

ITT 变换在风电机组滚动轴承故障诊断中的应用

唐贵基, 庞 彬

(华北电力大学 能源动力与机械工程学院, 河北 保定 071003)

摘要: 为实现风电机组滚动轴承微弱故障诊断, 提出了基于改进的时时 (ITT) 变换的风电机组滚动轴承故障诊断方法。由时时 (TT) 变换可得到一维轴承故障振动信号的 TT 变换矩阵, 实现滚动轴承振动信号的二维 TT 表示。提取该 TT 变换矩阵的对角线元素可滤除低频干扰信号, 起到增强故障特征的效果。鉴于噪声对 TT 变换分析效果具有重要影响, 提出基于能量熵准则的奇异值分解降噪方法改进 TT 变换, 以提高 TT 变换的抗噪能力, 实现强背景噪声条件下轴承微弱故障特征提取。仿真、实验及工程应用实例结果均表明所提方法可以有效诊断出风电机组滚动轴承的故障类型。

关键词: 风电机组; 滚动轴承; TT 变换; 奇异值分解; 故障诊断

中图分类号: TH 17; TP 206; TM 614

文献标识码: A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2017.09.011

0 引言

随着经济的快速发展, 环境和能源问题日益凸显, 风能作为一种清洁可再生能源, 受到世界各国的广泛重视^[1]。为降低环境污染和应对能源危机, 我国将“发展风力发电”作为一项能源战略计划纳入中长期发展规划, 特别是“十二五”以来, 我国大力支持风力发电设备的开发, 风电设备朝着大型化、复杂化、智能化的方向发展。与此同时, 风电机组发生故障的概率也越来越高。风力发电设备的高额维护费用和出现故障后产生的巨大经济损失都促使相关技术人员积极探索有效的风电机组故障诊断方法^[2]。

滚动轴承作为风电机组的重要支撑元件, 对于整个机组的正常运行具有重要影响。风力发电过程中风速及负荷的变化都会使得轴承不断受到载荷冲击, 因此滚动轴承成为风电机组高故障发生率部件之一。对于滚动轴承的故障诊断, 特别是早期故障阶段的微弱故障诊断研究成为当前故障诊断领域的研究热点^[3-4]。文献[5-6]推导了轴承内圈、外圈、滚动体故障特征频率的表达式, 分析了轴承表面损伤对于稳定性的影响, 通过建立故障轴承的非线性动力学模型, 深入探究了滚动轴承的故障机理。文献[7]将最小熵解卷积方法应用于滚动轴承故障特征增强, 取得了较好的结果。文献[8]提出快速谱峭度法来确定共振频带, 实现了故障振动信号自适应共振解调。因滚动轴承故障振动信号表现出较强的非平稳性, 短时傅里叶变换、小波变换、Wigner-Ville 分布、希尔

伯特-黄变换 (HHT)、S 变换等非平稳信号时频分析方法也被广泛应用于滚动轴承故障特征提取^[9-13]。其中 S 变换是在汲取诸多时频分析方法优点的基础上出现的非平稳信号分析方法。该方法的时频分辨率更高, 同时弥补了短时傅里叶变换时频分辨率固定和小波变换缺乏相位信息的缺陷。

时时 TT (Time-Time) 变换定义为 S 变换的傅里叶逆变换, 是在继承 S 变换优点的基础上发展而来的 TT 分析方法^[12-13]。与时频分析方法相比, 该方法兼备诸多优良特性: 具有良好的频率聚集能力、能够压制原信号的低频成分、精确捕捉信号突变的起始时刻, 因此被广泛应用于电力系统中的非平稳信号分析^[14-15]。本文通过融入奇异值分解 (SVD) 降噪对 TT 变换进行改进, 以提高其 TT 分析的鲁棒性, 重点研究了改进 TT (ITT) 变换在风电机组滚动轴承早期微弱故障诊断中的应用。利用 ITT 变换方法抑制振动信号中低频杂波和背景噪声对故障特征信号的影响, 增强故障信号的冲击特征, 从而准确识别出风电机组滚动轴承的故障类型。

1 ITT 变换原理介绍

1.1 TT 变换

TT 变换建立在 S 变换的基础上, 对于连续时间信号 $x(t)$, 其 S 变换可表示为^[15]:

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) w(\tau - t, f) e^{-j2\pi ft} dt \quad (1)$$

$$w(\tau - t, f) = \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-f^2(\tau - t)^2/2} \quad (2)$$

其中, $w(\tau - t, f)$ 为高斯窗函数; τ 为窗函数中心, 控制窗函数在时间轴上的位置; f 为频率。

设 $x(t)$ 的傅里叶变换为 $X(f)$, S 变换可通过快速傅里叶变换 (FFT) 实现快速计算, 表达式为:

$$S\left(iT, \frac{n}{NT}\right) = \sum_{m=0}^{N-1} X\left(\frac{m+n}{NT}\right) e^{-2\pi^2 m^2 / n^2} e^{2\pi imj / N} \quad (3)$$

收稿日期: 2016-07-26; 修回日期: 2017-05-30

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (51307058); 中央高校基本科研业务费专项基金资助项目 (2017XS134); 河北省自然科学基金资助项目 (E2014502052)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China (51307058), the Fundamental Research Funds for the Central Universities (2017XS134) and the Natural Science Foundation of Hebei Province (E2014502052)

