ⓒ 应用数学和力学编委会, ISSN 1000-0887

http://www.applmathmech.cn

基于参数优化卷积神经网络的预混火焰温度与 H_2O 浓度重建方法研究*

单彦博[1]，　阮仕双[1]，　侯艺杰[2]，　张立芳[2]

（1. 许继电气股份有限公司，河南 许昌 461000；
2. 太原理工大学 热能工程系，太原 030024）

（我刊青年编委李勇推荐）

摘要： 可调谐激光吸收光谱技术（tunable diode laser absorption spectroscopy，TDLAS）因其高灵敏度、高分辨率、响应快速、非侵入性、抗干扰能力强等特点，被广泛应用于燃烧诊断测量.本研究结合 TDLAS，采用卷积神经网络（convolutional neural network，CNN）算法对预混火焰温度与 H_2O 浓度进行重建.首先，分析了影响 CNN 重建精度的关键参数，包括激活函数、损失函数、优化函数、学习率等，根据重建结果、损失值及收敛速度优选出最佳参数组合.研究表明，优化后的 CNN 重建精度显著提升，温度与 H_2O 浓度重建误差较优化前分别降低 2.08% 和 0.75%.然后，利用 CNN 与自适应数值迭代算法对 McKenna 燃烧器平面预混火焰进行燃烧重建对比，结果表明基于 CNN 重建的温度与 H_2O 浓度分布更平滑，计算耗时更短，重建结果更符合实际燃烧状态.

关　键　词： 卷积神经网络；　温度和 H_2O 浓度重建；　激光吸收光谱；　算法参数优化

中图分类号： O242　　**文献标志码：** A　　DOI：10.21656/1000-0887.460171

Research on the Reconstruction Method for Premixed Flame Temperature and H_2O Concentration Based on Parameter Optimization of Convolutional Neural Networks

Shan Yanbo[1]，　Ruan Shishuang[1]，　Hou Yijie[2]，　Zhang Lifang[2]

（1. *XJ Electric Co., Ltd., Xuchang, Henan* 461000, *P.R. China*；
2. *Department of Thermal Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan* 030024, *P.R. China*）

（Recommended by Li Yong, Member of the Editorial Board of AMM）

Abstract: The tunable diode laser absorption spectroscopy (TDLAS) technology has been widely applied in combustion diagnosis due to their high sensitivity, high spectral resolution, fast time response, robustness and non-intrusive character. Based on the TDLAS and the tomographic imaging, the convolutional neural network was used to reconstruct the temperature and the H_2O concentration of the premixed flame. First, the key parameters influencing the reconstruction accuracy of the convolutional neural network, including the activation

* **收稿日期：** 2025-09-22；**修订日期：** 2025-11-12
基金项目： 国网山西省电力公司科技项目（520530240037）
作者简介： 单彦博（1998—），男，硕士（E-mail：2623908774@qq.com）；
张立芳（1988—），女，讲师，博士（通信作者. E-mail：21227023@zju.edu.cn）.
引用格式： 单彦博，阮仕双，侯艺杰，张立芳. 基于参数优化卷积神经网络的预混火焰温度与 H_2O 浓度重建方法研究[J]. 应用数学和力学，2026，**47**(10)：1323-1334.

function, the loss function, the optimization function, and the learning rate, were analyzed. The optimal parameters were selected according to the reconstruction results, the loss value and the convergence speed. The research show that, the optimized convolutional neural network significantly improved the reconstruction accuracy. Furthermore, the reconstructed errors of 2D temperature and water vapor concentration were reduced by 2.08% and 0.75% compared to the previous values, respectively. Then, the simulation and verification of the plane premixed flame on a McKenna burner were carried out with the convolutional neural network and the adaptive algebraic reconstruction technique. The results indicate that, the temperature and H_2O concentration distributions reconstructed with the convolutional neural network are smoother and computation time-saving, and are more consistent with the actual combustion situation.

Key words: convolutional neural network; temperature and water vapor concentration reconstruction; laser absorption spectroscopy; algorithm parameter optimization

0 引 言

我国经济的快速发展离不开能源资源的需求,而环境污染与二氧化碳排放主要源自化石燃料的燃烧[1].在“节能减排”政策的压力下,降低污染物排放、提高能源利用效率,特别是减少碳氧化物和氮氧化物排放显得尤为重要.化石燃料燃烧是一种复杂的热物理现象,如何实现在时间、空间维度上同步测量燃烧过程中的特征参数,仍面临巨大挑战.近年来,可调谐激光吸收光谱技术(TDLAS)凭借其非接触式测量、高温度测量灵敏度、高谱线选择性和测量响应快速等特点,在燃烧诊断中得到广泛应用[2-4].众多国内外学者利用 TDLAS 对火焰燃烧诊断进行了大量研究.Zhang 等[5]比较了四种不同迭代算法在燃烧火焰温度场重建中的优劣,发现自适应代数重建技术(adaptive algebraic reconstruction technique, AART)比其他三种迭代算法更适合解决燃烧火焰中的复杂重建问题.随着重建算法的快速发展,Cai 和 Ma 等[6-9]提出了捷变频吸收光谱层析成像技术,有效提高了层析成像的时间分辨率.该技术采用 Fourier 锁模激光器,通过高速扫描可获取数百条气体吸收谱线,大幅降低了对空间采样的需求.目前,该技术已成功应用于 J85 航空发动机出口处二维火焰温度分布的重建,时间分辨率达到 50 kHz[4].然而,尽管某些算法在重建过程中具有显著优势,但仍存在抗干扰性差、成本高昂、数据敏感等缺陷.因此,开发快速、精确且自适应的重建算法,是推动 TDLAS 在燃烧诊断领域应用的关键.随着深度神经网络(deep neural network, DNN)和机器学习(machine learning, ML)在人工智能、图像检测等领域的广泛应用,传统监督学习已能精确测定 TDLAS 中的温度、浓度等气体参数特征;在测量数据有限时,迁移学习(transfer machine learning, TML)模型可基于少量测量数据实现温度的精准预测.作为 DNN 的典型代表,卷积神经网络(CNN)能够充分利用现有层析数据进行重建结果分析[10-12].Zhang 等[13]基于 CNN 提出了一种有限角 X 的层析成像重建方法,该方法通过深度 CNN 有效提升了低剂量 X 射线 CT 重建图像质量,同时在伪影抑制和结构保留方面具有显著优势[14].Huang 等[15]采用 CNN 重建温度分布,在训练样本充足的条件下,优化后的 CNN 结构能快速完成温度场重建.相较于模拟退火算法,CNN 在保证同等精度的同时,能有效缩短计算时间并展现更强的抗噪能力.Fu 等[16]使用火灾动力学模拟器模拟了动态火灾驱动的反应流燃烧过程,通过记录其燃烧全过程建立了训练集.基于该训练集,利用 CNN 算法结合数值仿真计算验证了该方法的有效性,该方法具有良好的动态火焰监测精度和灵敏度.传统的迭代算法对投影数据依赖性较高,重建精度容易受噪声的干扰,并且当投影数据较多时,迭代次数显著增加,计算耗时长,而 CNN 算法通过大量数据的训练可以很好地避免噪声、异常工况对重建精度的影响, 抗干扰性强、重建精度高、成本低廉.由以上研究可知,CNN 算法在重建过程中具有良好的精度和鲁棒性,但对于 CNN 算法的结构设计和参数选取,可以有多种的设计和组合形式.通常 CNN 算法多用于图像识别、语言处理等方面,对于燃烧火焰的重建方面应用较少,且缺乏对比性.为了找出适合燃烧火焰重建的最优参数,本研究对多个重要参数的选取进行了对比与分析,找出最优的参数设计值,并将其应用于二维预混火焰温度与 H_2O 浓度的重建中,为 CNN 算法的具体应用奠定了一定的理论基础.

