

基于 PSO-BP 算法的隧道窑仿真模型修正方法研究

翁智逸¹,何非¹,呼子博²

(1. 南京理工大学 机械工程学院,江苏 南京 210094; 2. 中国兵器工业信息中心,北京 100089)

摘要:电热隧道窑广泛应用于压电陶瓷的烧成工艺中,窑内的温度是影响压电陶瓷质量的重要因素。针对电热隧道窑内温度不易被观测,造成其烧成工艺参数优化过程困难的问题,通过数值模拟的方式进行温度场仿真,计算窑炉内部的温度分布;由于在建模分析过程中为消除不确定因素引入了多种假设使计算结果与真实值之间存在较大误差。为了减小误差,基于 PSO-BP 神经网络算法对初始仿真模型进行修正并进行实验验证。将修正前的模型与实测温度的误差进行对比,结果表明:误差由修正前的 8.73% 降至修正后的 1% 以下;修正后的模型可适用于实际生产中的温度检测。

关键词:电热隧道窑;模型修正;不确定性;神经网络算法

中图分类号:TG155.1 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2023)01-0105-05

Study on Correction Method of Tunnel Kiln Simulation Model Based on PSO-BP Algorithm

WENG Zhiyi¹, HE Fei¹, HU Zibo²

(1. School of Mechanical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China;
2. China Arms Industry Information Center, Beijing 100089, China)

Abstract: Electrothermal tunnel kilns are widely used in the sintering process of piezoelectric ceramics, and the temperature inside the kiln is an important factor affecting the quality of piezoelectric ceramics. To overcome the difficulty in optimization process of sintering parameters due to the difficulty in observing the inner kiln temperature, this paper calculates the temperature distribution inside the kiln by means of numerical simulation based on the actual working conditions. Owing to the introduction of various assumptions in the modeling and analysis process for eliminating uncertainties, there exists a large error between the calculated results and the real values. To reduce the error, the initial simulation model is modified based on the PSO-BP neural network, and experimental verification is conducted. The comparison is made on the calculation results of the corrected simulation model and the initial simulation model, which concludes that the error of the actual measured temperature is reduced from 8.73% before correction to less than 1% after correction, and the corrected model is applicable to actual temperature detection in production.

Keywords: tunnel kiln; model correction; uncertainly; neural network algorithm

0 引言

压电陶瓷生产过程的质量控制点主要集中在成型、烧成与极化 3 个工艺上,其中烧成工艺是最为关键的工艺。隧道窑的窑内温度对压电陶瓷能否满足工艺要求起到至关重要的作用。所以,获得准确的窑内温度分布,并对其进行控制,是提升压电陶瓷产品质量的重要前提。

目前国内外学者多采用数值模拟结合实验验证的方式对窑炉内温度场进行研究。陆燕宁^[1]利用 Fluent 软件模拟炉膛气相燃烧过程,实现了对炉内温度、流场分布和组分的计算。康建喜等^[2]为研究余热利用,对窑内温度场的数值模拟进行分析对比,验证不同烧嘴布设方案的科学合理性。LIU Y J 等^[3]通过 FVM 法研究了窑炉内部温度均匀性、加热效率受炉内流场和温度场分布的影响。

由于实际环境中存在不确定因素以及在模拟过程中

引入了多种假设,模拟结果与真实值之间存在较大的误差,因此需要对模型进行修正。模型的误差主要分为模型阶次误差、模型结构误差和模型参数误差,其中模型参数误差是模型修正的主要考虑因素。针对模型参数误差的修正方面,国内外学者在相关领域开展了一定的研究。REN W X 等^[4]采用响应面法对大型土木工程结构有限元模型进行修正,并且在实际桥梁的有限元模型修正中取得了良好的效果。秦玉灵^[5]提出了一种基于 RBF 的机翼有限元模型修正方法,并将修正后模型与基准模型在测试频段内、段外的模态频率近似度进行比较,证实了修正后模型的有效性。WANG J T 等^[6]将 Kriging 模型引入优化过程,对蜂窝夹芯梁组合结构进行了模型修正,结果表明修正后模型与实验数据匹配问题得到了改善。张文丰等^[7]采用二次多项式响应面和克里金响应面模型对岸边集装箱起重机有限元模型进行修正。结果表明,对于岸桥结构,该方法修正计算效率高、修正精度高。

