

1-4-2019

Permanent Magnet Synchronous Motor Multi-parameter Identification Based on Improved Salp Swarm Algorithm

Mengqiu Wang

Engineering Research Center of Internet of Things Technology Applications Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;

Wang Yan

Engineering Research Center of Internet of Things Technology Applications Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;

Zhicheng Ji

Engineering Research Center of Internet of Things Technology Applications Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Permanent Magnet Synchronous Motor Multi-parameter Identification Based on Improved Salp Swarm Algorithm

Abstract

Abstract: Since the multi-parameter identification of permanent magnet synchronous motor (PMSM) has slow speed and low accuracy, a parameter identification method based on the improved salp swarm algorithm was proposed in this paper. *The algorithm firstly adopted the self-adaptive evaluation-move strategy and neighborhood optimum guide strategy based Von Neumann topology to update the position of followers twice, which strengthened information cooperation in the population and accelerated the convergence rate of parameter identification. Secondly, the algorithm used the opposition-based learning strategy to perturb the population position with a certain mutation probability, that avoided local optimum and misconvergence of the parameters.* The simulation results show that this algorithm can identify PMSM parameter quickly and accurately.

Keywords

salp swarm algorithm, Von Neumann topology, opposition-based learning, PMSM, multi-parameter identification

Recommended Citation

Wang Mengqiu, Wang Yan, Ji Zhicheng. Permanent Magnet Synchronous Motor Multi-parameter Identification Based on Improved Salp Swarm Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(11): 4284-4292.

基于改进樽海鞘群算法的 PMSM 多参数辨识

王梦秋, 王艳, 纪志成

(江南大学教育部物联网技术应用工程中心, 江苏 无锡 214122)

摘要: 针对永磁同步电机(Permanent Magnet Synchronous Motor, PMSM)多参数辨识速度慢、精度低等问题, 提出了一种基于改进樽海鞘群算法的参数辨识方法。采用自适应评估移动策略和基于冯诺依曼拓扑结构的邻域最优引领策略两次更新追随者位置, 加强个体间信息交流与协作, 进而加快了参数辨识收敛速度; 采用反向学习策略以一定变异概率对个体位置进行扰动, 算法更易跳出局部最优, 进而减小了参数误收敛的可能性。仿真实验表明该算法能快速准确地辨识 PMSM 参数。

关键词: 樽海鞘群算法; 冯诺依曼结构; 反向学习; 永磁同步电机; 多参数辨识

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X(2018)11-4284-09

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201811029

Permanent Magnet Synchronous Motor Multi-parameter Identification Based on Improved Salp Swarm Algorithm

Wang Mengqiu, Wang Yan, Ji Zhicheng

(Engineering Research Center of Internet of Things Technology Applications Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: Since the multi-parameter identification of permanent magnet synchronous motor (PMSM) has slow speed and low accuracy, a parameter identification method based on the improved salp swarm algorithm was proposed in this paper. The algorithm firstly adopted the self-adaptive evaluation-move strategy and neighborhood optimum guide strategy based Von Neumann topology to update the position of followers twice, which strengthened information cooperation in the population and accelerated the convergence rate of parameter identification. Secondly, the algorithm used the opposition-based learning strategy to perturb the population position with a certain mutation probability, that avoided local optimum and misconvergence of the parameters. The simulation results show that this algorithm can identify PMSM parameter quickly and accurately.

Keywords: salp swarm algorithm; Von Neumann topology; opposition-based learning; PMSM; multi-parameter identification

引言

永磁同步电机^[1]具有高电流转矩比, 高功率密度比和低故障率等技术优点, 广泛应用于工业生产

的各个领域^[2-4], 如数控机床, 工业机器人, 新能源汽车和其它伺服电气驱动领域。然而, 由于 PMSM 是一个多变量、动态时变系统, 实际的控制策略会受到电机数学模型不确定性的影响, 其中最常见的不确定性就是电机模型中的电气参数^[5]。在实际控制时, PMSM 的定子电阻、 dq 轴电感及永磁体磁链等电气参数会随着电机温度、磁饱和强度和磁导率等的变化而变化。电气参数的变化将会



收稿日期: 2018-05-13 修回日期: 2018-07-01;
基金项目: 国家自然科学基金(61572238), 江苏省杰出青年基金(BK20160001);
作者简介: 王梦秋(1994-), 女, 江苏连云港, 硕士生, 研究方向为电机参数辨识; 王艳(1978-), 女, 江苏盐城, 博士后, 教授, 研究方向为制造系统能效优化。

