

基于 TDLAS 的二维温度场重建算法

彭冬¹ 金熠² 翟超²

¹中国科学技术大学精密机械与精密仪器系, 安徽 合肥 230027

²中国科学技术大学工程与材料实验中心, 安徽 合肥 230027

摘要 可调谐半导体激光吸收光谱(TDLAS)技术结合层析成像(CT)算法能实现流场温度、浓度等信息的二维重建测量。为研究层析成像算法对温度场二维重建质量的影响,实现了两种典型重建算法:代数迭代重建算法(ART)和模拟退火(SA)算法。在不同的射线分布和吸收谱线数目情况下,使用两种算法对给定单峰温度场和双峰温度场分别进行重建仿真,比较分析了两种算法的重建结果。仿真结果表明,影响代数迭代重建算法重建质量的主要因素是射线分布,而模拟退火算法则对吸收谱线数较为敏感;对于单峰温度场,代数迭代重建算法重建结果的最大偏差为 5.6%,略好于使用 6 条吸收谱线时模拟退火算法重建结果的 6.2%;对于双峰温度场,模拟退火算法重建结果的最大偏差为 5.5%,而代数迭代重建算法的最大偏差则高达 22%。

关键词 光谱学; 可调谐半导体激光吸收光谱; 层析成像算法; 模拟退火算法; 重建质量

中图分类号 O433 **文献标识码** A

doi: 10.3788/CJL201643.1111002

Reconstruction Algorithms for 2D Temperature Field Based on TDLAS

Peng Dong¹ Jin Yi² Zhai Chao²

¹Department of Precise Machinery and Precise Instrumentation, University of Science and Technology of China, Hefei, Anhui 230027, China

²Experimental Center of Engineering and Material Science, University of Science and Technology of China, Hefei, Anhui 230027, China

Abstract Tunable diode laser absorption spectroscopy (TDLAS) combining with computer tomography (CT) algorithm can realize 2D reconstruction measurement of temperature of flow field, concentration and so on. Two different typical algorithms including algebraic reconstruction technique (ART) algorithm and simulated annealing (SA) algorithm are implemented to study the influence of tomography algorithm on the 2D reconstruction quality of temperature field. Reconstruction simulations of unimodal temperature field and bimodal temperature field are done under different beam arrangements and absorption lines with two algorithms, and the reconstruction results of two algorithms are compared and analyzed. The simulation results indicate that the reconstruction quality of ART algorithms is mainly affected by the beam arrangement while the SA algorithm is more sensitive to the number of absorption spectral lines. More specifically, for unimodal temperature field, the maximum deviation of the reconstructed results of ART algorithm is 5.6%, which is slightly better than 6.2% of SA algorithm using 6 absorption lines. For bimodal temperature field, the maximum deviation of the reconstructed results of SA algorithm is 5.5%, while that of ART algorithm is up to 22%.

Key words spectroscopy; tunable diode laser absorption spectroscopy; tomography algorithms; simulated annealing algorithms; reconstruction quality

OCIS codes 300.6260; 100.6950; 100.3010

收稿日期: 2016-06-16; **收到修改稿日期:** 2016-07-16

基金项目: 国家自然科学基金(11202204)、中央高校基本科研业务费专项资金(WK2091010001)

作者简介: 彭冬(1991—),男,硕士研究生,主要从事高速流场诊断方面的研究。E-mail: pd1991@mail.ustc.edu.cn

导师简介: 金熠(1980—),男,博士,高级工程师,主要从事高速流场诊断方面的研究。

E-mail: yjin@ustc.edu.cn(通信联系人)

1 引 言

可调谐半导体激光吸收光谱(TDLAS)技术与计算机层析成像(CT)技术发展起来的可调谐二极管激光吸收层析成像(TDLAT)技术可同时测量流场温度、组分浓度等重要状态参数,是目前一种极具发展前景的流场诊断技术。TDLAS 技术具有响应快、灵敏性高、对流场无干扰等优点,同时 CT 技术的使用可以克服 TDLAS 技术空间分辨率不足的缺点,使得 TDLAT 技术能对流场参数的二维分布进行重建测量,为流场诊断提供更多细节。

