

基于 NSGA-II 的局部范围搜索算法的电机参数优化*

黄朝志, 耿永民, 原红卫

(江西理工大学 电气工程与自动化学院, 江西 赣州 341000)

摘要: 针对传统 NSGA-II 在永磁辅助开关磁阻电机的多目标优化中局部搜索能力较弱的问题, 提出一种基于 NSGA-II 的局部范围搜索算法 (RLS-NSGA-II), 利用改进的交叉算子与变异算子增强算法的搜索能力, 在局部区域内搜索最优解集, 并通过标准多目标问题验证算法的有效性。针对优化算法对决策变量的优化精度过高的问题, 对决策变量进行有效单位保留, 并以此提出一种最小单位优化变异方法。对电机转矩脉动、效率和平均转矩进行多目标优化, 与传统 NSGA-II 进行优化效果和仿真的对比验证, 结果表明本算法得出的最优解更有优势。

关键词: NSGA-II; 开关磁阻电机; 局部范围搜索; 搜索能力; 转矩脉动

中图分类号: TM352 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-6540(2022)06-0009-10

doi: 10.12177/emca.2022.029

Parameter Optimization of Motor by Regional Local Search Algorithm Based on NSGA-II *

HUANG Chaozhi, GENG Yongmin, YUAN Hongwei

(School of Electrical Engineering and Automation, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou 341000, China)

Abstract: Aiming at the problem that the traditional NSGA-II has weak regional local search ability in multi-objective optimization of permanent magnet (PM) assisted switched reluctance motors, a regional local search algorithm based on NSGA-II (RLS-NSGA-II) is proposed. The improved crossover operator and mutation operator are used to enhance the search capability of the algorithm and search for the optimal solution set in the local area. The effectiveness of the algorithm is verified through standard multi-objective problems. Aiming at the problem that the optimization algorithm's optimization precision of decision variables is too high, effective units for decision variables are reserved, and a minimum unit optimization mutation method is proposed. The multi-objective optimization of motor torque ripple, efficiency and average torque is performed using the proposed algorithm and the traditional NSGA-II. After optimization effect comparison and simulation, it is verified that the optimal solution derived from the proposed algorithm is more advantageous.

Key words: NSGA-II; switched reluctance motor (SRM); regional local search; search capability; torque ripple

收稿日期: 2022-04-27; 收到修改稿日期: 2022-05-15

* 基金项目: 国家自然科学基金项目(52167005)

作者简介: 黄朝志(1978—), 男, 博士, 副教授, 研究方向为电机结构与驱动控制。

耿永民(1997—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电机结构优化设计。

原红卫(1995—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电机结构优化设计。

0 引言

在日常生活中多目标优化问题随处可见,人们往往希望在有限的资源中挑选出最优解,但实际情况往往是多个最优解共同存在,最优解的目标函数之间相互制约,使最优参数难以通过比较得出。因此人们往往通过制定一些技术指标来限定目标函数的范围以降低选择的难度^[1]。转矩脉动、效率和平均转矩均可以作为目标函数,其中以效率为目标函数是为了更好地了解损耗的变化。为了观察局部的转矩脉动和平均转矩之间的约束关系,设置局部范围,使最优解集在该区域内产生,这对优化算法的搜索能力提出了更高的要求,算法必须拥有足够强的搜索能力才能得到最优解集。

非支配排序遗传算法(NSGA-II)是由 Deb 等^[2]提出的一种通用的多目标优化算法,在多目标优化问题中有着广泛的应用^[3-5]。陈吉清等^[6]使用 NSGA-II 对开关磁阻电机样机的结构参数进行多目标寻优,优化的结果表明该方法能够有效地抑制转矩脉动。由于该 NSGA-II 是 Isight 软件自带的算法,因此其结果还可以进一步优化。刁凯凯等^[7]利用分层优化的方式进行多目标优化,通过对比分析确定可以获得最优的电磁性能,然而其有着鲁棒性差且容易受到加工误差影响的缺点。

NSGA-II 的优点是搜索的范围广,然而在全局搜索中牺牲了局部范围中的优秀解。为了解决传统 NSGA-II 存在的问题,路艳雪等^[8]提出改进的正态分布交叉算子和自适应调整变异方式,使 Pareto 最优面更加均匀连续地分布,但其自适应变异方式不利于搜索到更优解。栗三一等^[9]提出了一种基于密度的局部搜索 NSGA-II 算法,对稀疏的个体进行极限优化和随机搜索,使搜索能力和收敛速度得到提高,但是算法的计算量有一定的增加,使收敛速度减慢了。

本文提出基于 NSGA-II 的局部范围搜索算法(RLS-NSGA-II)。RLS-NSGA-II 相比 NSGA-II 增强了局部搜索能力,同时为应对计算量的问题,RLS-NSGA-II 在局部范围内进行搜索,减少了搜索能力强导致的计算资源浪费。本文在算法优化的基础上将 RLS-NSGA-II 应用于一种永磁辅助开关磁阻电机(该种电机通过在定子槽中嵌入永磁体,使其具有更好的电磁性能)的参数优化中,并加入

