

1-4-2019

PMSM Parameter Identification Using Teaching-Learning-Based Optimization with Levy Flight

Jinbao Chen

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

Li Jie

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.

PMSM Parameter Identification Using Teaching-Learning-Based Optimization with Levy Flight

Abstract

Abstract: High precision parameters are the key for permanent magnet synchronous motor to realize high performance control. To overcome the shortages of slow speed and low identification accuracy in traditional identification methods, a novel teaching-learning-based optimization algorithm with Levy flight is proposed to identify the PMSM parameters. *The algorithm introduces adaptive teaching factor and self-learning strategy to improve the convergence speed. As for learning phase, a Levy flight stochastic process is introduced to improve the optimization strategy so that the algorithm can enhance the ability to keep the balance between exploration and exploitation.* The simulation results show that the novel algorithm can accurately identify the stator resistance, d -axis, q -axis inductance and the rotor linkage with better convergence and reliability.

Keywords

permanent magnet synchronous motor, parameter identification, Levy flight, adaptive teaching factor, self-learning strategy

Recommended Citation

Chen Jinbao, Li Jie, Wang Yan, Ji Zhicheng. PMSM Parameter Identification Using Teaching-Learning-Based Optimization with Levy Flight[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(4): 1456-1463.

融合 Levy 飞行的教与学优化算法的 PMSM 参数辨识

陈锦宝, 李杰, 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: 高精度参数是永磁同步电机实现高性能控制的关键。针对传统永磁同步电机参数辨识方法中存在辨识速度慢和精度低等缺陷, 提出了一种融合 Levy 飞行的教与学优化算法对永磁同步电机进行参数辨识。该算法引入自适应教学因子和自学习策略, 提高算法收敛速度。对于学习阶段, 引入 Levy 飞行随机过程改进寻优策略, 有效平衡算法的全局搜索和局部开发能力。通过仿真表明, 该改进算法能够准确辨识出永磁同步电机定子电阻, dq 轴电感和永磁磁链, 具有较好的收敛性和可靠性。

关键词: 永磁同步电机; 参数辨识; Levy 飞行; 自适应教学因子; 自学习策略

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X(2018)04-1456-08

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201804030

PMSM Parameter Identification Using Teaching-Learning-Based Optimization with Levy Flight

Chen Jinbao, Li Jie, Wang Yan, Ji Zhicheng

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

Abstract: High precision parameters are the key for permanent magnet synchronous motor to realize high performance control. To overcome the shortages of slow speed and low identification accuracy in traditional identification methods, a novel teaching-learning-based optimization algorithm with Levy flight is proposed to identify the PMSM parameters. *The algorithm introduces adaptive teaching factor and self-learning strategy to improve the convergence speed. As for learning phase, a Levy flight stochastic process is introduced to improve the optimization strategy so that the algorithm can enhance the ability to keep the balance between exploration and exploitation.* The simulation results show that the novel algorithm can accurately identify the stator resistance, d -axis, q -axis inductance and the rotor linkage with better convergence and reliability.

Keywords: permanent magnet synchronous motor; parameter identification; Levy flight; adaptive teaching factor; self-learning strategy

引言

永磁同步电机(Permanent Magnet Synchronous



收稿日期: 2017-06-12 修回日期: 2017-07-10;
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: 陈锦宝(1989-), 男, 湖北黄冈, 硕士, 研究方向为电机参数辨识; 李杰(1990-), 男, 安徽合肥, 硕士, 研究方向为电机参数辨识。

Motor, PMSM)具有结构简单、性能可靠、高效节能等优点。此外, 随着永磁材料成本的持续降低, 控制技术的不断改进和 DSP 等微处理器的飞速发展, 永磁同步电机在新能源汽车、轨道交通和智能制造等新兴产业得到广泛应用^[1]。然而永磁同步电机是一个高阶耦合的非线性系统, 电机定子电阻、电感等参数容易受到温升、磁饱和等因素影

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

• 1456 •

响, 导致电机可靠性和控制性能降低。特别是在某些需要精准定位和实时跟踪的场合下, 更强的鲁棒性和更高的控制精度等要求被迫切提出, 因此, 永磁同步电机参数辨识成为电机控制领域的研究热点。

