



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2402538

引用格式:黄朝志,李思颖,刘小波,等.基于KELM-NSGA-II的永磁辅助同步磁阻电机多目标优化方法[J].科学技术与工程,2025,25(3):1065-1074.

Huang Chaozhi, Li Siying, Liu Xiaobo, et al. Multi-objective optimization method for permanent magnet-assisted synchronous reluctance motor based on KELM-NSGA-II[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(3): 1065-1074.

# 基于KELM-NSGA-II的永磁辅助同步磁阻电机多目标优化方法

黄朝志,李思颖,刘小波,孙燕文

(江西理工大学电气工程与自动化学院,赣州 341000)

**摘要** 为提高永磁辅助同步磁阻电机(permanent magnet-assisted synchronous reluctance motor, PMa-SynRM)的输出性能,提出了基于核极限学习机(kernel extreme learning machine, KELM)和快速非支配排序遗传算法(nondominated sorting genetic algorithm, NSGA-II)相结合的外转子PMa-SynRM多目标优化设计方法。首先,对PMa-SynRM转子磁障进行初步设计并分析PMa-SynRM工作原理。其次,通过综合敏感性分析评估每个设计变量对优化目标的影响,选取主要优化参数。然后,以高输出转矩、高效率 and 低转矩脉动为优化目标,建立基于KELM的代理模型。最后,采用NSGA-II进行全局寻优,从NSGA-II生成的Pareto前沿中选择最优解,并通过有限元分析进行验证。仿真结果表明:优化后的电机较初始电机平均转矩提高了15.83%,转矩脉动降低了60.27%,且优化后电机效率较初始电机也有所提高,验证了本文优化设计方法的有效性。

**关键词** 永磁辅助同步磁阻电机;KELM;多目标优化;NSGA-II

**中图分类号** TM352; **文献标志码** A

## Multi-objective Optimization Method for Permanent Magnet-assisted Synchronous Reluctance Motor Based on KELM-NSGA-II

HUANG Chao-zhi, LI Si-ying, LIU Xiao-bo, SUN Yan-wen

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

**[Abstract]** In order to improve the output performance of permanent magnet assisted synchronous reluctance motor (PMa-SynRM), a multi-objective optimization design method for external rotor PMa-SynRM based on kernel extreme learning machine (KELM) and fast non-dominated sorting genetic algorithm (NSGA-II) was proposed. Firstly, the preliminary design of the PMa-SynRM rotor magnetic barrier was carried out and the working principle of the PMa-SynRM was analyzed. Secondly, the influence of each design variable on the optimization goal was evaluated through comprehensive sensitivity analysis, and the main optimization parameters were selected. Thirdly, with high output torque, high efficiency and low torque ripple as the optimization goals, a surrogate model based on KELM was established. Finally, NSGA-II was used for global optimization, and the optimal solution was selected from the Pareto frontier generated by NSGA-II, which was verified by finite element analysis. The simulation results show that the average torque of the optimized motor is increased by 15.83%, the torque ripple is reduced by 60.27%, and the efficiency of the optimized motor is also improved compared with the initial motor, which verifies the effectiveness of the optimized design method proposed in this paper.

**[Keywords]** permanent magnet-assisted synchronous reluctance motor; KELM; multi-objective optimization; NSGA-II

近年来,永磁同步电机(permanent magnet synchronous motor, PMSM)因具有高功率密度、高效率 and 宽恒功率调速范围等优点被广泛运用于工业和

交通等领域<sup>[1-2]</sup>。然而随着稀土永磁体(permanent magnet, PM)资源日益紧缺所带来的供应链不稳定和价格波动等问题一定程度上限制了PMSM的发

收稿日期:2024-04-09 修订日期:2024-07-18

基金项目:国家自然科学基金(52167005);江西省自然科学基金(20232BAB204063)

第一作者:黄朝志(1978—),男,汉族,江西赣州人,博士,副教授,硕士研究生导师。研究方向:电机结构与驱动控制。E-mail: huangchaozhi@163.com。

投稿网址:www.stae.com.cn

展<sup>[3]</sup>。为减少对稀土材料的依赖,永磁辅助同步磁阻电机(permanent magnet-assisted synchronous reluctance motor, PMa-SynRM)这种少稀土甚至无稀土电机逐渐引起重视<sup>[4]</sup>。PMa-SynRM 结合了同步磁阻电机(synchronous reluctance motors, SynRM)和PMSM的优点。与SynRM相比,PMa-SynRM存在永磁体励磁,具有更高的转矩密度和功率因数<sup>[5]</sup>,与PMSM相比,PMa-SynRM减少了稀土永磁体的使用,成本降低,使其性价比远高于PMSM<sup>[6]</sup>。但随着永磁体的加入,如何权衡磁障设计与永磁体用量以实现PMa-SynRM的高性能输出仍是亟待解决的问题之一。

为设计高效可靠的PMa-SynRM,目前多采用多目标优化方法对PMa-SynRM进行优化设计。文献[7]在ANSYS软件中用参数化扫描方法优化PMa-SynRM,可以直观地看出各设计变量对优化目标的影响,但存在计算量大、耗时长缺点,不适合变量较多的情况。为进一步提高PMa-SynRM多目标优化效果,文献[8]采用了基于代理模型结合优化算法的方法,以寻找满足电机设计的最优组合。常用的代理模型有响应面模型<sup>[9]</sup>、Kriging模型<sup>[10]</sup>、神经网络模型<sup>[11]</sup>和核极限学习机(kernel extreme learning machine, KELM)模型<sup>[12]</sup>等。代理模型的拟合效果将直接影响电机优化的可靠性,选取合适的代理模型直接影响电机的优化设计。文献[13]对比了几种代理模型的拟合效果,并选择了拟合效果最佳的随机森林模型。

电机优化设计中常见的优化算法有粒子群算法、遗传算法<sup>[14]</sup>和差分进化算法<sup>[15]</sup>等。文献[16]结合Kriging模型与改进的粒子群多目标优化算法,优化开关磁阻电机本体结构,维持了较大的平均转矩,同时大幅度降低了转矩脉动。文献[17]对PMa-SynRM的设计变量进行强弱敏感层分类处理,再利用非支配排序遗传算法(nondominated sorting genetic algorithm, NSGA-II)算法多目标寻优,得到了较好的电机热性能。

