

基于改进支持向量机的永磁驱动器设计

李 召, 王大志

(东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819)

摘 要: 将多输出支持向量机回归方法与模糊化理论相结合, 提出一种永磁驱动器的设计方法. 首先, 引入空间粒子群优化算法对合成核多输出支持向量回归模型参数进行寻优, 在此基础上通过实验法建立了永磁驱动器的性能与结构参数的多目标回归模型; 然后, 运用模糊理论将多目标转化为单目标, 建立了设计问题的数学模型并利用空间粒子群算法进行求解; 最后, 通过模型精度分析以及 ANSYS 仿真和样机的测试, 验证了该方法的有效性.

关 键 词: 多输出支持向量机; 模糊理论; 空间粒子群算法; 永磁驱动器; 多目标设计

中图分类号: TP 215 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-3026(2017)02-0158-06

Design of Permanent Magnet Drive Based on Improved Support Vector Regression

LI Zhao, WANG Da-zhi

(School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China. Corresponding author: LI Zhao, E-mail: lz_b.y@163.com)

Abstract: The multi-output support vector regression with composite kernel and the fuzzy theory were applied to design permanent magnet drive. In this method, the space particle swarm optimization (SPSO) algorithm was firstly introduced to obtain the most appropriate parameter of the multi-output support vector regression with composite kernel model. In addition, through the experiment the regression model between performances and structure parameters of permanent magnet drive was established. Secondly, by using fuzzy theory, multi-objective problem was converted into single one, and the mathematical model of optimization problem was set up, which was solved by SPSO. Finally, precision analysis of model, ANSYS simulation and prototyping test were carried out, and the results verified the effectiveness of the proposed method.

Key words: multi-output support vector; fuzzy theory; space particle swarm optimization algorithm; permanent magnet drive; multi-objective design

永磁驱动器(permanent magnetic drive, PMD)是一种新兴的利用磁场间作用力传递转矩的节能调速装置,广泛应用于电力、石化等工况比较恶劣的行业^[1]. 当前,国内外学者对永磁驱动器的研究大多着眼于运用数值法和解析法分析其磁场、涡流分布以及转矩特性等^[2-5]. 解析法建立的模型尽管直观和容易理解,但精度不够;数值法虽然计算精度高,但迭代次数较多,导致计算效率低下. 因此,这些方法都无法直接用于 PMD 结构参数的优化设计.

近似模型理论被认为是解决复杂工程设计优化问题的有效途径^[6],支持向量机回归(SVR)模型是一种被广泛应用的近似模型^[7]. 但是 SVR 在解决多输入多输出问题时,需要构造一系列的单输出模型,这样输出变量关系的信息量遭到破坏,而且降低了计算效率,多输出 SVR 克服了这些缺陷,可以为永磁驱动器的多目标优化提供很好的模型支持^[8].

本文将一种合成核函数应用到多输出支持向量机回归模型中,同时为了提高该模型的精度,引

收稿日期: 2015-05-22

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61433004); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(N150403005, L1504011).

作者简介: 李 召(1987-),男,河南驻马店人,东北大学博士研究生;王大志(1963-),男,辽宁锦州人,东北大学教授,博士生导师.

入了一种空间粒子群优化算法对前述模型中的参数进行寻优;在此基础上,建立了永磁驱动器的质量、涡流损耗和转矩关于铜盘厚度、永磁体厚度和长度等的多输出回归模型.另外,为了对多目标设计问题进行求解,引入了模糊理论,通过多目标到单目标的转化,较好地得到了永磁驱动器的结构参数.最后,对回归模型的精度进行了分析,对求解结果进行了 ANSYS 仿真,并制造了永磁驱动器的样机且进行了测试.

