

基于改进模拟退火算法的非均匀燃烧场分布重建

臧益鹏 许振宇 黄安 艾苏曼 夏晖晖 阚瑞峰

Distribution reconstruction of non-uniform combustion field based on improved simulated annealing algorithm

Zang Yi-Peng Xu Zhen-Yu Huang An Ai Su-Man Xia Hui-Hui Kan Rui-Feng

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 70, 134205 (2021) DOI: 10.7498/aps.70.20202124

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.7498/aps.70.20202124>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

大孔径空间外差干涉光谱成像技术多谱段成像仿真

Simulation of multiband imaging technology of large aperture spatial heterodyne imaging spectroscopy

物理学报. 2018, 67(23): 234205 <https://doi.org/10.7498/aps.67.20180943>

气溶胶对大气CO₂短波红外遥感探测影响的模拟分析

Simulation analysis of aerosol effect on shortwave infrared remote sensing detection of atmospheric CO₂

物理学报. 2018, 67(3): 039202 <https://doi.org/10.7498/aps.67.20171993>

基于字典学习的稠密光场重建算法

Dense light field reconstruction algorithm based on dictionary learning

物理学报. 2020, 69(6): 064201 <https://doi.org/10.7498/aps.69.20191621>

基于Tikhonov正则化参数矩阵的激光吸收光谱燃烧场二维重建光路设计方法

Development of beam arrangement design for tunable diode laser absorption tomography reconstruction based on Tikhonov regularization parameter matrix

物理学报. 2020, 69(22): 227801 <https://doi.org/10.7498/aps.69.20201144>

高光谱分辨率激光雷达鉴频器的设计与分析

Design and analysis of high-spectral resolution lidar discriminator

物理学报. 2017, 66(18): 184202 <https://doi.org/10.7498/aps.66.184202>

基于迭代重建算法的X射线光栅相位CT成像

Grating based X-ray phase contrast CT imaging with iterative reconstruction algorithm

物理学报. 2017, 66(5): 054202 <https://doi.org/10.7498/aps.66.054202>

基于改进模拟退火算法的非均匀燃烧场分布重建*

臧益鹏¹⁾²⁾ 许振宇¹⁾ 黄安¹⁾²⁾ 艾苏曼¹⁾²⁾ 夏晖晖^{1)†} 阚瑞峰^{1)‡}

1) (中国科学院合肥物质科学研究院, 安徽光学精密机械研究所, 环境光学与技术重点实验室, 合肥 230031)

2) (中国科学技术大学科学岛分院, 合肥 230026)

(2020 年 12 月 14 日收到; 2021 年 1 月 7 日收到修改稿)

本文研究了选取不同谱线组合对非均匀燃烧场分布重建精度的影响, 并针对传统模拟退火算法收敛速度慢、运行效率不高的问题, 提出了一种改进的模拟退火算法 (ISA 算法) 用于燃烧流场的场分布重建. 通过改变算法的模型扰动及退火方式, 大大提高了算法的运行效率. 数值仿真模拟结果显示, 纳入更多的谱线有助于提高燃烧场重建的精度和降低重建对噪声的敏感性. 相较于传统模拟退火算法, 改进模拟退火算法在精度一致的前提下, 将运行效率提升了近 40 倍. 利用改进模拟退火算法在实验室平焰炉上重建了两种不同燃烧状态, 重建分布与原始分布基本一致. 通过数值仿真与实际实验, 验证了该方法的有效性, 对高光谱重建燃烧流场的温度浓度分布具有一定的指导意义.

关键词: 谱线组合, 场分布重建, 模拟退火算法, 高光谱**PACS:** 42.62.Fi, 42.30.Wb, 33.20.Ea**DOI:** 10.7498/aps.70.20202124

1 引言

可调谐半导体激光吸收光谱技术 (tunable diode laser absorption spectroscopy, TDLAS) 是一种非接触式的光学测量技术, 具有高灵敏度、高分辨率、良好的环境检测适应性及抗干扰能力, 能够同时实现温度、组分浓度、速度、压强与质量流量等多种参数的测量^[1-4], 对于研究燃烧过程、火焰结构等具有十分重要的意义, 从而成为流场诊断的理想方法之一^[5-9]. 而 TDLAS 技术对于气体浓度、温度等的测量为视线测量, 测量结果为沿视线路径某种意义下的平均值, 原则上只适合均匀分布或接近均匀分布的场合, 不具备空间辨识能力. 然而, 实际流场由于传热、流动混合等过程多表现为非均匀场, 因此, 实现 TDLAS 的视线分布测量和

二维场分布测量具有重要意义. 在传统的燃烧流场诊断过程中, 一般是依赖单条或者双条吸收线实现燃烧场的温度和气体浓度分布的二维分辨, 然而这需要大量的空间位置投影才能达到理想的重建精度^[10-12], 且投影的增加有可能会增加光机结构复杂度或者导致重建时间分辨率下降, 使其难以应用于湍流、爆震等快速变化场的监测. 近年来随着超连续激光光源的出现以及波分复用等光电子技术的发展, 基于 TDLAS 技术多组分、多参数的燃烧诊断成为可能. 在此基础上, 科研人员研究出了一种同时纳入多光谱信息的燃烧场二维分布重建技术, 即高光谱层析成像技术 (hyperspectral tomography, HT), 利用 TDLAS 视线吸收的性质, 常采用在待测区域布置正交分布的激光阵列的方式, 利用多条水蒸气特征谱线下的光谱吸收进行燃烧场的温度和气体浓度的同时重建.

* 国家重点研发计划 (批准号: 2019YFB2006003)、国家自然科学基金 (批准号: 61805286) 和安徽省自然科学基金 (批准号: 2008085QF317) 资助的课题.

† 通信作者. E-mail: hxxia@aiofm.ac.cn

‡ 通信作者. E-mail: kanruifeng@aiofm.ac.cn

因为高光谱层析成像技术能显著地减少测量投影的数量, 及能同时重建温度和气体浓度分布、对噪声不敏感性等优势, 受到了科研人员的重视. 近年来涌现出大量运用 HT 技术测量燃烧流场分布的报道, 如克莱姆森大学 Ma 等^[13]将 TDLAS 技术与 HT 技术结合, 测量了 Hencken 火焰炉的温度和 H_2O 浓度. 牛津大学 Paul 等^[14]数值仿真模拟了 10×10 网格的燃烧场分布, 通过在场分布上叠加 5% 的高斯噪声来模拟真实实验条件, 数值研究结果验证了 HT 技术在空间分辨火焰测温中的可行性和鲁棒性. 国内上海交通大学 Cai 和 Ma^[15]采用 $1.8 \mu\text{m}$ 附近的 10 条 H_2O 吸收谱线仿真重建了燃烧场的温度和气体浓度分布, 并与传统依赖于双波长的层析成像技术相比, 验证了高光谱层析成像在同时重建、层析反演的灵敏度和稳定性上的优越性. 东南大学李根^[16]研究了 HT 技术在火焰二维场重建上的应用, 分别以光谱积分吸收率和谱线峰值吸收率为投影值进行重建, 研究表明以光谱积分吸收率为投影值的重建效率和精度较高, 而以谱线峰值吸收率为投影值因为加入了线型, 效率和精度略有下降, 但后者具有较强的环境适应性. 虽然已有的利用 HT 技术重建燃烧流场分布的研究很多, 但对于重建中如何选取谱线组合的研究较少, 且在重建中常用的模拟退火算法 (simulated annealing algorithm, SA) 收敛速度慢、运行效率低, 严重影响了 HT 技术在实际测量燃烧场中的应用.