由于自身的种种优点,近年来 TDLAT 技术得到国内外研究者的广泛重视,发展迅速;其中,层析成像算法是提高 TDLAT 技术测量准确度的关键。从 TDLAT 重建算法角度而言,其重建计算可分为两类^[1]: I 类,独立重建每个流场网格内的吸收率,然后根据网格吸收率获得温度、浓度分布;II 类,根据测量的射线积分吸收率,将网格温度、浓度分布直接作为未知数利用最优化方法进行求解。I 类重建算法包括变换类重建算法和迭代类重建算法,变换类重建算法包括阿贝尔变换和滤波反投影方法,如 Virginia 大学 Bryner 等利用扇形线束获得 Hencken 平焰炉温度二维分布^[2-3]以及超声速燃烧室出口的温度和水蒸气浓度二维分布^[4],上述实验中即使用了滤波反投影算法。变换类重建要求投影光线在被测区域内完全投影且投影间隔均匀,要得到好的重建结果则需要较多的投影光线,因此在实际使用中受到射线数目的限制。迭代类算法则在投影光线数目较少的情况下也可以得到较好的重建结果,迭代类算法主要有代数迭代重建算法(ART)和同时迭代重建算法(SIRT),如 Wang 等^[5]在测量 NH₃ 流场二维浓度分布时即使用了代数迭代重建算法,Kasyutich 等^[6]利用 55 条射线对圆形和矩形热区进行重建测量时也使用了代数迭代重建算法;Li 等^[7]提出一种自适应代数迭代重建算法(MAART),并通过仿真比较了其代数迭代重建算法、同时迭代重建算法的重建精确度;Song 等^[8]、Hong 等^[9]在研究射线分布对重建结果的影响实验和研究最优射线布置方式的设计中均使用代数迭代重建算法作为重建算法。II 类重建方法是直接利用测量结果最优化重建温度和组分浓度的分布,由于吸收线强度随温度的变化不是线性关系,故待求解的最优化问题是一种非线性最优化问题,模拟退火(SA)算法作为一种常见的最优化求解方法被应用于此。Ma 等^[10]、Cai 等^[11]在其提出的超光谱重建方法中采用 6 条光路,选择 1333~1337 nm 范围内 H₂O 最强的 100 个吸收峰位置进行平焰炉温度和 H₂O 浓度分布的最优化重建中就使用了模拟退火算法;李宁等^[12]使用 4 条 H₂O 吸收谱线,利用遗传模拟退火算法对燃烧环境下 H₂O 分布模型进行了重建仿真计算;李飞等^[13]在基于 TDLAT 的超光谱(HT)方法中使用了 4 条 H₂O 吸收谱线,利用模拟退火算法在 CH₄/Air 火焰平面炉上得到了 2.5 kHz 的炉面温度和 H₂O 分压的动态结果;而后,李飞等^[14]更进一步获得了超燃直联合燃烧室出口处的静温和水蒸气浓度的动态二维分布信息。虽然与层析算法有关的文献众多,但大多是针对某一种算法展开分析,缺乏不同算法间的比较。从实现二维测量的角度出发,由于实验空间和条件的限制,往往要求满足在一定测量精度的前提下尽可能简化测量系统。因此,如何针对不同实验流场评估各类算法,如何在有限的射线覆盖和谱线数目基础上提高算法重建精度还有待进一步研究。

本文实现了代数迭代重建算法和模拟退火算法,利用这两种算法对给定的单峰及双峰温度场进行重建仿真。定义误差分析项对算法的重建结果进行评估,比较了不同条件下两种算法的重建效果,定量评估了射线覆盖率和谱线数目对两种温度场重建结果的影响。

2 基本原理

2.1 TDLAS 测量基本原理

TDLAS 测量是基于 Beer-Lambert 定律,利用可调谐激光光源调谐出待测气体的吸收谱线,然后进行待测流场温度、组分浓度等信息的测量。根据 Beer-Lambert 定律,穿过待测流场后的激光光强和入射激光光强关系为

$$I_v = I_0 \exp \left\{ - \int_0^L P(x) X(x) \cdot S [T(x)] \cdot \varphi(\nu) dx \right\}, \quad (1)$$

式中 I_v 为透射光强, I_0 为入射光强, PX 为待测组分分压, T 为温度场温度, $S(T)$ 为吸收谱线的线强度, $\varphi(\nu)$ 为吸收谱线线型函数(满足归一化条件), L 为吸收组分的吸收光程。吸收谱线的线强度为温度的单值

函数,在温度低于 2500 K,谱线波长小于 2.5 μm 时可表示为

$$S(T) = S(T_0) \frac{Q(T_0)}{Q(T)} \cdot \frac{T_0}{T} \exp\left[-\frac{hcE''}{k} \left(\frac{1}{T} - \frac{1}{T_0}\right)\right], \quad (2)$$

式中 $S(T_0)$ 为参考温度 T_0 时的线强度, h 为普朗克常数, c 为光速, k 为玻尔兹曼常数, E'' 为低能级能量, $Q(T)$ 为待测气体配分函数。

由(1)式可知,单光路测量的积分吸收率 A_i 可表示为

$$A_i = \int_0^{L_i} PX \cdot S(T) dx = \int_0^{L_i} a_i dx = \int_{-\infty}^{+\infty} \left[-\ln\left(\frac{I_\nu}{I_0}\right)\right] d\nu, \quad (3)$$

式中 i 为射线编号, a_i 为积分吸收系数。当待测流场为均匀流场时,积分吸收率简化为

$$A_i = PX \cdot S(T) \cdot L. \quad (4)$$

此外,使用玻尔兹曼直线拟合方法可以同时利用多条 H_2O 吸收谱线进行流场温度的测量,其原理是基于吸收谱线线强度 S 与温度 T 之间的关系[(2)式]和积分吸收率与温度、组分浓度之间关系[(4)式],可得到下式

$$\ln \frac{A_j}{S(T_0)} = \ln \left[\frac{Q(T_0)}{Q(T)} \cdot \frac{T_0}{T} \cdot PX \cdot L \right] - \frac{hcE''_j}{k} \left(\frac{1}{T} - \frac{1}{T_0} \right), \quad (5)$$

