

DOI: 10.13382/j.jemi.B247410

基于机器学习的同步磁阻电机转子结构优化研究^{*}

王子贺¹ 李存贺¹ 焦提操¹ 鲁炳林¹ 熊立新^{1,2}

(1. 山东理工大学电气与电子工程学院 淄博 255049; 2. 山东科汇电力自动化股份有限公司 淄博 255087)

摘要:针对同步磁阻电机运行过程中严重的转矩脉动问题,提出一种基于机器学习的同步磁阻电机转子结构多目标智能优化方法。首先,通过磁路分析获得同步磁阻电机待优化转子结构参数,并利用有限元法进行敏感度分析,确定待优化变量与范围。其次,引入深度神经网络建立同步磁阻电机非参数快速计算模型,构建待优化变量与转矩之间的非线性映射关系,完成电机电磁特性精确建模。在此基础上,提出一种基于强化学习的改进粒子群算法,根据强化学习中奖励函数机制在线调整优化算法的学习因子,提高粒子群算法的收敛速度和全局寻优精度。最后,以最小化转矩脉动和提高平均转矩为优化目标,采用改进粒子群算法与深度神经网络模型,实现同步磁阻电机转子结构参数的多工况全局优化。仿真与实验结果表明,所提出方法优化后的同步磁阻电机相较初始电机模型,不仅具有更低的转矩脉动,而且平均转矩输出略有增加。

关键词: 同步磁阻电机; 转矩脉动; 深度神经网络; 粒子群算法; 强化学习

中图分类号: TM352; TN03 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.4024

Research on rotor structure optimization of synchronous reluctance motor based on machine learning

Wang Zihe¹ Li Cunhe¹ Jiao Ticao¹ Lu Binglin¹ Xiong Lixin^{1,2}

(1. School of Electrical and Electronic Engineering, Shandong University of Technology, Zibo 255049, China;

2. Shandong Kehui Power Automation Co., Ltd. Zibo 255087, China)

Abstract: To address the issue of serious torque ripple in synchronous reluctance motors, a multi-objective intelligent optimization method for the rotor structure of synchronous reluctance motors is proposed based on machine learning. First, the rotor structural parameters to be optimized for the synchronous reluctance motor are obtained through magnetic circuit analysis, and sensitivity analysis is conducted using the finite element method to determine the variables and their ranges for optimization. Second, a deep neural network is introduced to establish a non-parametric rapid calculation model for the synchronous reluctance motor, and a nonlinear mapping relationship between the optimized variables and torque is constructed to accurately model the electromagnetic characteristics of the motor. Based on this, an improved particle swarm optimization algorithm based on reinforcement learning is proposed. This approach adjusts the learning factors of the optimization algorithm online according to the reward function mechanism in reinforcement learning, improving the convergence speed and global optimization accuracy of the particle swarm optimization algorithm. Finally, with the objectives of minimizing torque ripple and increasing average torque, the improved particle swarm optimization algorithm and the deep neural network model are used for global optimization of the motor rotor structural parameters under multiple operating conditions. The simulation and experimental results show that the optimized synchronous reluctance motor using the proposed method not only has lower torque ripple compared to the initial motor model, but also slightly increases the average torque.

Keywords: synchronous reluctance motors; torque ripple; deep neural network; particle swarm optimization; reinforcement learning

0 引言

同步磁阻电机(synchronous reluctance motor, SynRM)具有成本低、效率高、调速范围宽、无需稀土永磁材料等显著优势,在航空航天、矿山机械、电动汽车等领域应用前景广阔^[1-3]。然而, SynRM 严重的转矩脉动极大阻碍了其在高性能场合的应用。SynRM 转矩脉动主要是由于电机转子表现出高度各向异性以及定子电流中的谐波与转子凸极性作用导致^[4]。因此, SynRM 转子结构对于转矩性能具有重要影响。为减小转矩脉动,国内外学者针对 SynRM 转子结构优化,如调整磁障数量、改变磁障形状和大小等,开展了大量研究。

精确的电机电磁计算模型是实现 SynRM 转子结构优化的重要前提。目前 SynRM 电磁特性建模主要分为解析法和有限元法两种类型。解析法通过推导结构参数对输出转矩的影响来分析电机性能^[5-6]。虽然解析法建模实时性较强,但建模过程中需要设定大量边界条件,并且参数设置过于理想化,导致模型精度较低。有限元法能够在建立电机有限元模型的基础上,实现电机性能的精确分析和计算^[7-8]。然而,有限元法仿真计算需要大量时间,难以满足优化算法的实时性要求。随着深度神经网络(deep neural networks, DNN)等机器学习方法的兴起,国内外研究者开始尝试应用机器学习方法建立电机非参数快速计算模型,以平衡模型求解精度与计算速度^[9]。文献[10]提出一种适用于无刷直流电机的多层感知机神经网络模型,相比解析模型的优化性能更好。文献[11]基于卷积神经网络模型优化了永磁同步电机的转子结构。文献[12]将加权随机森林模型用于永磁同步直线电机结构优化,实现了最佳推力性能和低推力波动。鉴于机器学习模型在电机电磁特性计算方面的显著优势,探索适用于 SynRM 拓扑与电磁特性的 DNN 建模方法十分必要且迫切。

在获得 SynRM 电磁计算模型之后,需要对电机结构参数进行全局优化。群智能算法作为一种新兴的演化计算技术,被广泛用于电机结构参数优化^[13]。文献[14]使用快速非支配分选遗传算法对永磁辅助型 SynRM 转子拓扑结构开展多目标优化设计,从算法生成的 Pareto 前沿中选取最优设计,显著改善了电机的转矩性能。文献[15]基于粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法针对 SynRM 各种定子和转子槽组合进行优化,显著降低了转矩脉动。文献[16]采用伴随变量法对铁损进行敏感性分析,在此基础上完成 SynRM 结构优化,成功减小了铁损与转矩脉动。然而,上述 SynRM 结构多目标优化算法参数固定且整定时间长,导致优化算法收敛速度慢,容易陷入局部最优。

针对上述 SynRM 电磁建模及结构优化难题,提出一种基于机器学习的 SynRM 转子结构多目标优化方法。通过磁路分析确定待优化变量,引入 DNN 建立 SynRM 非参数快速计算模型,实现转矩特性高精度、高效率求解。在此基础上,提出一种基于强化学习(reinforcement learning, RL)的改进 PSO 算法,利用 RL 机制自适应调整 PSO 算法的学习因子,提高多目标优化的收敛速度与精度。最后,以最小化转矩脉动和提高平均转矩为目标,对 SynRM 转子结构参数进行综合寻优,获取转子结构最优参数组合,并通过仿真和实验验证了所提出方法的有效性。

1 SynRM 磁路分析模型

以 4 层转子磁障为例, SynRM 转子结构如图 1 所示,图中 r_0 为转子外径, r_1 为转子内径, a_n 为第 n 层磁障宽度, l_n 为第 n 层磁障弧长, g 为周向磁桥宽度。

