

# 融合物理约束 GPR 与置信下限准则的 BLDC 电机鲁棒设计方法

于林鑫<sup>1</sup>, 杜卫东<sup>1\*</sup>, 欧 景<sup>2</sup>

(1. 沈阳理工大学 自动化与电气工程学院, 辽宁 沈阳 110159;  
2. 哈尔滨工业大学 电气工程及自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

## Robust Optimization Approach for BLDC Motors via Physically Constrained GPR and LCB Criterion

Yu Linxin<sup>1</sup>, Du Weidong<sup>1\*</sup>, Ou Jing<sup>2</sup>

(1. School of Automation and Electrical Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang 110159, China;  
2. School of Electrical Engineering and Automation, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

**Abstract:** [Objective] The multi-objective optimization of brushless direct current (BLDC) motors frequently relies on extensive finite element analysis, which is computationally expensive and time-consuming. While surrogate models accelerate the design process, traditional data-driven models often suffer from prediction distortion near physical boundaries, resulting in non-physical output values. To address this issue, this paper proposes a novel robust optimization methodology integrating a physically constrained gaussian process regression (GPR) model with a lower confidence bound (LCB) strategy. [Methods] Firstly, an improved Morris trajectory sampling method based on the Campolongo strategy was adopted to perform global sensitivity analysis on the key structural parameters of the motor, and achieved dimensionality reduction and screening of design variables. Secondly, considering the physical characteristics of motor efficiency and torque ripple, logarithmic (Log) and logistic (Logit) transformations were introduced into the GPR modeling to construct a high-accuracy surrogate model that satisfied physical boundary constraints. Finally, uncertainty quantification was performed using the predictive variance information provided by GPR, and a robust optimization strategy based on LCB was proposed. Through a two-stage search, the comprehensive performance of the motor was improved, while the engineering robustness of the design

scheme was effectively enhanced. [Results] The proposed framework demonstrated excellent performance during validation. The improved GPR model mathematically eliminated non-physical predictions at the boundaries of motor efficiency and torque ripple, and it achieved significantly higher generalization accuracy on the test set compared with conventional surrogate models. When applied to the design of the BLDC motor, the final optimized design exhibited substantial improvements. Specifically, the output torque was increased by 9.56%, and the torque ripple was dramatically reduced by 47.18%. Meanwhile, the overall motor efficiency was reliably maintained above 90%. [Conclusion] This method effectively addresses the computational bottlenecks and model prediction distortions present in BLDC motor optimization. By structurally integrating physical constraints within the modeling architecture and utilizing the uncertainty-aware LCB strategy, the proposed method comprehensively improves electromagnetic performance while effectively enhancing the engineering robustness and practical viability of the design scheme.

**Key words:** brushless direct current motor; morris sensitivity analysis; gaussian process regression; physical constraints; robust optimization

**基金项目:** 国家自然科学基金青年科学基金项目 (52207041)

Young Scientists Fund of the National Natural Science Foundation of China (52207041)

**摘 要:** [目的] 无刷直流 (BLDC) 电机的多目标优化通常依赖于大量的有限元分析, 不仅计算成本高昂, 而且耗时。虽然代理模型能够加速设计过程, 但传统的数据驱动模型在物理边界附近的预测往往失真, 导致输出值不具有物理意义。针对这个问题, 本文提出一种基于物理约束改进高斯过程回归 (GPR) 与置信下限 (LCB) 的

鲁棒优化方法。【方法】首先,采用基于 Campolongo 策略的改进 Morris 轨迹采样法对电机关键结构参数进行全局敏感度分析,实现设计变量的降维筛选。其次,针对电机效率和转矩脉动的物理特性,在 GPR 建模中引入对数(Log)和逻辑斯谛(Logit)变换,构建满足物理边界约束的高精度代理模型。最后,利用 GPR 提供的预测方差信息进行不确定性量化,提出基于 LCB 的稳健优化策略,通过两阶段搜索在提升电机综合性能的同时,有效增强设计方案的工程稳健性。【结果】所提出的框架在验证过程中表现卓越。改进的 GPR 模型在数学上消除了电机效率和转矩脉动边界处的非物理预测,与传统替代模型相比,显著提高了测试集上的泛化精度。当应用于无刷直流电机设计时,最终优化方案表现出了显著的提升。具体而言,输出转矩提高了 9.56%,转矩脉动大幅降低了 47.18%。同时,电机整体效率可靠地保持在 90% 以上。【结论】该方法有效解决了无刷直流电机优化中存在的计算瓶颈和模型预测失真问题。通过在建模架构中结构化地整合物理约束,并利用不确定性感知的置信下限策略,所提出的方法在全面提高电磁性能的同时,有效增强了设计方案的工程稳健性和实际可行性。

**关键词:** 无刷直流电机; Morris 敏感度分析; 高斯过程回归; 物理约束; 稳健优化

## 0 引言

无刷直流 (Brushless Direct Current, BLDC) 电机凭借其高功率密度、高效率及优异的调速性能,在航空航天、工业自动化及新能源汽车等领域得到了广泛应用<sup>[1]</sup>。然而,由于电机是一个强耦合、非线性的复杂电磁系统,设计过程中往往面临着多物理量相互制约的挑战<sup>[2]</sup>。特别是转矩脉动问题,不仅会导致电机运行时的振动与噪声,还会影响控制系统的精度<sup>[3-4]</sup>。因此,如何在保证高输出转矩和高效率的同时,有效抑制转矩脉动,已成为高性能电机本体设计的核心目标<sup>[5]</sup>。针对这一问题,研究人员从转子拓扑结构优化<sup>[6-7]</sup>、定子齿槽参数调整<sup>[8]</sup>以及磁极组合设计<sup>[9]</sup>等多个角度展开了大量研究。

传统的电机优化设计主要依赖于有限元分析 (Finite Element Analysis, FEA)。尽管 FEA 能够准确计算电磁性能,但其计算耗时巨大。为了寻求最优解,研究者们常结合粒子群算法<sup>[10]</sup>、萤火虫算法<sup>[11]</sup>、樽海鞘群算法<sup>[12]</sup>或解析法<sup>[13]</sup>进行迭

