

飞轮储能用磁悬浮开关磁阻电机多目标优化设计*

孙玉坤^{1,2}, 张宾宾¹, 袁野¹

(1. 江苏大学 电气信息工程学院, 江苏 镇江 212013;

2. 南京工程学院 电力工程学院, 江苏 南京 210000)

摘要: 研究了一种基于遗传粒子群综合算法(GPSOA)的飞轮储能(FES)用的单绕组磁悬浮开关磁阻电机(SWBSRM)多目标优化设计方案。结合有限元分析(FEA),通过敏感性分析得到SWBSRM悬浮力与效率随主要尺寸参数变化的一般规律。在此基础上,利用GPSOA以悬浮力和效率为目标函数对SWBSRM进行了全局寻优,获得使悬浮力最大和效率最高的参数优化组合。利用FEA对比优化前后电机悬浮力、铁损及磁密的大小,验证了GPSOA多目标优化的有效性。

关键词: 飞轮储能; 单绕组磁悬浮开关磁阻电机; 遗传粒子群综合算法; 多目标优化

中图分类号: TM 301.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-6540(2018)10-0053-06

Multi-Objective Optimal Design of Single Winding Bearingless Switched Reluctance Motor for Flywheel Energy Storage*

SUN Yukun^{1,2}, ZHANG Binbin¹, YUAN Ye¹

(1. College of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China;

2. College of Electric Power Engineering, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 210000, China)

Abstract: A multi-objective optimal design solution was studied based on genetic-particle swarm optimization algorithm (GPSOA) for single winding bearingless switched reluctance motor (SWBSRM). Universal rules of radial force and efficiency about main structure variations were given by combining finite element analysis (FEA) with sensitivity analysis. On this basis, the proposed GPSOA was applied to the optimal design of SWBSRM to obtain better optimal variations, with which the radial force was bigger and the efficiency was higher. The multi-objective optimal design based on GPSOA was verified by comparing the performance of final design with initial design by the FEA.

Key words: flywheel energy storage (FES); single winding bearingless switched reluctance motor (SWBSRM); genetic-particle swarm optimization algorithm (GPSOA); multi-objective optimization

0 引言

国家正规划与大力发展智能电网。微电网作为其重要的组成部分,因其充分利用可再生能源进行的分布式发电而受到广泛关注。微电网是一种小型的集发、配、用电等功能于一体的电力系统,主要由分布式电源、储能装置、能量转换系统

等组成。分布式发电在微电网系统中得到了充分利用。微电网系统中,分布式电源提供的输出功率具有间歇性和随机性,并且终端负荷也具有随机性。因此,为了维持微电网中瞬时功率的平衡,储能系统是合理的选择,其对微电网的稳定运行、改善电能质量有不可或缺的作用,是微电网安全稳定运行的关键。文献[1-3]提出各类储能技

* 基金项目: 国家自然科学基金项目(51707082); 江苏省自然科学基金项目(BK20170546); 中国博士后科学基金项目(2017M620192)

作者简介: 孙玉坤(1958—),男,博士,教授,博士生导师,研究方向为特种电力传动的智能控制。

张宾宾(1994—),男,硕士研究生,研究方向为飞轮储能系统优化设计。

袁野(1991—),男,博士,研究方向为飞轮储能系统优化设计。

术,并分析其各自优缺点,在微电网安全稳定运行的基础上,提出适用于微电网的飞轮储能(Flywheel Energy Storage,FES)。

FES 是一种全新的机械储能方式,具有储能密度大、效率高、模块性强、寿命长、充电时间短、维护简便等优点,是发展前景十分广阔的一种清洁电能储存方式。电动机/发电机作为 FES 的核心部件,是其中的难点亦是热点。磁悬浮开关磁阻电机(Bearingless Switched Reluctance Motor,BSRM)集转子驱动与悬浮支承于一体,可有效缩减 FES 转子轴向长度,提升运行功率,减小整体体积,缩减成本,在 FES 领域有着广阔前景和实际应用价值^[4-5]。

