

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*

李 宁[†] 翁春生

(南京理工大学瞬态物理国家重点实验室, 南京 210094)

(2009 年 12 月 11 日收到; 2010 年 1 月 30 日收到修改稿)

利用可调谐半导体激光吸收光谱技术实现气体浓度温度二维分布重建. 设计了气体浓度温度二维分布重建测量系统, 采用四路波分复用技术以减少投影光路布置数量和增加气体吸收测量信息. 针对于图像重建过程中建立的非线性投影方程组, 将遗传算法与模拟退火算法相结合进行求解, 在实现全局最优搜索基础上提高算法搜索效率. 建立燃烧环境下 H₂O 浓度温度二维分布模型, 借助于近红外波段 1.3—1.5 μm 范围内 4 条 H₂O 气体吸收谱线, 利用数值模拟计算方法进行了气体分布重建, 重建结果与模型符合得很好. 通过在投影数据中添加不同比例的随机误差, 考察其对气体分布重建结果的影响. 研究表明, 气体浓度分布重建结果对于投影误差并不敏感, 而增加投影误差幅值将导致温度分布重建均方误差增大.

关键词: 激光吸收光谱, 半导体激光器, 遗传模拟退火算法, 气体分布重建

PACC: 0765G, 4225B, 0762

1. 引 言

可调谐半导体激光吸收光谱技术通过扫描气体特征吸收谱线可以实现对于气体组分以及温度的实时监测, 具有高灵敏度、不受背景气体干扰、非接触测量等优点. 目前可调谐半导体激光吸收光谱技术大量应用于单一光路中气体在线测量, 激光器输出光束需经过准直设备进行整形, 集中能量以满足信号探测的要求. 通过设计多光路测量系统, 将可调谐半导体激光吸收光谱技术与图像重建技术相结合, 可以用于实现对组分浓度或温度二维分布测量, 从而在发动机燃烧诊断优化、等离子体射流研究、大气污染物监控等方面发挥更大的作用^[1-4].

Goulard 等^[5]首先提出利用光学重建技术用于非反应流体的研究当中. 随后国外研究学者在基于激光吸收光谱技术的气体图像重建方面进行了大量的算法研究和实验分析工作^[6,7]. 但上述研究均在单一波长下完成, 只能得到气体吸收系数分布情况, 需要配合其他先知条件, 如已知温度分布规律

等来进一步求解得到气体浓度分布情况; 验证试验中采用将设备放置在电动平台上, 通过旋转来得到各个不同方向上的投影, 投影数量常常在 100 个以上. 机械运动的存在使得测量过程很难满足动态气体测量瞬态时间要求.

部分学者利用固定光路的测量方式, 通过扫描两条气体吸收谱线进行气体浓度和温度分布求解. 如 Wright 等^[8]利用 1.5 和 1.7 μm 两个波段的半导体激光器, 通过在发动机燃烧室周围布置 4 组共 32 条测量光路, 使得测量光路覆盖整个测量区域, 从而重建出发动机内 HC 组分分布情况.

从应用角度考虑, 投影数量越少, 搭建的光学系统越简单, 更加符合现场测量的需要. 为了进一步减少投影数量, Ma^[9]数值模拟了利用模拟退火算法, 采用激光器单次扫描得到 10 条 H₂O 气体吸收谱线来进行的气体浓度温度分布同时重建研究, 并利用光纤 FP 可调谐激光器开展了相关实验验证工作^[10].

目前国内对于可调谐半导体激光吸收光谱技术的应用集中在单光路测量方面^[11-14], 对气体分布重建研究相对较少. 本文采用位于 1.3—1.5 μm 波

* 高等学校博士学科点专项科研基金(批准号:20093219110037)、江苏省博士后科研资助计划(批准号:0902094C)和南京理工大学自主科研专项计划(批准号:2010ZYTS092)资助的课题.