1 合成核多输出支持向量及其优化

1.1 多输出支持向量回归

多输出支持向量机回归是针对多输出系统提出的一种新的 SVR 算法^[7].对于 M 维输入、 N 维输出的系统,设训练样本为 $\{(\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{y}_i)\}$, $i=1,2,\cdots,L$,其中 $\boldsymbol{x}_i \in \mathbf{R}^M, \boldsymbol{y}_i \in \mathbf{R}^N, L$ 为样本个数,构造输入与输出之间的回归函数,其表达式为

$$f(\boldsymbol{x}_i) = \begin{bmatrix} f_1(\boldsymbol{x}_i) \\ \vdots \\ f_N(\boldsymbol{x}_i) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (\boldsymbol{w}_1, \varphi(\boldsymbol{x}_i)) + b_1 \\ \vdots \\ (\boldsymbol{w}_N, \varphi(\boldsymbol{x}_i)) + b_N \end{bmatrix} = (\boldsymbol{W}, \varphi(\boldsymbol{x}_i)) + \boldsymbol{B}. \quad (1)$$

式中: $\boldsymbol{W} = (\boldsymbol{w}_1, \boldsymbol{w}_2, \cdots, \boldsymbol{w}_N)$; $\boldsymbol{B} = (b_1, b_2, \cdots, b_N)$; $\varphi(\cdot)$ 是原始空间到高维空间的非线性映射.结合 SVR 理论,通过偏导求极值以及迭代法可以得到 $\boldsymbol{W}, \boldsymbol{B}$.具体求解算法参考文献[7].

1.2 合成核函数

合成核函数是基于单核函数理论发展起来的一类构造更灵活、性能更强的基于核的学习模型,其最主要的优点是避免了主观选择核函数不当对于学习能力的影响.采用组合的方式,充分地利用了不同核函数或者同一核函数不同参数下的优点,提高了核学习的能力^[8].本文选择式(2)所示的合成核函数,该核函数是由径向基核函数和多项式核函数加权混合而成,它的优点在于既具有全局核函数泛化性能强的特点,又具有局部核函数学习能力强的优点,这样就避免了因数据距离不同影响核函数的值,使其学习能力和推广能力均能满足实际需求.

$$\left. \begin{aligned} K &= rK_1 + (1-r)K_2, \\ K_1 &= \exp\left[-\frac{\|\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{x}_j\|^2}{\sigma^2}\right], \\ K_2 &= (\boldsymbol{x}_i^T \boldsymbol{x}_j + 1)^d. \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

从式(2)中,可以看出 r 较小时,呈现出全局核函数的特点,当其增大时呈现出局部核函数的

特点.

1.3 合成核多输出支持向量回归的参数优化

为了提高模型的回归精度,避免主观因素的影响,本文采用文献[9]提出的空间粒子群算法 (SPSO)对支持向量机的参数进行优化计算.

空间粒子群优化算法是在标准粒子群算法中引入高度这一参数,使得粒子的更新由单一的速度决定变为速度 v_{ij} 和高度 h_{ij} 两个参数共同决定,避免了算法陷入局部最优且易于粒子跳出早熟区间.粒子的更新公式如下:

$$v_{ij}^{k+1} = \omega^{k+1} v_{ij}^k + c_1 \cdot \text{rand} \cdot (p_{ij}^k - x_{ij}^k) + c_2 \cdot \text{rand} \cdot (p_{g,j}^k - x_{ij}^k); \quad (3)$$

$$x_{ij}^{k+1} = x_{ij}^k + v_{ij}^k + h_{ij}^{k+1}; \quad (4)$$

$$h_{ij}^{k+1} = \begin{cases} h_{ij}^k + l_j (f_{f,i}^k - p_g^k) / (f_{av}^k - p_g^k), \\ h_{ij}^k. \end{cases} \quad (5)$$

式中: $i=1,2,\cdots,m$ (m 为粒子数量); $j=1,2,\cdots,N$ (N 为未知量的数目); c_1, c_2 是学习因子;rand 为 0 到 1 的随机数; p_{ij}^k 为粒子 i 对应第 j 个变量在第 k 次迭代时个体的最优位置; $p_{g,j}^k$ 为所有粒子对应第 j 个变量在第 k 次时全体的最优位置; $f_{f,i}^k$ 为第 i 个粒子在第 k 次的适应度值; p_g^k 为所有粒子在第 k 次的最优适应度值; l_j 为变量 j 可行域的长度; f_{av}^k 为所有粒子在第 k 次的平均适应度值.本文采用非线性递减法更新 ω^k :

$$\omega^k = [1 + \exp(\frac{(\ln 1.5 + \ln 19)k}{k_m}) - \ln 19]^{-1}. \quad (6)$$

式中: k 为当前迭代次数; k_m 为最大迭代次数.