其中, N 为信号采样点数; T 为采样间隔; i, m, n 的取值均为 $0, 1, 2, \dots, N-1$ 。

S 变换本质是一种时间局部化且时频可逆的傅里叶变换谱, 对其进行傅里叶逆变换得到 TT 表达式:

$$T_T(\tau, t) = \int_{-\infty}^{+\infty} S(\tau, f) e^{j2\pi ft} df \quad (4)$$

在整个时间区间 τ 上, TT 变换的结果为反映各频率成分的幅值随时间变化的局部化时间函数。TT 变换的每列对应一个 TT 序列, 因此 TT 变换可逆, 在整个区间 τ 上进行积分便得到原始信号 $x(t)$, 即:

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} T_T(\tau, t) d\tau \quad (5)$$

对式(4)进行离散化, 可得到离散 TT 变换的表达式:

$$T_T(iT, kT) = \sum_{n=0}^{N-1} S\left(iT, \frac{n}{NT}\right) e^{j2\pi nk} \quad (6)$$

其中, i, k, n 的取值均为 $0, 1, 2, \dots, N-1$ 。

由 TT 原理可知, 对原信号进行 TT 变换后得到一个双时域矩阵, 称为 TT 变换矩阵。文献[15]指出 TT 变换具有伸缩特性, TT 变换中信号的高频分量比低频分量的聚集能力更强, 更加集中在高斯窗的中心。在 TT 变换矩阵的对角线元素位置上, 高频分量可比低频分量获得更高的增益, 能够检测信号中的低幅值高频分量, 利用此特性提取 TT 变换矩阵的对角线元素构建新的一维信号, 可抑制风电机组故障振动信号中的低频杂波干扰, 增强故障特征。

1.2 SVD 降噪原理

对秩为 q 的矩阵 $A \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 进行 SVD 得^[16]:

$$A = UDV^T \quad (7)$$

$$U = [u_1, u_2, \dots, u_m] \in \mathbf{R}^{m \times m} \quad (8)$$

$$V = [v_1, v_2, \dots, v_n] \in \mathbf{R}^{n \times n} \quad (9)$$

$$D = [\text{diag}[\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_q], \mathbf{0}] \in \mathbf{R}^{m \times n} \quad (10)$$

其中, U 和 V 为正交矩阵; D 为对角阵, $\mathbf{0}$ 代表零矩阵; $\sigma_i (i=1, 2, \dots, q) > 0$ 为矩阵 A 的 q 个非零奇异值。

综合式(7)–(10), 矩阵 A 可表示为:

$$A = \sigma_1 u_1 v_1^T + \sigma_2 u_2 v_2^T + \dots + \sigma_q u_q v_q^T \quad (11)$$

令 $\sigma_i u_i v_i^T = H_i (i=1, 2, \dots, q)$, 则式(11)可转化为:

$$A = H_1 + H_2 + \dots + H_q \quad (12)$$

矩阵 A 利用 SVD 处理的实质为表达成分量 $H_i (i=1, 2, \dots, q)$ 求和。非零奇异值中前 l 个较大的奇异值对应的分量主要反映信号中的有用组成, 后面的奇异值主要反映噪声, 选取前 l 个奇异值对应的分量进行重构, 可降低矩阵 A 的冗余性, 完成对矩阵 A 的约简提纯^[17]。

1.3 ITT

实际采集的振动信号 $x(t)$ 中必然会夹杂噪声成分, 对其进行 TT 变换得到的矩阵序列信息冗余, 使得该矩阵对角线元素能量弱化, 提取对角线元素得

到的重构信号仍包含大量的噪声成分。因此本文借助 SVD 对 TT 变换矩阵进行降噪, 以提高 TT 变换对噪声的抑制能力, 提高分析的鲁棒性。具体步骤如下。

a. 利用 TT 变换获取原始信号的 TT 变换矩阵 A 。

b. 对 TT 变换矩阵 A 进行 SVD, 选取前 l 个有效奇异值对应的矩阵分量 $H_i (i=1, 2, \dots, l)$ 相加, 同时将其其他奇异值对应的矩阵分量 $H_i (i=l+1, l+2, \dots, q)$ 置 $\mathbf{0}$, 降低 A 的冗余性, 从而抑制噪声对 TT 变换结果的影响。SVD 降噪结果的优劣主要取决于 SVD 后矩阵 A 有效奇异值数量 l 的确定, 为自适应确定 l 的数值, 本文利用矩阵的稀疏性来对有效奇异值进行筛选, 为此提出一种基于矩阵能量熵的奇异值筛选准则。设矩阵 A 进行 SVD 后每个矩阵分量 H_i 的表达式为:

$$H_i = \begin{bmatrix} H_{i1} & H_{i2} & \dots & H_{in} \\ H_{21} & H_{22} & \dots & H_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ H_{m1} & H_{m2} & \dots & H_{mn} \end{bmatrix} \quad (13)$$

