:

$$E(\boldsymbol{\omega}) = \int_{-\infty}^{\infty} C_{3\varphi}(\boldsymbol{\tau}, \boldsymbol{\tau}) e^{-j\boldsymbol{\omega}\boldsymbol{\tau}} d\boldsymbol{\tau}$$

其中, $C_{3\omega}(\tau,\tau)$ 为原始信号 x(n)经过 Teager 能量算

子运算得到的瞬时能量信号  $\varphi[x(n)]$  的 3 阶累积量 对角切片。

滚动轴承发生故障时,在旋转过程中通常发生 瞬态冲击,振动幅值急剧变化,并且振动频率较高。 原始信号 x(n) 经过能量算子运算后得到瞬时能量 信号  $\varphi[x(n)]$ ,它是信号瞬时总能量的一种表述, 能够有效提取原始信号中的瞬态冲击特征。高斯噪 声的 3 阶累积量等于 0,因此掺杂噪声成分的瞬时能 量信号  $\varphi[x(n)]$  经过 3 阶累积量变换后,可有效抑 制噪声对信号分析的干扰。因此 1.5 维能量谱适用 于提取滚动轴承故障信号的冲击特征<sup>[12]</sup>。

#### 1.3 滚动轴承故障特征提取过程

a. 构建原始信号概率模型,通过 PPCA 的线性 降维能力,将丢弃维度作为噪声估计,最大限度地保 留原始信号中所包含的故障信息的主成分分量;

**b.** 计算经 PPCA 处理后的主成分分量的 1.5 维能量谱;

**c.** 根据由步骤 **b** 得到的 1.5 维能量谱和理论计 算得到的滚动轴承故障频率对滚动轴承故障进行 判断。

# 2 仿真及实测信号分析

#### 2.1 仿真信号分析

采用文献[13]中的滚动轴承内圈故障模型进 行分析,其数学模型如式(9)所示。

$$\begin{cases} x(t) = s(t) + n(t) = \sum_{i} A_{i}h(t - iT - \tau_{i}) + n(t) \\ A_{i} = A_{0}\cos(2\pi f_{r}t + \varphi_{A}) + C_{A} \\ h(t) = \exp(-Bt)\cos(2\pi f_{n}t + \varphi_{\omega}) \end{cases}$$
(9)

其中, $\tau_i$ 为第*i*次冲击相对于平均周期*T*的微小波 动;n(t)为信噪比是-12 dB的高斯白噪声; $A_i$ 为以 1/ $f_r$ 为周期的幅值调制, $f_r$ 为转频; $A_0$ 为幅值; $C_A$ 为 基线偏移量,本文取 $C_A = 0$ ;h(t)为指数衰减脉冲;B为系统的衰减系数; $f_n$ 为系统固有频率; $\varphi_A \ \varphi_\omega$ 为初 相位。仿真信号参数设置如表1所示。滚动轴承内 圈故障仿真信号时域波形、直接包络谱、EEMD 降噪 后的包络谱、PPCA - 1.5 维能量谱分别如图 1—4 所示。

故障仿真信号背景噪声严重,其时域波形未能体现任何故障特征。若对原始仿真信号进行直接包络分析,则其包络谱成分复杂,故障特征被淹没于噪声谱线中。对原始仿真信号进行 EEMD 降噪,根据相关系数原则<sup>[14]</sup>选取相关系数最大的 2 个 IMF 分量信号(相关系数 θ<sub>IME</sub>=0.767, θ<sub>IME</sub>=0.447)进行重

#### 表1 仿真信号参数

Table 1 Parameters of simulation signals

$A_0$	$f_{\rm r}/{\rm Hz}$	$f_{\rm n}/{\rm Hz}$	采样频率/Hz	采样点数	故障频率/Hz
2	20	3 000	8 192	8 192	130



174



Fig.2 Spectrum envelope of simulation signal of inner ring fault in rolling bearing



# 图 3 滚动轴承内圈故障仿真信号经 EEMD 降噪后的包络谱

Fig.3 Spectrum envelope of simulation signal of inner ring fault in rolling bearing after EEMD noise reduction





Fig.4 PPCA and 1.5-dimensional energy spectrum of simulation signal of inner ring fault in rolling bearing

构,对重构信号包络谱进行分析,从仿真信号的 EEMD包络谱中,可提取故障特征频率(130 Hz)、2 倍频(260 Hz)、3 倍频(390 Hz),但是高阶倍频及转 频调制边带不可见(566 Hz、759 Hz 已经不能准确反 映故障特征倍频信息)。进而对原始仿真信号进行 PCCA,通过主成分降维方式提取包含故障特征的信 息,对主成分信息进行1.5 维能量谱分析,从图 4 中 可以看出,反映轴承内圈故障的主成分信息谱线突 出,噪声得到有效抑制,高阶倍频及转频调制边带 可见。

