

基于 SA-PSO 算法的异步电动机参数辨识

吴立泉, 刘永强, 梁兆文, 李卓敏, 邵思语
(华南理工大学 电力学院, 广东 广州 510000)

摘要: 异步电动机等效电路参数的准确辨识对电动机的控制具有重要作用, 同时, 等效电路参数的变化可以反映电动机的运行状态, 故参数辨识也被运用到电机故障诊断中。将现代最优化算法应用到三相异步电动机的等效电路参数辨识中。通过将粒子群优化算法 (PSO) 和模拟退火算法 (SA) 相结合, 可以准确有效地对异步电动机的 6 个等效参数进行辨识, 与遗传算法相比, SA-PSO 算法易于实现且收敛速度快。算法采用考虑铁耗的异步电机 $d-q$ 坐标系下的模型来实现, 将温度对电阻参数的影响考虑在内。通过算例证明了算法能够有效地对电机参数进行辨识及跟踪电阻的变化。

关键词: 异步电动机; 参数辨识; 粒子群优化算法; 模拟退火算法

中图分类号: TM 343 文献标志码: A 文章编号: 1673-6540(2019)05-0041-06

Parameter Identification of Asynchronous Motor Based on SA-PSO Algorithm

WU Liqun, LIU Yongqiang, LIANG Zhaowen, LI Zhuomin, SHAO Siyu
(School of Electric Power, South China University of Technology, Guangzhou 510000, China)

Abstract: The accurate identification of the equivalent circuit parameters of the asynchronous motor played an important role in motor control. At the same time, the variation of the equivalent circuit parameters could reflect the running state of the motor, so the parameter identification was also applied to the motor fault diagnosis. The modern optimization algorithm was applied to the equivalent circuit parameter identification of three-phase asynchronous motor. By combining particle swarm optimization PSO algorithm with simulated annealing (SA) algorithm, six equivalent parameters of asynchronous motor could be identified accurately and effectively. Compared with genetic algorithm, the proposed algorithm was easier to implement and converged more rapidly. The algorithm was implemented by using the model in $d-q$ coordinate system of asynchronous motor considering iron loss. Taking into account the influence of temperature on the resistance parameters, the algorithm was proved to be effective in identifying the motor parameters and tracking resistance changes through examples.

Key words: asynchronous motor; parameter identification; particle swarm optimization algorithm (PSO); simulated annealing algorithm (SA)

0 引言

异步电动机作为主要的用电负荷, 消耗的电量约占全国总用电量的 60%。因此, 对异步电动机控制、节能和故障诊断等方面进行研究和

改善, 将会对异步电动机的应用和社会发展产生积极的影响。要实现对异步电动机的高性能控制^[1]和能效计算^[2-3], 需要准确获取异步电动机等效电路参数, 同时, 异步电动机等效电路参数的变化可以反映电机的运行状态, 以此作为

作者简介: 吴立泉 (1996—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电机参数辨识和电机能效管理。

刘永强 (1961—), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为电能质量检测与控制、用于供电系统的成套电力电子装置、嵌入式技术在电力系统中的应用。

梁兆文 (1989—), 男, 博士研究生, 研究方向为非侵入式负荷识别与分解、数据挖掘。

依据可对电机进行故障诊断分析^[4]。因此,对电机等效电路参数进行准确辨识是实现电机高性能控制、能效管理和故障诊断的前提和关键。传统参数试验方法是通过空载试验和堵转试验来获得电机参数,所得到的电机参数精度不高,不能满足当下对电机的高性能要求,并且不能实现在线辨识。在电机参数辨识方面研究人员进行了大量研究,提出了多种参数辨识方法。文献[5-7]利用最小二乘法递推算法对电机转子时间常数、定子电感、定子电阻、漏感系数和转子电阻进行了辨识。文献[8]将滑模观测器法应用到异步电机参数辨识中,通过2个复合滑模面利用等效控制的原理对异步电动机转子电阻和转子时间常数进行了在线辨识。文献[9]研究了一种基于无功功率的模型参考自适应转子时间常数在线辨识方法。文献[10-11]则用模型参考自适应方法对永磁同步电机定子电阻和电感进行辨识。文献[12]在卡尔曼滤波的基础上提出扩展卡尔曼滤波,对电机参数进行了辨识。文献[13]提出一种非侵入式的方法,利用电动机起动电流在某些时段具有稳态电流圆图的特征来进行参数辨识,但对长期持续运行的电机进行参数辨识存在一定局限性。随着进化算法的提出,遗传算法^[14-15]和粒子群优化算法(PSO)^[16]被运用于电机参数辨识。传统遗传算法易早熟,需调整的参数较多,局部寻优能力较弱。文献[17]对传统的遗传算法进行改进,旨在解决算法早熟问题并提高算法局部搜索能力,但算法收敛速度较慢和需调整的参数多的问题尚未解决。文献[18]则对量子 PSO 进行改进,引入混沌理论与变异以增加种群多样性。

