

DOI: 10.19666/j.rlfed.202504058

# 基于光学层析的炉内温度场在线测量研究

杨文虎<sup>1</sup>, 牛世斌<sup>1</sup>, 李翔<sup>1</sup>, 荣誉佳<sup>1</sup>, 王浩帆<sup>2</sup>,

方顺利<sup>2</sup>, 晋中华<sup>2</sup>, 马帅<sup>3</sup>, 舒朝晖<sup>3</sup>

(1.兰州铝业有限公司, 甘肃 兰州 730070;

2.西安热工研究院有限公司, 陕西 西安 710054;

3.华中科技大学能源与动力工程学院, 湖北 武汉 430074)

**[摘要]** 作为反映燃烧过程的重要参数, 炉内温度分布关系到炉内燃烧过程的安全性、经济性和污染物排放的水平, 对于研究锅炉控制和炉内燃烧过程具有十分重要的意义。辐射成像法由于时空分辨率高、现场容易实施等特点, 适用于炉内温度场的重建。基于此, 提出了一种基于光学层析的炉内温度场在线测量技术, 采用深度学习与正则化算法相结合的重建算法来解决温度场重建过程中的病态问题。首先, 根据设置的炉膛尺寸、介质辐射特性、CCD摄像机安装位置等参数建立辐射成像模型, 通过正问题计算获得大量数据; 然后, 通过自动寻优算法找到合适的 Tikhonov 正则化参数构建训练数据集, 同时评估解的精确性和稳定性; 最后, 建立深度神经网络模型预测最优的正则化参数, 进而对温度场进行重建。结果表明, 所提出的炉内温度场重建算法的误差小于5%, 准确性较好。在加入测量误差后, 重建误差仍在5%之内, 表明该方法具有鲁棒性。同时, 该方法计算效率较高, 能满足温度场实时监测的要求。

**[关键词]** 燃煤锅炉; 温度场; 光学层析; 在线测量; 深度神经网络

**[引用本文格式]** 杨文虎, 牛世斌, 李翔, 等. 基于光学层析的炉内温度场在线测量研究[J]. 热力发电, 2025, 54(12): 102-108.  
YANG Wenhui, NIU Shibin, LI Xiang, et al. Online measurement of temperature field in furnace based on optical tomography[J]. Thermal Power Generation, 2025, 54(12): 102-108.

## Online measurement of temperature field in furnace based on optical tomography

YANG Wenhui<sup>1</sup>, NIU Shibin<sup>1</sup>, LI Xiang<sup>1</sup>, RONG Yujia<sup>1</sup>, WANG Haofan<sup>2</sup>,

FANG Shunli<sup>2</sup>, JIN Zhonghua<sup>2</sup>, MA Shuai<sup>3</sup>, SHU Zhaohui<sup>3</sup>

(1.Lanzhou Aluminium Industry Co., Ltd., Lanzhou 730070, China;

2.Xi'an Thermal Power Research Institute Co., Ltd., Xi'an 710054, China;

3.School of Energy and Power Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

**Abstract:** As an important parameter reflecting the combustion process, temperature distribution in a furnace is related to the safety, economy and pollutant emission level of the combustion process, which is of great significance for boiler control and the study of the combustion process in the furnace. The radiation imaging method is suitable for reconstruction of furnace temperature field due to its high temporal and spatial resolution and easy implementation on site. An online measurement technology of furnace temperature field based on optical tomography is proposed. A reconstruction algorithm combining deep learning with regularization algorithm is adopted to solve the ill-posed problem in the temperature field reconstruction process. Firstly, a radiation imaging model is established according to the set parameters such as furnace size, medium radiation characteristics, and CCD camera installation position. A large amount of data is obtained through direct problem calculation. Then, the appropriate Tikhonov regularization parameter is found through an automatic optimization algorithm to construct the training data set, and the accuracy and stability of the solution are evaluated. Finally, a deep neural network

收稿日期: 2025-04-20 网络首发日期: 2025-10-14

基金项目: 国家重点研发计划项目(2024YFB4104804)

Supported by: National Key Research and Development Program (2024YFB4104804)

第一作者简介: 杨文虎(1986), 工程师, 主要研究方向为锅炉及附属设备性能, 3207352192@qq.com。

通信作者简介: 舒朝晖(1970), 博士, 副教授, 主要研究方向为煤的高效低污染燃烧技术, shuzhaohui@hust.edu.cn。

model is established to predict the optimal regularization parameter and then reconstruct the temperature field. The results show that this furnace temperature field reconstruction algorithm has an error less than 5%, showing good accuracy. After adding the measurement error, the reconstruction error is within 5%, indicating that the method is robust. At the same time, this method has high computational efficiency and meets the requirements of real-time monitoring of temperature fields.