# 2.2 Case Western Reserve 大学滚动轴承实验数据 分析

为了验证本文方法对轴承轻微故障诊断的有效 性,采用美国 Case Western Reserve 大学的滚动轴承 实验数据,滚动轴承型号为 JEMSKF6023-2RS<sup>[15]</sup>, 轴承参数如表 2 所示。故障源是滚动体表面通过电 火花加工的直径分别为 0.177 8 mm、0.355 6 mm、 0.533 4 mm的凹坑。选用最轻微的 0.177 8 mm 直 径凹坑故障数据进行分析,采样频率为 12 kHz,轴的 转速为 1 730 r/min,轴承的各个故障特征频率如表 3 所示。

#### 表 2 滚动轴承参数

Table 2	Daramatara	of	rolling	hooring
Table 2	1 arameters	or	ronnig	Dearing

内径/	从 径/mm	滚珠直径/	节圆直径/	滚动休粉	接触角/
mm	クト/王/ mm	mm	mm	WYMPX	(°)
17	40	6.7	28.5	8	0

#### 表 3 滚动轴承故障特征频率

m 11 0	D 1.	1	C	C 11.	1 .
Table 1	Fault	characteristic	trequency	of rolling	hearing
rabic 5	1 aun	characteristic	nequency	or ronning	Doaming

故障类型	故障特征频率/Hz	故障类型	故障特征频率/Hz
外圈故障	88	滚动体故障	115
内圈故障	143		

取8192点数据进行分析,图5为滚动轴承故障 信号的时域波形。直接对轴承信号进行包络谱线分 析,结果如图6所示。由图6可知,包络谱中成分复 杂,轴承滚动体微弱故障信息被噪声频率淹没。



图 5 滚动轴承故障信号时域波形







Fig.6 Spectrum envelope of rolling bearing fault signal

对原始信号进行 EEMD 降噪,通过相关系数准则,选取相关系数最大的 2 组 IMF 分量(相关系数  $\theta_{IMF1} = 0.658, \theta_{IMF2} = 0.573)$ 进行信号重构,对重构信 号进行包络谱分析,如图 7 所示。由图 7 可以看出, 轴承滚动体特征频率 115.7 Hz 可以被提取出来,而 故障特征频率的 2 倍频已淹没于噪声频率中(237.3 Hz 不能准确反映故障倍频信息)。

应用本文所述方法对原始轴承故障信号进行 PPCA 变维降噪处理,提取信号中包含故障信息的 主成分分量,再结合 1.5 维能量谱进行 2 次频谱降 噪和冲击特征增强处理。滚动轴承故障信号的 PPCA-1.5 维能量谱如图 8 所示。由图 8 可以清晰 地看出,滚动体故障特征频率为 115.8 Hz,故障特征



图 7 滚动轴承故障信号的 EEMD 包络谱

Fig.7 EEMD spectrum envelope of rolling bearing fault signal



图 8 轴承故障信号 PPCA-1.5 维能量谱 Fig.8 PPCA and 1.5-dimensional energy spectrum of rolling bearing fault signal

频率的2倍频为230.1 Hz,故障特征频率的3倍频 为347.3 Hz。对比1.5 维谱的频谱降噪效果(图9) 可知,1.5 维能量谱通过Teager 能量算子能够更快速 准确地追踪信号的瞬时变化,强化信号的瞬态特征, 有效检测出信号中的冲击成分,且降噪效果更为 理想。



图 9 轴承故障信号 PPCA - 1.5 维谱

Fig.9 PPCA and 1.5-dimensional spectrum of rolling bearing fault signal

#### 2.3 滚动轴承实测数据分析

为了进一步验证本文方法对滚动轴承故障特征 频率及其高阶倍频、边频带等信息提取的有效性,在 QPZZ 轴承故障模拟试验台上进行滚动轴承内圈故 障模拟实验。模拟试验采用 6205 E 轴承(参数见表 4),使用线切割机在滚动轴承内圈上加工出宽 0.2 mm 的凹槽来模拟滚动轴承内圈故障。采用数据采集卡 由安装在轴承座上的加速度传感器采集振动信号,采 样频率为 12 800 Hz,电机转速为 1 468 r/min。

表。	4 3	変対	妯	承	紶	斴
18.	+ /	1249	1 + Щ	17	Ľ	<b>3</b> 1

Table 4	Parameters	of rolling	bearing
---------	------------	------------	---------

内径/ mm	外径/mm	滚珠直径/ mm	节圆直径/ mm	滚动体数	接触角/ (°)
25	52	7.9	39	9	0

滚动轴承内圈故障特征频率为:

$$f_{\rm i} = \frac{Z}{2} \left( 1 + \frac{d}{D} \cos \alpha \right) \frac{N}{60} = 132 (\,{\rm Hz})$$