1 基本原理

1.1 TDLAS 的原理

当特定频率的准直激光束穿过被测目标区域时,激光强度会由于被测目标气体的吸收而发生衰减,利用激光强度衰减前后的强度关系式可得

$$A = -\ln\left(\frac{I_t}{I_0}\right) = \int_{-\infty}^{+\infty}(PS_T\,\phi_v XL)\,\mathrm{d}v, \tag{1}$$

式中, A 为积分吸收值; I_t 和 I_0 为激光经气体吸收后的透射光强度和原始入射光强度; S_T 为气体吸收谱线的线强, $\mathrm{cm^{-2}\cdot atm^{-1}}$(1 atm = 101.325 kPa); P 为气体总压强, atm; X 为被测气体的体积浓度; ϕ_v 为线型函数, cm; L 为光程长度, cm .利用温度和线强之间的关系可得

$$S_T = S_{T_0}\frac{Q(T_0)}{Q(T)}\frac{T_0}{T}\exp\left[-\frac{hcE''}{k}\left(\frac{1}{T}-\frac{1}{T_0}\right)\times\left[\frac{1-\exp\left(\frac{hcv_0}{kT}\right)}{1-\exp\left(\frac{hcv_0}{kT_0}\right)}\right]\right], \tag{2}$$

式中, $Q(T)$ 为气体内部分割函数, T_0 为参考温度值, E'' 为分子的低态跃迁能, v_0 为谱线的中心频率, h 为 Planck 常数, c 为光速, k 为 Boltzmann 常数[17].

1.2 自适应迭代算法原理

当测量区域内气体温度与浓度分布不均时,需要对式(1)进行改写,第 J 条激光中的 2 条谱线强度经离散网格内被测气体吸收后的路径积分吸收值为

$$A_{v1,j} = \sum_{i=1}^{N}[PS(T)X]_{v1,i}\,L_{i,j} = \sum_{i=1}^{N}\alpha_{v1,i}\,L_{i,j}, \tag{3}$$

$$A_{v2,j} = \sum_{i=1}^{N}[PS(T)X]_{v2,i}\,L_{i,j} = \sum_{i=1}^{N}\alpha_{v2,i}\,L_{i,j}, \tag{4}$$

其中, $A_{v1,j}$ 和 $A_{v2,j}$ 是第 J 条射线穿过离散区域后的路径吸收积分值, i 为测量区域的离散网格编号, $\alpha_{v1,i}$ 和 $\alpha_{v2,i}$ 为离散网格内的 2 条谱线的气体吸收系数.

利用 AART 算法求解被测区域内的温度与 H_2O 浓度分布时,需要对离散网格内的 $\alpha_{v1,i}$ 和 $\alpha_{v2,i}$ 进行迭代求解,利用 AART 算法计算离散网格内的气体吸收系数 α_i 的公式为

$$y_i(k) = \alpha_i(K)L_{ij}, \tag{5}$$

$$\alpha_i(k+1) = \alpha_i(k) + \lambda\frac{\left(A_j - \sum_{i=1}^{N}\alpha_i(K)\,L_{ij}\right)y_i(k)}{\sum_{i=1}^{N}(L_{i,j}\,y_i(k))}. \tag{6}$$

与传统数值迭代算法相比,由于修正因子 $y_i(k)$ 的存在, AART 在重建精度和计算耗时方面有很大优势,其中 λ 为松弛因子,更多关于 AART 算法的详细信息可参考文献[2,5,18].

利用温度与气体吸收系数及线强之间的关系可得温度的表达式:

$$T_i = \frac{hc/(k(E''_{v2}-E''_{v1}))}{\ln R_i + \ln(S_{v1}(T_0)/S_{v2}(T_0)) + m(E''_{v2}-E''_{v1})}, \tag{7}$$

其中, $S(T_0)$ 是参考温度为 T_0 时的线强, $S_1(T_0)$ 和 $S_2(T_0)$ 为参考温度为 T_0 时第一条和第二条谱线的线强, R 为两条谱线的气体吸收系数之比.

1.3 CNN 原理

CNN 作为当前主流的 DNN 算法,在多个领域被广泛使用.尽管 CNN 架构存在诸多变体,但其基本结构高度相似,主要由输入层、多个隐含层、全连接层和输出层等基础层级构成,各层级间的交互作用共同形成了完整的 CNN 体系[10].图 1 展示了典型 CNN 架构设计:初始网络采用四层卷积结构,其中,卷积层的层数设为 3,卷积核设为 2×2,步长设为 1,激活函数采用“ReLU”,损失函数采用均方误差“MAPE”,池化层为 4 层,采

用 2×2 尺寸的“平均池化”方式,填充层选用“same”,优化函数选择“Adam”,batch size = 512,epoch = 200,同时包含全连接层结构.

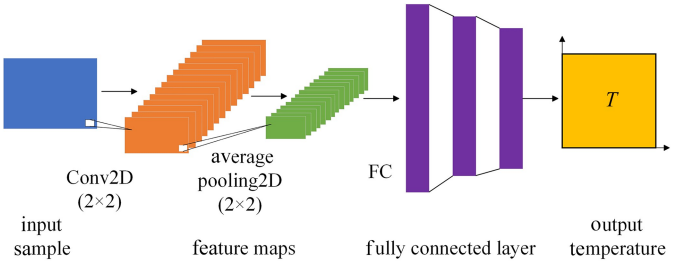


图 1 典型的 CNN 结构图

Fig. 1 A typical structure of CNN for tomographic absorption spectroscopy

CNN 算法数据生成过程如下:首先预设二维温度与浓度分布模型,将待测区域划分为 10×10 网格;选取水分子吸收谱线,并分别在 0°,45°,90°和 135°的 4 个方向各布置 10 条探测光线;通过程序代入相关参数计算,获得单组积分吸收值数据.通过改变不同燃烧工况下二维温度与浓度的参数设置,获取多组积分吸收值数据集.针对预混火焰的实际燃烧特性,本文对多种燃烧工况以及不同火焰分布状态进行了模拟,共构建数据集 1 700 组,包含了典型的火焰燃烧工况,其中随机选取 1 600 组作为训练集,剩余 100 组作为测试集.获取多组积分吸收值数据作为训练样本输入神经网络输入层后,通过卷积层进行特征提取,经池化层完成数据模型的降维与压缩,全连接层实现数据分类.完成上述数据处理后,系统生成映射关系,标志模型训练完成.当新的积分吸收值数据输入训练好的模型时,神经网络将自动生成特征映射图,通过输出层完成数据输出,最终获得二维温度与 H_2O 浓度的预测值.理论模型数据的获取过程如图 2 所示.

