

基于 GRNN-PSO 的新型多端口盘式 电机电磁结构优化

刘 欣, 樊溢国

(天津工业大学 现代机电装备技术重点实验室, 天津 300387)

摘 要: 针对传统电机输出端口单一的问题, 提出一种新型多端口盘式永磁电机(MDPMM)。首先, 介绍了该电机结构及工作原理; 其次, 针对该电机环形弧线定子定位力对推力的影响, 对定位力进行了分析计算。由于影响定位力的电磁结构参数较多, 设计了一种广义回归神经网络(GRNN)来建立 MDPMM 快速计算模型, 通过建立环形弧线定子区域有限元模型得到参数样本库作为 GRNN 输入参数, 并与支持向量机(SVM)进行对比, 验证了 GRNN 的优越性; 以“不降低推力密度, 推力的最小波动”为优化目标, 采用粒子群优化(PSO)算法对环形弧线定子区域的各结构参数进行优化。最后, 通过对比优化前后仿真分析验证了混合 GRNN-PSO 算法的有效性。

关键词: 多端口盘式电机; 推力波动; 广义回归神经网络; 粒子群优化

中图分类号: TM351 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5497(2025)12-3822-09

DOI: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20240404

Optimization of electromagnetic structure of new multi-port disk motor based on GRNN-PSO

LIU Xin, FAN Yi-guo

(Tianjin Key Laboratory of Modern Electromechanical Equipment Technology, Tiangong University, Tianjin 300387, China)

Abstract: To address the issue of a single output port in traditional motors, a novel multi-port disc-type permanent magnet motor (MDPMM) was proposed. First, the structure and working principle of this motor is introduced. Second, the impact of the positioning force of the ring-arc stator on thrust was analyzed and calculated. Due to the numerous electromagnetic structural parameters affecting the positioning force, a generalized regression neural network (GRNN) was designed to establish a rapid calculation model for the MDPMM. By constructing a finite element model of the ring-arc stator region, a parameter sample library was obtained as input for the GRNN. The superiority of GRNN is verified by comparing it with support vector machines (SVM). With the optimization objective of "no reduction of thrust density and minimum fluctuation of thrust", the particle swarm optimization(PSO) algorithm is used to optimize the structural parameters of the ring-arc stator region. Finally, the effectiveness of the hybrid

收稿日期: 2024-04-16.

基金项目: 国家自然科学基金项目(51875408).

作者简介: 刘欣(1981-), 女, 教授, 博士. 研究方向: 特种电机电磁驱动特性与控制策略. E-mail: liuxin@tiangong.edu.cn

GRNN-PSO algorithm is validated through comparative simulation analysis before and after optimization.

Key words: multi-port disk permanent magnet motor; thrust ripples; generalised regression neural network; particle swarm optimisation

0 引言

轴向磁通电机具有体积小、效率和可靠性高等优点,被广泛应用于航空航天、风力发电、军事和电动汽车等重要领域^[1,2]。传统轴向磁通电机只能在单自由度输出动力,且需要机械变速箱来匹配高速电机与低速负载等问题^[3]。近年来,为解决传统轴向磁通电机单自由度输出动力的问题,国内外专家学者基于轴向磁通电机结构进行了大量研究^[4-9]。其中,文献[8]提出了一种新型空间盘式行星电机,该电机综合了盘式电机和永磁行星齿轮的优点,可实现多端口不同方向输出。文献[9]提出了一种新型多端口磁性行星齿轮永磁电机,该电机可以实现动力和扭矩在不同电气或机械端口之间的灵活组合和分配。在进行定位力研究时,文献[10]采用参数化分析方法和粒子群优化(Particle swarm optimization, PSO)方法对直线电机端部齿的尺寸进行了优化;文献[11]针对永磁直线电机的推力波动现象,提出采用深度学习结合免疫克隆算法对电机结构参数进行优化;文献[12]提出采用响应面法来构建电机优化模型,并结合 PSO 方法实现对电机结构参数的优化设计。

本文结合行星永磁电机多端口的能量转换,提出一种新型多端口盘式永磁电机(Multi-port disk permanent magnet motor, MDPMM),该电机既继承了轴向磁通电机的许多优点,又融合了行星轮磁齿驱动的特点,可以实现直接驱动和多自由度功率输出。同时,针对 MDPMM 环形弧线定子定位力在带载时对推力的影响,提出采用混合 GRNN-PSO 全局优化环形弧线定子对应盘式转子区域模型参数。首先,介绍该新型电机的结构及工作原理,分析研究其端部力和齿槽力,以减小其定位力;其次,为了实现对 MDPMM 环形弧线定子对应盘式转子区域模型参数的全局优化,通过 GRNN 逐层学习来建立高效、高精度的环形弧线定子对应盘式转子区域快速计算模型;最后,利用 PSO 对 GRNN 生成的快速计算模型参数进行全局优化,得到 MDPMM 环形弧线定子对应盘式

