

DOI:10.11918/202409011

多热源系统全域温度场的实时重构策略

张 璐¹, 叶或维², 艾 青², 刘 梦², 帅 永²

(1. 沈阳航空航天大学 计算机学院, 沈阳 110136; 2. 哈尔滨工业大学 能源科学与工程学院, 哈尔滨 150001)

摘 要: 在多热源系统的动态热管理中, 全域热场分析与实时评估是核心要素, 而传统的离散测量和重构技术难以实时获取温度场动态变化。为此, 提出一种基于离散测点的全域温度场重构策略, 通过引入奇异值分解提取温度场的特征基函数, 并引入灰狼优化算法对重构离散测点的布局进行优化, 通过与离散测点值结合, 建立全域温度场的关联系数矩阵。采用数值实验, 基于4种类型热源系统验证了该方法的可靠性。结果表明: 测点布局优化后, 4种温度模型的理论重构误差水平显著降低了至少3个数量级。采用该方法对某多芯片PCB的温度场进行重构, 与数值实验结果对比显示温度场平均误差为0.12℃, 均方根百分比误差低于1%, 验证了该策略在实际应用中的可靠性, 为电子设备热控热分析提供了参考依据。

关键词: 模型降阶; 最小二乘; 温度场重构; 布局优化

中图分类号: TK311

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2025)02-0025-08

Real-time reconstruction strategy for full-domain temperature field of multi-heat source systems

ZHANG Lu¹, YE Yuwei², AI Qing², LIU Meng², SHUAI Yong²

(1. School of Computer Science, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China;

2. School of Energy Science and Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: In dynamic thermal management of multi-heat source systems, full-domain thermal analysis and real-time assessment are core elements. However, conventional discrete measurements and reconstruction techniques struggle to capture dynamic evolution of the temperature field in real time. Therefore, a full-domain temperature field reconstruction strategy based on discrete measurements is described. The eigenbasis functions of the temperature field are extracted by singular value decomposition (SVD), and the Gray Wolf Optimization (GWO) is introduced to optimize the layout of discrete sensors. A coefficient matrix for the full-domain temperature field reconstruction is computed by combining the eigenbasis with the discrete measurements. The reliability of this approach is validated based on numerical reconstruction experiments of four heat source systems. The results indicate that after sensor placement optimization, the level of theoretical reconstruction error for the four heat source systems is significantly reduced by at least three orders of magnitude. Moreover, in the temperature field reconstruction of a typical PCB multi-heat source system, comparison with numerical experiment results shows an average error of 0.12℃ and a root-mean-square percentage error below 1%. The reliability of the strategy in practical applications is validated, providing a reference for thermal analysis and control of electronic equipment.

Keywords: order-reduced model; least square; temperature field reconstruction; placement optimization

全局可控的热状态对于设备稳定运行的重要性日益凸显^[1], 而这离不开高效、全面的时空热反馈^[2]。尽管数值模拟是获取高保真全域热状态的有效方法, 但实时不确定性的单值性条件和高保真计算时效性的缺失, 使其在在线监测应用中受到限制。同时, 由于热成像仪在深入设备内部及热探测效果上面临诸多局限, 基于有限传感器的实时温度测量技术依然是目前热监测的主流手段。

为了精确获取温度分布信息, 研究人员尝试通过稀疏传感器阵列的采样数据来重构温度场, 不过, 一般很难通过合理的公式变换来重建温度场。插值法是容易实现但重构精度较低方法, 此类方法的本质是使用离散点来拟合函数^[3]。如金昊和雷震^[4-5]基于空间插值理论, 通过已知有限节点的温度数据来推测未知节点的温度; Protasov 团队^[6]开发了温度场重构数据处理系统, 利用线性插值、样条插值以

收稿日期: 2024-09-05; 录用日期: 2024-10-15; 网络首发日期: 2024-10-21

网络首发地址: <https://link.cnki.net/urlid/23.1235.T.20241018.1704.002>

基金项目: 国家自然科学基金(52476066); 电磁信息控制与效应全国重点实验室开放基金(20230201)

作者简介: 张 璐(1972—), 女, 讲师; 艾 青(1980—), 男, 教授, 博士生导师; 帅 永(1978—), 男, 教授, 博士生导师

通信作者: 艾 青, hitaiqing@hit.edu.cn

及三次插值等方法,实时地将离散采样数据转化为完整的温度场图像;此外,还包括 Kring 插值^[7]、最优插值^[8]等。然而,这些基于插值的方法在精度、适用性和计算时间等方面各有优劣,也存在较大局限性^[3],尤其在处理数据缺失较大时效果不佳。

降阶模型由于能够快速获得大尺度系统的物理场而受到广泛关注^[9-11]。降阶模型可以显著降低复杂系统自由度,同时捕获重要物理特征。在重构过程中,利用本征正交分解(POD)从不同设计条件下的高保真数据中提取一组构成正交基的向量,然后给定一组 POD 模式,通过求解一个小的线性系统来重构一个不完整的数据向量。目前,基于降阶模型的重构已成功用于汽轮机^[12]、高温质子膜燃料电池^[13]、室内气流场^[14]等领域的在线监测。

因此,基于模型降阶技术^[15],从数据特征提取角度,描述了一种通过有限温度测量数据便可实现多热源系统的全域温度场快速高效重构的策略。该方法通过奇异值分解提取温度场特征基函数,并通过灰狼算法优化离散传感器的布局;结合实时的离散测量值,在线计算重构系数矩阵,以此构建全域温度同步监测系统,为多热源系统热调控提供指导。

