

文章编号: 1005—0523(2006)05—0115—04

基于 TVAR 的非平稳工况转子故障诊断技术研究

陈 慧¹, 张 龙², 熊国良¹, 李 巍¹

(1. 华东交通大学 机电工程学院, 江西 南昌 330013; 2. 上海交通大学 机械与动力工程学院, 上海 200030)

摘要: 分析比较了基于时变参数自回归模型(TVAR)时频分析方法与基于非参数模型的典型传统时频分析方法——STFT、CWD 对非平稳信号进行分析时的时频性能和特点, TVAR 方法得出的时频图具有分辨率高、无交叉干扰项以及计算速度快等优点. 基于 TVAR 分析了从转子实验台上采集的加速过程无故障及故障状态下的振动信号, 分析结果有效地揭示了变速非平稳过程转子振动信号的特性和故障特征. 仿真和实验都证明 TVAR 非常适用于旋转机械非平稳振动信号分析.

关 键 词: 时变自回归模型; TVAR; 时频分析; 旋转机械; 故障诊断

中图分类号: TP277 **文献标识码:** A

1 引言

信号时频处理方法大致可以分为基于非参数模型和基于参数模型方法两类. 非参数模型方法主要有短时傅立叶变换(STFT)、小波尺度分析、Wigner—Ville 分布、Choi—Williams 分布等. STFT 实质是分段 FFT, 其前提是信号在每个分段内平稳或基本平稳.

本文研究的时变参数自回归模型(TVAR)是一种基于参数模型的时频分析方法. TVAR 是在时间序列自回归(Autoregression, 简称 AR)建模的基础上发展起来的, 非常适合于处理非平稳信号, 已在语音分析^[1]、汽车噪声分析^[2]等领域有所应用. 本文分析比较了 STFT、CWD 和 TVAR 的时频分析性能, 探讨了 TVAR 对实测转子振动信号的分析能力.

2 时变参数自回归模型(TVAR)

利用参数模型方法进行信号时频分析之前需要建立一个适合对象信号的参数模型.

2.1 时变参数自回归模型(TVAR)

2.1.1 TVAR 概念^[3]

TVAR 是模型参数随时间变化的 AR 模型:

$$x(n) = -\sum_{i=1}^p \alpha_i(n)x(n-i) + \sigma(n) \tag{1}$$

式中: $x(n)$ ——时间序列 n 时刻的采集值
 α_i ——模型参数(变量)
 p ——模型阶数
 $\sigma(n)$ ——残差, 服从零均值正态分布

本文采用基函数的方法处理参数时变问题, 将每个时变参数 $\alpha_i(n)$, $i=1, \dots, p$ 作为每一组基时间函数的线性组合:

$$\alpha_i(n) = \sum_{j=0}^m \alpha_{ij} f_j(n) \tag{2}$$

式中: α_{ij} ——基时间函数组合的权值, 常数
 $f_j(n)$ ——基时间函数

这样模型时变参数的估计问题就转换为了常数 α_{ij} 的估计.

2.1.2 基函数

常用的基函数有:^[1]

- (i) $f_0(k) = 1, f_1(k) = k, f_2(k) = k^2, \dots$
- (ii) $f_j(k) = (k/N)^j$
- (iii) 傅立叶基

$$f_j(k) = \cos\left(\frac{kj}{N}\right) (j \text{ 为偶数})$$

$$f_j(k) = \sin\left(\frac{kj}{N}\right) (j \text{ 为奇数})$$

(w)Legendre 基

$$f_j \quad \left(\begin{matrix} k \\ N \end{matrix} \right) = \left\{ 1, \frac{k}{N}, \frac{1}{2} \left[\left(\frac{k}{N} \right)^2 - 1 \right], \frac{1}{2} \left[\left(\frac{k}{N} \right)^2 - 3 \frac{k}{N} \right], \dots \right\}$$

(v)离散 cos 基(DCT)

$$f_j(k)=a(k)\cos(\frac{\pi j(2k+1)}{2N})$$

$$a(k)=\sqrt{\frac{1}{N}},k=0,a(k)=\sqrt{\frac{2}{N}},k=1,2,\cdots m$$

以上各基函数中:

$j=0,1,\cdots,m$ —基函数的脚标值

m —基函数的展开维数

$k=1,2,\cdots,N$ —时间序列 $x(n)$ 的采样点脚标.