其中,Z为滚动体个数;D为节圆直径;d为滚珠直

径;α为接触角;N为电机转速(1468 r/min)。

取8192点数据进行分析,图10为滚动轴承内 圈故障信号的时域波形,图11为滚动轴承内圈故 障信号 EEMD 包络谱及其局部放大图,图12为故 障信号 PPCA-1.5 维能量谱及其局部放大图,图 13为内圈故障信号的 PPCA-1.5 维谱及局部放 大图。









图 13 内圈故障信号的 PPCA-1.5 维谱及局部放大图

Fig.13 PPCA and 1.5-dimensional spectrum and partial enlarged drawing of inner ring fault signal

对比图 11、12 可知, PPCA - 1.5 维能量谱能够

有效地提取转频、故障特征频率及故障频率的倍频, 并且在高阶倍频的提取能力上优于 EEMD 包络谱; 对比图 11、12 的 0~400 Hz 局部放大图可知, EEMD 包络谱的转频调制边带易被噪声频带淹没, 而 PPCA-1.5 维能量谱图的边频信息较清晰。同时, 对比图 13 可知, 相比 PPCA-1.5 维谱, PPCA-1.5 维 能量谱的降噪效果更为理想。

# 3 结论

针对强背景噪声下对滚动轴承的非线性、非平 稳故障特征提取不足的问题,提出了 PCCA-1.5 维 能量谱的滚动轴承故障诊断方法,构建原始信号概 率模型,利用 PCCA 的降维能力抑制强背景噪声,提 取出主要故障特征成分,结合 1.5 维谱及 Teager 能 量算子强化信号瞬时特征,降低谱图中的噪声谱值, 突出特征频谱。

对仿真信号及滚动轴承内圈故障、滚动体故障 进行实验分析,结果表明本文方法在轴承故障特征 提取,尤其是在故障特征频率高阶倍频及边频带特 征提取上优于 EEMD 包络谱分析,对实现滚动轴承 故障的精确诊断具有一定意义。

## 参考文献:

- [1] SALIM L. Comparative study of signal denoising by wavelet threshold in empirical and variational mode decomposition domains[J]. Healthcare Technology Letters, 2014, 1(3):104-109.
- [2] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proc R Soc Lond A, 1998, 454 (1971):903-995.
- [3] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. A new view of nonlinear water waves: the Hilbert spectrum [J]. Annu Rev Fluid Mech, 1999,31:417-457.
- [4] 裘焱,吴亚锋,杨永峰,等. Volterra 模型预测在 EMD 端点延拓 中的应用[J]. 振动、测试与诊断,2010,30(1):70-74.
  QIU Yan, WU Yafeng, YANG Yongfeng, et al. Application of Volterra model prediction to end extension of empirical mode decomposition[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30 (1):70-74.
- [5] 胡爱军,马万里,唐贵基. 基于集成经验模态分解和峭度准则的 滚动轴承故障特征提取方法[J]. 中国电机工程学报,2012,32 (11):106-111.

HU Aijun, MA Wanli, TANG Guiji. Rolling bearing fault feature extraction method based on ensemble empirical mode decomposition and kurtosis criterion[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(11): 106-111.

 [6]陈仁祥,汤宝平,吕忠亮.基于相关系数的 EEMD 转子振动信号 降噪方法[J].振动、测试与诊断,2012,32(4):543-546.
 CHEN Renxiang, TANG Baoping, LÜ Zhongliang. Ensemble empirical mode decomposition de-noising method based on corelation coefficients for vibration signal of rotor system[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(4):543-546.