采用空间粒子群算法优化合成核多输出支持向量机的主要步骤如下:

1) 初始化.初始化 SVR 的惩罚系数、不敏感系数和合成核参数的范围,以及 SPSO 的相关参数:粒子数目,维数,学习因子,最大迭代次数.

2) 确定适应度函数.文中选择回归误差平方和 MSE 作为适应度函数:

$$\text{MSE} = \sqrt{\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^N (y_{ij} - \hat{y}_{ij})^2}. \quad (7)$$

3) 计算并比较适应度,同时记录各粒子的最佳位置和全局最佳位置.

4) 按照式(3)~式(5)更新粒子的速度 v_{ij} 、位置 x_{ij} 和高度 h_{ij} .

5) 判断终止条件,满足条件则输出结果,否则转向步骤 3).

用空间粒子群优化算法对合成核多输出支持向量机模型的参数进行优化,相当于把多输出支

持向量机和合成核函数嵌入到了空间粒子群优化算法的适应度值计算当中,因此可以提高最终模型的精度.

2 PMD 数学模型的建立及求解

图 1 所示为盘式永磁驱动器主体部分的结构示意图,主要包括导体转子部分和永磁转子部分,可以参考文献[1]. 根据实际的工程需要,并结合众多永磁驱动器方面的研究成果,文中选择永磁驱动器主体结构中的铜盘厚度(R_1)、永磁体厚度(R_2)、永磁体长度(R_3)、永磁体宽度(R_4)、永磁体个数(R_5)作为优化设计的结构参数,这些参数的取值范围在表 1 中给出;同时选择其质量(P_1)、涡流损耗(P_2)和输出转矩(P_3)作为优化的性能指标.

2.1 实验法获取建模数据

建立永磁驱动器的三维有限元仿真模型,如图 2 所示. 为保证分析的准确性,永磁驱动器的模型按实际尺寸 1:1 建模. 模型参数的设置见表 1,其中 R_1, R_2, R_3, R_4 和 R_5 是需要求取的参数,根据实际需要给出了其相应的取值范围.

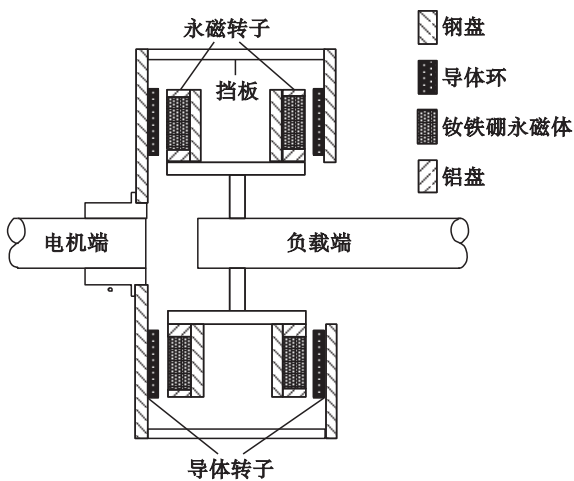


图 1 永磁驱动器主体部分的结构示意图
Fig. 1 Main structure of permanent magnetic drive

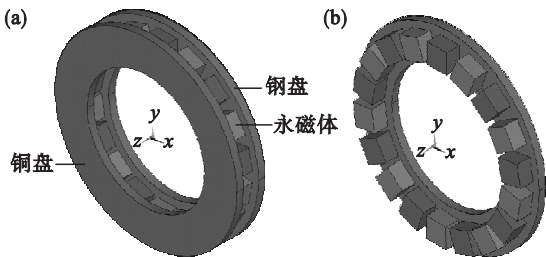


图 2 永磁驱动器的三维有限元模型
Fig. 2 3D finite element model of PMD

(a)—整体部分; (b)—永磁体盘.

表 1 永磁驱动器主要结构参数
Table 1 Main structural parameters of PMD

导体材料	黄铜 H62	永磁体矫顽力	87 500 A/m
永磁材料	钕铁硼 N38H	铜盘厚度 R_1	[8, 12] mm
软磁材料	45 号钢	永磁体厚度 R_2	[10, 30] mm
钢盘厚度	10 mm	永磁体长度 R_3	[25, 50] mm
钢盘内半径	90 mm	永磁体宽度 R_4	[10, 30] mm
钢盘外半径	140 mm	永磁体数量 R_5	[14, 24]
铜电阻率	$1.75 \times 10^{-8} \Omega \cdot m$		
永磁体相对磁导率	1.05		

利用最优拉丁超立方实验(OLHD)获得优化结构参数取值范围内的 50 组实验数据组合,通过建立上述三维有限元仿真模型获得对应参数组合的 3 个性能指标值. OLHD 属于一种空间填充实验,是标准拉丁超立方实验(LHD)的改进,其优点是空间取样更加均匀,避免重复取样,文中采用基于最大最小距离标准的最优拉丁超立方实验方法^[10].