基于以上分析,以外转子PMa-SynRM为对象,提出一种基于代理模型和多目标优化算法相结合的优化策略。首先建立电机的初始模型并确定电机的优化变量和优化目标。然后,根据综合敏感度分析,将优化变量分为强敏感层和弱敏感层,选出重要设计变量。以高输出转矩、高效率 and 低转矩脉动为优化目标,采用KELM与NSGA-II相结合的方法对其进行寻优设计。最后通过对优化前后电机性能进行仿真分析,验证本文所用方法的有效性。

## 1 电机结构与工作原理

### 1.1 电机结构

设计一台8极48槽外转子PMa-SynRM,如图1所示。转子磁障设计是PMa-SynRM结构设计的核心,文献[18]采用直线与函数曲线相结合的方法构造转子磁障,此方法构造出的磁障形状具有更广泛变化。考虑到电机低速运行,转子采用周向磁桥便能满足机械强度要求,因此不留有径向磁桥。以其中一层磁障为例,其结构如图2所示。

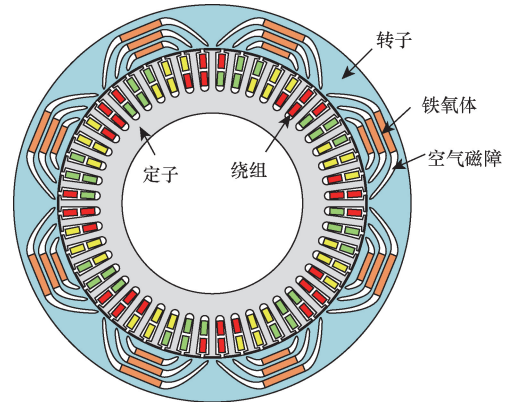


图1 外转子PMa-SynRM拓扑结构  
Fig. 1 External rotor PMa-SynRM topology

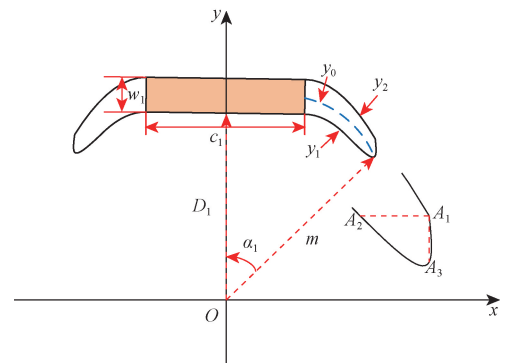


图2 转子磁障示意图  
Fig. 2 Schematic diagram of rotor magnetic barrier

由图2可知,通过 $c_1, w_1, D_1, m, \alpha_1$ 可确定待求系数 $\alpha$ 进一步可得到 $y_0$ 的表达式为

$$y_0 = \alpha \left( x - \frac{c_1}{2} \right)^2 + D_1 + \frac{w_1}{2} \quad (1)$$

将 $y_0$ 向上、向下平移 $\frac{w_1}{2}$ 即可得到磁障上下层 $y_1, y_2$ 的表达式分别为

$$\begin{cases} y_1 = \alpha \left( x - \frac{c_1}{2} \right)^2 + D_1 \\ y_2 = \alpha \left( x - \frac{c_1}{2} \right)^2 + D_1 + w_1 \end{cases} \quad (2)$$

最后在磁障端部利用二次样条曲线对  $A_1$ 、 $A_2$ 、 $A_3$  拟合即可得到完整的磁障,其他两层磁障的构建方法同上。

转子每极下有 3 层磁障,磁阻转矩通过转子铁心中的磁障产生。每层磁障中分别嵌入铁氧体永磁材料,产生永磁转矩。初始样机基本参数如表 1 所示。

表 1 初始外转子 PMA-SynRM 基本参数  
Table 1 Basic parameters of the initial external rotor PMA-SynRM

参数名称	参数值	参数名称	参数值
额定转速/(r·min <sup>-1</sup> )	350	转子内径/mm	171.4
极对数	4	定子内径/mm	100
定子槽数	48	气隙长度/mm	0.7
转子外径/mm	220	驱动电流/A	11

## 1.2 工作原理

PMA-SynRM 主要依靠转子交( $q$ )、直( $d$ )轴电流感差从而产生磁阻转矩来驱动电机,又由于在转子中添加永磁体,使得永磁体磁场与定子磁场相互作用产生永磁转矩。PMA-SynRM 的磁链,电压方程为

$$\begin{cases} \psi_d = L_d i_d + \psi_{PM} \\ \psi_q = L_q i_q \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{cases} u_d = \frac{d\psi_d}{dt} - \omega \psi_q + R i_d \\ u_q = \frac{d\psi_q}{dt} + \omega \psi_d + R i_q \end{cases} \quad (4)$$

式中: $\psi_d$ 、 $\psi_q$  为直、交轴磁链; $\psi_{PM}$  为永磁体产生磁链; $L_d$ 、 $L_q$  为直、交轴电感; $i_d$ 、 $i_q$  为电流直、交轴分量; $u_d$ 、 $u_q$  为直、交轴电压; $\omega$  为电机电角速度; $R$  为绕组相电阻。

根据式(3)和式(4)可得经过 park 变换后的  $d$ - $q$  转子等效矢量图,如图 3 所示。根据矢量图可得 PMA-SynRM 电磁转矩为

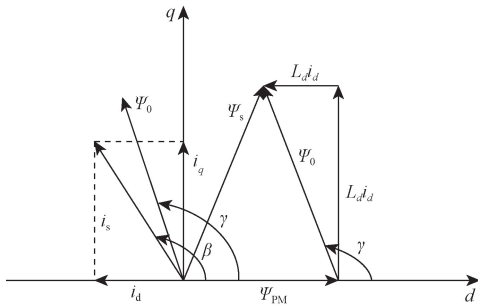


图 3 PMA-SynRM 空间矢量图

Fig. 3 Vector diagram of PMA-SynRM space

$$\begin{aligned} T_e &= p[\psi_{PM} i_q + (L_d - L_q) i_d i_q] \\ &= p \psi_{PM} i_s \sin\beta + \frac{1}{2} p (L_d - L_q) i_s^2 \sin(2\beta) \end{aligned} \quad (5)$$

