

DOI: 10.13382/j.jemi.B2206140

基于改进粒子群算法的开关磁阻电机本体优化*

徐 萌¹ 周玉祥¹ 徐 海² 张 磊²

(1. 中国民航大学电子信息与自动化学院 天津 300300; 2. 中国民用航空沈阳航空器适航审定中心 沈阳 110043)

摘 要:针对开关磁阻电机多变量、高非线性以及传统设计过程无法快速而准确获得最优方案的问题,提出一种基于 Kriging 模型和改进粒子群算法的参数优化策略。首先建立多目标优化模型,采用田口正交方法进行敏感性分析,依据灵敏度大小将优化变量分为两个子空间;其次为提高多目标粒子群算法的收敛速度和全局寻优精度,引入天牛须搜索算法中环境感应机制和遗传算法中交叉变异策略;最后建立 Kriging 模型,利用改进粒子群算法对两个子空间参数进行迭代寻优。实验结果表明,优化后的转矩脉动减少 23%,平均转矩提高 2.3%,在大幅度减少转矩脉动情况下保持了较大平均转矩。结论是改进的粒子群算法与 Kriging 模型相结合策略适用于开关磁阻电机优化过程,可显著提高优化效率,保证求解精度。

关键词: 开关磁阻电机;Kriging 模型;灵敏度分析;粒子群算法;多目标优化

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

Ontology optimization of switched reluctance motor based on improved particle swarm optimization algorithm

Xu Meng¹ Zhou Yuxiang¹ Xu Hai² Zhang Lei²

(1. College of Electronic Information and Automation, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;
2. Shenyang Aircraft Airworthiness Certification Center of CAAC, Shenyang 110043, China)

Abstract: Aiming at the problem of multivariable and high nonlinearity of switched reluctance motors and the inability of traditional design process to obtain the optimal solution quickly and accurately, a parameter optimization strategy based on Kriging model and improved particle swarm algorithm is proposed. Firstly, a multi-objective optimization model is established, and Taguchi orthogonal method is used for sensitivity analysis, and the optimization variables are divided into two subspaces according to the sensitivity magnitude. Secondly, in order to improve the convergence speed and global optimization accuracy of multi-objective particle swarm optimization algorithm, the environmental induction mechanism in beetle antennae search algorithm and the crossover and mutation strategy in genetic algorithm are introduced. Finally, Kriging model is established and improved particle swarm algorithm is used to iteratively optimize the two subspace parameters. The experimental results show that the optimized torque ripple is reduced by 23% and the average torque is increased by 2.3%, maintaining a large average torque with a significant reduction of torque ripple. The conclusion is that the combination of improved particle swarm optimization algorithm and Kriging model is suitable for optimization process of switched reluctance motor, which can significantly improve optimization efficiency and ensure solution accuracy.

Keywords: switched reluctance motor; Kriging model; sensitivity analysis; particle swarm optimization algorithm; multi-objective optimization

0 引 言

开关磁阻电机 (switched reluctance motor, SRM) 具有

鲁棒性强、制造成本低、结构简单等优点^[1],但是由于其双凸极结构和控制器开关特性导致运行过程中会有较大的转矩脉动,这限制了 SRM 的推广,从本体角度优化电机设计参数成为了一个研究热点。SRM 多目标优化需

要建立性能参数的解析模型,常用的解析模型有 3 种,即有限元模型法(finite element model, FEM)^[2]、曲线拟合法^[3]、磁等效电路法(magnetic equivalent circuit, MEC)^[4]。作为替代方法,一些近似模型如神经网络模型、响应面模型(response surface model, RSM)等被用来降低计算成本。饶盛华等^[5]采用极限学习机构建 SRM 的非参数模型,神经网络训练时需要较多的数据,这会导致计算成本升高。刘勇智等^[6]通过建立二阶响应面模型对 SRM 进行多目标优化,节约了优化时间,提高了效率。Sun 等^[7]以 Kriging 近似模型代替 FEM,实现了 SRM 不同驱动模式下转矩脉动、效率和平均转矩的多目标优化。

随着群智能算法的兴起,国内外学者将多种智能算法应用到 SRM 的结构参数优化中,如遗传算法^[8]、粒子群算法^[9]、差分进化算法^[10]等,都取得一定的优化效果,但是仍存在相应的不足之处,如遗传算法容易早熟,稳定性较差;粒子群算法易于陷入局部最优解;差分进化算法对于高维和多目标问题存在早熟等问题。刘勇智等^[11]将模拟退火算法与粒子群算法相结合,使得算法在优化 SRM 参数时不易陷入局部最优解。宋受俊等^[12]对协同优化算法进行改进,引入松弛因子和最优保存策略,提高其在多维问题中求解精度。因此,针对 SRM 多目标、多变量、多约束问题,如何研究出一种能够快速收敛并且能够实现多目标全局最优的算法具有重要意义。

为确保多维参数优化时的效率,本文基于分层优化思想,将田口实验方法应用到对电机结构参数灵敏度分析中,通过较少参数组合评价多个设计变量对电机性能的影响并将优化参数划分为高敏感空间 and 低敏感空间。针对多目标粒子算法(multi-objective particle swarm optimization, MOPSO)收敛速度慢和易于陷入局部最优的问题,融合天牛须搜索算法(beetle antennae search algorithm, BAS)中个体感应机制与群体概念相结合,在迭代过程中对档案集粒子交叉和变异操作,构造出具有感应功能和进化机制的多目标粒子群算法(MOGBSO)。在此基础上,以 Kriging 模型代替 FEM 并结合 MOGBSO 算法对两个设计空间迭代寻优,得到了 SRM 的最优设计方案。

1 电机拓扑结构及优化模型

1.1 电机的拓扑结构

本文选取四相 8/6 极 SRM 作为研究对象,图 1 为四相 8/6 极 SRM 的拓扑结构。从图中可以看出,SRM 定、转子呈现双凸极结构,每一个定子齿上为集中绕组,相对的两个定子齿上绕组进行串联从而构成一相,转子上没有绕组。

电机设计规格如表 1 所示,初始设计参数以及参数的取值范围如表 2 所示。详细的参数图解如图 2 所示。选取电机的结构参数 g 、 β_s 、 β_r 、 D_s 、 D_r 、 h_s 和 h_r 作为优化变量,其中 β_s 与 β_r 分别为定、转子的极弧系数,它们与极弧角的关系如式(1)所示:

$$\left\{\begin{aligned}\beta_s &= \frac{\alpha_s}{360^\circ/N_s} \\ \beta_r &= \frac{\alpha_r}{360^\circ/N_r}\end{aligned}\right. \tag{1}$$

式中: α_s 和 α_r 分别为定、转子极弧角, N_s 和 N_r 分别为定、转子极数。

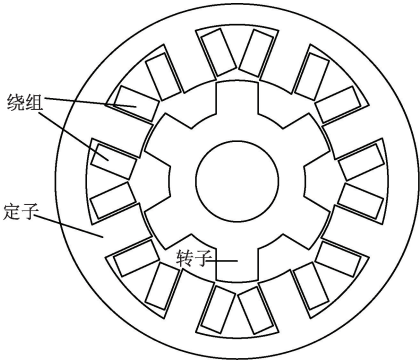


图 1 四相 8/6 开关磁阻电机拓扑结构
Fig. 1 Topology of 4-phase 8/6 switched reluctance motor

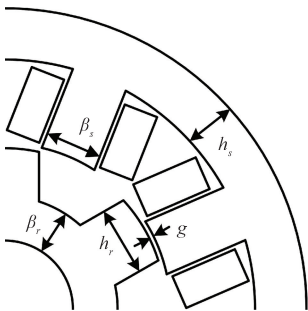


图 2 电机参数示意图
Fig. 2 Motor parameters diagram

表 1 设计规格
Table 1 Design specifications

参数	数值
额定转速 $n/(\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$	1 500
额定功率 P/kW	1.1
额定转矩 $T/(\text{N} \cdot \text{m})$	7
效率 $\eta/\%$	80
绕组匝数 N	55
轴向长度 L/mm	100

