

6-1-2020

Permanent Magnet Synchronous Motor Parameter Identification Based on Improved Teaching-Learning-Based Optimization

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.

Permanent Magnet Synchronous Motor Parameter Identification Based on Improved Teaching-Learning-Based Optimization

Abstract

Abstract: High accuracy identification of parameters in permanent magnet synchronous motor (PMSM) is the basis of controller design. In order to overcome the shortages of traditional identification methods such as slow speed and low identification accuracy, an improved teaching-learning-based optimization algorithm (ITLBO) was proposed to identify the permanent magnet synchronous motor parameters. *In the teaching phrase, tutorial teaching mechanism was introduced to strengthen teacher's capacity and improved the convergence rate of algorithm, in the learning phrase, the course stepwise learning was used to improve learners' learning efficiency. Besides, opposition-based-learning was introduced for small probability mutation, which enhanced the possibility out of local optima.* The simulation result shows that the proposed algorithm has better convergence and reliability in simultaneous identification of the stator resistance, d-axis and q-axis inductance and the rotor linkage compared with teaching-learning-based optimization and particle swarm optimization.

Keywords

permanent magnet synchronous motor, parameter identification, teaching-learning-based optimization, tutorial teaching, opposition-based-learning, particle swarm optimization

Recommended Citation

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.

基于改进教与学优化算法的永磁同步电机参数辨识

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: 高精度辨识永磁同步电机参数是进行控制器设计的基础。针对传统永磁同步电机参数辨识方法中存在辨识速度慢、精度低等缺陷, 提出了一种改进教与学优化算法对永磁同步电机进行参数辨识。该算法在教学阶段引入辅导教学机制加强教师的教学能力, 提高算法收敛速度, 在学习阶段, 采用科目分步学习提高学员学习效率, 并融入反向学习策略进行小概率变异来增加算法跳出局部最优的可能性。通过实验仿真表明, 与基本教与学优化算法、粒子群算法相比, 所提算法对于同时辨识定子电阻, d、q 轴电感和转子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; 教与学算法; 辅导教学; 反向学习; 粒子群算法

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2017) 02-0393-09

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201702022

Permanent Magnet Synchronous Motor Parameter Identification Based on Improved Teaching-Learning-Based Optimization

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 accuracy identification of parameters in permanent magnet synchronous motor (PMSM) is the basis of controller design. In order to overcome the shortages of traditional identification methods such as slow speed and low identification accuracy, an improved teaching-learning-based optimization algorithm (ITLBO) was proposed to identify the permanent magnet synchronous motor parameters. *In the teaching phrase, tutorial teaching mechanism was introduced to strengthen teacher's capacity and improved the convergence rate of algorithm, in the learning phrase, the course stepwise learning was used to improve learners' learning efficiency. Besides, opposition-based-learning was introduced for small probability mutation, which enhanced the possibility out of local optima.* The simulation result shows that the proposed algorithm has better convergence and reliability in simultaneous identification of the stator resistance, d-axis and q-axis inductance and the rotor linkage compared with teaching-learning-based optimization and particle swarm optimization.

Keywords: permanent magnet synchronous motor; parameter identification; teaching-learning-based optimization; tutorial teaching; opposition-based-learning; particle swarm optimization

引言

永磁同步电机(Permanent Magnet Synchronous



收稿日期: 2016-07-07 修回日期: 2016-08-22;
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: 李杰(1990-), 男, 安徽合肥, 硕士生, 研究方向为电机参数辨识; 王艳(1978-), 女, 江苏无锡, 教授, 博导, 研究方向为网络控制优化。

Motor, PMSM)由于具有可靠性高、控制性能好等优点, 其在高性能伺服驱动系统等领域得到了广泛应用^[1]。无论是实现电流调节器参数整定还是无速度传感器控制, 高性能目标的实现都依赖于精确的电机参数。同时 PMSM 的运行状态监测也都是建立在准确的电机参数基础上。因此, 精确的电机参数辨识对于获得高性能的 PMSM 控制系

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

统具有重要价值。

近年来,很多方法被应用于 PMSM 参数辨识,传统方法如递推最小二乘^[2-3]、扩展卡尔曼滤波^[4-5]以及模型参考自适应^[6-7]等,智能优化算法如遗传算法、粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)。最小二乘法易于实现,但是噪声干扰和转速波动对系统容易产生影响,鲁棒性较差^[8]。文献[9]运用扩展卡尔曼滤波完成电机参数辨识,其需要大量的矩阵运算并且很难确定 P、Q 矩阵。模型参考自适应对于电机参数辨识具有较好的收敛特性,但是对于自适应律的设计非常依赖,而且如果自适应律选取不合理,系统稳定性很难达到要求^[10]。文献[11]将遗传算法引入内埋式永磁同步电机参数辨识中,同时辨识出定子电阻、交直流电感和永磁磁链,但计算量大收敛速度较慢。文献[12]将柯西变异引入粒子群算法,利用粒子群算法寻优能力和柯西扰动策略对 PMSM 进行参数辨识,提高了算法的辨识精度。

