

基于改进 NSGA- II 算法的风电机组变流器 IGBT 快速迭代优化设计

范佳¹, 赵峰^{2,3}, 刘一凡⁴, 杨凡^{2,3}, 鄢继铨^{2,3}, 胡伟飞^{2,3}

(1. 华电(宁夏)能源有限公司新能源分公司, 银川 750002; 2. 浙江大学流体动力基础件与机电系统全国重点实验室, 杭州 310058;

3. 浙江大学机械工程学院, 杭州 310058; 4. 华电电力科学研究院有限公司, 杭州 310030)

摘要: 绝缘栅双极型晶体管(IGBT)模块作为风电机组发电系统功率变流器的核心组件, 优化其导电性能和制造成本意义重大。为解决这一问题, 提出一种基于改进非支配排序遗传算法(NSGA- II)的风电机组变流器 IGBT 模块快速迭代优化设计方法。首先, 定义以其导电性能和制造成本为优化目标的优化问题, 并构建了参数化热电耦合模型, 实现了导电性能的精确快速求解; 随后, 提出基于核密度估计的改进 NSGA- II 算法, 通过与传统优化算法对比, 改进算法显著提高了计算效率与优化精度。此外, 为减轻计算负担, 引入克里金(Kriging)代理模型技术构建了设计变量与优化目标间的高精度代理模型, 从而实现了快速迭代优化设计。优化结果表明, 该方法最多可将导电损耗减少 20.00%, 制造成本最多可节约 27.63%。

关键词: 绝缘栅双极型晶体管; 风力发电机组; 变流器; NSGA- II 算法; 核密度估计; 优化算法

中图分类号: TM614

文献标志码: A

0 引言

随着风电技术在全球新能源市场的广泛应用, 平价上网和补贴退坡成为推动风电行业技术发展的主要动力。当前, 风电机组单机大容量、定制化趋势凸显, 进一步提升发电效率和降低单位发电成本对整个风电行业发展影响较大^[1-3]。在这一背景下, 作为风电机组关键组件的变流器, 其高功率密度设计逐渐成为产品研发的核心目标之一。通过优化变流器的结构设计, 不仅可提升系统整体发电效率, 还能有效降低资本支出, 从而增强风电系统的经济性和竞争力。作为变流器的核心功率组件, 绝缘栅双极晶体管(insulated gate bipolar transistors, IGBT)模块的性能对风电机组的安全运行和寿命具有直接影响^[4]。而复杂服役环境下的负载波动、过流过压及温度剧烈变化等多种因素, 使得 IGBT 模块易出现性能退化和早期失效, 给系统带来高昂的运行和维护成本。因此, 研究变流器 IGBT 模块的快速迭代优化设计方法, 特别是在导电性能和制造成本方面, 开展高效的优化研究具有重要意义。

然而, IGBT 模块的设计优化涉及多个目标(如导电性能和制造成本), 这些目标之间往往存在冲突, 例如提高导电性能可能导致制造成本的上升。这种多目标优化问题不仅需要兼顾不同目标的权衡, 还要求生成覆盖广泛的 Pareto 最

优解集。此外, 优化过程往往涉及多个设计变量, 且优化目标往往表现出非线性或非凸特性, 使得目标的性能响应计算会耗费大量计算资源; 且传统的多目标优化算法在高维设计空间和复杂优化问题中, 可能表现出收敛速度慢、解集分布均匀性不足等问题, 这一现象增加了优化问题的求解难度。

针对这些重大挑战, 已有研究^[5-6]对多目标优化方法进行探索, 例如 Deb 等^[7]提出的非支配排序遗传算法(non-dominated sorting genetic algorithm II, NSGA- II), 文献^[8]提出基于分解的多目标进化算法; 文献^[9]提出的基于自适应权重调整的进化算法。这些方法对于处理工程实际多目标优化问题具有有效性。然而, 传统 NSGA- II 算法在高维优化问题中常面临解集分布不均和收敛性不足的问题, 限制了其实际应用。文献^[10]利用有限元与粒子群优化算法结合解决 IGBT 模块的散热设计问题, 但该方法因反复调用仿真程序而显著增加了计算负担。直接求解多目标优化问题在高维场景下更是难以实施。此外, 代理模型方法^[11-13]因能以较低的计算成本逼近真实物理模型, 已被广泛应用于替代物理实验或数值仿真, 从而显著减少资源和时间的消耗。因此, 结合参数化建模^[14]与代理模型技术被大量用于各类工程实际优化问题, 以增强优化问题的求解效率。例如, 基于自适应自学习代理模型的多目标优化设计方法

收稿日期: 2024-12-18

基金项目: 国家自然科学基金(52275275); 浙江省“尖兵”“领雁”研发攻关计划(2023C01008)

通信作者: 胡伟飞(1985—), 男, 博士、研究员, 主要从事数字孪生、人工智能、风能、不确定性优化设计等方面的研究。weifeihu@zju.edu.cn

等^[15],这些方法在解决优化问题效率上取得了一定效果。但是,目前应用于风电机组变流器 IGBT 的迭代优化设计研究仍较少。

本文针对上述问题结合前人研究方法,提出一种基于改进 NSGA-II 算法的风电机组变流器 IGBT 模块快速迭代优化设计方法。通过使用基于核密度估计策略(kernel density estimation, KDE)的个体优先度方法,替换了原 NSGA-II 算法的拥挤距离计算方法,保证了个体在全局中的稀疏特性,并利用克里金(Kriging)代理模型技术降低计算负担,旨在实现 IGBT 模块设计过程中的快速优化与精确求解。本文的主要贡献有:1)构建了以导电性能和制造成本为优化目标的多目标优化模型,基于几何参数化建模技术与热电耦合有限元仿真技术,实现了性能的精确计算;2)提出一个融合 KDE 策略的改进 NSGA-II 算法,称为 NSGA-II-KDE,有效提升了多目标优化中解集的分布均匀性和多样性;3)通过代理模型的引入,显著降低了优化过程中高维变量计算的复杂性和时间成本。此外,通过案例研究与实验验证,本文方法展现了较高的优化效率和结果精度,为风电机组变流器 IGBT 模块的高效设计提供了一种创新性解决方案。

