

基于高分辨率谱估计的早期转子断条故障诊断*

贾朱植^{1,2}, 杨理践¹, 祝洪宇³, 张吉龙⁴

(1. 沈阳工业大学信息科学与工程学院 沈阳 110870; 2. 辽宁科技大学应用技术学院 鞍山 114051;
3. 辽宁科技大学电子与信息工程学院 鞍山 114051; 4. 中国科学院沈阳自动化研究所 沈阳 110016)

摘要:以快速傅里叶变换(FFT)为基础的电机电流信号特征分析(MCSA)具有频率分辨率低的固有缺陷,从而严重影响了鼠笼电机早期转子断条故障的诊断性能。为解决这一问题,提出基于高分辨率谱估计的早期转子断条故障诊断方法。首先利用Hilbert变换和离散小波变换对单相定子电流信号预处理,然后采用扩展Prony算法对预处理后的信号进行定性/定量分析。运用该方法对不同故障严重程度、不同负载条件下的3 kW电机稳态定子电流信号进行分析,并与FFT分析结果做对比。实验结果表明,即使在短时数据条件下所提方法仍然能够准确诊断出早期转子断条故障,验证了该方法的有效性和优越性。

关键词:鼠笼电机; Hilbert变换; 小波变换; 扩展Prony算法; 故障诊断

中图分类号: TH17 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 470.40

High-resolution spectral analysis for incipient broken rotor bar diagnosis

Jia Zhuzhi^{1,2}, Yang Lijian¹, Zhu Hongyu³, Zhang Jilong⁴

(1. School of Information Science and Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China;
2. Institute of Applied Technology, University of Science and Technology Liaoning, Anshan 114051, China;
3. School of Electronic and Information Engineering, University of Science and Technology Liaoning, Anshan 114051, China;
4. Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China)

Abstract: Motor current signal analysis (MCSA) based on fast Fourier transform (FFT) has its inherent drawback such as low resolution in frequency domain, thus, the detection performance becomes inaccurate for incipient broken rotor bar in squirrel-cage induction motor. In this paper, a high-resolution spectral analysis method is proposed to solve this issue. Firstly, data pre-processing for single phase stator current is achieved by Hilbert transform and discrete wavelet transform (DWT). Then, extended Prony algorithm is utilized for pre-processed signal qualitative and quantitative analysis. The steady-state stator current of 3kw squirrel-cage induction motor can be analyzed under different fault degrees and different operating conditions. The comparison is conducted with FFT. The experimental results shows the effectiveness and superiority on incipient broken rotor bar fault diagnosis even for short-time data sequence.

Keywords: squirrel-cage induction motor; Hilbert transform; wavelet transform; extended Prony algorithm; fault diagnosis

1 引言

鼠笼电机是电力传动系统核心部件,开展以早期故障诊断为主要内容的电机在线状态监测对于提高系统运行质量、降低维护费用具有重要意义^[1-2]。相比于匝间短路、轴承磨损等常见故障形式,早期转子断条故障隐蔽性强,潜在危害大^[3-6],兼之故障特征不易提取,一直是电机

故障诊断领域研究热点之一。

电机定子电流信号特征分析(motor current signal analysis, MCSA)是公认的诊断转子断条故障最有效方法^[7-8]。在单相定子电流信号快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)频谱中,转子断条故障特征表现为基频 f 左右两侧、频率值为 $f_b = (1 \pm 2s)f$ (s 为滑差)的谐波分量,根据 f_b 在频谱中的位置及其幅值大小可进行故障的定性/定量判断^[6, 9]。从原理上说,电机稳态运行

时, f_b 的幅值与故障严重程度和负载状态有关, f_b 的位置则取决于滑差 s 以及引起 s 变化的转速、负载大小等因素: 当 s 很小时, f_b 与 f 靠得非常近, 受基频 f 频谱泄露影响, 准确分辨出 f_b 和 f 及其幅值变得十分困难甚至不可能, 由此造成的误诊、漏诊案例已见诸文献记载^[8]。因此, 改进或发展性能优良的谱估计方法以提高故障特征频率分辨率和诊断性能, 一直是转子断条故障诊断重点研究内容^[6-7, 10-11]。

可用于转子断条故障诊断的谱估计方法包括非参数谱估计和参数模型谱估计两类, 它们都是以定子电流平稳信号为研究对象的诊断方法^[5-6]。其中, 非参数谱估计方法以 FFT 为基础, 其诊断性能严重受制于基频频谱泄露和频率分辨率的影响。针对该问题, 尽管提出了加窗^[10]、数学变换^[9]和选频细化^[12]等处理方法, 但是这些基于预处理思想的解决方案由于没有触及“如何提高频率分辨率”问题的本质, 其改进谱估计质量的作用是有限的。事实上, 由于频率分辨率 Δf 与数据实际长度成反比, 因此加大实际数据长度是改善频率分辨率 Δf 的唯一途径。但是, 定子电流信号一般都具有典型的非平稳性质, 加大数据长度势必带来信号中非平稳因素的增加, 并由此破坏 FFT 的应用条件, 在恶化诊断性能的同时甚至使该方法彻底失效^[7, 13]。显然, 受制于电机运行状态和数学方法适用性的约束, 非参数谱估计方法难以同时满足短时数据和高分辨率这一现实需求。

相比之下, 以自回归模型 (auto-regressive, AR)^[10]、多信号分类 (multiple signal classification, MUSIC)^[11]、旋转不变方法 (estimating signal parameters via rotational invariance techniques, ESPRIT)^[14] 为代表的参数模型谱估计隐含了对原有数据的外推, 在数据实际长度不可能无限增加的情况下可以有效扩展数据长度并提高频率分辨率, 从而克服了非参数谱估计频率分辨率低的固有缺陷, 特别适合于短时数据条件下的谱估计。遗憾的是, 当自相关矩阵维数增大时, 这些方法普遍存在着计算量激增的不足, 为了精确估计故障特征频率幅值, 还需进行幅值估计器设计^[7, 14]。