<http://www.china-simulation.com>

• 4284 •

造成 PMSM 控制时各类观测器估计不准确、轴解耦失败, 降低 PMSM 的动静态品质甚至影响电机控制系统的稳定性。

因此如何在 PMSM 控制中, 辨识 PMSM 多参数及其变化, 从而提高 PMSM 的控制性能, 一直是国内外学者研究的热点。

文献[6]提出使用神经网络辨识 PMSM 电气参数, 并通过增加网络节点的方式提高了参数辨识的精度, 但该方法计算负担较重。文献[7]提出基于模型参考自适应的 PMSM 多参数在线辨识方法, 通过设计相应的自适应律使系统渐进稳定, 但辨识性能过于依赖自适应律的选取, 精度易受噪声影响。近年来, 元启发式算法因其灵活性、无梯度机制变得非常流行, 在解决许多优化问题上具有优越的性能。它们也被用于电机参数辨识问题上并取得了很好的效果。文献[8]为提高辨识效率, 提出了一种基于融合科目分步学习策略的改进教与学算法的 PMSM 参数辨识方法, 可对定子电阻、 dq 轴电感、转子磁链同时辨识并且具有较高的可靠性。文献[9]将基于多智能体的蝙蝠算法应用于 PMSM 参数辨识问题, 该算法能快速有效地辨识出 PMSM 各参数。文献[10]将变异思想融入粒子群算法中, 对全局最优采用柯西高斯混合变异, 对个体最优最差值进行小波变异, 提高了 PMSM 多参数辨识的精度及可靠性。

樽海鞘群算法^[11](Salp Swarm Algorithm, SSA)是由 mirjalili 等于 2017 年提出的一种新颖的元启发式算法。该算法具有简单易行, 收敛速度快, 计算量小等特点。

文献[12]结合 SSA 算法和混沌理论提出了 CSSA 算法, 将其应用于特征选择问题时, 可找到最优特征子集, 最大限度地提高分类精度, 最小化所选特征的个数。文献[13]提出了基于 SSA 算法的鱼图像分割模型, 使用 SSA 算法优化超像素分割算法初始参数, 该模型较传统模型具有更强的鲁棒性。文献[11-13]表明应用于不同问题时, SSA 算法较其他现有优化算法具有一定优势。

本文将 SSA 算法应用到 PMSM 多参数辨识中, 为提高 SSA 算法辨识性能, 提出了一种改进樽海鞘群(Improved Salp Swarm Algorithm, ISSA)算法。该算法将 SSA 算法中追随者单步位置更新方式改为两步, 分别根据自适应评估移动策略和邻域最优引领策略进行位置更新, 其中第二步采用冯诺依曼拓扑结构构建个体邻域。然后引入反向学习策略以一定变异概率对樽海鞘位置进行扰动, 丰富樽海鞘种群多样性, 提高了 SSA 算法跳出局部最优的可能性。最后基于 dq 坐标系下的 PMSM 辨识模型, 利用 ISSA 算法对 PMSM 进行多参数辨识。

1 樽海鞘群算法

1.1 标准樽海鞘群算法

樽海鞘是一种身体组织和移动方式与水母高度相似的海洋生物。SSA 算法灵感主要来自于樽海鞘的一种引人注目的群体行为: 在深海中, 樽海鞘经常形成被称为樽海鞘链的链状结构。一些研究人员认为这种链状结构可以帮助樽海鞘实现快速协调移动和觅食^[11]。

Mirjalili 等为了解决优化问题建立了樽海鞘链数学模型, 将樽海鞘种群个体分为两组: 领导者和追随者。领导者位于樽海鞘链前面, 其余的樽海鞘被认为是追随者。顾名思义, 领导者引导种群, 追随者彼此跟随。

樽海鞘种群规模为 pop , 在 n 维搜索空间中定义樽海鞘位置, 其中 n 表示给定问题的变量数或维数。 $\mathbf{ub} = [ub_1, ub_2, \dots, ub_n]$, $\mathbf{lb} = [lb_1, lb_2, \dots, lb_n]$ 分别为各个维度位置变化范围的上限和下限。所有樽海鞘的位置存储在矩阵 \mathbf{x} 中。同时假设在搜索空间中整个樽海鞘群的搜索目标为食物源, 食物源位置记为 \mathbf{F} 。

领导者根据食物源更新位置, 使其总在食物源附近进行探索开发:

$$x_i^j = \begin{cases} F_i + r_1((ub_i - lb_i)r_2 + lb_i), & r_3 \geq 0.5 \\ F_i - r_1((ub_i - lb_i)r_2 + lb_i), & r_3 < 0.5 \end{cases} \quad (1)$$

