

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.07.023

基于果蝇算法的开关磁阻电机多目标优化研究*

饶盛华¹ 张小平¹ 张铸² 赵轩¹

(1. 湖南科技大学海洋矿产资源探采装备与安全技术国家地方联合工程实验室 湘潭 411201;

2. 湖南科技大学信息与电气工程学院 湘潭 411201)

摘要:针对采用传统算法对开关磁阻电机(SRM)本体进行多目标优化时存在算法复杂、调节参数多、计算量大且易陷入局部最优解等问题,提出一种基于果蝇算法(FOA)的SRM本体多目标优化设计方法。利用极限学习机算法建立SRM非参数模型,采用FOA算法对其进行优化,实现了SRM定转子极弧的全局最优设计,最后对该优化算法的效果进行了仿真验证,同时与传统粒子群优化算法(PSO)进行了对比分析,结果表明,FOA算法不仅获得了较PSO算法更好的转矩波动系数和效率指标,而且具有参数设置少、收敛速度快且不易陷入局部最优解等特点,具有较好的应用价值。

关键词: 开关磁阻电机;果蝇算法;极限学习机

中图分类号: TM352 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 470.40

Study on multi-objective optimization of SRM based on FOA

Rao Shenghua¹ Zhang Xiaoping¹ Zhang Zhu² Zhao Xuan¹

(1. National-Local Joint Engineering Laboratory of Marine Mineral Resources Exploration Equipment and Safety Technology, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China;

2. College of Information and Electrical Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China)

Abstract: The traditional multi-objective optimization algorithms are complex with too many regulation parameters and large amount of calculation, and they are easily trapped in the local optimal solution. Aiming at the problem above, a novel optimization method based on fruit fly optimization algorithm(FOA) is proposed in the paper. The switched reluctance motor (SRM) is then modeled by extreme learning machine algorithm, and optimized by FOA. Finally, the proposed algorithm is verified by various simulations, and the comparative analysis with traditional PSO are carried out. It is demonstrated that better optimization results of torque ripple and efficiency are achieved by the proposed algorithm, and it has fewer regulation parameters, faster convergence speed and avoidance of local optimal solution. Therefore, the proposed algorithm has better application value in the optimization of SRM.

Keywords: SRM; fruit fly optimization algorithm(FOA); extreme learning machine

1 引言

开关磁阻电机(SRM)因具有结构简单、起动转矩大、起动电流小、调速范围宽及可靠性高等诸多优势而在电动汽车等领域具有较大的应用潜力^[1-3]。然而由于存在转矩波动大、效率低等不足而在一定程度上影响了其

推广应用。为此,国内外从优化SRM结构参数出发进行研究,提出采用多种优化算法对其结构参数进行优化,如二次响应曲面法^[4]、人工神经网络^[5-7]、模拟退火算法^[8]、遗传算法^[9]和粒子群算法PSO^[10]等,取得了一定的效果,但仍存在不足,如二次响应曲面法只能运用在非线性程度不高的对象,否则精确度难以满足要求;人工神经网络样本数据不足时,误差很大;模拟退火算法全局搜索能

收稿日期:2017-01 Received Date: 2017-01

*基金项目:国家自然科学基金(51477047, 61503132)、湖南省自然科学湘潭联合基金(2016JJ5026)、湖南省研究生科研创新项目(CX2016B604)资助

力较差,受参数影响较大;遗传算法容易出现早熟的情况,其稳定性差,处理规模小;PSO 算法调节参数多,易陷入局部最优解等。

针对上述方法存在的不足,提出一种基于果蝇算法 FOA 的 SRM 多目标结构参数优化设计方法,取得了满意的优化效果。本文阐述了相应的建模与优化设计方法,并对其优化效果进行了仿真验证,同时与传统 PSO 算法进行了对比仿真分析,结果证明了该优化方法的有效性和可行性。

