

免疫协同微粒群进化算法的永磁同步电机多参数 辨识模型方法

刘朝华^{1,2} 章兢² 李小花¹ 张英杰³

摘要 针对永磁同步电机多参数辨识问题, 提出一种基于免疫协同微粒群进化 (Immune co-evolution particle swarm optimization, ICPSO) 算法的永磁同步电机 (Permanent magnet synchronous motor, PMSM) 多参数辨识方法. 算法由记忆种群与若干个普通种群构成, 在进化过程中普通种群中优秀个体进入记忆库种群. 普通种群内部通过精英粒子保留、免疫网络以及柯西变异等混合策略共同产生新个体, 个体极值采用小波学习加快收敛速度, 免疫克隆选择算法对记忆库进行精细搜索, 迁移机制实现了整个种群的信息共享与协同进化. 永磁同步电机参数辨识结果表明该方法不需要知道电机设计参数先验知识, 能够有效地辨识电机电阻、 dq 轴电感与转子磁链, 且能有效追踪该参数变化值.

关键词 人工免疫系统, 粒子群优化, 协同进化, 永磁同步电机, 参数辨识

引用格式 刘朝华, 章兢, 李小花, 张英杰. 免疫协同微粒群进化算法的永磁同步电机多参数辨识模型方法. 自动化学报, 2012, **38**(10): 1698–1708

DOI 10.3724/SP.J.1004.2012.01698

Immune Co-evolution Particle Swarm Optimization for Permanent Magnet Synchronous Motor Parameter Identification

LIU Zhao-Hua^{1,2} ZHANG Jing² LI Xiao-Hua¹ ZHANG Ying-Jie³

Abstract Aiming at the problem of permanent magnet synchronous motor (PMSM) multiple parameter identification, a novel parameter identification approach to PMSM based on immune co-evolution particle swarm optimization (ICPSO) algorithm is proposed. The proposed ICPSO consists of one memory subpopulation and several normal subpopulations. In each generation of the algorithm, the best individual of each normal subpopulation will be memorized into the memory population. A hybrid method, such as elitist reservation, immune network, cauchy mutation, etc., which creates new individuals by using three different operators, is proposed to ensure the diversity of all the normal subpopulations. Furthermore, a simple wavelet learning operator is employed for accelerating the convergence speed of pbest. The immune clonal selection operator is employed for optimizing the memory population while the migration scheme is employed for the information exchange between memory and normal subpopulations. Its performance is further verified by its application in multi-parameter estimation of permanent magnet synchronous machines, which shows that its performance is much better than other PSOs in simultaneously estimating the machine dq -axis inductances, stator winding resistance, and rotor flux linkage. In addition, it can also effectively track the varied parameter.

Key words Artificial immune system (AIS), particle swarm optimization (PSO), co-evolutionary, permanent magnet synchronous motors (PMSM), parameter identification

Citation Liu Zhao-Hua, Zhang Jing, Li Xiao-Hua, Zhang Ying-Jie. Immune co-evolution particle swarm optimization for permanent magnet synchronous motor parameter identification. *Acta Automatica Sinica*, 2012, **38**(10): 1698–1708

收稿日期 2011-02-24 录用日期 2011-10-13
Manuscript received February 24, 2011; accepted October 13, 2011

国家自然科学基金 (61174140), 教育部高校博士点基金 (20110161110035) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (61174140) and Doctoral Fund of Ministry of Education of China (20110161110035)

本文责任编辑 席裕庚

Recommended by Associate Editor XI Yu-Geng

1. 湖南科技大学信息与电气工程学院 湘潭 411201 2. 湖南大学电气与信息工程学院 长沙 410082 3. 湖南大学信息科学与工程学院 长沙 410082

1. School of Information and Electrical Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201 2. College of Electrical and Information Engineering, Hunan Uni-

versity, Changsha 410082 3. School of Information Science and Engineering, Hunan University, Changsha 410082

永磁同步电机 (Permanent magnet synchronous motor, PMSM) 具有响应速度快、控制性能好、高密度功率等优点, 业已广泛地应用于工业驱动系统中^[1]. 其系统参数易受温度、定子电流、磁通饱和等变化因素影响, 造成磁链观测不准确和 dq 轴电流无法彻底解耦, 给控制系统带来很大难度, 降低了系统运行的可靠性^[2]. 因此, PMSM 电机参数能否准确辨识影响到电机控制性能以及电机状态的准确监测. 相关研究人员进行了一些有意义的尝试与探索, 现有永磁同步电机参数辨识方法主要有: 最

小二乘法^[3]、基于扩展卡尔曼滤波的方法^[4]、基于神经网络^[5-6]的方法、基于模型参考自适应的方法^[7-8]、快速傅里叶提取基波计算方法^[9]、进化算法等方法^[10-11]。

最小二乘法^[3]与快速傅里叶计算方法^[9]建立在经典数学理论上,需要进行大量复杂的数学计算,一旦电机运行工况改变,将影响到辨识结果;基于扩展卡尔曼滤波的辨识方法^[4]可以过滤掉辨识过程中的噪声信号,能同时辨识电机的状态和参数。但该方法需要对电机数学模型预先处理且需要进行大量的矢量矩阵运算。文献[6]分析现有电机欠秩参考模型并设计一种满秩模型,建立一种基于 Adaline 神经网络的永磁同步电机参数辨识方法,能有效辨识电阻、电感、磁链。该文方法将电机 d 轴与 q 轴电感等价对待,实际上电机运转时 d 轴与 q 轴电感不对称,辨识参数不够准确。文献[7]提出一种模型参考自适应的参数辨识方法,该方法先设置电机电阻为数据手册上的设计值,然后再去辨识转子磁链;以同样的原理再去辨识定子电阻等其他参数,然而电机在实际工况运行过程中,各参变量实际值不完全等于其设计值,该方法给辨识带来较大的误差。文献[11]提出了一种基于微粒群的 PMSM 参数辨识,但该方法能较好地辨识电阻和转矩,却无法辨识变化的磁链与电感。由于实际 PMSM 系统的强非线性、不稳定性及目标函数存在多局部极值点等,常规方法难以得到高精度参数估计值。如何对永磁同步电机多参数准确辨识仍然是一大难题。

针对永磁同步电机参数辨识难这一问题,本文提出一种免疫协同粒子群进化 (Immune co-evolution particle swarm optimization, ICPSO) 算法的永磁同步电机多参数辨识模型方法。免疫协同粒子群进化算法是对微粒群算法的一种改进。它将协同进化思想^[12]与免疫系统优化原理^[13]融入微粒群算法中。多群体协同进化扩大了微粒群算法对解空间的搜索范围,能有效提高算法对复杂问题优化能力,人工免疫系统具有全局优化能力能促使微粒群逃离局部极值点,信息交互机制促进信息共享可以有效降低算法的冗余迭代。算法采用并行计算框架,能大幅度提高算法的收敛速度,同时能有效避免标准优化方法容易陷入局部最小值的问题。将免疫协同粒子群进化算法应用于永磁同步电机多参数辨识。所提辨识方案能同时辨识出电机定子电阻、转子磁链、 d 轴电感和 q 轴电感这 4 项电机参数;且能跟踪电机各参变量的变化值,算法稳定性较好,避免了复杂数学运算;降低了辨识的复杂性。

