



基于嵌入式神经网络数据预测的多体分离安全评估平台

吴岸平 林敬周 王岩 邹东阳 解福田

Separation trajectory safety evaluation platform based on embedded neural network data prediction

WU Anping, LIN Jingzhou, WANG Yan, ZOU Dongyang, XIE Futian

引用本文:

吴岸平, 林敬周, 王岩, 等. 基于嵌入式神经网络数据预测的多体分离安全评估平台[J]. 空气动力学学报, 2025, 43(3): 42–50. DOI: 10.7638/kqdlxxb-2024.0076

WU Anping, LIN Jingzhou, WANG Yan, et al. Separation trajectory safety evaluation platform based on embedded neural network data prediction[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2025, 43(3): 42–50. DOI: 10.7638/kqdlxxb-2024.0076

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.7638/kqdlxxb-2024.0076>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于深度神经网络的任意翼型结冰预测方法

Icing prediction method for arbitrary airfoil using deep neural networks

空气动力学学报. 2023, 41(7): 48–55 <https://doi.org/10.7638/kqdlxxb-2022.0116>

基于卷积神经网络的气动热预测方法

CNN-based method for predicting aerodynamic heating

空气动力学学报. 2024, 42(1): 13–25 <https://doi.org/10.7638/kqdlxxb-2023.0072>

基于物理信息神经网络的气动数据融合方法

Aerodynamic data fusion method based on physics-informed neural network

空气动力学学报. 2023, 41(8): 87–96 <https://doi.org/10.7638/kqdlxxb-2023.0060>

基于卷积神经网络的合成双射流控制机翼分离流场识别与参数优化

Recognition and parameter optimization of separated flow field in airfoil controlled by dual synthetic jet based on convolutional neural network

空气动力学学报. 2020, 38(5): 949–956 <https://doi.org/10.7638/kqdlxxb-2020.0109>

基于深度神经网络的高阶非线性激波判别式

Higher-order nonlinear shock wave discriminant based on deep neural network

空气动力学学报. 2023, 41(7): 56–63 <https://doi.org/10.7638/kqdlxxb-2022.0082>

基于多精度深度神经网络的汽车气动外形优化设计方法

Optimization design method of automobile aerodynamic shape based on multi-fidelity deep neural network

空气动力学学报. 2024, 42(7): 103–111 <https://doi.org/10.7638/kqdlxxb-2023.0164>

地址: 四川省绵阳市二环路南段8号11信箱9分箱
电话: 0816-2463375
Email: kqdlxxb@163.com



关注微信公众号
获得更多资讯信息

文章编号: 0258-1825(2025)03-0042-09

基于嵌入式神经网络数据预测的多体分离 安全评估平台

吴岸平^{1,2}, 林敬周^{1,2,*}, 王 岩³, 邹东阳^{1,2}, 解福田^{1,2}

(1. 中国空气动力研究与发展中心 超高速空气动力研究所, 绵阳 621000;

2. 飞行器流体物理全国重点实验室, 绵阳 621000;

3. 南京航空航天大学 航空学院, 南京 210016)

摘 要:针对高速飞行器头罩分离等高动态多体分离问题, 开展气动特性智能预测与分离轨迹仿真模拟研究, 为分离系统设计、分离窗口选择、分离方案优化与评估提供技术支撑。选取典型状态点进行数值模拟计算和网格测力风洞试验, 建立气动数据库。采用融合高、低保真度数据的嵌入式神经网络进行学习训练, 并结合遗传算法对神经网络结构进行优化, 得到的气动系数预测结果相较网格测力试验结果误差小于 5%。在此基础上, 采用四阶龙格-库塔法求解飞行器六自由度运动方程, 建立了基于神经网络训练结果的分离轨迹仿真模拟方法。通过在不同初始分离条件下开展蒙特卡罗分析和灵敏度分析, 评估了影响分离安全的主要因素。研究结果表明, 与风洞 CTS 模拟轨迹结果相比, 平台分离轨迹预测可靠, 成本代价较低, 可快速提升轨迹模拟能力, 为分离方案设计提供有力支撑。

关键词:多体分离; 轨迹预测; 安全评估平台; 嵌入式神经网络; 遗传算法

中图分类号: V211.3 文献标识码: A doi: 10.7638/kqdlxxb-2024.0076

Separation trajectory safety evaluation platform based on embedded neural network data prediction

WU Anping^{1,2}, LIN Jingzhou^{1,2,*}, WANG Yan³, ZOU Dongyang^{1,2}, XIE Futian^{1,2}

(1. Hypervelocity Aerodynamics Institute of China Aerodynamics Research and Development Center, Mianyang 621000, China;