N — $x(n)$ 的采样总数

其中 DCT 基因为对于马尔可夫过程其能量主要集中在前面几项上^[2],也就是说相同条件下利用 DCT 基可以降低模型维数 m ,同时根据我们实验过程中的比较,本文以下分析以 DCT 基为基础.

2.1.3 模型参数估计^{[3][4][5][6]}

将(2)式代入(1)式,重写(1)式得:

$$x(n)=-\sum_{i=1}^m\sum_{j=0}^m a_{ij}(n)f_j(n)x(n-i)+\sigma(n) \quad (3)$$

进一步可以写成最小二乘矩阵形式:

$$x(n)=-X_n^T A+\sigma(n) \quad (4)$$

式中:

$$X_n^T=\begin{bmatrix} f_0(n)x(n-1),f_1(n)x(n-1),\cdots,f_m(n)x(n-1) \mid \\ \cdots \mid f_0(n)x(n-p),\cdots,f_m(n)x(n-p) \end{bmatrix}$$

$$A=\begin{bmatrix} a_{10},a_{11},\cdots,a_{1m} \mid \cdots \mid a_{p0},a_{p1},\cdots,a_{pm} \end{bmatrix}^T$$

(4)式中, $\sigma(n)$ 是模型的拟合误差,根据最小二乘方原理,估计的最佳的模型参数 A 应该使得模型均方偏差达到最小.

$$\delta=E(\sigma(n)^2)=\frac{1}{N-p}\sum_{n=p+1}^N\left(x(n)+X_n^T A\right)^2 \quad (5)$$

这是一个多元函数求极值的问题,为些将式(5)分别对 $\{a_{10},a^{11},\cdots,a_{1m} \mid \cdots \mid a_{p0},a_{p1},\cdots,a_{pm}\}$ 求导数并且令基等于 0. 写成矩阵形式:

$$A=-\left[\sum_{n=p+1}^N X_n X_n^T\right]^{-1}\left[\sum_{n=p+1}^N X_n x(n)\right] \quad (6)$$

利用(6)可以计算出模型的参数,但是其中存在矩阵求逆的问题,所以利用递推算算法来求解式(6).

令 $P_N=\left[\sum_{n=p}^N X_n X_n^T\right]^{-1}$, $p(m+1)\times p(m+1)$ 矩阵.
中国知网 <https://www.cnki.net>

(6)式有如下递推算法:

$$A_{N+1}=A_N-P_N X_N(1+X_N^T P_N X_N)^{-1}(x(N+1)+X_N^T A_N)$$

$$P_{N+1}=P_N-P_N X_N(1+X_N^T P_N X_N)^{-1} X_N^T P_N \quad (7)$$

递推开始时给待估计参数 A 一个较小的初始值,而 P 赋予一个较大的初始值^[8]. 如本文赋予 $A_{p+1}=10^{-9} \mathbf{I}, P_{p+1}=10^4 \mathbf{I}$. 其中 $\mathbf{I}$ 为单位列向量, $\mathbf{I}$ 为单位矩阵. 估计出参数 $\{a_{10},a_{11},\cdots,a_{1m} \mid \cdots \mid a_{p0},a_{p1},\cdots,a_{pm}\}$ 之后就可以根据式(2)计算出模型参数 $a_i(n), i=1,2,\cdots,p$ 在各个时刻 n 的值.

