

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2314049

# 基于 POD-RBF 代理模型和特征点 KNN 校正的电力舱温度反演方法\*

姜岚<sup>1,2</sup> 李远<sup>1,2</sup> 智李<sup>1,2</sup> 周鑫<sup>3</sup> 赵阳<sup>4</sup>

(1.三峡大学电气与新能源学院 宜昌 443002; 2.湖北省输电线路工程技术研究中心 宜昌 443002; 3.国网湖北省电力有限公司经济技术研究院 武汉 430000; 4.国网宜昌市高新区供电公司供指分中心(调控分中心) 宜昌 443002)

**摘要:**为解决数值模拟方法计算不同工况下电力舱整体温度时算力需求大、适应性差等问题,本文提出了一种基于 POD-RBF 代理模型和特征点 KNN 校正的电力舱温度反演方法。该方法基于仿真计算得到的不同工况下电力舱温度场数据,利用本征正交分解和径向基函数方法构建电力舱的温度反演代理模型,以避免重复计算,从而快速得到仿真模型的近似解。同时,使用 K 最近邻算法将特征温度点引入反演模型中,以此校正温度反演误差,提高反演的准确性和适应能力。以实际电力舱为例,对指定工况下的电力舱进行了温度反演。结果表明,该方法可以在电力舱内电缆通流情况以及特征温度点温度已知的情况下实现电力舱的实时温度反演,其反演温度与仿真计算温度的最大相对误差为 0.96%,满足工程运用标准。

**关键词:** 电力舱;温度反演;有限元仿真;本征正交分解;径向基函数;K 最近邻算法

**中图分类号:** TM75 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.40

## Inverse temperature estimation of power cabin based on POD-RBF proxy model and feature point KNN correction

Jiang Lan<sup>1,2</sup> Li Yuan<sup>1,2</sup> Zhi Li<sup>1,2</sup> Zhou Xi<sup>3</sup> Zhao Yang<sup>4</sup>

(1. College of Electrical Engineering and New Energy, China Three Gorges University, Yichang 443002, China;

2. Hubei Provincial Engineering Technology Research Center for Power Transmission Line, Yichang 443002, China;

3. State Grid Hubei Power Supply Limited Company Economic & Technology Research Institute, Wuhan 430000, China;

4. State Grid Yichang High-Tech Zone Electric Power Supply Company Power Supply Service Command Subcenter, Yichang 443002, China)

**Abstract:** This paper proposes a power cabin temperature inversion method based on POD-RBF surrogate model and feature point KNN correction, aiming to address the challenges of high computational complexity and poor adaptability in numerical simulation methods for calculating the temperature distribution of power cabin under different working conditions. The proposed method utilizes simulated temperature field data obtained from various operating conditions to construct a temperature inversion model for the power cabin using the proper orthogonal decomposition (POD) and radial basis function (RBF) approach. This surrogate model effectively avoids redundant calculations, enabling rapid approximation of the simulated model. Meanwhile, the K-Nearest Neighbor (KNN) algorithm is employed to introduce the feature temperature points into the inversion model for correcting the temperature inversion error and improving the accuracy and adaptability of the in-version. Taking an actual power cabin as an example, the temperature inversion of the power cabin under the specified working condition is conducted. The results show that the proposed method can achieve real-time temperature inversion of the power cabin under the condition of cable current flow and known temperature of feature temperature points, with the maximum relative error between the inversion temperature and the simulation calculation temperature of 0.96%, meeting the engineering application standard.

**Keywords:** power cabin; temperature inversion; finite element simulation; proper orthogonal decomposition; radial basis function; K-nearest neighbor

## 0 引言

电力舱是城市用电系统的重要组成部分,其稳定可靠

的运行对于城市用电安全至关重要。电力舱内空间相对封闭且通风条件有限,面对电缆过电流或绝缘层损坏等情况将导致电力设备过热,引发火灾或爆炸等严重后果,危及城

收稿日期:2023-07-07

\* 基金项目:国家自然科学基金(52107006)、电力系统及大型发电设备安全控制与仿真国家重点实验室开放基金(SKLD21KM11)项目资助

市用电安全<sup>[1-2]</sup>。因此,掌握电力舱的内部温度情况对电力舱的安全、稳定运行具有十分重要的意义<sup>[3-5]</sup>。

目前,关于电力舱内部温度的获取方法主要包括:温度传感器法、红外线测温法、热像仪法和数值模拟法等。温度传感器法可以精确测量电力舱内部点位的温度,但由于其测量范围有限且电力设备在电力舱内排布密集,无法低成本获取电力舱整体的温度信息<sup>[6]</sup>。红外线测温法和热像仪法可以实时获得电力舱表面温度情况,但成本较高,且电力舱内高温、高湿的复杂环境极易影响温度测量的准确性<sup>[7-8]</sup>。数值模拟法可以较准确的计算电力舱内部整体温度情况,但在面对电力舱这类复杂动态模型时,不同条件下需进行重复计算,计算代价较高,难以实时获取电力舱的整体温度<sup>[9-10]</sup>。