**Key words:** coal-fired boiler; temperature field; optical tomography; online measurement; deep neural network

火电行业由于其稳定供电和调峰平谷的作用,在我国能源结构中占有无可替代的地位。但在“碳达峰、碳中和”的战略目标下,火电面临诸多挑战:一是新能源发电的逐渐发展要求火电厂承担更多调峰任务,此时火电机组会更多地在 50% 以下的低负荷运行;二是为了满足减排需求,火电机组将掺混更多高水分、高灰分经济煤种甚至污泥、生物质等燃料燃烧,这会使锅炉偏离正常运行条件。为应对这些挑战,对火电机组进行技术升级迫在眉睫。火电厂生产过程中,锅炉是最易出现问题的设备,由于其本身组成和结构的复杂性,锅炉炉内煤燃烧过程是一个黑箱系统,运行人员很难直接观察到炉内燃烧的实际情况,而炉内温度场分布的合理性又会影响锅炉稳定运行<sup>[1]</sup>。因此,开展锅炉炉内燃烧温度场检测对保障锅炉安全高效运行具有重要的实际意义,也可为火电厂智能化建设提供的丰富的燃烧信息。

由于炉内燃烧温度较高,常用的接触式测温方法测量器件如热电偶、热敏元件等易损耗,需频繁更换,并且这些器件只能进行单点测量,难以得到炉内温度场分布。Ballester 等人<sup>[2]</sup>论述了实际火焰监测和控制中的诊断技术,指出光学、声学等非接触式测温方法不与燃烧火焰接触,还能获得高时空分辨率的温度场,是燃煤发电机组锅炉炉内火焰等特殊环境中温度分布测量的主要发展方向。其中,声学法是利用声波传播速度与介质温度之间的单值函数关系,在待测区域周围布置多个声波发射接收传感器形成多条声波传播路径,再采用计算层析 (computation tomography, CT) 技术重建燃烧场的温度分布<sup>[3-4]</sup>。而光学法则分为吸收技术和发射技术,都是基于路径积分或视线的技术,其基本原理是:当一束光通过火焰时,火焰中燃烧颗粒物的存在会导致入射光衰减,其衰减的程度可以用 Beer-Lambert 定律描述,因此,可用激光从多方向扫描火焰,从透射信息中反演出火焰的温度分布<sup>[5-6]</sup>;而发射技术则无需外加激光信号,仅用电荷耦合器件 (charge coupled device, CCD) 摄像机获取炉内燃烧火焰可见光图像,通过对光学成像图像进行热辐

射分析,结合反问题求解获得炉内温度场<sup>[7-9]</sup>。需要指出的是,由于燃烧火焰中包含碳烟等颗粒物以及 CO<sub>2</sub> 等三原子气体,使得火焰在红外波段的光谱发射率随波长变化剧烈<sup>[10]</sup>,但是在可见光范围内则满足灰体假设,采用彩色 CCD 摄像机测温的精度较高<sup>[11]</sup>。闫慧博<sup>[12]</sup>和周怀春<sup>[13]</sup>等对燃煤电站锅炉及工业窑炉等大型炉膛内温度场测量研究进行了综述,指出彩色 CCD 摄像机测量炉内温度场技术在实施过程中具有系统紧凑、易于实施等特点,目前已在燃烧装置有较多应用。

随着人工智能的快速发展以及电站智能化的推进,人工智能中的机器学习凭借其强大的自学习能力以及大规模数据处理等特点已经被应用于燃烧检测领域中。机器学习在层流火焰速度、点火延迟时间以及组分浓度的预测研究中取得良好的效果<sup>[14]</sup>。郭子申等<sup>[15]</sup>对锅炉的不同工况进行数值模拟,将其模拟结果构建出数据集,然后使用  $k$  近邻算法和八叉树数据结构实现了炉内温度场的准确预测。唐广通等<sup>[16]</sup>将 MLP 神经网络应用于温度场在线监测方法,通过将其与热辐射成像法耦合在线测量炉内温度场,结果表明该方法具有较高的重建精度。Xue 等人<sup>[17]</sup>采用数值模拟构建锅炉多工况仿真模型,获取组分浓度和燃烧器倾斜度等参数及相应的温度场数据,然后构建数据集并训练深度神经网络模型,预测了不同燃烧器倾斜角下的温度场。同时,将该方法应用于 350 MW 燃煤机组中,预测的炉内温度场平均误差小于 4%。任世鹏等<sup>[18]</sup>基于热辐射成像法获得温度场数据,将其与对应的机组运行参数组成数据集,利用数据集训练并检验深度学习模型。结果表明,该方法使用机组运行参数预测炉内温度场,具有良好的泛化能力。

本文在热辐射成像原理的基础上提出一种结合光学层析 (optical CT) 的锅炉燃烧温度场 CT 检测装置。该装置采用水平布置的摄像探头拍摄炉内火焰图像,利用图像中水平方向的一行像素的信息来重建炉膛中对应的断面温度分布,再沿图像垂直方向逐层计算。这种方式将图像的垂直像素数与炉膛温度场沿高度的网格数直接关联,所获得的炉膛

