

基于卡通-纹理模型的激光吸收光谱层析成像

司菁菁^{1,4}, 吕东灿¹, 张瑞¹, 程银波^{2*}, 刘畅³¹燕山大学信息科学与工程学院, 河北 秦皇岛 066004;²河北农业大学海洋学院, 河北 秦皇岛 066003;³爱丁堡大学工程学院, 英国 爱丁堡 EH93JL;⁴河北省信息传输与信号处理重点实验室, 河北 秦皇岛 066004

摘要 可调谐二极管激光吸收光谱层析成像(TDLAT)是一种重要的光学非侵入式燃烧检测技术。然而,TDLAT 逆问题的欠定性本质使得现有迭代层析成像算法重建的燃烧场温度分布图像存在较大误差。针对该问题,笔者将图像处理领域的卡通-纹理模型引入 TDLAT,提出了基于卡通-纹理模型的温度重建算法(TRACT)。该算法利用全变差约束下的 Landweber 算法重建气体吸收密度图像中的卡通成分,较好地恢复其中的平滑特征与边缘结构;构建改进的迭代收缩阈值算法深度展开网络,并用其重建气体吸收密度图像中的细节纹理成分;通过卡通成分重建与纹理成分重建的相互补充,提高气体吸收密度图像的整体重建质量,进而提高燃烧场温度分布图像的重建质量。利用火焰动力学模拟器生成的仿真数据与利用 TDLAT 实验系统实际测量数据进行的重建实验均表明,与现有的迭代层析成像算法相比,TRACT 重建的燃烧场温度分布图像在客观评价指标与主观视觉质量方面均有较大提升。

关键词 光谱学; 可调谐二极管激光吸收光谱; 层析成像; 温度重建; 双线测温法; 卡通-纹理模型

中图分类号 O433.1

文献标志码 A

DOI: 10.3788/CJL231024

1 引言

可调谐二极管激光吸收光谱(TDLAS)因具有强抗干扰能力、多参数测量等优势,已成为一种重要的非接触式燃烧检测技术^[1]。可调谐二极管激光吸收光谱层析成像(TDLAT)将 TDLAS 与计算机层析成像技术相结合,能够实现燃烧场温度和气体浓度等重要流场参数分布的成像测量^[2],为燃烧过程的分析与诊断提供可视化参考依据。在多种流场参数中,温度分布能够直观、有效地揭示燃烧效率以及与温度相关的污染物的产生。基于 TDLAT 技术的燃烧场感兴趣区域(RoI)温度分布成像已成为燃烧检测领域的一个重要研究课题。

双线测温法以其对光学器件与计算资源的需求明显低于高光谱层析成像的优势,成为当前 TDLAT 温度成像领域的主流算法^[3]。目前,基于双线测温法的温度成像算法主要包括迭代层析成像算法和数据驱动的层析成像算法两大类。其中,迭代层析成像算法利用在两条吸收谱线下分别重建的气体吸收密度分布计算 RoI 内每个像素上的温度值,实现温度分布的二维成像。该类算法中的常用算法主要包括代数重建技术

(ART)^[4]、同时迭代重建技术(SIRT)^[5]、同时代数重建技术(SART)^[6]、Landweber 算法^[7]等。数据驱动的层析成像算法通过构建神经网络来拟合样本数据在两条吸收谱线下的 TDLAS 测量值与 RoI 温度分布的非线性映射关系。该类算法主要包括基于卷积神经网络的温度重建算法^[8]和基于视觉 Transformer 的温度重建算法^[9]等。与数据驱动的层析成像算法相比,迭代类算法具有不依赖于数据集、可解释性强、适用范围广等优势。因此,笔者主要在迭代层析成像算法方向展开研究。

实际燃烧设备内的有限空间限制了可布置的激光束的数量,使得实际 TDLAT 系统能够获得的测量值的数量远少于待重建的气体吸收密度值的数量,从而使得利用有限数量测量值重建 RoI 气体吸收密度分布这一逆问题具有较高的欠定性。当利用经典的迭代算法直接求解该逆问题时,重建的气体吸收密度分布存在较大误差,进而影响了通过双线测温法重建的温度分布图像的质量。为了缓解这一问题,近年来研究人员将燃烧场参数分布的先验信息引入迭代层析成像算法中,先后提出了基于 Tikhonov 正则化的重建方法^[10]、基于高斯混合模型的重建算法^[11]和基于相对熵

收稿日期: 2023-07-17; 修回日期: 2023-08-07; 录用日期: 2023-09-04; 网络首发日期: 2023-09-15

基金项目: 国家自然科学基金(62371415)、河北省自然科学基金(F2021203027)、河北省重点实验室项目(202250701010046)、燕山大学基础创新科研培育项目(2021LGZD011)

通信作者: *cyb@hebau.edu.cn

正则化的层析重建算法^[12]等,有效提高了温度图像的重建质量。然而,这些算法引入的先验信息主要体现了燃烧场参数分布的平滑性和有界性,使得重建图像能够较好地呈现出参数分布的缓变特征,但细节特征缺失较为明显。如果能够在现有算法的基础上对细节信息进行更有效的重建,则有望进一步提升重建图像的质量。

在数字图像处理领域,图像分层技术已得到了广泛应用。根据 Meyer 图像模型^[13],自然图像可以分解为卡通成分和纹理成分,其中卡通成分包含图像中的平滑特征和边缘结构,纹理成分包含大量细节信息。笔者在大量的 TDLAT 重建实验中发现,气体吸收密度分布图像具有与自然图像相似的特性,其中既包含卡通成分也包含纹理成分。据此,笔者将卡通-纹理模型引入 TDLAT,提出了基于卡通-纹理模型的温度重建算法 (TRACT)。鉴于全变差 (TV) 能够较好地表征图像中平滑成分和边缘结构的特性,将 TV 约束引入 Landweber 算法,设计了基于 TV 正则化的 Landweber 迭代算法 (Landweber-TV),用于实现气体吸收密度图像中卡通成分的重建;鉴于迭代收缩阈值算法深度展开网络 (ISTA-Net)^[14-15]能够在数据驱动下实现有效的图像特征重建的特性,设计改进了 ISTA-Net (ISTA-mNet),用于实现气体吸收密度图像中细节纹理成分的重建。利用卡通成分重建与纹理成分重建的相互补充,提高气体吸收密度分布图像的整体重建质量,进而提高了利用双线测温法计算出的温度分布图像的质量。仿真实验结果与实际 TDLAT 系统的实验结果均表明,与现有迭代层析成像算法相比,所提 TRACT 算法具有较高的温度分布重建性能。

2 理论基础

2.1 TDLAT 数学模型

当一束频率为 ν 的激光束穿过燃烧场中的待测区域时,光强会由于气体的吸收而发生衰减,其衰减规律满足 Beer-Lambert 定律^[2]。路径积分吸收值 A_ν 可以表示为

$$A_\nu = \int_0^L \{ P(l) \cdot X(l) \cdot S_\nu [T(l)] \} dl = \int_0^L a_\nu(l) dl, \quad (1)$$

式中: $P(l)$ 、 $T(l)$ 、 $X(l)$ 和 $a_\nu(l)$ 分别表示光路上 l 位置处的气体压强 (气压)、温度、浓度与吸收密度; L 为光路长度; $S_\nu(\cdot)$ 是与温度相关的吸收谱线的线强函数,表示气体对光吸收的强弱程度。若将燃烧场待测区域离散成 M 个均匀的网格,并设每个网格内的气体参数是均匀的^[3],则式 (1) 可以转化成离散形式,即

$$A_{\nu,g} = \sum_{m=1}^M a_{\nu,m} L_{g,m}, \quad (2)$$

式中: $A_{\nu,g}$ 为频率 ν 下第 g 条激光束 ($g=1, 2, \dots, G$, 其中 G 为激光束数) 的路径积分吸收值; $L_{g,m}$ 为第 g 条激

