

## 面向微重力层流扩散火焰特性实时表征的降阶模型开发

贾子晗<sup>1,2</sup>, 沈永凤<sup>1,2</sup>, 苟小龙<sup>1,2</sup>

(1. 重庆大学能源与动力工程学院, 重庆 400044;

2. 低品位能源利用技术及系统教育部重点实验室, 重庆 400044)

**摘要:** 微重力环境下火焰状态的实时监测对于研究火焰特性和航天器防火安全具有重要意义, 为此采用本征正交分解和神经网络相结合的方法构建了微重力甲烷层流扩散火焰温度的降阶模型. 该模型以燃料中甲烷体积分数和喷嘴出口燃料流速为输入, 对火焰的温度场和 OH 自由基浓度场进行实时预测. 研究结果显示, 降阶模型对温度训练工况重构和新工况预测的均方根误差均低于 0.05 K, 对 OH 浓度训练工况重构和新工况预测的均方根误差均低于 0.06, 表明该模型能够实时精准地预测微重力下火焰的状态.

**关键词:** 微重力; 层流扩散火焰; 本征正交分解; 神经网络

中图分类号: TK16

文献标志码: A

文章编号: 1006-8740(2026)01-0059-08

## Development of a Reduced-Order Model for Real-Time Characterization of Laminar Diffusion Flame Under Microgravity Conditions

Jia Zihan<sup>1,2</sup>, Shen Yongfeng<sup>1,2</sup>, Gou Xiaolong<sup>1,2</sup>

(1. School of Energy and Power Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China;

2. Key Laboratory of Low-Grade Energy Utilization Technologies & System, MOE, Chongqing 400044, China)

**Abstract:** Real-time monitoring of flame states under microgravity conditions holds significant importance for investigating combustion characteristics and enhancing spacecraft fire safety. So a reduced-order model (ROM) combining Proper Orthogonal Decomposition (POD) and neural networks has been developed for microgravity methane laminar diffusion flames. The model utilizes methane volume fraction in the fuel mixture and fuel flow velocity at the nozzle exit as input parameters to enable real-time prediction of flame temperature fields and OH radical concentration fields. Results demonstrate that the ROM achieves root mean square errors (RMSE) below 0.05 K for both temperature field reconstruction under training conditions and prediction under new operating conditions, while maintaining RMSE values under 0.06 for OH concentration field prediction across both scenarios. These findings confirm the model's capability for precise real-time characterization of flame states in microgravity environments.

**Keywords:** microgravity; laminar diffusion flames; proper orthogonal decomposition; neural networks

微重力环境会消除浮力对火焰的影响, 使火焰表现出不同于正常重力环境下的特性<sup>[1-7]</sup>, 实时监测微

重力环境下火焰的状态对于研究燃料燃烧特性和防止航天器火灾发生<sup>[8-11]</sup>具有重要的意义. 在地面上,

收稿日期: 2025-02-24.

基金项目: 中国载人航天工程空间应用系统项目.

作者简介: 贾子晗(2000—), 男, 博士研究生, jiazihan0101@163.com.

通信作者: 苟小龙, 男, 博士, 教授, simgxl@cqu.edu.cn.

常常通过高速摄像机和激光发生器等设备测量火焰的温度场和组分浓度场等信息<sup>[12-16]</sup>,而在微重力环境中进行上述测量十分困难且成本高昂<sup>[9]</sup>. 计算流体力学 (computational fluid dynamics, CFD) 模拟具有方便、快捷、可靠的特点,在微重力火焰特性的研究中发挥了十分重要的作用<sup>[8,17-21]</sup>. 然而,反应流的 CFD 模拟要用到详细的化学反应机理,这些机理往往包含成百上千种组分和基元反应,需要耗费大量的计算时间<sup>[22]</sup>,使得 CFD 模拟无法用于燃烧状态的实时监测. 基于燃烧反应流详细数值模拟的降阶模型 (reduced-order models, ROM) 将数值模拟结果嵌入到简化的输入输出关系中,可以实现火焰状态的实时预测<sup>[23]</sup>.

主成分分析 (principal component analysis, PCA) 能够有效降低由大量相关变量组成的数据集的维数,同时保留原始数据中存在的大部分变化,是构建反应流 ROM 的方法之一. Sutherland 等<sup>[24]</sup>以 CO 非预混燃烧直接数值模拟 (direct numerical simulation, DNS) 数据为基础,利用 PCA 法构建了其燃烧模型,仅通过一组简化的方程就可以实现燃烧反应流的快速模拟,大大缩短了数值模拟的计算时间. 然而,PCA 法只是提取了数据的特征及对应的特征系数,特征系数与系统边界条件 (温度、压力、当量比等) 之间的关系尚未确定,因而利用 PCA 得到的模型只能够实现火焰的重现而无法进行火焰的预测,大大降低了 ROM 的实用性. 为了使 ROM 能够实现火焰的预测,需要对提取到的火焰特征系数与系统边界条件之间的关系进行回归拟合. Aversano 等<sup>[25]</sup>将无监督的数据降维方法——本征正交分解法 (proper orthogonal decomposition, POD) 用于火焰特征的提取,将监督插值技术——克里金法用于特征系数的拟合,有效地实现了二维层流甲烷火焰的重建和预测. Wang 等<sup>[26]</sup>使用神经网络进行 POD 系数的回归,实现了非稳态燃烧过程的实时精确预测. 这种 POD 结合系数拟合 (神经网络法或克里金法) 的 ROM 构建方法在半工业燃烧炉<sup>[22,27]</sup>和煤粉锅炉<sup>[28]</sup>等燃烧设备中得到了应用.