由于 H_i 为一复数矩阵, 所以首先对 H_i 取模, 然后对取模矩阵 $|H_i|$ 的各个行向量元素进行平方并求和。

$$Q_j = |H_{j1}|^2 + |H_{j2}|^2 + \dots + |H_{jn}|^2 \quad (14)$$

其中, $Q_j (j=1, 2, \dots, m)$ 为 $|H_i|$ 第 j 行元素的平方和。

根据式(15)求取 H_i 的能量熵 E_p ^[18]:

$$\begin{cases} E_p = -\sum_{j=1}^m p_j \lg p_j \\ p_j = Q_j / \sum_{j=1}^m Q_j \end{cases} \quad (15)$$

矩阵 H_i 的能量熵 E_p 越小, 其稀疏性越强, 表明 H_i 中的噪声成分越少。选取前 l 个能量熵较小的矩阵分量 $H_i (i=1, 2, \dots, l)$ 进行叠加得到 TT 变换降噪矩阵。

2 仿真分析

2.1 仿真分析一

首先考察式(16)所示的仿真信号 $x(t)$:

$$\begin{cases} x(t) = x_1(t) + x_2(t) \\ x_1(t) = \left[\sum_{m=0}^{M-1} S\sigma(t-mT_0) \right] [A e^{-2\pi\xi f_d t} \cos(2\pi f_d t - \theta)] \\ x_2(t) = \sin(2\pi \times 20t) \end{cases} \quad (16)$$

其中, $x(t)$ 为两分量信号, 分量 $x_1(t)$ 模拟风电机组振动信号中的滚动轴承故障冲击信号, 分量 $x_2(t)$ 模拟低频谐波信号。 $x_1(t)$ 中各项参数意义如下^[19]: $\sigma(\cdot)$ 为单位阶跃函数; M 为故障冲击重复次数; S 为轴承故障仿真信号的冲击强度; ξ 为系统的阻尼比; T_0 为故障冲击周期; f_n 为系统固有频率; f_d 为系统的阻尼固有频率, $f_d = f_n \sqrt{1-\xi^2}$; A 和 θ 分别为幅值和初相位。

本文取 $M=20, S=2, \xi=0.1, f_n=3\,000\text{ Hz}, A=2, \theta=0^\circ, T_0=1/80\text{ s}$ 。

图 1 为 $x(t)$ 及其组成分量的时域波形,对 $x(t)$ 进行 TT 变换得到的 TT 频谱如图 2(a)所示,该频谱的对角线元素处能量较大,反映了 TT 变换矩阵的对角线元素位置上高频分量比低频分量增益更高的特点,选取对角线元素进行重构,得到新的一维信号如图 2(b)所示,重构信号体现了与滚动轴承故障仿真信号 $x_1(t)$ 相同的冲击特征,同时抑制了低频谐波 $x_2(t)$ 的干扰。仿真分析一表明 TT 变换可抑制低频谐波对轴承故障特征信号的影响。

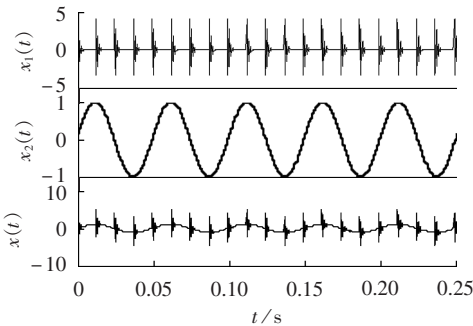
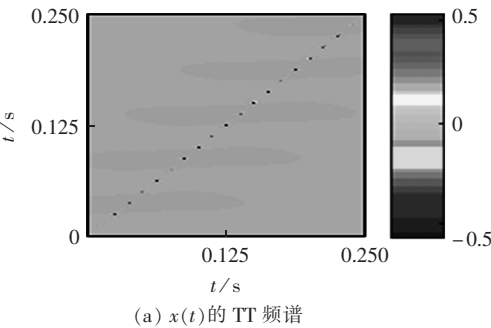
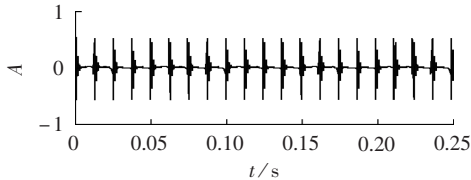


图 1 $x(t)$ 及其分量的时域波形
Fig.1 Time-domain waveforms of $x(t)$ and its components



(a) $x(t)$ 的 TT 频谱



(b) $x(t)$ 的 TT 频谱对角线元素重构信号

图 2 $x(t)$ 的 TT 变换分析结果
Fig.2 TT transform results of $x(t)$

2.2 仿真分析二

进一步模拟实际环境中噪声的影响,向 $x(t)$ 中加入高斯白噪声。

$$s(t)=x(t)+n(t) \tag{17}$$

其中, $s(t)$ 为 $x(t)$ 和高斯白噪声 $n(t)$ 的复合信号,其信噪比为 -3 dB 。

图 3 为 $s(t)$ 的时域波形,其分量 $x(t)$ 的冲击特征被噪声掩盖。对 $s(t)$ 运用 TT 变换的结果如图 4 所示。受噪声影响,TT 频谱的对角线元素能量弱化,其