代寻优。然而,面对包含大量几何参数的高维多目标优化问题时,直接调用 FEA 进行全局搜索往往导致计算周期过长,难以满足工程时效性要求<sup>[14]</sup>。

为了解决计算效率与精度的矛盾,基于数据驱动的代理模型技术逐渐成为电机优化领域的主流手段<sup>[15]</sup>。代理模型通过构建设计变量与性能指标之间的数学映射关系,以极低的计算成本替代昂贵的 FEA 仿真。目前,响应面法、人工神经网络、随机森林<sup>[16]</sup>以及高斯过程回归 (Gaussian Process Regression, GPR)<sup>[17]</sup>是应用最为广泛的几类模型。文献<sup>[18]</sup>对比了多种代理模型在高速电机优化中的表现,指出 GPR 模型不仅预测精度高,且在处理小样本问题时表现出优异的泛化能力。另外,直接对电机所有几何参数进行建模会引发“维数灾难”,导致模型训练困难。因此,在建模前采用如 Morris 法等敏感度分析方法对参数进行降维筛选,是提高优化效率的关键步骤<sup>[19]</sup>。

尽管代理模型在电机设计中取得了显著成果,但现有研究仍存在两方面的局限性。首先是物理一致性的缺失。传统的代理模型通常被视为“黑箱”模型,纯粹基于数据进行拟合,忽略了电机性能参数的物理边界,如效率理论上限为 100%,转矩脉动理论下限为 0。这导致模型在边界处极易产生违反物理规律的预测值,严重影响优化结果的可信度。近年来,融合物理信息的机器学习方法开始受到关注<sup>[20-21]</sup>,该方法通过将物理方程或约束嵌入模型训练中,可显著提升模型的物理一致性<sup>[22]</sup>。其次是设计方案的鲁棒性不足。传统的确定性优化往往忽略了代理模型的预测误差以及实际制造中的加工公差,导致优化出的最优解在实际生产中因参数波动而性能急剧下降<sup>[23]</sup>。虽然传统的田口法<sup>[24]</sup>能够在一定程度上提升设计的稳健性,但其在处理连续变量的高维非线性问题时仍显不足。因此,引入基于概率模型的不确定性量化与鲁棒优化策略,对于提升电机在批量制造中的合格率具有重要意义<sup>[25-27]</sup>。

针对上述问题,本文提出了一种基于改进高斯过程回归与稳健策略的 BLDC 电机多目标优化方法。为了清晰阐述本文的研究逻辑,图 1 所

示为本文采用的总体技术路线。首先,采用改进 Morris 轨迹采样法对电机关键结构参数进行全局敏感度分析,实现设计变量的降维筛选;其次,针对电机效率和转矩脉动的物理特性,在 GPR 建模中引入对数(Log)和逻辑斯谛(Logit)变换,构建满足物理边界约束的高精度代理模型;最后,利用 GPR 提供的预测方差信息进行不确定性量化,提出基于置信下限(Lower Confidence Bound, LCB)的稳健优化策略,通过两阶段搜索在提升电机综合性能的同时,有效增强设计方案的工程稳健性。

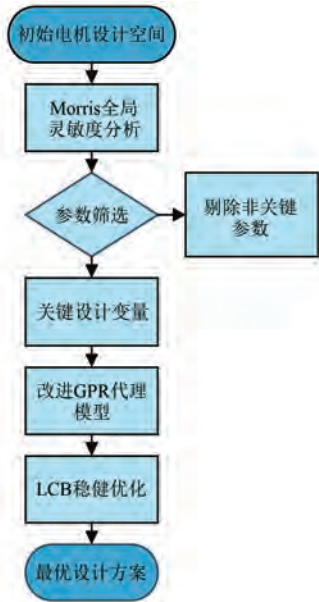


图 1 总体技术路线图

Fig. 1 Overall technical roadmap

1 电机初始设计与优化模型

1.1 初始电机模型

本文的研究对象为一台 6 槽 8 极无刷直流电机。该电机采用分数槽集中绕组,转子采用表贴式永磁体结构。为了准确评估电磁性能,在 Ansys Maxwell 2D 环境下建立有限元仿真模型,电机模型如图 2 所示。

1.2 优化变量与设计空间

电机本体设计涉及众多几何参数,为了全面探索设计空间,本文初步选取了 10 个关键结构参数作为设计变量,涵盖气隙长度、定子槽口尺寸、永磁体尺寸及绕组匝数等。各变量的初始值及取值范围如表 1 所示。

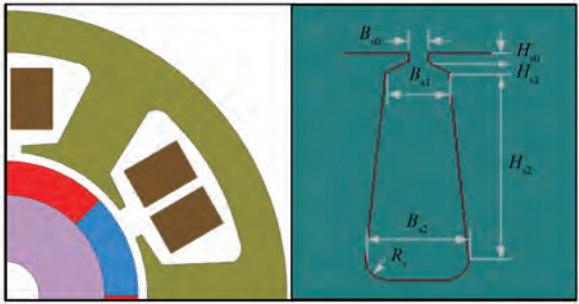


图 2 BLDC 电机基本结构模型图

Fig. 2 Basic structural model diagram of the BLDC motor

表 1 电机设计变量及取值范围

Tab. 1 Motor design variables and ranges

| 设计变量             | 变量参数范围    |
|------------------|-----------|
| 气隙长度 $L_a$ /mm   | 0.3~0.8   |
| 槽口宽 $B_{s0}$ /mm | 1.0~2.5   |
| 槽口深 $H_{s0}$ /mm | 0.5~1.2   |
| 槽楔深 $H_{s1}$ /mm | 0.1~1.0   |
| 槽身深 $H_{s2}$ /mm | 3.5~5.0   |
| 转子外径 $R_o$ /mm   | 19.5~20.3 |
| 槽底圆角半径 $R_s$ /mm | 0.3~1.5   |
| 永磁体厚度 $T_p$ /mm  | 1.5~3.5   |
| 定子齿宽 $w_i$ /mm   | 3.5~4.5   |
| 绕组匝数 $N$         | 15~25     |