在本文中,利用 POD 法和神经网络法建立了可用于实时监测微重力甲烷层流扩散火焰物理场 (温度场、OH 组分场) 的降阶模型,并对该模型的预测精度进行了分析.

## 1 数值模拟

### 1.1 数值模拟方法

本文研究对象为中心同轴射流燃烧器,中心区为燃料射流 (内径为  $d = 4 \text{ mm}$ ), 周围为同向空气射流

(内径  $D = 50 \text{ mm}$ ), 燃料为  $\text{CH}_4/\text{N}_2$  混合物, 组分由 100%  $\text{CH}_4$  (记为 100/0) 以 5% 的变化量递减到 55%  $\text{CH}_4$  (记为 55/45), 共有 10 组不同的燃料<sup>[5]</sup>. 本文设置了 5 种不同的流速, 由 25 cm/s 以 5 cm/s 的变化量递增到 45 cm/s. 本文基于 50 种工况, 使用商业软件 Ansys Fluent 2021 进行了 CFD 数值模拟, 并生成以燃料 ( $\text{CH}_4/\text{N}_2$  混合物) 中甲烷体积分数和喷嘴出口燃料流速 (空气与燃料流速相同) 两个参数作为输入的样本, 为微重力甲烷层流射流扩散火焰 ROM 提供所需要的数据. 数值模拟的几何模型如图 1 所示, 采用的是二维几何模型, 计算域为  $L/d = 25$ ,  $D/d = 12.5$ .

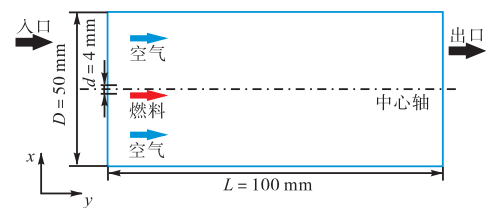


图 1 数值模拟几何模型

Fig.1 Numerical simulation geometric model

在模拟过程中,求解器选择为基于压力的绝对速度格式,轴向 ( $y$  方向) 上的重力加速度设置为零. 黏性模型为层流, 本文采用详细的化学反应机理 GRI 3.0, 选用有限速率模型计算燃烧过程. 边界条件设置上, 燃料进口和空气进口设置为质量流量入口, 出口设置为压力出口, 其余两边设置为壁面. 在控制方程计算方面, 梯度项采用基于网格中心的最小二乘法, 压力项选用二阶格式, 其余各项均采用二阶迎风格式. 由于系统关于中心轴对称, 只选取计算域的二分之一 (中心轴上方) 区域进行计算.

### 1.2 网格无关性验证与数值模拟验证

为了排除网格数量对数值模拟计算结果的影响, 本文进行了网格无关性检验, 选取的网格数量为 16 万. 本文的计算模型已在文献<sup>[29]</sup>得到了很好的验证, 为了进一步验证数值模拟结果的正确性, 本文选取 Walsh 等<sup>[5]</sup>的实验数据作为对比, 图 2 显示了在轴

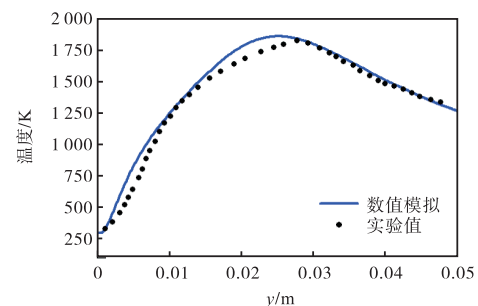


图 2 数值模拟结果验证

Fig.2 Verification of numerical simulation results

向重力加速度为  $0 \text{ m/s}^2$ 、燃料中  $\text{CH}_4/\text{N}_2$  为 65/35、燃料和空气流速为  $35 \text{ cm/s}$  时，燃烧器中心轴 ( $x = 0 \text{ m}$ ) 上温度的数值模拟结果与实验结果的比较。由图 2 可见，CFD 数值模拟的结果与实验结果吻合良好，最大误差不超过 4%。

## 2 降阶模型开发方法

### 2.1 本征正交分解方法

设矩阵  $Y \in \mathbf{R}^{m \times n}$ ，其中  $m$  是数值模拟的网格数 (本文  $m = 162164$ )， $n$  是 CFD 模拟的工况数 (本文  $n = 50$ )。一般在与燃烧相关的问题中， $m \gg n$ 。本征正交分解旨在找到一个矩阵  $Z \in \mathbf{R}^{m \times k}$  和一个矩阵  $A \in \mathbf{R}^{k \times k}$  (其中  $k \ll n$ )，使得误差函数  $f(Z, A)$  最小，其表达式为

$$f(Z, A) = \frac{1}{2} \|Y - ZA^T\|^2 \quad (1)$$

其中， $A^T A = I$  ( $I \in \mathbf{R}^{k \times k}$ ) 为单位矩阵。

上述最优问题可通过对矩阵  $Y$  进行奇异值分解 (singular value decomposition, SVD) 求解，SVD 需要求解矩阵  $C \in \mathbf{R}^{m \times n}$  的特征值，矩阵  $C$  的表达式如下：