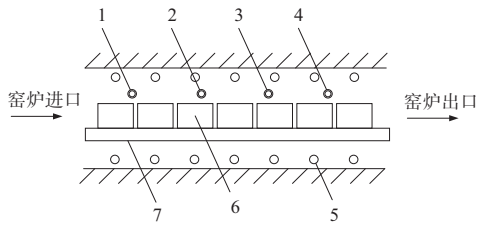
基金项目:江苏省军工产品科研生产大数据智能分析及应用军民融合公共服务平台项目(1171061540)

第一作者简介:翁智逸(1994—),男,江苏泰州人,硕士研究生,研究方向为工业大数据。

本文针对压电陶瓷烧成工艺所使用的电热式隧道窑构建仿真模型,首先获得隧道窑内的温度分布情况;接着通过神经网络拟合模型参数与特征量之间的隐式关系,获得代替有限元模型的代理模型对参数进行修正;最后以修正后的模型参数构建仿真模型。结果表明:采用修正后的模型参数构建有限元模型的精度较高,相对误差相较于修正前大幅降低;说明基于神经网络的有限元模型修正方法可以较好地消除模型参数带来的模型误差。基于以上理论获得的电热隧道窑温度场的精确仿真模型,为进一步研究压电陶瓷质量和温度之间的关系奠定了研究基础。

1 隧道窑仿真模型的建立

电热隧道窑属于连续作业式加热炉,其结构示意图如图 1 所示。硅碳棒作为热源对称分布在炉膛的上部空间和下部空间,硅碳棒通电将电能转变为热能,使得炉内形成高温环境。热电偶是用于采集窑炉内部温度的传感元件。



1、2、3、4—热电偶;5—硅碳棒;6—压电陶瓷;7—推板。

图 1 电热隧道窑部分示意图

隧道窑工作时,压电陶瓷以等间隔放置推板上,推板沿着炉长方向以固定的速度将压电陶瓷送入窑内烧制,压电陶瓷在移动中逐渐被加热,加热完毕后从出料门出炉。

窑内温度的高低与分布是隧道窑的重要指标,是研究陶瓷产品质量的前提。但是热电偶所采集的温度数据并不能完全反映隧道窑的温度分布,也不能代表压电陶瓷的实际加热温度。可以用基于数值模拟与实验验证相结合的方式对隧道窑内的温度场进行仿真,以获得更为准确的温度分布数据。其仿真过程如下。

1) 湍流基本模型

工程上常常采用湍流模型来研究流体实际问题,本文研究的是隧道窑内的气流温度场。窑内气体流动属于湍流流动,常用的湍流模型有 Standard $k-\varepsilon$ 模型、RNG $k-\varepsilon$ 模型、Realizable $k-\varepsilon$ 模型等,其中 Standard $k-\varepsilon$ 模型因为适中的计算量、较多的数据积累和较高的精度等优点被工程上广泛使用。本文采用 Standard $k-\varepsilon$ 湍流模型,其中壁面函数采用标准壁面函数。Standard $k-\varepsilon$ 方程形式如式(1)~式(3)所示^[8]。

$$\frac{\partial(\rho k)}{\partial t} + \frac{\partial(\rho k u_i)}{\partial x_i} = \frac{\partial}{\partial x_j} \left[\left(\mu + \frac{\mu_t}{\sigma_k} \right) \frac{\partial k}{\partial x_j} \right] + G_k + G_b - \rho \varepsilon - Y_M + S_k \quad (1)$$

$$\frac{\partial(\rho \varepsilon)}{\partial t} + \frac{\partial(\rho \varepsilon u_i)}{\partial x_i} = \frac{\partial}{\partial x_j} \left[\left(\mu + \frac{\mu_t}{\sigma_\varepsilon} \right) \frac{\partial \varepsilon}{\partial x_j} \right] + C_{1\varepsilon} \frac{\varepsilon}{k} (G_k + C_{3\varepsilon} G_b) - C_{2\varepsilon} \rho \frac{\varepsilon^2}{k} + S_\varepsilon \quad (2)$$