光束在第 m 个网格上的弦长 ($m=1, 2, \dots, M$)。设整个燃烧场待测区域的气压 P 是均匀的^[3],则频率 ν 下第 m 个网格的气体吸收密度 $a_{\nu,m}$ 可以表示为

$$a_{\nu,m} = P \cdot S_\nu(T_m) \cdot X_m, \quad (3)$$

式中: T_m 和 X_m 分别表示第 m 个网格的气体温度与浓度。

若令 $\mathbf{A}_\nu = [A_{\nu,g}] \in \mathbb{R}^{G \times 1}$ 表示路径积分吸收值向量, $\mathbf{L} = [L_{g,m}] \in \mathbb{R}^{G \times M}$ 表示弦长矩阵, $\mathbf{T} = [T_m] \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ 、 $\mathbf{X} = [X_m] \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ 和 $\mathbf{a}_\nu = [a_{\nu,m}] \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ 分别表示气体温度、气体浓度和气体吸收密度向量,则 \mathbf{A}_ν 可以表示成矩阵运算形式,即

$$\mathbf{A}_\nu = \mathbf{L} \mathbf{a}_\nu = P \mathbf{L} [S_\nu(\mathbf{T}) \odot \mathbf{X}], \quad (4)$$

式中: \odot 表示对应元素相乘。

基于以上模型, TDLAT 系统中的温度分布重建问题可以表述为: 根据 w 个频率下测量到的路径积分吸收值向量 $\{\mathbf{A}_\nu; \nu = \nu_1, \dots, \nu_w\}$ 和已知的弦长矩阵 \mathbf{L} , 求解出耦合在气体吸收密度向量 $\{\mathbf{a}_\nu; \nu = \nu_1, \dots, \nu_w\}$ 中的温度分布向量 $\hat{\mathbf{T}}$ 。

2.2 双线测温法

双线测温法是一种经典的 TDLAT 温度重建方法。该方法的本质是利用两条不同频率吸收谱线 (设频率为 ν_1, ν_2) 下燃烧场待测区域第 m 个网格重建的气体吸收密度 $a_{\nu_1,m}$ 、 $a_{\nu_2,m}$ 的比值 $R(T_m)$ 求解温度分布 T_m ^[3,12], 即计算

$$R(T_m) = \frac{a_{\nu_1,m}}{a_{\nu_2,m}} = \frac{S_{\nu_1}(T_m)}{S_{\nu_2}(T_m)} = \frac{S_{\nu_1}(T_0)}{S_{\nu_2}(T_0)} \exp \left[-\frac{hc}{k} (E_1'' - E_2'') \left(\frac{1}{T_m} - \frac{1}{T_0} \right) \right], \quad (5)$$

从而计算得到

$$T_m = \frac{(E_2'' - E_1'') \frac{hc}{k}}{\ln R(T_m) + \ln \frac{S_{\nu_2}(T_0)}{S_{\nu_1}(T_0)} + (E_2'' - E_1'') \frac{hc}{kT_0}}, \quad (6)$$

式中: h 为普朗克常数; c 为光速; k 为波尔兹曼常数; T_0 为参考温度; E_1'' 和 E_2'' 分别是在频率 ν_1 和 ν_2 下吸收跃迁的低能级能量。

2.3 卡通-纹理模型

气体吸收密度的精确重建是基于双线测温法实现温度分布重建的关键。Landweber 算法是一种经典的迭代重建技术,已被广泛应用于 TDLAT 气体吸收密度的重建。笔者在前期实验中利用 Landweber 算法对如图 1(a) 所示的代表性气体吸收密度分布图像进行了重建,重建图像如图 1(b) 所示,重建图像相对于原始图像的残差如图 1(c) 所示。由图 1 可见,虽然重建图像中包含了原始气体吸收密度分布中的主体结构信息,但是残差图像中还残留着较多的细节信息。

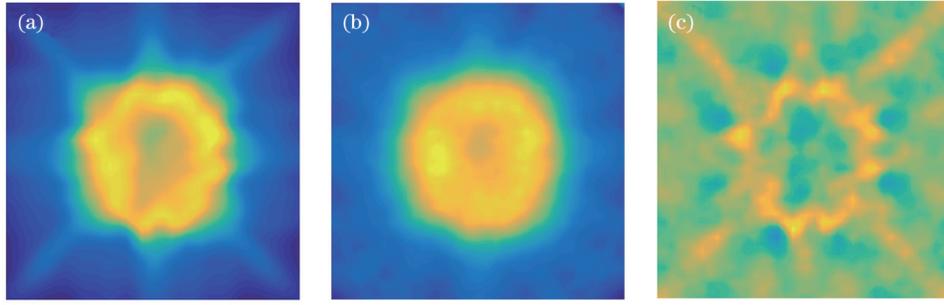


图1 气体吸收密度分布图像的重建示例。(a)原始气体吸收密度分布图像;(b)Landweber算法重建图像;(c)残差图像

Fig.1 Reconstruction of absorbance density image for a simulated phantom. (a) Original absorbance density image; (b) image reconstructed with the Landweber algorithm; (c) residual image

根据实验观察与分析,笔者将图像处理领域的卡通-纹理模型引入 TDLAT,将气体吸收密度分布图像 $\bar{\mathbf{a}}_v \in \mathbb{R}^{\sqrt{M} \times \sqrt{M}}$ 建模成卡通成分 $\bar{\mathbf{a}}_{c,v} \in \mathbb{R}^{\sqrt{M} \times \sqrt{M}}$ 与纹理成分 $\bar{\mathbf{a}}_{t,v} \in \mathbb{R}^{\sqrt{M} \times \sqrt{M}}$ 的叠加,即

$$\bar{\mathbf{a}}_v = \bar{\mathbf{a}}_{c,v} + \bar{\mathbf{a}}_{t,v}, \quad (7)$$

对应的向量表示形式为

$$\mathbf{a}_v = \mathbf{a}_{c,v} + \mathbf{a}_{t,v}, \quad (8)$$

式中: $\mathbf{a}_{c,v} \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ 与 $\mathbf{a}_{t,v} \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ 分别表示气体吸收密度向量 $\mathbf{a}_v \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ 中的卡通成分与纹理成分。

在此基础上,笔者提出基于卡通-纹理模型的 TDLAT 温度重建算法 TRACT,利用气体吸收密度卡通成分重建与纹理成分重建的互补,提高双线测温法的重建效果。

3 基于卡通-纹理模型的燃烧场温度分布重建

3.1 TRACT 整体框架

笔者提出的基于卡通-纹理模型的 TDLAT 温度重建算法 TRACT 的整体结构如图 2 所示。该算法主要包括基于卡通-纹理模型的气体吸收密度重建和基于双线测温法的燃烧场温度分布重建两大步骤。气体吸收密度重建由卡通成分重建阶段和纹理成分重建阶段组成,其中:前者基于具有良好平滑特征、边缘特征保持特性的 Landweber-TV 算法重建气体吸收密度图像中的卡通成分,后者基于具有良好细节表征与恢复能力的 ISTA-mNet 重建气体吸收密度图像中的细节纹理成分。

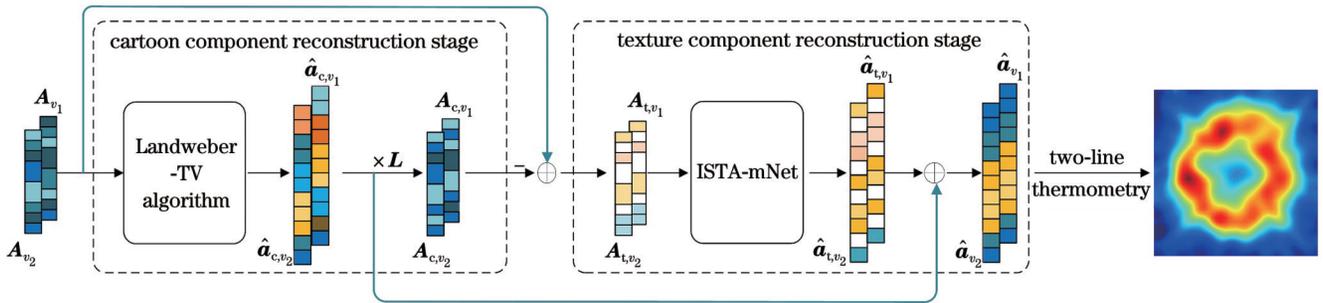


图2 所提 TRACT 算法的整体结构

Fig. 2 Overall architecture of the proposed TRACT algorithm

3.2 卡通成分重建阶段

笔者将 TV 正则化引入 Landweber 算法,设计了 Landweber-TV 算法,用于实现燃烧场气体吸收密度分布图像中卡通成分的重建。

将该阶段求解的优化问题表示为

$$\hat{\mathbf{a}}_c = \arg \min_{\mathbf{a}} \|\mathbf{A} - \mathbf{L}\mathbf{a}\|_2^2 + \lambda_c \text{TV}(\mathbf{a}), \quad (9)$$

