

文章编号:1006-7736(2008)04-0135-05

## 基于多窗谱分析的船舶电机轴承故障检测方法\*

邱赤东, 谭跃, 任光

(大连海事大学 轮机工程学院, 辽宁 大连 116026)

**摘要:**为解决船舶电机轴承故障检测中弱特征信号淹没在强噪声背景下难以识别的问题,提出一种基于多窗谱分析的故障检测方法.研究多窗谱分析在频率分辨率与方差间的权衡问题,确定了适用于电机轴承故障检测的最佳权衡值.以数据窗能量作为选择依据,消除了特征频率的根部泄漏,使特征频率易于识别.仿真结果表明,相比其他两种常用的频谱分析方法,多窗谱分析法在提取强噪声背景中弱特征信号方面呈现良好的性能.实验验证了多窗谱分析法的频率分辨能力以及实现电机轴承故障检测的有效性.

**关键词:**异步电机;轴承故障;多窗谱分析法;频谱分析;电流特征分析法

中图分类号:TM343.3

文献标志码:A

### A detection method for bearing faults of marine motors based on multi-taper technique

QIU Chi-dong, TAN Yue, REN Guang

(College of Marine Engineering,

Dalian Maritime University, Dalian 116026, China)

**Abstract:** A multi-taper technique-based detection method for bearing faults of marine motors was developed to detect weak eigenfrequency of stator current submerged in strong noises environment. The tradeoff problem between frequency resolution and variance was studied, and the optimal tradeoff value was chosen to be applied to detect motor bearing faults. The root leakage of eigenfrequency was eliminated by selecting high energy tapers, and the shape of eigenfrequency was easy to be distinguishable. Simulation results show that the proposed method has better antinoise performance comparing with the two other methods. Tests validate the high frequency resolution and validity in detection for bearing faults of marine motors.

**Key words:** asynchronous motors; bearing fault; multi-taper method; spectrum analysis; motor current signature analysis

## 0 引言

据统计,电机常见故障中轴承故障的发生几率高达41%<sup>[1]</sup>.基于电流特征分析(MCSA)的方法是当前常用的电机故障状态检测方法.该方法通过建立电机常见故障与定子电流频率特征量的函数关系,利用小波分解<sup>[2]</sup>和频谱分析的方法对定子电流特征频率所携带的故障信息进行分析.由于小波分解子频段的频率分析范围覆盖一定的频率段,在处理轴承故障的弱特征信号时,可能出现较大偏差.基于快速傅立叶变换<sup>[3]</sup>(FFT)的频谱分析技术在频域内相对于小波技术而言却具有更高的分辨率,但由于FFT为渐近无偏估计,其方差大、频谱估计的稳定性欠佳.而具有高分辨率和高估计精度的基于参数模型的极大熵谱法<sup>[4]</sup>以及非参数模型的多信号分类法(MUSIC)<sup>[5]</sup>只能在高信噪比条件下才能实现.

在船舶电网中,采用电力电子器件的设备会产生大量的谐波及噪声信号,同时,电网中还存在着来自交、直流电动机运行过程中产生的背景白噪声、负载的开关操作导致的随机脉冲噪声等<sup>[6]</sup>.因此,实际测量到的电机定子电流拥有高噪声背景.针对强噪声背景下弱特征信号的识别问题,本文提出采用多窗谱分析法来实现故障特征频率的检测.在低信噪比条件下,实现分辨力与稳定性之间的最好权衡.

## 1 多窗谱分析法

在通常的频谱分析方法中,为减少频谱泄漏,一般会针对时间序列进行加窗,然后再进行傅立叶变换.如果不进行加窗,信号高频频谱中的较高部分会由于频谱泄漏而导致偏倚.利用单一的数据窗会导

\* 收稿日期:2008-06-26.

基金项目:高等学校博士学科点科研基金资助项目(20030151005).