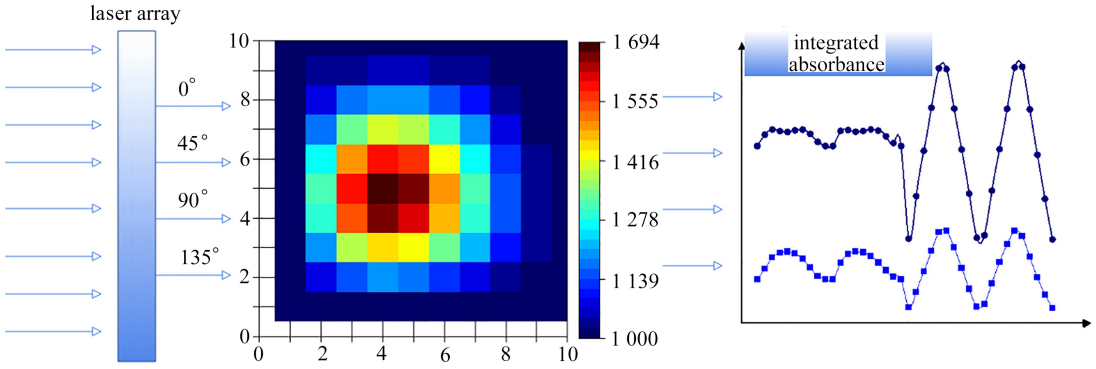


图 2 CNN 算法中数据获取流程图

Fig. 2 The data acquisition flowchart in the CNN algorithm

注 为了解释图中的颜色,读者可以参考本文的电子网页版本,后同.

1.4 初始模型的假设和射线布置

为模拟实际燃烧场分布,本研究采用 Guass 函数生成二维温度与 H_2O 浓度场分布,假定的二维温度和水浓度如图 3 所示.同时需将被测区域离散化,网格划分为 10×10,共 4 个投影方向(0°,45°,90°,135°),每个角度布置 10 条平行激光射线束,4 个角度共交叉布置 40 条射线,被测区域网格划分及射线布置如图 4 所示.

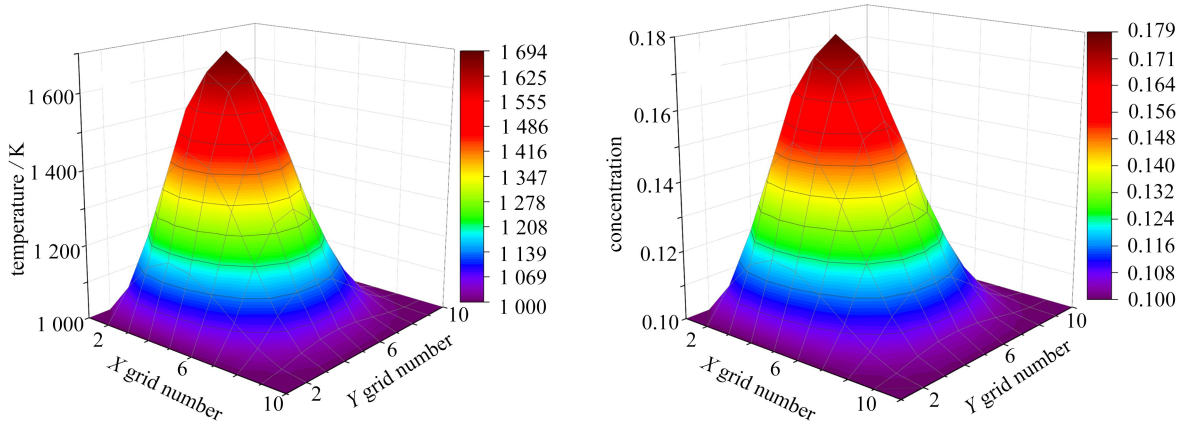
光学路径长度 $L_{i,j}$ 可根据投影角度、网格宽度及光束方向 θ 计算得出.为了比较不同选取参数下 CNN 算法重建质量的优劣,以平均相对误差 e 和互相关系数 ε 来表征二维温度与 H_2O 浓度的重建质量,ε 表示重建值与被测真值间的相似度,e 和 ε 具体定义如下[5,19]:

$$e = \frac{\sum_{i}^{100} |X_i - X_i'|}{\sum_{i}^{100} X_i}, \tag{8}$$

$$\varepsilon = \frac{\sum_{i=1}^{N^2}((x_i - \bar{x})(x_i' - \overline{x'}))}{\sum_{i=1}^{N^2}(x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^{N^2}(x_i' - \overline{x'^2})^{1/2}}, \tag{9}$$

式中, X_i 为每个网格内的被测真值, X_i' 为每个网格内的重建值, $\bar{x}$ 和 $\overline{x'}$ 分别为被测真值与重建值的平均值.

对碳氢预混火焰进行燃烧重建时,燃烧产物中组分浓度含量较高的 H_2O 非常适合作为燃烧测量的目标气体.本文采用双线法重建二维燃烧参数场,所选的气体吸收谱线要有足够的温度灵敏度和较高的低态跃迁能才能满足高温重建的需求[20].通过前期的理论模拟分析发现,位于近红外 1 398 nm 附近的两条 H_2O 的气体吸收谱线(7 149.058 cm^{-1}和 7 150.471 6 cm^{-1}),由于不受其他气体及自身吸收谱线的干扰,且低温时气体谱线的线强较弱,随着温度的升高,谱线强度随之升高,因此非常适合碳氢预混火焰的高温重建,所选两条 H_2O 的吸收谱线的主要参数如表 1 与图 5 所示.这两条谱线的低态跃迁能 $E'' > 1\ 800\ cm^{-1}$,利用该谱线燃烧流场进行测量时,可以更好地避免环境中 H_2O 的干扰,此外,两条谱线的低态跃迁能之差 $\Delta E'' > 800\ cm^{-1}$,表明两条谱线有较高的温度测量灵敏度.