[†] E-mail: stokim@gmail.com

长范围内的 4 条 H_2O 测量谱线, 设计了基于波分复用技术的 32 路气体浓度温度重建方案, 采用遗传模拟退火算法作为图像重建算法进行了数值计算, 在实现全局寻优的基础上进一步提高算法效率. 对重建结果进行了相关分析, 讨论了投影误差对于重建结果的影响.

2. 测量与重建方法

2.1. 可调谐半导体激光吸收光谱技术

当一束单色激光穿越待测气体介质时, 其激光强度的变化遵循 Beer-Lambert 定律

$$-\ln\left(\frac{I_1}{I_0}\right) = PS_{\nu_i}(T)\phi(\nu)XL, \quad (1)$$

其中 I_0 为初始入射激光强度, I_1 为透射激光强度; P 为气体的总压; L 为激光在气体介质中传播的距离; X 为待测气体的体积浓度; $S_{\nu_i}(T)$ 为测量所用谱线 ν_i 在温度 T 时的谱线强度, 其大小随温度的变化情况如(2)式所示:

$$S_{\nu_i}(T) = S_{\nu_i}(T_0) \frac{Q(T_0)}{Q(T)} \exp\left[-\frac{hcE}{k_B}\left(\frac{1}{T} - \frac{1}{T_0}\right)\right] \times \left[\frac{1 - \exp(-hcE/k_B T)}{1 - \exp(-hcE/k_B T_0)}\right], \quad (2)$$

其中, $S_{\nu_i}(T)$ 为在参考温度 $T_0 = 296$ K 时的谱线强度, 其大小可以通过 HITRAN 光谱数据库查询得到. E 是低跃迁态的能量, h 是 Planck 常数, k 是 Boltzmann 常数, c 是光速. $Q(T)$ 为气体温度 T 时的总分子内部分割函数值, 可以通过多项式拟合的方式进行计算

$$Q(T) = a + bT + cT^2 + dT^3, \quad (3)$$

(3) 式中多项式系数取值根据测量对象以及所处温度范围不同而改变. 表 1 给出了对于 H_2O , 在 70—3005 K 范围内总分子内部分割函数多项式系数值.

表 1 H_2O 总分子内部分割函数多项式系数

| 系数 | 70 K < T < 405 K | 405 K < T < 1500 K | 1500 K < T < 3005 K |
|-----|---------------------------|--------------------------|---------------------------|
| a | -0.44405×10^1 | -0.94327×10^2 | -0.11727×10^4 |
| b | 0.27678×10^0 | 0.81903×10^0 | 0.29261×10^1 |
| c | 0.12536×10^{-2} | 0.74005×10^{-4} | -0.13299×10^{-2} |
| d | -0.48938×10^{-6} | 0.42437×10^{-6} | 0.74356×10^{-6} |

$\phi(\nu)$ 为线型函数, 描述了被测吸收谱线的形状, 与温度、气体压力和各成分含量有关. 在通常情况下用 Voigt 函数来进行表示, 为 Doppler 函数 $\phi_D(\nu)$ 与 Lorentz 函数 $\phi_c(\nu)$ 的卷积分

$$\phi(\nu) = \int_{-\infty}^{+\infty} \phi_D(u) \phi_c(\nu - u) du, \quad (4)$$

线型函数 $\phi(\nu)$ 反映了气体吸收系数随着波长改变而发生的相对变化, 在吸收线中心处取得最大值, 在整个频域范围内的积分值为 1.

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \phi(\nu) d\nu = 1, \quad (5)$$

因此, 气体吸收方程(1)可以变换为

$$A_{\nu_i} = \int_{-\infty}^{+\infty} -\ln\left(\frac{I_1}{I_0}\right) = PS_{\nu_i}(T)XL. \quad (6)$$

其中, A_{ν_i} 为利用 ν_i 谱线计算得到的气体吸收系数在频域内的积分值.