- [7] 王晓龙. 基于 EEMD 和 Teager 能量算子解调的故障诊断研究
   [J]. 电力科学与工程,2013,29(3):18-22.
   WANG Xiaolong. Research on fault diagnosis based on EEMD and Teager energy operator demodulation [J]. Electric Power Science and Engineering,2013,29(3):18-22.
- [8] 陆超,陈捷,洪荣晶.采用概率主成分分析的回转支承寿命状态 识别[J].西安交通大学学报,2015,49(10):90-96.
   LU Chao,CHEN Jie,HONG Rongjing. Recognition of life state for slewing bearings using probabilistic component analysis[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University,2015,49(10):90-96.
- [9] XIANG J,ZHONG Y,GAO H. Rolling element bearing fault detection using PPCA and spectral kurtosis[J]. Measurement, 2015,75: 180-191.
- [10] BELLAS A, BOUVEYRON C, COTTRELL M, et al. Model-based clustering of high-dimensional data streams with online mixture of probabilistic PCA[J]. Advances in Data Analysis & Classification, 2013,7(3):281-300.
- [11] ZUCCOLOTTO P. Principal component analysis with interval imputed missing values [J]. Asta Advances in Statistical Analysis, 2012, 96(1):1-23.
- [12] 陈略,訾艳阳,何正嘉,等. 噪声协助的 EMD 1.5 维谱信号抗 混分解与特征提取[J]. 振动与冲击,2010,29(5):26-30.
  CHEN Lue,ZI Yanyang,HE Zhengjia,et al. Noise-assisted EMD-1.5 dimension spectrum for signal anti-alias decomposition and feature extraction[J]. Journal of Vibration and Shock,2010,29(5):26-30.
- [13] 王宏超,陈进,董广明. 基于最小熵解卷积与稀疏分解的滚动轴 承微弱故障特征提取[J]. 机械工程学报,2013,49(1):88-94.
   WANG Hongchao, CHEN Jin, DONG Guangming. Fault diagnosis method for rolling bearing's weak fault based on minimum entropy deconvolution and sparse decomposition[J]. Journal of Mechanical Engineering,2013,49(1):88-94.
- [14] 唐贵基,王晓龙. 基于 EEMD 降噪和 1.5 维能量谱的滚动轴承 故障诊断研究[J]. 振动与冲击,2014,33(1):6-10.
  TANG Guiji, WANG Xiaolong. Fault diagnosis for roller bearings based on EEMD de-noising and 1.5 dimensional energy spectrum
  [J]. Journal of Vibration and Shock,2014,33(1):6-10.
- [15] 唐贵基,王晓龙. 最大相关峭度解卷积结合 1.5 维谱的滚动轴 承早期故障特征提取方法[J]. 振动与冲击,2015,34(12): 79-84.

TANG Guiji, WANG Xiaolong. Feature extraction for rolling bearing incipient fault based on maximum correlated kurtosis deconvolution and 1.5 dimension spectrum [J]. Journal of Vibration and Shock, 2015,34(12):79-84.

#### 作者简介:



万书亭(1970—),男,山西长治人,教 授,博士研究生导师,博士,研究方向为旋转 机械 状态 监 测 与 故 障 诊 断 (E-mail: 13582996591@139. com)。

# Quantitative detection of $SO_2$ produced by $SF_6$ decomposition based on

### ultraviolet fluorescence method

ZHANG Xiaoxing<sup>1</sup>, ZHOU Hong<sup>1</sup>, CUI Zhaolun<sup>1</sup>, LI Yalong<sup>1</sup>, LI Xin<sup>2</sup>

(1. School of Electrical Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072;

2. State Grid Hunan Electric Power Maintenance Company, Changsha 410007)

Abstract: According to the spectral absorption characteristics and fluorescence characteristics of  $SO_2$ , an ultraviolet fluorescence detection system is designed. The relationship between the low concentration of  $SO_2$  and its fluorescence intensity is studied. The influences of temperature and pressure on detected signal are researched. Results show that the relationship between the concentration of  $SO_2$  and its fluorescence intensity is linear for  $SO_2$  with low concentration, the linearity is 0.996 7 and the detection limit is  $1.109 4 \times 10^{-6}$  with signal to noise ratio of 1 dB. In addition, the background signals are not affected by changes of temperature and pressure, while the  $SO_2$  fluorescence signals show a strong growth trend with the increase of temperature and pressure, which provides a basis for further optimization of the system.

**Key words**: SF<sub>6</sub>; SO<sub>2</sub>; concentration; fluorescence intensity; temperature; pressure

(上接第 176 页 continued from page 176)

# Fault diagnosis of rolling bearing based on PPCA and 1.5-dimensional energy spectrum

WAN Shuting, ZHANG Xiong, NAN Bing, ZHANG Lijia

(Department of Mechanical Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

Abstract: Aiming at the problem that the nonlinear and non-stationary fault characteristics extraction of the rolling bearing under the strong background noise, the fault diagnosis method is proposed by the combination of PPCA (Probabilistic Principal Component Analysis) and 1.5-dimensional Teager energy spectrum. Firstly, the PPCA of signal is carried out to reduce the dimension of signal, then the signal is reconstructed and its principal fault characteristic component is constructed, and the strong background noise is removed. Then the 1.5-dimensional energy spectrum of the reconstructed signal is analyzed to obtain the characteristic spectrum information of the bearing fault. The proposed method is adopted to analyze the simulative and experimental data of rolling bearing, the results show that compared with EEMD(Ensemble Empirical Mode Decomposition) spectrum envelope, the method combining the PPCA with 1.5-dimensional energy spectrum has certain advantages in high-order frequency extraction of rolling bearing fault.

Key words: rolling bearing; probabilistic principal component analysis; 1.5-dimensional energy spectrum; fault diagnosis