1.2 多目标优化模型

本文选取平均转矩、转矩脉动系数以及效率为优化

表2 优化参数初始值及范围

Table 2 Initial value and range of optimization parameters

设计参数	初始值	变化范围
转子外径 D_r/mm	79.5	77.5~81.5
定子外径 D_s/mm	145	143~147
定子极弧系数 β_s	0.47	0.4~0.54
转子极弧系数 β_r	0.39	0.3~0.52
气隙 g/mm	0.25	0.25~0.5
定子轭厚 h_s/mm	12	11~13
转子轭厚 h_r/mm	16	15~17

目标,旨在取得最小转矩脉动的同时能够兼顾获得较大输出转矩和较高的效率。式(2)为所定义的多目标优化模型,并且设置了独立的约束条件。

$$\begin{aligned} \min: & \begin{cases} f_1(\mathbf{x}_s) = -T_{avg} \\ f_2(\mathbf{x}_s) = k_t \\ f_3(\mathbf{x}_s) = -\eta \end{cases} \\ \text{s. t.} & \begin{cases} g_1(\mathbf{x}_s) = 7.3 - T_{avg} \leq 0 \\ g_2(\mathbf{x}_s) = k_t - 1.5 \leq 0 \\ g_3(\mathbf{x}_s) = 0.83 - \eta \leq 0 \\ J_c \leq 6 \text{ A/mm}^2 \\ \mathbf{x}_{sl} \leq \mathbf{x}_s \leq \mathbf{x}_{su} \end{cases} \end{aligned} \quad (2)$$

式中: T_{avg} , k_t 和 η 分别代表为平均转矩、转矩脉动系数和效率; $g_1(\mathbf{x}_s)$, $g_2(\mathbf{x}_s)$ 和 $g_3(\mathbf{x}_s)$ 分别代表这3个目标的约束; J_c 代表电流密度; $\mathbf{x}_s$ 为设计参数矢量; $\mathbf{x}_{sl}$ 和 $\mathbf{x}_{su}$ 为 $\mathbf{x}_s$ 的上下限。

转矩脉动系数如式(3)所示:

$$k_t = \frac{T_{\max} - T_{\min}}{T_{avg}} \quad (3)$$

式中: $T_{\max}$ 和 $T_{\min}$ 分别表示最大与最小转矩。

效率通过下式计算:

$$\eta = \frac{P_{out}}{P_{out} + p_{loss}} \quad (4)$$

式中: P_{out} 为输出功率; p_{loss} 代表损耗大小,为铜损和铁损之和。

为了选择实际应用中的最优解,选择准则定义为:

$$\min: F = \lambda_1 \frac{T_{avg_0}}{T_{avg}} + \lambda_2 \frac{k_{t_0}}{k_{t_0}} + \lambda_3 \frac{\eta_0}{\eta} \quad (5)$$

式中: T_{avg_0} , k_{t_0} 和 η_0 分别为平均转矩、转矩脉动系数和效率的初始值; λ_1 , λ_2 和 λ_3 为各目标的权重系数。权重系数依据层次分析法进行选取,重要性程度从高到底依次为转矩脉动系数、平均转矩和效率。最终计算结果为 $\lambda_1 = 0.261$, $\lambda_2 = 0.633$, $\lambda_3 = 0.106$ 。采用单目标函数是为了确定 Pareto 前沿的收敛性,并且可以提供一个快速的优化过程^[13]。

转矩脉动持续的角度等于定子极弧中较小的值,

为了保证 SRM 在任意一个位置能够有自启动的功能,需要对定、转子极弧角作如式(6)所示约束:

$$\begin{cases} \alpha_r \geq \alpha_s \\ \frac{2\pi}{N_r} - \alpha_r > \alpha_s \\ \alpha_s \geq \frac{2\pi}{mN_r} \end{cases} \quad (6)$$

式中: m 为电机相数。

2 参数分层优化策略

2.1 分层优化概述

对于多维参数优化问题,采用分层优化策略可以极大减少构建近似模型所需样本点数量,降低 FEM 的计算成本^[14]。图3给出多个设计变量下 SRM 的参数分层优化框架,优化的过程中设置了迭代,主要分为以下6个步骤。

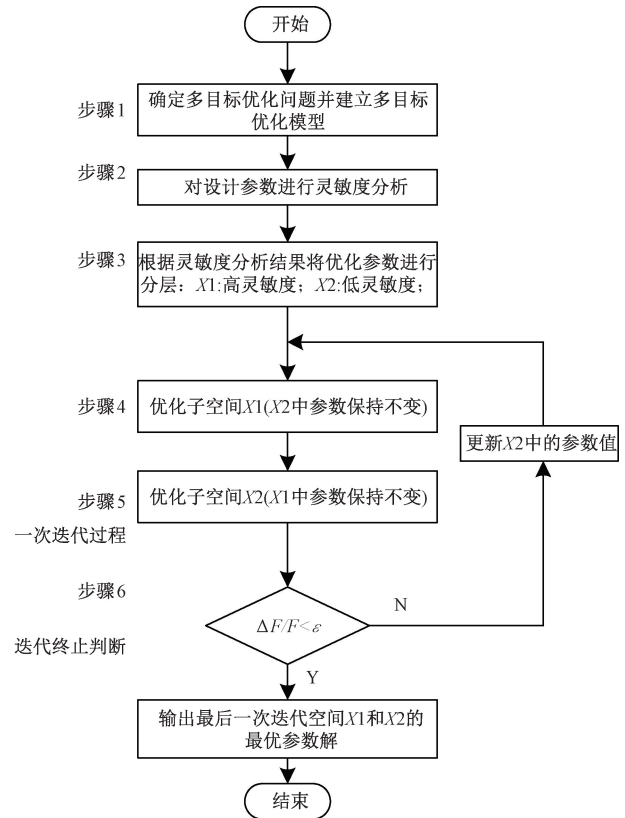


图3 参数分层优化流程

Fig. 3 Parameter hierarchical optimization process

步骤1) 确定多目标优化问题与最优解选择准则,对于多目标优化问题,一个目标的改进可能会导致其他目标的削弱。因此,优化模型定义为:

$$\min: \begin{cases} f_1(\mathbf{x}_s) \\ f_2(\mathbf{x}_s) \\ \vdots \\ f_a(\mathbf{x}_s) \end{cases} \tag{7}$$

$$\text{s. t. } g_i(\mathbf{x}_s) \leq 0, i = 1, 2, \cdots, e$$

$$\mathbf{x}_{sl} \leq \mathbf{x}_s \leq \mathbf{x}_{su}$$

最优解选择准则定义为:

$$\min: F\{f_1(\mathbf{x}_s), f_2(\mathbf{x}_s), \cdots, f_a(\mathbf{x}_s)\} \tag{8}$$