式(5)中: $p$  为极对数; $i_s$  为定子电流; $\beta$  为  $i_s$  与  $d$  轴夹角。

## 2 优化设计

### 2.1 优化目标与设计变量选择

铁钕硼等永磁材料价格昂贵,考虑到电机生产成本,本文中电机尽可能少用永磁材料,但仍然能实现电机的高性能输出。因此将平均转矩、转矩脉动和效率作为优化目标,设定为

$$\min(1/T_{avg}, T_{rip}, 1/\eta) \quad (6)$$

且满足条件

$$\begin{cases} T_{avg} > 7 \text{ N}\cdot\text{m} \\ T_{rip} < 10\% \\ \eta > 70\% \end{cases} \quad (7)$$

转矩脉动是电机输出性能的关键指标,特别是在磁阻电机中,将导致更大的振动和噪声。这里采用的转矩脉动计算公式为

$$T_{rip} = \frac{T_{max} - T_{min}}{T_{avg}} \times 100\% \quad (8)$$

式(8)中: $T_{max}$ 、 $T_{min}$  和  $T_{avg}$  分别为电磁转矩的最大峰值、最小峰值和平均值。

当不考虑杂散损耗时,效率的计算公式为

$$\eta = \frac{P_{out}}{P_{in}} \times 100\% = \frac{P_{out}}{P_{out} + P_{loss}} \times 100\% \quad (9)$$

$$P_{loss} = P_{Cu} + P_{Fe} + P_{fw} \quad (10)$$

式中: $P_{out}$  为输出功率; $P_{in}$  为输入功率; $P_{loss}$  为损耗; $P_{Cu}$  为铜耗; $P_{Fe}$  为铁耗; $P_{fw}$  为机械损耗。

图 4 所示为外转子 PMA-SynRM 的转子参数化模型。

永磁体的大小和位置将引起气隙磁场变化,影

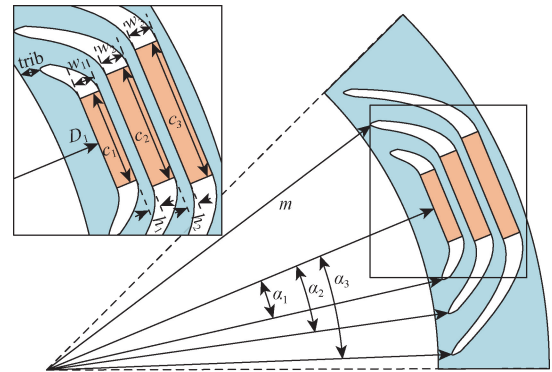


图 4 电机结构参数示意图

Fig. 4 Schematic diagram of motor structure parameters

响输出转矩。如图4所示,在转子的每层磁障中,永磁体的长度和宽度分别为  $c_1, c_2, c_3, w_1, w_2, w_3$ , 最内层永磁体的位置为  $D_1$ , 三层永磁体两两位置相距为  $h_1$  和  $h_2$ 。各层磁障张角分别为  $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ ,  $m$  为磁障端部距圆心的距离,  $m$  减去转子内径即为转子周向磁桥  $trib$  的大小。设计变量的变化范围见表2。

表2 设计变量变化上下限

Table 2 Upper and lower limits of change in design variables

类型	设计变量	变量下限	变量上限
内层磁障	PM 长度 $c_1$ /mm	14	18
	PM 宽度 $w_1$ /mm	3	4
	磁障张角 $\alpha_1$ /( $^\circ$ )	8	11
中层磁障	PM 长度 $c_2$ /mm	18	22
	PM 宽度 $w_2$ /mm	3	5
	磁障张角 $\alpha_2$ /( $^\circ$ )	13	17
外层磁障	PM 长度 $c_3$ /mm	18	28
	PM 宽度 $w_3$ /mm	3	5
	磁障张角 $\alpha_3$ /( $^\circ$ )	20	22
其他变量	内中层 PM 相距 $h_1$ /mm	1	3
	中外层 PM 相距 $h_2$ /mm	1	3
	PM 位置 $D_1$ /mm	80	90.5
	参考距离/ $m$	86.7	87.7

### 2.2 敏感性分析

在初始设计中,选择了13个设计变量和3个优化目标。直接采用代理模型构建优化变量与优化目标的函数关系,很难保证代理模型的拟合质量,同时一些敏感性较弱的设计变量容易被忽略。此外,多目标优化算法在处理多个设计变量时,不仅难以收敛,且耗时长,因此有必要降低优化变量的维数。

为减少设计空间,结合有限元软件,采用拉丁超立方取样方法得到一组设计变量与优化目标的数据集。为了评价设计变量与优化目标之间的相关性,引入皮尔逊相关系数对数据集进行分析。皮尔逊相关系数的数学表达式为

$$\rho_{X,Y} = \frac{N \sum_{i=1}^N X_i Y_i - \sum_{i=1}^N X_i \sum_{i=1}^N Y_i}{\sqrt{N \sum_{i=1}^N X_i^2 - (\sum_{i=1}^N X_i)^2} \sqrt{N \sum_{i=1}^N Y_i^2 - (\sum_{i=1}^N Y_i)^2}} \quad (11)$$

式(11)中: $X_i$  为设计变量; $Y_i$  为第  $i$  个优化目标; $N$  为样本量。

图5所示为13个设计变量和3个优化目标的皮尔逊相关系数结果,其绝对值大小表示了每个设计变量与其对应优化目标的约束程度。

不同设计变量对各优化目标表现出不同效果,为综合考虑3个优化目标,需要对各设计变量的敏感度进行计算,公式为

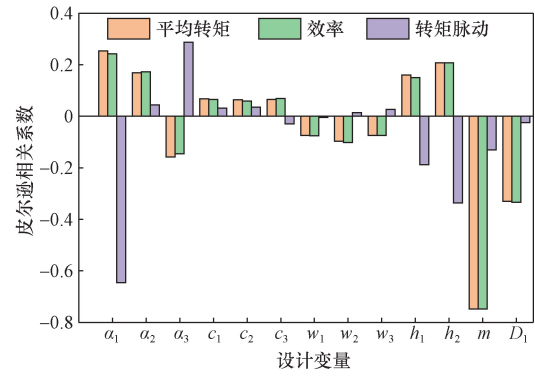


图5 设计变量对优化目标的敏感性

Fig. 5 Sensitivity of design variables to optimization objectives

$$\begin{cases} S_{PMaSyn, RM}(x_i) = w_{T_{avg}} |S_{T_{avg}}(x_i)| + w_{\eta} |S_{\eta}(x_i)| + \\ w_{T_{rip}} |S_{T_{rip}}(x_i)| \\ w_{T_{avg}} + w_{\eta} + w_{T_{rip}} = 1 \end{cases} \quad (12)$$