本文研究了 Ma 等^[17]提出的基于基本二区分布的最优谱线组合选取方法, 从 12 条预筛选谱线中分别选取出最优的 5 条谱线组合和 8 条谱线组合. 在重建算法的改进上, 通过对模型扰动方式以及退火策略上的改动, 进一步提高了算法运行效率和跳出局部最优解空间的机会. 数值仿真结果表明, 选取最优谱线组合能提升燃烧场分布重建的精度, 且光谱信息的增加有利于重建精度的提升, 经过改进后的 SA 算法重建燃烧场相较于传统 SA 算法在重建精度上保持一致, 但运行时间加快了近 40 倍. 实验室验证实验结果表明, 改进后的 SA 算法在重建实际燃烧场上, 能够较好地还原原始场分布, 重建分布与原始场分布燃烧特征基本一致. 通过本文研究最优谱线组合及对传统 SA 算法的改进, 对利用 HT 技术对燃烧流场在实际应用中的温度和浓度场分布反演研究工作具有重要意义.

2 谱线选取

在进行测量前, 先根据特定的环境 (如燃烧场大致的测量路径长度、温度和组分浓度, 以及可接受的最小/最大吸光度) 筛选出一定数量的预选吸收谱线作为后备谱线库, 在本文中利用 Caswell^[18]描述的方法预选出 12 条 H_2O 的吸收谱线作为测量谱线库, 这 12 条谱线根据筛选原则选取: 1) 在待测温度范围内, 所选谱线具有足够的光谱吸收强度; 2) 所选谱线应尽可能避免受测量外室温环境吸收的影响; 3) 所选谱线附近没有其他谱线的明显吸收干扰; 4) 所选谱线应具有足够的低态能级差, 以满足测温灵敏度的要求. 选取的谱线如图 1 所示, 温度范围为 1000—2200 K, 浓度固定为 0.1. 表 1 给出了选取的吸收谱线的光谱参数. 值得注意的是, 在测量中, 无法直接从这些预选谱线中选择出最优谱线组合, 所以应按照实际情况来分析.

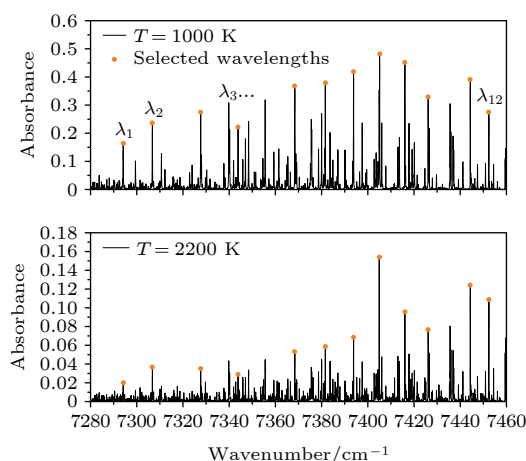


图 1 预先筛选出的 12 条吸收谱线
Fig. 1. The 12 candidate absorption transition lines.

对于非均匀燃烧场, 根据文献^[17]中分析, 存在一个假设: 如果对于任意的非均匀分布, 存在一组谱线组合是最优的, 那么这组谱线组合对于特定的二区分布也一定是最优的. 可以通过求解一系列基本二区分布来得到任意分布, 即首先将待测区域划分为两个区域, 每个区域内的温度 T 和浓度 X 分别用 (T_1^*, T_2^*) 和 (X_1^*, X_2^*) 表示, 求解这个二区问题, 得到相应的求解温度和浓度后, 将每个区域进一步划分为另外两个区域, 如图 2 所示. 分别求解, 以此类推, 这个过程一直持续到得到想要的空间分辨率. 最终解的精度取决于每一步的基本二区问题的求解精度, 可以采取选取最优谱线组合的方

法来优化.

针对上述提到的选择最优谱线组合的方法, 需要一个量化标准来判断选取谱线组合的优劣, 文献 [17] 用式 (1) 来定义这个量化标准, 其表达式为

$$\Delta T = \min \left[\sqrt{(T'_1 - T_1)^2 + (T'_2 - T_2)^2}, \sqrt{(T'_1 - T_2)^2 + (T'_2 - T_1)^2} \right]. \quad (1)$$

式中, T_1 , T_2 , T'_1 和 T'_2 分别代表真实的二区温度分布和求解得到的二区温度分布. 在选择计算的基本二区分布为: $T_1 = 1300$ K, $T_2 = 1700$ K, 浓度固定为 $X_1 = X_2 = 0.1$, 每个区域光程长度为 $L = 8$ cm. 在 (1) 式中考虑到了 TDLAS 技术中视线测量的一般限制, 即在求解过程中对称解的形成. 通过 (1) 式可以得知, 对于非均匀分布, 在理想情况下, 只生成对称解的最优谱线组合的 ΔT 应为零, 而生成其他附加解的非最优谱线组合的 ΔT 值较大. 然而在实际应用中, 对于非线性方程组, 还没有一种完善通用的方法可以准确计算出多解的数量和位置. 因此, 在本文中, 是通过多次求解 (1) 式, 记录下每次得到的 ΔT 值, 使用其中最佳的 ΔT 值来实现量化标准. 综合计算效率和结果的可靠性, 本文计算次数为 5 次.

在高光谱层析成像背景下, 进行非均匀分布的多个跃迁谱线的选择. 为更好地贴近真实燃烧流场情况, 通过在一个抛物面上叠加四个高斯峰来模拟实际燃烧装置中遇到的多模态和不对称温度分布, 场分布呈 8×8 网格离散分布, 如图 3 左侧所示, 图 3 右侧为模拟的浓度分布, 通过对待测区域形成 8×8 共 16 条光路呈正交分布的探测阵列, 得到光谱信号. 层析反演时可以通过模拟退火算法求解非线性最小化问题来进行, 算法及其改进将在下一小节中单独讨论.

表 1 12 条 H_2O 吸收谱线的光谱参数
Table 1. Spectral parameters of 12 H_2O absorption lines.

ν_0/cm^{-1}	$S(T_0)/(\text{cm}^{-2} \cdot \text{atm}^{-1})$	E''
7294.12	0.4041	23.7944
7306.75	0.4463	79.4964
7327.68	0.4612	136.7617
7343.85	0.3298	173.3658
7368.41	0.1731	447.2523
7381.61	0.0999	586.2435
7393.85	0.0516	744.1626
7405.11	0.0247	920.1680
7416.05	0.0142	1114.4030
7426.14	0.0042	1327.1096
7444.35	0.0005	1774.7503
7452.41	0.0002	2073.5139

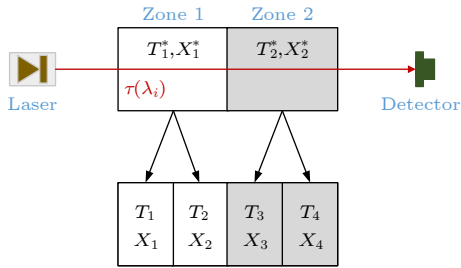


图 2 基本的二区分布及其进一步划分

Fig. 2. The basic simple two-zone distribution and its further division.

