

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416998

# 基于改进 SVD 和 LS-Prony 的电机转子断条故障诊断<sup>\*</sup>

贾朱植<sup>1</sup> 康云娟<sup>2</sup> 祝洪宇<sup>2</sup> 张博<sup>2</sup> 宋向金<sup>3</sup>

(1. 辽宁科技大学应用技术学院 鞍山 114051; 2. 辽宁科技大学电子与信息工程学院 鞍山 114051;

3. 江苏大学电气信息工程学院 镇江 212013)

**摘要:** 采用电机定子电流信号特征分析诊断转子断条故障时, 基频两侧的故障特征频率和幅值是判断故障发生与否和严重程度的重要参数。FFT 算法的诊断能力严重依赖于所分析的数据长度, 最小二乘 Prony 分析算法虽然具有短时数据分析能力, 但是该方法对噪声异常敏感, 当电机低频低负载运行时同样存在故障特征提取能力不足和诊断失效的问题。为解决上述问题, 提出改进奇异值分解和 LS-PA 算法相结合的转子断条故障诊断方法。首先采用按列截断方式重构奇异值分解矩阵, 根据奇异值差商确定有效阶次, 进而对定子电流信号进行预处理以适度抑制噪声, 然后运用 LS-PA 算法对预处理后的信号做故障特征识别和诊断。有限元仿真和实验分析结果表明, 所提出的方法能有效抑制电流信号噪声, 具有短时数据高分辨率的诊断性能, 在工频和变频供电时均能实现电机轻载到满载全工况稳定运行条件下的转子断条故障诊断, 诊断性能高于经典的 FFT 方法。

**关键词:** 故障诊断; 奇异值分解; 最小二乘 Prony 算法; 电机定子电流信号特征分析

**中图分类号:** TH17; TN06   **文献标识码:** A   **国家标准学科分类代码:** 470.40

## Diagnosis of broken rotor bars faults in induction motor using improved singular value decomposition and LS-Prony

Jia Zhuzhi<sup>1</sup> Kang Yunjuan<sup>2</sup> Zhu Hongyu<sup>2</sup> Zhang Bo<sup>2</sup> Song Xiangjin<sup>3</sup>

(1. Institute of Applied Technology, University of Science and Technology Liaoning, Anshan 114051, China;

2. School of Electronic and Information Engineering, University of Science and Technology Liaoning, Anshan 114051, China;

3. School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

**Abstract:** When diagnosing rotor bar faults using motor current signature analysis, the fault characteristic frequencies and amplitudes on both sides of the fundamental frequency are crucial parameters for determining whether a fault has occurred and its severity. The diagnostic capability of FFT algorithm heavily depends on the length of the analyzed data. Although the least squares Prony analysis algorithm has short-time data analysis capabilities, it is highly sensitive to noise levels and suffer from insufficient fault feature extraction, and failure may occur when the motor operates at low frequencies and low loads. To address these issues, an improved method combining singular value decomposition and LS-PA algorithms for diagnosing rotor bar faults is proposed. Initially, the SVD matrix is reconstructed using truncated data of original current signal, and effective order is determined based on the difference quotient of singular values. Subsequently, pre-processes technique is used to moderately suppress noise in stator current signal. Finally, the LS-PA algorithm is applied to identify and diagnose fault features from the preprocessed signal. Finite element simulation and experimental results demonstrate that the proposed method can effectively suppress signal noise and has the diagnostic performance of short-time data with high resolution. It achieves stable diagnosis of rotor bar faults under full load conditions, from light to full load, both in constant frequency and variable frequency power supply scenarios, outperforming traditional FFT methods.

**Keywords:** fault diagnosis; singular value decomposition; least squares Prony analysis algorithm; motor stator current signature analysis

## 0 引言

鼠笼转子是异步电机最重要的动力传输部件。电机发

生转子断条故障时, 除了会出现出力下降、电能隐性流失之外, 还会诱发偏心、轴承、匝间短路等故障的发生, 若发现不及时甚至会酿成重大的伤亡事故。因此, 该故障一直是电

机故障诊断领域研究热点之一<sup>[1-4]</sup>。随着变频技术的大量使用,电机往往在不同工况下频繁切换,极大增加了故障发生几率<sup>[5-7]</sup>。开展以早期转子断条故障诊断为主要内容的电机在线状态监测,对于及早发现故障隐患、降低系统维护费用、保证生产安全运行具有重要意义。

电机定子电流信号特征分析(motor stator current signature analysis, MCSA)被公认为诊断转子断条故障最有效的方法。根据旋转磁场理论,转子断条故障使定子电流信号中附加了频率值为  $f_b = (1 \pm 2s) f_s$  的谐波分量,该谐波分量的频率和幅值是判断故障发生与否及严重程度的重要参数。由于这两个参数是电源频率  $f_s$  和滑差  $s$  的函数,因此,能否准确估计出这两个参数并在此基础上进行故障定性定量判断,既取决于电机驱动方式,也和电机运行状态有关。在工业现场,工频和变频供电是常见的电机驱动方式,与这两种驱动方式对应的电机低频低负载运行工况大量存在,如矿井提升机的轻载或空载运行、风机和泵类设备的节能控制、机械零部件加工中的变频控制等。在上述工况下,故障特征谐波幅值十分微弱,特征频率  $f_b$  与  $f_s$  非常接近,需要高分辨率的算法才能有效识别出故障特征。拓展原有方法的诊断范围,或发展具有短时数据、高分辨诊断能力的优良算法一直是转子断条故障诊断领域的重点研究内容<sup>[8]</sup>。

以快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)为基础的经典谱估计方法最早应用于转子断条故障诊断领域。但是,这类方法普遍存在频率分辨率低、稳定差的固有缺陷,为了实现低频低负载运行工况的故障诊断,只能通过增加采样数据的方式以改进频率估计精度。较长的分析数据使电流信号极易受到负载波动、传动系统波动等非平稳因素影响而导致诊断彻底失效,经典谱估计方法不适合低滑差运行状态时的转子断条故障诊断,提升空间是有限的<sup>[5,7]</sup>。与经典谱估计方法相比,现代谱估计以随机过程的非参数模型或参数模型表征采样数据,在此基础上形成的谱估计方法特别适合于短时数据序列分析。其中,多信号分类法(multiple signal classification, MUSIC)和旋转不变技术(estimating signal parameters via rotational invariance techniques, ESPRIT)是非参数模型的典型代表<sup>[8]</sup>。但是,MUSIC 算法只能通过伪谱来反映频率分布,ESPRIT 算法中频率分量个数的选取和结果中虚假分量的出现紧密相关,极易造成故障特征的混淆误判。同时,单独使用上述两种方法只能呈现出故障特征频率而无法估计其幅值。即使不考虑计算量的问题,MUSIC 和 ESPRIT 算法也都无法形成针对全运行状态的故障诊断方法<sup>[8-10]</sup>。

Prony 算法是基于参数模型现代谱估计方法<sup>[8,11-13]</sup>。该算法采用多个复指数函数的线性组合描述等间隔采样数据的随机数学模型,通过估算各分量信号的频率、幅值、相位等模型参数,达到拟合信号曲线和参数估计的目的。原始 Prony 算法中没有考虑到信号噪声的影响,当信号数据

中存在噪声时,其性能是不稳定的。作为改进,最小二乘 Prony 分析(least square Prony analysis, LS-PA)在模型中考虑了信号噪声的影响。但是该算法没有对噪声进行单独估计,而是将指数函数拟合到数据中存在的任何噪声中,所以随着采样点数量的增加,它在提供无偏参数估计方面仍然不一致<sup>[8,11]</sup>。为解决上述问题,迭代加权 LS-PA 算法使用每次 LS-PA 的结果作为迭代过程的初始值,然后基于误差残差标准和迭代次数进行迭代加权计算。但是,为了保证诊断效果,仍然需要在算法使用之前对原始信号进行 FIR 带通滤波以消除噪声影响<sup>[8]</sup>。文献[9]提出 Hilbert 变换、离散小波变换和扩展 Prony 算法相结合的转子断条故障诊断方法,该方法首先利用 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。除了计算过程复杂的不足之外,该方法也同样只考虑了工频供电而没有考虑变频驱动工况。