2 确定优化对象和优化目标

2.1 优化对象与约束条件

SRM 在设计过程中需考虑的参数较多,如定子极弧、转子极弧、定子外径、铁芯长度、气隙等^[11]。一般来说,在优化设计中选择待优化的参数越多,其效果越好,但计算量越大且优化过程越复杂,为此本文选择对电机性能影响较大的定子极弧和转子极弧作为优化对象。

为保证 SRM 具有正反自启动能力,电机的定子极弧和转子极弧需满足以下条件:

$$\begin{cases} \beta_s + \beta_r \leq \frac{2\pi}{N_r} \\ \beta_r \geq \beta_s \\ \beta_s \geq \frac{2\pi}{mN_r} \end{cases} \quad (1)$$

式中: β_s 为定子极弧, β_r 为转子极弧, N_r 为转子极数, m 为电流相数。

根据式(1)可得定转子极弧的关系三角图,如图1所示。图中阴影部分(三角形 ABD)即为定子极弧 β_s 和转子极弧 β_r 在保证开关磁阻电机具有正反两个方向自启动能力的前提下必须满足的约束条件。

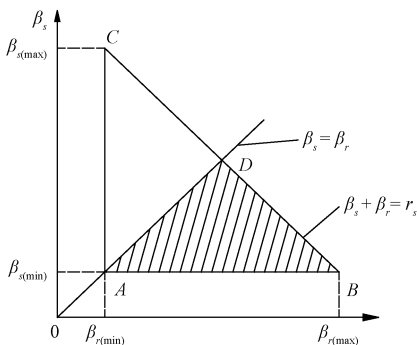


图1 定转子极弧关系三角图

Fig. 1 Polar arc relation triangle of stator and rotor

2.2 优化目标

鉴于转矩波动系数和效率为影响 SRM 推广应用的

主要因素,同时功率密度也是衡量其性能的要指标,因此选择上述3个参数为优化目标。

1) 转矩波动系数

SRM 因其双凸极结构使其存在转矩波动较大的问题^[12],尤其在低速运行时,其转矩波动尤为严重。

SRM 转矩波动系数可由其静态转矩特性获得,如图2所示。图2中,两相静态转矩特性曲线的最高点对应电机的最大转矩 T_{max} ,两相曲线的交点对应电机的最小转矩 T_{min} ,由最大转矩 T_{max} 和最小转矩 T_{min} 即可得到 SRM 的转矩波动系数,如下:

$$\delta = \frac{T_{max} - T_{min}}{T_{max}} \quad (2)$$

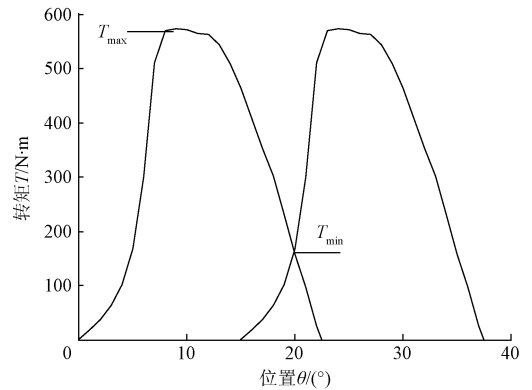


图2 开关磁阻电机转矩静态特性

Fig. 2 Torque static characteristics of SRM

2) 效率

开关磁阻电机的效率计算公式为:

$$\eta = \frac{P_N}{P_N + \sum P} \quad (3)$$

式中: η 为电机效率, P_N 为电机输出功率, $\sum P$ 电机的总损耗。

3) 功率密度

功率密度为 SRM 单位定转子体积所对应的输出功率,其计算方法如下:

$$s = \frac{P_N}{V} \quad (4)$$

式中: s 为功率密度, P_N 为输出功率, V 为定转子的体积。

3 极限学习机非参数回归建模

在确定好优化对象和优化目标后,利用有限元仿真得到电机的样本数据集,运用极限学习机对该样本数据集进行训练,即可得到 SRM 的非参数模型。

3.1 极限学习机非线性回归方法

极限学习机(extreme learning machine, ELM)是一种

针对单隐层神经网络的学习算法,该方法随机设置隐含层输入权值和输出权重,具有学习快、精度高等优点^[13]。因此,本文选用 ELM 训练样本数据得到 SRM 非参数模型。