随着控制理论的发展和相关学科的不断进步, 人们对控制精度的要求不断提升, 同时基于电机参数变化对控制系统性能的影响, 各国学者就 PMSM 参数辨识方法进行了各种研究, 如递推最小二乘^[2-3]、扩展卡尔曼滤波^[4-5]以及模型参考自适应^[6-7]等方法。文献[8]采用增广最小二乘法辨识出了 PMSM 定子电阻和 dq 轴电感, 但是负载变化和噪声干扰对系统容易产生影响, 稳定性较低。王松等运用扩展卡尔曼滤波完成电机转子磁链和转速信息, 虽然可以获得较为准确结果, 但是需要进行大量的矩阵运算且很难确定 \mathbf{P} 、 \mathbf{Q} 矩阵, 使得算法设计难度增加^[9]。文献[10]采用降阶的卡尔曼滤波法辨识转子阻值, 降低了辨识过程中算法的阶数, 大大弱化了计算难度, 但是未对算法的收敛性和鲁棒性给出理论推导。文献[11]采用模型参考自适应算法, 并且基于电机数学模型非满秩情况, 提出了分步在线辨识的方法, 此方法虽能够较准确的辨识出参数值但是需要不停的切换电机状态, 操作复杂。近年来, 许多智能优化算法如蜂群算法、粒子群算法等^[12-13]被引入到电机参数辨识中, 取得了很好的效果。文献[12]对粒子群算法进行研究和改进, 通过柯西扰动变异策略加强算法在复杂多维问题上的全局寻优能力, 并对 PMSM 进行参数辨识, 有效辨识出电机定子电阻和永磁磁链, 但该算法在后期容易造成种群的多样性丢失。文献[13]提出一种新型综合学习粒子群算法, 其引入增长率算子来调整粒子群算法中惯性权重系数, 并且引入高斯扰动增强粒子搜索能力, 从而实现 PMSM 参数辨识, 但该算法的阈值 λ 不好确定, 收敛速度不好控制。文献[14]利用教与学优化算法求解了复杂约束的优化问题, 能够有效的避免早熟且稳定性好。

本文介绍了一种融和 Levy 飞行的教与学优化算法, 并将其应用于 PMSM 参数辨识, 建立了基于 Levy 飞行的教与学优化算法的永磁同步电机 dq 轴满秩参数辨识数学模型。针对教与学优化算法在求解复杂优化问题存在陷入局部解的不足, 融入自适应教学因子和自学习策略, 提出一种基于 Levy 飞行的教与学优化算法, 利用新的教与学优化算法辨识了 PMSM 的定子电阻、 dq 轴电感和永磁磁链。

1 PMSM 数学模型

永磁同步电机是一个高阶耦合的复杂非线性系统, 本文在保证电机控制效果的前提下, 忽略了 PMSM 磁路饱和、铁损和涡流损耗, 在 dq 坐标系下电流状态方程描述为

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

式中: i_d 、 i_q 为 dq 轴上的电流分量; u_d 、 u_q 为 dq 轴上的电压分量; ω 是电气角度转速; R_s 为定子电阻; L_d 、 L_q 为 dq 轴电感, ψ_f 为永磁磁链。

采用 $i_d=0$ 进行矢量解耦控制, 当 $i_d=0$ 时, 所有的电流都用来产生转矩分量, 在电机电流处于稳态时, 离散电压方程为:

$$\begin{cases} u_{d0}(k) = -L_q\omega(k)i_{q0}(k) \\ u_{q0}(k) = R_s i_{q0}(k) + \psi_f\omega(k) \end{cases} \quad (2)$$

式(2)方程组阶数为 2, 本文需要辨识的参数有 R_s , L_d , L_q 和 ψ_f 4 个, 电压方程阶数不够。为了解决辨识参数与电压方程阶数的欠缺问题, 在运行稳态时注入一个 $i_d \neq 0$ 的瞬时 d 轴电流, 得到一种满秩电机 dq 轴离散数学模型

$$\begin{cases} u_{d0}(k) = -L_q\omega(k)i_{q0}(k) \\ u_{q0}(k) = R_s i_{q0}(k) + \psi_f\omega(k) \\ u_d(k) = R_s i_d(k) - L_q\omega(k)i_q(k) \\ u_q(k) = R_s i_q(k) + L_d\omega(k)i_d(k) + \psi_f\omega(k) \end{cases} \quad (3)$$

设 $\hat{p} = \{\hat{R}_s, \hat{L}_d, \hat{L}_q, \hat{\psi}_f\}$ 为待辨识参数估算值集合, 则得到 PMSM 可调参数辨识模型

$$\begin{cases} \hat{u}_{d0}(k) = -\hat{L}_q \omega(k) i_{q0}(k) \\ \hat{u}_{q0}(k) = \hat{R}_s i_{q0}(k) + \hat{\psi}_f \omega(k) \\ \hat{u}_d(k) = \hat{R}_s i_d(k) - \hat{L}_q \omega(k) i_q(k) \\ \hat{u}_q(k) = \hat{R}_s i_q(k) + \hat{L}_d \omega(k) i_d(k) + \hat{\psi}_f \omega(k) \end{cases} \quad (4)$$

式中： $\hat{u}_{d0}(k)$ 、 $\hat{u}_{q0}(k)$ 、 $\hat{u}_d(k)$ 、 $\hat{u}_q(k)$ 分别为 $u_{d0}(k)$ 、 $u_{q0}(k)$ 、 $u_d(k)$ 、 $u_q(k)$ 对应的估算值。

