

改进金枪鱼群优化算法的永磁同步电机 多参数辨识

邵克勇, 陈威杰*, 郝晓伟

(东北石油大学 电气信息工程学院, 黑龙江 大庆 163318)

Multi Parameter Identification of Permanent Magnet Synchronous Motor with Improved Tuna Swarm Optimization Algorithm

SHAO Keyong, CHEN Weijie*, HAO Xiaowei

(School of Electrical Information & Engineering, Northeast Petroleum University, Daqing 163318, China)

Abstract: [Objective] In response to the challenges associated with the identification of multiple parameters in permanent magnet synchronous motor (PMSM), which are characterized by difficulties and low accuracy, an improved tuna swarm optimization (TSO) algorithm has been proposed. This algorithm is designed to simultaneously identify several parameters of the PMSM. [Methods] Firstly, the Latin hypercube sampling (LHS) method was employed to initialize the tuna population, effectively circumvented the issue of initial aggregation of the tuna population caused by random initialization. This approach enhanced the diversity and uniformity of the initial population. Subsequently, to enhance the algorithm's optimization performance across different stages of iteration, a dynamic nonlinear weight adjustment strategy was adopted. This strategy equipped the algorithm with stronger global search capabilities during the early stages of iteration, allowed for a broader exploration of the search space, and stronger local search capabilities during later stages, facilitated precise convergence to the optimal solution. Finally, a Gaussian mutation strategy was implemented, enabling the algorithm to effectively explore new solution spaces during the optimization process. This strategy mitigated the tendency of the algorithm to become trapped in local optima, thereby improved the convergence accuracy of the TSO algorithm. [Results] To validate the effectiveness of the proposed method, simulations and experimental analyses were conducted on both simulation software and motor platform. The results of both simulation and experiment demonstrated that the improved TSO

algorithm, which incorporated LHS, dynamic nonlinear weight adjustment, and Gaussian mutation, outperforms particle swarm optimization algorithms and the original TSO algorithm in the identification process of PMSM resistance, inductance, and magnetic flux linkage. It achieved faster convergence speeds and higher convergence accuracy, with all parameter identification errors controlled within a range of 0.89%. [Conclusion] The improved TSO algorithm is capable of effectively synchronizing the identification of resistance, inductance, and magnetic flux linkage in PMSM. It exhibits superior identification accuracy and favorable convergence characteristics.

Key words: permanent magnet synchronous motor; tuna swarm optimization algorithm; parameter identification; Gaussian variation

摘要:【目的】针对永磁同步电机(PMSM)多参数辨识困难、辨识精度低的问题,提出了一种改进的金枪鱼群优化(TSO)算法,同时辨识PMSM多个参数。【方法】首先,采用拉丁超立方体采样(LHS)法对金枪鱼种群进行初始化,有效地避免了由随机初始化种群造成的金枪鱼初始种群聚集现象,增强了初始种群的多样性与均匀性;其次,为了改善算法在不同迭代阶段的寻优性能,采用动态非线性权重调整策略,使算法在迭代过程早期阶段有更强的全局搜索能力以更广泛地探索搜索空间,在迭代后期阶段有更强的局部搜索能力以精确地收敛到最优解;最后,采用高斯变异策略,使算法在寻优过程中能够有效地探索新的解空间,改善了算法易陷入局部最优的问题,提高了TSO算法的收敛精度。【结果】为了验证所提方法的有效性,分别在仿真软件和电机平台上进行了仿真和试验分析。仿真和试验结果显示,基于LHS、动态非线性权重调整和高斯变异的改进TSO算法与粒子群优化算法

基金项目: 省级重点研发项目(2022TSTD-04)

Provincial Key Research and Development Project (2022TSTD-04)

和 TSO 算法相比,在辨识 PMSM 电阻、电感和磁链过程中有更快的收敛速度和更高的收敛精度,且所有参数辨识误差均控制在 0.89% 范围内。【结论】改进 TSO 算法能够有效地对 PMSM 的电阻、电感和磁链进行同步辨识,并且显示出了更高的识别精度和良好的收敛特性。

关键词: 永磁同步电机;金枪鱼群优化算法;参数辨识;高斯变异

0 引言

永磁同步电机 (Permanent Magnet Synchronous Motor, PMSM) 凭借高功率密度、稳定性和快速动态响应,已成为电动汽车、工业自动化等领域的核心驱动部件^[1]。但其运行具有显著非线性特征,多变量强耦合给控制带来挑战。实际运行中,温度变化会导致定子电阻和磁链参数波动,磁饱和效应使 d 、 q 轴电感呈现非线性。这些时变参数不仅影响观测器辨识精度,还可能削弱系统鲁棒性。因此,准确辨识 PMSM 参数对提升控制性能至关重要。

相关学者们对 PMSM 参数辨识技术开展了广泛的研究工作,采用多种不同的方法来实现电机参数的精确识别。文献[2]中采用一种基于遗忘因子的递推最小二乘辨识算法辨识电阻、磁链和电感,但该算法计算复杂且对初始参数敏感。文献[3]利用神经网络算法对 PMSM 的参数进行辨识,然而其采用的分步辨识方法存在缺陷,前一步辨识的误差会累积并影响后续参数辨识的准确性。文献[4-6]则通过模型参考自适应方法来辨识 PMSM 参数,但该方法在辨识前需要预先固定电感参数,限制了其辨识精度,导致最终结果不够理想。

近年来,智能优化算法^[7-20]因其在复杂优化问题上的卓越表现,受到广泛关注。文献[21]通过引入正态云模型对灰狼优化算法进行改进,显著提升了 PMSM 参数辨识的精度。文献[22]将 Metropolis 准则应用于粒子群优化 (Particle Swarm Optimization, PSO) 算法,使辨识精度相比于原始算法得到了进一步提升。文献[23]提出了基于 Tent 混沌映射和非线性动态自适应权重的改进蜘蛛猴优化算法,用来辨识 PMSM 的参数,一定程

