

# 基于自适应区域权重混合模型的燃烧场温度和气体浓度二维重建方法\*

陈楚戈<sup>1)2)</sup> 石顶峰<sup>1)2)</sup> 丛洲洋<sup>1)</sup> 黄安<sup>1)†</sup> 许振宇<sup>1)</sup>  
聂伟<sup>1)</sup> 夏晖晖<sup>1)</sup> 郭浩帆<sup>1)</sup>

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) (中国科学技术大学研究生院科学岛分院, 合肥 230026)

(2025年7月24日收到; 2025年8月17日收到修改稿)

燃烧场温度与气体组分浓度的二维分布对发动机燃烧效率以及性能评估具有重要意义. 本文提出一种基于自适应区域权重混合模型的燃烧场温度和气体组分浓度二维重建方法, 提高复杂突变燃烧场重建精度. 通过区域权重机制将多项式模型与高斯径向基函数模型结合为混合模型, 并自适应迭代计算区域权重矩阵. 一方面通过区域权重矩阵保证了混合模型在兼顾全局特征的同时, 提高混合模型细节特征的描述能力; 另一方面, 在残差函数中加入区域权重正则化方法, 提升算法的精度. 数值模拟了三种燃烧场分布, 通过对比验证了混合模型的表征能力和重建精度, 结果表明, 混合模型算法重建误差低于单一模型及传统 ART 算法, 其温度、浓度分布重建最大误差分别为 3.31% 和 7.13%. 并在标准 McKenna 燃烧器上搭建了扫描式 TDLAS 测量平台及热电偶测量平台对该方法进行实验验证, 重建结果与实际分布一致性较好, 1800 K 下中心温度与热电偶测量结果偏差为 10 K, 验证了该方法的有效性, 可为发动机燃烧场测量分析提供有效的参考.

**关键词:** 场分布重建, 混合模型, 区域权重, 正则化方法

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

**DOI:** 10.7498/aps.74.20250988

**CSTR:** 32037.14.aps.74.20250988

## 1 引言

航空发动机、超燃冲压发动机等燃烧流场诊断是燃烧机理研究, 燃烧稳定性以及性能评估的重要手段, 也是先进推进技术发展中的重要挑战<sup>[1-3]</sup>. 而传统的流场诊断设备如压力传感器、侵入式探针、热电偶等存在干扰流场、响应速度慢、灵敏度低等缺点. 而基于激光光谱法的测量技术是目前燃烧流场诊断领域具有代表性的非接触测量方法之一<sup>[4-6]</sup>, 它通过激光与物质相互作用产生的特征光谱来反演流场温度、气体组分浓度等参数, 具有不干扰待

测流场、响应速度快、测量精度高等优点. 目前基于激光光谱的测量技术主要包括相干反斯托克斯拉曼光谱<sup>[7,8]</sup>(CARS)、激光诱导击穿光谱<sup>[9-11]</sup>(LIBS)、平面激光诱导荧光<sup>[12,13]</sup>(PLIF) 和可调谐半导体激光吸收光谱 (TDLAS) 等. 其中 TDLAS 技术具有系统简单、易于小型化、环境适应性强和温度浓度同时探测等优势, 已在燃烧流场参数测量方面获得广泛应用. TDLAS 技术测量结果为沿激光路径平均结果, 但实际燃烧流场由于传热、流动混合等过程多表现为非均匀场. 为了进一步获得流场参数二维分布信息, 需要采取多路激光交叉测量方式, 利用多个角度、多条激光路径上的吸收光谱数据, 结

\* 国家重点研发计划 (批准号: 2023YFF0716400) 和中国科学院合肥物质科学研究院院长基金 (批准号: YZJJ202302-CX) 资助的课题.

† 通信作者. E-mail: ahuang@aiofm.ac.cn

合计算机层析成像 (CT) 算法重建流场参数二维分布图像, 即 CT-TDLAS 算法<sup>[14]</sup>.

CT-TDLAS 算法主要分为线性层析成像算法以及非线性层析成像算法. 线性层析成像算法主要包括滤波反投影 (FBP) 算法及代数重建法 (ART). 线性层析成像算法通过分别重建网格内不同波长的积分吸光度, 利用双线比值法或玻尔兹曼图法进行温度、气体组分浓度求解. 如 Zhou 等<sup>[15]</sup> 开发了一种反射式的 TDLAS 断层扫描系统, 使 FBP 算法在有限的空间内实现了足够的投影光束. Xia 等<sup>[16]</sup> 提出了一种改进的 ART 算法, 定量计算了不同平行光束扫描布置的重建误差, 同时引入了一种改进的气体组分浓度计算方法直接重建气体组分浓度分布, 通过数值模拟方法验证了所提出算法的可行性. 线性层析成像的优势主要在于其求解速度快, 物理意义明确, 但其求解过程中未建立不同波长的联系, 计算精度具有进一步提升的空间. 非线性层析成像算法主要有模拟退火 (SA) 算法和基于模型的多项式拟合算法. 近年来关于非线性层析成像算法的研究发展迅速, 如 Ma 和 Cai<sup>[17]</sup> 提出的 SA 算法将多波长积分吸光度联合起来求解最优值, 在光束简化条件下, 算法重建精度高, 为非线性层析成像开辟了新的思路; Wang 等<sup>[18]</sup> 提出的多项式模型重建算法, 使用二元多项式模型拟合燃烧场温度、气体组分浓度分布曲面, 其具有重建分辨率高的特点. 此外, Gao 等<sup>[19]</sup> 使用径向基函数 (RBF) 模型拟合单吸收线吸光度曲线再进行温度、气体组分浓度计算, 将模型的方法运用到线性层析成像领域, 进一步验证了模型拟合算法在光谱领域的应用. 多项式模型用于突变的复杂燃烧流场 (如 Top-Hat 分布) 时, 其精度略有下降, 主要是由于多项式模型本身自带的平滑特性导致, 其重建系数在最优优化计算中为全局变量, 这种系数求解方式往往忽略了局部特征, 对于燃烧流场的突变区域无法很好地描述.

本文研究了一种基于自适应区域权重补偿的混合模型 (hybrid model), 将多项式模型 (polynomial model) 与 RBF 模型结合, 其中 RBF 模型的每个基函数以特定中心点为核心, 其影响范围随距中心点距离衰减, 从而可以实现独立调整局部区域的拟合, 这种局部性使得 RBF 模型能够灵活捕捉复杂曲面的细节. 通过区域权重机制引入流场物理信息, 改变 RBF 模型的核函数空间, 作为多项式

模型的补充, 使得 Hybrid 模型在兼顾全局特征的同时, 提高细节特征的描述能力, 残差函数中还加入基于区域权重的正则化方法, 进一步提高了算法的求解能力.

## 2 算法原理

### 2.1 TDLAS 技术原理

TDLAS 的原理是通过可调谐激光器产生一定波长范围的重复扫描激光, 经过待测气体后产生特定波长的吸收光谱, 对吸收光谱数据进行处理, 从而获取待测气体温度、组分浓度以及压力等参数, 上述吸收过程满足 Beer-Lambert 定律:

$$\alpha_\nu = -\ln\left(\frac{I_t}{I_0}\right) = \int_0^L C_i P_i S(T_i) \phi(\nu - \nu_0) dl, \quad (1)$$

其中,  $\alpha_\nu$  为中心频率为  $\nu_0$  的谱线吸光度,  $I_0$  为无吸收时的光强,  $I_t$  为经过待测区存在气体吸收后的光强;  $P_i$  为吸收区域路径压力,  $C_i$  为目标气体路径组分浓度,  $S(T_i)$  为吸收线强,  $\phi$  为归一化线型函数,  $L$  为吸收路径长度. 根据 (1) 式, 通过 TDLAS 技术可以获取特定吸收线的积分吸光度值及吸收峰值等光谱信息用于气体温度、组分浓度等信息的反演. 利用多个角度、多条激光路径上的吸收光谱数据, 结合计算机 CT 算法重建流场参数二维分布图像.

### 2.2 Hybrid 模型原理

基于上述原理, 将测量区域离散为规则网格, 每个网格具有独立的温度、组分浓度信息. 由于测量区域内气体温度、组分浓度分布是连续变化的, 故温度和组分浓度分布可由基函数的线性组合来近似逼近. 本文提出了一种基于自适应区域权重补偿的 Hybrid 模型, 通过两种模型的加权求和方式, 构建复合基函数集合, 以增强对于复杂场分布的拟合能力. 基本的 Hybrid 模型数学表达为

$$F_T(x, y) = \sum_{k=0}^n \sum_{l=0}^k b_{k-l,l} x^{k-l} y^l + \sum_{m=1}^M d_m \phi_m(x, y), \quad (2)$$

$$F_C(x, y) = \sum_{k=0}^n \sum_{l=0}^k a_{k-l,l} x^{k-l} y^l + \sum_{m=1}^M f_m \phi_m(x, y), \quad (3)$$

其中  $n$  为多项式最高阶数;  $b, a$  分别为温度、组分浓度多项式系数;  $x, y$  为纵横坐标;  $M$  为高斯径向

基函数中心点数目;  $d, f$  分别为温度、浓度的 RBF 函数系数. Hybrid 模型基函数的个数为  $N_{\text{base}} = (w+1)(w+2) + 2M$ , 其中  $w$  为多项式部分的阶数.  $\phi(x, y)$  为核函数, 核函数包括线性核函数、多项式核函数、高斯核函数和 sigmoid 核函数等<sup>[20]</sup>, 本文中核函数使用高斯核函数, 其表达式为

$$\phi(x, y) = \exp\left(-\frac{\|(x, y) - c_m\|^2}{2\sigma_{1,m}^2}\right), \quad (4)$$

其中  $c_m$  为中心点坐标;  $\sigma$  为高斯函数标准差, 控制函数宽度. 高斯核函数是最常用的核函数之一, 其具备局部性拟合优势<sup>[20]</sup>, 可以对多项式模型有效补偿.