$$C = \frac{1}{m-1} Y^T Y \quad (2)$$

由式 (1) 可知，当误差函数  $f$  很小时，可以近似地认为  $Y \approx ZA^T = YAA^T$ ，其中矩阵  $A \in \mathbf{R}^{m \times k}$  的每一列是 POD 特征 (共  $k$  个)，或称为空间形状或特征火焰<sup>[22]</sup>，矩阵  $Z \in \mathbf{R}^{m \times k}$  的每一列是 POD 系数 (共  $k$  个)。需要注意的是，矩阵  $Z$  的  $k$  个 POD 系数是与矩阵  $A$  的  $k$  个 POD 特征逐一对应的，从而可以通过对  $k$  个 POD 特征进行加权求和得到矩阵  $Y$ ，即

$$y(x) = \sum_{i=1}^k a_i z_i(x) \quad (3)$$

其中， $y(x)$  表示第  $x$  个工况的数据， $x \leq n$ 。

### 2.2 神经网络拟合

当采用 SVD 法求得矩阵  $Z$  后，需要对 POD 系数和两个输入之间的关系进行高维拟合，使模型具有预测新工况火焰特性的能力。

神经网络因其强大的学习能力而广泛地用于表征输入输出之间的映射关系，目前各种功能强大的神经网络工具不断推出，为神经网络模型的快速构建创造了条件<sup>[30-31]</sup>。在神经网络模型构建中，其合理的网络结构，特别是隐藏层的数量和隐藏层中包含的神经元数量直接关系到模型的训练效率和对输入输出的表征能力。一般而言，隐藏层越多，学习能力越强，但也需要更强大的算力和更长的训练时间<sup>[32]</sup>。使用贝叶斯正则化算法训练的神经网络常常表现出良好的

预测能力、鲁棒性和泛化能力，适用于线性和非线性架构系统<sup>[33]</sup>。因此，本文采用贝叶斯正则化算法对神经网络进行训练。

### 2.3 降阶模型的开发

本文降阶模型的开发基本流程如图 3 所示，全阶模型是由不同工况的 CFD 数值模拟结果组成的，包括温度场、OH 组分浓度场等信息，这些信息构成了一个高维的观测空间。

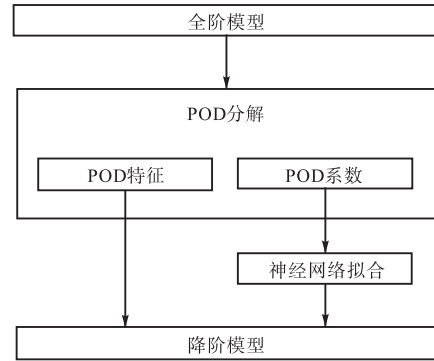


图 3 降阶模型开发基本流程

Fig.3 Basic process for developing ROM

在本文中，共进行 50 种 ( $n = 50$ ) 不同工况的 CFD 模拟，其中 45 种工况数据用于训练降阶模型，5 种工况数据用于测试降阶模型的预测能力。模拟的网格数为  $L$  为 162164，选取温度和 OH 浓度作为预测量。以温度为例，这 50 次不同工况的 CFD 模拟产生了一个大小为  $50 \times 162164$  的温度矩阵。通过 POD 分解，将温度矩阵分解为 POD 特征和 POD 系数<sup>[22]</sup>，即温度是由不同的 POD 特征加权求和得到的。其中，POD 特征是不变的常量，代表系统的底层物理结构。POD 系数是随工况不同而变化的量，用于刻画不同工况引起的系统差异。在本文中，通过神经网络对 POD 系数和输入之间的关系进行拟合，使降阶模型具有预测新工况火焰特性 (温度和 OH 浓度) 的能力。

降阶模型的精度主要取决于 POD 特征，为了选取合适的 POD 特征，采用能量贡献率对 POD 分解后的特征进行分析。POD 特征的特征值  $\lambda_i$  表示该特征对系统的能量贡献值<sup>[23]</sup>，因此，系统的总能量  $E$  可以表示为所有特征值之和：

$$E = \sum_{i=1}^n \lambda_i \quad (4)$$

其中， $n = 50$ ，表示共有 50 个不同的 POD 特征。

为了量化每个 POD 特征对系统能量的贡献大小，定义能量贡献率  $\xi_i$  和累积能量贡献率  $\eta_M$  如下<sup>[28]</sup>：

$$\xi_i = \lambda_i / \sum_{k=1}^n \lambda_k \quad (5)$$

$$\eta_M = \sum_{i=1}^M \lambda_i / \sum_{k=1}^n \lambda_k \quad (6)$$

其中,  $\xi_i$  代表第  $i$  个 POD 特征对系统的能量贡献率,  $\eta_M$  代表前  $M$  个 POD 特征对系统的能量贡献率之和.

进行 SVD 分解后得到的 POD 特征按特征值大小降序排列, 因此前  $M(M < n)$  个 POD 特征往往占据了系统的大部分能量. Ding 等<sup>[23]</sup>通过对腔内自然对流的基准模拟研究了 POD 特征的能量分布, 结果表明第 1 个 POD 特征单独占据了系统总能量的 95% 以上.