温度场由沿高度方向上数百/数千层断面温度分布组成,可进一步提高温度场的空间分辨率。同时,考虑到深度学习算法已应用于燃烧温度场的预测研究中<sup>[14-17]</sup>,本文还提出利用神经网络建立 CCD 检测数据与炉内温度场的映射关系,为解决热辐射成像反演中的病态问题提供了新的手段。进一步,将光学层析与深度学习耦合的炉内温度场在线测量方法应用于某电厂 350 MW 四角切圆锅炉,验证了重建算法的可行性。

## 1 热辐射成像模型

### 1.1 模型原理

热辐射成像法测量炉内温度场是利用燃烧自发辐射,基于辐射传递方程建立热辐射成像模型,将炉内的温度分布、辐射特性与炉膛边界处 CCD 摄像机获取的辐射图像之间建立关系,通过求解辐射传递反向的方程组即可重建出炉内的温度分布。根据热辐射成像原理<sup>[1]</sup>,将炉膛温度场离散为  $M$  个网格,炉膛边界处 CCD 摄像机获取的辐射图像离散为  $N$  条视场线,则辐射成像模型可以表示为:

$$\mathbf{A}'\mathbf{T} = \mathbf{T}_{\text{CCD}} \quad (1)$$

式中:  $\mathbf{A}' \in \mathbf{R}^{(N \times M)}$  为辐射成像矩阵,是关于炉内物理场的物理参数,表示离散网格单元发出的辐射被视场线接收到的份额,在给定炉膛结构尺寸、炉内介质单元的辐射参数分布、炉膛壁面单元的辐射特性、温度场离散网格划分后,可以通过基于蒙特卡洛方法的 DRESOR 法求解<sup>[1]</sup>;  $\mathbf{T} \in \mathbf{R}^{(M \times 1)}$  为离散网格的温度;  $\mathbf{T}_{\text{CCD}} \in \mathbf{R}^{(N \times 1)}$  为 CCD 摄像机所检测到的火焰温度图像的四次方,可以用基于彩色 CCD 三基色的比色法计算得到。

因此,在给定炉内辐射特性、炉膛尺寸等条件的情况下,就可以计算得到相应的辐射成像矩阵。再通过标定后的 CCD 摄像机获得炉内燃烧火焰温度图像,即可重建出炉内温度场的分布。

### 1.2 模型的病态性分析

在构建辐射成像模型后,即可通过 DRESOR 法来求解辐射成像矩阵。进而,依据式(1)和 CCD 检测到的温度数据,重建炉内的温度分布。然而,由于辐射成像过程对辐射方向的选择性,以及炉内介质对辐射的衰减效应,导致式(1)中矩阵  $\mathbf{A}'$  的条件数  $\text{cond}(\mathbf{A}') = \|\mathbf{A}'\| \cdot \|\mathbf{A}'^{-1}\|$  很大,使得解决这一线性方程组成为一个病态问题。病态问题的存在对数值计算提出了挑战,因为在计算过程中不可避免地会

存在舍入误差和其他类型的误差。对于病态问题,这些小的误差可能会被放大,导致最终计算结果的不准确。

为了探究重建问题的病态性,若使用传统的最小二乘法求解,定义残差平方和为目标函数  $S(\mathbf{T})$ :

$$S(\mathbf{T}) = \|\mathbf{A}'\mathbf{T} - \mathbf{T}_{\text{CCD}}\|_2^2 = (\mathbf{A}'\mathbf{T} - \mathbf{T}_{\text{CCD}})^T (\mathbf{A}'\mathbf{T} - \mathbf{T}_{\text{CCD}}) \quad (2)$$

要找到一个  $\mathbf{T}$  使  $S(\mathbf{T})$  最小,对  $S(\mathbf{T})$  关于  $\mathbf{T}$  求导数,并令导数等于 0:

$$\frac{\partial S(\mathbf{T})}{\partial \mathbf{T}} = 2\mathbf{A}'^T (\mathbf{A}'\mathbf{T} - \mathbf{T}_{\text{CCD}}) = 0 \quad (3)$$

可以得到正规方程:

$$\mathbf{A}'^T \mathbf{A}' \mathbf{T} = \mathbf{A}'^T \mathbf{T}_{\text{CCD}} \quad (4)$$

求解上述正规方程即可得到温度场的分布。但当  $\mathbf{A}'$  为一个病态矩阵时,方程的解的稳定性很差,这意味着即使是非常小的输入误差也会导致输出结果有很大的误差。为了解决这一问题,本文结合了深度学习和正则化技术,提出了一种新的辐射传递反问题求解方法,该方法能够有效增强解的稳定性,即便在测量误差存在的情况下也能保持较高的重建精度。

## 2 光学层析技术

### 2.1 温度场重建算法流程

在求解病态问题时,Tikhonov 正则化方法<sup>[12]</sup>是一种常用的方法。该方法的基本原理是通过引入一个正则化项来修改原始问题,形成一个新的优化问题,然后找到一个  $\mathbf{T}$  使得式(5)极小化:

$$R(\mathbf{T}, \alpha) = \|\mathbf{T}_{\text{CCD}} - \mathbf{A}'\mathbf{T}\|^2 + \alpha \|\mathbf{D}\mathbf{T}\|^2 \quad (5)$$

