

http://bhxb.buaa.edu.cn jbuua@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2022.0746

基于机器学习的高超声速飞行器双曲率 前缘气动热预测方法

杨帆^{1,2}, 林明月^{1,2}, 胡宗民^{1,2,*}, 罗长童^{1,2}

(1. 中国科学院力学研究所 高温气体动力学国家重点实验室, 北京 100190; 2. 中国科学院大学 工程科学学院, 北京 100049)

摘 要: 高超声速气动热预测技术是高超声速飞行器发展的关键技术之一, 气动热环境的精准预测对飞行器热防护系统设计及气动布局优化具有重要意义。为快速获得高超声速飞行器表面的热流分布情况, 缩短飞行器设计周期, 基于具有广义可分离特性、可实现强非线性数据快速建模的多层分块 (MBB) 算法, 提出一种针对高超声速飞行器双曲率前缘气动热分布的快速预测方法。通过数值计算获得双曲率前缘驻点区的气动热分布作为训练集数据, 基于 MBB 算法提出预测热流分布的显式表达式, 对表达式预测结果的统计分析显示, 表达式预测值与测试集数据的偏差低于 2%, 这表明其具有较高的预测精度; 将驻点区热流分布表达式进行外推, 验证了机器学习公式在不同几何外形下的适用性。在双曲率前缘构型的防热设计及气动外形优化阶段, 所提表达式可实现气动热环境的精准、快速预测。

关键词: 高超声速流动; 气动热; 多层分块算法; 快速预测方法; 驻点热流; 双曲率前缘

中图分类号: V221⁺.3; TB553

文献标志码: A **文章编号:** 1001-5965(2024)09-2826-09

为进一步提升进入空间、探索空间、利用空间的能力, 发展新一代高超声速飞行器, 实现便捷、经济、安全的飞行是高超声速飞行器发展的必然趋势^[1-3]。飞行器高速飞行时, 空气的剧烈压缩和摩擦使得驻点区域产生极为严酷的气动加热, 加热量随着飞行速度的增加呈指数级上升, 飞行器面临着棘手的“热障”问题^[4,5]。采用大钝头外形可以有效缓解驻点气动热, 但这是以极大牺牲飞行器气动性能为代价的。发展以吸气式发动机为动力的升力体外形要求采用低阻力的尖化前缘^[6-7], 驻点区域面临更加严酷的气动热问题, 从而对热防护系统的设计提出了更高的要求。因此, 高超声速飞行器前缘驻点区气动热环境的准确预测对飞行器热防护系统的精准设计及气动布局优化具有重要意义。

对高超声速飞行器气动热环境的精准预测十分困难^[8-10], 特别是前缘驻点区极端热问题突出, 是气动热问题研究的重点及难点。自 20 世纪 50 年代起, 针对驻点区域气动热问题展开了一系列理论^[10-13]和数值^[14-18]研究。在理论方面, 驻点区热流的研究主要基于边界层的自相似解, 进行了一系列的推广和修正后, 获得了计算驻点热流的理论公式。1958 年, Fay 和 Riddell^[11] 利用曼格勒变换将高温气体边界层偏微分方程转化为常微分方程, 推导出至今仍广泛应用的 Fay-Riddell 驻点热流公式, 其可用于直接求解球头和圆柱的驻点热流值。1957 年, Kemp 和 Riddell^[12] 对卫星再入的实际轨道进行了大量计算, 并将来流流动参数与正激波后流动参数相结合, 给出了 Kemp-Riddell 驻点热流公式。除此之

收稿日期: 2022-08-30; 录用日期: 2022-12-05; 网络出版时间: 2023-02-14 14:11

网络出版地址: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20230214.0911.001

基金项目: 国家自然科学基金 (12172365, 12072353, 12132017); 国家重点研发计划 (2019YFA0405204)

*通信作者. E-mail: huzm@imech.ac.cn

引用格式: 杨帆, 林明月, 胡宗民, 等. 基于机器学习的高超声速飞行器双曲率前缘气动热预测方法 [J]. 北京航空航天大学学报, 2024, 50 (9): 2826-2834. YANG F, LIN M Y, HU Z M, et al. Prediction method of aero-heating of hypersonic vehicle bi-curvature leading edge based on machine learning [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2024, 50 (9): 2826-2834 (in Chinese).

外,较为重要的驻点热流公式还有 Lees 公式^[19]、Scala 公式^[20]等,不同公式的适用范围不同,用于工程计算时,要根据具体流动情况选用公式。理论公式可以清楚地揭示气动热与各物理因素之间的内在联系,并给出气动热的快速估计。但现有的理论公式只能计算球头和圆柱这类简单外形,对于高超声速飞行器的尖化前缘外形,即使是较为简单的介于圆柱和球头之间的双曲率外形,也没有较为精准的热流计算公式。随着计算流体力学(computational fluid dynamics, CFD)技术的迅猛发展,采用数值模拟方法可以更精准、细致地刻画流场,这也成为气动热预测的重要研究手段^[18-9]。研究表明,数值格式和网格分布都会影响气动热的数值计算^[15-16,21-23],特别是近壁面法向网格间距对数值计算结果的影响较大。1988年, Klopfer 和 Yee^[22]发现钝体驻点热流值取决于网格及格式的选取,要得到准确的热流值,网格雷诺数要小于3。1998年, Lee 和 Rho^[23]在钝头体气动热计算中探讨了网格相关性,发现在其他条件均保持不变的情况下,壁面网格雷诺数扩大一倍,热流计算偏差值能达到20%以上。马崇立和刘景源^[24]应用理论和数值模拟方法,提出一种基于壁面网格雷诺数及钝体特征长度的来流雷诺数的网格划分方法,结果表明,对于工程上采用的能有效抑制数值黏性的格式,壁面网格雷诺数可供参考的取值为20~80。