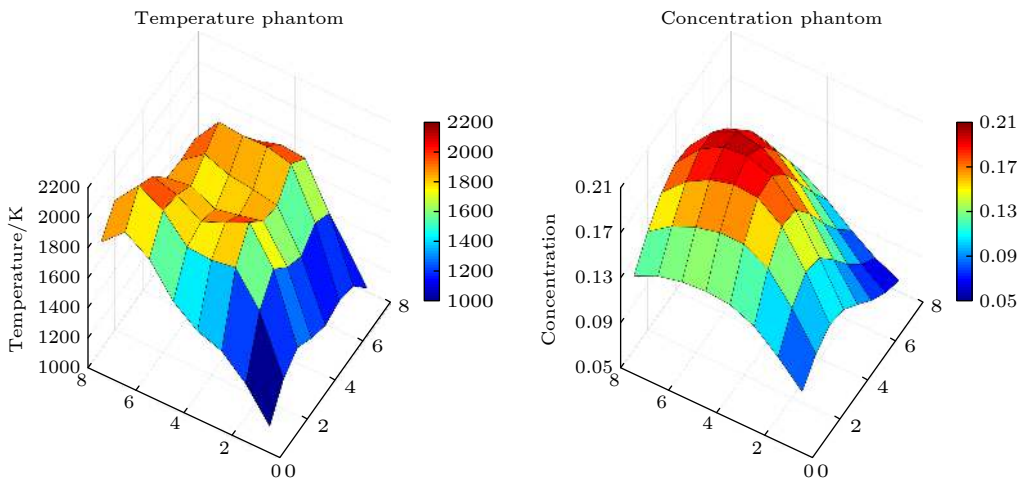


图 3 模拟的燃烧流场的温度和浓度分布

Fig. 3. Temperature and concentration distribution of simulated combustion flow field.

为更好地定量重建场与模拟场之间的误差, 使用归一化平均绝对误差来定义, 其表达式为

$$e_T = \frac{\sum_m \sum_n |T_{m,n} - T'_{m,n}|}{\sum_m \sum_n |T_{m,n}|}. \quad (2)$$

式中, $T_{m,n}$ 代表离散化网格第 m 行、第 n 列处的真实温度; $T'_{m,n}$ 为层析反演得到的温度. 这个量化标准 e_T 提供了离散化网格温度场的总体偏差, 同理可得到浓度场偏差 e_X .

为更好地说明 ΔT 与 e_T 之间的相关性, 使用了 12 条谱线中所有的 5 条谱线组合和 8 条谱线组合来进行场分布重建, 分别共有 792 种可能性 ($C_{12}^5 = 792$) 和 495 种可能性 ($C_{12}^8 = 495$), 记录下每组谱线组合重建下的 e_T , 并按上一小节所述方法得到的 ΔT 值升序排列, 以 5 条谱线组合为例, 结果如图 4 所示.

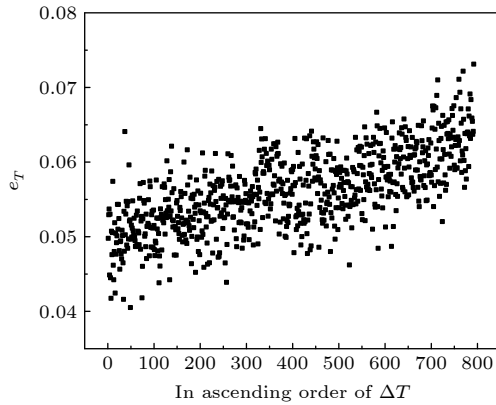


图 4 所有 5 条谱线组合的重建误差

Fig. 4. Reconstruction error of all 5 spectral line combinations.

从图 4 中可以得知, 在实际应用中, 并不一定要完全得到精确的谱线组合排序, 当最佳谱线组合的重建精度没有特别差异性的时候, 只需要选取到最优的 50 组内的一组即可.

3 算法改进

在燃烧流场的高光谱层析成像中, 考虑到 HT 问题的不适性和局部最优性, 常采用模拟退火算法进行求解. 在实际应用中, 研究人员会根据问题规模, 综合考虑问题解的精度和运行时间, 对传统模拟退火算法作出改进. 然而即使有着众多改进, 模拟退火算法在实际的具体应用中效率还是偏低, 无法很好地应对快速变化的燃烧流场. 基于此, 本文

对传统的模拟退火算法作出以下两点改进: 一为模型扰动; 二为退火策略. 改进后的算法将分为两个过程, 具体改进思路为: 1) 在高温的过程一中, 采用全局搜索的模型扰动方式, 因为由随机发生器产生的状态遍历能力优于传统模拟退火算法中采用固定步长的模型扰动方式, 目的在于搜索并锁定最优解区间; 2) 在过程二中采用较低的初始温度, 模型作局部扰动 (根据接受概率决定局部扰动的范围, 与自适应领域算法类似^[19]), 目的在于锁定最优解区间后, 逐步减小搜索空间范围, 以此来提高模型接受效率. 新的退火计划将作适当的回温, 即过程二的初始温度要高于过程一的最终温度, 这样有利于模型跳出局部极小值区间, 使得最终解更加可靠. 改进后的算法流程如图 5 所示, 值得注意的是, 本文提出的改进模拟退火算法, 是在模型扰动和退火策略上对传统模拟退火算法作出改变, 本质上并没有改变算法中所采用的广义 Boltzmann-Gibbs 分布接收概率及 Metropolis 准则, 模拟退火算法之所以称为全局搜索算法, 其接收概率方式及 Metropolis 准则则是精髓所在. 因此在图 5 中, 无论是过程一还是过程二, 算法子过程均为标准的模拟退火接收方式.

在本文中, 判断过程一是否完成退火准则为过程一退火迭代次数达 50 次. 下面给出过程一和二中具体改进后的模型扰动表达式.

过程一: 全局搜索, 以找到及锁定最优解区间, 模型扰动方式采用的是随机的全局扰动方式, 这与传统模拟退火算法中的固定步长的初始模型扰动方式不一致, 表达式如下式所示:

$$X_i = B_i + u \cdot (A_i - B_i). \quad (3)$$

式中, X_i 为扰动后模型, A_i 和 B_i 分别代表模型扰动空间的上下限, u 为扰动系数, 一般取 (0, 1) 空间内的随机数.

过程二: 回火升温, 局部搜索, 在被锁定的最优解空间内进行局部搜索, 每次搜索空间的步长根据模型扰动后接受解的概率进行调整, 相较于传统模拟退火算法, 模型扰动方式有了较大的改变, 表达式如下式所示:

$$X_i = X'_i + r \cdot \text{step}_i. \quad (4)$$

式中, X'_i 为前一次局部搜索后的模型, step_i 为搜索空间的步长; r 为在 (-1, 1) 空间内生成的随机数. 每次的搜索空间步长 step_i , 根据下式去进行相应的