1 风电机组变流器 IGBT 优化模型

风电机组变流器 IGBT 模块的优化设计需兼顾导电性能和制造成本两大目标,优化模型的构建是实现高效设计的基础,而构建一个科学合理的优化模型,既需明确优化目标与设计变量的物理意义,又需结合先进的建模与计算方法提升优化效率和准确性。

不同于传统优化设计方法直接对高保真数值仿真模型进行优化,本研究针对这一需求提出一种快速迭代优化设计框架,以解决 IGBT 模块在优化过程中的多设计变量、多目标耦合及计算复杂度问题。该框架主要由优化问题建模、代理模型构建和优化算法求解三大部分组成,如图 1 所示。

具体而言,优化问题建模是该设计框架的基础,本文首先明确优化目标与设计变量的物理意义,并利用参数化建模方法构建可扩展的优化模型;由于直接求解高维优化问题的计算成本高昂,本文采用克里金代理模型技术替代高成本的直接仿真;优化求解使用改进的 NSGA-II-KDE 算法进行求解,生成符合工程需求的 Pareto 最优解。此外,参数化建模贯穿优化建模和代理模型构建阶段,实现了几何形状与优化目标的快速生成,满足优化过程中多次迭代的需求,是整个框架的核心技术之一。该框架的核心目标是通过参数化有限元仿真与代理模型技术的结合,构建高效精确的多目标优化模型,并利用改进的多目标进化算法进行求解,从而实现快速迭代设计。

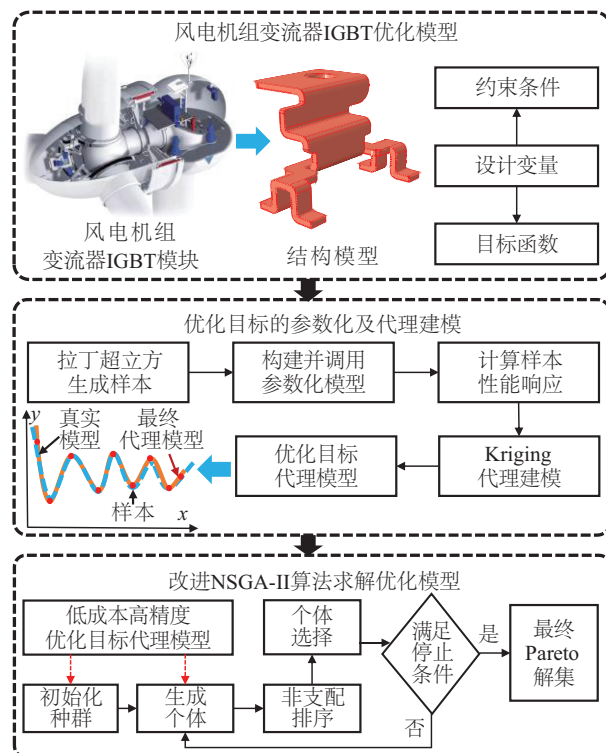


图 1 风电机组变流器 IGBT 快速迭代优化设计框架

Fig. 1 Framework for rapid iterative design optimization of IGBT modules in wind turbine converters

1.1 优化模型定义

前文介绍了提高风电机组变流器 IGBT 的性能提升往往依赖于优化设计,因此,本节结合变流器 IGBT 实际高功率密度能源转换与电力传输应用场景及加工制造成本需求,提出导电性能与制造成本两个优化目标函数,以提升风电机组的发电与能量转换效率。本文的风电机组变流器 IGBT 优化模型定义为:

$$\begin{aligned} \min F(\mathbf{x}) &= (f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x})) \\ \text{s.t. } &\begin{cases} \mathbf{x}_L \leq \mathbf{x} \leq \mathbf{x}_U \\ f_1(\mathbf{x}) \leq 1 \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

式中: $F(\mathbf{x})$ ——目标函数,包含 $f_1(\mathbf{x})$ 与 $f_2(\mathbf{x})$ 导电损耗与制造成本的两个优化目标,具体计算见 1.2 节; $\mathbf{x}$ ——设计变量,mm; $\mathbf{x}_L$ ——设计变量取值的下界,mm; $\mathbf{x}_U$ ——设计变量取值的上界,mm。上述设计变量的具体介绍见图 2。

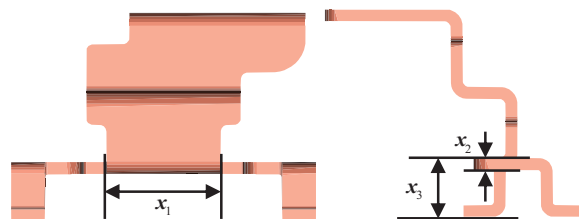


图 2 优化模型示意

Fig. 2 Schematic diagram of optimization model

图2中3个设计变量取值上下界分别为 $x_1 \in [17.00, 21.00]$ 、 $x_2 \in [1.20, 1.80]$ 与 $x_3 \in [7.00, 11.00]$ 。

1.2 优化目标计算

为准确求解式(1)的优化模型,本节详细定义并计算了两个优化目标导电损耗 $f_1(\mathbf{x})$ 与制造成本 $f_2(\mathbf{x})$,详细介绍如下:

1.2.1 导电损耗 $f_1(\mathbf{x})$

变流器 IGBT 模块的导电能力是一项重要指标,在大电流负载下,往往会使得电阻变大,电压损耗较多,进而导致其导电性能下降。此外,这一过程会使得该模块的产热增加,对结构性能产生不利影响。然而,模块的几何结构较为复杂,且产热的温度与电阻导电之间存在耦合作用,难以直接求解导电损耗。此外,该过程不仅受电压、电流与功率的影响,它的开通和关断这一动态因素也显著影响损耗,因此,本文采用参数化的有限元热电耦合稳态分析方法对该模块进行仿真,且为更好地考虑动态因素影响,引入空气对流散热边界条件间接描述动态开通与关断产热效应的影响,计算得到的导电损耗压降值作为优化目标 $f_1(\mathbf{x})$,这一损耗过程如图3所示,详细有限元建模过程如下。

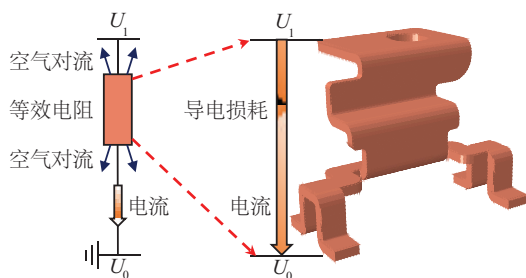


图3 导电损耗示意图

Fig. 3 Schematic diagram of conduction loss

$$f_1(\mathbf{x}) = U_1 - U_0 \quad (2)$$

式中: U_1 ——IGBT 模块结构顶部电位值, V; U_0 ——IGBT 模块结构引脚处电位值, V。

有限元热电耦合仿真过程中 IGBT 模块与空气对流形成热扩散,采用表面热交换条件分析,对流散热系数为 $5 \text{ W}/(\text{m}^2 \cdot \text{K})$,环境温度设置为 20°C ;边界条件中引脚处的电势值为 0,顶部为表面电流;单元类型被设定为 10 节点二次热电耦合四面体单元(DC3D10E 单元),如图4所示。

以变流器 IGBT 模块初始设计 $\mathbf{x}_0$ ($x_1 = 20.95 \text{ mm}$, $x_2 = 1.50 \text{ mm}$, $x_3 = 9.00 \text{ mm}$) 为例,展示该设计下对应的热电耦合有限元仿真结果,如图5所示。可得到在初始设计下,引脚处的电势 U_0 为 0 V,而顶部的电势 U_1 (即最大电势) 为 0.15 V,则两者之间的电势差为 0.15 V,该值即为整个模块在初始设计 $\mathbf{x}_0$ 下的导电损耗 $f_1(\mathbf{x}_0)$ 。

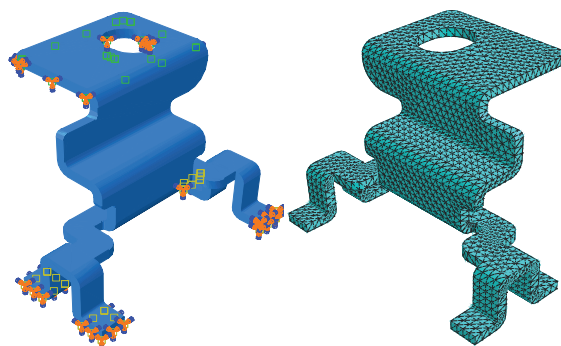


图4 热电耦合有限元模型

Fig. 4 Thermoelectric coupling finite element model

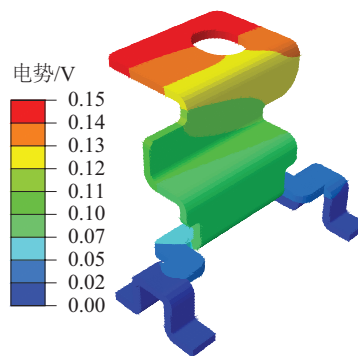


图5 热电耦合有限元模型结果展示

Fig. 5 Results of thermoelectric coupling finite element model

1.2.2 制造成本 $f_2(\mathbf{x})$

提出对参数化几何模型的体积 V 进行测量,以准确计算不同设计变量 $\mathbf{x}$ 下风电机组变流器 IGBT 的制造成本,计算方法为:

$$f_2(\mathbf{x}) = \rho V c \quad (3)$$

式中: ρ ——模型密度, $8.93 \text{ kg}/\text{m}^3$; V ——几何模型体积, m^3 ; c ——每克原材料的采购及加工制造成本, $0.58 \text{ 元}/\text{g}$,该值综合考虑纯铜 IGBT 的原料成本与加工制造成本,可根据实际情况进行调整。

1.3 优化目标克里金代理模型

前文中的热电耦合过程需极高的仿真计算量,且测量不同设计条件下的参数化模型体积也耗时,为提高特定设计参数下优化目标的计算效率,减少优化过程的计算时间,实现快速迭代优化设计。本文构建两个优化目标的代理模型,用于解决上述问题,不同优化目标代理模型的输入参数均为设计变量参数 $\mathbf{x}$, $f_1(\mathbf{x})$ 与 $f_2(\mathbf{x})$ 分别作为模型的输出。

现有常用的代理模型包括:响应面(response surface methodology, RSM)模型^[16]、径向基函数(radial basis function, RBF)模型^[17]、克里金模型^[18]等。与其他传统的代理建模方法相比,克里金模型是常用的无偏估计近似方法,且该模型通常由回归模型和随机过程两部分组成:

$$M_k(\mathbf{x}) = f^T(\mathbf{x})\boldsymbol{\beta} + Z(\mathbf{x}) \quad (4)$$