上述文献进行参数辨识主要是用于电机的控制,除了文献[15],其余方法在考虑电机模型时均忽略了励磁电阻,但励磁电阻的异常变化能有效反映电机的故障,如定子铁心的故障会造成励磁电阻的异常变化,同时,进行电机能效计算时铁耗不可忽略。因此,本文采用考虑励磁电阻的 d - q 坐标系数学模型对电机进行建模。通过将 PSO 和模拟退火算法(SA)相结合,使 SA-PSO 算法既具有 PSO 收敛快和需调整参数少的特点,又增加了算法的随机性,有效避免 PSO 陷入局部最优。运用 SA-PSO 算法对异步电机的 6 个等效电路参

数进行在线辨识,获得等效电路参数变化的信息,为进一步评估电机运行状态、对电机进行故障诊断和能效计算提供了依据。同时,将温度对电阻的影响考虑在内,仿真验证了 SA-PSO 算法对电机参数进行跟踪辨识的有效性。

1 算法原理

1.1 粒子群优化算法

PSO^[19]采用速度-位置搜索模型。在 PSO 中,每个优化问题的潜在解都是搜索空间中的一个粒子。所有的粒子均有一个由被优化的函数所决定的适应值,每个粒子还有一个速度决定飞翔的方向和距离。在每一次迭代中,粒子通过跟踪 2 个最优解来更新自己的位置:(1)当前粒子本身所找到的最优解,称之为个体最优解 P_{best} ; (2)当前整个种群所找到的最优解 g_{best} ,称之为当前的全局最优解。每一次迭代均更新粒子的个体最优解和当前全局最优解,通过迭代不断更新粒子的位置,可以在搜索空间内找到优化问题的全局最优解。

设粒子 i 的位置为 $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}]^T$, 速度为 $V_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{im}]^T$, m 为解空间的维数;第 j 次迭代种群的个体最优解表示为 $P_{best}^j = [P_{best1}^j, P_{best2}^j, \dots, P_{bestn}^j]$, n 为种群中粒子的个数;第 j 次迭代种群的全局最优解表示为 g_{best}^j 。

每次迭代粒子根据式(1)更新位置:

$$\begin{cases} V_i^{j+1} = \omega \cdot V_i^j + c_1 \cdot \text{rand}() \cdot [P_{besti}^j - X_i^j] + \\ \quad c_2 \cdot \text{rand}() \cdot [g_{best}^j - X_i^j] \\ X_i^{j+1} = X_i^j + V_i^{j+1} \end{cases} \quad (1)$$

式中: ω ——惯性权重;

c_1, c_2 ——学习因子。

每次迭代 V_i 均会被限制在预先设置的范围 $[-V_{max}, V_{max}]$ 之内,其中: V_{max} 为粒子的最大飞行速度。 ω 可为恒值也可随着迭代次数而变化,变化方式可为线性变化也可为非线性变化。目前,采用较多的惯性权重变化策略是按式(2)线性递减:

$$\omega = \omega_{max} - (\omega_{max} - \omega_{min}) \frac{N}{N_{max}} \quad (2)$$

式中: ω_{max} ——刚开始的惯性权重;

ω_{min} ——最大迭代次数时的惯性权重;

N ——当前的迭代次数;