度上改善了辨识精度和收敛速度。

本文提出了一种基于高斯变异改进的金枪鱼群优化 (Gaussian-Mutation-Based Tuna Swarm Optimization, GTSO) 算法。与金枪鱼群优化 (Tuna Swarm Optimization, TSO) 算法相比, GTSO 算法在初始化阶段采用拉丁超立方体采样 (Latin Hypercube Sampling, LHS) 法,显著增强了种群的多样性。此外,应用动态非线性权重调整机制,该算法在全局搜索与局部开发之间达到了更好的平衡,进而提升了辨识精度与效率。在迭代后期, GTSO 算法引入高斯变异策略,有效避免了算法陷入局部最优,进一步提高了收敛精度。通过多种基准函数测试验证了 GTSO 算法的性能,并通过仿真试验表明, GTSO 算法在辨识 PMSM 参数时展现出了更快的收敛速度和更高的收敛精度。

1 TSO 算法

TSO 算法的灵感来源于金枪鱼群的两种合作觅食行为^[24]。在金枪鱼群捕食沙丁鱼、鲭鱼等小型鱼群过程中,会采用螺旋状的游动方式围捕猎物,每条金枪鱼通过跟随前一条鱼的动作,并与相邻个体保持信息传递,基于这种行为模式形成了螺旋捕食策略^[25]。除这种捕猎方式外,金枪鱼还会以食物为中心,形成类似抛物线的队形进行围捕,这种独特的捕食行为被称为抛物线捕食策略。基于这两种捕猎行为模式,构建了 TSO 算法的核心框架,其关键部分如下。

(1) 种群初始化

与其他元启发式算法一样, TSO 算法通过随机方式生成初始化种群,如式(1)所示:

$$X_i^{\text{ini}} = \text{rand}(ub - lb) + lb, \quad i = 1, 2, \dots, NP \quad (1)$$

式中: NP 为金枪鱼群的种群规模; rand 为区间 $[0, 1]$ 内的随机数; lb 、 ub 分别为优化算法搜索空间的下界、上界; X_i^{ini} 为第 i 个金枪鱼初始个体。

(2) 螺旋觅食策略

参考金枪鱼在进行捕食时的螺旋游动特性,构建了相应的数学模型来描述这种螺旋捕食行为,如式(2)所示:

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} \alpha_1 \cdot (X_{\text{best}}^t + \beta \cdot |X_{\text{best}}^t - X_i^t|) + \alpha_2 \cdot X_i^t, & \text{if } i = 1 \\ \alpha_1 \cdot (X_{\text{best}}^t + \beta \cdot |X_{\text{best}}^t - X_i^t|) + \alpha_2 \cdot X_{i-1}^t, & \text{if } i = 2, 3, \dots, NP \end{cases} \quad (2)$$

$$\alpha_1 = a + (1 - a) \cdot \frac{t}{t_{\max}} \quad (3)$$

$$\alpha_2 = (1 - a) - (1 - a) \cdot \frac{t}{t_{\max}} \quad (4)$$

$$\beta = e^{\text{rand}l} \cdot \cos(2\pi \text{rand}) \quad (5)$$

$$l = e^{3\cos[(t_{\max} + 1/t) - 1]\pi} \quad (6)$$

式中: t 为当前迭代次数; $t_{\max}$ 为最大迭代次数; a 为一个常数; α_1 和 α_2 为控制个体移动的权重系数; X_i^t 、 X_{i-1}^t 分别为第 i 、 $i-1$ 个 t 次迭代的个体;

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} \alpha_1 \cdot (X_{\text{rand}}^t + \beta \cdot |X_{\text{rand}}^t - X_i^t|) + \alpha_2 \cdot X_i^t, & \text{if } i = 1 \\ \alpha_1 \cdot (X_{\text{rand}}^t + \beta \cdot |X_{\text{rand}}^t - X_i^t|) + \alpha_2 \cdot X_{i-1}^t, & \text{if } i = 2, 3, \dots, NP \end{cases} \quad (7)$$

式中: X_{rand}^t 为随机生成的参考点。

(3) 抛物线觅食策略

金枪鱼在觅食过程中会形成一种类似抛物线的运动轨迹, 这种行为模式被称为抛物线觅食策略。

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} X_{\text{best}}^t + \text{rand} \cdot (X_{\text{best}}^t - X_i^t) + TF \cdot p^2 \cdot (X_{\text{best}}^t - X_i^t), & \text{if } \text{rand} < 0.5 \\ TF \cdot p^2 \cdot X_i^t, & \text{if } \text{rand} \geq 0.5 \end{cases} \quad (8)$$

$$p = \left(1 - \frac{t}{t_{\max}}\right)^{\left(\frac{t}{t_{\max}}\right)} \quad (9)$$

式中: TF 为 -1 或 1 的随机值; p 为随迭代次数变化的参数。

2 GTSO 策略

2.1 基于拉丁超立方体初始化种群策略

LHS 是一种在高维空间中生成样本点的统计方法^[26], 通过将每个参数维度划分为等概率区间并随机抽取样本点, 确保各维度均匀分布。相比传统随机采样, LHS 能更全面地覆盖参数空间, 避免样本聚集现象, 显著提升采样效率。在二维空间中采用 LHS 的种群分布图和采用随机采样的种群分布图如图 1、2 所示, 可以看出, LHS 可以使种群的初始分布更加均匀。