有效单位保留策略,试验证明 RLS-NSGA-II 在搜索能力和收敛性方面都明显优于 NSGA-II,并且最优解的参数更加符合实际需求。

1 电机拓扑结构和优化模型建立

1.1 电机拓扑结构

本文提出一种在外转子开关磁阻电机中加入永磁体的新型 6/20 混合励磁三相外转子永磁辅助开关磁阻电机,其结构如图 1 所示。该电机定子由硅钢片叠压而成,定子分为六个分段定子,每个分段由两个辅助齿和一个 Y 型齿组成。一相的磁通路径如图 2 所示,永磁体就嵌入在辅助齿与 Y 型齿之间的槽口中,其中永磁体的磁性在分段定子中相反,在相邻的定子中磁性相对。定子极上有集中绕组,相对的两个绕组串联构成一相。外转子有 20 个极,本文在每个转子极上增加一个极靴角,以探究对电机运行参数的影响,极靴示意图如图 3 所示。混合励磁结构中的永磁体对开关磁阻电机磁场有增强的作用,进而改善电机的运行转矩。该电机的初始设计尺寸如表 1 所示。



图1 永磁辅助开关磁阻电机三维结构

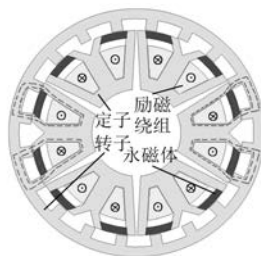


图2 一相的磁通路径

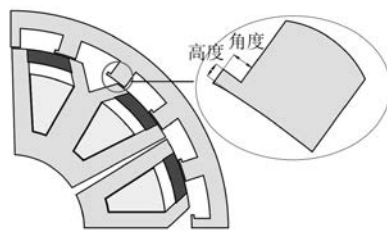


图3 极靴示意图

表 1 初始设计尺寸

参数名称	物理量表示	参数值
转子外径/mm	D_{ro}	172
转子内径/mm	D_{ri}	143.2
有效长度/mm	L_e	100
气隙长度/mm	g	0.6
转子极宽/mm	W_{rp}	7.5
定子极宽/mm	W_{sp}	6
定子外径/mm	D_{so}	142
转子极高/mm	H_{rp}	7.4
定子轭厚/mm	H_{sy}	9
定子极弧/(°)	β_s	5
转子极弧/(°)	β_r	6

1.2 建立优化模型

本文将转矩脉动作为一个目标函数;在降低转矩脉动的同时,平均转矩的大小也是一个值得考虑的问题,因此将平均转矩也作为一个目标函数;最后将电机的运行效率作为一个目标函数。综上,本文选取的三个目标函数分别为转矩脉动、平均转矩和效率^[10-11]。

本文选取 5 个结构参数和 4 个控制参数作为设计变量,对其进行皮尔逊相关系数分析,设计变量表和皮尔逊相关系数分布如表 2 和图 4 所示。

表 2 设计变量表

设计变量	下限值	上限值
匝数 N	40	70
转子齿宽 W_{rp} /mm	6	9
定子齿高 H_{sp} /mm	6	9
转子轭厚 H_{ry} /mm	6	10
定子轭厚 H_{sy} /mm	6	10
极靴角 $\theta_{ps}/(^{\circ})$	0	2
导通角 $\theta_{on}/(^{\circ})$	-1	1
关断角 $\theta_{off}/(^{\circ})$	6	9
斩波电流 I_{max}/A	20	30

由皮尔逊相关系数分布可以看出,匝数、极靴角、导通角、关断角和斩波电流等五个设计变量对三个目标函数的影响最大,因此选取此五个变量作为本优化的决策变量。利用响应面法对决策变量定义域内的样本点进行试验设计^[12-14],样本点数据由 Maxwell 有限元软件仿真得到。本试验设

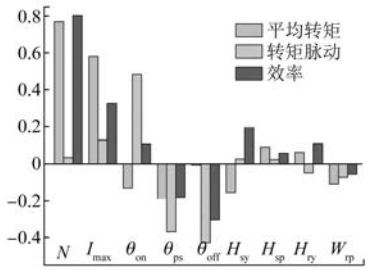


图 4 皮尔逊相关系数分布

计采用所需样本点少的 Box-Behnken 方法,样本点共有 46 个,使用 Design-Expert 软件对试验数据进行回归拟合分析,得到三个目标函数的二阶响应面方程。

1.3 保留有效单位

传统 NSGA- II 的决策变量的数值是由随机数、交叉算子和变异算子决定的,在优化的过程中决策变量的优化会越来越精细,这导致在最后的优化结果中存在决策变量精度过高的问题。因此,针对永磁辅助开关磁阻电机的运行参数特点,对其优化参数进行有效单位保留。具体做法是:匝数进行取整操作,电流、开通角、关断角和极靴角保留小数点后一位。经过有效单位保留后,考虑到所有可能存在的解集,总个体数约 4×10^7 个。其中最小单位优化变异的最小单位的精度和有效单位保留的精度相同。图 5 是 RLS-NSGA- II 使用了有效单位保留和不使用有效单位保留的对比图。

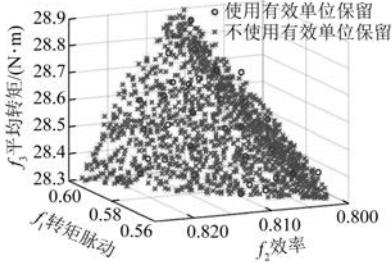


图 5 使用有效单位保留对比

其中不使用有效单位保留的个体为 1 416 个,使用有效单位保留的个体为 32 个,可以看到,使用了有效单位保留后,解集的数量大幅减少,在一定程度上减小了算法搜索的压力。虽然可供选择的个体变少了,但更加符合实际电机优化的需要,为后期的最优个体选择带来了方便。