其中, $\text{TV}(\cdot)$ 可以表示为

$$\text{TV}(\mathbf{a}) = \|\nabla \bar{\mathbf{a}}\|_1 = \sum_{x,y} |\nabla \bar{\mathbf{a}}(x,y)|. \quad (10)$$

为了便于后续算法描述,这里省略了频率 v 下路径积分吸收值向量 \mathbf{A}_v 与气体吸收密度向量 \mathbf{a}_v 的下标 v 。

在式(9)~(10)中: λ_c 为正则化参数; $\text{TV}(\cdot)$ 表示全变差计算^[16]; $\bar{\mathbf{a}} \in \mathbb{R}^{\sqrt{M} \times \sqrt{M}}$ 表示气体吸收密度向量 $\mathbf{a} \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ 的二维矩阵形式; $\bar{\mathbf{a}}(x,y)$ 表示矩阵 $\bar{\mathbf{a}}$ 中坐标为 (x,y) 的元素; ∇ 表示二维梯度算子。 $|\nabla \bar{\mathbf{a}}(x,y)|$ 的计算公式为

$$|\nabla \bar{\mathbf{a}}(x,y)| = \sqrt{[\text{D}_x \bar{\mathbf{a}}(x,y)]^2 + [\text{D}_y \bar{\mathbf{a}}(x,y)]^2}, \quad (11)$$

式中: D_x 和 D_y 分别表示水平方向和垂直方向的差分算子, $\text{D}_x \bar{\mathbf{a}}(x,y)$ 和 $\text{D}_y \bar{\mathbf{a}}(x,y)$ 的计算公式分别为

$$\text{D}_x \bar{\mathbf{a}}(x,y) = \bar{\mathbf{a}}(x,y) - \bar{\mathbf{a}}(x-1,y), \quad (12)$$

$$\text{D}_y \bar{\mathbf{a}}(x,y) = \bar{\mathbf{a}}(x,y) - \bar{\mathbf{a}}(x,y-1). \quad (13)$$

笔者将基于 Landweber 算法迭代求解带 TV 正则项的优化问题(9)的过程命名为 Landweber-TV 算法。该算法的具体步骤如表 1 所示。

表 1 Landweber-TV 算法的具体步骤
Table 1 Detailed steps of the Landweber-TV algorithm

Algorithm 1: Landweber-TV algorithm

Input: path integrated absorbance vector $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{G \times 1}$, chord length matrix $\mathbf{L} \in \mathbb{R}^{G \times M}$, regularization parameter λ_c , and the number of iterations N

Initialize: $\mathbf{a}^0 = \mathbf{0}^{M \times 1}$

Iterations:

For $n = 1, 2, \dots, N$ do

$$\mathbf{a}^n = \mathbf{a}^{n-1} + \lambda_c \mathbf{L}^T (\mathbf{A} - \mathbf{L} \mathbf{a}^{n-1})$$

$$\mathbf{a}^n = \max(\mathbf{a}^n, 0)$$

$$\bar{\mathbf{a}}^n = \text{Vector2Matrix}(\mathbf{a}^n)$$

$$\bar{\mathbf{V}} = \frac{\partial \text{TV}(\bar{\mathbf{a}}^n)}{\partial \bar{\mathbf{a}}^n}$$

$$\mathbf{V} = \text{Matrix2Vector}(\bar{\mathbf{V}})$$

$$d^n = \|\mathbf{a}^n - \mathbf{a}^{n-1}\|_2$$

$$\mathbf{a}^n = \mathbf{a}^{n-1} + \lambda_c d^n \frac{\mathbf{V}}{\|\mathbf{V}\|_2}$$

$$\mathbf{a}^n = \max(\mathbf{a}^n, 0)$$

End for

$$\hat{\mathbf{a}}_c = \mathbf{a}^N$$

Output: $\hat{\mathbf{a}}_c \in \mathbb{R}^{M \times 1}$

在算法 1 中, \mathbf{a}^n 表示第 n 次迭代重建的气体吸收密度向量, $\bar{\mathbf{a}}^n$ 表示 \mathbf{a}^n 对应的矩阵形式, $\text{Vector2Matrix}(\cdot)$ 和 $\text{Matrix2Vector}(\cdot)$ 分别表示向量到矩阵的转换和矩阵到向量的转换。矩阵 $\bar{\mathbf{V}}$ 中元素 $\bar{V}(x, y)$ 的具体计算公式为

$$\bar{V}(x, y) = \frac{\partial |\nabla \bar{\mathbf{a}}(x, y)|}{\partial \bar{\mathbf{a}}(x, y)} \approx \frac{2a(x, y) - a(x-1, y) - a(x, y-1)}{\sqrt{[a(x, y) - a(x-1, y)]^2 + [a(x, y) - a(x, y-1)]^2} + \epsilon} + \frac{a(x, y) - a(x+1, y)}{\sqrt{[a(x+1, y) - a(x, y)]^2 + [a(x+1, y) - a(x+1, y-1)]^2} + \epsilon} + \frac{a(x, y) - a(x, y+1)}{\sqrt{[a(x, y+1) - a(x, y)]^2 + [a(x, y+1) - a(x-1, y+1)]^2} + \epsilon}, \quad (14)$$

式中: ϵ 是为了防止分母为 0 而引入的参数, 在实验中设置 $\epsilon = 10^{-8}$ 。

3.3 纹理成分重建阶段

实验中发现, Landweber-TV 算法能够较好地重建出气体吸收密度图像中的平滑成分和边缘结构, 从而使重建图像呈现出气体吸收密度分布的大体轮廓与平滑特征。然而, 通过观察原始图像与 Landweber-TV 算法重建图像的残差可以发现, 虽然与 Landweber 算法重建图像的残差相比, 该图像中的非零元素明显减少, 但其中还是包含着许多细节信息。若能够有针对性地细节信息进行更有效的重建, 则有望进一步提高气体吸收密度分布的整体重建质量, 进而提高燃烧场温度分布图像的重建质量。

ISTA-Net 利用神经网络实现数据驱动下的图像稀疏表示与滤波重建, 不但继承了传统 ISTA 迭代算

法的可解释性与通用性, 而且突破了采用固定变换域的图像滤波的局限性^[14]。笔者对 ISTA-Net 进行改进, 构建网络模型 ISTA-mNet, 用于实现气体吸收密度分布图像中纹理成分的重建, 补充卡通成分重建阶段遗漏掉的细节信息, 提高燃烧场温度图像的重建质量。

利用弦长矩阵 \mathbf{L} 将卡通成分重建阶段利用 Landweber-TV 算法重建的气体吸收密度向量 $\hat{\mathbf{a}}_c$ 映射为路径积分吸收值向量 $\mathbf{L}\hat{\mathbf{a}}_c$, 并计算出残差路径积分吸收值向量 \mathbf{A}_t , 即

$$\mathbf{A}_t = \mathbf{A} - \mathbf{L}\hat{\mathbf{a}}_c. \quad (15)$$

本阶段基于稀疏正则化, 根据残差路径积分吸收值向量 \mathbf{A}_t 重建气体吸收密度分布中的纹理成分 $\hat{\mathbf{a}}_t$ 。将纹理成分重建阶段求解的优化问题表示为

$$\hat{\mathbf{a}}_t = \arg \min_{\mathbf{a}} \|\mathbf{A}_t - \mathbf{L}\mathbf{a}\|_2 + \lambda_t \|f(\mathbf{a})\|_1, \quad (16)$$

式中: λ_l 为正则化参数; $f(\cdot)$ 表示稀疏变换。

这里, 结合稀疏表示与 ISTA 实现式 (16) 所示优化问题的迭代求解, 其中第 k 次迭代由式 (17) 所示的线性运算和式 (18) 所示的非线性运算构成。

$$\mathbf{r}^k = \mathbf{a}^{k-1} + \rho^{k-1} \mathbf{L}^T (\mathbf{A}_l - \mathbf{L} \mathbf{a}^{k-1}), \quad (17)$$

$$\mathbf{a}^k = y^k(\mathbf{r}^k) = \tilde{f}_{\text{net}} \left\{ \text{soft} \left[f_{\text{net}}^k(\mathbf{r}^k); \theta^{k-1} \right] \right\}, \quad (18)$$

式中: \mathbf{r}^k 和 \mathbf{a}^k 分别表示第 k 次迭代线性运算和非线性运算的计算结果; ρ^{k-1} 为迭代步长; $y^k(\mathbf{r}^k)$ 表示 \mathbf{r}^k 的邻近映射。本文基于变换域滤波实现 $y^k(\cdot)$, 其中 $f^k(\cdot)$ 和 $\tilde{f}^k(\cdot)$ 分别表示稀疏变换及其逆变换, $\text{soft}(\cdot; \theta^{k-1})$ 表示软阈值滤波, θ^{k-1} 为阈值。