ELM 算法如下^[14]:

对于训练样本 (x, t) , 具有 L 个隐层神经元的单隐层前向神经网络的输出函数表达式为:

$$f_L(x) = \sum_{i=1}^L \beta_i G(a_i \cdot x + b_i) \quad (5)$$

式中: a_i 为第 i 个隐含层节点的权值, b_i 为第 i 个输入层的阈值, β_i 为第 i 个隐层节点的输出权值, $G(\cdot)$ 为激励函数。

$$f_L(x_j) = \sum_{i=1}^L \beta_i G(a_i \cdot x_j + b_i) = t_j \quad (6)$$

网络输出没有误差。式(6)可以简化为:

$$H\beta = Y \quad (7)$$

式中: H 为隐层输出矩阵, β 为输出权值矩阵, Y 为期望输出矩阵。

则参数的训练问题转化为寻找最小二乘解 $\hat{\beta}$, 即:

$$\hat{\beta} = H^+ Y \quad (8)$$

式中: H^+ 为矩阵 H 的 Moore-penrose 广义逆。

ELM 算法在训练过程中, 自由选择隐含层节点数, 输出权值是通过最小化平方损失函数得到最小二乘解, 网络的训练过程简单、快速、学习能力强。

3.2 基于 ELM 建立非参数电机模型

利用 ELM 建立 SRM 非参数电机模型, 即将 ELM 对样本数据集进行训练, 就可得到其非参数模型; 样本数据集是由定子极弧 β_s 、转子极弧 β_r 、效率 η 、转矩波动系数 δ 和功率密度 s 构成的集合, 即为 $(\beta_s, \beta_r, \eta, \delta, s)$; 其中 β_s, β_r 作为 ELM 的输入, η, δ 和 s 作为 ELM 输出。样本数据是通过在图 1 所示阴影部分(三角形 ABD)内均匀选取定子极弧 β_s 、转子极弧 β_r , 再通过有限元仿真得到相应定转子极弧所对应的效率 η 、转矩波动系数 δ 和功率密度 s 。设置 ELM 网络输入为 2, 输出为 3, 隐含层节点设为 13, 隐含层激活函数为 sigmod 函数, 训练样本数据有 98 组, 测试样本数据有 15 组, 按照式(7)和(8)训练网络, 即可得到图 3~5 所示的效率、转矩波动系数和功率密度真实值与预测值的对比误差。

4 基于 FOA 算法的结构参数优化

PSO 算法最早由 Kennedy 等人于 1995 年提出, 已经被证明适应于求解组合优化的问题^[15], 鉴于 PSO 算法相比于其他传统算法优势更为明显一些, 则将果蝇算法与 PSO 算法进行对比分析。分别采用果蝇算法与 PSO 算法对开关磁阻电机的结构参数进行多目标优化, 并从调节

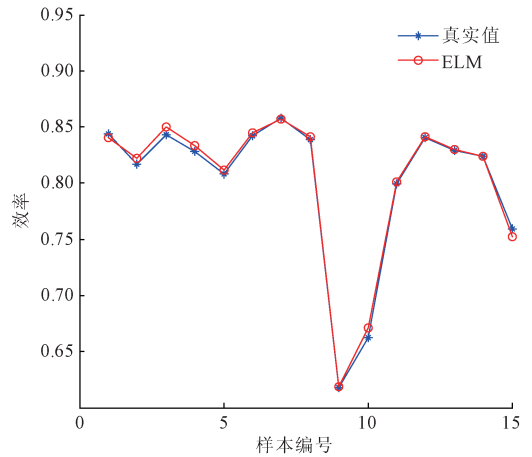


图3 效率真实值与预测值对比误差

Fig. 3 Contrast error between the real value and the predictive value of efficiency