式中 j 为吸收谱线编号。由(5)式可知,当使用多条吸收谱线进行测量时,谱线的测量积分吸收率变式 $\ln \frac{A_j}{S(T_0)}$ 和低能级能量 E''_j 呈线性关系,而此直线的斜率恰好和待测温度成反比。这样一来,使用多条吸收谱线同时穿过待测流场,根据测量积分吸收率和低能级能量之间的关系拟合出直线,求得直线的斜率即可获得待测流场温度。使用 4 条吸收谱线结合玻尔兹曼直线拟合方法进行温度测量的示意图如图 1 所示。

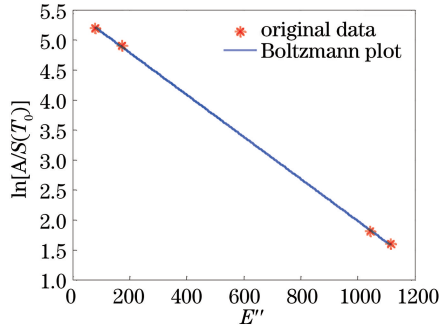


图 1 4 条谱线的玻尔兹曼直线拟合示意图

Fig. 1 Schematic diagram of Boltzmann plot with 4 spectral lines

2.2 代数迭代重建算法重建原理

对待测流场进行二维重建测量时,首先将待测区域划分成单元网格(图 2),并且认为单元网格内温度和组分浓度分布均匀一致。这样,单光路的积分吸收率可表示成光路经过的所有网格对吸收的贡献之和

$$A_i = \sum_{j=1}^J [PX \cdot S(T)]_j \cdot L_j = \sum_{j=1}^J a_{ij} \cdot L_j, \quad (6)$$

式中 i 为射线编号, j 为网格编号, L_j 表示光路经过第 j 个网格的光程, J 为网格总数, a 为网格内积分吸收系数。

代数迭代重建算法是一种典型的迭代重建算法,其表达式如下

$$a_j^{(k+1)} = a_j^{(k)} + \beta^{(k)} \frac{A_i - \sum_{j=1}^J a_j^{(k)} L_{ij}}{\sum_{j=1}^J L_{ij}^2}, \quad (7)$$

式中 k 为迭代次数序号, A_i 表示第 i 条射线的积分吸收率, β 为松弛系数, L_{ij} 为第 i 条射线穿过第 j 个网格的光程。

在实际应用中,考虑到吸收测量的实际意义,可以在迭代中加入网格内吸收非负的限制。可以根据吸收分布的连续性加入局部平滑准则;根据对待测流场的事先了解,给出先验条件加快算法收敛。同时为加快迭

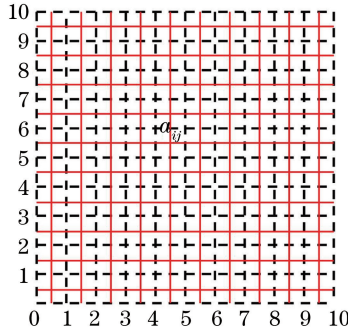


图 2 待测区域网格划分示意图

Fig. 2 Schematic of grid partition of the area under test

代的收敛,可以对松弛因子进行修正,得出一种修正代数迭代重建算法,本文即使用此修正代数迭代重建算法,算法的具体说明详见文献[7]。

2.3 模拟退火算法重建原理

模拟退火算法本质上是一种全局最优求解方法。利用模拟退火算法结合 TDLAS 技术进行温度场重建测量时,直接将区域网格的温度分布 T 作为未知数进行求解。当光路的测量积分吸收率 A_m 与根据分布计算得到的计算积分吸收率 A_c 之间的误差最小时,则认为此时的温度分布 T 即为最优分布。因此,温度场重建测量问题的目标函数可表示如下

$$D(T) = \sum_i^I \sum_n^N [A_m(L_i, \lambda_n) - A_c(L_i, \lambda_n)]^2, \quad (8)$$

式中 i 为射线编号, I 为射线总数, n 为波长编号, N 为吸收谱线总数, λ 为吸收谱线波长。由(8)式可知,模拟退火算法结合 TDLAS 技术能同时使用多条吸收谱线进行测量。考虑到温度分布的局部平滑性质,可在目标函数中加入温度分布局部平滑判据,实际“实验”表明,此举的确能有效改善算法的重建效果。温度分布的局部平滑判据可表示如下

$$R(T) = \sum_{p=1}^P \sum_{q=1}^Q \left(\frac{9}{8} T_{p,q} - \frac{1}{8} \sum_{y=p-1}^{p+1} \sum_{x=q-1}^{q+1} T_{x,y} \right)^2, \quad (9)$$