2.2. 气体浓度温度二维分布重建

将待测区域离散化为 $M \times N$ 图像网格, 每个网格内包含待测气体浓度与温度两个未知量. 波长位于 ν_i 的第 j 条激光束, 以一定的方向和角度穿越待测区域后, 最终探测到的气体吸收系数积分值 $A_{\nu_i,j}$ 由穿越离散化区域各个网格内的气体吸收贡献值叠加而成, 其气体吸收方程可表示为

$$A_{\nu_i,j} = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N P[S_{\nu_i}(T)X]_{m,n} L_{j,(m,n)}, \quad (7)$$

其中, m 与 n 分别为图像网格的行列值, $L_{j,(m,n)}$ 为第 j 条激光束穿越第 m 行第 n 列网格时的光路长度, $[S_{\nu_i}(T)X]_{m,n}$ 为第 m 行第 n 列网格内谱线强度与气体浓度的乘积. 根据系统中所采用的激光源扫描波长个数以及相应的光路布置情况, 最终由探测器得到离散区域内所有光路的气体吸收系数积分值, 即测量投影数据. 图像重建的过程即通过一定的算法, 根据投影数据来确定每个网格内的气体浓度与温度值. 由于测量过程中存在光谱参数精度, 各种测量误差等因素的干扰, 使得测量得到的气体吸收系数积分值与根据气体浓度温度分布重建结果计算得到的吸收系数积分值之间的存在一定差异. 定义 e_{pro} 为气体吸收系数测量值与计算值之间的相对误差

$$e_{\text{pro}} = \sqrt{\sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^I \left[(A_{\nu_i,j}^{\text{mea}} - \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N P[S_{\nu_i}(T)X]_{m,n}^{\text{cal}} L_{j,(m,n)}) / A_{\nu_i,j}^{\text{mea}} \right]^2}, \quad (8)$$

其中, J 为总的测量光路数量, I 为测量中所采用的气体吸收谱线数量. mea 代表测量值, cal 代表计算值. $A_{\nu_i, j}^{mea}$ 为探测器最终测量得到的利用 ν_i 谱线在第 j 条光路上的气体吸收系数积分值. (8) 式为气体浓度与温度二维分布重建的目标方程组, 通过找到最

佳的气体浓度温度分布, 使得误差值 e_{pro} 最小. 即图像重建的核心就是对此非线性方程组的求解.

定义气体浓度重建均方相对误差 e_x 与温度重建均方误差 e_T , 用于表示气体分布重建效果, 以及对于投影误差的敏感程度.

$$e_x = \sqrt{1/(M \times N) \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M [(X_{m,n}^{cal} - X_{m,n}^{mod}) / (X_{max}^{mod} - X_{min}^{mod})]^2}, \quad (9)$$

$$e_T = \sqrt{1/(M \times N) \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M [(T_{m,n}^{cal} - T_{m,n}^{mod}) / (T_{max}^{mod} - T_{min}^{mod})]^2}, \quad (10)$$

其中 mod 代表模型中参数, X_{max}^{mod} , X_{min}^{mod} , T_{max}^{mod} , T_{min}^{mod} 分别代表给定的气体分布模型中气体浓度与温度的最大值与最小值.

2.3. 气体分布重建算法

传统的非线性方程组求解方法, 如 Levenberg-Marquardt 方法等, 求解速度快, 但是对于多极值函数而言极易陷入局部最优之中, 从而导致最终结果错误. 在搜索最优解的过程中, 模拟退火算法除了可以接受最优解外, 还有一个随机接受准则 (Metropolis 准则) 有限度地接受恶化解, 使得算法可以从局部最优中跳出, 尽可能找到全局最优解. 但是模拟退火算法把握搜索过程能力较差, 导致算法运行效率不高. 遗传算法是模拟自然进化中“适者生存”的原理来进行自学习和寻优的. 遗传算法具有不受搜索空间的限制性假设的约束, 具有内在的并行性, 收敛速度快. 但遗传算法存在“过早收敛”问题, 即由于优良个体急剧增加使种群失去多样性, 从而造成程序陷入局部, 达不到全局最优解的现象. 将模拟退火算法和遗传算法相结合, 则可以在全局搜索前提下, 发挥了遗传算法潜在的“并行”运行特点.