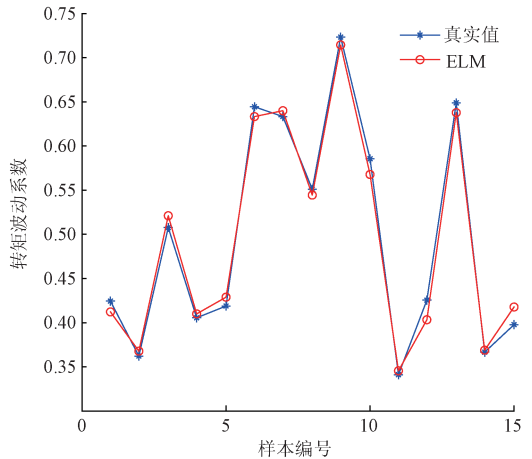


图4 转矩波动系数真实值与预测值对比误差图

Fig. 4 Contrast error of the true value and the predictive value of torque fluctuation coefficient

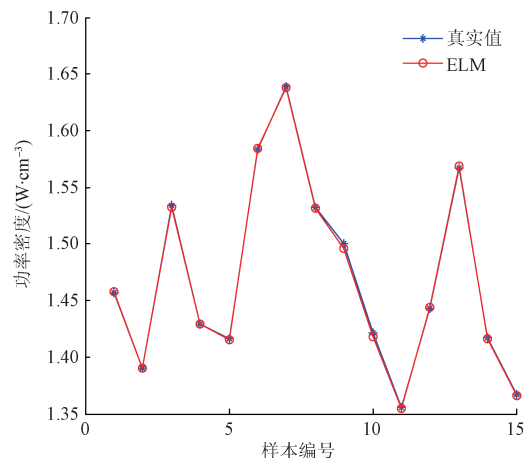


图5 功率密度真实值与预测值对比误差

Fig. 5 Contrast error of the true value and the predictive value of power density

参数、收敛速度、陷入局部最优解的次数等方面进行对比分析。

4.1 FOA 算法

FOA 算法是一种群体智能全局优化方法,其搜索过程模拟果蝇觅食过程,通过对食物源的迭代搜索,得到最优解^[16]。FOA 原理简单,调节参数少,收敛速度快且运行效率高。因此,采用 FOA 对开关磁阻电机定转子极弧进行多目标优化。具体优化流程如下:

1) 随机初始化果蝇群体位置。

$$InitX_axis \quad (9)$$

$$InitY_axis \quad (10)$$

2) 赋予果蝇个体利用嗅觉寻找食物的方向与距离。

$$X_i = X_axis + Random\ Value \quad (11)$$

$$Y_i = Y_axis + Random\ Value \quad (12)$$

3) 先计算果蝇个体与原点的距离 $Dist_i$, 再计算味道浓度判定值 S_i 。

$$Dist_i = \sqrt{X_i^2 + Y_i^2} \quad (13)$$

$$S_i = 1/Dist_i \quad (14)$$

4) 将味道浓度判定值 S_i 代入味道浓度判定函数 $Fitness$, 求出果蝇个体的味道浓度 $Smell_i$ 。

$$Smell_i = Fitness(S_i) \quad (15)$$

5) 找出果蝇群体中味道浓度最大值(求极大值)以及此时果蝇个体的位置。

$$[bestSmell\ bestIndex] = \max(Smell) \quad (16)$$

6) 保留最佳味道浓度和此时果蝇个体的位置,此时果蝇群体利用视觉往该位置飞去。

$$Smellbest = bestSmell \quad (17)$$

$$X_axis = X(bestIndex) \quad (18)$$

$$Y_axis = Y(bestIndex) \quad (19)$$

7) 进入迭代寻优,重复步骤 2) ~ 5), 并判断味道浓度是否优于前一代味道浓度,若是则执行步骤 6), 若不是,则保存前一代味道浓度,结束。

4.2 对比仿真分析

为了在优化时兼顾电机效率、转矩波动和功率密度,构建的目标函数如下:

$$f = w_1 \times \eta + w_2 \times s + w_3 \times \frac{1}{\delta} \quad (20)$$

式中: f 为目标函数, w_1 、 w_2 、 w_3 分别为效率 η 、功率密度 s 和转矩波动系数 δ 的权重系数,权重系数可根据优化目标所占比重自行选取,此处选取 $w_1 = 0.89$, $w_2 = 0.1$, $w_3 = 0.01$ 。

在 MATLAB 环境下采用 FOA 结合 ELM 训练所得的开关磁阻电机非参数模型进行电机的多目标优化,优化流程如图 7 所示,同时与 PSO 进行对比分析。FOA 和 PSO 的参数设置如下:FOA 参数设置为种群规模 20、最

大迭代次数 100;PSO 参数设置为种群规模 20、最大迭代次数 100、惯性权重 0.729 8;学习因子 c_1 、 c_2 均为 2、最大速度和最小速度为 +1 和 -1。

分别采用 FOA 与 PSO 结合 ELM 训练得到的非参数模型对开关磁阻电机进行多目标寻优后,得到如图 6 所示的 FOA 和 PSO 目标函数曲线对比图以及图 8 和 9 所示的 FOA 和 PSO 的收敛步数图和表 1 所示的优化前后对比。

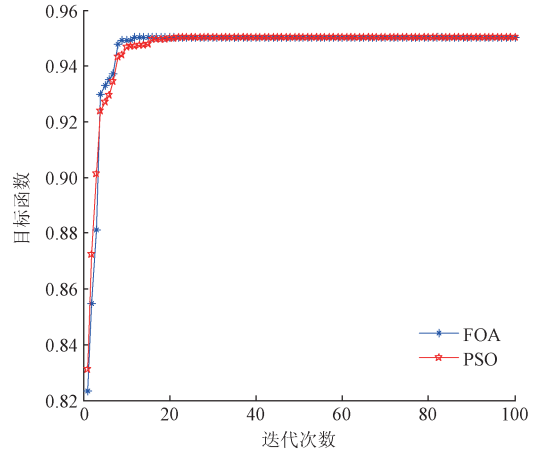


图 6 FOA 和 PSO 目标函数曲线对比
Fig. 6 Comparison of FOA and PSO objective function curves

```

1: Initialization NP, T, randValue;
2: Random initialization the position of population(X_axis, Y_axis);
3: X1i=X1_axis+rand Value; X2i=X2_axis+rand Value;
4: Y1i=Y1_axis+rand Value; Y2i=Y2_axis+rand Value;
5: D1i=(X1i2+Y1i2)0.5; D2i=(X2i2+Y2i2)0.5;
6: βsi=1/D1i; βri=1/D2i;
7: ηi=ELM([S1i, S2i]); δi=ELM([S1i, S2i]); si=ELM([S1i, S2i]);
8: Smelli = fitness([ηi, δi, si]);
9: [bestSmell, bestIndex] = min(Smell);
10: Smellbest=bestSmell;
11: X1_axis=X1(bestIndex); X2_axis=X2(bestIndex)
12: Y1_axis=Y1(bestIndex); Y2_axis=Y2(bestIndex)
13: While t < T
14: X1i = X1_axis+randValue; X2i = X2_axis+randValue;
15: Y1i = Y1_axis+randValue; Y2i = Y2_axis+randValue;
16: D1i = (X1i2+Y1i2)0.5; D2i = (X2i2+Y2i2)0.5;
17: βsi = 1/D1i; βri = 1/D2i;
18: ηi = ELM([S1i, S2i]); δi = ELM([S1i, S2i]); si = ELM([S1i, S2i]);
19: Smelli = fitness([ηi, δi, si])
20: [bestSmell, bestIndex] = min(Smell);
21: if bestSmell < Smellbest
22: Smellbest = bestSmell;
23: X1_axis=X1(bestIndex); X2_axis=X2(bestIndex);
24: Y1_axis=Y1(bestIndex); Y2_axis=Y2(bestIndex);
25: end if
26: i=i+1;
27: endWhile
    
```