Prony 算法是一种线性预测参数模型谱估计方法^[15]。通过使用指数函数线性组合拟合等间隔采样数据, 该方法能方便地估算出给定信号的频率、幅值、相位等模型参数, 从而在故障定性/定量评估方面具有明显优势^[7, 15]。不过, 传统 Prony 算法对数据噪声非常敏感, 在计算速度、运算成本等方面也存在可改进之处。基于上述分析, 本文提出一种基于高分辨率谱估计的鼠笼电机早期转子断条故障诊断方法。该方法的核心思想是: 对电机稳态运行条件下的原始电流信号施以 Hilbert 变换和离散小波滤波变换预处理, 在此基础之上对所得信号做扩展 Prony 分析。采用所提出的方法, 可实现短时数

据条件下的转子断条故障定性/定量分析, 且诊断效果明显优于传统 FFT, 因此能有效克服非平稳因素对诊断效果可能造成的不利影响, 进而为开发快速、高效、低成本的电机故障诊断系统提供基础。

2 基本理论

2.1 转子断条故障对电机定子电流信号的影响

假设驱动恒定负载的鼠笼电机由理想三相电源供电, a 相电流 $i_a(t)$ 表达式如式(1)所示, 其中 $\omega = 2\pi f$, f 为电源频率, φ 为电压和电流之间的相位差。

$$i_a(t) = \sqrt{2}I\cos(\omega t - \varphi) \quad (1)$$

根据调制理论, 当鼠笼电机出现转子断条故障时, 电流、转速、转矩都将受到周期性扰动影响, 该扰动同时对定子三相电流信号进行幅值和相位调制^[9]。如果只考虑幅值调制和扰动基波分量的影响, 则 a 相故障电流 $i_f(t)$ 时域表达式如式(2)所示。

$$i_f(t) = i_a(t) [1 + \beta\cos(\omega_0 t)] \quad (2)$$

式中: β 为调制深度, 是与故障严重程度和负载大小有关的参数, 扰动基波角频率 $\omega_0 = 2\pi f_0$, $f_0 = 2sf$ 。将式(1)代入式(2)可得:

$$i_f(t) = \sqrt{2}I\cos(2\pi ft - \varphi) + \frac{\sqrt{2}\beta I}{2}\cos[2\pi(1-2s)ft - \varphi + \frac{\sqrt{2}\beta I}{2}\cos[2\pi(1+2s)ft - \varphi] \quad (3)$$

式(3)表明, 转子断条故障状态下的定子电流信号 $i_f(t)$ 是由基频 f 和 f 的边频 $f_b = (1 \pm 2s)f$ 等多种频率成分“构成”的多频信号。上述简要分析同时揭示了采用频域分析方法诊断转子断条故障的两种不同思路: 要么从 $i_f(t)$ 中直接提取边频成分 $f_b = (1 \pm 2s)f$, 要么对 $i_f(t)$ 进行解调制预处理后再提取 $f_0 = 2sf$ 。不管采取哪种方式, 如果能排除产生上述成分的其他因素, 那么就可以根据对应频率成分存在与否或者演变规律对电机健康状态做出确认。

2.2 扩展 Prony 算法

根据文献[15]对 Prony 算法的释义, 按等时间间隔采样的连续信号可用 p 个复指数函数的线性组合来拟合, 即认为测量输入 $x(0), \dots, x(n-1)$ 的估计值 $\hat{x}(n)$ 可以表示为:

$$\hat{x}(n) = \sum_{i=1}^p b_i z_i^n = \sum_{i=1}^p A_i e^{j\theta_i} e^{(\alpha_i + j2\pi f_i)\Delta t} \quad n = 0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (4)$$

式中: A_i 为幅值, f_i 为频率, α_i 为衰减因子, θ_i 为相位, Δt 代表采样时间间隔。

注意到式(4)的拟合是常系数线性差分方程的齐次

解,即 $\hat{x}(n)$ 满足如式(5)所示的递推差分方程:

$$\hat{x}(n) = - \sum_{i=1}^p a_i \hat{x}(n-i) \quad 0 \leq n \leq N-1 \quad (5)$$

定义实际测量数据 $x(n)$ 和估计值 $\hat{x}(n)$ 之间的误差为 $e(n)$ 。

$$x(n) = \hat{x}(n) + e(n) \quad n = 0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (6)$$

将式(5)代入式(6)中,得式(7)为:

$$x(n) = - \sum_{i=1}^p a_i x(n-i) + \sum_{i=0}^p a_i e(n-i) \quad 0 \leq n \leq N-1 \quad (7)$$

为完成参数四元组 $(A_i, f_i, \alpha_i, \theta_i)$ 的线性估计,定义 $\varepsilon(n)$,使:

$$\varepsilon(n) = \sum_{i=0}^p a_i e(n-i) \quad p \leq n \leq N-1 \quad (8)$$

将式(8)代入式(7),得:

$$x(n) = - \sum_{i=1}^p a_i x(n-i) + \varepsilon(n) \quad p \leq n \leq N-1 \quad (9)$$

令 $\sum_{n=p}^{N-1} |\varepsilon(n)|^2$ 最小化,则可得到一组线性矩阵方程

$$\mathbf{X}\mathbf{a} = \boldsymbol{\varepsilon} \quad (10)$$

式中:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x(p) & x(p-1) & \dots & x(0) \\ x(p+1) & x(p) & \dots & x(1) \\ \dots & \dots & \ddots & \dots \\ x(N-1) & x(N-2) & \dots & x(N-p-1) \end{bmatrix}, \mathbf{a} =$$