作者简介:邱赤东(1968-),男,湖北罗田人,副教授, E-mail: qiuchidong@sina.com.

致谱线的起伏,而且每一次的加窗都会导致谱估计统计方差的增加,因此,通常的频谱分析方法都需要在抵抗频谱泄漏和频谱估计方差之间进行权衡<sup>[7]</sup>.

多窗谱分析(MTM)是一种低方差、高分辨的谱分析方法,尤其适合于短序列、高噪声背景下准周期信号的诊断分析.MTM提供了谱分辨率与方差间的最好权衡,其优势在信噪比较低的序列分析中尤为突出<sup>[8]</sup>.

### 1.1 Slepian 数据窗

Slepian 提出了数据窗簇的概念<sup>[9]</sup>.选择中心波瓣的宽度为  $W$ ,数据窗的能量在  $(-W, W)$  满足

$$E_w = \frac{1}{\Delta t} \int_{-W}^W |\tilde{w}^{(N)}(f)|^2 df \quad (1)$$

且其约束条件为

$$\sum_{r=1}^N w_r^2 = \frac{1}{\Delta t} \int_{-f_{ny}}^{f_{ny}} |\tilde{w}(f)|^2 df = 1 \quad (2)$$

在时域中相当于

$$\sum_{r=1}^N \sum_{s=1}^N w_r A_{rs} w_s \text{ 服从于 } \sum_{r=1}^N w_r^2 = 1 \quad (3)$$

这种最小化问题的答案就是实对称矩阵的特征向量:

$$A_{rs} w_s^{(k)} = \lambda^{(k)} w_r^{(k)} \quad (4)$$

其中  $A_{rs}$  是实对称矩阵,特征向量相对于该矩阵是正交的,故

$$\sum_{r=1}^N w_r^{(j)} w_r^{(k)} = \delta_{jk} \quad (5)$$

因此,Slepian 数据窗是正交的.

Slepian 数据窗在前  $2NW - 1$  个特征值处表现出显著的特性,可提供非常好的能量集中,随后快速地衰减到 0. Slepian 数据窗序列可以产生一个频谱估计序列:

$$\hat{S}_k^{(N)}(f) = \Delta t \left| \sum_{r=1}^N w_r^{(k)} X_r e^{-2\pi i f r \Delta t} \right|^2 \quad (6)$$

特征向量  $w_r^{(k)}$  为离散扁长的球体序列(DPSS),又称其为特征数据窗. Slepian 数据窗的前 4 个窗函数如图 1 所示.

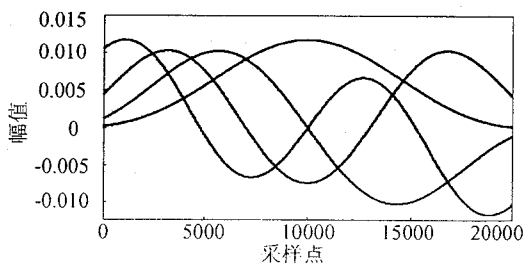


图 1 Slepian 数据窗的前 4 个窗函数

### 1.2 多窗谱分析

利用多窗谱分析法将多重的数据窗应用于时间序列,可获得高的分辨率和准确性.当数据窗个数  $K < 2NW - 1$  时,选用前几个 Slepian 数据窗可以获得很好的能量集中.因此,多窗谱分析方法可以定义为

$$\hat{S}_{m'}^{(N)}(f) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \hat{S}_k^{(N)}(f) \quad (7)$$

等价于采用了窗函数:

$$w_{m'}^{(N)}(f) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K w_k^{(N)}(f) \quad (8)$$

其中,由彼此正交的窗函数所获得的频谱估计两两之间互不关联,因此这是一种独立的频谱估计.

