

# 基于RMO的感应电动机转子断条故障检测

杨梅<sup>1</sup>, 孙宏强<sup>2</sup>, 郝静<sup>3</sup>

(1. 石家庄信息工程职业学院 计算机应用系, 河北 石家庄 050035;

2. 石家庄学院 机电学院, 河北 石家庄 050035; 3. 河北

经贸大学 信息技术学院, 河北 石家庄 050061)

**摘要:** 为了克服传统基于快速傅里叶变换(FFT)的定子电流特性分析方法(MCSA)的频谱泄露问题, 提出了一种基于径向移动(RMO)算法的感应电动机转子断条故障检测方法。首先采用RMO估计定子电流中的基波分量参数, 进而构造基波表达式并将其从定子电流中滤除, 从而得到残余电流信号, 同时凸显故障特征; 然后利用RMO估计残余电流信号中幅值较大边频分量的参数并构造相应表达式, 进而将其从残余电流信号中滤除, 得到新的残余电流信号。同理可将新的残余电流信号中的另一个边频分量参数进行RMO估计。至此, 便可以获得感应电动机转子断条故障时基波以及边频分量的参数大小。最后, 通过实验验证了该方法的可行性。

**关键词:** 感应电动机; 转子断条; 径向移动算法; 故障检测

**中图分类号:** TM346 **文献标识码:** A **DOI:** 10.19457/j.1001-2095.dqcd19709

## Broken Rotor Bar Fault Detection of Induction Motors Based on RMO

YANG Mei<sup>1</sup>, SUN Hongqiang<sup>2</sup>, HAO Jing<sup>3</sup>

(1. Computer Application Department, Shijiazhuang Information Engineering Vocational College,

Shijiazhuang 050035, Hebei, China; 2. Mechanical and Electrical College, Shijiazhuang

University, Shijiazhuang 050035, Hebei, China; 3. Institute of Information Technology,

Hebei University of Economics and Business, Shijiazhuang 050061, Hebei, China)

**Abstract:** To avoid spectral leakage of the traditional motor current signature analysis (MCSA) based on fast fourier transform (FFT), a novel method to detect broken rotor bar fault of induction motor on the basis of radial movement optimization (RMO) algorithm was illustrated. Firstly, the fundamental wave parameters which estimated by RMO constructed the expression of fundamental component, and it was eliminated from stator current, and the residual current signal was obtained, which could highlight the fault feature effectively; then the band frequency component that estimated by RMO which amplitude is bigger was eliminated from residual current signal, and the new residual current signal was obtained. In the same way, the parameters of another band frequency component were obtained through RMO. Till then, the parameters of fundamental wave and band frequency components of broken rotor bar fault in induction motor were obtained. As a result, the experiment verify the feasibility of this method.

**Key words:** induction motor; broken rotor bar; radial movement optimization (RMO) algorithm; fault detection

感应电动机是日常工农业生产中重要的旋转动力设备, 有着举足轻重的作用<sup>[1-2]</sup>, 因此必须对感应电动机进行有效的状态监测。在感应电动机所有故障类型中, 转子断条是一类比较常见的故障<sup>[3]</sup>。因此, 对感应电机转子断条故障进行

及时检测十分必要。

为了检测感应电动机转子断条故障时基频 $f_1$ 以及边频分量 $(1+2s)f_1$ 的参数大小, 传统的方法是基于快速傅里叶变换 (fast fourier transform, FFT) 的定子电流特性分析 (motor current signa-

ture analysis, MCSA)<sup>[4]</sup>。但是当感应电动机拖动负载较小且存在噪声干扰与负载波动时<sup>[5-6]</sup>,一方面,由于转差率 $s$ 非常低,边频分量 $(1+2s)f_1$ 极其接近基频 $f_1$ ;另一方面,边频分量幅值较小极易被基频淹没,出现频谱泄露<sup>[7]</sup>。此时,基于FFT的MCSA方法便不能对故障特征进行准确检测。不仅如此,传统的FFT所需数据量较长,对于短时采样数据的计算精度更差。