智能优化算法的提出与革新为电机结构优化提供了全新的思想。目前,遗传算法(Genetic Algorithm,GA)、粒子群优化(Particle Swarm Optimization,PSO)算法和模拟退火等优化算法是电机优化主要的研究方向。例如,PSO 是基于“个体认知”和“向群体中优秀个体学习”的思想去搜索最优组合解,收敛速度相对较快,但易遗失种群的多样性。文献[6]采用遗传算法进行优化,可以得出全局搜索能力相对较强,但局部搜索能力相对较弱的优化结果;文献[7]采用粒子群算法进行优化,所得结果前期收敛速度相对较快,但容易陷入早熟;文献[8]运用模拟退火算法进行优化,该算法搜索能力较强,但采样点过多,优化时间较长。

因此,混合改进算法对两种算法优劣互补,具有较强的实际应用价值。随着新型算法思想的革新改进,Memetic 算法思想在文献[9]中首次提出,其呈现了一种基于全局和局部搜索的混合纵向优化思想,在其思想框架下,能使相异策略配合组成不同的 Memetic 算法^[10]。

本文通过二维有限元软件对单绕组磁悬浮开关磁阻电机(Single Winding Bearingless Switched Reluctance Motor,SWBSRM)进行建模,并介绍其结构及原理,阐述了电机各主要尺寸对性能的影响^[11-12],为后续优化提供参考依据。然后采用一种改进的 GA 与 PSO 纵向结合的混合遗传粒子群综合算法(Genetic-Particle Swarm Optimization Algorithm,GPSOA),对新型电机关键参数进行多目标优化^[13-15],得出使悬浮力最大和效率最高的

参数组合,最后分析了以 GPSOA 为基础的 BSRM 多目标优化后的性能。

1 SWBSRM 有限元分析

1.1 基本结构与原理

本文采用 12/8 极 SWBSRM,其 A 相绕组分布如图 1 所示。其中 A₁、A₂、A₃、A₄ 4 个径向定子极上分别设置一套线圈,分别独立控制 4 个线圈中的电流,通过调节大小和方向可以提供任意方向径向悬浮力,实现转子的悬浮。每极电流由转矩电流分量 i_{Ta} 和悬浮电流分量 i_{Fa} 组成。转矩电流分量 i_{Ta} 提供偏置磁场,产生电机起动转矩; x 、 y 方向的悬浮电流分量分别为 i_{Fax} 、 i_{Fay} ,电流差动励磁可分别产生沿 x 、 y 轴方向上的悬浮力分量 F_x 、 F_y ,实现转子稳定悬浮。B 相绕组沿 A 相绕组逆时针 30°设置,C 相绕组沿 A 相绕组逆时针 60°设置,其悬浮原理与 A 相完全一致。

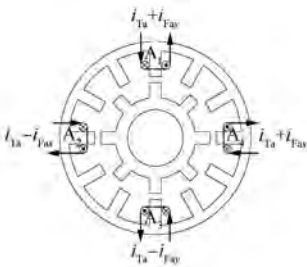


图 1 12/8 极 SWBSRM A 相绕组分布图

1.2 SWBSRM 主要尺寸

设计指标:额定直流电压 $U=220\text{ V}$,额定转速 $n=20\ 000\text{ r/min}$,额定效率 $\eta=80\%$ 。参考传统开关磁阻电机设计方法,计算得出主要尺寸数值,如表 1 所示。

表 1 SWBSRM 主要尺寸参数值

参数名称	参数值
定子外径 D_s/mm	137
转子外径 D_r/mm	70
转子内径 D_i/mm	31.5
气隙 g/mm	0.3
定子绕组匝数 N	85
铁心长度 L/mm	70
转子极弧 $\beta_r/(\text{°})$	15
定子极弧 $\beta_s/(\text{°})$	15
转子轭高 y_r/mm	10
定子轭高 y_s/mm	10