教与学优化算法 (Teaching-Learning-Based Optimization, TLBO)是印度学者 R.V.Rao 于 2011 年提出的一种新型群智能优化算法,通过模拟老师的教学过程和学生的相互学习过程进行优化。TLBO 算法的优点是参数少,求解精度较高。文献[13]提出基于精英策略的教与学优化算法在求解无约束函数中具有很好的性能,但是对于求解高维复杂函数时,全局搜索能力差,容易陷入局部最优值。拓守恒等^[14]提出一种基于自学习策略的教与学优化算法应用于 PID 控制器参数优化整定,相比于粒子群算法求解精度更高,但是优化时间较长。

针对传统方法在辨识 PMSM 参数时速度慢、精度低等问题,本文提出一种改进教与学优化算法 (Improved Teaching-Learning-Based Optimization, ITLBO)应用于 PMSM 参数辨识中。为了进一步增强 TLBO 算法的性能,在教学阶段中添加辅导教学过程来提高算法收敛速度,在学习阶段采用科目分步学习方式并引入反向学习策略来增强算法收

敛精度和跳出局部最优的能力。最后搭建矢量控制下的 PMSM 非线性参数模型,利用改进教与学优化算法对 PMSM 的定子电阻、 d 、 q 轴电感和永磁磁链进行辨识。

1 PMSM 数学模型

永磁同步电机是一个具有强耦合、非线性、时变的复杂动态系统,在不影响 PMSM 控制性能的前提下,为简化分析过程,在应用中忽略铁芯饱和,不计涡流和磁滞损耗等影响,在同步旋转坐标系下数学模型可描述为

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

式中: u_d , u_q , i_d 和 i_q 分别为 dq 轴定子电压和电流; ω 是电气角速度; R_s 为定子电阻; L_d , L_q 为 dq 轴电感; ψ_f 为永磁磁链; 参数集合 $\{R_s, L_d, L_q, \psi_f\}$ 需要同时辨识。式(1)中电机稳态状态下电压离散方程为

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

根据文献[15]的研究思路, PMSM 一般采用 $i_d = 0$ 控制策略^[13], 通过其解耦让所有的电流都用来产生转矩, 定子电流只有交轴分量, 稳态条件下(2)式简化为

$$\begin{cases} u_{d0}(k) = -L_q \omega(k) i_{q0}(k) \\ u_{q0}(k) = R_s i_{q0}(k) + \psi_{f0} \omega(k) \end{cases} \quad (3)$$

对式(2)、式(3)从数学角度做定性分析, 两式均为 2 维方程组, 而需要同时辨识的参数有 R_s , L_d , L_q 和 ψ_f 4 个, 所以电压方程是一个稳态欠秩型。为了解决这种非满秩问题, 稳态状态下瞬时注入一个 $i_d \neq 0$ 的 d 轴电流, 得到一种满秩电机 dq 轴辨识模型

$$\begin{cases} u_{d0}(k) = -L_q \omega(k) i_{q0}(k) \\ u_{q0}(k) = R_s i_{q0}(k) + \psi_{f0} \omega(k) \\ u_d(k) = R_s i_d(k) - L_q \omega(k) i_q(k) \\ u_q(k) = R_s i_q(k) + L_d \omega(k) i_d(k) + \psi_f \omega(k) \end{cases} \quad (4)$$

2 改进教与学优化算法

2.1 基本教与学优化算法

基本教与学优化算法(TLBO)是一种模拟老师的教学过程和学生的相互学习过程的智能优化算法。在基本教与学优化算法中,以班级为单位,班级中的学员相当于进化的个体,每个学员所学的某一科目相当于一个决策变量,其中进化过程分为教学阶段和学习阶段,算法具体描述如下:

(1) 初始化

TLBO 是一个初始化参数设置非常少的算法。相较于其他智能算法,TLBO 只需要设置种群规模和最大迭代次数。设班级学员个数 NP , D 表示学员所学科目数(对应于优化问题的维数),在搜索空间中按式(5)随机生成学员 X_i

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

式中: X_i^{\min} 和 X_i^{\max} 分别是决策变量的上下限, rand 是一个范围为 $0 \sim 1$ 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} , 其将知识传授给班级的每位学员并努力提高班级的平均水平。在这一阶段,每个学员根据教师和班级平均值进行差异性学习,采用式(6)实现教学过程:

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

式中: X_i 和 $X_{\text{new},i}$ 分别表示第 i 个学员学习前后的值,教学因子 $TF = \text{round}[1 + \text{rand}(0,1)]$, 决定平均值的改变程度, Mean 是学员各科平均值。

(3) 学习阶段

教学过程之后,学员在班级中随机选取另一学员作为学习对象,通过分析自己与他人的差异进行学习和调整。采用(7)式实现学习过程:

$$\begin{cases} X_{\text{new},i} = X_i + r_i(X_i - X_j) & f(X_i) < f(X_j) \\ X_{\text{new},i} = X_i + r_i(X_j - X_i) & f(X_j) < f(X_i) \end{cases} \quad (7)$$