2 RLS-NSGA-II 算法

为了解决传统 NSGA-II 对局部范围的 Pareto 最优面搜索能力较差的问题,本文提出一种基于改进 NSGA-II 的局部范围搜索的算法 RLS-NSGA-II。RLS-NSGA-II 在 NSGA-II 的优化空间中选择某一局部区域进行搜索,采用了正态分布交叉算子、极限优化变异算子和最小单位变异算子,并结合永磁辅助开关磁阻电机的实际情况,采用了有效单位保留策略,使得 RLS-NSGA-II 比 NSGA-II 有更好的搜索能力。由于 RLS-NSGA-II 在局部区域搜索,可以平衡采用新交叉算子和变异算子带来的计算量增大的问题。

2.1 局部范围搜索

2.1.1 正态分布交叉算子

传统的 NSGA-II 采用模拟二进制(SBX)交叉算子,本文采用随机搜索范围更广、搜索能力更强的正态分布交叉算子(NDX)^[15]。其交叉过程如下。首先产生一个随机数 $t \in (0, 1]$ 。

当 $t \leq 0.5$ 时,则:

$$\begin{cases} x_{1,i} = \frac{p_{1,i} + p_{2,i}}{2} + \frac{1481 \times (p_{1,i} - p_{2,i}) \times |N(0,1)|}{2} \\ x_{2,i} = \frac{p_{1,i} + p_{2,i}}{2} - \frac{1481 \times (p_{1,i} - p_{2,i}) \times |N(0,1)|}{2} \end{cases} \quad (1)$$

当 $t > 0.5$ 时,则:

$$\begin{cases} x_{1,i} = \frac{p_{1,i} + p_{2,i}}{2} - \frac{1481 \times (p_{1,i} - p_{2,i}) \times |N(0,1)|}{2} \\ x_{2,i} = \frac{p_{1,i} + p_{2,i}}{2} + \frac{1481 \times (p_{1,i} - p_{2,i}) \times |N(0,1)|}{2} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $p_{1,i}$ 和 $p_{2,i}$ 分别为父代 1 和父代 2 的第 i 个染色体; $x_{1,i}$ 和 $x_{2,i}$ 分别为子代 1 和子代 2 的第 i 个染色体; $|N(0,1)|$ 为标准正态分布随机变量。

2.1.2 极限优化变异算子

传统的 NSGA-II 变异策略只对一个决策变量进行变异,RLS-NSGA-II 变异策略为每个决策变量分别进行变异,即极限优化变异^[16]。极限优化变异能够有效提高局部搜索能力^[17],其具体方法如下。设当前目标变异解为 $X = (x_1, x_2, \dots, x_v)$, v 为决策变量的个数,极限优化变异公式为

$$\begin{cases} X_i = (x_1, \dots, x'_i, \dots, x_v), 1 \leq i \leq v \\ x'_i = x_i + \alpha \times \beta_{\max}(x_i), 1 \leq i \leq v \end{cases} \quad (3)$$

$$\alpha = \begin{cases} (2h)^{[1/(q+1)]} - 1, 0 \leq h \leq 0.5, \\ 1 - [2(1-h)]^{(\frac{1}{q+1})}, 0.5 < h \leq 1 \end{cases} \quad (4)$$

$$\beta_{\max}(x_i) = \max[x_i - l_i, u_i - x_i], 1 \leq i \leq v \quad (5)$$

式中: x_i 为未变异的决策变量; x'_i 是变异后的决策变量; h 为 $0 \sim 1$ 的随机数; q 为正实数,其决定了变异曲线的形状,因此称为形状参数,本文 q 设置为 11; $\beta_{\max}(x_i)$ 为当前目标变异解的决策变量可变动的最大值; α 为随机变量; l_i 为第 i 个决策变量的下界; u_i 为第 i 个决策变量的上界。

经过极限变异后,一个父代个体可以产生 v 个不同的子代个体。极限优化变异的搜索距离较小,而搜索范围较广,可以搜索到目标周围可能存在的可行解。本文的极限优化变异针对的是拥挤度较大的前 20% 的个体。

2.1.3 最小单位优化变异

前文介绍了有效单位的保留。本文在极限优化变异的基础上加入最小单位变异,通过对染色体施加最小单位的变异量,起到增强其局部搜索能力的作用。最小单位代表着优化的精确度,精确度越高,则 Pareto 解集越多。对决策变量进行最小单位变异有利于增加变异的有效搜索能力。变异的最小单位由下式决定:

$$m = \frac{2}{[(r_{\text{eal_max}} - r_{\text{eal_min}}) / S_d]} \quad (6)$$

式中: $r_{\text{eal_max}}$ 、 $r_{\text{eal_min}}$ 分别为决策变量的实际最大值和实际最小值; S_d 表示有效位数,代表着精确位数,例如精确位为保留小数点后一位时是 0.1,保留小数点后两位时是 0.01。

由此提出一种基于单位优化变异的变异算子,如下:

$$\begin{cases} X_i = (x_1, \dots, x'_i, \dots, x_v), 1 \leq i \leq v \\ x'_i = x_i + m \times Z, 1 \leq i \leq v \end{cases} \quad (7)$$