2.1.4 时变谱估计

与常参数 AR 模型谱函数定义类似, TVAR 谱函数定义如下:

$$S(f,n)=\frac{\delta^2}{|A(z,n)|^2} \quad (8)$$

式中: $z=e^{j\omega}=e^{j2\pi f}$

$$A(z,n)=1+a_1(n)z^{-1}+\cdots+a_p(n)z^{-p}$$

$a_i(n), i=1,2,\cdots,p$ 是前面由(2)式计算得出的模型参数.

3 仿真研究

我们将 STFT、CWD 和 TVAR 用于多个线性调频信号叠加情况的时频分析,探讨 TVAR 在信号时频分析方面的性能和特点. 信号由下式确定.

$$t=\frac{1}{2000}:\frac{1}{2000}:\frac{500}{2000},\alpha=1000$$

$$f1=600,f2=100,f3=200$$

$$x=\sin(2\pi(f1-\alpha)t)+\sin(2\pi(f2+\alpha)t)+\sin(2\pi f3^*t)$$

信号瞬时频率:

$$\begin{cases} f1=f1-2\alpha t \\ f2=f2-2\alpha t \\ f3=f3 \end{cases}$$

图 1 中(a)为时域波形, (b)为信号真实频率, (c)是窗函数为凯泽窗(宽度 80)、窗重叠 75 的 STFT 时频图, (d) $\sigma=10^7$ 的 CWD 分布, (e) $p=10, m=5$ 的 TVAR 时频图, (f) TVAR 参数变化图. 结果显示 TVAR 得出的时频图时间和频率分辨率都较高,而且不存在交叉干扰项. STFT 的分辨率最低,因为应用固定宽度窗口去截断信号,根据 Heisenberg 测不准原理(Uncertainty Principle),不可能在时间和频率分辨率两方面同时达到最佳. CWD 的分析效果可以通过调节衰减系数 σ 的大小来改变,但是当 CWD 时

频分辨率高时,其交叉干扰项就会变的明显起来,反之亦然,两者难于同时达到最佳.而且 CWD 在信

号开始和结束段频率估计不佳.