为此,为了提高感应电动机转子断条故障检测精度, Park矢量模平方函数<sup>[8-9]</sup>、Hilbert模量<sup>[10-11]</sup>等方法被引入,该类方法均是通过对定子电流(电压)进行相应变换,从而使故障特征分量远离基频分量,以凸显故障特征。但是该类方法一方面存在交叉项多、频谱复杂的问题;另一方面,该类方法需要采集电压信号,对硬件成本造成了一定的负担。进一步,为了缩短采样时长、提高计算精度, MUSIC<sup>[12-13]</sup>、Prony<sup>[14-15]</sup>等谱估计方法也被引入,该类方法对于短数据量仍然具有较高的计算精度,但是该类方法具有的通病是需要事先对信号定阶,而阶数的选择对计算结果影响很大且不容易整定。并且, MUSIC一方面不能计算信号的幅值和相位角,同时还会因定阶不准确存在“伪峰”等问题<sup>[12]</sup>。而 Prony方法则对噪声十分敏感,对于工程应用存在一定难度。

在对定子电流进行频谱搜索时,其本质就是一个多峰函数优化问题,本文针对定子电流基波成分幅值较大、不利于故障特征提取的问题,采用了RMO进行信号参数估计。该方法不仅可以准确估计得到感应电动机转子断条故障时各频率成分的参数,而且所需数据量小、计算速度快,为感应电动机转子断条故障在线检测提供了可能。

## 1 RMO原理

Rahmani于2014年提出的RMO算法是一种不同于其他优化算法的基于群体的随机优化算法<sup>[16-17]</sup>。与其他优化算法相比较,其中代表优化问题目标解的粒子根据各自的移动速度从某一中心点向四周发射,同时利用目标函数计算各自在该位置时的适应度值,并通过比较找出最佳适应度值以及最佳位置。进而,根据本代粒子的最佳位置和全局最优解,按照一定规则确定下一代粒子的发射中心位置。以此类推,直至找到全局最优位置为止。

图1为径向移动算法原理图。

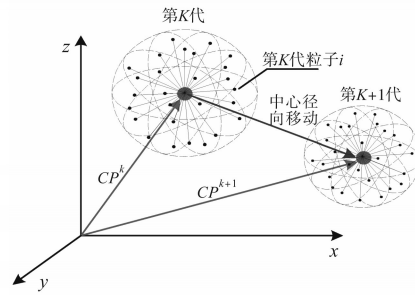


图1 径向移动算法原理图

Fig.1 The principle diagram of radial movement optimization algorithm

RMO的算法流程如下<sup>[18]</sup>:

1) 种群初始化。根据下式在搜索空间随机生成 $nop \times nod$ 的矩阵 $X_{i,j}$ :

$$X_{i,j} = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,nod} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,nod} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{nop,1} & x_{nop,2} & \cdots & x_{nop,nod} \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$X_{i,j} = X_{minj} + rand \times (X_{maxj} - X_{minj}) \quad (2)$$

式中: $nop, nod$ 分别为种群规模和解的维数, $x_{i,j}$ 为每个粒子所在位置; $[X_{minj}, X_{maxj}]$ 为每个粒子的取值范围,也即定义域; $rand$ 表示随机生成。然后计算每个粒子的适应度值,将其中适应度值最佳的位置作为粒子的初始发射中心 $CP$ ,且将该位置作为此时的全局最优位置 $G_{best}^k$ 。