式中： x_i^j 为第 j 只樽海鞘(领导者)在第 i 维空间的位置， ub_i 、 lb_i 分别为第 i 维位置对应的上、下限； F_i 是食物源在第 i 维空间的位置，系数 r_1 是SSA算法中最重要的参数，在迭代过程中自适应减小，负责平衡算法的全局探索和局部开发能力， r_1 定义为：

$$r_1 = 2e^{-\left(\frac{4t}{T}\right)^2}$$

式中： t 为当前迭代次数； T 是最大迭代次数。系数 r_2 和 r_3 是在 $[0,1]$ 范围内的随机数， r_3 负责指示下一个位置的移动方向。

追随者根据牛顿运动定律更新位置：

$$x_i^j = \frac{1}{2}at^2 + v_0t + x_i^j \quad (2)$$

式中： $j \geq 2$ ，具体范围由种群规模 pop 确定； x_i^j 表示第 j 只樽海鞘(追随者)在 i 维空间的位置， t 为时间， v_0 为初速度，加速度 $a = (v_{final} - v_0)/t$ ，其中 $v_{final} = (x_i^{j-1} - x_i^j)/t$ ， x_i^{j-1} 表示第 $j-1$ 只樽海鞘在 i 维空间的位置。由于时间在优化过程中被称为迭代，迭代之间差值为1，即 $t=1$ 。令 $v_0=0$ ，式(2)可表示为：

$$x_i^j = \frac{1}{2}(x_i^j + x_i^{j-1}) \quad (3)$$

综上所述，式(1)和式(3)可以模拟樽海鞘链行动机制。在求解优化问题时，SSA算法首先将樽海鞘位置在限定范围内随机初始化，计算每只樽海鞘适应度值以便找出最优樽海鞘，将最优樽海鞘位置分配给食物源，种群中领导者和追随者分别根据式(1)、式(3)更新位置，那么樽海鞘链就会自动向食物源方向移动。然而，优化问题的全局最优是未知的，只能将当前得到的最优位置作为食物源，并在搜索过程中不断根据最优位置更新食物源。食物源记录了最佳位置，即使樽海鞘种群位置变差，最佳位置信息也不会丢失。追随者的逐次移动防止了SSA算法轻易陷入局部最优。

1.2 改进樽海鞘群算法

1.2.1 自适应评估移动策略

由1.1节追随者位置更新式(3)可知，第 j 只樽

海鞘跟着第 $j-1$ 只樽海鞘，以两者位置坐标中点更新自身位置 x^j ，其中 $j > pop/2$ ， pop 为种群规模。在此过程中并没有评估判断 x^{j-1} 是否优于自身位置，在单向接收第 $j-1$ 只樽海鞘的位置信息后立即更新位置，这种盲目跟从的方式在一定程度上限制了算法搜索效果。

针对这种单向盲目追随问题，提出了一种自适应评估移动策略：首先计算第 j 只和第 $j-1$ 只樽海鞘的适应度值，评价 x^j 和 x^{j-1} 优劣，进而分析更新第 j 只樽海鞘位置，采用式(4)实现这一过程：

$$x^j = \begin{cases} x^j + c_1(x^{j-1} - x^j), f(x^{j-1}) < f(x^j) \\ x^j + c_1(x^j - x^{j-1}), f(x^{j-1}) \geq f(x^j) \end{cases} \quad (4)$$

式中： c_1 为自适应学习因子， $c_1 = (T-t)/T$ ； t 为当前迭代次数； T 为最大迭代次数。搜索前期， c_1 取值较大，可促使樽海鞘快速向食物源可能存在区域移动；搜索后期， c_1 取值较小，樽海鞘可在食物源所在区域内仔细搜索。这一自适应评估移动策略在加快SSA算法收敛速度的同时，也增强了算法的局部开发能力。

1.2.2 邻域最优引领策略

在1.2.1节中分析了追随者位置更新机制，可知第 j 只樽海鞘仅单向接收第 $j-1$ 只樽海鞘的信息，个体间缺乏交流，信息利用率低。为使追随者获得更多的“引路”信息，引入拓扑结构为其构建个体邻域。与全局拓扑结构相比，局部拓扑结构在加快算法收敛速度的同时还能保证种群的多样性，因此采用局部拓扑结构中的冯诺依曼结构对算法进行改进，设计追随者的位置更新的第二步。冯诺依曼拓扑结构如图1所示。

在每次迭代开始时获取当前种群个体的邻域最优，需比较经过式(4)更新后的 x^j 与 $pbest^j$ 后进行位置更新，式(5)可实现该过程：

$$x^j = \begin{cases} x^j + c_1(pbest^j - x^j), f(pbest^j) < f(x^j) \\ x^j + c_1(x^j - pbest^j), f(pbest^j) \geq f(x^j) \end{cases} \quad (5)$$

引入该策略后，每只樽海鞘的位置只会影响到其邻域中的邻居，既保证了种群多样性，算法收敛

速度也有所加快, 算法陷入局部最优致使搜索停滞的可能性减小。

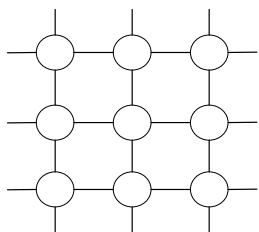


图 1 冯诺依曼拓扑结构
Fig. 1 Von Neumann topology

1.2.3 反向学习策略

反向学习^[14](Opposition-Based Learning, OBL)由 Tizhoosh 等提出, 其主要思想是评估比较当前可行解及其反向解, 择优进入下一次迭代。