转子区域模型各结构参数,并进行有限元验证。

1 结构原理

新型多端口盘式永磁电机结构如图 1 所示,它主要由环形弧线定子、盘式双转子和行星轮转子组成。在环形弧线定子上开有电枢槽用以嵌放绕组,电枢绕组通入三相交流电产生旋转磁场驱动盘式转子转动,实现盘式转子的动力输出;行星轮转子在两盘式转子间沿周向放置,由转子轴固定在支架上,盘式转子与行星轮转子上贴有 NS 极相间的永磁体,盘式转子在环形弧线定子旋转磁场驱动下,通过其表贴的永磁体与行星轮转子产生磁力耦合来驱动行星轮转子,实现行星轮转子的动力输出;盘式转子和行星轮转子间通过永磁体相互耦合产生动力,它们的驱动关系符合磁齿轮传动的减速关系,即盘式转子和行星轮转子的磁齿数之比。可以看出,MDPMM 在实现盘式永磁电机和复合驱动系统一体化的同时,也实现了多个自由度的动力输出,适用于要求结构紧凑和多自由度动力输出的领域。

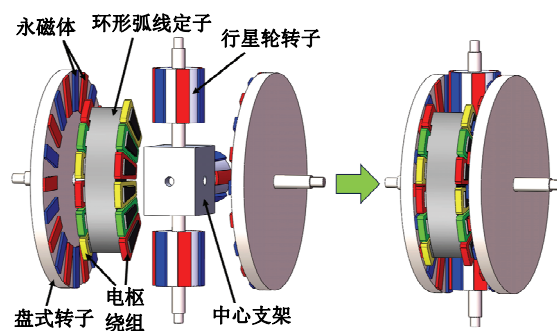


图 1 新型多端口盘式永磁电机结构

Fig. 1 Multi-port disk permanent magnet motor structure

2 MDPMM 定位力分析

传统轴向磁通电机定子铁芯是完整的环形,其磁路分布是完全对称的,不存在周向端面效应。而 MDPMM 环形弧线定子周向存在端部,影响端部磁场在定子铁芯中的分布,产生周向端部力。另外,环形弧线定子槽会使气隙磁阻发生变化引起齿槽效应,产生齿槽力。两者合力称为 MDPMM 的

定位力,而定位力会引起该电机带载时的推力波动。在对MDPMM的定位力进行分析时,将环形弧线定子沿径向等分成 n 层,根据结构的对称性,取任意层的下半部并展开,其定位力分析模型如图2所示,先求解该层的定位力,再沿环形弧线定子径向积分,得到环形弧线定子下半部的定位力。

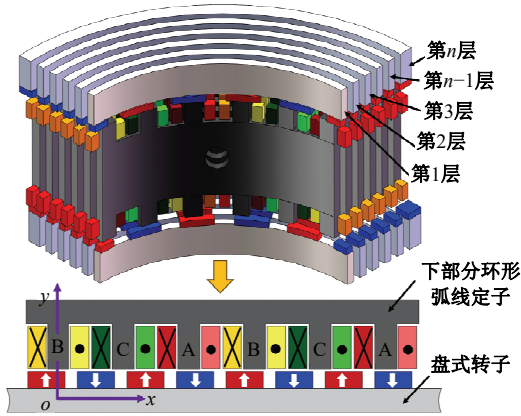
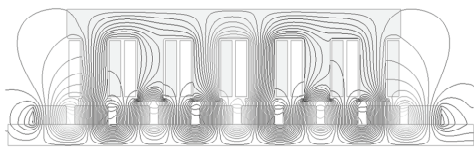


图2 MDPMM的定位力分析模型

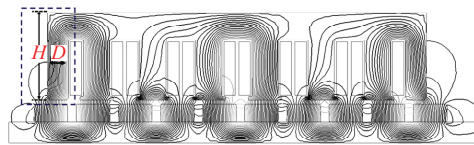
Fig. 2 Detent force analysis model for MDPMM

2.1 端部力分析与计算

盘式转子在转动时,环形弧线定子周向两侧端部的气隙磁阻变化会产生端部效应,它不仅会影响端部力,还会在该电机带载时引起推力的波动。在环形弧线定子两周向端部增加端部辅助齿可以改善端部气隙磁阻,如图3(b)所示,达到抑制端部力的效果。环形弧线定子无辅助齿和增加辅助齿后的磁通分布如图3所示。



(a)环形弧线定子无辅助齿磁通分布图



(b)环形弧线定子有辅助齿磁通分布图

图3 环形弧线定子磁通分布图

Fig. 3 Circular arc stator flux distribution

由图3可以看出,环形弧线定子无端部辅助齿时,永磁体产生的磁通只有少部分进入定子端部齿与相邻永磁体耦合,大部分磁通直接与其相邻永磁体耦合产生漏磁通;增加端部辅助齿时,永磁体产生的磁通大部分进入环形弧线定子辅助齿

与相邻永磁体耦合。由此可知,增加端部辅助齿能够改善端部气隙磁阻来抑制端部效应。

对于MDPMM环形弧线定子结构,建立其无槽的主从边界模型,由仿真得到的端部力如图4所示。

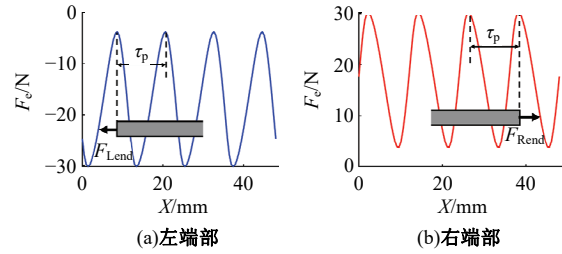


图4 端部力

Fig. 4 Single end force

由图4可以看出,MDPMM环形弧线定子端部两侧产生的端部力振幅相同,方向相反,是以盘式转子磁齿极距为周期的函数。两侧的端部力可分别用傅里叶级数表示为:

$$F_{\text{Rend}} = F_0 + \sum_{n=1}^{\infty} F_{\text{sn}} \sin\left(\frac{2n\pi}{\tau_p} x\right) + \sum_{n=1}^{\infty} F_{\text{cn}} \cos\left(\frac{2n\pi}{\tau_p} x\right) \quad (1)$$

$$F_{\text{Lend}} = -F_0 + \sum_{n=1}^{\infty} F_{\text{sn}} \sin\left(\frac{2n\pi}{\tau_p} (x + \tau_p)\right) - \sum_{n=1}^{\infty} F_{\text{cn}} \cos\left(\frac{2n\pi}{\tau_p} (x + \tau_p)\right) \quad (2)$$