为解决这一问题,代理模型作为一种有效的方法被广泛应用于工程领域。常见的代理模型有多项式回归 (polynomial regression, PR)<sup>[11]</sup>、克里金 (kriging, KRG)<sup>[12]</sup>、径向基函数 (radial basis function, RBF)<sup>[13]</sup> 和人工神经网络 (artificial neural network, ANN)<sup>[14-15]</sup> 等。Bhosekar 等<sup>[16]</sup> 针对不同的测试问题系统性的研究了各种常见的代理模型的性能,得出在处理具有不规则数据分布和局部数据特征的问题时,RBF 模型在准确性和稳定性等方面表现优于其他模型。陈乾等<sup>[17]</sup> 利用 RBF 建立了随机响应面模型,用于综合能源系统概率能流的计算,并通过算例验证了该方法具有良好的计算精度和效率。而当面对大型复杂模型时,运用 RBF 方法直接进行分析相对困难且耗时较长<sup>[18]</sup>。本征正交分解 (proper orthogonal decomposition, POD)<sup>[19]</sup> 作为一种常用的数据降维方法,能有效解决此问题,将其与 RBF 结合,即可实现在降阶分析样本数据的同时构建本征正交分解-径向基函数 (POD-RBF) 代理模型,避免数值模型的重复计算。Boumesbah 等<sup>[20]</sup> 采用 POD-RBF 方法,建立了非线性静磁问题的参数化几何代理模型,基于少量的单相 EI 型电感有限元数据获得了精确的磁通图,减少了计算时间。Benaissa 等<sup>[21]</sup> 应用该方法快速、准确的得到了不同裂缝参数下的有限元模型的近似解,从而解决了动态裂纹识别问题。

综合温度传感器法、数值模拟法、POD-RBF 代理模型的优势提出了一种基于 POD-RBF 代理模型和特征点 K 最近邻算法 (K-nearest neighbor, KNN) 校正的电力舱温度反演方法。该方法通过将本征正交分解和径向基函数结合起来构建基于多物理场仿真数据的 POD-RBF 代理模型,以此避免模型的重复计算,并用 KNN 算法将实测特征温度点引入温度反演中,对反演模型的计算结果进行误差校正,进而提高反演的准确性和适应性。通过设计不同的实验工况,将电力舱温度反演结果和仿真结果进行分析比较,以验证代理模型,并采用平均绝对百分比误差 (mean absolute percentage error, MAPE) 与均方根误差 (root mean square error, RMSE) 对温度反演结果进行评价。结果表明本文所

提方法在避免重复计算的前提下能够满足温度反演精度的要求,且对舱内异常发热情况下的温度反演也具有良好的适应性。这为经济、高效地进行电力舱整体温度监测提供了可行的解决方案。

## 1 电力舱温度反演原理及方法

基于 POD-RBF 代理模型和特征点 KNN 校正的电力舱温度反演方法的主要步骤如图 1 所示。

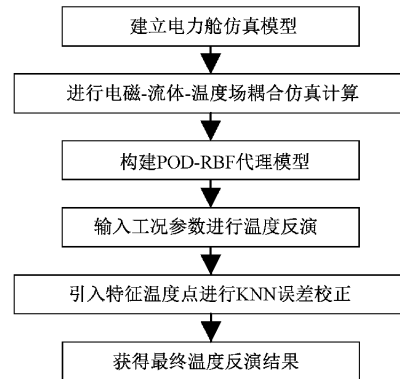


图 1 电力舱温度反演主要流程

1) 建立电力舱仿真模型,并将国际电工委员会 (International Electrotechnical Commission, IEC) 标准计算得到的电缆最大载流量加载到多物理场耦合仿真计算中,获得缆芯温度。通过其与理论温度值的对比,验证仿真模型的准确性。根据最大载流量和运行载流量,设计正交的样本数据参数并进行电磁-流体-温度场耦合仿真计算,以获得不同工况下的电力舱温度分布数据,并组成仿真数据集。

2) 利用仿真数据集组成 POD 矩阵的基本快照,并使用 POD 方法构建电力舱温度分布情况的正交基础。随后运用 RBF 基于 POD 基导出的解构建 POD-RBF 代理模型。

3) 基于仿真数据集,综合分析电力舱温度分布情况,从而确定特征温度点数量和各点位置信息,并通过设置温度传感器得到各点实测温度值。

4) 将实际电力舱电缆通流情况输入到构建的代理模型中,反演得到此时的电力舱温度分布,并根据此时特征温度点的坐标及其反演温度与实测温度的差值,利用 KNN 误差校正方法对反演温度进行校正,从而得到最终温度反演结果。

### 1.1 电力舱多物理场耦合仿真模型

基于电磁-流体-温度场耦合的电力舱温度仿真计算涉及了多个计算理论<sup>[22-23]</sup>。在对电力舱进行多物理场耦合计算时,将高压电缆线芯导体通电产生的电磁损耗作为主要发热源,电缆其余各层作为热量传递的载体负责与空气进行散热。

电缆导体区域损耗计算公式由式(1)和(2)给出:

$$j = j_c - j_{\omega\sigma} \dot{A} \quad (1)$$

$$P = \sigma \int |j|^2 \frac{dy}{dx} dS \quad (2)$$

其中,  $j$  为导体总电流密度, 即源电流密度  $j_s$  和涡电流密度  $-j_{\omega\sigma A}$  之和。式(2)中,  $P$  为单位长度线芯导体损耗功率。

电缆中缆芯、金属护套与其余各层的热量传递分别遵循固体有热源与固体无热源稳态导热微分方程, 如式(3)和(4)所示。电力舱在不通风情况下, 电缆主要以空气自然对流方式进行散热, 稳态对流传热方程如式(5)所示。

$$\frac{\partial^2 T}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 T}{\partial y^2} + \frac{q}{\lambda} = 0 \quad (3)$$

$$\frac{\partial^2 T}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 T}{\partial y^2} = 0 \quad (4)$$

$$u \frac{\partial T}{\partial x} + v \frac{\partial T}{\partial y} = \frac{\lambda}{\rho c_p} \left( \frac{\partial^2 T}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 T}{\partial y^2} \right) \quad (5)$$