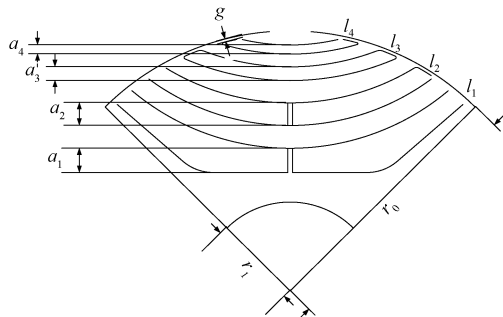


图 1 SynRM 转子结构图

Fig. 1 SynRM rotor structure

对 SynRM 而言,转子磁障结构是影响其转矩性能的主要因素。为深入分析 SynRM 转子磁障结构与输出转矩之间的关系,建立转子等效磁路模型如图 2 所示。其中, R_{bn} 为第 n 层磁障磁阻, Φ_{bn} 为第 n 层磁障磁通, f_{sn} 为第 n 层磁障磁动势, f_{rn} 为第 n 层导磁块磁动势。

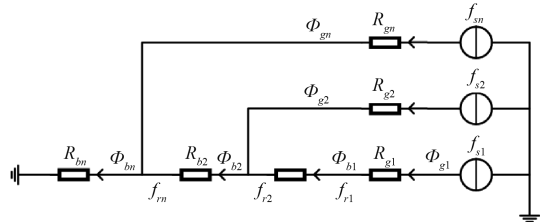


图 2 等效磁路模型

Fig. 2 Equivalent magnetic circuit model

基于 SynRM 等效磁路模型可快速计算电机电磁转矩。定子磁动势在转子坐标系下可表示为^[17]:

$$f_s(\theta_r) = \frac{3N_p I_m}{\pi p} \sum_{v=6i+1}^{i=0, \pm 1, \pm 2, \dots} \frac{k_{wv}}{v} \cos(vp\theta_r + (v-1)\omega t - \alpha) \quad (1)$$

式中: N_p 为定子绕组每相串联总匝数, I_m 为定子电流幅值, k_{wv} 为第 v 次谐波的绕组系数, v 为定子电流空间谐波次数, θ_r 为静止坐标系下的位置, μ_0 为真空磁导率, l_f 为铁芯轴向有效长度, δ_f 为气隙有效长度, α 为定子电流矢量与 d 轴夹角, D_g 为气隙直径, θ_{bn} 为磁障边缘与 q 轴的夹角。

第 n 层磁障和导磁块的磁阻为:

$$R_{bn} = \frac{a_n}{\mu_0 l_n l_f} \quad (2)$$

$$R_{gn} = \frac{\delta_f}{\mu_0 \frac{D_g}{2} \Delta\theta_n l_f} \quad (3)$$

第 n 层磁障和导磁块的磁通为:

$$\phi_{bn} = \frac{f_{rn} - f_{r(n+1)}}{R_{bn}} \quad (4)$$

$$\phi_{gn} = \frac{f_{sn} - f_{rn}}{R_{gn}} \quad (5)$$

两层磁障之间的角度为:

$$\Delta\theta_n = \theta_{bn} - \theta_{b(n-1)} \quad (6)$$

第 n 层转子磁动势为:

$$f_{sn} = \frac{1}{2\Delta\theta_n} \left(\int_{\frac{m\pi}{2p} - \theta_{bn}}^{\frac{m\pi}{2p} - \theta_{b(n-1)}} (f_s(\theta_r) d\theta_r) + \int_{\frac{m\pi}{2p} + \theta_{b(n-1)}}^{\frac{m\pi}{2p} + \theta_{bn}} (f_s(\theta_r) d\theta_r) \right) \quad (7)$$

第 n 层导磁块磁动势为:

$$f_{rn} = D_g \sum_{v=6i+1}^{i=0, \pm 1, \pm 2, \dots} \frac{k_{wv}}{(vp)^2} (\cos\lambda_v) \rho_k \quad (8)$$

其中,

$$\lambda_v = \frac{vm\pi}{2} + (v-1)\omega t - \alpha$$

$$\rho_k = \sum_{i=1}^{n-1} (m_{k,i} - m_{k,i+1}) \sin(vp\theta_{bi}) + m_{k,n} \sin(vp\theta_{bn})$$

$$m_{i,j} = \begin{cases} b_{i,j} + \sum_{q=i+1}^n [(\prod_{l=i}^{q-1} h_l) b_{q,j}], & i \geq j \\ \sum_{q=j}^n [(\prod_{l=i}^{q-1} h_l) b_{q,j}], & i < j \end{cases}$$

$$h_i = \frac{1}{1 + \frac{D_g}{\delta_f} \frac{a_i}{l_i} \left[\sum_{j=1}^{i-1} \left(\prod_{n=j}^{i-1} h_n \Delta\theta_j \right) + \Delta\theta_i \right]}$$

$$b_{i,j} = \frac{D_g}{2\delta_f} \frac{a_i}{l_i} \prod_{n=j}^i h_n, i \geq j \quad (9)$$

式中: $m=1, 3, 5, \dots, 4p-1$, 最终计算电机转矩为:

$$T = \frac{\mu_0 p D_g l_f}{2\delta_f} \int_0^{2\pi} f_r(\theta_r) \frac{df_s(\theta_r)}{d\theta_r} d\theta_r \quad (10)$$

由式(7)~(10)可得, SynRM 转子磁障宽度和弧长对电机输出转矩具有重要影响。其中, 磁障弧长可由转子周向磁桥宽度来调整。因此, 选取磁障宽度 a_n 和周向磁桥宽度 g 作为 SynRM 转子结构的待优化设计变量。虽然上述解析模型可以描述电机结构参数与输出性能之间的关系, 但是磁路法建模需要做出一系列理想假设, 并且参数之间存在耦合关系, 定量计算精度较低, 难以满足后续优化算法计算精度的需求。因此, 在选定待优化变量后, 引入深度神经网络建立 SynRM 快速计算模型。

2 SynRM 样本数据库

2.1 有限元模型

以 3 相 4 极 48 槽 SynRM 为例, 样机基本参数如表 1 所示。

表 1 SynRM 基本参数

参数	值
定子槽数	48
额定功率/kW	15
额定转速/(r·min ⁻¹)	1 500
额定电流/A	30
定子外径/mm	260
转子外径/mm	169
气隙长度/mm	1
第 1 层磁障宽度/mm	7.7
第 2 层磁障宽度/mm	7.2
第 3 层磁障宽度/mm	4.3
第 4 层磁障宽度/mm	2.8
周向磁桥半径/mm	1.5