1.3 优化目标与约束

本文旨在提升电机的转矩输出能力,降低转矩脉动,并保证高效率。多目标优化函数定义如下:

$$\begin{cases} \max F_1(\mathbf{x}) = T_{\text{avg}}(\mathbf{x}) \\ \min F_2(\mathbf{x}) = T_{\text{rip}}(\mathbf{x}) \\ \max F_3(\mathbf{x}) = \eta(\mathbf{x}) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{x}$  为设计变量向量; $T_{\text{avg}}$  为平均输出转矩; $T_{\text{rip}}$  为转矩脉动系数,定义为  $(T_{\text{max}} - T_{\text{min}})/T_{\text{avg}}$ ,其中  $T_{\text{max}}$ 、 $T_{\text{min}}$  和  $T_{\text{avg}}$  分别为输出转矩的最大值、最小值和平均值; $\eta$  为电机效率。

同时,考虑到驱动器电压等级限制,设置约束条件为线电压峰值  $V_{\text{line}}$  需满足  $V_{\text{line}}(\mathbf{x}) \leq 24 \text{ V}$ 。

2 参数敏感度分析与降维

由于初始选取的 10 个变量构成了高维设计空间,直接建模会导致样本需求量呈指数级增长。正

如文献[28]所述,通过敏感度分析剔除对目标函数影响较小的变量,是提升后续建模效率的关键。

### 2.1 改进 Morris 分析法

Morris 方法通过计算基本效应来评估参数的重要性。对于第  $i$  个参数,其基本效应定义为

$$E_i(\mathbf{x}) = \frac{Y(x_1, \dots, x_i + \Delta, \dots, x_k) - Y(\mathbf{x})}{\Delta} \quad (2)$$

式中:  $Y(\mathbf{x})$  为电机性能响应值;  $\Delta$  为参数空间网格的步长;  $k$  为设计变量的总个数。

为了克服传统 Morris 采样随机性大的缺点,引入 Campolongo 轨迹优化策略<sup>[29]</sup>,从 1 000 条备选轨迹中筛选出空间分布最优的 40 条轨迹。最终通过统计量均值  $\mu^*$  和标准  $\sigma$  进行评价:

$$\mu_i^* = \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R E_{i,r} \quad (3)$$

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{R-1} \sum_{r=1}^R (E_{i,r} - \mu_i^*)^2} \quad (4)$$

式中:  $R$  为轨迹总数,本文取 40;  $E_{i,r}$  为  $i$  个参数在第  $r$  条轨迹上的基本效应值;  $\mu_i^*$  为第  $i$  个参数的基本效应均值;  $\mu_i^*$  为第  $i$  个参数对目标的平均影响程度;  $\sigma_i$  为第  $i$  个参数的非线性或交互作用强度。

### 2.2 敏感度分析结果与讨论

基于 Morris 分析得出的各参数对电机性能的敏感度结果如图 3~图 5 所示。

|          |         |         |         |         |
|----------|---------|---------|---------|---------|
| $L_a$    | 1.378 8 | 2.323 7 | 0.509 4 | 0.818 0 |
| $B_{s0}$ | 0.083 5 | 0.856 8 | 0.523 8 | 0.546 5 |
| $H_{s0}$ | 0.062 2 | 0.338 3 | 1.107 7 | 0.361 8 |
| $H_{s1}$ | 0.065 2 | 0.429 9 | 1.210 7 | 0.207 2 |
| $H_{s2}$ | 0.035 0 | 0.038 2 | 1.268 0 | 0.014 6 |
| $R_o$    | 0.289 7 | 0.254 5 | 0.247 7 | 0.180 7 |
| $R_s$    | 0.003 6 | 0.003 5 | 0.183 2 | 0.002 5 |
| $T_p$    | 0.142 9 | 0.029 0 | 0.329 1 | 0.199 6 |
| $w_t$    | 0.013 5 | 0.037 7 | 0.232 0 | 0.014 4 |
| $N$      | 3.012 1 | 0.859 8 | 0.824 2 | 3.047 8 |

平均转矩 转矩脉动 电机效率 线电压峰值

图 3 电机各参数对性能的平均影响强度的热力图

Fig. 3 Thermal diagram of average influence strength of the motor parameters on performance

由图 3 的热力图分布可知,匝数对平均转矩和线电压的  $\mu^*$  值最大,呈现显著的正相关性,这是因为匝数直接决定了反电动势系数和转矩常数。气隙长度和槽口宽对所有目标均表现出高于平均值的敏感性,特别是对转矩脉动的影响尤为突出,说明槽口宽度的变化显著改变了气隙磁导

的谐波成分,从而影响齿槽转矩。

|          |         |         |         |         |
|----------|---------|---------|---------|---------|
| $L_a$    | 0.274 1 | 1.484 3 | 1.092 2 | 0.233 5 |
| $B_{s0}$ | 0.092 9 | 1.204 5 | 1.113 0 | 0.337 7 |
| $H_{s0}$ | 0.124 5 | 0.548 6 | 2.050 2 | 0.329 1 |
| $H_{s1}$ | 0.107 4 | 1.025 3 | 1.136 1 | 0.242 6 |
| $H_{s2}$ | 0.089 6 | 0.068 3 | 3.015 1 | 0.029 2 |
| $R_o$    | 0.050 8 | 0.292 2 | 0.289 1 | 0.042 3 |
| $R_s$    | 0.009 1 | 0.006 0 | 0.240 5 | 0.002 7 |
| $T_p$    | 0.177 0 | 0.055 7 | 0.236 6 | 0.092 0 |
| $w_t$    | 0.022 7 | 0.069 8 | 0.505 9 | 0.020 5 |
| $N$      | 0.218 8 | 0.734 5 | 0.978 3 | 0.316 5 |