对角线重构信号也被噪声污染。对 TT 变换矩阵进行 SVD 降噪,结果如图 5 所示,图 5(a)为 SVD 过程中各

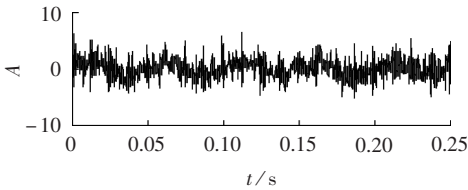
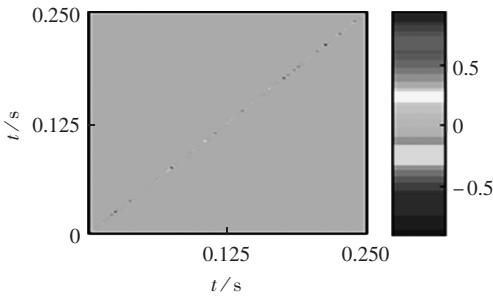
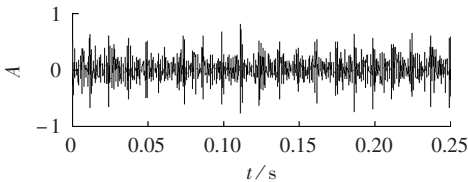


图 3 $s(t)$ 的时域波形

Fig.3 Time-domain waveform of $s(t)$



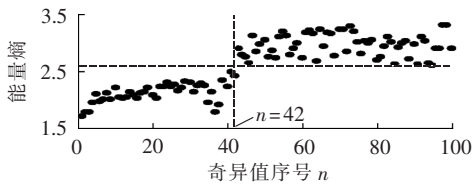
(a) $s(t)$ 的 TT 频谱



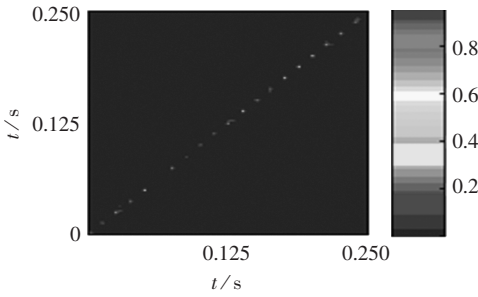
(b) $s(t)$ 的 TT 频谱对角线元素重构信号

图 4 $s(t)$ 的 TT 变换分析结果

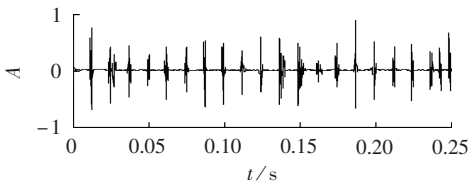
Fig.4 TT transform results of $s(t)$



(a) SVD 分量能量熵分布图



(b) $s(t)$ 的 ITT 频谱



(c) $s(t)$ 的 ITT 频谱对角线元素重构信号

图 5 $s(t)$ 的 ITT 变换分析结果

Fig.5 ITT transform results of $s(t)$

分量矩阵的能量熵分布图,筛选前对 42 个能量熵较小的矩阵分量进行重构,得到 ITT 变换的 TT 频谱如图 5(b)所示。由图 5(b)可知 ITT 变换的 TT 频谱对角线能量相对于背景更加突出,其对角线重构信号如图 5(c)所示,由图 5(c)可见,ITT 变换有效排除了噪声干扰,强化了冲击特征。仿真分析结果表明:噪声对 TT 变换的分析精度产生了重大影响,而 ITT 变换能够很好地消除噪声影响,并对低频谐波进行抑制。

为体现本文方法的有效性,将其与文献[7]中的最小熵解卷积故障特征增强方法进行了对比,图 6 为 $s(t)$ 的最小熵解卷积处理结果,由图可见,文献[7]中的方法虽然增强了冲击特征,但仍有部分噪声残留,本文方法的降噪效果更优。

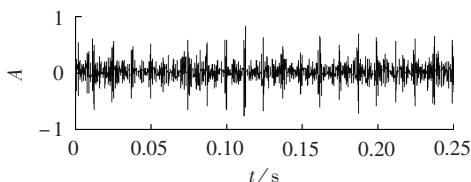


图 6 $s(t)$ 的最小熵解卷积分析结果
Fig.6 Result of minimum entropy deconvolution of $s(t)$

3 实验分析

实验分析数据来自实验室 7.5 kW 小型风力发电模拟装置的齿轮箱轴承故障数据。齿轮箱采用的是 一级行星齿轮加两级定轴齿轮转动,减速比为 4(一级) $\times$ 4.5(二级) $\times$ 4.941(行星传动)=88.938。利用电火花加工技术在风电齿轮箱高速输出轴的支撑轴承外圈加工直径为 0.2 mm、深为 0.2 mm 的微小凹坑模拟点蚀故障,故障轴承型号为 6205 深沟球轴承,主要规格参数如表 1 所示。振动信号通过安装在齿轮箱壳体上的 TP100 加速度传感器采集,采样频率 $f_s=12800$ Hz,高速输入轴转频 $f_r=24.5$ Hz。根据式(18)所示的轴承外圈故障特征频率公式,计算得到轴承外圈故障特征频率为 87.8 Hz。