根据样机参数, 建立样机有限元模型, 其磁场强度分布如图 3 所示。

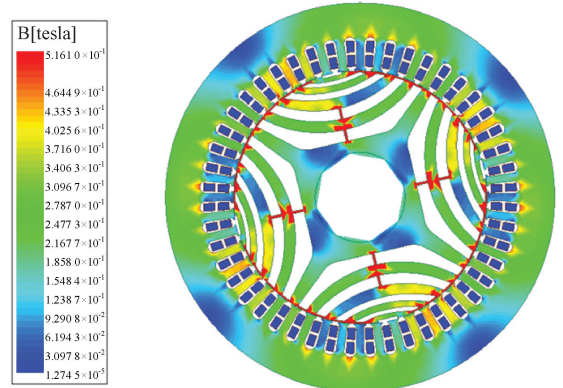


图 3 SynRM 磁场强度分布

Fig. 3 Distribution of SynRM magnetic field intensity

SynRM 电磁转矩方程可表示为:

$$T_e = \frac{3}{2}p(L_d - L_q)i_d i_q$$

(11)

式中: L_d, L_q 分别是电机定子 d 轴和 q 轴电感, i_d, i_q 分别是电机定子 d 轴和 q 轴电流, p 是电机极对数。

为评价各方法的转矩脉动抑制效果,定义转矩脉动系数 γ ,其计算公式如式(12)所示。

$$\gamma = \frac{\max(T_e) - \min(T_e)}{T_{avg}} \times 100\%$$

(12)

式中: T_{avg} 为瞬时转矩 T_e 的平均值。

为准确分析 SynRM 输出转矩性能与转子各层磁障宽度 a_n 以及周向磁桥宽度 g 之间的敏感度关系,采用有限元仿真计算 SynRM 平均转矩和转矩脉动随转子各层磁障宽度以及周向磁桥宽度的变化趋势,仿真结果如图 4 所示。

从图 4 可以看出, SynRM 转子磁障宽度 a_n 和周向磁桥宽度 g 对电机平均转矩和转矩脉动均具有显著影响。有限元仿真虽然精度较高,但计算耗时较长,难以满足 SynRM 结构优化的实时性要求。为此,将有限元仿真作为样本数据生成工具,为后续建立 DNN 模型并进行转子结构智能优化提供数据样本。

2.2 样本数据库建立

根据 SynRM 样机初始尺寸与有限元仿真结果确定 5 因素 4 水平变量表,具体如表 2 所示。表 2 中 5 因素 4 水平共有 1 024 种正交组合方式,为实现 SynRM 在不同工况下的转矩性能优化,选用额定电流(1.0I)和 0.5 倍额定电流(0.5I)两种典型工况建立样本数据库,利用有限元仿真参数化扫描建立的样本数据库如表 3 所示。

3 DNN 模型的建立

DNN 是由多层神经元组成的一种人工神经网络,网络中神经元相互连接,形成复杂的计算结构,具体如图 5 所示。

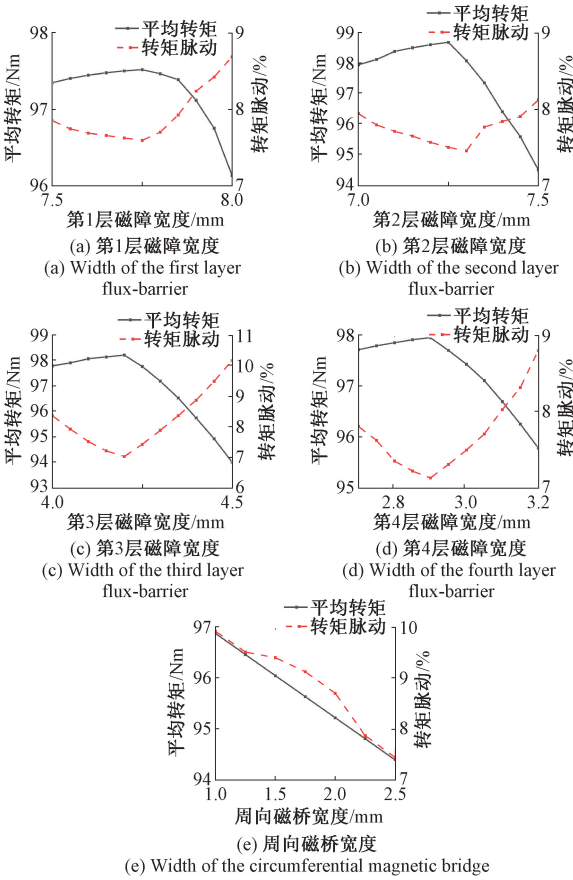


图 4 平均转矩和转矩脉动随转子参数变化曲线
Fig. 4 Curves of average torque and torque ripple with varying rotor parameters

表 2 SynRM 结构参数水平表

Table 2 Level table of SynRM structural parameters

参数	水平 1	水平 2	水平 3	水平 4
a_1/mm	7.6	7.7	7.8	7.9
a_2/mm	7.2	7.3	7.4	7.5
a_3/mm	4.2	4.3	4.4	4.5
a_4/mm	2.7	2.8	2.9	3.0
g/mm	1.0	1.5	2.0	2.5

表 3 样本数据库

Table 3 Sample database

序号	a_1/mm	a_2/mm	a_3/mm	a_4/mm	g/mm	1.0I 平均转矩/ $\text{N}\cdot\text{m}$	1.0I 转矩脉动/%	0.5I 平均转矩/ $\text{N}\cdot\text{m}$	0.5I 转矩脉动/%
1	7.6	7.2	4.2	2.7	1	98.154	7.849	33.399	11.577
2	7.7	7.2	4.2	2.7	1	97.752	7.939	33.287	11.531
3	7.8	7.2	4.2	2.7	1	97.239	8.036	33.191	11.412
...
1 022	7.9	7.5	4.5	2.8	2.5	94.327	9.554	33.151	20.754
1 023	7.9	7.5	4.5	2.9	2.5	94.285	9.567	33.038	20.717
1 024	7.9	7.5	4.5	3.0	2.5	94.113	9.605	32.937	20.658

3.1 DNN 算法结构

为使模型从简单线性映射,到对高度非线性问题进行有效建模,对 DNN 各层加激活函数:

$$o_i = \sigma(x_i) = \sigma(W_i o_{i-1} + b_i) \quad (13)$$

式中: o_i 为第 i 层网络输出, W_i, b_i 分别为 i 和 $i-1$ 层之间的权重和偏差, σ 为激活函数,选取 ReLU 为激活函数:

$$\sigma = \max(0, x) \quad (14)$$

DNN 训练过程包括逐层初始化和误差反向传播两个阶段。随机设置节点的权重和偏差,输入数据通过每一层进行前向传播,得到预测结果。通过计算预测误差,并使用反向传播算法,从输出层开始逐层计算梯度,表示预测误差对每层权重和偏差的影响。利用随机梯度下降法对 DNN 权重和偏差进行更新^[18-19]:

$$(W_i, b_i) - \varepsilon \frac{\partial D}{\partial (W_i, b_i)} \rightarrow (W_{i+1}, b_{i+1}) \quad (15)$$