式中 p, q, x, y 均为离散网格编号, P, Q 为网格总数。这样一来,重建问题的目标函数表示为

$$F(T) = D(T) + \gamma_T \cdot R(T), \quad (10)$$

式中 γ_T 为温度平滑参数,其取值对重建结果的影响详见文献[15],仿真实验中 $\gamma_T = 1 \times 10^{-6.8}$ 。

3 数值仿真模型

利用 TDLAS 技术进行流场诊断时,最常用的气体组分是水蒸气,因为水蒸气是大多数流场气体组分,且其吸收谱线在近红外波段有较强的吸收,便于测量。实验中使用的的水蒸气吸收谱线参数见表 1(吸收谱线参数来自于 HITRAN 2008 数据库, $1 \text{ atm} = 1.013 \times 10^5 \text{ Pa}$)。为了评估两种算法的重建效果,给出待重建温度场模型和射线布置方式进行重建仿真,待测区域为 $10 \text{ cm} \times 10 \text{ cm}$ 的正方形,划分为 10×10 的网格(图 2),温度场模型如图 3 所示。待重建温度场模型包括单峰对称温度场和双峰温度场,其中单峰温度场模型温

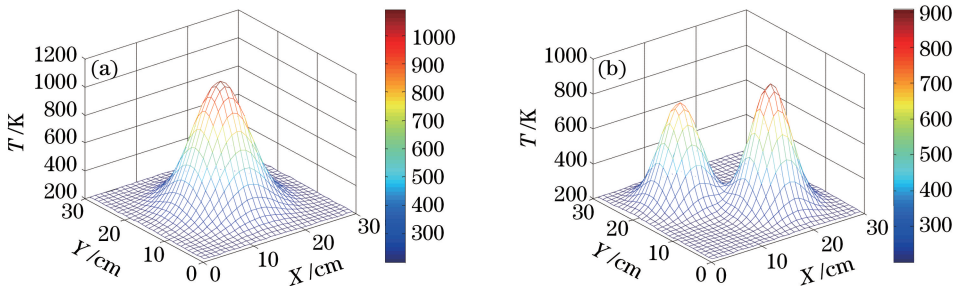


图 3 初始温度场模型。(a)单峰温度场;(b)双峰温度场

Fig. 3 Original temperature field model. (a) Unimodal temperature field; (b) bimodal temperature field

度范围为 200~1048 K,峰值位置为(5,5);双峰温度场模型温度范围为 200~915 K,峰值位置分别为(3,8)和(7,4)。初始射线布置为横竖各 10 条射线(图 2 中红色实线),共 20 条射线。仿真实验中,H₂O 分布默认为均匀分布,摩尔分数为 10%。

表 1 吸收谱线参数

Table 1 Parameters of the absorption spectral lines

| No. | Spectral frequency /cm ⁻¹ | Line strength at 296 K /(cm ⁻² /atm) | Lower state energy /cm ⁻¹ |
|-----|--------------------------------------|---|--------------------------------------|
| 1 | 7205.25 | 0.246 | 79.50 |
| 2 | 7416.05 | 0.0144 | 1114.55 |
| 3 | 7185.597 | 0.0197 | 1045.05 |
| 4 | 7444.37 | 0.00112 | 1806.67 |
| 5 | 7424.69 | 0.00115 | 1477.30 |
| 6 | 7432.31 | 0.00231 | 1050.16 |

4 数值仿真结果及讨论

为了研究影响算法重建效果的因素,在不同“实验”条件下进行了温度场的重建仿真。考虑到射线覆盖率和吸收谱线数目决定着实验系统的复杂程度,首先研究了两种算法在不同射线覆盖率和不同数目吸收谱线下单峰温度场的重建效果。同时,为了定量刻画算法的重建质量,定义绝对偏差 E_d 来描述重建温度场与初始模型之间的偏差分布,其最大值 $\max(E_d)$ 作为评价重建效果的重要指标;定义均方相对误差 E_{devT} 来从总体上评价重建温度场的重建质量,公式如下:

$$E_d = |T^{rec} - T^{orig}|, \quad (11)$$

$$E_{devT} = \sqrt{\frac{1}{P \times Q} \cdot \sum_{p=1, q=1}^{P, Q} \left[\frac{T_{p,q}^{rec} - T_{p,q}^{orig}}{\max(T^{orig}) - \min(T^{orig})} \right]^2}, \quad (12)$$

式中 T^{rec} 和 T^{orig} 分别表示重建温度场和初始温度场。

4.1 单峰温度场下的代数迭代重建算法重建结果

4.1.1 射线分布对代数迭代重建结果的影响

实验中,首先使用代数迭代重建算法和表 1 中的两条吸收谱线(No.1、2),在三种不同射线布置方式(图 2、图 4)下进行温度场重建仿真,三种射线布置方式使用射线数分别为 20,39,58 条。代数迭代重建算法在三种射线布置方式下的重建结果如图 5 所示。由图 5 可知,代数迭代重建算法重建温度场结果在靠近峰值位置重建偏差较大,三种情况下最大偏差均出现在峰值位置,最大偏差分别为 609,474,59 K,对应的相对误差分别为 58.1%,45.2%,5.6%。由此可知,射线覆盖率越高,代数迭代重建算法的重建效果越好。