$$f_o = \frac{Z}{2} \left(1 - \frac{d}{D_w} \cos \alpha \right) f_r \quad (18)$$

其中, Z 为滚动体个数; D_w 为轴承节径; d 为滚珠直径; α 为接触角。

表 1 滚动轴承结构参数

Table 1 Structural parameters of rolling bearing

轴承 内径/mm	轴承 外径/mm	滚珠 直径/mm	轴承 节径/mm	滚动体 个数	接触角/ (°)
25	52	7.94	39.04	9	0

图 7 为外圈故障信号的时域波形和包络谱,时域波形与包络谱均未反映明显的外圈故障特征。

对外圈故障振动信号进行 TT 变换,得到 TT 频谱,如图 8(a)所示。由图可知,受噪声及干扰频率成

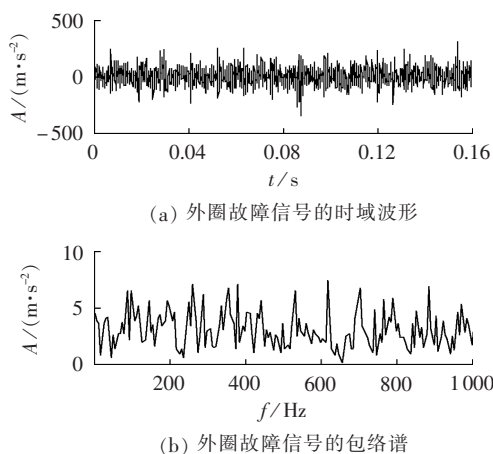


图 7 外圈故障信号的时域波形和包络谱
Fig.7 Time-domain waveform and envelope spectrum of outer ring fault signal

分的影响,对故障振动信号直接进行 TT 变换所得频谱的对角线元素能量并不突出,提取对角线元素得到重构信号如图 8(b)所示,信号的冲击性有所增强,但噪声污染仍十分严重。图 8(c)为重构信号的包络谱,虽然在外圈故障特征频率的 1、2 倍频处存在峰值,但峰值不明显,诊断外圈故障的依据不足。图 9(a)为对外圈故障振动信号进行 ITT 变换得到的 TT 频谱,图 9(b)为该时时频谱对角线元素重构信号,重构号呈现明显的冲击特征;图 9(c)为重构信号的包络谱,在外圈故障特征频率的 1—9 倍频处