图 4 显示了本文中 POD 特征的能量贡献率和累积能量贡献率. 图 4 表示温度 POD 特征的能量贡献率和累积能量贡献率, 可以看到, 第 1 个 POD 特征占据了系统总能量的 87.6%, 而第 2 个 POD 特征仅占据了系统总能量的 7.7%, 其余 POD 特征对系统的能量贡献率均小于 2%. 同时, 随着  $M$  的增加, POD 特征的累积能量贡献率  $\eta_M$  先增加, 后逐渐趋于稳定, 并且在  $M$  为 7 时, 累积能量贡献率  $\eta_M$  超过了 99%, 此时继续增加  $M$  对  $\eta_M$  的影响较小, 故选取前 7 个 POD 特征用于温度预测. 同样, 图 5 展示了 OH 浓度 POD 特征的能量贡献率和累积能量贡献率, 当  $M=8$  时, POD 特征累积能量贡献率  $\eta_M$  超过了 90%, 此时随着  $M$  的增加,  $\eta_M$  的变化很小, 因此选取前 8 个 POD 特征用于 OH 浓度预测.

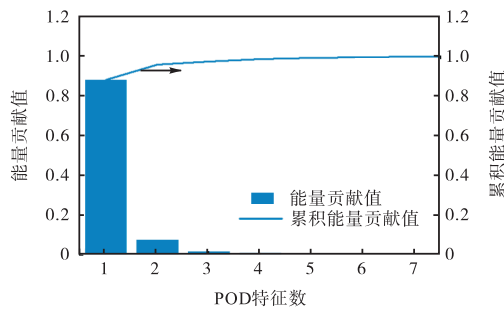


图 4 温度 POD 特征选择

Fig.4 Temperature POD feature selection

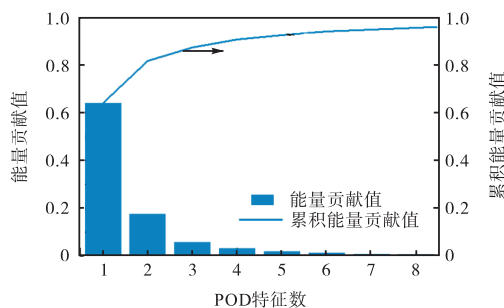


图 5 OH 浓度 POD 特征选择

Fig.5 OH concentration POD feature selection

### 3 结果与讨论

#### 3.1 训练工况重构能力

本文采用了降级模型预测结果与 CFD 模拟结果之间的均方根误差 (root mean squared errors,  $E_{RMS}$ ) 来评估模型的预测精度, 其计算公式如下<sup>[28]</sup>:

$$E_{RMS} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (Y - Y_p)^2}{N}} \quad (7)$$

其中,  $Y$  表示 CFD 模拟值,  $Y_p$  表示预测值,  $N$  为网格数量 (本文中  $N = 162164$ ).

图 6 为降阶模型对温度的重构均方根误差, 可以看到, 模型对温度的重构均方根误差较小, 大部分工况的重构均方根误差小于 0.03 K. 在甲烷体积分数为 0.7 ~ 0.8、燃料流速为 26 ~ 28 cm/s 时, 温度重构均方根误差较大, 但也不超过 0.05 K. 在甲烷体积分数为 0.6 ~ 0.7、流速为 30 ~ 45 cm/s 时, 模型的重构均方根误差较小, 在 0.01 K 左右.

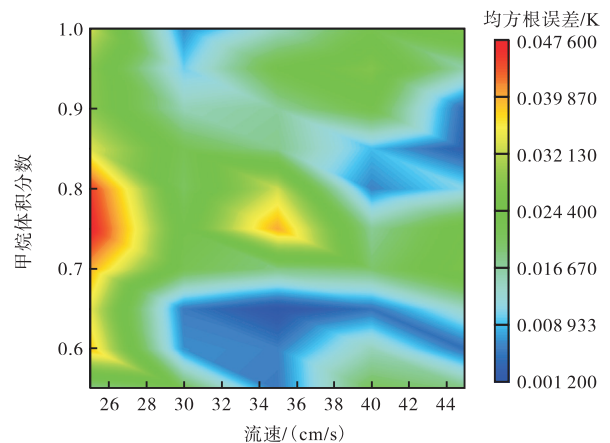


图 6 温度重构均方根误差

Fig.6 Temperature reconstruction RMSE

为了更加直观地反映降阶模型对温度的重构效果, 选取重构均方根误差最大的工况绘制其温度场. 图 7 对比了燃料中甲烷体积分数为 0.75、喷嘴出口燃料流速为 25 cm/s 时, 甲烷层流扩散火焰温度场的 CFD 仿真结果和降阶模型重构结果, 通过对比可以发现, 阶模型能够较好地实现火焰温度场的重构.