$\hat{S}_k^{(N)}(f)$  的分布类似于  $(S(f)/2)x_{2K}^2$ ,  $\hat{S}_{m'}^{(N)}(f)$  的分布类似于  $(S(f)/2K)x_{2K}^2$ ,则  $\hat{S}_{m'}^{(N)}(f)$  的方差小于每一项方差的  $1/k$ .因此,多窗谱分析法是一种平滑谱,具有低方差的特征.

## 2 多窗谱分析法在电机轴承故障检测中的应用

### 2.1 多窗谱分析法的分辨率与方差间的权衡

多窗谱分析法谱分辨率和方差之间的权衡值  $NW$  的选择依赖于数据的特点和长度.在地球物理学领域,通常选择  $NW = 2$ ,数据窗数量为 3.

为确定电机轴承故障诊断过程中的频率分辨率,本文针对加入了强白噪声及随机噪声的特征信号进行仿真,特征信号中包括 50 Hz 的基波以及幅值为基波幅值 3/1000 的 25 Hz 及 75 Hz 的特征频率.随机噪声服从均值为 0、方差为 1 的正态分布;白噪声强度功率谱密度的幅值为 0.5.选择不同的权衡值,利用多窗谱分析法得到的频谱分析结果如图 2 所示.

图 2(a) 的信号采样频率为 2000 Hz,数据长度为 8192 点.图 2(b)、(c)、(d) 的分析频率均为 1000 Hz,实际显示的是 100 Hz 以下部分的频谱.

由图 2 可知,当权衡值取值较小时,主瓣峰值尖锐,由于强背景噪声的干扰,谱线出现较大波动[图 2(b)].虽然两个特征频率点的功率谱较高,但形状上与起伏的谱线相似,如果以频率点的功率谱值作为判别依据,则在不同阈值情况下,可能检测出伪峰.当权衡值较大时,主瓣变宽,两个特征频率点的谱线形状近似为矩形[图 2(c)],与起伏的谱线之间有明显的差异.当权衡值为 8 时,可以看到近似矩形的形状[图 2(d)].权衡值继续增大时,特征频率点的形状变化不大,谱线的起伏只是略有改善.因此,选

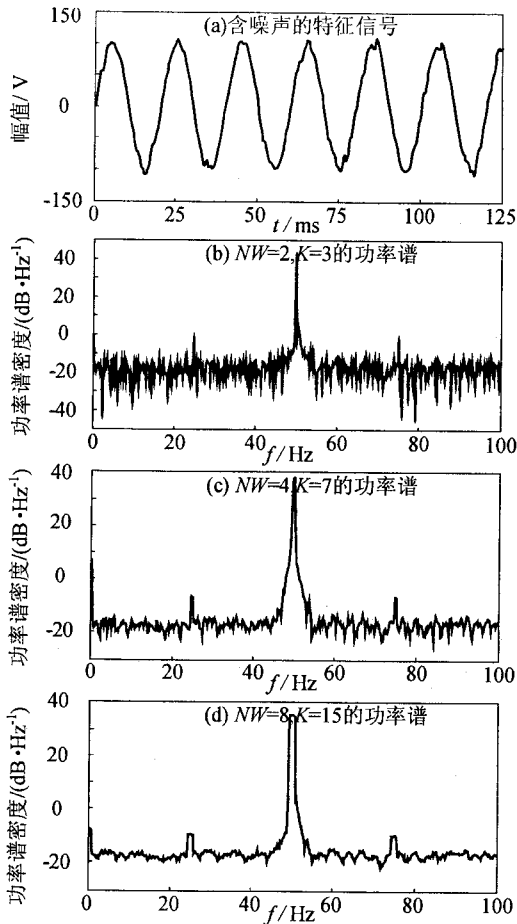


图 2 含噪声的特征信号及不同权衡值时的功率谱

择权衡值为 8 对于特征频率的识别较为有利,可以非常方便地区分特征频率点和谱线的起伏波动.