$$\mu_t = \frac{C_\mu \rho k^2}{\varepsilon} \quad (3)$$

式中: k 、 ε 分别为湍流动能和湍流耗散率; ρ 为流体密度; u_i 为湍流在对应方向上的速度分量; μ_t 为湍流黏性系数; G_k 为由于层流速度梯度而产生的湍流动能; G_b 为由于浮力产生的湍流动能; Y_M 为可压缩湍流过度扩散产生的波动; S_k 为湍流动能方程的源项; S_ε 为扩散方程源项; $C_{3\varepsilon}$ 为可压缩湍流计算中浮力相关的系数,其余参数为模型常量,在 Fluent 中的典型取值分别为 $C_{1\varepsilon} = 1.44$, $C_{2\varepsilon} = 1.92$, $C_{3\varepsilon} = 1.0$, $\sigma_k = 1.0$, $C_\mu = 0.09$ 。

2) 辐射模型

隧道窑温度场模拟仿真主要基于辐射传热模型,计算辐射传热模型主要有 5 种:S2S 辐射模型、P1 辐射模型、Rosseland 辐射模型、DTRM 辐射模型和 DO 辐射模型。不同的模型有不同的应用范围,表 1 为辐射过程中涉及的因素与各个辐射模型的匹配程度^[9]。

表 1 辐射模型与涉及因素的匹配程度

因素	Rosseland	P1	DTRM	S2S	DO
复杂程度	×	×	√	√	√
光学厚度	>3	1~3	任何	×	任何
散射和发射	不敏感	√	×	×	√
离子效应	×	√	×	×	√
半透明介质	×	×	×	×	√
非灰辐射	×	×	×	×	√
局部热源	×	热流过高	×	×	√

由表 1 可以看到只有 P1 辐射模型和 DO 辐射模型能够考虑散射和发射以及气体与颗粒间辐射换热的影响,而且 DO 辐射模型同时又考虑了镜面反射以及非灰体辐射和局部热源的影响。在应用场合方面,P1 辐射模型仅适合于光学厚度较大的场合,即仅适用于计算域较大的场合,而 DO 模型在所有场合都可以应用,因此本文选用 DO 辐射模型。

2 隧道窑温度场数值模拟

2.1 实体模型建立

电热隧道窑主要技术参数如表 2 所示。窑炉的外壳由钢板制成,炉膛采用 JM28 莫来石作为耐火层,厚度为 230 mm;隔热层由高铝聚轻球砖和轻质黏土层组成,厚度为 230 mm;炉膛和外壳之间充填着保温纤维和轻质保温砖,厚度为 150 mm。

表 2 隧道窑主要技术参数

参数	数值
电源/V	380/220
功率/kW	201
试验温度/℃	1 400
工作温度/℃	1 350
推进速度/(mm/h)	750
炉膛尺寸/mm	18 185×450×220

对电热隧道窑进行模型绘制,如图 2 所示,其中长方体为加热炉的流体域,主要组成成分是空气。流体域的上部空间和下部空间分别安装了 7 组硅碳棒。在物理模型绘制完成后,分别对模型中的流体和固体赋予材料属性。在完成实体模型绘制后,对整个结构进行网格划分,再对所划分的网格进行质量检查,以确认是否有负体积。



图 2 模型网格划分

2.2 温度场数值模拟仿真

对隧道窑的温度场进行仿真,窑炉的进口风速和碳棒的温度为仿真模型的输入参数。选取 400 组工况数据进行仿真,部分工况参数如表 3 所示。进口风速参考实际窑炉运行过程中的进口风速范围进行选取,风速范围由历史最小风速和最大风速确定。