$[1, a_1, \dots, a_p]^T, \boldsymbol{\varepsilon} = [\varepsilon(p), \varepsilon(p+1), \dots, \varepsilon(N-1)]^T$ 。于是得到线性最小二乘意义上的方程解。

扩展 Prony 算法实现步骤如下。

1) 构造样本函数矩阵 $r(i, j)$ 如下:

$$r(i, j) = \sum_{n=p}^{N-1} x(n-j) x^*(n-i) \quad i, j = 0, 1, \dots, p \quad (11)$$

式中: $x^*(\cdot)$ 为 $x(\cdot)$ 的共轭。Prony 算法的法方程为:

$$\begin{bmatrix} r(0,0) & r(0,1) & \dots & r(0,p) \\ r(1,0) & r(1,1) & \dots & r(1,p) \\ \dots & \dots & \ddots & \dots \\ r(p,0) & r(p,1) & \dots & r(p,p) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ a_1 \\ \dots \\ a_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \varepsilon_p \\ 0 \\ \dots \\ 0 \end{bmatrix} \quad (12)$$

式中: ε_p 为最小误差能量。

$$\varepsilon_p = \sum_{j=0}^p a_j \left[\sum_{n=p}^{N-1} x(n-j) x^*(n) \right] \quad (13)$$

2) 求解法方程得到系数 a_1, a_2, \dots, a_p 和最小误差能量 ε_p 的估计值。

3) 求多项式:

$$1 + a_1 z^{-1} + \dots + a_p z^{-p} = 0 \quad (14)$$

式(14)的根 $z_i (i=1, 2, \dots, p)$, 并用式(5)递推计算 $\hat{x}(n)$, 其中 $\hat{x}(0) = x(0)$, 然后再用式(15)求出 b_1, b_2, \dots, b_p 。

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ z_1 & z_2 & \dots & z_p \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ z_1^{N-1} & z_2^{N-1} & \dots & z_p^{N-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{x}(0) \\ \hat{x}(1) \\ \vdots \\ \hat{x}(N-1) \end{bmatrix} \quad (15)$$

4) 计算振幅、相位、频率和衰减因子:

$$\begin{cases} A_i = |b_i| \\ \theta_i = \arctan[\text{Im}(b_i)/\text{Re}(b_i)] / (2\pi\Delta t) \\ \alpha_i = \ln |z_i| / \Delta t \\ f_i = \arctan[\text{Im}(z_i)/\text{Re}(z_i)] / (2\pi\Delta t) \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (16)$$

5) 由步骤3)中的 $\hat{x}(n), n = 0, 1, \dots, N-1$ 计算频谱:

$$\hat{x}(f) = F[\hat{x}(n)] = \sum_{i=1}^p A_i \exp(j\theta_i) \frac{2\alpha_i}{\alpha_i^2 + [2\pi(f-f_i)]^2} \quad (17)$$

$$P_{\text{prony}}(f) = |\hat{x}(f)|^2 \quad (18)$$

由2.1节可知,为完成转子断条故障定性/定量评估,需要获得故障特征谐波的频率值和幅值;而2.2节的理论分析表明,通过扩展 Prony 模型求解,可准确得到信号成分的频率、幅值、滞后因子等参数,并在此基础上拟合数据、计算出信号频谱,这无疑为故障定性/定量分析提供了可靠途径。2.2节的分析过程同时表明,扩展 Prony 算法的有效实施涉及到求解超定线性方程以及对高次多项式求根,所需数据量庞大并由此增加了方程的复杂性和数据处理时间。为了提高计算效率和改善应用效果,必须对数据进行有针对性的预处理。基于此形成如下诊断方法。

3 基于扩展 Prony 的转子断条故障诊断方法

如图1所示,所提故障诊断方法系统功能结构图主要包括数据采集及预处理、故障诊断与决策两部分。

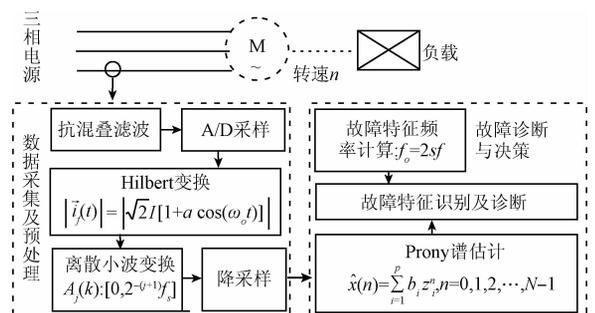


图1 故障诊断系统功能结构

Fig. 1 Function structure chart of fault diagnosis

在图1中原始信号经抗混叠滤波和A/D采样后,所得信号作为Hilbert变换的数据基础。Hilbert变换的主要功能是将故障特征频率转移到低频段,以因应于扩展Prony算法在低频段具有较高频率分辨率的优势。Hilbert变换后的结果再被施以离散小波变换,主要目的是利用小波变换的低通滤波功能剔除无用频率成分,并将故障特征频率 $2sf$ 所在频段从频谱中分离出来,起到“选频细化”的作用。经过上述预处理之后,在故障诊断与决策部分,利用先验知识计算故障特征频率 $2sf$ 、根据扩展Prony算法估计模型参数、信号拟合、计算频谱,在此基础上完成故障特征识别及诊断。

3.1 Hilbert 变换

连续时间信号 $x(t)$ 的Hilbert变换 $y(t)$ 定义为 $x(t)$ 与 $1/\pi t$ 的卷积:

$$y(t) = \text{HT}[x(t)] = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau = x(t) * \frac{1}{\pi t} \quad (19)$$