2) 新粒子的产生。以上一代粒子确定的发射中心 $CP$ ,按照下式产生一个速度使第 $j$ 维的粒子都从 $CP$ 点出发且沿着 $CP$ 所在的直线上运动:

$$V_{ij}^k = (rand - 0.5) \times V_{maxj} \times \omega(k) \quad (3)$$

其中

$$V_{maxj} = \frac{X_{maxj} - X_{minj}}{k}$$

$$\omega(k) = 1 - \frac{k}{k_{max}}$$

式中: $k_{max}$ 为最大迭代的代数; $V_{ij}^k$ 为第 $k$ 次迭代中第 $i$ 维第 $j$ 个粒子的速度; $V_{maxj}$ 为第 $j$ 个粒子的最大速度; $\omega(k)$ 为惯性系数。 $\omega(k)$ 可决定达到最大迭代次数时所有粒子是否收缩于 $CP$ 这点。

粒子的位置更新公式为

$$X_{ij}^k = V_{ij}^k + CP^k \quad (4)$$

3) 适应度值计算。按照具体问题的目标函数计算每代粒子的适应度值,同时确定该代的最优位置 $R_{best}^k$ 。

4) 新中心点的生成。利用上一代最优位置 $R_{best}^k$ 及全局最优位置 $G_{best}^k$ ,确定下一代的中心点

$CP^{k+1}$ ,最后按照下式更新全局最优位置  $G_{best}^k$ :

$$CP^{k+1} = CP^k + C_1 \times (G_{best}^k - CP^k) + C_2 \times (R_{best}^k - CP^k)$$

$$k = 1, 2, \dots, k_{max}$$
(5)

式中: $C_1, C_2$ 为2个需要预先设定的常系数。

返回第2)步继续迭代寻优,直至达到最大迭代次数。

## 2 基于RMO的波形参数估计

### 2.1 基本原理

令2个非零向量  $a, b$ , 它们的点积表示为

$$a \cdot b = \|a\| \|b\| \cos\theta$$
(6)

式中: $\|\cdot\|$ 为范数; $\theta$ 为2个向量张成的夹角。

由空间解析几何可知,对于两个非零向量,当且仅当两向量平行且同向时其点积最大。

感应电动机转子断条故障时一相定子电流可表示为<sup>[19]</sup>

$$i_1(t) = I_1 \cos(2\pi f_1 t + \varphi_1) + \sum_{k=1}^N [I_{bpk} \cos(2\pi f_{bpk} t + \varphi_{bpk}) + I_{bnk} \cos(2\pi f_{bnk} t + \varphi_{bnk})]$$
(7)

式中: $I_1, f_1, \varphi_1$ 分别为定子电流中基波分量的幅值、频率和相位角; $I_{bpk}, f_{bpk}, \varphi_{bpk}$ 分别为转子断条故障时  $(1-2s)f_1$  频率分量所对应的幅值、频率和相位角; $I_{bnk}, f_{bnk}, \varphi_{bnk}$ 分别为转子断条故障时  $(1+2s)f_1$  频率分量所对应的幅值、频率和相位角。

当  $I_{bpk}, I_{bnk}$  为零时,式(7)表示正常电动机的一相定子电流信号<sup>[20]</sup>。

令一个基向量  $\hat{i}(t) = \cos(2\pi \hat{f}t + \hat{\varphi})$ , 则RMO的适应度函数可表示为

$$Fitness = \max \langle i(t), \hat{i}(t) \rangle$$
(8)

由式(8)便可以得到基波的频率估计值  $\hat{f}$  和相位角估计值  $\hat{\varphi}$ , 而基波的幅值可以由下式得到:

$$I_1 = \frac{\|i(t)\|}{\|\hat{i}(t)\|}$$
(9)

根据估计得到的基波参数便可以构造基波表达式,进而将其从原始电流信号中滤除。

### 2.2 仿真实证

为了便于比较,本文的仿真数据设置均与文献[20]相同。经过多次试验,RMO的参数设置为: $C_1=0.7, C_2=0.8$ ,种群规模30,迭代次数100。参数估计结果如表1所示。