1 PMSM 数学模型

如果考虑磁场饱和及转子磁场谐波的影响,必

须利用有限元计算方法建立 PMSM 的 dq 轴电感和永磁体磁链与电流的非线性关系,从而得到一种考虑永磁体非线性关系的新型 PMSM 数学模型,再利用合理的辨识算法来得到模型中的参数信息。考虑永磁体非线性的 PMSM 精确模型方面的研究报道较少^[14-15]。实际应用中忽略 PMSM 的磁场饱和、铁损和涡流损耗,其转子旋转坐标系 dq 轴方程可以表示如下:

$$\begin{cases} \frac{di_d}{dt} = -\frac{R}{L_d}i_d + \frac{L_q}{L_d}\omega i_q + \frac{U_d}{L_d} \\ \frac{di_q}{dt} = -\frac{R}{L_q}i_q - \frac{L_d}{L_q}\omega i_d + \frac{U_q}{L_q} - \frac{\psi_m}{L_q}\omega \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中 i_d, i_q, u_d 与 u_q 分别为 dq 轴定子电流和电压, ω 是电气角度转速; R, L_d, L_q 与 ψ_m 分别是电机绕组电阻、 dq 轴电感和永磁磁链。式(1)中电机的稳态状态离散方程如下:

$$\begin{cases} U_d(k) = Ri_d(k) - L_q\omega(k)i_q(k) \\ U_q(k) = Ri_q(k) - L_d\omega(k)i_d(k) + \psi_m\omega(k) \end{cases} \quad (2)$$

式中,“ k ”表示第 k 次采样,永磁同步电机一般采用 $i_d = 0$ 进行解耦控制, $i_d = 0$ 的用途在于让所有的电流都用来产生转矩,稳态条件下式(2)可以简化为

$$\begin{cases} U_d(k) = -L_q\omega(k)i_q(k) \\ U_q(k) = Ri_q(k) + \psi_m\omega(k) \end{cases} \quad (3)$$

$i_d = 0$ 实现了 dq 轴电流解耦,使定子电流只有 q 轴交流分量,当 $i_d \neq 0$ 时,会削弱或者增强磁场的变化,对于参数辨识来说, $i_d \neq 0$ 时其所辨识参数值会与 $i_d = 0$ 时的值有微弱变化。参数集合 R, L_d, L_q, ψ_m 需要同时辨识。文献[6]通过在短时间内注入一个 $i_d \neq 0$ 的 d 轴电流,得到一种满秩电机系统模型:

$$\begin{cases} U_d(k) = Ri_d(k) - L_q\omega(k)i_q(k) \\ U_q(k) = Ri_q(k) - L_d\omega(k)i_d(k) + \psi_m\omega(k) \\ U_d(k) = -L_q\omega(k)i_q(k) \\ U_q(k) = Ri_q(k) + \psi_m\omega(k) \end{cases} \quad (4)$$

2 免疫协同粒子群进化算法

2.1 基本粒子群算法及其相关改进

粒子群优化算法^[16]是由 Kennedy 等于 1995 年提出的一种模拟鸟群觅食行为的进化计算方法,该算法通过个体之间的协作与竞争来进行迭代优化。设粒子群体规模为 N ,每个粒子在 D 维搜索空间中,记粒子的当前位置是 $X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{ik}), i = 1, 2, \dots, N$ 飞行的速度为 $V_i = (V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{ik})$,每个粒子当前找到的最优解为 P_{id} ,种群当前找到的

全局最优点为 P_{gd} .

$$V_{id}(t+1) = \omega V_{id} + c_1 \times \text{rand}(\cdot)(P_{id} - X_{id}) + c_2 \times \text{rand}(\cdot)(P_{gd} - X_{id}) \quad (5)$$

ω 为惯性权重. 一般随着进化线性减少, c_1, c_2 为调节 P_{id} 和 P_{gd} 相对重要性的参数, $\text{rand}(\cdot)$ 为生成介于 0 和 1 之间的随机数. 这样, 可以得到粒子的下一位置:

$$X_{id}(t+1) = X_{id}(t) + V_{id}(t+1) \quad (6)$$

从粒子群运动式 (5) 可知, 社会认知部分 ($P_{gd} - X_{id}$) 与个体自身认知部分 ($P_{id} - X_{id}$) 趋于 0, 而 ω 小于 1 时, 其速度将迅速下降到 0, 粒子群将停止运动.

2.2 免疫协同粒子群进化模型

自然中, 不同生物群落有不同的进化程度, 不同群体之间信息能量相互流动; 同时群落在进化过程中表现出分层现象, 实现群体共同进化, 这种现象称为协同进化^[12]. 借鉴协同进化思想可以扩大 PSO 算法搜索空间, 促使粒子多方向性广泛搜索. 在进化过程中, 普通子种群的优秀粒子代表进入优良记忆库中, 记忆库种群包含了普通种群问题解空间最优信息集合. 通过改进的免疫克隆对优良记忆库种群进行提升操作, 加速优良个体进化速度. 普通种群内部通过精英粒子保留、免疫网络及其柯西变异等混合策略产生下新一代群体, 以避免单一模式进化的缺点, 保证种群多样性. 普通种群中部分优秀个体极值采用自适应小波学习增强群体中个体极值进化速度. 优良个体通过迁移操作从记忆库返回到各普通种群, 进一步指导普通种群进化, 实现了整个种群信息交流与协作.

免疫协同粒子群进化算法系统模型如图 1 所示. 图 1 表明, $P_0 = (P_{11}, P_{12}, \dots, P_{ij}, \dots)$ 为优良记忆种群, P_{ij} 代表第 i 个子种群的第 j 个代表. 优良记忆种群 P_0 保存了各普通种群在进化过程中产生的优良模式, 优良记忆库种群通过免疫克隆选择算法优化进行精细搜索, 优势个体得到快速成长. 通过迁移将全局最优的个体返回到各普通子种群中指导普通种群继续进化, 加速了群体的收敛速度. $P = (P_1, P_2, \dots, P_n)$ 为普通微粒种群, 其中, P_i 代表第 i 个子种群, 普通种群 ($P_i, i \geq 1$) 基于混合免疫网络粒子群进化.

免疫协同粒子群进化算法具体流程如图 2 所示.

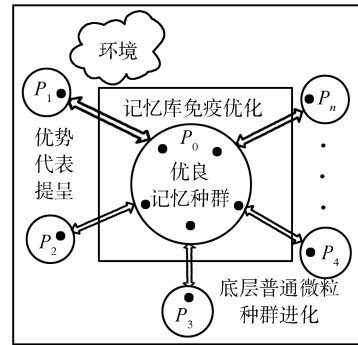


图 1 免疫协同粒子群进化算法系统模型
Fig. 1 The model of ICPSO

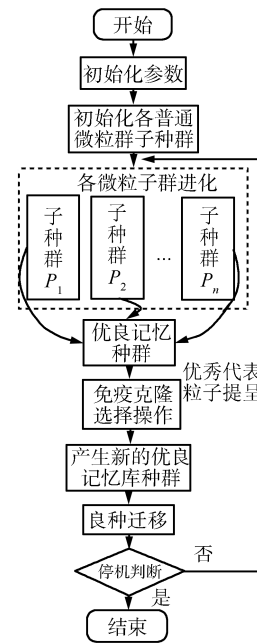


图 2 免疫协同粒子群进化算法流程
Fig. 2 The flow of ICPSO

2.3 普通种群免疫网络粒子群算法

2.3.1 混合免疫网络粒子群算法

定义 1. 免疫网络学说^[17] 表明: 抗原-抗体、抗体-抗体之间形成一种相互作用的动态网络体系结构, 保持了机体适当的免疫强度和内部环境的稳定, 同时还维持抗体群的多样性. aiNet 新生成的网络细胞群 C^* 如下:

$$C^* = C - \alpha(C - C_{Ag}) \quad (7)$$

式中, C 代表网络细胞群, C_{Ag} 表示抗原细胞. α 为网络突变率, 变异使抗体朝向识别抗原的方向进化. C_{Ag} 与 α 的规模与 C 一样.