### 2.3 区域权重原理

为了进一步提高模型对于流场结构的拟合能力, 在基本的 Hybrid 模型基础上, 引入基于残差和梯度的区域权重矩阵  $\mathbf{W}$ , 对混合模型中 RBF 部分的核函数进行加权处理, 构成新的核函数:

$$\phi'(x, y) = \mathbf{W} \cdot \phi(x, y). \quad (5)$$

使用无权重的 Hybrid 模型进行首次运算, 得到温度、气体组分浓度当前解, 区域权重矩阵  $\mathbf{W}$  基于当前解计算所得, 其过程如下.

首先是计算残差向量  $\mathbf{r}_q$ , 通过残差反投影得到, 其计算公式为

$$\mathbf{r}_q = \sum_{\lambda_i=1}^{N_\lambda} \sum_{p=1}^{P_r} |J_{\lambda_i,p,q}| \cdot |A_{\lambda_i,p}^{\text{current}} - A_{\lambda_i,p}^{\text{obs}}|, \quad (6)$$

其中,  $\lambda_i$  表示当前计算的波长,  $p$  为光束数,  $q$  为对应的网格;  $\mathbf{J}$  是灵敏度矩阵;  $\mathbf{A}^{\text{current}}$  和  $\mathbf{A}^{\text{obs}}$  分别是当前计算结果以及测量得到的积分吸光度矩阵, 两个矩阵相减得到残差矩阵, 表示各光束下的测量与算法求解的积分吸光度差值;  $N_\lambda$  为波长数;  $P_r$  为投影光束数量. 每条光束的积分吸光度由 (7) 式计算所得:

$$A_{\lambda_i,p} = \sum_{q=1}^Q L_{p,q} C_q S_{\lambda_i}(T_q) P = A_{\lambda_i,p}(F_T, F_C), \quad (7)$$

其中  $Q$  是总网格数,  $L_{p,q}$  为光束  $p$  经过  $q$  网格后的投影即对应网格内的光程. 灵敏度矩阵与积分吸光度残差相乘, 即残差反投影过程, 将光束的积分吸光度残差反投影至各个网格, 得到残差矩阵  $\mathbf{r}$ , 此时  $\mathbf{r}$  矩阵代表各网格内算法重建的残差.

灵敏度矩阵  $\mathbf{J}$  的计算式为

$$\begin{aligned} J_{\lambda_i,p,q} &= \frac{\partial A_{\lambda_i,p}}{\partial T_q} = \sum_{q=1}^Q L_{p,q} C_q \frac{\partial S_{\lambda_i}(T_q)}{\partial T_q} P \\ &\approx \sum_{q=1}^Q L_{p,q} C_q \frac{S_{\lambda_i}(T_q + \delta T) - S_{\lambda_i}(T_q)}{\delta T} P. \end{aligned} \quad (8)$$

通过对当前解的每个像素依次添加扰动  $\delta T$  (本文中扰动  $\delta T = 50$  K) 后计算积分吸光度矩阵的变化  $\delta A$ , 分别计算多波长的  $\delta A/\delta T$  得到最终的灵敏度矩阵  $\mathbf{J}$ . 此时灵敏度矩阵即投影矩阵  $\mathbf{A}$  对各网格的温度偏导, 其值表明各网格在当前解下对于温度变化的感知能力, 即每个网格温度变化导致的最终测量积分吸光度矩阵的变化.

其次是计算梯度向量  $\mathbf{E}$ , 由 (9) 式计算所得, 其值为当前温度矩阵的梯度分布:

$$E_q = \sqrt{\left(\frac{\partial T_q}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial T_q}{\partial y}\right)^2}, \quad (9)$$

$$\mathbf{W}_{\text{in}} = [(1 - \beta)\mathbf{E} + \beta]\mathbf{r}. \quad (10)$$

通过  $\mathbf{E}, \mathbf{r}$  可计算得到区域权重矩阵  $\mathbf{W}$ , (10) 式中  $\beta$  为融合比例因子, 本文中设置为 0.3. 由上文的描述可知, 区域权重矩阵  $\mathbf{W}$  是基于当前解的计算结果, 而当前温度分布并不是真实的温度分布. 为了消除由温度误差带来的影响, 使用 Gamma 校正对区域权重矩阵  $\mathbf{W}$  进行压缩处理. Gamma 校正对  $\mathbf{W}$  矩阵中高权重区域进行抑制, 避免少数异常值主导, 同时提高弱权重区域, 使整个权重分布更加均衡, 从而减少因为温度矩阵不准确带来的影响. 最后为了防止  $\mathbf{W}$  矩阵中极值点过度主导, 同时消除物理量和数值范围带来的不均衡, 对  $\mathbf{W}$  矩阵进行归一化得到最终的区域权重矩阵.

$$\mathbf{W}_{\text{out}} = \mathbf{W}_{\text{in}}^{0.2}. \quad (11)$$

将区域权重矩阵代入 (2) 式和 (3) 式中, 得到基于区域权重矩阵的 Hybrid 模型温度分布数学表达式:

$$F_T(x, y) = \sum_{k=0}^n \sum_{l=0}^k b_{k-l,l} x^{k-l} y^l + \sum_{m=1}^M d_m [\mathbf{W} \cdot \phi_m(x, y)]. \quad (12)$$

从 (8) 式可知区域权重的计算是基于积分吸光度对于温度的非线性依赖, 所以本文的温度计算是采用区域权重矩阵的 Hybrid 模型, 而组分浓度分布使用 (3) 式所示的无权重的 Hybrid 模型.

Hybrid 模型通过高阶多项式对温度、组分浓度分布的宏观连续分布进行全局逼近, RBF 模型

项则利用核函数的局部特性捕捉二维分布的局部突变. 通过  $\mathbf{W}$  矩阵可以有效地控制 RBF 模型在有观测能力 ( $r$  值较大)、结构边缘区域 ( $E$  值较大) 激活, 以起到对于 Polynomial 模型的补充作用, 使 Hybrid 模型泛化程度提高.

## 2.4 基于 $\mathbf{W}$ 矩阵的正则化方法

基于  $\mathbf{W}$  矩阵的正则化方法误差计算方式如 (13) 式和 (14) 式所示:

$$E = E_A + \alpha \sum_q (E_q/w_q)^2, \quad (13)$$

$$E_A = \sum_{\lambda_i=1}^{N_\lambda} \sum_{p=1}^{P_i} \sqrt{[A_{\lambda_i,p}^{\text{theory}} - A_{\lambda_i,p}^{\text{obs}}]^2}, \quad (14)$$

式中,  $\mathbf{A}^{\text{theory}}$  和  $\mathbf{A}^{\text{obs}}$  分别为模型计算、实际测量得到的积分吸光度矩阵;  $\alpha$  为正则化强度, 通过平衡积分吸光度误差与正则化误差处于同一数量级. 灵敏度矩阵  $\mathbf{W}$  中残差  $r$  反映模型不匹配的显著位置, 而梯度  $E$  捕捉结构边缘位置,  $r$  和  $E$  融合得到的区域权重矩阵同时具有模型差异感知能力和物理边界特征感知能力. 基于区域权重矩阵  $\mathbf{W}$  的结构感知温度正则化方法通过将权重矩阵  $\mathbf{W}$  的倒数与梯度正则化相乘, 保证算法在结构跳变区 (边缘强+残差强) 正则化减弱, 从而保留边界; 在平台区 (边缘弱+残差强), 正则化增强, 提高温度平滑性, 从而抑制伪解; 而在残差较弱的区域, 即光束观测边缘区域, 通过灵敏度矩阵  $\mathbf{W}$  的最小值设定, 保留一定的正则化水平, 从而抑制算法可能导致的温度畸变.