平均转矩 转矩脉动 电机效率 线电压峰值

图 4 电机参数之间的交互作用强度的热力图

Fig. 4 Thermal diagram of intensity of interaction between the motor parameters

由图 4 可知,匝数和气隙长度的  $\sigma$  值较高,表明这两个参数与其他参数存在较强的耦合交互作用,这提示了后续建模必须采用能够处理非线性关系的代理模型。

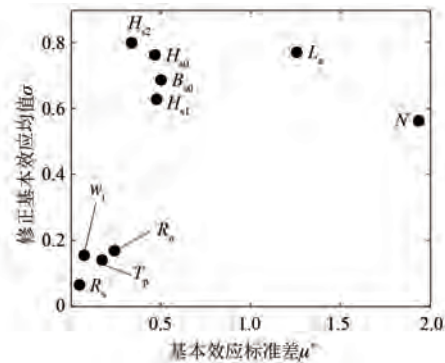


图 5 电机参数综合敏感度散点图

Fig. 5 Scatter plot of comprehensive sensitivity of the motor parameters

依据图 5 的电机参数综合敏感度散点图,本文剔除了转子外径、槽底圆角半径、永磁体厚度和定子齿宽这 4 个敏感度较低的参数,剩余的 6 个关键变量进入后续优化。

## 3 基于物理约束的改进高斯过程回归

### 3.1 高斯过程回归原理

高斯过程回归是一种基于贝叶斯理论的非参数概率模型<sup>[30]</sup>。对于训练数据集, GPR 假设目标函数  $f(\mathbf{x})$  服从高斯分布。对于新的测试点  $\mathbf{x}_*$ , 其预测均值  $\mu(\mathbf{x}_*)$  和方差  $\sigma^2(\mathbf{x}_*)$  分别为

$$\mu(\mathbf{x}_*) = \mathbf{K}_*^T (\mathbf{K} + \sigma_n^2 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{y} \quad (5)$$

$$\sigma^2(\mathbf{x}_*) = k(\mathbf{x}_*, \mathbf{x}_*) - \mathbf{K}_*^T (\mathbf{K} + \sigma_n^2 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{K}_* \quad (6)$$

式中:  $\mathbf{K}$  为训练集样本间的协方差矩阵;  $\mathbf{y}$  在 GPR 中代表训练集的输出/响应值集合;  $\mathbf{K}_*$  为测试点与训练集样本间的协方差向量;  $k(\mathbf{x}_*, \mathbf{x}_*)$  为测试点的自协方差;  $\sigma_n^2$  为噪声方差;  $\mathbf{I}$  为单位矩阵。

本文选用 Matern5/2 核函数以适应电机响应曲面的非光滑特性, 其表达式为

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \sigma_f^2 \left( 1 + \frac{\sqrt{5}r}{l} + \frac{5r^2}{3l^2} \right) \exp\left(-\frac{\sqrt{5}r}{l}\right) \quad (7)$$

式中:  $r = \|\mathbf{x} - \mathbf{x}'\|$  为样本点间的欧氏距离;  $l$  为特征尺度参数;  $\sigma_f^2$  为信号方差。

### 3.2 物理约束变换策略

为了解决传统 GPR 模型在物理边界处预测失真的问题, 本文构建了如图 6 所示的改进建模流程, 样本采用拉丁超立方采样 (Latin Hypercube Sampling, LHS)。

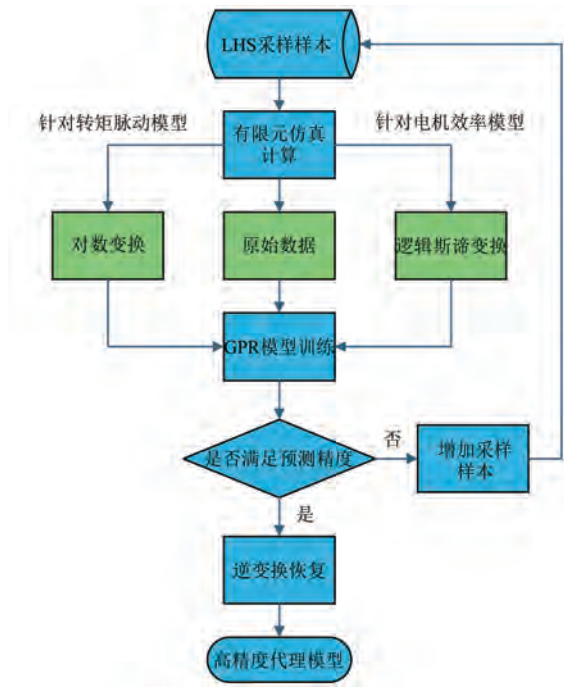


图 6 基于物理约束的 GPR 建模流程

Fig. 6 GPR modeling process based on physical constraints

针对电机效率  $\eta \in [0, 1]$  和转矩脉动  $T_{rip} \geq 0$  的物理边界特性, 本文引入以下变换策略。

(1) 对数变换, 针对转矩脉动, 采用对数变换建模:

$$y'_{rip} = \ln(y_{rip}) \quad (8)$$

式中:  $y_{rip}$  和  $y'_{rip}$  分别为电机转矩脉动的原始真实

响应值和经过对数变换后的模型目标预测值。

逆变换  $y_{rip} = \exp(y'_{rip})$  保证了预测值恒大于 0, 符合脉动系数的非负物理定义。

(2) 逻辑斯谛变换, 针对效率, 采用 Logit 变换建模:

$$y'_\eta = \ln\left(\frac{y_\eta}{1 - y_\eta}\right) \quad (9)$$

式中:  $y_\eta$  和  $y'_\eta$  分别为电机效率的原始真实响应值和逻辑斯谛变换后的模型目标预测值。

该变换将  $(0, 1)$  有界区间映射到  $(-\infty, +\infty)$

无界空间, 逆变换  $y_\eta = \frac{1}{1 + e^{-y'_\eta}}$  严格限制在  $(0, 1)$  区

间, 避免了电机效率预测值超过 100% 的非物理现象。

### 3.3 模型精度验证

利用拉丁超立方采样生成 400 个训练样本, 另取 200 个样本作为测试集。图 7 和图 8 展示了传统 GPR 模型与本文改进 GPR 模型在测试集上的精度对比。