式中: ε 为学习率, D 为代价函数。

采用均方根值误差(root mean square error, RMSE) 检验模型精度,具体如式 (16) 所示。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (16)$$

式中: m 样本数量。 y_i 为真实值, \hat{y}_i 为预测值。

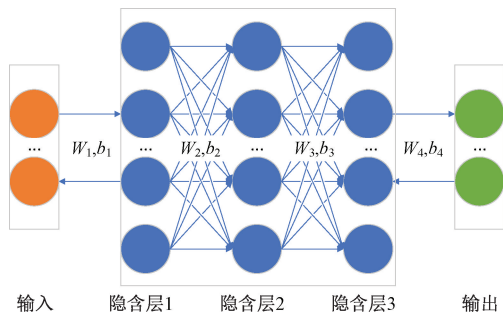


图 5 DNN 回归结构图

Fig. 5 DNN regression structure

3.2 平均转矩及转矩脉动建模

以 SynRM 磁障宽度 a_1, a_2, a_3, a_4 与周向磁桥宽度 g 等 5 个转子结构参数作为输入,平均转矩 T_{avg} 及转矩脉动系数 γ 为输出,采用 DNN 建模的具体步骤如下:

1) 将表 3 中 1 024 组样本数据随机分成 820 组训练样本数据和 204 组测试样本数据,并归一化到 $[0, 1]$ 区间。

2) 根据样本数据集规模确定 DNN 参数,DNN 包含 5 输入 2 输出和 3 个隐含层,对模型中的权重和偏差参数进行初始化。

3) 采用 820 组训练样本数据对 DNN 模型进行训练,使模型能准确预测平均转矩和转矩脉动。

4) 根据 204 组测试集评估训练好的 DNN 模型性能

表现,计算转矩脉动预测的 RMSE。

3.3 模型精度校验

为验证 DNN 优越性,引入传统 BP 神经网络回归建模算法进行对比。对 204 组测试集样本进行预测,两种模型的拟合结果对比如图 6 所示, RMSE 对比如图 7 所示。

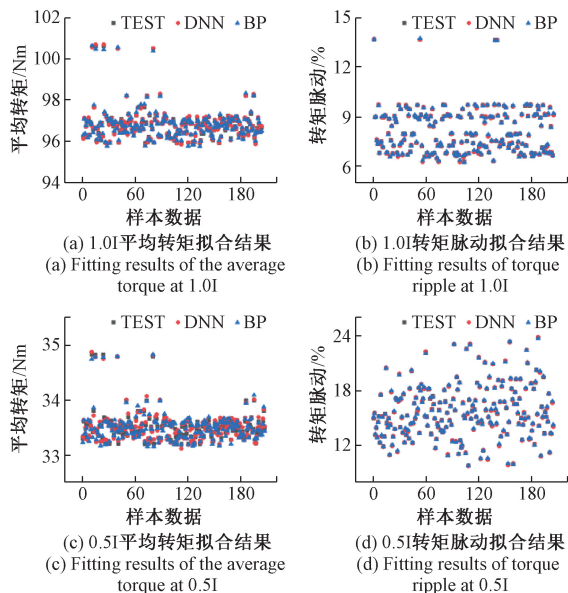


图 6 转矩及转矩脉动模型精度校验

Fig. 6 Accuracy verification of torque and torque ripple model

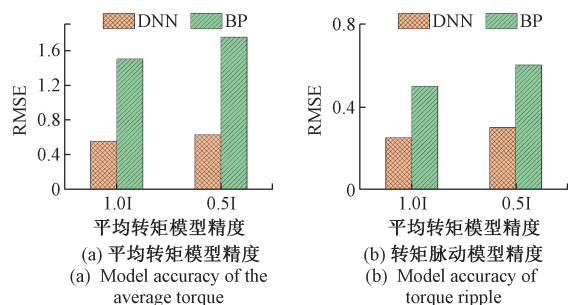


图 7 转矩及转矩脉动的 RMSE

Fig. 7 RMSE for torque and torque ripple

以上的分析结果表明 DNN 网络的 RMSE 明显小于 BP 神经网络,DNN 相较于传统的 BP 神经网络,在处理非线性问题方面具有更强的能力。这是由于 DNN 的多层隐藏层结构和大量神经元的组合,使得它能够有效地学习和表示复杂的非线性关系。相比之下,传统的 BP 神经网络通常只有一到两个隐藏层,限制了其对非线性问题的表达能力。因此,DNN 在训练数据外的预测数据上表现更好,并具有更强的适应性和泛化能力,可以为后续优化提供更为准确的模型。

4 SynRM 多目标优化

为保证不同工况下 SynRM 的转矩输出性能均能达到最优,提出一种基于 RL 的改进 PSO 算法,并通过调用 DNN 快速计算模型进行目标函数计算与迭代寻优,实现电机转子结构参数的多目标优化。

4.1 多目标优化函数设计

为使 SynRM 各输出性能尽可能达到全局最优,选择以削弱电机转矩脉动为目标,考虑到电机整体的性能,在充分降低电机转矩脉动时,也要保持相对较高的平均转矩,因此设计多目标优化函数为:

$$f = \frac{\gamma}{T_{avg}} \quad (17)$$

同时,为了保证 SynRM 在不同工况下都可以满足性能要求,得到电机在不同工况下的全局最优结构参数,将多目标优化函数修正为:

$$f = \frac{\gamma(1.0I)}{T_{avg}(1.0I)} \times \frac{\gamma(0.5I)}{T_{avg}(0.5I)} \quad (18)$$

考虑到电机自身的尺寸要求以及图 4 所示的结构参数对电机性能的影响,最终设计的多目标优化模型如式(19)所示。

$$\begin{aligned} \min f &= \frac{\gamma(1.0I)}{T_{avg}(1.0I)} \times \frac{\gamma(0.5I)}{T_{avg}(0.5I)} \\ \text{s. t. } &\begin{cases} 7.6 < a_1 < 7.9 \\ 7.2 < a_2 < 7.5 \\ 4.2 < a_3 < 4.5 \\ 2.7 < a_4 < 3.0 \\ 1.0 < g < 2.5 \end{cases} \end{aligned} \quad (19)$$

4.2 基于 RL 的改进 PSO 算法

PSO 算法基本思想是通过个体的合作和信息共享来探索潜在的最优解^[20]。

$$\begin{cases} v^{t+1}(i) = \omega v^t(i) + c_1 r_1 (pbest^t(i) - px^t(i)) + \\ c_2 r_2 (gbest^t(i) - x^t(i)) \\ x^{t+1}(i) = x^t(i) + v^{t+1}(i) \end{cases} \quad (20)$$

式中: c_1, c_2 为学习因子, r_1, r_2 为(0~1)之间的随机数, ω 为惯性权重, t 为算法当前迭代次数; $pbest^t(i)$ 与 $gbest^t(i)$ 分别为第 i 个粒子在 t 时刻个体最优位置和种群的全局最优位置; $x^t(i)$ 与 $v^t(i)$ 为 t 时刻第 i 个粒子的位置和速度。