## 2.5 物理先验信息约束

基于物理先验信息, 对上述温度、组分浓度场给出边界约束, 可以每个网格独立给定边界, 对  $Q$  个网格将形成  $2Q$  个不等式约束. 在投影光路固定的情况下, (12) 式温度浓度计算转化为矩阵形式:

$$\begin{aligned} T_q(x_q, y_q) &= \sum_{k=0}^n \sum_{l=0}^k b_{k-l,l} x_q^{k-l} y_q^l \\ &+ \sum_{m=1}^M d_m \left[ \mathbf{W} \cdot \exp \left( -\frac{\|(x, y) - c_m\|^2}{2\sigma_{1,m}^2} \right) \right] \\ &= \sum_{h=1}^{(n+1)(n+2)/2} b_h \Psi_{h,q} + \sum_{m=1}^M d_m K_{m,q} \\ &= (\Psi \mathbf{b})_q + (\mathbf{W} \mathbf{K} \mathbf{d})_q, \end{aligned} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} C_q(x_q, y_q) &= \sum_{k=0}^n \sum_{l=0}^k a_{k-l,l} x_q^{k-l} y_q^l \\ &+ \sum_{m=1}^M f_m \left[ \exp \left( -\frac{\|(x, y) - c_m\|^2}{2\sigma_{1,m}^2} \right) \right] \\ &= \sum_{h=1}^{(n+1)(n+2)/2} a_h \Psi_{h,q} + \sum_{m=1}^M f_m K_{m,q} \\ &= (\Psi \mathbf{a})_q + (\mathbf{K} \mathbf{f})_q. \end{aligned} \quad (16)$$

其中多项式基函数矩阵  $\Psi$  及高斯径向基函数  $K$  可以根据网格划分预先计算, 因此温度浓度约束转化为如下形式:

$$\mathbf{T}_{\min} \leq (\Psi \mathbf{b})_q + (\mathbf{W} \mathbf{K} \mathbf{d})_q \leq \mathbf{T}_{\max}, \quad (17)$$

$$\mathbf{C}_{\min} \leq (\Psi \mathbf{a})_q + (\mathbf{K} \mathbf{f})_q \leq \mathbf{C}_{\max}. \quad (18)$$

通过 TDLAS 技术对待测区域进行多光谱测量, 结合物理先验信息, 给出温度、浓度上下界约束, 利用二次序列规划 (SQP) 算法, 对误差方程求最小值, 得到 (15) 式及 (3) 式中模型系数  $a, b, d, f$ , 代入 (12) 式及 (3) 式中完成测量区域气体温度、组分浓度场反演.

## 2.6 自适应迭代算法

影响区域权重矩阵  $\mathbf{W}$  计算的一个重要因素是温度分布准确性. 我们研究了一种基于积分吸光度误差的自适应迭代方法, 进一步减弱温度误差的影响, 提高计算精度. 算法的流程如图 1 所示.

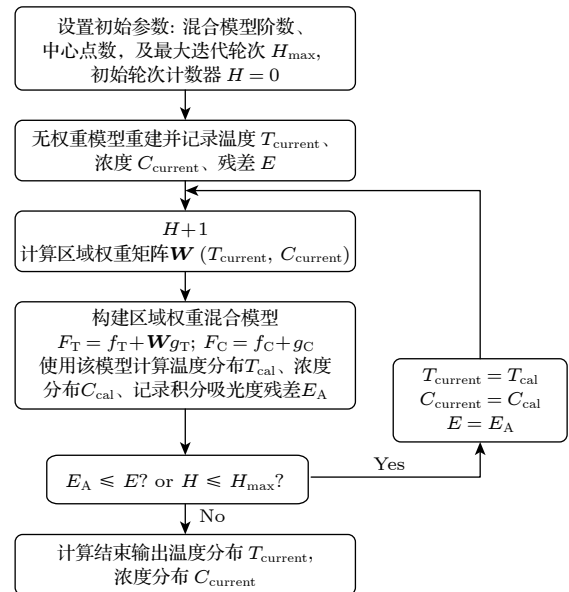


图 1 自适应算法流程图

Fig. 1. Adaptive algorithm flow chart.

算法的具体过程是:

1) 初始化参数. 设置混合模型的相关参数, 及最大迭代轮次  $H_{\max}$ , 并初始化轮次计数器  $H = 0$ ;

2) 计算当前解. 使用无权重模型进行首次计算, 此时残差计算方式为 (14) 式. 计算结果作为自适应迭代算法的当前解  $T_{\text{current}}, C_{\text{current}}, E$ ;

3) 计算区域权重矩阵  $\mathbf{W}$ . 使用 2.3 节中区域权重矩阵的计算方法计算当前解下的权重  $\mathbf{W}(T_{\text{current}}, C_{\text{current}})$ .

4) 计算积分吸光度误差  $E_A$ . 使用基于区域权重的 Hybrid 模型进行场分布重构得到温度分布  $T_{\text{cal}}$ 、组分浓度分布  $C_{\text{cal}}$ , 并由 (14) 式计算积分吸光度误差  $E_A$ .

5) 进行循环条件判断. 若  $E_A \leq E$  且迭代次数未超过设计的最大值, 则替换为当前解, 令  $T_{\text{current}} = T_{\text{cal}}, C_{\text{current}} = C_{\text{cal}}, E = E_A$ , 并重复过程 2)–4); 若否则认为算法收敛, 输出当前解的温度  $T_{\text{current}}$ , 组分浓度分布  $C_{\text{current}}$ .

自适应迭代方法通过积分吸光度误差变化不断对当前解进行修正, 使其逼近真实分布, 最终得到相对准确的区域权重矩阵及温度、组分浓度分布.

## 3 数值模拟

### 3.1 模型性能分析

使用数值模拟方法, 共模拟了三种典型燃烧场分布, 分别为单高斯峰分布、双高斯峰混合分布以及 Top-Hat 分布, 如图 2 所示. 其中温度范围设置为 [300 K, 1800 K], 气体组分浓度范围设置为 [0.03, 0.18]. 分别使用 Polynomial 模型、RBF 模型与无权重的 Hybrid 模型对三种模拟分布进行拟合, 评价模型本身带来的误差. 算法重建的误差由下式计算得出.

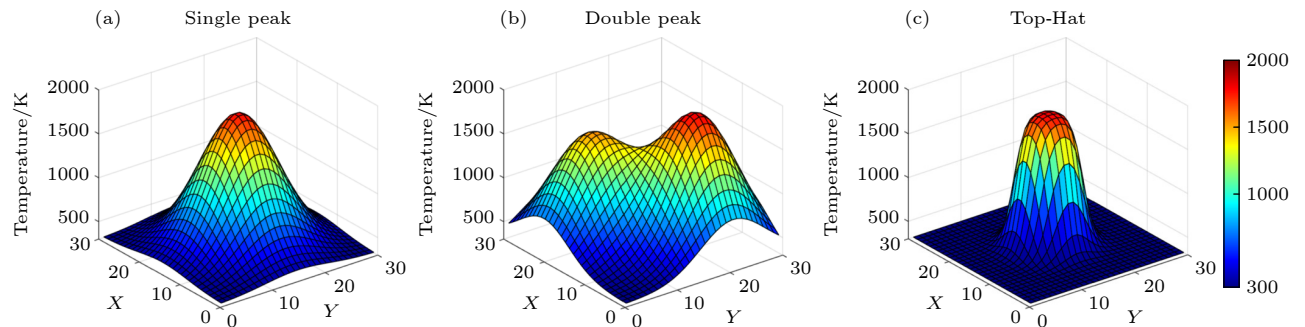


图 2 三种模拟分布

Fig. 2. Three simulated distributions.

$$E_T = \frac{\sum_{q=1}^Q |T_{q,\text{true}} - T_{q,\text{cal}}|}{\sum_{q=1}^Q T_{q,\text{true}}}, \quad (19)$$

其中  $Q$  为总网格数,  $T_{\text{true}}$  为模拟出的温度值,  $T_{\text{cal}}$  为计算出的温度值. 后文中组分浓度误差与温度误差计算方法一致.

首先对模型的性能进行分析, 使用真值温度、组分浓度分布计算 Polynomial 模型、RBF 模型及无权重 Hybrid 模型的系数, 来判断不同模型对于三种温度分布的描述能力. 为避免最优化方程组出现欠定问题 (求解未知数  $\leq$  波长  $\times$  投影数目), 本文数值模拟中选取 4 个波长, 单角度投影数目为 30, 共计 4 个角度, 故温度、组分浓度模型各自计算参数限定小于  $240(4 \times 30 \times 4/2)$ . 其中 Polynomial 模型阶数范围为 10–20, 计算未知数范围为 66–231; RBF 模型中心点个数范围为 64–225, 计算未知数范围为 64–225; Hybrid 模型固定多项式部分阶数为 10, 径向基函数部分中心点个数范围为 64–169, 计算未知数范围为 130–235, 其结果如图 3 所示.

图 3 中横坐标为模型系数数目, 三种模型参数计算数量不同. 由图 3 可以看出, 对于 Top-Hat 构型, 在计算参数数目接近的前提下, 三种不同的温度分布, Hybrid 模型的拟合误差均最低, 模型本身导致的误差最小, 且对于单高斯峰与双高斯峰, 其拟合精度提高 1–2 个数量级. 同时可以看出, 单高斯峰和双高斯峰分布, RBF 模型的拟合误差均高于 Polynomial 模型, 但 Top-Hat 构型下低于 Polynomial 模型. Polynomial 模型与 RBF 模型对于不同分布的温度场拟合各有优劣, 而 Hybrid 模型综合了两种模型的优点, 模型泛化能力、重建精度均显著提高.