图 7 FOA 优化流程

Fig. 7 FOA optimization procedure

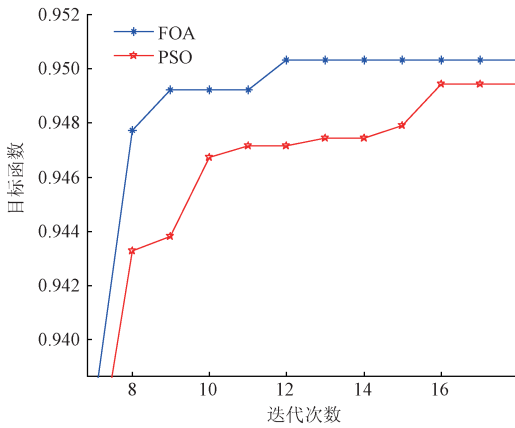


图8 FOA收敛步数

Fig. 8 FOA convergence step

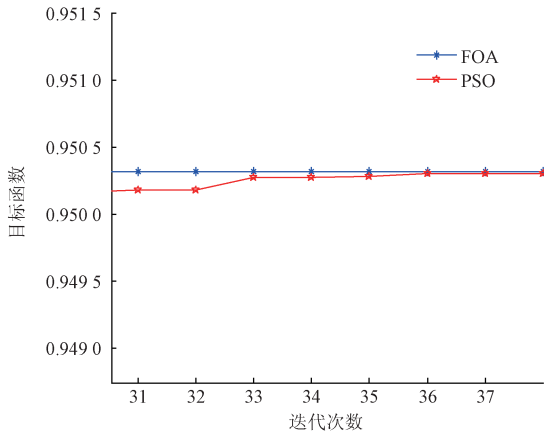


图9 PSO收敛步数

Fig. 9 PSO convergence step

表1 优化前后效果对比表

Table 1 Results comparison of before and after optimization

	优化前	PSO	FOA
定子极弧/(°)	15	16	16.01
转子极弧/(°)	16	17	17.02
效率	0.805 1	0.864 1	0.864 1
转矩波动系数	0.742 3	0.652 1	0.651 0
功率密度/(W·cm ⁻³)	1.72	1.658 9	1.657 6
设置参数个数	×	8	4
收敛步数	×	36	12
陷入局部最优解次数/30次	×	15	7

由表1可见,FOA和PSO优化后效率提升了5.9%;FOA优化后转矩波动系数降低了9.13%,PSO则降低了9.02%;而这两个目标的改善是以功率密度降低了为代价的,其中FOA优化后功率密度降低了0.0624,PSO则降低了0.0611,均在合理的可接受范围内;针对上述3

个目标优化后的结果得出,FOA和PSO对SRM进行多目标优化效果相差不大,但其优化后的结果更为精确。由图7、8可知,FOA迭代12次达到收敛,而PSO迭代36次达到收敛,可见FOA收敛速度更快,效率更高,运用起来更方便且FOA设置参数比PSO少1倍,在实际工程实际中更易于调节与实现,节约了大量的时间;将FOA与PSO对SRM进行30次优化,FOA有7次陷入局部最优解,而PSO却达到15次,因此在实际工程运用中FOA更方便,效率更高。综上所述,FOA对SRM进行多目标优化后,提高了SRM的节能性,且获得了更加稳定的工作特性;虽然功率密度略有降低,但其使电机性能更加优良;从设置参数、收敛步数和陷入局部最优解的次数可以得出,FOA对开关磁阻电机进行多目标优化时,其调节方便,效率高,实用价值高。因此采用FOA对开关磁阻的结构参数进行多目标优化设计具有一定的应用价值。