式中: Z 是整数,可以根据实际情况设置为 -2、-1、1 或者 2 等整数; m 为变异的最小单位。

该变异算子的最大优势是以最小精度为变异单位,搜索个体周围的可行解。

2.2 局部范围和最优个体的选取

2.2.1 选取局部范围

以本文的三目标电机参数优化为例,局部搜索优化原则是在降低转矩脉动的基础上,尽量少平均转矩的降低^[18],效率的选取则优先级较

低,因为效率主要是用于观察损耗的变化。在 RLS-NSGA-II 运行之前,使用者需要设定转矩脉动的上限、下限和平均转矩的下限。局部范围搜索的选择过程示意图如图 6 所示,为方便理解,图 6 的右视图如图 7 所示,在转矩脉动上、下限之间且在平均转矩下限之上的个体即是符合要求的个体。

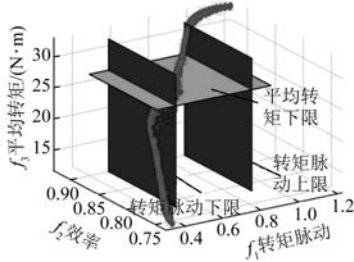


图 6 局部范围选择示意图

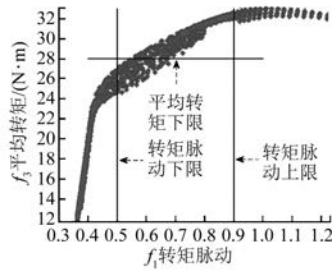


图 7 右视图

2.2.2 最优个体的选取

由图 6 可知,在 NSGA-II 算法得到的全局 Pareto 解集中,随着转矩脉动的降低,电机效率和平均转矩的数值也在降低,目标之间相互制约。在图 6 中,随着转矩脉动减小,平均转矩降低的速度逐渐加快。在得出一组局部范围个体后,需要根据需求选出最优的个体,但是选择最优个体主要依靠决策者的个人偏好。为了便于后面的参数优化对比,这里给出一种简单的最优个体选取公式:

$$f_{\text{ripple}} = \frac{M_{\text{ax-ripple}} - C_{\text{h-ripple}}}{M_{\text{ax-ripple}} - M_{\text{in-ripple}}} \quad (8)$$

$$f_{\text{torque}} = \frac{C_{\text{h-torque}} - M_{\text{in-torque}}}{M_{\text{ax-torque}} - M_{\text{in-torque}}} \quad (9)$$

$$f = f_{\text{ripple}} + f_{\text{torque}} \quad (10)$$

式中: f_{ripple} 、 f_{torque} 和 f 分别是转矩脉动、平均转矩和个体的适应值; $M_{\text{ax-ripple}}$ 、 $M_{\text{in-ripple}}$ 和 $C_{\text{h-ripple}}$ 分别是转矩脉动的最大值和最小值以及个体的转矩脉

动; $M_{\text{ax-torque}}$ 、 $M_{\text{in-torque}}$ 和 $C_{\text{h-torque}}$ 分别是平均转矩的最大值、最小值和平均值。

由式(8)可知,转矩脉动越小,则该个体的适应值越大,其被选为最优个体的概率就越大。由式(9)可知,平均转矩越大,该个体的适应值越大,其被选为最优个体的概率就越大。式(10)表明,个体的适应值是转矩脉动适应值和平均转矩适应值之和,通过这种方法可以较好地平衡转矩脉动和平均转矩之间的优化矛盾。尽管效率与转矩脉动和平均转矩之间也有优化矛盾,但本文未将效率考虑到最优个体的选取过程中。

2.3 RLS-NSGA-II 算法流程

根据 NSGA-II 求出 Pareto 解集的大致分布,选择具体的转矩脉动上、下限和平均转矩的下限等参数,设定种群个数和最大迭代次数,RLS-NSGA-II 的具体算法流程如下。步骤 1: 设置 RLS-NSGA-II 的参数;步骤 2: 初始化,产生符合要求的解集作为初代父代解集;步骤 3: 对父代解集进行正态分布交叉和变异,并对拥挤度大的个体进行极限优化变异和最小单位优化变异,产生子代解集;步骤 4: 合并父代解集和子代解集,进行非支配排序;步骤 5: 记录合并解集中 Pareto 等级为 1 且符合要求的个体,并选择局部范围内的解集作为下一代的父代解集;步骤 6: 重复步骤 3~步骤 5 直到完成迭代次数;步骤 7: 对记录的解集进行非支配排序,挑选其中 Pareto 等级为 1 的个体作为最优解集。

RLS-NSGA-II 在局部范围内进行优化,使用改进的交叉和变异方式,可以扩大解集的搜索范围得到更多的个体,使搜索能力和收敛性得到提高。

3 优化算法仿真与电机参数优化

3.1 优化算法仿真

ZDT 系列函数和 DTLZ 函数广泛应用于多目标函数的性能测试。为了测试本论文提出的 RLS-NSGA-II 的性能,采用双目标 ZDT 系列函数(ZDT1、ZDT2 和 ZDT3)和三目标 DTLZ 系列函数(DTLZ2)进行仿真,将结果与传统的 NSGA-II 进行对比。本文采用 MATLAB R2016a 版本,处理器为 3.30 GHz,8.00 GB 内存。

评价函数使用收敛性度量指标 γ , γ 表示测试解集与真实 Pareto 解集最优前沿的逼近程度, 其计算式如下:

$$\gamma(S, S^*) = \frac{1}{|S|} \sum_{x \in S} d(x, S^*) \tag{11}$$

$$d(x, S^*) = \min_{y \in S^*} \|F(x) - F(y)\|^2 \tag{12}$$

式中: x 是测试算法的解向量; S 是测试算法的解集; S^* 是真实 Pareto 解集; $d(x, S^*)$ 表示测试算法得出的解集与真实 Pareto 解集的距离最小值; $F(x)$ 为算法求得的非支配解的位置; $F(y)$ 为真实 Pareto 最优解前沿采样点的位置。