初始种群的分布对元启发式算法的收敛速度和精度有着显著影响。在 TSO 算法中, 采用随机方式生成初始种群, 容易导致个体在求解空间中的分布过于集中或不均匀, 进而削弱了初始种群的多样性。而引入 LHS 法生成初始种群, 能够有效解决传统随机初始化方法带来的分布不均问题, 使种群在求解空间中更加均匀地分布, 从而显著提升算法的全局搜索能力和收敛精度。

首先, 确定金枪鱼种群规模 n 和个体维度 $d =$

X_i^{t+1} 为第 i 个 $t+1$ 次迭代的个体; X_{best}^t 为 t 次迭代最优个体; β 为个体与最优个体之间距离的参数; l 为螺旋参数。

此外, 最优个体找不到食物时, 其他个体如果盲目跟随其觅食, 则会影响整体觅食效率。因此, 为了能够引导群体进行更广阔的搜索, 在搜索空间中随机生成一个点作为螺旋觅食的参考点。具体的数学模型为

略。此外, 当金枪鱼无法通过常规方式找到食物时, 其会在自身周围进行局部搜索以寻找食物。这两种觅食方式是同时进行的, 且在算法设计中假定金枪鱼选择概率各占 50%。具体的数学模型为

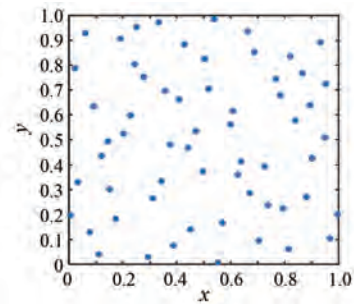


图 1 LHS 法

Fig. 1 LHS method

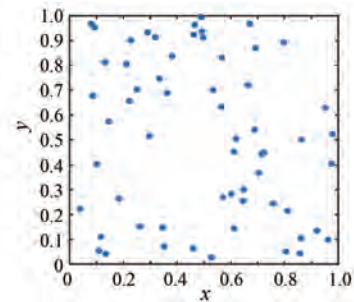


图 2 随机采样法

Fig. 2 Random sampling method

4。其次, 将每个维度的取值范围划分为 n 个等概率区间, 形成 nd 个小超立方体。然后生成一个 $n \times d$ 的随机全排列矩阵 H 。对于矩阵 H 中的每个元素 $A(i, j)$, 在对应的区间 $[x_{A(i, j)-1}, x_{A(i, j)}]$ 内随机生成一个样本点。最后, 将所有样本点组

合成初始种群,每个样本点代表一个金枪鱼个体的初始位置。生成的拉丁超立方体样本矩阵如式(10)所示,将样本映射到 TSO 算法的搜索空间中如式(11)所示:

$$\mathbf{H} \in \mathbf{R}^{n \times d} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_{(i,j)} &= lb_j + (ub_j - lb_j) \times \mathbf{H}_{(i,j)}, \\ i &= 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, 3, 4 \end{aligned} \quad (11)$$

式中: $\mathbf{X}_{(i,j)}$ 为经 LHS 后的初始种群; $\mathbf{H}_{(i,j)}$ 为拉丁超立方体样本矩阵; lb_j, ub_j 分别为第 j 维个体搜索空间的下界、上界; $\mathbf{R}^{n \times d}$ 为 n 行 d 列的矩阵。

2.2 动态非线性权重调整策略

传统 TSO 算法的线性收敛因子 α_1 和 α_2 存

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} \theta_1 \cdot (X_{rand}^t + \beta \cdot |X_{rand}^t - X_i^t|) + \theta_2 \cdot X_i^t, & \text{if } i = 1 \\ \theta_1 \cdot (X_{rand}^t + \beta \cdot |X_{rand}^t - X_i^t|) + \theta_2 \cdot X_{i-1}^t, & \text{if } i = 2, 3, \dots, NP \end{cases} \quad (14)$$

式中: μ 为非线性权重调节因子; C 为与迭代次数相关的变量; θ 为改进后的权重系数。

2.3 高斯变异

高斯变异通过引入高斯分布的随机扰动来增加种群的多样性,提高种群的搜索能力。高斯分布中的 σ 值影响着高斯变异的扰动强度, σ 越大变异程度越大,但过大的 σ 可能会使个体偏离最优解的附近区域,因此,变异操作中应适当选取 σ 的值。不同 σ 值的高斯分布如图 3 所示。

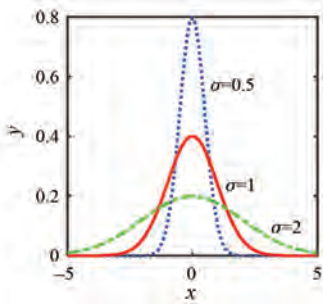


图 3 不同 σ 的高斯分布对比

Fig. 3 Comparison of Gaussian distribution of different σ

TSO 算法迭代后期,金枪鱼个体会逐渐聚拢到同一位置,在搜索过程中容易陷入局部最优解。通过在迭代后期对金枪鱼最优个体进行高斯变异来增加种群的多样性,从而增强算法的局部搜索能力,帮助算法跳出局部最优解,提高算法的寻优精度。改进后的算法在迭代次数达到所设定的阈值时,会以一定的概率为金枪鱼个体添加高斯噪