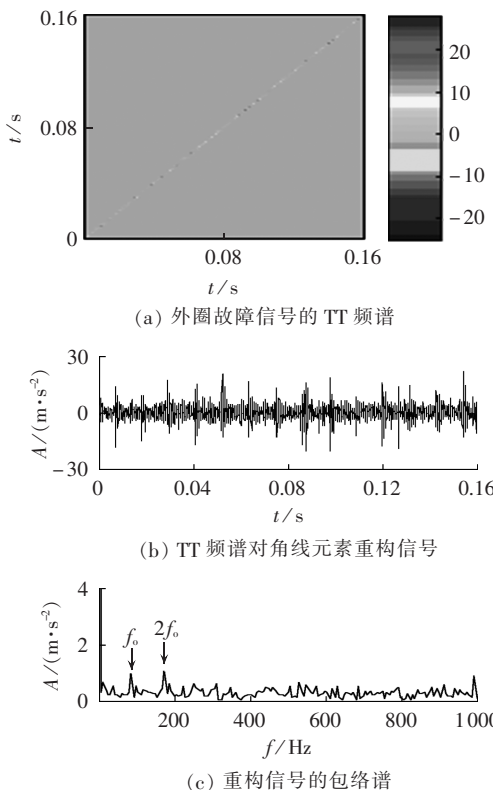


图 8 外圈故障信号的 TT 变换分析结果
Fig.8 TT transform results of outer ring fault signal

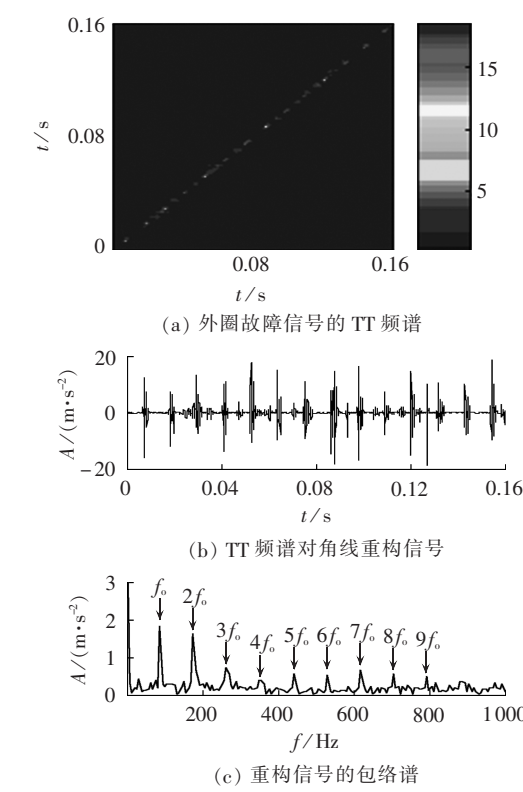


图 9 外圈故障信号的 ITT 变换分析结果
Fig.9 ITT transform results of outer ring fault signal

都具有明显峰值,反映出明显的外圈故障特征。
为说明本文方法的有效性,与文献[8]提出的
基于快速谱峭度的共振解调方法(结果见图 10)进行

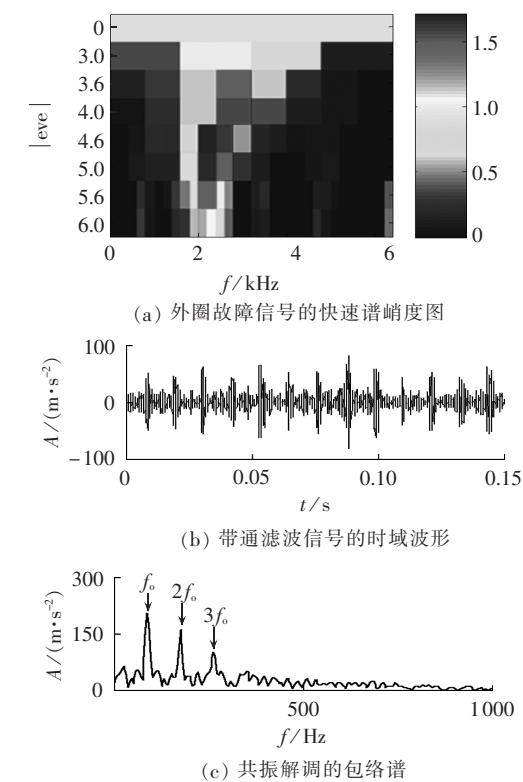


图 10 外圈故障信号的共振解调分析结果
Fig.10 Results of resonance demodulation
of outer ring fault signal

对比分析。图 10(a)为实验信号的快速谱峭度图,根据最大峭度准则确定共振频带的中心频率为 2000 Hz,带宽为 400 Hz。利用上述参数进行共振解调分析,得到共振解调的时域波形和包络谱分别如图 10(b)、(c)所示。通过对比可知,本文方法提取的滚动轴承故障特征信号的时域波形冲击特征更强,且本文方法提取的故障特征信号的包络谱可反映出更多的故障特征频率倍频成分,分析效果较优。

4 工程应用

以河北蔚县某风电场 1.5 MW 风力发电机组为研究对象,验证本文方法的工程实用性。图 11 为该机组的传动系统结构示意图。机组运行过程中,高速轴叶片侧的滚动轴承内圈外滚道出现局部磨损伤故障,造成齿轮箱振动异常。故障轴承型号为 NU2326 圆柱滚动轴承,由齿轮箱技术参数可知此轴承内圈故障特征阶次比为 8.2。利用机组自带的控制监测与数据采集(SCADA)系统采集齿轮箱的振动数据,信号采样频率 $f_s=16384$ Hz。采集过程中,发现齿轮箱高速输出轴承垂直方向的加速度传感器采集的振动数据较为异常,故对此通道振动数据进行分析。数据采集时段,输出轴转频 $f_r=25.5$ Hz,结合 NU2326 滚动轴承内圈故障特征阶次可计算得该轴承的内圈故障特征频率 $f_i=209.1$ Hz。

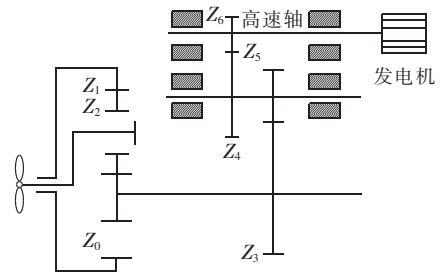


图 11 风力发电机组传动系统结构示意图
Fig.11 Structural diagram of wind turbine
transmission system

图 12 为齿轮箱振动信号的时域波形及包络谱,从时域波形中未找到明显的周期性冲击间隔,包络谱虽然出现内圈故障特征频率,但其峰值相对于其他干扰频率处的峰值并不突出,且没有发现内圈故障特征频率的倍频成分。图 13 为本文方法分析结果,经 ITT 得到的对角线重构信号表现出明显的时域冲击现象,其包络谱在内圈故障特征频率及其 2、3、4 倍频处具有突出峰值,并且在内圈故障特征频率及其倍频处出现了转频边频带,将内圈故障振动信号所应有的转频调制现象提取出来,诊断结果与现场人员开箱检验结果一致。图 14 为利用文献[8]方法对滚动轴承内圈故障振动信号进行对比分析的结果(中心频率为 3754.6667 Hz,带宽为 682.6667 Hz),

由图可见本文方法对于内圈故障特征频率的倍频提取能力强于文献[8]方法。

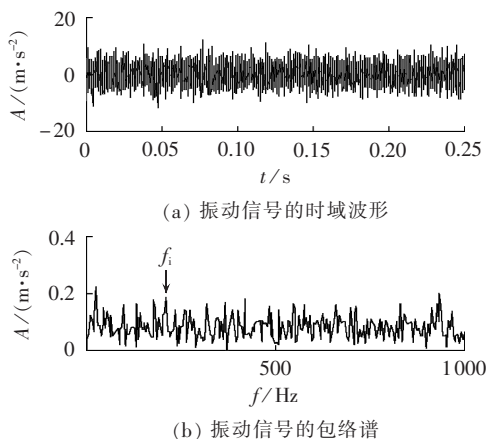


图 12 齿轮箱振动信号波形及其包络谱
Fig.12 Waveform and envelope spectrum of gearbox vibration signal