1 全域温度场重构相关数学模型

1.1 温度场重构问题的正向求解模型

温度场重构旨在构建稀疏局部测量数据与全域温度分布之间的映射,这一映射关系的建立依赖于对先验数据的特征提取。采用数值模拟方法,在设定的空间粒度/时间步长下,收集温度场数据,从而构建特定温度重构问题的样本数据集和验证集。其中,有限元法是求解复杂三维构件热传导问题的有效方法。在验证阶段,为了准确捕捉复杂重构目标的热特性,将基于有限元法生成多个高保真度的温度解,以确保重构结果的准确性和可靠性。针对复杂多热源系统的三维各向异性、常物性热传导问题可由式(1)描述

$$\rho c \frac{\partial T}{\partial \tau} = \frac{\partial}{\partial x} \left(k_x \frac{\partial T}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(k_y \frac{\partial T}{\partial y} \right) + \frac{\partial}{\partial z} \left(k_z \frac{\partial T}{\partial z} \right) + \dot{q} \quad (1)$$

式中: ρ 、 c 和 k_i 分别为密度(kg/m^3)、定压比热容($\text{J}/(\text{kg} \cdot \text{K})$)以及在 i 方向上的导热系数($\text{W}/(\text{m} \cdot \text{K})$), τ 为时间(s), T 为热力学温度(K), $\dot{q}$ 为热源强度(W/m^3)。

在瞬态热传导问题中,数值求解的初始温度场可表示为

$$T(x, y, z, t_0) = T_0 \quad (2)$$

1.2 本征正交分解(POD)

通过从高维数据中提取温度特征的低维表示,以此实现模型降阶,将显著降低系统自由度,从而有效重构全域温度场。模型降阶的本质是将高维状态空间的数据映射到低维空间,同时确保低维数据保留了原始数据的大部分关键信息。常用的模型降阶技术包括了本征正交分解(POD)和动态模态分解(DMD)等,本小节将简要回顾 POD,该方法通常使用奇异值分解(SVD)来提取 POD 特征基函数^[16-17]。标准正交基 U 需要满足以下最小化方程:

$$U = \arg \min \| S - UU^T S \|_F, \text{ s. t. } UU^T = I \quad (3)$$

式(3)中优化问题的解 U 可用 SVD 计算得到,即

$$S = U \Sigma V^T \quad (4)$$

式中: $U \in \mathbf{R}^{n \times m}$ 和 $V \in \mathbf{R}^{m \times m}$ 为正交矩阵, $\Sigma \in \mathbf{R}^{m \times m}$ 为对角矩阵。矩阵 U 和 V 的列向量分别称为左奇异向量和右奇异向量。 Σ 的对角元素称为奇异值,反映了相应奇异向量捕捉到的特征能量。

当高维状态空间的数据样本足够丰富时,模型降阶技术能够有效地提取出包含大量自由度的低维向量。这些低维特征向量的重要性可通过可解释方差 σ_k^2 来量化。具体而言,可解释方差的占比 η 可由以下公式计算得出:

$$\eta = \sigma_k^2 / \sum_{k=1}^N \sigma_k^2 \quad (5)$$

式中: σ_k^2 为第 k 个特征向量所对应的可解释方差, $\sum_{k=1}^N \sigma_k^2$ 为所有通过分解得到的特征向量对应的可解释方差之和。

为准确捕获物理场的最重要特征、排除噪声干扰,同时提高重构效率,将采用矩阵截断策略,具体地,选取矩阵的前 r 列作为重构特征向量。不仅满足了正交性的要求,而且是在 Frobenius 范数意义下的最佳秩 r 近似。在确定截断水平 r 时,应确保其满足以下条件:

$$\sum_{k=1}^r \sigma_k^2 \geq \delta \quad (6)$$

式中 δ 为容差水平,该参数可根据具体求解问题的需要进行设置。

表征温度场演变特性的信息储存在低维空间中,这也就意味着同类型高维状态空间数据 T 都可在此低维表征形式上展开,即

$$T = T_r + E_{\text{error}} \approx U k_r \quad (7)$$

式中: T_r 为原始温度场的低阶近似, E_{error} 为截断误差, k_r 为 POD 基的系数向量。

1.3 温度场在线重构策略

温度场重构问题可描述为最小化高维空间中真实温度场 T 与近似温度 T_r 之间的目标优化问题,即

$$J(k_r) = \arg \min \|T - \tilde{T}_r\|_F \quad (8)$$

在实时热监测中,从有限的观测数据中推断全域温度场,可通过 POD 基的线性组合计算得到,即温度场在线重构可转化为依据传感器测量数据动态更新 POD 基系数向量 k_r 的优化问题,即

$$J(k_r) = \arg \min \|T - \tilde{T}_r\|_2 \approx \arg \min \|T^{\text{measure}} - \tilde{U}k_r\|_2 \quad (9)$$