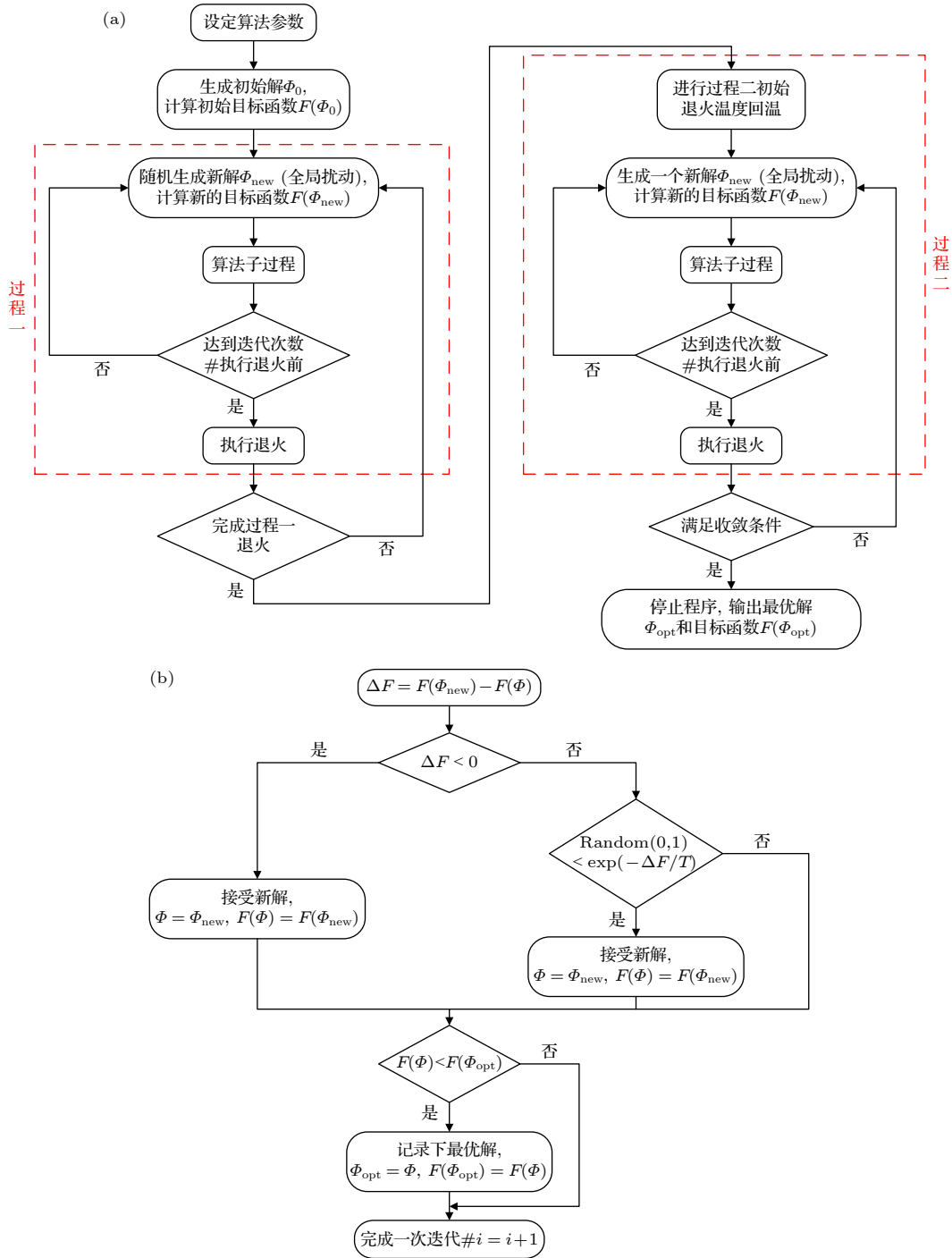


图 5 两段式模拟退火算法流程图 (a) 算法主流程; (b) 算法子过程

Fig. 5. Flow chart of two-stage simulated annealing algorithm: (a) Main flow of algorithm; (b) subprocess of algorithm.

调整:

$$\text{step}_i = \text{step}_i' \cdot \left(1 + \frac{n_u/N_s - 0.6}{0.2}\right) \quad n_u > 0.6 \cdot N_s,$$

$$\text{step}_i = \frac{\text{step}_i'}{1 + \frac{0.4 - n_u/N_s}{0.2}} \quad n_u < 0.4 \cdot N_s,$$

$$\text{step}_i = \text{step}_i' \quad \text{others.} \quad (5)$$

式中, step_i' 为前一次搜索空间的步长; n_u 为模型扰动后接受新解的次数; N_s 为模型扰动的次数, 本文中取 $N_s = 20$.

除上述模型扰动方式以外, 还在退火策略上作出了改动, 不同于传统模拟退火算法中用到的三种温度衰减函数^[20], 应用了包含快速冷却机制和再加热机制的温度衰减函数, 能更有效地控制退火

温度, 并且使得模型拥有再次跳出局部最优解的机会.

在算法程序运行过程中, 计算出目标函数的变化率, 定义为 ΔC :

$$\Delta C = \frac{F(\Phi) - F(\Phi_{\text{new}})}{F(\Phi)}. \quad (6)$$

式中, $F(\Phi)$ 和 $F(\Phi_{\text{new}})$ 分别代表当前目标函数和对模型进行扰动之后新得到的目标函数, 如果 $\Delta C < 0$ 代表当前解更好, 如果 $\Delta C = 0$ 代表解没有变化, 如果 $\Delta C > 0$ 代表扰动之后产生的新解更好. 基于此, 为 ΔC 定义了三个模糊集, 如图 6 中三角波所示.

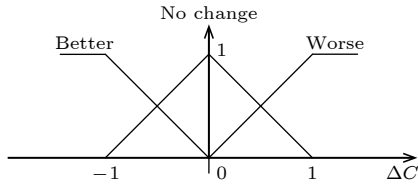


图 6 ΔC 的三个模糊集

Fig. 6. The three fuzzy sets of ΔC .

ΔC 的表达式如下式所示:

$$\begin{aligned} \text{better}(\Delta C) &= \begin{cases} 1, & \Delta C \leq -1, \\ -\Delta C, & -1 < \Delta C < 0, \\ 0, & \text{others}, \end{cases} \\ \text{nochange}(\Delta C) &= \begin{cases} 1 + \Delta C, & -1 < \Delta C \leq 0, \\ 1 - \Delta C, & 0 < \Delta C \leq 1, \\ 0, & \text{others}, \end{cases} \\ \text{worse}(\Delta C) &= \begin{cases} \Delta C, & 0 < \Delta C \leq 1, \\ 1, & 1 < \Delta C, \\ 0, & \text{others}. \end{cases} \end{aligned} \quad (7)$$

由 (7) 式对应得到的是本文中使用的退火函数 ΔT , 同样地, 为 ΔT 定义了三个模糊集, 如图 7 所示, 表达式由 (8) 式描述:

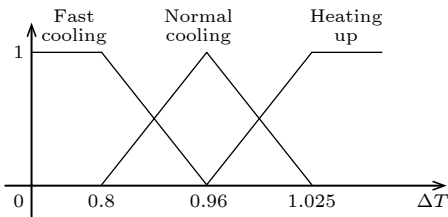


图 7 ΔT 的三个模糊集

Fig. 7. The three fuzzy sets of ΔT .

$$\begin{aligned} \text{fast cooling}(\Delta T) &= \begin{cases} 1, & \Delta T \leq 0.8 \\ -\Delta T, & 0.8 < \Delta T < 0.96, \\ 0, & \text{others}, \end{cases} \\ \text{normal cooling}(\Delta T) &= \begin{cases} 1 + \Delta T, & 0.8 < \Delta T \leq 0.96, \\ 1 - \Delta T, & 0.96 < \Delta T \leq 1.025, \\ 0, & \text{others}, \end{cases} \\ \text{heating up}(\Delta T) &= \begin{cases} \Delta T, & 0.96 < \Delta T \leq 1.025, \\ 1, & 1.025 < \Delta T, \\ 0, & \text{others}, \end{cases} \end{aligned} \quad (8)$$

(8) 式中 0.8, 0.96 和 1.025 分别对应快速降温、正常降温 and 升温的降温函数系数. 我们可以将 (8) 式总结为一个表达式, 如下式所示:

$$\Delta T = \frac{\sum_i \mu_i(\Delta C) \text{Peak}_i}{\sum_i \mu_i(\Delta C)}. \quad (9)$$

式中, $i = 1, 2, 3$ 分别对应快速降温、正常降温和升温; $\mu_i(\Delta C)$ 代表分别输入的目标函数变化率; Peak_i 对应于 0.8, 0.96 和 1.025.

4 数值仿真

针对燃烧流场中不同的燃烧情况, 构建了三种不同模态的燃烧场, 其中温度分布分别为单峰分布、双峰分布及多峰分布, 范围均为 1000—2200 K, 浓度分布范围为 0.05—0.21. 燃烧流场温度及水汽浓度分布如图 8 所示.