目前,利用数值模拟方法研究气动热问题,并与地面实验互为验证补充,是对气动热问题的主流研究手段。但在工程设计的初期阶段,开展大规模数值模拟要付出昂贵的代价,否则将难以满足对气动热精准快速计算的需求。而常用于工程设计初期的经验公式,往往具有一定的局限性,且常难以满足精度的要求。因此,发展一种与CFD具有相当精度的高超声速飞行器气动热环境的快速分析预测方法,可以有效缩短气动热的设计周期。随着人工智能技术的发展,机器学习方法的兴起为气动热的计算与分析提供了一种新的、强有力的研究手段^[25-33]。Chen 等^[27]开展了气动热降阶模型研究,用于实现快速精准的气动热预测,并通过数值模拟进行了验证。聂春生等^[28]利用本征正交分解(proper orthogonal decomposition, POD)方法对数值计算得到的数据库进行降阶处理,建立了基于POD方法的复杂外形飞行器表面热流计算代理模型。张智超等^[29]利用数值计算获得的飞行器表面热流数据,基于径向基网络模型,开展了高超声速飞行器气动热快速预测的代理模型方法的研究。这些研究利用数据驱动的方法降低了气动热问题的分析难度,

提高了热流计算的效率。Chen 等^[30]提出可以实现快速分析建模气动热数据的符号回归方法——多层分块(multi-level block building, MBB)算法,即以实验或数值模拟数据为基础,利用符号回归的方法逼近真实模型,从而得到简洁的显式表达式,进而探索其中的物理规律。除此之外,MBB算法还能够处理大规模、多变量、强非线性问题,并且具有良好的外推能力。

本文基于MBB算法提出高超声速飞行器双曲率前缘表面热流分布的快速预测公式,以实现设计初期阶段对飞行器气动热环境的快速预测。

1 数值方法与机器学习方法

1.1 控制方程与数值方法

本文涉及的马赫数为5~10,总温约2000 K,采用仅考虑气体分子振动激发且处于振动平衡态的热完全气体模型,数值计算的控制方程为三维可压缩的Navier-Stokes方程组,具体形式如下:

$$\frac{\partial \mathbf{U}}{\partial t} + \frac{\partial (\mathbf{F} - \mathbf{F}_{\text{vis}})}{\partial x} + \frac{\partial (\mathbf{G} - \mathbf{G}_{\text{vis}})}{\partial y} + \frac{\partial (\mathbf{H} - \mathbf{H}_{\text{vis}})}{\partial z} = \mathbf{0} \quad (1)$$

式中: \mathbf{U} 为守恒变量矢量; \mathbf{F} 、 \mathbf{G} 、 \mathbf{H} 分别为 x 、 y 、 z 方向上的对流通量矢量; \mathbf{F}_{vis} 、 \mathbf{G}_{vis} 、 \mathbf{H}_{vis} 分别为 x 、 y 、 z 方向上的黏性通量矢量。

$$\mathbf{U} = \begin{bmatrix} \rho u \\ \rho u \\ \rho v \\ \rho w \\ E \end{bmatrix} \quad (2a)$$

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} \rho u \\ \rho u^2 + p \\ \rho uv \\ \rho uw \\ (E + p)u \end{bmatrix} \quad (2b)$$

$$\mathbf{F}_{\text{vis}} = \begin{bmatrix} 0 \\ \tau_{xx} \\ \tau_{xy} \\ \tau_{xz} \\ u\tau_{xx} + v\tau_{xy} + w\tau_{xz} + q_x \end{bmatrix} \quad (2c)$$

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} \rho v \\ \rho uv \\ \rho v^2 + p \\ \rho vw \\ (E + p)v \end{bmatrix} \quad (2d)$$

$$\mathbf{G}_{\text{vis}} = \begin{bmatrix} 0 \\ \tau_{yx} \\ \tau_{yy} \\ \tau_{yz} \\ u\tau_{yx} + v\tau_{yy} + w\tau_{yz} + q_y \end{bmatrix} \quad (2e)$$

$$H = \begin{bmatrix} \rho w \\ \rho uw \\ \rho vw \\ \rho w^2 + p \\ (E + p)w \end{bmatrix} \quad (2f)$$

$$H_{vis} = \begin{bmatrix} 0 \\ \tau_{zx} \\ \tau_{zy} \\ \tau_{zz} \\ u\tau_{zx} + v\tau_{zy} + \tau_{zz} + q_z \end{bmatrix} \quad (2g)$$

式中： ρ 、 p 分别为气体的密度、压力； u 、 v 、 w 分别为 x 、 y 、 z 方向上气体的速度； q_x 、 q_y 、 q_z 分别为 x 、 y 、 z 方向上的热通量密度； τ 为黏性应力； E 为单位体积气体的总能量，表示为

$$E = \rho h - p + \frac{1}{2}\rho(u^2 + v^2 + w^2) \quad (3)$$

其中： h 为比焓。

考虑气体分子振动激发，比焓 h 与定压比热容 c_p 都是温度 T 的函数，可以分别通过NASA^[34]的7系数多项式拟合出来，如下：

$$\begin{cases} \frac{c_{pi}(T)}{R_i} = a_{i1} + a_{i2}T + a_{i3}T^2 + a_{i4}T^3 + a_{i5}T^4 \\ \frac{h_i(T)}{R_i T} = a_{i1} + a_{i2} \frac{T}{2} + a_{i3} \frac{T^2}{3} + a_{i4} \frac{T^3}{4} + a_{i5} \frac{T^4}{5} + \frac{b_{i1}}{T} \end{cases} \quad (4)$$

式中： i 表示空气的不同组分；系数 $a_{i1} \sim a_{i5}$ 和 b_{i1} 可查阅参考文献； R 为气体常数。

本文数值计算采用的是有限体积法(finite volume method, FVM)。对流项采用多维多项式插值的二阶总变差不增(total variation diminishing, TVD)格式对界面值进行重构，并用近似黎曼求解器(Harten-Lax-van Leer contact, HLLC)对界面处的数值通量进行计算，HLLC格式能够准确地捕捉激波、接触间断和稀疏波，减少计算量、降低耗散、提高分辨率^[35]；黏性项采用多维多项式插值方法进行计算，精度同样为二阶；时间推进采用隐式双时间步长法进行积分计算。

1.2 机器学习方法

对于机器学习方法与流体力学相结合的研究，依据所使用的模型，大概可分为2种类型：①预先给定模型结构，通过相应的策略优化模型参数，可称为代理模型；②模拟人工推导过程，建立具有显式表达式的模型，如基于遗传规划(genetic programming, GP)的符号回归方法。

符号回归方法是一种基于数据驱动的回归分析方法，在实际应用时，不需要对目标模型的结构(具体的函数形式和系数)强加假设，其目标是在给定的函数算子和运算算子所定义的函数空间中进