2 基于有限元的主要尺寸敏感性分析

2.1 悬浮力敏感性分析

在有限元分析软件 Ansoft 瞬态场中建模, 并进行仿真分析。仿真过程中采用外电路直流 220 V 电压、角度位置控制方法, 分析可知相电流有效值为 4.7 A, 即转矩电流分量 $i_{Ta} = 4.7$ A。在 MATLAB/Simulink 中搭建转子悬浮 PID 控制系统, 通过仿真分析得出, 当转子处于动态偏心时, 径向悬浮力取值最大为 40 N, 最小为 -20 N。因此, 在主要尺寸优化过程中, 为了使静态悬浮力最大, 悬浮电流分量应选取 1.88 A, 即 $i_{Fax} = i_{Fay} = 1.88$ A。采取变参数有限元仿真分析电机悬浮力和主要结构参数的一般关系, 约束条件为电机外形不变、额定功率不小于初始指标且转子无偏心。悬浮力与转子内、外径, 定子极弧, 转子极弧等主要尺寸的关系如图 2~4 所示。

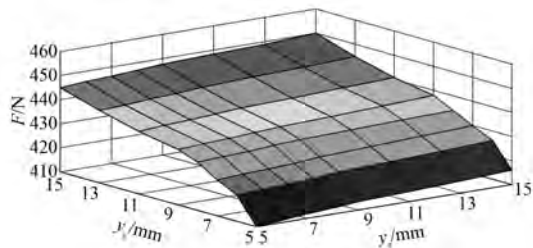


图2 悬浮力与转子极弧和定子极弧三维关系

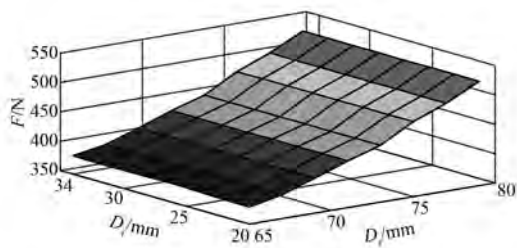


图3 悬浮力与转子外径和转子内径三维关系

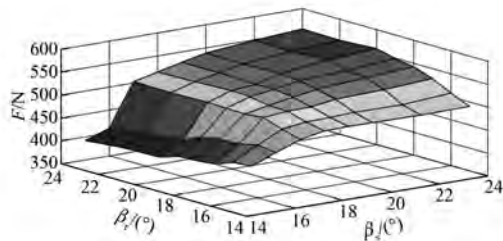


图4 悬浮力与定子极弧和转子极弧三维关系

由图 2 可知, 转子受到的悬浮力与转子极弧和定子极弧之间是线性关系, 呈单调递增趋势。由图 3 可知, 转子受到的悬浮力与转子外径之间也是线性关系, 呈单调递增趋势, 而转子受到的悬浮力与转子内径之间无线性关系, 随转子内径的变化悬浮力几乎不发生变化。由图 4 可知, 转子受到的悬浮力随着定、转子极弧增加是先增加, 后趋于稳定。由等效磁路法可知, 悬浮力与定、转子间的气隙长度有关, 具体关系表现为气隙磁阻与气隙长度成正比, 即气隙长度越小时, 相应地气隙处磁阻变小, 悬浮力增加, 因此悬浮力与气隙磁阻大小成反比关系。

2.2 效率敏感性分析

由文献[11-14]可知, BSRM 具有高转速、大功率的特性, 电机运行效率是其设计的重要指标, 而影响效率的主要损耗为定子铁耗、转子铁耗和铜耗。其影响模式表现为: 当定子极弧 y_s 增大时, 铁耗会大幅下降, 相应地减小定子槽深、减少绕组缠绕空间, 会增加电机铜耗; 随着转子内径的减小, 铁耗下降, 铜耗增大, 总损耗基本没有变化, 但相应地转子极弧增大, 电感的变化率增大, 因此输出功率增大, 效率提升。

