

DOI: 10.20098/j.cnki.1001-5132.2025.1011

基于改进遗传算法的永磁同步电机多参数辨识

张 腾¹, 徐坚磊², 鞠立涛², 王 战², 胡燕海^{1*}

(宁波大学 机械工程与力学学院, 浙江 宁波 315211; 2.浙江宁波航工智能科技集团有限公司, 浙江 宁波 315048)

摘要: 针对永磁同步电机参数辨识的传统方法存在难以同时辨识多参数、辨识结果精度低、收敛慢等问题, 结合遗传算法特性与电机数学模型, 提出了一种改进遗传算法(IGA)。首先采用 Logistic 混沌映射来初始化种群, 提高种群的多样性和均匀性, 避免种群初期陷入局部收敛; 其次, 在遗传算法选择机制中, 引入信息熵驱动的自适应选择, 避免算法早熟, 同时加快收敛速度。这些改进增强了算法的全局和局部搜索能力, 提高了算法的鲁棒性。通过三种典型的优化算法测试函数以及仿真实验, 将 IGA 与传统遗传算法(GA)和粒子群优化(PSO)算法等进行对比, 实验结果表明: IGA 具有更好的鲁棒性、收敛速度以及辨识精度。

关键词: 永磁同步电机; 遗传算法; 参数辨识; Logistic 混沌映射; 信息熵

中图分类号: TM341

文献标志码: A

文章编号: 1001-5132(2026)02-0036-06

Multi-parameter identification of permanent magnet synchronous motor based on improved genetic algorithm

ZHANG Teng¹, XU Jianlei², JU Litao², WANG Zhan², HU Yanhai^{1*}

(1.School of Mechanical Engineering & Mechanics, Ningbo University, Ningbo 315211, China;

2.Zhejiang Ningbo Hanggong Intelligent Technology Group Co., Ltd., Ningbo 315048, China)

Abstract: In order to solve the problems of difficulty in identifying multiple parameters at the same time, low accuracy and slow convergence of the traditional method of permanent magnet synchronous motor parameter identification, an Improved Genetic Algorithm (IGA) was proposed by combining the characteristics of genetic algorithm and the mathematical model of the motor. Firstly, the Logistic chaotic map was used to initialize the population, improve the diversity and uniformity of the population, and avoid the initial local convergence of the population. Secondly, for the selection mechanism of genetic algorithm, an adaptive selection approach driven by information entropy is introduced to avoid precocious maturity of the algorithm and also to accelerate the convergence speed. Through these improvements, both global and local search capabilities of the algorithm are enhanced, and the robustness of the algorithm is improved. Finally, the proposed IGA is compared with traditional Genetic Algorithm (GA), Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm and others by the test functions of three typical optimization algorithms and simulation experiments, with the results showing that the IGA has better robustness, convergence speed and recognition accuracy.

Keywords: permanent magnet synchronous motor; genetic algorithm; parameter identification; Logistic chaotic map; information entropy

收稿日期: 2025-10-26

宁波大学学报(理工版)网址: <http://journal.nbu.edu.cn/>

基金项目: 国家自然科学基金(51705263); “科创甬江 2035”重点研发计划(2025Z042)

第一作者: 张 腾, 硕士研究生, 主要研究方向为智能制造。E-mail: 2463664626@qq.com

*通信作者: 胡燕海, 博士/教授, 主要研究方向为智能制造、光机电一体化。E-mail: huyanhai@nbu.edu.cn

永磁同步电机(Permanent-Magnet Synchronous Motor, PMSM)具有损耗小、结构简单、功率因数高、效率高等显著特点,在工业工程领域得到了广泛应用^[1]。工程领域要求电机系统具有良好稳定的运动控制性能,而电机系统的控制性能对电机的参数变化十分敏感^[2],想要实现对电机驱动系统运动的精确控制需要准确的电机参数,因此针对电机参数辨识问题进行研究具有重要的意义和工程应用价值。