表1 基波参数估计结果

Tab.1 Estimation results of fundamental parameters				
算法	$I_1/A$	$f_1/Hz$	$\varphi_1/rad$	收敛/代
RMO	10.004 0	50.000 0	0.789 5	8
SM-BBPSO	9.990 0	50.000 0	0.780 0	13
实际值	10.000 0	50.000 0	$\pi/4$	—

由表1可知,相比文献[20]采用的SM-BBPSO方法,本文采用的RMO对基波参数有着更加精确的估计结果,是一种比较好的基波参数估计方法。同时,在收敛速度上,RMO明显比SM-BBPSO迭代次数少、速度快,这正是该算法相比于其他优化算法的优势所在。

图2、图3分别为包含基波成分和剔除基波成分之后的定子电流频谱图。通过2者的对比可知,通过RMO剔除基波成分之后可以更好地凸显故障特征,为下一步进行准确地故障特征提取创造了良好条件。

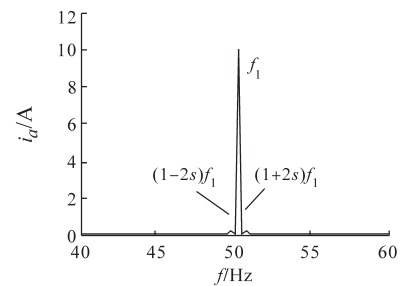


图2 模拟定子电流频谱

Fig.2 Current spectrum of simulation stator

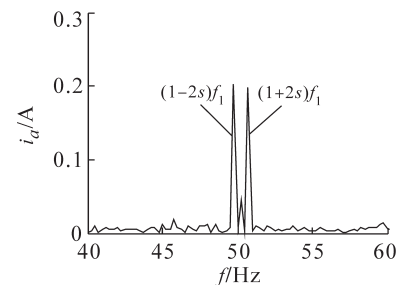


图3 剔除基波后模拟定子电流频谱

Fig.3 Current spectrum of simulation stator after removing fundamental wave

## 3 实例验证

实验用电机为Y90S-4三相异步电动机,同步转速1500 r/min,极对数2,空载时转差率约0.04,满载时约0.07。电机的具体参数如下:额定功率  $P_n=1.1 kW$ ,额定电压  $U_n=380 V$ ,额定电流  $I_n=2.7 A$ ,额定转速1400 r/min,转子导条根数为32。

定子电流采样频率为1000 Hz,采样点数为

2 000。分别采集转子完好空载、转子完好满载、转子断条空载和转子断条满载4种状态下感应电动机一相定子电流,并采用第2节所提方法对信号参数进行估计。RMO参数设置与仿真时相同。基波参数估计结果如表2所示,相应频谱如图4~图9所示。由表2可知,RMO对定子电流基波参数估计具有较高精度。

表2 基波参数估计结果

Tab.2 Estimation results of fundamental parameters

状态	频率/Hz	幅值/A	相位/rad
正常+空载	49.970 8	2.647 7	-2.285 1
正常+满载	49.972 2	3.613 3	-2.717 5
断条+空载	50.014 5	2.890 5	1.742 3
断条+满载	50.023 4	3.696 3	-1.161 8