步骤 2) 进行灵敏度分析,此方法可以得出不同设计变量对目标函数的影响程度。

步骤 3) 依据步骤 2) 的灵敏度分析结果,将设计变量划分为高灵敏度空间 $X1$ 和低灵敏度空间 $X2$ 。

步骤 4) 优化子空间 $X1$,在第 1 次迭代过程中子空间 $X2$ 中的参数值保持初始值不变。首先,在有限元软件中建立 $X1$ 中变量的参数化模型。其次,依据得到的仿真结果构建近似模型。最后,结合多目标算法得到 Pareto 解集并通过式(8)选择 $X1$ 中的最优解。

步骤 5) 与步骤 4) 相同操作,优化完 $X1$ 中参数后,将选择的最优解代入到 $X2$ 中,建立 $X2$ 的参数化模型,继续优化 $X2$ 中参数。依次完成 $X1$ 和 $X2$ 中参数优化被视作一次迭代过程。

步骤 6) 迭代终止判断,比较两次迭代的目标函数,如果它们的相对误差小于给定值 $X2$ 则结束迭代,将最后一次迭代结束后的解作为最优解输出。否则,更新 X_2 中的参数值继续进行下一次迭代。

2.2 参数灵敏度分析

由于本文描述的是包括多个变量和多个目标的高维优化问题,同时优化所有参数计算负担大、效率低,需要对变量进行灵敏度分析。由图 3 的分层优化流程可知,将所有的优化变量按敏感性大小分成两个子空间,从高敏感空间到低敏感空间依次进行优化。

本文采用田口正交设计结合标准差分析对表 2 中的参数进行灵敏度分析,田口方法能够以少量有限元样本数据分析多个设计变量对不同目标的影响,提高优化效率。首先建立三水平七因素 $L27(3^7)$ 的正交实验设计表,然后根据表格中参数组合进行有限元仿真,得到 27 组响应值。最后,通过标准差分析可以得到每个参数对各优化目标的敏感度大小。第 o 个设计变量灵敏度 $S(x_o)$ 具体计算如下:

$$S(x_o) = \frac{V(E(f/x_o))}{V(f)} \tag{9}$$

式中: f 为目标函数; $E(f/x_o)$ 表示设计变量 x_o 为定值时的 f 均值; $V(E(f/x_o))$ 为 x_o 在不同取值下 $E(f/x_o)$ 的标准差; $V(f)$ 为所有样本的标准差。

为了得到设计变量的综合灵敏度,需要对 3 个优化

目标的灵敏度值进行加权求和,加权系数与式(5)中保持一致。灵敏度分析结果如表 3 所示。依据表 3 敏感性大小绘制成如图 4 所示的柱状图,可以清楚地看出 g 、 β_s 和 β_r 对 3 个目标函数的影响较大。因此,在本文中选取综合灵敏度高于 0.2 的设计变量作为子空间 $X1$ 中的优化参数,剩余变量作为子空间 $X2$ 中的优化参数。

表 3 灵敏度分析结果

Table 3 Sensitivity analysis results

参数	灵敏度 $S(x_o)$			
	平均转矩	转矩脉动系数	效率	综合
g	0.13	0.31	0.18	0.26
β_s	0.65	0.60	0.58	0.61
β_r	0.99	0.98	0.97	0.98
h_r	0.02	0.01	0.01	0.01
h_s	0.08	0.07	0.31	0.09
D_s	0.02	0.01	0.05	0.02
D_r	0.04	0.03	0.11	0.04

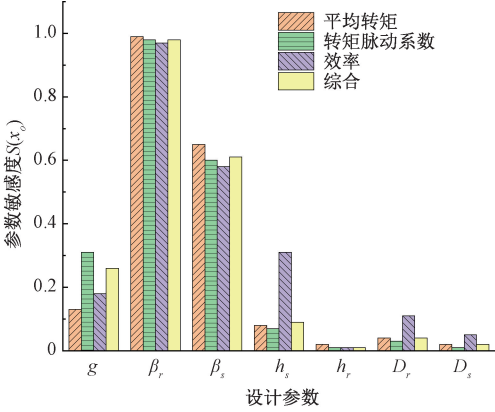


图 4 设计参数对目标函数的敏感度

Fig. 4 Sensitivity of design parameters to objective function

2.3 Kriging 近似模型

近似模型作为 FEM 和 MEC 的替代方法,能够减轻计算负担。在优化的过程中,目标函数和变量之间的关系将通过近似模型反应。Kriging 模型与 RSM 和 RBF 模型相比,同时考虑了响应的均值趋势和方差,因此在局部非线性建模方面具有优势^[15]。

在 Kriging 模型中, Q 个样本点 $\{x_1, x_2, \cdots, x_Q\}$ 以及它们的响应 $\{y(x_1), y(x_2), \cdots, y(x_Q)\}$, 其输入 $\mathbf{x}$ 和输出 $y(\mathbf{x})$ 可以描述为:

$$\hat{y}(\mathbf{x}) = F(\boldsymbol{\tau}, \mathbf{x}) + z(\mathbf{x}) \tag{10}$$

式中: $F(\boldsymbol{\tau}, \mathbf{x})$ 为回归项,如式(11)所示:

$$F(\boldsymbol{\tau}, \mathbf{x}) = \boldsymbol{\tau}_1 f_1(x) + \cdots + \boldsymbol{\tau}_a f_a(x) = f(\mathbf{x})^T \boldsymbol{\tau} \tag{11}$$

式中: 系数 $\boldsymbol{\tau}_k$ 为回归参数; $f(\mathbf{x})$ 为已知近似模型; $z(\mathbf{x})$ 是用于对局部偏差建模的随机误差项,通常定为均值为 0,协方差为 σ^2 。

对于 $z(\mathbf{x})$, 在空间不同位置处具有一定相关性:

$$\text{cov}_{ij} = \sigma^2 \mathbf{R}(\theta, x_i, x_j) \quad (12)$$

式中: $\mathbf{R}(\theta, x_i, x_j)$ 是参数为 θ 的相关模型, 表示为:

$$\mathbf{R}(\theta, x_i, x_j) = \prod_{k=1}^h \mathbf{R}_k(\theta_k, d_k) \quad (13)$$

式中: θ_k 为待定模型参数; h 为相关函数的维数; d_k 为样本点之间的 k 维距离。

优化过程中, 在额定转速 1 500 r/min 下, 利用有限元软件计算样本点数据, Kriging 模型的相关函数选择 EXP。样本点采用实验设计选取, 其数量以及在空间中的分布对近似模型精度有很大影响。本文采用最优空间填充设计 (optimal space-filling design, OSF) 选取样本点。OSF 是一种优化的拉丁超立方采样方法 (Latin hypercube sampling design, LHS), 可以使取样点之间的距离增大, 样本点分布的均匀性要优于 LHS 产生的样本点, 有利于提高模型的精度。

3 改进多目标粒子群算法

3.1 MOGBSO 算法描述

在 MOPSO 算法中, Pareto 支配规则用于确定所有粒子中的支配和非支配解, 所有非支配粒子在迭代过程中被选择并存储在档案集中^[16]。粒子个体之间进行信息传递, 其进化方向易受群体最优解和个体最优解的主导, 这种进化策略缺乏对当前粒子个体周围局部信息的搜索, 在多维复杂环境中容易陷入局部极值, 而且收敛速度较慢^[17-18]。为了增强其全局搜索能力并且提高收敛速度, 将 BAS 算法中个体对周围环境的感应机制与群体概念融合, 实现粒子全局信息与局部信息的结合。