式中:  $T$  为温度变量;  $q$  为热流密度;  $\lambda$  为导热系数;  $u$ 、 $v$  分别为在  $x$ 、 $y$  轴方向上速度分量;  $\rho$  为气体的密度;  $c_p$  为流体比热容。

在热场计算中, 需要对求解域边界进行条件约束。其中, 上、下边界为深层土壤, 可以认为温度始终不变, 适用于如式(6)所示的恒温边界条件; 由综合管廊设计规划可知, 电力舱左侧和右侧分别设有通信舱和燃气舱, 以自然对流方式向空气域散热, 使用如式(7)所示的对流传热边界条件进行约束。

$$T = T_c \quad (6)$$

$$q = h(T - T_a) \quad (7)$$

式(6)中,  $T$  是深层土壤边界上的温度;  $T_c$  是恒定的温度值。式(7)中,  $q$  是热流密度;  $h$  是传热系数;  $T$  是表面温度;  $T_a$  是环境温度。

## 1.2 POD-RBF 代理模型构建及原理

代理模型构建所需的样本数据是指不同通流方案下电力舱电磁-流体-温度场仿真计算获得的电力舱温度数据。电力舱内的主要发热源是电缆的缆芯, 而缆芯的发热量主要由其通流大小决定。因此, 选定电力舱内电缆的通流大小作为 POD-RBF 方法的输入参数。

POD 是一种用于矢量数据统计分析的方法<sup>[24]</sup>, 其基本概念是快照(Snapshot), 在此用来表示按列储存的  $M$  种电流负载条件下的电力舱温度数据向量。将这些快照向量  $u_j$  ( $j=1, 2, \dots, M$ ) 储存在样本矩阵  $U$  中, 用 POD 提取空间温度点间的相关性。POD 的目标是以最优的方式构建 POD 基向量  $\Phi$ , 使其与样本矩阵  $U$  相似。向量  $\Phi$  可以由以下公式给出:

$$\Phi = U \cdot V \quad (8)$$

式中:  $V$  为协方差矩阵  $C$  的特征向量, 协方差矩阵  $C$  定义为  $C = U^T \cdot U$ , 其特征向量通过广义特征值的非无效解确定:

$$C \cdot V = \Lambda \cdot V \quad (9)$$

式中:  $\Lambda$  为储存有协方差矩阵特征值  $\lambda$  的对角矩阵。

协方差矩阵  $C$  的特征值大小代表着其对应的模态能量的大小。通常情况下, 模态能量随着模态数的增加而迅速减少。为表征温度场分布的主要模态, 通过  $\bar{V}$  截取前  $K$  阶 POD 基向量  $\Phi$  生成截断 POD 基向量, 如式(10)所示。

$$\bar{\Phi} = U \cdot \bar{V} \quad (10)$$

式中:  $\bar{\Phi}$  为截断 POD 基向量, 其满足  $\bar{\Phi}^T \cdot \bar{\Phi} = I$ ;  $A$  为快照  $u_j$  的系数向量, 可由下式计算得到:

$$A = \bar{\Phi}^T \cdot U \quad (11)$$

由于电力舱内温度的快照数据与电流参数大小存在相关性, 因此可以使用 RBF 基于上文获得的截断 POD 基向量建立插值模型, 从而在给定电流参数情况下近似输出任意快照数据。

在本研究中, 采用逆多二次径向函数作为 RBF 网络的激活函数。对于其第  $i$  个函数, 其表达式为:

$$f_i(p) = f(|p - p^i|) = \frac{1}{\sqrt{|p - p^i|^2 + c^2}} \quad (12)$$

式中:  $c$  为控制函数陡度的平滑系数, 取为 0.5;  $p$  为任意参数样本点;  $p^i$  为 RBF 网络的第  $i$  个已知样本点。

基于 POD 基函数的 RBF 网络映射的矩阵形式如下:

$$U = \bar{\Phi} \cdot B \cdot F \quad (13)$$

其中,  $F$  为插值矩阵, 其组成如下:

$$F = \begin{bmatrix} f_{11} & \cdots & f_{i1} & \cdots & f_{M1} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_{1j} & \cdots & f_{ij} & \cdots & f_{Mj} \\ \vdots & & & \ddots & \vdots \\ f_{1M} & \cdots & f_{iM} & \cdots & f_{MM} \end{bmatrix} \quad (14)$$

式中:  $f_{ij} = f(|p^i - p^j|)$  ( $i, j = 1, 2, \dots, M$ )。由此, 系数矩阵  $B$  可推导为:

$$B = \bar{\Phi}^T \cdot U \cdot F^{-1} = A \cdot F^{-1} \quad (15)$$

快照矩阵  $U$  的列向量可以通过截断的 POD 基向量重新生成, 即:

$$u(p) = \bar{\Phi} \cdot B \cdot f(p) \quad (16)$$

式中:  $\bar{\Phi}$  是截断的 POD 基向量, 向量  $f(p)$  为:

$$f(p) = \begin{bmatrix} f_1(p) \\ f_2(p) \\ \vdots \\ f_M(p) \end{bmatrix} \quad (17)$$

对于任意参数向量  $f(p)$ , 代理模型可表示为:

$$u(p) = \bar{\Phi} \cdot A \cdot F^{-1} \cdot f(p) \quad (18)$$

利用仿真得到的各工况下电力舱温度数据, 建立电力舱的 POD-RBF 代理模型。通过对此模型输入任意通流参数, 即可反演出任意电缆通流情况下的电力舱温度, 而无需借助复杂的有限元模型。POD-RBF 代理模型在其中充当多维插值的功能, 保留了温度整体特征, 具有快速反演的能力。