电机的参数辨识主要分为在线辨识和离线辨识。离线辨识方法主要包括有限元分析法^[3]和实验测定法^[4]。在线辨识方法大多基于理想的定子电压方程将参数辨识问题转化为优化问题^[5],目前比较流行的有最小二乘法、扩展卡尔曼滤波法、模型参考自适应法等^[6]。但这些在线辨识方法都没考虑到非线性强耦合因素,导致辨识鲁棒性差、辨识精度低等问题^[7]。

智能优化算法因其计算方便和寻优能力强等特点,在参数辨识领域被广泛使用。廖正霖等^[8]提出了一种多项优化的哈里斯鹰算法用于参数辨识,该算法实现简单,但算法辨识精度存在欠缺。常见的还有基于粒子群算法的研究^[9-10]。肖曦等^[11]研究了遗传算法(GA)在内埋式永磁同步电机参数辨识中的应用,该方法可以很好地辨识出四个参数,但精度不够。Kaur等^[12]提出了教学优化算法,增强了算法的鲁棒性。吴忠强等^[13]研究了哈里斯鹰算法在光伏电池参数辨识问题上的应用,取得了良好的结果。

现有的传统 GA 可以完成永磁同步电机参数辨识的基本任务,但存在辨识精度低、易早熟、收敛慢等问题。本文在遗传算法的基础上结合混沌映射和信息熵,提出一种改进遗传算法(IGA),并通过实验验证其性能优越性。

1 PMSM 数学模型

在推导 PMSM 数学模型前须假设:(1)忽略磁饱和、磁滞与涡流的影响;(2)定转子绕组产生的气隙磁场正弦分布;(3)定子三相绕组对称,转子对直轴和交轴对称。在这些假定条件下,可以抽象出 $d-q$ 坐标系下电机的定子电压方程:

$$\begin{cases} u_d = R_s i_d + L_d \frac{di_d}{dt} - \omega_e L_q i_q \\ u_q = R_s i_q + L_q \frac{di_q}{dt} + \omega_e (L_d i_d + \psi_f) \end{cases} \quad (1)$$

式中: u_d 和 u_q 是永磁同步电机定子 $d-q$ 坐标系下的 d 轴和 q 轴电压, V; i_d 和 i_q 是 d 轴和 q 轴电流, A; L_d 和 L_q 是 d 轴和 q 轴电感, H; R_s 是定子电阻, Ω ; ψ_f 是永磁体磁链, Wb; ω_e 是电机电角速度, rad/s。永磁同步电机在矢量控制策略中,一般采取 $i_d = 0$ 的电流分配方式,当电机稳定运行时, $d-q$ 轴的电流变化率可以近似等于 0。所以对方程(1)进一步简化并进行离散化得到

$$\begin{cases} u_d(k) = -\omega_e(k) L_q i_q(k) \\ u_q(k) = R_s i_q(k) + \omega_e(k) \psi_f \end{cases} \quad (2)$$

PMSM 的参数中有 4 个未知数需要辨识,分别是 R_s 、 ψ_f 、 L_q 和 L_d 。而方程组(2)的秩仅为 2,小于未知数个数,所以无法求出唯一的解。对此,本文选择在电机稳态运行时注入 $i_d \neq 0$ 的负序电流的方式,以得到另一组秩为 2 的离散电压方程,将两组离散电压方程联立,建立起一个满秩方程:

$$\begin{cases} u'_d = -\omega'_e L_q i'_q \\ u'_q = R_s i'_q + \omega'_e \psi_f \\ u_d = R_s i_d - \omega_e L_q i_q \\ u_q = R_s i_q + \omega_e (L_d i_d + \psi_f) \end{cases} \quad (3)$$

式中:带有“'”的为 $i_d = 0$ 控制方式下的参数;没有上标的则是 $i_d \neq 0$ 控制方式下的参数。

2 改进遗传算法

传统 GA 拥有实现简单、参数容易调节、全局搜索能力强等优点,但是仍然存在精度有限、容易早熟、收敛慢等问题。本文从种群的初始化、选择保留机制两个方向考虑,引入混沌映射和信息熵,对传统 GA 进行了改进。