$N_{\max}$ ——最大迭代次数。

1.2 模拟退火算法

SA^[20]是一种启发式算法,将局部搜索算法扩展为全局搜索算法。SA的核心思想是每次迭代以一定的概率接受新状态。具体而言,在温度 T ,由当前状态 i 产生新状态 j ,两者的能量分别为 E_i 和 E_j ,若 $E_j < E_i$,则接受新状态,否则,计算概率:

$$p_{ij} = e^{-\frac{E_j - E_i}{T}} \quad (3)$$

若 p_{ij} 大于 $[0, 1)$ 区间内的随机数,则接受新状态 E_j 为当前状态;反之,继续保持 E_i 为当前状态。按这种方法依次迭代,可以模拟系统在温度 T 下逐渐趋于平衡态的过程,以及系统状态的平衡分布。从式(3)可以看出,采样过程在高温下以较大的概率接受与当前状态能量差较大的、能量高于现状态的新状态,而在低温下基本以较小的概率接受与当前状态能量差较小的、能量高于现状态的新状态,在温度趋于零时,不能接受比当前状态高的新状态。

1.3 SA-PSO 算法

鉴于 PSO 全局寻优能力较弱,考虑到 SA 在温度较高时有一定概率接受函数适应值比当前大的值作为新状态,从而跳出局部最优,因此将 SA 和 PSO 相结合,以提高 PSO 的全局寻优能力。随机搜索可增加算法的灵活性,确定性算法只有在在进行穷举搜索或在附加的假设条件下才能保证找到全局最优解,而几乎所有的随机算法在概率意义下均能渐近收敛到全局最优解。SA 的引入增加了前期搜索的随机性,使算法后期能够更好地收敛到全局最优。

2 基于 SA-PSO 的异步电机参数辨识

2.1 异步电机模型

由文献[21]可得异步电机状态方程为

$$p \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \\ i_{dm} \\ i_{qm} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & 0 & a_{15} & 0 \\ a_{21} & a_{22} & 0 & a_{24} & 0 & a_{26} \\ a_{31} & 0 & a_{33} & a_{34} & a_{35} & a_{36} \\ 0 & a_{42} & a_{43} & a_{44} & a_{45} & a_{46} \\ a_{51} & 0 & a_{53} & 0 & a_{55} & a_{56} \\ 0 & a_{62} & 0 & a_{64} & a_{65} & a_{66} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \\ i_{dm} \\ i_{qm} \end{bmatrix} +$$

$$\frac{1}{L_{\delta s}} \begin{bmatrix} U_{ds} \\ U_{qs} \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$p\omega_r = \frac{p_n}{J} \left\{ \frac{p_n L_m}{L_r} [(i_{dr} i_{qm} - i_{qr} i_{dm}) L_{\delta r} + (i_{qm} i_{dr} - i_{dm} i_{qr}) L_m] - T_m \right\} \quad (5)$$

$$\left\{ \begin{aligned} a_{11} &= a_{22} = -\frac{R_s + R_m}{L_{\delta s}} \\ a_{12} &= -a_{21} = a_{56} = -a_{65} = \omega \\ a_{13} &= -a_{15} = a_{24} = -a_{26} = -\frac{R_m}{L_{\delta s}} \\ a_{31} &= -a_{35} = a_{42} = -a_{46} = -\frac{R_m}{L_{\delta r}} \\ a_{33} &= a_{44} = -\frac{R_r + R_m}{L_{\delta r}} \\ a_{34} &= -a_{43} = \omega - \omega_r \\ a_{36} &= -a_{45} = -\frac{\omega_r L_m}{L_{\delta r}} \\ a_{51} &= a_{53} = -a_{55} = a_{62} = a_{64} = -a_{66} = \frac{R_m}{L_m} \end{aligned} \right. \quad (6)$$

式中: p ——微分算子;

i_{ds} 、 i_{dr} 、 i_{dm} ——定子 d 轴电流、转子 d 轴电流和励磁 d 轴电流;

i_{qs} 、 i_{qr} 、 i_{qm} ——定子 q 轴电流、转子 q 轴电流和励磁 q 轴电流;

R_s 、 R_r 、 R_m ——定子电阻、转子电阻和励磁电阻;

$L_{\delta s}$ 、 $L_{\delta r}$ 、 L_m ——定子漏感、转子漏感和励磁电感;

L_r ——转子电感, $L_r = L_{\delta r} + L_m$;

ω ——定子侧旋转磁场的电角速度;

ω_r ——转子的电角速度;

p_n ——极对数;

J ——转动惯量;

T_m ——负载转矩;