在两个主要问题:前期全局搜索能力弱,后期局部收敛效率低。本文提出的非线性动态调整策略完美解决了这些缺陷——前期用大因子增强探索,避免局部最优;后期逐步减小因子,提升收敛精度。这种自适应策略能平衡全局和局部搜索,让 TSO 算法在复杂优化中表现更出色。改进后的非线性收敛因子如式(12)所示,改进后的位置更新如式(14)所示:

$$\begin{cases} \theta_1 = a + (1 - a) \times C^\mu; \\ \theta_2 = (1 - a) - (1 - a) \times C^\mu, \end{cases} \quad (12)$$

$$C = \frac{t}{t_{\max}} \quad (13)$$

声,对当前金枪鱼最优个体的位置进行高斯变异,具体如式(15)、式(16)所示:

$$X_{obest} = X_{best} \times [1 + rand \times Gaussian(0, 1)] \quad (15)$$

$$Gaussianstart = \lambda \times t_{\max} \quad (16)$$

式中: $Gaussianstart$ 为与迭代次数相关的高斯变异阈值; $Gaussian(0, 1)$ 为均值为 0、标准差为 1 的高斯分布随机向量; X_{obest} 为金枪鱼种群变异后最优个体; X_{best} 为金枪鱼种群最优个体; λ 为高斯变异开始时间的参数。

为了使加入扰动后的解优于扰动前的解,保留引入扰动后使适应度值更小的解。引入了贪变策略,如式(17)所示:

$$X_{best} = \begin{cases} X_{best}, & \text{if } f(X_{best}) < f(X_{obest}) \\ X_{obest}, & \text{if } f(X_{best}) \geq f(X_{obest}) \end{cases} \quad (17)$$

式中: f 为适应度函数。

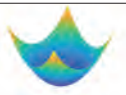
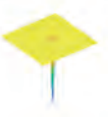
通过以上三种策略对 TSO 算法进行改进,增强算法的寻优效率和寻优精度。

2.4 GTSO 算法性能测试

为验证 GTSO 算法的性能,使用三种不同的基准函数对 TSO 算法和 GTSO 算法进行了对比测试。测试中使用的基准函数包括:30 维的单峰函数 f_1 , 30 维的多峰函数 f_2 以及 6 维的固定维度多峰函数 f_3 。这些基准函数的理论最优值均为 0,具体信息如表 1 所示。在仿真过程中,每种算法均独立运行 30 次,最终计算 30 次运行结果的平均误差和标准差以评价算法的性能。

表 1 基准函数信息表

Tab. 1 Reference function information table

函数名称	函数表达式	图像	范围	特点
sphere	$f_1(x)=\sum_{i=1}^n x_i^2$		$[-100,100]$	该测试函数图从四角处向下延伸形成凹形底部, 有多个局部极小值。
Rosenbrock	$f_2(x)=\sum_{i=2}^n [100(x_i-x_{i-1}^2)^2+(x_{i-1}-1)^2]$		$[-30,30]$	该测试函数图像呈山谷特点, 高维情况下, 这个山谷在每个维度上都会延伸, 增加了优化的复杂性。
Hartmann	$f_3(x)=-\sum_{i=1}^4 cH_i \exp[-\sum_{j=1}^6 aH_{i,j}(x_j-pH_{i,j})^2]$		$[0,1]$	该测试函数图外部平坦, 内部有较深的凹陷, 易陷入局部最优。

基准函数测试对比结果如表 2 所示, 基准函数优化收敛曲线图如图 4 所示。由表 2 可知, 测试结果显示, GTSO 算法在精度和稳定性上全面超越 TSO 算法。三种基准函数中, GTSO 算法的平均值和标准差更优, f_1 函数结果相比 TSO 算法提升了 7 个数量级。

由图 4 可知, GTSO 算法前期因 LHS 而收敛更快, 后期虽偶陷局部最优, 但高斯变异能迅速跳出, 最终达到更高精度。这些改进让 GTSO 算法在全局和局部搜索间取得了更好平衡。

表 2 基准函数测试结果

Tab. 2 Benchmark function test results

函数	算法	平均值	标准差
f_1	TSO	7.3e-19	3.1e-5
	GTSO	1.3e-26	4.8e-7
f_2	TSO	0.159	2.1e-3
	GTSO	0.033	3.2e-20
f_3	TSO	6.3e-4	6.2e-2
	GTSO	5.0e-4	8.1e-32

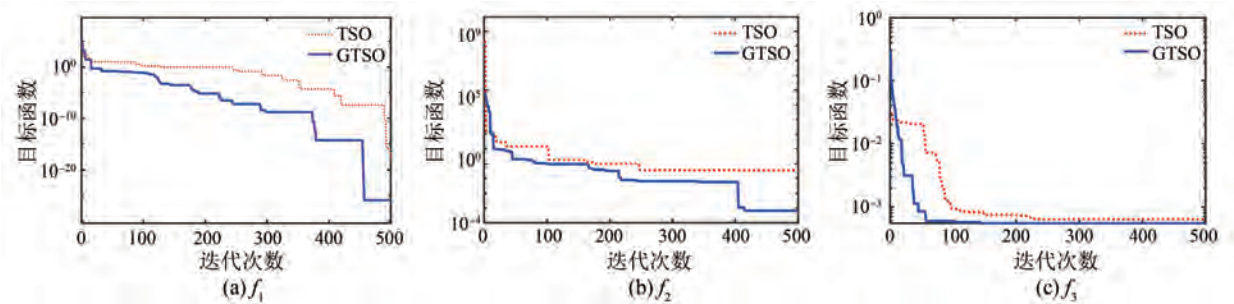


图 4 基准函数优化收敛曲线图

Fig. 4 Optimal convergence curve of benchmark function

3 基于 GTSO 的 PMSM 参数辨识

在理想情况下, PMSM 在 d - q 轴坐标系中的电压方程为

$$\begin{cases} u_d = R_s i_d + L_d \frac{di_d}{dt} - L_q \omega_r i_q \\ u_q = R_s i_q + L_q \frac{di_q}{dt} + L_d \omega_r i_d + \omega_r \psi_f \end{cases} \quad (18)$$

式中: u_d 、 u_q 和 i_d 、 i_q 分别为 d 轴、 q 轴电压和电流;