2.2 合成核多输出支持向量回归模型建立

1) 对样本数据预处理. 为了避免因样本数据中 5 个结构参数和 3 个性能指标的量纲不同对建模的影响,采用如下映射对建模数据归一化处理.

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}. \tag{8}$$

式中 x_{\min} 和 x_{\max} 为该组数据中的最大值和最小值.

2) 利用归一化的样本数据,采用粒子群优化的合成核多输出支持向量回归算法建立结构参数(R_1, R_2, R_3, R_4 和 R_5)与输出性能指标(P_1, P_2 和 P_3)之间的回归函数 $f(x) = \{f_1, f_2, f_3\}$.

3) 评价模型的精度. 采用 R^2 判断系数以及相对误差 ε 评估模型精度,其计算公式分别为

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^L [\hat{y}(i) - y(i)]^2}{\sum_{i=1}^L [y(i) - \bar{y}(i)]^2}, \tag{9}$$

$$\varepsilon = 100 \times \frac{(\frac{1}{L} \sum_{i=1}^L [\hat{y}(i) - y(i)]^2)^{\frac{1}{2}}}{(\frac{1}{L} \sum_{i=1}^L [y(i)]^2)^{\frac{1}{2}}}. \tag{10}$$

式中: y 为样本值; \bar{y} 为样本平均值; \hat{y} 为模型预测值.

2.3 多目标的模糊化求解

为了对多目标问题进行求解,本文引入了模糊理论,通过建立 3 个性能指标的降半直线型隶属度函数,如式 (11) 所示,将多目标优化求解问题转化为单目标满意度最优问题.

$$\eta(f_i) = \begin{cases} 1, & f_i \leq f_i^* ; \\ (f_i^* + \delta_i - f_i) / \delta_i, & f_i^* < f_i \leq f_i^* + \delta_i ; \\ 0, & f_i > f_i^* + \delta_i . \end{cases} \quad (11)$$

式中: f_i 为第 i 个性能指标值; f_i^* 为第 i 个性能指标的理想值; δ_i 为设计人员可以接受的第 i 个性能指标增量.

永磁驱动器设计的目标是使其在质量和涡流损耗尽可能小的情况下,输出转矩最大,将这 3 个性能指标转化为隶属度值,构造用其表示的满意度函数,如式 (12) 所示.

$$\eta = \min \{ \eta(f_1), \eta(f_2), \eta(1/f_3) \} . \quad (12)$$

建立最终的优化数学模型,如式 (13) 所示.考虑到前述空间粒子群优化算法的诸多优点,仍然采用该算法对式 (13) 求解,关键步骤是确定式 (11) 中的 f_i^* 和 δ_i ,这里采取如下方法:在规定的结构参数范围内,应用 SPSO 算法分别对单一性能目标进行优化求解,得到单一性能的最优值(质量的最小值,涡流损耗的最小值,输出转矩倒数的最小值),将其记录为 f_i^* ,同时计算该式的另外两个性能指标值 $f_{ij}^* (i \neq j)$,通过式 (14) 得到 δ_i .

$$\left. \begin{aligned} & \max \eta ; \\ \text{s. t. } & \left. \begin{aligned} f_1 + \delta_1 \eta &\leq f_1 + \delta_1 , \\ f_2 + \delta_2 \eta &\leq f_2 + \delta_2 , \\ f_3 - \delta_3 \eta &\geq f_3 - \delta_3 , \\ 0 &\leq \eta \leq 18 , \quad 8 \leq R_1 \leq 12 , \\ 10 &\leq R_2 \leq 30 , \quad 25 \leq R_3 \leq 50 , \\ 10 &\leq R_4 \leq 30 , \quad 14 \leq R_5 \leq 24 . \end{aligned} \right\} \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

$$\delta_i = \lambda [\max (f_{ij}^*) - f_i^*] , 0 < \lambda \leq 1 , i \neq j . \quad (14)$$

式(14)中 λ 体现了各指标的伸缩情况,通过改变 λ 值,决策人员可以实现不同的性能指标的要求.