式中: $M_k(\mathbf{x})$ ——克里金模型; $f^T(\mathbf{x})$ ——基础回归函数; $\boldsymbol{\beta}$ ——回归系数; $Z(\mathbf{x})$ ——具有协方差和零均值的静态随机过程, 其协方差 cov 的定义为:

$$\text{cov}(Z(\mathbf{x}_i), Z(\mathbf{x}_j)) = \sigma^2 R_\theta(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j, \boldsymbol{\theta}) \quad (5)$$

式中: σ^2 ——方差; $\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j$ ——任意两个训练样本; $R_\theta(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j, \boldsymbol{\theta})$ ——相关函数; $\boldsymbol{\theta}$ ——待估参数, 其常用的计算表达式为:

$$R_\theta(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j, \boldsymbol{\theta}) = \prod_{s=1}^n \exp[-\theta_s(x_i^s - x_j^s)^2] \quad (6)$$

式中: n ——设计变量的数量; x_i^s ——向量 $\mathbf{x}_i$ 的第 s 个元素; x_j^s ——向量 $\mathbf{x}_j$ 的第 s 个元素; θ_s ——向量 $\boldsymbol{\theta}$ 的第 s 个元素。

本文克里金代理模型的构建步骤如下:

1) 设计样本确定: 通过一次性采样方法在设计参数所在的设计空间中大量采样, 得到不同的设计参数 $\mathbf{x}$;

2) 参数化建模: 基于几何参数化建模技术与热电耦合有限元仿真技术, 实现了性能的精确计算构建设计参数与优化目标之间的参数化模型;

3) 样本目标值计算: 调用参数化模型, 快速计算设计样本 (即不同设计参数 $\mathbf{x}$) 对应两个优化目标函数的性能响应值, 将其作为构建克里金代理模型的样本;

4) 克里金代理建模: 使用现有样本结合克里金算法分别构建导电损耗 $f_1(\mathbf{x})$ 、制造成本 $f_2(\mathbf{x})$ 与设计变量之间的代理模型。

综上, 克里金代理模型技术可快速计算任意设计参数 $\mathbf{x}$ 下导电损耗 $f_1(\mathbf{x})$ 与制造成本 $f_2(\mathbf{x})$ 。详细克里金代理建模采样实现过程以及模型精度验证讨论见 3.1 节。

2 改进的 NSGA-II 优化算法

多目标优化问题在工程设计中普遍存在, 其核心目标是寻找能均衡多个冲突目标的最佳解集。风电机组变流器 IGBT 模块优化涉及导电性能与制造成本的双目标优化, 属于典型的多目标优化问题。然而, 由于设计变量维度较高、目标函数耦合复杂, 传统优化方法难以有效满足收敛性与解集多样性的需求。针对上述问题, 本文引入 KDE 策略对 NSGA-II 算法的拥挤距离计算进行改进, 提出 NSGA-II-KDE 算法, 下文将详细介绍其基本原理。

2.1 NSGA-II-KDE 算法

为克服传统 NSGA-II 在解集分布均匀性和收敛性方面的不足, 本文基于 NSGA-II 算法^[7], 提出一种基于核密度估计的改进 NSGA-II-KDE 算法。

在该算法中, 核密度估计用于对解集的分布进行建模, 以量化解在目标空间中的稀疏性和分布均匀性。通过在选择阶段引入 KDE, 可避免解集过度聚集在某些区域, 从而提升解的多样性。每个解集都被视为小概率分布的中心, 而整体概率密度则使用同一非支配前沿上所有解集的分布进行

估算。这种方法可同时计算所有解集的相对稀疏性和群体多样性。对于给定的个体 p , 其密度估计 d_p 的计算公式为:

$$d_p = \frac{1}{n_p h} \sum_{i=1}^{n_p} K\left(\frac{p - p_i}{h}\right) \quad (7)$$

式中: n_p ——解集数量; h ——带宽; $K(\cdot)$ ——核函数; h 与 $K(\cdot)$ 计算为:

$$h = k\sigma n_p^{-\frac{1}{5}} \quad (8)$$

$$K(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{u^2}{2}\right) \quad (9)$$

式中: k ——常数因子; σ ——解集标准差; u ——任意两个解集个体之间的欧氏距离。

解集个体 p 上的 d_p 值越大, 说明该点附近越拥挤。本文将个体在解空间中的稀疏度 S 定义为密度估计 d 的倒数, 则 NSGA-II-KDE 算法中的新非支配排序定义为:

$$p_i \succ p_j \begin{cases} p_i^{\text{rank}} < p_j^{\text{rank}} \\ p_i^{\text{rank}} = p_j^{\text{rank}}, S_i > S_j \end{cases} \quad (10)$$

$$S_i = \frac{1}{d_i} \quad (11)$$

式中: $p_i \succ p_j$ ——代表前者受后者支配; p_i^{rank} ——非支配等级; p_j^{rank} ——非支配等级。解集个体 p_i 的 S_i 值越大, 说明解集所在区域越稀疏, 多样性越好。因此, 在同一 Pareto 前沿的解集中, 解集个体的 S 值越大, 该个体的优先级越高。随后, 进行交叉和变异操作以产生子代, 子代与父代设计点合并, 形成下一次迭代的群体。这个过程一直持续到预设的最大迭代次数, 且解集数量达到预设的种群规模, 最后一组解集个体即代表 Pareto 最优解。这一设置是基于现有 NSGA-II 算法的一种常见策略, 能确保算法计算复杂度处于可控范围内, 同时避免无限增加设计点解集而导致计算资源浪费。

在 NSGA-II 算法中引入 KDE 策略, 利用概率密度分布来衡量解集的分布状态, 能提高解的均匀性和多样性, 且解集在目标空间的位置和支配关系不会遵循原算法的非支配排序策略, 同时确了解集的正确性。此外, KDE 策略的引入是对解集的选择机制进行优化, 通过对解集的分布概率密度进行评估, 使算法在非支配前沿上的解更均匀分布, 而不破坏算法本身对目标函数的优化能力。