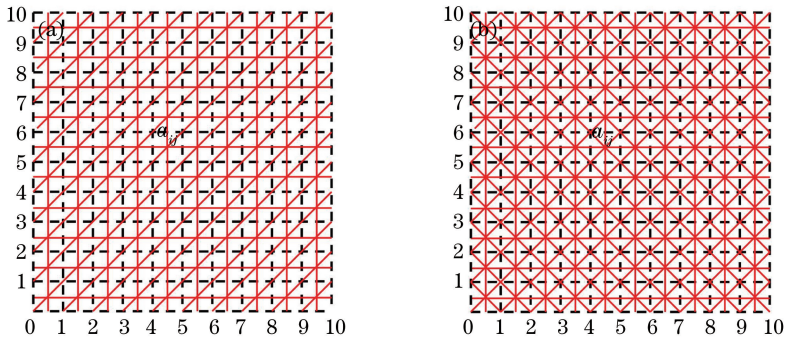


图 4 新增两种射线布置方式。(a)39 条射线;(b)58 条射线

Fig. 4 Two new added beam arrangements. (a) 39 beams; (b) 58 beams

为进一步讨论重建温度场的重建效果,给出不同射线数目下重建温度场的均方相对误差随迭代次数的变化曲线(图 6),曲线图表明,随着迭代次数的增加,均方相对误差渐趋稳定,表明算法逐渐收敛。同时,随着射线数目的增加,重建温度场的均方相对误差明显减小,表明射线覆盖率越高,代数迭代重建算法重建的效果越好。算法收敛时三种射线数目下重建温度场均方相对误差值分别为 0.171、0.125、0.023,但图 6 同时

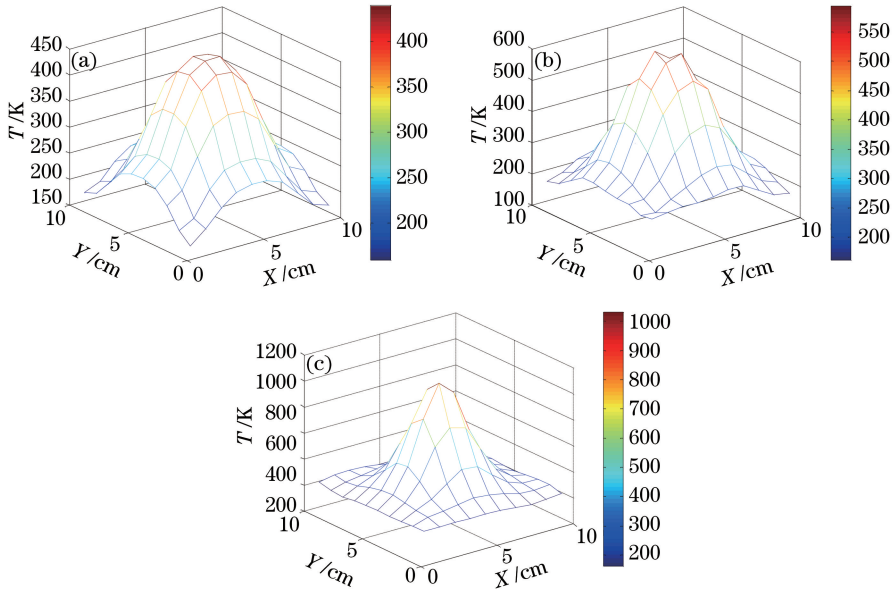


图 5 不同射线数目下的代数迭代重建算法重建结果。(a)20 条射线;(b)39 条射线;(c)58 条射线

Fig. 5 Reconstructed results with ART algorithm under different number of beam lines.

(a) 20 beams; (b) 39 beams; (c) 58 beams

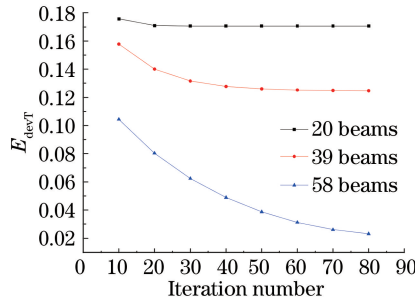


图 6 不同射线布置方式下均方相对误差随迭代次数的变化曲线

Fig. 6 Relative mean square error changes with iteration number under different beam arrangements

表明,射线数目越多,算法收敛需要的迭代次数也越多,算法效率略有降低。

4.1.2 谱线数目对代数迭代重建结果的影响

为研究吸收谱线数目对代数迭代重建算法重建效果的影响,在原来代数迭代重建算法基础上再添加两条吸收谱线(表 1 中的 7185.597 cm^{-1} , 以及 7168.437 cm^{-1}),并结合玻尔兹曼直线拟合方法进行温度场重建仿真,在 58 条射线布置方式下得到重建温度场结果如图 7 所示。由图 7 可知,使用 4 条吸收谱线的重建结果和使用两条谱线的重建结果(图 5)相差不大,4 条谱线重建结果的最大偏差为 51 K,均方相对误差为