图 8 展示了降阶模型对 OH 浓度的重构均方根误差, 可以发现, 降阶模型对 OH 浓度的重构均方根误差在大部分工况下小于 0.03, 只有小部分工况是在 0.05 左右. 图 9 展示的是燃料中甲烷体积分数为 0.8、喷嘴出口燃料流速为 40 cm/s 时 OH 浓度场的 CFD 仿真结果和降阶模型重构结果, 通过对比可以看到, 降阶模型能够较好地实现 OH 浓度的重构, 即

使对于喷嘴出口附近 OH 浓度的变化微小特征,降阶模型也能够实现准确地刻画。

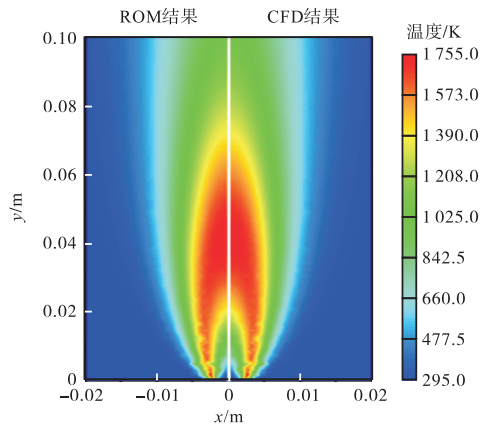


图7 甲烷体积分数为 0.75、燃料流速为 25 cm/s 时温度场  
Fig.7 Temperature field at a methane volume fraction of 0.75 and a fuel flow rate of 25 cm/s

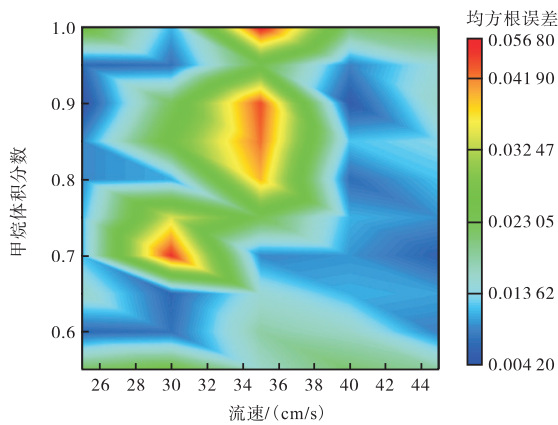


图8 OH摩尔分数重构均方根误差  
Fig.8 OH concentration RMSE

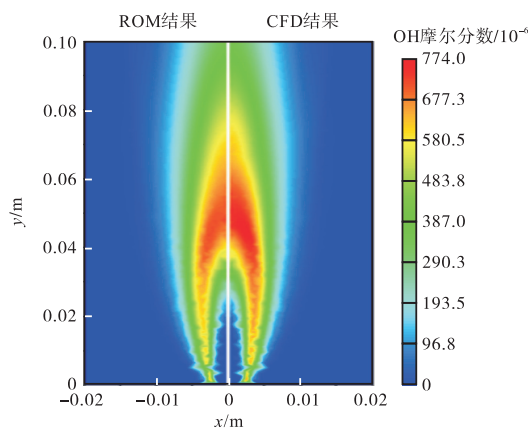


图9 甲烷体积分数为 0.8、燃料流速为 40 cm/s 时 OH 摩尔分数  
Fig.9 OH concentration field at a methane volume fraction of 0.8 and a fuel flow rate of 40 cm/s

### 3.2 新工况预测能力

通过 3.1 节的分析可知,降阶模型能够很好地实

现训练工况的重构,且温度重构误差在 0.05 K 以内, OH 浓度重构误差在 0.06 以内. 为了检验模型预测新工况下火焰温度和 OH 浓度的能力,本文选取了 5 个测试工况,对每个工况的温度预测均方根误差和 OH 浓度预测均方根误差进行了计算,结果如表 1 所示.

由表 1 可知,降阶模型对温度预测的均方根误差低于 0.04 K,对 OH 浓度的预测均方根误差低于 0.06,表明降阶模型能够达到较好的预测效果.

表 1 测试工况下模型的预测均方根误差

Tab.1 Prediction RMSE of test condition model

工况	甲烷体积分数	燃料流速/(cm/s)	温度均方根误差/K	OH 摩尔分数均方根误差
1	1.0	25	0.033 4	0.030 7
2	0.9	35	0.017 0	0.053 0
3	0.8	45	0.011 3	0.013 5
4	0.7	30	0.022 0	0.054 9
5	0.6	40	0.015 2	0.019 0

图 10 和图 11 分别展示了燃料中甲烷体积分数为 0.7、喷嘴出口燃料流速为 30 cm/s 时温度场和 OH

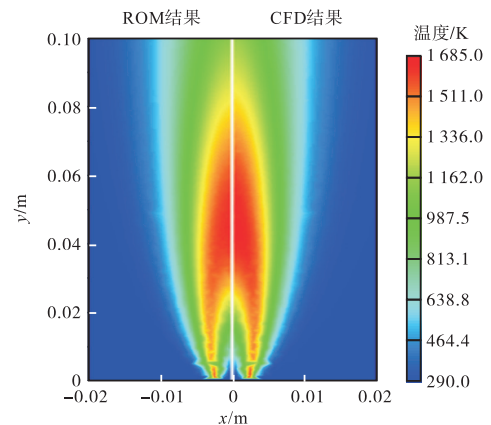


图10 甲烷体积分数为 0.7、燃料流速为 30 cm/s 时的温度场  
Fig.10 Temperature field at a methane volume fraction of 0.7 and a fuel flow rate of 30 cm/s