式(12)中: $x_i$  为设计变量; $S_{T_{avg}}(x_i)$ 、 $S_{\eta}(x_i)$  和  $S_{T_{rip}}(x_i)$  分别为平均转矩、效率和转矩脉动的皮尔逊相关系数; $w_{T_{avg}}$ 、 $w_{\eta}$  和  $w_{T_{rip}}$  分别为平均转矩、效率和转矩脉动的权重。

同步磁阻电机的转矩脉动是此类电机最为关键的指标,这里将  $w_{T_{rip}}$  设为 0.5,  $w_{T_{avg}}$  和  $w_{\eta}$  均设为 0.25。根据式(12)和表3中的设计变量的皮尔逊相关系数计算综合敏感度指数,结果如表3所示。

按照综合敏感度由高到低对设计变量进行分层排序,设置阈值0.17作为各设计变量综合敏感度的判据,综合敏感度指数超过0.17的变量划分为强敏感层,低于0.17的为弱敏感层。根据表3中的综合敏感度指数,最终选择  $\alpha_1, m, h_2, \alpha_3, D_1, h_1$  为强相关变量进入到下一步的分析中,其他变量则通过有限元仿真分析直接确定。

表3 综合敏感度指数

Table 3 Composite sensitivity index

设计变量	皮尔逊相关系数(权重)			综合敏感度
	$S_{T_{avg}}(0.25)$	$S_{\eta}(0.25)$	$S_{T_{rip}}(0.5)$	
$\alpha_1$	0.254	0.242	-0.645	0.447
$\alpha_2$	0.169	0.172	0.044	0.107
$\alpha_3$	-0.158	-0.145	0.288	0.220
$c_1$	0.068	0.065	0.032	0.050
$c_2$	0.064	0.060	0.035	0.049
$c_3$	0.066	0.069	-0.030	0.049
$w_1$	-0.074	-0.075	-0.005	0.040
$w_2$	-0.097	-0.101	0.015	0.057
$w_3$	-0.074	-0.075	0.027	0.051
$h_1$	0.161	0.151	-0.189	0.172
$h_2$	0.207	0.208	-0.337	0.272
$m$	-0.749	-0.748	-0.131	0.440
$D_1$	-0.330	-0.333	-0.025	0.178

### 2.3 电机 KELM 代理模型

#### 2.3.1 核极限学习机

极限学习机(extreme learning machine, ELM)是一种单隐层前馈神经网络机器学习方法。由于为单隐层网络,ELM 可以随机初始化输入层与隐含层间的网络权重、直接计算隐含层与输出层间的权值矩阵,从而得到输出值。在训练过程中,只需要设置隐含层神经元的个数和激活函数,不需要多次调整输入层与隐含层间的连接权值及隐含层神经元阈值,极大地提高了训练的速度。然而,由于训练过程中隐含层输出矩阵和输出权值都是随机生成的,使得 ELM 模型的稳定性和泛化能力降低。

为提高 ELM 模型的稳定性和泛化能力,引入核函数,将 ELM 中输入样本映射到高维核空间的随机矩阵用核矩阵代替。这样,输出权矩阵只由训练样本和核函数确定。保持了 ELM 的计算速度快的同时,提高了 ELM 的稳定性。

根据 Mercer 的条件,定义核矩阵  $\Omega_{ELM}$  为

$$\Omega_{ELM} = HH^T \quad (13)$$

$$\Omega_{ELM_{i,j}} = f(x_i)f(x_j) = K(x_i, x_j) \quad (14)$$

式中: $H$  为隐含层的输出矩阵; $f(x)$  为隐含层的特征映射函数; $K(x_i, x_j)$  为高斯核函数,其表达式为

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i, x_j\|}{2\sigma^2}\right) \quad (15)$$

式(15)中: $\sigma$  为核参数。

因此,KELM 的输出为

$$g(x) = \begin{bmatrix} K(x, x_1) \\ K(x, x_2) \\ \vdots \\ K(x, x_N) \end{bmatrix}^T \left(\frac{I}{C} + \Omega_{ELM}\right)^{-1} L \quad (16)$$

式(16)中: $C$  为正则化系数; $I$  为单位矩阵; $L$  为期望输出矩阵。

#### 2.3.2 建立代理模型

将通过敏感性分析得到的强相关变量  $\alpha_1$ 、 $m$ 、 $h_2$ 、 $\alpha_3$ 、 $D_1$  和  $h_1$  作为模型的输入变量,3 个优化目标作为模型的输出变量。采用有限元参数化分析方法,得到一组关于优化目标与优化变量之间关系的样本数据,用于模型的训练和验证,每个优化目标最终选取 300 组样本数据。

为了测试 KELM 的预测性能,与反向传播(back propagation, BP)神经网络、径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络、ELM 和支持向量机(support vector machines, SVM)进行综合对比,选取平均绝对误差(mean absolute error, MAE)和决定系数  $R^2$  作为评价上述建模方法性能的标准。利用有限元参

数分析得到的 260 组样本数据训练 5 个近似模型,并选取另外 40 组样本数据评价预测精度。图 6~图 8 分别为 5 种预测模型所对应的平均转矩、转矩脉动、效率的真实值与预测值的对比结果。各优化目标的决定系数和平均绝对误差如表 4 所示。