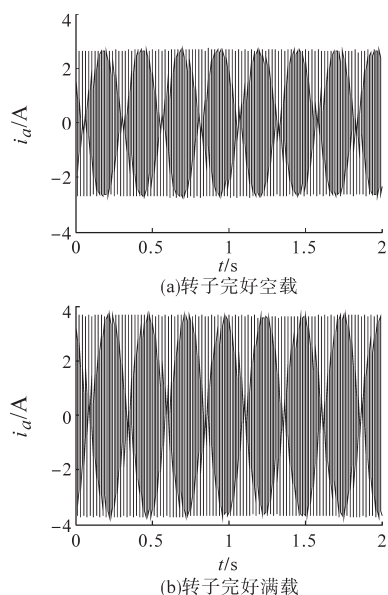


图4 转子完好电机定子电流

Fig.4 Stator current of rotor intact motor

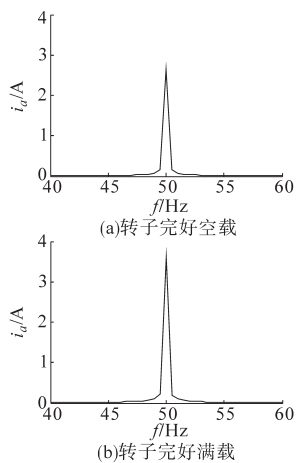


图5 转子完好电机定子含基波电流频谱  
Fig.5 Stator current spectrum of rotor intact rotor with fundamental wave

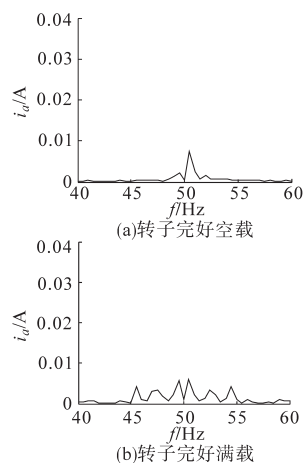


图6 转子完好电机定子不含基波电流频谱  
Fig.6 fundamental wave without stator current spectrum of rotor intact rotor

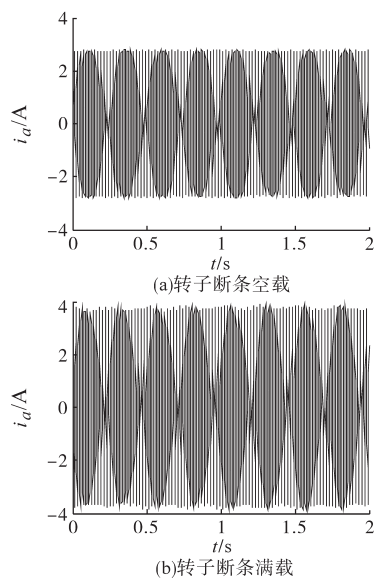


图7 转子断条电机定子电流

Fig.7 Stator current of rotor broken bar motor

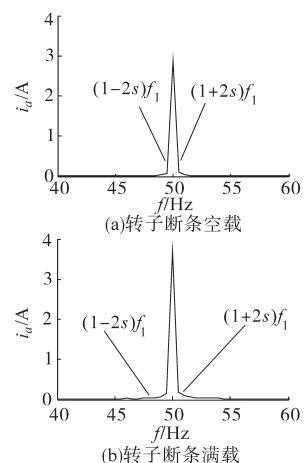


图8 转子断条电机定子含基波电流频谱  
Fig.8 Fundamental wave current spectrum of rotor stator broken rotor motor stator

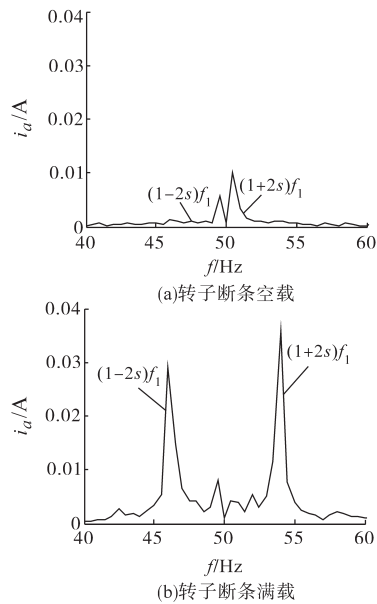


图9 转子断条电机定子不含基波电流频谱  
Fig.9 Current spectrum of rotor bar breaking motor stator without fundamental wave

由以上各图可知,RMO对定子转子完好以及断条故障情况下感应电机定子电流基波参数具有较好的估计结果,然后利用估计结果构造基波信号并将其从定子电流中剔除,由此便可以凸显故障特征,避免边频分量被基波信号淹没。