(a) Guass 温度仿真场　　(b) Guass H_2O 浓度仿真场

(a) The Gaussian temperature field　　(b) The Gaussian H_2O concentration field

图 3　Guass 温度仿真场和 H_2O 浓度仿真场

Fig. 3　Gaussian simulations of temperature and H_2O concentration fields

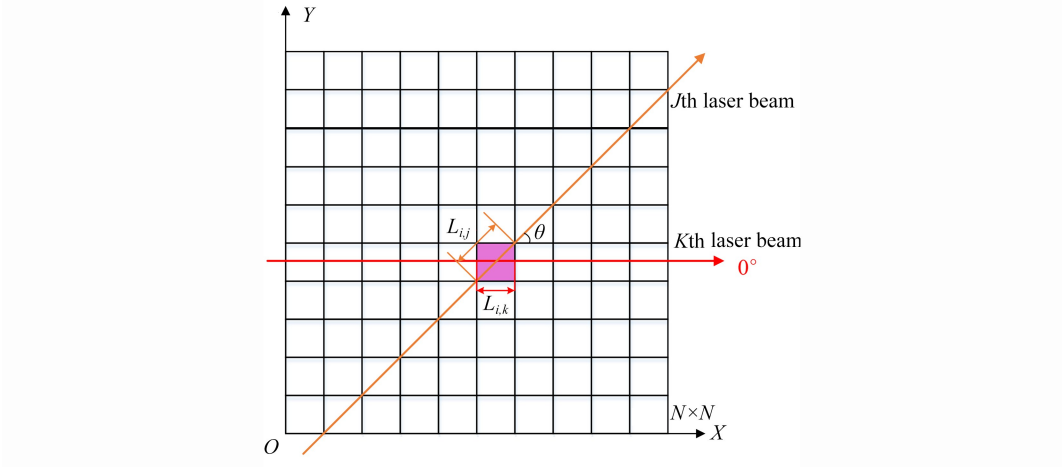


图 4　测量区域网格离散化及光路布置示意图

Fig. 4　The discretized tomographic field and the intersected probing beams

表 1 所选 2 条 H_2O 的吸收谱线的具体参数

Table 1 The specific parameters of H_2O absorption lines

line index	frequency/cm^{-1}	S (296 K)/($cm^{-2}\cdot atm^{-1}$)	S (1 000 K)/($cm^{-2}\cdot atm^{-1}$)	E''/cm^{-1}
1	7 149.058	3.102×10^{-6}	1.47×10^{-3}	2 724
2	7 150.471 6	2.5×10^{-4}	5.19×10^{-3}	1 810

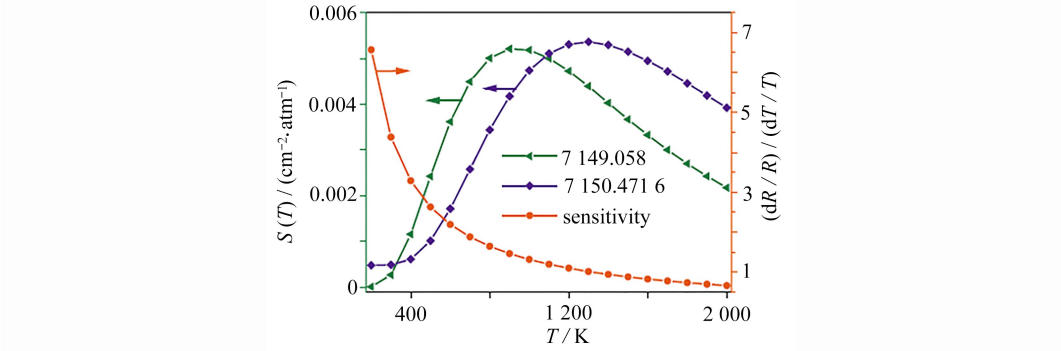


图 5 H_2O 谱线强度和温度灵敏度随温度的变化情况

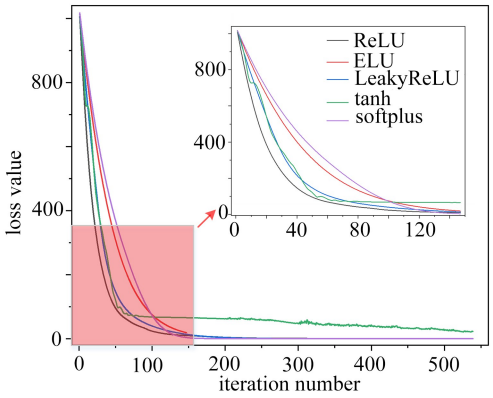
Fig. 5 Variations of H_2O spectral line intensities and temperature sensitivities with the temperature

2 结果与讨论

2.1 CNN 算法的参数优化分析

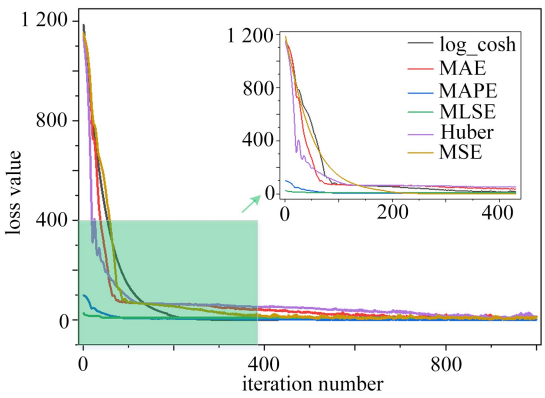
将 CNN 与自适应代数重建算法在不同工况下的重建结果进行对比,较高的重建精度和较优的抗干扰能力同时证明了 CNN 在重建性能方面的优势[21].针对层析成像问题,合理选择 CNN 的组成函数至关重要.本节从激活函数、损失函数、优化器和学习率等几个方面,重点探究这些参数对 CNN 算法性能的影响及其优选策略.在 CNN 中,参数的选取不仅影响模型的性能,还具有一定的物理意义.通过合理选择这些参数,CNN 能够有效地改善学习和提取数据特征,以确保在各种模型计算中取得良好的性能.参数的物理意义在于它们反映了模型对数据特征的捕捉和处理方式,以及模型在训练和推理过程中的行为.

通过深入研究发现,一些参数虽然收敛速度较慢,但是重建精度高.因此,本文基于收敛速度和重建精度来对参数做进一步优化分析,通过分析不同参数组合下的收敛速度、收敛值及重建精度,最终确定 CNN 的最优参数配置,模拟计算结果如图 6 和图 7 所示.图 6 为 CNN 算法不同参数在重建过程中的收敛曲线图,图 7 为 CNN 算法在不同参数下重建得到的二维温度与 H_2O 浓度的重建误差.