### 1.3 KNN 误差校正

电力舱的温度主要受电缆负载电流大小影响,但周围环境温度与散热条件等因素也会对电力舱温度分布产生影响。虽然 POD-RBF 代理模型方法能结合这些参数建立反演模型,但需要额外的数据样本来构建模型,导致模型复杂度和建立时间成本增加。此外,当多种因素叠加时,一些对温度影响较低的参数在 POD-RBF 代理模型中会出现无法准确识别的情况,从而限制了反演精度的提升。为此,本文引入特征温度点,通过 KNN 方法校正其余未考虑因素所产生的反演误差,以提高代理模型的反演精度和适应能力。

基于仿真数据获取特征温度点位置的流程如图 2 所示。

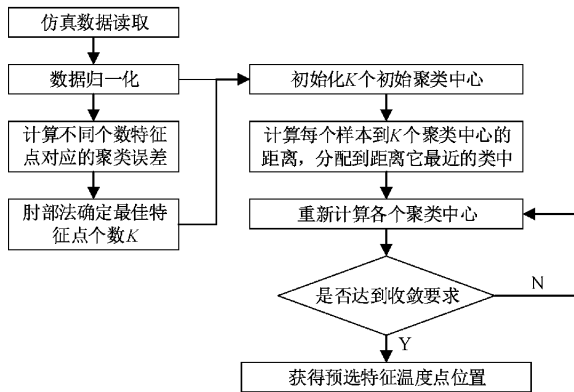


图 2 特征温度点选取流程

本研究使用 K 均值聚类算法 (K-means clustering algorithm, K-means) 识别舱内的不同温度区域,并在预选出一部分特征温度点后进一步手动筛选,以保证合理性、代表性的前提下尽量减少特征点数量。通过在选出的特征温度点位置安装温度传感器以获取该处实际温度值,并为 KNN 误差校正方法提供数据来源。

KNN 误差校正是一种基于 K 最近邻算法的回归方法,其基本步骤如图 3 所示。

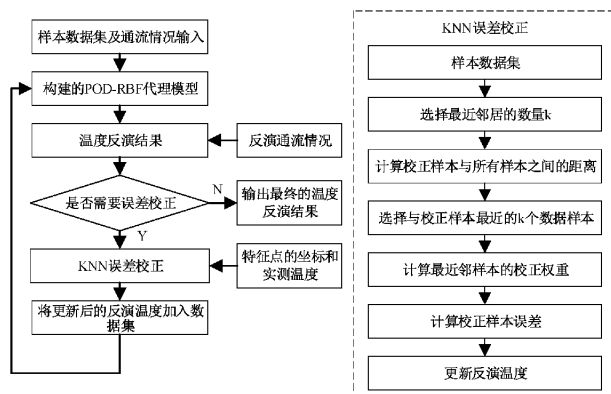


图 3 KNN 误差校正流程

其核心是误差估计,本文中使用的加权平均公式来对目标点  $x$  的误差进行估计。设第  $i$  个邻居的实测温度值  $T_i$  与反演温度值  $t_i$  的误差为  $e_i$ ,则点  $x$  的实际温度值与反演

温度值的误差可以表示为:

$$e(x) = \frac{\sum_{i=1}^K w_i e_i}{\sum_{i=1}^K w_i} \quad (19)$$

其中,  $w_i = 1/d(x, x_i)$  表示第  $i$  个邻居的权重,  $d(x, x_i)$  表示需要估计的点  $x$  与第  $i$  个特征温度点  $x_i$  之间的欧氏距离。

根据误差估计,对  $x$  点的反演温度值  $t$  进行校正,校正后的反演温度值  $T_n$  可以表示为:

$$T_n = t + e(x) \quad (20)$$

通过 KNN 误差校正将特征温度点引入代理模型的温度反演中,可以使得在特征温度点附近具有更高的反演精度,并逐步扩展到其他区域。此种方法能在保留反演的总体温度特征的情况下,由特征温度点开始进行实测温度的逼近,从而提高电力舱温度反演的精确性和适应性。

## 2 电力舱仿真模型的建立与样本数据获取

### 2.1 电力舱有限元模型的基本假设

本文在建立电力舱有限元模型时,为了保持模型的准确性并尽可能简化仿真计算步骤,减少算力需求,采用了以下基本假设:

1) 由于电缆长度远大于直径,只考虑电缆径向的热量传递,将其视为二维平面场进行计算<sup>[25]</sup>。

2) 电缆各层之间不存在空气间隙,忽略接触热阻。

3) 电缆线芯导体和金属护套由金属铜制成,其导电率随温度变化,而电缆其他层的材料和混凝土壁面均为各向同性的连续介质,其对应的电、热参数均为常数<sup>[26]</sup>。

4) 由于电缆线芯流过的是频率较低的 50 Hz 工频交流电,在电磁场有限元分析时忽略了导体的集肤效应,不考虑空间电荷和位移电流的影响。

### 2.2 电力舱及电力电缆的几何模型

以某地实际电力舱为例,搭建电力舱的仿真模型。电力舱内部空间宽为 2 300 mm,高为 3 200 mm,其几何模型如图 4 所示。电力舱左侧为平行排列的 28 回 10 kV 三芯电缆,右侧为品字形排列的 110 和 220 kV 单芯电缆,10、110、220 kV 电缆的具体型号分别为 YJV22-8.7/10 kV-3×185 mm<sup>2</sup>、YJLW02-64/110 kV-1×630 mm<sup>2</sup> 和 YJLW02-Z-127/220 kV-1×2 500 mm<sup>2</sup>,各电压等级电缆的结构示意图如图 5 所示。