表 3 部分工况参数

工况 编号	进口风 速/(m/s)	每组碳棒温度/K						
		1	2	3	4	5	6	7
1	0.10	777	1 128	1 409	1 598	1 660	1 618	873
2	0.50	777	1 125	1 403	1 598	1 633	1 618	873
3	0.32	774	1 122	1 400	1 595	1 630	1 615	870
4	0.13	793	1 141	1 419	1 614	1 649	1 634	889
5	0.52	768	1 116	1 405	1 598	1 633	1 618	873
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
396	0.32	793	1 141	1 419	1 614	1 649	1 634	889
397	0.33	810	1 158	1 436	1 631	1 662	1 651	906
398	0.42	773	1 124	1 412	1 603	1 628	1 614	874
399	0.45	766	1 125	1 413	1 604	1 630	1 620	875
400	0.12	817	1 165	1 443	1 638	1 663	1 658	913

以工况 1 的参数为例,通过 Fluent 软件对该工况下的隧道窑进行窑内温度场仿真计算,具体求解步骤如图 3 所示。

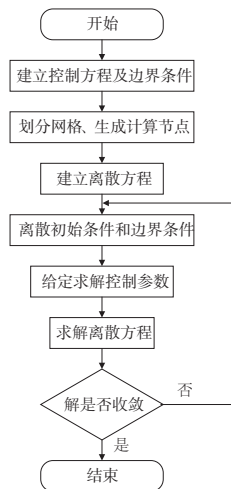


图 3 Fluent 求解流程

迭代完成之后,通过后处理软件进行仿真数据和温度场图像处理。图 4 所示为工况 1 下窑炉的中心截面温度场的分布情况,窑炉内温度分布明显,数值模拟可以较好地反映炉内整体的温度场分布情况。

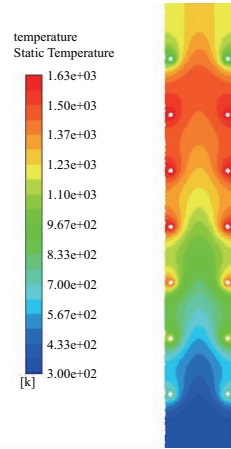


图 4 中心截面温度场分布

2.3 仿真模型验证

为了反映仿真模型和实际情况的匹配程度,对仿真模型进行验证。实验采用 B 型铂铑热电偶进行温度数据的实测,测温点的布置如图 5 所示。

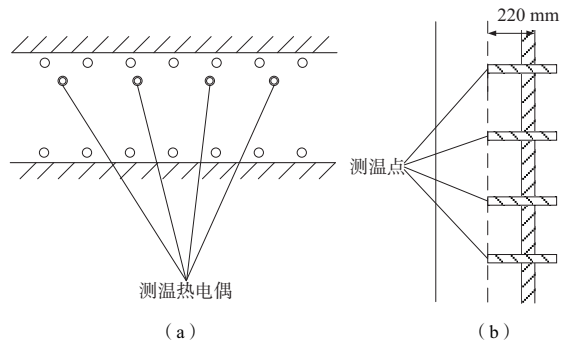


图 5 实验现场热电偶分布情况

通过热电偶对模拟工况实际运行下的温度进行测量,并将仿真模型相同位置的温度值和热电偶实测温度值进行对比,部分结果如表 4 所示。通过对比发现 400 组工况中模拟值和实际值的平均相对误差为 8.73%,最大误差值为 177 K。4 个热电偶的总体偏差情况如图 6 所示。

表 4 实测温度与模拟温度对比部分情况 单位:K

1 号热电偶		2 号热电偶		3 号热电偶		4 号热电偶	
模拟	实测	模拟	实测	模拟	实测	模拟	实测
749	657	1 367	1 306	1 486	1 518	1 129	1 198
728	648	1 350	1 295	1 497	1 523	1 133	1 193
704	654	1 369	1 290	1 651	1 529	1 140	1 194
689	643	1 387	1 300	1 547	1 523	1 117	1 197
...