在图 2 中,主瓣底部较宽,且有频谱泄漏.通常数据窗个数的确定一般依据公式  $K = 2NW - 1$  计算.按照式(1)可求出 15 个数据窗的能量依次为 1、1、1、1、1、1、1、1、1、1、0.9998、0.9980、0.9850、0.9140.第 12~15 共计 4 个数据窗的能量小于 1 将造成频谱泄漏,并直接影响到特征频率的根部泄露.为此,重新利用权衡值等于 8 时所产生的前 11 个能量为 1 的数据窗对数据系列进行正交采样,并将每个数据窗形成的频谱加权平均,得到如图 3 所示的频谱估计.

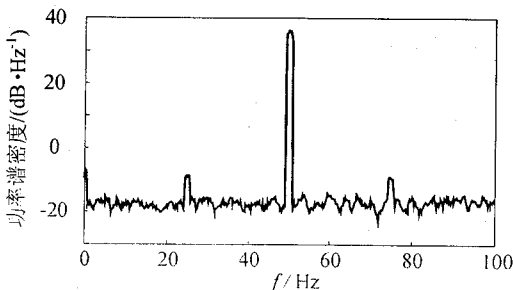


图 3  $NW = 8, K = 11$  时的功率谱

由图 3 可知,50 Hz 的主瓣,25、75 Hz 的特征频率清晰可见,其形状与其他起伏的谱线有明显的差异,因此容易识别.虽然特征频率瓣有一定的宽度,约为  $\pm 0.5$  Hz,但在频率瓣的中心处依然为 25、75 Hz,并无偏差.

针对同样的特征数据,多窗谱分析法与极大熵谱法、MUSIC 法的谱估计比较结果如图 4 所示.其中,极大熵谱法选用的自回归预测模型的阶数为 80, MUSIC 方法选用的信号子空间的维数为 80.由图 4 可知,多窗谱分析法可将弱特征信号从强噪声背景中检测出来,且容易识别;极大熵谱法的频谱估计结果中特征频率峰值较低,不易识别,同时存在少量的伪峰;MUSIC 方法虽然也能检测出 25、75 Hz 的特征频率,但是伪峰过多.

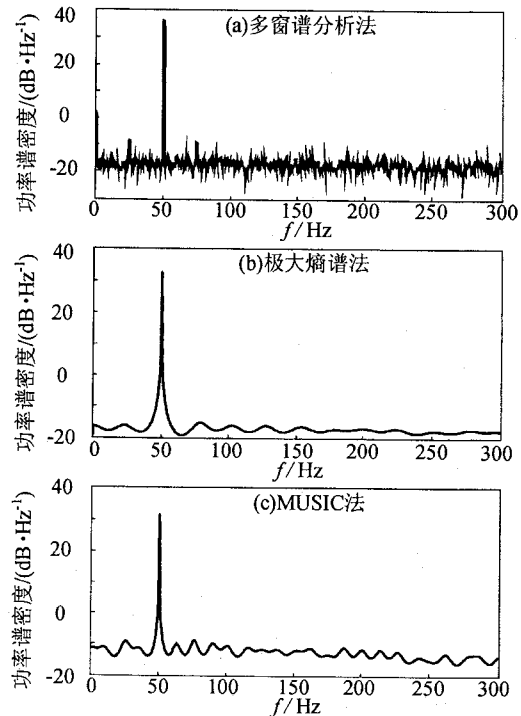


图 4 多窗谱分析法与其他方法频谱估计结果的比较

在短数据情况下,多窗谱分析法仍然能够保持足够的频率分辨能力以及较小的方差,表现出较强的频率分辨稳定性能.将特征信号的采样数据逐渐变短,应用多窗谱分析法的频谱估计中没有出现伪峰,特征频率仍清晰可见,只是特征频率波瓣逐渐变宽,但其中心频率没有变化,仍然可以精确地识别出特征频率.

采用 FFT 方法时,如果采样信号不同步,将造成频率分辨的偏差.而利用多窗谱分析法进行频谱估计时没有该情况出现,这主要得益于多窗谱分析方法的多数数据窗正交采样的特点.