2 教与学优化算法

2011年,印度学者 R.V.Rao 等人^[14]在人类教学模式启发下初次提出教与学优化算法(Teaching-Learning-Based Optimization, TLBO),它是根据人类班级教学行为抽象出来的一种元启发式算法。通过模拟老师给所在班级的学生教导以及班级中学员之间的交流学习过程,从而提高整个班级的成绩。TLBO 算法采用贪婪选择策略寻优,其算法本身具有参数少、复杂度低的优点,在求解非线性问题中具有速度快、精度高的突出表现力。

在教与学优化算法中,以班级为单位,教师和学员可以看作算法中的每一个个体,成绩最好的个体被称作教师,学员的科目等价于算法维空间的决策变量,整个寻优过程分为教学和学习两个阶段,具体搜索策略如下:

(1) 初始化

TLBO 参数非常少,主要是运行次数和种群大小,在初始化过程只需对其设置即可。随机生成 NP 个班级学员,学员所学科目数为 D (对应于优化问题的决策变量个数)。班级中的每个学员 X_i 在搜索空间中按式(5)随机生成

$$X_i = X_i^{\min} + rand \cdot (X_i^{\max} - X_i^{\min}) \quad (5)$$

式中： X_i^{\max} 和 X_i^{\min} 分别是决策变量的上下限值, $rand$ 是 0~1 之间的随机数。

(2) 教学阶段

教师作为班级中水平最高的个体,记为 $X_{teacher}$ 。利用群体中当前最优个体对其他个体进行教学,将其知识传授给班级的每位学员,有效地融合了群体均值影响。起初,整个班级平均成绩较低,学员成

绩相对分散,水平不高。经过一段时间的教学后,班级平均成绩也提高,学员的成绩逐渐集中。在教学阶段,每个学员根据教师和学员平均水平差异性进行学习。教学过程通过式(6)、(7)实现:

$$X_i^{\text{new}} = X_i + rand \cdot (X_{teacher} - TF \cdot Mean) \quad (6)$$

$$TF = round(1 + rand) \quad (7)$$

其中, X_i 和 X_i^{new} 分别作为第 i 个学员学习前和学习后的值,用 $Mean = \frac{1}{NP} \sum_{i=1}^{NP} X_i$ 表示全体学员平均值。 $rand$ 是 0~1 之间的随机数, $round(x)$ 表示对 x 四舍五入取整, TF 表示教学因子,决定平均值的程度,等概率选取 1 和 2 两个值。

(3) 学习阶段

TLBO 算法中,学员成绩不仅通过教师班级指导提高,还可以通过学员间相互交流,从比自己水平高的同学那里获取学习,来提升自己的水平。在学习阶段,学员 $X_i(i=1,2,\dots, NP)$ 在班级中随机选取另一学员 $X_j(1,2,\dots, NP, j \neq i)$ 作为学习对象,对比自己与他人的成绩并向他人学习。在这一过程中,个体只能向其他个体学习。采用(8)式实现学习过程:

$$\begin{cases} X_i^{\text{new}} = X_i + r_i(X_i - X_j) & f(X_i) < f(X_j) \\ X_i^{\text{new}} = X_i + r_i(X_j - X_i) & f(X_j) < f(X_i) \end{cases} \quad (8)$$

式中： X_i^{new} 为更新后的学员, r_i 是 0~1 之间的随机数,表示学员的学习因子。

3 基于 Levy 飞行的教与学优化算法

在教与学优化算法中,学员成绩的提高仅仅有教师的班级教学和学员相互学习两种行为,且利用贪婪策略择优保留最优个体,多模态复杂非线性优化,存在收敛速度较慢和种群多样性丢失过快的问題。因此,本节在教学阶段和学习阶段分别进行改进来平衡算法的全局搜索和局部开发能力。

3.1 自适应教学因子

教与学优化算法中,教学因子是教学阶段的一个非常重要的参数,间接决定了算法的寻优性能。在寻优进化前期,全体学员向教师靠拢,期望快速

收敛到最优值附近。 TF 越小则表示搜索的步长较小, 收敛速度较慢, 而 TF 越大则加快算法的收敛速度, 但减少算法局部探测能力。然而, 教与学算法中 TF 的取值仅为 1 或者 2, 当种群中的个体适应度值低于平均水平时, 种群向最优个体靠拢, TF 取 2 能够加快算法的收敛, 反之, 如果学员适应度值高于班级的平均水平, 教学因子的随机取值就会导致学员以一定的概率远离最优值, 不能很好的向最优个体附近聚集, 降低收敛速度。基于此问题, 本文对 TLBO 算法中的 TF 计算过程进行了改进, 使其随着迭代次数而自适应变化, 在搜索初期加快收敛速度, 在搜索后期加强局部开发。 TF 具体计算公式如下:

$$TF = \text{round}\left(\frac{2(\text{iter}_{\max} - \text{iter})}{\text{iter}_{\max}}\right) \quad (9)$$