以信号 $x(t)$ 为实部, $x(t)$ 的Hilbert变换 $y(t)$ 为虚部,可以构造如式(20)所示的解析信号 $z(t)$:

$$z(t) = x(t) + jy(t) = |z(t)|e^{j\varphi(t)} \quad (20)$$

解析信号 $z(t)$ 的包络线 $E(t)$ 定义为 $z(t)$ 的绝对值,即 $E(t) = |z(t)| = \sqrt{x^2(t) + y^2(t)}$,为信号 $x(t)$ 的瞬时幅值,反映了信号 $x(t)$ 的能量随时间变化的情况; $\varphi(t) = \arctan(y(t)/x(t))$ 是信号 $x(t)$ 的瞬时相角。

运用上述理论,以式(3)所示的故障状态下a相电流 $i_f(t)$ 为实部,以 $i_f(t)$ 的Hilbert变换 $\text{HT}[i_f(t)]$ 为虚部,构造出如式(21)所示的、以模-幅角形式表示的解析信号以及如式(22)所示的解析信号包络线为:

$$\vec{i}_f(t) = \sqrt{2}I[1 + a\cos(\omega_0 t)]e^{j(\omega t - \varphi)} \quad (21)$$

$$|\vec{i}_f(t)| = |\sqrt{2}I[1 + a\cos(\omega_0 t)]| \quad (22)$$

由式(22)看出, $i_f(t)$ 解析信号包络线是位于基频分量 $\sqrt{2}I$ 附近,波动频率为 $\omega_0 = 2\pi f_0 = 4\pi sf$ 的正弦曲线。对比式(3)可知,经过Hilbert变换之后,基频分量 f 得到充分抑制,同时故障特征频率 $f_b = (1 \pm 2s)f$ 在包络线频谱中表现为 $2sf$ 并被转移到低频段。对 $2sf$ 成分存在与否的识别构成了本文所提诊断方法的物质基础。

3.2 小波变换选带细化

令离散信号 $x(m)$ 为式(22)所示的 $i_f(t)$ 解析信号包络线的采样信号,则 $x(m)$ 可近似表示为如式(23)所示的近似信号 A_M 和一些细节信号 D_j 的和。

$$x(m) = \sum_k a_{M,k}\varphi_{M,k} + \sum_{j=1}^M \sum_k d_{j,k}\varphi_{j,k} = A_M + \sum_{j=1}^M D_j \quad (23)$$

式中: $a_{M,k}$ 和 $d_{j,k}$ 分别为平移因子为 k 、分解层为 M 和 j 时的尺度系数和小波系数; φ 为尺度函数, ϕ 为小波函

数; $\varphi_{M,k}$ 为平移因子为 k 的第 M 分解层尺度函数, $\phi_{j,k}$ 为平移因子为 k 的第 j 分解层小波函数, j 为分解层数, $j = 1, 2, \dots, M$, M 为最大分解层数; A_M 为第 M 层近似信号, D_j 为第 j 层细节信号。

根据Mallat算法,每层小波分解信号都与特定的频带相对应,该频带宽度与采样频率 f_s 有关^[16]。令 $x(m)$ 经小波分解后第 j 分解尺度下 k 时刻的低频分量系数为 $a_{j,k}$,高频分量系数为 $d_{j,k}$,进行单支重构后得到信号 A_j 和 D_j ,则 A_j 和 D_j 所包含信息的频带范围如式(24)所示。

$$A_j: [0, 2^{-(j+1)}f_s], \\ D_j: [2^{-(j+1)}f_s, 2^{-j}f_s] \quad j = 1, 2, \dots, M \quad (24)$$

信号 $x[m]$ 经小波变换后的近似信号 A_j 的频带范围为 $[0, 2^{-(j+1)}f_s]$ 。由4.1节理论分析可知,鼠笼电机稳态运行时,取决于负载状态,转子断条故障特征频率 $2sf$ 所处的频带范围为 $(0, 100s)$ Hz。根据式(24),可以求得反映上述频带范围的小波分解层 j 应满足如式(25)所示的关系式:

$$\frac{f_s}{2^{j+1}} < 100s \quad (25)$$

所以,

$$j = \text{Integer} \left[\frac{\log(f_s) - \log(s) - 2}{\log 2} \right] \quad (26)$$

在已知采样频率 f_s 和电机滑差(转速)的前提下,利用式(26)可获得转子断条故障特征频率 $2sf$ 所在频带 A_j 。根据2.1节和2.2节的理论分析可知:如果电机存在转子断条故障,则对 A_j 层谐波信号施以扩展Prony算法,即可获得信号中所包含谐波成分的频率、幅值等参数信息,进而在数据拟合基础上获得信号频谱,并对电机健康状态做出定性/定量判断。

3.3 扩展 Prony 谱估计及参数选择

扩展Prony算法中的幅值和频率估计效果受采样频率、模型阶数、信号中包含的谐波数量等多种因素影响。扩展Prony算法主要步骤已在2.2节中予以表述,这里着重给出采样频率和模型阶数选择方法。

3.3.1 采样频率

如3.1节所述,经过Hilbert变换之后,转子断条故障特征频率转移到 $2sf$ 。根据Nyquist采样定理,为避免频谱混叠,按20倍最高频率进行采样,则用于扩展Prony算法的采样频率:

$$f_{sd} \geq 20 \times 2sf = 2000s \quad (27)$$

需要指出的是,如果原始数据采样频率 f_s 较高,为了减小数据处理成本和提高运算速度,需要对原始数据进行降采样处理,则用于扩展Prony算法的采样频率为降采样频率。