利用改进后的算法, 结合之前小节中所述选取的最优谱线组合 (5 条谱线, 对应于表 1 谱线中的 2, 6, 9, 10 和 12), 对三种不同模态的燃烧流场进行了反演重建, 重建精度效果以 (2) 式评判. 为更好地验证其对噪声的敏感性, 在仿真模拟中, 添加了不同水平的高斯噪声 (0%, 0.5%, 1%, 1.5%, 2%, 3%, 4%, 5%), 反演结果如图 9 所示.

从图 9 可以看出, 随着燃烧流场分布的复杂化, 温度及水汽浓度的反演精度也会随之略有下降.

为验证纳入多个光谱信息在反演燃烧流场分布时的作用, 采取改进后的算法, 对不同谱线组合反演重建温度浓度场分布的精度进行了对比, 其中最 5 条谱线组合对应于表 1 谱线中的 2, 6, 9, 10 和 12, 最优 8 条谱线组合对应于表 1 谱线中的 2, 4, 6, 7, 8, 9, 10 和 12. 同样地, 在对比中添加了不同水平的高斯噪声. 对图 8 中的三种不同模态燃烧流场均进行了反演对比, 对比结论基本一致, 所

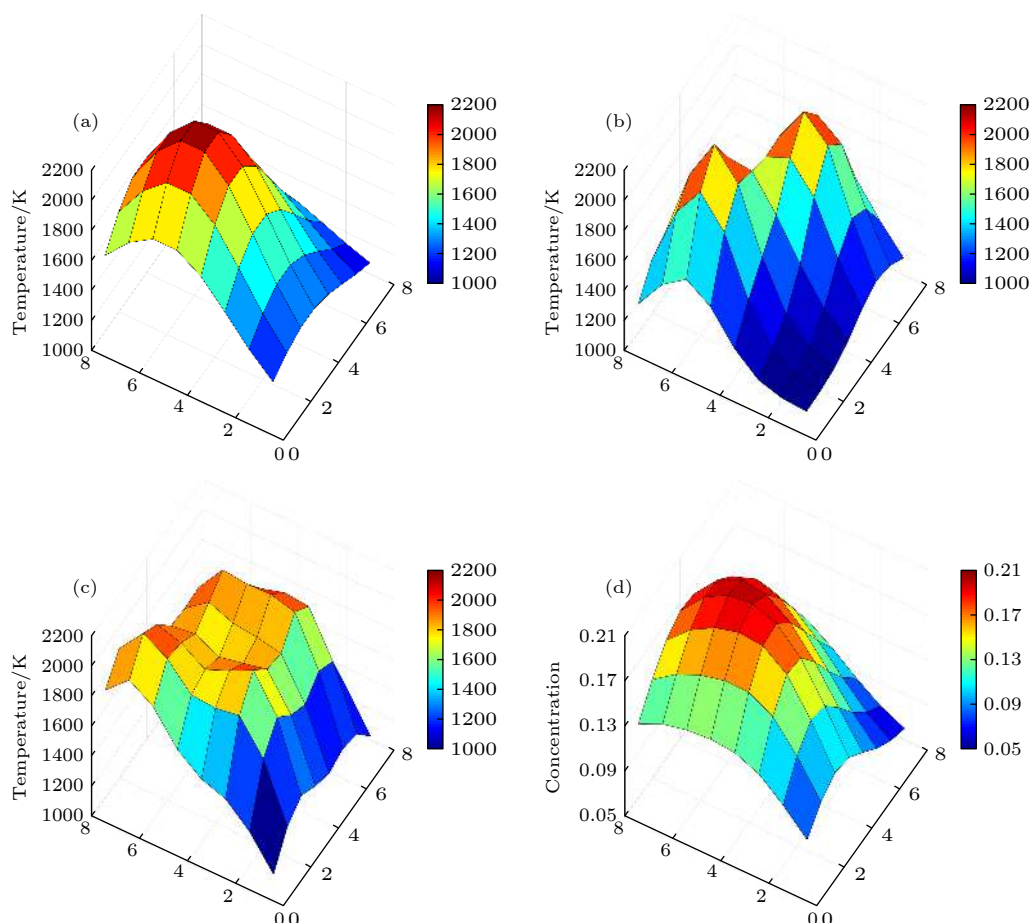


图 8 三种不同模态燃烧场分布 (a) 单高斯峰; (b) 双高斯峰; (c) 多高斯峰; (d) 浓度分布

Fig. 8. Three different modes of combustion field distribution: (a) Single Gaussian peak; (b) two Gaussian peaks; (c) multiple Gaussian peaks; (d) concentration distribution.

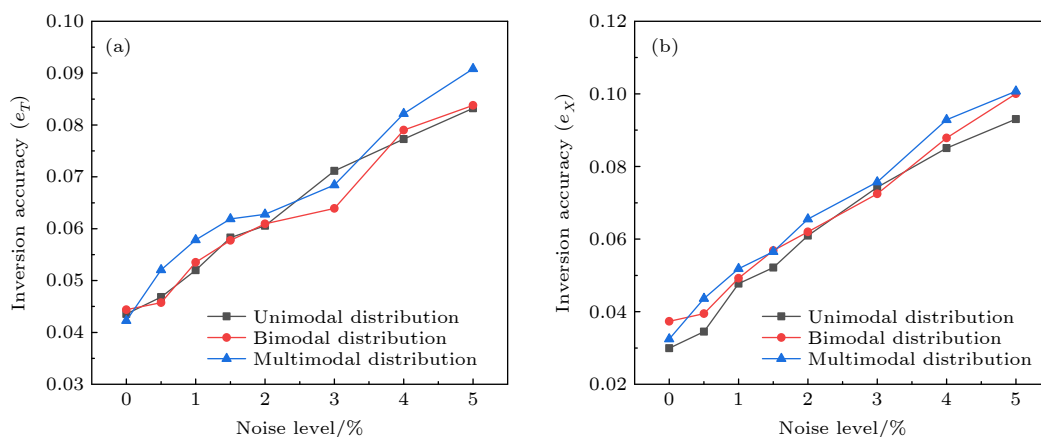


图 9 三种不同模态燃烧流场的温度浓度反演精度

Fig. 9. The inversion accuracy of three different modes of combustion field distribution.

以在接下来的内容以图 8(c) 的多峰分布作为例子进行说明, 对比结果如图 10 所示.

从图 10 的对比结果来看, 纳入更多的光谱信息能提高测量精度和增强对测量噪声的免疫性, 原因在于更多的跃迁谱线提供了更广阔的温度范围.

同时, 对比结果突出了选择最优谱线组合的重要性, 比如, 最优 5 条谱线组合在测量精度和对噪声的免疫性上甚至优于非最优 8 条谱线组合.

为比较改进后的算法与传统模拟退火算法重建场分布的差异, 将两种算法得到的重建图像精度

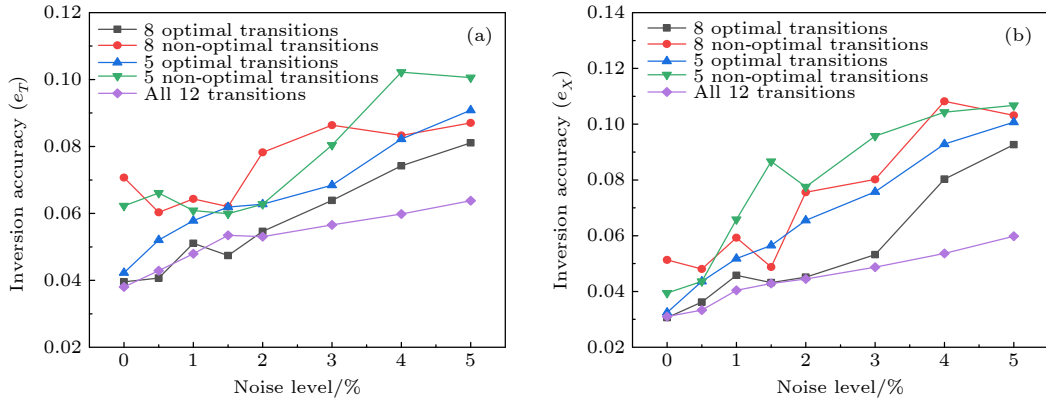


图 10 最优 5 条、8 条谱线组合和非最优 5 条、8 条谱线组合以及所有 12 条谱线在不同噪声水平下温度浓度的反演精度
Fig. 10. The inversion accuracy of the optimal 5, 8 transition lines combinations, the non-optimal 5, 8 transition lines combinations and all 12 transition lines combinations under different noise levels.