笔者基于 ISTA-Net, 结合 ISTA 迭代的可解释性和神经网络的学习能力, 设计了 ISTA-mNet 模型。ISTA-mNet 将 K 次迭代展开成 K 层网络运算, 其中第 k 层由式 (17) 所示的线性运算和式 (19) 所示的基于网络实现的非线性运算构成。

$$\mathbf{a}^k = y_{\text{Net}}^k(\mathbf{r}^k) = \tilde{f}_{\text{net}}^k \left\{ \text{soft} \left[f_{\text{net}}^k(\mathbf{r}^k); \theta^{k-1} \right] \right\}, \quad (19)$$

式中: $y_{\text{Net}}^k(\cdot)$ 表示基于网络实现的变换域滤波; $f_{\text{net}}^k(\cdot)$ 与 $\tilde{f}_{\text{net}}^k(\cdot)$ 分别表示基于网络实现的稀疏变换及其逆变换。非线性运算 $\mathbf{a}^k = y_{\text{Net}}^k(\mathbf{r}^k)$ 基于网络的具体实现过程如图 3 所示, 其中主要包括卷积运算 (Conv)、全连接运算 (FC) 和线性整流函数 (ReLU)。

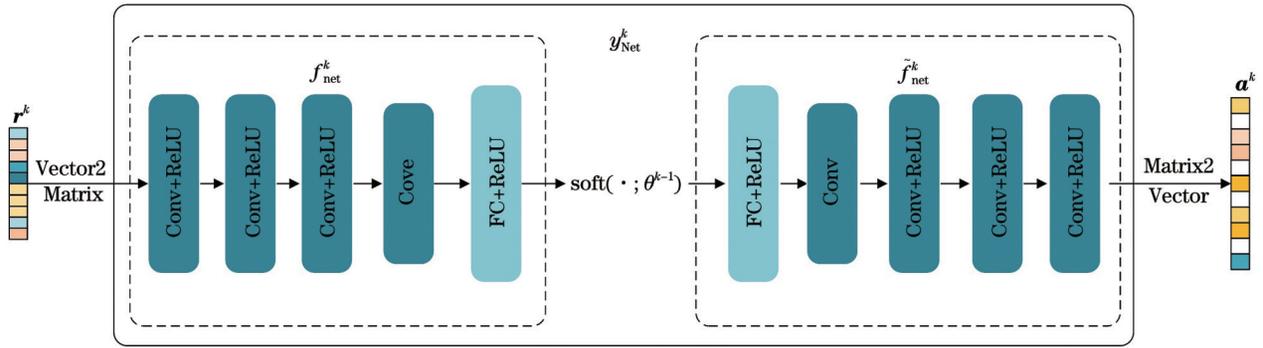


图 3 ISTA-mNet 中实现第 k 层非线性运算的网络模块

Fig. 3 Network block implementing the nonlinear operation in the k -th layer of ISTA-mNet

笔者为气体吸收密度分布纹理成分重建阶段设计的 ISTA-mNet 的具体实现过程如表 2 所示。

表 2 ISTA-mNet 的具体实现过程

Table 2 Implementation process of ISTA-mNet

Algorithm 2: ISTA-mNet

Input: path integrated absorbance vector $\mathbf{A}_l \in \mathbb{R}^{G \times 1}$, chord length matrix $\mathbf{L} \in \mathbb{R}^{G \times M}$, the number of layers K , initial step size ρ^0 , and initial threshold θ^0

Initialize: $\mathbf{a}^0 = \mathbf{L}^T \mathbf{A}_l$

Iterations:

For $k = 1, 2, \dots, K$ do

Linear operation:

$$\mathbf{r}^k = \mathbf{a}^{k-1} + \rho^{k-1} \mathbf{L}^T (\mathbf{A}_l - \mathbf{L} \mathbf{a}^{k-1})$$

Nonlinear operation:

$$\bar{\mathbf{r}}^k = \text{Vector2Matrix}(\mathbf{r}^k)$$

$$\bar{\mathbf{a}}^k = y_{\text{Net}}^k(\bar{\mathbf{r}}^k) = \tilde{f}_{\text{net}}^k \left\{ \text{soft} \left[f_{\text{net}}^k(\bar{\mathbf{r}}^k); \theta^{k-1} \right] \right\}$$

$$\mathbf{a}^k = \text{Matrix2Vector}(\bar{\mathbf{a}}^k)$$

End for

$$\hat{\mathbf{a}}_l = \mathbf{a}^K$$

Output: $\hat{\mathbf{a}}_l \in \mathbb{R}^{M \times 1}$

在算法 2 中, \mathbf{r}^k 和 \mathbf{a}^k 分别表示第 k 次线性运算与非线性运算的结果, $\bar{\mathbf{r}}^k$ 和 $\bar{\mathbf{a}}^k$ 分别表示 \mathbf{r}^k 和 \mathbf{a}^k 对应的矩阵形式, 迭代步长 $\{\rho^1, \rho^2, \dots, \rho^{K-1}\}$ 与阈值 $\{\theta^1, \theta^2, \dots, \theta^{K-1}\}$ 均为 ISTA-mNet 中的可学习参数。

3.4 TRACT 的具体实现过程

笔者提出的基于卡通-纹理模型的温度重建算法

TRACT 的具体实现过程如表 3 所示。

算法 3 分别在频率 v_1 和 v_2 下基于卡通-纹理模型

表 3 TRACT 的具体实现过程

Table 3 Implementation process of TRACT

Algorithm 3: TRACT

Input: path integrated absorbance vectors $\mathbf{A}_{v_1} \in \mathbb{R}^{G \times 1}$ and $\mathbf{A}_{v_2} \in \mathbb{R}^{G \times 1}$, chord length matrix $\mathbf{L} \in \mathbb{R}^{G \times M}$, regularization parameter λ_c , the number of iterations N in Landweber-TV, the number of layers K in ISTA-mNet, initial step size ρ^0 , and initial threshold θ^0

Initialize: $\mathbf{a}_{v_1}^0 = \mathbf{0}^{M \times 1}$, $\mathbf{a}_{v_2}^0 = \mathbf{0}^{M \times 1}$

Iterations:

For $v = v_1, v_2$ do

Cartoon component reconstruction stage:

$$\hat{\mathbf{a}}_{c,v} = \text{Landweber-TV} \{ \mathbf{A}_v, \mathbf{L}, \lambda_c, N \}$$

Texture component reconstruction stage:

$$\hat{\mathbf{a}}_{t,v} = \mathbf{A}_v - \mathbf{L} \hat{\mathbf{a}}_{c,v}$$

$$\hat{\mathbf{a}}_{t,v} = \text{ISTA-mNet} \{ \hat{\mathbf{a}}_{t,v}, \mathbf{L}, K, \rho^0, \theta^0 \}$$

Reconstructed absorbance density vector:

$$\hat{\mathbf{a}}_v = \hat{\mathbf{a}}_{c,v} + \hat{\mathbf{a}}_{t,v}$$

End for

For $m = 1, 2, \dots, M$ do

$$\hat{T}_m = \frac{(E_2'' - E_1'') \frac{hc}{k}}{\ln \frac{\hat{a}_{v_1,m}}{\hat{a}_{v_2,m}} + \ln \frac{S_{v_2}(T_0)}{S_{v_1}(T_0)} + (E_2'' - E_1'') \frac{hc}{k T_0}}$$

End for

Output: temperature distribution vector $\hat{\mathbf{T}} = [\hat{T}_1, \hat{T}_2, \dots, \hat{T}_M]^T$

重建出气体吸收密度向量 $\hat{\mathbf{a}}_{v_1}$ 和 $\hat{\mathbf{a}}_{v_2}$, 进而利用双线测温法由 $\hat{\mathbf{a}}_{v_1}$ 和 $\hat{\mathbf{a}}_{v_2}$ 计算出温度分布向量 $\hat{\mathbf{T}}$ 。