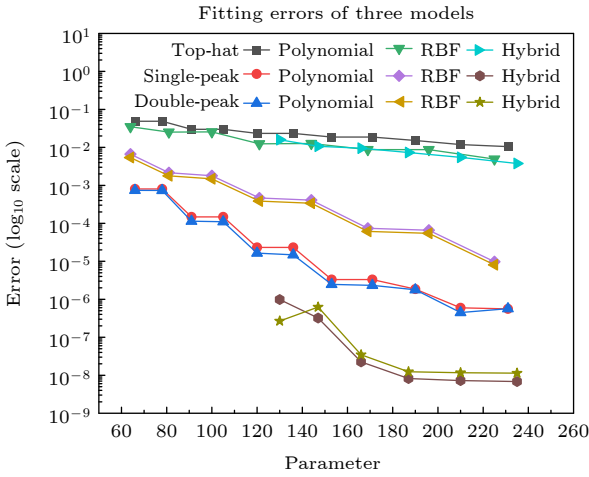


图 3 模型真值拟合误差

Fig. 3. Fitting errors of three models.

当三种模型的参数选择均达到上述范围最大值时, 模型的描述能力达到最大值. 对于单高斯峰分布和双高斯峰分布, 三种模型拟合精度均达到一个较高的水平. 对于更为复杂且存在温度变化较大区域的 Top-Hat 构型, 三种模型的最高拟合误差分别为 1.04% (polynomial model), 0.49% (RBF model) 和 0.37% (hybrid model), 表明 Hybrid 模型在不同类型分布下均具有优异的代表能力.

### 3.2 数值模拟结果

对上述三种模拟分布分别使用三种模型以及代数迭代算法进行重建. 重构区域如图 4 所示, 图中黑色网格为重建区域, 红色线为光束设置. 重建角度为  $[0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ]$ , 重建温度边界条件设置为  $[280 \text{ K}, 2000 \text{ K}]$ , 组分浓度边界为  $[0.025, 0.2]$ , 重建分辨率为  $30 \times 30$ , 单网格边长为 2 cm. 选择四条吸收线及相应参数如下表 1 所列.

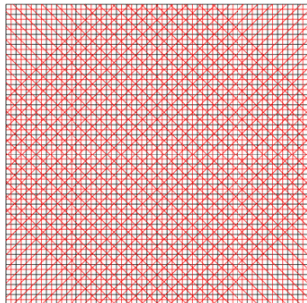


图 4 光路布局

Fig. 4. Light path diagram.

三种模型参数均选择上述范围内最大值, Polynomial 模型阶数为 20, 温度浓度的总计算系数为

462; RBF 模型中心点数目为 225, 温度浓度的总计算系数为 450; Hybrid 模型多项式部分阶数为 10, RBF 部分中心点数目为 169, 温度浓度的总计算系数为 448. 本文中 ART 算法基于平滑准则、使用玻尔兹曼图法重建温度、组分浓度分布<sup>[21]</sup>, 其中平滑强度  $\lambda$  大小为  $1 \times 10^{-2}$ . 重建结果如图 5 所示. 单高斯峰分布重建结果如图 5(a) 所示, Hybrid 模型的重建结果明显优于其他两种模型以及 ART 算法, Polynomial 模型以及 ART 算法边缘低温区域均存在误差较大的波动; 对于双高斯峰分布, 如图 5(b) 所示, Hybrid 模型以及 RBF 模型重建效果较好, 优于 Polynomial 模型及 ART 算法, Polynomial 模型和 ART 算法重建结果在峰值区域重建结果误差较大; 而对于存在温度突变区域的 Top-Hat 分布, 如图 5(c) 所示, Polynomial 模型边缘部分出现明显的高温异常区域. ART 算法重构结果整体构型接近高斯分布, 中心温度偏低的同时边缘低温区存在大量异常点, 重建效果较差, 其平滑性约束导致吸收系数的计算无法描述突变情况. 而 RBF 模型重建构型趋于高斯分布, 峰值温度、组分浓度都偏高. 而 Hybrid 模型很好地完成了 Top-Hat 构型的重建, 整体构型与数值模拟原始分布贴近, 且很好地描述了该构型中心平坦区域, 无异常突出或凹陷, 体现了算法对于类似突变流场的描述能力. 综合三种分布重建结果, Hybrid 模型相较于 Polynomial 模型、RBF 模型及传统 ART 算法, 其重建构型更加准确.

表 1 所选吸收线光谱参数

$\nu_0/\text{cm}^{-1}$	$S(T_0)/(\text{cm}^{-2}\cdot\text{atm}^{-1})$	$E''$
7467.7695	$1.2174 \times 10^{-5}$	2551.4835
7444.3961	0.0011	1790.7113
7185.5962	0.0195	1045.058
6807.8350	$6.1737 \times 10^{-7}$	3319.4485

图 6(a) 和图 6(b) 是三种模型及 ART 算法对于三种分布的计算误差对比结果. 可以看出, Polynomial 模型与 ART 算法重建结果对于三种场分布各有优劣, 而 Hybrid 模型与 RBF 模型重建误差远小于 Polynomial 模型与 ART 算法. 具体分析可知, Hybrid 模型在三种分布中均表现出最优性能, 其误差显著低于其他模型, 温度重建误差分别为 0.5%, 0.31% 和 3.31%, 组分浓度重建误差分别

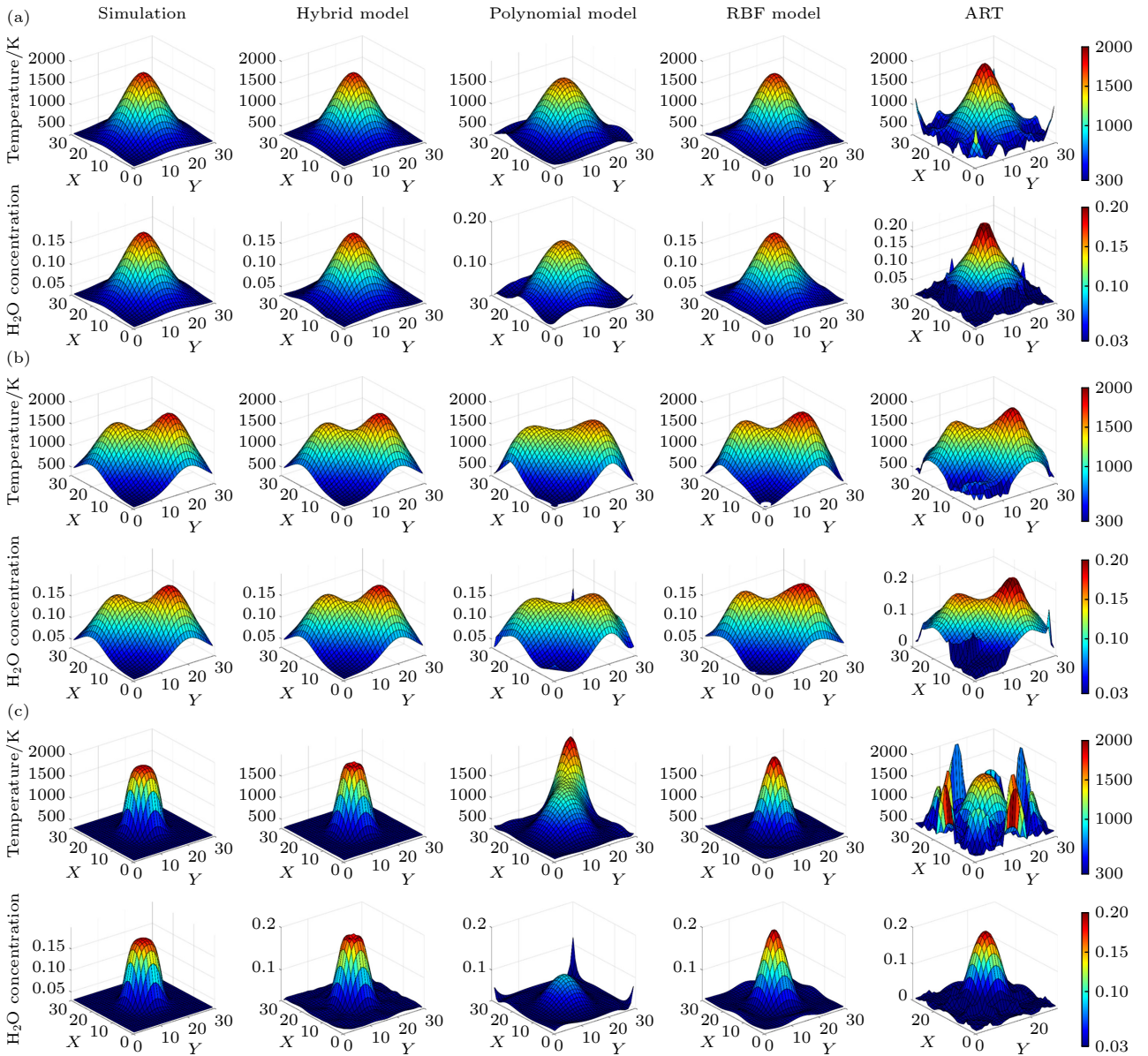


图 5 三种分布不同方法重建结果 (a) 四种算法的单高斯峰温度浓度重建结果; (b) 四种算法的双高斯峰温度浓度重建结果; (c) 四种算法的 Top-Hat 分布温度浓度重建结果

Fig. 5. Reconstruct results of three distribution: (a) Reconstruction results of single peak distribution; (b) reconstruction results of double peak distribution; (c) reconstruction results of Top-Hat distribution.