式中:  $\|\mathbf{T}_{\text{CCD}} - \mathbf{A}'\mathbf{T}\|^2$  为原始最小二乘问题的部分;  $\alpha$  为正则化参数,控制了正则化项的相对重要性;  $\mathbf{D}$  为正则化矩阵,用于引入对解  $\mathbf{T}$  的附加约束以提高问题的稳定性。式(1)的解则可以表示为:

$$\mathbf{T} = (\mathbf{A}'^T \mathbf{A}' + \alpha \mathbf{D}^T \mathbf{D})^{-1} \mathbf{A}'^T \mathbf{T}_{\text{CCD}} \quad (6)$$

在使用 Tikhonov 正则化方法求解病态问题时,正则化参数  $\alpha$  的选择非常关键。如果  $\alpha$  太小,那么正则化的效果可能不够,仍然无法得到稳定的解;如果  $\alpha$  太大,那么可能会过度平滑解,使其偏离真实值。因此,选择合适的  $\alpha$  是应用 Tikhonov 正则化时的一个重要问题。采用  $L$  曲线准则法选取  $\alpha$  需要大量的计算时间,而迭代算法又不满足实时性的要求。因此本文基于深度学习和 Tikhonov 正则化方法,构建温度场层析重建算法,以解决重建问题的

病态性。重建算法流程如图 1 所示，步骤如下。

1) 根据设置的炉膛尺寸、介质辐射特性、CCD 摄像机安装位置等参数建立起辐射成像模型，获得辐射成像矩阵  $A'$ 。

2) 设定大量不同的温度场，通过正问题计算出炉膛边界 CCD 摄像机检测到的温度四次方  $T_{CCD}$ 。

3) 结合 Tikhonov 正则化算法，通过寻优算法找到合适的正则化参数，同时保证解的精确性和稳定性，并将上述数据作为神经网络训练的数据集。

4) 根据已建立的数据集训练神经网络，将训练好的神经网络模型保存。在对温度场重建时，直接使用已经训练好的模型，保证重建温度场的效率。

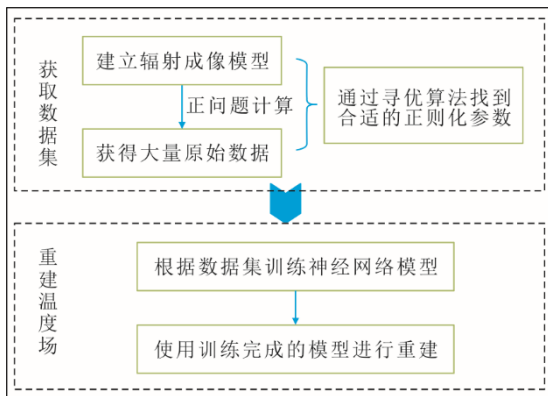


图 1 重建算法流程

Fig.1 Flowchart of the reconstruction algorithm

### 2.2 深度神经网络算法

深度神经网络 (deep neural network, DNN) 作为深度学习中最常用的模型之一，它是一种前馈人工神经网络模型，其神经元分层排列，各层间没有反馈。每个神经元与前一层的所有神经元相连，接收前一层的输出，并输出给下一层。本文采用的 DNN 结构如图 2 所示，其主要包含输入层、隐含层和输出层，将  $T_{CCD}$  传输至输入层中，在隐含层中进行非线性计算迭代更新每个神经元的权重，并降低损失函数，进而输出正则化参数  $\alpha$ ，再根据式(6)重建获得炉内温度场。

在构建数据集时，采用自动寻优算法寻找最佳的正则化参数  $\alpha$ ，并作为输出放入数据集中。它允许直接在目标函数中定义希望优化的性能指标。这里，性能指标是通过一个自定义的目标函数来评估的，该函数同时考虑了解的准确性和稳定性。优化算法尝试找到使这个目标函数值最小化的  $\alpha$  值。目标函数的表达式为：

$$f(T) = p \times \|A'T - T_{CCD}\| + (1-p) \times \|T\| \quad (7)$$

式中： $\|A'T - T_{CCD}\|$  为解的残差范数，用于表征解的准确性； $\|T\|$  为解的范数，用于表征解的稳定性； $p$  为权重，用于调整准确性和稳定性的相对重要性。

本文采用有限内存 BFGS 与边界约束 (limited-memory broyden-fletcher-goldfarb-shanno with bound constraints, L-BFGS-B) 算法，它是一种拟牛顿方法，能够自动调整步长，收敛速度较快，具有较好的数值稳定性。