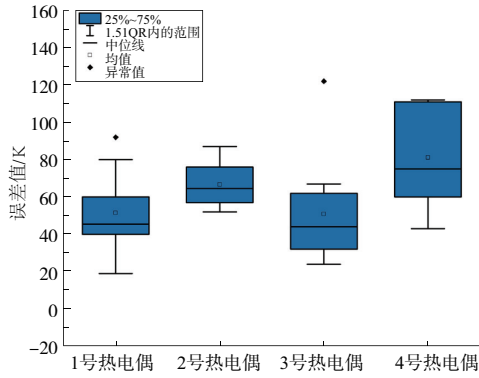


图6 模拟值与真实值误差图

由图6可知,根据均值可以看出,误差均值普遍较大。根据上四分位与下四分位可以看出误差的波动范围较大,由此可知仿真模型的模拟效果较差,分析引起该现象的可能原因有:

- 1) 烧成现场并非密闭车间,外界的环境因素会对气流传感器产生较大影响导致进口风速的数值有偏差;
- 2) 实际的窑炉运行工况比较复杂,在建模过程中引入了多种简化假设,使得数值模拟得到的温度值与实际的温度值误差较大。

根据以上分析可以认为,当前模型不能准确地反映实际窑炉内温度场的分布情况,需要对模型进行参数修正,根据工程经验选择对进口风速进行修正。

3 基于 PSO-BP 的风速修正模型

针对仿真数据和实测数据偏差较大的情况,本文基于 BP 神经网络模型来拟合 7 组碳棒温度值、4 个测温点温度值与进口风速之间复杂的隐式关系。

BP 神经网络是目前应用最广泛的神经网络,基于误差逆向传播算法进行训练,是包含隐含层和多层前馈神经网络的算法。神经网络输入的矢量为 $\mathbf{x} \in R^n$, $\mathbf{x} = (x_0, x_1, x_2, \dots, x_{n-2}, x_{n-1})^T$, 输入层有 n 个节点,隐藏层有 n_1 个节点, w_i 为隐含层到输出层之间的权值, θ_j 为输出层的阈值,输出的矢量为 $\mathbf{y} \in R^m$, $\mathbf{y} = (y_0, y_1, y_2, \dots, y_{m-2}, y_{m-1})^T$ 。对于 BP 神经网络的各个计算节点,有:

$$u_j = \sum_{i=1}^n w_i x_i - \theta_j \quad (4)$$

$$y_j = f(u_j) = \frac{1}{1 + \exp(-\lambda u_j)} \quad (5)$$

$$y'_j = f'(u_j) = \frac{\lambda \exp(-\lambda u_j)}{1 + \exp(-\lambda u_j)} \quad (6)$$

$$\frac{1}{1 + \exp(-\lambda u_j)} = \lambda [1 - f(u_j)] f(u_j)$$

各层节点的输出为

$$\begin{cases} x'_j = f\left(\sum_{i=0}^{n-1} w_{ij} - \theta_j\right), & j = 0, 1, 2, \dots, n_1 - 1 \\ y_k = f\left(\sum_{i=0}^{n_1-1} w'_{ik} x'_i - \theta'_k\right), & k = 0, 1, 2, \dots, m - 1 \end{cases} \quad (7)$$

神经网络输入矢量为 11 维,即 7 组碳棒的温度值加仿真模型中 4 组热电偶所在位置的温度,输出矢量为 1 维,即进口风速,选用均方误差损失函数来衡量真实的标签值和预测值的差距程度,如式(8)所示。

$$\text{MSE}(y, y') = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2}{n} \quad (8)$$

式中: y_i 为样本中风速的实际值; y'_i 为根据预测模型计算出的风速预测值; n 为样本总量。

BP 神经网络具有输入到输出的非线性映射能力,但迭代一定次数后容易达到局部极小值等问题。因此,可结合 PSO 算法来对其进行改进。与 BP 神经网络训练所使用的随机梯度下降法不同,PSO 算法是在整个区域范围内寻找问题最优解的全局寻优算法。将 BP 神经网络中的权值和阈值作为移动粒子,粒子的位置表示当前权值和阈值的大小。将神经网络输出与样本的输出误差平方和作为粒子移动的适应度函数,如式(9)所示。

$$J_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N [(y_1 - y'_1)^2 + (y_2 - y'_2)^2] \quad (9)$$