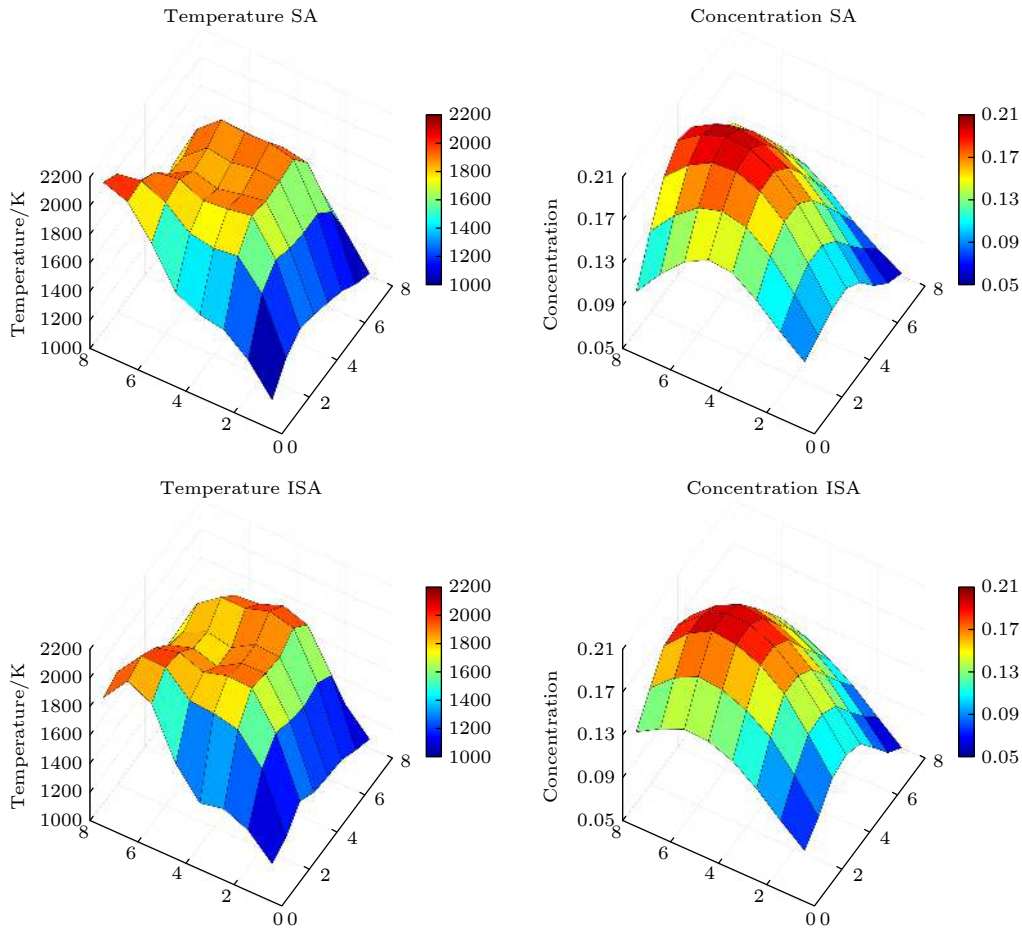


图 11 零噪声水平下两种算法重建结果对比, 上面板为传统模拟退火算法重建结果, 下面板为改进模拟退火算法重建结果
Fig. 11. Under zero noise level, the reconstruction results of two algorithms. Top: SA algorithm reconstruction results, Bottom: ISA algorithm reconstruction results.

和算法运行时间进行对比, 依然以图 8(c) 中的燃烧场分布举例说明, 两种算法重建结果如图 11 所示 (选取最优 5 条谱线组合, 零噪声水平下), 上面板为传统模拟退火算法重建, 下面板为本文改进后算法重建。

且为考证不同规模问题下, 两种算法的重建图像精度与算法运行效率是否有差异, 分别利用前文所述的最优 5 条谱线组合和最优 8 条谱线组合去进行反演重建, 重建精度对比结果如图 12 所示, 改进前后算法运行时间对比如表 2 所示。

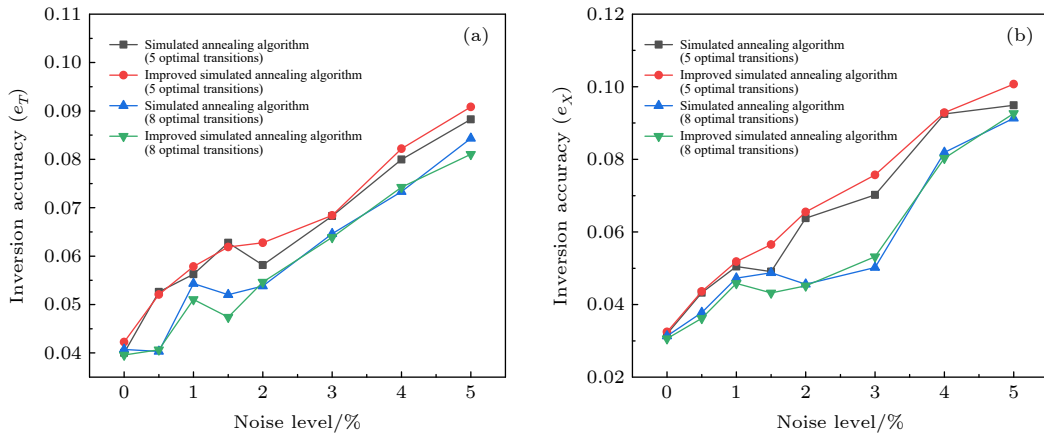


图 12 两种算法的重建精度对比

Fig. 12. Comparison of reconstruction accuracy between the two algorithms.

表 2 两种算法应用于高光谱层析成像的运行时间对比

Table 2. Comparison of running time of two algorithms applied to hyperspectral tomography.

Noise level	Simulated annealing algorithm		Improved Simulated annealing algorithm	
	5 optimal transitions	8 optimal transitions	5 optimal transitions	8 optimal transitions
0%	8704 s	12379 s	231 s	364 s
0.5%	8346 s	12265 s	242 s	372 s
1%	9213 s	12403 s	237 s	384 s
1.5%	9001 s	12608 s	217 s	379 s
2%	8945 s	12337 s	230 s	342 s
3%	8573 s	13151 s	225 s	356 s
4%	8733 s	12726 s	240 s	351 s
5%	8667 s	12516 s	235 s	347 s

从图 11、图 12 和表 2 可以看出,改进后的模拟退火算法相较于传统模拟退火算法,在高光谱层析成像的重建精度上保持一致,但在运行效率上得到了极大提高,在不同规模的问题处理上,运行效率提高基本一致,均提升了近 40 倍,节省了大量时间.