由图 6~图 8 可知,KELM 模型的平均转矩、转矩脉动和效率的预测值较其他模型更接近真实值。同时结合表 4 可知,KELM 模型的平均转矩、转矩脉

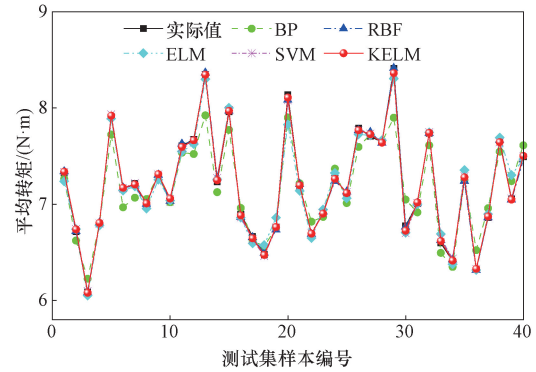


图 6 平均转矩真实值与预测值对比

Fig. 6 Comparison of real and predicted values of average torque

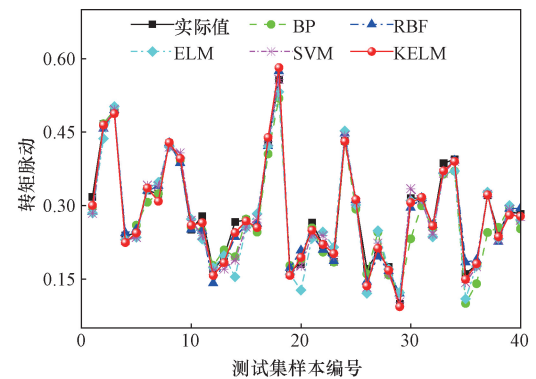


图 7 转矩脉动真实值与预测值对比

Fig. 7 Comparison of real and predicted values of torque pulsation

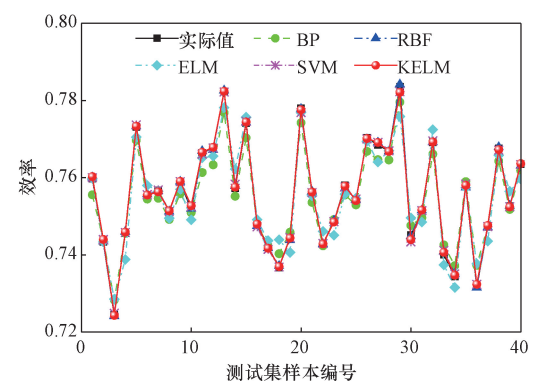


图 8 效率真实值与预测值对比

Fig. 8 Comparison of real and predicted values of efficiency

表 4 各优化目标预测模型比较

Table 4 Comparison of prediction models for each optimization objective

模型 指标	平均转矩		转矩脉动		效率	
	$R^2$	MAE/%	$R^2$	MAE/%	$R^2$	MAE/%
BP	0.941	1.62	0.935	8.16	0.990	0.32
RBF	0.999	0.22	0.978	5.29	0.999	0.05
ELM	0.979	0.79	0.925	9.79	0.942	0.39
SVM	0.998	0.25	0.967	6.00	0.998	0.06
KELM	0.999	0.18	0.990	3.75	0.999	0.04

动和效率的决定系数较 BP、ELM、SVM 模型的决定系数都大,虽然在平均转矩和效率上与 RBF 模型的决定系数相等,但在转矩脉动上,KELM 模型的决定系数更大。并且 KELM 模型的平均绝对误差较其他 4 种模型的都小,表明 KELM 模型的预测精度要优于其他 4 种预测模型。因此本文选择 KELM 模型作为优化的代理模型。

### 2.4 多目标优化

结合上述高精度代理模型,采用多目标优化算法搜索设计变量的最优组合。目前,多目标算法中常采用多目标粒子群算法、多目标差分进化算法、多目标遗传算法等。多目标差分进化算法存在过早收敛的问题,而多目标粒子群算法容易陷入局部最优解,相比之下,多目标遗传算法具有较强的全局搜索能力,但无法保证搜索的多样性,收敛速度较慢。文献[19]中将多目标差分进化算法、多目标遗传算法和 NSGA-III 种多目标算法进行对比,结果表明与前两种算法相比,NSGA-II 具有更大的搜索范围,且提供更好的最优解。因此,本文中选用 NSGA-II 进行多目标优化。

设置优化种群大小为 50,交叉和变异的比例都为 50%,交叉概率为 0.8,最大迭代次数为 100。图 9 为经过 NSGA-II 算法寻优以后,得到的三维 Pareto 前沿和二维 Pareto 前沿投影图如图 9 所示。初始转子与最优转子的设计变量之间的差异如表 5 所示。

表 5 优化前后对比

Table 5 Comparison before and after optimization

参数	优化前	优化后	参数	优化前	优化后
$\alpha_1 / (^\circ)$	10	10.67	$w_3 / \text{mm}$	4	4.65
$\alpha_2 / (^\circ)$	15	14.38	$h_1 / \text{mm}$	2	2.77
$\alpha_3 / (^\circ)$	21	20.72	$h_2 / \text{mm}$	2	2.99
$c_1 / \text{mm}$	16	15.65	$m / \text{mm}$	87.2	86.70
$c_2 / \text{mm}$	20	19.94	$D_1 / \text{mm}$	90	88.22
$c_3 / \text{mm}$	24	22.07	$T_{\text{avg}} / (\text{N}\cdot\text{m})$	7.39	8.56
$w_1 / \text{mm}$	3.5	3.04	$T_{\text{rip}} / \%$	22.3	8.88
$w_2 / \text{mm}$	4	4.39	$\eta / \%$	76.15	78.66