式中: $T^{\text{measure}} = \begin{bmatrix} T_1^{\text{measure}} \\ \vdots \\ T_M^{\text{measure}} \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^{M \times 1}$ 为传感器阵列 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_M\}$ 的实时测量值向量; T_M^{measure} 为第 M 个传感器的温度测量值; $\tilde{U}$ 为特征矩阵 $U^{n \times r}$ 的对应掩模缩减矩阵,可通过下式得到:

$$\tilde{U} = MU^{n \times r} \quad (10)$$

式中: M 为传感器阵列 Q 对应的掩模矩阵,第 i 行元素中,只有 q_i 处的元素是 1,其余元素全为 0。

2 温度场重构策略可行性验证

在可行性验证中,选择并设定了 4 种由简单到复杂的理论温度分布模型作为重构目标,并通过数值实验验证温度场重构的有效性。首先,针对单峰对称、单峰偏置、双峰偏置和三峰偏置这 4 种温度分布模型,分别设定了相应的样本数据集与验证集;随后,采用模型降阶技术从每种温度分布模型中提取关键特征,其中,测点的选择是随机且非均匀的;最后,结合温度传感器测量数据,以均方根百分比误差 (E_{RMS}) 作为评估标准,对 4 种温度模型的温度场进行重构验证。

其中, E_{RMS} 作为全域温度场重构效果的量化指标,通过评估每个网格节点上的原始温度数据和重构温度数据,来衡量重构场与原始温度场的整体偏差,其计算公式为

$$E_{\text{RMS}} = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (T_{\text{Ri}} - T_{\text{Mi}})^2}}{T_{\text{Mmean}}} \times 100\% \quad (11)$$

式中: T_{Ri} 为重建温度场, T_{Mi} 为原始温度场, T_{Mmean} 为原始温度场平均温度。

2.1 温度分布模型

在 6×6 的方形区域上定义了如图 1 所示的 4 种理论温度模型,这些模型代表了在区域中心点热源与初始分布、边界条件等外部因素共同影响下

形成的温度分布状态。

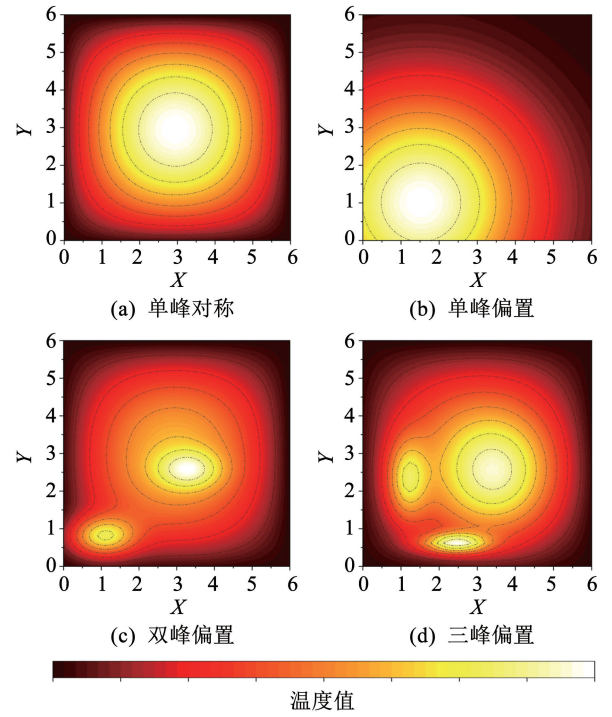


图1 温度模型示意

Fig. 1 Schematic diagram of temperature models

每种温度模型均可通过特定的数学表达式进行近似描述。

单峰对称温度模型

$$T_1(x, y) = a + b \times \sin\left(\frac{\pi}{6}x\right) \times \sin\left(\frac{\pi}{6}y\right) \quad (12)$$

单峰偏置温度模型

$$T_2(x, y) = a + b \times e^{-\frac{(x-1.6)^2 + (y-1.1)^2}{8}} \quad (13)$$

双峰偏置温度模型

$$T_3(x, y) = a \times \sin\left(\frac{\pi}{6}x\right) \times \sin\left(\frac{\pi}{6}y\right) + a \times e^{-30 \times \left(\frac{x}{4.5} - 0.25\right)^2 - 50 \times \left(\frac{y}{3.5} - 0.75\right)^2} + b \times e^{-30 \times \left(\frac{x}{4.5} - 0.75\right)^2 - 50 \times \left(\frac{y}{3.5} - 0.25\right)^2} + 60 \quad (14)$$

三峰偏置温度模型

$$T_4(x, y) = a \times \sin\left(\frac{\pi}{6}x\right) \times \sin\left(\frac{\pi}{6}y\right) + a \times e^{-40 \times \left(\frac{x}{6} - \frac{2}{3}\right)^2 - 25 \times \left(\frac{y}{5} - \frac{1}{3}\right)^2} + b \times e^{-20 \times \left(\frac{x}{25} - \frac{1}{3}\right)^2 - 35 \times \left(y - \frac{1}{2}\right)^2} + b \times e^{-20 \times \left(\frac{x}{1.5} - \frac{4}{7}\right)^2 - 35 \times \left(\frac{y}{4} - \frac{2}{5}\right)^2} \quad (15)$$

式中: $T_i(x, y)$ 为温度分布中 (x, y) 坐标处的温度值(K); a, b 为模型控制参数。

基于上述表达式,通过改变模型控制参数 a, b 即可求解得到 4 种理论温度模型在不同工况下的温度分布。为提取不同温度模型的先验温度发布信息,在模型控制参数 a, b 的选择上采用分层抽样策

略,模型控制参数范围如表 1 所示。通过细粒度采样为每种温度模型构建了 20 组样本数据,其均匀采样粒度为 0.1×0.1 ,即网格大小为 3 600。在此基础上,利用 POD 方法对热特征进行提取,并选取了特征值占比最大的前 5 个列向量作为温度分布重构的低维表征。此外,选择不同于样本数据的模型参