4 实验结果与分析

4.1 实验模型

在实验中采用的 TDLAT 系统的激光光路布置如图 4 所示。该系统中的 32 路激光束划分为 4 组, 分别布置于 0° 、 45° 、 90° 和 135° 位置处, 每个角度上布置 8 条等间距的平行激光束, 相邻激光束的距离为 18 mm。选取位于该系统测量空间中心位置处且激光束分布最密集的 $144 \text{ mm} \times 144 \text{ mm}$ 的正方形区域为 RoI, 并将其离散化为 40×40 个均匀网格。本次实验的具体重建目标为: 根据 32 路激光束在频率 v_1 、 v_2 下获得的路径积分吸收值向量 $\mathbf{A}_{v_1} \in \mathbb{R}^{32 \times 1}$ 和 $\mathbf{A}_{v_2} \in \mathbb{R}^{32 \times 1}$, 重建燃烧场 RoI 的温度分布 $\hat{\mathbf{T}} \in \mathbb{R}^{1600 \times 1}$ 。

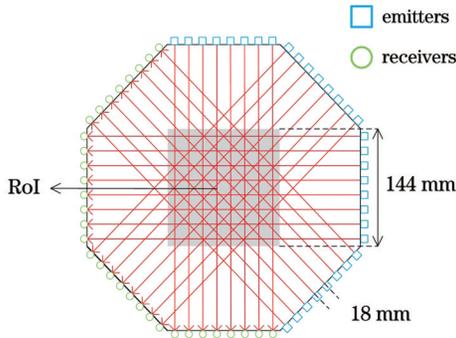


图 4 TDLAT 实验系统中的光路布置

Fig. 4 Optical layout of the TDLAT experimental system

4.2 数据集的建立

使用美国国家标准与技术研究所开发的火焰动力学模拟器 (FDS)^[17-18] 生成仿真实验数据。在实验中, 设置尺寸为 $48 \text{ cm} \times 48 \text{ cm} \times 48 \text{ cm}$ 的仿真区域, 将顶部和四周设为开放边界, 并将其离散为 $96 \times 96 \times 96$ 的均匀网格。将一个环形燃烧器放置于区域底部的中心, 选择甲烷为燃料, 水蒸气 (H_2O) 为被测气体。通过改变燃烧器直径和燃料的流速进行 10 次燃烧过程仿真。在距燃烧器 6 cm 高的位置处布置虚拟气体参数传感器, 采集该横截面上每个网格的温度和 H_2O 浓度。

为了能够将笔者设计的 TRACT 算法应用于实际的 TDLAT 系统进行温度测量实验, 根据图 4 所示的 TDLAT 系统中的激光光路布置生成仿真数据集, 用于对 TRACT 算法进行训练与性能测试。选择 FDS 仿真区域横截面中心位置的 40×40 网格区域为 RoI, 以 10 次燃烧仿真过程中不同时刻在该 RoI 上采集到的温度与 H_2O 浓度分布构建包含 11700 个不同样本的数据集。数据集中的温度范围为 $293 \sim 1600 \text{ K}$, H_2O 浓度范围为 $0.01 \sim 0.15$ 。数据集中每个样本 $[(\mathbf{A}_{v_1}, \mathbf{A}_{v_2}), (\mathbf{a}_{v_1}, \mathbf{a}_{v_2}), (\mathbf{A}_{t,v_1}, \mathbf{A}_{t,v_2}), (\mathbf{a}_{t,v_1}, \mathbf{a}_{t,v_2}), \mathbf{T}]$ 的具体生成步骤如下:

1) 将 40×40 个网格的 RoI 记录的温度分布向量与 H_2O 浓度分布向量分别表示为 $\mathbf{T} \in \mathbb{R}^{1600 \times 1}$ 与 $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{1600 \times 1}$;

2) 根据式(3)在频率 v_1 、 v_2 下计算气体吸收密度向量 $\mathbf{a}_{v_1} \in \mathbb{R}^{1600 \times 1}$ 和 $\mathbf{a}_{v_2} \in \mathbb{R}^{1600 \times 1}$;

3) 根据式(4)计算频率 v_1 、 v_2 下的路径积分吸收值向量 $\mathbf{A}_{v_1} \in \mathbb{R}^{32 \times 1}$ 和 $\mathbf{A}_{v_2} \in \mathbb{R}^{32 \times 1}$, 其中弦长矩阵 $\mathbf{L} \in \mathbb{R}^{32 \times 1600}$ 根据图 4 所示的 TDLAT 系统中的激光光路布置确定;

4) 调用 Landweber-TV 算法在频率 v_1 、 v_2 下计算气体吸收密度向量的卡通成分 $\hat{\mathbf{a}}_{c,v_1} = \text{Landweber-TV}\{\mathbf{A}_{v_1}, \mathbf{L}, \lambda_c, N\}$ 和 $\hat{\mathbf{a}}_{c,v_2} = \text{Landweber-TV}\{\mathbf{A}_{v_2}, \mathbf{L}, \lambda_c, N\}$, 进而在频率 v_1 、 v_2 下计算气体吸收密度向量的纹理成分 $\mathbf{a}_{t,v_1} = \mathbf{a}_{v_1} - \hat{\mathbf{a}}_{c,v_1}$ 和 $\mathbf{a}_{t,v_2} = \mathbf{a}_{v_2} - \hat{\mathbf{a}}_{c,v_2}$;

5) 根据式(15)在频率 v_1 、 v_2 下计算残差路径积分吸收值向量 $\mathbf{A}_{t,v_1} \in \mathbb{R}^{32 \times 1}$ 和 $\mathbf{A}_{t,v_2} \in \mathbb{R}^{32 \times 1}$ 。

在进行 ISTA-mNet 训练与测试时, 样本以 $(\mathbf{A}_{t,v_1}, \mathbf{A}_{t,v_2})$ 为输入并以 $(\mathbf{a}_{t,v_1}, \mathbf{a}_{t,v_2})$ 为标签; 在进行完整 TRACT 算法测试时, 样本以 $(\mathbf{A}_{v_1}, \mathbf{A}_{v_2})$ 为输入并以 \mathbf{T} 为标签。

4.3 实验参数设置

实验中发现正则化参数 λ_c 的选择对 TRACT 算法性能的影响很小, 但对 Landweber-TV 算法性能的影响较大。为了保证后续比较的公平性, 根据前期对 Landweber-TV 算法性能的调优将 λ_c 设置为 0.06。依据消融实验的结果, 将 TRACT 算法中 Landweber-TV 的迭代次数 N 设置为 50, 将 ISTA-mNet 的总层数 K 设置为 8。根据网络训练经验, 将 ISTA-mNet 的初始步长 ρ^0 和初始阈值 θ^0 分别设置为 0.05 和 0.001。 f_{net}^k 的第一层卷积运算采用 32 个 3×3 卷积核, 其余三层卷积运算均采用 32 个 $3 \times 3 \times 32$ 卷积核; 在全连接运算中, 神经元的个数为 1600。 \tilde{f}_{net}^k 的结构与 f_{net}^k 对称。

ISTA-mNet 的训练与测试: 随机选取数据集中的 11000 个样本构成训练集, 以剩余的 700 个样本构成测试集。设置训练轮数 (epoch) 为 30, 在每轮训练前将训练集随机划分成大小为 32 的批次 (batch), 采用 Adam 优化器更新参数, 设置学习率为 0.0001。损失函数 L_{total} 的定义为

$$L_{\text{total}} = L_{\text{mse}} + \beta_1 L_{\text{sym}} + \beta_2 L_{\text{sps}}, \quad (20)$$

式中: L_{mse} 为均方误差, 定义式如式(21)所示, 用于约束 ISTA-mNet 的重建误差; L_{sym} 为对称约束, 定义式如式(22)所示, 用于约束稀疏变换 f_{net}^k 与其逆变换 \tilde{f}_{net}^k 的对称性; L_{sps} 为稀疏约束, 定义式如式(23)所示, 用于约束变换的稀疏表示性能; β_1 与 β_2 为权重参数, 实验中分别设为 0.01 与 0.001。

$$L_{\text{mse}} = \frac{1}{J_{\text{train}}} \sum_{j=1}^{J_{\text{min}}} \|\hat{\mathbf{a}}_{t,j} - \mathbf{a}_{t,j}\|_2^2, \quad (21)$$

$$L_{\text{sym}} = \frac{1}{J_{\text{train}}} \sum_{j=1}^{J_{\text{train}}} \sum_{k=1}^K \left\| \tilde{f}_{\text{net}}^k [f_{\text{net}}^k(\mathbf{r}_j^k)] - \mathbf{r}_j^k \right\|_2^2, \quad (22)$$

$$L_{\text{spa}} = \frac{1}{J_{\text{train}}} \sum_{j=1}^{J_{\text{train}}} \sum_{k=1}^K \left\| f_{\text{net}}^k(\mathbf{r}_j^k) \right\|_1, \quad (23)$$