反向点定义: $P(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为 n 维坐标系中的一点, 且 $x_1, \dots, x_n \in \mathcal{R}$, $x_i \in [a_i, b_i]$ 。点 P 的相反点 \tilde{P} 可定义为 $\tilde{P}(\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_n)$, 其中 $\tilde{x}_i = a_i + b_i - x_i$ 。

为保证樽海鞘种群多样性, 在 SSA 算法中引入 OBL 策略中并以一定变异概率对樽海鞘位置进行扰动, 得到新的樽海鞘位置, 将其与原位置进行比较, 择优作为樽海鞘位置。

第 j 只樽海鞘在 n 维搜索空间中的位置可表示为 $x^j = [x_1^j, x_2^j, \dots, x_n^j]$, 每一维可生成一个 $[0, 1]$ 范围内的随机数, 若随机数小于或等于设定的变异概率 p , 则对该维度位置进行变异:

$$\text{new_}x_i^j = \begin{cases} ub_i + lb_i - x_i^j, & c \leq p \\ x_i^j, & c > p \end{cases} \quad (6)$$

式中: x_i^j 为第 j 只樽海鞘的第 i 维位置; ub_i , lb_i 分别为第 i 维搜索范围的上限和下限; c 为 $[0, 1]$ 之间的随机数; p 为设定的变异概率, $\text{new_}x^j$ 为新的樽海鞘位置。对 x^j 和 $\text{new_}x^j$ 进行评估并更新 x^j :

$$x^j = \begin{cases} \text{new_}x^j, & f(\text{new_}x^j) < f(x^j) \\ x^j, & f(\text{new_}x^j) \geq f(x^j) \end{cases} \quad (7)$$

经反向学习变异后可得到新的樽海鞘种群, 需重新计算个体适应度, 更新食物源位置。

以上三种改进策略实现樽海鞘个体间信息交流、丰富了种群多样性, 使得 ISSA 算法较未改进 SSA 算法收敛速度更快, 跳出局部最优能力更强。ISSA 算法在处理不同问题时更具优势。

1.2.4 ISSA 算法性能评估

为验证 ISSA 算法性能, 引入 SSA 算法、鲸鱼优化(Whale Optimization Algorithm, WOA)算法设计对比实验, 实验使用上述三种算法对两种典型基准函数 Quartic 函数和 Griewank 函数进行优化, 其中 Quartic 函数为单峰基准函数, Griewank 函数为多峰基准函数, 函数形式、范围、极值等具体信息见表 1。实验参数设置为: 种群规模 $pop=30$, 最大迭代次数为 500。

为确保实验准确性和可靠性, 优化不同函数时每种算法均运行 10 次, 运行结果见表 2, 平均收敛曲线图为图 2~3。表 2 中包含三种算法运行结果的平均值、最优值以及标准差。从平均值、最优值、标准差均可以看出, ISSA 算法优化效果最好, 尤其是在优化 Griewank 多峰基准函数时, 获得了理论最优值。虽然 WOA 算法也可以获得理论最优值, 但结果存在偶然性, 并不稳定。相比 SSA 算法, ISSA 算法的寻优性能有很大提高。

图 2~3 是三种算法优化 Quartic 函数和 Griewank 函数对应的平均收敛曲线, 可以看出, ISSA 算法较 SSA 算法和 WOA 算法收敛速度更快, 搜索精度更高, 性能更加优秀。

表 1 基准函数
Tab. 1 Benchmark functions

函数	形式	范围	极值
Quartic	$f_1(x) = \sum_{i=1}^n ix_i^4 + \text{random}[0, 1]$	$[-1.28, 1.28]$	0
Griewank	$f_2(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	$[-600, 600]$	0

表2 三种算法的优化结果
Tab. 2 Optimization Results of three algorithms

函数	算法	平均值	最优值	标准差
f_1	ISSA	1.180e-04	2.181e-05	9.207e-05
	SSA	0.010 5	0.004 9	0.006 4
	WOA	0.001 3	4.191e-05	0.002 3
f_2	ISSA	0	0	0
	SSA	0.319 5	0.061 6	0.238 5
	WOA	0.071 6	0	0.117 0