数,基于相同的采样方法,分别为各模型构建了 5 组验证数据。值得注意的是,为了验证模型的泛化能力,各模型验证工况 4、5 的模型参数均超出训练集所示范围,属于外推工况,确保了验证的全面性和有效性。

表 1 温度模型控制参数范围

Tab. 1 Range of temperature model control parameters

温度模型	训练集(参数范围)		测试集(参数组合)
	<i>a</i>	<i>b</i>	(<i>a</i> , <i>b</i>)
单峰对称	[75,100]	[80,100]	(75,85),(85,71),(87,92)(102,75),(105,106)
单峰偏置	[100,145]	[70,110]	(105,82),(128,71),(136,92)(92,102),(149,88)
双峰偏置	[100,150]	[110,150]	(105,115),(137,118),(121,142)(146,108),(163,149)
三峰偏置	[40,90]	[50,90]	(46,55),(69,41),(63,80)(88,42),(96,92)

2.2 重构可行性分析

在温度场重构过程中,选用 16 个传感器,其坐标位置均通过随机方式生成,传感器所在位置坐标点下的计算温度值作为温度测量值;然后,结合温度低维表征对验证集的 5 组温度分布进行重构。图 2

展示了验证集重构后的温度场,可以看出,所有重构结果的图像轮廓均与预设的示意图高度吻合。为进一步对结果进行量化评估,对图 2 所示重构温度场的均方根百分比误差进行了统计。

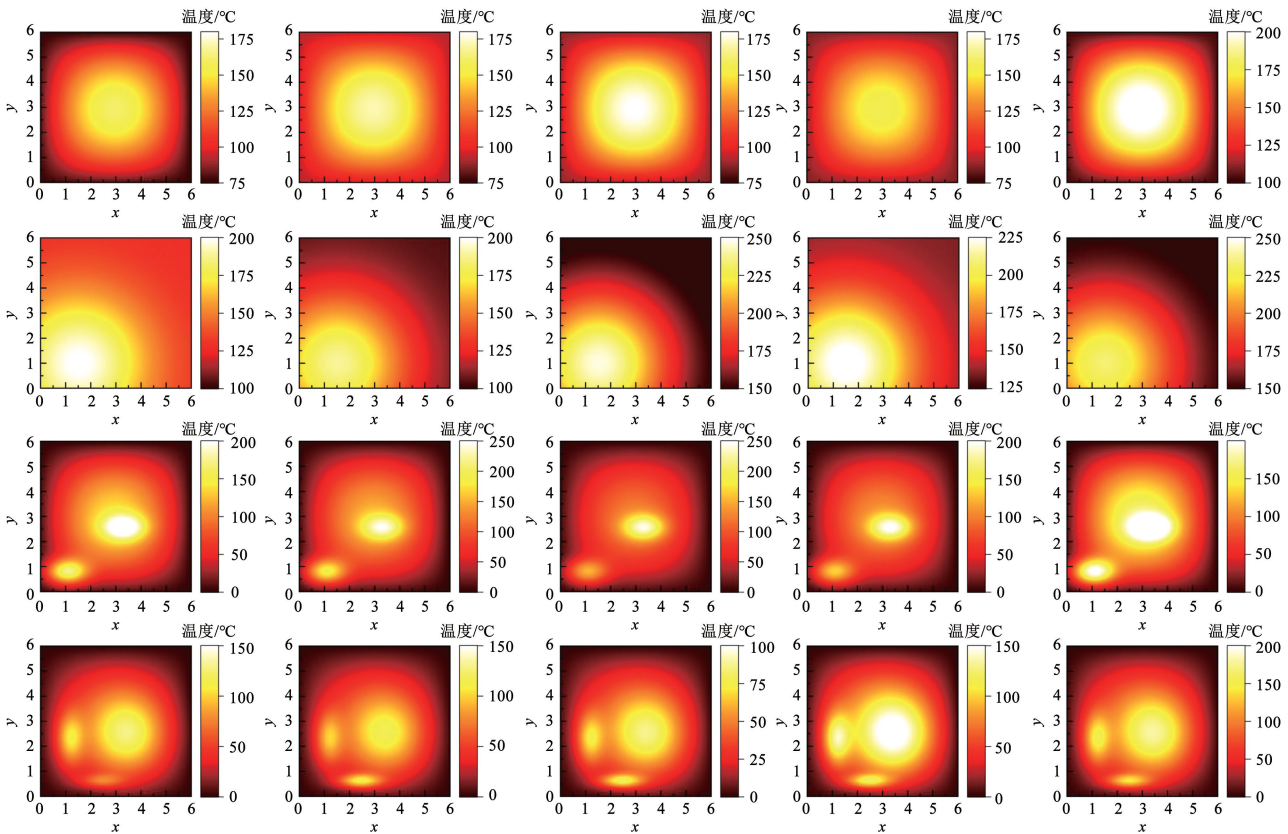


图 2 验证集温度场重构结果

Fig. 2 Validation results of temperature field reconstruction

各温度分布模型在 5 组测试工况下的重构误差如图 3 所示。尽管每种温度分布下的 16 个测点组合为随机选取,但 4 种模型的重建误差均维持在低

于 4% 的低水平。特别地,双峰偏置与三峰偏置温度模型相因结构复杂性高于单峰模型,其重构误差水平也相应较高。值得注意的是,在外推测试工况

4和5中,其误差水平仍与其余3组测试工况表现出良好的一致性。这一结果表明,只要能够捕获到反映温度场特性的关键低维特征向量,并辅以少量测量数据,便能准确重构出温度对象在不同工况下的分布,初步验证了重构算法的可行性和在未知工况下的适应性。