式 (7) 中同时表明每个独立的抗体总是向抗体群中优秀的抗体学习来提高算法的收敛速度. 在各普通子群体内部, 设计一种混合免疫网络粒子群算

法, 通过下面三种策略共同作用产生算法新群体.

1) 精英个体保留策略, 将适应度值最优的前 N 个精英个体直接保留复制到下一代, 以保存进化过程中的最优个体.

2) 免疫网络及其柯西变异混合策略, 次优的 M 个粒子与精英粒子随机选择优秀个体, 通过免疫网络与柯西变异混合产生新 M 个子代个体. 其子代个体生成方式如式 (8) 所示:

$$P_i(t+1) = P_i(t) - r_1(P_i(t) - P_j(t)) + r_2 \text{Cauchy}P_i(t) \quad (8)$$

其中 P_j 为精英粒子中随机选取的粒子, r_1, r_2 均为 $(0,1)$ 之间的随机数, 混合产生的个体不仅继承了父代的变异信息, 而且还注入了群体中优秀抗体基因. 其中 Cauchy 密度函数定义如下:

$$\text{Cauchy}_t(x) = \frac{1}{\pi} \frac{t}{t^2 + x^2}, \quad -\infty < x < \infty, \quad t > 0 \quad (9)$$

3) 重新初始化策略, 对适应度不高的 S 个粒子进行重新初始化, 有利于为群体补充新抗体. 混合免疫网络粒子群算法结构如图 3 所示.

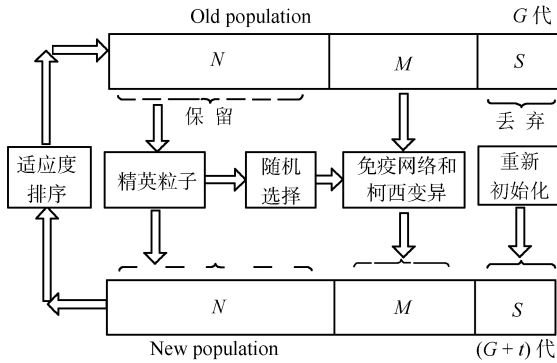


图 3 免疫网络混合粒子群算法

Fig. 3 Immune network hybrid particle swarm algorithm

从图 3 可以看出, 该混合模式可以克服经典的微粒群搜索算法自身固有模式的缺陷, 提高整体算法的搜索能力.

2.4 高斯动量粒子群算法

进化后期精英粒子的速度逐渐趋于停止, 利用高斯扰动给予粒子速度一个冲量, 促使粒子有足够的能量在解空间中搜索.

定义 2. $f_{\text{best}}^i(k), f_{\text{best}}^i(k-t)$ 表示各普通种群第 i 个粒子当前与上 t (t^+) 代的个体极值适应度. 其第 i 个个体成长性度量 C_i 如下式:

$$C_i = \frac{f_{\text{best}}^i(k) - f_{\text{best}}^i(k-t)}{f_{\text{best}}^i(k) + \varepsilon} \quad (10)$$

式中 $\varepsilon > 0$, 为平滑系数.

定义 3. 第 i 个个体成长性度量 $C_i < \lambda$ ($\lambda > 0$ 的阈值), 表示该个体极值基本上没有得到优化, 为防止其搜索速度停止, 其粒子更新速度如下:

$$V_{id}(t+1) = \omega V_{id} + C_1 \times \text{rand}(\cdot)(P_{id} - X_{id}) + C_2 \times \text{rand}(\cdot)(P_{gd} - X_{id}) + (X_{id}^{\max} - X_{id}^{\min}) \text{Gaussian}(\mu, \sigma^2) \quad (11)$$

式中 Gaussian 为高斯正态分布函数, $\mu = 0, \sigma^2 = 1$.

2.5 记忆库免疫进化

人工免疫算法是一种具有强大生命力的智能信息处理方法^[17], 它受生物免疫系统启发, 提供新颖自适应智能学习方法. 克隆选择算法作为人工免疫算法的核心算法之一, 其机制中存在超变异、多样性好、易逃离局部极值的特点. 免疫克隆操作步骤如下:

步骤 1. 在每个子种群选择一个最优的个体 (亲和度最高的个体) 和随机选择一次优个体组成优势代表记忆库种群 $P_0^* = (P_{11}, P_{12}, \dots, P_{ij})$. 记忆库种群每一粒子视为抗体, 克隆规模与亲和度成正比, 克隆倍数 N_c 见式 (12):

$$N_c = \sum_{i=1}^N \text{round} \left(\frac{\beta N}{i} + b \right) \quad (12)$$

其中, N 为种群规模, $\beta \in (0, 1)$. 为了保证每个抗体都有一定克隆数量, 故加上了常量 $b \geq 1$ 的整数. 经过克隆扩增生成新群体 Sub.

步骤 2. 对群体 Sub 中的每个个体实施高频变异, 其方法为基于变尺度的邻域内变异. 算法中在进化初期以一定的变异概率将采用较大的变异尺度以保持种群的多样性, 而在进化后期变异尺度逐渐缩小以提高局部微调能力. 其变异算子如下:

$$P_{id}^{\text{new}} = P_{id} + [(r_d > P_m)] \eta P_{id} u(0, 1) - [(r_d \leq P_m)] \eta P_{id} u(0, 1) \quad (13)$$

r_d 为随机数, $P_m \equiv 0.5$.

$$[(r_d > P_m)] = \begin{cases} 1, & \text{若 } r_d \geq p_m \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (14)$$

$$\eta(t) = 1 - r^{[1 - \frac{t}{T}]^b} \quad (15)$$

t 是群体当前进化代数, T 为总的进化代数, b 为正常数, 一般取值为 2, $r \in (0, 1)$, $U(0, 1)$ 为 $(0, 1)$ 之间的均匀随机数. 从式 (15) 可看出, 在进化初期, 对于较小的 r 值, $\eta(t) \approx 1$, 此时的变异空间大; 而在进化后期, t 接近 T 时, $\eta(t) \approx 1$, 在小范围空间内进行局部搜索.

步骤 3. 免疫选择操作, 从克隆变异后的个体中选择亲和度最优的个体进入下一代, 有利于最优信息保留.

2.6 多群体协作

2.6.1 种群间个体极值小波学习

定义 4. 设连续时间函数 $\psi(x)$ 为小波函数^[18], 满足以下性质:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(x)dx \equiv 0 \tag{16}$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \|\psi(x)\|^2 dx < \infty \tag{17}$$

式 (16) 表明小波函数 $\psi(x)$ 的正总动量等于负的总动量; 式 (17) 表明小波函数 $\psi(x)$ 的幅值是有界的, 即大多能量都限制在有限的时空区域内. 其母波函数如下所示:

$$\psi(x) = e^{-\frac{x^2}{2}} \cos(5x) \tag{18}$$

文中选择 Morlet 小波, 如下式所示:

$$\sigma = \frac{1}{\sqrt{a}} e^{-\frac{(\frac{x}{a})^2}{2}} \cos\left(5\left(\frac{\varphi}{a}\right)\right), \tag{19}$$

$\varphi \in [-2.5a, 2.5a]$

Morlet 小波母体函数图像见图 4 所示, 不同的参数 a 对小波函数幅值的影响见图 5 所示.