5 实验分析

本文经过上述数值仿真模拟之后,在实验室搭建了一套 TDLAS-HT 测量系统,用于对平焰炉特定燃烧环境下的温度和水汽浓度反演重建,以验证改进模拟退火算法在实际燃烧流场反演重建上的可行性.实验中所用的 Mckenna 平焰炉是一种炉面多孔的铜制燃烧器,在实验中,测量区域布置了两种 Mckenna 平焰炉,其中圆形平焰炉的总直径为 63 mm,燃烧区域是直径为 50 mm 的圆形,燃烧区以外为一圈氮气吹扫结构,称为保护区域,其

外径为 63 mm,内径为 52 mm,该区由内外各遍布一圈的不锈钢环隔开,与之类似的另一方形平焰炉,燃烧区域为长 79 mm、宽 36 mm 的长方形.本实验室 Mckenna 炉的燃烧气体介质为 CH_4/Air 的混合气体,其中 CH_4 采用纯度 5 个 9 的高纯气, Air 则利用空气压缩机直接从外界大气环境中提取,实验过程中的保护气氮气、燃烧气 CH_4 和助燃气 Air 的体积流量由质量流量计控制.图 13 展示了实验室 Mckenna 平焰炉实物图及 TDLAS-HT 系统 8×8 路正交光路分布装置示意图.

根据前文所述谱线选取方法,结合实验室 TDLAS-HT 测量系统,本文选用如表 3 所示的 5 条谱线组合,平焰炉设置在当量比为 1 的条件下燃烧.系统光路呈 8×8 路正交分布,空间分辨率为 20 mm,穿过待重建目标区域,激光束位于炉面上方 5 mm 高度位置.实验测量期间,平焰炉始终保持连续燃烧状态,直至完成所有信号采集.为更好地分析改进后算法在不同燃烧情况下重建图像

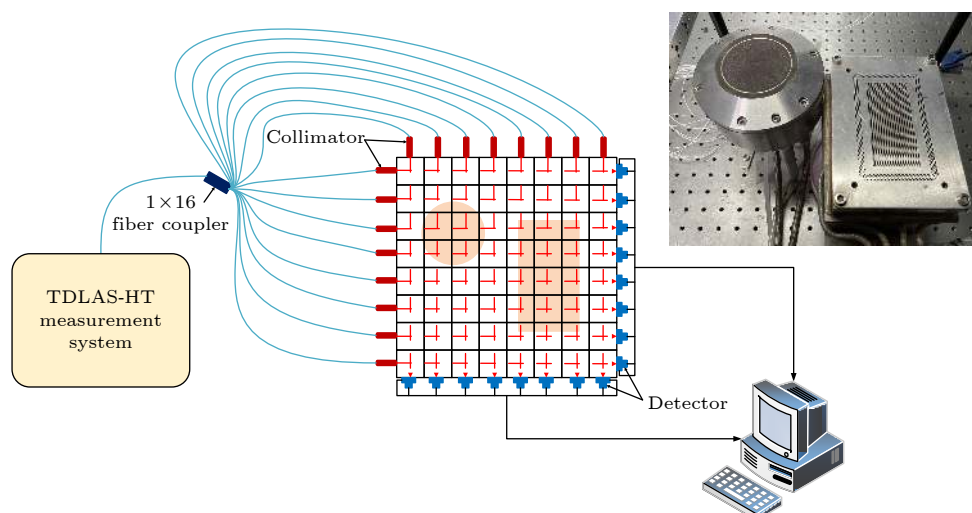


图 13 TDLAS-HT 系统测量示意图

Fig. 13. Schematic diagram of measurement of TDLAS-HT system.

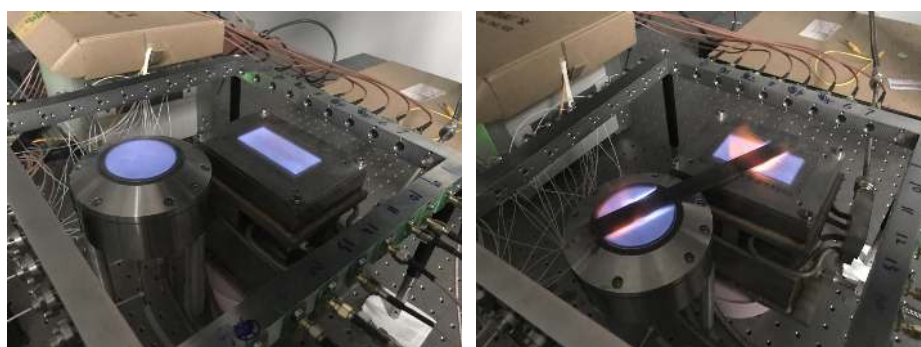


图 14 钢尺放置前后平焰炉燃烧分布

Fig. 14. The combustion distribution of McKenna flat flame furnace before and after placing the steel ruler.

表 3 实验所用谱线及光谱参数

Table 3. Spectral lines and spectral parameters used in the experiment.

ν_0/cm^{-1}	$S(T_0)/(\text{cm}^{-2} \cdot \text{atm}^{-1})$	E''
7467.77	1.093 E-5	2551.48
7444.36	1.100 E-3	1790.04
7185.60	1.905 E-2	1045.06
7179.75	5.814 E-3	1216.19
6807.83	6.032 E-7	3319.45

质量, 在实验中通过将一把钢尺横跨在两个平焰炉表面, 形成更复杂火焰分布, 如图 14 所示。

重建过程中使用到的投影数据采用在线获取的方式, 并多次测量取平均值以消除偶然误差。由于平焰炉面积较小, 实验室内实现的空间分辨率不高, 重建后的温度浓度原始二维分布图像不能很好地显示火焰燃烧状态, 所以对重建得到的低空间分

辨率分布进行了插值处理, 可以更直观地观察到流场结构。图 15 给出了经插值处理后获得的 71×71 网格下的高分辨率温度浓度二维分布图像。

从图 15 中可以看出, 经改进模拟退火算法重建的燃烧场分布较好地再现了原始场内部信息, 测量区域内两个平焰炉的重建结果符合真实燃烧状态特征, 程序运行时间约为 270 s。在这里需要说明的, 钢尺放置前的圆形平焰炉重建结果未呈现正圆形趋势的原因在于, 实验过程中测量区域内的激光束并未完全覆盖圆形平焰炉, 即最终只重建了在待测区域内的部分燃烧分布。同时从图 15 中也可以看出, 在放置钢尺后, 破坏了平焰炉原有的氮气吹扫保护结构, 出现了一定的扩散, 而水汽浓度分布相较于温度分布受到的影响较小, 且由于长方形平焰炉被激光束完全覆盖, 所以在重建时受放置钢尺带来的影响更为明显。

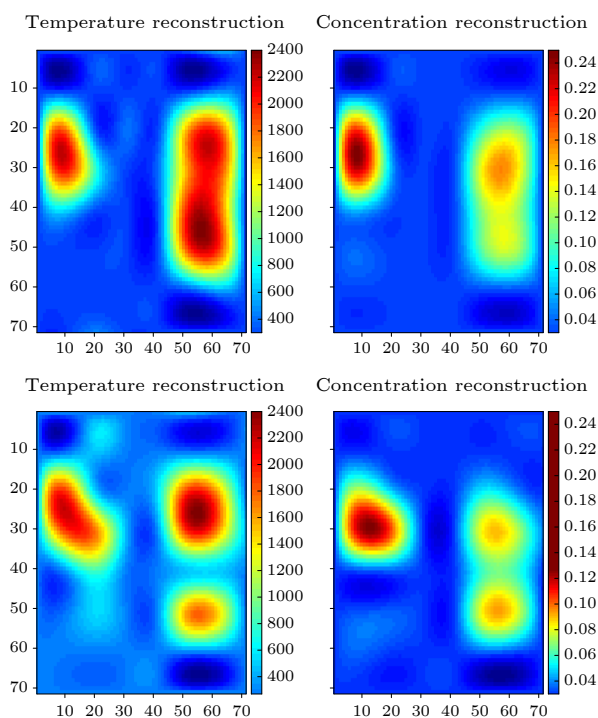


图 15 钢尺放置前后重建结果,上面板为未放置钢尺前重建结果,下面板为放置钢尺后重建结果

Fig. 15. Reconstruction results before and after steel ruler placement. Top: Reconstruction results before placing the steel ruler; Bottom: Reconstruction results after placing the steel ruler.