综上所述, 电机结构参数的取值对悬浮力和效率的变化有着重要影响, 相应地选取定子极弧 y_s 、转子内径 D_i 、定子极弧 β_s 和转子极弧 β_r 作为 SWBSRM 的主要优化变量。由于转子在任意角度时, SWBSRM 都需具备正、反向的自启动功能, 因此定、转子极弧 β_s 、 β_r 需要满足约束条件

$$\begin{cases} \beta_s + \beta_r \leq 45^\circ \\ \min(\beta_s, \beta_r) \geq 15^\circ \end{cases} \quad (1)$$

考虑 FEA 实际运行条件, y_s 、 D_i 、 β_s 和 β_r 的仿真区间应满足

$$\begin{cases} 21 \text{ mm} \leq D_i \leq 40 \text{ mm} \\ 5 \text{ mm} \leq y_s \leq 15 \text{ mm} \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{cases} 15^\circ \leq \beta_s \leq 25^\circ \\ 15^\circ \leq \beta_r \leq 25^\circ \end{cases} \quad (3)$$

3 遗传粒子群综合算法

3.1 PSO 基本思想

经典粒子群智能优化算法的基本思想为假设群体由 N 个基本粒子组成, 粒子的位置信息由 D 维向量空间表示, 其中第 i 个基本粒子的空间位

置表示为 $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, \dots, x_{id}, \dots, x_{iD})^T$, 粒子速度表示为 $\mathbf{v}_i = (v_{i1}, \dots, v_{id}, \dots, v_{iD})^T$, 个体极值表示为 $\mathbf{p}_{bi} = (p_{bi1}, \dots, p_{bid}, \dots, p_{biD})^T$, 全局极值表示为 $\mathbf{g}_b = (g_{b1}, \dots, g_{bd}, \dots, g_{bD})^T$ 。在每次迭代过程中, 基本粒子的速度应根据式(4)更新, 空间位置应根据式(5)更新。

$$v_{id}^{k+1} = \omega^k v_{id}^k + c_1 r_1 (p_{bid}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (g_{bd}^k - x_{id}^k) \quad (4)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (5)$$

式中: v_{id}^k, v_{id}^{k+1} ——第 k 次与第 $k+1$ 次迭代过程中第 i 个基本粒子的速度的第 d 维分量大小;
 k ——当前迭代次数;

ω^k ——第 k 次迭代时惯性对速度的作用, 即惯性权重;

c_1, c_2 ——加速因子, 可分别描述为个体学习因子和社会学习因子;

r_1, r_2 ——位于 $[0, 1]$ 之间的随机变量;

p_{bid}^k ——第 k 次迭代过程中第 i 个基本粒子的个体最优值点位置的第 d 维分量大小;

x_{id}^k, x_{id}^{k+1} ——第 k 次和第 $k+1$ 次迭代过程中第 i 个基本粒子的空间位置的第 d 维分量大小;

g_{bd}^k ——第 k 次迭代过程中粒子群体全局最优值点位置的第 d 维分量大小。

3.2 遗传粒子群综合算法

PSO 算法具有收敛速度较快的优势, 因此本文以 PSO 算法为主要算法构架, 通过结合其他算法思想展开综合算法的探究, 以期获得克服原 PSO 算法中早熟劣势且使收敛速度更快的 Memetic 算法。

经典 PSO 算法的基本思想是“个体认知”和“向群体中优秀个体学习”。基于这种思想去探寻最优组合解, 因此具备收敛速度快的优势, 但明显地种群的多样性优势不易保留。GA 算法思想中具有的交叉和变异运算等操作能较好地维持种群的多样性。虽然种群的多样性能通过引入交叉、变异操作保持, 但种群中的优异个体可能因此遭到损坏。在探讨综合算法思想时, 应适当地遴选一些优异个体立刻加入下一代迭代。在实际生活过程中不仅需要向优异个体学习成功经验, 而且也需要从失败中总结获得经验。因而, 本文提