式中: iter_{\max} 是算法最大迭代次数, iter 是当前迭代次数。

3.2 自学习策略

教与学优化算法中, 学员的成绩都是通过教师的班级教学和学员的相互学习这两种方式提高的。然而在实际生活中, 学员自己还可以主动向教师请教学习中的问题, 这种有目的的反馈类似于课后学员自主学习, 通过自学习复习知识可以及时调整学习方向, 使得学员获得更多的知识进而提高学生的成绩。因此, 在学习阶段后面加入一个自学习策略, 这样学生提高学习成绩的方式不仅可以通过教师的教和学员间的相互交流, 还可以通过学员课后回顾课上知识进行查缺补漏。融入自学习策略的学习阶段的过程为:

$$\begin{cases} X_i^{\text{new}} = X_i(k) + r_1(X_i - X_j) + r_2(X_{\text{teacher}} - X_i) & f(X_i) < f(X_j) \\ X_i^{\text{new}} = X_i(k) + r_3(X_j - X_i) + r_4(X_{\text{teacher}} - X_i) & f(X_j) < f(X_i) \end{cases} \quad (10)$$

式中: X_i^{new} 为更新后的学员, r_1, r_2, r_3, r_4 为 0~1 的随机数。

3.3 基于 Levy 飞行的改进寻优策略

Levy 飞行行为是随机游走模型中最好的策略

之一, 它表示一类非高斯随机过程, 常用以描述人类行程分步、生物的觅食搜索轨迹等连续随机步构成轨迹的数学形式。Levy 飞行轨迹是一种 Markov 随机过程, 行走的步长满足一个重尾的 Levy 分布, 如式(11)所示:

$$L(s) \sim |s|^{-1-\beta}, 0 < \beta \leq 2 \quad (11)$$

Levy 飞行的随机步长 s 可由式(12)得到:

$$s = u/|v|^{1/\beta} \quad (12)$$

其中, u, v 均服从正态分布, $u \sim N(0, \sigma_u^2)$, $v \sim N(0, \sigma_v^2)$

$$\sigma_u = \left\{ \frac{\Gamma(1+\beta)\sin(\pi\beta/2)}{\Gamma[(1+\beta)/2]\beta 2^{(\beta-1)/2}} \right\}^{1/\beta}, \sigma_v = 1 \quad (13)$$

图 1 为 500 次 Levy 飞行步长的波形图, 可以看出在 Levy 飞行中, 小范围内的探索性局部搜索与随机较长距离的行走相间, 因此可以使得寻优过程中的部分解在当前最优解附近搜索, 从而加速了局部搜索; 另一部分解可以在远离当前最优解的范围内进行搜索, 从而保证了系统全局搜索能力, 不会陷于局部最优。在教与学优化算法中采用 Levy 飞行, 会产生较大跳跃且方向多次急剧改变的随机游走, 能够扩大搜索范围, 增加种群多样性, 有效避免 TLBO 算法陷入局部最优。利用基于 Levy 飞行的改进学习阶段如式(14)所示:

$$\begin{cases} X_i^{\text{new}} = X_i(k) + s \times (r_1(X_i - X_j) + r_2(X_{\text{teacher}} - X_i)) & f(X_i) < f(X_j) \\ X_i^{\text{new}} = X_i(k) + s \times (r_3(X_j - X_i) + r_4(X_{\text{teacher}} - X_i)) & f(X_j) < f(X_i) \end{cases} \quad (14)$$

式中: s 为 Levy 飞行的步长, r_1, r_2, r_3, r_4 为 0~1 的随机数。

4 基于 LTLBO 算法的 PMSM 参数辨识

4.1 PMSM 参数辨识原理

PMSM 参数辨识可以看作是最优化问题。由于 PMSM 的数学模型是已知的, 所以可以构建出一个和待辨识系统具有相同结构, 但参数未知的跟

踪系统。辨识效果可以在相同输入下，实际系统与跟踪系统输出的拟合程度来评价。所以目标函数可设置为相同输入下实际系统与跟踪系统输出的差值，而辨识的目标即是使跟踪系统的输出尽可能的拟合实际系统的输出。辨识原理图如图2所示。