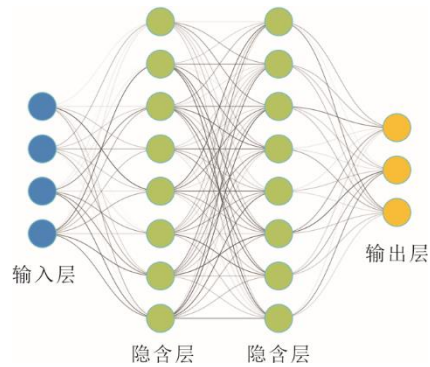


图 2 深度神经网络结构示意图

Fig.2 Schematic diagram of the deep neural network structure

## 3 研究对象与结果

### 3.1 研究对象

根据一台 350 MW 超临界锅炉建立辐射成像模型，锅炉尺寸与炉膛火焰探测器位置如图 3 所示。

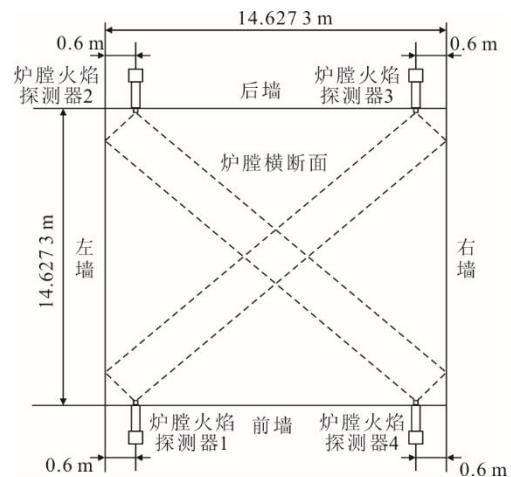


图 3 锅炉尺寸与炉膛火焰探测器位置

Fig.3 The boiler size and the flame detector locations in the furnace

该锅炉是一台四角切圆燃烧的正方形锅炉，四个炉膛火焰探测器被安装在燃尽风以上 41 m 处的前后墙上，距离左右墙 0.6 m。探测器垂直于水冷壁

水平伸入,以打开视场角接收炉内辐射。温度场网格划分如图 4 所示,将 41 m 处断面温度场均匀地分为  $20 \times 20$  的网格,同时将 4 台探测器采集到的火焰图像离散为  $176 \times 4$  条视场线。研究所使用的 CCD 相机 RGB 三通道对应的中心波长分别为 620、530、460 nm,其带宽范围分别为 580~700 nm、490~590 nm、420~500 nm。

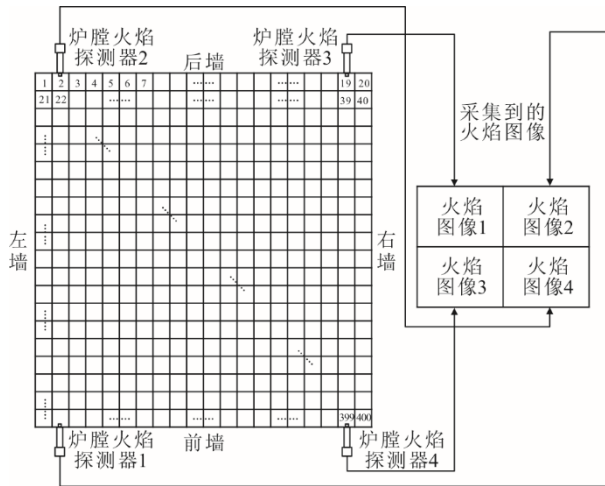


图 4 炉内温度场网格划分示意

Fig.4 Schematic diagram of grid division of temperature field in the furnace

### 3.2 温度场模拟重建结果

为了评价重建算法的精度,将温度场  $T$  按式(8)的形式进行设定,通过辐射传递正问题计算出  $T_{CCD}$ ,再根据  $T_{CCD}$  进行重建算法的验证。

$$\begin{cases} m(i, j) = 0.25 \left\{ 1 - \cos \left[ 2\pi \left( \frac{i-1}{20} \right)^{4/5} \right] \right\} \times \\ \quad \left\{ 1 - \cos \left[ 2\pi \left( \frac{j-1}{20} \right)^{2/3} \right] \right\}, \\ T(i, j) = 1073 + 627 \times m(i, j), \\ 1 \leq i \leq 20, 1 \leq j \leq 20 \end{cases} \quad (8)$$

式中:  $T(i, j)$  为位置坐标为  $(i, j)$  时的温度值,  $T = \{T(i, j), 1 \leq i \leq 20, 1 \leq j \leq 20\}$ 。

根据正问题计算出的  $T_{CCD}$  使用最小二乘法对温度场进行重建,并对  $T_{CCD}$  加上均值为 0 和标准方差为  $\sigma$  的高斯分布随机误差,以验证解的稳定性。

$$T_{CCD,measured} = T_{CCD} + \varepsilon \quad (9)$$

式中: 随机变量  $\varepsilon$  符合正态分布  $\varepsilon \sim N(\mu, \sigma^2)$ , 用来模拟实际测量中数据的测量误差或噪声。

为了便于对重建结果的分析,温度场的重建误差采用其均方差相对于最大温度的比值来衡量:

$$R_r = 100 \times \left( \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (T_{re,i} - T_i)^2 \right)^{1/2} / \max(T_i) \quad (10)$$