但模拟遗传退火算法局部搜索能力不强, 在最终确定全局最优解时需要耗费大量的计算时间, 而 Levenberg-Marquardt 非线性求解方法具有在局部范围内快速收敛的特点. 为此, 本文中在利用遗传模拟退火算法进行全局寻优, 找到最优解所在区域后, 采用 Levenberg-Marquardt 方法来进一步缩短计算时间, 从而最终得到重建后的气体浓度温度分布.

气体分布重建算法过程如下: (1) 建立方程组: 根据测量得到的投影数据, 待测区域内的光路布置方式, 采用的气体谱线等条件, 建立求解目标方程

组; (2) 数据初始化: 给出进化迭代总次数 (200) 以及种群数量 (1000), 每个种群的初始值 ($M \times N$ 个网格内气体温度与浓度初始值), 交叉概率 (0.5) 以及变异概率 (0.1), 以及退火算法中的初始退火温度 T_{sa} (100); 计算每个种群的适应度, 开始遗传算法循环程序; (3) 进化迭代次数加 1; (4) 选择操作: 按照赌轮盘算法将适应度高的种群保留下来; (5) 交叉操作: 选择操作后随机选取两个种群, 按照交叉概率对其进行交叉变换; (6) 变异操作: 按照变异概率对随机选取的种群内变量进行变异; (7) 模拟退火: 根据当前退火温度 T_{sa} , 对种群进行模拟退火运算, 通过对种群进行扰动产生一个新种群, 计算两者的适应度之差 ΔE : 当其小于 0 时, 新种群被接受; 当其大于 0 时, 按照概率 $\exp(-\Delta E/T_{sa})$ 来进行接收. 在退火温度 T_{sa} 下, 重复一定次数的扰动和接受过程; (8) 缓慢降低退火温度 T_{sa} , 重复 (7). 当 T_{sa} 低于设定值后, 将 T_{sa} 恢复至初始值, 退出模拟退火操作; (9) 计算当代每个种群的适应度; (10) 择优操作: 将当代种群中适应度最大值与最小值分别与上一代进行比较, 如当代种群适应度最大值优于上一代, 则将当代种群适应度最大值保留下来; 否则, 用上一代适应度最大的种群替代当代适应度最差的种群; (11) 查看是否满足迭代结束要求: 即适应度变化速率是否低于设定值, 或进化迭代次数是否已经达到设定值; (12) 如不满足, 则返回 (3); (13) 采用 Levenberg-Marquardt 方法对种群进行计算, 最终得到气体浓度温度分布.

3. 气体分布模型与重建方法

气体分布重建研究对象为燃烧环境下的 H_2O , 气体分布重建区域为 $8 \text{ cm} \times 8 \text{ cm}$ 的矩形区域. 浓度

分布模型采用双 Gauss 函数,温度分布模型为 Gauss 函数,并叠加在抛物面上,如图 1 所示.模型中设定 H₂O 浓度范围从 0—12%,温度范围从 1200—1700 K.