已有研究表明,降噪预处理是改善 PA 参数估计和故障特征识别能力的必要手段<sup>[10-12]</sup>。与带通滤波、数学变换等信号预处理方法相比,奇异值分解(singular value decomposition, SVD)算法采用数值计算的方式,通过构造奇异值矩阵和相关计算实现有用信息和噪声分量的分离,简洁的计算方式和优良的抗干扰性能使其成为信号预处理的重要工具<sup>[14]</sup>。在实际使用过程中,SVD 需要将一维向量重构为二维矩阵。区别于重构矩阵构造形式不同,降噪效果也略有差异<sup>[15-17]</sup>。相比于传统的以 Hankel 矩阵计算为代表的 SVD 算法,直接对一维信号进行连续截断重构二维矩阵的 SVD 算法更适合于转子断条故障诊断的应用场景。

基于上述分析,本文将改进 SVD 和 LS-PA 算法结合起来,提出一种鼠笼电机早期转子断条故障诊断方法。该方法的主要思路是:采取按列截断方式构建一维时间序列电流信号 SVD 矩阵,然后根据奇异值差商计算确定有效秩阶次;通过重构二维矩阵,适度削弱基频噪声并分离出含有故障特征的频率分量。最后,运用 LS-PA 算法对改进 SVD 预处理后的信号进行分析,绘制拟合曲线和 LS-PA 频谱,在此基础上实现转子断条故障定性定量判断。该方法将 SVD 算法的噪声抑制、频谱分离功能和 LS-PA 算法的参数估计能力结合起来,具有短时数据高分辨率的诊断性能,能够分别在工频和变频供电条件下,实现从轻载到满载等不同负载稳定运行条件下的转子断条故障诊断。

## 1 基本理论

### 1.1 电机稳定运行时的转子断条故障特征

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(1)所示。

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

式中: $\omega = 2\pi f_s$ ,  $f_s$  为电源频率,  $\varphi$  为相位角。根据调制理论,当电机出现转子断条故障时,电机转速和转矩都将受到

周期性扰动影响,该扰动同时对定子电流信号进行幅值和相位调制。若只考虑幅值调制和扰动基波分量的影响,则  $a$  相故障电流  $i_f(t)$  如式(2)所示。

$$i_f(t) = i_a(t)[1 + \alpha \cos(\omega_o t)] \quad (2)$$

式中: $\alpha$  为调制深度,是与故障严重程度和电机负载大小有关的参数,扰动基波角频率  $\omega_o = 2\pi f_o$ ,  $f_o = 2sf_s$ 。将式(1)代入式(2)可得:

$$i_f(t) = \sqrt{2} I_l \cos(2\pi f_s t) + \sqrt{2} I_r \cos[2\pi(1-2s)f_s t - \phi_l] + \sqrt{2} I_r \cos[2\pi(1+2s)f_s t - \phi_r] \quad (3)$$

式中: $I_l$  和  $I_r$  分别为左、右边频带分量的均方根幅值,  $\phi_l$  和  $\phi_r$  分别为左、右边频带分量的角位移,  $s$  为滑差。

变频器供电时,受变频器功率开关器件频繁关断作用影响,故障电流信号中除了包含基波、频率为  $mNf_s$  的载波、载波频率倍数谐波等成分之外,还会在上述谐波周围出现频率为  $f_b = (1 \pm 2s)f_s$ ,  $f_{b1} = (mN \pm 2s)f_s$ ,  $f_{b2} = (mN + n \pm 2s)f_s$  等谐波成分。此时,电流信号如式(4)所示<sup>[7]</sup>。

$$\begin{aligned} i'_f(t) &= I_1 \cos(2\pi f_s t - \phi_1) + I_2 \sum_{m=1}^{\infty} J_0\left(\frac{mM\pi}{2}\right) \sin\left(\frac{m\pi}{2}\right) \\ &\quad \cos(2\pi mNf_s t - \phi_2) + I_3 \sum_{m=1}^{\infty} \sum_{n=\pm 1}^{\pm \infty} \frac{J_n\left(\frac{mM\pi}{2}\right)}{m} \cdot \\ &\quad \sin\left[\frac{(m+n)\pi}{2}\right] \cos[2\pi(mN+n)f_s t - \phi_3] + \\ &aI_1 \{\cos[2\pi(1+2s)f_s t - \phi_1] + \cos[2\pi(1-2s)f_s t - \phi_1]\} + \\ &aI_2 \sum_{m=1}^{\infty} J_0\left(\frac{mM\pi}{2}\right) \cdot \sin\left(\frac{m\pi}{2}\right) \cdot \{\cos[2\pi(mN+2s)f_s t - \phi_2] + \\ &\quad \cos[2\pi(mN-2s)f_s t - \phi_3]\} + aI_3 \sum_{m=1}^{\infty} \sum_{n=\pm 1}^{\pm \infty} \frac{J_n\left(\frac{mM\pi}{2}\right)}{m} \cdot \\ &\quad \sin\left[\frac{(m+n)\pi}{2}\right] \cdot \{\cos[2\pi(mN+n+2s)f_s t - \phi_3] + \\ &\quad \cos[2\pi(mN+n-2s)f_s t - \phi_3]\} \end{aligned} \quad (4)$$

式中: $I_1$ 、 $I_2$ 、 $I_3$  为谐波幅值,  $m$  是变频器载波信号频率倍数,  $n$  代表谐波次数,  $M$  代表调制信号对载波信号的调制深度,  $N$  代表载波比例,  $J_0$  和  $J_n$  的含义是 Bessel 函数,  $\phi_1$ 、 $\phi_2$ 、 $\phi_3$  代表各谐波分量角位移。

## 1.2 改进 SVD 算法

对于实测信号  $x = \{x(1), x(2), x(3), \dots, x(N)\}$ , 按照  $m$  行  $n$  列将一维时序信号按列连续截断, 构造如式(5)所示的二维矩阵  $A \in R^{m \times n}$ 。

$$A = \begin{bmatrix} x(1) & x(m+1) & \cdots & x((n-1)m+1) \\ x(2) & x(m+2) & \cdots & x((n-1)m+2) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x(m) & x(2m) & \cdots & x(mn) \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中: $N = m \times n$ ,  $m \geq 2$ ,  $n \geq 2$ ,  $m$ 、 $n$  均为正整数。根据奇异值分解理论<sup>[16]</sup>, 对于实矩阵  $A \in R^{m \times n}$ , 当  $m \geq n$  时, 存在正交

矩阵  $U \in R^{m \times m}$  和  $V \in R^{n \times n}$ , 使得  $A$  满足下述特征分解等式:

$$A = USV^T \quad (6)$$

式中: $S = (diag(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_g), O)$ 。此时,  $S$  对角线处的奇异值  $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_g \geq 0$ ,  $g = rank(A)$ ,  $O$  是零矩阵;  $U$  和  $V$  分别由  $A$  的左奇异向量和右奇异向量组成。

根据弗罗贝尼乌斯(Frobenius)范数意义下矩阵最佳逼近定理可知: 奇异值矩阵  $S$  中, 前  $q$  个较大的奇异值对应实测信号中的有用分量, 后面  $g-q$  个较小的奇异值对应信号中的噪声分量, 其中  $q < g$ 。把转子断条故障特征分量和基频分量均视为有用分量, 然后将相邻奇异值作差后取平均值, 再将取得的相邻值作商, 最后根据所得值的最大值来确定奇异值有效秩阶次  $q$ 。

确定有效秩阶次  $q$  后, 将有效秩阶次  $q$  后面噪声分量对应的奇异值置零, 从而构造新的奇异值矩阵  $S_1 = (diag(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_q), O)$ , 然后按照式(7)重构二维矩阵  $B$ 。

$$B = US_1 V^T \quad (7)$$

滤除噪声分量的二维矩阵  $B$  如式(8)所示。

$$B = \begin{bmatrix} x_1(1) & x_1(m+1) & \cdots & x_1((n-1)m+1) \\ x_1(2) & x_1(m+2) & \cdots & x_1((n-1)m+2) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_1(m) & x_1(2m) & \cdots & x_1(mn) \end{bmatrix} \quad (8)$$