U_{ds} 、 U_{qs} ——定子 d 、 q 轴电压。

式(4)~式(6)的所有量均为折算到一次侧

的值。

2.2 电机参数辨识步骤

获取异步电机定子三相电压电流信号, 分别进行 d - q 变换后得到 U_{ds} 和 U_{qs} 、 i_{ds} 和 i_{qs} , 将电流与相对应的电角速度 $\dot{\omega}_r$ 组合得到实际测量结果 $\bar{y} = [i_{ds}, i_{qs}, \dot{\omega}_r]^T$ 。设 $x = [R_{sm}, R_{rm}, R_m, X_{\delta s}, X_{\delta r}, X_m]^T$, $y = [i_{ds}, i_{qs}, \dot{\omega}_r]^T$, 其中 $R_{sm} = R_s + R_m$, $R_{rm} = R_r + R_m$, $X_{\delta s}$ 、 $X_{\delta r}$ 、 X_m 分别为定子漏电抗、转子漏电抗和励磁电抗。运用 SA-PSO 进行电机参数辨识的步骤如下

(1) 初始化粒子群参数矢量 $\theta = [x_1^0, x_2^0, \dots, x_n^0]$ 。

(2) 将 $x_i^j (i=1, 2, \dots, n)$ 代入式(4)求出 y_i^j , 计算 y_i^j 和实际测量结果 $\bar{y}$ 之间的误差:

$$E_i^j(t_k) = \bar{y}(t_k) - y_i^j(t_k) \quad (7)$$

式中: k ——采样的点数, $k=1, 2, \dots, T_N$ 。

(3) 求粒子 x_i^j 的目标函数适应值:

$$Y_i^j = \sqrt{\sum_{k=1}^{T_N} E_i^j(t_k)^T \cdot E_i^j(t_k)}, i=1, 2, \dots, n \quad (8)$$

(4) 确定当前每个粒子的个体最优位置 P_{besti}^j 和当前的全局最优位置 g_{besti}^j , 并根据式(1)更新粒子位置得到 x_i^{j+1} 。

(5) 求出粒子 x_i^{j+1} 的目标函数适应值:

$$Y_i^{j+1} = \sqrt{\sum_{k=1}^{T_N} E_i^{j+1}(t_k)^T \cdot E_i^{j+1}(t_k)} \quad (9)$$

(6) 用 Metropolis 原则判断算法是否接受新的粒子状态:

$$\Delta Y = Y_i^{j+1} - Y_i^j$$

$$p(\Delta Y, T) = \begin{cases} 1, & \Delta Y \leq 0 \\ e^{-\frac{\Delta Y}{T}}, & \Delta Y > 0 \end{cases} \quad (10)$$

$p(\Delta Y, T) = 1$ 时接受, $P_{besti}^{j+1} = x_i^{j+1}$ 。否则, 在 0~1 间产生一个随机数 ε 。若 $p(\Delta Y, T) > \varepsilon$, 则接受; 反之, 则拒绝。

(7) 计算退火温度:

$$T = \frac{N - i_{ter}}{N} \cdot T_{max} \quad (11)$$

式中: N ——迭代次数;

i_{ter} ——当前的迭代次数;

T_{max} ——初始温度。

同时迭代次数加 1。

(8) 判断是否达到终止条件。若是, 则输出最优解; 不是, 则转步骤(4)继续迭代。

3 仿真实验

对某供水中心 1 台型号为 Y315S-4 的电机运用 SA-PSO 算法进行参数辨识。已知电机参数为: $P_N = 110 \text{ kW}$, $R_s = 0.01 \Omega$, $R_r = 0.0686 \Omega$, $R_m = 74.8732 \Omega$, $L_s = 0.067 \text{ H}$, $L_r = 0.0673 \text{ H}$, $L_m = 0.0664 \text{ H}$ 。电机电气参数的测量与处理采用广州贯行电能技术有限公司的 CEIU-S-01 高级智能量测单元和智能用电管理单元 SIMU-S-01。CEIU 具备双向通信功能, 能够与高级量测体系 (AMI) 直接对接, 并能实现准确的常规电气参量及电能质量 6 项指标监测, 可实现波形召测和高次谐波分解。SIMU 是具备双向通信、数据缓冲和智能运算能力的嵌入式系统。整个验证步骤如图 1 所示。