该评价函数表明, 当测试算法得出的解集越逼近真实 Pareto 解集时, γ 值越小。因此, 该评价函数可以用来测试算法的收敛能力。

为对比 RLS-NSGA-II 和传统 NSGA-II 的收敛效果, 将 RLS-NSGA-II 与 NSGA-II 分别独立运行 100 次, 记录其收敛性度量指标 γ 的数值, 运行参数是: NSGA-II 种群数量 500, 迭代次数 500; RLS-NSGA-II 的种群数量为 100, 迭代次数 500。对两算法得出的 γ 值进行独立样本 t 检验^[19], 得出两样本的显著性差异, 仿真数据如表 3 所示。

表 3 算法仿真数据

		NSGA-II	RLS-NSGA-II	P 值	显著性
ZDT1	平均值	1.32×10^{-3}	6.03×10^{-4}	0.061	不显著
	标准偏差	4.04×10^{-5}	2.87×10^{-4}		
ZDT2	平均值	1.32×10^{-3}	1.02×10^{-3}	<0.001	极显著
	标准偏差	4.04×10^{-5}	7.24×10^{-5}		
ZDT3	平均值	7.86×10^{-4}	6.58×10^{-4}	<0.001	极显著
	标准偏差	2.39×10^{-5}	4.01×10^{-5}		
DTLZ2	平均值	9.35×10^{-3}	5.66×10^{-3}	<0.001	极显著
	标准偏差	4.60×10^{-4}	1.55×10^{-3}		

从表 3 可以看出, RLS-NSGA-II 相比 NSGA-II 在测试函数 ZDT2、ZDT3 和 DTLZ2 中有着极显著的差异 (P 值小于 0.001), 而在测试函数 ZDT1 中则不显著 (P 值大于 0.05), 但 RLS-NSGA-II 得出的 γ 平均值仍然小于 NSGA-II 的。

测试函数的 Pareto 前沿图如图 8~图 12 所示。在 ZDT1、ZDT2 和 ZDT3 两目标函数图中, RLS-NSGA-II 得出的 Pareto 前沿比 NSGA-II 得出的更靠近真实 Pareto 前沿, 说明其可以较为稳定地收敛到真实 Pareto 前沿; 在 DTLZ2 三目标函数

图中, RLS-NSGA-II 得出的 Pareto 前沿比 NSGA-II 得出的更靠近 Pareto 前沿, 并且 RLS-NSGA-II 的个体相比 NSGA-II 更均匀地分布在 Pareto 前沿。

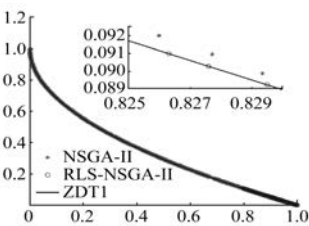


图 8 ZDT1 的 Pareto 前沿图

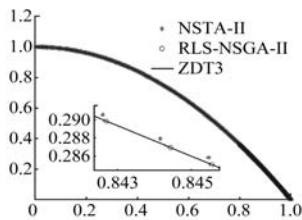


图 9 ZDT2 的 Pareto 前沿图

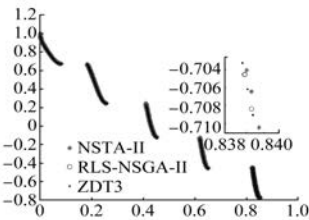


图 10 ZDT3 的 Pareto 前沿图

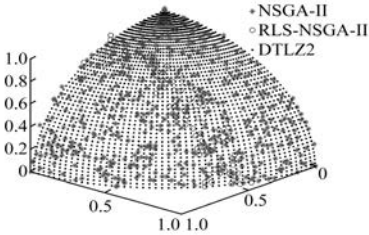


图 11 DTLZ2 的 Pareto 前沿图

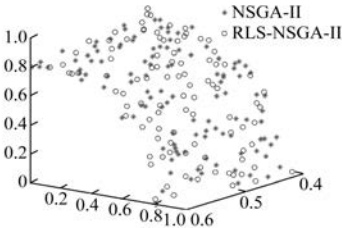


图 12 DTLZ2 局部对比的 Pareto 前沿图

通过 NSGA-II 与 RLS-NSGA-II 的对比可以看到,RLS-NSGA-II 拥有比 NSGA-II 更强的局部收敛能力,能够搜索到质量更好的 Pareto 解集,而且从搜索的局部区域来看,RLS-NSGA-II 在 Pareto 前沿的分布也更好。

3.2 永磁辅助开关磁阻电机优化

3.2.1 电机多目标优化对比

NSGA-II 得出的全局 Pareto 最优面如图 13 所示,其中种群数量为 1 000,迭代次数为 500。

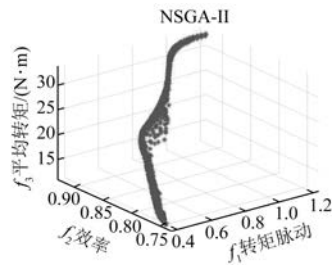


图 13 NSGA-II 得出的全局 Pareto 最优面

全局最优个体的决策变量是匝数 70 匝、电流 30 A、开通角 -1°、关断角 7.8°和极靴角 2°,目标函数的参数是转矩脉动 51.74%、效率 78.92%、平均转矩 27.328 4 N·m。