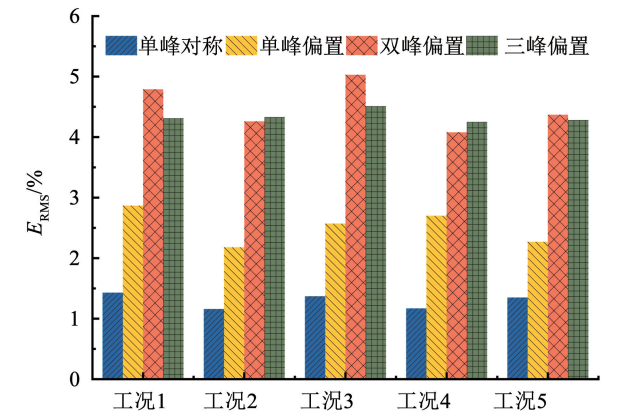


图3 各模型在不同工况下的重构误差

Fig. 3 Reconstruction error for each model under different operating conditions

2.3 测点布局对重构的影响

为进一步确定测点位置在温度场重建中对重构精度的影响,直观体现不同测点组合带来的重建效果差异性,通过随机选择16个随机温度测点进行温度分布重建计算,重复试验2 000次,以便获得普适性结论,结果如图4所示。从误差分布来看,使用不同随机测点组合进行温度场重构,其误差水平差距很大。单峰对称和单峰偏置模型的重构误差基本未超过10%,而在双峰偏置和三峰偏置模型中存在着部分高误差的重构,几乎可以认为其已严重偏离实际温度场。一般地,温度分布模型越复杂,重建难度越大, E_{RMS} 整体水平偏高。不过可以看出,在同一种模型中,有的测点组合能以极高精度完成重建实验,而有的测点组合甚至无法完成重建任务;此外,即使在复杂模型中也存在 E_{RMS} 较低的可能。这表明测点位置选择非常关键,不同位置的温度数据所能体现的温度场特征信息存在巨大差异。

2.4 测点布局优化

在温度重构的初步探索中,采用了随机生成测点位置的方法进行温度场重构实验。然而,这一方法在实现高精度、高效的温度重构性能方面存在显著的局限性。在实际应用中,提升基于模型降阶技术的温度场重构性能的关键在于温度传感器的布局设计,但往往难以保证大量的测点布置。为了提高温度重构的准确性,同时减少传感器数量,这将涉及布局优化问题。元启发式方法往往能在合理计算时

间内为各类优化问题提供高效解决方案,其中,灰狼算法(GWO)^[18]已被证实具备了优良的寻优性能。以 E_{RMS} 作为目标函数,将灰狼算法应用于4种理论温度模型的测点优化问题中。由于选择了5个POD特征向量进行温度场重构,为得到重构问题的最小二乘稳定解至少需要5个传感器的测量数据。因此,在布局优化中将测点数量设置为5。在基于灰狼算法的优化过程中,每个个体代表一种传感器组合,其中,每种组合由5个传感器各自所在位置的空间坐标节点构成;同时,设定了相应种群数量和迭代终止次数;在每次迭代中,将基于每个个体所代表的传感器组合,对训练集中所有温度场进行重构,然后,以 E_{RMS} 的平均值为指引,不断筛选整体重构误差最小的优势个体。此外,为排除优化算法不同参数设置对优化结果的影响,对不同种群数量和迭代次数下的优化过程进行了收敛性验证,对于其他超参数设置,则选用了一般推荐值。收敛性验证结果如表2所示,可以看出,在不同配置下,3种方案的结果已基本达到收敛。最终,选择了种群数量为30、迭代次数为200的方案进行布局优化,并获得了4种温度模型优化后的测点布局,如图5所示。

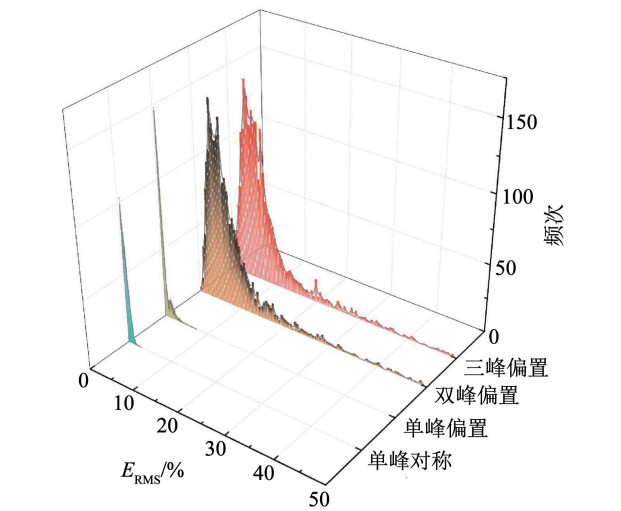


图4 测点位置对重构精度的影响

Fig. 4 Influence of measurement locations on reconstruction accuracy

表2 优化收敛性验证			
Tab.2 Optimization convergence validation			
温度模型	收敛性/ 10^{-6}		
	种群数量为20 迭代次数为100	种群数量为30 迭代次数为200	种群数量为50 迭代次数为200
单峰对称	6.313 548 27	6.243 980 80	6.226 808 60
单峰偏置	3.232 239 03	3.162 588 65	3.151 473 28
双峰偏置	4.358 864 50	4.211 688 03	4.153 184 83
三峰偏置	2.456 535 63	2.410 488 17	2.376 451 12