### 2.3 电力舱仿真模型的参数设定

在电力舱仿真模型中,采用铜作为电缆导体和金属屏蔽的材料;导体屏蔽、绝缘屏蔽等半导体层的材料统一简化为半导体混合物;聚丙烯作为三芯电缆的填充料;采用皱纹铝材料作为金属护套;电缆内、外护套使用聚氯乙烯材料;电力舱壁面设定为混凝土材料。电力舱仿真模型中部分材料的热物理参数如表 1 所示。

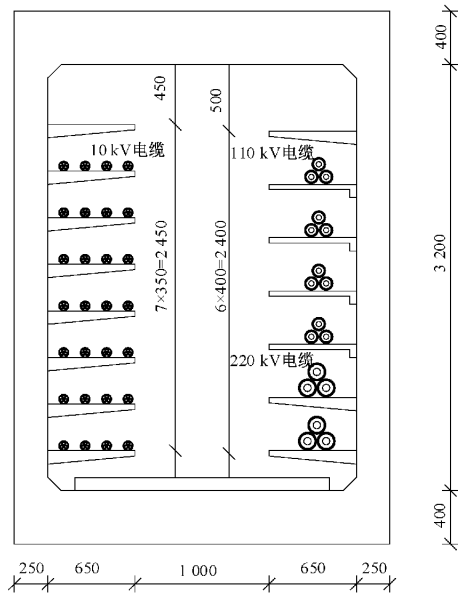


图 4 电力舱几何模型图

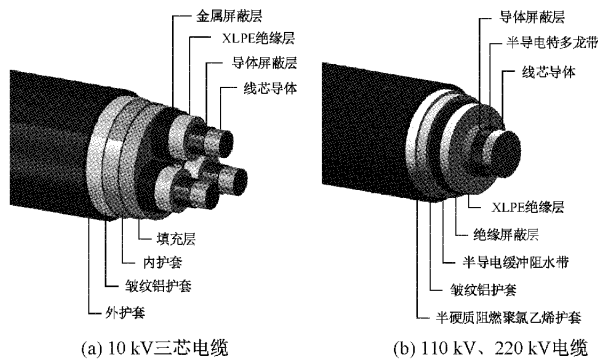


图 5 各电压等级电缆结构示意图

表 1 部分材料的热物理参数

材料	密度/ ( $\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$ )	比热容/ ( $\text{J}\cdot(\text{kg}\cdot\text{K})^{-1}$ )	导热系数/ ( $\text{W}\cdot(\text{m}\cdot\text{K})^{-1}$ )
铜	8 900	385	377
半导体混合物	1 055	2 405	10
交联聚乙烯	930	2 302	0.22
填充料	946	1 920	0.25
皱纹铝	2 700	900	237
聚氯乙烯	1 380	900	0.28
混凝土	2 300	880	1.80

在对电力舱流体场分析时,采用间接耦合方式,将电磁场计算得到的焦耳热加载到流场和温度场计算中。电力舱流场和温度场的部分边界条件和载荷设置如下:

- 1)采用空气隙表面无滑移边界条件;
- 2)将几何模型的上、下边界温度设为该处最热月平均地温,其中上边界为 293.85 K,下边界为 291.45 K;
- 3)在电力舱的左侧和右侧分别设有通信舱和燃气舱,

这些舱室内的环境温度通常不会发生大幅度变化,取最热月平均温度 298.25 K,对流换热系数设置为  $7.5 \text{ W}/(\text{m}^2\cdot\text{K})$ 。

### 2.4 仿真模型有效性验证与样本数据获取

为提高反演方法的计算精度和模型构建速度,样本数据的电缆电流参数应在尽量精简的情况下尽可能多的涵盖不同工况条件,即具有最大化的代表性和多样性。采用 IEC60287-2-1:2015 标准<sup>[27]</sup>计算电力舱内不同电压等级电缆在最大运行温度(363.15 K)<sup>[28]</sup>下的最大载流量,并将其在仿真模型中施加。通过比较仿真模型中得到的电缆最高温度和理论温度,验证仿真模型的准确性。电力舱电缆 IEC 标准计算的电缆最大载流量和仿真模型中的缆芯温度结果如表 2 所示。

表 2 电力舱电缆载流量和缆芯温度的计算结果

电缆电压等级/kV	IEC 标准	仿真模型		相对误差/%
	最大载流量/A	理论缆芯温度/K	实际最高缆芯温度/K	
10	371.63	363.15	373.32	2.80
110	865.32	363.15	372.48	2.57
220	1 523.71	363.15	371.54	2.31

由表 2 可知,将 IEC 标准计算得到的电缆载流量加载到仿真模型后,其得到的缆芯温度与理论值相比略大。这是因为 IEC 标准中未考虑多回路电缆之间温度热效应的影响,从而导致计算载流量偏大。通过对仿真模型的计算,得到缆芯温度近似为 363.15 K 时各电压等级电缆的对应的最大载流量分别为 320、770、1 360 A,其结果符合刘英等<sup>[29]</sup>得出的电缆集群敷设下的载流量较单回路时降低约 15%左右的结论,验证了仿真模型的准确性。