上式中学习因子对 PSO 算法的寻优能力具有重要影响。学习因子 c_1 有利于加速算法的收敛速度,但容易陷入局部最优, c_2 有利于增加算法的全局搜索能力,但容易导致早熟收敛。传统 PSO 算法中采用固定学习因子,难以同时兼顾算法的收敛速度与精度。因此,本文通过

建立当前迭代的适应度函数变化情况与下次迭代中的学习因子的联系,并以此建立奖励函数,引入 RL 在线调整 PSO 算法的学习因子,以增强 PSO 算法的寻优能力。

将 RL 用于动态调整 PSO 算法的学习因子,可以极大提高 PSO 算法的搜索性能,实现个体和全局最优解之间的平衡。选用 RL 改进 PSO 算法进行多目标优化的算法流程如图 8 所示。

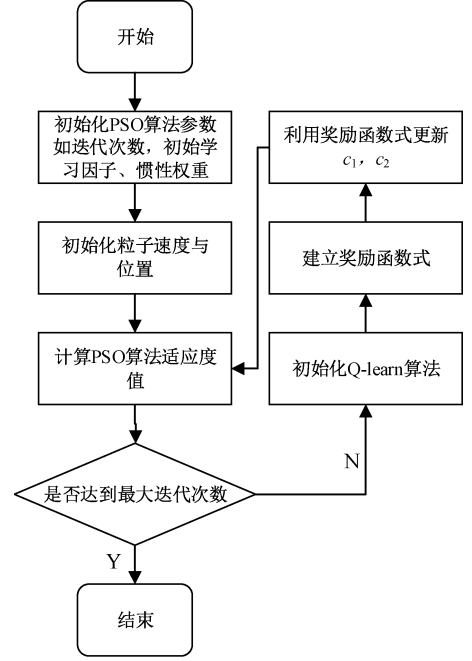


图 8 改进 PSO 算法流程

Fig. 8 Flowchart of the improved PSO algorithm

具体步骤如下:

1) 初始化 PSO 与 RL 模型, c_1 和 c_2 初始值设为 1.5, ω 为 0.8, 粒子规模为 50, 速度范围为 $[0, 1]$ 。

2) 调用适应度函数式(18), 计算每个粒子适应度值。

3) 更新个体历史最优位置和全局最优位置。

4) 定义 RL 状态空间 S 为 c_1, c_2 取值, 动作空间 A 为 c_1, c_2 变化情况(1 为减小 0.1, 2 为增加 0.1, 3 为不变), 奖励选取新、旧全局最优解之间的差值, Q-table 如表 4 所示, 定义适应度函数差值如式(21)所示。

$$\delta gbest(i) = f[gbest(i)] - f[gbest(i-1)] \quad (21)$$

定义奖励 r 如式(22)所示。

$$r = \begin{cases} 1, & (\delta gbest(i) > 0) \\ 0, & (\delta gbest(i) \leq 0) \end{cases} \quad (22)$$

在状态 S 中, 遍历动作 A , 并得到 r 和新状态, RL 更新公式为:

$$Q(s, a) \leftarrow (1 - \beta) Q(s, a) + \beta [r + \lambda \max_{a'} Q(s', a') - Q(s, a)] \quad (23)$$

表 4 Q-table
Table 4 Q-table

参数	action1	action2	action3
state1	$q(1,1)$	$q(1,2)$	$q(1,3)$
state2	$q(2,1)$	$q(2,2)$	$q(2,3)$

式中： β 为学习律， λ 为折扣因子，取 $\beta=0.1, \lambda=0.9$ 。

5) 通过奖励，训练 RL 模型，并通过式 (23) 使用 RL 模型训练得到最佳的策略如式 (24) 所示，并输出 c_1, c_2 。

$$\pi(s) = \operatorname{argmax}_{a \in |A|} Q(s, a) \tag{24}$$

6) 使用新的学习因子进行步骤 2) ~ 3)，直到达到迭代次数，选择迭代次数为 30。

当迭代次数达到 30 时中止迭代并将此时最优解作为优化问题的近似最优解，传统 PSO 算法与改进 PSO 算法的迭代过程如图 9 所示，优化结果如表 5 所示。

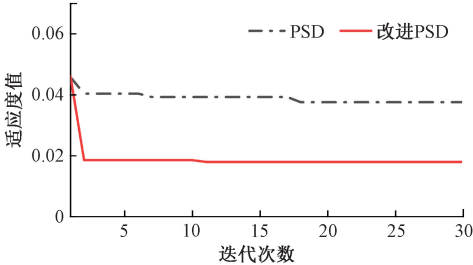


图 9 迭代过程对比
Fig. 9 Comparison of iterative processes

表 5 优化结果
Table 5 Optimization results

参数	初始值	PSO 算法	改进 PSO 算法
a_1/mm	7.7	7.854	7.882
a_2/mm	7.2	7.419	7.357
a_3/mm	4.3	4.251	4.287
a_4/mm	2.8	2.854	2.961
g/mm	1.5	2.053	2.107

5 仿真及实验分析

5.1 仿真验证

为验证所提出 SynRM 转子优化算法的有效性，根据表 5 中优化结果，在 Ansoft 2019 R3 环境下搭建 SynRM 样机仿真模型分别对优化前后的电磁转矩进行仿真分析，SynRM 多目标优化流程如图 10 所示，仿真结果如图 11 和 12 所示。

图 11 给出了额定电流 (1.0I) 与 0.5 倍额定电流 (0.5I) 两种典型工况下优化前、传统 PSO 算法优化后和改进 PSO 算法后的 SynRM 电磁转矩输出曲线。图 12 显示了优化前、传统 PSO 算法优化后和改进 PSO 算法后