## 2.2 轴承故障的实验研究

为验证仿真结果,在实验室条件下设计了电机轴承故障的实验.实验用三相交流异步电机的参数:功率 3 kW,额定电压 380 V,频率 50 Hz,额定电流 5.7 A,额定转速 1450 r/min;极对数为 2,轴承型号为 6206.设置的轴承故障是将型号为 6206 的滚珠强行取出一个.

针对轴承具体部位的损伤所产生的转子振动频率分别为,

对于外滚道损伤<sup>[10]</sup>:

$$f_v = 0.5N(1 - d_a \cos\beta/d_p)f_r \quad (9)$$

对于滚珠损伤:

$$f_v = d_p/d_a[1 - (d_a \cos\beta/d_p)^2]f_r \quad (10)$$

其中: $f_r$ 为转子机械角速度; $N$ 为滚珠数; $d_a$ 为滚珠直径; $d_p$ 为滚动轴承节圆直径; $\beta$ 为滚珠和滚道之间的接触角.

轴承的振动频率反映在定子电流中的特征频率为

$$f_{\text{bng}} = |f_i \pm mf_v| \quad (11)$$

其中: $f_i$ 为供电电源频率; $f_v$ 为轴承的振动频率.

利用式(9)~(11)可计算出滚珠损伤对应的特征频率分别为 65、166、179、282、293 Hz;外滚道损伤对应的特征频率为 39、128、142、217、234 Hz.基于 FFT 和多窗谱分析法得到的谱估计结果如图 5 所示.

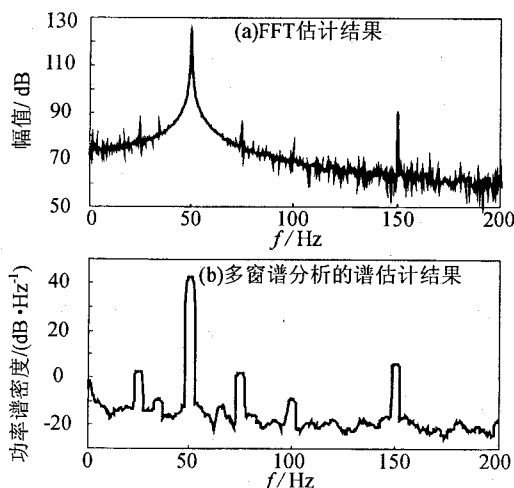


图5 基于 FFT 及多窗谱分析的电机轴承故障谱

在图 5(a)中,只能看到外滚道损伤所对应的 39 Hz 特征频率,但其幅值只比谱线高少许,在起伏的谱线间几乎无法区分;滚珠损伤所对应的特征频率则无法看到.在图 5(b)中,除了 50 Hz 基波、150 Hz 的三次谐波以及定子电压不平衡所造成的 25、75 Hz

的特征频率外,还可以清晰地看到 65 Hz 的轴承滚珠故障特征频率,以及 39 Hz 的强行取出滚珠过程中所导致的轴承外滚道损伤故障的特征频率.

针对同样数据,采用极大熵谱法进行功率谱估计时,会遇到谱估计的稳定性和模型分析阶数之间的矛盾.利用极大熵谱法进行功率谱估计的结果如图 6 所示.在图 6 中,当自回归预测模型的阶数为 600 时,无法看到 39、65 Hz 的特征频率[图 6(a)];当自回归预测模型的阶数增加到 800 时,可以看到特征频率,但是却带来了 11、120、135 Hz 的伪峰[图 6(b)].图 5 中基于多窗谱分析的结果,特征频率处的矩形形状在谱线的无规律起伏形状之间,易于识别,从而检测出故障状态.