式中:  $T_{re,i}$  为重建的温度值;  $T_i$  为设置的温度值。

基于自动寻优算法获得的温度场重建误差及计算时间如图 5 所示,由图 5 可以看出, L-BFGS-B 算法重建结果具有良好的准确性和抗噪能力,重建误差低于 4%。虽然该算法寻优效率较高,符合生成大量数据集的要求,但是单步的计算时长在 2 s 左右,难以满足电厂实时监测的需求。

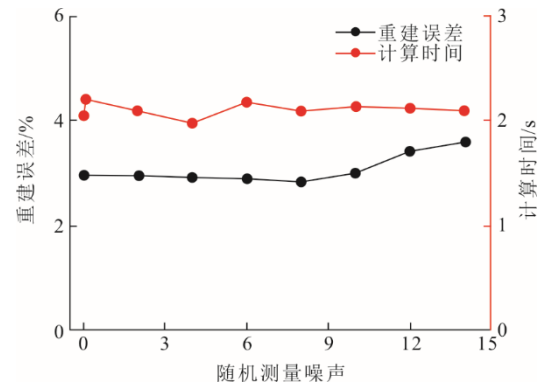


图 5 基于自动寻优算法的温度场重建误差及计算时间

Fig.5 Temperature field reconstruction errors and computation time based on automatic optimization algorithm

在根据数据集训练 DNN 模型后,使用该模型结合正则化算法对温度场进行重建,基于 DNN 模型的温度场重建结果如图 6 所示。

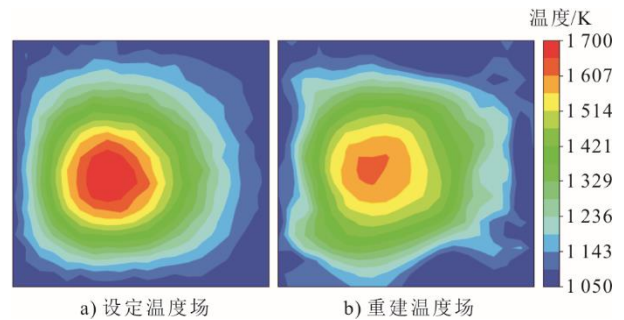


图 6 方差为 10 时的温度场重建结果

Fig.6 Temperature field reconstruction result for a variance of 10

从图 6 可以看出,在随机测量噪声的方差为 10 时,重建结果的误差为 3.37%,并且炉膛中心处的重建误差较高,这主要是因为受光学厚度的影响。基于 DNN 模型的温度场重建误差及计算时间如图 7 所示, DNN 模型结合正则化算法的重建误差在不同的随机测量噪声下均低于 5%,并且其单次计算时间均在 0.2 s 之内,符合实时监测的要求。以上结果表明 DNN 模型的泛化能力较强,具有良好的鲁棒性,且炉内温度场的重建精度较高。

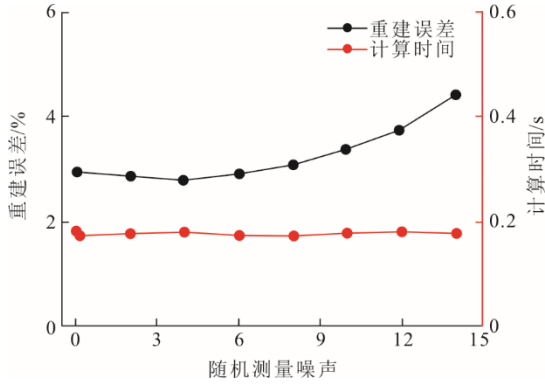


图 7 基于 DNN 模型的温度场重建误差及计算时间  
Fig.7 Temperature field reconstruction errors and computation time based on DNN model

### 3.3 温度场实验重建结果

将 DNN 模型与正则化方法相结合的重建算法应用于某电厂 350 MW 四角切圆锅炉，验证重建算法的可行性。根据火焰探测器检测到的火焰温度图像获得  $T_{CCD}$ ，将其输入 DNN 模型中输出正则化参数  $\alpha$ ，再结合 Tikhonov 正则化方法重建炉内温度场，炉内温度场重建结果如图 8 所示。由图 8 可以看出，炉内截面温度场与设定温度场相似，均呈单峰分布，并且截面火焰中心与炉膛中心基本一致。

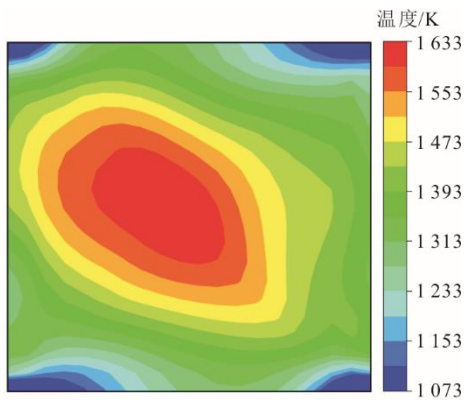


图 8 350 MW 四角切圆锅炉炉内温度场重建结果  
Fig.8 Reconstruction result of the temperature field in furnace of a 350 MW tangentially fired boiler