式中: x 为环形弧线定子与盘式转子之间的相对位置; τ_p 为永磁体极距; F_0 为平均推力; F_{sn} 和 F_{cn} 为 n 次谐波幅值。

端部效应在气隙中产生脉动磁场,导致MDPMM环形弧线定子产生的端部力具有周期性和脉动性。当环形弧线定子上下部分错开距离 S 为0时,上下气隙磁密分布一致。若通过错开MDPMM环形弧线定子上下部分来抑制端部力时,环形弧线定子上下部分端部力的 n 次谐波间存在相位差,它们受到的端部力分别为:

$$\begin{cases} F_{\text{end1}} = \sum_{n=1}^{\infty} F_n \sin \frac{2n\pi}{\tau_p} \left(x + \frac{\Delta}{2}\right) \\ F_{\text{end2}} = \sum_{n=1}^{\infty} F_n \sin \frac{2n\pi}{\tau_p} \left(x + \tau_p + S + \frac{\Delta}{2}\right) \end{cases} \quad (3)$$

式中: F_{end1} 和 F_{end2} 分别为环形弧线定子上、下部分受到的端部力; S 为环形弧线定子上下部分错开距离; $\Delta = k\tau_p - N\tau$,其中 N 为槽数, τ 为槽距。

由于环形弧线定子上下部分弧长相同,则整个环形弧线定子受到的端部力用傅里叶级数表

示为:

$$F_{\text{end}} = \sum_{n=1}^{\infty} F_n \sin \frac{2n\pi}{\tau_p} \left(x + \frac{\Delta}{2} \right) \left(1 + \cos \frac{2n\pi}{\tau_p} (\tau_p + S) \right) + F_n \cos \frac{2n\pi}{\tau_p} \left(x + \frac{\Delta}{2} \right) \sin \frac{2n\pi}{\tau_p} (\tau_p + S) \quad (4)$$

建立 MDPMM 环形弧线定子无槽模型进行端部力仿真,以该电机盘式转子磁齿极距的 k 倍为周期,得到环形弧线定子上下部分错开不同距离时的端部力如图 5 所示。

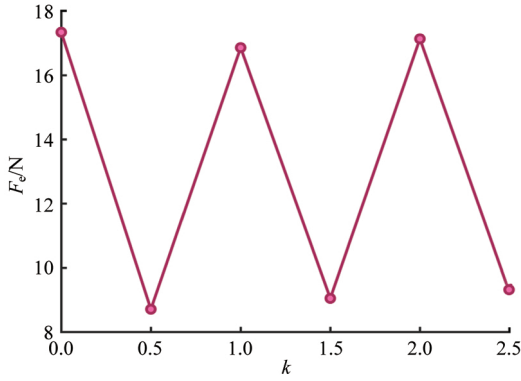


图 5 端部力随错开距离变化

Fig. 5 End force varies with stagger distance

由图 5 可以看出,环形弧线定子受到的端部力是以盘式转子磁齿极距为周期,在错开环形弧线定子上下部分时,永磁体产生磁场在定子铁芯的分布以磁齿极距为周期发生变化。当环形弧线定子上下部分错开距离为 0 时,气隙磁密在环形弧线定子铁芯中分布一致,任意阶谐波幅值是单边环形弧线定子的两倍,端部力为最大值 17.3 N;错开距离为 0.5 倍磁齿极距时,端部力达到最小值 8.7 N。

2.2 齿槽力分析与计算

盘式转子在转动时,环形弧线定子齿槽与盘式转子永磁体相互作用产生齿槽力。在 MDPMM 中,齿槽力是所有齿槽产生力的总和。建立主从边界单槽电枢仿真模型得到单槽齿槽力如图 6 所示。

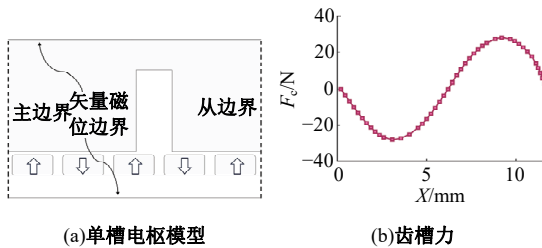


图 6 单槽齿槽力

Fig. 6 Position-varying attractive force from one slot

由图 6 可以看出,齿槽力以磁齿极距 τ_p 为周期,任意齿槽产生的齿槽力都是正弦的,将各槽的齿槽力相加可以得到电机的齿槽力。由于 MDPMM 环形弧线定子上下部分齿槽力的 n 次谐波之间存在相位差,则通过错开 MDPMM 环形弧线定子上下部分抑制齿槽力时,它们受到的齿槽力分别为:

$$\begin{cases} F_{\text{cog1}} = \sum_{j=1}^4 \sum_{k=1}^{\infty} F_{k,j} \sin \left(\frac{2k\pi}{\tau} x \right) \\ F_{\text{cog2}} = \sum_{j=1}^4 \sum_{k=1}^{\infty} F_{k,j} \sin \frac{2k\pi}{\tau} (x + \tau_p + S \cdot \tau_p) \end{cases} \quad (5)$$