对 MOPSO 算法作出改进之前, 先做如下的假设 1) 搜索空间是 H 维空间; 2) 粒子的数量为 N 个。迭代的次数为 t 时, 第 $\mathbf{X}_i^t = (x_{i1}^t, \dots, x_{ij}^t, \dots, x_{iH}^t)$ 个粒子的速度信息和位置信息如式 (14) 和 (15) 所示:

$$\mathbf{X}_i^t = (x_{i1}^t, \dots, x_{ij}^t, \dots, x_{iH}^t) \quad (14)$$

$$\mathbf{V}_i^t = (v_{i1}^t, \dots, v_{ij}^t, \dots, v_{iH}^t) \quad (15)$$

式中: i 表示第 i 个粒子, 且有 $i \in [0, N]$; j 表示空间维数, 且有 $j \in [0, H]$; x_{ij}^t 表示迭代次数为 t 时粒子 i 的 j 维位置分量; v_{ij}^t 表示迭代次数为 t 时粒子 i 的 j 维速度分量。

进而, 粒子邻近域内的最优解 $\mathbf{P}_i^t$ 和当前种群所遇到的最优解 $\mathbf{P}_g^t$ 表示如式 (16) 和 (17) 所示:

$$\mathbf{P}_i^t = (p_{i1}^t, \dots, p_{ij}^t, \dots, p_{iH}^t) \quad (16)$$

$$\mathbf{P}_g^t = (p_{g1}^t, \dots, p_{gj}^t, \dots, p_{gH}^t) \quad (17)$$

式中: p_{ij}^t 和 p_{gj}^t 分别是第 t 次迭代时粒子 i 的 j 维最优位置分量和全局最优分量。

引入 BAS 算法中的天牛触须感应机制后, 粒子之间

可以共享信息, 丰富了进化过程中可依赖的信息^[19]。第 i 个粒子的位置信息表达式为:

$$\mathbf{X}_i^{t+1} = \mathbf{X}_i^t + \lambda \mathbf{V}_i^t + (1 - \lambda) \xi_i^t \quad (18)$$

式中: t 为当前的迭代次数; ξ_i^t 为第 i 个粒子的位置移动增量函数; λ 为正常数; $\mathbf{X}_i^{t+1}$ 为第 $t+1$ 次迭代时第 i 个粒子的位置; $\mathbf{V}_i^t$ 为第 t 次迭代时第 i 个粒子的速度。

第 $\mathbf{V}_i^{t+1} = \omega \mathbf{V}_i^t + c_1 r_1 (\mathbf{P}_i^t - \mathbf{X}_i^t) + c_2 r_2 (\mathbf{P}_g^t - \mathbf{X}_i^t)$ 个粒子的速度信息按式 (19) 进行更新:

$$\mathbf{V}_i^{t+1} = \omega \mathbf{V}_i^t + c_1 r_1 (\mathbf{P}_i^t - \mathbf{X}_i^t) + c_2 r_2 (\mathbf{P}_g^t - \mathbf{X}_i^t) \quad (19)$$

式中: r_1, r_2 分别为个体学习因子和全局学习因子; r_1, r_2 为区间 $[0, 1]$ 上的随机数; $\mathbf{P}_g^t$ 通过网格划分和轮盘赌轮进行选择; ω 为惯性权重。

为了增加算法的收敛精度, 采用非线性函数递减调整惯性权重, 如式 (20) 所示:

$$\omega(t) = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \left(\frac{t}{G_{\max}} \right)^2 \quad (20)$$

式中: $\omega_{\max}$ 为惯性权重的最大值; $\omega_{\min}$ 为惯性权重的最小值; $G_{\max}$ 为最大迭代次数。在迭代初期, ω 的值较大, 有利于增强粒子的全局搜索能力, 在迭代后期将会以非线性的方式减小, 粒子的局部搜索能力得到加强。

第 i 个粒子的位置增量函数表示为:

$$\xi_i^{t+1} = \begin{cases} \delta^t \times \mathbf{V}_i^t f(\mathbf{X}_i^t) < f(\mathbf{X}_i^t) \\ -\delta^t \times \mathbf{V}_i^t f(\mathbf{X}_i^t) < f(\mathbf{X}_i^t) \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (21)$$

式中: δ^t 为第 t 次迭代时粒子的步长因子大小, 按照式 (22) 进行更新:

$$\delta^t = 0.05 \delta^{t-1} \quad (22)$$

$f(\mathbf{X}_i^t) < f(\mathbf{X}_r^t)$ 代表迭代次数为 t 时粒子右触须目标函数向量支配右触须目标函数向量; $f(\mathbf{X}_r^t) < f(\mathbf{X}_i^t)$ 代表迭代次数为 $\mathbf{X}_r^t$ 时粒子左触须目标函数向量支配右触须目标函数向量; $\mathbf{X}_r^t, \mathbf{X}_i^t$ 分别为粒子左右触须的位置^[20], 根据式 (23) 进行更新:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_r^{t+1} = \mathbf{X}_r^t + \mathbf{V}_i^t \times \frac{d_u}{2} \\ \mathbf{X}_i^{t+1} = \mathbf{X}_i^t - \mathbf{V}_i^t \times \frac{d_u}{2} \end{cases} \quad (23)$$

式中: d_u 代表粒子两触须之间的距离。

算法整体流程框架如图 5 所示, 在引入天牛须算法中感应机制后, 对档案集中的所有粒子先进行交叉操作, 然后再选择一部分交叉后代进行变异操作。由图 5 可知, 选择交叉和变异的是档案集中的非支配粒子, 这种做法主要有两个优点。1) 在前期迭代过程当中少量的非支配个体被存储在档案集中并且所需要的交叉算子也较少, 因此粒子的寻优速度和 MOPSO 算法保持一致。2) 变异算子在前期迭代中可以有效地避免算法陷入局部最

优解。随着迭代次数增加,存储在档案集中粒子交叉产生越来越多的子代,互不支配粒子的多样性增加,提高了算法在当前帕累托前沿(Pareto front, PF)附近搜索全局最优精度。