2.1 混沌映射

GA 中初始种群的多样性不足会导致早期局部收敛和搜索效率低下等问题。对此采用了基于 Logistic 混沌映射的种群初始化方式,通过混沌映射的伪随机性和遍历性,提高初始种群的多样性,增强算法的全局搜索能力,来避免算法的过早收敛。Logistics 混沌映射是一种经典的一维混沌系

统,有着公式简单、计算效率高等优势,其数学表达式为

$$x_{n+1} = \mu x_n (1 - x_n) \quad (4)$$

式中: $x_n \in (0,1)$ 为混沌变量; μ 为分支参数。当 $3.569\,945\,6 < \mu \leq 4$ 时,取 $\mu = 3.9$,系统会处于最混沌状态,通过这种方式可以生成分布更加均匀、多样性更高的初始种群。

2.2 信息熵驱动的自适应选择机制

传统遗传算法中的选择机制通常采用固定的选择压力,难以动态平衡搜索过程中种群分布的变化。在优化问题中,选择压力过强会导致早熟收敛,过弱则会降低收敛速度。为此,本文引入信息熵驱动的自适应选择机制,通过监测种群结构多样性,引导算法在进化过程中自动调节选择压力,实现“探索-开发”的平衡。

2.2.1 信息熵

信息熵 (information entropy) 源于信息论,是衡量不确定性和混乱程度的重要指标。将其引入遗传算法中,可以有效反映当前种群的多样性状况:

(1) 信息熵较高,说明当前种群个体分散,参数取值差异大,算法处于探索阶段;(2) 信息熵降低,说明种群逐渐趋同,个体开始聚集于局部区域,算法进入开发收敛阶段。基于这一特性,可以动态控制选择压力,让算法在不同阶段做出对应响应:

(1) 高熵阶段减弱选择压力,鼓励算法保留种群多样性,提高全局探索能力;(2) 低熵阶段增强选择压力,促进局部开发,加快收敛。这一机制可有效地避免早熟,加快收敛速度,提高整体搜索效率。

2.2.2 种群信息熵

算法通过种群信息熵来判断种群处于哪个阶段,并做出对应的调节措施。设种群规模为 N ,个体维度为 M ,通过对每一维变量进行分箱处理,构建概率分布 $p_i^{(m)}$,计算第 m 维的熵:

$$H^{(m)} = -\sum_{i=1}^B p_i^{(m)} \log_2 p_i^{(m)}, p_i^{(m)} > 0 \quad (5)$$

式中: B 为每维分箱数量(代码中设置为 10); $p_i^{(m)}$ 为第 m 维第 i 个箱中个体所占比例。种群整体信息熵取各维度平均值。

$$H = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M H^{(m)} \quad (6)$$

式中, H 为当前种群的平均信息熵。

2.2.3 选择压力调节数学模型

为实现选择压力的动态调节,本文引入选择压力参数 $a \in [a_{\min}, a_{\max}]$,其大小由当前信息熵 H 与预设阈值 H_{th} 决定,策略如下:

当 $H > H_{th}$ (高熵) 时,选择压力减弱,鼓励算法进行探索,保持种群多样性,

$$a = a_{\min} + (a_{\max} - a_{\min}) \left(1 - \frac{H - H_{th}}{H_{\max} - H_{th}} \right) \quad (7)$$

当 $H \leq H_{th}$ (低熵) 时,选择压力增强,促进开发,

$$a = a_{\min} + (a_{\max} - a_{\min}) H / H_{th} \quad (8)$$

引入熵调节后,重新定义个体 i 的选择概率。

高熵阶段:

$$p_i = \frac{1}{1 + \exp \left(a \cdot \frac{f_i - \bar{f}}{\bar{f} + \varepsilon} \right)} \quad (9)$$

低熵阶段:

$$p_i = \exp \left(-a \cdot \frac{f_i - \bar{f}}{\bar{f} + \varepsilon} \right) \quad (10)$$

式中: f_i 为个体的适应度; $\bar{f}$ 为全体适应度均值; ε 为极小常数,以防公式中分母为零; p_i 为个体被选择的概率。在获得个体的选择概率 p_i 并进行归一化处理之后,算法通过轮盘赌法进行选择,并引入精英保留策略,防止优秀个体丢失,提高解的精度。改进后的算法流程如图 1 所示。