式中: $F_{k,j}$ 为第 j 极的第 k 次谐波振幅。

由于环形弧线定子上下部分槽距和槽数相同,则整个环形弧线定子受到的齿槽力为:

$$F_{\text{cog}} = \sum_{j=1}^4 \sum_{k=1}^{\infty} F_{k,j} K_i \sin \frac{2k\pi}{\tau} (x + \tau_p + S \cdot \tau_p) \quad (6)$$

$$K_i = \sqrt{2 + 2\cos(2k\pi \tau_p / \tau (1 + S))} \quad (7)$$

通过计算 K_i 值,可以得到 MDPMM 环形弧线定子上下部分错开不同距离时的齿槽力,当错开距离为 $(t_1 + 0.5)\tau_p$ (t_1 可为任意正整数) 时,环形弧线定子齿槽力最小,建立仿真模型,以电机盘式转子磁齿极距的 k 倍为周期,得到环形弧线定子上下部分错开不同距离时的齿槽力如图 7 所示。

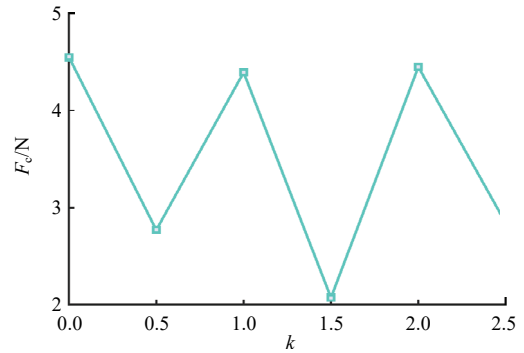


图 7 齿槽力随错开距离变化

Fig. 7 Cogging forces varies with stagger distance

由图 7 可以看出,在错开环形弧线定子上下部分时,齿槽力以磁齿极距为周期变化,环形弧线定子上下部分未错开时,齿槽力最大值为 4.5 N;在错开 1.5 倍磁齿极距时,齿槽力达到最小值 2.1 N。由于齿槽力相较于端部力较小,在选取环形弧线定子上下部分错开距离时,若错开距离较大会影响环形弧线定子与行星轮转子之间的磁场分布,因此,综合端部力对定位力的影响,取环

形弧线定子上下部分错开距离为 0.5 倍磁齿极距进行优化研究。

2.3 定位力敏感度分析

在 MDPMM 中,定位力会引起电机推力波动。由端部力和齿槽力的分析可知,通过优化辅

助齿的齿厚 D 及齿高 H 、磁齿极距 τ_p 、永磁体厚度 h_m 及气隙高度 δ 可以减小 MDPMM 定位力来抑制电机推力波动。建立 MDPMM 环形弧线定子区域有限元模型,各参数对定位力的敏感度如图 8 所示。