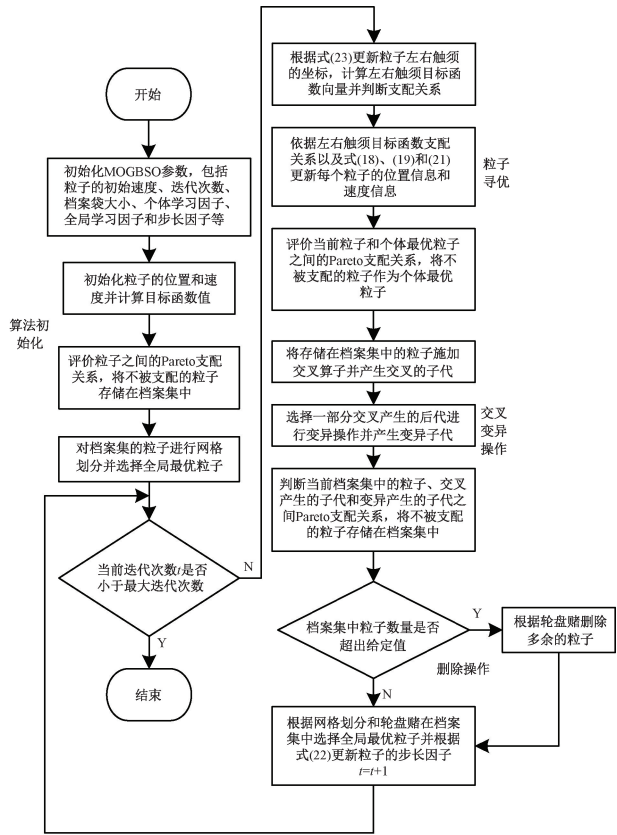


图 5 MOGBSO 算法流程框架
Fig. 5 Flowchart of MOGBSO algorithm

3.2 MOGBSO 算法性能验证

本文将提出的 MOGBSO 算法与 MOPSO 算法、只加入变异与交叉策略的 MOGPSO 算法以及第 2 代非支配排序遗传算法(NSGA-II)进行性能比较,对上述 5 个测试函数进行多目标寻优,每种算法对每个测试函数进行 10 次寻优以减少随机误差的影响。将所得 PF 与这些函数的真实 PF 进行比较,分别计算世代距离(generational distance, GD)、反世代距离(inverted generational distance, IGD)、空间指标(spacing, SP)以及运行时间(runtime)的均值来比较这 4 种算法的收敛性,多样性、Pareto 解集的均匀性和效率。对于 MOPSO、MOGPSO 和 MOGBSO 算法,粒子群数量设置为 100,迭代次数为 100 代,档案集大小为 100。另外,惯性权重最大与最小值分别设置为 0.9 和 0.4,个体最优学习因子和全局最优学习因子都设置为 1.5,MOGBSO 中粒子的初始步长因子设置为 0.05,左右触须的距离设置为 0.02,交叉概率设置为 0.8,变异概率设置为 0.1。对于 NSGA-II 算法,种群

数量设置为 100,迭代 100 次,交叉和变异概率分别设置为 0.9 和 0.1。

GD 值可以评价算法的收敛性,表示搜索解集中每个点到测试函数真实解集之间最小距离的平均值,描述为:

$$GD = \frac{(\sum_{i=1}^{n_{pk}} d_i^s)^{1/s}}{n_{pk}} \tag{24}$$

式中: d_i 表示目标空间中搜索解集的每个点与真实 PF 上点的最小欧氏距离(Euclidean distance); n_{pk} 表示算法在目标空间中搜索到的帕累托解个数; s 代表目标维数。

IGD 值可以评价算法的多样性,是测试函数真实 PF 中每个点到搜索解集最近点距离的平均值,描述为:

$$IGD = \frac{\sum_{i=1}^{n_{pf}} |D_i|}{n_{pf}} \tag{25}$$

式中: D_i 表示目标空间中真实帕累托解集的每个点到搜索解集上点的最小欧氏距离; n_{pf} 表示真实帕累托解集个数。

SP 值可以用来衡量帕累托前沿的均匀性,表示搜索解集中每个点到其他点最小距离的标准差^[21],描述为:

$$SP = \sqrt{\frac{1}{n_{pk}} \sum_{i=1}^{n_{pk}} (d_{avg} - d_{sp,i})^2} \tag{26}$$

式中: d_{avg} 表示所有 $d_{sp,i}$ 的均值; $d_{sp,i}$ 表示搜索解集上第 i 个点到其他点最小欧氏距离。

表 4~7 分别给出了 GD、IGD、SP 以及 runtime 这 4 个指标均值计算结果。表 4 中,MOGBSO 在 5 个测试函数中获得 4 个 GD 最优值,1 个次优值。在 DTLZ1 问题上,MOGBSO 收敛性稍逊于 MOGPSO,优于其余两种算法。由表 5 可知,在 5 个测试问题中,MOGBSO 算法 IGD 指标都取得最优,多样性在 4 种算法中最好。表 6 中,MOGBSO 与 NSGA-II 都获得两个最优值,在 DTLZ1 问题上,MOGBSO 的 SP 指标近似 NSGA-II 和 MOGPSO。表 7 中 MOGBSO 算法与 MOPSO 算法相比,两者运行时间均值相差不大,效率相当。因此,基于测试函数,MOGBSO 算法更适合于求解具有多个局部最优问题,其具有更好的收敛性和多样性。

表 4 GD 均值比较
Table 4 Comparison of GD mean

目标函数	MOGBSO	MOGPSO	MOPSO	NSGA-II
KUR	0.002 710	0.003 36	0.006 83	0.012 5
ZDT3	0.000 561	0.013 20	0.011 90	0.081 7
ZDT4	0.018 900	0.046 30	0.333 00	0.203 0
DTLZ1	0.034 100	0.020 30	0.145 00	0.343 0
DTLZ2	0.001 070	0.007 18	0.014 10	0.024 7

表 5 IGD 均值比较

Table 5 Comparison of IGD mean

目标函数	MOGBSO	MOGPSO	MOPSO	NSGA-II
KUR	0.082 50	0.143 0	0.068 1	0.082 7
ZDT3	0.014 20	0.121 0	0.096 2	0.716 0
ZDT4	0.004 37	0.299 0	0.957 0	0.894 0
DTLZ1	0.081 10	0.168 0	0.314 0	0.331 0
DTLZ2	0.067 30	0.091 7	0.125 0	0.229 0

表 6 SP 均值比较

Table 6 Comparison of SP mean

目标函数	MOGBSO	MOGPSO	MOPSO	NSGA-II
KUR	0.093 1	0.098 7	0.107 0	0.060 70
ZDT3	0.013 7	0.018 9	0.020 5	0.008 54
ZDT4	0.023 8	0.024 7	0.148 0	0.026 40
DTLZ1	0.087 9	0.071 2	0.149 0	0.075 80
DTLZ2	0.057 4	0.082 8	0.059 7	0.070 40

表 7 runtime 均值比较

Table 7 Comparison of runtime mean

目标函数	MOGBSO	MOGPSO	MOPSO	NSGA-II
KUR	0.425	0.482	0.401	0.896
ZDT3	0.414	0.421	0.389	1.312
ZDT4	0.105	0.288	0.096	0.906
DTLZ1	0.456	0.461	0.467	1.355
DTLZ2	0.515	0.587	0.471	0.819

4 仿真与实验分析

4.1 仿真优化分析

SRM 的设计参数优化流程如图 6 所示,分层优化将高维非线性问题划分为多个子空间优化,极大地减少了有限元样本数量,提高了优化效率。

优化子空间 X_1 时,一生成 216 个有限元样本点构建 Kriging 模型,采用 MOGBSO 算法寻找最优参数组合,算法中迭代次数和档案集大小都设置为 100。优化目标的 Pareto 解集和最优解如图 7(a) 所示。在优化完 X_1 的基础上,选择 X_1 中最优参数解,继续优化 X_2 中的参数。优化子空间 X_2 时,一生成 108 个有限元样本点建立 Kriging 模型,与优化子空间 X_1 的方法一致,优化目标的 Pareto 解集和最优解如图 7(b) 所示。

将一次连续的 X_1 与 X_2 的优化记作一次迭代,需要比较两次迭代的 F 值,当误差小于某一给定值时,结束迭代,输出最优解。否则,需要更新 X_2 中参数继续迭代。将给定值 F 设置为 1%,第 1 次迭代完成后的 F 值与初始时 F 值进行比较,完成了两次迭代之后,最终的优化结果达到收敛要求,第 2 次迭代子空间 X_1 和子空间 X_2 的优化目标的 Pareto 解集以及最优解如图 8(a) 和(b) 所示。