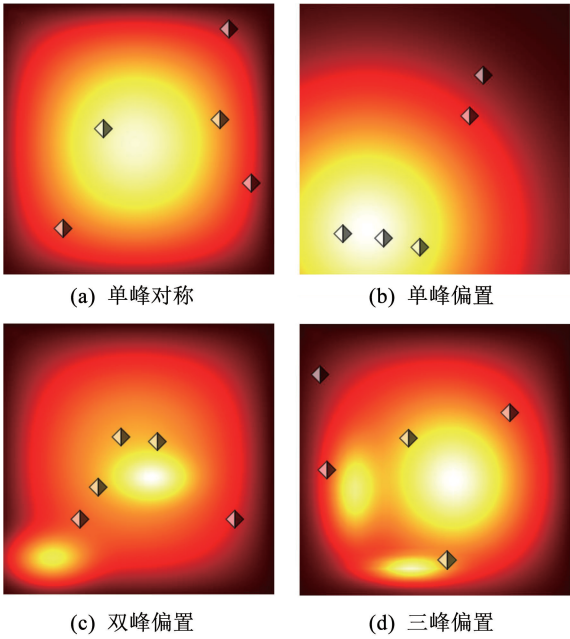


图 5 优化后的 4 种温度模型测点布局

Fig. 5 Optimized sensor placements for four temperature models

优化后重构误差如图 6 所示,相比图 3,在测点优化之前,各个温度分布模型的测点数量为 16,此时重构误差主要分布在 1%~5%;经过灰狼算法对传感器布局改良后,重构误差水平显著下降,达到 10^{-3} 量级,这一数值相较于优化前降低了至少 3 个数量级,并且优化后温度场重构所需的测点数量大幅减少至 5,这一结果初步验证了使用少量传感器实现对整体温度分布高效估计的设想。

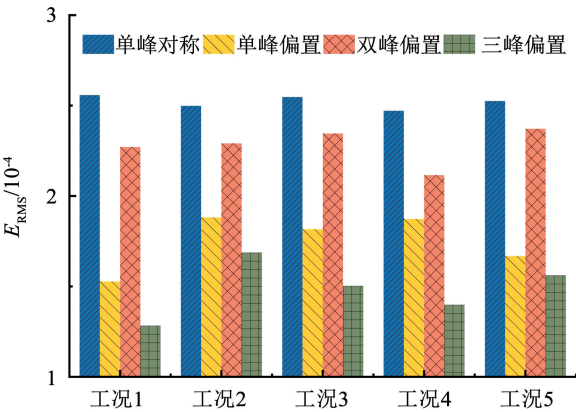


图 6 布局优化后的 4 种温度模型重构误差

Fig. 6 Reconstruction errors of four temperature models after placement optimization

值得注意的是,不同模型经优化后,在更为复杂的模型中却出现了更低的重构误差。一方面,这可能是由于灰狼优化算法属于基于种群优化的元启发式算法,虽然能够在合理的时间内找到较优解,但其优化过程具有一定的随机性,这可能导致优化后不同模型之间重构误差的差异。另一方面,通过收敛性验证环节发现三峰偏置模型优化后的测点布局在

训练集上的表现也同样优于其他模型,这表明三峰偏置模型的优化解空间与优化算法的参数配置更加匹配,因而能够找到更优的解。此外,尽管不同温度模型在优化后的重构误差上存在一定的差异,但误差水平总体上仍然处于同一数量级,各模型经过优化后都能达到较高的精度。这表明虽然算法的随机性和模型特性会对结果产生影响,但整体优化效果是可靠的。

3 重构策略实际验证

为评估温度场重构策略在多热源系统实际应用中的性能,选取了一块搭载多个发热器件的 PCB 作为研究对象,核心发热元器件包含两块 TSSOP 封装芯片、一块 FPBGA 封装芯片、两块 TQFP 封装芯片及 9 个其他功率范围为 0.10~0.75 W 的发热元件。

基于 PCB 热分析模型及热特性,获取了多芯片 PCB 在不同工况环境下的有限元瞬态温度数值解集合。其中,不同工况条件通过调整边界条件来实现,具体包括初始温度、环境温度、辐射温度等关键参数的变化。这些边界参数的调整模拟了不同外部环境对 PCB 温度分布的影响,更全面地反映 PCB 在实际运行中的温度变化,确保了数值解的适用性。温度场瞬态模拟前,还需对 PCB 模型进行网格无关性分析。在仅有网格密度不同的情况下,对第 300 秒的瞬态时刻进行求解,其验证结果如表 3 所示。可以看出,在不同网格数量下求解的温度场结果基本一致,确保了网格划分对模拟结果的影响在可接受范围内。在计算效率与求解精度的权衡下,选择第 2 种网格划分方案来生成数值解。

表 3 网格无关性验证

Tab. 3 Mesh-independent verification

网格数量	最高温度/℃	最低温度/℃	平均温度/℃
653 616	87.81	50.00	80.43
859 933	87.70	50.16	80.50
1 100 658	87.69	49.89	80.35