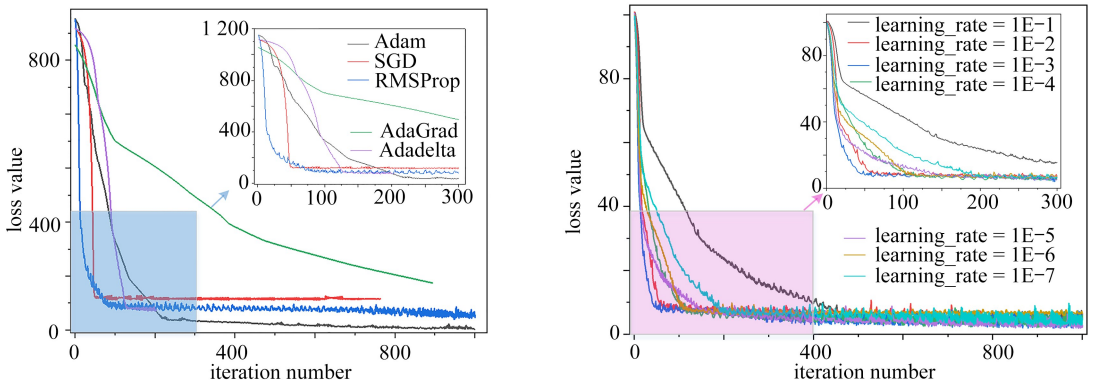
(a) 激活函数随迭代次数的收敛曲线图

(a) Convergence curves of the activation function with the number of iterations



(b) 损失函数随迭代次数的收敛曲线图

(b) Convergence curves of the loss function with the number of iterations



(c) 优化函数随迭代次数的收敛曲线图

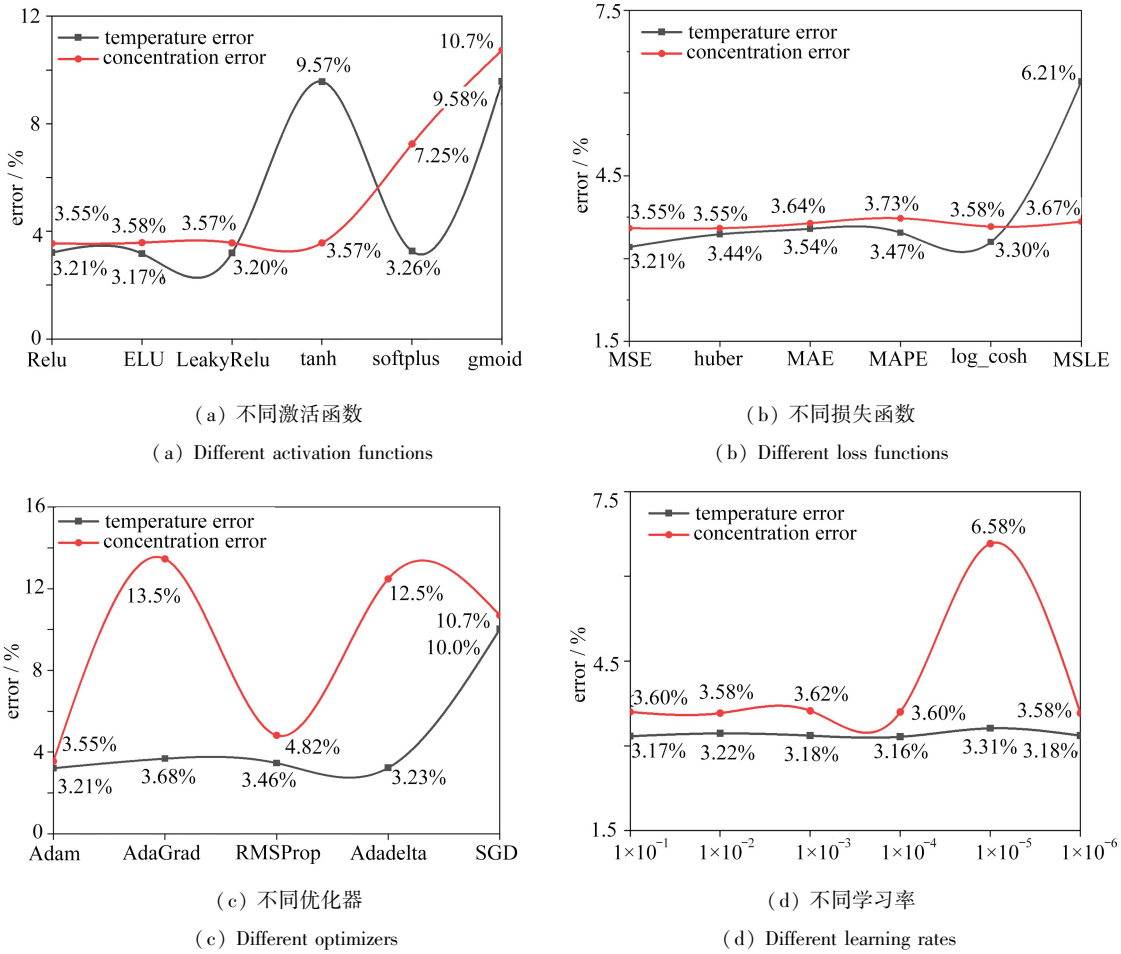
(c) Convergence curves of the optimization function with the number of iterations

(d) 学习率随迭代次数的收敛曲线图

(d) Convergence curves of the learning rate with the number of iterations

图 6　不同参数在重建过程中随迭代次数的收敛曲线图

Fig. 6　The convergence curves of different parameters during the reconstruction process with the number of iterations



(a) 不同激活函数

(a) Different activation functions

(b) 不同损失函数

(b) Different loss functions

(c) 不同优化器

(c) Different optimizers

(d) 不同学习率

(d) Different learning rates

图 7　CNN 算法在不同参数下重建得到的二维温度与浓度重建误差

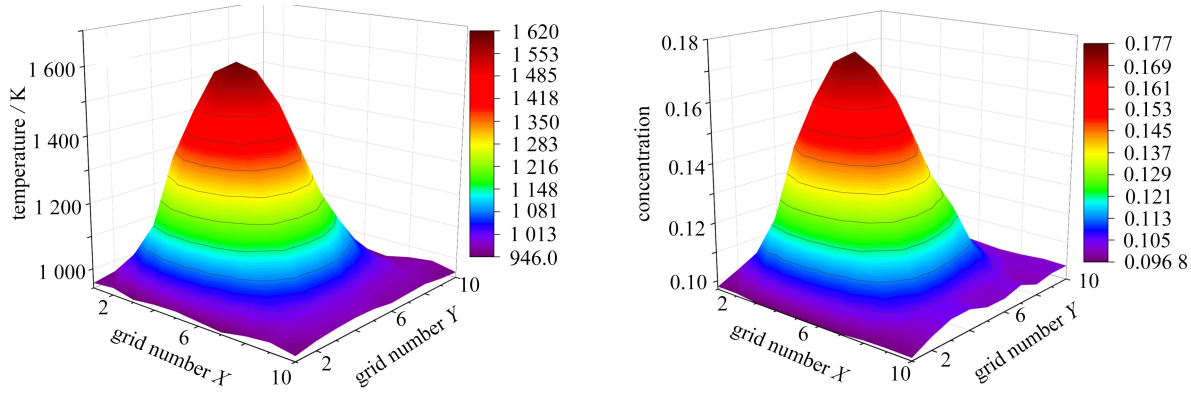
Fig. 7　The reconstruction errors of the 2D temperature and concentration fields obtained by the CNN algorithm under different parameters

从图 6(a)与图 7(a)可见,激活函数 ReLU 能快速收敛至全局最小值,且其与 ELU、LeakyReLU 激活函数的重建误差均保持较低水平,所以激活函数选用 ReLU 函数.图 6(b)与图 7(b)显示,损失函数 MSE 虽收敛速度较慢,但对二维温度与浓度的重建精度优于其他五种损失函数,故采用 MSE 作为损失函数.观察图 6(c)

与图 7(c)可知,Adam 优化函数虽收敛速度较慢,但其重建误差低于其他优化函数,因此优化函数选取 Adam 算法.图 6(d)与图 7(d)表明,当学习率 α_L >1E−3 时,降低学习率可加速收敛;当 α_L <1E−4 时,收敛速度急剧下降;而 α_L = 1E−4 时重建误差最小,因此学习率为 1E−4.池化函数作为 CNN 的另一关键参数,通过减少卷积层间连接数,既能提升神经网络性能又可降低计算负荷.根据经验准则,本研究选用最大池化(max-pooling)函数[22-23].