为 2.07%, 0.43% 和 7.13%, 结果表明 Hybrid 模型的混合策略通过平衡全局平滑性与局部细节捕捉能力, 可部分缓解陡峭边界和高非线性带来的拟合挑战. 相比之下, RBF 模型在双高斯峰组分浓度重建及 Top-Hat 分布中表现较好, 但单高斯峰温度预测误差较高, 可能受限于基函数分布密度或过拟合现象相关. 对于 Top-Hat 分布, Polynomial 模型温度浓度误差分别达到 51.2% 和 23.76%, 证实全局多项式模型对复杂非线性边界的拟合能力不足.

ART 算法在三种场分布中误差均较高, 主要

是因为本文中 ART 算法是基于玻尔兹曼图法及平滑性约束. 为了与实验实际情况保持一致, 本文模拟的温度范围为 300—1800 K, 选用的高温线 (例如 1469 nm) 在低温区的积分吸光度值重建误差在使用玻尔兹曼图法计算温度、组分浓度时会被放大, 导致低温区出现温度异常点, 这个问题在存在大范围低温区的单高斯峰、Top-Hat 构型表现得尤为明显, 从而导致 ART 算法温度、组分浓度重建的归一化绝对误差大. 若取中心高温区域 ( $X: 10-20, Y: 10-20$ ), 结果如图 6(c) 和图 6(d) 所示,

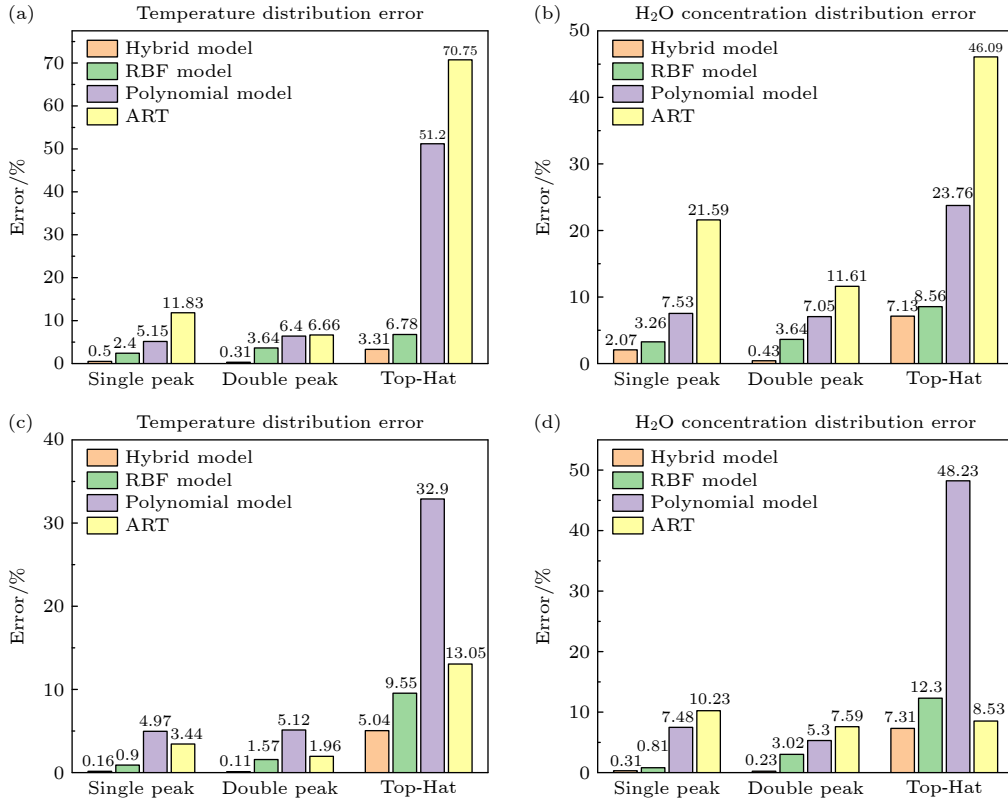


图 6 算法温度、浓度重建误差 (a) 温度分布重建误差; (b) 浓度分布重建误差; (c) 中心区域温度重建误差; (d) 中心区域浓度重建误差

Fig. 6. Temperature and concentration reconstruction errors: (a) Temperature distribution reconstruction error; (b) concentration distribution reconstruction error; (c) central region temperature reconstruction error; (d) central region concentration reconstruction error.

ART 算法温度重建误差分别为 3.44%、1.96% 和 13.05%，与 RBF 模型误差水平接近，但仍高于 Hybrid 模型。同时可以看到，Hybrid 模型中心区域重建误差进一步下降，单峰、双峰分布温度重建误差分别为 0.16% 和 0.11%，相较于其他两种模型及 ART 算法，中心区域重建精度提高一个数量级。Top-Hat 构型中 Hybrid 模型误差略有上升，但在四种算法中仍保持最低。

为了更加直观地展示不同模型与重建方法的性能，取各算法重建结果中心温度截面进行分析，如图 7 所示。对于单高斯峰，Hybrid 模型中心温度与模拟结果最为接近，其次是 RBF 模型，而 Polynomial 模型与 ART 算法在中心区域重建结果误差较大。而对于双高斯峰，Hybrid 模型中心温度与模拟结果几乎一致，平均误差小于 20 K，而其他两种模型与 ART 算法均存在一定的偏差。以上两种分布表明了 Hybrid 模型的重建精度在三种模型与 ART 算法中最高，这种结论在 Top-Hat 构型中表现得更加明显。由图 7 可以看到，Top-Hat 构

型中 RBF 模型、Polynomial 模型与 ART 算法均不能描述这种“平顶”结构，重建误差大且构型失真。而 Hybrid 模型在中心点位置 (Position = 15, 16) 温度与模拟结果接近，误差约为 5 K，且整体构型更加贴合 Top-Hat 结构，中心截面平均温差仅为 23 K，体现了算法的良好重建效果。

上述结果表明，Hybrid 模型在无噪声理想情况时重建性能优于单一模型以及传统 ART 算法，利用自适应区域权重算法将 Polynomial 模型与 RBF 模型结合，可以有效地提高模型重建精度及泛化能力。

### 3.3 噪声模拟

为了验证算法鲁棒性，本文对三种模拟分布的积分吸光度矩阵数据添加 1%—5% 高斯白噪声，为避免偶然性因素每个噪声级别下共模拟了 20 次，使用三种模型分别进行计算。三种模拟场重构平均误差如图 8 所示，其中误差棒为 20 次模拟结果标准差。

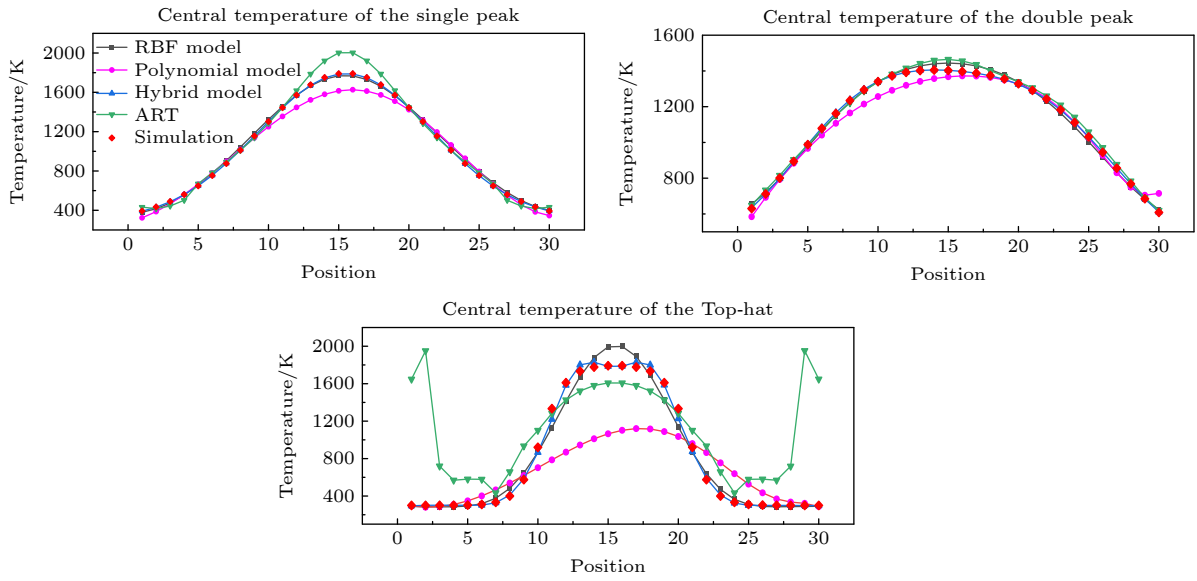


图 7 中心温度对比结果

Fig. 7. Comparison results of central temperature.