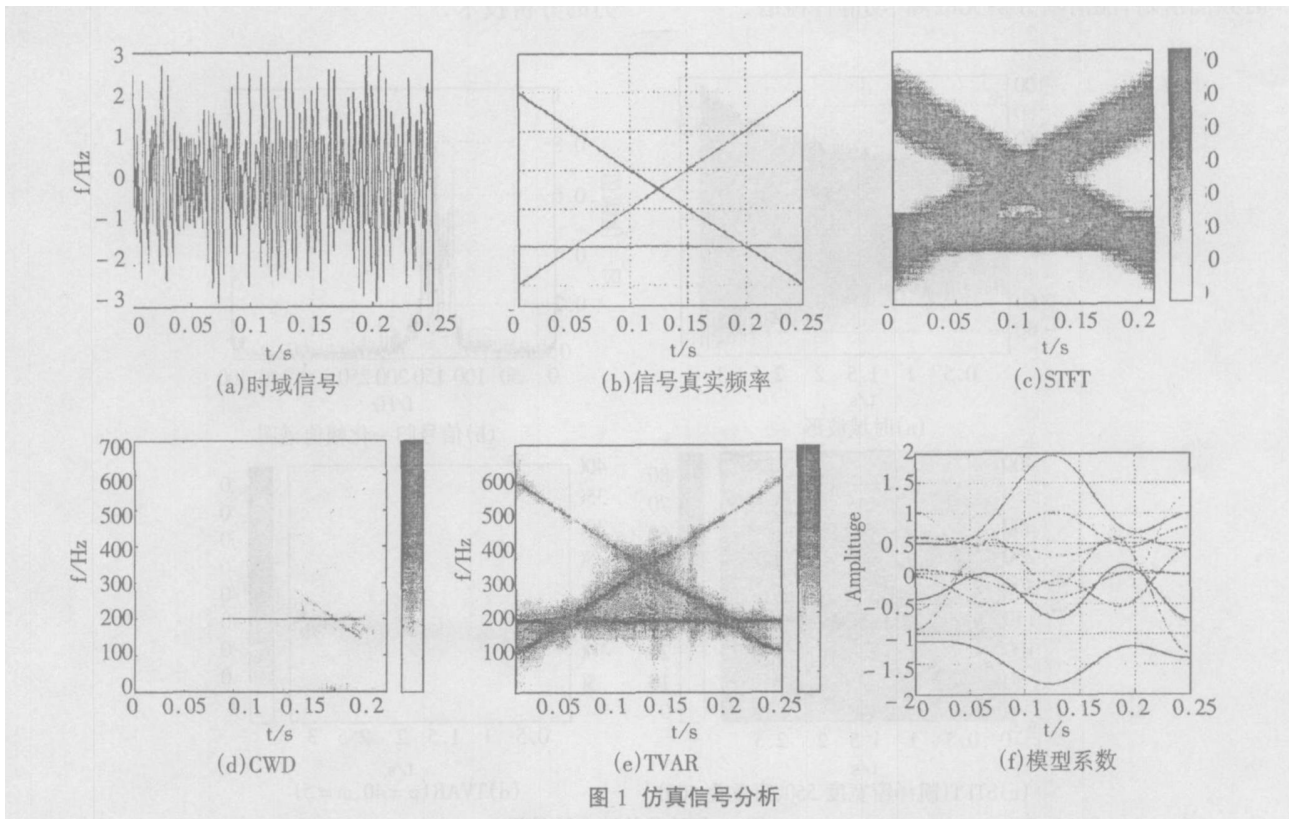


图 1 仿真信号分析

4 实验研究

利用 TVAR 时频分析方法分析加速非平稳工况下转子无故障和故障状态下的振动信号,探讨 TVAR 对实测振动信号的分析能力以及 TVAR 在非平稳工况运行的转子故障诊断中的应用.

在转子实验台上用涡流传感器采集转子的振动位移信号,采样频率 2 560 Hz,采样点数 8 129 点,采样时间 3.2 秒.由于转子故障特征频率多为转子工频的分数倍频和倍频,同时为了频谱图和时频图的清晰,在做图时仅绘出 0~400 Hz 范围.

4.1 无故障

图 2 是无故障转子加速过程振动信号的分析结果,无故障转子振动频率主要为转子转频(也称工频). (c)和(d)的分析结果相同,说明 TVAR 用于实测振动信号的分析是有效的.但是 TVAR 方法不像 STFT 那样受到窗函数类型、窗宽等的制约,同时 TVAR 对噪声的抑制能力强,所以 TVAR 做出的时频图较 STFT 的清晰.

4.2 动静件碰磨

图 3 是转子动静件碰磨加速非平稳过程振动信号分析结果.由旋转机械故障机理研究可知,碰磨故障特征频率以转频为主,同时伴有丰富的谐波分量,图 3 分析结果与此对应.

从图 2(b)和图 3(b)的频谱图上不能清晰地读出振动信号的频率成分,这就使得信号频率不易确定,即频谱图上存在“频率模糊”现象.这种非平稳信号宜采用时频分析的方法进行分析,图 2(c)(d)和图 3(c)(d)正反映了信号频率的这种时变性.图 2(b)和图 3(b)所示的频谱图上,无故障和碰磨情况下振动信号均以转子转频为主,难于区分.但是从(c)和(d)的时频图上可以明显地将这两种状态区分开.

5 结论

利用时变参数模型对非平稳工况下的转子故障诊断进行了研究,得出如下结论:

- 1) 非平稳工况下转子振动信号存在转速调频现象,是明显的调频调幅非平稳信号,传统 FFT 不适用于分析此类信号;

2) 由于不存在窗函数问题以及对噪声的抑制能力强,所以对实际信号 TVAR 时频图较 STFT 时频图清晰,能清晰分辨无故障、动静件碰磨.