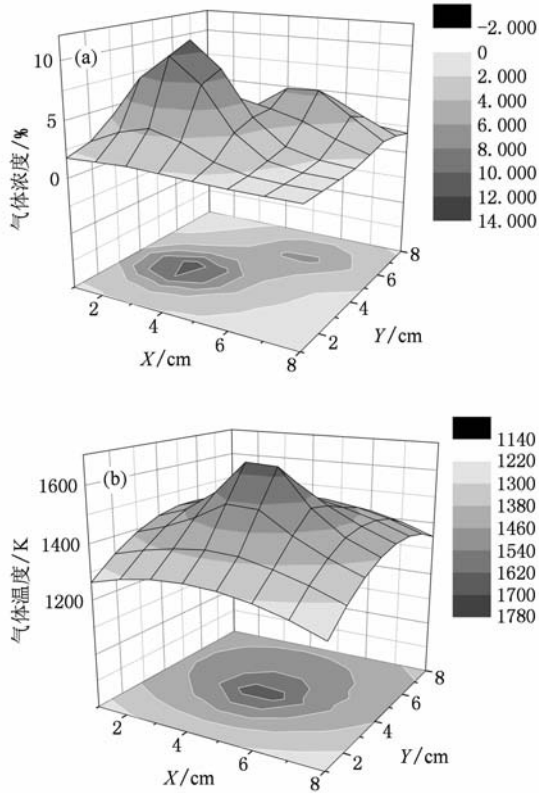


图 1 气体分布重建研究模型 (a) 气体浓度场分布模型, (b) 气体温度场分布模型

对于设定的气体分布模型,采用 8 × 8 的网格进行离散,每个网格内包括气体浓度与温度两个变量,共 128 个未知数.

波分复用技术已经在可调谐半导体激光吸收光谱测量技术中广泛使用,用于实现在一条光路中对多种气体组分或温度的同时在线测量^[15,16].仿真中实验系统中采用波分复用技术,将近红外波段的 4 个半导体激光器输出光束耦合入一根单模光纤内.表 2 给出了半导体激光源工作波长及其对应的气体吸收谱线强度与低跃迁态能量.谱线的选择主要基于以下考虑:1) 4 条气体吸收谱线分别在不同温度区域内具有好的响应能力,总的温度测量范围覆盖 300—2000 K;2) 4 条谱线在测量温度范围内谱线强度较大,可以提供足够的吸收信号;3) 测量波长在 1.3—1.5 μm 的通信波段内,激光器以及其他电子设备价格低廉,性能稳定可靠.

表 2 计算中采用的气体吸收谱线

| ν_i/cm^{-1} | $S_{\nu_i}(T_0)/\text{cm}^{-1} \cdot \text{atm}^{-1}$ | E/cm^{-1} |
|------------------------|---|--------------------|
| 7390.13 | 8.53×10^{-2} | 446.5 |
| 7185.59 | 1.97×10^{-2} | 1045.1 |
| 7444.36 | 5.4×10^{-4} | 1774.8 |
| 7444.37/7444.36 | 5.76×10^{-4} | 1806.7 |
| 6807.83 | 1.02×10^{-6} | 3319.4 |

耦合入多条吸收谱线的单模光纤通过分路器后分为 4 组,每一组对应连接至 8 个光纤准直器,均匀线性排列,其布置方式如图 2 所示.

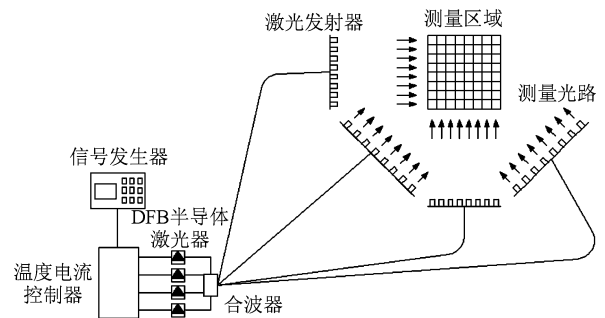


图 2 气体分布重建系统设计

测量系统中测量光路 $J = 32$,采用测量波长 $I = 4$,共可得到 128 组投影数据.数值计算通过采用气体组分与温度分布模型,根据测量系统计算得到了相应的投影数据.对投影数据添加不同比例的测量误差,并利用遗传模拟退火算法进行二维重建.