ω_r 为电角速度。

当电机稳定运行时, 可近似认为 d - q 轴的电流变化率等于 0, 得到离散电压方程为

$$\begin{cases} u_d(k) = R_s i_d(k) - L_q \omega_r(k) i_q(k) \\ u_q(k) = R_s i_q(k) + L_d \omega_r(k) i_d(k) + \psi_f \omega_r(k) \end{cases} \quad (19)$$

由于两个等式并不能完成电机四个参数的辨识, 因此, 通过 $i_d=0$ 和 $i_d=-1$ 控制方式来建立满秩的 PMSM 辨识模型, 同时辨识参数 R_s 、 L_d 、 L_q 与

ψ_f 。满秩辨识模型为

$$\begin{cases} \hat{u}_{d0}(k) = -\hat{L}_q \omega_{r0}(k) i_{q0}(k) \\ \hat{u}_{q0}(k) = \hat{R}_s i_{q0}(k) + \hat{\psi}_f \omega_{r0}(k) \\ \hat{u}_{d1}(k) = \hat{R}_s i_{d1}(k) - \hat{L}_q \omega_{r1}(k) i_{q1}(k) \\ \hat{u}_{q1}(k) = \hat{R}_s i_{q1}(k) + \hat{L}_d \omega_{r1}(k) i_{d1}(k) + \hat{\psi}_f \omega_{r1}(k) \end{cases} \quad (20)$$

式中: $\hat{u}_{d0}(k)$ 、 $\hat{u}_{q0}(k)$ 、 $\hat{u}_{d1}(k)$ 和 $\hat{u}_{q1}(k)$ 为辨识模型输出值; $\hat{R}_s$ 、 $\hat{\psi}_f$ 、 $\hat{L}_d$ 和 $\hat{L}_q$ 为辨识模型的辨识值; 其余参数为实际模型测量值; 下标 0 和 1 为由 $i_d = 0$ 和 $i_d = -1$ 的控制策略所得的结果。

数据采样方法如图 5 所示。图 5 中, 数据采样周期为 140 ms, 在每个采样周期内, 同步完成 $i_d = 0$ 和 $i_d = -1$ 两种控制策略下的数据采集。

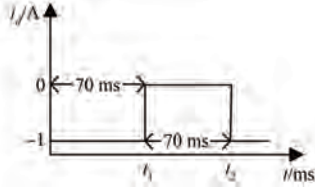


图 5 数据采样

Fig. 5 Data sampling

PMSM 的参数辨识原理为: 在 $i_d = 0$ 和 $i_d = -1$ 两种控制策略下, 采集电机输出数据, 把电机辨识模型输出值与实际电机输出值作差, 将四个差值取平方加权和作为适应度值, 采用 GTSO 算法对辨识参数进行迭代优化, 当达到最大迭代次数时, 输出最终辨识值。PMSM 参数辨识原理如图 6 所示。

图 6 中, 构建辨识模型输出 $\hat{y}$ 和实际模型输出 y 的差值平方加权和作为 GTSO 算法的适应度

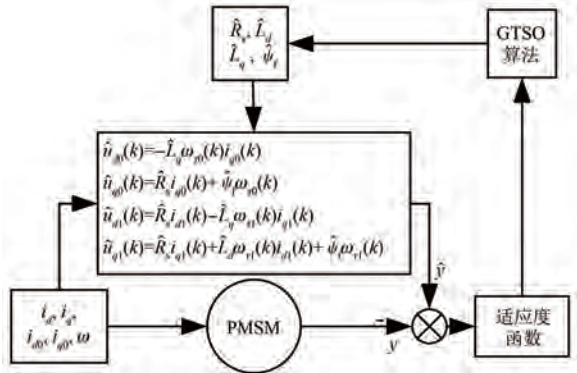


图 6 PMSM 参数辨识原理图

Fig. 6 Schematic diagram of PMSM parameter identification

函数, 其表达式为

$$\begin{aligned} \hat{y} &= [\hat{u}_{d0}, \hat{u}_{q0}, \hat{u}_{d1}, \hat{u}_{q1}] \\ y &= [u_{d0}, u_{q0}, u_{d1}, u_{q1}] \\ f(\hat{q}) &= v_1(\hat{u}_{d0} - u_{d0})^2 + v_2(\hat{u}_{q0} - u_{q0})^2 + \\ &\quad v_3(\hat{u}_{d1} - u_{d1})^2 + v_4(\hat{u}_{q1} - u_{q1})^2 \end{aligned} \quad (21)$$

式中: v_1 、 v_2 、 v_3 和 v_4 为加权因子; $\hat{q}$ 为待辨识的四个电机参数。

GTSO 算法的具体步骤如下。

步骤 1: 设置种群数量为 N , 最大迭代次数为 $t_{\max}$, 空间维数为 D , 搜索范围上、下界为 ub 、 lb , 非线性权重因子为 μ 以及高斯变异参数为 λ 等。

步骤 2: 采用拉丁超立方体法产生初始种群。

步骤 3: 初始化算法参数 a 、 z 、 p 。

步骤 4: 计算每个金枪鱼个体的适应度值, 并更新算法参数。

步骤 5: 根据生成的随机数 $rand$ 选择相应金枪鱼个体位置更新的方式, 当 $rand$ 小于 z 时, 转到步骤 6; 当 $rand$ 大于 z 时, 转到步骤 7。