式中: $r_i = \text{rand}(0,1)$ 表示第 i 个学员的学习因子。

2.2 改进教与学优化算法

基本教与学优化算法中,仅通过教师教学和学员之间相互学习两种方式来提高学员知识水平,方式较为单一。与其他智能算法类似,算法对求解高维复杂优化问题存在收敛速度较慢,种群多样性会随着算法收敛逐渐减少并且全局搜索能力变弱等问题。因此,改进的教与学优化算法在教学阶段引入辅导教学提高收敛速度,在学习阶段采用科目分步学习来增强算法开发能力并通过反向学习变异进行扰动,丰富种群多样性,更好地均衡全局探索和局部开发能力,增加算法跳出局部最优的可能性。

2.2.1 辅导教学机制

基本教与学优化算法中,教师仅通过自身与班级的平均值来提高学员的成绩从而使整个班级的平均水平提高,类似实际中的班级教学,但是教师与学员个体之间的差异没有被考虑。因此,在教学阶段原有班级教学的基础上引入辅导教学过程。即在班级教学的同时,教师会根据不同学员的情况制定相应的学习目标,因材施教,加强师生的沟通,使得学员能够更快地吸收知识,快速向 X_{teacher} 靠拢,提高教学效率,从而提高算法的收敛速度。改进后的教学过程为

$$X_{\text{new},i} = X_i + r_1(X_{\text{teacher}} - TF \cdot \text{Mean}) + r_2(X_{\text{teacher}} - X_i) \quad (8)$$

式中: r_1, r_2 是 $0 \sim 1$ 范围内的随机数。最后根据学习前后的成绩对当前解进行更新,即如果 $X_{\text{new},i}$ 优于 X_i 则接受新解,否则保留当前解。

2.2.2 科目分步学习策略

教与学优化算法中,每个学员所学的某一科目相当于一个决策变量,在进化过程中,如果学员适应度值变小,学员的所有科目就会一次性更新,忽略了每一个科目单独对适应度值的影响。这使得对该学员产生积极影响的科目在下一次迭代更新过程中不一定能保存,相反,对产生消极影响的科目仍存在继续更新的可能,从而降低了算法的收敛精度。针对这一问题,在学习阶段提出科目分步学习

策略：学员在班级随机选取另一学员作为学习对象，分析自己与其差异，每次只选择一个科目（一维），比较该科目更新前后学员的适应度值，若该科目更新后学员适应度值小于更新前，则更新该科目，否则保留原科目值。接着进行下一科目的更新。这种单维选择性更新方式，避免盲目学习从而增强了算法的开发能力，提高了算法收敛精度。改进后的公式为

$$\begin{cases} X_{\text{new},i}(k) = X_i(k) + r_i(X_i(k) - X_j(k)) & f(X_i) < f(X_j) \\ X_{\text{new},i}(k) = X_i(k) + r_i(X_j(k) - X_i(k)) & f(X_j) < f(X_i) \end{cases} \quad (9)$$

更新操作：每更新一个科目后进行一次评价，如果 $f(X_{\text{new},i}) < f(X_i)$ ，则用 $X_{\text{new},i}(k)$ 替换 $X_i(k)$ ，否则保留当前解。

式中： $X_i(K)$ 表示 i 个学员的第 k 个科目，即第 k 个分量， $i \in 1, 2, \dots, NP$ ， $K \in 1, 2, \dots, D$ ； r_i 为学习步长，是范围为 0~1 的随机数。

改进后的学习过程伪代码如下：

```
begin //学习阶段
for i = 1 : NP
j ← rand(NP) {j ≠ i} //随机一个学员
for k = 1 : D
if f(X_i) < f(X_j)
X_new,i(k) = X_i(k) + rand(X_i(k) - X_j(k))
else
X_new,i(k) = X_i(k) + rand(X_j(k) - X_i(k))
end if
if f(X_new,i) < f(X_i)
X_i(k) ← X_new,i(k) //更新科目
end if
end for
end for
end
```

2.2.3 反向学习变异

反向学习(opposition-based-learning, OBL)由 Tizhoosh^[16]提出并已应用于多种优化算法中。OBL 关键思想是同时考虑当前解和对应的反向解，这样

可以增加种群的解空间。

定义：若 $x = (x_1, x_2, \dots, x_D)$ 是 D 维空间的一个点，且 $x_i \in [a_i, b_i]$ ，则 x 的反向点 $x^* = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_D^*)$ ，其中 $x_i^* = a_i + b_i - x_i$ 。