4. 数值仿真分析

根据数值仿真中光路系统的布置及其相关参

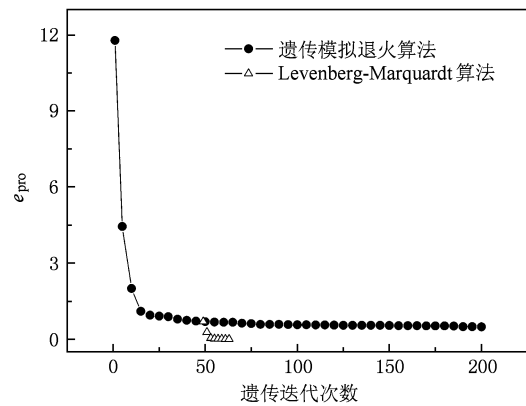


图 3 气体吸收系数投影值相对误差 e_{pno} 随遗传进化次数变化曲线

数设定,对给定的气体浓度温度分布模型进行了重建计算. 遗传模拟退火算法迭代过程中 e_{pro} 随遗传进化次数变化情况如图 3 所示.

当遗传进化次数增加至 50 的过程中, e_{pro} 从初始值 20 迅速下降至 0.4 左右,算法在这一阶段具有极高的效率. 此时,遗传模拟退火算法已经找到了气体分布最优解所在区域. 进一步增加遗传进化次数时, e_{pro} 逐步逼近最优解,但下降速度缓慢. 为此,在找到最优解所在区域基础上,采用 Levenberg-Marquardt 非线性方程求解方法,可以有效提高局部搜索能力,大大改善程序运算效率. 从图 3 中可以看出,当采用 Levenberg-Marquardt 算法后, e_{pro} 迅速下降到 1×10^{-3} 左右,程序运算停止,得到气体浓度温度分布最优解. 最终重建得到的气体浓度温度二维分布图像如图 4 所示.

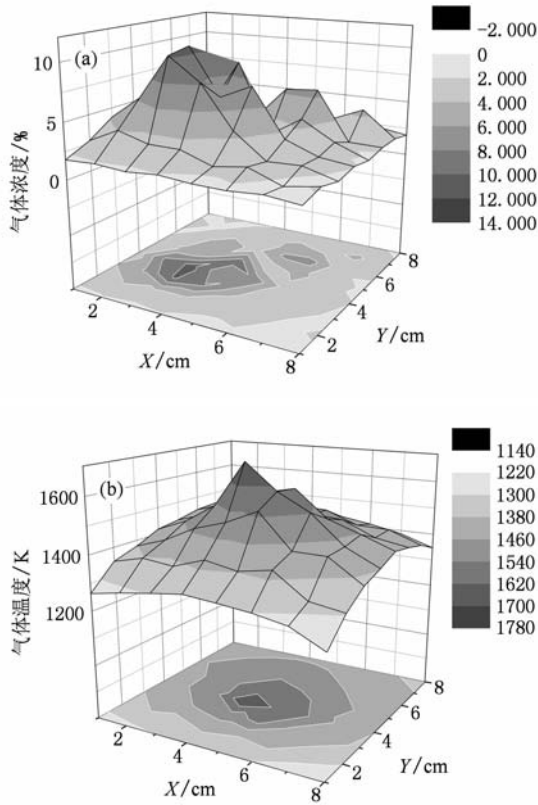


图 4 重建得到的气体二维分布图像 (a) 气体浓度场分布, (b) 气体温度场分布

重建结果与模型符合,表明光路布置方案与重建算法可行. 温度分布重建最大误差为 36 K, 浓度分布重建最大误差为 0.027.

由于模拟遗传退火算法把握搜索过程能力较差,因此在寻优过程中算法效率相对较低,而遗传

模拟退火算法提高了程序寻优的效率. 图 5 给出了在相同循环迭代计算量情况下模拟退火算法与遗传模拟退火算法计算情况的比较.