步骤 6: 通过式(1)更新金枪鱼个体位置。

步骤 7: 判断 $rand$ 是否大于 0.5, 如果大于 0.5, 转至步骤 8, 否则, 转至步骤 9。

步骤 8: 通过式(8)更新金枪鱼个体位置。

步骤 9: 判断 $rand$ 是否大于 $t/t_{\max}$, 如果是, 转至步骤 10, 否则, 转至步骤 11。

步骤 10: 通过螺旋觅食策略式(7)更新金枪鱼种群个体位置。

步骤 11: 通过螺旋觅食策略式(14)更新金枪鱼种群个体位置。

步骤 12: 判断是否满足条件 $t > Gaussianstart$, 如果满足, 转至步骤 13, 否则, 转至步骤 14。

步骤 13: 对当前已知最优个体加入高斯扰动。

步骤 14: 判断 t 值是否满足迭代终止条件, 如果不满足, 转至步骤 4, 满足条件则输出全局最优解, 结束寻优过程。

GTSO 算法辨识 PMSM 参数的流程图如图 7 所示。

4 仿真分析与试验验证

4.1 仿真验证与分析

为验证本文所提 GTSO 算法辨识 PMSM 参数



图9 试验平台

Fig. 9 Experimental platform

计算机,辨识出电机参数。试验时对比方法、电机参数与仿真时保持一致。PSO、TSO 和 GTSO 三种参数辨识算法的试验结果如表 5 所示,辨识算法的适应度值变化曲线如图 10 所示, R_s 、 L_q 、 ψ_f 与 L_d 的辨识曲线如图 11~14 所示。

表 5 三种算法对比试验结果

Tab. 5 Comparative experimental results of three algorithms

参数名称	PSO	TSO	GTSO
R/Ω	0.488	0.513	0.527
误差/%	7.871	3.192	0.521
L_d/mH	3.257	3.058	3.081
误差/%	4.762	1.510	0.883
L_q/mH	3.095	3.106	3.107
误差/%	0.463	0.122	0.074
ψ_f/Wb	0.182	0.181	0.183 3
误差/%	0.832	0.403	0.149

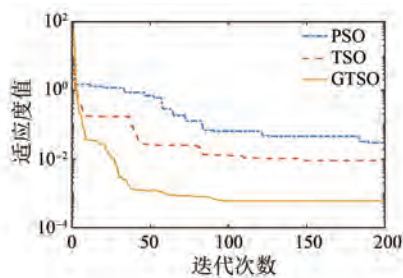
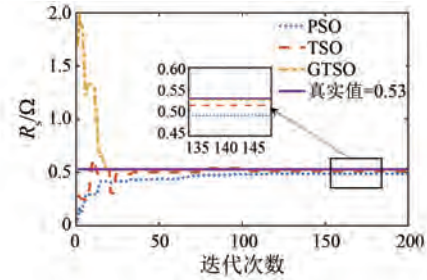
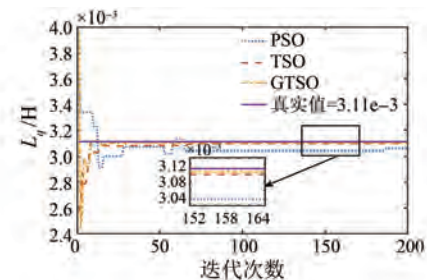
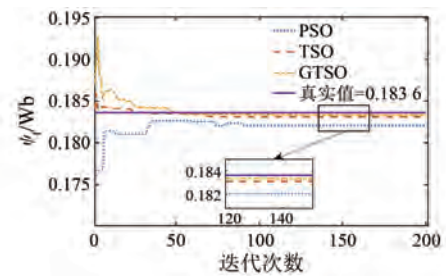
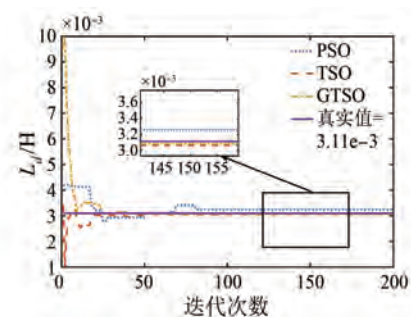


图10 平均适应度曲线

Fig. 10 Average fitness waveforms

由图 10 可知,GTSO 算法经过 90 次迭代后适应度值趋于稳定,而 TSO 和 PSO 算法需 150 次以上,表明 GTSO 收敛更快。得益于高斯变异策略,GTSO 能有效跳出局部最优,提升参数辨识精度。图 11~14 进一步证实,GTSO 在辨识速度与精度上均优于 TSO 和 PSO。

由表 5 可知,GTSO 的辨识误差始终低于 0.89%,显著优于对比算法,验证了其优越性。

图11 R_s 辨识曲线Fig. 11 R_s identification curves图12 L_q 辨识曲线Fig. 12 L_q identification curves图13 ψ_f 辨识曲线Fig. 13 ψ_f identification curves图14 L_d 辨识曲线Fig. 14 L_d identification curves

5 结语

在 d - q 坐标系下构建了 PMSM 的参数辨识模型,并采用 GTSO 算法辨识 PMSM 的磁链、定子电

阻、 d 轴和 q 轴电感。GTSO 算法采用 LHS 策略生成初始种群, 确保样本点在参数空间内的均匀分布, 从而提升算法的寻优效率。此外, 算法引入非线性收敛因子, 在前期快速探索整个搜索空间, 而在后期逐步增强局部搜索能力, 提高收敛精度。在算法迭代后期, GTSO 算法通过高斯变异策略对全局最优个体进行扰动, 增加种群多样性, 帮助算法跳出局部最优解, 进一步提升收敛精度。这些改进使 GTSO 算法在收敛速度和精度上均有显著提升。仿真和试验结果验证了该算法在 PMSM 参数辨识中的优越性能, 相比传统方法具有更快的收敛速度和更高的辨识精度。

利益冲突声明

所有作者声明不存在利益冲突。

All authors disclose no relevant conflict of interests.