行遍历式搜索，以实现最佳逼近，并获得最优的回归模型。符号回归方法从数据中获得模型，不仅可以给出显式的表达式，同时还具有外推和预测能力。

GP^[36]是基于数据驱动函数优化的最典型的一类方法，其核心思想是达尔文的自然进化理论。理论上，只要提供足够长的计算时间，GP就可以得到最佳拟合数据集的函数模型。然而，对于具有多变量的大规模问题，GP的收敛速度可能会非常慢，从而限制了其在工程中的实际应用。为此，Chen等^[37]提出块构建编程(block building programming, BBP)算法，将原始目标函数分成几个块，并进一步分解为多个因子，通过减小搜索空间来提高计算效率，但由于变量不能出现在不同的子函数中，因此子函数没有被完全分离。陈辰^[38]进一步提出了一种广义可分离模型(generalized separable model, GSM)，将变量分为重复变量和非重复变量，使变量可以出现在不同的子函数中，以进一步分离子函数，从而可以减小搜索空间，提高计算效率。为识别具有可能GSM特征的函数的结构，Chen等^[30]提出基于BBP改进的MBB算法，将目标模型分解为更高层次的块和因子，直到被确认为最小块和因子，再对最小块和因子进行适当组装，即形成目标函数。与大多数传统GP或其他非进化算法相比，MBB算法中的最小因素更容易确定，因此，MBB算法更加实用和高效，在工程上具有重要的应用价值，可以为气动数据的分析与建模提供精准快速的算法支持。文献[31-33]利用MBB算法，分别给出了不同气体模型下，激波干扰流场结构的几何特征及产生极端载荷的位置，并对其精度及适用性进行了评估，取得了良好效果。图1为MBB算法的示意^[30]。

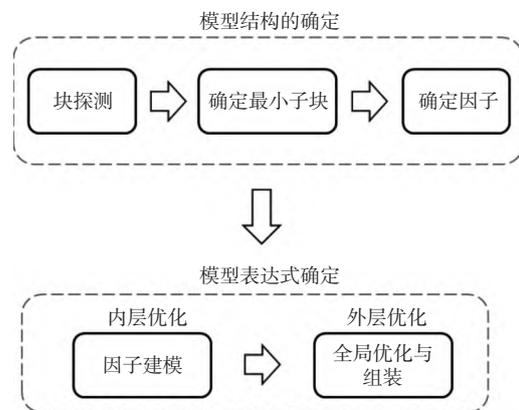


图1 MBB算法的示意^[30]

Fig. 1 Flowchart of MBB algorithm^[30]

目前，球、柱等简单外形已有驻点区热流计算公式，但对于介于球柱之间、广泛存在于高超声速飞行器特别是乘波体前缘的双曲率构型，还没有计

算公式来实现对不同几何外形下驻点区热流的精准快速预测。因此,利用具有广义可分离特性、可实现强非线性数据快速建模的 MBB 算法,对双曲率前缘构型的气动热数据进行分析建模,从而获得最优的回归模型,并给出双曲率构型驻点区热流分布的显式表达式。算法中主要参数设置如下:函数模块解析矩阵高度为 $5d$,决定了单个函数模块的复杂度,其中, d 为自变量个数。种群规模为 $10d$,最大进化代数 $20d$,降维概率为 0.5,当残差下降至 10^{-6} 时,算法停止运行。

1.3 算例验证

为验证数值计算结果的可靠性,选取具有详细实验数据的钝锥^[39]进行算例验证,其前缘流动情况与本文模型相似。实验^[39]中,钝锥模型的长度为 447 mm,头部曲率半径为 27.94 mm,半锥角为 15° 。实验来流条件为 $Ma_\infty = 10.6$, $T_\infty = 47.3$ K, $Re_\infty = 3.937 \times 10^6/m$,壁面为等温壁 $T_w = 294.44$ K。图 2 为数值计算的热流分布与实验值^[39]对比,横坐标为轴向距离与头部半径的比值,纵坐标为无量纲热流。

Fay-Riddell 公式为^[11]

$$q = 0.763 Pr^{-0.6} (\rho_s \mu_s)^{0.4} (\rho_w \mu_w)^{0.1} \sqrt{\frac{du_e}{dx}} (h_s - h_w) \quad (5)$$

式中: Pr 为普朗特数, ρ_s 、 μ_s 和 h_s 分别为驻点处的密度、黏性系数和焓值; ρ_w 、 μ_w 和 h_w 分别为壁面处的密度、黏性系数和焓值; u_e 为驻点边界层外缘的速度。

由式 (5) 计算出驻点热流值 q_{ref} 归一化,其中, q_{ref} 的值为 2.16×10^5 W/m²。

由图 2 可知,本文数值计算的钝锥驻点区热流分布与实验值^[39]吻合较好,且计算的驻点热流值与 Fay-Riddell 公式^[11]的理论值仅偏差 3.7%,这表明本文使用的数值计算方法可以较为精确地获得高超声速飞行器前缘驻点区的热流分布情况。

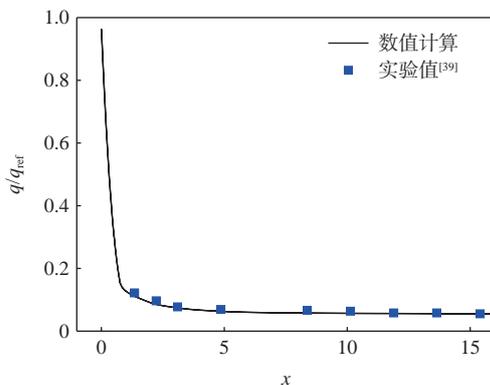


图 2 钝锥表面热流分布的数值计算结果与实验值^[39]对比
Fig. 2 Comparison of distributions of heat flux on the surface of cone obtained by numerical simulation and experimental value^[39]

2 热流分布的机器学习公式

2.1 双曲率前缘模型及训练集数据构成

本文的高超声速飞行器双曲率前缘外形及模型的网格划分如图 3 所示。图 3(a) 为双曲率前缘外形示意图,为减少计算量,本文截取高热流集中的驻点区域(见图 3(b))为计算域。如图 3(b) 所示,计算模型的横向(I-I 剖面)与纵向对称面(H-H 剖面)分别为半径 R 与 r 的圆,其中, R 为前缘倒圆半径, r 为钝化半径,扩张角取固定值 15° 。头部倒圆半径 R 与钝化半径 r 之比为本文表征双曲率前缘外形的特征量:当 $R_0 = 1$ 时,该模型退化为球头钝锥模型;当 R_0 趋近于无限大时,则趋于圆柱模型。 θ 为模型横向截面(I-I 剖面)中的周向角。