2. National Key Laboratory of Aerospace Physics in Fluids, Mianyang 621000, China;

3. College of Aerospace Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: Aiming at the high dynamic multi-body separation problem of hypersonic vehicle, intelligent prediction of aerodynamic characteristics and simulations of separation trajectory were carried out, which provided technical support for separation system design, separation window selection, separation scheme optimization and evaluation. Typical states were selected to carry out numerical simulations and grid force measurement in wind tunnel tests, thus an aerodynamic database was established. Embedded neural network with high and low fidelity data was used for the learning and training processes, and the structure of neural network was optimized by the genetic algorithm, leading to the error between the predicted aerodynamic coefficients and those of the grid force measurement less than 5%. The fourth-order Runge-Kutta method was used to solve the six-degree-of-freedom motion equation of aircraft, and the separation trajectory simulation method based on neural network training results was established. The Monte Carlo analysis and sensitivity analysis were carried

收稿日期: 2024-06-03; 修订日期: 2024-08-15; 录用日期: 2024-08-22; 网络出版时间: 2024-10-25

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2020YFA0405700)

作者简介: 吴岸平 (1990—), 男, 博士, 工程师, 研究方向: 风洞试验技术. E-mail: wuanpingtech@163.com

通信作者: 林敬周*, 研究员, 研究方向: 多体分离技术. E-mail: Scmy-xxb@163.com

引用格式: 吴岸平, 林敬周, 王岩, 等. 基于嵌入式神经网络数据预测的多体分离安全评估平台[J]. 空气动力学学报, 2025, 43(3): 42–50.

WU A P, LIN J Z, WANG Y, et al. Separation trajectory safety evaluation platform based on embedded neural network data prediction[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2025, 43(3): 42–50(in Chinese). doi: 10.7638/kqdlxxb-2024.0076

out under different initial separation conditions to evaluate the main factors affecting separation safety. Compared with the capture trajectory system (CTS) simulation results in wind tunnel, the platform is reliable in separation trajectory prediction, and the cost is low, which can quickly improve the trajectory simulation ability and better support the separation scheme design.

Keywords: multi-body separation; trajectory prediction; safety evaluation platform; embedded neural network; genetic algorithm

0 引言

多体分离技术是高速飞行器研究领域的研究热点,主要应用于主体飞行器与运载器的负载分离、助推级与巡航级的级间分离、保护罩与主体飞行器的头罩分离、有效载荷释放等方面^[1-3]。准确识别多体分离过程在整个飞行器的飞行安全和轨迹控制中占据十分重要的地位,对实现分离轨迹的快速安全评估具有十分重要的现实意义。

由于飞行器外形日益复杂,在多体分离过程中飞行器之间存在非线性、非定常的相互干扰,使得飞行器的气动特性难以精确预测,进而影响飞行安全。目前多体分离技术研究主要通过数值计算和风洞试验的方式开展,数值计算一般采用重叠网格方法实现背景网格与子网格对应的数据插值传递,通过求解六自由度运动方程实现多体分离仿真模拟^[4-5];风洞试验主要采用捕获轨迹系统(captive trajectory system, CTS),通过在当前时间步实时测量气动力,解算飞行器在下一个时间步的相对位置,并控制飞行器运动到该位置,进而进入下一个时间周期,最终获取分离轨迹^[6-7]。虽然这两种方式都能实现对分离轨迹的模拟,但数值计算中复杂外形飞行器网格划分难度大,进行非定常计算所需计算资源大,时效性不高,且对于多体分离中常见的激波/激波干扰、激波/边界层干扰、流动分离等复杂流场的预测精度还有待进一步提高;风洞试验周期较长,试验数据需考虑支撑干扰、流场均匀性^[8]等因素的影响,试验过程中飞行器之间存在碰撞等风险,而且影响分离安全的因素多样,包括马赫数、攻角、侧滑角、飞行高度、分离初始线速度、分离初始角速度等。通过数值计算和风洞试验模拟每一种初始分离条件对应的分离轨迹耗费巨大。这些因素限制了评估分离风险的效率,不利于实现分离方案的实时优化。因此,近年来研究人员转而尝试风洞试验、数值计算、工程估算三大手段的数据融合,并在这一个方面取得了较大进展^[15]。相关研究主要集中在数据关联性和可信度上。如何利用精度有待提高但获取成本较低的气动数据预测高可信度气