综上, NSGA-II-KDE 算法是一种基于全局分布的方法, 与局部距离或邻域无关, 能更准确地评估解集的稀疏性, 从而促进多样性的保持。通过上述改进, NSGA-II-KDE 算法在多目标优化问题中表现出更强的解集均匀性和全局搜索能力, 适合风电机组变流器 IGBT 模块等复杂优化问题的求解。实验验证结果将在 2.2 节中详细讨论。

2.2 算法性能验证

本文使用多目标优化问题常用的 Constrained Functions (CF) 系列, Zitzler-Deb-Thiele (ZDT) 系列两大典型基准测试函数验证所改进算法的性能。如表 1 所示, 选取了具有不同目标数量、不同变量维度与不同解集特征的 CF 系列与 ZDT 系

列共 4 个基准测试函数验证。同时,将 NSGA-II-KDE 算法与基于分解的多目标进化算法(multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition, MOEA/D)算法和 NSGA-II 算法进行对比测试,利用运行时间、反世代距离(inverted generational distance, IGD)和超体积(hypervolume, HV)3 个性能指标对算法表现进行评估。运行时间单位为秒,数值越小表示计算效率越高。IGD 用来衡量 Pareto 解集的空间分布多样性和收敛性,值越小表明算法性能更佳。HV 表示空间超体积,其值越大,表明算法性能越优。

$$I_{IGD(A,P^*)} = \frac{\sum_{v^* \in P^*} d(v, A)}{|P^*|} \quad (12)$$

式中: P^* ——真实 Pareto 前沿上均匀分布的非支配解个体; A ——Pareto 前沿的近似非支配解集; $d(v, A)$ ——不同 Pareto 前沿非支配解集之间欧氏距离的最小值。

$$I_{HV} = \delta \left(\bigcup_{i=1}^{|S|} v_i \right) \quad (13)$$

式中: δ ——Lebesgue 测度,用于计算解集覆盖的体积; $|S|$ ——非支配解集个体数量; v_i ——个体 i 与参考点构成超立方体的体积。

此外,算法对比验证均在主流的多目标优化 PlatEMO 平台^[19]上进行,每组实验重复运行 10 次,最终的测试结果汇总如表 2 所示。值得一提的是,由于初始种群生成的随机性以及算法本身不确定性,选择进行 10 次重复实验,以消除这些因素的影响。表 2 中的最终优化结果以重复实验得到的“平

均值±标准差”形式展示,表示算法在多次运行中的平均性能及其稳定性;具体而言,平均值表示该算法在多次运行中的平均性能,标准差表示算法性能的波动范围,用于衡量算法结果的稳定性。

从表 2 可知,在大多数测试函数中,NSGA-II-KDE 算法比 NSGA-II 算法、MOEA/D 算法均有显著改进,且标准偏差更小,表明鲁棒性更高。此外,在半数测试函数中,NSGA-II-KDE 的表现优于所有其他算法,而且在 IGD 和 HV 指标方面一直较优。在运行时间方面,NSGA-II 算法最快,而 MOEA/D 算法耗时最长。这一结果表明,NSGA-II 算法的复杂度较低,而 MOEA/D 算法的复杂度较高。提出的 NSGA-II-KDE 算法虽然运行时间与 NSGA-II 算法相近,但却表现出更高的求解精度和收敛性,这表明其时间复杂度并未显著增加。

表 1 多目标优化测试案例说明

Table 1 Description of multi-objective optimization test cases

案例	优化目标 数量	设计变量 维度	解集 类型	种群 大小	评价 次数
CF1	2	10	线性	100	20000
CF2	2	10	非线性	100	20000
ZDT3	2	10	非线性	100	20000
ZDT4	2	10	非线性	100	20000

表 2 优化算法重复测试结果统计

Table 2 Statistics of repeated test results of optimization algorithm

案例	指标	MOEA/D	NSGA-II	NSGA-II-KDE
CF1	IGD	0.4437±0.1800	0.0635±0.0054	0.0628±0.0034
	HV	0.2358±0.0909	0.4876±0.0069	0.4877±0.0047
	时间/s	10.5140±2.0900	0.4107±0.0317	0.7046±0.0169
CF2	IGD	0.3447±0.1770	0.0786±0.0241	0.0637±0.0213
	HV	0.4066±0.1190	0.5785±0.0293	0.5609±0.0287
	时间/s	13.8750±3.4400	0.7302±0.0646	1.1117±0.0460
ZDT3	IGD	0.0224±0.0128	0.0425±0.1740	0.0358±0.0096
	HV	0.5973±0.0318	0.5613±0.1200	0.5825±0.0272
	时间/s	19.356±2.9100	0.6020±0.1980	1.7777±0.0335
ZDT4	IGD	0.0913±0.0417	0.0107±0.0059	0.0303±0.0080
	HV	0.6095±0.0476	0.7104±0.0053	0.7824±0.0070
	时间/s	19.094±0.2500	0.7833±0.0272	1.2497±0.0354

综上,NSGA-II-KDE 算法得到的解与 NSGA-II 算法相比更接近真实解集,收敛过程也更快。其他 3 种不同算法在某些情况下可能比 NSGA-II-KDE 表现更好,但在另一些情况下表现很差。相比之下,改进后的 NSGA-II-KDE 算法性能

更稳定,在大多数情况下表现更好。

3 实例应用与结果分析

本节将前述小节提出的基于改进 NSGA-II-KDE 算法的

快速迭代优化设计方法用于实际风电机组变流器 IGBT 模块,进一步验证所提方法的有效性与合理性。

3.1 克里金代理模型构建及验证

在 IGBT 模块的快速迭代优化设计中,为减少高代价的有限元仿真和制造成本计算的资源消耗,实现快速迭代优化设计,本文基于 1.3 节提出的克里金代理模型技术对导电损耗和制造成本两个目标函数进行了代理模型构建。