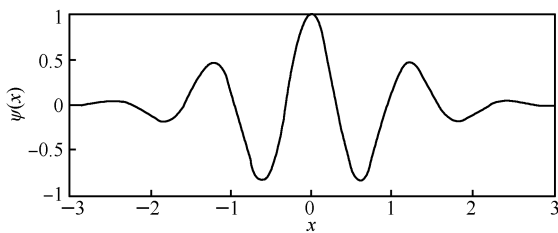


图 4 Morlet 小波图像

Fig. 4 The figure of Morlet wavelet

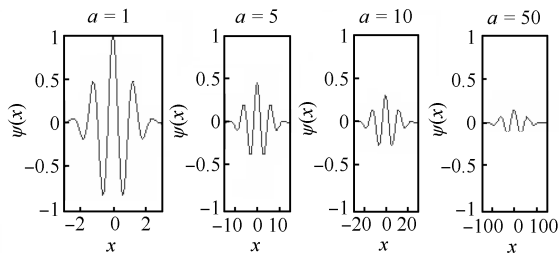


图 5 不同的参数 a 对小波幅值的影响

Fig. 5 Different parameters for the amplitude of Morlet wavelet

2.7 自适应小波

由图 5 可以得出随着参数 a 的增加小波幅值相应不断地减少, 为了避免手动调节 a 的繁琐, 于是提出自适应 a , 其表达式如下:

$$a = kt + a_0 \tag{20}$$

式中, k 为正常数, a_0 为正常数, 此时 a 随着代数自适应增加, 幅值 $\psi(x)$ 自适应微调, 在文中 k 设定为 10, a_0 设定为 5.

2.8 个体极值自适应小波学习

在免疫协同粒子群算法中, 个体极值自适应小波学习策略是利用群体中历史最优信息来更新群体中个体粒子的位置, 保证了粒子的多样性, 同时加快群体收敛速度. 小波学习策略如下:

$$Pbest_j^d = Pbest_j^d + \sigma(gbest_{P_i^d} - Pbest_j^d) \tag{21}$$

式中 σ 为式 (19) 中表述的自适应小波, $Pbest_j^d$ 为普通种群中的个体极值, $gbest_{P_i^d}$ 表示第 i 个普通种群的 $gbest$ 值, 如果生成的随机数 $rand$ 大于概率 p_c 则 P_i 选取的是自身群体的 $gbest$ 位置, 否则是选取其他群体的 $gbest$ 位置. P_i 的选取流程图如图 6 所示, “num” 为粒子个数.

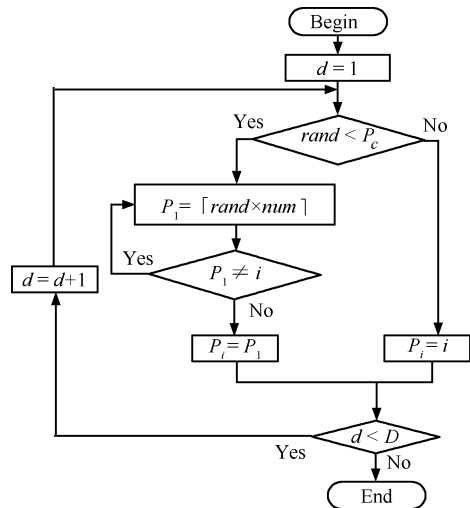


图 6 P_i 的选取流程图

Fig. 6 The flow chart of selection process of P_i

2.9 多种群间的共享机制

当种群 i 在进化的过程中连续出现减慢现象, 需要从优良种群库中迁移优良抗体来提高该子种群的优化性能. 普通子种群内部进化过程中, 每隔代数直接从优良种群库中引进若干优良种子个体 (一般取 1 ~ 2 个抗体) 替代本种群中的较劣个体.

3 基于免疫协同微粒群进化的永磁同步电机多参数辨识模型

3.1 永磁同步电机多参数辨识思想

对于一个模型确定参数未知系统, 其系统参数辨识可转化为一个系统优化问题. PMSM 的多参数辨识通过辨识算法选取系统模型中未知参数的合适值, 使得测量信号与理想模型之间的误差适应度函数值达到极小值. 利用免疫协同进化微粒群进化算法的空间快速并行搜索能力对适应度函数进行自适应寻优. 为了便于免疫协同进化微粒群进化算法进行参数估计, 把分析的电机动态系统描述为一个如下微分方程.

$$\begin{aligned} x &= f(\mathbf{P}, x(t), u(t)) \\ y(t) &= g(\mathbf{P}, x) \end{aligned} \quad (22)$$

式中, $x(t)$ 是状态变量, $x(t) = (i_q, i_d)$; $u(t)$ 是系统输入矢量, $u(t) = (u_q, u_d)$; \mathbf{P} 为参数矢量, 参数集合 (R, L_d, L_q, ψ_m) , 即为需辨识的电机参数, 在本文中使用实数编码; $y(t)$ 为系统输出. 为了辨识未知参数矢量 \mathbf{P} , 同时建立一个期望系统状态模型如下:

$$\begin{aligned} \hat{x} &= f(\hat{\mathbf{P}}, x(\hat{t}), u(t)) \\ y(\hat{t}) &= g(\hat{\mathbf{P}}, x) \end{aligned} \quad (23)$$

免疫粒子群合作协同进化的永磁同步电机多参数辨识模型如图 7 所示.

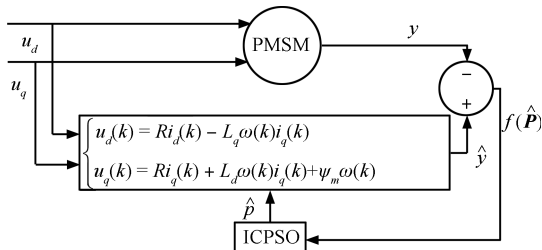
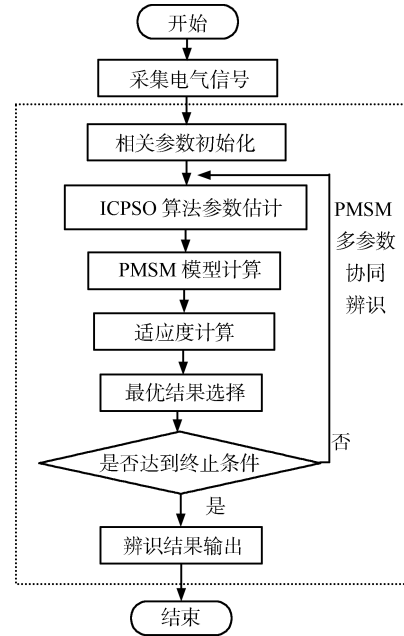


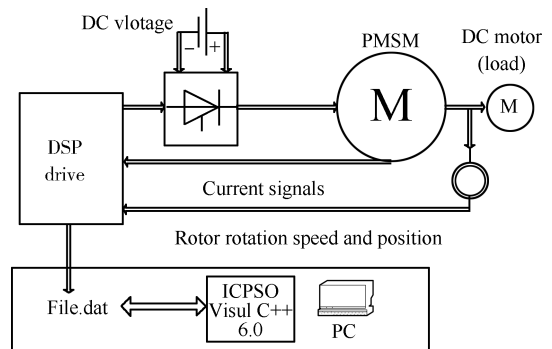
图 7 基于免疫协同粒子群进化的永磁同步电机
Fig. 7 The model of PMSM multi-parameter identification based on ICPSO

图 8 为 ICPSO 算法的 PMSM 辨识方案, 由辨识方案可知, 当采样的电流电压值被发送到上位 PC 机后, 将被传递给基于 Visual C++ 6.0 的 ICPSO 程序以进行 PMSM 多参数辨识.