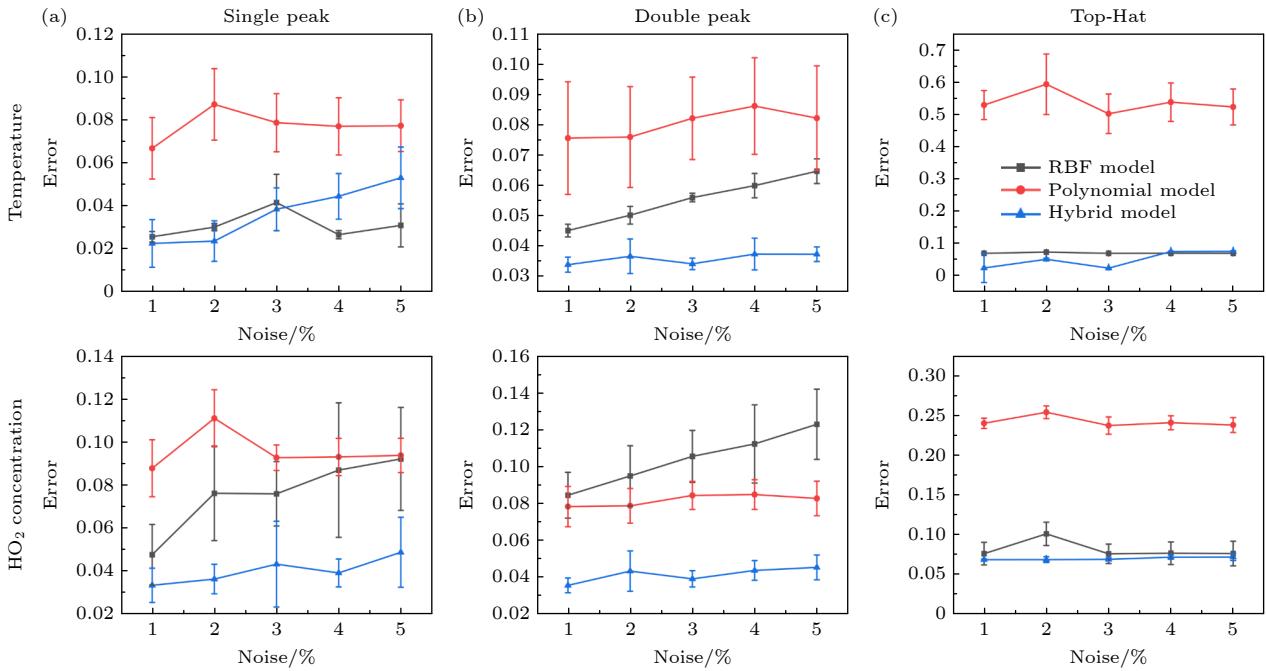


图 8 噪声模拟结果 (a) 单高斯峰分布; (b) 双高斯峰分布; (c) Top-Hat 分布

Fig. 8. Noise simulation results: (a) Single peak; (b) double peak; (c) Top-Hat.

从图 8 可以看到, 在不同噪声水平下三种模型在稳健性和精度方面表现出明显差异. Hybrid 模型表现最佳, 特别是在双高斯峰以及 Top-Hat 构型下温度和浓度的误差始终保持最低值, 并在高噪声扰动下误差增长最小, 体现出优异的抗噪声能力与整体稳定性. 在高噪声下, 其单高斯峰温度重建结果虽略低于 RBF 模型, 但仍处于较低水平, 重建表现稳健可靠. 而在 5% 噪声下三种分布 Hybrid 模

型的温度重建误差分别为 5.31%, 4.81% 和 7.61%, 表明了算法在高噪声水平下仍能够较好地完成重建. 相比之下, Polynomial 模型表现相对较差, 整体误差偏高, 并且其标准差高于其他两种模型, 表明该模型对噪声扰动较为敏感, 鲁棒性有限. RBF 模型重建误差略高于 Hybrid 模型, 但也处在一个较低的水平, 具有一定的应用潜力.

综上所述, Hybrid 模型在重建精度、噪声鲁棒

性方面体现了良好的性能,是当前三种模型中最具优势的重建模型.

## 4 实验

### 4.1 实验系统

在实验室标准 McKenna 平面火焰炉上进行实验验证,采用旋转加移动扫描的方式对多角度、多方位下的激光信号进行测量采集.实验中,分别使用 TDLAS 测量系统及热电偶测量系统对同一工况条件下 ( $\text{CH}_4$  流量为 1.31 L/min, Air 流量为 12.4 L/min, 当量比为 1, 外围保护气  $\text{N}_2$  流量为 20 L/min) 的平焰炉燃烧火焰进行测量,测量平面距离炉面高度为 15 mm, 测量组分为  $\text{H}_2\text{O}$ . 如图 9 所示, McKenna 区域为平焰炉实际燃烧区,为直径 6 cm 的圆形区域. 黑色网格表示重建区域,分辨率为  $30 \times 30$ , 网格大小为 4 mm. 红色实线表示计算光路, 红色箭头表示实际测量光路, 光程为 21 cm, 每次移动 4 mm, 共计移动 29 次. 当激光准直器和探测器整体完成一个角度下的移动扫描测量后, 由旋转位移台将准直器和探测器绕平焰炉中心旋转  $45^\circ$ , 重复三次, 共采集  $[0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ]$ . 热电偶测量点扫描路径与  $0^\circ$  角度 TDLAS 扫描路径对应, 由平焰炉中心附近出发, 间隔 2 mm 测量直至平焰炉外围. 实验过程中平焰炉保持燃烧状态直至测量结束. 使用边缘区域测量结果作为背景信号, 按光程等比例扣除背景吸收, 以消除空气段吸收干扰. 最终重建分辨率为  $30 \times 30$ , 单个网格大小

为  $4 \text{ mm} \times 4 \text{ mm}$ , 重建区域为正方形, 其边长为 12 cm, 中心与平焰炉圆心保持一致, 重建区域覆盖整个炉面燃烧区.

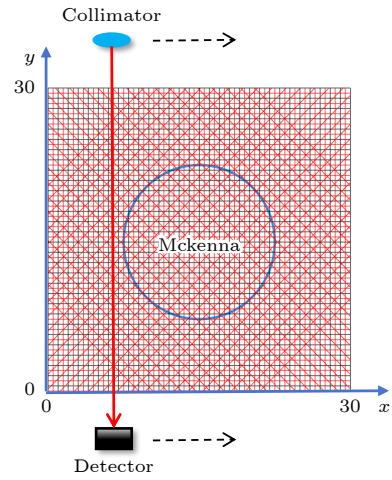


图 9 实验示意图

Fig. 9. Experimental schematic diagram.

TDLAS 系统如下图 10 所示, 系统由激光控制模块、光学测量模块、数据处理模块三大模块组成, 其中激光光源使用波长为 1339 nm, 1343 nm, 1392 nm 和 1469 nm 的四只分布式反馈激光器 (distributed feedback laser, DFB) 激光器, 四只 DFB 激光器经激光控制模块调制后分时出光, 由单模光纤输出至准直器, 经过待测区域后由探测器接收, 探测器信号传输至采集卡及工控机进行采集、存储及后期数据处理. 移动扫描由位移台控制, 两台水平位移台控制激光发射及接收端保持同步水平扫描, 旋转位移台置于水平位移台底部, 当单

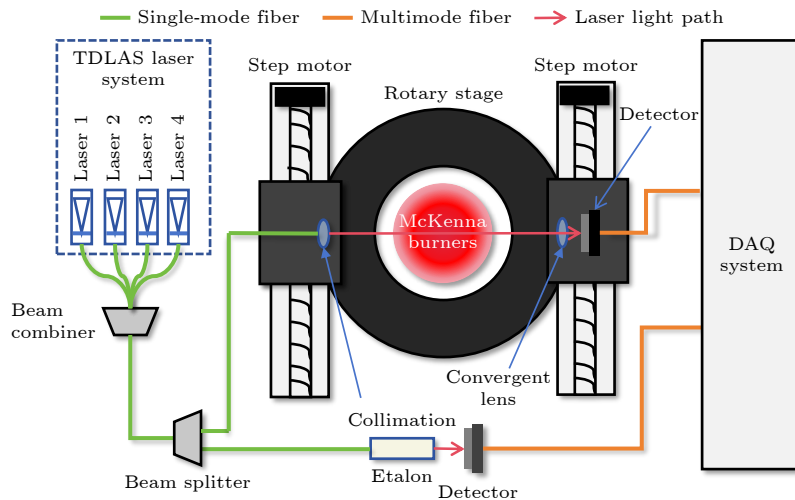


图 10 实验装置图

Fig. 10. Experimental setup diagram.