具体而言,代理模型的构建首先基于拉丁超立方(Latin hypercube sampling, LHS)一次性大量采样方法^[20]生成的 30 个初始样本点,每个样本点通过调用构建的参数化有限元仿真或制造成本计算模型快速获得对应的导电损耗和制造成本真实目标值,并用以训练克里金模型。构建的代理模型能以高精度低成本快速预测导电损耗 $f_1(x)$ 与制造成本 $f_2(x)$,其设计变量与代理模型之间的映射响应面分别如图 6a 和图 6b 所示。

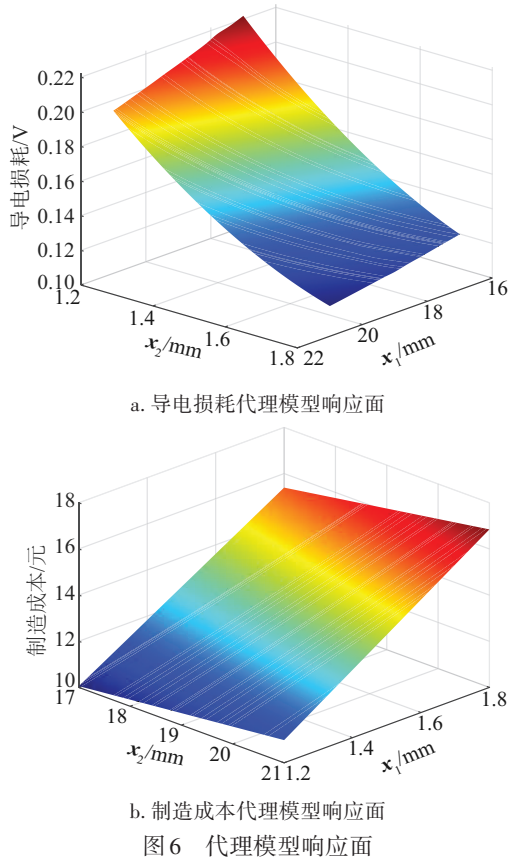


Fig. 6 Response surfaces of surrogate models

在这一过程中,为准确展示设计变量与代理模型预测响应之间的关系,选择将设计变量 x_3 取为 9.00 mm,以准确绘制另外两个维度设计变量与预测响应值之间的响应面关系。同理,该方法也可绘制不同设计变量组合与预测响应值之间响应面的绘制,不再赘述。

为验证上述代理模型的精度,本节随机生成 100 个测试样本,通过参数化模型的体积测量和热电耦合仿真分别计算

其实际响应值,并作为基准真实值。验证过程分别采用归一化均方根误差(normalized root mean square error, NRMSE)与决定系数(coefficient of determination, R^2)两个评价指标用于评价代理模型的可信度。其中,NRMSE 用于量化预测值与真实值之间的绝对误差; R^2 用于评估代理模型的拟合优度,表示预测值对真实值变化的解释能力,计算方法见式(14)和式(15)。导电损耗及制造成本代理模型精度一致性验证的结果分别如图 7a 和图 7b 所示。

$$E_{\text{NRMSE}} = \frac{\sqrt{\frac{1}{n_t} \sum_{i=1}^{n_t} (y_i - \hat{y}_i)^2}}{\max(y) - \min(y)} \quad (14)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n_t} (y_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^{n_t} (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (15)$$

式中: n_t ——测试样本数量,取值为 100; y_i ——样本真实值; $\hat{y}_i$ ——代理模型的预测值; $\bar{y}$ ——样本真实值的均值。

由如图 7a 和图 7b 所得,在 100 个测试集中,导电损耗与制造成本的代理模型预测误差 NRMSE 分别为 0.0040858 和 0.0003548,决定系数 R^2 分别为 0.9997507 和 0.9999982。此结果表明,构建的导电损耗与制造成本代理模型精度较高,可满足后续优化设计的使用要求,且这一代理模型的构建可大大缩短有限元热耦合仿真模型的仿真时长与参数化体积测量时间,显著降低了计算量。

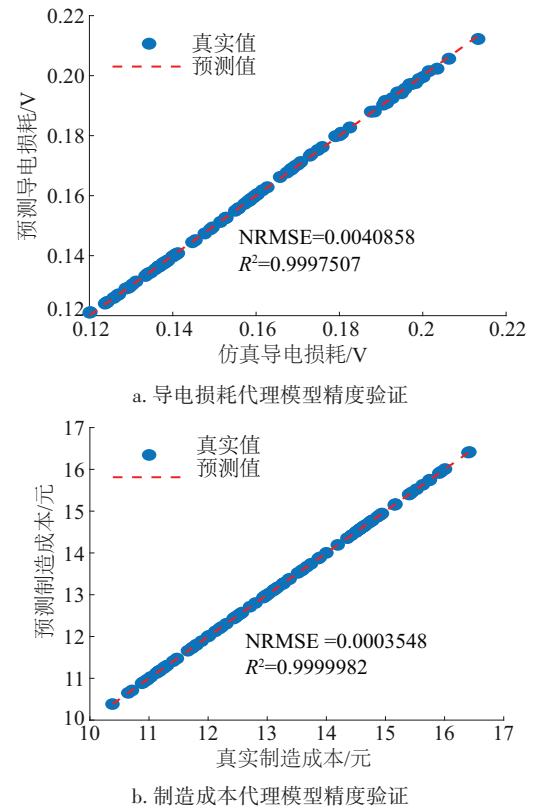


Fig. 7 Prediction errors of surrogate models

3.2 优化结果分析与讨论

基于3.1节构建的导电损耗与制造成本克里金代理模型与改进的NSGA-II-KDE算法,本节完成了风电机组变流器IGBT的快速迭代优化设计。

在整个优化设计阶段,NSGA-II-KDE算法的种群大小设置为100,最大评价次数为20000;图8展示了求解完成时的最终Pareto前沿上的非支配解集,初始设计参数及汇总Pareto优化方案见表3。