因为 TLBO 总是择优保留较好个体进行下一次更新，群体多样性容易丢失。为了提高群体多样性，加强算法全局搜索能力，避免出现早熟收敛现象，在学习阶段引入反向学习策略进行一定概率的扰动。对于每个学员预先设定一个变异概率，然后每次迭代中生成一个 0~1 范围内的随机数，若产生的随机数小于或者等于设定概率，就对更新结果进行小概率变异，变异公式如下所示

$$X_i = \begin{cases} X_i^{\max} + X_i^{\min} - X_i & \text{rand} \leq p \\ X_i & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

式中： p 为变异概率，因为是小概率变异，经多次试验测得取 0.1 效果较好；rand 为 0~1 范围内的随机数。

3 基于 ITLBO 算法的 PMSM 参数辨识

3.1 PMSM 参数辨识原理

永磁同步电机参数辨识是一个逆向问题，是根据实验数据和建立的模型来确定所需参数。通过优化算法对辨识参数不断调整使得模型计算输出能够拟合实验数据。ITLBO 永磁同步电机参数辨识原理图如图 1 所示。

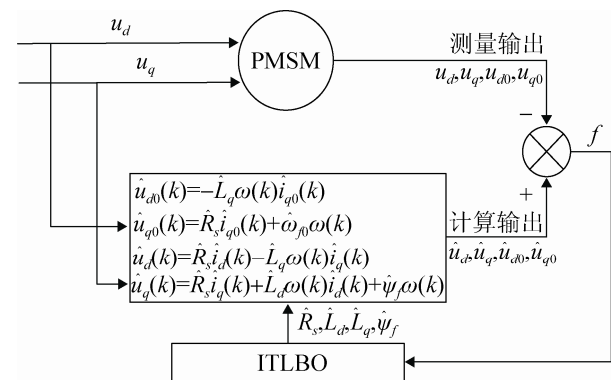


图 1 基于 ITLBO 算法的 PMSM 参数辨识原理
Fig. 1 Parameter identification model based on the ITLBO

如图 1 所示, u_d 、 u_q 作为理论模型和可调模型的输入量, 理论模型的输出量通过测量所得, 可调模型的输出量经过方程计算得到。利用目标函数对两者输出进行评价, 从而使得 ITLBO 算法对模型参数不断调整。循环往复上述过程, 直到适应度值达到最小, 便可认为所辨识出的参数 R_s , L_d , L_q , ψ_f 等价于理论电机模型参数。

根据永磁同步电机在 dq 轴下的电压方程和图 2, 适应度函数定义为

$$f(R_s, L_d, L_q, \psi_f) = \sum_{k=1}^n w_1(u_{d0}(k) - \hat{u}_{d0}(k))^2 + w_2(u_{q0}(k) - \hat{u}_{q0}(k))^2 + w_3(u_d(k) - \hat{u}_d(k))^2 + w_4(u_q(k) - \hat{u}_q(k))^2 \quad (11)$$

式中: 权重因子 w_1, w_2, w_3 和 w_4 大小表示在适应度函数中的重要程度, 本文适应度函数的 4 个分量同等重要, 所以取值相同都为 0.25。