出的 GPSOA 算法可引进该思想, 即当粒子本身适应度较差时, 利用从失败中获得的经验方法, 下次迭代时避开个体本身与群体之前获取的最差位置。

由于算法的最终性能与阻尼边界条件的确定有着较强的关联, 因此本文采取的阻尼边界条件是独立于问题范畴和最佳优化位置的。当个体的第 i 维将要飞离优化范围时, 阻尼边界条件首先将粒子的第 i 维速度摄取, 然后将被阻尼边界条件摄取后的速度取负, 此时粒子方向变反, 将反弹回搜索空间。阻尼边界条件具体描述如下: 当第 i 维个体飞离优化范围时, 先将个体第 i 维赋予边界值, 随后将个体速度取反, 再乘以一个 $[0, 1]$ 之间的随机数值, 最后个体的位置与速度重新更新, 个体反弹回边界搜索空间, 具体操作可参考式(6)~式(8)进行。

$$x_{id} = \begin{cases} x_{dmax}, & x_{id} \geq x_{dmax} \\ x_{dmin}, & x_{id} \leq x_{dmin} \end{cases} \quad (6)$$

$$v_{id} = -v_{id}r \quad (7)$$

$$x_{id} = x_{id} + v_{id} \quad (8)$$

式中: x_{dmax}, x_{dmin} ——个体第 d 维分量的最大值与最小值;

r —— $[0, 1]$ 之间的随机变数值。

综上所述, 本文提出了具备双重学习功能的 GPSOA 算法思想: 以经典 PSO 算法为主体, 在迭代过程中引进遗传操作, 为了防备遗传运算对优异个体的损坏, 遴选一些优异粒子直接加入下一次迭代; 对于那些适应度值较差的粒子个体, 采取向失败学习经验的方法, 可使粒子群同时向成功与失败两方面学习, 达到开发较差粒子“潜力”的目的。综上操作不仅能确保下一代粒子质量, 而且避免了粒子陷入局部最优解。为了加强算法的全局搜寻和局部发掘功能, 在算法变量调节方面, 应采取 OPS (即 Official Production System, 一种应用于专家系统的程序设计语言) 方法。对迭代运算过程中飞离搜索范围的粒子, 采取阻尼边界的处理策略, 使其反弹回搜索空间继续搜寻最优解。

GAPSO 基本流程如图 5 所示。具体步骤如下。

Step1: 根据已定参数的初始搜索范围, 初始化粒子群 P , 随机生成各个粒子的初始速度和位置。

Step2: 根据函数计算各个粒子的适应度数

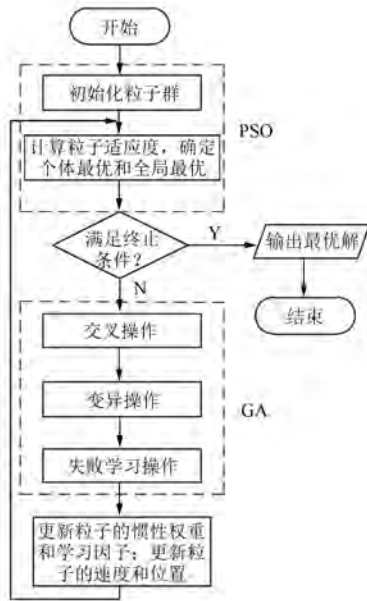


图5 基本优化流程图

值,明确群体中的个体最优解和全局最优解。

Step3: 判断是否满足终止条件,是则寻优完成,否则继续寻优。

Step4: 将 P 中的 N 个粒子依据式(9)~式(13)进行遗传运算,产生全新的粒子并保存到数组 Q_1 内。一次迭代运算过程中进行 $N/4$ 次遗传运算,即交叉运算、变异运算,最后产生 $N/2$ 个全新粒子。

Step5: 将 P 中适应度函数值较差的 $N/2$ 个新个体保存到数组 Q_2 内,此时采取向失败学习的策略, Q_2 内的粒子依据式(14)~式(15)进行学习。