5 结论

针对采用传统算法对SRM机进行多目标优化时存在算法复杂、调节参数多、计算量大且易陷入局部最优解等问题,提出一种基于FOA算法的SRM结构参数多目标优化设计方法。该方法采用ELM建立电机非参数模型,结合FOA优化其定子极弧和转子极弧,使SRM的效率、转矩波动系数和功率密度协同最优,同时与传统PSO算法优化效果进行了对比分析,结果表明,FOA对SRM结构参数进行多目标优化时,调节参数少,收敛速度快,运行效率高且不易陷入局部最优解,这对于开关磁阻的结构参数多目标优化设计具有一定的应用价值。

参考文献

[1] SEHN L, WU J, YANG S, et al. Fast flux linkage measurement for switched reluctance motors excluding rotor clamping devices and position sensors [J]. IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement, 2013, 62(1): 185-191.

[2] 张炳力,朱可,赵韩,等.基于CAN总线的燃料电池客车通信网络设计[J].仪器仪表学报,2006,27(s1):657-658.

ZHANG B L, ZHU K, ZHAO H, et al. Design of communication network for fuel cell electric bus based on CAN bus [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2006, 27(s1):657-658.

[3] 宋雪桦,吴和生,刘锦娟,等.混合动力汽车电池管理系统设计[J].电子测量与仪器学报,2011,25(9):787-792.

SONG X H, WU H SH, LIU J J. Design of battery

- management system for hybrid electrical cars[J]. Journal of Electronic Measurement & Instrument, 2011, 25(9): 787-792.
- [4] LEE J, SEO J H, KIKUCHI N. Topology optimization of switched reluctance motors for the desired torque profile[J]. Structural & Multidisciplinary Optimization, 2010, 42(5): 783-796.
- [5] KECHROUD A, PAULIDES J J H, LOMONOVA E A. B-spline neural network approach to inverse problems in switched reluctance motor optimal design [J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2011, 47(10): 4179-4182.
- [6] SAHRAOUI H, ZEROUG H, TOLLIYAT H A. Switched reluctance motor design using neural-network method with static finite-element simulation[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2008, 43(12): 4089-4095.
- [7] YAO X, QI R, DENG Z, et al. High-performance torque control for switched reluctance motor based on online fuzzy neural network modeling [C]. International Conference on Intelligent System Design and Engineering Application, IEEE Computer Society, 2010: 817-822.
- [8] 白凤仙, 邵玉槐, 孙建中. 利用智能型模拟退火算法进行开关磁阻电机磁极几何形状的优化[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(1): 126-131.
BAI F X, SHAO Y H, SUN J ZH. Optimization design of pole shape of SRM by using intelligent simulated annealing algorithm [C]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(1): 126-131.
- [9] 吕品, 张京军, 张海军. 基于改进遗传算法的开关磁阻电机优化设计[J]. 河北建筑科技学院学报:自然科学版, 2013, 30(1):91-94.
LV P, ZHANG J J, ZHANG H J. Optimization design of SRM based on improved genetic algorithm[J]. Journal of Hebei University of Engineering: Natural Science, 2013, 30(1): 91-94.
- [10] 高洁, 高冰. 基于粒子群算法的SR电机本体多目标优化设计[J]. 微电机, 2014, 47(9): 22-26.
GAO J, GAO B. Multi-objective optimization design of SR motor based on PSO [J]. Micro-motors, 2014, 47(9): 22-26.
- [11] 任宁宁, 范乐, 郝萍. 隔爆型大功率开关磁阻电机仿真分析[J]. 电气防爆, 2015(1):1-4.
REN N N, FAN L, HAO P. Simulation and analysis of the high power explosion proof switched reluctance motor[J]. Electric Explosion Protection, 2015 (1): 1-4.
- [12] 雷瑜. 基于有限元分析的开关磁阻电机研究[D]. 西安:西安科技大学, 2012.
LEI Y. Based on the finite element analysis of switched reluctance motor research[D]. Xi'An: Xi'An University of Science and Technology, 2012.
- [13] HUANG G B, ZHOU H, DING X, et al. Extreme learning machine for regression and multiclass classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2012, 42(2): 513-529.
- [14] 林小峰, 孔伟凯. 基于ELM的水泥立磨生料细度ADP控制[J]. 系统仿真学报, 2016, 28(11): 2764-2770.
LIN X F, KOMG W K. Adaptive dynamic programming in raw meal fineness control of vertical mill grinding process based on extreme learning machine[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(11): 2764-2770.
- [15] 李裕, 郭子彦, 朱会柱, 等. 基于混沌多目标粒子群算法的测点优选方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(7):1052-1061.
LI Y, GUO Z Y, ZHU H ZH, et al. Test point selection based on chaotic multi-objective DPSO algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(7):1052-1061.
- [16] 潘文超. 应用果蝇优化算法优化广义回归神经网络进行企业经营绩效评估[J]. 太原理工大学学报, 2011, 29(4):1-5.
PAN W CH. Using fruit fly optimization algorithm optimized general regression neural network to construct the operating performance of enterprises model [J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2011, 29(4): 1-5.