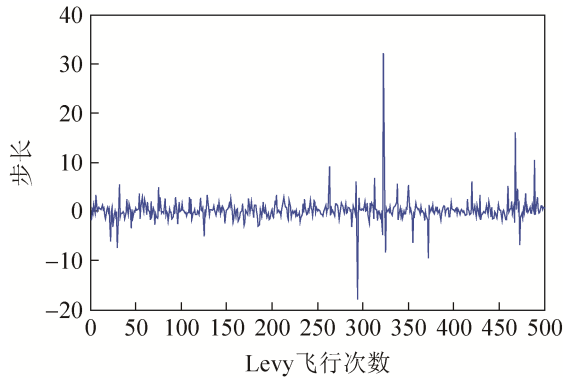


图1 500次Levy飞行步长
Fig.1 500 Levy flight step size

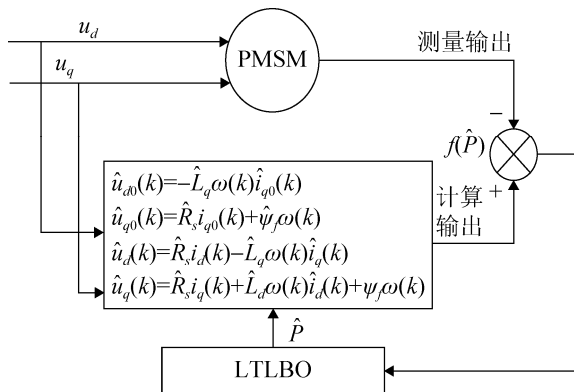


图2 永磁同步电机参数辨识原理图
Fig.2 Parameter identification model of PMSM

根据图2和永磁同步电机在 dq 旋转坐标系下的电压方程,通过将采集的电压值和算法计算的电压值作差构造适应度函数。因此本文的适应度函数如式(15)所示。

$$f(P) = \sum_{k=1}^n a_1 (u_{d0}(k) - \hat{u}_{d0}(k))^2 + a_2 (u_{q0}(k) - \hat{u}_{q0}(k))^2 + a_3 (u_d(k) - \hat{u}_d(k))^2 + a_4 (u_q(k) - \hat{u}_q(k))^2 \quad (15)$$

式中: a_1, a_2, a_3 和 a_4 为惯性权重, 其大小表示在适应度函数中的重要程度, 本文取值皆为 0.25。

4.2 LTLBO 算法辨识 PMSM 的实现

在永磁同步电机辨识模型中, R_s, L_d, L_q, ψ_f 是待辨识的参数, 将其设置为对应学院的科目, LTLBO 算法辨识 PMSM 参数步骤如下:

步骤 1: 采集并保存 PMSM 在 $i_d=0$ 和 $i_d \neq 0$ 状态下的运行数据。

步骤 2: 设定待辨识参数 R_s, L_d, L_q 和 ψ_f 的范围。设置 LTLBO 算法相关参数。

步骤 3: 判断算法是否满足终止条件, 是, 则执行步骤 7, 否, 则执行步骤 4~6。

步骤 4: 根据公式(6)和公式(9)实现教学阶段寻优, 更新学员状态。

步骤 5: 根据公式(14)实现学习阶段寻优, 更新学员状态。

步骤 6: 将每个学员 X_i 包含的对应待辨识参数的科目代入到式(3)所示 PMSM 数学模型中, 计算出对应的电压值。

步骤 7: 输出最优个体和最优适应度值, 算法运行结束。

对于以上步骤, 图3给出了基于 LTLBO 算法的 PMSM 参数辨识流程图。

5 仿真结果与分析

5.1 仿真方案设计

为验证本文提出的 LTLBO 算法的有效性和可行性, 在 MATLAB/Simulink 下构建了基于 LTLBO 算法 PMSM 的参数辨识仿真模型。图4为基于 LTLBO 算法的 PMSM 参数辨识仿真框图, 在 PMSM 稳态时注入 d 轴电流, 时间为 50 ms, 分别在 $i_d=0$ 和 $i_d \neq 0$ 时进行采样。实验中采用面装式 PMSM, 具体参数如表1所示^[15]。为比较 LTLBO 的有效性, 本文借鉴了其他2种算法来进行对比, 分别为教与学优化算法(TLBO)、粒子群算法(PSO)。为使得 LTLBO、TLBO、PSO 三种算法辨识结果对比更准确, PSO 算法的初始化参数设置为: 加速度系数 $c_1=c_2=2$, 惯性权重 ω 从 0.9 线性