式中: y_1 为样本的输出值; y'_1 为神经网络的输出值; N 为样本数的组数; J_p 值越小,粒子的适应度越高,神经网络训练的误差越小。为了计算得到神经网络权值和阈值最优解,按照 PSO 算法迭代式(10)和式(11),得到训练神经网络的权值和阈值:

$$V_{(n+1)} = \omega V_{(n)} + C_1 \times \text{rand}() \times [P_{\text{best}(n)} - X_{(n)}] + C_2 \times \text{rand}() \times [G_{\text{best}(n)} - X_{(n)}] \quad (10)$$

$$X_{(n+1)} = X_{(n)} + V_{(n+1)} \quad (11)$$

式中: ω 为速度惯性数; C_1 和 C_2 为学习因子; $V_{(n)}$ 为粒子移动速度; $\text{rand}()$ 为介于 0~1 的随机数; $P_{\text{best}(n)}$ 为每个粒子移动过程中最佳适应度的粒子位置; $G_{\text{best}(n)}$ 为种群粒子中最好适应度的粒子位置。

PSO-BP 算法既能发挥 BP 神经网络的非线性应用,又能克服 BP 训练神经网络权值遇到的收敛速度慢,但容易陷入局部最优值的问题,其算法流程如图 7 所示。

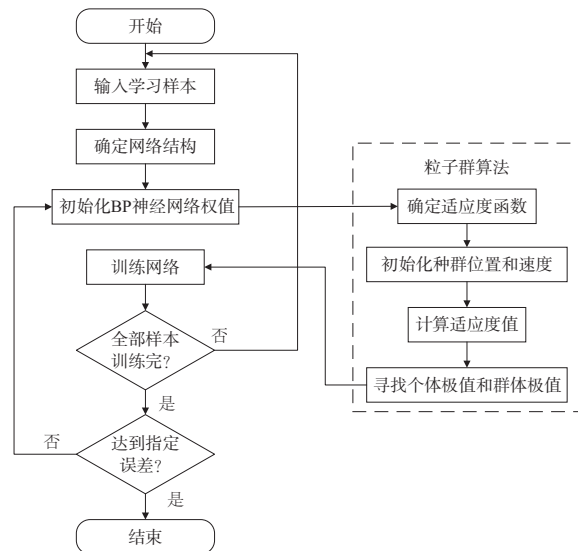


图7 PSO-BP 算法流程

4 进口风速修正验证

4.1 进口风速修正

将前文选取的 400 种不同的工况,分别作为仿真模型的输入进行数值模拟,每一种工况生成一条训练数据,最后生成共计 400 条工况数据作为训练神经网络的数据集,并将数据集按照 7:3 的比例进行划分,划分得到训练样本 280 个,测试样本 120 个。根据 PSO-BP 算法流程,对其进行训练。在进行 1 000 次的迭代计算之后,代理模型达到收敛。通过测试样本对模型进行测试,测试结果如图 8 所示。经计算可知,基于 PSO-BP 算法的代理模型预测值与测试样本值重合度较高,预测效果良好,表明代理模型可以较好地根据某个工况下 7 组碳棒的温度值和该工况下仿真模型中 4 组热电偶所在的温度值来预测该工况下仿真模型的进口风速值。

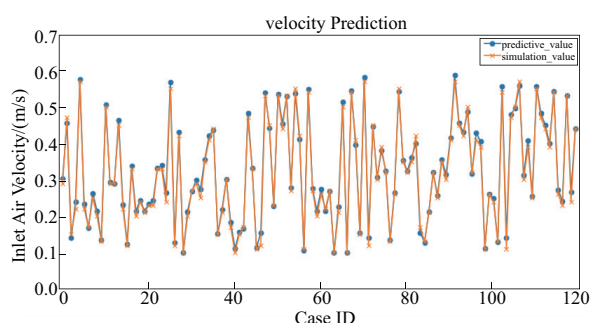


图 8 测试样本进口风速预测

基于代理模型对 400 组工况的进口风速进行修正,将每组工况下 7 组碳棒的温度值以及该工况下采集到的 4 组热电偶的温度值作为代理模型的输入,代理模型输出的风速值作为修正后的进口风速。

4.2 修正结果验证

将进口风速修正之后作为新边界条件通过 Fluent 进行仿真,再将修正后仿真模型中热电偶处的温度值与实际值进行比对,部分比对结果表 5 所示。计算发现,经过参数修正后的仿真模型的模拟值和实际值的平均相对误差从之前的 8.73% 下降至 0.77%,最大误差值从 117 K 下降至 16 K。对修正后的误差进行箱线图分析,如图 9 所示。对比修正前的箱线图可知,误差数据的均值得到显著降低,误差值的波动范围降低,预测的稳定性得到了提高,认为当前模型能准确地反映实际窑炉内温度场的分布情况。