综上,TVAR 非常适用于旋转机械非平稳振动信号分析,是非平稳工况下的设备故障诊断一项有力的分析技术.

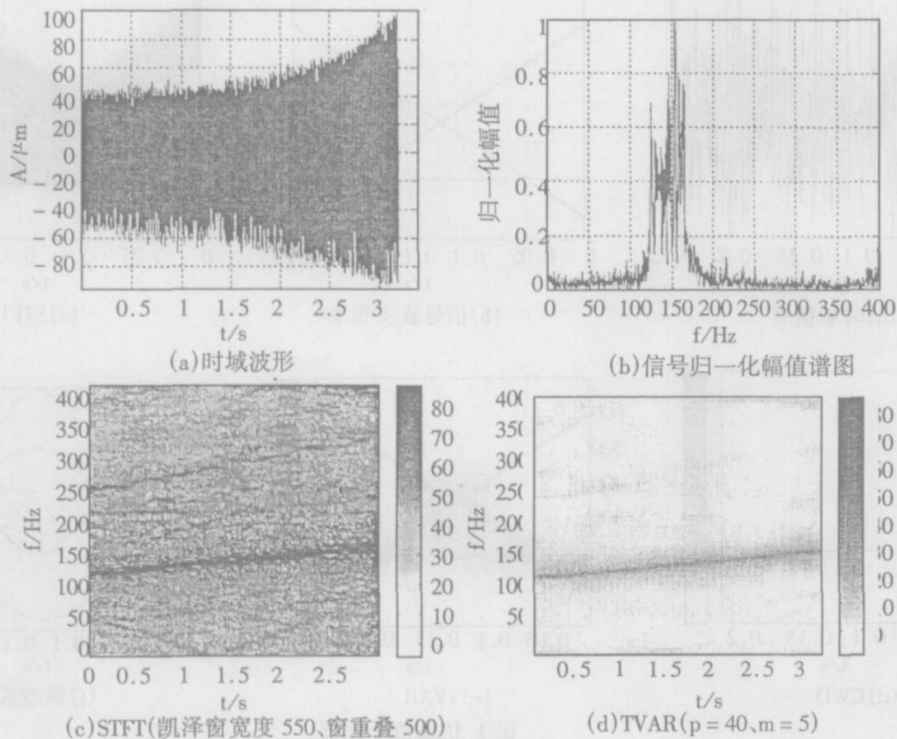


图 2 加速无故障实验结果

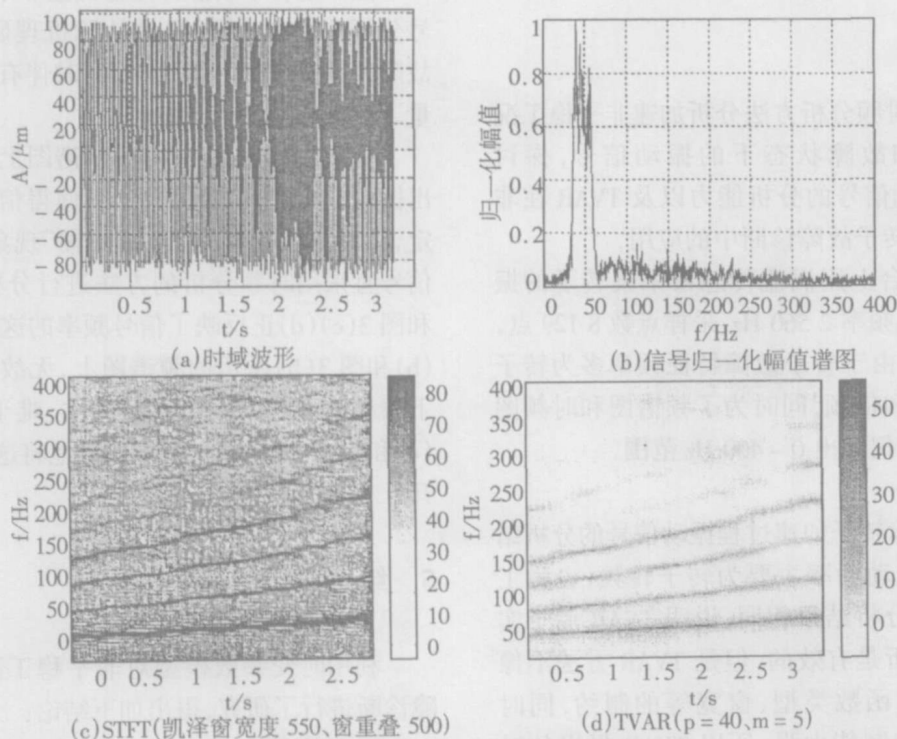


图 3 加速动静件碰磨实验结果

A Note on Hamiltonian Like Indices

YAO Xue-li, LIU Zhan-hong

(Institute of Mathematics and Informatics, Jiangxi Normal University, Nanchang 330022, China)

Abstract: If a connected graph G is 1 -hamiltonian (contains a 2 -factor with $k(k \geq 2)$ cycles, is vertexpancyclic ordered, contains two edge-disjoint hamiltonian cycles, is panconnected), then $L(G)$ also is 1 -hamiltonian (contains a 2 -factor with $k(k \geq 2)$ cycles, is vertexpancyclic ordered, contains two edge-disjoint hamiltonian cycles, is panconnected).

Key words: line graph; 2 -factor; vertexpancyclic ordered graph; panconnected graph; 1 -hamiltonian

(上接第 118 页)

参考文献:

[1] Chukiet Sodsri. Time-varying autoregressive models for nonstationary acoustic signal and its frequency analysis[Doctor Dissertation]. Pennsylvania State University. 2003.

[2] KIE B. EOM. Analysis of Acoustic Signatures from Moving Vehicles Using Time-Varying Autoregressive Models[J]. Multidimensional Systems and Signal Processing, 1999, 10: 357~378.

[3] 王文华、王宏禹. 一种非平稳随机信号模型的时变参数估计算法的性能研究[J]. 大连理工大学学报. 1997, 37(1): 97~102.

[4] S. Conforto and T. D' Alessio. Spectral analysis for non-stationary signals from mechanical measurements: a parametric approach[J]. Mechanical Systems and Signal Processing. 1999, 13(3): 395~411.