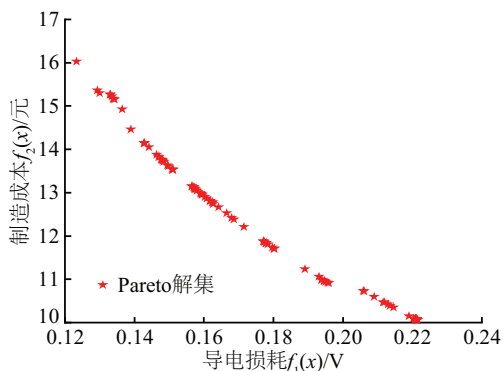


图8 风电机组变流器IGBT优化Pareto解集示意

Fig. 8 Pareto solution set for IGBT in wind turbine converters

图8展示了基于参数化模型、克里金代理模型与改进NSGA-II-KDE算法计算的Pareto解集前沿,分别为优化目标导电损耗 $f_1(x)$ 与制造成本 $f_2(x)$ 。从图8中可看出,当导电损耗 $f_1(x)$ 增加时,制造成本 $f_2(x)$ 往往较低,二者相互冲突、相互制约。此外,图中生成的多个Pareto解集相对分布较为均匀,解集多样性与空间分布较好。

表3 变流器IGBT优化设计结果统计

Table 3 Statistics of optimization design results for IGBT of converters

优化方案	设计变量	优化目标	
	x/mm	$f_1(x)/\text{V}$	$f_2(x)/\text{元}$
初始设计	[20.95, 1.50, 9.00]	0.15	13.90
方案1	[20.87, 1.72, 10.70]	0.12	16.02
方案2	[17.02, 1.20, 11.00]	0.22	10.06
方案3	[20.91, 1.35, 10.80]	0.17	12.41

由表3可知,初始设计参数下导电损耗 $f_1(x_0)$ 为0.15 V,基于参数化模型体积测量的制造成本 $f_2(x_0)$ 为13.90元。在3种设计方案下,方案1中导电损耗减轻至0.12 V,下降幅度为20.00%;制造成本升高至16.02元,升高幅度为15.25%。与之相反,在方案2中制造成本大幅缩小至10.06元,下降幅度为27.63%;导电损耗增加至0.22 V,增加幅度为46.67%。在方案3中,导电损耗与制造成本分别小幅增加或缩小,幅度分别为13.33%与10.72%。此外,还提供了实际风电机组

变流器IGBT模块优化设计的多种可行方案,详见图8的Pareto解集,设计者可据实选择。

4 结 论

本文针对风电机组变流器IGBT模块优化设计问题,提出一种基于改进NSGA-II算法的快速迭代优化设计方法,以解决多目标优化过程中计算成本高、解集分布均匀性差等问题。通过基于构建的快速迭代优化框架、优化模型的定义以及改进算法的研究,总结如下:

1)针对风电机组变流器IGBT模块设计问题,定义了以导电性能和制造成本为优化目标的多目标优化模型,并通过有限元热耦合仿真技术实现了导电性能的精确计算。同时,通过参数化建模方法,为优化过程提供了灵活性和高效性。

2)提出基于KDE策略的改进NSGA-II-KDE算法。通过引入核密度估计机制,优化了解集的分布均匀性;结合自适应遗传操作,提升了算法处理求解高维复杂优化问题的搜索效率与能力。实验结果表明,改进算法在收敛速度和优化精度方面均优于传统算法。

3)引入了克里金代理模型技术,构建了高精度低成本的设计变量与导电损耗、制造成本优化目标之间的代理模型,大幅降低了直接有限元仿真计算的次数和时间消耗,显著提升了优化过程的效率。

[参考文献]

- [1] 卓振宇, 张宁, 谢小荣, 等. 高比例可再生能源电力系统关键技术及发展挑战[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(9): 171-191.
ZHUO Z Y, ZHANG N, XIE X R, et al. Key technologies and developing challenges of power system with high proportion of renewable energy [J]. Automation of electric power systems, 2021, 45(9): 171-191.
- [2] 胡姚刚, 李辉, 廖兴林, 等. 风电变流器IGBT模块有效工作芯片状态评估[J]. 太阳能学报, 2021, 42(5): 373-379.
HU Y G, LI H, LIAO X L, et al. Effective chip number assessment method of igbt module of wind power converter [J]. Acta energiae solaris sinica, 2021, 42(5): 373-379.
- [3] 姚芳, 胡洋, 李铮, 等. 风电变流器IGBT瞬态电热特性测试及其应用研究[J]. 太阳能学报, 2018, 39(2): 369-376.
YAO F, HU Y, LI Z, et al. Transient electrothermal characteristic test and application research of IGBT in wind power converter [J]. Acta energiae solaris sinica, 2018, 39(2): 369-376.
- [4] 何伟冬, 王学梅. 用于风电的模块化多电平变流器IGBT的定制化设计[J]. 电力工程技术, 2021, 40(4):