作者贡献

陈威杰进行了方案设计、内容总结、论文撰写和试验研究, 郝晓伟进行了论文部分试验研究, 邵克勇参与了论文的审核与修改。所有作者均阅读并同意了最终稿件的提交。

The scheme design, content summarization, paper writing, and experimental research were conducted by Chen Weijie. Part of the experimental research in the paper was carried out by Hao Xiaowei. The review and revision of the paper were participated in by Shao Keyong. All authors have read and approved the final version of the paper for submission.

参考文献

- [1] 刘细平, 胡卫平, 丁卫中, 等. 永磁同步电机多参数辨识方法研究[J]. 电工技术学报, 2020, 35(6): 1198-1207.
- LIU X P, HU W P, DING W Z, et al. Research on multi-parameter identification method of permanent magnet synchronous motor [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(6): 1198-1207
- [2] 方桂花, 王鹤川, 高旭. 基于动态遗忘因子递推最小二乘法的永磁同步电机参数辨识算法[J]. 计算机应用与软件, 2021, 38(1): 280-283.
- FANG G H, WANG H C, GAO X. Parameter identification algorithm of permanent magnet synchronous motor based on dynamic forgetting factor recursive least square method [J]. Computer Applications and Software, 2021, 38(1): 280-283.
- [3] 王利辉, 张旭, 张伟锋. 基于神经网络的永磁同步电机-参数辨识[J]. 电力电子技术, 2020, 54(5): 47-49.
- WANG L H, ZHANG X, ZHANG W F. Parameter identification of permanent magnet synchronous motor based on neural network [J]. Power Electronics, 2020, 54(5): 47-49.
- [4] 李垣江, 董鑫, 魏海峰, 等. 基于改进模型参考自适应系统的永磁同步电机参数辨识[J]. 控制理论与应用, 2020, 37(9): 1983-1988.
- LI Y J, DONG X, WEI H F, et al. Parameter identification method of permanent magnet synchronous motor based on improved model reference adaptive system [J]. Control Theory & Applications, 2020, 37(9): 1983-1988.
- [5] 黄乘齐, 张元玮, 石磊, 等. 基于改进 MRAS 的永磁同步电机多参数辨识方法[J]. 电力电子技术, 2025, 59(5): 16-19.
- HUANG C Q, ZHANG Y W, SHI L, et al. An improved MRAS-based multi-parameter identification method for permanent magnet synchronous motor [J]. Power Electronics, 2025, 59(5): 16-19.
- [6] 刘钰, 李欣燃, 邵慧威. 基于模型参考自适应的内置式永磁电机参数辨识[J]. 时代汽车, 2024, (21): 139-141.
- LIU Y, LI X R, SHAO H W. Parameter identification of internal permanent magnet synchronous motor based on reference adaptive [J]. Auto Time, 2024, (21): 139-141.
- [7] 郭成龙, 张可畏, 韩旭, 等. 基于改进蜘蛛猴算法的永磁同步电机参数辨识[J]. 电机与控制应用, 2024, 51(12): 71-80.
- GUO C L, ZHANG K W, HAN X, et al. Parameter identification of PMSM based on improved spider monkey optimization algorithm [J]. Electric Machines & Control Application, 2024, 51(12): 71-80.
- [8] 高森, 王康, 姜宏昌, 等. 基于改进花授粉算法的永磁同步电机参数辨识[J]. 电机与控制应用, 2024, 51(1): 97-105.