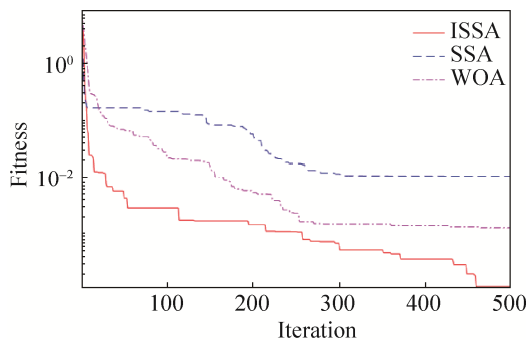


图2 Quartic 函数优化曲线
Fig. 2 Quartic function optimization curves

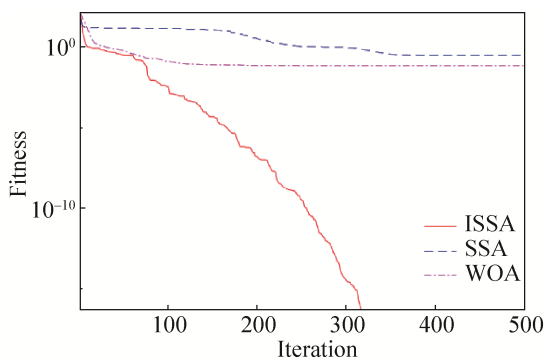


图3 Griewank 函数优化曲线
Fig. 3 Griewank function optimization curves

2 基于 ISSA 算法 PMSM 多参数辨识

2.1 PMSM 辨识模型

为简化分析, 本文忽略 PMSM 的铁芯饱和、涡流和磁滞损耗, 并在 dq 同步旋转坐标系下建立 PMSM 数学模型。PMSM 定子电压方程和定子磁链方程分别为:

$$\begin{cases} u_d = R_s i_d + \frac{d\psi_d}{dt} - \omega_e \psi_q \\ u_q = R_s i_q + \frac{d\psi_q}{dt} + \omega_e \psi_d \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{cases} \psi_d = L_d i_d + \psi_f \\ \psi_q = L_q i_q \end{cases} \quad (9)$$

将式(8)代入式(9)可得定子电压方程:

$$\begin{cases} u_d = R_s i_d + L_d \frac{di_d}{dt} - \omega_e L_q i_q \\ u_q = R_s i_q + L_q \frac{di_q}{dt} + \omega_e (L_d i_d + \psi_f) \end{cases} \quad (10)$$

式中: u_d 、 u_q 分别是定子电压的 dq 轴分量; i_d 、 i_q 分别是定子电流的 dq 轴分量; R_s 是定子电阻; ψ_d 、 ψ_q 分别是定子磁链的 dq 轴分量; ω_e 是电角速度; L_d 、 L_q 分别是 dq 轴电感分量; ψ_f 代表永磁体磁链。本文主要对同时辨识参数集合 $\theta = \{R_s, L_d, L_q, \psi_f\}$ 进行研究。

为便于 PMSM 参数辨识, 参照文献[7], 将式(10)离散化, 可得:

$$\begin{cases} u_d(k) = R_s i_d(k) - L_q \omega_e(k) i_q(k) \\ u_q(k) = R_s i_q(k) + \\ L_d \omega_e(k) i_d(k) + \psi_f \omega_e(k) \end{cases} \quad (11)$$

对于待辨识的 4 个参数来说, PMSM 模型是秩数为 2 的欠秩模型, 基于该模型进行多参数辨识很难收敛到待辨识参数的真实值。因此根据文献[15]思想建立 PMSM 辨识模型: 第一步令 $i_d=0$, 对 PMSM dq 轴电流进行解耦可简化式(11), 第二步在 PMSM 稳态时瞬时注入 $i_d \neq 0$ 的 d 轴电流, 综合得到四阶 PMSM dq 轴辨识模型:

$$\begin{cases} \hat{u}_{d0}(k) = -\hat{L}_q \omega_{e0}(k) i_{q0}(k) \\ \hat{u}_{q0}(k) = \hat{R}_s i_{q0}(k) + \hat{\psi}_f \omega_{e0}(k) \\ \hat{u}_d(k) = \hat{R}_s i_d(k) - \hat{L}_q \omega_e(k) i_q(k) \\ \hat{u}_q(k) = \hat{R}_s i_q(k) + \hat{L}_d \omega_e(k) i_d(k) + \hat{\psi}_f \omega_e(k) \end{cases} \quad (12)$$

2.2 ISSA 算法辨识 PMSM 多参数的实现

辨识 PMSM 参数 R_s, L_d, L_q, ψ_f 是一个四维优化问题, 即 ISSA 算法搜索空间维度为 4, 每个维度位置变化的上下限对应着参数辨识范围, 最终要获得使适应度值最小的参数 R_s, L_d, L_q, ψ_f 。基于 ISSA 算法的 PMSM 多参数辨识模型如图 4 所示。

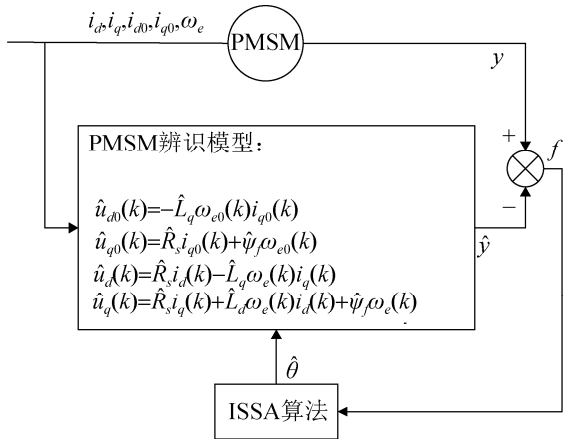


图 4 PMSM 多参数辨识模型

Fig. 4 Multi-parameter identification model of PMSM

图 4 中, $i_d, i_q, i_{d0}, i_{q0}, \omega_e, y = \{u_{d0}, u_{q0}, u_d, u_q\}$ 均可通过测量得到, 将 $i_d, i_q, i_{d0}, i_{q0}, \omega_e$ 代入 PMSM 辨识模型式(12)可求得 $\hat{y} = \{\hat{u}_{d0}, \hat{u}_{q0}, \hat{u}_d, \hat{u}_q\}$, 利用适应度函数比较 y 和 \hat{y} , 指引 ISSA 算法对待辨识参数进行调整。适应度函数定义如下:

$$f(\hat{\theta}) = w_1 \|u_{d0} - \hat{u}_{d0}\| + w_2 \|u_{q0} - \hat{u}_{q0}\| + w_3 \|u_d - \hat{u}_d\| + w_4 \|u_q - \hat{u}_q\| \quad (13)$$

式中: w_1, w_2, w_3 和 w_4 为权重。ISSA 算法辨识 PMSM 参数具体实现步骤如下:

(1) 设置 ISSA 算法参数: 种群规模 pop 、最大迭代次数 T 、变异概率 p , 初始化 ISSA 算法中个体位置 $x^j = [\hat{R}_s, \hat{L}_d, \hat{L}_q, \hat{\psi}_f]$ 及搜索空间上下限 ub, lb 。

(2) 根据适应度函数式(13)计算樽海鞘个体适应度 $f(x^j)$, 找出食物源(最优)位置 F 及最小适应度值 $f(F)$ 。

(3) 判断是否到达最大迭代次数 T , 是, 执行步骤(6); 否, 执行步骤(4)~(5)。

(4) 根据式(1)更新樽海鞘群中领导者位置, 根据式(4)和式(5)分两步更新追随者位置, 计算新种群个体适应度 $f(x^j)$, 并更新食物源位置 F 。

(5) 根据变异概率 p 和反向学习策略式(6)和式(7)对樽海鞘群位置进行变异, 计算新种群个体适应度 $f(x^j)$, 并更新食物源位置 F 。

(6) 输出食物源位置 $F = [\hat{R}_s, \hat{L}_d, \hat{L}_q, \hat{\psi}_f]$ 。

3 实验仿真

3.1 实验设置

在 Matlab/Simulink 软件平台上进行仿真, 本实验选用表贴式 PMSM, 其矢量控制系统如图 5 所示, 详细设计参数及辨识范围见表 3。在 PMSM 稳态时注入 d 轴电流, 时间 50 ms, 分别在 $i_d^* = 0$ 和 $i_d^* \neq 0$ 时采样, 采样周期 $T_s = 10 \mu s$, 数据长度为 300。在 $t=0.2$ s 时加入了 10 N·m 负载。

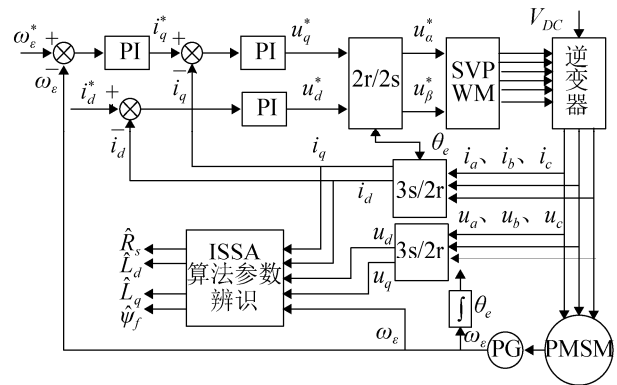


图 5 PMSM 参数辨识仿真框图

Fig. 5 Simulation diagram of PMSM parameter identification

表 3 电机设计参数

Tab. 3 Design parameters of PMSM

参数	数值	辨识范围
定子电阻 R_s/Ω	2.875	0~5
d 轴电感 L_d/mH	8.5	0~0.01
q 轴电感 L_q/mH	8.5	0~0.01
永磁磁链 ψ_f/Wb	0.175	0~0.5
额定转速 $n/(r/min)$	1 000	/
转动惯量 $J/kg \cdot m^2$	0.003	/
极对数 p_n	4	/

为验证 ISSA 算法在 PMSM 辨识问题上的有效性与可靠性, 与 SSA 算法和 WOA 算法进行了对比研究。各算法均独立运行 10 次, 种群规模 $pop=30$, 最大迭代次数为 200。

3.2 结果与分析

表 4 给出 ISSA、SSA^[11]、WOA^[16]三种算法的 PMSM 多参数辨识结果以及适应度值优化结果,

包括平均值(Mean)、标准差(Std)。其中 ISSA 算法优化计算得到的适应度值的平均值和标准差均优于 SSA 算法和 WOA 算法,证明 ISSA 算法具有更好的 PMSM 参数辨识精度和稳定性。从参数辨识结果可以看出,与 SSA 算法和 WOA 算法相比,ISSA 算法在辨识各参数时都具有更好的效果,尤其显著提高了 d 轴电感的辨识精度。WOA 算法虽然在 q 轴电感时表现较好,但是每次辨识结果浮动较大,辨识稳定性较差。