3.3.2 模型阶数选择

模型阶数的选择需要在估计精度和运算精度之间取得平衡。由于实际采样点数往往远大于系统模型阶数,

为减少运算时间,采用如表1所示步骤确定模型阶数,其中,拟合误差 Er 定义为实测值与估计值误差平方和,如式(28)所示。

$$Er = \sum_{n=0}^{N-1} |x(n) - \hat{x}(n)|^2 \quad (28)$$

3.4 基于扩展 Prony 算法的转子断条故障诊断步骤

- 1) 采集单相定子电流数据;
- 2) 对步骤1)中所得数据做 Hilbert 变换;
- 3) 对步骤2)中所得数据做小波变换低通滤波;
- 4) 对步骤3)中所得数据降采样,选取模型阶数,运用扩展 Prony 算法估计模型参数,计算频谱;
- 5) 根据步骤4)中所得结果进行诊断决策。

表1 模型阶数选择算法

Table 1 The algorithm for model order selection

步骤	模型阶数选择算法
1	选择初始模型阶数 M_0 为采样点总数 N 的 $1/2$, $M_0 = N/2$;
2	按照幅值大小,对 M_0 个指数项分量排序;
3	令 $n=1$,利用式(28)计算 Er ;
4	比较 Er 和设定阈值 ε ,如果 $Er < \varepsilon$, 则转至步骤6,否则转至步骤5;
5	令 $n=n+1$,重新计算 Er ,转至步骤4;
6	确定 n 个分量的最优子集及模型阶数。

4 实验及结果分析

4.1 实验装置及实验过程

实验系统主要由实验电机、负载、DSP 数据采集卡等构成,如图2所示。实验电机包括用于参照的无故障电机和带有1、2、3根转子断条故障的相同型号电机各1台。电机额定功率3.0 kW,额定电流6.8 A,额定转速1420 r/min。实验过程中,对无故障电机及故障电机分别测试。随机调节负载,使电机分别在100% (满载)、85%、70%、50%、25%额定负载下稳定运行,同时测得电机转速 n ,根据实测转速 n 计算滑差 s 和故障特征频率理论值。采样频率4 kHz,采样时间 $T_s = 20$ s。在 MATLAB7.0 环境下对数据做离线分析。



图2 电机实验台和实验用故障转子示例

Fig.2 Experiment setup and broken rotor used in the tests

4.2 数据预处理

对所有数据,在扩展 Prony 算法分析之前首先进行 Hilbert 变换和小波滤波预处理。为降低频率混叠影响,母小波形式选择 db45。根据采样频率 f_s 和电机稳定运行时的滑差值 s ,由式(26)确定小波分解层数。鉴于原始数据采样频率较高,因此对滤波后的信号进行降采样处理,降采样后的采样频率 $f_{sd} = 200$ Hz。

4.3 实验分析结果

4.3.1 有效性验证

图3所示为1根转子断条故障电机在85%额定负载状态下稳定运行时定子电流时域波形及该信号经过 Hilbert 变换预处理后的包络线信号波形。从图中可见,经过 Hilbert 变换预处理之后,基频成分被转化成直流量;由于存在高次谐波及无用频率成分,该波形起伏剧烈。图4所示为无故障电机(0根转子断条)、1~3根转子断条电机定子电流信号经过预处理后的时域信号波形,以及 $Er < 0.05$ 时运用扩展 Prony 算法得到的拟合信号波形,电机运行状态为85%额定负载,采样时间1 s。表2是与图4对应的不同故障严重程度电机扩展 Prony 算法参数估计结果。可以看出,经过预处理之后的所有波形简洁明了,揭示了本文方法在消除噪声方面的优越性能。进一步地,结合图4和表2可以看到信号中故障谐波的特征(频率 $2sf$ 及幅值)都可以得到准确估计,且与理论值基本一致,通过参数估计计算得到的拟合波形和实测波形在拟合误差范围内也基本吻合,因而具有较高的拟合精度。

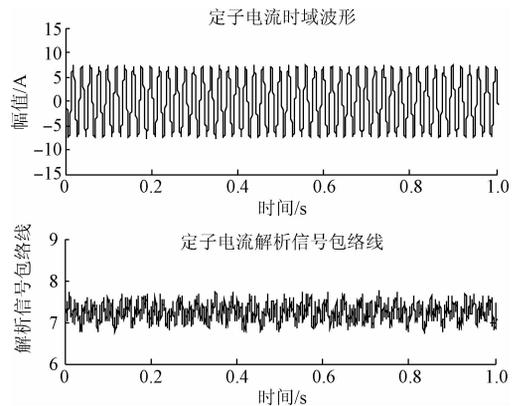


图3 一根转子断条故障电机定子电流及解析信号时域波形

Fig.3 Time domain waveform and analytic signal envelope of stator current signal for one broken rotor bar

在图4中,通过无故障电机和故障电机各自拟合信号波形对比可以看出,前者相对平稳,而后者波动剧烈,暗合了电机存在故障的事实;在图5所示的扩展 Prony 算

法拟合信号频谱图中,与1、2、3根转子断条故障电机对应的谱图都清晰存在着特征频率成分 $2sf$,并且其频率值和幅值与表2所示参数估计结果相吻合,与理论计算值也基本吻合;而对于无故障电机,无论在图5还是表2中,这些特征都没有出现,这与电机实际状态是完全一致的,从而表明本文方法能够对电机的健康状态做出正确的定性评判。

表2 不同故障严重程度电机85%额定负载下运行时的扩展Prony算法参数估计结果
Table 2 Parameter estimation results of extended Prony for motor operating in 85% load with different broken rotor bars

转子断条数量	转速/ ($r \cdot \text{min}^{-1}$)	理论值	所提方法估计值		拟合误差
		$2sf/\text{Hz}$	$2sf/\text{Hz}$	幅值/A	
0	1 432	-	-	-	0.018 9
1	1 431	4.60	4.56	0.009	0.041 7
2	1 430	4.67	4.67	0.016	0.029 9
3	1 428	4.80	4.85	0.028	0.016 1