3 仿真分析与验证

在算法的应用过程中,主要参数值如表 2 所示,包括人为设置和通过优化算法计算得到.最终得到永磁驱动器设计的结构参数,如表 3 所示.为了适应工程要求,需要对参数进行修正.

模型的精度关系到优化结果的准确性,为了验证回归模型的准确性,在结构参数的可行域内,随机组合不同的 30 组参数,按照前述方法建立三

维有限元仿真模型,并计算出此时的 3 个性能指标,然后分别采用式(9)和式(10)计算误差指标,结果如表 4 所示.由误差指标值可以看出,该模型较为精确,可以进行后续操作.

表 2 算法参数设置

Table 2 Parameter settings of algorithm

参数	数值	参数	数值
粒子种群数目	40	惩罚系数	500
学习因子	1.5	不敏感系数	0.005
最大迭代次数	100	核参数 ρ	0.812 651
核参数 d	9.764 3	核参数 σ	346.786 3

表 3 优化结果

Table 3 Optimization results

结构参数	R_1/mm	R_2/mm	R_3/mm	R_4/mm	R_5
优化结果	9.91	18.25	32.17	24.89	18
修正结果	10	18	32	25	18

表 4 误差指标结果

Table 4 Results of error indexes

误差指标	质量	输出转矩	涡流损耗
R^2	0.93	0.89	0.85
$\varepsilon/\%$	1.25	2.36	3.14

按照表 1 和表 3 中的结构参数建立永磁驱动器的三维有限元仿真模型.分别对该模型中铜盘的涡流特性以及磁场分布情况进行分析,以此来判断该结构的合理性.

铜盘中的涡流效应对永磁驱动器有两方面的影响,一方面是产生磁场,另一方面是功率损耗的主要形式.图 3 是铜盘中涡流密度的分布,从图中可以看出,涡流主要分布在铜盘表面,集肤效应明显,形成了 18 个回路,回路中径向路径的涡流密度更高,相邻回路的电流方向截然相反.这样的涡流分布将会有助于永磁驱动器的散热,避免因温度过高导致铜盘损坏;另一方面也增强了传递的扭矩.

图 4 为铜盘内磁通密度的周向分布,为了分析方便,仅研究铜盘平均半径处的磁通密度.对比图 4a 和 4b 可以发现,动态时铜盘中的磁通密度得到了有效提高,磁通密度沿周向路径的分布更加规范,呈正弦化,表明了该结构的合理性.

为了验证优化结果的准确性,按照表 2 和表 3 的结构参数制造样机并进行测试.利用扭矩/转速仪记录不同实验条件下永磁调速器的输出转速

及转矩,利用红外测温仪记录不同气隙长度下导体表面的温度。

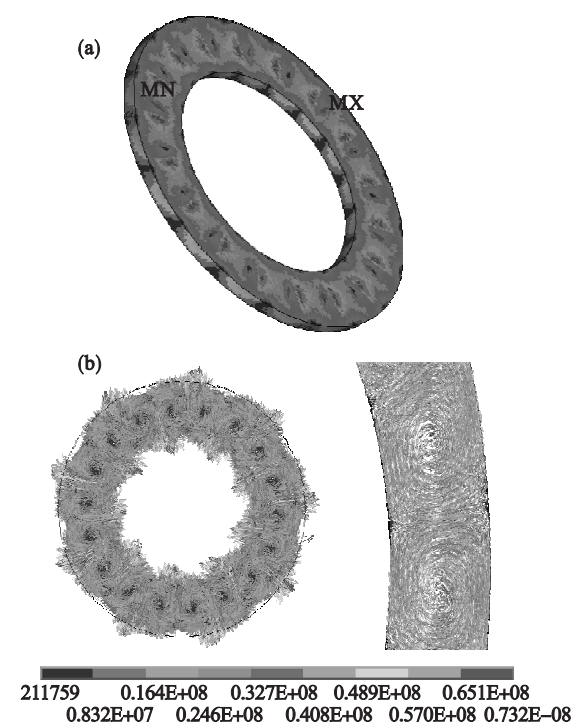


图 3 涡流密度 (A/mm^2) 分布
Fig. 3 Distribution of eddy current density (A/mm^2)
(a)—等值图;(b)—矢量图。