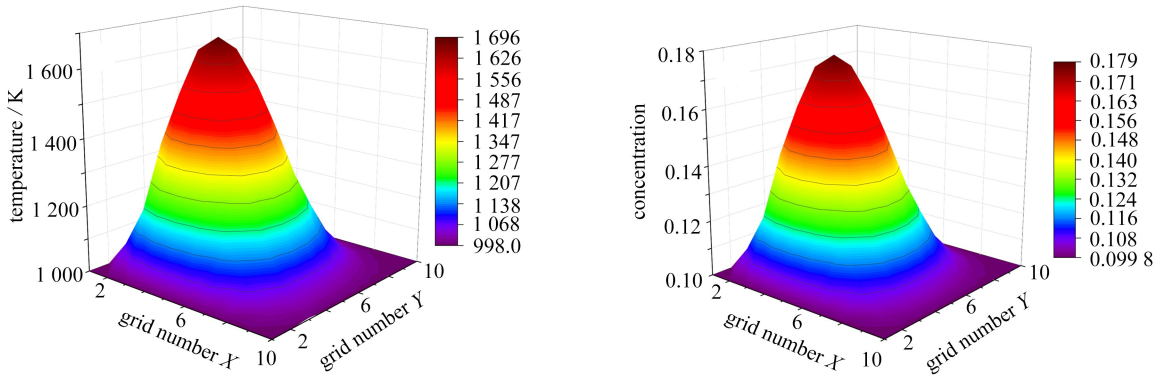
2.2 优化前后的 CNN 重建结果

利用初始 CNN 和优化后的 CNN 重建假定的温度和浓度分布.重建结果和重建误差如图 8 和表 2 所示.与初始 CNN 相比,优化后的 CNN 重建结果更接近假定值,重建精度更高,温度和浓度分布的重建误差分别降低了 2.08%和 0.75%.因此,优化后的 CNN 将用于重建预混火焰中的二维温度和浓度分布.



(a) 初始 CNN 重建结果

(a) The results reconstructed by the initial CNN



(b) 优化后的 CNN 重建结果

(b) The results reconstructed by the optimized CNN

图 8 重建得到的温度和浓度分布图像

Fig. 8 Images of temperature and concentration distributions

表 2 初始化和优化后的 CNN 重构温度和浓度分布的重建误差.

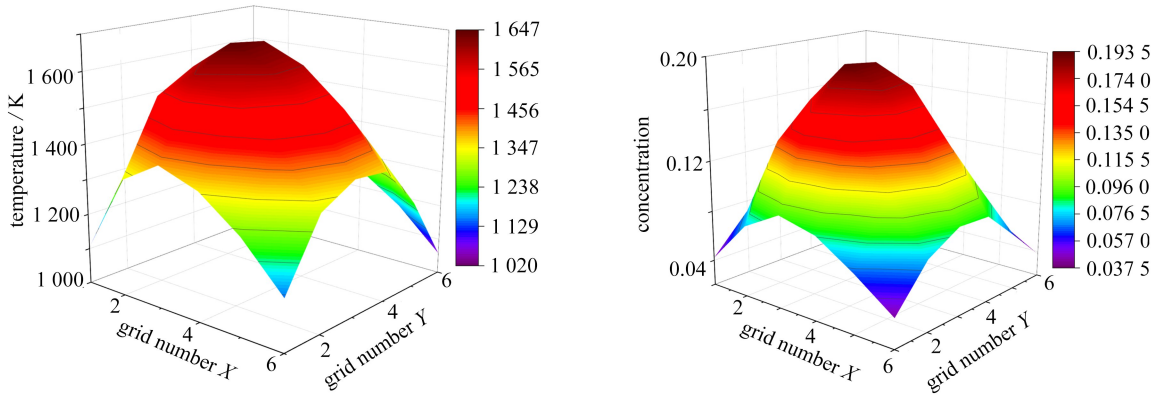
Table 2 Reconstruction errors of 2D temperature and concentration reconstructed by the initial and optimized CNN

error	initial CNN	optimized CNN
e_T /%	5.26	3.18
e_x /%	4.30	3.55

2.3 燃烧重建结果对比分析

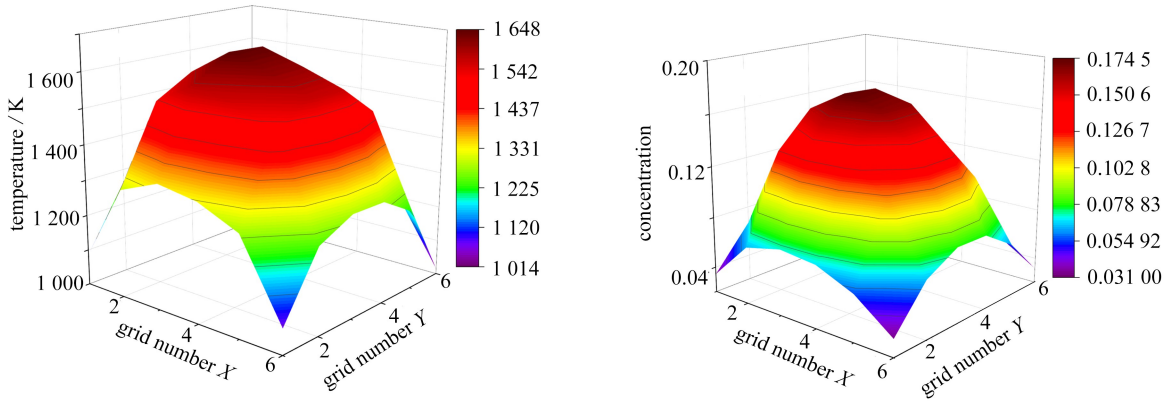
本文利用平面预混火焰二维参数重建实验进一步验证 CNN 算法的可行性, 具体实验装置、参数配置及光路布置详见文献[2].火焰测量截面距离燃烧器喷嘴 4 mm 处, 气体流量通过质量流量计控制, CH_4气体的流量控制在 1.00 L/min, Air 流量分别控制在 9.52 L/min 和 10.58 L/min, 计算得到的燃烧当量比 φ 分别为

1.0 和 0.9.二维测量光路在 0°和 90°方向分别布置 6 条射线,共 12 条光束穿过测量区域.基于 McKenna 燃烧器产生的预混火焰,利用 AART 与 CNN 算法重建了当量比为 1.0 和 0.9 条件下火焰的二维温度与 H_2O 浓度. 图 9 为当 φ 为 0.9 和 1.0 时, CNN 计算得到的二维预混火焰中温度与 H_2O 浓度分布图. 图 10 为 AART 计算得到的二维预混火焰中温度与 H_2O 浓度分布图. 图 11 为不同工况下 AART 算法与 CNN 算法重建结果的对比图.