式中: $\hat{\mathbf{a}}_{t,j}$ 表示以第 j 个训练样本的 $\mathbf{A}_{t,j}$ 为输入时 ISTA-mNet 得到的最终输出; $\mathbf{a}_{t,j}$ 为对应的标签; \mathbf{r}_j^k 表示 ISTA-mNet 中第 k 层线性运算的结果; $f_{\text{net}}^k(\mathbf{r}_j^k)$ 表示第 k 层非线性运算中对 \mathbf{r}_j^k 进行稀疏变换的结果; $\tilde{f}_{\text{net}}^k [f_{\text{net}}^k(\mathbf{r}_j^k)]$ 表示对 $f_{\text{net}}^k(\mathbf{r}_j^k)$ 进行逆变换后的结果; J_{train} 表示训练集中的样本数, 在实验中设置 $J_{\text{train}}=11000$ 。

4.4 仿真实验结果与分析

为了更好地评价笔者提出的 TRACT 算法的重建性能, 将其与现有的具有较高性能的基于 Landweber 的温度分布重建算法、基于 ART 与 TV 正则化的温度分布重建算法^[19] (ART-TV)、基于卷积神经网络的温度分布重建方案^[8] (HCNN) 进行比较。此外, 为了验证将卡通-纹理模型引入 TDLAT 温度重建的有效性, 将基于 Landweber-TV 实现的温度分布重建结果与 TRACT 算法的重建结果进行对比。实验基于 PyTorch 深度学习框架实现, 硬件配置为 Intel i5-7300HQ CPU、8 GB 内存、NVIDIA GeForce GTX 1050 Ti GPU。采用归一化均方误差 (NMSE) ξ 评价不同方案的温度分布重建性能, 其定义为

$$\xi = \frac{1}{J_{\text{test}}} \sum_{j=1}^{J_{\text{test}}} \frac{\left\| \hat{\mathbf{T}}_j - \mathbf{T}_j \right\|_2^2}{\left\| \mathbf{T}_j \right\|_2^2}, \quad (24)$$

式中: $\hat{\mathbf{T}}_j$ 和 \mathbf{T}_j 分别表示第 j 个测试样本的重建温度分布和真实温度分布; J_{test} 为测试样本的数量, 在实验中设置 $J_{\text{test}}=700$ 。

文献[20-21]论证了实际测量环境中多种来源的测量噪声的总体效果可以依据大数定理近似建模成加性高斯噪声。据此, 笔者在仿真实验中采用式(25)所示的方式在测试样本的路径积分测量值向量 \mathbf{A}_v 上引入加性高斯噪声。

$$\mathbf{A}_v' = \mathbf{A}_v + \mathbf{n}, \quad (25)$$

式中: $\mathbf{n} \in \mathbb{R}^{G \times 1}$ 为元素符合高斯分布的噪声向量。笔者基于大量仿真实验在不同噪声参数下比较 Landweber、ART-TV、HCNN、Landweber-TV 和 TRACT 的温度重建性能。借鉴文献[22-23]中的方式, 下文以零均值高斯噪声为例, 对比 5 种算法重建温度分布图像的质量。

图 5 展示了 Landweber、ART-TV、HCNN、Landweber-TV 和 TRACT 在测量值信噪比 (SNR) R_{SN} 为 25 dB~45 dB 时获得的 ξ 值。由图 5 可见, 5 种算法获得的 ξ 值都随着 R_{SN} 的增大而减小。在各给定的信噪比下, 与其他 4 种算法相比, TRACT 获得的 ξ 值始终是最低的。以 $R_{\text{SN}}=35$ dB 为例, Landweber、

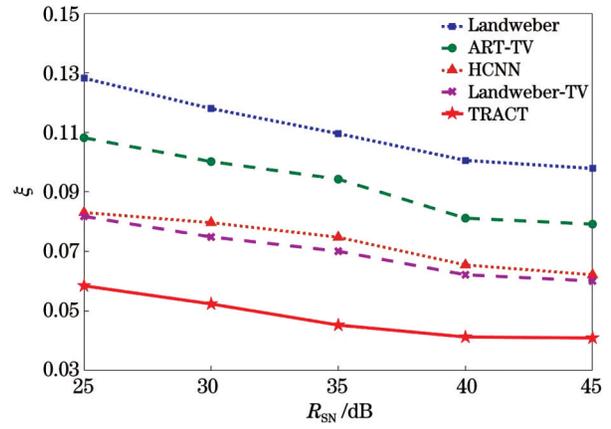


图 5 不同信噪比下 5 种重建算法的归一化均方误差
Fig. 5 Dependence of NMSE on SNRs for five different reconstruction algorithms

ART-TV、HCNN、Landweber-TV、TRACT 获得的 ξ 值分别为 0.1096、0.0943、0.0748、0.0701 和 0.0453。相对于 Landweber、ART-TV、HCNN 和 Landweber-TV, TRACT 获得的 ξ 值分别降低了 58.67%、51.96%、39.44% 和 35.38%。可见, 与 Landweber、ART-TV、HCNN 相比, TRACT 的重建精度更高。另外, 与基于 Landweber-TV 的温度重建算法相比, TRACT 的重建精度更高, 说明 TRACT 引入卡通-纹理模型确实能够起到提高温度图像重建精度的作用。

接下来, 比较 Landweber、ART-TV、HCNN、Landweber-TV 和 TRACT 重建温度图像的主观视觉质量。图 6(a) 展示了从 FDS 仿真数据集中随机选取的一个样本的真实温度分布图像。图 6(b)~(f) 分别展示了 Landweber、ART-TV、HCNN、Landweber-TV 和 TRACT 在 $R_{\text{SN}}=35$ dB 时为该样本重建的温度分布图像, 图 6(g)~(k) 分别展示了与图 6(b)~(f) 对应的残差图像。如图 6 所示, 在 Landweber 和 ART-TV 重建的温度图像中, 高温分布与原始样本差别较大, 低温区域伪迹较多, 残差图像中遗留了较多的细节纹理信息。在 HCNN 重建的温度图像中, 低温区域伪迹较少, 但高温区域的轮廓与原始样本差别较大。与 Landweber、ART-TV 和 HCNN 重建图像相比较, Landweber-TV 与 TRACT 重建的图像温度分布以及整体轮廓更接近于原始样本。对比 Landweber-TV 与 TRACT 的重建图像可以发现, TRACT 重建图像中温度分布的主体轮廓与细节特征均与原始样本更为接近, 而 Landweber-TV 重建图像在不同温度范围内的分布过于均匀, 丢失了原始样本中的许多细节信息。总体说来, 与 Landweber、ART-TV、HCNN、Landweber-TV 相比, TRACT 重建的温度图像与原始样本更为一致, 残差图像中遗留的信息更少。

在其他噪声参数下进行了仿真实验, 结果显示, Landweber、ART-TV、HCNN、Landweber-TV、TRACT 重建图像主/客观质量的相对关系均与上述

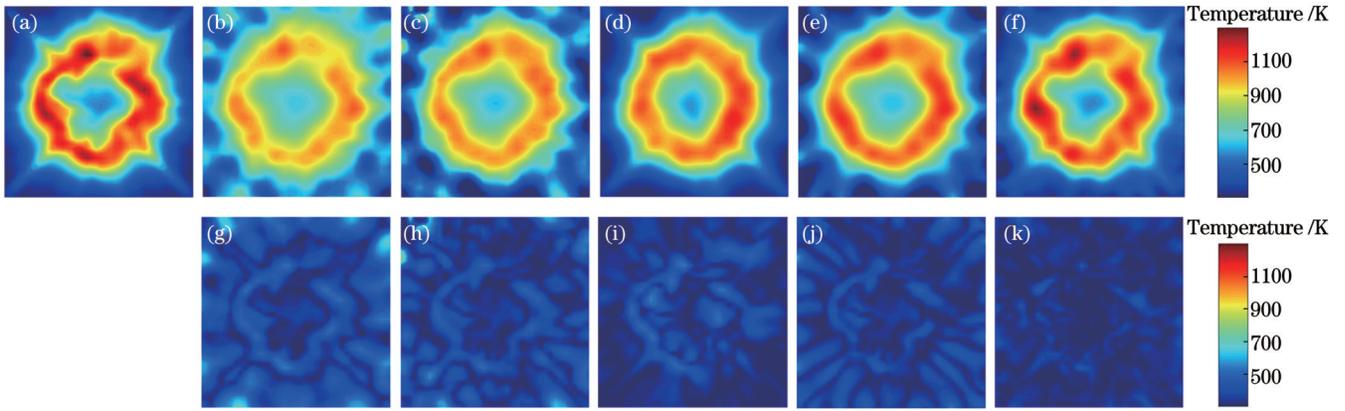


图6 5种算法重建的温度分布图像。(a)原始温度分布图像;(b)~(f)Landweber、ART-TV、HCNN、Landweber-TV、TRACT重建的温度分布图像;(g)~(k)Landweber、ART-TV、HCNN、Landweber-TV、TRACT重建图像对应的残差图像