(a) ICPSO 算法辨识流程

(a) Identification procedures of ICPSO



(b) 基于 ICPSO 算法的辨识系统

(b) Identification system based on ICPSO

图 8 ICPSO 算法的 PMSM 辨识方案

Fig. 8 The schemes of PMSM identification based on ICPSO

3.2 适应度函数

依据式 (4) 和图 7 可以得到适应度函数如下:

$$\begin{aligned} f(\hat{\mathbf{P}}) &= \sum_{k=1}^n w_1 \|(u_{d0}(k) - \hat{u}_{d0}(k))\| + \\ &w_2 \|u_{q0}(k) - \hat{u}_{q0}(k)\| + \|(u_d(k) - \hat{u}_d(k))\| + \\ &w_2 \|u_q(k) - \hat{u}_q(k)\| \end{aligned} \quad (24)$$

w_1 和 w_2 为权重. 表明适应度函数值越小, 永磁同步电机系统参数辨识值精度越高. 由于实际系统的不稳定性及目标函数存在有局部极值点等原因, 常规方法难以得到高精度参数估计值.

4 永磁同步电机多参数辨识实验

4.1 实验方案与平台

一套永磁同步电机驱动系统被用来验证我们提出的方法, 所用永磁同步电机的物理参数如表 1 所示. 电机稳态工作时的电流由霍尔传感器检测并发送到数字信号处理器 (Digital signal processing, DSP), 由 DSP 内置模数转换器进行采样并保存到外部 RAM 里. 此外, 矢量控制 dq 轴比例积分控制器输出值和直流母线电压被用来计算给定电压值. 当采样的电流电压值被发送到上位 PC 机后, 将被传递给基于 Visual C++ 6.0 的 ICPSO 算法程序以进行 PMSM 多参数辨识.

表 1 永磁同步电机参数
Table 1 The design parameters of PMSM

参数	数值
额定电流	4 A
额定转速	400 rpm
直流母线电压	36 V
测量的定子绕组电阻 ($T = 25^\circ\text{C}$)	0.330 Ω
外部接线电阻	0.043 Ω
自感	2.91 mH
互感	-0.330 mH
d 轴电感	3.24 mH
q 轴电感	3.24 mH
磁链	77.6 mWb
极对数	5

4.2 实验结果

实验软件设计: 所有的软件实验在 AMD Athlon II X2 250 处理器, 主频 3.0 GHz, 3.25 GB 内存, Windows XP2, Visual C++6.0 软件平台上进行. 文中 HPSOM 算法表示基于随机均匀变异的微粒群算法^[19], HGAPSO 为基于遗传算法的混合

微粒群算法^[20], HPSOWM 为基于小波变异的微粒群算法^[18], CLPSO 为全面学习粒子群算法^[21], A-CLPSO 为自适应全面学习粒子群算法^[22], APSO 表示一种自适应模糊分类粒子群算法^[23]. 实验参数设置: HPSOM, HGAPSO, HPSOWM 参数设置参照文献 [18]. CLPSO 算法中 $w \in [0.9, 0.4]$, $c_1 = c_2 = 1.49445$; APSO 算法中 $w \in [0.9, 0.4]$, $c_1 = c_2 = 2.0$. 为了保证测试公平, 所有粒子群算法单个种群粒子规模为 50, 文中 ICPSO 算法 $w \in [0.4, 0.91]$, $c_1 = c_2 = 1.49445$, 在实验测试中证明 ICPSO 种群规模为 4 较合适. 由于 PMSM 多参数辨识需要实时性, 最大迭代代数 T 设定为 300 代, 所有算法运行 30 次, 对平均统计结果进行比较. 为了充分证明文中所提方法模型的有效性, 在两种条件对 PMSM 参数进行辨识.

1) 常温条件下的 PMSM 多参数辨识结果

如表 2 所示, 其中, (R, L_d, L_q, ψ_m) 分别表示定子绕组电阻、 d 轴电感、 q 轴电感、磁链, Mean 表示算法适应度平均值, Std.dev 表示算法适应度均方差. t -test^[18] 是一种用于区分两种算法优劣的统计方法, 如果 t 值为正, 则表示算法 1 的寻优性能优于算法 2, 反之, 则算法 2 的优化性能优于算法 1, 表中 t -value 是 t -test 的计算值, 可以通过查表得到两算法的置信区间.

从表 2 中可以看出, 文中 ICPSO 算法适应度平均值 (Mean) 与适应度标准均方差 (Std.dev) 均优于其他几种变种 PSO 算法. 从 Time (计算时间) 来看 ICPSO 在达到稳定时 (平均迭代 200 代数) 为 12.654 s, 仅次于 APSO 算法, 优于其他 5 种算法 (HPSOM, HGAPSO, HPSOWM, CLPSO, A-CLPSO) 的计算时间复杂度. 说明算法 ICPSO 在常温条件下对 PMSM 参数辨识在计算机复杂度上具有优势. 从 t -value 值可以得出, ICPSO 与其他几种变种微粒群算法的 t -value 值均高于 2.06, ICPSO 算法在常温条件下对 PMSM 多参数辨识效果明显优于其他几种变种 PSO 算法, 与其他算法相比具有 98% 的置信度.

表 2 常温条件下多种算法的 PMSM 多参数辨识结果比较

Table 2 Results comparison among seven PSOs on PMSM parameter identification with normal temperature

$T = 300$	HPSOM	HGAPSO	HPSOWM	CLPSO	A-CLPSO	APSO	ICPSO
$R (\Omega)$	0.347	0.352	0.363	0.372	0.397	0.344	0.336
ψ_m (Wb)	0.0788	0.0789	0.0784	0.0782	0.0774	0.0790	0.0791
L_d (h)	0.00390	0.00339	0.00367	0.00381	0.00361	0.00332	0.00339
L_q (h)	0.00393	0.00400	0.00390	0.00390	0.00379	0.00399	0.00397
Time (s)	26.540	16.990	26.181	13.093	13.159	10.634	12.654
Mean	0.506	2.344	0.966	2.759	2.794	3.677	0.176
Std.dev	0.602	1.015	0.692	0.976	1.084	2.378	0.116
t -value	3.8061	15.0058	7.9614	18.5829	16.9806	10.3980	N/A

常温条件下多种算法的 PMSM 多参数辨识结果适应度收敛曲线如图 9 所示. 从图 10 电机各参数值辨识曲线可以看出本文 ICPSO 算法所辨识的曲线值能收敛到稳态值. 其他变种微粒群算法在辨识过程中, PMSM 参数值出现较大的波动以及误收敛现象, 这主要是因为实际电机运行状态非线性程度高, 目标函数存在有局部极值点等, 对于解空间不大、稳健性不好、全局寻优能力不强的算法难以得到高精度参数估计值. 而本文的 ICPSO 方法具有协同并行搜索机制, 信息交互能力强, 同时具有多样性保持机制, 整个算法搜索空间大, 不易陷入局部极值点, 同时算法稳健性较好. 所以与其他变种微粒群相比, ICPSO 得到更好的辨识结果.