3.2 ITLBO 算法的 PMSM 参数辨识步骤

步骤 1: 采集并保存永磁同步电机在 $i_d=0$ 和 $i_d<0$ 状态下的运行数据, 包括: u_d 、 u_q 、 i_d 、 i_q 和 ω 。

步骤 2: 设定待辨识参数 R_s, L_d, L_q 和 ψ_f 的范围, 种群初始化。设置相关参数, 包括: 种群规模、最大迭代次数、变异概率。

步骤 3: 判断算法是否达到最大迭代次数适应度所需精度, 是, 则执行步骤 7, 否, 则执行步骤 4、5、6。

步骤 4: 根据公式(8)实现改进的教学过程, 并以优胜劣汰的方式更新学员的个体状态。

步骤 5: 根据公式(9)实现改进的学习过程, 并以优胜劣汰的方式分步更新学员各科目水平。

步骤 6: 根据公式(10)实现反向学习进行小概率变异。

步骤 7: 输出最优个体和最优适应度值, 算法运行结束。

ITLBO 算法的 PMSM 多参数辨识流程如图 2 所示。

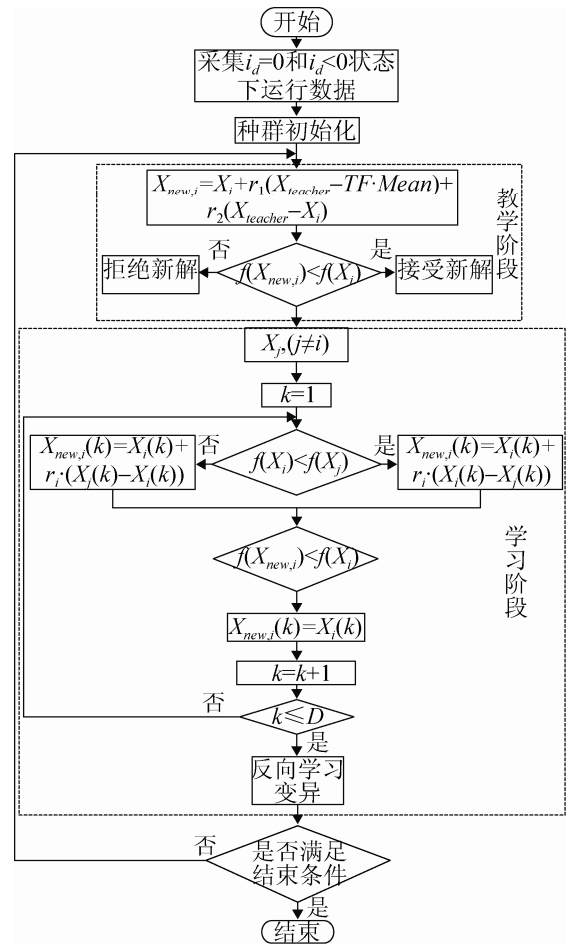


图 2 基于 ITLBO 算法的 PMSM 多参数辨识流程图
Fig. 2 Flow chart of PMSM multi-parameter identification based on ITLBO

4 实验验证与分析

4.1 实验方案设置

为了验证 ITLBO 算法的参数估计性能, 在 Matlab/Simulink 平台上构建基于 ITLBO 参数辨识算法的双闭环 PMSM 矢量控制系统仿真平台。

图 3 为基于 SVPWM 的双闭环矢量控制系统仿真框图, $u_d, u_q, i_d, i_q, \omega$ 作为 ITLBO 辨识模块的输入信号。实验中 PMSM 模型参数如表 1 所示^[10]。采用 $i_d=0$ 控制, 为对所需辨识参数进行解耦, 系统稳定运行时, 注入瞬时负序 d 轴电流, 如图 4 所示, 注入的 d 轴电流幅值设为 -2, i_d 每隔 50 ms 交替改变一次^[17]。设定采样间隔为 100 us, 数据长度 300。为比较 ITLBO 的有效性, 与 PSO 算法和 TLBO 算法进行对比研究。

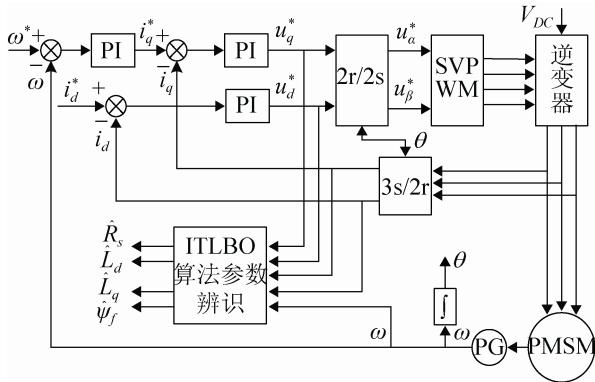


图 3 基于 ITLBO 算法的 PMSM 系统辨识仿真框图

Fig. 3 Simulation diagram of PMSM system identification based on ITLBO

表 1 PMSM 参数

Tab. 1 PMSM nominal parameters

参数	数值
额定功率 P_n/kW	2.6
额定电流 I_n/A	4
额定电压 U_n/V	380
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	$3.24\text{e}-3$
q 轴电感 L_q/H	$3.24\text{e}-3$
永磁体磁链 ψ_f/Wb	0.077 6
转动惯量 $J/\text{kg}\cdot\text{m}^2$	$0.8\text{e}-5$
极对数 p	2

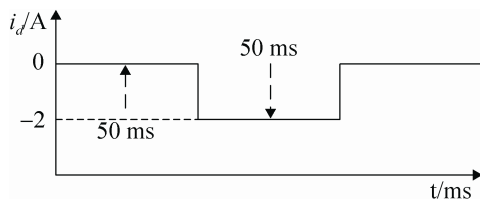


图 4 d 轴电流给定与采样时序

Fig. 4 D-axis current injection and sampling sequence

为使得 ITLBO、TLBO、PSO 三种算法辨识结果对比更准确,在辨识时 4 个参数设定范围分别为 $R_s \in (0, 0.5)$ 、 $L_d \in (0, 0.01)$ 、 $L_q \in (0, 0.01)$ 、 $\psi_f \in (0, 0.1)$,且 PSO 算法的初始化参数设置为:惯性权重 $\omega=0.5$,加速度系数 $c_1=c_2=2$ 。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 150,所有算法独立运行 20 次。

4.2 实验结果分析

表 2 和表 3 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,同时采用 ITLBO、TLBO、PSO 三种算法对 PMSM 的适应度值计算情况和参数辨识结果。