Fig. 6 Temperature distribution images reconstructed with five different algorithms. (a) Original temperature distribution image; (b)~(f) temperature distribution images reconstructed with Landweber, ART-TV, HCNN, Landweber-TV, and TRACT, respectively; (g)~(k) residual images correspond to the images reconstructed with Landweber, ART-TV, HCNN, Landweber-TV, and TRACT, respectively

示例一致。

4.5 实际 TDLAT 系统测量数据的重建实验

为了进一步验证 TRACT 算法的重建性能,利用实验室搭建的 TDLAT 实验系统获得的实际测量数据进行温度分布图像的重建实验。该系统将以甲烷为燃料的扩散燃烧产生的 H_2O 作为被测气体,使用分布式反馈 (DFB) 激光器 NLK1E5GAAA (NTT Electronics Company) 和 NLK1B5EAA (NTT Electronics Company) 分别测量位于 $\nu_1=7185.60\text{ cm}^{-1}$ 和 $\nu_2=7444.36\text{ cm}^{-1}$ 处的 H_2O 的吸收谱线。图 7(a) 展示了该系统实验现场的俯视图。测量平面位于燃烧器喷嘴正上方 2 cm 高度处。RoI 的空间位置如图 7(a) 中

的方框所示。该 TDLAT 实验系统的其他详细光学设置参见文献 [12, 24-25]。根据实验系统在频率 ν_1, ν_2 下获得的路径积分吸收值向量 $\mathbf{A}_{\nu_1} \in \mathbb{R}^{32 \times 1}$ 和 $\mathbf{A}_{\nu_2} \in \mathbb{R}^{32 \times 1}$ 为燃烧场 RoI 重建 40×40 像素的温度分布图像。

以图 7(a) 所示的代表性燃烧现场为例,图 7(b)~(f) 展示了分别利用 Landweber、ART-TV、HCNN、Landweber-TV 和 TRACT 为该燃烧场 RoI 重建的温度分布图像。比较图 7(b)~(f) 可知,与 Landweber、ART-TV、HCNN、Landweber-TV 的重建图像相比,TRACT 重建图像中火焰的空间定位更准确,火焰区域温度分布的轮廓更规则,非火焰区域的伪影更少。

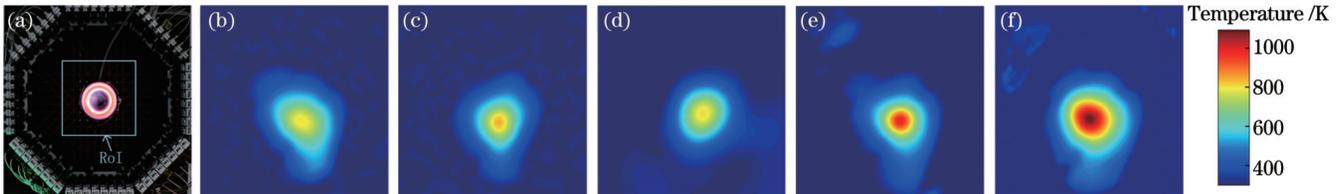


图7 利用 TDLAT 实验系统真实测量数据重建的 RoI 温度分布图像。(a) TDLAT 实验系统测量空间俯视图;(b)~(f) Landweber、ART-TV、HCNN、Landweber-TV、TRACT 算法重建的 RoI 温度分布图像

Fig. 7 Temperature distribution images reconstructed for the RoI in real TDLAT experimental system. (a) Top view of the measurement field of the TDLAT experimental system; (b)~(f) temperature distribution images of the RoI reconstructed by Landweber, ART-TV, HCNN, Landweber-TV, and TRACT, respectively

为了更好地比较温度测量的准确性,将 Landweber、ART-TV、HCNN、Landweber-TV 和 TRACT 重建的温度分布图像中的峰值与热电偶在该 RoI 内实际测量到的温度最高值进行比较。在图 7(a) 所示的燃烧场 RoI 中,热电偶实际测得的温度最高值为 1093 K。在图 7(b)~(f) 所示的温度分布重建图像中,温度峰值分别为 811、901、899、989、1022 K。可见,与其他 4 种算法相比,TRACT 重建的温度峰值与热电偶实际测得的温度最高值更为接近。

5 结 论

笔者将卡通-纹理模型引入 TDLAT 领域,提出了基于卡通-纹理模型的温度重建算法 TRACT。该算法利用针对不同图像特征设计的 Landweber-TV 算法和 ISTA-mNet 网络,分别实现了气体吸收密度图像中卡通成分与细节纹理成分的高效重建,提高了气体吸收密度图像的总重建质量,进而提高了温度分布图像的重建质量。利用 FDS 数据集进行的仿真实验表

明,与现有的温度重建方案 Landweber、ART-TV、HCNN、Landweber-TV 相比,在 25 dB~45 dB 的信噪比范围内,TRACT 算法重建图像的归一化均方差分别降低了 54.37%~58.67%、45.93%~51.96%、29.60%~39.44% 和 28.48%~35.38%,并且 TRACT 算法重建出的温度分布图像中的伪迹更少,温度分布的主体轮廓与细节特征均与原始样本更为接近。利用 TDLAT 实验系统实际测量数据进行的重建实验表明,与 Landweber、ART-TV、HCNN、Landweber-TV 相比,TRACT 算法重建出的温度分布图像能够更准确地反映燃烧场的真实状态。