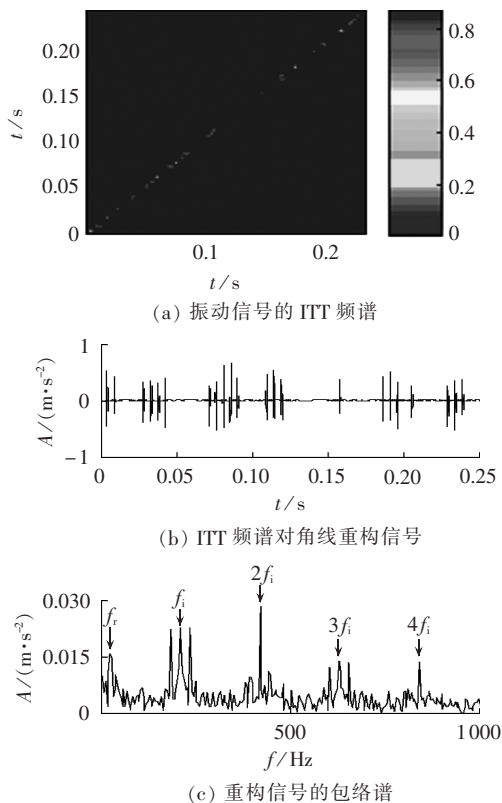


图 13 采用本文方法的内圈故障信号分析结果
Fig.13 Analytical results of inner ring fault signal by proposed method

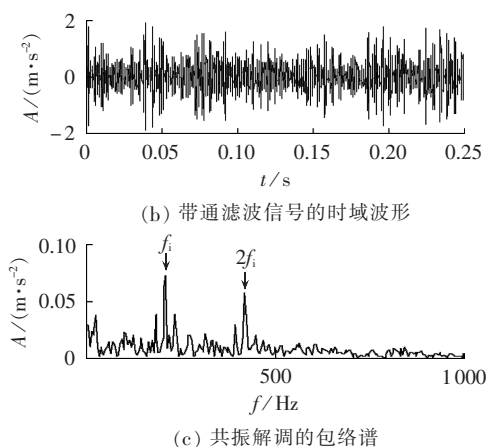
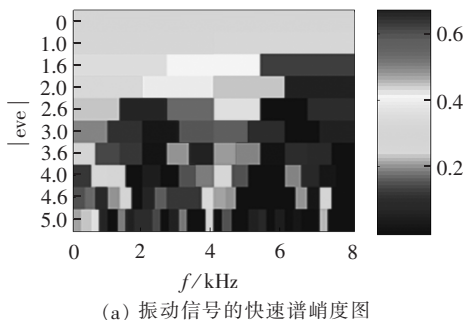


图 14 内圈故障振动信号的共振解调分析结果
Fig.14 Results of resonance demodulation of inner ring fault signal

5 结论

a. 本文提出能量熵准则作为矩阵稀疏性的判定标准,以自适应确定 SVD 降噪的有效奇异值个数,选取有效奇异值对应的分量进行重构可消除目标矩阵的冗余性从而实现矩阵 SVD 降噪。将矩阵 SVD 降噪融入 TT 变换提出了 ITT 变换方法,提高了 TT 变换分析的鲁棒性。

b. 将 ITT 变换应用于风电机组滚动轴承故障诊断,仿真分析表明 ITT 变换可同时抑制背景噪声和低频谐波的干扰,实现多源信号条件下的滚动轴承故障特征信号增强。

c. 实验分析及工程应用实例证明:ITT 变换可精确提取风电齿轮箱滚动轴承的故障特征频率及其谐波成分,诊断出风电齿轮箱滚动轴承早期微弱故障。与传统的共振解调方法相比,本文方法不需要确定共振频带和进行带通滤波,且分析效果优于快速谱峭度方法,具有较强的工程实用性。

参考文献:

- [1] FENG Zhipeng, LING Ming. Complex signal analysis for wind turbine planetary gearbox fault diagnosis via iterative atomic decomposition thresholding[J]. Journal of Sound and Vibration, 2014, 333(20): 5196-5211.
- [2] 严如强, 钱宇宁, 胡世杰, 等. 基于小波域平稳子空间分析的风力发电齿轮箱故障诊断[J]. 机械工程学报, 2014, 50(11): 9-16.
YAN Ruqiang, QIAN Yuning, HU Shijie, et al. Wind turbine gearbox fault diagnosis based on wavelet domain stationary subspace analysis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(11): 9-16.
- [3] 潘作为, 梁双印, 李惊涛, 等. 基于复数小波多尺度包络分析的风机滚动轴承故障特征提取[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(16): 4147-4152.
PAN Zuowei, LIANG Shuangyin, LI Jingtao, et al. Application of the complex wavelet analysis in fault feature extraction of blower rolling bearing[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35