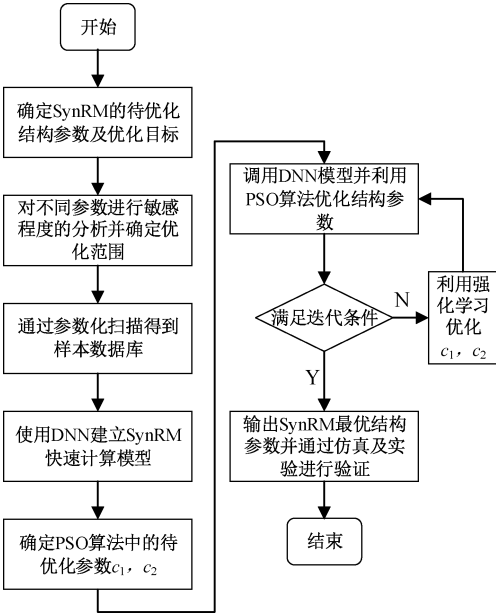


图 10 SynRM 多目标优化流程
Fig. 10 Multi-objective optimization process of SynRM

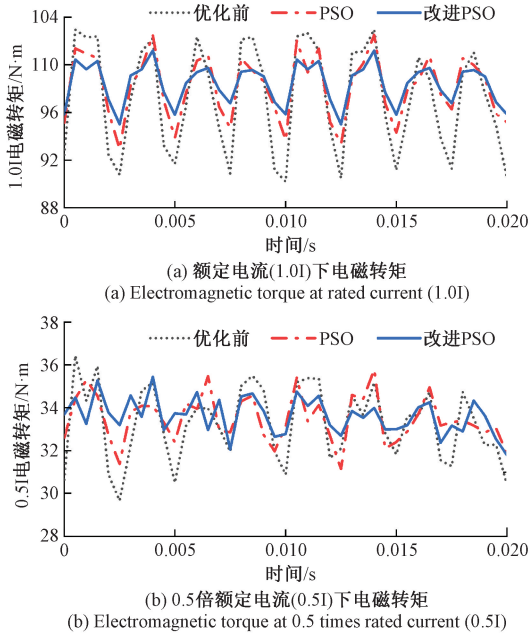


图 11 SynRM 电磁转矩波形
Fig. 11 Electromagnetic torque waveforms of SynRM

SynRM 平均转矩和转矩脉动的详细对比结果。从图 11 与 12 中可以看出，经过传统 PSO 算法后的 SynRM 相比初始样机，在额定电流下的平均转矩升高了 $0.598 \text{ N}\cdot\text{m}$ ，转矩脉动下降了 21.60%；在 0.5 倍额定电流下的平均转矩升高了 $0.167 \text{ N}\cdot\text{m}$ ，转矩脉动下降了 39.74%。与初始样机相比，改进 PSO 算法后的 SynRM 在额定电流下平均转矩提高了 $0.816 \text{ N}\cdot\text{m}$ ，转矩脉动下降了 49.50%；在 0.5

倍额定电流下平均转矩升高了 $0.334\text{ N}\cdot\text{m}$, 转矩脉动下降了 50.51% 。从仿真结果可以看出基于 RL 的改进 PSO 算法后的 SynRM 拥有更高的平均转矩和更低的转矩脉动。

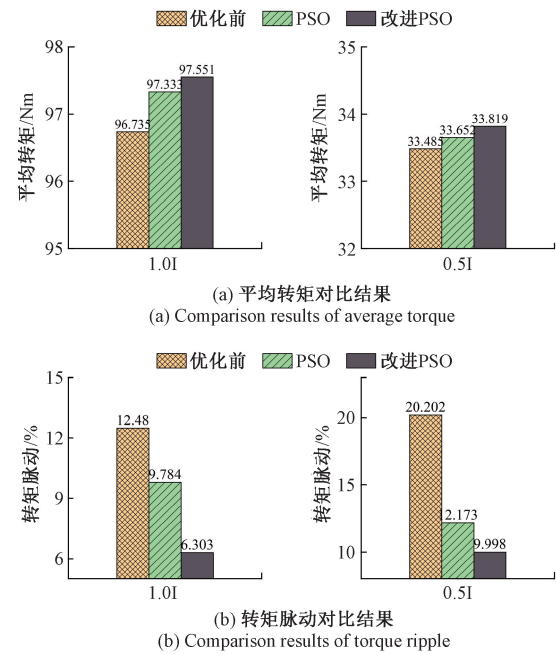


图 12 SynRM 转矩性能对比

Fig. 12 Comparison of SynRM torque performance

5.2 实验验证

为进一步验证 SynRM 优化结果的正确性, 根据基于 RL 的改进 PSO 算法优化结果制作试验样机, 并搭建样机测试平台, 对所提出方法进行实验验证。根据表 5 给出的改进 PSO 算法优化后转子参数, 并结合实际工艺需求, 最终制作的转子冲片如图 13 所示, SynRM 测试平台如图 14 所示。

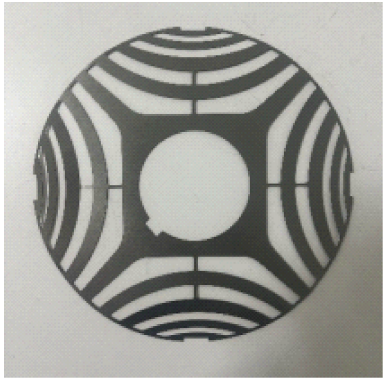


图 13 SynRM 样机转子冲片

Fig. 13 The rotor punching of SynRM prototype

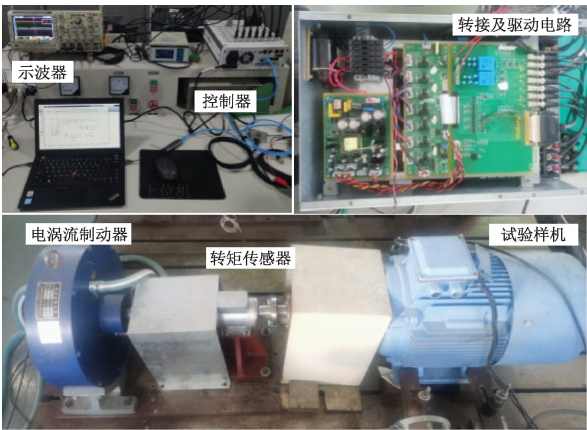
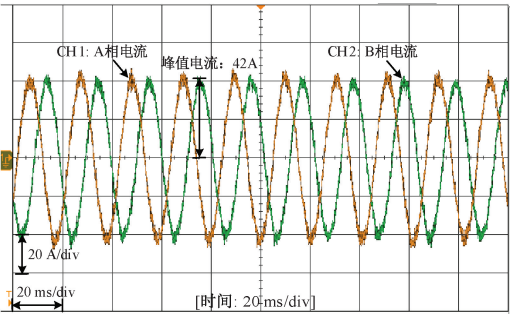


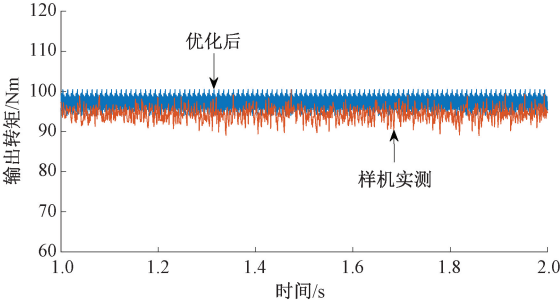
图 14 SynRM 驱动系统测试平台

Fig. 14 Test platform for SynRM drive system

矩传感器和电涡流制动器组成; 电气部分由上位机、MicroLabBox 控制器、转接及驱动电路组成。为验证所设计 SynRM 样机的转矩输出性能, 通过调节负载电涡流制动器出力矩, 控制电机分别运行在额定电流 (1.0I) 和 0.5 倍额定电流 (0.5I) 两种典型工况, 并观测计算其相电流与电磁转矩输出数值。实验结果如图 15 和 16 所示。



(a) 1.0 倍额定电流波形
(a) 1.0 times rated current waveform



(b) 1.0 倍额定电流下 SynRM 输出转矩
(b) SynRM output torque at 1.0 times rated current.