作者简介



饶盛华, 2015年于湖南科技大学潇湘学院获得学士学位, 现为湖南科技大学硕士研究生, 主要研究方向为电力电子与电力传动。

E-mail:1014791899@qq.com

Rao Shenghua received B. Sc. from Xiaoxiang College, Hunan University of Science and Technology, in 2015. Now, he is a M. Sc. candidate in Hunan University of Science and Technology. His main research interest is power electronics and electrical driver system.

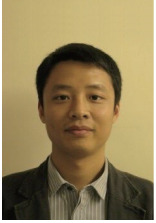


张小平 (通讯作者), 1987年于西安交通大学获得学士学位, 2009年于中南大学获得博士学位, 现为湖南科技大学教授, 硕士生导师, 主要研究方向为电力电子与电力传动、智能控制等。

E-mail:zxp836@163.com

Zhang Xiaoping (Corresponding author) received B. Sc. from Xi' an Jiaotong University in 1987, and Ph. D. from Central

South University in 2009, respectively. He is currently a professor and M. Sc. supervisor in Hunan University of Science and Technology. His main research interests include power electronics and electrical driver system, and intelligent control.



张铸, 2004年于湖南工程学院获得学士学位, 2007年于华南理工大学获得硕士学位, 2012年于香港理工大学获得博士学位, 现任湖南科技大学讲师, 主要研究方向为电力电子与电力传动、智能控制等。

E-mail: eezhuzhang@gmail.com

Zhang Zhu received B. Sc. from Hunan Institute of Engineering in 2004, M. Sc. from South China University of Technology in 2007, and Ph. D. from Hongkong Polytechnic

University in 2012, respectively. Now he is lecturer in Hunan University of Science and Technology. His main research interests include power electronics and electrical driver system, and intelligent control.



赵轩, 2015年于湖南人文科技学院获得学士学位, 现为湖南科技大学硕士研究生, 主要研究方向为电力电子与电力传动。

E-mail: xuanxuanxuan189@163.com

Zhao Xuan received B. Sc. from Hunan University of Humanities Science and Technology in 2015. Now, he is a M. Sc. candidate in Hunan University of Science and Technology. His main research interest is power electronics and electrical driver system.