- (16):4147-4152.
- [4] 王晓龙,唐贵基. 基于变分模态分解和1.5维谱的滚动轴承故障诊断[J]. 电力自动化设备,2016,36(7):125-130.
WANG Xiaolong,TANG Guiji. Incipient bearing fault diagnosis based on VMD and 1.5-dimension spectrum[J]. Electric Power Automation Equipment,2016,36(7):125-130.
- [5] ERICSSON S,GRIP N,JOHANSSON E,et al. Towards automatic detection of local bearing defects in rotating machines[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2005,19(3):509-535.
- [6] RAFSANJANI A,ABBASION S,FARSHIDIANFAR A,et al. Non-linear dynamic modeling of surface defects in rolling element bearing systems[J]. Journal of Sound and Vibration,2009,319:1150-1174.
- [7] BARSZC T, SAWALH N. Fault detection enhancement in rolling element bearings using minimum entropy deconvolution[J]. Archives of Acoustics,2013,37(2):11-18.
- [8] ANTONI J. Fast computation of the kurtogram for the detection of transient fault[J]. Mechanical System and Signal Processing,2007,21(1):108-124.
- [9] GAO Huizhong,LIANG Lin,CHEN Xiaoguang,et al. Feature extraction and recognition for rolling element bearing fault utilizing short-time Fourier transform and non-negative matrix[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering,2015,28(1):96-105.
- [10] 郑近德,程军圣. 改进的希尔伯特-黄变换及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报,2015,51(1):138-145.
ZHENG Jinde,CHENG Junsheng. Improved Hilbert-Huang transform and its application to rolling bearing fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Engineering,2015,51(1):138-145.
- [11] 郭远晶,魏燕定,周晓军,等. S变换用于滚动轴承故障冲击信号特征提取[J]. 振动、测试与诊断,2014,34(5):818-822.
GUO Yuanjing,WEI Yanding,ZHOU Xiaojun,et al. Impact feature extraction from rolling bearing fault signal by S transform[J]. Journal Vibration,Measurement & Diagnosis,2014,34(5):818-822.
- [12] PINNEGAR C R,MANSINHA L. A method of time-time analysis: the TT transform[J]. Digital Signal Processing,2003,13(4):588-603.
- [13] PINNEGAR C R. Generalizing the TT-transform[J]. Digital signal processing,2009,19(1):144-152.
- [14] 东洪春,田鑫森,董俊,等. 利用故障特征频带和TT变换的电缆单端行波测距[J]. 中国电机工程学报,2013,33(22):103-112.
SHU Hongchun,TIAN Xincui,DONG Jun,et al. A single terminal cable fault location method based on fault characteristic frequency band and TT transform[J]. Proceedings of the CSEE,2013,33(22):103-112.
- [15] 黄纯,朱智军,曹一家,等. 一种电网谐波与间谐波分析新方法[J]. 电工技术学报,2013,28(9):32-39.
HUANG Chun,ZHU Zhijun,CAO Yijia,et al. A novel power system harmonic and interharmonic analysis method[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2013,28(9):32-39.
- [16] 唐贵基,邓飞跃,张超,等. 基于倒谱预白化和奇异值分解的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 中国电机工程学报,2014,34(35):6355-6361.
TANG Guiji,DENG Feiyue,ZHANG Chao,et al. Extraction method of rolling bearing fault feature based on cepstrum pre-whitening and singular value decomposition[J]. Proceedings of the CSEE,2014,34(35):6355-6361.
- [17] 赵学智,陈统坚,叶邦彦. 奇异值分解对连续Morlet小波变换的压缩和提纯[J]. 机械工程学报,2015,51(16):57-70.
ZHAO Xuezhi,CHEN Tongjian,YE Bangyan. Purification and compression of continuous Morlet wavelet transform based on singular value decomposition[J]. Journal of Mechanical Engineering,2015,51(6):57-70.
- [18] 唐贵基,王晓龙. 自适应最大相关峭度解卷积方法及其在轴承早期故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报,2015,35(6):1436-1444.
TANG Guiji,WANG Xiaolong. Adaptive maximum correlated kurtosis deconvolution method and its application on incipient fault diagnosis of bearing[J]. Proceedings of the CSEE,2015,35(6):1436-1444.
- [19] HO D,RANDALL R B. Optimization of bearing diagnostic technique using simulated and actual bearing fault signals[J]. Mechanical System and Signal Processing,2000,14(5):763-788.

作者简介:



唐贵基

唐贵基(1962—),男,山东龙口人,教授,博士研究生导师,博士,主要研究方向为电站设备状态监测与故障诊断(E-mail:tanggjlk@ncepubd.edu.cn);

庞彬(1988—),男,河北保定人,博士研究生,主要研究方向为电站设备状态监测与故障诊断(E-mail:NCEPUPb@126.com)。

Application of ITT transform in fault diagnosis of wind turbine rolling bearing

TANG Guiji,PANG Bin

(School of Energy,Power and Mechanical Engineering,North China Electric Power University,Baoding 071003,China)

Abstract: A method based on ITT(Improved Time-Time) transform for diagnosing the faint fault of wind turbine rolling bearing is proposed. The TT transform matrix of 1-dimensional vibration signals of rolling bearing is obtained via TT transform to provide its 2-dimensional TT domain reflection. The diagonal elements of TT transform matrix are extracted to filter the low-frequency interference signals and strengthen the fault feature. Since noise has an important influence on the results of TT transform analysis,the SVD (Singular Value Decomposition) method based on the energy entropy norm is applied to enhance the anti-noise ability of TT transform and realize the faint bearing fault feature extraction in the strong noisy background. The simulative results,experimental results and engineering application demonstrate that,the proposed method can effectively diagnose the fault types of wind turbine rolling bearing.

Key words: wind turbines; rolling bearing; TT transform; singular value decomposition; fault diagnosis