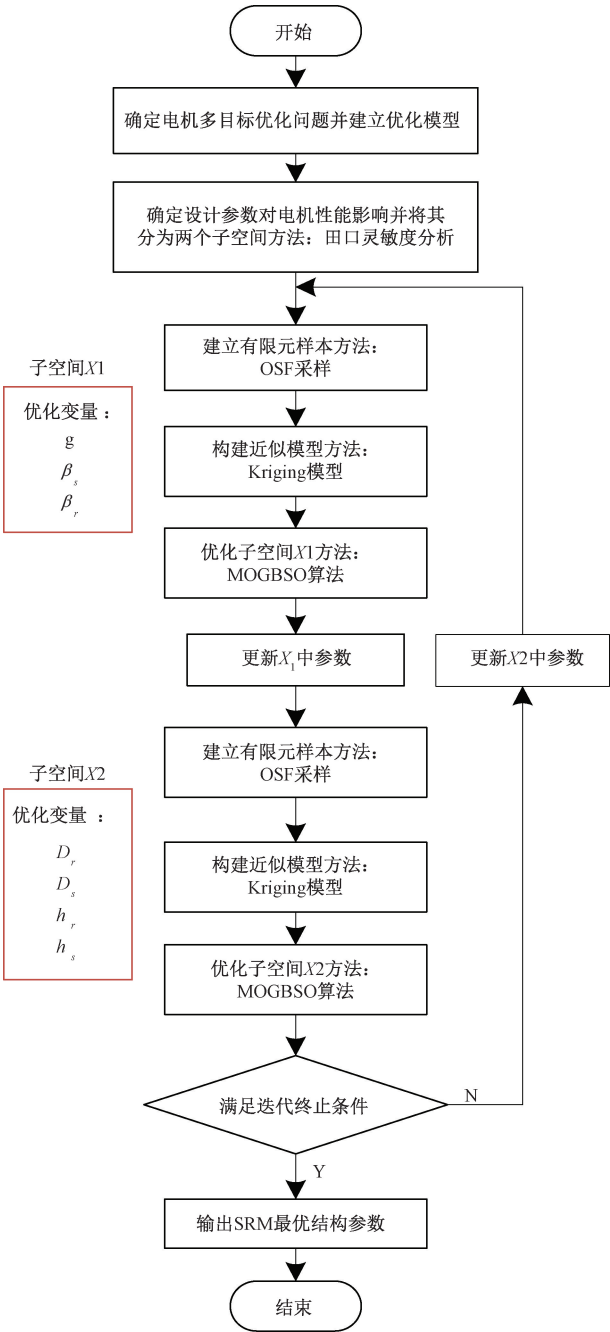
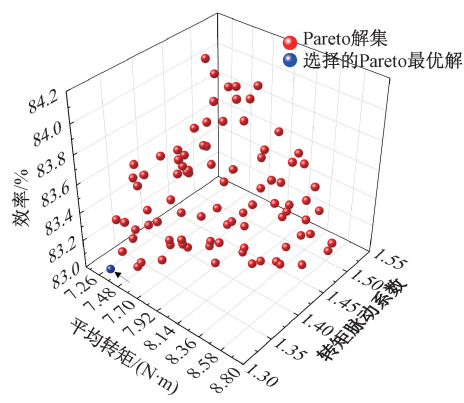


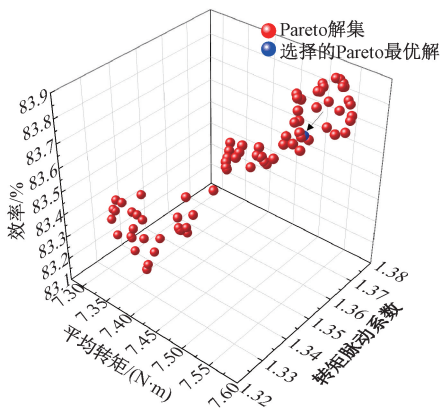
图 6 SRM 参数优化流程

Fig. 6 Optimization process of SRM parameters

对比两个子空间的 Pareto 解集可以看出完成高敏感空间 X_1 参数优化后,低敏感性空间 X_2 目标函数 Pareto 解集的范围将会缩小。表 8 列出了初始设计与每次迭代优化后的参数值以及目标函数值,通过对比可以看出完成第 2 次迭代后的 T_{avg} 为 0.009 小于给定值 T_{avg} ,两次迭代后结束优化,将第 2 次迭代结束得到的解作为最终优化结果。对比初始设计和优化设计的结果可知, T_{avg} 增加 2.3%, k_t 得到了较大幅度地下降,由优化前的 1.7 下

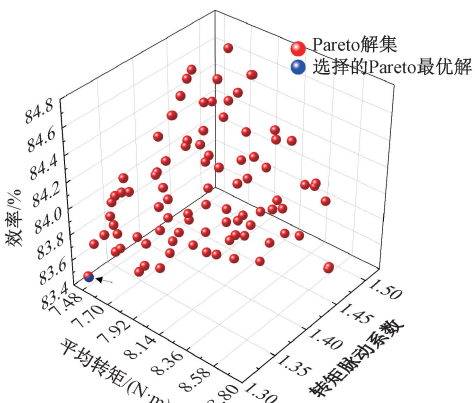


(a) X1空间Pareto解集
(a) Pareto solution set of X1 space

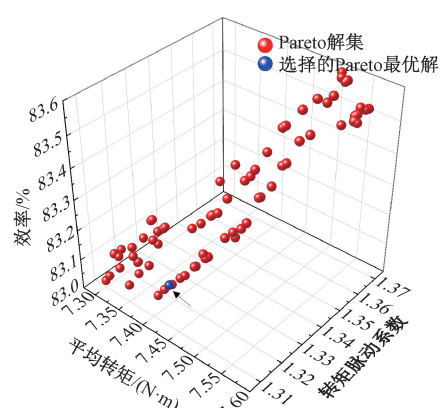


(b) X2空间Pareto解集
(b) Pareto solution set of X2 space

图 7 第 1 次迭代两个子空间 Pareto 解集以及最优解
Fig. 7 First iteration of two subspace Pareto solution sets and optimal solutions



(a) X1空间Pareto解集
(a) Pareto solution set of X1 space



(b) X2空间Pareto解集
(b) Pareto solution set of X2 space

图 8 第 2 次迭代两个子空间 Pareto 解集以及最优解
Fig. 8 Second iteration of two subspace Pareto solution sets and optimal solutions

降至 1.31,降低了 23%。虽然效率 η 降低 1.5%,但依然保持在 83.1%较高取值,这与式(5)中 3 个目标函数的权重系数取值相对应,在合理可接受范围内。在额定转速下,初始设计与优化设计后的输出转矩和单相电流随时间变化规律分别如图 9 和 10 所示。从图 9 中可以看出经过优化设计后的 SRM 具有更小的转矩脉动和较高的输出转矩,由图 10 可以看出优化后电流的先增后减的幅度比初始设计更平稳,有利于降低电机的转矩脉动。

基于分层优化框架,采用未改进的 MOPSO 算法结合 Kriging 模型对 SRM 的结构参数进行寻优,迭代次数和档案集大小都设置为 100。对比 MOGBSO 算法,比较每一次迭代过程中两个子空间的 Pareto 解集个数以及 F 值大小。表 9 给出了优化结果对比,从表中可以看出 MOGBSO 算法所得的 Pareto 解集数明显多于 MOPSO 算法,其多样性更好,寻优精度也更高。将 MOGBSO 与 MOPSO 对开关磁阻电机进行 15 次优化,MOGBSO 有 2