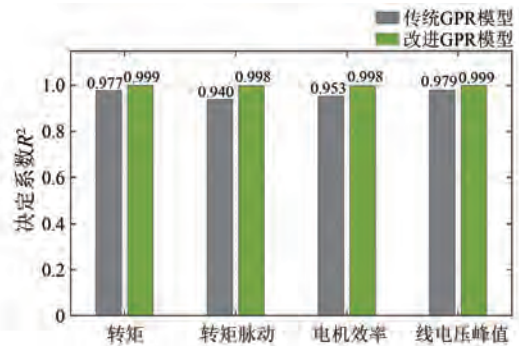


图 7 两种模型的预测性能对比

Fig. 7 Comparison of prediction performance of the two models

由图 7 可知, 改进后的 GPR 模型在电机效率和转矩脉动上的  $R^2$  值显著提升, 其中电机效率预测的  $R^2$  值接近 0.98。这表明引入物理约束变换后, 模型能更准确地捕捉边界附近的非线性特征。图 8 的两种模型的预测误差对比结果进一步证实, 改进 GPR 模型的预测误差得到了大幅降低, 验证了该方法的有效性。

## 4 基于置信下限的稳健优化策略

### 4.1 稳健优化流程

为了克服确定性优化忽略模型误差及制造公

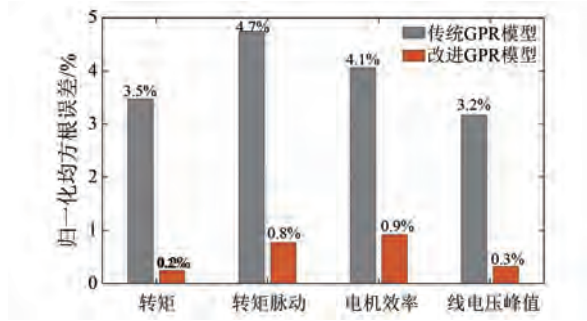


图8 两种模型的预测误差对比

Fig. 8 Comparison of prediction errors between the two models

差的缺陷,本文在改进 GPR 模型的基础上提出了基于 LCB 的离散稳健优化策略,详细流程如图 9 所示。该流程集成了 LCB 目标构建、NSGA-II 全局寻优、加权多属性决策以及工程离散映射四个关键环节。

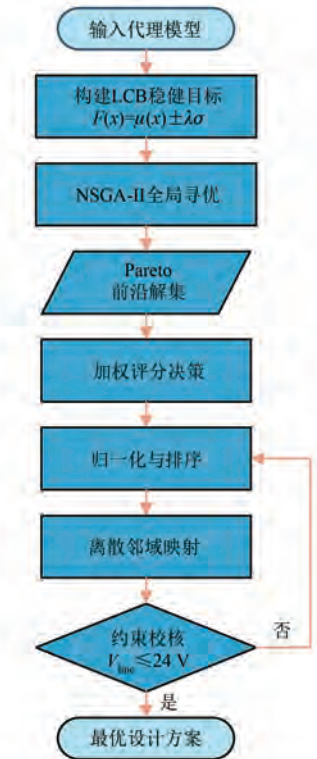


图9 离散稳健优化策略流程

Fig. 9 Discrete robust optimization strategy process

#### 4.2 LCB 稳健优化准则

利用 GPR 模型提供的预测方差信息,本文引入基于 LCB 的稳健优化准则<sup>[32]</sup>。LCB 策略通过在目标函数中加入方差惩罚项,规避高不确定性区域。

对于最大化目标,如平均转矩和效率,稳健目标函数定义为

$$\max F_{\text{rob}}(\mathbf{x}) = \mu(\mathbf{x}) - \lambda\sigma(\mathbf{x}) \quad (10)$$

对于最小化目标,如转矩脉动,稳健目标函数定义为

$$\min F_{\text{rob}}(\mathbf{x}) = \mu(\mathbf{x}) + \lambda\sigma(\mathbf{x}) \quad (11)$$

式中:  $F_{\text{rob}}(\mathbf{x})$  为稳健目标函数;  $\mu(\mathbf{x})$  为 GPR 预测均值;  $\sigma(\mathbf{x})$  为预测标准差;  $\lambda$  为置信系数,本文取  $\lambda = 2.0$  (对应 95% 置信度)。

该策略的物理含义在于优化结果不仅要求性能均值优异,还要求其在 95% 的置信区间内,即考虑预测误差或制造公差的最坏情况仍能满足设计要求。

在获得 Pareto 前沿解集后,采用加权评分法进行最终决策。根据工程需求,设定权重向量为转矩脉动 0.6、平均转矩 0.2、效率 0.2,优先保证脉动抑制性能。随后,将选出的最优解进行离散邻域映射,将连续变量圆整至符合加工精度的离散值,并进行电压约束的二次校核,确保方案的可制造性。