递减至 0.4。为了减少实验统计误差, 3 种算法种群规模 NP 都设为 50, 最大迭代次数为 200, 所有算法独立运行 30 次。

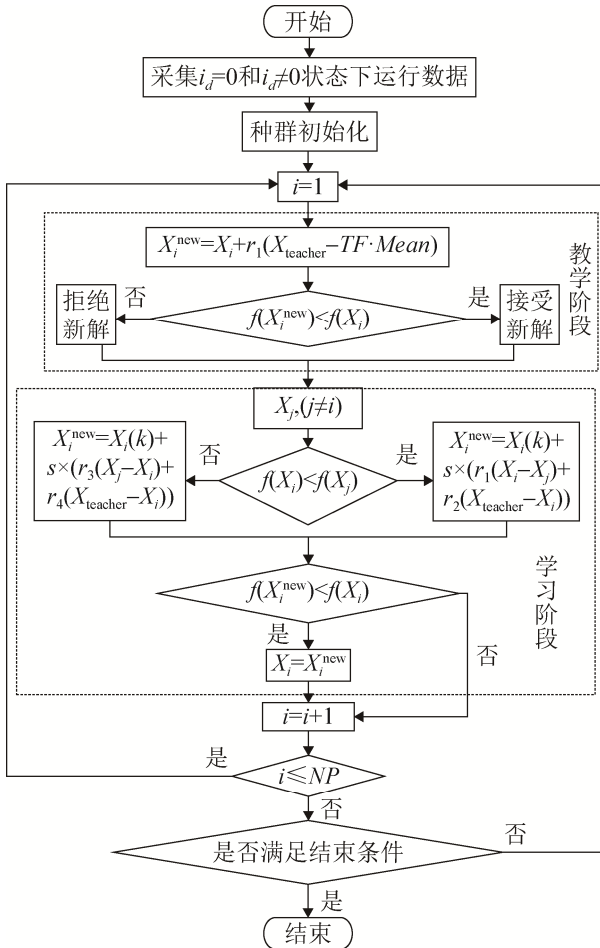


图 3 基于 LTLBO 算法的 PMSM 参数辨识流程图
Fig.3 Flow chart of PMSM parameter identification based on LTLBO

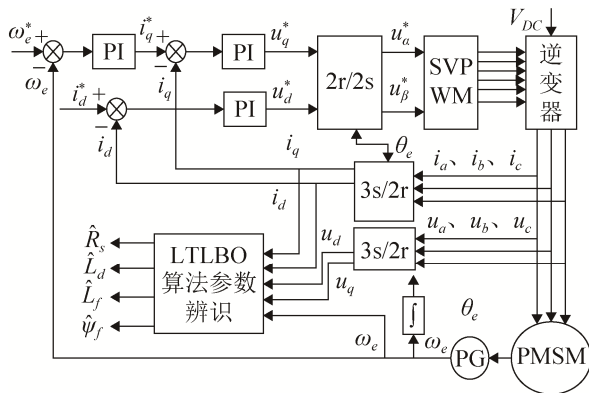


图 4 基于 LTLBO 算法的 PMSM 参数辨识仿真框图
Fig.4 Simulation diagram of PMSM parameters identification based on LTLBO

表 1 PMSM 参数

参数	数值
额定功率 P_n/kW	2.6
额定电压 U_n/V	380
额定电流 I_n/A	4
额定转速 $n/(\text{r}\cdot\text{min}^{-1})$	2 500
定子电阻 R_s/Ω	0.330
d 轴电感 L_d/H	3.24e-3
q 轴电感 L_q/H	3.24e-3
磁链 ψ_f/Wb	7.76e-2
极对数 p	2

5.2 仿真结果分析

表 2 给出了永磁同步电机在转速 $\omega^*=2\ 500\ \text{r}/\text{min}$, 负载转矩 $T_L=2\ \text{N}\cdot\text{m}$ 的情况下, LTLBO、TLBO、PSO 三种算法对 PMSM 的适应度值优化结果的平均值(Mean)、最大值(Max)、最小值(Min)、标准差(Std.dev)。表 3 分别列出了这三种算法对 PMSM 参数的辨识结果

表 2 3 种算法的适应度计算情况

算法	Mean	Max	Min	Std.dev
LTLBO	3.991	4.125	3.890	0.071
TLBO	5.491	6.010	5.402	1.528
PSO	6.489	6.898	6.052	1.702

表 3 3 种算法的参数辨识结果

算法	参数	R_s/Ω	L_d/H	L_q/H	ψ_f/Wb
LTLBO	真实值	0.330	3.24e-3	3.24e-3	7.76e-2
	辨识值	0.335	3.30e-3	3.32e-3	7.80e-2
TLBO	真实值	0.320	3.42e-3	3.51e-3	8.22e-2
	辨识值	3.1	5.0	8.4	5.7
PSO	真实值	0.351	3.56e-3	3.61e-3	7.59e-2
	辨识值	6.4	9.9	11.4	2.2

从表 2 可知, LTLBO 算法优化的适应度平均值、最大值、最小值和标准差均小于 TLBO 算法和 PSO 算法, 说明 LTLBO 算法对 PMSM 参数辨识效果优于其他两种算法。表 3 中分别给出了 30 次辨识测试中三种算法对于 R_s 、 L_d 、 L_q 、 ψ_f 的辨识结果。相对于

PSO 算法和 TLBO 算法, LTLBO 算法辨识出的结果最接近真实值, 并且误差都控制在 3% 以内。TLBO 算法以及粒子群算法虽然在某些参数上的辨识误差较小, 但是在同时辨识多个参数上, 个别参数的辨识误差较大, 对于高性能电机控制无法适应。