模型的网格划分如图 3(c) 所示,热流的计算对网格具有很强的依赖性,主要体现在壁面法向的网格间距上^[14-17,22-23]。为保证数值计算气动热数据的准确性,本文对网格雷诺数 Re_{cell} 分别为 1、20、40 的网格进行收敛性验证,结果如图 4 所示。当网格雷诺数小于 20 时,热流的计算结果趋于收敛。

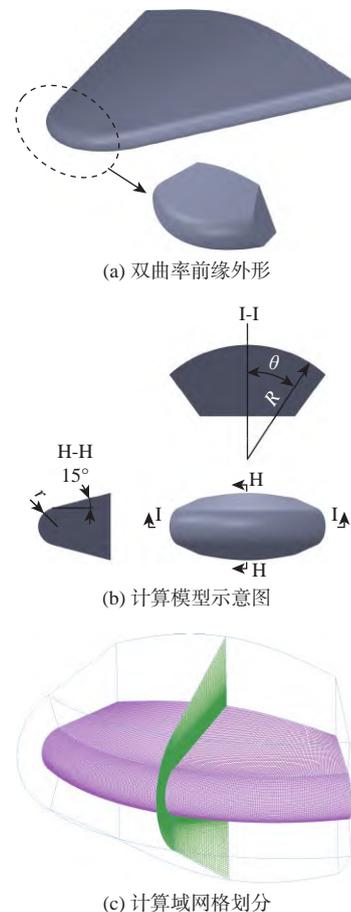


图 3 计算模型及网格划分

Fig. 3 Schematic diagram of computational modeling and meshing

本文使用的样本库数据均按此方法进行无关性检验, 将获得的热流计算结果的近似收敛值作为机器学习的输入值。

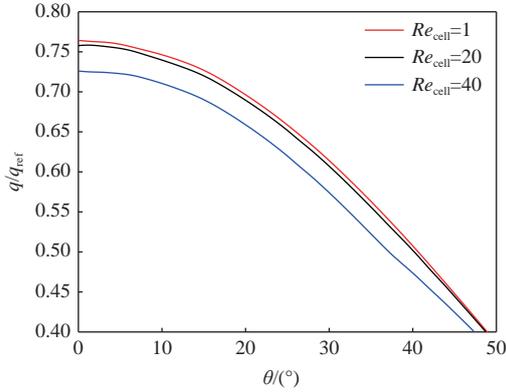


图4 网格无关性检验

Fig. 4 Grid independence verification

对于 $R_0 = 1$ 的球头钝锥模型与 R_0 趋向于无穷的圆柱模型, 驻点区的热流分布情况已有较为成熟的理论^[10-13]公式进行预测。但对于双曲率尖化前缘(见图3(a))外形, 则缺少驻点区热流分布的快速预测公式^[40-43]。因此, 本文通过数值模拟获得了不同来流条件和几何外形下的驻点区热流分布情况作为建立预测公式的样本数据库, 并利用 MBB 算法进行分析与建模。数值计算的来流参数选取高空 $H = 30 \text{ km}$ 的来流条件 ($p_\infty = 1172 \text{ Pa}$, $T_\infty = 226.6 \text{ K}$), 参数设置如表1所示。

表1 数值模拟的参数设置

Table 1 Settings of parameters for numerical simulation

Ma	r/mm	R/mm	R_0
6, 7, 8, 9, 10	2	2, 4, 6, ..., 18, 20	1, 2, 3, ..., 9, 10

飞行器表面热流与来流条件、几何外形密切相关, 在机器学习的过程中, 输入的自变量为 Ma 、 R_0 、 $\sin \theta$, 本文选取的计算域(见图3(b))中 θ 的为 $0^\circ \sim 20^\circ$ 。 q/q_{ref} 为无量纲热流值, q_{ref} 为相同来流条件下半径为 r 的球头钝锥模型的驻点热流值。机器学习的样本库共包含 1500 余组数据, 该数据通过 $5 \times 10 = 50$ 组算例的数值计算获得。在 MBB 算法中, 含有优化的部分可分为内层优化和外层优

化。内层优化主要解决函数结构的优化及因子内部系数优化; 外层优化为全局参数的优化及函数结构的组装。损失函数在内部迭代中使用的是残差均方根, 外部迭代中使用的是 $1-R^2$, 其中, R^2 为拟合优度。

2.2 MBB 算法热流分布公式

基于以上 50 组算例的数值计算结果得到的双曲率前缘热流分布预测公式如表2所示。热流分布公式的准确性可由拟合优度 R^2 来衡量。通常, R^2 可用于评估表达式与样本库数据的符合程度, 定义为回归平方和 S_{SR} 与总离差平方和 S_{ST} 的比值, $R^2 = S_{\text{SR}}/S_{\text{ST}}$ 。该值介于 $0 \sim 1$, 0 表示完全不符合, 1 表示完全符合。一般认为, 超过 0.8 时模型的拟合优度较高^[44]。表2列出的是拟合优度最高的 4 个表达式, R^2 值均超过 0.99, 这表明模型与训练集的回归拟合效果较好。从物理意义上讲, 无量纲热流值与自变量是一一对应的关系, 表达式应该是唯一的。但依靠现有的机器学习手段很难直接获取这个具有物理意义的准确表达式, 只能得到数学上与其逼近的表达式。选取表2中编号为1的拟合优度最高的表达式进行分析, 即

$$q/q_{\text{ref}} = 0.803735 - 0.0371633 \ln(Ma) - 0.128599R_0^{-2} + 0.398309R_0^{-1} - 0.645404(\sin \theta)^2 \quad (6)$$

2.3 热流预测公式精度分析及简化

图5为不同 Ma 和几何外形下的热流分布。可以看出, 本文公式准确预测了驻点区的热流分布趋势, 数值模拟结果基本分布在预测公式附近, 这表明式(6)对前缘驻点区的热流预测具有较高的精度。

进一步观察表2中的公式可以发现, Ma 对 q/q_{ref} 的影响仅存在于单独的一项中, 且不与其他变量耦合。由图5中的热流分布曲线可知, 不同 Ma 下的热流分布曲线近乎平行且彼此之间非常接近, Ma 从 6 变化到 10 的过程中, 无量纲热流值仅改变了 1.9%, 其对无量纲热流值的影响很小且 Ma 单调变化。基于此, 对式(6)进行简化。对式(6)中含有 Ma 的一项, 取 Ma 为 6~10 的中值替代此项, 获得一个仅与几何外形 R_0 有关的热流分布公式, 如下:

表2 MBB 算法热流分布公式

Table 2 Formula of heat flux distributions obtained by MBB algorithm

序号	q/q_{ref}	R^2
1	$0.803735 - 0.0371633 \ln(Ma) - 0.128599R_0^{-2} + 0.398309R_0^{-1} - 0.645404(\sin \theta)^2$	0.99348017
2	$0.782952 - 0.0140274Ma^{2/3} - 0.12864R_0^{-1} + 0.398357R_0^{-1} - 0.645377(\sin \theta)^2$	0.99309438
3	$0.743498 - 0.0264489Ma^{1/2} + 0.324038R_0^{2/3} + 0.0125343R_0^{1/3} - 0.641078(\sin \theta)^2$	0.99206282
4	$0.706337 - 0.00466915Ma + 0.324044R_0^{2/3} + 0.0125325R_0^{1/3} - 0.641065(\sin \theta)^2$	0.99174652

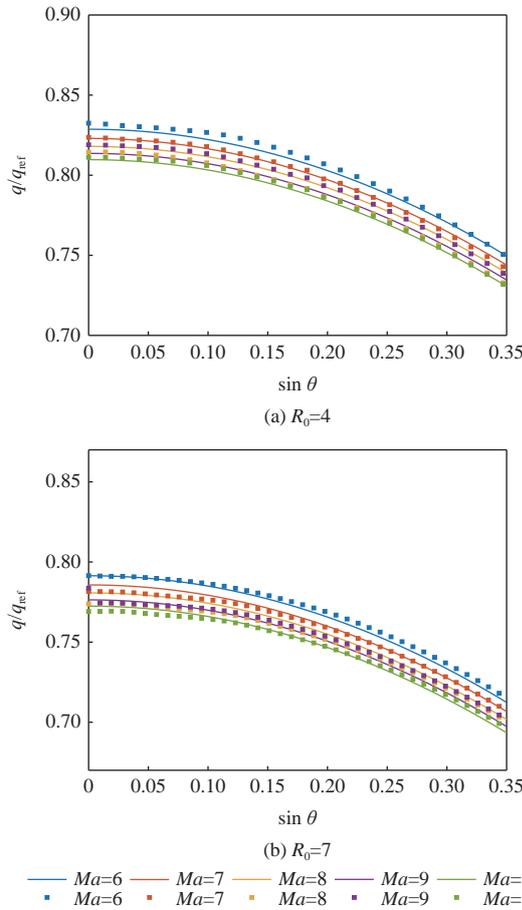


图5 不同Ma和几何外形下的热流分布
Fig.5 Distributions of heat flux at different Ma and geometries

$$q/q_{ref} = 0.727\ 655\ 3 - 0.128\ 599R_0^{-2} + 0.398\ 309R_0^{-1} - 0.645\ 404(\sin\theta)^2 \quad (7)$$

简化后的式(7)与式(6)相比偏差保持在1%以内。

将1500余组训练集数据与简化后的热流分布式(7)的计算结果进行统计分析,并将机器学习公式计算出的无量纲热流与训练集数据的偏差值记为 e_{train} 。图6为不同Ma和几何外形下偏差值的分布,由于简单地采用中值代替含有Ma的项,因此Ma=6、Ma=10热流数据的偏差值较大。总体来看,在不同的几何外形下,热流偏差值的分布基本一致。由统计结果可知,偏差的平均值为0.67%,所有偏差值均分布在2%以下,超过73.8%的大部分偏差值分布在1%以下,由此可见热流分布的机器学习公式具有较高的精度。

2.4 热流分布公式尺度量的外推

在用于机器学习的训练集数据中,代表几何外形的变量 $R_0 = R/r$,其中, r 在之前的研究中取固定值为2 mm,通过改变 R 来获得代表不同几何外形的 R_0 值。实际上, r 相当于双曲率前缘大小的尺度量。当 R_0 一定时,改变 r ,钝头体会等比例放大或

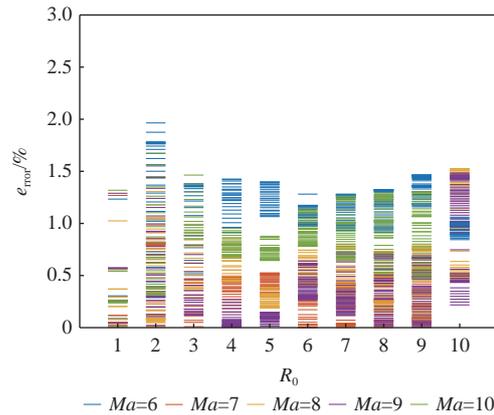


图6 训练误差分布
Fig.6 Distribution of training error

缩小。本节保证 R_0 不变,改变 r ,以验证相同几何外形、不同尺度下的热流公式是否成立。新增算例的设置如表3所示。

表3 新增算例参数设置
Table 3 Settings of parameters for new cases

Ma	r/mm	R_0
6, 7, 8, 9, 10	3, 4	5

图7为新增验证算例的数值计算结果与热流分布的机器学习公式的结果对比。可以看出,对于 $r = 3, 4$ mm的情况,数值计算结果与热流分布公式吻合度很高。进行进一步统计分析后,图7中的蓝色阴影区域为热流分布式(7)2%的偏差带,可以看出,数值模拟结果全部落在偏差带内,这说明本文机器学习得到的公式外推至相似的几何外形下也是成立的。这是由于本文在机器学习阶段时,输入的 q/q_{ref} 为双曲率前缘驻点热流值与半径为 r 的球头钝锥的驻点热流值之比,这实际上已将几何尺度 r 的影响包含其中。当几何外形等比例变化时,弓形激波形状与驻点附近的流动具有相似性,因而热流的分布也具有相似性。