从数值解中随机抽取部分构成先验数据集,随后利用 POD 方法提取关键热特征向量;然后,借助灰狼优化方法,确定了多芯片 PCB 板上温度场重构的最佳测点位置组合,多芯片 PCB 及测点布局如图 7 所示;为验证重构方法的有效性,从 PCB 温度数值解中随机选取了不同于先验数据集工况环境下的热仿真数据作为验证集,并依据上述温度场重构策略对 PCB 温度场进行了重构。通过有限元方法求解的原始温度场如图 8 左侧所示,其相应的重构温度场如图 8 右侧所示。鉴于对整体温度分布重构效

果的关注,对所有温度分布数据进行了归一化处理,将每个温度分布数据缩放至 $[0,1]$ 区间。

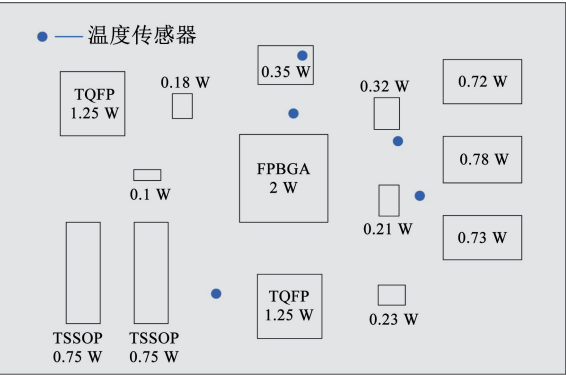


图 7 多芯片 PCB 及测点布局

Fig. 7 Multi-chip PCB and measurement point placement

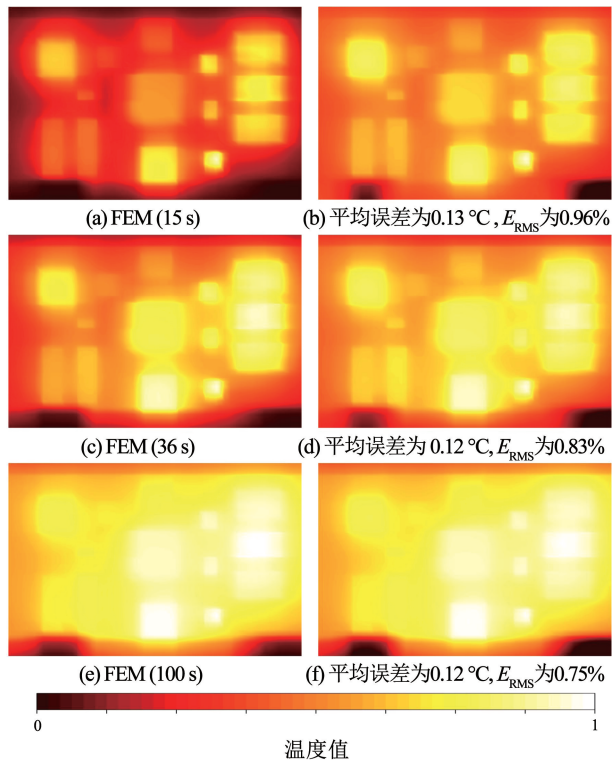


图 8 有限元求解温度场与重构温度场

Fig. 8 Finite element solution and corresponding reconstruction

从图 8 可以看出,重构的温度分布在结构上与原始温度场保持了良好的相似性。具体而言,不同时间点的重构性能如下:在第 15 秒,重构的平均误差为 $0.13\text{ }^{\circ}\text{C}$, E_{RMS} 为 0.96% ;第 36 秒时,平均误差降至 $0.12\text{ }^{\circ}\text{C}$, E_{RMS} 减少至 0.83% ;到了第 100 秒,平均误差保持为 $0.12\text{ }^{\circ}\text{C}$,而 E_{RMS} 进一步下降至 0.75% 。验证集的重构平均误差稳定在 $0.12\text{ }^{\circ}\text{C}$,且均方根百分比误差均低于 1% 。

为了分析重构方法的动态特性,对 $0\sim 500\text{ s}$ 的 PCB 温度场进行了连续重构,如图 9 所示。初始时的重构误差约为 1.2% ,随着时间推移,误差水平逐

渐减低,后期接近 0.2% 的水平。以上结果验证了温度场重构在实际应用中的有效性和准确性。

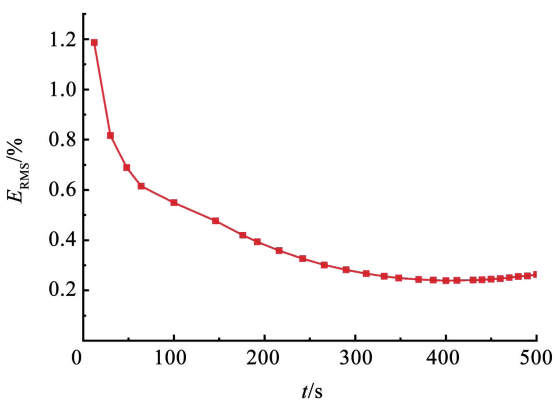


图 9 温度场连续重构曲线

Fig. 9 Curve of successive temperature field reconstructions

4 结 论

1)在 4 种理论温度模型的重构实验中,尽管其测点是随机选择的,但 4 种模型的重构误差均未超过 5% ,即使在外推测试工况下也具备较好的适应性;随后,通过引入灰狼优化算法对测点进行优化,将重构所需测点从 16 个减少至 5 个,同时,重构理论误差水平均显著降低至 10^{-3} 量级,大幅提升了重构效率与精度。