图 5 为 PMSM 参数辨识适应度曲线, 图 6~9 分别 PMSM 各参数辨识过程收敛曲线。

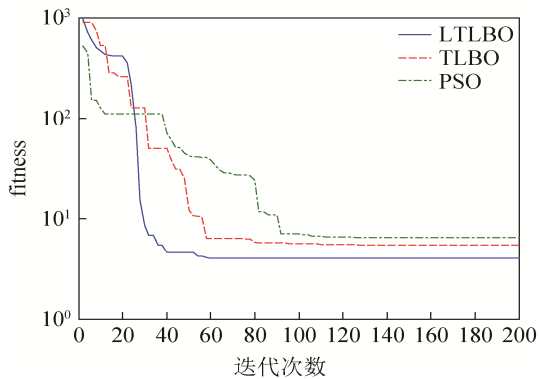


图 5 PMSM 参数辨识平均适应度收敛曲线

Fig.5 Convergence curve of PMSM parameter identification

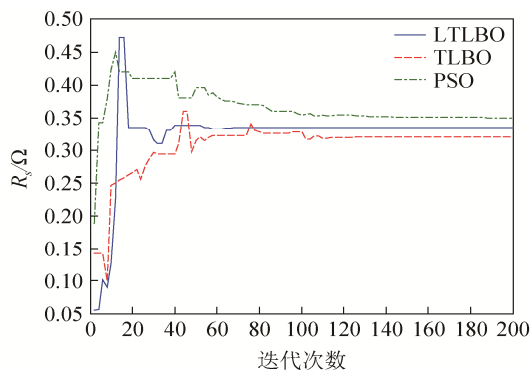


图 6 PMSM 定子电阻辨识曲线

Fig.6 Identification curve of stator resistance

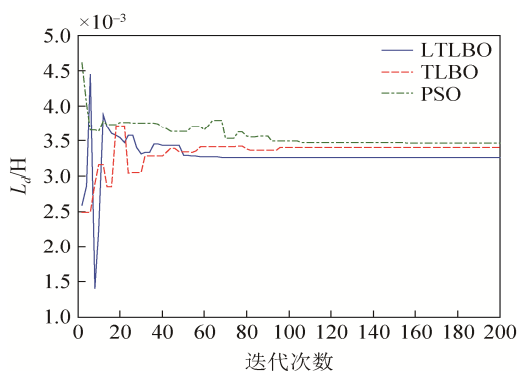


图 7 PMSM d 轴电感辨识曲线

Fig.7 Identification curve of d-axis inductance

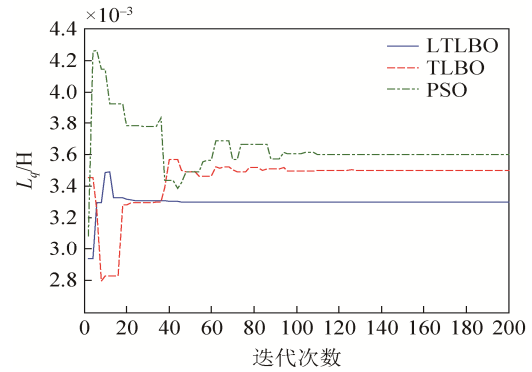


图 8 PMSM q 轴电感辨识曲线

Fig.8 Identification curve of q-axis inductance

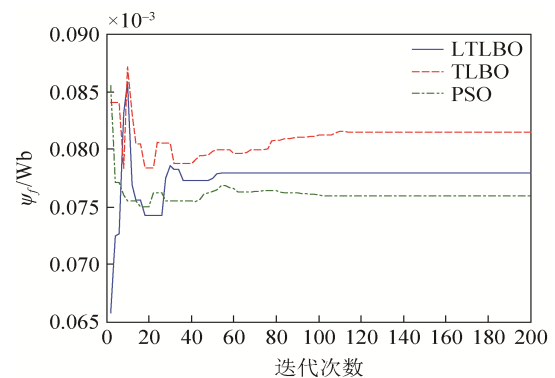


图 9 PMSM 永磁磁链辨识曲线

Fig.9 identification curve of flux linkage

从图 5 永磁同步电机参数辨识平均适应度收敛曲线, 可以看出 LTLBO 算法收敛速度最快。从图 6~9 可知, 本文 LTLBO 算法能收敛到稳态值, 在个别参数的辨识过程前期会出现一定波动现象, 但是很快便收敛到真实值附近, 误差很小。而 TLBO 算法和 PSO 算法在辨识过程中所辨识的 PMSM 参数出现较大波动和误收敛现象, 这主要是因为 PMSM 运行状态非线性程度高, 目标函数为多模态问题存在局部极值, 而 PSO 算法和 TLBO 算法对于全局搜索能力较弱, 容易收敛到局部最优值。

6 结论

本文针对永磁同步电机参数辨识问题, 提出一种融合 Levy 飞行的教与学优化算法, 并且引入自适应教学因子和自学习策略。通过仿真表明, 该改进算法能够准确辨识出 PMSM 定子电阻、dq 轴电感和永磁磁链, 验证了该算法的有效性。

参考文献:

- [1] Liu K, Zhu Z Q, Stone D A. Parameter Estimation for Condition Monitoring of PMSM Stator Winding and Rotor Permanent Magnets[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics (S0278-0046), 2013, 60(12): 5902-5913.
- [2] 徐鹏, 肖建, 杨奕, 等. 永磁同步电机双率残差增广最小二乘参数辨识[J]. 电机与控制学报, 2014, 18(4): 45-51.
Xu Peng, Xiao Jian, Yang Yi, et al. Residual Based Extended Least Squares Identification Method of Permanent Magnet Synchronous Motor Dual-Rate Sampling Data System[J]. Electric Machines and Control, 2014, 18(4): 45-51.
- [3] 荀倩, 王培良, 李祖欣, 等. 基于递推最小二乘法的永磁伺服系统参数辨识[J]. 电工技术学报, 2016, 31(17): 161-169.
Xun Qian, Wang Peiliang, Li Zuxin, et al. PMSM Parameters Identification Based on Recursive Least Square Method[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31 (17): 161-169.
- [4] 史宇超, 孙凯, 马鸿雁, 等. 内埋式永磁同步电机永磁磁链的在线辨识[J]. 电工技术学报, 2011, 26(9): 48-53.
Shi Yuchao, Sun Kai, Ma Hongyan, et al. On-line Identification of Permanent magnet Flux in IPMSM Drive [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2011, 26(9): 48-53.
- [5] 余致廷, 邹薇, 董旺华, 等. 扩展卡尔曼滤波结合前馈补偿永磁同步电机位置估计[J]. 控制理论与应用, 2016, 33(10): 1312-1318.
She Zhiting, Zou Wei, Dong Wanghua, et al. Extended Kalman filters combined with feed-forward compensation for permanent magnet synchronous motor position estimation[J]. Control Theory & Applications, 2016, 33(10): 1312-1318.
- [6] 陈振锋, 钟彦儒, 李洁. 嵌入式永磁同步电机自适应在线参数辨识[J]. 电机与控制学报, 2010, 14(4): 9-13.
Chen Zhenfeng, Zhong Yanru, Li Jie. Online adaptive parameter identification for interior permanent magnet synchronous motor drive[J]. Electric Machines and Control, 2010, 14(4): 9-13.
- [7] 郭伟, 王跃, 李宁, 等. 永磁同步电机模型参考自适应无速度控制研究[J]. 电力电子技术, 2016, 50(8): 75-77.
Guo Wei, Wang Yue, Li Ning, et al. A Speed Sensorless Control Strategy for PMSM with Model Reference Adaption[J]. Power Electronics, 2016, 50(8): 75-77.
- [8] Shi Z, Wang Y, Ji Z. Bias compensation based partially coupled recursive least squares identification algorithm with forgetting factors for MIMO systems: Application to PMSMs[J]. Journal of the Franklin Institute (S0016-0032), 2016, 353(13): 3057-3077.
- [9] 王松, 刘明光, 石双双, 等. 基于卡尔曼滤波和神经网络的 PMSM 参数辨识[J]. 北京交通大学学报, 2010, 34(2): 124-127.
Wang Song, Liu Mingguang, Shi Shuangshuang, et al. Identification of PMSM Based on EKF and Elman Neural Network[J]. Journal of BeiJing Jiaotong University, 2010, 34(2): 124-127.
- [10] Shi Y. On-Line Identification of Permanent Magnet Flux in IPMSM Drive[J]. Transactions of China Electrotechnical Society(S1000-6753), 2011, 26(9): 48-53.
- [11] 杨宗军, 王莉娜. 表贴式永磁同步电机的多参数在线辨识[J]. 电工技术学报, 2014, 29(3): 111-118.
Yang Zongjun, Wang Lina. Online Multi-Parameter Identification for Surface-Mounted Permanent Magnet Synchronous Motors[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(3): 111-118.
- [12] 傅小利, 顾红兵, 陈国呈, 等. 基于柯西变异粒子群算法的永磁同步电机参数辨识 [J]. 电工技术学报, 2014, 29(5): 127-131.
Fu Xiaoli, Gu Hongbing, Chen Guocheng, et al. Permanent Magnet Synchronous Motors Parameters Identification based on Cauchy Mutation Particle Swarm Optimization[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(5): 127-131.
- [13] 林国汉, 章兢, 刘朝华, 等. 改进综合学习粒子群算法的 PMSM 参数辨识 [J]. 电机与控制学报, 2015, 19(1): 51-57.
Ling Guohan, Zhang Jing, Liu Zhaohua, et al. Parameter Identification of PMSM using Improved Comprehensive Learning Particle Swarm Optimization[J]. Electric Machines and Control, 2015, 19(1): 51-57.
- [14] Rao R V, Patel V. An elitist teaching-learning-based optimization algorithm for solving complex constrained optimization problems [J]. International Journal of Industrial Engineering Computations (S1923-2926), 2012, 3(4): 710-720.
- [15] 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, 2017, 29(2): 393-401.