表 4 参数辨识结果

Tab. 4 Parameter identification results

辨识参数		ISSA	SSA	WOA
R/Ω	Mean	2.8732	2.8662	2.8482
	Std	8.06e-03	1.55e-03	6.72e-03
L_d/H	Mean	8.35e-03	7.51e-03	7.32e-03
	Std	0.69e-03	1.78e-03	1.87e-03
L_q/H	mean	8.490e-03	8.401e-03	8.501e-03
	Std	1.78e-06	3.45e-06	2.12e-05
ψ_f/Wb	Mean	0.17491	0.17449	0.17515
	Std	0.49e-03	1.05e-03	2.54e-03
适应度值	Mean	3.072	6.551	10.417
	Std	1.8240	5.4221	4.0550

图 6 为 3 种算法的 PMSM 参数辨识平均适应度曲线,由图 6 三种算法平均适应度收敛曲线可以看出,ISSA 算法的收敛速度最快,收敛精度最高。

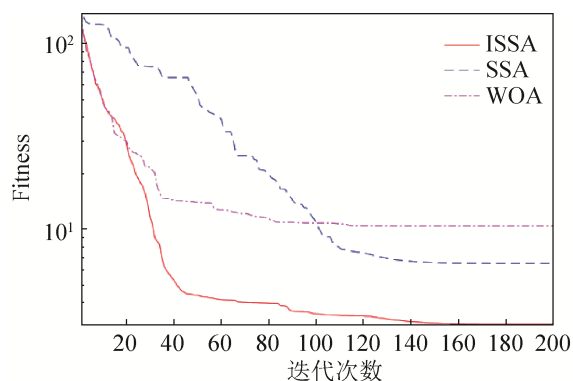


图 6 平均适应度收敛曲线

Fig. 6 Average fitness convergence curves

图 7~10 为 PMSM 各参数辨识曲线。由图 7~10 各参数辨识曲线可以看出,ISSA 算法能够更快更稳定地收敛到电机设计值附近,SSA 算法虽然具有

较好的辨识结果,但在辨识过程中辨识的 PMSM 参数幅值波动较大,WOA 算法在搜索过程中容易陷入局部极值,频繁出现误收敛现象。本文提出的 ISSA 算法一方面融合了基于冯诺依曼拓扑结构的邻域交流机制,另一方面自适应学习因子加强了算法局部开发能力,在 PMSM 多参数辨识中该算法表现出辨识精度高,稳健性好等特点。