图 15 1.0 倍额定电流下 SynRM 实验结果

Fig. 15 Experimental results of SynRM at 1.0 times rated current

图 15 和 16 分别给出了 SynRM 样机运行在额定转速 1500 r/min 时 1.0 倍与 0.5 倍额定电流下的转矩优化

SynRM 驱动系统测试平台机械部分由试验样机、转

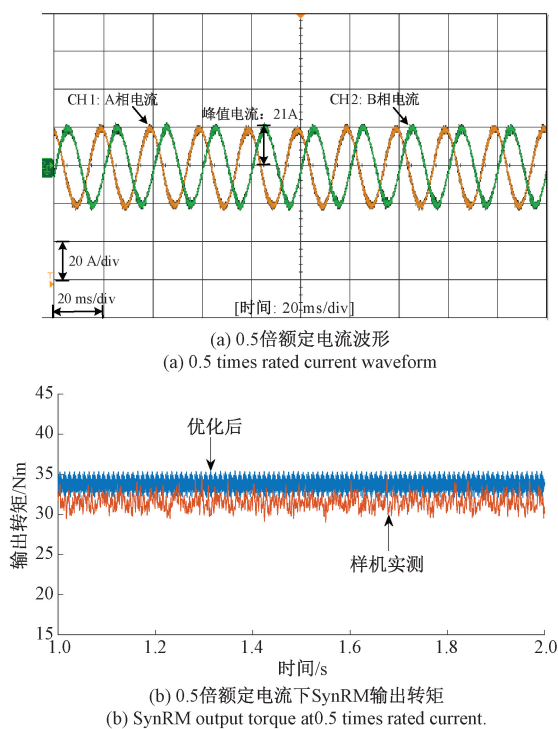


图 16 0.5 倍额定电流下 SynRM 实验结果

Fig. 16 Experimental results of SynRM at 0.5 times rated current

仿真与实测结果对比。从图中可以看出, SynRM 样机有限元仿真波形在 1.0 倍额定电流和 0.5 倍额定电流下的平均转矩分别为 97.551 Nm 和 33.819 N·m, 转矩脉动分别为 6.303% 和 9.998%; SynRM 样机转矩实测波形在 1.0 倍额定电流和 0.5 倍额定电流下的平均转矩分别为 94.43 N·m 和 31.68 N·m, 转矩脉动分别为 10.59% 和 18.27%。

为了进一步验证优化后 SynRM 输出转矩性能, 分别给出了额定转速时 SynRM 样机运行在不同电流工况下的转矩优化仿真与实测结果对比。具体结果如图 17 所示。

如图 17(a) 所示, 优化后 SynRM 样机仿真与实验测量的平均转矩数值基本吻合, 仿真值与实测值之间的误差在 3.2 N·m 以内。从图 17(b) 可以看出, 优化后转矩脉动仿真数值与实测转矩脉动存在一定差距, 两者之间的最大差值为 8.85%。这是由于有限元仿真中未考虑功率驱动器件开关时间、电磁噪声等对转矩带来的影响, 造成实验测量转矩脉动高于仿真数值。总的来说, 优化后 SynRM 样机仿真转矩与样机实测转矩性能基本保持一致, 验证了优化结果的正确性。

6 结 论

为解决 SynRM 转矩脉动抑制难题, 提出了一种基于

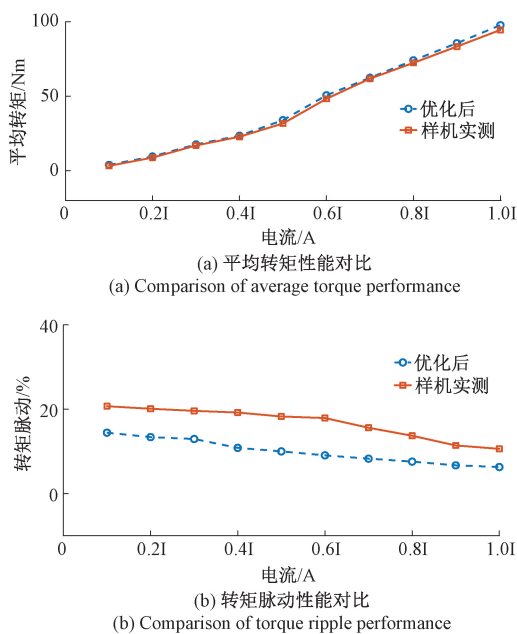


图 17 不同电流工况下转矩性能对比

Fig. 17 Comparison of torque performance under different current conditions

机器学习的 SynRM 转子结构优化方法。通过引入 DNN 建立 SynRM 电磁计算模型, 构造转子结构参数与输出转矩之间的精确映射, 兼顾了转矩求解精度和计算效率。在此基础上, 利用 RL 在线调整 PSO 算法学习因子, 并通过改进 PSO 算法调用 DNN 模型计算目标函数, 求取转矩综合性能最优下的转子结构参数最优解。仿真与实验结果表明, 基于所提出 SynRM 转子结构优化方法获得的转子参数组合能够在提高平均转矩的同时显著降低电机转矩脉动。在未来研究中, 将设计包含电机成本、电流畸变率和电机效率等更多元素的目标函数, 进一步提升 SynRM 应用性能。

参考文献

- [1] REN L, WANG H, ZHONG Z, et al. Dynamic characterization of SynRM with dual-Axis hybrid excitation self-commissioning[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2024, 71(5): 4440-4449.
 - [2] LIU C T, SU Y J, YEN SH CH, et al. A convenient analytical model for predicting direct-on-line synchronous reluctance motor operations at different environments[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2024, 60(2): 2756-2763.
 - [3] 赵子安, 王一帆, 李凤姣, 等. 考虑铁损的同步磁阻电机最小损耗控制策略[J]. 电机与控制学报, 2023, 27(11): 1-9.
- ZHAO Z A, WANG Y F, LI F J, et al. Minimum losses control strategy of synchronous reluctance motors