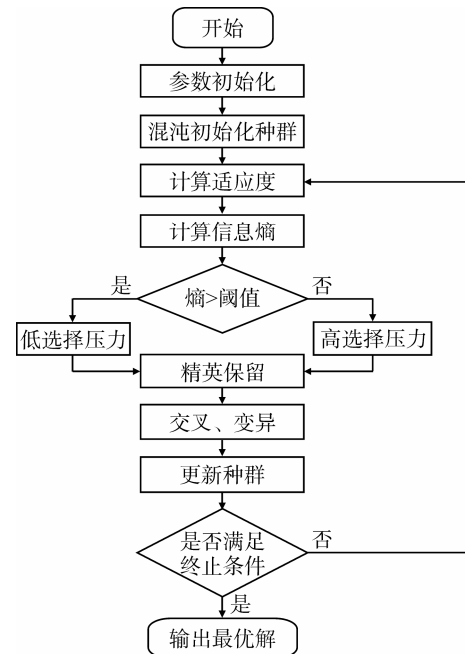


图 1 IGA 流程

3 PMSM 参数辨识原理

PMSM 的参数辨识问题本质上是参数寻优问题, 利用遗传算法来解决这个问题时, 核心在于建立正确的适应度方程 $f(x)$, 本文研究对象是表贴式永磁同步电机, 其特性之一就是电机的电感 $L=L_q=L_d$, 结合式 (3) 进一步得出适应度方程,

$$\begin{cases} E_1 = (u'_d + w'_e Li'_q)^2 \\ E_2 = (u'_q - Ri'_q - w'_e \psi_f)^2 \\ E_3 = (u_d - Ri_d + w_e Li_q)^2 \\ E_4 = (u_q - Ri_q - w_e Li_d - w_e \psi_f)^2 \\ f = E_1 + E_2 + E_3 + E_4 \end{cases} \quad (11)$$

式中: E 为计算误差; f 为误差总和。

电机参数辨识的原理如图 2 所示。

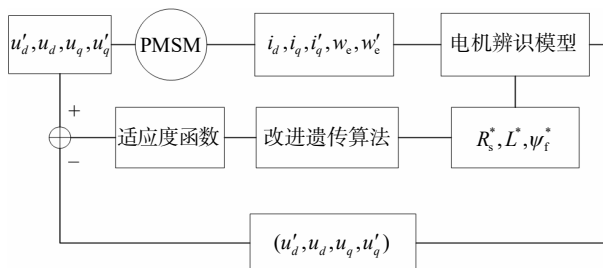


图 2 电机参数辨识原理

4 实验验证与结果分析

4.1 标准测试函数测试

对于智能算法, 通常采用标准测试函数来评估算法的基本性能, 本文取三种经典的测试函数来对比 IGA、GA、PSO、WOA 和 HHO 的性能。三种测试函数 (表 1) 有不同的特性: Sphere 函数是最简单的单峰函数, 用于测试算法的收敛速度; Rosenbrock 函数梯度方向剧烈变化, 用于测试算法的局部搜索能力; Griewank 函数的全局最小值周围有大量局部极小点, 用于测试算法全局搜索和跳出局部最优的能力。

表 1 标准测试函数

函数名称	数学表达式	解
Sphere	$f(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	0
Rosenbrock	$f(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (1 - x_i)^2]$	1
Griewank	$f(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	0