图 1 验证步骤

对电机进行三相电压电流采集, 可得波形如图 2 和图 3 所示。

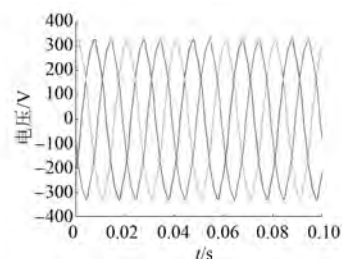


图 2 电机三相电压值

Y315S-4 电机等效电路参数的辨识情况如图 4、图 5 所示。

电机 6 个等效电路参数的辨识结果如表 1 所示。

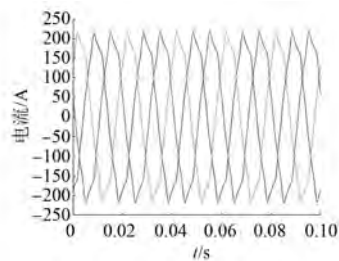


图3 电机三相电流值

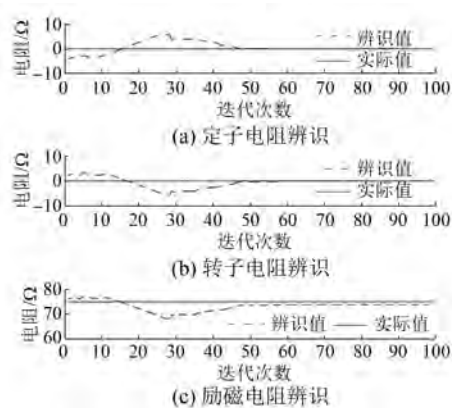


图4 电阻辨识

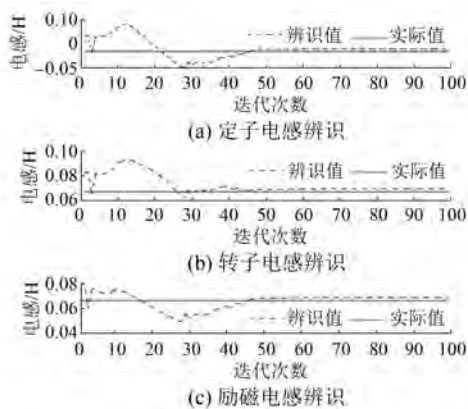


图5 电感辨识

表 1 电机参数辨识结果

参数名称	实际值	辨识值 P	误差/%
定子电阻 R_s/Ω	0.010 0	0.009 8	-2.00
转子电阻 R_r/Ω	0.068 6	0.072 0	4.96
励磁电阻 R_m/Ω	74.873 2	73.794 7	-1.44
定子电感 L_s/H	0.067 0	0.069 7	4.03
转子电感 L_r/H	0.067 3	0.069 8	3.70
励磁电感 L_m/H	0.066 4	0.069 1	4.10

运用 PSO 和 SA-PSO 算法分别对电机参数进行 3 次辨识,辨识结果如表 2、表 3 所示。

表 2 3 次 PSO 辨识结果

参数名称	R_s/Ω	R_r/Ω	R_m/Ω	L_s/H	L_r/H	L_m/H
实际值	0.010 0	0.068 6	74.873 2	0.067 0	0.067 3	0.066 4
1	0.009 3	0.073 8	71.745 8	0.071 7	0.071 7	0.071 1
2	0.010 5	0.072 8	77.299 7	0.069 8	0.069 6	0.069 0
3	0.010 4	0.064 1	77.421 9	0.069 0	0.068 7	0.068 1

表 3 3 次 SA-PSO 辨识结果

参数名称	R_s/Ω	R_r/Ω	R_m/Ω	L_s/H	L_r/H	L_m/H
实际值	0.010 0	0.068 6	74.873 2	0.067 0	0.067 3	0.066 4
1	0.009 8	0.072 0	73.794 7	0.069 7	0.069 8	0.069 1
2	0.009 6	0.064 7	73.651 7	0.064 0	0.064 3	0.063 3
3	0.010 6	0.070 6	77.688 1	0.066 6	0.066 3	0.065 7

对 3 次辨识结果求平均误差,PSO 和 SA-PSO 辨识误差分别如表 4 所示。

表 4 3 次辨识结果平均误差 %

参数名称	R_s	R_r	R_m	L_s	L_r	L_m
PSO	5.33	6.75	3.61	4.73	4.01	4.52
SA-PSO	4.00	4.52	2.28	3.03	3.22	3.26

实际中考虑到电阻随温度变化而变化,故引入电阻随温度变化的公式:

$$R' = R(1 + \alpha t) \tag{12}$$

式中: R' ——电阻温度为 t' 时的电阻值;

R ——常温下的测量电阻;

t ——电阻温度与常温的差值, $t > 0$;