(a) 当量比 φ = 1.0 工况(CH_4:1 L/min,空气:9.52 L/min)

(a) Equivalence ratio φ = 1.0 (CH_4:1 L/min, air: 9.52 L/min)

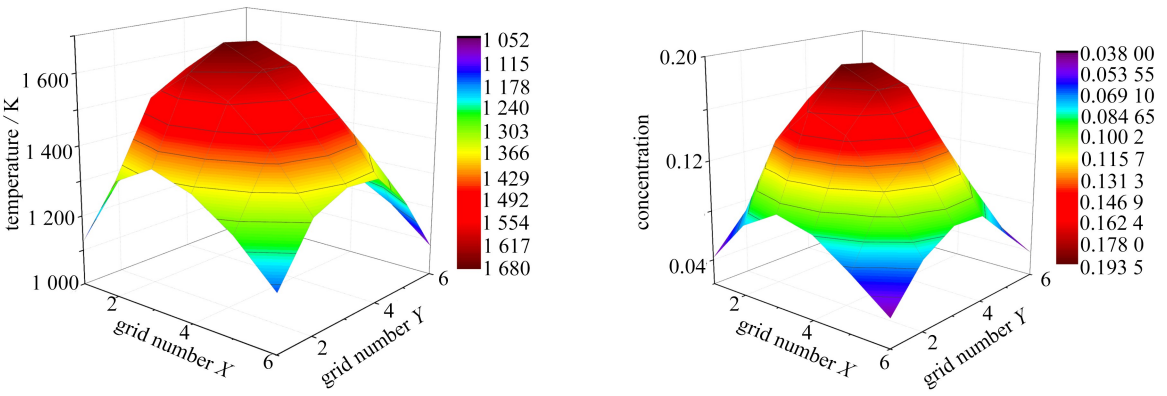


(b) 当量比 φ = 0.9 工况(CH_4:1 L/min,空气:10.58 L/min)

(b) Equivalence ratio φ = 0.9 (CH_4:1 L/min, air: 10.58 L/min)

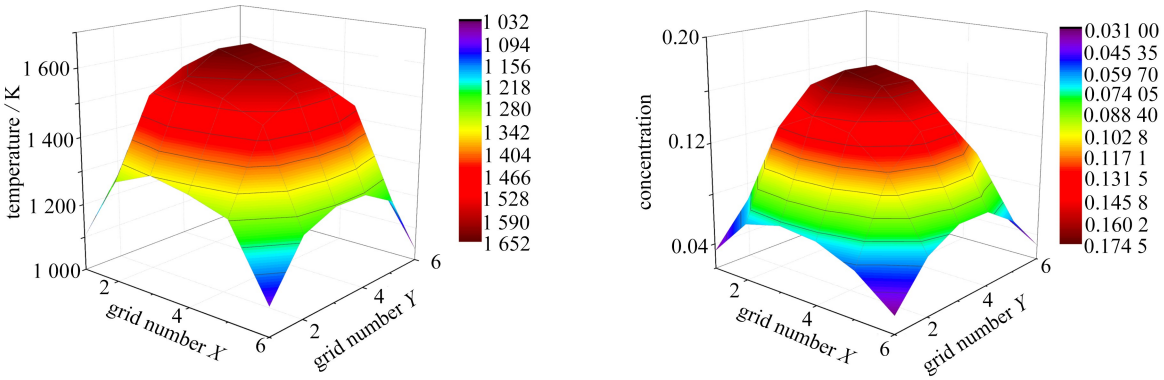
图 9　基于 CNN 的层析成像结果

Fig. 9　Tomographic images based on CNN



(a) 当量比 φ = 1.0 工况(CH_4:1 L/min,空气:9.52 L/min)

(a) Equivalence ratio φ = 1.0 (CH_4:1 L/min, air: 9.52 L/min)

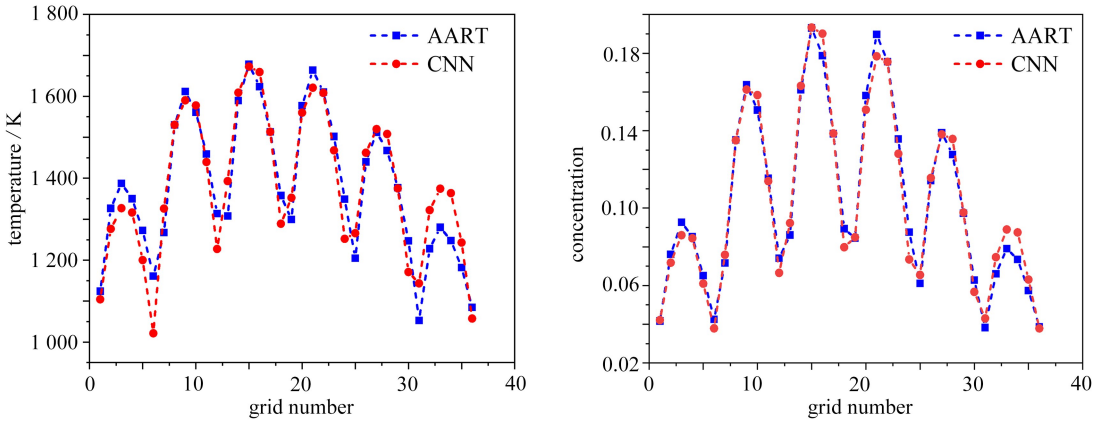


(b) 当量比 φ = 0.9 工况(CH_4:1 L/min,空气:10.58 L/min)

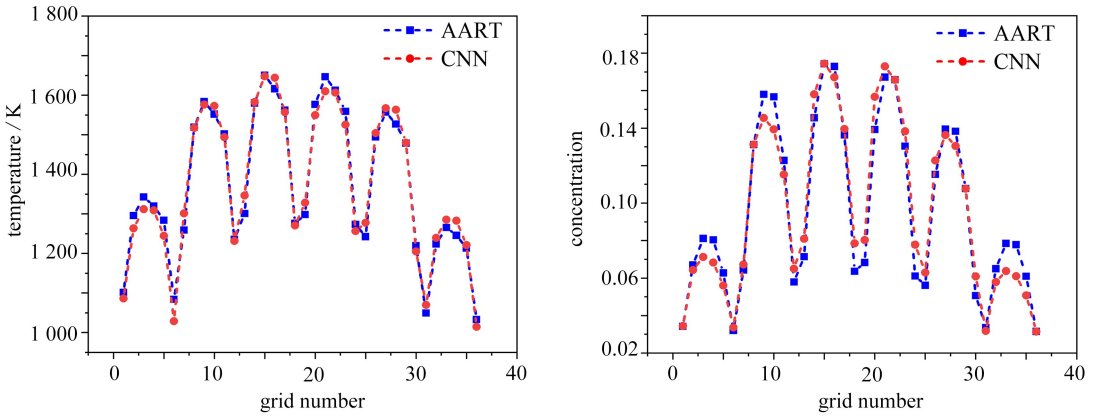
(b) Equivalence ratio φ = 0.9 (CH_4: 1 L/min, air: 10.58 L/min)