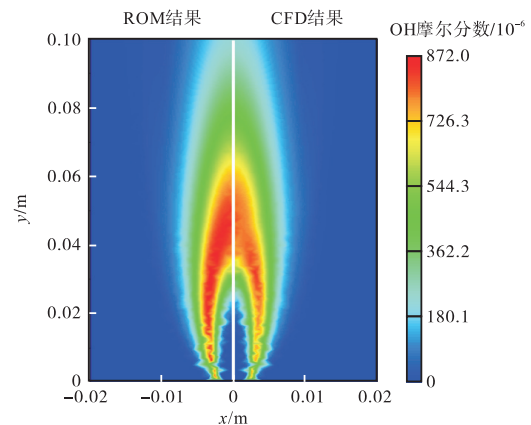


图11 甲烷体积分数为 0.7、燃料流速为 30 cm/s 时 OH 摩尔分数  
Fig.11 OH concentration field at a methane volume fraction of 0.7 and a fuel flow rate of 30 cm/s

浓度场的 CFD 模拟结果与降阶模型预测结果的对比. 由图 10 可知, 降阶模型的预测温度值略低于 CFD 模拟的结果, 但是总体上能够准确捕获温度场的特征. 图 11 中展示了降阶模型和 CFD 模拟的 OH 浓度场结果, 可以看到, 与 CFD 仿真模拟结果相比, 降阶模型的预测值偏高, 不过仍然能够较好地反映 OH 浓度分布特性. 总体而言, 降阶模型能够较准确地实现火焰温度和 OH 浓度的预测, 可以用该模型实时精准预测微重力甲烷层流扩散火焰特性.

### 3.3 降阶模型的应用

在验证了降阶模型的预测精度后, 利用该模型分析了燃料中不同甲烷的体积分数和不同燃料流速对微重力层流扩散火焰的温度和 OH 浓度的影响.

图 12 展示了当喷嘴出口燃料流速为 27 cm/s 时, 燃料中不同甲烷体积分数对中心线 ( $x = 0$  m) 上火焰温度的影响. 可以看到, 随着燃料中甲烷体积分数的减小, 温度分布曲线整体向喷嘴出口 ( $y = 0$  m) 的方向移动, 这是因为燃料中甲烷体积分数的越小, 甲烷与空气的混合越迅速, 燃烧反应进行得越快, 温度很快就上升到了最高值, 但是由于燃料中甲烷的占比减少, 会使温度最高值有所下降. 这与 Walsh 等<sup>[5]</sup>研究中的中心线温度随燃料甲烷体积分数的变化趋势相吻合, 进一步验证了本模型的可靠性. 图 13 所示为

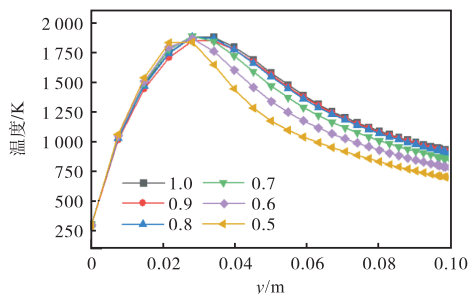


图 12 不同甲烷体积分数中心线上温度曲线

Fig.12 Temperature curves on the centerline of different methane volume fractions

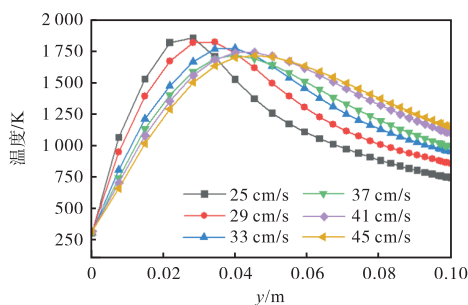


图 13 不同燃料流速中心线上温度曲线

Fig.13 Temperature curves on the centerline of different fuel flow rate

燃料中甲烷体积分数为 0.65 时, 不同喷嘴出口燃料流速对中心线 ( $x = 0$  m) 上火焰温度的影响. 燃料流速对中心线上温度分布的影响较为明显, 随着燃料流速的增加, 最高温度逐渐减小, 且最高温度出现的位置逐渐远离喷嘴出口 ( $y = 0$  m). 这是因为喷嘴出口燃料流速的增大, 会增加火焰与周围流体的对流换热, 火焰把更多的热量传递给了周围的冷空气, 导致火焰最高温度降低.

OH 浓度分布可以表示火焰的化学计量高度<sup>[29]</sup>. 图 14 展示了当喷嘴出口燃料的流速为 27 cm/s 时, 燃料中不同甲烷体积分数对中心线 ( $x = 0$  m) 上 OH 浓度的影响. 可以看到, 燃料中甲烷体积分数越小, OH 浓度峰值越大, 且峰值位置越靠近喷嘴出口处, 火焰的化学计量高度会降低. 这表明燃料中甲烷体积分数越小, 燃料与空气的混合越均匀, 反应就越充分, 火焰以较低的高度就可以获得足够的氧气.

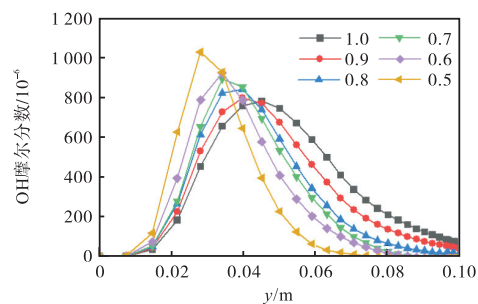


图 14 不同甲烷体积分数中心线上 OH 摩尔分数曲线

Fig.14 OH concentration curves on the centerline of different methane volume fraction

图 15 为燃料中甲烷体积分数为 0.65 时, 喷嘴出口不同燃料流速对中心线 ( $x = 0$  m) 上 OH 浓度的影响. 结果表明, 流速的增加会导致 OH 浓度峰值降低并远离喷嘴出口, 火焰的化学计量高度增加, 该变化趋势与 Contreras 等<sup>[17]</sup>的研究中的火焰高度随流速变化的趋势相吻合.