一角度扫描完成后, 旋转  $45^\circ$  重复移动扫描直至完成四个角度的信号采集.

### 4.2 实验结果分析

对测量得到的电信号多次平均后进行基线拟合、吸光度提取和 Voigt 线型拟合, 光谱参数如表 1 所列.  $0^\circ$  下测量中心区域 (Position = 15) 原始信号及拟合结果如图 11 所示.

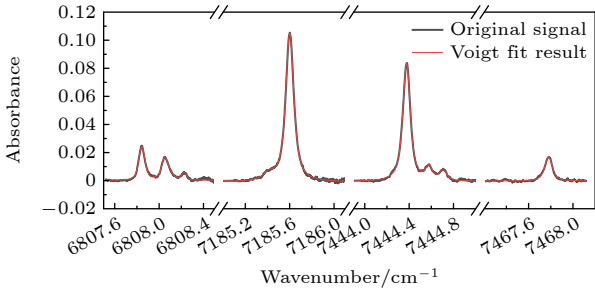


图 11  $0^\circ$  第 15 路光束原始拟合信号  
Fig. 11. The 15 th original fitting signal.

经光谱拟合得到的积分吸光度是场分布重建算法的输入参数, 分别采用自适应区域权重 Hybrid

模型算法及传统基于平滑准则的 ART 算法对平焰炉温度场和  $H_2O$  气体组分浓度场进行重建, 其中 Hybrid 模型算法温度约束为  $280\text{--}2000\text{ K}$ ,  $H_2O$  浓度约束为  $0.01\text{--}0.2$ , 重建分辨率为  $60\times 60$ . 同时为进一步提高重建准确性, 算法对最外围网格区域加入了常温 ( $296\text{ K}\pm 20\text{ K}$ ) 约束. 重建结果如图 12 所示. 可以看出, Hybrid 模型算法很好地还原了温度、浓度分布, 其构型与实验环境布局一致; 相较于 ART 算法, 该算法对于平焰炉未覆盖常温区域重建结果较好, 无温度、浓度异常点, 而 ART 算法可以明显看到在燃烧区域外存在大量异常温度、浓度值.

为了进一步判断算法的重建精度, 使用采用 Omega 公司生产的型号 P30R\_B 型热电偶, 其正极采用 30% 铑的铂铑合金, 负极采用 6% 铑的铂铑合金, 最大温度测量范围为  $0\text{--}1820\text{ }^\circ\text{C}$ , 热电偶偶丝直径  $0.21\text{ mm}$ , 偶头直径  $0.576\text{ mm}$ . 本文中采用 Shaddix<sup>[22]</sup> 研究的方法对热电偶测量结果进行进一步修正. 图 13 为 Hybrid 模型重建结果过中心区域沿轴向温度分布, 及热电偶测量结果, 对应的位置为  $X = 15, Y = 16\text{--}25$ , 总长度为  $4\text{ cm}$ .

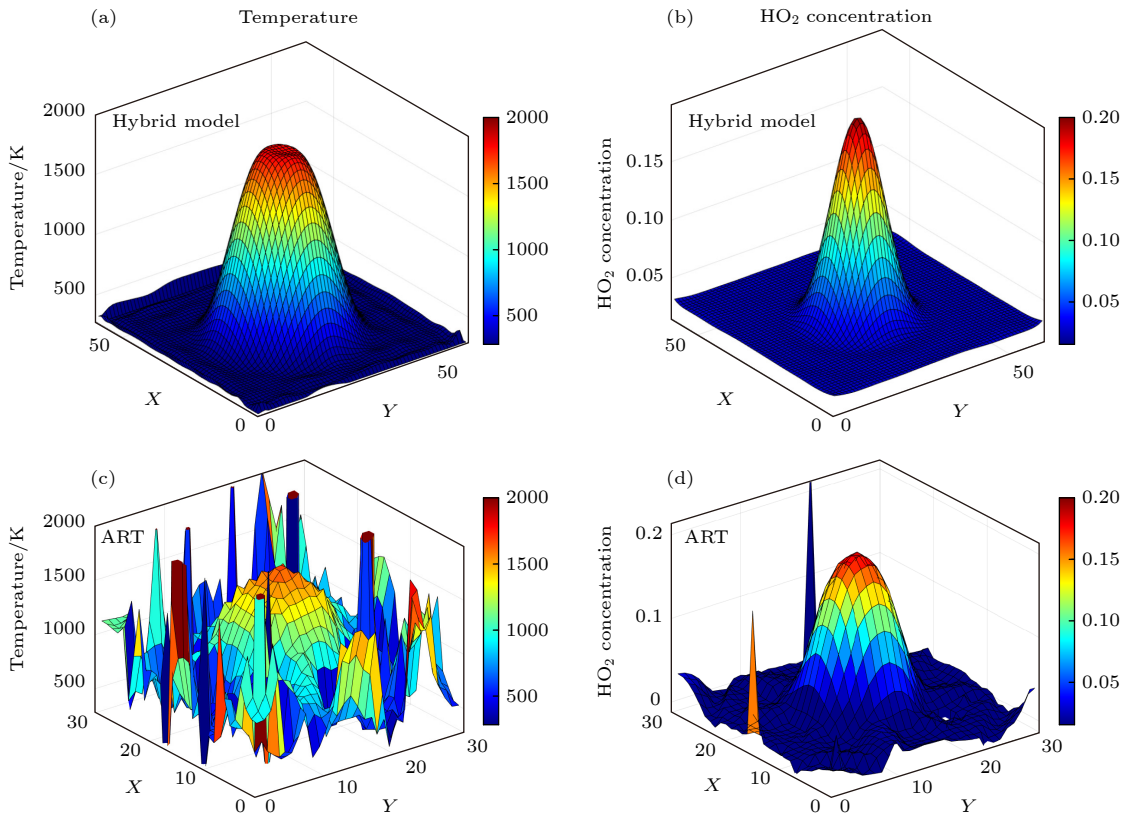


图 12 实验重建结果  
Fig. 12. Experimental reconstruction results.

Hybrid 模型算法与热电偶测量温度分布趋势体现出了良好的一致性, 整体温度分布与平焰炉燃烧特征基本一致, 符合真实燃烧状态, 算法重建中心温度与热电偶测量温度偏差约为 10 K (0.5%); 热电偶测量点位与算法模型的重建结果平均温差为 94 K, 重建偏差为 8.54%, 体现了算法的重建准确性. 算法在中心区域重建准确, 但在温度较低的区域 (Position: 12—24) 呈现整体偏高的状态, 表明算法仍有改进的空间, 后续考虑参考热电偶等温度点测量手段给算法添加点约束, 进一步提高算法重建精度.

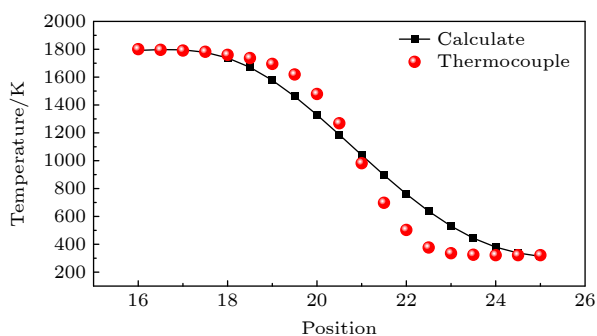


图 13 中心区域沿轴向温度分布结果

Fig. 13. Temperature distribution results along the axial direction in the central area.

## 5 结论

本文提出了一种自适应区域权重混合模型重建算法, 将传统多项式模型与径向基函数模型以区域权重矩阵叠加的方式进行融合, 其中区域权重矩阵通过计算残差矩阵及结构边缘矩阵得到, 使得模型同时具备差异感知能力和物理边界特征感知能力. 同时, 基于权重矩阵的正则化方法通过将权重矩阵与梯度正则化相乘, 在结构跳变区正则化减弱, 从而保留边界; 在平台区正则化增强, 提高温度平滑性, 从而抑制伪解. 通过数值仿真对该算法进行了模拟验证, 结果表明, 在未知数接近的情况下混合模型的表征能力大于单一模型; 使用三种模型及 ART 算法对三种不同场分布构型进行重建, 重建结果表明混合模型具有显著的重建精度优势, 三种模拟场温度重建精度分别为 0.5%, 0.31% 和 3.31%, 组分浓度重建误差分别为 2.07%, 0.43% 和 7.13%, 均高于单一模型以及基于平滑约束的

ART 算法.