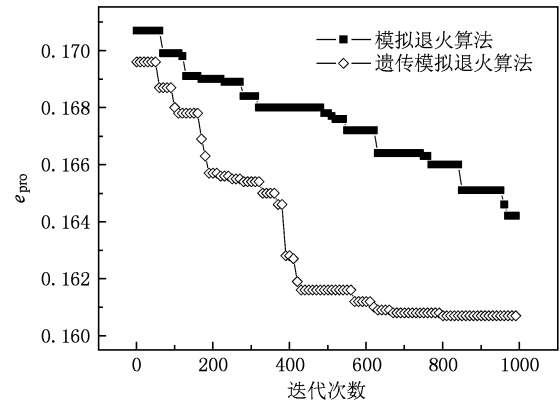


图 5 模拟退火算法与遗传模拟退火算法运算速度比较

通过在测量得到吸收投影数据 $A_{\nu_i, j}^{\text{mea}}$ 中添加不同比例的随机误差,模拟实际测量过程中探测得到气体吸收信号时存在的各种误差之和. 图 6 给出了对测量得到的吸收投影数据添加幅值 0—5% 的随机误差,重建得到气体浓度温度分布时其对应的均方误差.

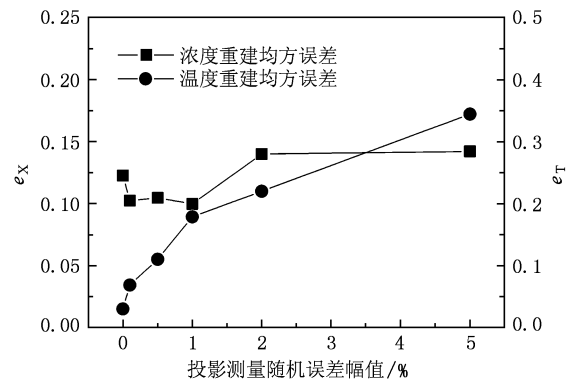


图 6 气体吸收投影数据中随机误差对于气体浓度温度分布重建的影响

随着在投影数据中添加的误差幅值从 0 提高到 5%, 温度分布重建结果的均方误差增加明显, 从 3% 升高到 30%, 而浓度分布重建结果中的均方误差基本保持稳定在 10% 左右. 在投影误差较小的情况下 ($<1\%$), 温度分布重建结果优于浓度分布重建结果. 计算表明温度分布重建结果受投影误差的影响较大, 但浓度分布重建结果却对投影误差不敏感, 这对于燃烧环境下的气体组分测量是非常有利的.

5. 结 论

利用可调谐半导体激光光谱技术,借助于多路径气体吸收投影数据以及图像重建算法,可以同时重建得到气体浓度温度分布图像.采用波分复用技术可以有效的减少投影数量,采用32条投影光路重建得到 8×8 网格内的气体浓度温度参数分布.采用遗传模拟退火算法可以在保证得到全局最优解的条件下改善程序运行效率.在利用遗传模拟退火算

法找到最优解所在区域后,结合 Levenberg-Marquardt 算法可以提高局部搜索能力,进一步加快程序收敛.采用近红外波段的4条 H_2O 吸收谱线,对燃烧环境下的 H_2O 分布模型进行了重建数值计算研究.研究表明,气体分布重建结果与模型吻合,浓度分布重建结果对于投影误差不敏感,而温度分布重建结果则受投影误差的影响较大.此结果有助于推动气体二维分布重建技术在燃烧优化控制及其污染物排放监控等领域应用研究的开展,推动燃烧诊断技术的发展.