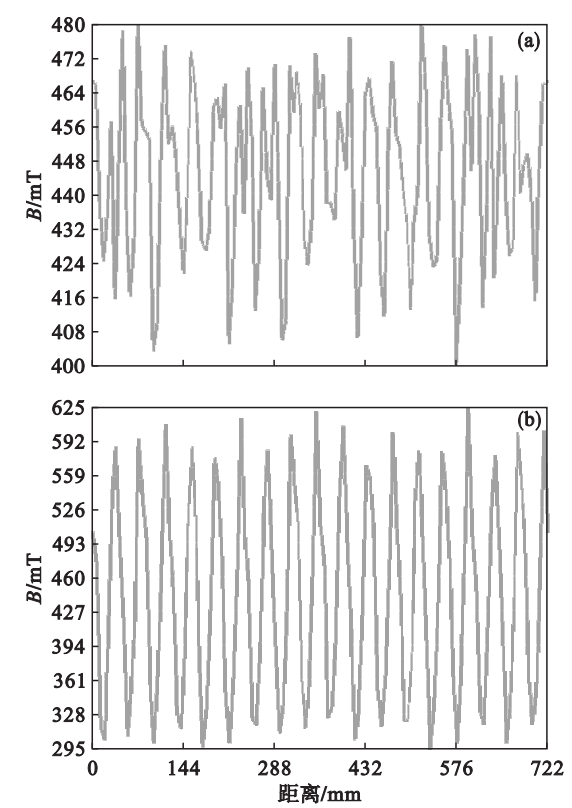


图 4 总体磁通密度沿周向路径的分布
Fig. 4 Circumferential distribution of overall magnetic flux density
(a)—静态时分布;(b)—动态时分布。

表 5 给出了永磁驱动器样机在交流电机输出转速为 1 455 r/min 情况下的输出转矩、温升和效率,以及在不同轴心偏移量情况下的转矩和效率。可以看出,样机的最大输出转矩达到 96.7 N·m,效率达到 95.5%,最大温升也在可接受范围内。少量的轴心偏移对样机性能影响不大,说明了该样机结构的合理性。

表 5 样机测试数据							
Table 5 Test data of prototype							
指 标	气隙长度/mm			偏移量/mm			
	3	4	5	1	2	3	4
转矩/(N·m)	96.7	82.3	66.1	94.1	93.2	92.4	91.7
效率/%	95.5	82.8	71.6	94.1	93.5	92.3	91.1
温升/℃	79	73	68				

4 结 语

本文利用合成核多输出支持向量机回归算法建立了永磁驱动器的 3 个性能指标关于结构参数的回归模型,并引入空间粒子群智能优化算法对支持向量机的参数进行寻优;引入模糊理论将多性能指标的优化转为单一目标——满意度的求解问题,同时建立了优化数学模型并进行求解。通过对模型精度分析、ANSYS 仿真以及样机测试,验证了该优化设计方法的有效性,为永磁驱动器结构参数的初始设计和优化提供了一种可行的方法。

参考文献:

[1] Mohammadi S, Mirsalim M, Vaez-Zadeh S. Nonlinear modeling of eddy-current couplers[J]. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2014, 29(1): 224 – 231.

[2] Lubin T, Mezani S, Rezzoug A. Simple analytical expressions for the force and torque of axial magnetic couplings [J]. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2012, 27 (2): 536 – 546.

[3] Shin H J, Choi J Y, Jang S M, et al. Design and analysis of axial permanent magnet coupling based on 3D FEM [J]. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2013, 49 (7): 3985 – 3988.

[4] Mohammadi S, Mirsalim M, Vaez-Zadeh S, et al. Analytical modeling and analysis of axial-flux interior permanent-magnet couplers [J]. *IEEE Transaction on Magnetics*, 2014, 51(11): 5940 – 5947.

[5] Liu Y, Collette M. Improving surrogate-assisted variable fidelity multi-objective optimization using a clustering algorithm [J]. *Applied Soft Computing*, 2014, 24 (1): 482 – 493.