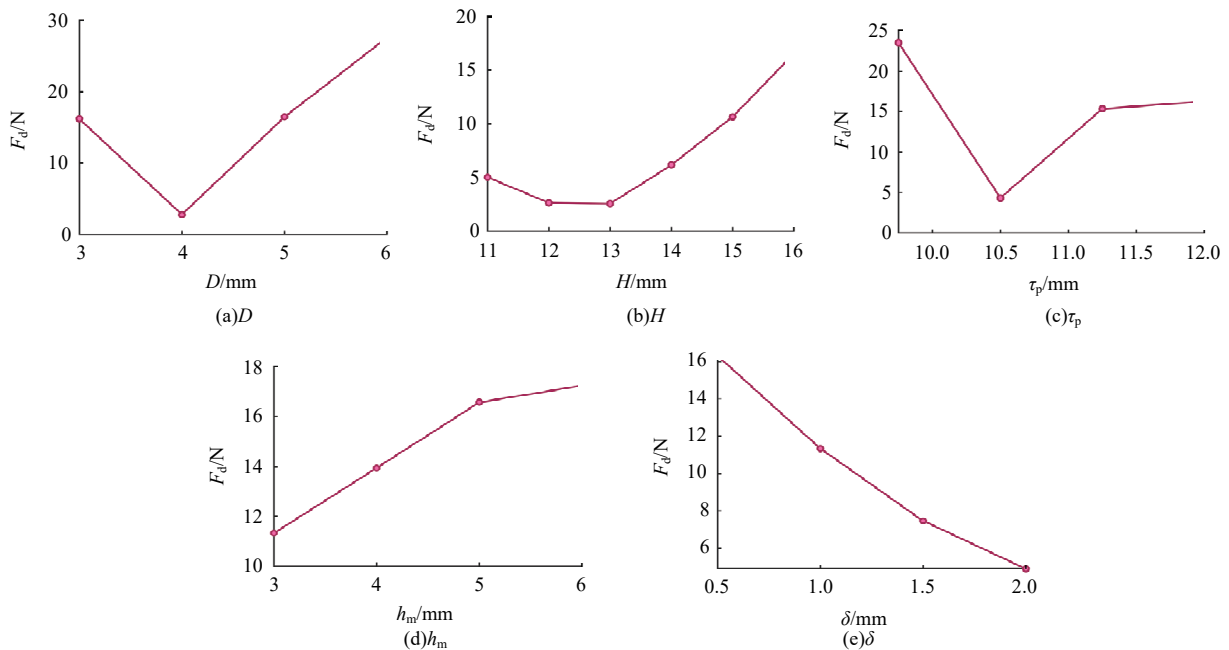


图 8 定位力随结构参数变化曲线
Fig. 8 Schematic diagram of detent force variation

由图 8 可以看出,定位力随辅助齿的齿厚 D 齿高 H 、极距 τ_p 、永磁体厚度 h_m 及气隙高度 δ 的变化均为非线性。在保持该盘式电机带载推力基本不变时,多因素的影响使得采用函数解析法减小 MDPMM 定位力和推力波动时的精确度不高。考虑到 MDPMM 环形弧线定子空间结构及外形尺寸的限制,为使优化设计更合理,取上述结构参数为优化变量,并给出取值区间,如表 1 所示。在此基础上,进行下一步的建模和多目标优化。

表 1 环形弧线定子设计变量

Table 1 Circular arc stator design variable restrictions		
参数	最小值	最大值
辅助齿的齿厚 D/mm	3	5
辅助齿的齿高 H/mm	13	15
极距 τ_p/mm	9.75	12
永磁体厚度 h_m/mm	3	5
气隙高度 δ/mm	0.5	1.5

3 训练样本库建立

3.1 环形弧线定子有限元模型

为了获取 MDPMM 环形弧线定子区域设计参数对输出性能之间的数据,通过有限元软件建立 MDPMM 环形弧线定子区域的模型,其有限元模型如图 9 所示,得到 MDPMM 环形弧线定子设计参数与相应输出性能的关系样本库,为后续 GRNN 建模提供训练数据。

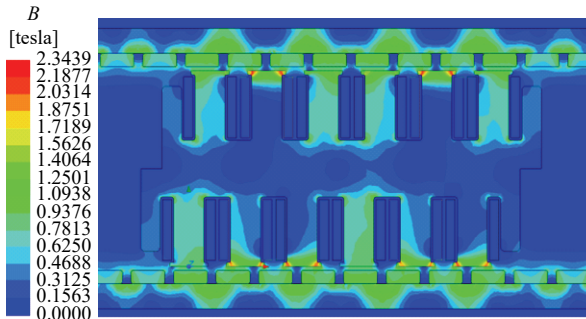


图 9 定位力有限元模型
Fig. 9 Finite element model for detent force

3.2 样本库建立

由环形弧线定子设计参数区间给出 5 因素 3 水平变量表,如表 2 所示。对 MDPMM 环形弧线定子区域有限元分析模型进行计算,得到不同设计参数下的平均推力 F 和平均推力波动 γ 样本库,如表 3 所示。

表 2 环形弧线定子结构参数水平表
Table 2 Structure parameter level of circular arc stator

参数	水平 1	水平 2	水平 3
D/mm	3	4.5	5
H/mm	13	14	15
τ_p/mm	9.75	10.875	12
h_m/mm	3	4.5	5
δ/mm	0.5	1	1.5

表 3 样本数据
Table 3 Sample data

序号	环形弧线定子设计参数					输出性能	
	H/mm	D/mm	δ/mm	h_m/mm	τ_p/mm	F/N	γ/N
1	15	3	0.5	3	9.75	95.35	12.35
2	15	4.5	0.5	3	9.75	93.03	31.19
3	15	5	0.5	3	9.75	92.92	36.09
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
160	13	3	1.5	5	12	110.71	18.84
161	13	4.5	1.5	5	12	110.87	8.00
162	13	5	1.5	5	12	110.95	5.62

4 GRNN 的 DPMM 快速计算模型建立

广义回归神经网络(GRNN)是一种可以解决函数逼近问题的神经网络体系结构,具有学习速度快、非线性映射能力强、网络结构灵活、容错能力强和鲁棒性好等特点^[13]。在电机驱动控制^[14]、滚动轴承动态退化监测^[15]、发动机的性能和排放参数优化^[16]等回归建模中作用显著。本文引入 GRNN 建立 MDPMM 快速计算模型。

4.1 推力与推力波动 GRNN 模型建立

广义回归神经网络(GRNN)是通过逼近输入和输出向量之间的任意函数,直接从训练数据中得出函数预测值^[17],由输入层、隐藏层、连接层和输出层组成,与其他迭代训练网络相比,GRNN 网络消耗的训练时间更少^[18]。本研究的 GRNN 模型架构如图 10 所示。