Step6: 将 Q_1 、 Q_2 内的所有粒子组合为新的群体 P_1 , P_1 内的粒子个数为 N 。

Step7: 计算 P_1 内的粒子适应度函数值,并遴选 P_1 内适应度值较好的 $N/2$ 个粒子替代 P 中适应度值较差的 $N/2$ 个粒子。

Step8: 对 P 内的粒子依据式(16)~式(18)更新其惯性权重和学习因子,与此同时,依据式(4)~式(5)更新粒子的速度和位置。

Step9: 更新完成后重新执行 Step2,继续搜寻,直到满足终止条件为止。

$$p_c^k = p_c^{k+1} - (p_{cmax} - p_{cmin})/K_{max} \quad (9)$$

$$x_{Ad}^{k+1} = \alpha x_{Bd}^k + (1 - \alpha) x_{Ad}^k \quad (10)$$

$$x_{Bd}^{k+1} = \alpha x_{Ad}^k + (1 - \alpha) x_{Bd}^k \quad (11)$$

$$p_m^k = p_m^{k-1} + (p_{mmin} - p_{mmax})/K_{max} \quad (12)$$

$$x_{id}^{k+1} = \beta(x_{dmax}^k - x_{dmin}^k) + x_{dmin}^k \quad (13)$$

式中: p_c ——交叉概率;

p_{cmax} ——交叉概率初始数值;

p_{cmin} ——交叉概率最终数值;

x_{Ad} 、 x_{Bd} ——A、B 两个交叉个体的第 d 维分量;

α 、 β ——位于 $[0, 1]$ 之间的随机变量;

K_{max} ——最大进化代数;

p_m ——变异概率;

p_{mmin} ——变异概率初始值;

p_{mmax} ——变异概率最终值。

个体最差值 $p_{wi} = (p_{wi1}, \dots, p_{wid}, \dots, p_{wiD})^T$, 全局最差值 $g_w = (g_{w1}, \dots, g_{wd}, \dots, g_{wD})^T$, 则较差粒子更新过程可以表示为:

$$v_{id}^{k+1} = \omega^k v_{id}^k + c_1 r_1 (p_{bid}^k - p_{wid}^k) + c_2 r_2 (g_{bd}^k - p_{wd}^k) \quad (14)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (15)$$

每次迭代过程中的参数振荡策略过程如式(16)~式(18)所示:

$$\omega^k = \omega_{max} + (\omega_{min} - \omega_{max}) \times \text{mod}(k, K_{Sl})/K_{Sl} \quad (16)$$

$$c_1^k = c_{1max} + (c_{1min} - c_{1max}) \times \text{mod}(k, K_{Sl})/K_{Sl} \quad (17)$$

$$c_2^k = c_{2max} + (c_{2min} - c_{2max}) \times \text{mod}(k, K_{Sl})/K_{Sl} \quad (18)$$

式中: ω_{max} 、 ω_{min} ——各个振荡周期时的惯性权重初值与终值;

mod ——取余运算;

K_{Sl} ——每个振荡周期的迭代次数;

c_1^k 、 c_2^k ——第 k 次迭代运算时的个体学习因子和社会学习因子;

c_{1max} 、 c_{1min} ——各个振荡周期时个体学习因子的初值和终值;

c_{2max} 、 c_{2min} ——各个振荡周期时的社会学习因子的初始值和终值。

惯性权重和学习因子振荡情况如图6所示。

4 SWBSRM 多目标优化

在上文研究的基础之上,从增大悬浮力、提升

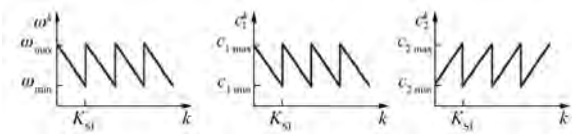


图 6 惯性权重和学习因子振荡情况

电机效率的角度出发,以电机外形尺寸不变和额定功率不小于设计指标为约束条件,利用 GAPSO 对 SWBSRM 的关键尺寸进行优化。优化前与优化后参数结果对比如表 2 所示。