6 结 论

本文采用选取最优谱线组合的方法,对不同谱线组合及谱线组合中纳入光谱信息的数量在高光谱层析成像中的重建精度进行了分析,同时还对高光谱层析成像常用的模拟退火算法进行了改进.经过数值模拟仿真结果发现,选取最优谱线组合及纳入更多的光谱信息有利于提高燃烧流场分布重建的精度和增强测量对噪声的免疫性.经过与传统模拟退火算法得到的场分布结果对比发现,改进后的算法具有精度与传统模拟退火算法一致、运行效率高等优点.通过实验室验证实验,证实经改进后的模拟退火算法,在对实际燃烧流场进行重建时可以较好地再现原始场分布,重建结果与原始燃烧特征

一致.通过对测量燃烧流场分布的最优谱线组合的选取,及重建算法的改进,为重建快速变化的燃烧流场的温度及浓度场奠定了基础.下一步的工作将在快速反演燃烧流场分布的基础上,将优化算法与光路布置方式相结合,继续研究提升温度及浓度场分布精度的方法.

参考文献

- [1] Gustafsson U, Sandsten J, Svanberg S 2000 *Appl. Phys. B* **71** 853
- [2] Li H J, Farooq A, Jeffries J B, Hanson R K 2007 *Appl. Phys. B* **89** 407
- [3] Li N 2008 *Ph. D. Dissertation* (Hangzhou: Zhejiang University) (in Chinese) [李宁 2008 博士学位论文 (杭州: 浙江大学)]
- [4] Zhang C X, Wang F, Li N, Yan J H, Chi Y, Cen K F 2009 *Spectrosc. Spect. Anal.* **29** 2597 (in Chinese) [张春晓, 王飞, 李宁, 严建华, 池涌, 岑可法 2009 光谱学与光谱分析 **29** 2597]
- [5] Li C G, Dong L, Zheng C T, Frank K T 2016 *Sensor. Actuat. B: Chem.* **232** 188
- [6] Ma Y F, Qiao S D, He Y, Li Y, Zhang Z H, Yu X, Frank K T 2019 *Opt. Express* **27** 14163
- [7] Jiang Y L, Li G, Yang T, Wang J J 2017 *IOP. Conf. Ser. Earth Environ. Sci.* **52** 012092
- [8] Hodgkinson J, Ralph P T 2013 *Meas. Sci. Technol.* **24** 012004
- [9] Liu J T C, Jeffries J B, Hanson R K 2004 *Appl. Phys. B* **78** 503
- [10] Torniaainen E D, Hinz A K, Gouldin F C 1998 *AIAA. J.* **36** 1270
- [11] Lindstrom C, Tam C J, Davis D, Eklund D, Williams S 2007 *AIAA.* **43** 2007
- [12] Gillet B, Hardalupas Y, Kavounides C, Taylor A M K P 2004 *J. Appl. Therm. Eng.* **24** 1633
- [13] Ma L, Cai W W, Caswell A W, Kraetschmer T, Sanders S T, Roy S, Gord J R 2009 *Opt. Express* **17** 8602
- [14] Paul E, Dai J H, Seamus O, Lu H C, Cai W W 2017 *Appl. Phys. Lett.* **111** 184102
- [15] Cai W W, Ma L 2008 *Appl. Opt.* **47** 3751
- [16] Li G 2014 *M. S. Thesis* (Nanjing: Southeast University) (in Chinese) [李根 2014 硕士学位论文 (南京: 东南大学)]
- [17] Ma L, Li X S, Cai W W, Roy S, Jams R G, Scott T S 2010 *Appl. Spectrosc.* **64** 1274
- [18] Caswell A W 2009 *Ph. D. Dissertation* (America: University of Wisconsin-Madison)
- [19] Corana A, Marchesi M, Martini C, Ridella S 1987 *ACM* **13** 262
- [20] Lu Y T, Lin Y Y, Peng Q Z, Wang Y Z 2015 *Coll. Math.* **31** 97 (in Chinese) [卢宇婷, 林禹攸, 彭乔姿, 王颖喆 2015 大学数学 **31** 97]

Distribution reconstruction of non-uniform combustion field based on improved simulated annealing algorithm*

Zang Yi-Peng¹⁾²⁾ Xu Zhen-Yu¹⁾ Huang An¹⁾²⁾ Ai Su-Man¹⁾²⁾

Xia Hui-Hui^{1)†} Kan Rui-Feng^{1)‡}

1) (*Key Laboratory of Environmental Optics and Technology, Anhui Institute of Optics and Fine Mechanics, Hefei Institutes of Physical Science, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031, China*)

2) (*University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China*)

(Received 14 December 2020; revised manuscript received 7 January 2021)

Abstract

In this paper, a method of selecting the optimal transition lines' combination is analyzed to measure the absorption spectrum of the non-uniform combustion flow field, which is used to solve the basic two-region distribution, and an improved simulated annealing algorithm (ISA) is proposed for reconstructing the field distribution of the combustion flow field, in order to solve the problems of slow convergence speed and low efficiency of the traditional simulated annealing algorithm. By modifying the model perturbation mode and annealing strategy, the efficiency of the algorithm and the chance to jump out of the local optimal space are further improved. According to the numerical simulation results, more transitions are helpful in improving the accuracy of combustion field reconstruction and making the reconstruction less sensitive to noise. It is worth noting that the optimal transitions' combination is better than the non-optimal transitions' combination with more transitions included. In this paper, three different combustion models are constructed to verify the effectiveness of the improved algorithm. A comparison between the reconstruction results of the traditional simulated annealing algorithm and the improved simulated annealing algorithm shows that both algorithms have the same precision but the latter algorithm has a higher operating efficiency, and a faster running time (nearly 40 times faster than the former algorithm). At the same time, the simulation results also show that the reconstruction accuracy will decrease slightly with the complication of combustion flow field. By building the TDLAS-HT measurement system in the laboratory and using 8×8 orthogonal optical path arrangement, the two different combustion states formed before and after placing the steel rod in the flat flame furnace are reconstructed, the results show that the reconstruction distribution is basically consistent with the original distribution, and the reconstructed distribution well shows the combustion characteristics of the original distribution of the flame field. The effectiveness of the proposed method is verified by numerical simulation and verification tests. Under the condition of the same reconstruction accuracy as the reconstruction accuracy of the traditional simulated annealing algorithm, the higher operating efficiency is helpful in reconstructing the rapidly changing turbulent field, which has some guiding significance for the hyperspectral reconstruction of temperature and concentration distribution in the combustion flow field.

Keywords: combination of transition lines, field distribution reconstruction, simulated annealing algorithm, hyperspectral

PACS: 42.62.Fi, 42.30.Wb, 33.20.Ea

DOI: 10.7498/aps.70.20202124

* Project supported by the National Key R&D Program of China (Grant No. 2019YFB2006003), the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 61805286), and the Natural Science Foundation of Anhui Province, China (Grant No. 200808QF317).

† Corresponding author. E-mail: hlxia@aiofm.ac.cn

‡ Corresponding author. E-mail: kanruifeng@aiofm.ac.cn