测试中, 迭代次数、种群数量均设置相同, 得到适应度曲线对比如图 3~5 所示。

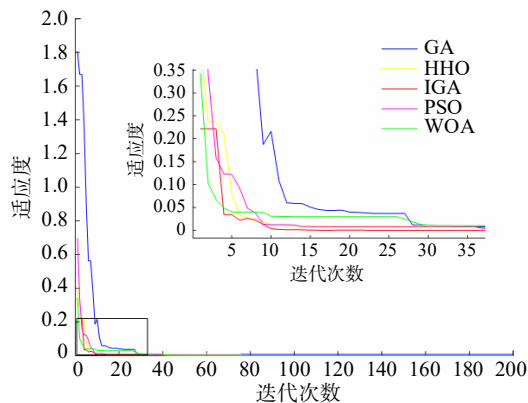


图 3 Griewank 函数测试结果

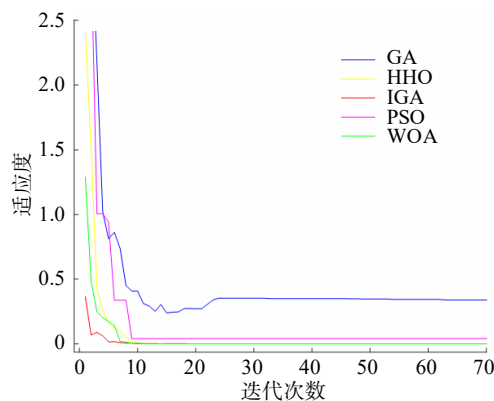


图 4 Rosenbrock 函数测试结果

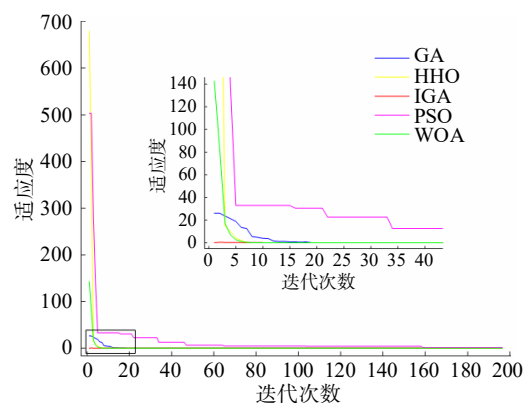


图 5 Sphere 函数测试结果

通过图 3~5 可以看出 IGA 在三种测试函数中的表现均优于其他四种算法, 表明 IGA 具有优越的基本性能和收敛速度。

4.2 仿真测试

为了验证算法在永磁同步电机参数辨识问题上的性能, 本文基于 Matlab/Simulink 平台建立永磁同步电机机电系统的仿真模型, 如图 6 所示。

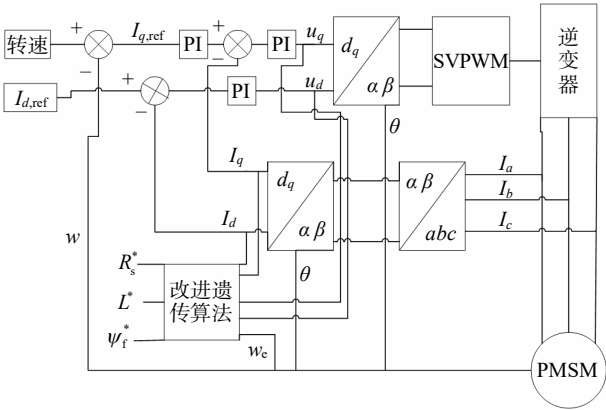


图6 电机机电系统模型

PMSM 部分重要参数按实际电机设置,见表2。

表2 永磁同步电机参数

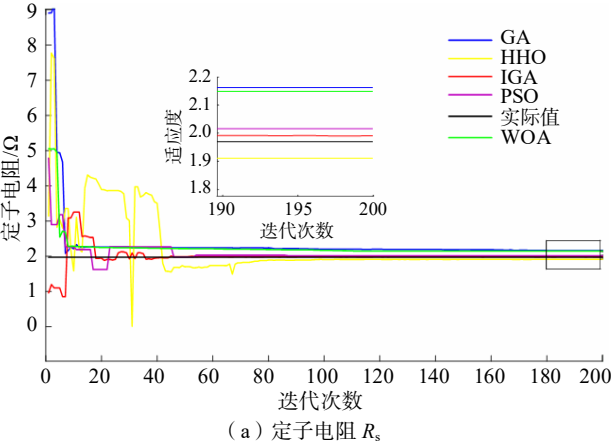
参数	取值
额定电流/A	2.8
额定电压/V	220
额定转速/(r·min ⁻¹)	3 000
额定转矩/(N·m)	1.48
定子电阻/Ω	1.97
磁链/Wb	0.119 4
电感/H	0.008 71
转动惯量/(kg·m ²)	0.7
极对数	5