以仿真计算得到的各电缆最大载流量以及运行载流量为条件,设计各电压等级电缆负载电流的正交参数表,各样本数据参数如表 3 所示。

表 3 各样本数据参数

样本序号	10 kV 侧电流大小/A	110 kV 侧电流大小/A	220 kV 侧电流大小/A
1	200	300	500
2	200	535	1 360
3	200	770	930
4	260	300	1 360
5	260	535	930
6	260	770	500
7	320	300	930
8	320	535	500
9	320	770	1 360

以此参数作为仿真计算条件得到各工况下电力舱温度

分布数据,为代理模型的建立提供样本数据。各个样本参数下的温度场数据由有限元软件以温度点的形式导出为 CSV 文件,各温度数据点的分布根据有限元模型的网格剖分情况而定,区域内网格剖分越密集,选取的温度点越多,主要集中电力舱内温度变化较迅速的区域,反之,区域内网格剖分越稀疏,选取的温度点越少,主要集中电力舱内温度变化较缓慢的区域。其中,最小温度数据分辨率为 1.43 mm,最大温度数据分辨率为 36.4 mm,每个样本数据中共计含有 206 838 个温度点数据。

### 3 实验结果与分析

为验证反演温度的准确性,本文设计了 4 组测试参数,测试 1 探究低负载情况下的温度反演表现;测试 2 研究与样本数据相同电流负载条件下的温度反演情况;测试 3 则考察电缆负载电流介于样本数据之间的温度反演情况;测试 4 则对过电流情况下的电力舱进行温度反演研究,各测试电流参数如表 4 所示。

表 4 测试电流参数

测试组别	10 kV 侧电流大小/A	110 kV 侧电流大小/A	220 kV 侧电流大小/A
1	100	200	300
2	200	300	500
3	220	350	590
4	400	900	700

#### 3.1 POD-RBF 代理模型直接反演结果

将 2.4 节中所获的电力舱温度分布数据导入 POD-RBF 算法中构建 POD-RBF 反演模型。下面将详细展示测试 3 中的温度反演结果。通过将测试 3 中的参数输入模型,即可获得此工况下的电力舱温度分布数据。该温度分布数据是根据测试样本的参数通过 POD-RBF 代理模型插值得到,与样本数据类型相同,即包含有 206 838 个温度点数据。该条件下电力舱的仿真温度数据和反演温度数据可视化后如图 6 所示。

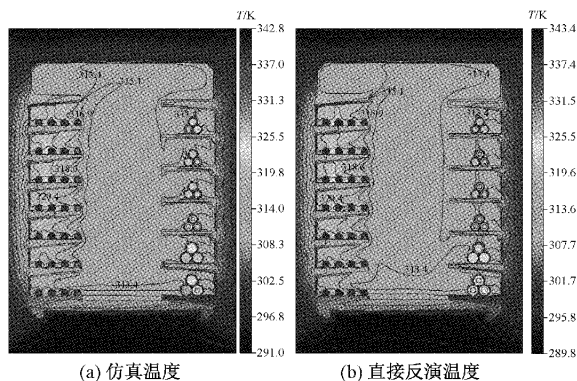


图 6 电力舱仿真方法与反演方法的等温线对比图

由上图可以明显看出,直接反演温度与仿真温度的温度分布情况以及等温线形状基本一致,这说明 POD-RBF 模型能较好的反演出电力舱的整体温度分布特征。

4 组测试工况下,POD-RBF 直接反演方法相对于仿真结果的 MAPE 与 RMSE 如表 5 所示。

表 5 POD-RBF 直接反演误差

测试序号	POD-RBF 直接反演	
	MAPE/%	RMSE/K
1	0.53	1.42
2	0.32	0.75
3	0.36	0.82
4	0.61	1.71

由表 5 的反演误差可知,测试 2 与测试 3 的反演误差明显小于测试 1 和测试 4 的温度反演误差。结合图 6 可知,POD-RBF 直接反演方法能较好的反演出电力舱的整体温度分布特征,但该方法在面对电缆低负载与过电流情况时,对样本参数外的温度反演存在一定的局限性,反演温度与仿真温度的误差得到扩大,其最大相对误差为 1.73%。

#### 3.2 KNN 误差校正结果

为验证结合特征温度点反演算法的误差校正能力,设计测试方案 5。测试 5 在测试 3 的电流负载条件下,对仿真模型进行调整,将电力舱环境温度设定为 313.15 K,并将左上角第 2 排第 2 个的 10 kV 三芯电缆的缆芯处添加热耗率为 5 W 的热源,以模拟异常发热情况。

基于 2.4 节中归一化后的不同工况下电力舱温度分布数据进行聚类分析,获取特征温度点坐标。通过对每个聚类数进行 K-means 聚类分析,选择聚类误差下降幅度明显趋向于缓慢的聚类数作为特征温度点个数,本研究初步确定的温度特征点个数为 8 个。将 K-means 聚类分析得到的聚类中心点位置与仿真得到的各样本温度云图结合,综合考虑后得到电力舱温度特征点位置。此外,根据仿真计算所得的温度分布数据,选取 9 个能代表不同空间位置的点作为电力舱温度反演的具体比较点,特征温度点与温度反演点的二维平面位置如图 7 所示。

为更好的验证结合反演方法的校正能力,使用仿真计算得到的特征温度点温度作为真实温度值代替实测特征温度点温度,将 KNN 误差校正后的温度数据与测试 5 工况下的仿真计算得到的温度数据进行对比。测试 5 工况下的特征温度点仿真温度如表 6 所示。

通过图 3 所示流程进行电力舱温度反演,通过测算,将最近邻样本数量  $k$  固定为 3,迭代步数固定为 40。POD-RBF 直接反演方法和结合特征温度点方法的反演温度与仿真计算温度的对比如表 7 所示。