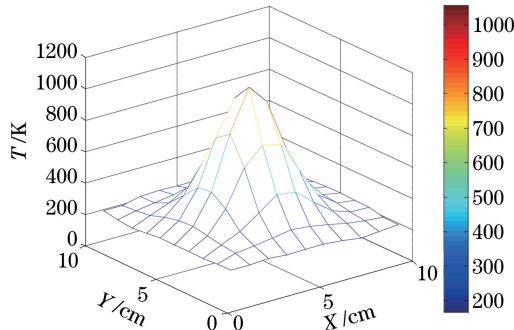


图 7 使用 4 条吸收谱线时的代数迭代重建算法重建结果

Fig. 7 Reconstructed result with ART algorithm using 4 absorption spectral lines

0.0199。相较于两条谱线的重建结果(最大偏差 59 K,均方相对误差 0.023),使用 4 条吸收谱线的重建效果稍有改善,但增加谱线数目不可避免会增加实验成本和系统的复杂程度。由于增加吸收谱线数目后温度场重建效果改善有限,因此吸收谱线的数目不是影响代数迭代重建算法重建结果的主要因素。代数迭代重建算法单峰温度场重建结果表明,射线分布对重建结果影响更大,而吸收谱线数目对重建结果影响有限。

4.2 单峰温度场下的模拟退火算法重建结果

4.2.1 谱线数目对模拟退火重建结果的影响

不同于 I 类算法,模拟退火算法在进行 TDLAS 重建测量时直接将网格温度分布作为未知数进行最优优化求解,首先研究不同吸收谱线数目下模拟退火算法的重建效果。本研究中,吸收谱线的选择很重要,吸收谱线的线强度太低则吸收太弱,影响重建的精确度。仿真结果表明,谱线线强度太低,重建算法不易收敛且重建质量较差。综合考虑,选择表 1 所示的 6 条吸收谱线,分别使用两条吸收谱线(No.1、2)、4 条吸收谱线(No.1、2、3、4)和全部 6 条吸收谱线,在 20 条射线布置情况下对网格温度分布进行重建仿真,仿真重建结果如图 8 所示。由图 8 可知,随着吸收谱线数目的增加,温度场重建效果明显变好,三种吸收谱线情况下重建温度场的最大偏差都出现在峰值位置,最大偏差和相对误差分别为 583 K(55.6%)、173 K(16.5%)和 66 K(6.2%),均方相对误差分别为 0.163、0.069、0.032。由此可知,吸收谱线数目是影响模拟退火算法重建效果的重要因素,但是,仿真实验表明,谱线数目的增加会降低算法的运行效率。与代数迭代重建算法重建结果相比,模拟退火算法重建结果误差略大,具体来说,模拟退火算法重建结果的最大偏差(66 K)较代数迭代重建结果(59 K)略大,模拟退火算法重建结果的均方相对误差相比代数迭代重建结果增大近 40%,温度场的偏差分布比较杂乱,这也和模拟退火全局最优求解的性质相符。

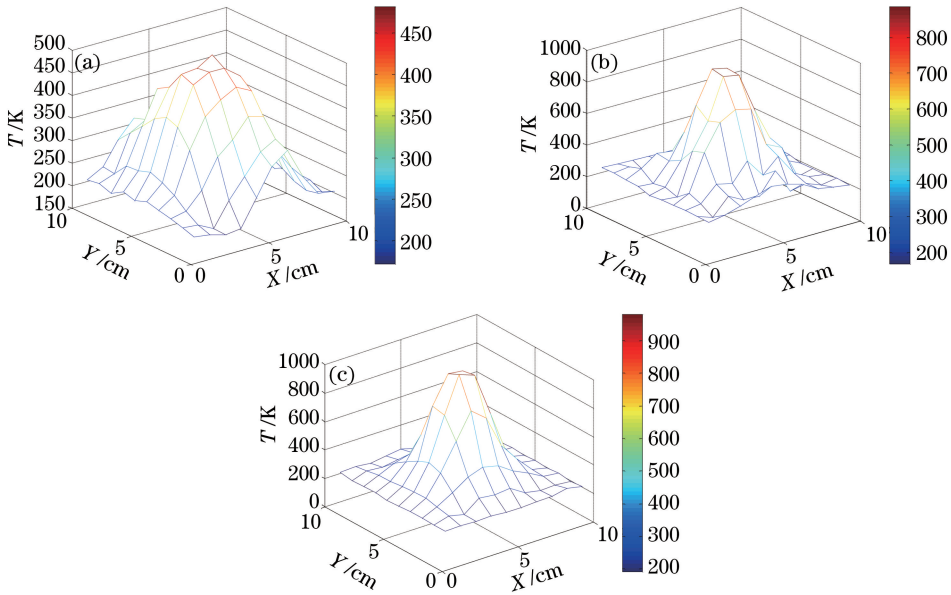


图 8 使用不同吸收谱线数目时的模拟退火算法重建结果。(a)2 条吸收谱线;(b)4 条吸收谱线;(c)6 条吸收谱线

Fig. 8 Reconstructed results with SA algorithm using different numbers of absorption spectral lines.