在采用矢量控制策略的基础上,当电机稳态运行,且 d 轴初始信号为 0 A 时,使用阶跃信号向 d 轴注入 -2 A 电流,并采集 0 A 和 -2 A 条件下辨识所需要的数据 u_d 、 u_q 、 i_d 、 i_q 和 w_c 作为算法的输入数据。为测试算法的性能,将待辨识参数的取值范围按照常规的默认范围进行设置。五种算法的初始种群和迭代次数均设置相同,分别为 500 和 200。最终的比较结果取三种算法各自独立运行 100 次的平均值。算法的最终测试结果见表 3。

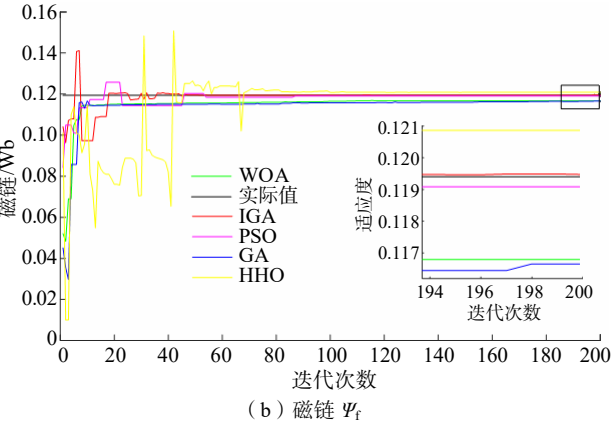
从测试结果可以看出,IGA 的辨识结果误差和相对标准差均小于其他四种算法,仿真测试证明 IGA 相较于其他算法具有更高的辨识精度和更好的算法鲁棒性,对电机参数辨识问题具有更好的适应性。

4.3 参数辨识结果曲线

图 7 为三种算法的参数辨识曲线图,从图中可以看出,IGA 的辨识结果更接近电机真实数据,辨识精度更高。图 8 为五种算法的适应度结果图,从图中的对比结果可以看出,在提高搜索精度的情况下 IGA 仍旧可以快速收敛。



(a) 定子电阻 R_s



(b) 磁链 Ψ_f

表3 算法测试结果

算法	R			Ψ_f			L		
	平均值/Ω	误差/%	相对标准差/%	平均值/Wb	误差/%	相对标准差/%	平均值/H	误差/%	相对标准差/%
IGA	1.990 8	1.06	0.04	0.119 478	0.065	0.01	0.008 656	0.63	0.01
GA	2.037 8	3.44	10.10	0.118 700	0.620	2.97	0.008 607	1.18	2.44
PSO	1.995 9	1.32	1.18	0.119 519	0.100	0.39	0.008 651	0.68	0.37
WOA	2.000 4	1.54	7.38	0.119 320	0.070	2.12	0.008 644	0.76	1.55
HHO	2.116 9	7.46	26.50	0.117 298	1.760	8.17	0.008 524	2.14	6.14