表 2 不同算法的适应度计算情况

Tab. 2 Fitness of different algorithms

算法	平均值	标准差
ITLBO	3.990 4	0.072 5
TLBO	4.990 5	1.625 8
PSO	5.590 4	1.662 5

表 3 不同算法的参数辨识结果

Tab. 3 Parameter identification results of different algorithms

算法	参数	R_s/Ω	L_d/H	L_q/H	ψ_f/Wb
ITLBO	真实值	0.330	0.003 24	0.003 24	0.077 6
	辨识值	0.332 5	0.003 27	0.003 29	0.077 9
	误差/%	0.8	0.9	1.6	0.4
TLBO	辨识值	0.321 5	0.003 63	0.003 37	0.081 1
	误差/%	2.6	12.1	4.1	5.0
	辨识值	0.347 5	0.003 66	0.003 40	0.076 3
PSO	误差/%	5.3	12.9	5.0	2.1

从表 2 可知,ITLBO 算法适应度平均值和标准均方差均优于 TLBO 算法和 PSO 算法。表 3 中分别给出了 20 次辨识测试中 3 种算法关于定子电阻、d 轴电感、q 轴电感、永磁磁链的辨识结果。ITLBO 所辨识出的 R_s 、 L_d 、 L_q 、 ψ_f 相较于 TLBO 和 PSO 最接近真实值,且误差都控制在 2% 以内,而 PSO 和 TLBO 算法虽然在个别参数上的辨识结果精度尚可,但是会出现一个或多个参数辨识结果失败,且误差 $>12\%$,难以满足系统高性能控制精度要求。

图 5~9 分别为 PMSM 参数辨识结果适应度曲线和各参数辨识收敛曲线。

图 5 为 PMSM 多参数辨识平均适应度收敛曲线,可以看出 ITLBO、TLBO、PSO 三种算法中 ITLBO 算法收敛速度较快。

图 6 为定子电阻辨识曲线,与 TLBO、PSO 算法相比,ITLBO 算法对 R_s 的辨识结果曲线波动最小,只需迭代 50 次左右就可收敛到真实值附近,结合表 3 可得辨识误差为 0.8%,辨识精度最高。

图 7 为 PMSM d 轴电感辨识曲线, 可以看出 TLBO 和 PSO 算法辨识结果都出现较大波动陷入局部最优, 结合表 3 可知, 收敛误差超过 12% 以上; 而 ITLBO 算法虽然在辨识初期存在小范围波动, 但只需 50 次迭代便能很快收敛, 辨识误差约为 0.9%。

图 8 为 PMSM q 轴电感辨识曲线, 可以看出 ITLBO、TLBO、PSO 三种算法辨识结果均能够收敛到真实值附近, 但是 ITLBO 算法辨识误差最小, 效果最好。

图 9 为 PMSM 永磁磁链辨识曲线, 收敛速度方面, ITLBO 和 PSO 算法均在 50 次左右收敛稳定, TLBO 在接近 80 次才能够逐渐稳定; 从收敛精度方面可以看出, ITLBO 效果最好, 结合表 3 可得, 收敛误差为 0.4%, 几乎可以忽略。从整体上看, ITLBO 算法在 PMSM 参数辨识中具有较好的稳定性和收敛性。为了说明所提算法具有一般性, 在不同工况下辨识结果见表 4。

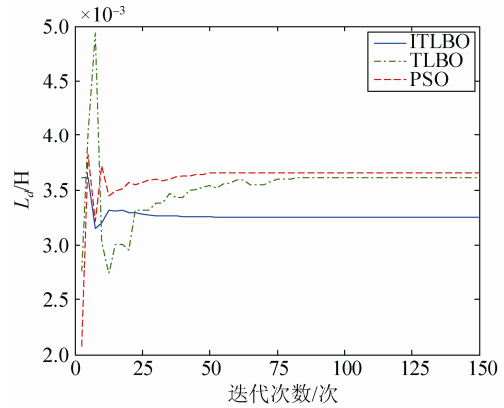


图 7 d 轴电感辨识曲线
Fig. 7 Identification curve of d-axis inductance

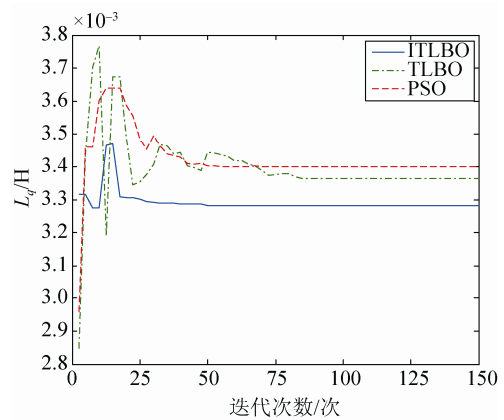


图 8 q 轴电感辨识曲线
Fig. 8 Identification curve of q-axis inductance

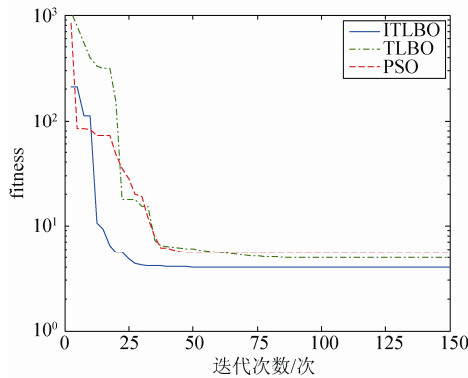


图 5 PMSM 多参数辨识平均适应度收敛曲线
Fig. 5 Convergence curve of PMSM parameter Identification