重构好二维矩阵  $B$  之后, 将矩阵  $B$  的每列首尾连接, 得到如式(9)所示的一维信号序列  $x_1$ 。

$$x_1 = \{x_1(1), x_1(2), \dots, x_1(m+1), \dots, x_1(mn)\} \quad (9)$$

## 1.3 LS-PA 算法

根据 Prony 算法基本理论<sup>[11-12]</sup>: 在实测信号样本数等于模型参数个数的理想情况下(即  $N=2P$ ), 对一维信号序列进行 Prony 线性拟合后的近似值可表示为:

$$\hat{x}(n) = \sum_{k=1}^P h_k z_k^n \quad (10)$$

式中: $h_k$  和  $z_k^n$  为复数。

$$h_k = A_k e^{\theta_k t} \quad (11)$$

$$z_k^n = e^{(\alpha_k + j2\pi f_k) \Delta t} \quad (12)$$

式中: $A_k$ 、 $\theta_k$ 、 $\alpha_k$  和  $f_k$  分别是第  $k$  个分量的幅值、相位、衰减因子和频率,  $\Delta t$  是采样间隔时间。

Prony 算法的关键在于认识到式(10)是式(13)所示常系数线性差分方程的齐次解。

$$\hat{x}(n) = - \sum_{k=1}^P a_k \hat{x}(n-k) \quad (13)$$

考虑到实际信号中的噪声影响, 实测信号样本数会超过模型参数个数(即  $N > 2P$ ), 因此式(10)修改为:

$$x[n] = \hat{x}[n] + e[n] = \sum_{k=1}^P h_k z_k^n + e[n] \quad (14)$$

式中: $e[n]$  为逼近误差。于是, 式(10)有如下表示形式:

$$\hat{x}(n) = - \sum_{k=1}^P a_k \hat{x}(n-k) + \sum_{k=0}^P a_k e(n-k) \quad (15)$$

采用最小二乘法来估计实测数据的线性预测系数  $a_k$ , 使线性预测总平方误差和  $E = \sum_{n=P}^{N-1} |\epsilon[n]|^2$  最小。估计  $a_k$  的线性方法如式(16)所示。

$$\epsilon(n) = \sum_{k=0}^P a_k e(n-k), n = P, \dots, N-1 \quad (16)$$

由此,式(15)变为:

$$\hat{x}(n) = -\sum_{k=1}^P a_k \hat{x}(n-k) + \epsilon(n) \quad (17)$$

通过使  $\sum_{n=P}^{N-1} |\epsilon[n]|^2$  最小,可得到如式(18)所示的线性

矩阵方程。

$$\begin{bmatrix} x(P) & x(P-1) & \cdots & x(0) \\ x(P+1) & x(P) & \cdots & x(1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x(N-1) & x(N-2) & \cdots & x(N-P-1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_P \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \epsilon(P) \\ \epsilon(P+1) \\ \vdots \\ \epsilon(N-1) \end{bmatrix} \quad (18)$$

通过对  $\sum_{n=P}^{N-1} |\epsilon[n]|^2$  求偏导,使其为零。定义:

$$r(i,j) = \sum_{n=P}^{N-1} x(n-j)x^*(n-i), i, j = 0, 1, \dots, P \quad (19)$$

结合对应的最小误差能量:

$$\epsilon_p = \sum_{j=0}^P a_j \left[ \sum_{n=P}^{N-1} x(n-j)x^*(n) \right] \quad (20)$$

得到 Prony 算法的法方程形式:

$$\begin{bmatrix} r(0,0) & r(0,1) & \cdots & r(0,P) \\ r(1,0) & r(1,1) & \cdots & r(1,P) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r(P,0) & r(P,1) & \cdots & r(P,P) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_P \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \epsilon_p \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad (21)$$

根据此方程便可求解得到线性预测系数  $a_k$  和最小误差能量  $\epsilon_p$  的估计值。

利用线性预测参数  $a_k$  构成多项式:

$$1 + a_1 z^{-1} + \cdots + a_p z^{-p} = 0 \quad (22)$$

以此求解出多项式的根  $z_k$ 。此时,利用根  $z_k$  推导出频率  $f_k$  和衰减因子  $\alpha_k$ :

$$f_k = \frac{\arctan \left[ \frac{\ln(z_k)}{\operatorname{Re}(z_k)} \right]}{2\pi\Delta t} \quad (23)$$

$$\alpha_k = \frac{\ln |z_k|}{\Delta t} \quad (24)$$

在此情形下,式(10)可简化为复参数  $h_k$  的线性方程,用矩阵形式表示为:

$$\mathbf{Z} \cdot \mathbf{H} = \mathbf{Y} \quad (25)$$

$$\text{式中: } \mathbf{Z} = \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 1 \\ z_1 & \cdots & z_p \\ \vdots & \cdots & \vdots \\ z_1^{N-1} & \cdots & z_p^{N-1} \end{bmatrix}, \mathbf{H} = \begin{bmatrix} h_1 \\ \vdots \\ h_p \end{bmatrix}, \mathbf{Y} = \begin{bmatrix} \hat{x}(0) \\ \vdots \\ \hat{x}(N-1) \end{bmatrix}.$$

根据式(25)求出复参数  $h_k$ ,由此便可估计出幅值  $A_k$  和相位  $\theta_k$ :

$$A_k = |h_k| \quad (26)$$

$$\theta_k = \arctan \left[ \frac{\operatorname{Im}(h_k)}{\operatorname{Re}(h_k)} \right] \quad (27)$$

## 2 改进 SVD 和 LS-PA 的故障诊断方法可行性

在 Matlab 环境下对数值仿真信号进行测试,以分析改进 SVD 算法与 LS-PA 算法相结合诊断转子断条故障的可行性,并在此基础上提出诊断方法。根据 1.1 节的理论,考虑如式(28)所示的数值仿真信号。该信号由基频分量和左、右边频带分量 3 个部分组成,其中各分量的幅值分别为  $A_1=7, A_2=3, A_3=1$ , 基频频率  $f_s=50$ , 滑差  $s=0.02$ , 相位角  $\varphi=\pi/3, e(t)$  为随机高斯白噪声。

$$x(t) = A_1 \sin(2\pi f_s t) + A_2 \sin[2\pi(1-2s)f_s t + \varphi] + A_3 \sin[2\pi(1+2s)f_s t - \varphi] + e(t) \quad (28)$$

在满足奈奎斯特采样定理条件下,对信号采样,采样频率为 4 kHz,采样时间为 10 s。

### 2.1 改进 SVD 与 LS-PA 算法结合的可行性分析

#### 1) LS-PA 算法的影响因素分析

LS-PA 算法的估计性能受信号中所含频率分量的幅值、算法阶数、信号噪声、采样频率等多种因素影响,其中,信号噪声水平、模型阶数和样本数量是最主要的影响因素。

信号噪声直接影响 LS-PA 算法的参数估计效果。噪声越小,故障特征频率和幅值的计算越准确,越能精确地拟合实际信号。根据式(29)所示的均方误差(mean-square error, MSE)公式定义拟合精度,以定量分析信号噪声对 LS-PA 算法性能的影响。式中,  $x_i$  代表一维向量,  $\hat{x}_i$  代表拟合近似值。表 1 所示数据提供了信号噪声对 LS-PA 算法参数估计性能的影响分析结果。

$$\text{MSE} = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \hat{x}_i)^2}{N} \quad (29)$$

如表 1 所示,信噪比越低,MSE 的数值越大,表明拟合效果越差;未降噪情况下的拟合精度明显低于降噪的拟合精度,信噪比越低,影响越大。

理论上,模型阶数越高,LS-PA 算法的计算精度越高。但是,一味增加模型阶数将导致运算量激增,降低参数估计效率,所以必须在运算效率和参数估计精度之间寻求平衡。大量仿真实验表明,模型阶数大到一定程度时,其对改善参