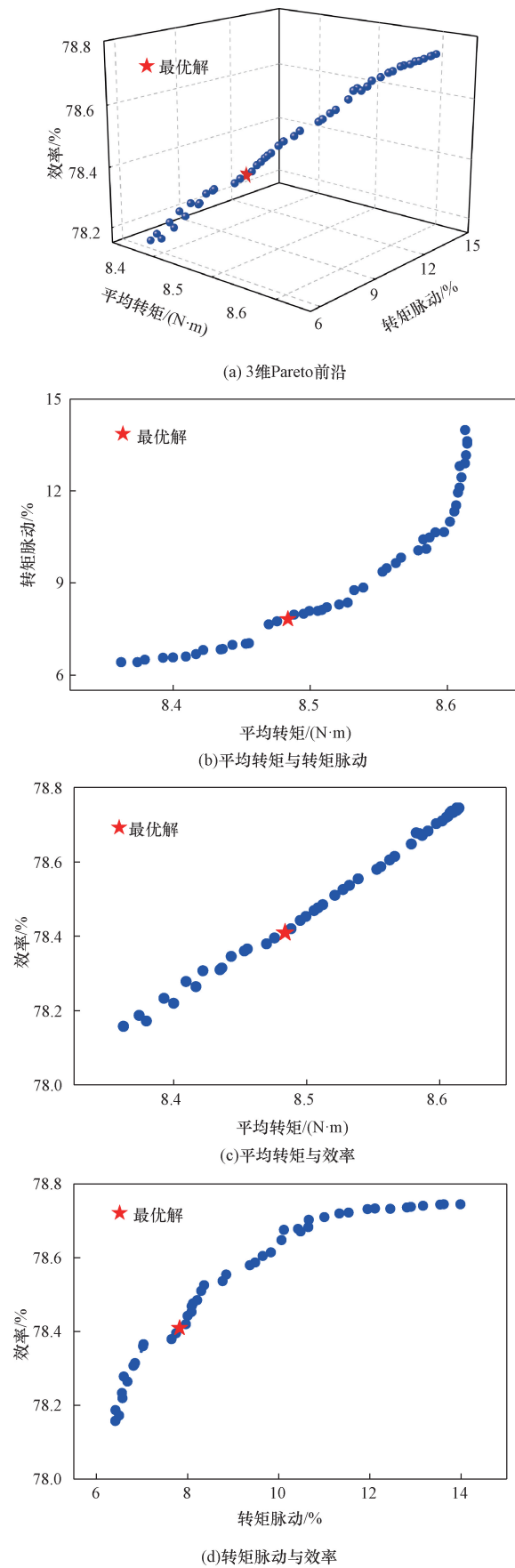


图 9 Pareto 前沿  
Fig. 9 Pareto frontiers

### 3 电机性能比较

为验证本文提出的优化设计方法的可行性,采用有限元法对初始电机和优化后电机的电磁性能进行比较。仿真时,对优化前后的外转子 P<sub>Ma</sub>-SynRM 采取了相同的激励、剖分设置、仿真步长以及仿真时间。优化后的电机的永磁体和绕组在定转子铁心上产生的磁力线分布如图 10 所示。

由图 10 可知,优化后电机空载时转子磁桥磁密较其余地方明显更密且漏磁较少。

图 11 为优化后的电机的磁密云图。由图 11 可知,在转子磁障肋部的磁通密度最大可达到 2.472 T,同时可实现磁通的均匀分布。

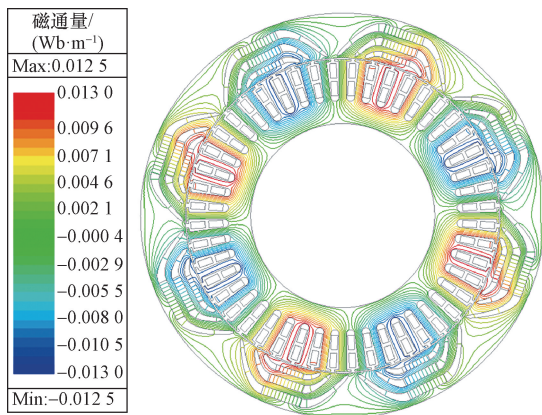


图 10 磁力线分布图

Fig. 10 Distribution of magnetic lines of force

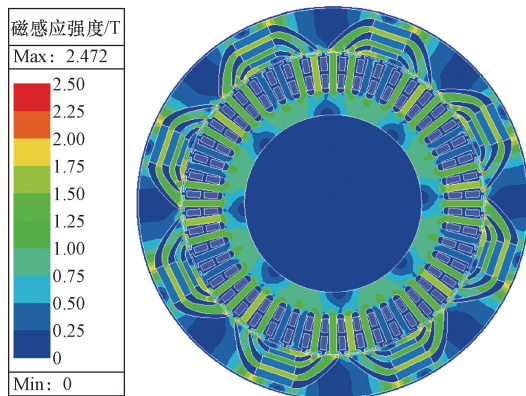


图 11 磁密云图

Fig. 11 Magnetic density cloud diagram

#### 3.1 谐波分析

当负载为零、转速为 350 r/min 时,对比初始和优化后电机的气隙磁密和空载反电动势,如图 12 ~ 图 15 所示。

优化后电机的气隙磁密峰值高于初始电机的气隙磁密峰值,分别为 0.1 T 和 0.15 T。由图 13 可知基频气隙磁通密度从 0.09 T 增大到 0.13 T,谐波

分量幅值减少,表明优化后电机气隙磁场具有更好的正弦性能和更高的输出转矩。

图 14 为优化前后电机的空载反电动势波形,优化后电机的空载反电动势幅值增大、波形更加正弦化。从图 15 中可以看出,优化后电机的基波幅值高于优化前,优化后电机空载反电动势的谐波成分主要为 3 次谐波和少量的 9、13 次谐波,而优化前电机空载反电动势的 3、11 次谐波都比较高。优化前后电机空载反电动势的谐波畸变率分别为 8.78% 和

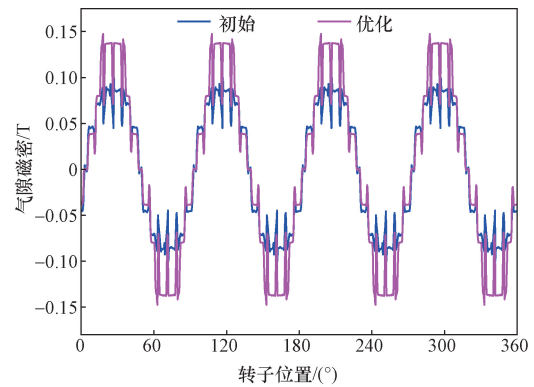


图 12 优化前后空载气隙磁密对比

Fig. 12 Comparison of no-load air gap magnetic density before and after optimization

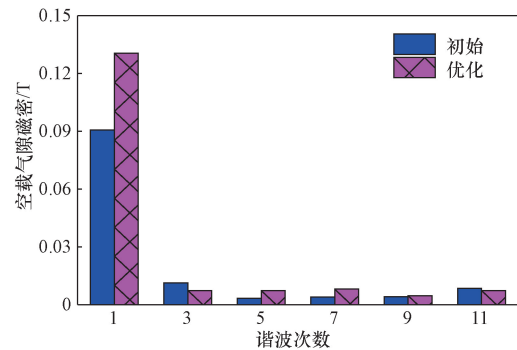


图 13 优化前后空载气隙磁密 FFT 分析

Fig. 13 FFT analysis of no-load air gap magnetic density before and after optimization

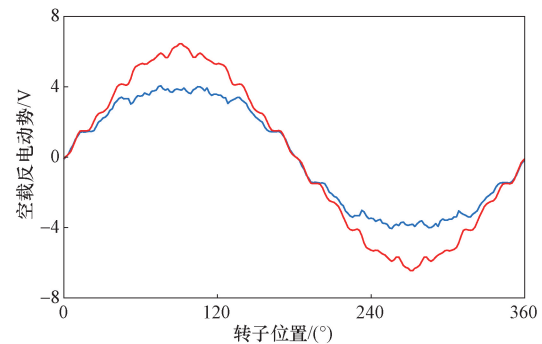


图 14 优化前后空载反电动势对比

Fig. 14 Comparison of no-load reverse electromotive force before and after optimization