α ——电阻温度系数。

为了检验 SA-PSO 算法对电阻变化的灵敏性,对 1 台 $P_N = 10\text{ kW}$ 、 $U_N = 380\text{ V}$ 、 $R_s = 1.375\text{ }\Omega$ 、 $L_s = 0.270\text{ 635 H}$ 、 $R_r = 1.047\text{ }\Omega$ 、 $L_r = 0.276\text{ 9 H}$ 、 $R_m = 8.34\text{ }\Omega$ 、 $L_m = 0.262\text{ 9 H}$ 、 $p_n = 2$ 、 $J = 0.02\text{ kg}\cdot\text{m}^2$ 的电机进行仿真验证。每隔一定时间采样一组数据进行电机参数辨识,共取 60 组数据,可得一段时间内的电机参数辨识情况,如图 6~图 8 所示。

由上述辨识结果可知,SA-PSO 算法能有效辨

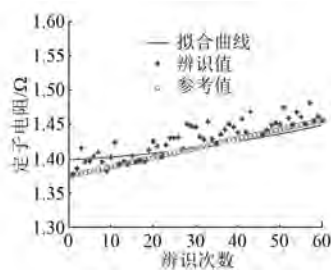


图6 定子电阻辨识情况

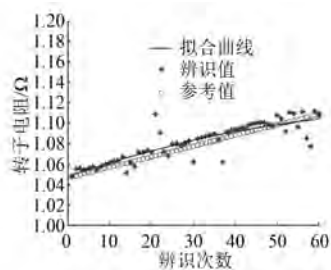


图7 转子电阻辨识情况

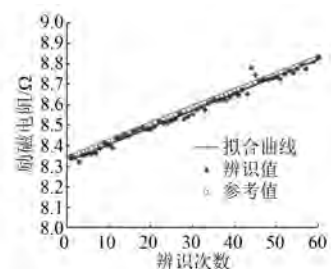


图8 励磁电阻辨识情况

识出随温度逐渐升高的电阻值。通过将拟合的曲线和参考曲线进行对比,表明辨识结果能反映一段时间内电阻的变化。

4 结 语

本文通过将SA与PSO相结合,对异步电动机的等效电路参数进行了有效的辨识,在电压电流不是严格三相对称正弦波的情况下依然可以保证辨识结果的有效性。通过将SA-PSO算法和PSO相比较,可得SA-PSO算法在辨识精度上优于PSO。在考虑温度对电阻阻值影响的情况下,SA-PSO算法能够有效跟踪电阻阻值变化,可以实现电机参数在线辨识,对电机运行状态进行监测,从而为电机故障诊断和能效计算提供依据。

【参考文献】

- [1] 李欣月.三相异步电机的参数辨识研究[D].西安:西安科技大学,2018.
- [2] 金梅,侯楚林.基于损耗模型的感应电机效率优化控制研究[J].电测与仪表,2010,47(12): 27.
- [3] 葛苏鞍,帕尔哈提·阿布都克里木,赵海森,等.用于系统能效动态评估的异步电机参数辨识[J].华北电力大学学报(自然科学版),2014,41(5): 62.
- [4] 魏臻珠,蒋建东,蔡泽祥.基于等效电路参数的异步电动机内部故障仿真[J].电力自动化设备,2005,25(9): 50.
- [5] 李建军,盛洁波,王翠,等.异步电机定转子参数的辨识方法研究[J].电工技术学报,2006,21(1): 70.
- [6] 杜中兰,赵海森,刘晓芳,等.基于 $dq0$ 坐标系的异步电机等效电路参数在线辨识方法研究[J].华北电力大学学报(自然科学版),2013,40(3): 30.
- [7] 董召强,徐秋霞,高瑾.基于最小二乘法和硬件在环平台的永磁同步电机参数辨识[J].电机与控制应用,2017,44(6): 57.
- [8] PROCA A B, KEYHANI A. Sliding-mode flux observer with online rotor parameter estimation for induction motors[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2007, 54(2): 716.
- [9] 王高林,杨荣峰,张家院,等.一种感应电机转子时间常数MRAS的在线辨识方法[J].电工技术学报,2012,27(4): 48.
- [10] 陈再发,刘彦呈,卢亨宇.船舶推进永磁同步电机参数在线辨识方法研究[J].电机与控制应用,2018,45(10): 66.
- [11] 储建华,于霜,魏海峰.基于稳态欠秩方程的永磁同步电机多参数并行辨识[J].电机与控制应用,2018,45(1): 57.
- [12] BARUT M, BOGOSYAN S, GOKASAN M. Switching EKF technique for rotor and stator resistance estimation in speed sensorless control of IMs[J]. Energy Conversion and Management, 2007, 48(12): 3120.
- [13] 余贻鑫,黎鹏,郭金川.非侵入式感应电动机参数辨识[J].天津大学学报,2008,41(11): 1269.
- [14] 黄开胜,童怀,郑泰胜,等.遗传算法在异步电动机动态模型参数识别中的应用[J].中国电机工程学报,2000,20(8): 38.
- [15] 李洁,杜茜,宋海军,等.考虑铁损的异步电机参数辨识实验研究[J].电工技术学报,2014,29(3): 89.