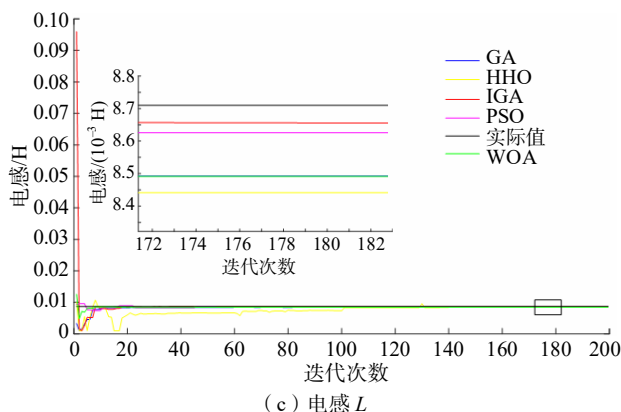


图7 算法参数辨识结果

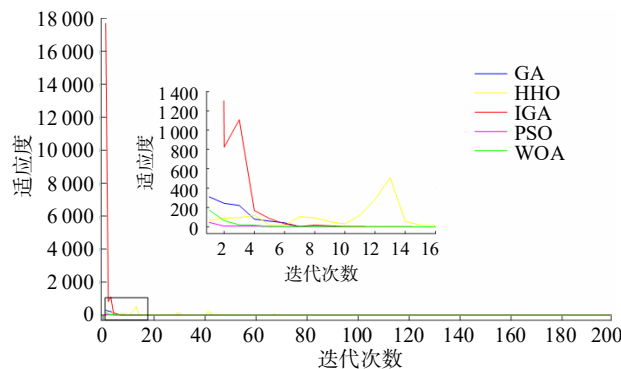


图8 算法适应度结果

5 结论

本文针对 PMSM 参数辨识过程中存在辨识困难、辨识结果精度低、收敛慢等问题,提出了一种 IGA,通过添加 Logistic 混沌映射进行种群初始化,引入信息熵自适应选择机制,来增强算法的各项性能,通过标准测试函数和实验测试证明,在电机参数辨识问题中,该算法可以很好地辨识 PMSM 的定子电阻、磁链以及电感,且收敛速度、辨识精度及算法鲁棒性等均优于传统 GA、PSO、WOA 和 HHO。实验结果同时表明了该算法的稳定性和可靠性。不过如何减轻算法的计算压力,更加合理地设置阈值等参数,并进一步提高精度仍值得研究。

参考文献:

[1] 黄依婷,王云冲,史丹,等. 永磁同步电机伺服控制(连载之一)国内外研究现状与发展趋势概述[J]. 微电机, 2022, 55(8):1-7.

[2] FANG S J, ZHANG X G. A parameter-free model predictive current control for PMSM drives based on motor parameter estimation[C]//2024 IEEE 10th International Power Electronics and Motion Control Conference (IPEMC2024-ECCE Asia). Chengdu, China. IEEE, 2024:858-862.

[3] 李巍,王浩淞,陈伟. 永磁同步电机交直流增量电感计算与测量研究[J]. 电机与控制学报, 2022, 26(12):19-27.

[4] 刘林,曹鑫,钱梦飞,等. 永磁同步电机电流环PI控制器参数整定及优化[J]. 电机与控制学报, 2023(10):131-140.

[5] 刘少博,王高林,王奇维,等. 永磁同步电机参数在线辨识方法研究综述[J]. 东北电力大学学报, 2024(3): 1-10.

[6] 张荣芸,王荣香,时培成,等. 新型自适应滑模和参数辨识的永磁同步电机控制[J]. 电力系统及其自动化学报, 2025, 37(12):45-54.

[7] KAWAI H, ZHANG Z B, KENNEL R. Finite control set model-predictive speed control with a load torque compensation[J]. IEEE transactions on electrical and electronic engineering, 2020, 15(10):1530-1540.

[8] 廖正霖,沈艳霞. 基于多项优化哈里斯鹰算法的同步电机参数辨识[J]. 计量学报, 2024, 45(12):1868-1875.

[9] AHANDANI M A, ABBASFAM J, KHARRATI H. Parameter identification of permanent magnet synchronous motors using quasi-opposition-based particle swarm optimization and hybrid chaotic particle swarm optimization algorithms[J]. Applied intelligence, 2022, 52(11):13082-13096.

[10] 刘细平,胡卫平,邹永玲,等. 改进粒子群算法的永磁同步电机多参数辨识[J]. 电机与控制学报, 2020(7): 112-120.

[11] 肖曦,许青松,王雅婷,等. 基于遗传算法的内埋式永磁同步电机参数辨识方法[J]. 电工技术学报, 2014, 29(3):21-26.

[12] KAUR K, KUMAR Y. Swarm intelligence and its applications towards various computing: a systematic review[C]//2020 International Conference on Intelligent Engineering and Management (ICIEM). London, United Kingdom. IEEE, 2020:57-62.

[13] 吴忠强,刘重阳. 基于IHHO算法的光伏电池工程模型的参数辨识[J]. 计量学报, 2021, 42(2):221-227.

(责任编辑 韩 超)