从表 2 及图 10 可以看出 ICPSO 算法常温条件下, 对 PMSM 多参数辨识能有效地辨识电机电阻、 dq 轴电感与转子磁链, 且收敛速度较快, 其辨识值基本接近电机手册设计值, 但与电机手册设计值略有一些微小差别, 其主要原因在于电机运行过程

中, 存在各种系统扰动, 其工况有所改变.

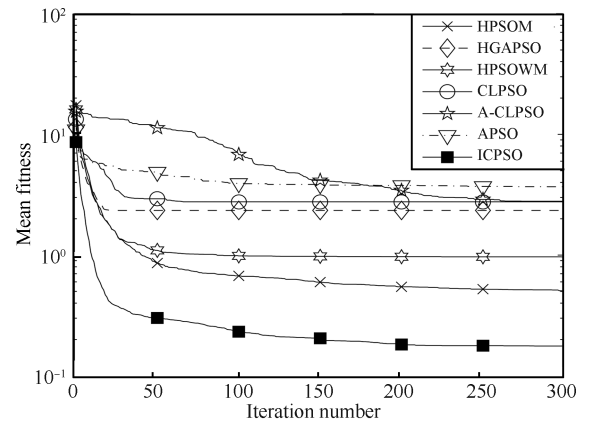
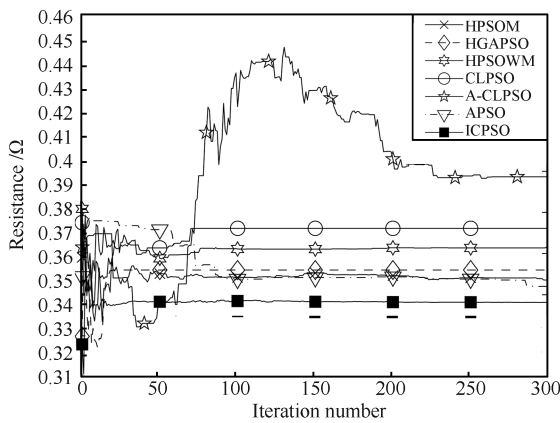


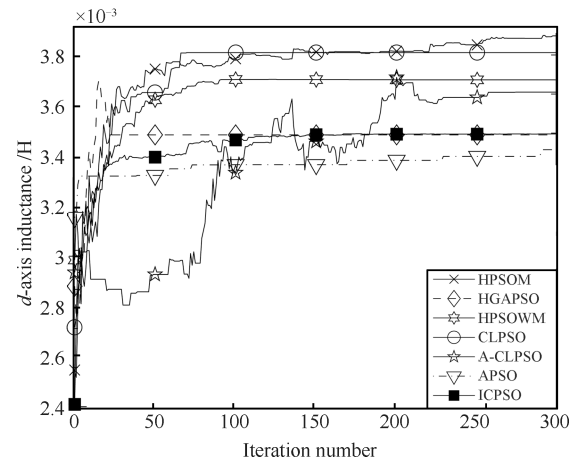
图 9 常温下多种算法的 PMSM 多参数辨识适应度收敛曲线

Fig. 9 The fitness convergence curves of seven PSOs on PMSM parameter identification with normal temperature



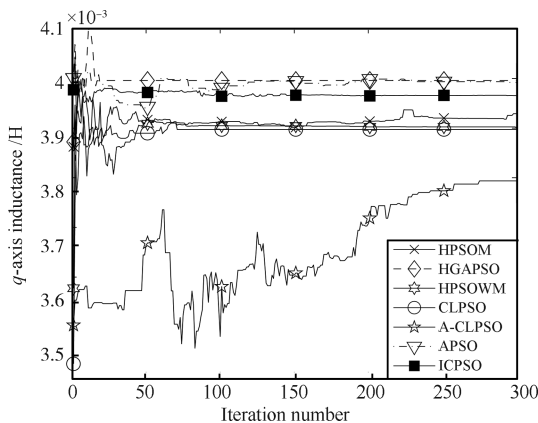
(a) 电机绕组电阻辨识曲线

(a) Motor winding resistance identification curves



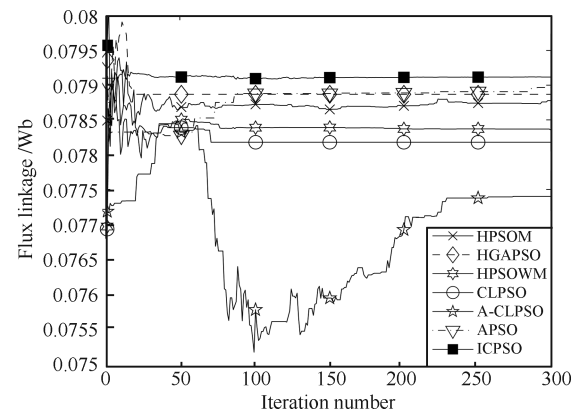
(b) d 轴电感辨识曲线

(b) d axis inductance identification curves



(c) q 轴电感辨识曲线

(c) q axis inductance identification curves



(d) 永磁磁链辨识曲线

(d) Permanent magnet flux linkage identification curves

图 10 常温条件下 PMSM 多参数辨识值

Fig. 10 Identified parameters with normal temperature

2) 变温条件下的 PMSM 多参数辨识结果

为了验证电机在温度变化条件下, ICPSO 算法能否有效跟踪永磁同步电机参数变化能力, 利用热风枪加热, 用热风枪持续加热电机 20 分钟后对永磁同步电机多参数进行辨识.

表 3 中数据是用热喷枪加热后的定子电阻、转子磁链、 dq 轴电感值的辨识值. 表 3 中给出了加热条件下多种算法的 PMSM 多参数辨识结果, 从表 3 中可以看出文中 ICPSO 算法适应度平均值优于其他几种变种 PSO 算法. 从 Time (计算平均时间) 来看, ICPSO 在达到稳定时 (平均迭代 210 代) 为 13.445 s 仅次于 APSO 和 A-CLPSO 算法, 优于其他 4 种算法 (HPSOM, HGAPSO, HPSOWM, CLPSO) 的计算时间复杂度. 说明算法 ICPSO 在加热条件下对 PMSM 参数辨识在计算复杂度方面具有优势. 同时从表 3 中 t -value 值可以看出, ICPSO 与 HPSOM 的 t -value 等于 0.8171, 表明 ICPSO 优于 HPSOM 的具有 75% 的置信度. ICPSO 与其他 5 种变种微粒群算法的 t -value 值均高于 2.06, ICPSO 算法在变温条件下对 PMSM 多参数辨识效果明显优于其他 5 种变种 PSO 算法, 具有 98% 的置信度. 变温下多种算法的 PMSM 多参数辨识适应度收敛曲线如图 11 所示, 从图 11 可以看出, ICPSO 的适应度收敛速度比其他几种变种粒子群算法快. 同时从图 12 还可以看出, ICPSO 算法所辨识的参数较为稳定, 且具有很好的动态跟踪性能. 电阻值由于温升从 $0.336\ \Omega$ 上升到 $0.453\ \Omega$, 同时转子永磁链幅值由于温升作用由 $79.1\ \text{mWb}$ 降到 $77.0\ \text{mWb}$, dq 轴电感也将相应改变但变化不大, 温度升高电阻值必然升高, 由式 (3) 可知电阻增大将引起磁场密度降低, 这一物理变化趋势是正确的. 由以上辨识结果可知, 本文方法 ICPSO 算法能够很好地跟踪电机定转子温度的变化.