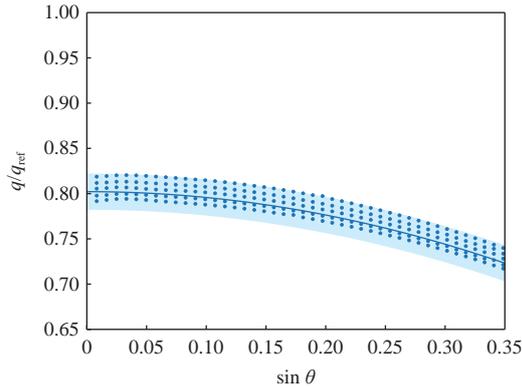
2.5 驻点热流值几何外形量的外推

在式(7)中,当 $\theta=0^\circ$ 时,预测公式计算得到的即为双曲率前缘的驻点热流值,如下:

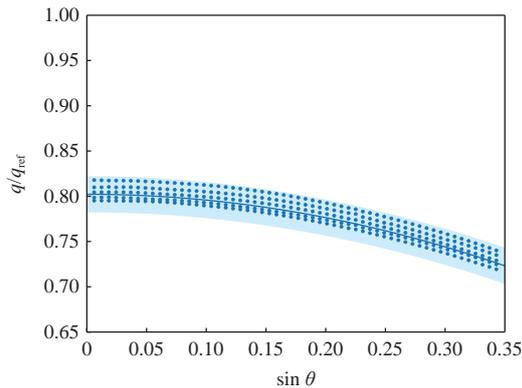
$$q/q_{ref} = 0.727\ 655\ 3 - 0.128\ 599R_0^{-2} + 0.398\ 309R_0^{-1} \quad (8)$$

图8为无量纲驻点热流值及其导数随几何外形量 R_0 的变化情况。由图8可知,前缘几何外形特征对驻点热流值的影响集中在小 R_0 范围内。对于 R_0 较大的双曲率前缘外形,继续增大 R_0 对于降低驻点区气动加热作用极小。

在机器学习的过程中,训练集包含的是几何外形量 $R_0=1\sim 10$ 的气动热数据,对应的 $1/R_0 \in [0.1, 1]$ 。当 $1/R_0$ 趋于0和1时,双曲率前缘分别趋向于圆柱



(a) $r=3\text{ mm}, R=15\text{ mm}$



(b) $r=4\text{ mm}, R=20\text{ mm}$

2% 偏差带 — 式(7)曲线 · 数值模拟结果

图 7 2% 偏差带下公式与数值计算结果的对比

Fig. 7 Comparison between formula under 2% deviation band and numerical results

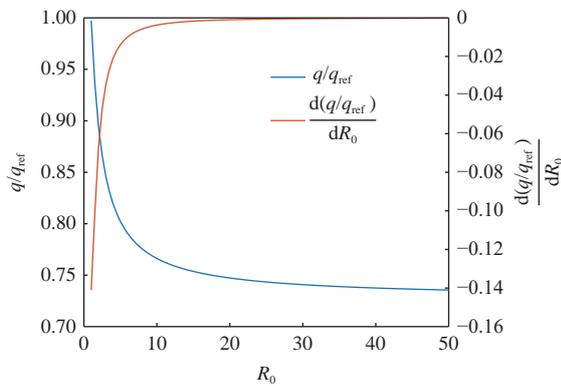


图 8 驻点热流值及其导数值随 R_0 的变化

Fig. 8 The variations of stagnation heat flux and its derivative with the values of R_0

和球面, 此时可利用 Fay-Riddell 理论公式^[11] 求解驻点热流值。图 9 为 R_0 外推至整个范围内的公式预测值在 2 个极限值附近与 Fay-Riddell 公式^[11] 的符合情况, 并给出了与文献 [45] 中的经验公式对比, 此经验公式是由二维驻点区的热传导系数进行修正获得了双曲率构型的热传导系数, 从而获得的驻点热流值。由图 9 可知, 与已有的经验公式^[45] 相比, 本文给出的机器学习公式在 $1/R_0$ 趋于 0 时与 Fay-

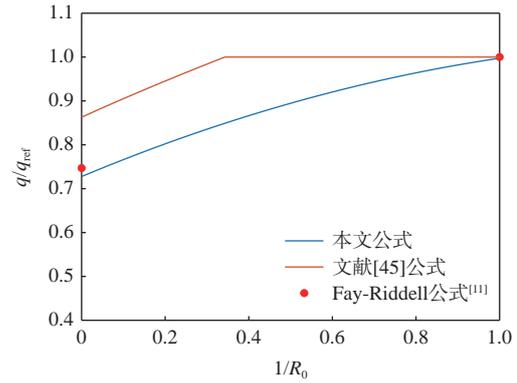


图 9 热流预测公式对比

Fig. 9 Comparisons of formulas of heat flux

Riddell 公式的预测值更为吻合, 可见此公式对几何外形量 R_0 具有良好的泛化能力。在 $1/R_0$ 介于 0 与 1 之间时, 即介于球头与圆柱之间任意几何外形的双曲率构型, 均可由此公式实现对驻点区热流的精准快速预测。

3 结论

1) 本文提出的高超声速飞行器双曲率前缘热流分布公式能够实现驻点区热流分布的快速准确估计, 公式的拟合优度超过 0.99, 可实现较好的回归拟合效果。

2) 针对参数的敏感性分析发现, 公式中 Ma 项对预测热流值的影响较小, 以此为基础对公式进一步简化, 得到了仅与双曲率前缘几何外形有关的热流预测公式。简化后的公式预测值与训练集数据偏差值均保持在 2% 以下, 具有较高的预测精度。

3) 在保持前缘外形几何相似时, 验证了本文给出的机器学习公式对不同尺度的前缘驻点区热流分布的预测能力。新增数值算例的结果全部落入热流分布公式 2% 的偏差带内, 表明本文公式在不同几何尺度的适用性。

4) 将简化后的双曲率外形前缘驻点区热流预测公式外推至球体和柱体的极限情况, 预测值与 Fay-Riddell 公式给出的理论值非常接近, 且趋势上优于大部分的经验公式, 这表明本文公式具有良好的泛化能力, 不同几何外形下的双曲率前缘构型均可适用, 从而弥补了介于球头与圆柱之间双曲率构型驻点区热流计算公式的空缺。

参考文献 (References)

[1] LIU Q L, BACCARELLA D, LEE T H. Review of combustion stabilization for hypersonic airbreathing propulsion[J]. Progress in Aerospace Sciences, 2020, 119: 100636.
 [2] FLAHERTY K W, ANDREWS K M, LISTON G W. Operability benefits of airbreathing hypersonic propulsion for flexible access to