由表 7 可知,POD-RBF 直接反演方法可以反演出电力舱在测试 5 工况下的温度分布情况,反演温度值与仿真温

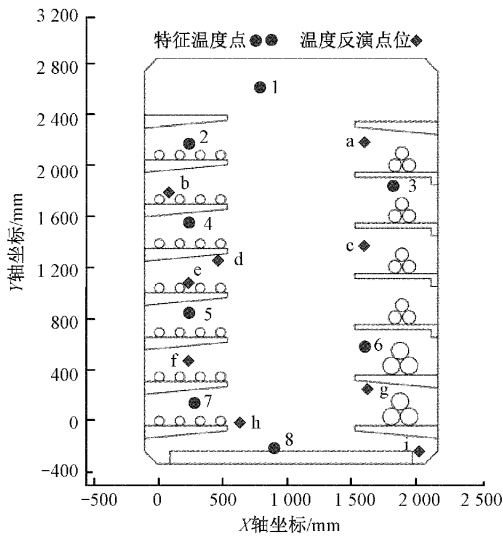


图 7 特征温度点与温度反演点的二维平面图

表 6 特征温度点信息

点位序号	X 轴坐标/ mm	Y 轴坐标/ mm	点位温度/ K
1	804.31	2 652.10	317.94
2	241.97	2 203.40	323.30
3	1 843.20	1 866.40	316.76
4	246.63	1 575.40	322.94
5	246.63	877.00	321.60
6	1 620.30	606.66	316.87
7	286.73	157.97	317.64
8	915.29	-198.73	309.39

度值变化趋势一致,但相对误差较大,最大处达到 1.53%,反演点位的平均相对误差为 1.05%。而结合特征温度点的反演方法,能根据特征温度点温度有效校正反演误差,提高反演精度,其平均相对误差为 0.29%。

表 7 直接反演方法与结合特征温度点方法的结果对比

点位序号	反演点位信息		仿真计算 温度值/K	POD-RBF 直接反演		结合特征温度点的反演	
	X 轴坐标/mm	Y 轴坐标/mm		温度值/K	相对误差/%	温度值/K	相对误差/%
a	1 618.50	2 198.73	316.20	312.83	1.06	316.16	0.01
b	100.21	1 807.34	327.26	322.25	1.53	325.88	0.42
c	1 626.90	1 372.62	316.28	313.13	0.99	315.20	0.34
d	476.98	1 254.44	320.09	317.13	0.92	320.07	0.01
e	256.89	1 080.75	323.37	320.57	0.86	322.65	0.22
f	249.42	417.05	319.82	316.84	0.93	319.19	0.20
g	1 646.40	235.88	316.51	313.52	0.94	314.97	0.49
h	649.50	-25.08	312.86	309.53	1.06	312.54	0.10
i	2 066.10	-242.85	307.22	303.59	1.18	305.83	0.45

POD-RBF 直接反演方法与结合特征温度点反演方法相对于仿真结果的 MAPE 与 RMSE 如表 8 所示。

表 8 直接反演与结合反演的误差对比

测试序号	POD-RBF 直接反演		结合特征温度点反演	
	MAPE/%	RMSE/K	MAPE/%	RMSE/K
1	0.53	1.42	0.34	0.95
2	0.32	0.75	0.16	0.56
3	0.36	0.82	0.18	0.61
4	0.61	1.71	0.37	1.07
5	1.07	5.34	0.62	2.13

由上述反演结果对比可知,在前 4 组测试中,结合反演方法与直接反演方法都能根据输入的电流参数较准确的反演出电力舱的温度分布情况,结合反演方法精度更高,但整体差距不大,其最大相对误差为 1.73%。但在面

对多因素影响时,直接反演方法没有相应的响应能力,其与仿真结果的最大相对误差为 2.85%,而结合特征温度点的反演方法能有效的校正 POD-RBF 直接反演结果的误差,其最大相对误差降低为 0.96%。同时,结合反演方法对负载电流处于样本数据之外的温度反演精度有一定的提高,增强了温度反演方法的适应能力。

#### 4 结 论

本文基于电力舱电磁-流体-温度场耦合仿真计算数据构建了 POD-RBF 反演模型,并运用 KNN 方法结合特征温度点进行反演误差校正,得到最终温度反演数据。最后,通过实例温度反演,验证了该方法的有效性,所得的相关结论如下:

采用多物理场耦合仿真技术离线获得的样本数据作为反演模型的数据来源,能低成本、高效、可靠的满足温度反演需求。

基于仿真数据建立的电力舱 POD-RBF 温度反演模型能较准确地根据电缆通流参数实时反演得到电力舱温度,而不必通过复杂的数值模拟计算,其温度反演最大相对误差为 2.85%。

在 POD-RBF 模型的基础上,结合 KNN 方法引入特征温度点对反演结果进行校正,能够进一步提高反演的准确性和适应性。在面对多因素影响的电力舱工况时,该方法能有效降低反演误差,将温度反演的最大相对误差从 2.85%降低至 0.96%,具有一定的应用价值。

由于本文方法依赖于仿真计算结果,而仿真数据与实际情况之间存在一定的模型误差,后续可以致力于进一步完善仿真模型,提高仿真计算的准确性。此外,后续还可以使用如深度学习等方法来自动化选择特征温度点,进一步提高反演模型的灵活性和准确性,以应对更高的要求。