从表 3 及图 12 可以看出在加热条件下本文 ICPSO 辨识值能收敛到稳定值, 其他变种微粒群算法在辨识过程中, 所辨识 PMSM 参数值出现较大的

波动现象及误收敛, 这主要是因为实际电机运行状态随着温度的变化而呈现强非线性, 目标函数存在局部极值点等, 算法寻优能力不强难以得到高精度参数估计值. 而本文的 ICPSO 方法具有协同并行搜索机制, 信息交互能力强, 同时具有多样性保持机制, 整个算法搜索空间大, 不易陷入局部极值点, 同时算法稳健性较好, 具有较好的动态跟踪能力, 能跟踪 PMSM 变化的参数值.

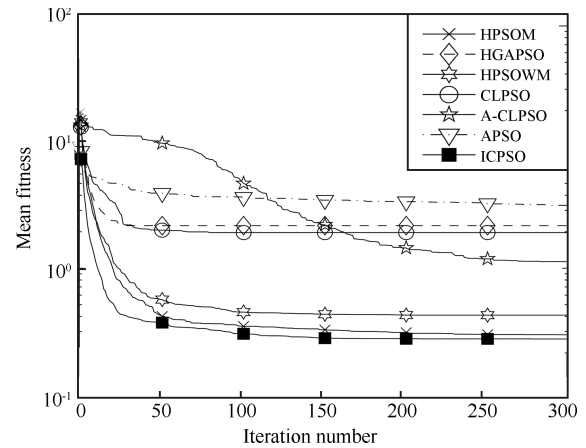


图 11 变温下多种算法的 PMSM 多参数辨识适应度收敛曲线

Fig. 11 The fitness convergence curves of seven PSOs on PMSM parameter identification with temperature variation

5 结论

本文首先简述了永磁同步电机参数辨识的现状, 提出了一种免疫协同粒子群进化算法的永磁同步电机参数辨识方法, 将协同进化思想与免疫优化理论引入到免疫微粒群进化算法中, 阐述了免疫协同粒子群进化算法基本原理及其算法步骤, 借鉴协同进化思想扩大了 PSO 算法搜索空间, 促使粒子多方向性广泛搜索. 人工免疫系统具有全局优化能力, 能使

表 3 变温条件下多种算法的 PMSM 多参数辨识结果比较

Table 3 Result comparisons among seven PSOs on PMSM parameter identification with temperature variation

$T = 300$	HPSOM	HGAPSO	HPSOWM	CLPSO	A-CLPSO	APSO	ICPSO
$R (\Omega)$	0.453	0.459	0.458	0.473	0.479	0.455	0.453
$\psi_m (\text{Wb})$	0.0769	0.0770	0.0768	0.0764	0.0762	0.0772	0.0770
$L_d (\text{h})$	0.00347	0.00341	0.00411	0.00414	0.00388	0.00370	0.00364
$L_q (\text{h})$	0.00376	0.00378	0.00376	0.00370	0.00369	0.00386	0.00376
Time (s)	26.569	17.006	26.217	13.172	13.128	11.313	13.445
Mean	0.283	2.246	0.410	1.968	1.135	3.300	0.261
Std.dev	0.121	1.121	0.215	0.841	0.483	3.866	0.147
t -value	0.8171	12.4147	4.0453	14.1380	12.2409	5.5544	0

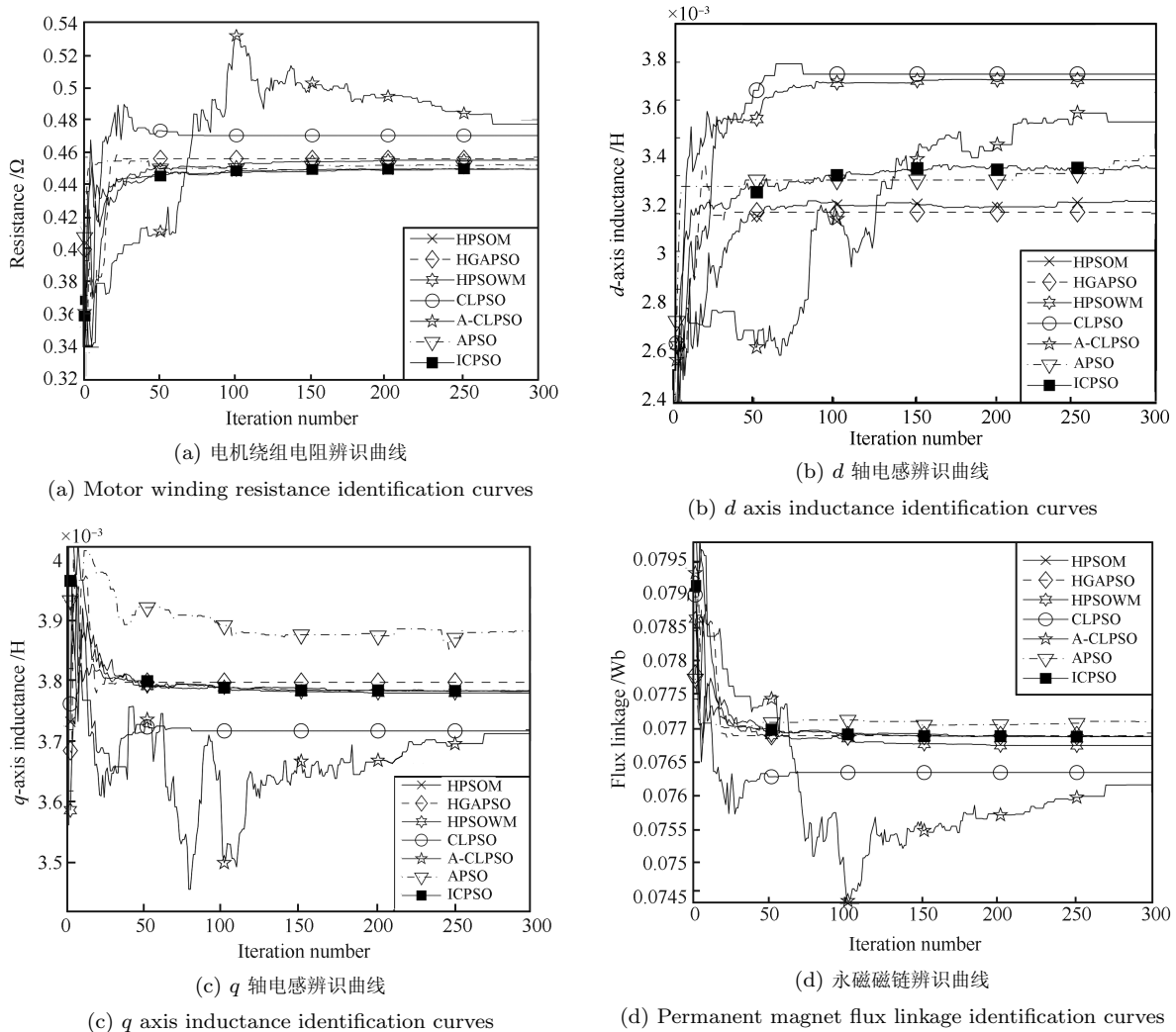


图 12 变温条件下 PMSM 多参数辨识值

Fig. 12 Identified parameters with temperature variation

微粒群逃离局部极值点. 同时将所提算法应用到永磁同步电机参数辨识与建模中, 构建了一种基于 ICPSO 算法的 PMSM 多参数智能辨识模型. 实验结果表明所提辨识方法不需要知道电机设计参数先验知识, 能够有效地辨识与跟踪电机电阻, dq 轴电感与转子磁链等参数. 实验证实了免疫协同粒子群进化算法具有较好的全局收敛性、稳健性, 算法能有效地解决实际工业应用问题.