表 2 优化前与优化后参数结果对比

优化变量	优化后	优化前	增强百分比/%
$\beta_r/(\circ)$	23.1	15.0	54.00
$\beta_s/(\circ)$	20.2	15.0	34.67
y_r/mm	11.5	10.0	15.00
D_i/mm	38.0	31.5	20.63
P_{loss}/W	143.6	191.4	-24.94
F/N	684.52	390.23	74.07
$\eta/\%$	87.2	84.6	3.07

为了更直观地展现 SWBSRM 优化后悬浮力和效率的提高,在转子无动态偏心条件下,对比不同转子位置角下的悬浮力和铁耗,如图 7 和图 8 所示。其中,0°为定、转子极中心线对齐位置角,且不同转子角下悬浮力均得到了 50~300 N 的提高,铁损减小了 30~60 W。

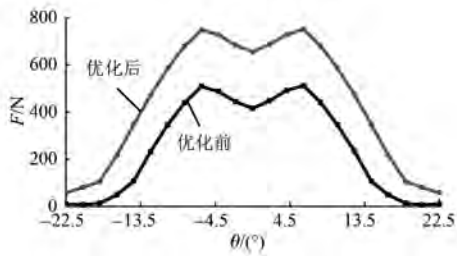


图 7 不同转子位置角下的悬浮力

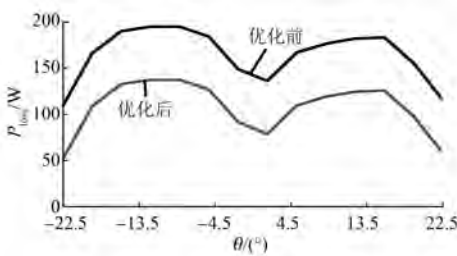


图 8 不同转子位置角下的铁损

图 9 所示为优化前后电机的磁密图,可以看出,定、转子极侧磁密增大但损耗减小。由此,SWBSRM 多目标优化设计方案的有效性得到了验证。

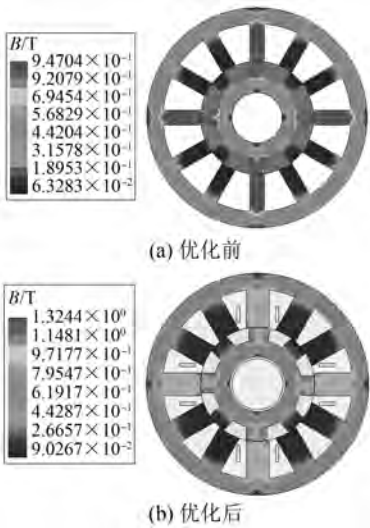


图 9 优化前后电机的磁密图

5 结 语

本文针对微电网中的 FES 系统,提出了一种 BSRM 悬浮力和效率多目标优化的方案。对 SWBSRM 的关键尺寸进行敏感性分析,得到了关键尺寸对效率和悬浮力的影响规律,确定优化参数。采用 GPSOA 对电机性能进行优化,获得了电机效率最高同时悬浮力最大的最优解组合。结果表明该方法适用于对磁悬浮电机的多目标优化,可以快速收敛到最优解。

【参考文献】

[1] ZHANG W, QIU M, LAI X. Application of energy storage technologies in power grids[J]. Power System Technology, 2008, 32(7): 3-9.

[2] 罗星,王吉红,马钊.储能技术综述及其在智能电网中的应用展望[J].智能电网,2014,2(1): 7-12.

[3] 张毅洲,万轶伦,谢邦鹏,等.电网飞轮储能轴承支承系统的研究[J].智能电网,2017,5(8): 827-831.

[4] 项倩雯,嵇小辅,孙玉坤.单绕组磁悬浮开关磁阻电机的原理与解耦控制[J].电机与控制学报,2012, 16(11): 22-28.