表 1 降噪前后的 LS-PA 分析结果对比

Table 1 Comparison of LS-PA results before and after noise reduction

信噪比 (SNR)/%	降噪						未降噪			
	左边频分量		右边频分量		均方误差	左边频分量		右边频分量		均方误差
	频率/Hz	幅值/A	频率/Hz	幅值/A		频率/Hz	幅值/A	频率/Hz	幅值/A	
99	48.01	2.970	52.00	0.9482	0.0107	48.01	2.962	52.00	1.0750	0.3908
95	48.01	3.050	52.02	1.1490	0.0129	47.99	3.311	51.98	1.0510	0.4612
91	48.00	2.985	52.01	1.1170	0.0154	48.01	2.389	52.01	0.8240	0.4742
87	48.00	2.870	52.02	1.0470	0.0177	48.01	2.120	52.05	0.7423	0.6903

数估计效果已经不会造成明显的影响,因此可以通过分析模型阶数变化对 MSE 影响的方式确定合适的模型阶数。如图 1 所示,样本数为 4 000 时,可以选定 MSE 趋于稳定的第一个转折点对应的数值作为 LS-PA 算法的模型阶数。如图 1 中的 MSE 变化趋势同时表明,信噪比对模型阶数选择的影响很小。

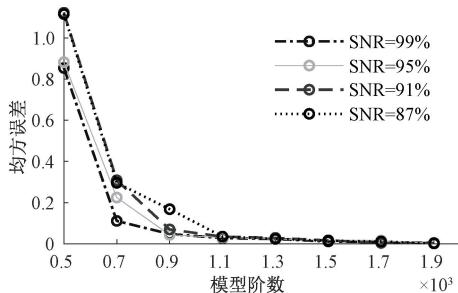


图 1 模型阶数对 LS-PA 算法性能的影响

Fig. 1 Influence of model orders on LS-PA performance

随机选择  $\text{SNR}=99\%$  和  $\text{SNR}=95\%$  两种情况,分析样本数变化对 LS-PA 参数估计诊断精度的影响,分别得到如图 2(a)和(b)所示的趋势变化曲线。图 2 中,参数估计的对象是左、右边频带  $(1 \pm 2s)f_s$  的频率和幅值,以估计值和理论值之间的误差作为精度评判标准,样本数的变化范围是从 2 000 变化到 5 500。从图 2 明显看出:虽然 LS-PA 的参数估计精度随着样本数的增加而增高,但是当样本数达到一定数值后,误差会在一个较低的范围内保持稳定,且该变化规律基本上不受信噪比影响。由此表明:与 FFT 方法频率分辨率正比于样本数不同,LS-PA 参数估计精度受样本数变化的影响有限。因此,可引入最小样本数作为 LS-PA 诊断效果的评价指标。

2) 改进 SVD 算法降噪效果及其对 LS-PA 算法性能的影响

首先采用改进 SVD 算法对式(28)所示的仿真信号预处理,然后采用 LS-PA 算法对预处理得到的信号进行频谱分析,分析过程中使用的样本数为 4 000。改进 SVD 预处理前后的信号波形分别如图 3(a)和(b)所示。从图 3 中可明显看出:经过改进 SVD 滤波处理后,信号变得十分光滑,表明所提出的改进 SVD 滤波方法具有零相位偏移的

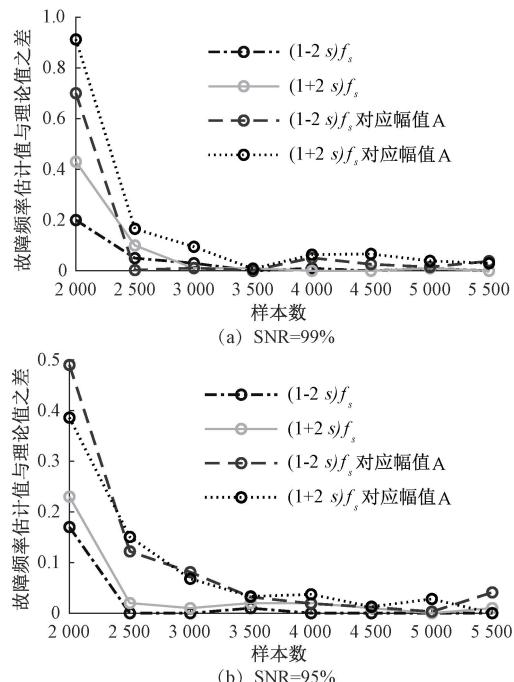


图 2 不同信噪比条件下样本数对 LS-PA 算法性能的影响

Fig. 2 Influence of sample number on performance of LS-PA algorithm under different SNR

特性,能够有效去除叠加的高斯白噪声,并且不会出现信号失真现象。

对  $\text{SNR}=91\%$  的仿真信号做改进 SVD 预处理,然后运用 LS-PA 算法对信号分析处理,得到如图 4 所示的拟合信号波形。可以看出,拟合曲线与滤波后的信号波形几乎完整契合,MSE 仅有 0.0145,表明所提出的改进 SVD 算法能有效消除信号噪声对 LS-PA 算法的影响。

与图 4 对应的 LS-PA 频谱如图 5(a)所示。在图 5(a)中,改进 SVD 算法方法在降噪的同时保留了基频 50 Hz 的部分能量,这使得 LS-PA 算法能够准确提取出信号中各分量的频率和幅值信息,特别是左、右边频带分量的幅值与设定值  $A_2=3, A_3=1$  非常接近。相比之下,如图 5(b)所示,由于传统的基于 Hankel 矩阵计算的 SVD 方法在滤波过程中存在过度降噪的现象,导致左、右边频带分量幅值非常微弱,甚至不到 0.5 A,远小于预先设定值。由此表明

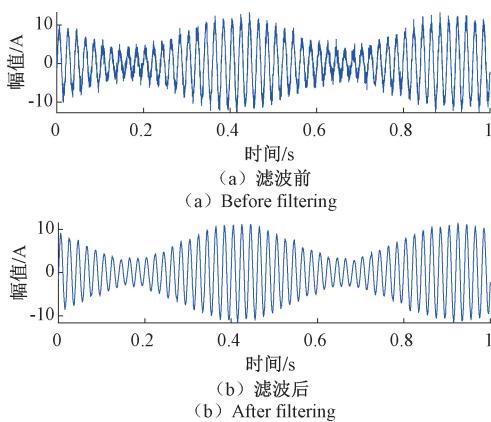


图3 改进SVD滤波前后的信号时域波形

Fig. 3 Time domain waveform of synthesized signal before and after improved SVD filtering

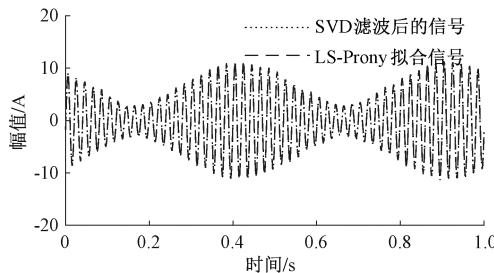


图4 拟合信号时域波形

Fig. 4 Time domain waveform of fitted signal

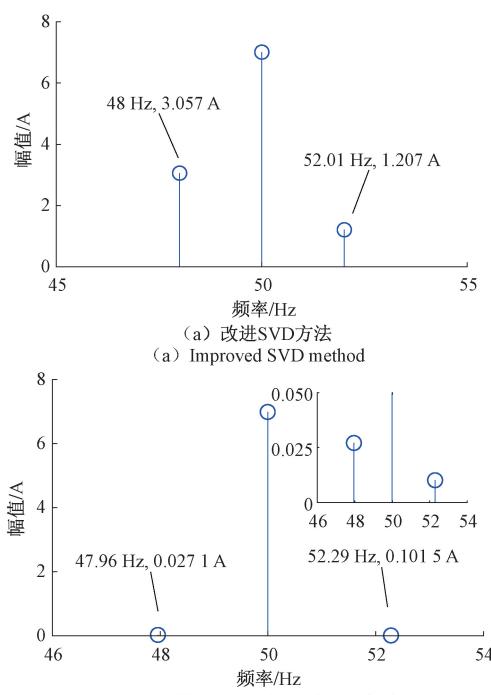


图5 SVD预处理后信号的LS-Proney频谱

Fig. 5 LS-Proney spectrum of SVD preprocessed signal

所提出的改进 SVD 算法在提高 LS-PA 参数估计性能方面具有明显的优势。

## 2.2 改进 SVD 和 LS-PA 算法的转子断条故障诊断方法

根据 2.1 节分析结果,提出基于改进 SVD 和 LS-PA 算法相结合的转子断条故障诊断方法,基本原理如图 6 所示。该方法主要包括信号预处理和故障特征识别与诊断两个部分。在信号预处理部分,利用改进 SVD 算法对采集到的单相原始定子电流信号进行分析处理。首先将一维信号转化为二维矩阵,把该矩阵作为 SVD 的输入矩阵并求出奇异值矩阵;然后根据奇异值矩阵进行有效秩阶次的选取,将相邻奇异值作差后取平均值,再将取得的相邻值作商,最后根据所得值的最大值来选取有用信号的奇异值来重构信号。在故障特征识别与诊断部分,运用 LS-PA 算法对信号预处理得到的重构信号分析计算,在此基础上得到拟合曲线并求出 LS-PA 频谱,通过频谱估计值与理论值的比较完成故障特征的识别与诊断。