参 考 文 献

- [1] Cai W W, Kaminski C F. A tomographic technique for the simultaneous imaging of temperature, chemical species, and pressure in reactive flows using absorption spectroscopy with frequency-agile lasers[J]. *Applied Physics Letters*, 2014, 104(3): 034101.
- [2] 曹章,高欣,陆方峰,等.激光吸收光谱层析成像及复杂燃烧场动态监测[J].*中国激光*,2022,49(19):1904002.
Cao Z, Gao X, Lu F H, et al. Laser absorption spectral tomography for dynamical combustion monitoring[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2022, 49(19): 1904002.
- [3] Liu C, Xu L J. Laser absorption spectroscopy for combustion diagnosis in reactive flows: a review[J]. *Applied Spectroscopy Reviews*, 2019, 54(1): 1-44.
- [4] Yan Y C, Liu M Z, Xiong J K, et al. An improved ART algorithm for attenuation coefficient reconstruction of tomographic gamma scanners[J]. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, 2022, 1038: 166910.
- [5] Dong J, Kudo H, Kim Y. Accelerated algorithm for the classical SIRT method in CT image reconstruction[C]//*Proceedings of the 5th International Conference on Multimedia and Image Processing*. January 10-12, 2020, Nanjing, China. New York: ACM Press, 2020: 49-55.
- [6] Jeon M G, Deguchi Y, Kamimoto T, et al. Performances of new reconstruction algorithms for CT-TDLAS (computer tomography-tunable diode laser absorption spectroscopy)[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2017, 115: 1148-1160.
- [7] 姚纪阳,郑晓钊,李华军,等.基于改进 Landweber 算法的光学层析成像研究[J].*激光与光电子学进展*,2023,60(16):1611003.
Yao J Y, Zheng X Z, Li H J, et al. Research on optical tomography based on optimized Landweber algorithm[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2023, 60(16): 1611003.
- [8] 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.
- [9] 司菁菁,王晓莉,程银波,等.基于级联视觉 Transformer 与多尺度特征融合的燃烧场温度层析成像[J].*电子与信息学报*,2023,45(10):3511-3519.
Si J J, Wang X L, Cheng Y B, et al. Hierarchical vision transformer and multi-scale features merging based temperature tomography for combustion field[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2023, 45(10): 3511-3519.
- [10] Huang G X, Liu Y Y, Yin F. Tikhonov regularization with MTRSVD method for solving large-scale discrete ill-posed problems[J]. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 2022, 405: 113969.
- [11] Nadir Z, Brown M S, Comer M L, et al. A model-based iterative reconstruction approach to tunable diode laser absorption tomography[J]. *IEEE Transactions on Computational Imaging*, 2017, 3(4): 876-890.
- [12] Bao Y, Zhang R, Enemali G, et al. Relative entropy regularized TDLAS tomography for robust temperature imaging[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 4501909.
- [13] Meyer Y. *Oscillating patterns in image processing and nonlinear evolution equations*[M]. Providence: American Mathematical Society, 2001.
- [14] Zhang J, Ghanem B. ISTA-net: interpretable optimization-inspired deep network for image compressive sensing[C]//*2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. New York: IEEE Press, 2018: 1828-1837.
- [15] Zhang H W, Ni J C, Xiong S C, et al. SR-ISTA-net: sparse representation-based deep learning approach for SAR imaging[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 4513205.
- [16] Sidky E Y, Kao C M, Pan X C. Accurate image reconstruction from few-views and limited-angle data in divergent-beam CT [J]. *Journal of X-ray Science and Technology*, 2006, 14(2): 119-139.
- [17] Mcgrattan K B, Baum H R, Rehm R G, et al. *Fire dynamics simulator-technical reference guide*[M]. Gaithersburg: NIST, 2000.
- [18] Patankar S V. *Numerical heat transfer and fluid flow*[M]. Boca Raton: CRC Press, 2018.
- [19] Qi H L, Chen Z J, Wu S Y, et al. Iterative image reconstruction using modified non-local means filtering for limited-angle computed tomography[J]. *Physica Medica*, 2016, 32(9): 1041-1051.
- [20] Grauer S J, Tsang R W, Daun K J. Broadband chemical species tomography: measurement theory and a proof-of-concept emission detection experiment[J]. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, 2017, 198: 145-154.
- [21] Arridge S R, Schotland J C. Optical tomography: forward and inverse problems[J]. *Inverse Problems*, 2009, 25(12): 123010.
- [22] Zhao W S, Xu L J, Huang A, et al. A WMS based TDLAS tomographic system for distribution retrievals of both gas concentration and temperature in dynamic flames[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2020, 20(8): 4179-4188.
- [23] Cai W W, Kaminski C F. Tomographic absorption spectroscopy for the study of gas dynamics and reactive flows[J]. *Progress in Energy and Combustion Science*, 2017, 59: 1-31.
- [24] Si J J, Fu G C, Liu X, et al. A spatially progressive neural network for locally/globally prioritized TDLAS tomography[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2023, 19(10): 10544-10554.
- [25] Enemali G, Zhang R, McCann H, et al. Cost-effective quasi-parallel sensing instrumentation for industrial chemical species tomography[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2022, 69(2): 2107-2116.

Laser Absorption Spectroscopy Tomography Based on Cartoon-Texture Model

Si Jingjing^{1,4}, Lü Dongcan¹, Zhang Rui¹, Cheng Yinbo^{2*}, Liu Chang³

¹*School of Information Science and Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, Hebei, China;*

²*Ocean College, Hebei Agricultural University, Qinhuangdao 066003, Hebei, China;*

³*School of Engineering, the University of Edinburgh, Edinburgh EH93JL, UK;*

⁴*Hebei Key Laboratory of Information Transmission and Signal Processing, Qinhuangdao 066004, Hebei, China*

Abstract

Objective Tunable diode laser absorption spectroscopy tomography (TDLAT) is an important optical noninvasive combustion detection technique. Two-line thermometry is widely used in TDLAT for temperature imaging, in which the absorbance density distributions for two spectral transitions with different temperature-dependent line strengths are individually reconstructed, and the temperature image is then retrieved from the ratio of the absorbances in each pixel of the region of interest. Owing to the limited number of available line-of-sight TDLAT measurements in practical applications, the inverse problem of reconstructing the absorbance density distribution is inherently ill-posed, leading to severe artifacts in the reconstructed temperature image. To alleviate this problem, iterative tomographic algorithms have been proposed by formulating an inverse problem with a heuristically determined prior, such as the smoothness of absorbance density distributions. These algorithms improve the quality of the reconstructed smooth characteristics in temperature images to some degree; however, the lack of detailed features in the reconstructed image is evident. To address this problem, a cartoon-texture model in the field of image processing is introduced into TDLAT, and the temperature reconstruction algorithm based on the cartoon-texture model (TRACT) is proposed.

Methods The proposed TRACT individually reconstructs the cartoon and textural components of the absorbance density distribution with smoothness and sparsity priors, and retrieves the temperature image with two-line thermometry from the combination of the reconstructed cartoon and texture components. First, the cartoon component is reconstructed using the total variation (TV) regularized Landweber algorithm (Landweber-TV) to effectively retrieve the smooth characteristics and edge structure in the absorbance density distribution. Second, the texture component is reconstructed with a modified deep network unfolded using the iterative shrinkage-thresholding algorithm (ISTA-mNet) to supplement the detailed information in the absorbance density distribution. Third, the temperature image is reconstructed using two-line thermometry from the complementation of cartoon-component and texture-component reconstructions of the absorbance density distribution. With complementary reconstructions of the cartoon and texture components, the accuracy of the retrieved absorbance density distribution and the quality of the reconstructed temperature image are improved.

Results and Discussions To examine the performance of the proposed TRACT, it is compared with two state-of-the-art iterative tomographic algorithms and one pioneering data-driven tomographic algorithm for TDLAT temperature imaging. These are temperature imaging algorithms based on Landweber (referred to as Landweber), algebraic reconstruction techniques and TV regularization (referred to as ART-TV), and convolutional neural networks (referred to as HCNN). In addition, to verify the effectiveness of the cartoon-texture model, TRACT is compared to the temperature imaging algorithm based on Landweber-TV, that is, the cartoon-component reconstruction algorithm. In the simulations, the dataset is generated using Fire Dynamic Simulator (FDS). Tests are conducted in a practical signal-to-noise ratio (SNR) range of 25 dB–45 dB. The normalized mean square error (NMSE) is adopted to quantitatively evaluate the reconstruction accuracy. The simulation results show that the NMSE obtained by TRACT is always lower than those obtained by the other four algorithms (Fig. 5). Taking an SNR of 35 dB as an example, compared with the NMSEs obtained by Landweber, ART-TV, HCNN, and Landweber-TV, the NMSE obtained by TRACT decreases by 58.67%, 51.96%, 39.44%, and 35.38%, respectively. In terms of subjective quality, the temperature image reconstructed by TRACT is more consistent with the ground-truth phantom, and less information remained in the residual image than in the temperature images reconstructed by Landweber, ART-TV, HCNN, and Landweber-TV (Fig. 6). Laboratory-scale experiments are conducted to validate the performance of the proposed TRACT. In the temperature image reconstructed by TRACT from the actual TDLAT measurements, the location of the flame agrees better with the true combustion field, and fewer artifacts exist compared to the temperature images reconstructed by Landweber, ART-TV, HCNN, and Landweber-TV (Fig. 7). Moreover, the peak temperature value retrieved by TRACT is closer to the highest temperature value measured by the thermocouple than those retrieved by the other four algorithms.

Conclusions The cartoon-texture model is introduced into the TDLAT, and a temperature reconstruction algorithm based on the

cartoon-texture model (TRACT) is proposed. TRACT utilizes the Landweber-TV iterative tomographic algorithm and the ISTA-mNet network, designed with different priors of the image features, to achieve efficient reconstruction of the cartoon and detailed texture components in the absorbance density distribution, respectively. This improves the accuracy of the reconstructed absorbance density distributions and, in turn, the quality of the reconstructed temperature image. Simulations with the dataset generated from the fire dynamics simulator showed that, in comparison to Landweber, ART-TV, HCNN, and Landweber-TV, the normalized mean square errors obtained by TRACT decrease by 54.37%–58.67%, 45.93%–51.96%, 29.60%–39.44%, and 28.48%–35.38%, respectively, in the SNR range of 25 dB–45 dB. The temperature images reconstructed by TRACT have fewer artifacts and are closer to the ground-truth phantoms. Reconstructions with actual TDLAT measurements obtained from the lab-scale TDLAT system show that in comparison to Landweber, ART-TV, HCNN, and Landweber-TV, the performance of TRACT for reconstructing the temperature distribution in a real combustion field is higher, as evaluated quantitatively and visually.

Key words spectroscopy; tunable diode laser absorption spectroscopy; tomography; temperature reconstruction; two-line thermometry; cartoon-texture model