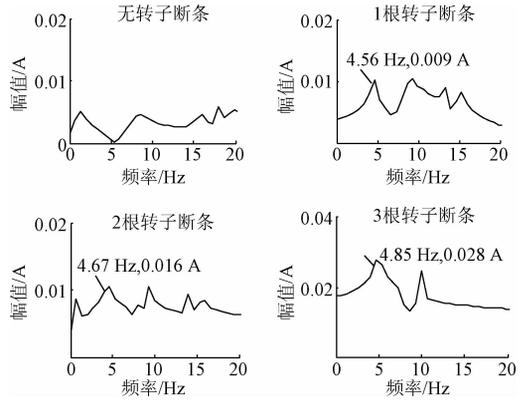


图5 不同故障严重程度电机85%额定负载下扩展Prony拟合信号频谱

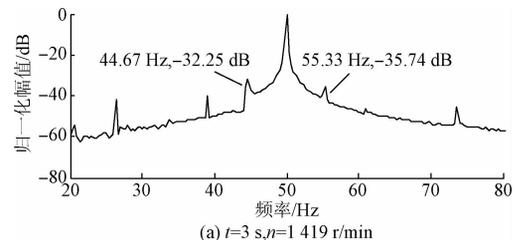
Fig. 5 Spectrums by extended Prony for motor operating under 85% load with different broken rotor bars

在表2和图5中还可以看到,随着故障严重程度加剧(对应于断条数量增加), $2sf$ 的幅值在逐渐增大,表明所提的方法能够从数值计算和图形解释2个方面对故障严重程度给予准确的定量描述。除此之外,表2中的 $2sf$ 频率值也随着故障严重程度加剧而稍有增大,并在图5中表现为逐渐远离零频率(这是由于导条断裂导致转子回路阻值增大并“等效于”负载少量增加造成的),对这种细微变化,所提出的方法同样给出清晰的呈现。上述结论充分表明,本文方法在定性/定量诊断转子断条故障方面是完全有效的。

4.3.2 与FFT方法的比较

FFT诊断转子断条故障时存在着频率分辨率低的固有缺陷,这一点从图6和7所示频谱图中可以得到充分体现。其中,图6反映的是电机满载运行时采样时间对FFT频率分辨率的影响,图7反映的是负载变轻时采样时间对频率分辨率的影响,相应的电机故障状态都是1根转子断条,采样频率均为200 Hz。这里,定义频率误差 UE 如式(29)所示,式中 f_{est} 为频率估计值, f_{true} 为根据滑差 s 计算所得到的理论值。

$$UE = |f_{est} - f_{true}| \tag{29}$$



(a) $t=3$ s, $n=1\ 419$ r/min

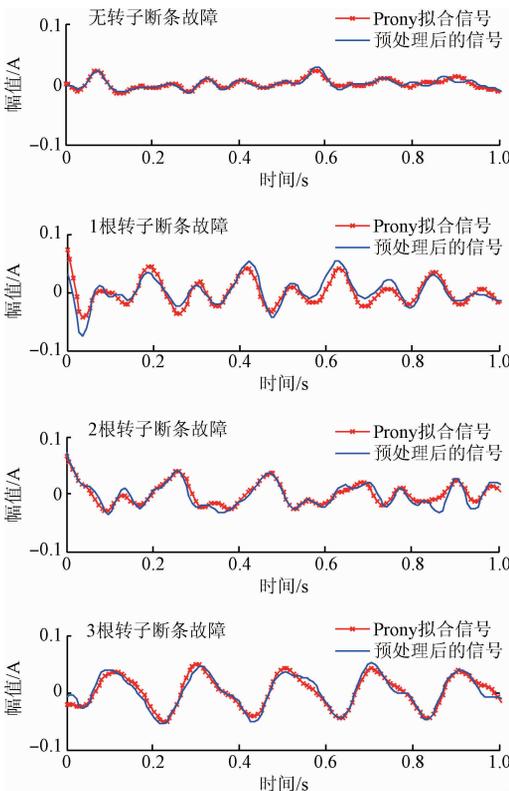


图4 不同故障严重程度电机85%额定负载下运行时的扩展Prony算法拟合信号与实测信号时域波形比较

Fig.4 Comparison of the current waveforms between extended Prony fitting with the real current signal of motor operating 85% load with different broken rotor bars

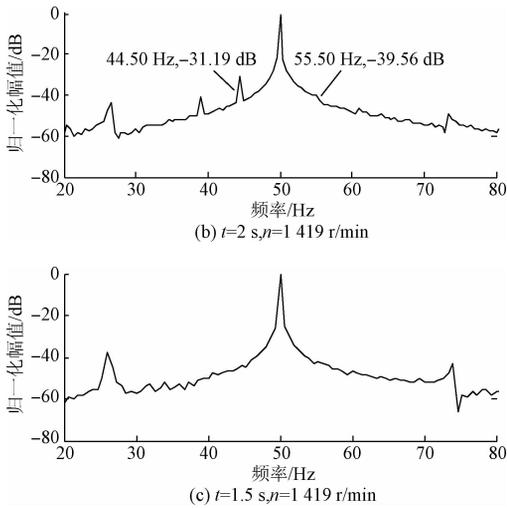


图6 满载运行时采样时间对FFT频率分辨率的影响
Fig.6 Influence of sampling time on resolution of FFT spectrums for faulty motor under full load

从图6可见,在 $UE < 0.1$ 精度条件下,为识别出故障特征(44.60 Hz)和(55.40 Hz),采样时间 T_s 至少需要3 s(频率分辨率 $\Delta f = 0.33$ Hz)。这是因为如果 T_s 缩短至2 s,则由于 Δf 与 T_s 之间存在严格的反比关系, Δf 相应降低($\Delta f = 0.5$ Hz),在基频频谱泄露掩盖下,识别上述故障特征难度加大;当 T_s 继续减至1.5 s时, Δf 继续降低($\Delta f = 0.67$ Hz),这时根本无法识别出上述故障特征。