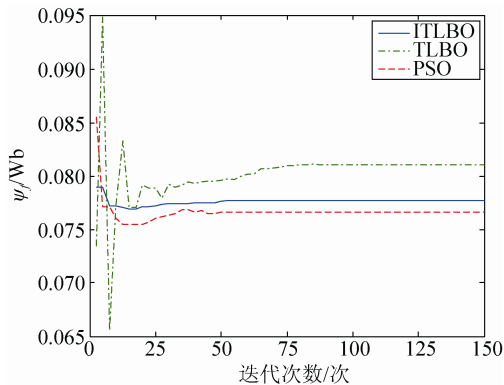


图 9 永磁磁链辨识曲线
Fig. 9 Identification curve of flux linkage

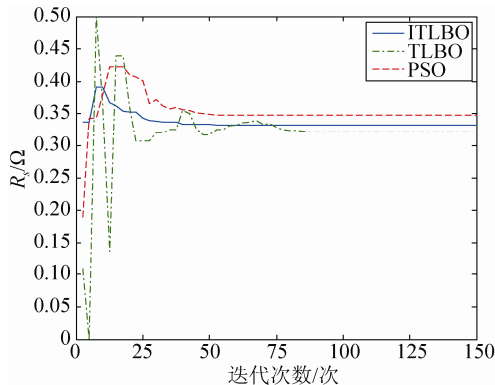


图 6 定子电阻辨识曲线
Fig. 6 Identification curve of stator resistance

从表 4 可以看出, 电机在三种不同工况下, 相比于 PSO、TLBO 算法, ITLBO 虽然在部分参数辨识结果不是最优, 但总体是最好的, 结果都能收敛到真实值附近。从 ITLBO 在三种不同工况下辨识结果来看, 当转速固定, 负载转矩变大时,

ITLBO 辨识的 R_s, L_d 和 L_q 误差降低, ψ_f 基本不变, 当负载转矩固定, 转速降低时, 参数辨识误差增大。

所有辨识误差均控制在 4.5% 以内, 说明这种算法具有较好的收敛性和鲁棒性。

表 4 不同工况下辨识结果
Tab. 4 Identification results under different working conditions

工作状态	参数	R_s/Ω	L_d/H	L_q/H	ψ_f/Wb
	真实值	0.330	0.003 24	0.003 24	0.077 6
算法		辨识值/误差			
$T_L=2N\cdot m$ $\omega^*=2\ 500\ r/min$	ITLBO	0.332 5/0.8%	0.003 27/0.9%	0.003 29/1.6%	0.077 9/0.4%
	TLBO	0.321 5/2.6%	0.003 63/12.1%	0.003 37/4.1%	0.081 1/5.0%
	PSO	0.347 5/5.3%	0.003 66/12.9%	0.003 40/5.0%	0.076 3/2.1%
$T_L=3N\cdot m$ $\omega^*=2\ 500\ r/min$	ITLBO	0.331 5/0.5%	0.003 26/0.6%	0.003 20/1.2%	0.077 8/0.3%
	TLBO	0.352 1/6.7%	0.003 60/11.1%	0.003 39/4.7%	0.082 0/5.7%
	PSO	0.345 5/4.7%	0.003 67/13.3%	0.003 39/4.6%	0.077 5/0.2%
$T_L=2N\cdot m$ $\omega^*=2\ 000\ r/min$	ITLBO	0.342 5/3.8%	0.003 36/3.7%	0.003 38/4.3%	0.078 5/1.2%
	TLBO	0.361 5/9.6%	0.003 70/14.2%	0.003 37/4.0%	0.084 5/8.9%
	PSO	0.363 8/10.3%	0.003 75/15.8%	0.003 46/6.8%	0.081 0/4.4%

5 结论

本文针对 PMSM 参数辨识问题, 提出一种带有辅助教学机制和反向学习变异的改进教与学优化算法。仿真结果表明在不同工况下, 该算法能够准确辨识出定子电阻、dq 轴电感和永磁磁链。另外, 改进教与学优化算法适应范围广, 还可在其他非线性时变系统中展开应用。

参考文献:

- [1] 刘朝华, 章兢, 李小花, 等. 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 [J]. 自动化学报, 2012, 38(10): 1698-1708. (Liu Zhaohua, Zhang Jing, Li Xiaohua, et al. Immune co-evolution Particle Swarm Optimization for Permanent Magnet Synchronous Motor Parameter Identification [J]. Acta Automatica Sinica (S0254-4156), 2012, 38(10): 1698-1708.)
- [2] 安群涛, 孙力, 赵克. 一种永磁同步电动机参数的自适应经线辨识方法 [J]. 电工技术学报, 2008, 23(6): 31-36. (An Quntao, Sun Li, Zhao Ke. An Adaptive on-line Identification Method for the Parameters of Permanent Magnet Synchronous Motor [J]. Transactions of China Electrotechnical Society (S1000-6753), 2008, 23(6): 31-36.)
- [3] Wang S. Windowed Least Square Algorithm Based PMSM Parameters Estimation [J]. Mathematical Problems in Engineering (S1024-123X), 2013, 23(7): 1256-1271.
- [4] 林辉, 吕帅帅. 基于双 STF-UKF 算法的永磁同步电机参数联合估计 [J]. 东南大学学报(自然科学版), 2016, 46(1): 49-54. (Lin Hui, Lü Shuashuai. PMSM Parameters Estimation based on dual STF-UKF Algorithm [J]. Journal of Southeast University(Natural Science Edition) (S1001-0505), 2016, 46(1): 49-54.)
- [5] Shi Y, Sun K, Huang L, et al. Online Identification of Permanent Magnet Flux Based on Extended Kalman Filter for IPMSM Drive with Position Sensorless Control [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics (S0278-0046), 2012, 59(11): 4169-4178.
- [6] 王庆龙, 张兴, 张崇巍. 永磁同步电机矢量控制双滑模模型参考自适应系统转速辨识 [J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(6): 897-902. (Wang Qinglong, Zhang Xing, Zhang Chongwei. Double Sliding-mode Model Reference Adaptive System Speed Identification for Vector Control of Permanent Magnet Synchronous Motors [J]. Proceedings of CSEE (S0258-8013), 2014, 34(6): 897-902.)
- [7] Boileau T, Leboeuf N, Nahid-Mobarakeh B, et al. Online Identification of PMSM Parameters: Parameter Identifiability and Estimator Comparative Study [J]. IEEE Transactions on Industry Applications (S0093-9994), 2011, 47(4): 1944-1957.
- [8] 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 (S1007-449X)*, 2014, 18(4): 45-51.)
- [9] 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 (S1000-6753)*, 2011, 26(9): 48-53.)
- [10] 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 (S1007-449X)*, 2015, 19(1): 51-57.)
- [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. (Xiao Xi, Xu Qingsong, Wang Yating, et al. Parameter Identification of Interior Permanent Magnet Synchronous Motors based on Genetic Algorithm [J]. *Transactions of China Electrotechnical Society (S1000-6753)*, 2014, 29(3): 21-26.)
- [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 (S1000-6753)*, 2014, 29(5): 127-131.)
- [13] 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.
- [14] 拓守恒, 雍龙泉. 一种用于 PID 控制的教与学优化算法 [J]. *智能系统学报*, 2014, 9(6): 740-746. (Tuo Shouheng, Yong Longquan. A Modified Teaching-Learning-Based Optimization Algorithm for Parameter Tuning of PID Controller [J]. *Caai Transactions on Intelligent Systems (S1673-4785)*, 2014, 9(6): 740-746.)
- [15] 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.
- [16] Tizhoosh H R. Opposition-based learning: a new scheme for machine intelligence [C]// *Proceeding of International Conference on Computational Intelligence Modeling Control and Automation*. Vienna, Austria, 2005: 695-701.
- [17] 刘朝华, 李小花, 周少武, 等. 面向永磁同步电机参数辨识的免疫完全学习型粒子群算法 [J]. *电工技术学报*, 2014, 29(5): 118-126. (Liu Zhaohua, Li Xiaohua, Zhou Shaowu, et al. Comprehensive Learning Particle Swarm Optimization Algorithm based on Immune Mechanism for Permanent Magnet Synchronous Motor Parameter Identification [J]. *Transactions of China Electrotechnical Society (S1000-6753)*, 2014, 29(5): 118-126.)

(上接第 392 页)

- [11] 杨小军. 自适应迭代学习控制新算法及其在工业过程控制中的应用 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2002, 26-36. (Yang Xiaojun. *The New Algorithm of Adaptive Iterative Learning Control and its Application to Industrial Process Control* [D]. Xi'an, China: Xi'an University of Electronic Science and Technology, 2001, 26-36.)
- [12] Krstic M, Kanellakopoulos, Kokotovic P V. *Nonlinear and Adaptive Control Design* [M]. New York, USA: Wiley-Interscience, 1995: 98-120.
- [13] 谭明皓, 柴天佑, 袁德成. 一类非线性系统的随机闭环自适应预测控制 [C]// *中国控制会议论文集(上)*, 北京: 中国自动化学会, 2001: 349-354. (Tan Minghao, Chai Tianyou, Yuan Decheng. *Closed-loop Adaptive Predictive Control for a Class of Nonlinear Systems* [C]// *Chinese Control Conference Proceedings (Upper Part)*. Beijing, China: Chinese Association of Automation, 2001: 349-354.)
- [14] Arjan van der Schaft, Hans Schumacher. *An Introduction to Hybrid Dynamical Systems* [M]. London, UK: Springer-Verlag, 2000: 118-122.