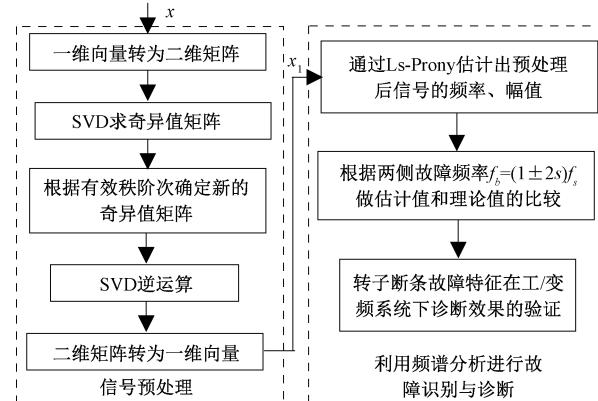


图6 基于改进 SVD 和 LS-PA 的转子断条故障诊断原理图

Fig. 6 Fault diagnosis diagram of rotor broken bar based on improved SVD and LS-PA

## 3 有限元模型仿真及实验结果分析

### 3.1 仿真结果分析

#### 1) Maxwell 与 Simplorer 联合仿真

Ansys Maxwell 有限元分析采用数学近似方法对真实电机的物理机构、驱动电源和负载进行模拟计算,被广泛用于不同类型电机的故障诊断。本文在 MATLAB 环境下,使用 Ansys Maxwell 和 Ansys Simplorer 模块建立鼠笼电机驱动系统仿真模型,在此基础上验证所提方法的诊断能力。通过改变网格剖分尺度、设定边界条件、变更模型参数等步骤,在 Ansys Maxwell 中创建 Y160M-4 型转子断条故障电机模型,如图 7 所示。将该电机模型布置到 Simplorer 搭建的外电路中,随机设置电路参数,使电机在不同转速下稳定运行,以模拟电机实际运行过程中不同工况下的运行状态,采集电流数据并在 Matlab 环境下对数据进行分析。仿真过程中,电机仿真模型主要参数如表 2

所示。定子电流信号采样频率为 4 kHz。

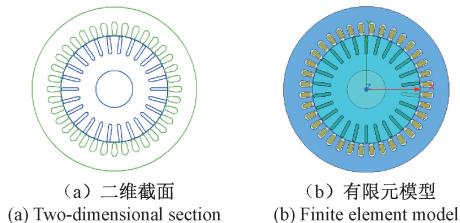


图 7 Y160M-4 型鼠笼电机仿真模型

Fig. 7 Simulation model of Y160M-4 squirrel cage motor

表 2 Y160M-4 型鼠笼电机仿真模型参数

Table 2 Simulation model parameters of Y160M-4 squirrel cage motor

参数	数值
极对数	2
额定转速/(r·min <sup>-1</sup> )	1 420
额定电压/V	380
额定功率/kW	11
杂散损耗系数	0.02
摩擦损耗/kW	0.03
风阻损耗/kW	0.03

## 2) 仿真结果分析

按照 2.2 节的诊断步骤, 对仿真实验原始电流信号进行频谱分析, 以验证所提方法的诊断能力。为比较该方法相对于 FFT 方法的优势, 同时提供了 FFT 分析结果, 两种方法的仿真实验频谱图如图 8 和图 9 所示, 与频谱图相关的数据信息如表 3 所示。在两种算法性能比较过程中, 比

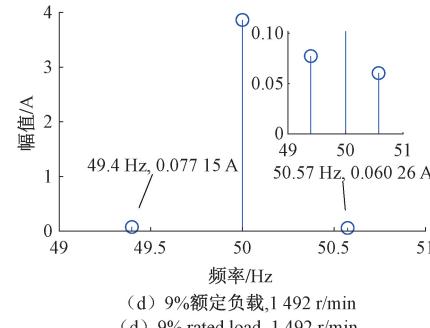
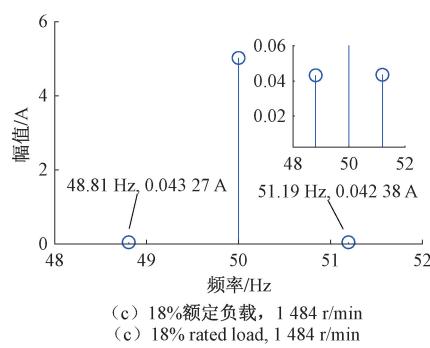
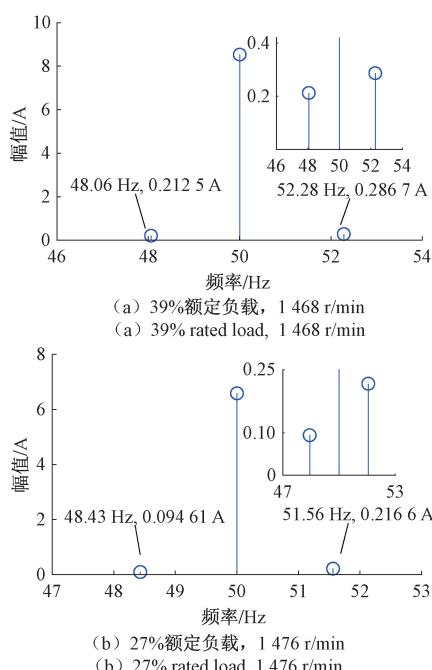
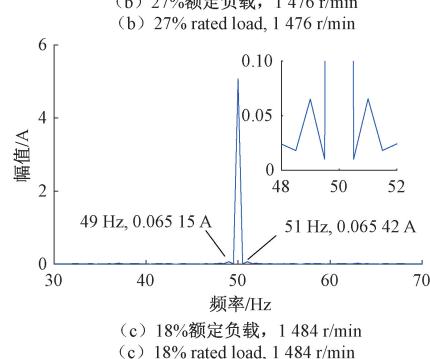
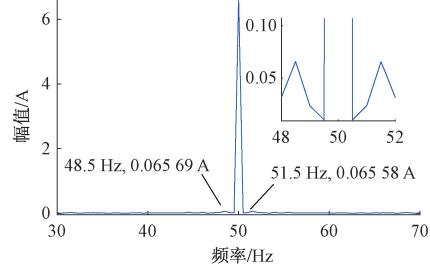
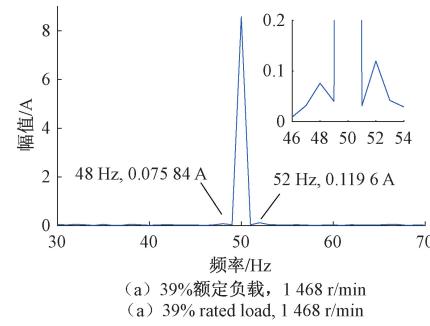