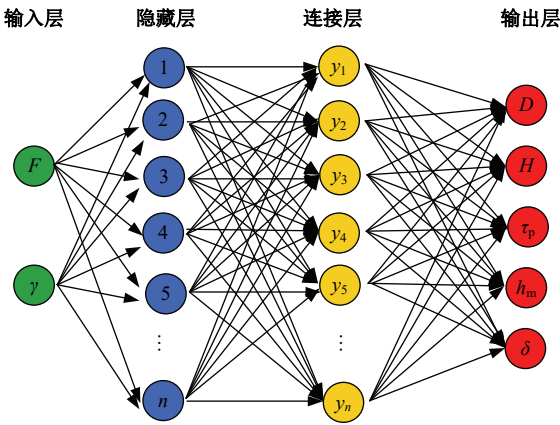


图 10 本文使用的 GRNN 模型
Fig. 10 GRNN architecture used in this study

采用 GRNN 模型对 MDPMM 推力和推力波动进行预测的数学基础是输入参数与输出性能之间的非线性回归分析。其输出量 Y (平均推力 F 和平均推力波动 γ) 与其影响输入因素 X (辅助齿高度 D 等 5 个设计参数) 的指标向量之间的回归分析为:

$$\hat{Y}(X) = \frac{\sum_{i=1}^n [Y_i \exp(-D_i^2 / (2\sigma^2))]}{\sum_{i=1}^n [\exp(-D_i^2 / (2\sigma^2))]} \quad (8)$$

$$D_i^2 = (X - X_i)^T (X - X_i) \quad (9)$$

式中: (X_i, Y_i) 为样本; n 为样本库中训练样本的个数; σ 为平滑参数; D_i 为 X 与 X_i 之间的欧氏距离。

基于表 3 中的 162 组样本数据,利用 GRNN 建立 MDPMM 环形弧线定子区域的快速计算模型,该模型以环形弧线定子区域的辅助齿高度等 5 个设计参数作为输入,推力及推力波动为输出性能指标。建模过程为:①通过输入神经元初始化 MDPMM 环形弧线定子区域影响因素的输入层;②计算每个隐藏层神经元的输出值;③计算每个连接层神经元的输出值;④确定 MDPMM 环形弧线定子区域 5 个设计参数的预测值。

4.2 GRNN 模型精度校验

为了验证本文建立的 MDPMM 环形弧线定子区域设计参数与输出性能的 GRNN 快速计算模型精度,引入 SVM 回归建模方法来进行对比,将 126 组数据随机分为 90 组训练数据和 36 组测试数据进行推力及推力波动预测,结果如图 11 所示。

通过对图 11 进行分析可知,GRNN 对推力和推力波动的预测结果较 SVM 有较大的优势,其

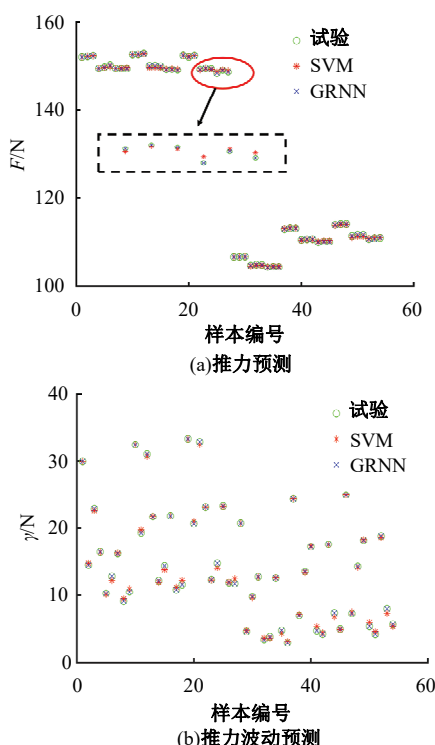


图 11 推力及推力波动预测结果

Fig. 11 Thrust and thrust fluctuation prediction results

原因如下:①GRNN在样本数据较多时逼近能力和学习速度较SVM有较大的优势;②SVM相较于GRNN需要定义多个参数,其训练难度较大;③GRNN能够通过逐层学习来提高模型预测精度,其泛化能力较强;④GRNN具有较好的容错性和鲁棒性。综上所述,本文建立的MDPMM环形弧线定子区域设计参数与输出性能的GRNN快速计算模型可以为后续优化提供精确的快速计算模型。

5 基于粒子群算法的电机参数优化

为了实现MDPMM推力和推力波动的全局优化,采用PSO对GRNN生成的快速计算模型进行全局优化,根据表2中对MDPMM环形弧线定子设计参数的限制条件,以“MDPMM在带载时推力基本不变的情况下有更小的推力波动”为优化目标,得出优化函数为:

$$f(x) = F/\gamma \quad (10)$$

5.1 粒子群算法模型建立

粒子群算法(PSO)是源自鸟类群居觅食的群体智能算法^[19]。PSO中每个粒子具有速度和位置属性,在寻找最优解时,可以通过更新每个粒子的速度和位置来获得一组“个体最佳位置(I_{best})”,

最终通过逐次迭代直到达到最大迭代次数来获得一个“全局最优位置(G_{best})”。根据MDPMM环形弧线定子设计参数优化要求,构建粒子群算法,流程如图12所示。其中每个粒子的速度和位置根据以下公式进行迭代:

$$V_i(z+1) = V_i(z) + c_1 R_1 (I_{best} - X_i) + c_2 R_2 (G_{best} - X_i) \quad (11)$$

$$X_i(z+1) = X_i + V_i(z+1) \quad (12)$$

式中: $V_i(z+1)$ 和 $X_i(z+1)$ 分别为下一代粒子的速度和位置; z 为迭代次数; R_1 和 R_2 表示在0~1任意取值; c_1 和 c_2 为学习因子。