然后根据重建温度场通过正问题计算出  $T_{CCD}$ ，并将其与探测器的  $T_{CCD}$  检测值进行比较，结果如图 9 所示。由图 9 可见，根据重建温度场计算的  $T_{CCD}$  与探测器检测的  $T_{CCD}$  吻合良好。为了更直观地证明重建算法的可靠性和稳定性，计算  $T_{CCD}$  检测值及计算值之间的相对误差，结果如图 10 所示。

从图 10 可以看出， $T_{CCD}$  检测值及计算值之间的相对误差均小于 5.00%，最大相对误差为 4.42%，平均相对误差为 0.55%。因此认为两者之间相对误

差较小，炉内温度场重建精度较高，进而表明 DNN 模型具有良好的泛化能力，并验证了重建算法的可靠性和稳定性。

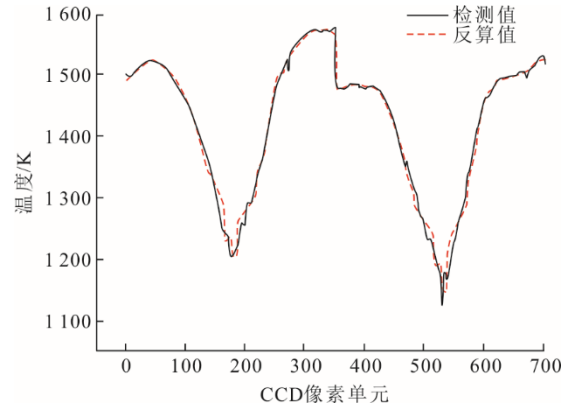


图 9  $T_{CCD}$  计算值及检测值对比  
Fig.9 Comparison between the calculated and detected values of  $T_{CCD}$

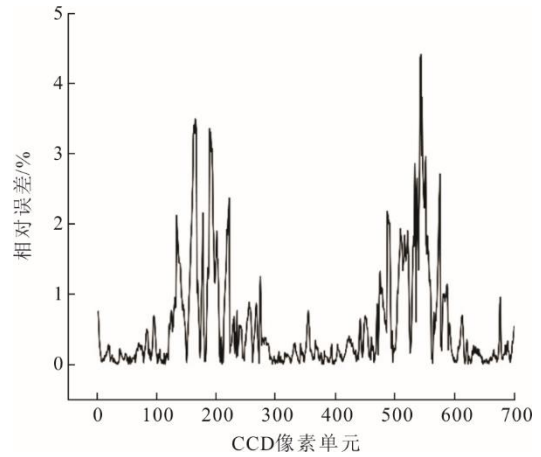


图 10  $T_{CCD}$  检测值及计算值之间的相对误差  
Fig.10 Relative errors between the detected and calculated values of  $T_{CCD}$

## 4 结 语

本文提出了一种基于光学层析的炉内温度场在线测量方法，结合深度学习与正则化算法，克服了温度场重建过程中的病态问题。通过自动寻优算法确定合适的正则化参数  $\alpha$ ，基于 DNN 模型结合 Tikhonov 正则化算法的炉内温度场重建误差控制在 5% 以内，表现出较高的准确性，且在引入随机测量噪声的情况下，重建误差仍低于 5%，表明该方法具有鲁棒性。由于受到光学厚度影响，因此在炉膛中心处的重建误差较高，未来可以通过优化 CCD 摄像机的布置位置或增加摄像机数量，进一步提升温度场中心区域的重建精度。在使用该重建算法进行计算时，每次计算耗时均在 0.2 s 之内，在保证精度