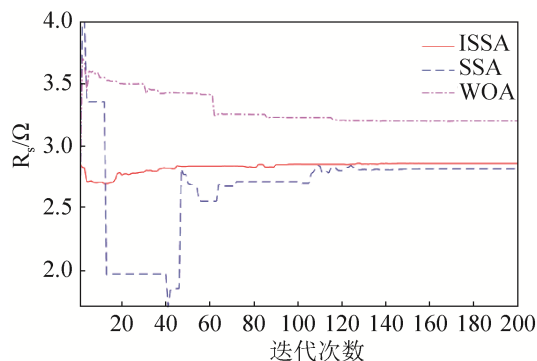


图 7 定子电阻辨识曲线

Fig. 7 Identification curves of stator resistance

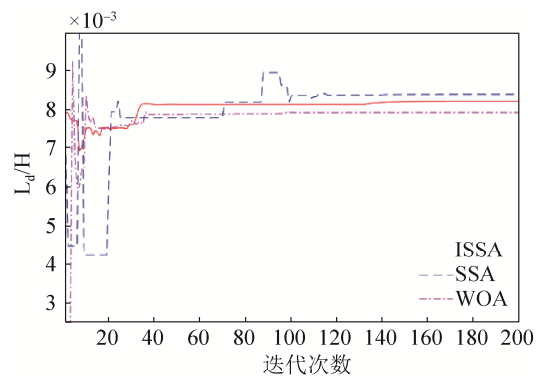


图 8 d 轴电感辨识曲线

Fig. 8 Identification curves of d-axis inductance

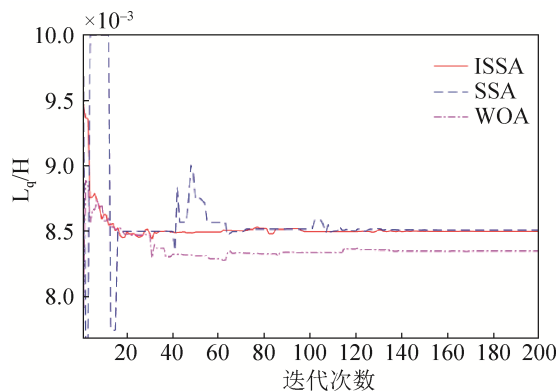


图 9 q 轴电感辨识曲线

Fig. 9 Identification curves of q-axis inductance

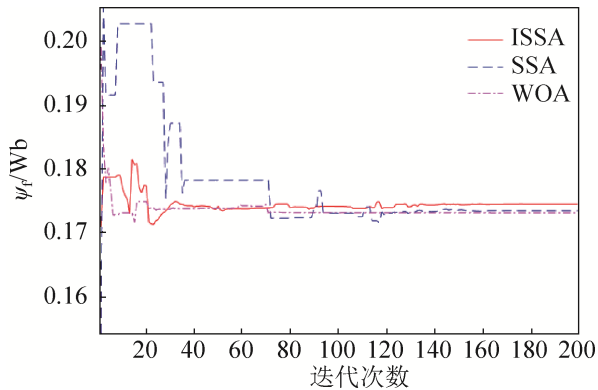


图 10 磁链辨识曲线
Fig. 10 Identification curves of rotor flux

4 结论

本文使用 SSA 算法进行 PMSM 多参数辨识, 为提高 SSA 算法辨识性能, 首先将追随者单步位置更新方式改为两步, 分别根据自适应评估移动策略和邻域最优引领策略进行位置更新, 其中第二步采用冯诺依曼拓扑结构构建个体邻域, 加快了算法收敛速度。然后引入反向学习策略以一定变异概率对樽海鞘位置进行扰动, 提高了 SSA 算法跳出局部最优的可能性。PMSM 参数辨识结果表明, 与未改进算法相同, ISSA 算法能够更加快速准确地辨识电机参数。

参考文献:

- [1] O C Kivanc, S B Ozturk. Sensorless PMSM Drive Based on Stator Feedforward Voltage Estimation Improved With MRAS Multi-Parameter Estimation[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics (S1083-4435), 2018, 4435(c): 1.
- [2] 李红梅, 陈涛. 永磁同步电机参数辨识研究综述[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(5): 638-647.
Li Hongmei, Chen Tao. Review of Research on Parameter Identification of PMSM[J]. Journal of Electronic Measurement & Instrumentation (S1000-7105), 2015, 29(5): 638-647.
- [3] Delpoux R, Hetel L, Kruszewski A. Parameter Dependent Relay Control: Application to PMSM[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology (S1063-6536), 2015, 23(4): 1628-1637.
- [4] Jung J W, Leu V Q, Do T D, et al. Adaptive PID Speed Control Design for Permanent Magnet Synchronous

- Motor Drives [J]. IEEE Transactions on Power Electronics (S0885-8993), 2014, 30(2): 900-908.
- [5] Jean-Paul Louis. 同步电机控制[M]. 祝晓辉, 译. 北京: 机械工业出版社, 2016.
Zhu Xiaohui. Synchronous Motor Control [M]. Beijing: Mechanical Industry Press, 2016.
- [6] 谷鑫, 胡升, 史婷娜, 等. 基于神经网络的永磁同步电机多参数解耦在线辨识[J]. 电工技术学报, 2015, 30(6): 114-121.
Gu Xin, Hu Sheng, Shi Tingna, et al. Multi-Parameter Decoupling Online Identification of Permanent Magnet Synchronous Motor Based on Neural Network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society (S1000-6753), 2015, 30(6): 114-121.
- [7] 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): 57-63.
Chu Jianhua, Yu Shuang, Wei Haifeng. Multi-Parameter Parallel Identification of Permanent Magnet Synchronous Motor Based on Rank Deficient Steady Equation[J]. Electric Machines & Control Application (S1673-6540), 2018, 45(1): 57-63.
- [8] 李杰, 王艳, 纪志成. 基于改进教与学优化算法的永磁同步电机参数辨识[J]. 系统仿真学报, 2017, 29(2): 393-401.
Li Jie, Wang Yan, Ji Zhicheng. Permanent Magnet Synchronous Motor Parameter Identification Based on Improved Teaching-Learning-Based Optimization[J]. Journal of System Simulation (S1004-731X), 2017, 29(2): 393-401.
- [9] 吴忠强, 杜春奇, 李峰, 等. 基于蝙蝠算法的永磁同步电机健康状态监测[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(3): 695-702.
Wu Zhongqiang, Du Chunqi, Li Feng, et al. Health Condition Monitoring of the Permanent Magnet Synchronous Motor Based on Bat Algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument (S0254-3087), 2017, 38(3): 695-702.
- [10] 黄松, 田娜, 纪志成. 一种新的自适应变异粒子群优化算法在 PMSM 参数辨识中的应用[J]. 电工电能新技术, 2016, 35(6): 67-73.
Huang Song, Tian Na, Ji Zhicheng. Study of PMSM Parameter Identification Using Particle Swarm Optimization with Adaptive Mutation Probability[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering & Energy (S1003-3076), 2016, 35(6): 67-73.