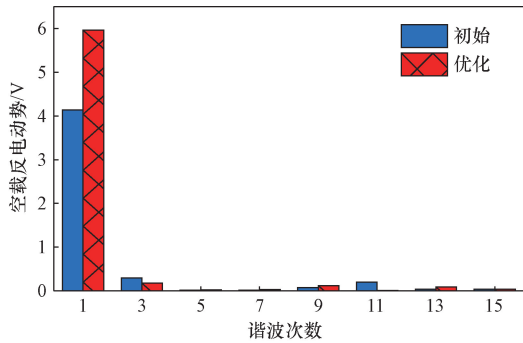


图 15 优化前后空载反电动势 FFT 分析

Fig. 15 FFT analysis of no-load back electromotive force before and after optimization

3.95%。谐波畸变率 (total harmonic distortion, THD) 计算公式为

$$THD = \frac{\sqrt{E_2^2 + E_3^2 + E_4^2 + \dots}}{E_1} \quad (17)$$

式(17)中: $E_1$  为空载反电动势的基波分量; $E_2$ 、 $E_3$ 、 $E_4$  分别为二、三、四次谐波。

优化后畸变率降低了 4.83 个百分点,电机具有更小的转矩脉动。

### 3.2 转矩性能分析

在额定工况下仿真得到的电机优化前后转矩与转子位置关系如图 16 所示。由图 16 可知,初始电机的平均转矩为  $7.39 \text{ N}\cdot\text{m}$ ,转矩脉动为 22.35%,优化后电机的平均转矩为  $8.56 \text{ N}\cdot\text{m}$ ,转矩脉动为 8.88%。优化后电机的平均转矩提高了 15.83%,转矩脉动减小了 60.27%。可知,优化后电机不仅转矩脉动降低了,其平均转矩也提高了。

由于 PMA-SynRM 转子磁障中嵌有永磁体,因此 PMA-SynRM 的电磁转矩不仅有磁阻转矩,还包含了永磁转矩。为了清楚地说明 PMA-SynRM 的转矩特性,采用冻结磁导率法分离电磁转矩,并计算分离后的磁阻转矩和永磁转矩的各自占比。优化前后电机电磁转矩分离结果如图 17 所示。

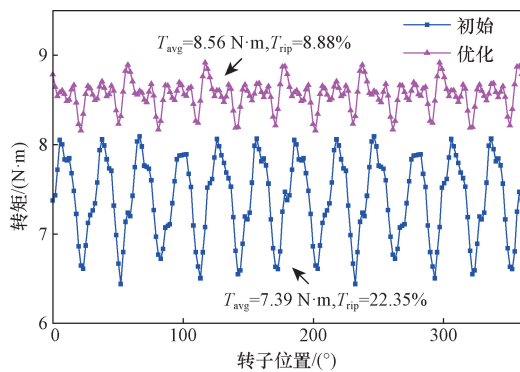


图 16 转矩对比分析

Fig. 16 Comparative analysis of torque

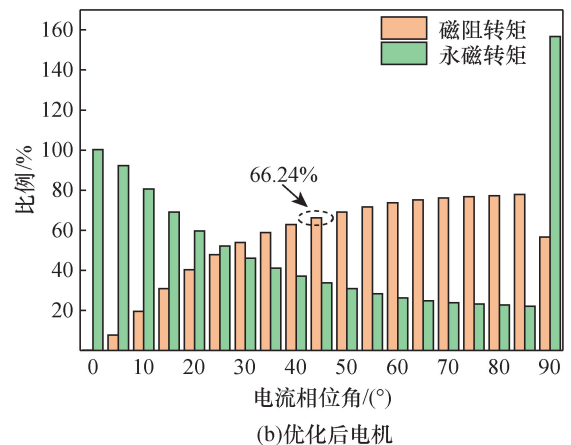
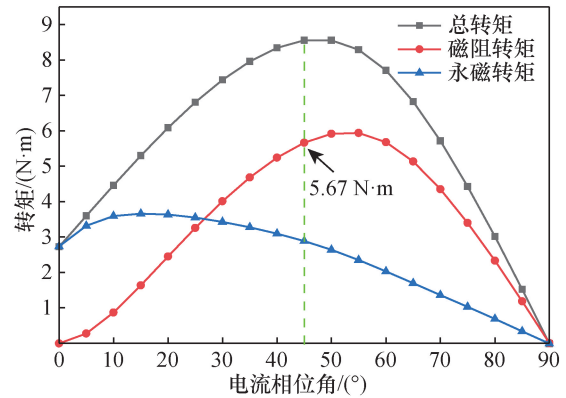
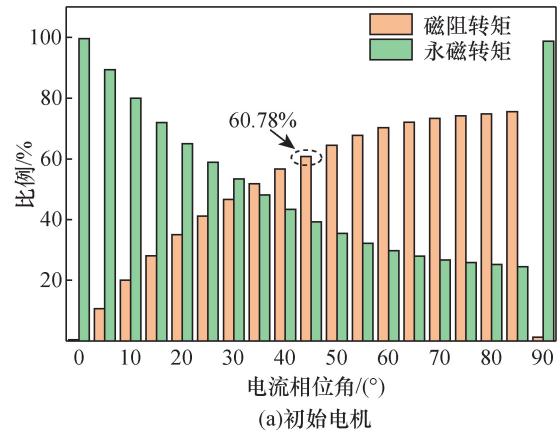
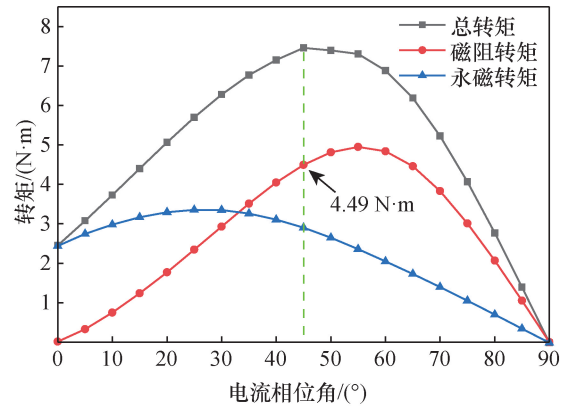