图 10 基于 AART 的层析成像结果

Fig. 10 Tomographic images based on AART



(a) φ = 1.0



(b) φ = 0.9

图 11 优化后的 CNN 算法与 AART 算法重建结果对比

Fig. 11 Tomographic images with optimized CNN and AART

结果表明, AART 算法与 CNN 算法均能有效重建火焰的温度与 H_2O 浓度分布. 当量比 φ = 1.0 时, 火焰燃烧更充分, 其最高火焰温度与 H_2O 浓度均高于 φ = 0.9 的工况.如图 9、10 和图 11 所示, CNN 重建的最高温度与浓度值略低于 AART 重建结果, 具体表现为 φ = 1.0 工况: AART 与 CNN 的平均重建温度分别为 1 382.25 K 和 1 381.69 K,平均浓度分别为 0.104 1 和 0.104 8; φ = 0.9 工况: AART 与 CNN 的平均重建温度分别为 1 377.41 K 和 1 377.14 K,平均浓度分别为 0.097 2 和 0.097 1.进一步分析表明,CNN 重建的温度与

H_2O 浓度分布更为紧凑,其温度与浓度曲线平滑程度显著优于 AART.当量比为 1.0 和 0.9 时,CNN 重建结果与 AART 重建结果的互相关系数 ε_T 分别为 0.998 3 和 0.999 1, ε_X 分别为 0.999 97 和 0.999 997,说明 CNN 的重建图形与 AART 算法的重建图形非常相似.另外,在计算耗时方面 CNN 算法的计算用时与 AART 算法在同一数量级(秒级),但 CNN 算法的计算耗时要少于 AART 算法.重建结果不仅完全符合实际燃烧特征,更证明了 CNN 方法在重建精度和计算耗时方面相较于 AART 算法更具优势,CNN 能更精确地反映二维温度场与浓度的真实分布,这为预混火焰参数的工程化重建提供了新的技术选择,也为实际燃烧诊断应用奠定了方法基础.

3　结　　论

本研究通过数值模拟与实验分析相结合的方式,系统分析了 CNN 算法的重建性能.研究表明,在 CNN 算法应用中,参数选择对重建精度具有决定性影响.当损失函数、优化算法、激活函数及学习率等关键参数经优化配置后,数值模拟结果表明 CNN 重建精度能够显著提升,温度与 H_2O 浓度重建误差较优化前分别降低 2.08%和 0.75%.实验验证表明,CNN 重建结果与 AART 算法具有高度一致性,且 CNN 重建的温度与浓度分布更具空间紧凑性,其分布曲线平滑度更优.与 AART 算法相比,CNN 在保证同等精度的同时,能有效缩短计算时间并展现更强的抗噪能力.

参考文献(References):

[1] Demirbas A. Potential applications of renewable energy sources, biomass combustion problems in boiler power systems and combustion related environmental issues[J]. *Progress in Energy and Combustion Science*, 2005, **31**(2): 171-192.

[2] Zhai Y C, Wang F, Chi Y, et al. Optical absorption tomography for temperature and H_2O concentration imaging by a compact photoelectric detecting system combined with twice adaptive algebraic algorithm[J]. *Optical Engineering*, 2022, **61**(3): 034103.

[3] Liu C, Xu L J, Chen J L, et al. Development of a fan-beam TDLAS-based tomographic sensor for rapid imaging of temperature and gas concentration[J]. *Optics Express*, 2015, **23**(17): 22494-22511.

[4] Ma L, Li X S, Sanders S T, et al. 50-kHz-rate 2D imaging of temperature and H_2O concentration at the exhaust plane of a J85 engine using hyperspectral tomography[J]. *Optics Express*, 2013, **21**(1): 1152-1162.

[5] Zhang L F, Wang F, Zhang H D, et al. Simultaneous measurement of gas distribution in a premixed flame using adaptive algebraic reconstruction technique based on the absorption spectrum[J]. *Chinese Optics Letters*, 2016, **14**(11): 111201.

[6] Cai W, Kaminski C F. Multiplexed absorption tomography with calibration-free wavelength modulation spectroscopy[J]. *Applied Physics Letters*, 2014, **104**(15): 154106.

[7] An X L, Kraetschmer T, Takami K, et al. Validation of temperature imaging by H_2O absorption spectroscopy using hyperspectral tomography in controlled experiments[J]. *Applied Optics*, 2011, **50**(4): A29-A37.

[8] Cai W W, Ewing D J, Ma L. Investigation of temperature parallel simulated annealing for optimizing continuous functions with application to hyperspectral tomography[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2011, **217**(12): 5754-5767.

[9] Ma L, Cai W W, Caswell A W, et al. Tomographic imaging of temperature and chemical species based on hyperspectral absorption spectroscopy[J]. *Optics Express*, 2009, **17**(10): 8602-8613.

[10] Gu J X, Wang Z H, Kuen J, et al. Recent advances in convolutional neural networks[J]. *Pattern Recognition*, 2018, **77**: 354-377.

[11] Schmidhuber J. Deep learning in neural networks: an overview[J]. *Neural Networks*, 2015, **61**: 85-117.

[12] McCann M T, Jin K H, Unser M. Convolutional neural networks for inverse problems in imaging: a review [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2017, **34**(6): 85-95.

[13] Zhang H, Li L,Qiao K, et al. Image prediction for limited-angle tomography via deep learning with convolutional neural network[PP/OL]. v1. arXiv (2016-07-29)[2025-09-22]. https://doi.org/10.48550/arXiv.1607.

08707.

[14] Chen H, Zhang Y, Zhang W H, et al. Low-dose CT via convolutional neural network[J]. *Biomedical Optics Express*, 2017, **8**(2): 679-694.

[15] Huang J Q, Liu H C, Dai J H, et al. Reconstruction for limited-data nonlinear tomographic absorption spectroscopy via deep learning[J]. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, 2018, **218**: 187-193.

[16] Fu Y L, Zhang R, Enemali G, et al. Convolutional neural network aided chemical species tomography for dynamic temperature imaging[C]//*2022 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference* (*I2MTC*). Ottawa, ON, Canada. IEEE, 2022: 1-5.

[17] Cai W W, Ewing D J, Ma L. Application of simulated annealing for multispectral tomography[J]. *Computer Physics Communications*, 2008, **179**(4): 250-255.

[18] 张立芳. 激光吸收光谱技术测量低浓度多组分气体和二维温度浓度分布的研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2017. (Zhang Lifang. Investigations on measurement of low concentration and multi-component gas and reconstruction of 2D temperature and concentration distribution using laser absorption spectroscopy[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2017. (in Chinese))

[19] Verhoeven D. Limited-data computed tomography algorithms for the physical sciences[J]. *Applied Optics*, 1993, **32**(20): 3736-3754.

[20] Zhou Xin. Diode-laser absorption sensors for combustion control[D]. California, United States: Stanford University, 2005.

[21] 单彦博, 张立芳, 赵贯甲, 等. 基于可调谐激光吸收光谱技术的预混火焰重建算法比较[J]. 光学技术, 2023, **49**(5): 600-608.(Shan Yanbo, Zhang Lifang, Zhao Guanjia, et al. Comparison of premixed flame reconstruction algorithms based on tunable laser absorption spectroscopy[J]. *Optical Technique*, 2023, **49**(5): 600-608. (in Chinese))

[22] Hyvärinen A, Köster U. Complex cell pooling and the statistics of natural images[J]. *Network*, 2007, **18**(2): 81-100.

[23] Bruna J, Szlam A, LeCun Y. Signal recovery from pooling representations[C]//*Proceedings of the 31st International Conference on Machine Learning*. PMLR, 2014, **32**(2): 307-315.