由2.1节可知, f_b 是滑差 s 的单值函数,其在频谱中的位置将随滑差 s (或负载)的变化而有所不同。因此,图6所示的现象不惟电机满载运行状态所独有,在其他负载状态也同样会出现,甚至更严重。如图7所示,当故障电机分别在70%、50%、25%额定负载状态下稳定运行时,随着负载逐渐变轻, f_b 越发靠近基频 f ,由此对频率分辨率提出了更高要求。相应地,为识别 f_b 所需的采样时间 T_s 也从70%额定负载状态时的4 s增加到50%额定负载时的8.5 s,当25%额定负载状态时, T_s 甚至增加到了22 s。尽管如此,应该注意到:无论在图6还是图7中, f_b 的频率和幅值都是不太清晰的。这意味着,如果想做到故障特征的更准确识别,所需的采样时间还要继续加长。

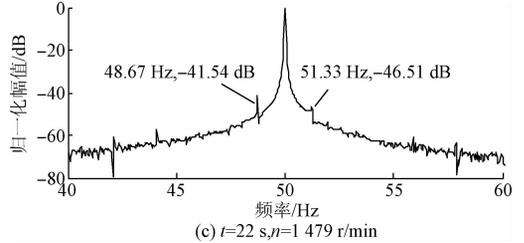
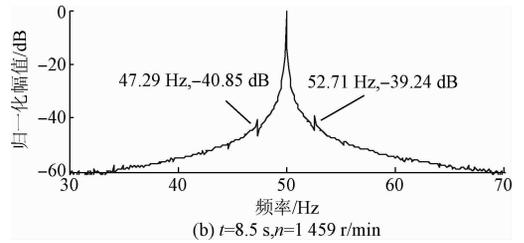
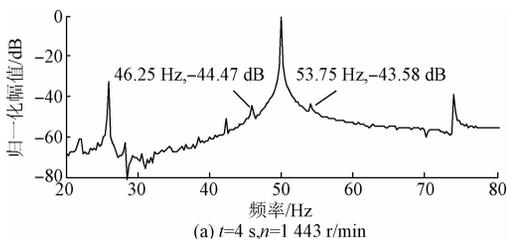
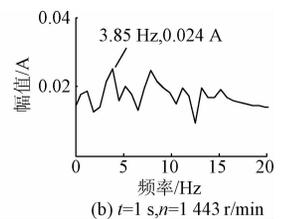
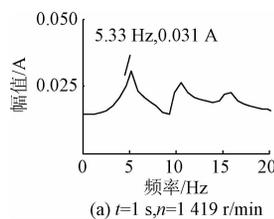


图7 负载变轻时采样时间对频率分辨率的影响
Fig.7 Influence of sampling time on resolution of FFT spectrums for faulty motor under lighted load

FFT这种“以延长采样时间来提高频率分辨率”的缺陷使其在实际应用中受到很大限制。在工业现场,数据不足的情况经常出现,为了获取较长的分析数据,势必需要延长数据采集时间,从而导致在此过程中出现的任何波动都极有可能改变待分析信号的平稳性质,甚至使FFT方法彻底失效。相比之下,本文方法能显著克服上述不足。

为了便于将本文方法与FFT进行对比,引入最小时间的概念,并把最小时间定义为“使频率估计达到足够精度所需的最短时间长度”,精度标准采用如式(29)所示的频率误差 UE 表示。图8所示图谱与图6和7相对应,描述的是该故障电机在不同负载状态下稳定运行时的扩展Prony拟合信号频谱;表3对上述各图谱的数据进行汇总并给出了本文方法与FFT诊断性能比较结果。结合图8和表3可以看到,在 $UE < 0.1$ 精度条件下,当电机在满载、70%、50%额定负载状态下稳定运行时,采用本文方法,只需1 s的短时采样时间即可实现故障特征的准确识别,当电机在25%额定负载状态下稳定运行时,这一时间稍有延长,但是也只需1.5 s的短时采样数据即可完成诊断过程。由此表明,为了获得同样的频率估计精度,本文方法比FFT需要更短的采样时间,在短时采样时间条件下仍然保持较高的频率分辨率,诊断能力明显高于FFT。



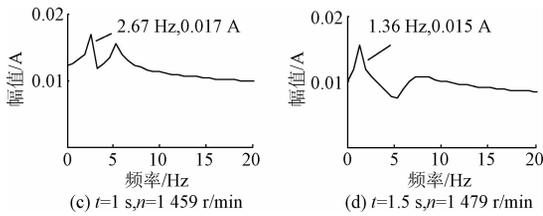


图8 故障电机不同负载状态运行时扩展 Prony 拟合信号频谱

Fig. 8 Frequency estimation spectrums by PA for faulty motor under different loads

通过对图6~8以及表3进行比较还可以看到,电机负载减小时,为识别出故障特征频率,FFT所需的最小时间逐渐增大,特别是在接近轻载状态时更是由8.5 s突增到22 s;而采用本文方法,除了在接近轻载状态时所需时间由1 s变化到1.5 s外,在其他负载状态所需的采样时间没有变化。这一现象表明:如果想获得比较高的频率分辨率,采用FFT时采样时间必须延长;而采用本文方法采样时间可基本保持不变。这种优势可有效限制负载波动对采样数据平稳性及后续故障特征识别的影响,从而表明本文方法具有较好的稳定性。

表3 本文方法与FFT诊断性能比较

Table 3 Performance comparison between presented method and FFT

负载/%	转速/($r \cdot \min^{-1}$)	FFT方法				本文方法		最小时间/s	
		$(1-2s)f/\text{Hz}$		$(1+2s)f/\text{Hz}$		$2sf/\text{Hz}$		FFT	本文方法
		f_{est}	f_{true}	f_{est}	f_{true}	f_{est}	f_{true}		
100	1 419	44.60	44.67	55.40	55.33	5.40	5.33	3.0	1.0
70	1 443	46.20	46.25	53.80	53.75	3.80	3.85	4.0	1.0
50	1 459	47.27	47.29	52.73	52.71	2.73	2.67	8.5	1.0
25	1 479	48.60	48.67	51.40	51.33	1.40	1.36	22.0	1.5