图 17 总转矩、磁阻转矩和永磁转矩

Fig. 17 Total torque, reluctance torque and permanent magnet torque

从图 17 中可以看出,由于电机的双凸极结构,凸极效应所产生的磁阻转矩在电磁转矩中仍然占主导地位。在最大转矩电流比控制下电机的磁阻转矩由  $4.49 \text{ N}\cdot\text{m}$  提升至  $5.67 \text{ N}\cdot\text{m}$ ,改进效果为 26.3%。从占比分布来看,在最大转矩电流比控制下,初始 PMa-SynRM 的磁阻转矩占比为 60.78%,优化后 PMa-SynRM 的磁阻转矩占比达到了 66.24%,较优化前磁阻转矩占比提高了 5.46%。结果表明,本文中对转子结构的优化增大了 PMa-SynRM 的凸极比,提高了磁阻转矩的占比。

## 4 结论

本文提出了一种基于 KELM 代理模型与 NSGA-II 相结合的多目标优化策略。以平均转矩、转矩脉动和效率为优化目标,对外转子 PMa-SynRM 进行优化设计,得到如下主要结论。

(1) 通过敏感性分析确定了各设计变量的重要性,简化了设计过程,同时有效地实现了各设计目标之间的权衡设计。

(2) 采用 KELM 代理模型与 NSGA-II 相结合的多目标优化策略,使得优化后电机的平均转矩提高了 15.83%,转矩脉动减小了 60.27%,效率较初始电机也有所提高。

(3) 通过冻结磁导率法分析得到优化后电机的磁阻转矩利用率较优化前提高了 5.46%,但未实现磁阻转矩和永磁转矩的充分利用,因此如何实现磁阻转矩和永磁转矩的充分利用仍需深入研究。

综上所述,研究成果验证了所提出的对外转子 PMa-SynRM 优化设计方法的有效性,对电机优化设计具有一定参考意义。

## 参 考 文 献

[1] 王道涵,彭晨,王秀和. 电动汽车高性能永磁电机转矩脉动与电磁振动抑制方法研究[J]. 电气工程学报, 2021, 16(4): 42-50.  
Wang Daohan, Peng Chen, Wang Xiuhe. Research on different design approaches to mitigate torque ripple and electromagnetic vibration for high-performance electric vehicle traction machine[J]. Journal of Electrical Engineering, 2021, 16(4): 42-50.

[2] 郑立允,张程,赵立新,等. 稀土永磁电机永磁体优化研究进展[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(31): 13615-13625.  
Zheng Liyun, Zhang Cheng, Zhao Lixin, et al. Research progress of optimization of permanent magnet for rare earth permanent magnet motor[J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(31): 13615-13625.

[3] 郑诗玥,朱孝勇,徐磊,等. 永磁助磁式同步磁阻电机高转矩质量比设计与性能分析[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(19): 7236-7248.

Zheng Shiyue, Zhu Xiaoyong, Xu Lei, et al. Design and performance analysis of PM-assisted synchronous reluctance motor considering high torque-quality ratio[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(19): 7236-7247.

[4] Mohammadi A, Mirimani S M. Design of a novel PM-assisted synchronous reluctance motor topology using V-shape permanent magnets for improvement of torque characteristic[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2021, 37(1): 424-432.

[5] Nasiri-Zarandi R, Karami-Shahnamani A, Toulabi M S, et al. Design and experimental performance assessment of an outer rotor PM-assisted SynRM for the electric bike propulsion[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2022, 9(1): 727-736.

[6] 曹恒佩,艾萌萌,王延波. 永磁辅助同步磁阻电机研究现状及发展趋势[J]. 电工技术学报, 2022, 37(18): 4575-4592.  
Cao Hengpei, Ai Mengmeng, Wang Yanbo. Research status and development trend of permanent magnet assisted synchronous reluctance motor[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(18): 4575-4592.

[7] 刘栋良,李阿强,刘伟,等. 电动汽车用永磁辅助同步磁阻电机转子优化[J]. 电机与控制学报, 2022, 26(9): 119-129.  
Liu Dongliang, Li Aqiang, Liu Wei, et al. Rotor optimization of permanent magnet-assisted synchronous reluctance motor for electric vehicles[J]. Electric Machines and Control, 2022, 26(9): 119-129.

[8] Yu Y Q, Pan Y, Chen Q P, et al. Multi-objective optimization strategy for permanent magnet synchronous motor based on combined surrogate model and optimization algorithm[J]. Energies, 2023, 16(4): 1630.

[9] 华逸舟,刘奕辰,潘伟,等. 基于改进粒子群算法的无轴承永磁同步电机多目标优化设计[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(11): 4443-4451.  
Hua Yizhou, Liu Yichen, Pan Wei, et al. Multi-objective optimization design of bearingless permanent magnet synchronous motor using improved particle swarm optimization algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(11): 4443-4451.

[10] Sun X D, Xu N X, Yao M. Sequential subspace optimization design of a dual three-phase permanent magnet synchronous hub motor based on NSGA III[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2022, 9(1): 622-630.

[11] He L G, Wu X Y, Nie Y H, et al. Loss prediction of vehicle permanent magnet synchronous motor based on deep learning[J]. Journal of Electrical Engineering & Technology, 2023, 18(2): 1053-1063.

[12] 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 Yongzhi, Li Jie, Shan Chenglong, 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.

[13] Pan Z B, Fang S H. Combined random forest and NSGA-II for optimal design of permanent magnet arc motor[J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2021, 10(2): 1800-1812.

[14] Zheng S Y, Zhu X Y, Xu L, et al. Multi-objective optimization

- design of a multi-permanent-magnet motor considering magnet characteristic variation effects[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2021, 69(4): 3428-3438.
- [15] Liu Z Y, Hu Y, Wu J C, et al. A novel modular permanent magnet-assisted synchronous reluctance motor [J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 19947-19959.
- [16] 徐萌, 周玉祥, 徐海, 等. 基于改进粒子群算法的开关磁阻电机本体优化[J]. *电子测量与仪器学报*, 2023, 37(4): 131-141.  
Xu Meng, Zhou Yuxiang, Xu Hai, et al. Ontology optimization of switched reluctance motor based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2023, 37(4): 131-141.
- [17] Nagarajan V S, Kamaraj V, Sivaramakrishnan S. Geometrical sensitivity analysis based on design optimization and multiphysics analysis of PM assisted synchronous reluctance motor[J]. *Bulletin of the Polish Academy of Sciences-Technical Sciences*, 2019, 67(1): 155-163.
- [18] 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*, 2020, 68(11): 10477-10487.
- [19] Mohammed M S, Vural R A. NSGA-II plus FEM based loss optimization of three-phase transformer [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 66(9): 7417-7425.