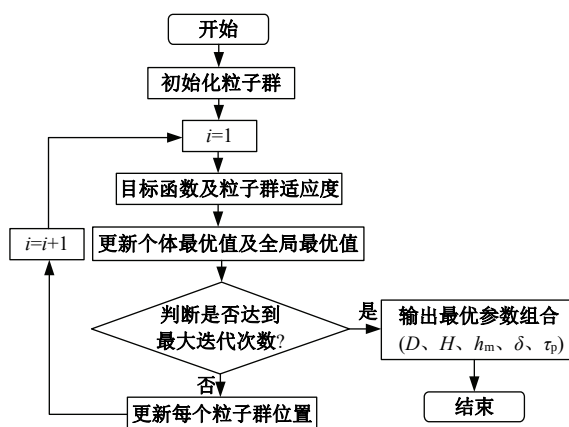


图 12 粒子群算法流程图

Fig. 12 Flowchart of particle swarm optimization

建立MDPMM环形弧线定子设计参数的非参数模型,使用图12所示的粒子群优化过程进行优化,其粒子群算法的参数设置如下:粒子群数量为30; c_1 和 c_2 的学习因子为2。通过仿真得到其适应度曲线,如图13所示。

由粒子群算法适应度曲线可知,经过20次迭代,粒子群算法寻找到MDPMM环形弧线定子设计最优参数,证明了本文构建的粒子群优化模型

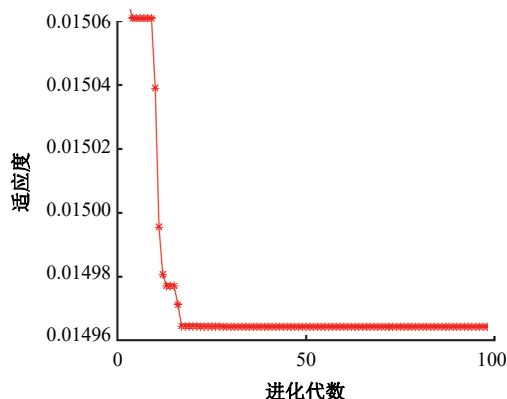


图 13 PSO适应度曲线

Fig. 13 Fitness curve of PSO

对 MDPMM 环形弧线定子设计参数的非参数模型优化的有效性。

5.2 优化结果

为了验证本文建立的 PSO 对 GRNN 生成的快速计算模型全局优化的有效性,引入 RSM 方法来进行对比,得到 MDPMM 环形弧线定子区域各结构参数,如表 4 所示。

表 4 优化结果

Table 4 Optimization results

参数	优化前	GRNN-PSO 优化后	RSM 优化后
D/mm	5	4.87	3.92
H/mm	15	13.27	13.57
τ_p/mm	12	10.58	11.99
h_m/mm	5	3.37	3.91
δ/mm	0.5	0.93	0.77

选用优化后的各结构参数在有限元软件中构建 MDPMM 环形弧线定子区域模型得到推力及定位力,与优化前分别进行比较,如图 14 所示。

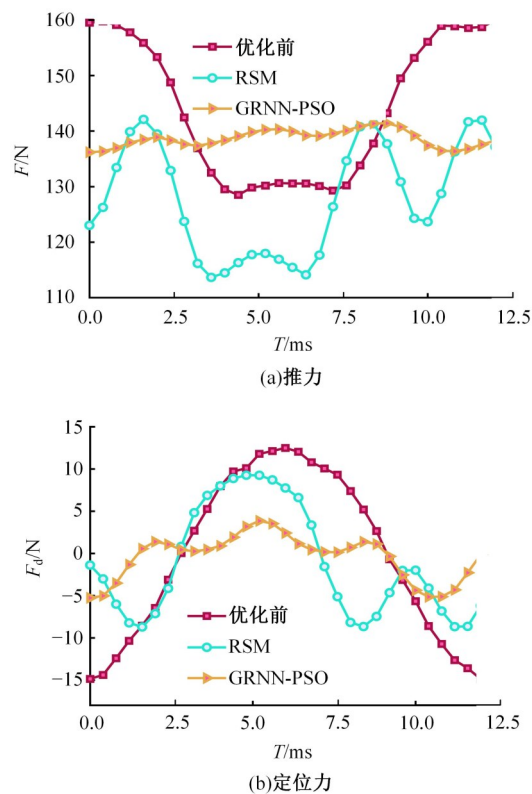


图 14 推力及定位力比较图

Fig. 14 Comparison of thrust and detent force

由图 14 可知,①平均推力优化前为 140.81 N,GRNN-PSO 和 RSM 优化后分别为 138.71 N 和 127.97 N,GRNN-PSO 优化相较于 RSM 优化增加了 7.74%;推力波动方面,优化前为 21.84%,GRNN-PSO 和 RSM 优化后分别为

3.76% 和 21.86%,GRNN-PSO 优化相较于 RSM 优化降低了 18.1%;②平均定位力优化前为 13.70 N,GRNN-PSO 和 RSM 优化后分别为 4.06 N 和 6.03 N,GRNN-PSO 优化相较于 RSM 优化降低了 48.52%。上述结果表明:本文构建的 GRNN-PSO 对 MDPMM 的优化相较于 RSM 优化,以其强大的非线性处理能力和高效的群体搜索机制,提供了更高的预测精度和优化效率。