- 10-17.
HE W D, WANG X M. Customized design for IGBTs of modular multilevel converter for wind power system [J]. Electric power engineering technology, 2021, 40(4): 10-17.
- [5] 王红庆, 梁媛. 基于NSGA 权值修正的MPC方法及其在光氢系统应用[J]. 太阳能学报, 2024, 45(11): 131-140.
WANG H Q, LIANG Y. MPC method based on nsga weight correction and its application in photohydrogen system [J]. Acta energiae solaris sinica, 2024, 45(11): 131-140.
- [6] 曹阳, 房永亮, 刘珍, 等. 基于RSM和NSGA-II法的风电系统经济优化研究[J]. 太阳能学报, 2022, 43(1): 161-168.
CAO Y, FANG Y L, LIU Z, et al. Multi-objective optimization of wind power systems based on RSM and NSGA-II methods [J]. Acta energiae solaris sinica, 2022, 43(1): 161-168.
- [7] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II [J]. IEEE transactions on evolutionary computation, 2002, 6(2): 182-197.
- [8] ZHANG Q, LI H. MOEA/D: a multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition [J]. IEEE transactions on evolutionary computation, 2007, 11(6): 712-731.
- [9] QI Y, MA X, LIU F, et al. MOEA/D with adaptive weight adjustment [J]. Evolutionary computation, 2014, 22(2): 231-264.
- [10] ALAVI O, ABDOLLAH M, VIKI A H. Thermal optimization of IGBT modules based on finite element method and particle swarm optimization [J]. Journal of computational electronics, 2017, 16(3): 930-938.
- [11] LIU H, XU S L, MA Y, et al. An adaptive Bayesian sequential sampling approach for global metamodeling [J]. Journal of mechanical design, 2015, 138(1): 011404.
- [12] HU W F, ZHAO F, DENG X Y, et al. A new sequential sampling method for surrogate modeling based on a hybrid metric [J]. Journal of mechanical design, 2024, 146(6): 061705.
- [13] MO S, LU D, SHI X, et al. A Taylor expansion-based adaptive design strategy for global surrogate modeling with applications in groundwater modeling [J]. Water resources research, 2017, 53(12): 10802-10823.
- [14] 于梦阁, 潘振宽, 蒋荣超, 等. 基于近似模型的高速列车车头型多目标优化设计 [J]. 机械工程学报, 2019, 55(24): 178-186.
YU M G, PAN Z K, JIANG R C, et al. Multi-objective optimization design of the high-speed train head based on the approximate model [J]. Journal of mechanical engineering, 2019, 55(24): 178-186.
- [15] 赵峰, 胡伟飞, 李光, 等. 基于混合指标自适应采样代理模型的多目标优化设计方法 [J]. 机械工程学报, 2024, 60(13): 81-91.
ZHAO F, HU W F, LI G, et al. Multi-objective optimization design method based on a hybrid metric adaptive sampling surrogate model [J]. Journal of mechanical engineering, 2024, 60(13): 81-91.
- [16] BEZERRA M, SANTELLI R, OLIVEIRA E, et al. Response surface methodology (RSM) as a tool for optimization in analytical chemistry [J]. Talanta, 2008, 76(5): 965-977.
- [17] ZHOU Q, JIANG P, SHAO X, et al. A variable fidelity information fusion method based on radial basis function [J]. Advanced engineering informatics, 2017, 32: 26-39.
- [18] KLEIJNEN J P C. Kriging metamodeling in simulation: a review [J]. European journal of operational research, 2009, 192(3): 707-716.
- [19] TIAN Y, CHENG R, ZHANG X, et al. PlatEMO: a Matlab platform for evolutionary multi-objective optimization [educational forum] [J]. IEEE computational intelligence magazine, 2017, 12(4): 73-87.
- [20] VIANA F A C. A tutorial on Latin hypercube design of experiments [J]. Quality and reliability engineering international, 2016, 32(5): 1975-1985.

RAPID ITERATIVE OPTIMIZATION DESIGN OF WIND TURBINE CONVERTER IGBTs BASED ON IMPROVED NSGA- II ALGORITHM

Fan Jia¹, Zhao Feng^{2,3}, Liu Yifan⁴, Yang Fan^{2,3}, Yan Jiquan^{2,3}, Hu Weifei^{2,3}

(1. Huadian (Ningxia) Energy Co., Ltd., New Energy Branch, Yinchuan 750002, China;

2. State Key Laboratory of Fluid Power and Mechatronic Systems, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China;

3. School of Mechanical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China;

4. Huadian Electric Power Research Institute Co., Ltd., Hangzhou 310030, China)

Abstract: Insulated-gate bipolar transistor (IGBT) modules, as the core power components of wind turbine power converters, are crucial for achieving high operational efficiency and cost-effectiveness. Optimizing the electrical conductivity and manufacturing cost of these modules is essential. However, the demanding operational environments often cause performance degradation, and traditional design optimization methods incur high computational costs, making rapid iterative optimization difficult. To address these limitations, this study proposes a rapid iterative design optimization method for wind turbine converter IGBTs based on an improved NSGA- II algorithm (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II). Firstly, the optimization problem is formulated with electrical conductivity and manufacturing cost as dual objectives. A parametric thermoelectric coupling model is developed to enable accurate and efficient evaluation of conductivity under varying design conditions. To further enhance the optimization process, an improved NSGA- II algorithm based on kernel density estimation is proposed, significantly improving computational efficiency and optimization accuracy compared to traditional optimization algorithms. Additionally, a Kriging-based surrogate model is employed to construct high-fidelity mappings between design variables and optimization objectives, thereby reducing computational burdens and enabling rapid iterative optimization. Numerical experiments confirm the effectiveness and robustness of the proposed method, demonstrating reductions in electrical losses of up to 20.00% and decreases in manufacturing costs by as much as 27.63%. This study provides a practical and efficient design framework for IGBT modules, offering valuable insights into multi-objective optimization in the field of power electronics. By integrating advanced optimization algorithms with surrogate modeling, the proposed method addresses key challenges in the design and performance enhancement of wind turbine power systems.

Keywords: IGBT; wind turbines; power converters; NSGA- II algorithm; kernel density estimation; optimization algorithm