在实际电机优化中,为了使 RLS-NSGA-II 求出的解集数量尽可能多,在迭代选择过程中将转矩脉动范围扩大 10%,将平均转矩的下限降低 3%。表 4 是 RLS-NSGA-II 的 7 组试验参数设置。对 NSGA-II 得出的全部解集进行表 4 的范围设置,与 RLS-NSGA-II 得出的最优解集进行对比,得出的局部 Pareto 解集如图 14 所示。

表 4 RLS-NSGA-II 的参数设置

组号	1	2	3	4	5	6	7
转矩脉动下限	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3
转矩脉动上限	1.0	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4
平均转矩下限/(N·m)	32.5	32.0	31.0	29.8	28.3	26.3	19.4

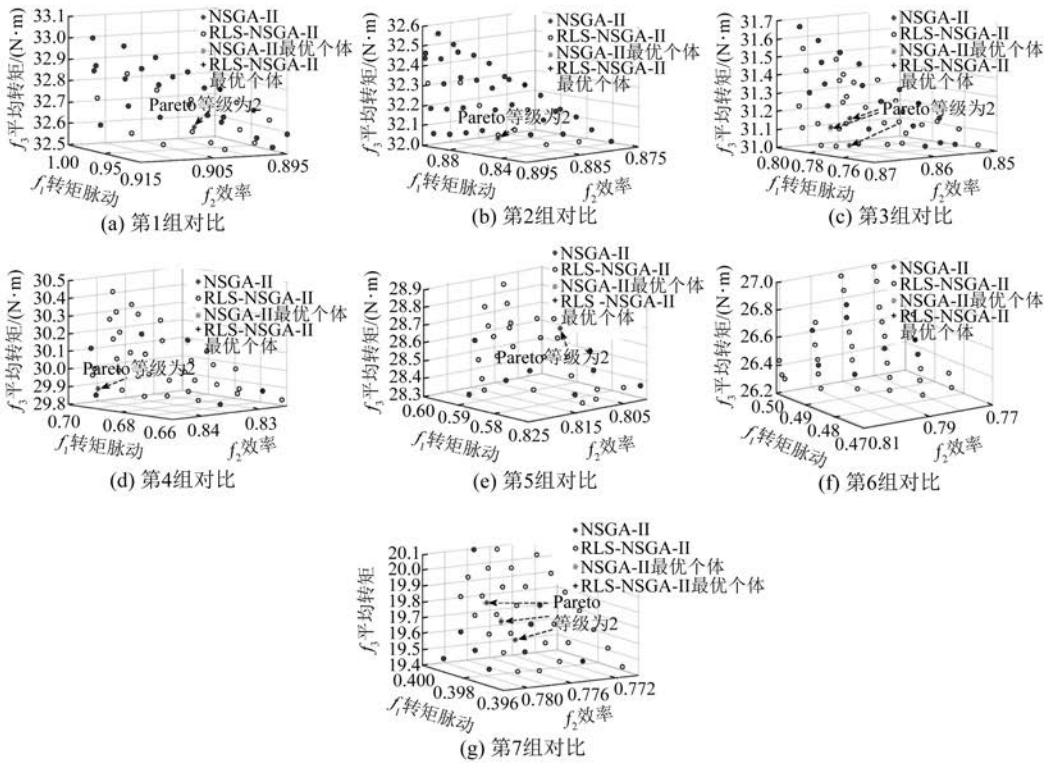


图 14 局部 Pareto 解集对比

由图 14 可得到表 5,搜索到的个体数量代表搜索能力的强弱,是否被支配代表收敛能力的强弱。从表 5 可以看到,在第 1、2、4、5 组中,有一个

NSGA-II 搜索到的个体被 RLS-NSGA-II 搜索到的个体所支配;在第 3、7 组中,有三个 NSGA-II 搜索到的个体被 RLS-NSGA-II 搜索到的个体所支配;

在第 6 组中,没有 NSGA-II搜索到的个体被 RLS-NSGA-II搜索到的个体支配。同时 RLS-NSGA-II搜索到的个体比 NSGA-II搜索到的个体更多,这说明 RLS-NSGA-II的搜索能力和局部收敛能力更强。

表 5 局部搜索能力对比

组号	NSGA-II 个数	RLS-NSGA-II 个数	NSGA-II 被支配个数
1	23	36	1
2	34	41	1
3	21	47	3
4	6	40	1
5	9	32	1
6	7	37	0
7	11	36	3

使用前文提出的最优个体选取方案[式(8)~(10)],挑选出局部最优的个体,表 6 和表 7 分别为 NSGA-II 和 RLS-NSGA-II 的 7 组试验结果,其中第 1、3、5 组得出的最优个体相同。第 2、4、7 组 RLS-NSGA-II 得到的最优个体相比 NSGA-II 的转

矩脉动更小,但效率和平均转矩不如 NSGA-II 的。其中第 2 组在关断角延后 0.1°和极靴角增加 0.1°后,转矩脉动降低 3.44%,而效率和平均转矩分别降低了 0.93% 和 0.79%;第 4 组在极靴角增加 0.1°后,转矩脉动降低了 2.65%,而效率和平均转矩分别降低了 0.59% 和 0.89%。第 6 组在匝数增加 1 匝和关断角延后 0.1°后,RLS-NSGA-II 得到了比 NSGA-II 转矩脉动低 0.12% 且平均转矩高 0.11% 的优秀个体。