## 5 结果分析与验证

### 5.1 Pareto 前沿与最优解选取

采用 NSGA-II 算法进行寻优,种群规模设为 300,迭代 200 代。图 10 为优化后的 Pareto 前沿分布。

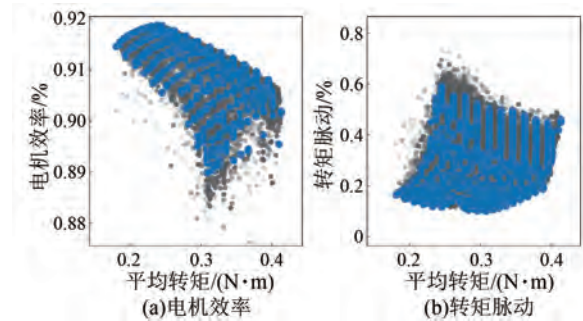


图10 二维 Pareto 前沿解

Fig. 10 2-D Pareto frontier solution

从图 10 可以清晰地观察到平均转矩与转矩脉动之间存在强烈的矛盾关系。为了兼顾各项性能,基于加权评分法筛选出的候选解集如图 11 所示。

### 5.2 优化前后性能对比

为了确保最终方案的可靠性并规避代理模型

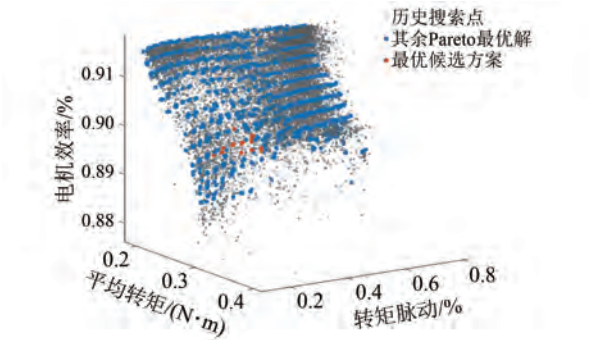


图 11 加权选择后的 Pareto 前沿解

**Fig. 11 Pareto frontier solution after weighted selection**

的预测偏差,本文采用“加权初筛→有限元复核→人工决策”的三步筛选策略。首先,基于加权评分法对 Pareto 解集进行归一化打分;其次,选取评分最高的 10 组候选解,代入 Ansys Maxwell 进行高保真有限元仿真;最后,对比 10 组候选解的仿真性能,综合考量转矩密度与脉动抑制效果,人工选取其中综合性能最优的一组作为最终设计方案。

经上述策略确定的最优设计方案,其关键结构参数与初始方案的对比如表 2 所示,优化前后的电机关键性能指标对比如表 3 所示。

表 2 优化前后电机参数变化对比表

| Tab. 2 Comparison of the motor parameters changes before and after optimization |      |      |
|---------------------------------------------------------------------------------|------|------|
| 参数名称                                                                            | 优化前  | 优化后  |
| 气隙长度/mm                                                                         | 0.7  | 0.55 |
| 槽口宽/mm                                                                          | 2.42 | 1.06 |
| 槽口深/mm                                                                          | 0.51 | 0.96 |
| 槽楔深/mm                                                                          | 0.16 | 0.82 |
| 槽身深/mm                                                                          | 4.78 | 4.58 |
| 绕组匝数                                                                            | 22   | 23   |

表 3 优化前后电机电磁性能对比

| Tab. 3 Comparison of electromagnetic performance of the motor before and after optimization |        |        |
|---------------------------------------------------------------------------------------------|--------|--------|
| 参数名称                                                                                        | 优化前    | 优化后    |
| 平均转矩/(mN·m)                                                                                 | 300.35 | 329.07 |
| 转矩脉动/%                                                                                      | 29.76  | 15.72  |
| 电机效率/%                                                                                      | 89.30  | 90.96  |

由表 2 和表 3 可知,性能的提升并非单一参数作用的结果,而是多参数协同优化的体现。转

矩提升 9.56% 主要归因于绕组匝数和气隙长度的变化;而转矩脉动大幅下降 47.18% 则验证了敏感度分析中槽口宽对脉动抑制的关键作用。

5.3 电磁性能波形深度分析

为了进一步验证稳健优化的有效性,对优化前后电机在额定工况下的电磁性能波形进行了对比分析,如图 12~图 14 所示。

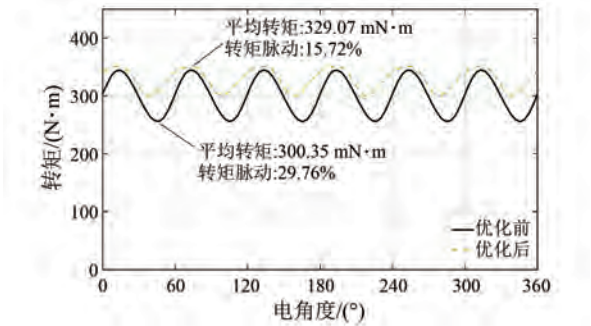


图 12 电机优化前后的转矩曲线图

**Fig. 12 Torque curve before and after motor optimization**

由图 12 可知,优化前的转矩波形存在剧烈的锯齿状波动。优化后的转矩波形呈现出两个显著特征:一是均值提升,整体波形向上平移,对应平均转矩提升了 9.56%;二是峰谷差抑制,波形的毛刺被显著滤除,峰峰值大幅减小,使得转矩输出更加平滑。这对于降低电机运行时的机械振动和噪音具有重要意义。

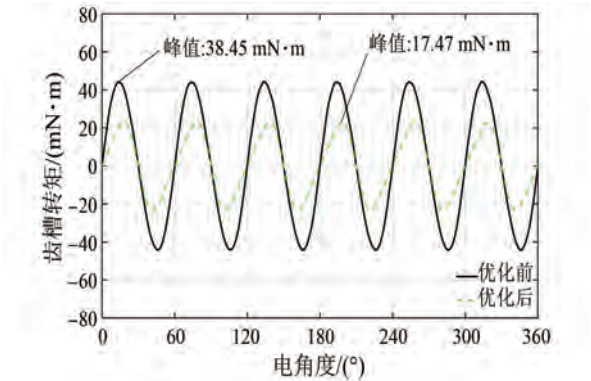


图 13 电机优化前后齿槽转矩的对比图

**Fig. 13 Comparison of cogging torque before and after motor optimization**

图 13 对比了优化前后的齿槽转矩波形。由图 13 可知,优化后的齿槽转矩幅值被压缩了近 50%。结合表 2 中的参数变化可知,这是由于优化算法在气隙长度减小的不利条件下,精确匹配