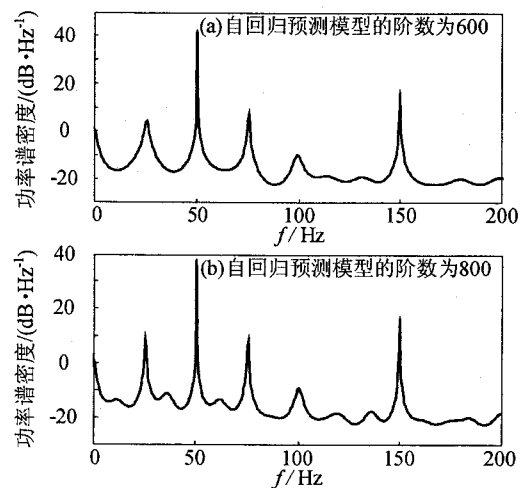


图6 基于极大熵谱法的电机轴承故障功率谱

## 3 结论

本文研究了基于多窗谱分析的电机轴承故障中弱特征频率信号的检测方法.通过数据仿真,确定了适用于电机轴承故障诊断的最佳权衡值;以数据窗能量作为选择依据,消除了特征频率的根部泄漏,使特征频率易于识别.与两种常用方法的结果比较,验证了多窗谱分析法在提取强噪声背景中弱特征信号方面所呈现的较好性能.实验表明,多窗谱分析法在船舶异步电机轴承故障检测中具有较好的稳定性及实用性.

### 参考文献(References):

- [1] SIDDIQUE A, YADAVA G S, SINGH B. A review of stator fault monitoring techniques of induction motors [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2005, 20 (1): 106-114.
- [2] 邱赤东,任光.基于小波包变换与粗糙集的船舶电机定子故障诊断方法[J].大连海事大学学报,2007,33(4):81-85.

- QIU Chi-dong, REN Guang. Stator fault diagnosis method for marine electrical motors based on wavelet packets transform and rough set theory[J]. Journal of Dalian Maritime University, 2007, 33(4):81-85. (in Chinese)
- [3] RAZIK H, DIDIER G. On the monitoring of the defects of squirrel cage induction motors[C]// IEEE Power Tech Conference Proceedings, Bologna: IEEE Press, 2003, 2:1-6.
- [4] 桂中华, 韩凤琴. 小波包-最大熵谱估计及其在水轮机故障诊断中的应用[J]. 电力系统自动化, 2004, 28(2): 62-66.
- GUI Zhong-hua, HAN Feng-qin. Wavelet packet-maximum entropy spectrum estimation and its application in turbine's fault diagnosis[J]. Automation of Electric Power Systems, 2004, 28(2):62-66. (in Chinese)
- [5] 夏立, 费奇. 感应电机轴承故障检测方法研究[J]. 振动、测试与诊断, 2005, 25(4): 307-309.
- XIA Li, FEI Qi. Fault detection of induction motor bearing [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2005, 25(4):307-309. (in Chinese)
- [6] 陈丽安, 张培铭. 基于形态小波的低压系统短路故障早期检测[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(10):24-28.
- CHEN Li-an, ZHANG Pei-ming. Early detection for short-circuit fault in low-voltage systems based on morphology-wavelet[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(10):24-28. (in Chinese)
- [7] RIGOZO N R, ECHER E, NORDEMANN D J R, et al. Comparative study between four classical spectral analysis methods[J]. Applied Mathematics and Computation, 2005, 168(1): 411-430.
- [8] BIRKELUNDA Y, HANSSENA A, POWERSB E J. Multi-taper estimators of polyspectra [J]. Signal Processing, 2003, 83(3):545-559.
- [9] ALLEN B, OTTEWILL A. Multi-taper spectral analysis in gravitational wave data analysis[J]. General Relativity and Gravitation, 2000, 32(3):385-398.
- [10] NANDI S, TOLIYAT H A. Fault diagnosis of electrical machines-a review[C]//Electric Machines and Drives, International Conference IEMD'99. Seattle: IEEE Press, 1999:219-221.