(下转第77页)

机的二惯性特征,也会产生无数种变量组合的情况。因此,系统的 PID 参数整定是一个复杂与庞大的工程。

本文基于电机的二惯性特征对控制信号的速度响应进行了研究。找出了针对二惯性特征的最佳响应调节规律。所得出的最佳阻尼曲线,对实际应用有一定的指导意义,可以指定参数所在的大致范围,只需在一个较小的范围内寻找参数即可,可以有效缩短参数调节的时间。

【参考文献】

- [1] 卢泽生.控制理论及其应用[M].北京:高等教育出版社,2009.
- [2] 段力学.PID 参数整定方法分类与概述[J].现代计算机(专业版),2012(7): 23.
- [3] 陶永华.新型 PID 控制及其应用——第一讲 PID 控制原理和自整定策略[J].工业仪表与自动化装置,1997(4): 60.
- [4] 王耀辉,强天伟.PID 控制原理简析[J].洁净与空调技术,2013,10(3): 79.
- [5] 符晓玲,姜波.基于 DSP 的数字 PID 控制器设计[J].现代电子技术,2007(7): 129.
- [6] 周慧龙.模糊滑模变结构控制在永磁同步电机中的应用[D].南京:南京航空航天大学,2018.
- [7] 高永军,王雷.永磁同步电机控制技术研究及应用[J].铁道机车与动车,2018(7): 28.
- [8] 邹凌,孙玉强,孙琦.基于卡尔曼滤波器的 PID 控制仿真研究[J].微计算机信息,2007(16): 79.
- [9] 窦艳艳,钱蕾,冯金龙.基于 MATLAB 的模糊 PID 控制系统设计及仿真[J].电子科技,2015,28(2): 119.
- [10] 吴宏鑫,沈少萍.PID 控制的应用与理论依据[J].控制工程,2003(1): 37.
- [11] 石振华.PID 的自整定控制及其研究[D].包头:内蒙古科技大学,2008.
- [12] 王蕾,宋文忠.PID 控制[J].自动化仪表,2004,25(4): 1.
- [13] 潘博,孙京,于登云.柔性关节空间机械臂建模、控制与仿真[J].系统仿真学报,2010,22(8): 1826.
- [14] 景包睿.二自由度机械臂建模与控制研究[D].昆明:昆明理工大学,2017.
- [15] 龚丽琴.Fuzzy/PI 控制在振动主动控制中的应用研究[D].哈尔滨:哈尔滨工程大学,2004.
- [16] 程耀东.机械振动学:线性系统[M].杭州:浙江大学出版社,1988.

收稿日期: 2018-12-18

(上接第 46 页)

- [16] 覃建波,邱小华,许宁,等.改进粒子群算法在异步电机静态参数识别中的应用[J].电机技术,2008(6): 11.
- [17] 刘文峰.遗传算法在感应电动机稳态模型参数识别中的应用[D].广州:广东工业大学,2002.
- [18] 黄宇,韩璞,刘长良,等.改进量子粒子群算法及其在系统辨识中的应用[J].中国电机工程学报,2011,31(20): 114.
- [19] 李丹.粒子群优化算法及其应用研究[D].沈阳:东北大学,2007.
- [20] 蒋金山,何春雄,潘少华.最优化计算方法[M].广州:华南理工大学出版社,2008.
- [21] 黎英,时维国,谭昆玲.考虑铁损时异步电动机的数学模型及其仿真研究[J].电气传动,1998,25(3): 7.

收稿日期: 2018-12-20