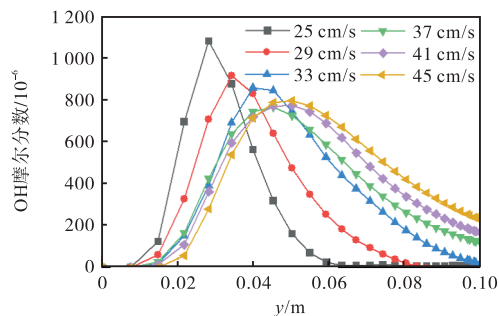


图 15 不同燃料流速中心线上 OH 摩尔分数曲线

Fig.15 OH concentration curves on the centerline of different fuel flow rate

## 4 结 论

本研究采用本征正交分解法和神经网络法相结合的方法构建了微重力甲烷层流扩散火焰的降阶模型, 模型以燃料中甲烷体积分数和喷嘴出口燃料流速作为输入, 实时预测火焰的温度场和 OH 浓度场. 共进行了 50 种不同工况的 CFD 模拟生成构建降阶模型所需的数据, 用本征正交分解法对数据进行降维, 得到 POD 特征和 POD 系数. 采用神经网络法拟合 POD 系数与输入之间的关系, 使模型能够预测新工况下的火焰特性. 利用均方根误差对降阶模型的训练工况重构能力和新工况预测能力进行了评估, 结果表明模型能够精确地重构和预测火焰的温度场(均方根误差小于 0.05 K)和 OH 浓度场(均方根误差小于 0.06). 最后, 利用该降阶模型研究了燃料中不同的甲烷体积分数和不同的喷嘴出口燃料流速对微重力层流扩散火焰温度场和 OH 浓度场的影响, 得到的结果与已有的研究结果相吻合, 进一步证明了该模型可以实时精准地预测火焰的特性. 总体而言, 本研究提出的本征正交分解与神经网络相结合的方法, 可以有效地建立微重力火焰的降阶模型, 实时监测火焰的状态, 为研究微重力下火焰特性以及航天器火灾防控提供了模型支撑.

### 参考文献:

- [1] Becker H A, Yamazaki S. Soot concentration field of turbulent propane/air diffusion flames[J]. *Proceedings of the Combustion Institute*, 1977, 16(1): 681-691.
- [2] Becker H A, Hang D. Visible length of vertical free turbulent diffusion flames[J]. *Combustion and Flame*, 1978, 32: 115-137.
- [3] Becker H A, Yamazaki S. Entrainment, momentum flux and temperature in vertical free turbulent diffusion flames[J]. *Combustion and Flame*, 1978, 33: 123-149.
- [4] Ronney P D. Near-limit flame structures at low Lewis number[J]. *Combustion and Flame*, 1990, 82: 1-14.
- [5] Walsh K T, Fielding J, Smooke M D, et al. Experimental and computational study of temperature, species, and soot in buoyant and non-buoyant coflow laminar diffusion flames[J]. *Proceedings of the Combustion Institute*, 2000, 28(2): 1973-1979.
- [6] Zhang D, Fang J, Guan J-F, et al. Laminar jet methane/air diffusion flame shapes and radiation of low air velocity coflow in microgravity[J]. *Fuel*, 2014, 130: 25-33.
- [7] 吕国卫, 苟小龙. 重力对甲烷射流扩散火焰结构影响的数值模拟[J]. *燃烧科学与技术*, 2025, 31(5): 507-516.
- Lü Guowei, Gou Xiaolong. Numerical investigation of effect of gravity on methane jet diffusion flame structure [J]. *Journal of Combustion Science and Technology*, 2025, 31(5): 507-516 (in Chinese).
- [8] Cui W, Liao Y-T T. Numerical study of the effects of confinement on large-scale fires in microgravity[J]. *Combustion and Flame*, 2024, 261: 113299.
- [9] Xiong C, Fan H, Huang X, et al. Evaluation of burning rate in microgravity based on the fuel regression, flame area, and spread rate[J]. *Combustion and Flame*, 2022, 237: 111846.
- [10] Fujita O. Solid combustion research in microgravity as a basis of fire safety in space[J]. *Proceedings of the Combustion Institute*, 2015, 35(3): 2487-2502.
- [11] Citerne J-M, Dutilleul H, Kizawa K, et al. Fire safety in space – Investigating flame spread interaction over wires[J]. *Acta Astronautica*, 2016, 126: 500-509.
- [12] Shimura M, Ueda T, Choi G-M, et al. Simultaneous dual-plane CH PLIF, single-plane OH PLIF and dual-plane stereoscopic PIV measurements in methane-air turbulent premixed flames[J]. *Proceedings of the Combustion Institute*, 2011, 33(1): 775-782.
- [13] Fan L, Savard B, Carlyle S, et al. Simultaneous stereo - PIV and OH × CH<sub>2</sub>O PLIF measurements in turbulent ultra lean CH<sub>4</sub>/H<sub>2</sub> swirling wall - impinging flames[J]. *Proceedings of the Combustion Institute*, 2023, 39(2): 2179-2188.
- [14] Burnford J, Morrisset D, Ojo A O, et al. Assessment and application of phosphor thermometry for spatially resolved surface temperature measurements during downward flame spread[J]. *Fuel*, 2024, 365: 131201.
- [15] 欧阳鉴锋, 史晓鸣, 侯凯宇, 等. 基于高速摄像和激光吸收光谱的固体推进剂交变应变燃烧研究[J]. *燃烧科学与技术*, 2024, 30(3): 213-219.
- Ouyang Jianfeng, Shi Xiaoming, Hou Kaiyu, et al. Combustion characteristics of AP-HTPB propellant under oscillating strains with high-speed imaging and laser absorption spectroscopy[J]. *Journal of Combustion Science and Technology*, 2024, 30(3): 213-219 (in Chinese).
- [16] 赵 峥, 苏 胜, 宋亚伟, 等. 基于 PLIF 检测的生物质挥发分燃烧多环芳烃生成特性[J]. *燃烧科学与技术*, 2024, 30(4): 359-369.
- Zhao Zheng, Su Sheng, Song Yawei, et al. Generation