[5] 项倩雯,孙玉坤,嵇小辅.单绕组磁悬浮开关磁阻电机无径向位移传感器控制[J].电工技术学报, 2013, 28(8): 259-267.

(下转第 119 页)

电控系统开展研究,提出运用满意 PID 算法控制其主轴电机系统。运用组态软件对试验机主轴运行系统监控画面进行设计,同时通过试验得出:MCMS-10 试验机在转速达到 3 287 r/min 时,内部油液温度为 65.5 ℃,有效降低了油液温度,同时能够满足滑靴副测试的精度要求。

【参考文献】

- [1] NAOHIRO I I, ATSUSHI Y I. Characteristics of a slipper bearing for swash plate type axial piston pumps and motors[J]. Bulletin of the JSME, 1983, 26 (219): 1583-1589.
- [2] KOC E, HOOKE C J, LI K Y. Slipper balance in axial piston pumps and motors [J]. Transactions of the ASME, 1992, 114: 766-772.
- [3] KOC E, HOOKE C J. Investigation into the effects of orifice-size, offset and overclamp ratio on the lubrication of slipper bearings [J]. Tribology International, 1996, 29(4): 299-305.
- [4] KOC E, HOOKE C J. An analysis of the lubrication mechanisms of the bush-type bearings in high pressure pumps[J]. Tribology International, 1997, 30 (8): 553-560.
- [5] 韩德才, 周铁农, 潘永阁. 实际工况下滑靴油膜动特性的实验研究[J]. 东北重型机械学院学报, 1989, 13(1): 35-38.
- [6] 寇志伟, 崔啸鸣, 徐明娜, 等. 基于 PLC 与触摸屏的变频调速测控系统[J]. 电机与控制应用, 2014, 41 (12): 57-60.
- [7] 李红萍, 贾秀明, 李艺鸿, 等. 基于 MCGS 的风机变频监控系统设计[J]. 电机与控制应用, 2012, 39 (11): 48-49.
- [8] 李燕, 廖义奎, 王永. 图解变频器应用[M]. 北京: 中国电力出版社, 2014.
- [9] 李江全, 蒙贺伟. 三菱 FX 系列 PLC 数据通信及测控应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2011.
- [10] ALYINTAS Y, ASLAN D. Integration of virtual and on-line machining process control and monitoring[J]. CIRP Annals-Manufacturing Technology, 2017, 66 (1): 349-352.

收稿日期: 2018-05-31

(上接第 58 页)

- [6] 李立毅, 唐勇斌, 刘家曦, 等. 多种群遗传算法在无铁心永磁直线同步电机优化设计中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(15): 69-77.
- [7] 孙玉坤, 胡文宏, 朱志莹, 等. 单绕组磁悬浮开关磁阻电机结构优化设计[J]. 控制工程, 2015(5): 939-945.
- [8] 黄哲理, 赵光, 汪国梁. 模拟退火法在电机全局优化设计中的应用研究[J]. 西安交通大学学报, 1995, 29(2): 8-15.
- [9] KRASNOGOR N, SMITH J. A tutorial for competent memetic algorithms: model, taxonomy, and design issues [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2005, 9(5): 474-488.
- [10] COTTA C. Handbook of memetic algorithms [M]. Heidelberg: Springer, 2012.
- [11] 宋受俊, 葛乐飞, 刘虎成, 等. 开关磁阻电机设计及其多目标优化方法[J]. 电工技术学报, 2014, 29(5): 197-204.
- [12] 孙玉坤, 袁野, 黄永红, 等. 磁悬浮开关磁阻电机多目标优化设计[J]. 电机与控制学报, 2016, 20 (11): 32-39.
- [13] LIU X, HAN B. The multiobjective optimal design of a two-degree-of-freedom hybrid magnetic bearing [J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2014, 50(9): 1-14.
- [14] 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.
- [15] 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, 20(1): 68-75.

收稿日期: 2018-04-25