的同时显著提升了计算效率,能够满足电厂对温度场实时监测的需求,并为电厂的智能化建设和灵活调峰提供了可靠的技术支持。

### 【参考文献】

- [1] 周怀春. 炉内火焰可视化检测原理与技术[M]. 北京: 科学出版社, 2005: 1.  
ZHOU Huaichun. Principles and techniques of in-furnace flame visualization detection[M]. Beijing: Science Press, 2005: 1.
- [2] BALLESTER J, GARCÍA-ARMINGOL T. Diagnostic techniques for the monitoring and control of practical flames[J]. Progress in Energy and Combustion Science, 2010, 36: 375-411.
- [3] 娄春. 工程燃烧诊断学[M]. 北京: 中国电力出版社, 2016: 1.  
LOU Chun. Engineering combustion diagnostics[M]. Beijing: China Electric Power Press, 2016: 1.
- [4] KONG Q, JIANG G S, LIU Y C, et al. 3D high-quality temperature-field reconstruction method in furnace based on acoustic tomography[J]. Applied Thermal Engineering, 2020, 179: 115693.
- [5] 张雅琪, 王飞, 崔海滨. 基于固定波长法吸收光谱技术的 CO<sub>2</sub> 温度测量[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(19): 278-283.  
ZHANG Yaqi, WANG Fei, CUI Haibin. Application of TDLAS to the measurement of temperature and concentration of gas components in a power station boiler furnace temperature measurement of carbon dioxide using fixed-wavelength absorption spectroscopy technique[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(19): 278-283.
- [6] 胡逸凡, 刘勇. 基于光学相干层析的三维温度测量技术[J]. 光学与光电技术, 2023, 21(5): 91-98.  
HU Yifan, LIU Yong. Three-dimensional temperature measurement technology based on optical coherence tomography[J]. Optics & Optoelectronic Technology, 2023, 21(5): 91-98.
- [7] LOU C, ZHOU H C. Deduction of the two-dimensional distribution of temperature in a cross section of a boiler furnace from images of flame radiation[J]. Combustion and Flame, 2005, 143: 97-105.
- [8] LIU D, YAN J H, WANG F, et al. Experimental reconstructions of flame temperature distributions in laboratory-scale and large-scale pulverized-coal fired furnaces by inverse radiation analysis[J]. Fuel, 2012, 93: 397-403.
- [9] 娄春, 张鲁栋, 蒲昉, 等. 基于自发辐射分析的被动式燃烧诊断技术研究进展[J]. 实验流体力学, 2021, 35(1): 1-17.  
LOU Chun, ZHANG Ludong, PU Yang, et al. Research advances in passive techniques for combustion diagnostics based on analysis of spontaneous emission radiation[J]. Journal of Experiments in Fluid Mechanics, 2021, 35(1): 1-17.
- [10] 廖鹏昊, 汪玉琴, 李佳文, 等. 燃烧喷焰的红外辐射特性分析[J]. 光学与光电技术, 2024, 22(2): 122-130.  
LIAO Penghao, WANG Yuqin, LI Jiawen, et al. Analysis of infrared radiation characteristics of combustion flames[J]. Optics & Optoelectronic Technology, 2024, 22(2): 122-130.
- [11] 夏守之, 朱新旺, 姚琦琦. 热辐射率对火焰温度测量精度影响的研究[J]. 光学与光电技术, 2008, 34(5): 72-75.  
XIA Shouzhi, ZHU Xinwang, YAO Qiqi. Measuring accuracy of the flame temperature based on combustion emissivity[J]. Optics & Optoelectronic Technology, 2008, 34(5): 72-75.
- [12] 闫慧博, 唐广通, 李路江, 等. 热辐射成像法测量大型炉膛内三维温度场的算法新进展[J]. 洁净煤技术, 2022, 28(5): 97-108.  
YAN Huibo, TANG Guangtong, LI Lujiang, et al. New progress of algorithm for three-dimensional temperature field in large scale furnace measured by thermal radiative imaging[J]. Clean Coal Technology, 2022, 28(5): 97-108.
- [13] 周怀春, 李框宇, 安元, 等. 燃煤电站锅炉及工业窑炉三维燃烧温度分布监测研究进展[J]. 洁净煤技术, 2022, 28(10): 1-15.  
ZHOU Huaichun, LI Kuangyu, AN Yuan, et al. Research progress of measuring three-dimensional temperature distributions in coal-fired boilers and industrial furnaces[J]. Clean Coal Technology, 2022, 28(10): 1-15.
- [14] 方顺利, 晋中华, 杨云, 等. 面向深度调峰和智能发电的炉膛温度场在线监测及预测综述[J]. 热力发电, 2025, 54(4): 13-23.  
FANG Shunli, JIN Zhonghua, YANG Yun, et al. Review of furnace temperature field online monitoring and prediction for deep peaking and smart power generation[J]. Thermal Power Generation, 2025, 54(4): 13-23.
- [15] 郭子申, 董美蓉, 叶托, 等. 基于 k 近邻和数值模拟的锅炉炉膛温度场在线重建[J]. 工业炉, 2021, 43(6): 1-5.  
GUO Zishen, DONG Meirong, YE Tuo, et al. Reconstruction of furnace temperature field based on k-nearest neighbor and numerical simulation[J]. Industrial Furnace, 2021, 43(6): 1-5.
- [16] 唐广通, 许焯烽, 闫慧博, 等. 基于深度学习与热辐射成像耦合的炉内温度场在线测量[J]. 动力工程学报, 2022, 42(10): 960-966.  
TANG Guangtong, XU Yefeng, YAN Huibo, et al. Research of on-line measurement of temperature field in furnaces based on deep learning coupled thermal radiative imaging[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2022, 42(10): 960-966.
- [17] XUE W Y, TANG Z H, CAO S X, et al. A novel online method incorporating computational fluid dynamics simulations and neural networks for reconstructing temperature field distributions in coal-fired boilers[J]. Energy, 2024, 286: 129568.
- [18] 任世鹏, 安元, 娄春, 等. 融合深度学习算法的炉内燃烧温度场分布在线重建[J]. 化工进展, 2025, 44(2): 301-310.  
REN Shipeng, AN Yuan, LOU Chun, et al. Online reconstruction of combustion temperature field distribution in furnace by integrating deep learning algorithm[J]. Chemical Industry and Engineering Progress, 2025, 44(2): 301-310.

(责任编辑 杜亚勤)