在使用有效单位保留的 NSGA-II 与 RLS-NSGA-II 进行对比后可以看到,RLS-NSGA-II 有着更强的局部范围搜索能力,可以搜索到 NSGA-II 搜索不到的优秀个体,加上引入的最小单位优化变异,使得 RLS-NSGA-II 可以局部搜索到解集周围的优秀个体,而且 RLS-NSGA-II 可以搜索到能支配 NSGA-II 搜索结果的个体。综上所述,RLS-NSGA-II 相比 NSGA-II 有着更强的搜索能力和收敛性。尽管如此,算法搜索出的依然是理论值,接下来将利用有限元软件进行仿真。

表 6 NSGA-II 的 1~7 组试验数据

参数	1	2	3	4	5	6	7
匝数	70	70	70	70	70	68	60
电流/A	30	30	30	30	30	30	26.8
开通角/(°)	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
关断角/(°)	7.4	7.5	7.7	7.8	7.9	8.0	8.7
极靴角/(°)	0	0.1	0.7	1.1	1.6	2	2
转矩脉动	0.926 8	0.895 0	0.762 3	0.679 4	0.579 5	0.483 1	0.398 3
效率	0.901 4	0.893 3	0.856 9	0.833 5	0.805 0	0.792 3	0.774 7
平均转矩/(N·m)	32.792 0	32.562 1	31.255 1	30.162 5	28.550 3	26.587 7	19.789 7

表 7 RLS-NSGA-II 的 1~7 组试验数据

参数	1	2	3	4	5	6	7
匝数	70	70	70	70	70	69	60
电流/A	30	30	30	30	30	30	26.5
开通角/(°)	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
关断角/(°)	7.4	7.6	7.7	7.8	7.9	8.1	8.7
极靴角/(°)	0	0.2	0.7	1.2	1.6	2	2
转矩脉动	0.926 8	0.864 2	0.762 3	0.661 4	0.579 5	0.482 5	0.396 8
效率	0.901 4	0.885 0	0.856 9	0.828 6	0.805 0	0.783 1	0.773 5
平均转矩/(N·m)	32.792 0	32.304 4	31.255 1	29.894 8	28.550 3	26.617 6	19.484 3

3.2.2 电机有限元仿真对比

将 NSGA-Ⅱ 局部最优第 6 组、RLS-NSGA-Ⅱ 第 6 组和 NSGA-Ⅱ 全局最优的参数代入 Maxwell 软件中进行仿真^[20], 仿真结果如表 8 所示。

表 8 有限元仿真数据对比

参数	局部 NSGA-Ⅱ	RLS-NSGA-Ⅱ	全局 NSGA-Ⅱ
转矩脉动	0.575 2	0.558 4	1.049 0
效率	0.834 9	0.832 3	0.820 3
平均转矩/(N·m)	26.409 3	26.082 8	18.681 7

将有限元仿真结果与多目标优化结果对比可以看到, 局部 NSGA-Ⅱ、RLS-NSGA-Ⅱ 和全局 NSGA-Ⅱ 的转矩脉动在有限元仿真的数值上比算法得出的值分别高 19.1%、15.7% 和 3.6%; 效率上分别高 5.4%、6.3% 和 0.4%; 平均转矩的差别不大, 基本可以忽略。

三组有限元仿真图如图 15~图 17 所示, 图 15~图 17 中截取了电机处于稳定时的状态。在图 15 转矩仿真对比图中可以看到, 局部搜索得到的结果相比全局搜索在转矩脉动没有太大变化的情况下, 平均转矩得到较大的提升, 并且 RLS-NSGA-Ⅱ 相比局部 NSGA-Ⅱ 在平均转矩降低了 1.2% 的情况下转矩脉动降低了 2.9%, 这说明 RLS-NSGA-Ⅱ 拥有更强的搜索能力。在图 16 铁损对比图中可以看到, RLS-NSGA-Ⅱ 比局部 NSGA-Ⅱ 匝数多 1 匝且关断角延后 0.1°, 而铁损比局部 NSGA-Ⅱ 小。在图 17 铜损对比图中可以看到, RLS-NSGA-Ⅱ 的铜损最大, 这主要是由电流的导通时间延长带来的。从转矩对比图和损耗对比图来看, RLS-NSGA-Ⅱ 算法相比局部 NSGA-Ⅱ 和全局 NSGA-Ⅱ 在局部区域寻优中, 搜索更优解的能力更加优秀。

从有限元仿真来看, 多目标优化与有限元仿真的结果是相近的, 具有较好的拟合程度, 多目标

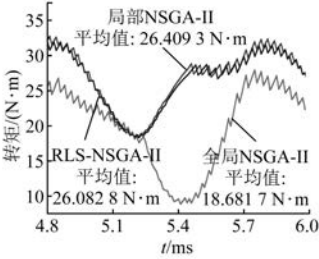


图 15 转矩仿真对比图

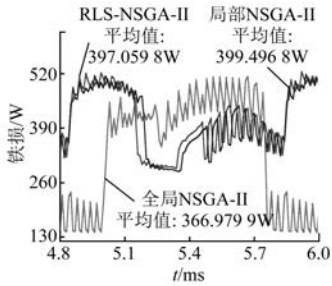


图 16 铁损对比图

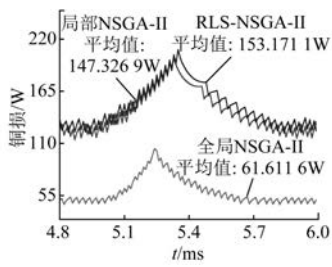


图 17 铜损对比图

优化的结论可以在有限元仿真中得到验证, 可以一定程度上预测有限元仿真的结果, 这对电机结构和控制参数优化的提升是巨大的。在接下来的研究中, 将继续对 RLS-NSGA-Ⅱ 进行符合工程实际的优化设计, 以便提高电机本体设计的效率和有效性。