- GAO S, WANG K, JIANG H C, et al. Parameters identification of PMSM based on improved flower pollination algorithm [J]. *Electric Machines & Control Application*, 2024, 51 (1): 97-105.
- [9] 陈峥, 李镇伍, 申江卫, 等. 基于改进 WOA 优化 BP 神经网络的车用 PMSM 参数辨识[J]. *电机与控制应用*, 2022, 49(5): 27-36.
- CHEN Z, LI Z W, SHEN J W, et al. Vehicle PMSM parameter identification based on optimization of BP neural network by improved WOA [J]. *Electric Machines & Control Application*, 2022, 49(5): 27-36.
- [10] 张宏, 周大伟, 陆丽, 等. 基于改进的樽海鞘群算法的永磁同步电机多目标优化设计[J]. *电机与控制应用*, 2025, 52(2): 221-230.
- ZHANG H, ZHOU D W, LU L, et al. Multi-objective optimization design of permanent magnet synchronous motor based on improved salp swarm algorithm [J]. *Electric Machines & Control Application*, 2025, 52(2): 221-230.
- [11] 丁锦, 姜文刚. 基于拉丁超立方算法的永磁同步电机设计优化[J]. *电机与控制应用*, 2023, 50(8): 66-72.
- DING J, JIANG W G. Design optimization of permanent magnet synchronous motor based on Latin hypercube algorithm [J]. *Electric Machines & Control Application*, 2023, 50(8): 66-72.
- [12] 陈欣, 胡涛, 蒋全. 基于改进蜜獾算法的永磁同步电机 PI 控制参数优化仿真[J]. *电机与控制应用*, 2022, 49(8): 28-33+92.
- CHEN X, HU T, JIANG Q. PI control parameter optimization simulation of permanent magnet synchronous motor based on improved honey badger algorithm [J]. *Electric Machines & Control Application*, 2022, 49(8): 28-33+92.
- [13] 彭思齐, 郭旦, 李伟俊, 等. 基于改进蜉蝣算法的永磁同步电机参数辨识[J]. *传感器与微系统*, 2025, 44(6): 153-156+160.
- PENG S Q, GUO D, LI W J, et al. Parameter identification of PMSM based on improved mayfly algorithm [J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2025, 44(6): 153-156+160.
- [14] 田德, 吴晓璇, 苏怡, 等. 基于改进社交网络搜索算法的永磁同步电机参数辨识[J]. *太阳能学报*, 2025, 46(4): 604-611.
- TIAN D, WU X X, SU Y, et al. Parameter identification for permanent magnet synchronous motor based on improved social network search algorithm [J]. *Acta Energiae Solaris Sinica*, 2025, 46(4): 604-611.
- [15] 杨博凌, 陈薄. 基于改进蛇-麻雀算法的永磁同步电机多参数辨识[J]. *西南科技大学学报*, 2025, 40(1): 85-93+106.
- YANG B L, CHEN B. Multi Multi-parameter identification of permanent magnet synchronous motor based on improved snake-sparrow algorithm [J]. *Journal of Southwest University of Science and Technology*, 2025, 40(1): 85-93+106.
- [16] 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.
- LIAO Z L, SHEN Y X. Identification of synchronous motor parameters using multi-link improvement Harris hawks optimization [J]. *Acta Metrologica Sinica*, 2024, 45(12): 1868-1875.
- [17] 赵强, 王昊洁, 谢春丽. 基于改进蜉蝣优化算法的永磁同步电机参数辨识[J]. *重庆交通大学学报(自然科学版)*, 2024, 43(6): 102-108.
- ZHAO Q, WANG H J, XIE C L. Parameter identification of permanent magnet synchronous motor based on improved dung beetle optimization algorithm [J]. *Journal of Chongqing Jiaotong University (Natural Science)*, 2024, 43(6): 102-108.
- [18] 陈一涵, 曾成碧, 苗虹, 等. 增强改进麻雀算法的永磁同步电机多参数辨识[J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2024, (11): 177-182.
- CHEN Y H, ZENG C B, MIAO H, et al. Enhancing improved sparrow algorithm for multi-parameter identification of permanent magnet synchronous motor [J]. *Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique*, 2024, (11): 177-182.
- [19] 王子辰, 胡春鹤. 基于改进黑翅鸢算法的永磁同步电机自抗扰控制[J]. *电机与控制应用*, 2025, 52(3): 262-271.
- WANG Z C, HU C H. Active disturbance rejection control of permanent magnet synchronous motor based on improved black-winged kite algorithm [J]. *Electric Machines & Control Application*, 2025, 52(3): 262-271.
- [20] 高岳林, 杨钦文, 王晓峰, 等. 新型群体智能优化算法综述[J]. *郑州大学学报(工学版)*, 2022, 43(3): 21-30.

- GAO Y L, YANG Q W, WANG X F, et al. Overview of new swarm intelligent optimization algorithms [J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Edition), 2022, 43(3): 21-30.
- [21] 张铸, 姜金美, 张小平. 改进灰狼优化算法的永磁同步电机多参数辨识[J]. 电机与控制学报, 2022, 26(10): 119-129.
- ZHANG Z, JIANG J M, ZHANG X P. Multi-parameter identification of permanent magnet synchronous motor based on improved grey wolf optimization algorithm [J]. Electric Machines and Control, 2022, 26(10): 119-129.
- [22] 张聪, 马国梁. 基于模拟退火粒子群算法的永磁同步电机参数辨识方法[J]. 微电机, 2024, 57(11): 18-23.
- ZHANG C, MA G L. Parameter identification method of permanent magnet synchronous motor based on simulated annealing particle swarm optimization [J]. Micromotors, 2024, 57(11): 18-23.
- [23] 赵南南, 宗世祥, 苏子舟, 等. 基于改进蜘蛛猴算法的永磁同步电机多参数辨识[J]. 大电机技术, 2024, (5): 7-15.
- ZHAO N N, ZONG S X, SU Z Z, et al. Multi parameter identification of permanent magnet synchronous motor based on improved spider monkey algorithm [J]. Large Electric Machine and Hydraulic Turbine, 2024, (5): 7-15.
- [24] 李涵, 李文敬. 混合策略改进的 TSO 算法[J]. 广西科学, 2023, 30(1): 208-218.
- LI H, LI W J. Improved tuna swarm optimization algorithm based on hybrid strategy [J]. Guangxi Science, 2023, 30(1): 208-218.
- [25] WANG W T, TIAN J. An improved nonlinear tuna swarm optimization algorithm based on circle Chaos map and levy flight operator [J]. Electronics, 2022, 11(22): 3678-3678.
- [26] 何星月, 张靖, 覃涛, 等. 基于拉丁超立方体的改进白骨顶鸡算法[J]. 计算机工程与设计, 2024, 45(4): 1069-1078.
- HE X Y, ZHANG J, QIN T, et al. Improved tuna swarm optimization algorithm based on hybrid strategy [J]. Computer Engineering and Design, 2024, 45(4): 1069-1078.
- [27] 柯贤伟, 张金亮, 彭国生, 等. 基于改进粒子群算法的 PMSM 多参数辨识[J]. 湖北汽车工业学院学报, 2021, 35(1): 60-64.
- KE X W, ZHANG J L, PENG G S, et al. Improved COOT algorithm based on Latin hypercube [J]. Journal of Hubei Institute of automotive technology, 2021, 35(1): 60-64.
- [28] XIE L, HAN T, ZHOU H, et al. Tuna swarm optimization; A novel swarm-based metaheuristic algorithm for global. optimization [J]. Computational Intelligence and-Neuroscience, 2021, 2021(1): 9210050.

收稿日期:2025-06-25

收到修改稿日期:2025-07-28

作者简介:

邵克勇(1970-),男,博士,教授,研究方向为分数阶系统理论、鲁棒控制及混沌系统,shaokeyongauto@163.com;

* 通信作者:陈威杰(1998-),男,硕士研究生,研究方向为永磁同步电机控制与参数辨识,btcbtc999@163.com。