为了进一步确定故障特征分量的参数,对剔除基波之后的定子电流采用第2节所提方法,可以得到不含基波成分电流中幅值较大的那个边频分量参数。进而,再一次将该边频分量滤除,并再利用第2节方法估计另外一个幅值较小的边频分量的参数。至此,我们便可以得到感应电动机转子断条故障下基波 $f_1$ 以及 $(1\pm 2s)f_1$ 分量的参数。因此,基于RMO的感应电动机转子断条故障检测方法流程如下:

- 1) 利用RMO估计定子电流 $i_a$ 的基波参数,并将其从定子电流 $i_a$ 中滤除,得到不含基波成分的残余电流信号 $i_{c1}$ ;
- 2) 然后利用RMO估计残余信号中幅值较大的边频分量参数,并将其滤除,从而得到残余信号 $i_{c2}$ ;
- 3) 再次利用RMO估计残余信号 $i_{c2}$ 中剩余边频分量的参数,将其滤除,得到残余信号 $i_{c3}$ 。
- 4) 根据前3步检测得到的基波 $f_1$ 以及 $(1\pm 2s)f_1$ 分量的参数大小判断电机状态。

根据以上步骤,对断条状况下的定子电流边频分量进行参数估计,其结果如表3所示,相应情

况下的频谱图如图10所示。

表3 边频分量参数估计结果

Tab.3 Side frequency component parameters estimation result

状态	边频分量	频率/Hz	幅值/A	相位/rad
断条+空载	$(1-2s)f_1$	49.522 5	0.005 5	1.563 0
	$(1+2s)f_1$	50.438 3	0.010 5	0.288 7
断条+满载	$(1-2s)f_1$	46.157 5	0.034 1	-2.166 9
	$(1+2s)f_1$	53.876 3	0.039 8	-1.653 5

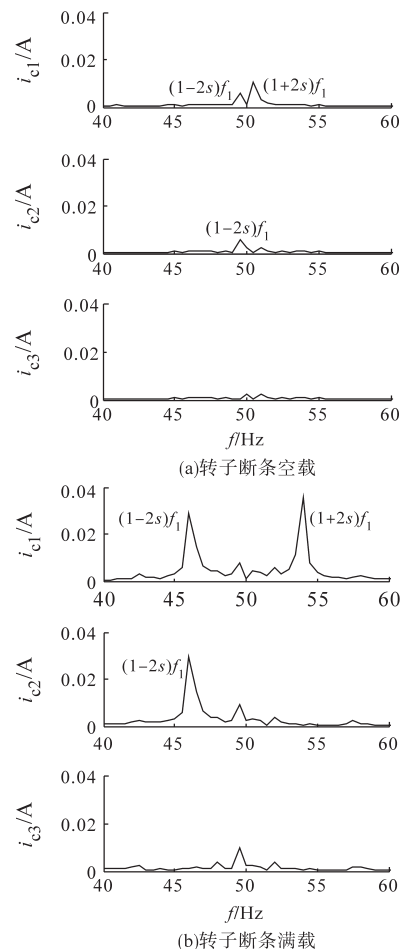


图10 残余电流信号FFT频谱  
Fig.10 FFT spectrum of residual current signal

由图10可知,剔除基波之后的定子电流可以很好地凸显故障特征,且基于RMO的信号参数估计方法可以准确估计各个特征分量的相关参数。

由表3可知,利用RMO不仅可以准确估计定子电流基波参数,进一步还可以估计各边频分量的参数大小。

#### 4 结论

本文提出一种基于RMO的感应电动机转子

断条故障检测方法,经过仿真和实验验证可以得出如下结论:

1)RMO可以准确计算定子电流基频信号参数,滤除基频成分的定子电流可以更好地凸显故障特征,克服了传统FFT方法的频谱泄露问题;

2)文中定子电流采样频率1 kHz,采样时长2 s,因此所提方法所需数据量少,计算误差小,为感应电动机转子断条故障在线检测提供了可能;