在标准平焰炉上进行了 TDLAS 及热电偶测量实验. 实验结果表明, 混合模型重建结果与实际燃烧环境基本一致, 轴向温度分布与热电偶测量温度趋势基本一致, 中心温度与热电偶测量结果偏差为 10 K (0.5%), 展现了算法对于大温度梯度场分布重建的实际有效性. 但算法在部分区域重建结果仍存在一定误差, 后续考虑进一步拓展算法, 结合更多的物理先验信息进一步提高温度、浓度重建的准确性.

## 参考文献

- [1] Mitani T, Kouchi T 2005 *Combust. Flame.* **142** 187
- [2] Micka D J, Driscoll J F 2009 *Proc. Combust. Inst.* **32** 2397
- [3] Cao Z B, Li J, Song W Y, Li J P, Zhou Q, Wang C Z, Xu Z Y, Meng G, Hou K Y, Ding P J 2025 *Energy* **322** 135458
- [4] Li B, Zhang D Y, Liu J X, Tian Y F, Gao Q, Li Z S 2019 *Appl. Sci.* **9** 1906
- [5] Liu C, Xu L J 2019 *Appl. Spectrosc. Rev.* **54** 1
- [6] Alden M, Bood J, Li Z, Richter M 2011 *Proc. Combust. Inst.* **33** 69
- [7] Hosseinnia A, Raveesh M, Dominguez A, Ruchkina M, Linne M, Bood J 2022 *Opt. Express* **30** 32204
- [8] Bohlin A, Nordstrom E, Carlsson H, Bai X S, Bengtsson P E 2013 *Proc. Combust. Inst.* **34** 3629
- [9] Zhang Y, Zhang T L, Li H 2021 *Spectrochim. Acta Part B At. Spectrosc.* **181** 106218
- [10] Kiefer J, Troeger J W, Li Z, Seeger Z, Alden M, Leipertz A 2012 *Combust. Flame.* **159** 3576
- [11] Tripathi M M, Srinivasan K K, Krishnan S R 2013 *Fuel* **106** 318
- [12] Fu J, Tang C L, Jin W, Thi L D, Huang Z H 2013 *Int. J. Hydrogen Energy* **38** 1636
- [13] Yamamoto K, Isii S, Ohnishi M 2011 *Proc. Combust. Inst.* **33** 1285
- [14] Jeon M G, Deguchi Y, Kamimoto T, Doh D H, Cho G R 2017 *Appl. Therm. Eng.* **115** 1148
- [15] Zhou W B, Cao Z, Zhao K, Wang Z C, Xu L J 2024 *IEEE Trans. Instrum. Meas.* **73** 1
- [16] Xia H H, Kan R F, Liu J G, Xu Z Y, He Y B 2016 *Chin. Phys. B* **25** 064205
- [17] Ma L, Cai W W 2008 *Appl. Opt.* **47** 3751
- [18] Wang Z Z, Deguchi Y, Kamimoto T, Tainaka K, Tanno K, 2020 *Fuel* **268** 117370
- [19] Gao X, Cao Z, Tian Y, Xu L J 2021 *IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques (IST) Kaohsiung, China, August 24–26, 2021* p1
- [20] Yang H Q, Wang Z H, Song K L 2022 *Eng. Comput.* **38** 2469
- [21] Huang A 2023 *Ph. D. Dissertation* (Hefei: University of Science and Technology of China) (in Chinese) [黄安 2023 博士学位论文 (合肥: 中国科学技术大学)]
- [22] Shaddix C R 2017 *10<sup>th</sup> U. S. National Combustion Meeting College Park, Maryland, USA, April 23–26, 2017* SAND2017-4406C

# Two-dimensional reconstruction method of combustion field temperature and gas concentration based on adaptive region weight mixing model\*

CHEN Chuge<sup>1)2)</sup> SHI Dingfeng<sup>1)2)</sup> CONG Zhouyang<sup>1)</sup> HUANG An<sup>1)†</sup>  
 XU Zhenyu<sup>1)</sup> NIE Wei<sup>1)</sup> XIA Huihui<sup>1)</sup> GUO Haofan<sup>1)</sup>

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) (*Science Island Branch, Graduate School of University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China*)

( Received 24 July 2025; revised manuscript received 17 August 2025 )

## Abstract

Diagnosis of combustion flow fields in aeroengines, scramjets, and related systems plays a crucial role in understanding combustion mechanisms, evaluating combustion stability and performance, and is also a major challenge in the development of advanced propulsion technologies. Among the non-intrusive diagnostic approaches, laser absorption spectroscopy has become one of the most representative techniques. In particular, tunable diode laser absorption spectroscopy (TDLAS) offers advantages such as a compact system architecture, easy miniaturization, strong environmental adaptability, and the capability of simultaneous temperature and concentration measurements. By employing multiple laser beams intersecting at different angles and collecting absorption spectra along various paths, the two-dimensional distribution of flow-field parameters can be reconstructed using computed tomography (CT) algorithms.

However, traditional nonlinear tomographic algorithms based on polynomial models encounter difficulties in reconstructing flow fields with steep gradients. To solve this problem, we propose a hybrid reconstruction method that integrates a regional weighting mechanism. In this framework, the polynomial model is combined with a Gaussian radial basis function (RBF) model, and a regional weight matrix is iteratively updated in an adaptive manner. The regional weight matrix is determined by introducing perturbations into the current temperature field and jointly considering its temperature gradient. This design allows the hybrid model to capture global features while enhancing its ability to resolve local details. In addition, a regional weight regularization term is incorporated into the residual function to further improve reconstruction accuracy.

To validate the proposed approach, numerical simulations are conducted on three representative combustion field distributions, and comparisons are made between polynomial model, RBF model, and traditional algebraic reconstruction technique (ART) algorithms. The results demonstrate that the hybrid model achieves higher representational capability and reconstruction accuracy, with maximum temperature and concentration errors reduced to 3.31% and 7.13% (for the Top-Hat case), respectively. A scanning TDLAS measurement platform and a thermocouple measurement platform are built on a standard McKenna burner to experimentally verify the method. The reconstructed distribution has good consistency with the experimental results, and the deviation between the reconstructed 1800 K central temperature and the thermocouple measurement value is only 10 K. These findings verify the effectiveness of the proposed method and highlight its potential as a reliable tool for combustion field diagnostics in propulsion systems.

**Keywords:** field distribution reconstruction, hybrid model, regional weighting, regularization method

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

**DOI:** 10.7498/aps.74.20250988

**CSTR:** 32037.14.aps.74.20250988

\* Project supported by the National Key R&D Program of China (Grant No. 2023YFF0716400) and the HFIPS Director's Fund (Grant No. YZJJ202302-CX).

† Corresponding author. E-mail: [ahuang@aiofin.ac.cn](mailto:ahuang@aiofin.ac.cn)



## 基于自适应区域权重混合模型的燃烧场温度和气体浓度二维重建方法

陈楚戈 石顶峰 丛洲洋 黄安 许振宇 聂伟 夏晖晖 郭浩帆

### Two-dimensional reconstruction method of combustion field temperature and gas concentration based on adaptive region weight mixing model

CHEN Chuge SHI Dingfeng CONG Zhouyang HUANG An XU Zhenyu NIE Wei XIA Huihui GUO Haofan

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 74, 214203 (2025) DOI: 10.7498/aps.74.20250988

CSTR: 32037.14.aps.74.20250988

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.7498/aps.74.20250988>

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

#### 基于改进模拟退火算法的非均匀燃烧场分布重建

Distribution reconstruction of non-uniform combustion field based on improved simulated annealing algorithm  
物理学报. 2021, 70(13): 134205 <https://doi.org/10.7498/aps.70.20202124>

#### 纵磁作用下真空电弧单阴极斑点等离子体射流三维混合模拟

Three-dimensional hybrid simulation of single cathode spot vacuum arc plasma jet under axial magnetic field  
物理学报. 2021, 70(5): 055201 <https://doi.org/10.7498/aps.70.20201701>

#### 带有射频偏压源的感性耦合Ar/O<sub>2</sub>/Cl<sub>2</sub>等离子体放电的混合模拟研究

Hybrid simulation of radio frequency biased inductively coupled Ar/O<sub>2</sub>/Cl<sub>2</sub> plasmas  
物理学报. 2024, 73(4): 045201 <https://doi.org/10.7498/aps.73.20231369>

#### 低气压感性耦合等离子体源模拟研究进展

Numerical investigation of low pressure inductively coupled plasma sources: A review  
物理学报. 2021, 70(9): 095206 <https://doi.org/10.7498/aps.70.20202247>

#### 基于分数阶Tikhonov正则化的激光吸收光谱燃烧场二维重建光路优化研究

Optimization of beam arrangement for tunable diode laser absorption tomography reconstruction based on fractional Tikhonov regularization  
物理学报. 2023, 72(3): 037801 <https://doi.org/10.7498/aps.72.20221731>

#### 基于阻尼LSQR-LMBC的火焰三维温度场重建

Flame 3D temperature field reconstruction based on Damped LSQR-LMBC  
物理学报. 2022, 71(4): 040701 <https://doi.org/10.7498/aps.71.20211421>