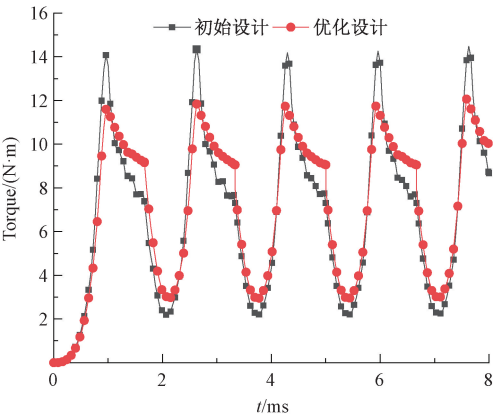


图 9 优化前后输出转矩比较
Fig. 9 Comparison of output torque between initial and optimal solutions

次陷入局部最优解,而 MOPSO 达到了 11 次,因此在实际

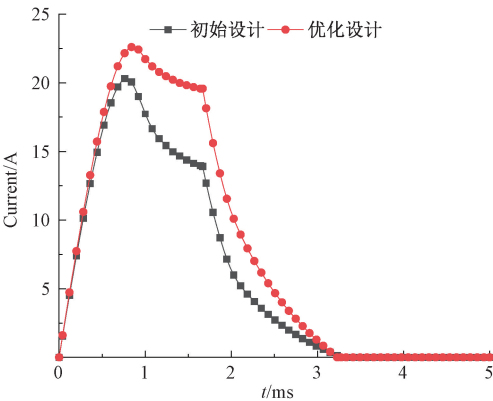


图 10 优化前后单相电流比较

Fig. 10 Comparison of single-phase current between initial and optimal solutions

的工程应用中 MOGBSO 效率更高。

表 8 优化结果

Table 8 Optimization results

参数	初始	1 st	2 nd
g/mm	0.25	0.36	0.38
β_s	0.47	0.45	0.449
β_r	0.39	0.404	0.404
h_r/mm	16	15.14	15.53
h_s/mm	12	12.98	12.21
D_r/mm	79.5	81.48	81.42
D_s/mm	145	143	145.1
$T_{avg}/(\text{N} \cdot \text{m})$	7.23	7.53	7.40
k_t	1.70	1.35	1.31
$\eta/\%$	84.4	83.7	83.1
F	1	0.859	0.850

表 9 优化结果比较

迭代次数		MOGBSO		MOPSO	
		F	Pareto 解集数	F	Pareto 解集数
1 st	X1	0.855	100	0.868	60
	X2	0.859	100	0.862	70
2 nd	X1	0.843	100	0.854	81
	X2	0.850	100	0.854	72
陷入局部最优次数/15 次		2		11	

优化过程中采用的 Kriging 近似模型可以很大程度上减小计算负担,为了确保优化效率,需要验证 Kriging 模型的精度。每个子空间中随机另取 20 个 FEM 计算样本点用作误差分析,采用 R^2 和 RMSE 衡量模型的拟合程度和误差的离散程度^[22]。 R^2 和 RMSE 分别如式(27)和(28)所示。表 10 和 11 分别给出了两次迭代中每个子空间的 3 个目标函数的 Kriging 近似模型 R^2 和 RMSE 计算值,由表可知 R^2 都趋近于 1, RMSE 值都趋近于 0。因此, Kriging 近似模型具有较高的精度。

$$R^2 = 1 - [\sum_z (y_z - \hat{y}_z)^2] / [\sum_z (y_z - \bar{y}_z)^2] \quad (27)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{e} \sum_{z=1}^e (y_z - \bar{y}_z)^2} \quad (28)$$

式中: e 为样本数; y_z 表示 FEM 计算值; $\hat{y}_z$ 表示模型预测值; $\bar{y}_z$ 表示测试样本的平均值。

表 10 X1 空间 R^2 和 RMSE 值计算结果

子空间		X1		
目标函数	T_{avg}	k_t	η	
1 st - R^2	0.99	0.97	0.99	
1 st - RMSE	0.070	0.059	1×10^{-3}	
2 nd - R^2	0.99	0.97	0.98	
2 nd - RMSE	0.077	0.056	$< 1 \times 10^{-3}$	

表 11 X2 空间 R^2 和 RMSE 值计算结果

子空间		X2		
目标函数	T_{avg}	k_t	η	
1 st - R^2	0.97	0.95	0.99	
1 st - RMSE	0.013	0.010	$< 1 \times 10^{-3}$	
2 nd - R^2	0.98	0.96	0.99	
2 nd - RMSE	0.013	0.010	$< 1 \times 10^{-3}$	

4.2 实验验证

为了验证上述优化方法的正确性,本文进行了相关的实验研究。开关磁阻电机实验测试平台如图 11 所示,样机的额定功率为 1.1 kW,图 12 为在额定转速 1 500 r/min 下电机的有限元仿真与实验测量的动态转矩对比,从图中可以看出,实验与仿真的输出转矩波形基本一致,验证了有限元仿真结果的准确性。表 12 给出了仿真与实验数据对比,由表可知,实验结果与仿真结果有相对较好的吻合度,3 个优化目标结果误差最大为 2.2%,仿真结果与实验结果存在轻微数值差距,主要是由于样机加工工艺以及设备之间的不确定性因素所导致的。从实验结果可以看出,优化后的电机在保持较高效率同时,转矩脉动得到了大幅度降低并且输出转矩得到相应提升,满足了在运行过程中所需的性能要求。因此基于样机实验验证了本文提出的多目标优化策略的有效性和先进性。

表 12 仿真与实验数据对比

参数	仿真结果	实验结果	误差/%
输出转矩/(N · m)	7.40	7.44	0.5
转矩脉动系数	1.31	1.28	2.2
效率/%	83.1	83.3	0.2

5 结 论

本文针对 SRM 存在多变量、多约束问题,采用

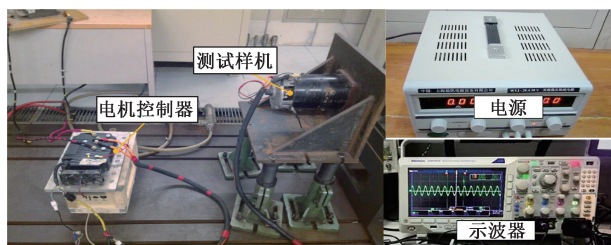


图 11 实验测试平台

Fig. 11 Test platform

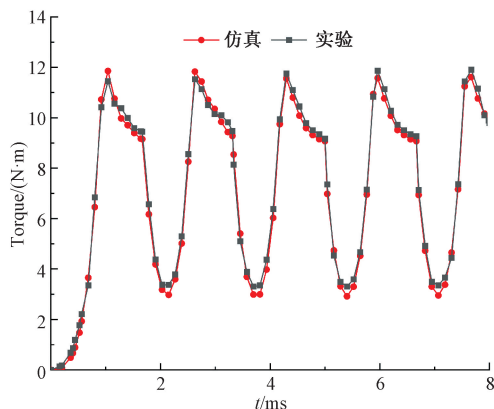


图 12 仿真和实验输出转矩比较

Fig. 12 Comparison of simulation and experimental output torque

MOGBSO 算法结合 Kriging 模型对电机的性能进行了多目标优化。通过灵敏度分析将设计变量分为高敏感性和低敏感性两个子空间,采用 Kriging 插值法建立近似模型并结合 MOGBSO 算法优化两个子空间参数,优化后的电机,平均转矩提高了 2.3%,转矩脉动减少了 23%,实现了多目标寻优的目的。仿真与实验结果表明,MOGBSO 算法可以有效避免陷入局部最优解,提高模型全局寻优能力,这对于 SRM 的结构参数优化设计具有一定的应用价值。

参考文献

- [1] 张文港, 张小平, 李俊乐, 等. 基于分段解析建模的开关磁阻电机在线转矩估算方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(11): 163-169.
ZHANG W G, ZHANG X P, LI J L, et al. Online torque estimation method for switched reluctance motor based on piecewise analytical modeling[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(11): 163-169.
- [2] SUN X, SHI Z, LEI G, et al. Analysis and design optimization of a permanent magnet synchronous motor for a campus patrol electric vehicle[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(11): 10535-10544.
- [3] CHEN H, YAN W, CHEN L, et al. Analytical

polynomial models of nonlinear magnetic flux linkage for SRM [J]. IEEE Transactions on Applied Superconductivity, 2018, 28(3): 1-7.