- considering iron losses [J]. *Electric Machines and Control*, 2023, 27(11): 1-9.
- [4] TAWFIQ K B, ABDEL-KHALIK A S, IBRAHIM M N, et al. A rewind five-phase synchronous reluctance machine: operating voltage, inductance analysis and comparison with conventional multiphase machines[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2024, 60(1): 12-27.
- [5] 刘荣哲, 董视, 梁晶. 新型同步磁阻电机星形转子结构设计与分析[J]. *电机与控制学报*, 2022, 26(10): 49-55.
- LIU R ZH, DONG Y, LIANG J. A stroid rotor structural design and analysis of a synchronous reluctance motor[J]. *Electric Machines and Control*, 2022, 26(10): 49-55.
- [6] WOO T G, PARK S W, CHOI S C, et al. Flux saturation model including cross saturation for synchronous reluctance machines and its identification method at standstill[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2023, 70(3): 2318-2328.
- [7] 许孝卓, 郭国宾, 封海潮, 等. 五相 U 型永磁凸极直线电机对比分析[J]. *电子测量与仪器学报*, 2023, 37(12): 176-185.
- XU X ZH, GUO G B, FENG H CH, et al. Comparative analysis of five-phase U-shaped permanent magnet salient pole linear motor[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2023, 37(12): 176-185.
- [8] AMIN MASOUDI M, AFSARI S A. The optimal design and an analysis of a hybrid w-shaped IPM rotor of coaxial magnetic gear[J]. *IEEE Access*, 2024, 12: 81067-81074.
- [9] 黄朝志, 张文进, 李海雯, 等. 多目标算法分层优化策略在开关磁阻电机中的应用[J]. *电子测量与仪器学报*, 2024, 38(1): 124-133.
- HUANG ZH ZH, ZHANG W J, LI H W, et al. Application of multi-objective algorithm layered optimization strategy in switched reluctance motor[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 38(1): 124-133.
- [10] SADROSSADAT S A, RAHMANI O. ANN-based method for parametric modelling and optimizing efficiency output power and material cost of BLDC motor[J]. *IET Electric Power Applications*, 2020, 14(6): 951-960.
- [11] DOI S, SASAKI H, IGARASHI H. Multi-objective topology optimization of rotating machines using deep learning[J]. *IEEE Transactions on Magnetics*, 2019, 55(6): 1-5.
- [12] WANG W T, ZHAO J W, SONG J C, et al. Thrust performance improvement for PMSLM through double-layer reverse skewed coil and WRF-MKH method[J]. *IEEE Transactions on Mechatronics*, 2020, 25(6): 2950-2960.
- [13] 刘艳丽, 王浩, 李佳原, 等. 基于多卷积和结构搜索的电弧故障检测模型[J]. *电子测量与仪器学报*, 2024, 38(4): 117-127.
- LIU Y L, WANG H, LI J Y, et al. Arc fault detection model based on multi-convolution and structure search[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 38(4): 117-127.
- [14] HUA Y, ZHU H, GAO M, et al. Multi-objective optimization design of permanent magnet assisted bearingless synchronous reluctance motor using NSGA-II[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2021, 68(11): 10477-10487.
- [15] FARHADIAN M, MOALLEM M, FAHIMI B. Multimodal optimization algorithm for torque ripple reduction in synchronous reluctance motors[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 26628-26636.
- [16] YAMASHITA Y, OKAMOTO Y. Design optimization of synchronous reluctance motor for reducing iron loss and improving torque characteristics using topology optimization based on the level-set method[J]. *IEEE Transactions on Magnetics*, 2020, 56(3): 1-4.
- [17] 沈建新, 蔡顺, 郝鹤. 同步磁阻电机分析与设计(连载之二)基于磁路模型的解析分析方法[J]. *微电机*, 2016, 49(10): 80-83.
- SHEN J X, CAI SH, HAO H. Analysis and design of synchronous reluctance machine part VI: Parameter optimization of evenly distributed rotor barriers[J]. *Micromotors*, 2016, 49(10): 80-83.
- [18] 刘钊, 孙洁娣, 温江涛. 基于多层面压缩深度神经网络的轴承故障诊断[J]. *电子测量与仪器学报*, 2022, 36(7): 189-198.
- LIU ZH, SUN J D, WEN J T. Bearing fault diagnosis method based on multi-dimension compressed deep neural network[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2022, 36(7): 189-198.
- [19] 彭菲桐, 徐凯, 吴仕勋, 等. 基于智能优化深度网络的轨道电路故障诊断研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2024, 38(2): 219-230.
- PENG F T, XU K, WU SH X, et al. Research on fault diagnosis of track circuit based on intelligent optimization deep network[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 38(2): 219-230.
- [20] 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 M, ZHOU Y X, XU H, 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.

作者简介



王子贺, 2019 年于济南大学获得学士学位, 现为山东理工大学控制工程硕士研究生, 主要研究方向为电机驱动控制。

E-mail: wangzihe77@126.com

Wang Zihe received his B. Sc. degree from University of Jinan in 2019. Now he is a M. Sc. candidate at Shandong University of Technology. His main research interest includes motor drive control.



李存贺 (通信作者), 2012 年于滨州学院获得学士学位, 2014 年于大连海事大学获得硕士学位, 2019 年于大连海事大学获得博士学位, 现为山东理工大学电气工程学院讲师, 主要研究方向为磁阻电机及功率变换系统的设计与控制。

E-mail: licunhe@sdut.edu.cn

Li Cunhe (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Binzhou University in 2012, M. Sc. degree from Dalian Maritime University in 2014 and Ph. D. degree from Dalian Maritime University in 2019, respectively. Now he is a lecturer in School of Electrical and Electronic Engineering of Shandong University of Technology. His main research interests include the design and control of reluctance motors and power conversion systems.



焦提操, 2008 年于曲阜师范大学获得学士学位, 2012 年于曲阜师范大学获得硕士学位, 2016 年于南京理工大学获得博士学位, 现为山东理工大学电气工程学院教授, 主要研究方向为非线性随机系统控制理论及机电、机械系统应用。

E-mail: jiaoticao@sdut.edu.cn

Jiao Ticao received his B. Sc. degree from Qufu Normal University in 2008, M. Sc. degree from Qufu Normal University in 2012 and Ph. D. degree from Nanjing University of Science and Technology in 2016, respectively. Now he is a professor in School of Electrical and Electronic Engineering of Shandong University of Technology. His main research interests include the nonlinear stochastic system control theory and electromechanical and mechanical system applications.



鲁炳林, 2011 年于中国石油大学 (华东) 获得学士学位, 2018 年于山东大学获得博士学位, 现为山东理工大学电气工程学院讲师, 主要研究方向为高速永磁及特种磁阻电机分析与设计。

E-mail: lubinglin@sdut.edu.cn

Lu Binglin received his B. Sc. degree from China University of Petroleum (East China) in 2011 and Ph. D. degree from Shandong University in 2018, respectively. Now he is a lecturer in School of Electrical and Electronic Engineering of Shandong University of Technology. His main research interests include the analysis and design of high-speed permanent magnet and special reluctance motors.



熊立新, 1999 年于哈尔滨工业大学获得学士学位, 2006 年于山东大学获得硕士学位, 2009 年于山东大学获得博士学位, 现为山东理工大学电气工程学院教授, 主要研究方向为电力电子与电气传动。

E-mail: xionglixin@sdut.edu.cn

Xiong Lixin received his B. Sc. degree from Harbin Institute of Technology in 1999, M. Sc. degree from Shandong University in 2006, and Ph. D. degree from Shandong University in 2009, respectively. Now he is a professor in School of Electrical and Electronic Engineering of Shandong University of Technology. His main research interests include power electronics and electric drives.