(a) 2 absorption spectral lines; (b) 4 absorption spectral lines; (c) 6 absorption spectral lines

4.2.2 射线分布对模拟退火算法重建结果的影响

为研究射线覆盖率对模拟退火算法重建结果的影响,在之前使用 6 条吸收谱线和 20 条射线分布基础上增加射线数目,在 39 条射线布置方式下进行温度场重建仿真,仿真结果如图 9 所示,重建温度场的最大偏差为 56 K,均方相对误差为 0.03。与 20 条射线布置情况相比,增加射线数目,模拟退火算法的重建效果仅略有改善:重建温度场最大偏差减小 10 K,均方相对误差减小 6%左右。与代数迭代重建算法重建结果相比,39 条射线布置方式下模拟退火算法重建结果的偏差分布仍然较杂乱,均方相对误差仍偏大。增加射线数目不可避免会增大系统复杂度及增加实验难度,且重建结果改善有限,因此射线覆盖率不是影响模拟退火算法重建效果的主要因素。模拟退火算法单峰温度场重建结果表明,吸收谱线数目对重建结果影响更大,而射线

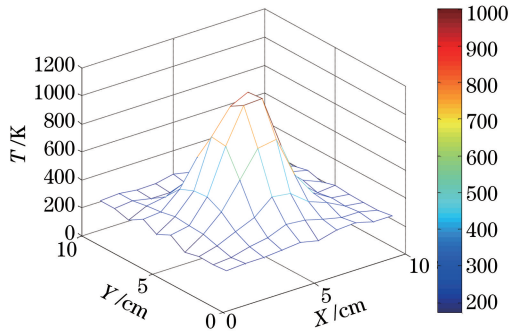


图 9 39 条射线布置方式下使用 6 条吸收谱线时的模拟退火算法重建结果

Fig. 9 Reconstructed result with SA algorithm using 6 absorption spectral lines and 39 beams arrangement

分布对模拟退火算法重建结果影响有限。

4.3 双峰温度场重建结果

考虑到实际燃烧流场温度分布的复杂性,同时对图 3 所示的双峰温度场进行了重建仿真。前述的仿真结果表明,要得到好的重建结果,代数迭代重建算法需要较为密集的射线布置方式,但对吸收谱线数目不敏感;模拟退火算法则需要多的吸收谱线数目,但对射线布置的密集程度要求不高。因此,分别使用代数迭代重建算法(58 条射线布置方式、2 条吸收谱线)和模拟退火算法(20 条射线布置方式、6 条吸收谱线)对该模型进行重建仿真,仿真结果如图 10 所示。重建结果表明,两种算法重建结果最大偏差均出现在温度峰值位置附近,且模拟退火算法的重建结果优于代数迭代重建算法的重建结果。具体来说,模拟退火算法重建结果的最大偏差为 64 K,最大偏差位置为(6,6);两个峰值位置(3,8)、(7,4)对应的相对误差分别为 5.5%和 5.2%,重建温度场的均方相对误差为 0.0375,重建温度场峰值位置与初始温度场吻合。代数迭代重建算法重建结果的最大偏差为 118 K,最大偏差位置为(4,7);两个峰值位置(3,8)、(7,4)对应的相对误差分别为 6.6%和 4.2%,重建温度场的均方相对误差为 0.0455,重建温度场的峰值位置与初始温度场峰值位置吻合。由此可知,对于复杂温度场,模拟退火算法较之代数迭代重建算法显得更加适用。

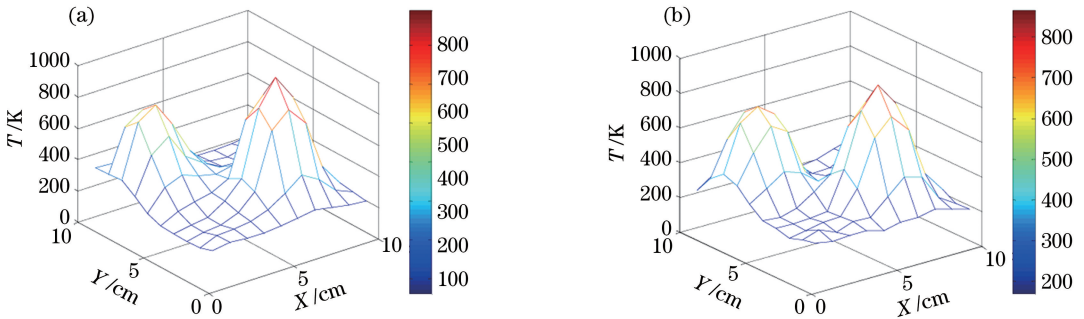


图 10 不同算法的双峰温度场重建结果。(a)ART;(b)SA

Fig. 10 Reconstructed result of bimodal field with different algorithms. (a) ART; (b) SA

5 结 论

使用代数迭代重建算法和模拟退火算法对已知对称单峰温度场和双峰温度场进行了重建仿真,研究了射线分布、谱线数目以及流场复杂程度对重建结果的影响。

仿真结果表明:

1) 对代数迭代重建算法而言,相比于吸收谱线数目,射线分布对重建结果的影响更大,即代数迭代重建算法使用较少的吸收谱线,而从不同角度对待测流场进行全面覆盖,有助于提高重建精度;而对于模拟退火算法来说,相比于射线分布,吸收谱线的数目对重建精确度影响更大,即较多的吸收谱线数目可以带来更好的重建效果,在实际操作中谱线数目足够的情况下可以使用较少的射线数目以降低测量系统的复杂程度。仿真结果为实验算法的选择提供了理论基础。

2) 对于单峰温度场,代数迭代重建算法在良好射线分布的情况下可以取得较好结果,最大偏差为 59 K (5.6%),均方相对误差为 0.023;模拟退火算法利用 6 条吸收谱线进行温度分布重建取得了较好结果,最大偏差为 66 K (6.2%),均方相对误差为 0.032。重建精度方面,代数迭代重建算法和模拟退火算法结果相当,前者略好。

3) 对于双峰温度场,即使在良好射线分布的情况下,代数迭代重建算法重建结果比模拟退火算法重建结果差,其最大偏差为 118 K;而使用 6 条吸收谱线在有限射线数目情况下进行的模拟退火算法取得了较好结果,最大偏差为 64 K,两个峰值位置(3,8)、(7,4)对应的相对误差分别为 5.5%和 5.2%。结果显示,对于复杂流场,模拟退火算法比代数迭代重建算法更为适用。

参 考 文 献

- Xu Zhenyu, Kan Ruifeng, Ruan Jun, *et al.* Research on reconstruction methods for 2D distribution based on TDLAS[C]. Proc Spectroscopy Symposium on Combustion Diagnosis and Atmospheric, 2013.
许振宇, 阚瑞峰, 阮俊, 等. 基于 TDLAS 的二维分布重建方法研究[C]. 光谱技术在燃烧诊断及大气检测中的应用学术研讨会, 2013.
- Bryner E, Sharma M G, Goynes C P, *et al.* Tunable diode laser absorption technique development for determination of spatially resolved water concentration and temperature [C]. 48th AIAA Aerospace Sciences Meeting Including New Horizons Forum and Aerospace Exposition, AIAA-2010-299, 2010.
- Busa K M, Ellison E N, McGovern B J, *et al.* Measurements on NASA Langley durable combustor rig by TDLAT: Preliminary results [C]. 51st AIAA Aerospace Sciences Meeting Including New Horizons Forum and Aerospace Exposition, AIAA-2013-0696, 2013.
- Busa K M, Bryner E, McDaniel J C, *et al.* Demonstration of capability of water flux measurement in a scramjet combustor using tunable diode laser absorption tomography and stereoscopic PIV [C]. 49th AIAA Aerospace Sciences Meeting Including the New Horizons Forum and Aerospace Exposition, AIAA-2011-1294, 2011.
- Wang F, Cen K F, Li N, *et al.* Two-dimensional tomography for gas concentration and temperature distributions based on tunable diode laser absorption spectroscopy[J]. Measurement Science and Technology, 2010, 21(4): 045301.
- Kasyutich V L, Martin P A. Towards a two-dimensional concentration and temperature laser absorption tomography sensor system[J]. Applied Physics B, 2011, 102(1): 149-162.
- Li N, Weng C. Modified adaptive algebraic tomographic reconstruction of gas distribution from incomplete projection by a two-wavelength absorption scheme[J]. Chinese Optics Letters, 2011, 9(6): 061201.
- Song J, Hong Y, Wang G, *et al.* Algebraic tomographic reconstruction of two-dimensional gas temperature based on tunable diode laser absorption spectroscopy[J]. Applied Physics B, 2013, 112(4): 529-537.
- Hong Y, Song J, Wang G, *et al.* Optimal beam arrangement design for two-dimensional temperature and concentration reconstruction using ASA and SQP algorithms[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2015, 126(2): 292-296.
- Ma L, Cai 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.
- Cai W, Ewing D J, Ma L. Application of simulated annealing for multispectral tomography[J]. Computer Physics Communications, 2008, 179(4): 250-255.
- Li Ning, Weng Chunsheng. Gas concentration and temperature reconstruction by genetic simulated annealing algorithm based on multi-wavelengths diode laser absorption spectroscopy[J]. Acta Physica Sinica. 2010, 59(10): 6914-6920.
李 宁, 翁春生. 基于多波长激光吸收光谱技术的气体浓度与温度二维分布遗传模拟退火重建研究[J]. 物理学报, 2010, 59(10): 6914-6920.
- 李 飞, 余西龙, 曾 徽. 基于 TDLAS 的层析成像技术[C]. 桂林: 第六届全国高超声速科学技术会议论文集, 2013.
- 李 飞, 余西龙, 曾 徽, 等. 用于超燃诊断的吸收光谱二维诊断技术[C]. 北京: 北京力学学会第 21 届学术年会暨北京振动工程学会第 22 届学术年会论文集, 2015.
- Ma L, Cai W. Determination of the optimal regularization parameters in hyperspectral tomography[J]. Applied Optics, 2008, 47(23): 4186-4192.