References

- Ooshima M, Chiba A, Rahman A, Fukao T. An improved control method of buried-type IPM bearingless motors considering magnetic saturation and magnetic pull variation. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2004, **19**(3): 569–575
- Rahman M A, Vilathgamuwa D M, Uddinand M N, King-Jet T. Nonlinear control of interior permanent magnet synchronous motor. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2003, **39**(2): 408–416
- Ramakrishnan R, Islam R, Islam M, Sebastian T. Real time estimation of parameters for controlling and monitoring permanent magnet synchronous motors. In: *Proceedings of the 2009 IEEE International Electric Machines and Drives Conference*. Miami, USA: IEEE, 2009. 1194–1199
- Bolognani S, Tubiana L, Zigliotto M. Extended Kalman filter tuning in sensorless PMSM drives. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2003, **39**(6): 1741–1747
- Liu T, Elbuluk M, Husain I. Sensorless adaptive neural network control of permanent magnet synchronous motors. In: *Proceedings of International Conference on Electric Machines and Drives*. Seattle, WA, USA: IEEE, 1999. 287–289
- Liu K, Zhang Q, Chen J T, Zhu Z Q, Zhang J. Online multiparameter estimation of nonsalient-pole PM synchronous machines with temperature variation tracking. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2011, **58**(5): 1776–1788
- Rashed M, Macconnell P F A, Stronach A F, Acarnley P. Sensorless indirect-rotor-field-orientation speed control of a permanent-magnet synchronous motor with stator-resistance estimation. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2007, **54**(3): 1664–1675

- 8 Liu K, Zhang Q, Zhu Z Q, Zhang J, Shen A W, Stewart P. Comparison of two novel MRAS based strategies for identifying parameters in permanent magnet synchronous motors. *International Journal of Automation and Computing*, 2010, **7**(4): 516–524
- 9 Rahman K M, Hiti S. Identification of machine parameters of a synchronous motor. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2005, **41**(2): 557–565
- 10 Wu Mao-Lin, Huang Sheng-Hua. Nonlinear parameters identification of PMSM. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2009, **24**(8): 65–68
(吴茂林, 黄声华. 永磁同步电机非线性参数辨识, 电工技术学报, 2009, **24**(8): 65–68)
- 11 Liu L, Liu W X Cartes D A. Permanent magnet synchronous motor parameter identification using particle swarm optimization. *International Journal of Computational Intelligence Research*, 2008, **4**(2): 211–218
- 12 Potter M A, De Jong K A. A cooperative coevolutionary approach to function optimization. In: Proceedings of the 3rd Conference on Parallel Problem Solving from Nature. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 1994. 249–257
- 13 Dasgupta D. Advances in artificial immune systems. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 2006, **1**(4): 40–49
- 14 Lee J Y, Lee S H, Lee G H, Hong J P, Hur J. Determination of parameters considering magnetic nonlinearity in an interior permanent magnet synchronous motor. *IEEE Transactions on Magnetic*, 2006, **42**(4): 1303–1306
- 15 Li Jing-Can, Liao Yong. Model of permanent magnet synchronous motor considering saturation and rotor flux harmonics. *Proceedings of the CSEE*, 2011, **31**(3): 60–66
(李景灿, 廖勇. 考虑饱和及转子磁场谐波的永磁同步电机模型. 中国电机工程学报, 2011, **31**(3): 60–66)
- 16 Eberhart R, Kennedy J A. A new optimizer using particle swarm theory. In: Proceedings of the 6th International Symposium on Micro Machine and Human Science. Nagoya, Japan: IEEE, 1995. 39–43
- 17 Whitbrook A M, Uwe A, Garibaldi J M. Idiomatic immune networks in mobile-robot control. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2007, **37**(6): 1581–1598
- 18 Ling S H, Iu H H C, Chan K Y, Lam H K, Yeung B C W, Leung F H. Hybrid particle swarm optimization with wavelet mutation and its industrial applications. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2008 **38**(3): 743–763
- 19 Esmín A A A, Lambert-Torres G, de Souza A C Z. A hybrid particle swarm optimization applied to loss power minimization. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2005, **20**(2): 859–866
- 20 Juang C F. A hybrid of genetic algorithm and particle swarm optimization for recurrent network design. *IEEE Transactions on Systems, Man, Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2004, **34**(2): 997–1006
- 21 Liang J J, Qin A K, Suganthan P N, Baskar S. Comprehensive learning particle swarm optimizer for global optimization of multimodal functions. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2006, **10**(3): 281–295
- 22 Wu H, Geng J P, Jin R H, Qiu J Z, Liu W, Chen J, Liu S N. An improved comprehensive learning particle swarm optimization and its application to the semiautomatic design of antennas. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2009, **57**(10): 3018–3028
- 23 Zhan Z H, Zhang J, Li Y, Chung H S H. Adaptive particle swarm optimization. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2009, **39**(6): 1362–1380



刘朝华 湖南科技大学信息与电气工程学院讲师. 主要研究方向为复杂系统建模, 辨识, 优化与控制, 智能系统, 并行计算. 本文通信作者.

E-mail: zhaohualiu2009@hotmail.com
(**LIU Zhao-Hua** lecturer at the School of Information and Electrical Engineering, Hunan University of Science and Technology. His research interest covers complex system modeling, identification, optimization and control, intelligent system, and parallel computing. Corresponding author of this paper.)



章 兢 湖南大学电气与信息工程学院教授. 主要研究方向为复杂工业过程控制与优化. E-mail: zhangj@hnu.edu.cn

(**ZHANG Jing** Professor at the College of Electrical and Information Engineering, Hunan University. His main research interest is complex process control and optimization.)



李小花 湖南科技大学信息与电气工程学院助教. 主要研究方向为复杂工业过程控制与优化, 网络安全.

E-mail: teacherli163@163.com
(**LI Xiao-Hua** Lecturer at the School of Information and Electrical Engineering, Hunan University of Science and Technology. Her research interest covers complex process control and optimization, and network security.)



张英杰 博士, 湖南大学信息科学与工程学院副教授. 主要研究方向为复杂工业过程控制与优化, 节能过程优化与控制. E-mail: zhangyj@hnu.edu.cn

(**ZHANG Ying-Jie** Ph.D., associate professor at the School of Information Science and Engineering, Hunan University. His research interest covers complex process control and optimization, energy saving process optimization and control.)