4 结 语

本文针对 6/20 永磁辅助开关磁阻电机参数优化提出了基于 NSGA-Ⅱ 改进得到的 RLS-NSGA-Ⅱ, 在引入了正态分布算子和对拥挤度大的个体进行极限优化变异和最小单位优化变异的基础上, 进行局部寻优, 并使用有效单位保留策略, 使算法搜索到的解集参数更加符合实际需求。

使用 RLS-NSGA-Ⅱ 进行优化算法仿真和永磁辅助开关磁阻电机参数优化试验。在评价函数测试中, 通过使用收敛性度量指标 γ , 证明了 RLS-NSGA-Ⅱ 拥有优秀的收敛速度和收敛能力, 验证了 RLS-NSGA-Ⅱ 的有效性。在电机多目标优化对比中, 第 6 组中 RLS-NSGA-Ⅱ 搜索到了 37 个解集, 远多于 NSGA-Ⅱ 的 7 个, 说明本算法的搜索能力强于 NSGA-Ⅱ。在电机参数优化试验中, 使用有限元仿真软件对最优个体进行仿真, RLS-NSGA-Ⅱ 相比局部 NSGA-Ⅱ 在平均转矩降低了

1.2%的情况下转矩脉动降低了 2.9%,这说明 RLS-NSGA-II 拥有更强的搜索能力,验证了本算法有更为优越的最优解搜索能力。尽管仿真中一些运行数据的实际值与理论值存在误差,但总体与理论值差别不大。在后续的研究中,将会考虑减小理论值与实际值之间的误差,为电机的结构优化和控制参数优化提供更好的参考。

【参考文献】

- [1] 丁文,李可,付海刚. 一种 12/10 极模块化定子混合励磁开关磁阻电机分析[J]. 电工技术学报, 2022,37(8): 1948.
- [2] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002,6(2): 182.
- [3] VERMA S, PANT M, SNASEL V. A comprehensive review on NSGA-II for multi-objective combinatorial optimization problems [J]. IEEE Access, 2021, 9: 57757.
- [4] 乔俊飞,李霏,杨翠丽. 一种基于均匀分布策略的 NSGA II 算法 [J]. 自动化学报, 2019, 45 (7): 1325.
- [5] 曹永娟,冯亮亮,毛瑞,等. 轴向磁场永磁记忆电机多目标分层优化设计[J]. 中国电机工程学报, 2021,41(6): 1983.
- [6] 陈吉清,冼浩岚,兰凤崇,等. 开关磁阻电机结构性转矩脉动抑制方法[J]. 机械工程学报, 2020, 56 (20): 106.
- [7] 刁凯凯,孙晓东,杨泽斌. 开关磁阻电机系统级确定性与鲁棒性优化设计方法对比分析[J/OL]. 中国电机工程学报, <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.TM.20220414.1242.005.html>.
- [8] 路艳雪,赵超凡,吴晓锋,等. 基于改进的 NSGA-II 多目标优化方法研究[J]. 计算机应用研究, 2018, 35(6): 1733.
- [9] 栗三一,李文静,乔俊飞. 一种基于密度的局部搜索 NSGA2 算法[J]. 控制与决策, 2018,33(1): 60.
- [10] 朱曰莹,杨传甜,赵桂范,等. 电动车用开关磁阻电机驱动系统多指标同步优化[J]. 电机与控制学报, 2018,22(10): 25.
- [11] HUA Y Z, ZHU H Q, GAO M, et al. Multiobjective optimization design of permanent magnet assisted bearingless synchronous reluctance motor using NSGA-II [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021,68(11): 10477.
- [12] 李洁,李艺辉,刘作军. 基于 NSGA-III 的开关磁阻发电机多目标优化设计[J]. 微电机, 2020,53(8): 5.
- [13] 高学平,秦孜学,朱洪涛,等. 基于响应面模型侧式进/出水口体型多目标优化[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2019,47(11): 127.
- [14] CUI M M, WANG Z, WANG L G et al. Numerical simulation and multi-objective optimization of partition cooling in hot stamping of the automotive B-pillar based on RSM and NSGA-II[J]. Metals, 2020, 10(9): 1264.
- [15] 姜惠兰,安星,王亚微,等. 基于改进 NSGA2 算法的考虑风机接入电能质量的多目标电网规划[J]. 中国电机工程学报, 2015,35(21): 5405.
- [16] ZENG G Q, CHEN J, LI L M, et al. An improved multi-objective population-based extremal optimization algorithm with polynomial mutation [J]. Information Sciences, 2016,330: 49.
- [17] 栗三一,王延峰,乔俊飞,等. 一种基于区域局部搜索的 NSGA II 算法 [J]. 自动化学报, 2020, 46 (12): 2617.
- [18] PAN Z, FANG S. Torque performance improvement of permanent magnet arc motor based on two-step strategy [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021,17(11): 7523.
- [19] 赵志彪,刘浩然,刘彬,等. 改进非支配排序精英遗传算法的篦冷机参数优化[J]. 控制与决策, 2020, 35(5): 1217.
- [20] EL-NEMR M, AFIFI M, REZK H, et al. Finite element based overall optimization of switched reluctance motor using multi-objective genetic algorithm (NSGA-II) [J]. Advances in Mathematics, 2021,9: 576.