-
- [1] Carey S J, McCann H, Hindle F P, Ozanyan K B, Winterbone D E, Clough E 2000 *Chem. Engng. J.* **77** 111
- [2] Zhang F Y, Fujiwara T, Komurasaki K 2001 *Appl. Opt.* **40** 957
- [3] Wolfe D C, Jr. Byer R L 1982 *Appl. Opt.* **21** 1165
- [4] Todd L A, Bhattacharyya R 1997 *Appl. Opt.* **36** 7678
- [5] Emmerman P J, Goulard R, Santoro R J, Semerjian H G 1980 *J. Energy* **4** 70
- [6] Chung K B, Gouldin F C, Wolga G J 1995 *Appl. Opt.* **34** 5492
- [7] Gillet B, Hardalupas Y, Kavounides C, Taylor A M K P 2004 *Appl. Therm. Engng.* **24** 1633
- [8] Wright P, Garcia-Stewart C A, Carey S J, Hindle F P, Pegrum S H, Colbourne S M, Turner P J, Hurr W J, Litt T J, Murray S C, Crossley S D, Ozanyan K B, McCann H 2005 *Appl. Opt.* **44** 6578
- [9] Ma L, Cai W W 2008 *Appl. Opt.* **47** 3751
- [10] Ma L, Cai W W, Caswell A W, Kraetschmer T, Sanders S T, Roy S, Gord J R 2009 *Opt. Express* **17** 8602
- [11] Wang F, Huang Q X, Li N, Yan J H, Chi Y, Cen K F 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 3867 (in Chinese)[王 飞、黄群星、李宁、严建华、池 涌、岑可法 2007 物理学报 **56** 3867]
- [12] Kan R F, Liu W Q, Zhang Y J, Liu J G, Dong F Z, Gao S H, Wang M, Chen J 2005 *Acta Phys. Sin.* **54** 1927 (in Chinese)[阚瑞峰、刘文清、张玉钧、刘建国、董凤忠、高山虎、王敏、陈 军 2005 物理学报 **54** 1927]
- [13] Kan R F, Dong F Z, Zhang Y J, Liu J G, Liu C, Wang M, Gao S H, Chen J 2005 *Chin. Phys.* **14** 1904
- [14] Shao J, Zhang W J, Gao X M, Ning L X, Yuan Y Q 2005 *Chin. Phys.* **14** 482
- [15] Teichert H, Fernholz T, Ebert V 2003 *Appl. Opt.* **42** 2043
- [16] Liu J T C, Jeffries J B, Hanson R K 2004 *Appl. Phys. B* **78** 503

Gas concentration and temperature reconstruction by genetic simulated annealing algorithm based on multi-wavelengths diode laser absorption spectroscopy^{*}

Li Ning[†] Weng Chun-Sheng

(National Key Laboratory of Transient Physics, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

(Received 11 December 2009; revised manuscript received 30 January 2010)

Abstract

Gas concentration and temperature distribution reconstruction is realized based on tunable diode laser absorption spectroscopy. A measurement system using wavelength multiplexing technology with four absorption transitions is designed to reduce the number of projections and enrich the gas absorption measurement data. According to the nonlinear system established, a hybrid algorithm based on genetic algorithm and simulated annealing algorithm is introduced to obtain the global optimization and improve the search efficiency. A model for H₂O concentration and temperature distribution in combustion is assumed, and numerical simulation is utilized to reconstruct the images with the transitions within 1.3—1.5 μm range. Both concentration and temperature distribution reconstruction results are in agreement with the model. The influence of random errors in projections on reconstruction is also analyzed. The increased error in projection would lead to larger mean square error of temperature reconstruction results, but little affect the concentration reconstruction results.

Keywords: laser absorption spectroscopy, tunable diode laser, genetic simulated annealing algorithm, gas distribution reconstruction

PACC: 0765G, 4225B, 0762

^{*} Project supported by the Specialized Research Fund for the Doctoral Program of Higher Education of China (Grant No. 20093219110037), Jiangsu Planned Projects for Postdoctoral Research Funds (Grant No. 0902094C) and the Nanjing University of Science and Technology Research Funding, China (Grant No. 2010ZYTS092).

[†] E-mail: stokim@gmail.com