2)以典型 PCB 多热源系统为例,在完成热特征提取和测点布局优化后,进行了数值重构实验。实验结果显示,其重构平均温度误差为 $0.12\text{ }^{\circ}\text{C}$,且均方根百分比误差均低于 1.5% 。

参考文献

[1] FU Yuxiang. Thermal sensor placement and thermal reconstruction under gaussian and non-gaussian sensor noises for 3-D NoC [J]. IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems, 2019, 38 (11): 2139. DOI:10.1109/TCAD. 2018. 2878178

[2] PENG Xingwen, LI Xingchen, GONG Zhiqiang, et al. A deep learning method based on partition modeling for reconstructing temperature field [J]. International Journal of Thermal Sciences, 2022, 182: 107802. DOI:10.1016/j.ijthermalsci. 2022. 107802

[3] LIU Xu, PENG Wei, GONG Zhiqiang, et al. Temperature field inversion of heat-source systems via physics-informed neural networks [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2022, 113: 104902. DOI:10.1016/j.engappai. 2022. 104902

[4] 金昊. 抛物面天线日照温度效应分析及温度传感器优化布置 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2012: 15

JIN Hao. Analysis of solar temperature effects on parabolic antennas and optimization of temperature sensor placement [D]. Xi' an: Xidian University, 2012: 15

[5] 雷震. 抛物面天线温度场分析及温度测量传感器布局设计 [D].

- 西安: 西安电子科技大学, 2013: 36
- LEI Zhen. Analysis of temperature field and design of temperature measurement sensor layout for parabolic antennas [D]. Xi'an: Xidian University, 2013: 36
- [6] PROTASOV A. Reconstruction of the thermal field image from measurements in separate points [C]//Microwaves, Radar and Remote Sensing Symposium. Kiev, Ukraine: IEEE, 2017
- [7] HUANG Tingsheng, WANG Xinjian, WANG Chunyang, et al. Super-resolution reconstruction of depth image based on kriging interpolation[J]. Applied Sciences, 2023, 13(6): 3769. DOI:10.3390/app13063769
- [8] 王洋洋, 孙晓晖, 石兴伟. 最优插值法在堆芯三维功率分布重构中的应用[J]. 科学技术创新, 2023(26): 52
- WANG Yangyang, SUN Xiaohui, SHI Xingwei. Application of the optimal interpolation method in the reconstruction of 3D power distribution in reactor cores[J]. Science and Technology Innovation, 2023(26): 52
- [9] KAPTEYN M G, KNEZEVIC D J, HUYNH D B P, et al. Data-driven physics-based digital twins via a library of component-based reduced-order models [J]. International Journal for Numerical Methods in Engineering, 2022, 123(13): 2986. DOI:10.1002/nme.6423
- [10] MOOSAVI A, STEFANESCU R, SANDU A. Multivariate predictions of local reduced-order-model errors and dimensions[J]. International Journal for Numerical Methods in Engineering, 2018, 113(3): 512. DOI:10.1002/nme.5624
- [11] BISTRIAN D A, NAVON I M. Efficiency of randomised dynamic mode decomposition for reduced order modelling[J]. International Journal of Computational Fluid Dynamics, 2018, 32(2/3): 88. DOI:10.1080/10618562.2018.1511049
- [12] JIANG Genghui, KANG Ming, CAI Zhenwei, et al. Online reconstruction of 3D temperature field fused with POD-based reduced order approach and sparse sensor data [J]. International Journal of Thermal Sciences, 2022, 175: 107489. DOI: 10.1016/j.ijthermalsci.2022.107489
- [13] KOO B, SON H, KIM, H, et al. Model-order reduction technique for temperature prediction and sensor placement in cylindrical steam reformer for HT-PEMFC[J]. Applied Thermal Engineering, 2020, 173: 115153. DOI:10.1016/j.applthermaleng.2020.115153
- [14] JIANG Chaoyang, SOH Yengchai, LI Hua. Sensor and CFD data fusion for airflow field estimation [J]. Applied Thermal Engineering, 2016, 92: 149. DOI: 10.1016/j.applthermaleng.2015.09.078
- [15] GANDIN L S, HARDIN R. Numerical methods in weather prediction: chapter 8 objective analysis of meteorological fields [M]. Amsterdam: Elsevier Publishing Company, 1974: 242
- [16] 罗芸, 钱进, 王一桂, 等. 基于降维算法从少量测量数据中重构温度场[J]. 智能计算机与应用, 2022, 12(5): 154
- LUO Yun, QIAN Jin, WANG Yigui, et al. Reconstruction of temperature field from limited measurement data based on dimensionality reduction algorithms[J]. Intelligent Computer and Applications, 2022, 12(5): 154
- [17] KOO B, JO T, LEE D. Modified inferential POD/ML for data-driven inverse procedure of steam reformer for 5-kW HT-PEMFC [J]. Computers & Chemical Engineering, 2019, 121: 375. DOI: 10.1016/j.compchemeng.2018.11.012
- [18] 张晓凤, 王秀英. 灰狼优化算法研究综述[J]. 计算机科学, 2019, 46(3): 30
- ZHANG Xiaofeng, WANG Xiuying. A review of the Grey Wolf Optimization Algorithm[J]. Computer Science, 2019, 46(3): 30

(编辑 刘 彤)