- characteristics of polycyclic aromatic hydrocarbons during biomass volatile combustion based on PLIF detection [J]. *Journal of Combustion Science and Technology*, 2024, 30(4): 359-369(in Chinese).
- [17] Contreras J, Consalvi J-L, Fuentes A. Numerical simulations of microgravity ethylene/air laminar boundary layer diffusion flames[J]. *Combustion and Flame*, 2018, 191: 99-108.
- [18] Giassi D, Cao S, Bennett B A V, et al. Analysis of CH\* concentration and flame heat release rate in laminar coflow diffusion flames under microgravity and normal gravity[J]. *Combustion and Flame*, 2016, 167: 198-206.
- [19] Ma B, Cao S, Giassi D, et al. An experimental and computational study of soot formation in a coflow jet flame under microgravity and normal gravity[J]. *Proceedings of the Combustion Institute*, 2015, 35(1): 839-846.
- [20] Snegirev A, Kuznetsov E, Markus E, et al. Transient dynamics of radiative extinction in low-momentum microgravity diffusion flames[J]. *Proceedings of the Combustion Institute*, 2021, 38(3): 4815-4823.
- [21] Irace P H, Lee H J, Waddell K, et al. Observations of long duration microgravity spherical diffusion flames aboard the International Space Station[J]. *Combustion and Flame*, 2021, 229: 111373.
- [22] Aversano G, Ferrarotti M, Parente A. Digital twin of a combustion furnace operating in flameless conditions: Reduced-order model development from CFD simulations[J]. *Proceedings of the Combustion Institute*, 2021, 38(4): 5373-5381.
- [23] Ding P, Wu X, He Y, et al. A fast and efficient method for predicting fluid flow and heat transfer problems[J]. *ASME Journal of Heat and Mass Transfer*, 2008, 130(3): 032502.
- [24] Sutherland J C, Parente A. Combustion modeling using principal component analysis[J]. *Proceedings of the Combustion Institute*, 2009, 32(1): 1563-1570.
- [25] Aversano G, Bellemans A, Li Z, et al. Application of reduced-order models based on PCA & Kriging for the development of digital twins of reacting flow applications[J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2019, 121: 422-441.
- [26] Wang Q, Hesthaven J S, Ray D. Non-intrusive reduced order modeling of unsteady flows using artificial neural networks with application to a combustion problem[J]. *Journal of Computational Physics*, 2019, 384: 289-307.
- [27] Procacci A, Amaduzzi R, Coussement A, et al. Adaptive digital twins of combustion systems using sparse sensing strategies[J]. *Proceedings of the Combustion Institute*, 2023, 39(4): 4257-4266.
- [28] Chen X, Zhong W, Li T. Fast prediction of temperature and chemical species distributions in pulverized coal boiler using POD reduced-order modeling for CFD[J]. *Energy*, 2023, 276: 127663.
- [29] Gao Y, Dou Y, Tao C, et al. Numerical analysis on combustion characteristics of diffusion jet flame under different gravity environments[J]. *Case Studies in Thermal Engineering*, 2023, 50: 103481.
- [30] 刘诗雨, 王海鸥, 罗坤, 等. 基于物理信息网络求解燃烧问题[J]. *燃烧科学与技术*, 2025, 31(3): 245-254.  
Liu Shiyu, Wang Haiou, Luo Kun, et al. Physics-informed neural networks for combustion problems[J]. *Journal of Combustion Science and Technology*, 2025, 31(3): 245-254(in Chinese).
- [31] Lecun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning[J]. *Nature*, 2015, 521(7553): 436-444.
- [32] Li Y, Yang S, Lu Y, et al. Multi-parameter methane measurement using near-infrared tunable diode laser absorption spectroscopy based on back propagation neural network[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2022, 125: 104275.
- [33] Kayri M. Predictive abilities of Bayesian regularization and Levenberg-Marquardt algorithms in artificial neural networks: A comparative empirical study on social data[J]. *Mathematical and Computational Applications*, 2016, 21(2): 10.3390/mca21020020.