图 8 SVD 预处理后的 LS-PA 频谱

Fig. 8 LS-PA spectrum after SVD pretreatment



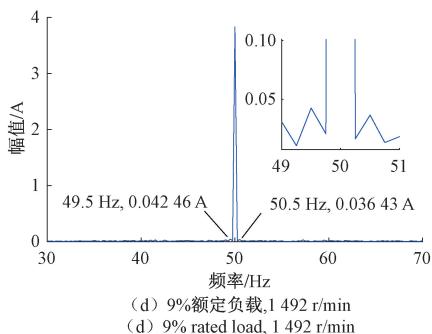


图 9 FFT 频谱  
Fig. 9 FFT spectrum

较的基准是能否准确识别出转子断条故障频率  $f_b = (1 \pm 2s)f_0$  及其幅值, 诊断误差控制在 0.2 之内。由于所提方法的性能优势主要体现在短时数据分析以及低负载运行工况的诊断能力, 所以, 限于篇幅仅展示随机选定的、与电机中低负载运行工况对应的数据结果。

结合图 8、图 9 及表 3 中的统计数据可见, 当电机在 39%、27%、18%、9% 等中低负载工况下运行时, 本文方法都能较准确地估计出转子断条故障特征频率及幅值。相比之下, FFT 若要取得近似的识别效果, 必须增加分析样本的数量(即便如此, 估计值与理论值之间误差也要高于本文方法)。随着负载的降低, 无论是本文方法还是 FFT

表 3 不同负载下 LS-Proney 和 FFT 频谱估计结果

Table 3 Results of LS-PA and FFT spectrum estimation under different loads

负载/ %	转速/ (r·min <sup>-1</sup> )	左边频(1-2s) $f_s$ /Hz			右边频(1+2s) $f_s$ /Hz			最小样本数	
		理论值	LS-Proney	FFT	理论值	LS-Proney	FFT	LS-Proney	FFT
39	1 468	47.87	48.06	48.0	52.13	52.28	52.0	3 000	4 000
27	1 476	48.40	48.43	48.5	51.60	51.56	51.5	4 000	8 000
18	1 484	49.00	48.81	49.0	51.00	51.19	51.0	6 000	8 000
9	1 492	49.46	49.40	49.5	50.51	50.57	50.5	8 000	16 000

方法, 都需要增加数据样本才能识别出故障特征, 但是 FFT 方法需要的样本数更多。特别是接近空载(转速为 1 492 r/min)时, FFT 方法所需的样本数量高达本文方法的 2 倍。数据分析样本数的增加, 增大了信号非平稳性的可能性并由此导致诊断方法的失效。由此表明, 本文方法采用短时数据即能获得高分辨率的故障特性识别能力, 诊断性能明显高于经典的 FFT 方法。

### 3.2 实验结果分析

#### 1) 实验装置及实验过程

在如图 10 所示的自制电机故障诊断实验平台上验证所提方法的诊断性能。实验装置主要由工频/变频电源、实验电机、负载和数据采集卡 4 个部分组成。实验电机包括 2 台 Y100L-2 型鼠笼电机, 1 台无故障电机作为参照, 另 1 台 1 根转子断条故障电机用于诊断分析。电机参数为额定功率 3.0 kW、额定电压 380 V、额定电流 6.8 A、额定转速 1 420 r/min。实验过程中, 随机调整负载控制电路参数, 使电机在不同的负载条件下稳定运行, 以此模拟实际运行工况。在电机转速稳定时采集实验数据, 每次数据采样时间 30 s, 共获得 140 组数据, 采样频率 4 kHz。所有实验数据都在 Matlab R2019b 环境下离线分析。

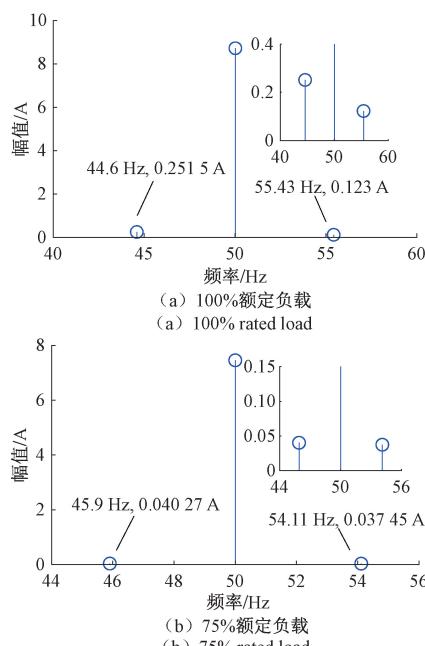
#### 2) 工频供电下 LS-PA 和 FFT 频谱分析结果对比

随机选择 100%、75%、50%、25% 和 10% 额定负载状态下的实验数据进行分析, 以验证所提方法在电机全运行状态下的诊断性能。作为比较, 同时给出相同实验条件下的 FFT 方法诊断结果, 频谱图如图 11 和图 12 所示, 与图 11 和图 12 对应的数据信息如表 4 所示。



图 10 实验平台

Fig. 10 Experimental test bench



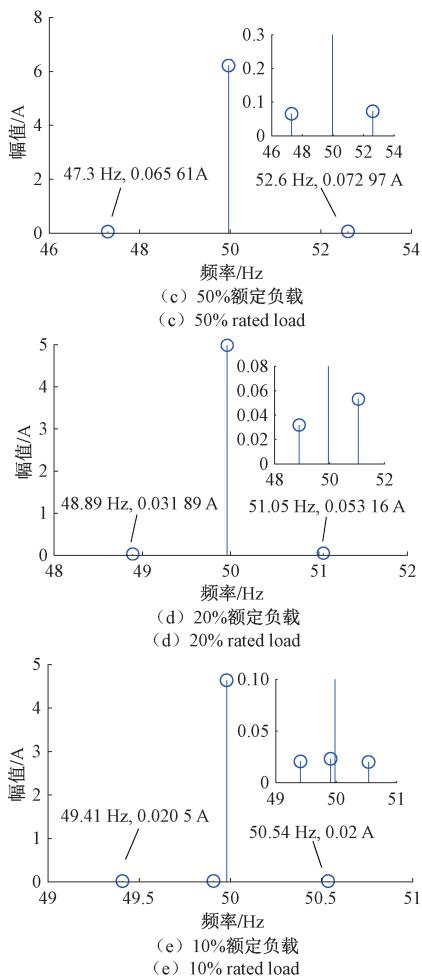


图 11 工频供电不同负载故障电机定子电流 LS-PA 频谱

Fig. 11 LS-PA spectrum of stator current of line-fed faulty motor under different loads

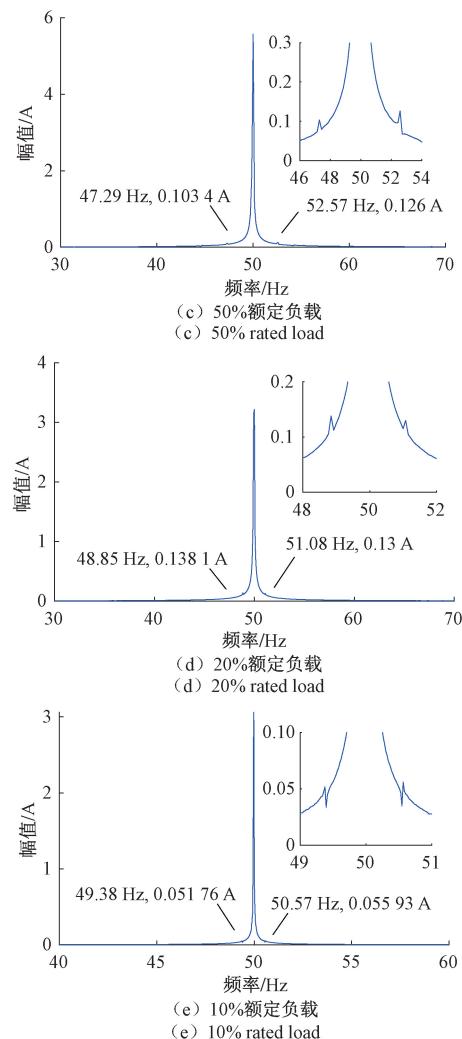
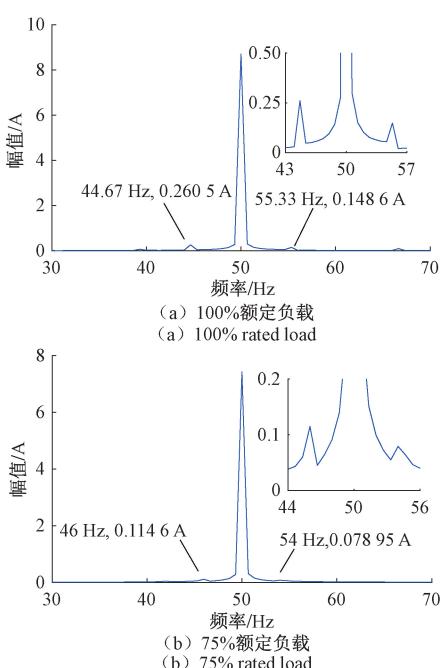