- space[J]. *Journal of Spacecraft and Rockets*, 2010, 47(2): 280-287.
- [3] 梁伟, 金华, 孟松鹤, 等. 高超声速飞行器新型热防护机制研究进展[J]. *宇航学报*, 2021, 42(4): 409-424.
LIANG W, JIN H, MENG S H, et al. Research progress on new thermal protection mechanism of hypersonic vehicles[J]. *Journal of Astronautics*, 2021, 42(4): 409-424(in Chinese).
- [4] ANDERSON J D. Hypersonic and high-temperature gas dynamics [M]. 2nd ed. Reston: A2AA, 2006.
- [5] 卞荫贵, 钟家康. 高温边界层传热[M]. 北京: 科学出版社, 1986.
BIAN Y G, ZHONG J K. High temperature boundary layer heat transfer[M]. Beijing: Science Press, 1986(in Chinese).
- [6] 高莹莹, 杨凯威, 孔维萱, 等. 高超声速飞行器尖化前缘气动热环境研究[J]. *导弹与航天运载技术*, 2019(6): 112-116.
GAO Y Y, YANG K W, KONG W X, et al. Research on hypersonic sharp leading edge heating environment[J]. *Missiles and Space Vehicles*, 2019(6): 112-116(in Chinese).
- [7] 孙健, 刘伟强. 尖化前缘高导热材料防热分析[J]. *航空学报*, 2011, 32(9): 1622-1628.
SUN J, LIU W Q. Analysis of sharp leading-edge thermal protection of high thermal conductivity materials[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2011, 32(9): 1622-1628(in Chinese).
- [8] 喻成璋, 刘卫华. 高超声速飞行器气动热预测技术研究进展[J]. *航空科学技术*, 2021, 32(2): 14-21.
YU C Z, LIU W H. Research status of aeroheating prediction technology for hypersonic aircraft[J]. *Aeronautical Science & Technology*, 2021, 32(2): 14-21(in Chinese).
- [9] 彭治雨, 石义雷, 龚红明, 等. 高超声速气动热预测技术及发展趋势[J]. *航空学报*, 2015, 36(1): 325-345.
PENG Z Y, SHI Y L, GONG H M, et al. Hypersonic aeroheating prediction technique and its trend of development[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2015, 36(1): 325-345(in Chinese).
- [10] KARIMI M S, OBOODI M J. Investigation and recent developments in aerodynamic heating and drag reduction for hypersonic flows[J]. *Heat and Mass Transfer*, 2019, 55(2): 547-569.
- [11] FAY J, RIDDELL F R. Theory of stagnation point heat transfer in dissociated air[J]. *Journal of the Aerospace Sciences*, 1958, 25: 73-85.
- [12] KEMP N H, RIDDELL F R. Heat transfer to satellite vehicles reenters the atmosphere[J]. *Jet Propulsion*, 1957, 27(2): 132-137.
- [13] VAN DRIEST E R. The problem of aerodynamic heating[J]. *Aeronautical Engineering Review*, 1956, 15(10): 26-41.
- [14] KITAMURA K, ROE P, ISMAIL F. Evaluation of Euler fluxes for hypersonic flow computations[J]. *AIAA Journal*, 2009, 47(1): 44-53.
- [15] FENG Q, CHEN J J, DI S, et al. A grid strategy for predicting the space plane's hypersonic aerodynamic heating loads[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2019, 86: 659-670.
- [16] 阎超, 禹建军, 李君哲. 热流 CFD 计算中格式和网格效应若干问题研究[J]. *空气动力学学报*, 2006, 24(1): 125-130.
YAN C, YU J J, LI J Z. Scheme effect and grid dependency in CFD computations of heat transfer[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2006, 24(1): 125-130(in Chinese).
- [17] 潘沙, 冯定华, 丁国昊, 等. 气动热数值模拟中的网格相关性及收敛[J]. *航空学报*, 2010, 31(3): 493-499.
PAN S, FENG D H, DING G H, et al. Grid dependency and convergence of hypersonic aerothermal simulation[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2010, 31(3): 493-499(in Chinese).
- [18] HOFFMANN K, SIDDIQUI M, CHIANG S. Difficulties associated with the heat flux computations of high speed flows by the Navier-Stokes equations[C]//Proceedings of the 29th Aerospace Sciences Meeting. Reston: AIAA, 1991: 467.
- [19] LEES L. Laminar heat transfer over blunt-nosed bodies at hypersonic flight speeds[J]. *Jet Propulsion*, 1956, 26(4): 259-269.
- [20] SCALA S M. A study of hypersonic ablation[C]//Proceedings of the 10th International Congress. Berlin: Springer, 1959: 790.
- [21] ZHAO R, WEN C Y, TIAN X D, et al. Numerical simulation of local wall heating and cooling effect on the stability of a hypersonic boundary layer[J]. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2018, 121: 986-998.
- [22] KLOPFER G, YEE H. Viscous hypersonic shock-on-shock interaction on blunt cowl lips[C]//Proceedings of the 26th Aerospace Sciences Meeting. Reston: AIAA, 1988: 233.
- [23] LEE J H J, RHO O. Accuracy of AUSM+ scheme in hypersonic blunt body flow calculations[C]//Proceedings of the 8th AIAA International Space Planes and Hypersonic Systems and Technologies Conference. Reston: AIAA, 1998: 1538.
- [24] 马崇立, 刘景源. 网格对高超声速钝头体表面热流数值模拟结果的影响[J]. *航空学报*, 2023, 44(5): 68-81.
MA C L, LIU J Y. Effect of grid strategy on numerical simulation results of aerothermal heating loads over hypersonic blunt bodies[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2023, 44(5): 68-81(in Chinese).
- [25] 张伟伟, 寇家庆, 刘溢浪. 智能赋能流体力学展望[J]. *航空学报*, 2021, 42(4): 524689.
ZHANG W W, KOU J Q, LIU Y L. Prospect of artificial intelligence empowered fluid mechanics[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2021, 42(4): 524689(in Chinese).
- [26] 陈正. 高超声速气动热实验数据的多层学习方法[D]. 北京: 中国科学院大学, 2021.
CHEN Z. Multi-layer learning method for hypersonic aerothermal experimental data[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2021(in Chinese).
- [27] CHEN X, CAO Z W, FU B, et al. Adding-point strategy for surrogate-based reduced-order hypersonic aerothermodynamic modeling based on fuzzy clustering[J]. *Journal of Spacecraft and Rockets*, 2021, 58(1): 244-253.
- [28] 聂春生, 黄建栋, 王迅, 等. 基于 POD 方法的复杂外形飞行器热环境快速预测方法[J]. *空气动力学学报*, 2017, 35(6): 760-765.
NIE C S, HUANG J D, WANG X, et al. Fast aeroheating prediction method for complex shape vehicles based on proper orthogonal decomposition[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2017, 35(6): 760-765(in Chinese).
- [29] 张智超, 高太元, 张磊, 等. 基于径向神经网络的气动热预测代理模型[J]. *航空学报*, 2021, 42(4): 524167.
ZHANG Z C, GAO T Y, ZHANG L, et al. Aeroheating agent model based on radial basis function neural network[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2021, 42(4): 524167(in Chinese).
- [30] CHEN C, LUO C T, JIANG Z L. A multilevel block building algorithm for fast modeling generalized separable systems[J]. *Expert Systems with Applications*, 2018, 109: 25-34.
- [31] PENG J, LUO C T, HAN Z J, et al. Parameter-correlation study on shock-shock interaction using a machine learning method[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2020, 107: 106247.
- [32] 李帅, 彭俊, 罗长童, 等. 基于多层分块算法的激波干扰流场预测[J]. *力学学报*, 2021, 53(12): 3284-3297.
LI S, PENG J, LUO C T, et al. Prediction of shock interference flow field structure based on the multi-level block building algorithm[J]. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2021,