了最佳的槽口宽和槽口深组合。这种参数间的补偿效应正是多目标联合优化的优势所在,单纯依靠经验设计难以实现。

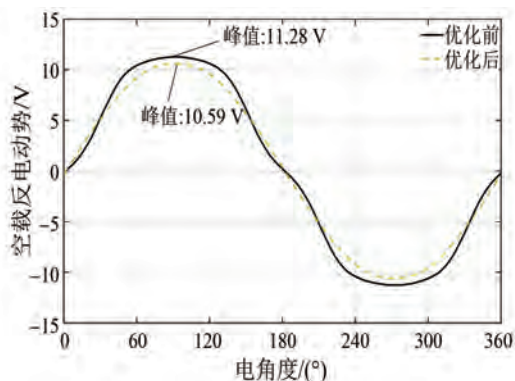


图 14 电机优化前后空载反电动势对比图

Fig. 14 Comparison of no-load back EMF before and after motor optimization

图 14 为电机优化前后空载反电动势波形,可见优化后的反电动势波形保持了良好的正弦度,且未出现明显的梯形畸变。值得注意的是,由于匝数增加,反电动势幅值自然上升。这也是本文引入 Logit 变换处理物理边界约束的直接成效体现。

## 6 结语

本文针对 BLDC 电机多目标优化中存在的计算耗时与模型预测失真问题,提出了一种基于改进 GPR 与 LCB 策略的稳健优化设计方法。

(1) 基于 Campolongo 策略的 Morris 敏感度分析能够高效识别出匝数、气隙等 6 个关键设计变量,有效解决了高维优化的维数灾难问题。

(2) 引入 Log 和 Logit 变换的改进 GPR 模型从数学原理上消除了传统代理模型在效率和转矩脉动边界处的非物理预测,显著提升了模型的泛化精度。

(3) 基于 LCB 的稳健优化策略有效利用了 GPR 的不确定性信息。最终优化方案在提升转矩 9.56%、降低脉动 47.18% 的同时,确保了设计方案在工程制造中的稳健性。

### 利益冲突声明

所有作者声明不存在利益冲突。

All authors disclose no relevant conflict of

interests.

### 作者贡献

杜卫东和于林鑫进行了方案设计、内容总结、试验研究和论文撰写,于林鑫和欧景参与了论文的审核与修改。所有作者均阅读并同意了最终稿件的提交。

The scheme design, content summary, experiment and paper writing were carried out by Du Weidong and Yu Linxin. The manuscript was revised by Yu Linxin and Ou Jing. All authors have read the last version of paper and consented for submission.

### 参考文献

- [1] 颌浩浩, 吴杞康, 鲍久圣, 等. 新能源汽车驱动电机技术现状及混合励磁研究进展[J]. 电机与控制应用, 2025, 52(1): 36-51.
- Xie H H, Wu Q K, Bao J S, et al. Current status of new energy vehicle drive motor technology and research progress on hybrid excitation[J]. Electric Machines & Control Application, 2025, 52(1): 36-51.
- [2] 陆海玲, 乌兰. 内置式永磁同步电机振动噪声分析与优化[J]. 电机与控制应用, 2025, 52(12): 1307-1316.
- Lu H L, Wu L. Vibration and noise analysis and optimization of interior permanent magnet synchronous motor[J]. Electric Machines & Control Application, 2025, 52(12): 1307-1316.
- [3] 冯魏, 郭凯凯. 低转矩脉动永磁辅助同步磁阻电机转子结构优化设计[J]. 电机与控制应用, 2024, 51(9): 70-79.
- Feng W, Guo K K. Optimized rotor design for permanent magnet assisted synchronous reluctance motor with low torque ripple[J]. Electric Machines & Control Application, 2024, 51(9): 70-79.
- [4] 吉薇, 骆皓, 王子刚, 等. 双极对数耦合的双转子同步电机转矩脉动抑制[J]. 电机与控制应用, 2025, 52(3): 328-340.
- Ji W, Luo H, Wang Z G, et al. Torque pulsation suppression in dual-rotor synchronous motors with dual-pole-pair coupling[J]. Electric Machines & Control Application, 2025, 52(3): 328-340.
- [5] 李吉程, 王爱元, 王成敏, 等. 内置式永磁同步电机不同转子拓扑结构对电机性能的影响分析[J].