图 12 工频供电不同负载故障电机定子电流 FFT 频谱

Fig. 12 FFT spectrum of stator current of line-fed faulty motor under different loads



由图 11 和 12 可知,由于在 LS-PA 和 FFT 算法分析前对原始电流数据进行了改进 SVD 处理,信号中的基频噪声得到有效抑制,这使得转子断条故障特征频率  $f_b = (1 \pm 2s)f$  及其幅值的识别变得非常容易,凸显了改进 SVD 算法优良的滤波能力。在电机负载从 100% 变化到 10% 额定负载过程中,左边频带故障特征从 (44.6 Hz, 0.2515 A) 变化到 (49.41 Hz, 0.0205 A),右边频带故障特征从 (55.43 Hz, 0.123 A) 变化到 (50.54 Hz, 0.02 A),虽然特征频率逐渐靠近基频,且幅值逐渐减小,但是每种工况下的 LS-PA 频谱都非常清晰,表明所提方法具有良好的故障特征识别能力。相比之下,FFT 方法的特征识别效果普遍较差。

结合图 11、12 和表 4 中的统计数据还可以看出,在相同的频率分辨率条件下,本文方法所需要的样本数明显低于 FFT 方法,表现出短时数据、高分辨率的明显优势。例如,在 100% 额定负载下,FFT 方法至少需要 6 000 个样

表 4 工频供电电机不同负载下 LS-PA 和 FFT 频谱估计结果

Table 4 Spectrum estimation results of LS-PA and FFT under different loads for lined-motor

负载/ %	转速/ (r·min <sup>-1</sup> )	左边频(1~2s) $f_s$ /Hz			右边频(1+2s) $f_s$ /Hz			最小样本数	
		理论值	LS-Prony	FFT	理论值	LS-Prony	FFT	LS-Prony	FFT
100	1 420	44.667	44.60	44.67	55.333	55.43	55.33	2 000	6 000
75	1 440	46.000	45.90	46.00	54.000	54.11	54.00	2 000	6 000
50	1 460	47.333	47.30	47.29	52.667	52.60	52.57	4 000	28 000
20	1 485	49.000	48.89	48.85	51.000	51.05	51.08	6 000	52 000
10	1 490	49.333	49.41	49.38	50.667	50.54	50.57	16 000	212 000

本才能达到 0.667 Hz 的频率分辨率,一旦样本数减少,便无法检测出故障特征信息,而采用本文方法仅需 2 000 个样本。在 10% 额定负载下,本文方法的优势更加明显,FFT 方法需要 212 000 个样本,采用本文方法仅需 16 000 个样本。

### 3) 变频供电下 LS-PA 和 FFT 频谱分析结果对比

采用变频器供电时,受变频器中电力电子元件频繁关断的影响,电流信号中包含着大量的高、低次谐波,信号总体噪声水平比工频供电时大出很多,严重影响了转子断条故障特征提取。改进 SVD 预处理前后的变频驱动电机定子电流信号时域波形如图 13 所示。由图 13 明显可知,经过改进 SVD 滤波后,以谐波为主要成分的信号噪声得到了明显抑制,表明本文提出的 SVD 滤波方法具有较好的数据预处理能力。为进一步验证 SVD 滤波效果以及本文方法的诊断能力,采用 LS-PA 算法对滤波后的电流信号进行频谱分析,并与 FFT 方法进行比较。考虑到电机低频低负载运行时的故障特征极其微弱,该类工况下的故障特征提取能力能够反映诊断方法的性能,所以随机选择电源频率为 20 Hz,电机负载为 100%、50%、25% 额定负载等工业现场典型工况进行方法验证,分析结果如图 14、图 15 和表 5 所示。由图 14 和 15 可知,在 20 Hz 低频供电情况下,采用本文提出的诊断方法,在 100% 到 25% 额定负载工况范围内都能有效识别出转子断条故障特征频率和幅值,

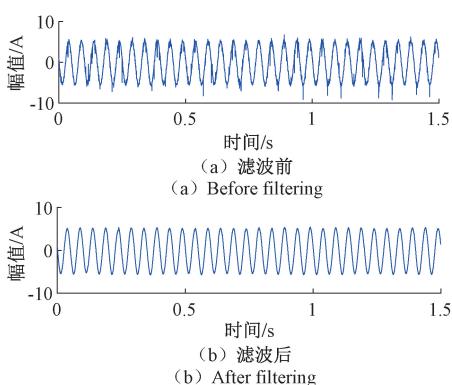


图 13 SVD 滤波前后变频驱动电机定子电流信号时域波形

Fig. 13 Time domain waveform of stator current signal of inverter-fed motor before and after improved SVD filtering

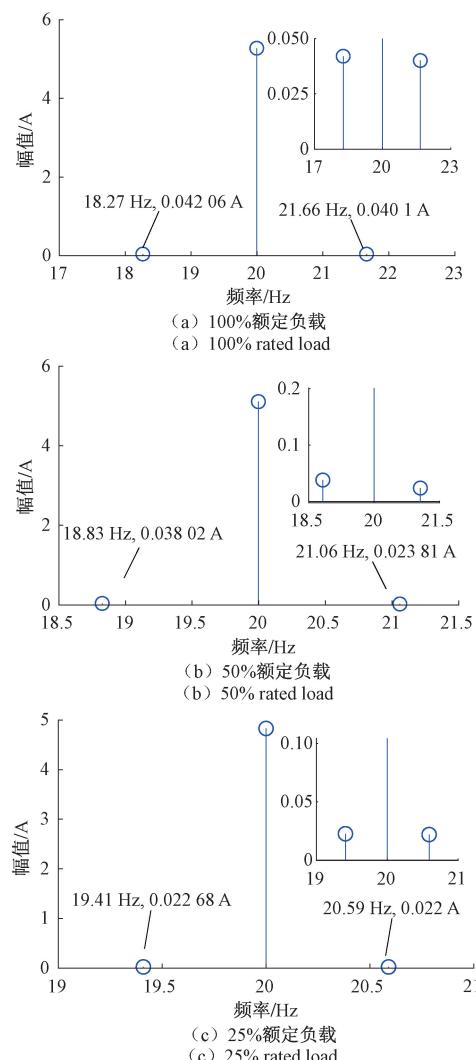


图 14 变频供电不同负载故障电机定子电流 LS-PA 频谱

Fig. 14 LS-PA spectrum of stator current of inverter-fed faulty motor under different loads

并据此对电机健康状态做出判断,表现出良好的诊断能力。相比之下,FFT 方法的故障特征识别能力很差,达到与本文方法同样诊断效果所需的最小样本数明显增多,增加了漏诊断和误诊断的风险。