- [4] FLEMING F E, EDRINGTON C S. Real-time emulation of switched reluctance machines via magnetic equivalent circuits [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(6): 3366-3376.
- [5] 饶盛华, 张小平, 张铸, 等. 基于果蝇算法的开关磁阻电机多目标优化研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(7): 1152-1158.
RAO SH H, ZHANG X P, ZHANG ZH, et al. Study on multi-objective optimization of SRM based on FOA[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(7): 1152-1158.
- [6] 刘勇智, 鄱成龙, 林博闻. 混合励磁开关磁阻电机转矩特性多目标优化[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(5): 9-16.
LIU Y ZH, SHAN CH L, LIN B W. Multi-objective optimization for torque characteristics of hybrid excitation switched reluctance motor [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(5): 9-16.
- [7] SUN X, DIAO K, LEI G, et al. Multimode optimization of switched reluctance machines in hybrid electric vehicles[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2021, 36(3): 2217-2226.
- [8] 宋受俊, 葛乐飞, 刘虎成, 等. 开关磁阻电机设计及多目标优化方法[J]. 电工技术学报, 2014, 29(5): 197-204.
SONG SH J, GE L F, LIU H CH, et al. Design and multi-objective optimization method of switched reluctance machines [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(5): 197-204.
- [9] 李哲, 郑玲, 杨威, 等. 开关磁阻电机转矩脉动及结构优化设计研究[J]. 电机与控制学报, 2018, 22(6): 11-21.
LI ZH, ZHENG L, YANG W, et al. Research on torque ripple and structure optimization of switched reluctance motor [J]. Electric Machines and Control, 2018, 22(6): 11-21.
- [10] RALLABANDI V, WU J, ZHOU P, et al. Optimal design of a switched reluctance motor with magnetically disconnected rotor modules using a design of experiments differential evolution FEA-based method [J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2018, 54(11): 1-5.
- [11] 刘勇智, 李杰, 鄱成龙, 等. 基于 KELM-SAPSO 的开关磁阻电机优化设计[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(2): 148-153.
LIU Y ZH, LI J, SHAN CH L, et al. Optimization design of switched reluctance motor based on kernel extreme learning machine and simulated annealing

- particle swarm optimization [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33 (2): 148-153.
- [12] 宋受俊, 葛乐飞, 张蔓. 开关磁阻电机多目标协同优化设计[J]. 电机与控制学报, 2015, 19(1): 68-75.
SONG SH J, GE L F, ZHANG M. Multi-objective collaborative optimal design of switched reluctance machine [J]. Electric Machines and Control, 2015, 19(1): 68-75.
- [13] SUN X, DIAO K, LEI G, et al. Multimode optimization of switched reluctance machines in hybrid electric vehicles[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2021, 36(3): 2217-2226.
- [14] DIAO K, SUN X, LEI G, et al. Multiobjective system level optimization method for switched reluctance motor drive systems using finite-element model [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 67(12): 10055-10064.
- [15] 刘岩, 柳强. 基于天牛须搜索粒子群优化的改进克里金模型[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(4): 6-10.
LIU Y, LIU Q. Improved Kriging model based on particle swarm optimization-beetle antennae search [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2020, 39 (4): 6-10.
- [16] MA C, QU L. Multi-objective optimization of switched reluctance motors based on design of experiments and particle swarm optimization [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2015, 30(3): 1144-1153.
- [17] 肖支才, 龙玉峰, 郭家豪, 等. 基于非线性变因子的粒子群算法 [J]. 电子测量技术, 2020, 43 (5): 67-70.
XIAO ZH C, LONG Y F, GUO J H, et al. Particle swarm optimization based on nonlinear variable factors [J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43 (5): 67-70.
- [18] 王苏戎, 马登成, 任泽, 等. 悬臂式掘进机断面成型轨迹多目标优化方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 41(8): 183-192.
WANG S Y, MA D CH, REN Z, et al. A multi-objective optimization method for cantilever roadheader section forming trajectory [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 41(8): 183-192.
- [19] 童耀南, 曹鹏晨, 赵舜楠. 天牛须搜索算法实现小波滤波器直接频域逼近[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(3): 56-63.
TONG Y N, CAO L CH, ZHAO SH N. Direct frequency-domain approximation of wavelet filter using beetle antennae search algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(3): 56-63.
- [20] WANG T T, YANG L, LIU Q. Beetle swarm optimization algorithm: Theory and application [J]. Filomat, 2020, 34(15): 5121-5137.
- [21] ZHANG J, WANG H, CHEN L, et al. Multi-objective optimal design of bearingless switched reluctance motor based on multi-objective genetic particle swarm optimizer [J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2018, 54(1): 1-13.
- [22] 戴睿, 张岳, 王惠军, 等. 基于 Kriging 模型的双十二相高速永磁发电机优化设计[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(2): 818-827.
DAI R, ZHANG Y, WANG H J, et al. Optimal design of dual 12-phase high speed permanent magnet rectified generator based on Kriging model [J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(2): 818-827.

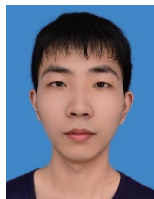
作者简介



徐萌, 1992 年于东北电力大学获得学士学位, 2006 年于法国国立民航大学和法国航空工业大学获得硕士学位, 现为中国民航大学副教授, 主要研究方向为故障诊断和智能信息处理。

E-mail: xumeng1968@126.com

Xu Meng received B. Sc. degree from Northeast Electric Power University in 1992, and M. Sc. degree from ENAC and ENSICA in 2006, respectively. Now she is an associate professor in Civil Aviation University of China. Her main research interests include fault diagnosis and intelligent information processing.



周玉祥, 2021 年于北华大学获得学士学位, 现为中国民航大学在读研究生, 主要研究方向为开关磁阻电机优化设计。

E-mail: yxzhou1998cauc@163.com

Zhou Yuxiang received B. Sc. degree from Beihua University in 2021. Now he is a M. Sc. candidate in Civil Aviation University of China. His main research interest includes the optimal design of switched reluctance motors.



徐海(通信作者), 2004 年于哈尔滨工程大学获得工学学士学位, 2018 年于南京航空航天大学获得硕士学位, 现为中国民用航空沈阳航空器适航审定中心高级工程师, 主要研究方向为民用航空器和新能源航空器适航审定技术。

E-mail: xuh@syacc.org

Xu Hai (Corresponding author) received B. Sc. degree from Harbin Engineering University in 2004 and M. Sc. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2018, respectively. Now he is a senior engineer of Shenyang Aircraft Airworthiness Certification Center of CAAC. His main research interests include airworthiness certification technology for civil aircraft and new energy aircraft.