- 电机与控制应用, 2024, 51(2): 103-112.
- Li J C, Wang A Y, Wang C M, et al. Analysis of the influence of different rotor topology structures on the performance of interior permanent magnet synchronous motors[J]. *Electric Machines & Control Application*, 2024, 51(2): 103-112.
- [6] Xie B, Zhang Y, Xu Z, et al. Rotor multidisciplinary optimization of high speed PMSM based on multi-fidelity surrogate model and gradient sequential sampling [J]. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2022, 38(2): 859-868.
- [7] 谢冰川, 张岳, 徐振耀, 等. 基于代理模型的电机多学科优化关键技术综述[J]. *电工技术学报*, 2022, 37(20): 5117-5143.
- Xie B C, Zhang Y, Xu Z Y, et al. Review on multidisciplinary optimization key technology of electrical machine based on surrogate models [J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2022, 37(20): 5117-5143.
- [8] 陈子淋, 李明, 王蓉, 等. 定子齿开槽对屏蔽式永磁同步电机齿槽转矩的影响[J]. *电机与控制应用*, 2025, 52(4): 432-441.
- Chen Z L, Li M, Wang R, et al. Effect of stator tooth slotting on cogging torque of canned permanent magnet synchronous motor[J]. *Electric Machines & Control Application*, 2025, 52(4): 432-441.
- [9] 初秋, 车爽, 李春艳. 少稀土组合磁极 Halbach 永磁同步电机优化设计[J]. *电机与控制应用*, 2023, 50(3): 22-28.
- Chu Q, Che S, Li C Y. Optimization design of less-rare-earth Halbach permanent magnet synchronous motor with module poles[J]. *Electric Machines & Control Application*, 2023, 50(3): 22-28.
- [10] 乔路宽, 张炳义, 李岩, 等. 基于改进粒子群优化算法的外转子永磁同步电机的多目标优化设计[J]. *电机与控制应用*, 2023, 50(3): 81-87.
- Qiao L K, Zhang B Y, Li Y, et al. Multi-objective optimization design of external rotor permanent magnet synchronous motor based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. *Electric Machines & Control Application*, 2023, 50(3): 81-87.
- [11] 夏斌, 王超, 孙鑫, 等. 基于改进萤火虫算法的永磁同步电机多模态优化设计[J]. *电机与控制学报*, 2024, 28(4): 131-138.
- Xia B, Wang C, Sun X, et al. Multi-modal optimal design of permanent magnet synchronous motor based on improved firefly algorithm[J]. *Electric Machines and Control*, 2024, 28(4): 131-138.
- [12] 张宏, 周大伟, 陆丽, 等. 基于改进的樽海鞘群算法的永磁同步电机多目标优化设计[J]. *电机与控制应用*, 2025, 52(2): 221-230.
- Zhang H, Zhou D W, Lu L, et al. Multi-objective optimization design of permanent magnet synchronous motor based on improved salp swarm algorithm[J]. *Electric Machines & Control Application*, 2025, 52(2): 221-230.
- [13] 马志敏, 齐晓刚, 王少勃, 等. 基于全域解析法的外转子轮毂永磁同步电机多目标优化[J]. *电机与控制应用*, 2023, 50(1): 44-54.
- Ma Z M, Qi X G, Wang S B, et al. Multi-objective optimization of outer rotor hub permanent magnet synchronous motor based on global analytical method [J]. *Electric Machines & Control Application*, 2023, 50(1): 44-54.
- [14] 丁锦, 姜文刚. 基于拉丁超立方算法的永磁同步电机设计优化[J]. *电机与控制应用*, 2023, 50(8): 66-72.
- Ding J, Jiang W G. Design optimization of permanent magnet synchronous motor based on latin hypercube algorithm [J]. *Electric Machines & Control Application*, 2023, 50(8): 66-72.
- [15] Cheng M, Zhao X, Dhimish M, et al. A review of data-driven surrogate models for design optimization of electric motors [J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2024, 10(4): 8413-8431.
- [16] Kwon M S, Lim D K. A study on the optimal design of PMA-SynRM for electric vehicles combining random forest and genetic algorithm [J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 52357-52369.
- [17] Ibrahim I, Silva R, Lowther D A. Application of surrogate models to the multiphysics sizing of permanent magnet synchronous motors [J]. *IEEE Transactions on Magnetics*, 2022, 58(9): 1-4.
- [18] Gu J, Hua W, Yu W, et al. Surrogate model-based multiobjective optimization of high-speed PM synchronous machine: construction and comparison [J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2022, 9(1): 678-688.
- [19] 刘洋, 宋宝, 周向东, 等. 轮辐式游标永磁电机分析与多目标优化设计[J]. *电机与控制学报*, 2023, 27(9): 1-9.

- Liu Y, Song B, Zhou X D, et al. Analysis and multi-objective optimization of spoke type vernier permanent-magnet machine [J]. *Electric Machines and Control*, 2023, 27(9): 1-9.
- [20] Wang Y, Cheng Y, Ding L, et al. Real-time magnetic field and performance prediction of EV motors based on physics-informed machine learning [J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2025, 11(6): 14087-14099.
- [21] 张宇娇, 孙宏达, 赵志涛, 等. 基于物理信息神经网络的电磁场计算方法[J]. *电工技术学报*, 2024, 39(17): 5251-5261.
- Zhang Y J, Sun H D, Zhao Z T, et al. Electromagnetic field calculation method based on physics-informed neural networks[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2024, 39(17): 5251-5261.
- [22] 杨珂, 王鑫, 凌佳杰, 等. 基于物理信息神经网络的同步发电机建模[J]. *中国电机工程学报*, 2024, 44(12): 4924-4933.
- Yang K, Wang X, Ling J J, et al. Modeling of synchronous generator based on physics-informed neural network[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2024, 44(12): 4924-4933.
- [23] 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的对比分析[J]. *中国电机工程学报*, 2023, 43(9): 3575-3586.
- Diao K K, Sun X D, Yang Z B. Comparative analysis of system-level deterministic and robust optimization design methods for switched reluctance motors [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2023, 43(9): 3575-3586.
- [24] 张玉峰, 高文韬, 史乔宁, 等. 基于改进迭代田口法的双冗余永磁同步电机优化设计[J]. *电工技术学报*, 2023, 38(10): 2637-2647+2685.
- Zhang Y F, Gao W T, Shi Q N, et al. Optimization Design of dual-redundancy permanent magnet synchronous motor based on improved iterative taguchi method [J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2023, 38(10): 2637-2647+2685.
- [25] 龚夕霞, 李焱鑫, 卢琴芬. 模块化永磁直线同步电机考虑制造公差推力鲁棒性优化[J]. *电工技术学报*, 2024, 39(2): 465-474+513.
- Gong X X, Li M X, Lu Q F. Thrust robustness optimization of modular permanent magnet linear synchronous motor accounting for manufacturing tolerance[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2024, 39(2): 465-474+513.
- [26] Zhang H, Wang G, Zhang J, et al. An improved Kriging surrogate model method with high robustness for electrical machine optimization [J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2024, 60(5): 6799-6810.
- [27] Chen N, Digel C, Doppelbauer M. Uncertainty quantification-based multi-objective optimization design of electrical machines using probabilistic metamodels [J]. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2025, 40(2): 860-872.
- [28] Luo X, Liu G, Xie B, et al. Review of sensitivity analysis methods for optimal design parameters of motors [J]. *Chinese Journal of Electrical Engineering*, 2025, 11(2): 114-135.
- [29] Du Y, Gu J, Zhang H, et al. Reliability-based robust optimization of high-speed PM synchronous machine with local surrogate model strategy [J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2024, 10(4): 9679-9690.
- [30] Pan Z, Fang S, Wang H, et al. Accurate and efficient surrogate model-assisted optimal design of flux reversal permanent magnet arc motor[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2022, 70(9): 9312-9325.

---

收稿日期:2026-02-12

收到修改稿日期:2026-04-08

作者简介:

于林鑫(1989—),男,博士,副教授,研究方向为电机与智能控制,13664168266@163.com;

\*通信作者:杜卫东(2000—),男,硕士研究生,研究方向为电机设计与多目标优化,15653547898@163.com。