### 参考文献

- [1] 刘海峰,刘敬文,沈学良,等. 地下综合管廊电力舱火灾演化行为和特性[J]. 消防科学与技术, 2021, 40(6):822-826.
- [2] 何国青,赵文杰,王亮. 城市地下综合管廊通风传热模型[J]. 浙江大学学报(工学版), 2021, 55(8): 1419-1425.
- [3] 赵法强,黄洪松,胡琴,等. 输配电设备发热故障温度指示技术研究综述[J]. 电测与仪表, 2022, 59(5): 14-22.
- [4] 孙俊峰,李志斌. 基于 LSTM 的滚动预测算法的电缆缆芯温度的研究[J]. 电子测量技术, 2021, 44(21): 84-88.
- [5] 林钰,胡意茹,李茜等. 复杂环境中海底电缆温度场及载流量模型研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(11):39-46.
- [6] 文明轩,李珏,王成,等. 高精度温度传感、测量与控制技术综述[J]. 中山大学学报(自然科学版), 2021, 60(Z1):146-155.
- [7] 叶日新,赵新志,窦小晶,等. 基于红外测温技术的±500 kV 换流站平波电抗器套管缺陷诊断分析与处理[J]. 电网与清洁能源, 2021, 37(7):65-72.
- [8] 王黎明,付铠玮,梅红伟,等. 环境湿度对复合绝缘子红外测温的影响[J]. 高电压技术, 2019, 45(6): 1955-1961.
- [9] 王明年,田源,于丽,等. 城市综合管廊火灾温度场分布及结构损伤数值模拟[J]. 现代隧道技术, 2018, 55(5):159-165.
- [10] 杜林,余辉宗,严涵. 基于构建温度场分析的非侵入式高压电缆缆芯温度测量方法[J]. 电工技术学报, 2021, 36(7):1338-1346.
- [11] 付小康,刘梅,刘怡俊,等. 自适应加权根多项式回归颜色校正算法研究[J]. 电子测量技术, 2023, 46(8): 45-50.
- [12] 乔心州,陈永婧,刘鹏,等. 粒子群优化与 Kriging 模型相结合的结构非概率可靠性分析[J]. 应用数学和力学, 2022, 43(12):1412-1421.
- [13] 王亚锋,安坤,孟江. 基于 RBF 神经网络的迟滞非线性模型预测控制[J]. 电子测量技术, 2021, 44(23): 42-47.
- [14] 程曦,张志勇. 基于人工神经网络的复杂介质中波的传播不确定性分析方法[J]. 电子与信息学报, 2021, 43(12):3662-3670.
- [15] 赵泽宇,杜明星. 多数据驱动人工神经网络的 IGBT 结温在线估计方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(7):223-229.
- [16] BHOSEKAR A, IERAPETRITOU M. Advances in surrogate based modeling, feasibility analysis, and optimization: A review[J]. Computers & Chemical Engineering, 2018, 108:250-267.
- [17] 陈乾,张沈习,程浩忠,等. 基于径向基函数随机响应面法的综合能源系统概率能流计算[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(22):8075-8089.
- [18] YI J, SHEN Y, SHOEMAKER C A. A multi-fidelity RBF surrogate-based optimization framework for computationally expensive multi-modal problems with application to capacity planning of manufacturing systems [J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2020, 62(4):1787-1807.
- [19] 王焯,朱欣悦,孙振东. 基于 POD 降阶模型的正弦波翅片扁管翅式换热器流动与传热特性分析[J]. 化工学报, 2022, 73(5):1986-1994.
- [20] BOUMESBAH A E, HENNERON T. Parametric geometric metamodel of nonlinear magnetostatic problem based on POD and RBF approaches[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2022, 58(2):1-6.
- [21] BENAÏSSA B, HOCINE N A, KHATIR S, et al. YUKI Algorithm and POD-RBF for Elastostatic and dynamic crack identification [J]. Journal of Computational Science, 2021, 55:101451, DOI: 10.



- 1016/j.jocs.2021.101451.
- [22] 石大城,李乾,余志强,等. 基于电磁-热-流体耦合的隧道敷设电缆载流量分析[J]. 绝缘材料,2022,55(12):111-118.
- [23] 林梓圻,周贺,牛林华,等. 隧道敷设条件下超高压电力电缆热-流场耦合分析[J]. 电力工程技术,2022,41(3):216-223.
- [24] 李凯,杨静媛,高传强,等. 基于 POD 和代理模型的静气动弹性分析方法[J]. 力学学报,2023,55(2):299-308.
- [25] 周鑫,周秋鹏,谢东,等. 基于磁-热耦合分析的综合管廊电力舱温度监控布置方法[J]. 太原理工大学学报,2018,49(6):893-897.
- [26] 刘永莉,熊豪文,肖衡林,等. 基于有限元的综合管廊电缆温度场分布研究[J]. 电力科学与技术学报,2022,37(6):82-90.
- [27] IEC. Electric cables-calculation of the current rating-Part 2-1; Thermal resistance-calculation of thermal resistance; IEC 60287-2-1-2015 [S]. Geneva: The International Electrotechnical Commission, 2015.
- [28] 魏艳慧,郑元浩,龙海泳,等. 绝缘层厚度对高压直流电缆电场和温度场分布的影响[J]. 电工技术学报,2022,37(15):3932-3940.
- [29] 刘英,肖阳,刘松华. 隧道内电缆集群敷设对载流量的影响研究[J]. 高压电器,2019,55(8):123-130.

#### 作者简介

姜岚,博士,主要研究方向为输电线路防灾减灾。

E-mail:jl@ctgu. eu. cn

李远,硕士研究生,主要研究方向为电力设备温度监测与控制。

E-mail:1073061197@qq. com