[5] R. Charbonnier and M. Barlaud etc. Results on ar-modelling of nonstationary signals[J]. Signal Processing (North-Holland). 1987, 12: 143~151.

[6] Jebu J. Rajan and Peter J. W. Rayner. Generalized Feature Extraction for Time-Varying Autoregressive Models [J]. IEEE Transactions on signal Processing. 1996, 44 (10): 2498~2507.

TVAR Based Fault Diagnosis for Rotation Machine under Nonstationary Conditon

CHEN Hui¹, ZHANG Long², XIONG Guo-liang¹, LI Yi¹

(¹.School of Mechatronic Eng., East China Jiaotong University, Nanchang 330013; ².School of Mechanical Eng., Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 20003, China)

Abstract: The time-frequency analysis ability for non-stationary signals was compared between parametric model based Time-Varying Autoregressive model (TVAR) and non-parametric time-frequency methods such as the SFTF and the CWD. The three methods had been evaluated with respect to a set of simulated signals and the signals collected from a rotation machine test rig during the speed-up process. The performances of TVAR in both the time-frequency resolution and the suppression of cross term are all excellent. TVAR is suitable for non-stationary signals analysis of rotation machine. And the results effectively discover the characteristics and fault features of signals. TVAR is effective to fault diagnosis of rotation machine under nonstationary conditions.

Key words: time-varying AR; TVAR; time-frequency analysis; rotation machine; fault diagnosis