6 结束语

提出一种新型多端口盘式永磁电机(MDPMM),分析了该电机基本结构原理,得出该新型结构电机具有多自由度功率输出、结构紧凑等优点。对该电机环形弧线定子定位力进行研究,分析其定位力由端部力和齿槽力组成,并对其单独分析计算,得出采用端部辅助齿及其错开上下环形弧线定子能够有效减小定位力。利用有限元模型参数化分析获取推力及推力波动的影响因素,提出基于混合 GRNN-PSO 的方法对 MDPMM 环形弧线定子区域结构参数进行全局优化。通过对比 RSM 优化和混合 GRNN-PSO 优化结果,验证了 GRNN-PSO 优化的高效性,且通过混合 GRNN-PSO 优化使得电机在平均推力基本不变的情况下,推力波动降低 18.08%,定位力降低 70.36%,该方法不仅能够减少计算时间,且有望成为快速优化该电机电磁结构的有效工具。

参考文献:

[1] 孙晓东,张瑶,陈龙. 电动汽车永磁同步轮毂电机无差拍预测电压补偿控制[J]. 吉林大学学报:工学版, 2022, 52 (10): 2213-2224.
Sun Xiao-dong, Zhang Yao, Chen Long. Deadbeat predictive voltage compensation control for permanent magnet synchronous hub motors of electric vehicles [J]. Journal of Jilin University(Engineering and Technology Edition), 2022, 52 (10): 2213-2224.

[2] 魏东辉,汪霁廷,计京鸿,等. 永磁直线同步电机自适应模糊分数阶滑模精密运动控制[J]. 吉林大学学报:工学版, 2021, 51(6): 2295-2303.
Wei Dong-hui, Wang Ai-ting, Ji Jing-hong, et al. Adaptive fuzzy fractional-order sliding mode precise motion control of permanent magnet linear synchronous motor[J]. Journal of Jilin University(Engineering and Technology Edition), 2021, 51(6): 2295-2303.

- [3] 刘欣, 郑晓林. 多端口空间永磁同步电机磁路模型及电磁特性[J]. 电机与控制学报, 2022, 26(11): 82-94.
- Liu Xin, Zheng Xiao-lin. Magnetic circuit model and electromagnetic characteristics of multiport spatial permanent magnet synchronous motor[J]. Electric Machines and Control, 2022, 26(11): 82-94.
- [4] Zhu Z Q, Li H Y, Deodhar R, et al. Recent developments and comparative study of magnetically geared machines[J]. CES Transactions on Electrical Machines and Systems, 2018, 2(1): 13-22.
- [5] 刘晓, 卢萌, 林娉婷, 等. 双磁场调制磁齿轮电机磁场调制机理研究[J]. 电机与控制学报, 2022, 26(10): 34-40.
- Liu Xiao, Lu Meng, Lin Ping-ting, et al. Operation principle analysis of flux modulation in dual-flux-modulated magnetic gear machine[J]. Electric Machines and Control, 2022, 26(10): 34-40.
- [6] Nishanth F N U, Van Verdegheem J, Severson E L. A review of axial flux permanent magnet machine technology[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2023, 59(4): 3920-3933.
- [7] Zhao J L, Quan X W, Sun X D, et al. Design of a novel axial flux rotor consequent-pole permanent magnet machine[J]. IEEE Transactions on Applied Superconductivity, 2020, 30(4): 1-6.
- [8] Liu X, Zhang Y T, Yang S, et al. Modeling and analysis of novel space disc planet motor with multiport output[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2023, 38(2): 888-898.
- [9] Zhu X Y, Xiang Z X, Quan L, et al. Multimode optimization research on a multiport magnetic planetary gear permanent magnet machine for hybrid electric vehicles[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(11): 9035-9046.
- [10] Liu C Y, Gao H M, Xiong Y S, et al. Detent force reduction in permanent magnet linear synchronous motor base on magnetic field similarity method[J]. IEEE Access, 2019, 7: 57341-57348.
- [11] 杨阳, 赵吉文, 宋俊材, 等. 基于深度神经网络模型的无铁心永磁同步直线电机结构优化研究[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(20): 6085-6094, 6189.
- Yang Yang, Zhao Ji-wen, Song Jun-cai, et al. Structural optimization of air-core permanent magnet synchronous linear motors based on deep neural network models[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(20): 6085-6094, 6189.
- [12] 刘慧娟, 傅为农. 一种参数化网格剖分方法及其在电机优化设计中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(21): 125-130.
- Liu Hui-juan, Fu Wei-nong. A parameterized mesh generation and refinement method for finite element magnetic field computation and its application in optimal design of electric motors[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(21): 125-130.
- [13] Sun Y, Lang M X, Wang D Z, et al. A PSO-GRNN model for railway freight volume prediction: empirical study from China[J]. J Ind Eng Manag, 2014, 7(2): 413-433.
- [14] Luo Y C, Huang H Y, Chen B W, et al. Vector-controlled permanent magnet synchronous motor drive speed identification using general regression neural network[J]. Sensors and Materials, 2023, 35(5): 1587-1598.
- [15] Kumar A, Parkash C, Vashishtha G, et al. State-space modeling and novel entropy-based health indicator for dynamic degradation monitoring of rolling element bearing[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2022, 221: No. 108356.
- [16] Bendu H, Deepak B B V L, Murugan S. Multi-objective optimization of ethanol fuelled HCCI engine performance using hybrid GRNN-PSO[J]. Applied Energy, 2017, 187: 601-611.
- [17] Specht D F. A general regression neural network[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1991, 2(6): 568-576.
- [18] Bendu H, Bbvl D, Murugan S. Application of GRNN for the prediction of performance and exhaust emissions in HCCI engine using ethanol[J]. Energy Convers Manag, 2016, 122: 165-173.
- [19] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [C]//Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks, Perth, Australia, 1995: 1942-1948.