3)RMO对上一代粒子的位置不需要记忆和存储,而是只需要计算发射中心CP,故该方法节省了存储空间,节约了硬件成本,且收敛速度快、计算精度高;

4)基于RMO的感应电动机转子断条故障检测是有效的、可行的。

#### 参考文献

- [1] 沈标正. 电机故障诊断技术[M]. 北京:机械工业出版社, 1996.
- [2] 马宏忠. 电机状态监测与故障诊断[M]. 北京:机械工业出版社, 2008.
- [3] Deleroi W. Broken Bar in a Squirrel-cage Rotor of an Induction Motor[J]. Archive for Electrical Engineering, 1984, 67(3):141-149.
- [4] 许伯强,孙丽玲,李和明. 基于高频率分辨力谱估计技术与优化算法的异步电动机转子故障检测新方法[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(3):140-147.
- [5] 许伯强,孙丽玲,李和明. 基于多重信号分类与模式搜索算法的笼型异步电动机转子断条故障检测新方法[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(9):93-99.
- [6] 许伯强,朱明飞. 基于精简四阶累积量MUSIC与混合遗传算法的笼型异步电动机转子断条故障检测新方法[J]. 电机与控制应用, 2016, 43(7):73-80, 85.
- [7] 侯新国,吴正国,夏立,等. 瞬时功率分解算法在感应电机定子故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(5):112-117.
- [8] 蒋建东,蔡泽祥. 用Park变换方法检测感应电动机转子故障[J]. 电力自动化设备, 2004, 24(5):55-56.
- [9] 邵英. 采用Park变换感应电机转子复合故障检测[J]. 电机与控制学报, 2010, 14(3):57-61.
- [10] 刘振兴,尹项根,张哲. 基于Hilbert模量频谱分析的异步电动机转子故障在线监测与诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(7):158-161.
- [11] 马宏忠,姚华阳,黎华敏. 基于Hilbert模量频谱分析的异步电动机转子断条故障研究[J]. 电机与控制学报, 2009, 13(3):371-376.
- [12] Arabac H, Bilgin O. Automatic Detection and Classification of Rotor Cage Faults in Squirrel Cage Induction Motor[J]. Neural Computing & Applications, 2010, 19(5):713-723.
- [13] 孙丽玲,许伯强,李志远. 基于MUSIC与SAA的笼型异步电动机转子断条故障检测[J]. 电工技术学报, 2012, 12(27):205-212.
- [14] Yahia K, Sahraoui M, Marques Cardoso A J, et al. The Use of a Modified Prony's Method to Detect the Airgap-eccentricity Occurrence in Induction Motors[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2016, 52(5):3869-3877.
- [15] Sahraoui M, Cardoso A J M, Ghoggal A. The Use of a Modified Prony Method to Track the Broken Rotor Bar Characteristic Frequencies and Amplitudes in Three-phase Induction Motors[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2015, 51(3):2136-2147.
- [16] Rahmani R, Yusof R. A New Simple, Fast and Efficient Algorithm for Global Optimization over Continuous Search-space Problems[J]. Applied Mathematics & Computation, 2014, 248:287-300.
- [17] 刘文涛,张容畅,董雨欣,等. 一种新型算法在光伏最大功率跟踪中应用[J]. 电测与仪表, 2018, 55(1):72-77.
- [18] 潘卓夫,金亮星,陈文胜. 边坡稳定性分析改进的径向移动算法研究[J]. 岩土力学, 2016, 37(7):2079-2084.
- [19] 张建文. 电气设备故障诊断技术[M]. 北京:中国水利水电出版社, 2006.
- [20] 王攀攀,史丽萍,张勇,等. 采用一种混合骨干微粒群优化算法的感应电机转子断条故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(30):73-81.

收稿日期:2018-11-19

修改稿日期:2019-02-15