5 结论

理论及实验结果表明,所提出的诊断方法能够有效识别出转子断条故障特征并给出故障严重程度评估。相比于FFT,本文方法的优势在于即使在短时数据条件下仍然具有比较高的频率分辨率和稳定的诊断性能。这一优势使得本文方法能够满足电机负载变轻时对频率分辨率的高要求,有助于克服负载波动、环境噪声等非平稳因素对诊断效果的不利影响,有利于后续DSP开发过程中节约数据存储空间、降低数据处理成本。使用本文所提方法诊断转子断条故障时,在实施扩展Prony算法之前需要对数据进行数学变换、小波滤波、降采样等预处理。不同的预处理手段对频率估计精度、统计性能以及诊断实时性都会有所影响,围绕上述性能的改善是下一步工作的重点。

参考文献

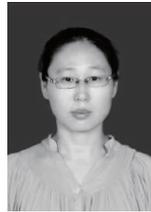
- [1] 裴大茗, 王建峰, 周鹏太, 等. 船舶PHM技术综述. 电子测量与仪器学报[J]. 2016, 30(9): 1289-1297.
- [2] SHIN S M, CHOI B H, KANG H G. Motor health

monitoring at standstill through impedance analysis[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(7): 4422-4431.

- [3] 江星星, 李舜韶. 多共振频带自适应检测的轴承微弱故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(4): 526-533.
 - [4] 孙春雨, 徐娟, 韩江洪. 基于正交匹配与周期能量的滚动轴承故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(3): 423-430.
 - [5] EREN L, ASKAR M, DEVANEY M J. Motor current signature analysis via four-channel FIR filter banks[J]. Measurement, 2016, 8(9): 322-327.
 - [6] 贾朱植, 徐建英, 宋向金, 等. 鼠笼电机转子断条故障的定子电流信号平方解调分析诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(9): 2097-2103.
- JIA ZH ZH, XU J Y, SONG X J, et al. Square stator current demodulation analysis diagnosis method for broken rotor bar fault of squirrel cagemotor[J]. Chinese Journal

- of Scientific Instrument, 2015, 36(9): 2097-2103.
- [7] SAHRAOUI M, CARDOSO A J M, YAHIA K, et al. The use of the modified prony's method for rotor speed estimation in squirrel-cage induction motors [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2016, 52(3): 2194-2202.
- [8] CULBERT I M, RHODES W. Using current signature analysis technology to reliably detect cage winding defects in squirrel-cage induction motors [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2007, 43(2): 422-428.
- [9] 祝洪宇, 胡静涛, 高雷, 等. 基于变频器供电侧电流 Hilbert 解调制方法的空载电机转子断条故障诊断 [J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(1): 140-147.
ZHU H Y, HU J T, GAO L, et al. Fault diagnosis of broken rotor bars of inverter-fed squirrel-cage induction motor at no-load using supply-side current based on Hilbert demodulation technique [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(1): 140-147.
- [10] AYHAN B, TRUSSELL H J, CHOW M Y, et al. On the use of a lower sampling rate for broken rotor bar detection with DTFT and AR-based spectrum methods [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2008, 55(3): 1421-1434.
- [11] KIM Y H, YOUN Y W, HWANG D H, et al. High-resolution parameter estimation method to identify broken rotor bar faults in induction motors [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2013, 60(9): 4103-4117.
- [12] LEE J S, T. M. YOON K B, LEE K B. Bearing fault detection of IPMSMs using zoom FFT [J]. Journal of Electrical Engineering & Technology, 2016, 11(5): 1235-1241.
- [13] 贾朱植, 杨理践, 祝洪宇, 等. 时变转速运行状态下鼠笼电机转子断条故障诊断 [J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(7): 834-842.
JIA ZH ZH, YANG L J, ZHU H Y, et al. Fault diagnosis of broken rotor bars in squirrel cage motor under time-varying rotating speed operation condition [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(7): 834-842.
- [14] HWANG D H, YOUN Y W, SUN J H, et al. Robust diagnosis algorithm for identifying broken rotor bar faults in induction motors [J]. Journal of Electrical Engineering & Technology, 2014, 9(1): 37-44.
- [15] MARPLE S L. Digital spectral analysis: With applications [M]. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1987.
- [16] MALLAT S G. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(7): 674-693.

作者简介



贾朱植, 分别在 2000 年和 2004 年于鞍山钢铁学院获得学士学位和硕士学位, 现为沈阳工业大学博士研究生、辽宁科技大学副教授, 主要研究方向为电机状态监测与故障诊断。

E-mail: jiazhuzhi@163.com

Jia Zhuzhi received her B. Sc. degree and M. Sc. degree from Anshan Institute of Iron and Steel Technology in 2000 and 2004 respectively. she is working toward Ph. D. degree at Shenyang University of Technology. he is an associate professor in University of Science and Technology Liaoning. Her main research interest is condition monitoring and fault diagnostics of motor.



杨理践, 1984 年于哈尔滨大学获得硕士学位, 现为沈阳工业大学教授、博士生导师, 主要研究方向为长输油气管道内检测技术及相关理论、无损检测技术等。

E-mail: yanglijian888@163.com

Yang Lijian received his M. Sc. degree from Harbin Institute of Technology in 1984. Now he is a professor and Ph. D. supervisor in Shenyang University of Technology. His main research interests detection technology of long distance oil and gas pipeline and related theory, nondestructive testing technology, etc.