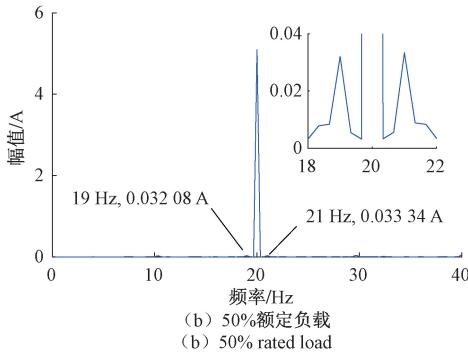
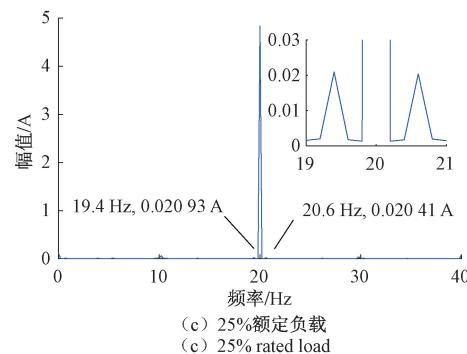
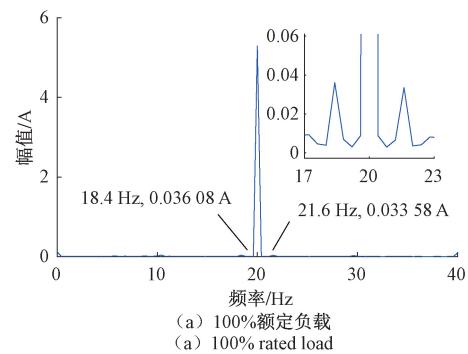


图 15 变频供电不同负载故障电机定子电流 FFT 频谱

Fig. 15 FFT spectrum of stator current of inverter-fed faulty motor under different loads

表 5 变频供电电机不同负载下 LS-Prony 和 FFT 频谱估计参数结果

Table 5 Spectrum estimation results of LS-PA and FFT under different loads for inverted-motor

负载/%	转速/ (r·min <sup>-1</sup> )	(1-2s) $f_s$ /Hz			(1+2s) $f_s$ /Hz			最小样本数	
		理论值	LS-PA	FFT	理论值	LS-PA	FFT	LS-PA	FFT
100	576	18.400	18.27	18.400	21.600 0	21.66	21.6	6 000	10 000
50	584	18.933	18.83	19.0	21.066 7	21.06	21.0	8 000	12 000
25	591	19.400	19.41	19.4	20.600 0	20.59	20.6	12 000	20 000

## 4 结论

仿真和实验结果表明,LS-PA 算法具有短时数据高分辨率的故障特征提取能力,但是参数估计精度受信号噪声影响严重,改进 SVD 算法弥补了 LS-PA 算法的不足,两者相结合能够实现鼠笼电机稳定运行条件下的转子断条故障诊断,在工频和变频供电、轻载到满载运行等全工况范围内都能取得好的效果,且诊断性能明显优于 FFT 方法。信号噪声、模型阶数和样本数对 LS-PA 算法的参数估计精度都有影响,其中信号噪声影响较大,模型阶数和样本数在一定条件下影响力减弱,信号噪声对模型阶数和样本数选择影响不大。与利用 Hankel 矩阵重构信号的 SVD 算法相比,本文提出的按列截断方式构建奇异值分解矩阵、再根据奇异值差商计算确定有效秩阶次的改进 SVD 算法同样具有零相位偏移特性,可以避免 SVD 算法因过度降噪而引起的信号失真现象,降噪效果更为优秀。

## 参考文献

[1] 康守强,杨加伟,王玉静,等. 基于联邦多表示域适应的不同工况下滚动轴承故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报,2023,44(6):165-176.

KANG SH Q, YANG J W, WANG Y J, et al. Fault diagnosis method of rolling bearings under different working conditions based on federated multi-representation domain adaptation[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023,44(6):165-176.

[2] 苏静雷,王红军,王政博,等. 多通道卷积神经网络和迁移学习的燃气轮机转子故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(3): 132-140.

SU J L, WANG H J, WANG ZH B, et al. Multi-channel convolutional neural network and migration learning for gas turbine rotor fault diagnosis [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(3): 132-140.

[3] 贾朱植,刘凯,刘佳鑫,等. 基于 DACNN 的电机滚动轴承故障诊断方法 [J]. 国外电子测量技术, 2024, 43(6):179-190.

JIA ZH ZH, LIU K, LIU J X, et al. DACNN based fault diagnosis of rolling bearing in motor[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43 (6): 179-190.

[4] 夏志凌,胡凯波,刘心悦,等. 基于变模态分解的异步电

- 机转子断条故障诊断[J]. 电工技术学报, 2023, 38(8):2048-2059.
- XIA ZH L, HU K B, LIU X Y, et al. Fault diagnosis of rotor broken bar in induction motor based on variable mode decomposition [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38 ( 8 ): 2048-2059.
- [5] 王万丁,宋向金,陈前,等. 采用整流技术的变频供电感应电机转子断条故障诊断方法[J]. 电工技术学报, 2022,37(16):4074-4083.
- WANG W D, SONG X J, CHEN Q, et al. Broken rotor bar fault diagnosis in inverter-fed induction motors using the rectification technology [ J ]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(16):4074-4083.
- [6] 王照伟,郭雯君,宋向金,等. 融合 TKEO 和 Goertzel 算法的感应电机转子断条故障诊断[J]. 电工技术学报,2024,39(12):3680-3691.
- WANG ZH W, GUO W J, SONG X J, et al. Fault diagnosis of broken rotor bar in induction motor based on TKEO and Goertzel algorithm[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39 ( 12 ): 3680-3691.
- [7] 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.
- [8] HASSAN OLA E, AMER M, ABDELSALAM A K, et al. Induction motor broken rotor bar fault detection techniques based on fault signature analysis-a review[J]. IET Electric Power Applications, 2018,12(7):895-907.
- [9] 贾朱植,杨理践,祝洪宇,等. 基于高分辨率谱估计的早期转子断条故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(2):279-287.
- JIA ZH ZH, YANG L J, ZHU H Y, et al. High-resolution spectral analysis for incipient broken rotor bar diagnosis [ J ]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017,38(2):279-287.
- [10] 王轴程,陈蓉,杨勇. 基于改进 TLS-ESPRIT 与自卷积窗的谐波与间谐波检测算法[J]. 电力系统保护与控制,2023, 51(17):159-168.
- WANG Y CH, CHEN R, YANG Y. Harmonic and inter-harmonic detection algorithm based on improved TLS-ESPRIT and a self-convolution window [ J ]. Power System Protection and Control, 2023, 51(17): 159-168.
- [11] TRUJILLO L A, PLATAS M A, RODRIGUEZ J, et al. Prony method estimation for motor current signal analysis diagnostics in rotor cage induction motors[J]. Energies, 2022, 15(10): 3513.
- [12] 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.
- [13] 徐飞,张立平,刘新宇,等. 基于改进 Prony 理论的结构非缩放位移柔度识别[J]. 中国公路学报, 2024, 37(9):147-156.
- XU F, ZHANG L P, LIU X Y, Structural un-scaled displacement flexibility identification based on improved Prony theory[J]. China Journal of Highway and Transport, 2024,37(9):147-156.
- [14] 江星星,宋秋昱,杜贵府,等. 变分模式分解方法研究与应用综述[J]. 仪器仪表学报, 2023,44(1):55-73.
- JIANG X X, SONG Q Y, DU G F, et al. Review on research and application of variational mode decomposition [ J ]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023,44(1):55-73.
- [15] 李华,刘韬,伍星,等. 相关奇异值比的 SVD 在轴承故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报,2021,57(21): 138-149.
- LI H, LIU T, WU X, et al. Application of SVD based on correlated singular value ratio in bearing fault diagnosis [ J ]. Journal of Mechanical Engineering, 2021,57(21):138-149.
- [16] WANG Q, WANG L, YU H, et al. Utilizing SVD and VMD for denoising non-stationary signals of roller bearings[J]. Sensors, 2022, 22(1): 195.
- [17] 崔玲丽,刘银行,王鑫. 基于改进奇异值分解的滚动轴承微弱故障特征提取方法[J]. 机械工程学报,2022, 58(17): 156-169.
- CUI L L, LIU Y H, WANG X. Feature extraction of weak fault for rolling bearing based on improved singular value decomposition [ J ]. Journal of Mechanical Engineering, 2022,58(17):156-169.

## 作者简介

贾朱植,博士,副教授,主要研究方向为鼠笼电机故障诊断方法研究。

E-mail:jiazhuzhi@163.com

康云娟,硕士研究生,主要研究方向为鼠笼电机转子断条故障诊断方法研究。

E-mail:kyjlucie@163.com

祝洪宇(通信作者),博士,教授,主要研究方向为设备在线监测及故障诊断。

E-mail:zhuhongyu71@sina.cn