- 53(12): 3284-3297(in Chinese).
- [33] 彭俊. 强激波相互作用及其极端热载荷诱发机制研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2021.
PENG J. Study on strong shock wave interaction and its induced mechanism of extreme thermal load[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2021(in Chinese).
- [34] MCBRIDE B J. NASA Glenn coefficients for calculating thermodynamic properties of individual species: NASA/TP-2002-211556[R]. Washington, D. C. : NASA, 2002.
- [35] 傅林, 高正红, 左英桃. 基于 HLL-HLLC 的高阶 WENO 格式及其应用研究[J]. 计算力学学报, 2014, 31(1): 128-134.
FU L, GAO Z H, ZUO Y T. High order WENO scheme based on HLL-HLLC solver and its application[J]. Chinese Journal of Computational Mechanics, 2014, 31(1): 128-134(in Chinese).
- [36] KOZA J R. Genetic programming: On the programming of computers by means of natural selection[M]. 5th ed. Cambridge: MIT Press, 1992.
- [37] CHEN C, LUO C T, JIANG Z L. Block building programming for symbolic regression[J]. Neurocomputing, 2018, 275: 1973-1980.
- [38] 陈辰. 快速建模算法及其在流体力学中的应用[D]. 北京: 中国科学院大学, 2017.
CHEN C. Fast modeling algorithm and its application in fluid mechanics[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2017(in Chinese).
- [39] CLEARY J W. Effects of angle of attack and blunt-ness on laminar heating-rate distributions of a 15° cone at a Mach number of 10.6: NASA TN D-5450[R]. Washington, D. C. : NASA, 1969.
- [40] CHEN X Q, HOU Z X, LIU J X, et al. Bluntness impact on performance of waverider[J]. Computers and Fluids, 2011, 48(1): 30-43.
- [41] LIU J X, HOU Z X, DING G H, et al. Numerical and experimental study on waverider with blunt leading edge[J]. Computers & Fluids, 2013, 84(19): 203-217.
- [42] LIU J X, HOU Z X, CHEN X Q, et al. Experimental and numerical study on the aero-heating characteristics of blunted waverider[J]. Applied Thermal Engineering, 2013, 51(1-2): 301-314.
- [43] LI S B, WANG Z G, HUANG W, et al. Aerodynamic performance investigation on waverider with variable blunt radius in hypersonic flows[J]. Acta Astronautica, 2017, 137: 362-372.
- [44] 叶博嘉, 鲍序, 刘博, 等. 基于机器学习的航空器进近飞行时间预测[J]. 航空学报, 2020, 41(10): 324136.
YE B J, BAO X, LIU B, et al. Machine learning for aircraft approach time prediction[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2020, 41(10): 324136(in Chinese).
- [45] MAHULIKAR S P. Theoretical aerothermal concepts for configuration design of hypersonic vehicles[J]. Aerospace Science and Technology, 2005, 9(8): 681-685.

Prediction method of aero-heating of hypersonic vehicle bi-curvature leading edge based on machine learning

YANG Fan^{1,2}, LIN Mingyue^{1,2}, HU Zongmin^{1,2,*}, LUO Changtong^{1,2}

(1. State Key Laboratory of High-Temperature Gas Dynamics, Institute of Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

2. School of Engineering Science, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: The prediction technology of hypersonic aero-heating is one of the key technologies for the development of high-speed vehicles. Creating an efficient method for predicting the hypersonic thermal conditions is highly important for designing thermal protection systems and optimizing aerodynamics. In order to obtain the heat flux distribution on the surface of hypersonic vehicles quickly and to shorten the vehicle design cycle, a fast prediction method for the aerothermal environment of the bi-curvature leading edge of hypersonic vehicles is proposed based on the multi-level block building (MBB) algorithm. The MBB algorithm is distinguished by its generalized separability, which enables it to efficiently represent highly nonlinear data. First, numerical simulations are conducted to obtain the database composed of the aero-heating data of the bi-curvature leading edges of the vehicles in the training set. Based on the MBB algorithm, an explicit expression for predicting the distributions of heat flux is given. The statistical analysis results demonstrate that the discrepancy between the estimated value and the observed value is below 2%, suggesting that the formula given in this study exhibits a high level of predictive precision. Further, an extrapolation of the formula is performed to verify its applicability for different geometric shapes. At the stage of thermal design and aerodynamic optimization of the bi-curvature leading edge configuration, the formulation proposed in this paper enables accurate and rapid prediction of the aerodynamic thermal environment.

Keywords: hypersonic flow; aero-heating; multi-level block building algorithm; fast prediction method; heat flux of stagnation point; bi-curvature leading edge

Received: 2022-08-30; Accepted: 2022-12-05; Published Online: 2023-02-14 14:11

URL: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20230214.0911.001

Foundation items: National Natural Science Foundation of China (12172365, 12072353, 12132017); National Key Research and Development Program of China (2019YFA0405204)

* Corresponding author. E-mail: huzm@imech.ac.cn