表 5 实测温度与修正后的模拟温度对比部分情况

单位:K

1 号热电偶		2 号热电偶		3 号热电偶		4 号热电偶	
模拟	实测	模拟	实测	模拟	实测	模拟	实测
663	657	1 311	1 306	1 502	1 518	1 200	1 198
642	648	1 300	1 295	1 517	1 523	1 186	1 193
648	654	1 283	1 290	1 526	1 529	1 197	1 194
647	643	1 312	1 300	1 534	1 523	1 194	1 197
...

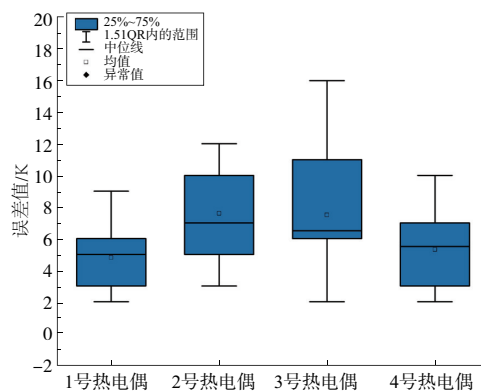


图 9 修正后模拟值与真实值误差图

5 结语

1) 以 Fluent 流体动力学软件为基础,对电热隧道窑进行温度场仿真,根据现场实测值和数值模拟得到的结果进行校核发现,由于在分析过程中存在较多的不确定因素以及在建模过程中引入了多种假设,模拟值相对于真实值的平均误差值达到了 8.73%,最大误差值达到 177 K,误差较大,故对模型参数进行修正。

2) 利用 PSO-BP 算法,拟合碳棒温度、热电偶测点温度与进口风速之间的关系,获得有限元模型的代理模型。通过代理模型对模型的参数进行修正,能够达到修正速度快,精度高的效果。

3) 将修正后的参数重新代入 Fluent 中进行温度场仿真,将温度场仿真模型中的 4 组热电偶所在测点的温度和实测温度进行比对发现,平均误差从 8.73% 下降至 0.77%,最大误差值从 117 K 下降至 16 K,经过修正后的仿真模型精度较高,能够更好地反映炉内的温度情况。经过修正后的模型可以替代生产中实际温度的检测,为探究压电陶瓷烧成过程中质量与温度的关系提供依据。

参考文献:

- [1] 陆燕宁. 生物质炉排炉燃烧过程的 CFD 数值模拟研究[D]. 杭州:浙江大学,2019.
- [2] 康建喜,景辉. 基于 CFD 辊道窑内气体流场及温度场的数值模拟[J]. 陶瓷,2020(3):49-54.
- [3] LIU Y J, LI J D, MISRA R D K, et al. A numerical analysis of slab heating characteristics in a rolling type reheating furnace with pulse combustion[J]. Applied Thermal Engineering, 2016, 107: 1304-1312.
- [4] REN W X, FANG S E, DENG M Y. Response surface - based finite-element-model updating using structural static responses[J]. Journal of Engineering Mechanics, 2011, 137(4): 248-257.
- [5] 秦玉灵. 基于响应面建模和改进粒子群算法的有限元模型修正方法[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2011.
- [6] WANG J T, WANG C J, ZHAO J P. Frequency response function-based model updating using Kriging model[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 87: 218-228.
- [7] 张文丰,秦仙蓉,赵书振,等. 基于 Kriging 的岸边集装箱起重机有限元模型修正[J]. 机械设计, 2020, 37(1): 48-52.
- [8] 刘晓红. 蜂窝陶瓷烧成隧道窑内部温度场的数值模拟[D]. 广州:华南理工大学,2012.
- [9] 郭宁,何非,周玉龙. 基于气体相对射速比的加热炉温度场仿真[J]. 锻压技术, 2019, 44(12): 122-130.

收稿日期:2021-09-13