动数据也是研究的热点方向之一。工程估算方法可为这一方向研究提供理想的数据源,因为其算法简单,保证较高效率的同时兼具一定的精度,能够满足飞行器设计的初期需求。

想要获得高精度分离轨迹预测结果,获取分离轨迹上每一个点的高精度气动数据是优先前提。风洞试验和数值计算获得的气动数据可信度高,可以作为高保真度(high fidelity, HF)数据,但一般间距较大;工程估算虽然获取数据较为容易,但是精度有限,可以作为低保真度(low fidelity, LF)数据。神经网络方法可以将高保真度和低保真度数据融合,在气动数据建模方面具有较大优势。比如,多保真度(multi-fidelity, MF)建模方法^[19-20]可以利用来自多保真度信息源的混合数据,即具有不同获取成本和精度水平的高保真和低保真数据来建立精确的代理模型。基于物理信息的神经网络(physics-informed neural network, PINN)在气动力建模方面也因其独特的优势而获得了长足的发展^[21]。张伟伟等^[22]建立了嵌入低维物理特征信息的气动力模型建模框架,实现了集中力数据和分布力数据在低维特征空间中的分布可视化,大幅提升了预测精度,实现节约50%以上的CFD计算样本需求。宁晨伽等^[23]采用自编码器提取分布载荷的低维特征,并作为约束嵌入集中力预测模型,提高了气动模型的精度,并降低了预测结果的分散性。

在Hyper-X项目研究过程中,研究人员开发了一款分离轨迹评估平台^[9]。该项目采用低成本方法对3种以超燃冲压发动机为动力的小型结构一体化试验样机(X-43)进行设计、建造和飞行试验。飞行器采用飞机载飞后火箭助推的方案,在达到测试点后与助推器分离,随后超燃冲压发动机开始工作。在研制过程中,研究人员发现最大的挑战不是高效率超燃冲压发动机的设计,而是分离场景的设计与实现^[10]。为验证分离系统的可靠性,研究人员开发了6(试验样机)+6(助推器)+2(分离活塞)自由度的仿真工具(SepSim)。该仿真工具使用ADAMS作为求解器,建立了各飞行器的动力学模型、分离力学模型和空气动力学模型。ADAMS求解器支持常规多体六自由度运

动方程求解、仿真和输入输出等功能。在此基础上,研究人员通过合理简化和优化,开发出了 POST II 软件,其仿真速度更快,且具备支持分离控制逻辑开发所需的 Monte Carlo 仿真功能,为初始分离条件设计提供有效支撑^[11]。

国内尚未见有关分离轨迹快速仿真评估平台的报道,但已有很多研究人员开展了相关研究工作。解福田等^[12]通过风洞网格测力试验数据,分别建立了基于新权函数形式和基于 Kriging-Pre 数学模型的气动力模型,并与刚体运动方程进行耦合求解,得到了具有较高时效性、可以满足当前多体分离特性定性分析需求的离线轨迹预测方法。陈波等^[13]采用自适应笛卡尔网格进行数值计算,求解 Euler 方程并建立气动力数据库,然后采用刚体六自由度运动方程进行轨迹计算,并通过蒙特卡罗仿真分析了多种因素干扰下的飞行器分离边界。吕斐凯等^[14]采用一种基于黏性绕流和细长体理论的工程算法,计算助推器分离后飞行的气动参数,并将气动数据用于助推器的飞行动力学模型,分析助推器分离后的姿态和轨迹。这些工作对进行多体分离轨迹快速预测做了很多有益尝试,但还没有系统性地建立可用的分离轨迹安全评估平台。

本文针对多体分离过程中的安全性问题,首先结合工程估算数据、风洞试验数据和数值计算数据,采用嵌入式神经网络开展学习训练,并使用遗传算法对神经网络结构进行自适应优化,建立气动力数据库;然后采用龙格-库塔(Runge-Kutta, RK)法求解多体动力学方程;最后针对影响分离安全的因素进行蒙特卡罗仿真,分析参数敏感性,从而搭建分离轨迹安全仿真评估平台。

1 建立多体分离气动力数据库

对于多体分离轨迹预测而言,获取分离体在不同级间距、攻角、侧滑角、马赫数状态下的气动力数据至关重要。本文分别采用风洞试验、数值计算和工程估算的方式获取飞行器气动力高保真和低保真数据。

在高保真数据方面,首先通过非定常数值计算来获取多体分离过程中的轨迹和姿态信息,然后以此为基准,设计风洞试验位姿网格(涵盖数值计算获得的分离过程轨迹和姿态),通过网格测力试验或批量数值计算建立多体分离气动数据库。在低保真数据方面,本文采用有限元法对高速飞行器的气动力进行估算。将飞行器的表面划分为多个小面元,在面元上应用工程估算方法进行气动力的计算,针对不同的迎风面采用特定的计算公式,最后对所有面元上的气动

力求和得到整个飞行器的气动力。

使用数模处理软件生成 STL 格式数模,用以直接获取面元法估算所需划分的表面网格。在获取 STL 格式数模数据后,对每一个面元的外法线矢量进行验证,通过求解面元坐标系中速度矢量与来流方向矢量的几何关系,即可计算出自由来流与飞行器表面的撞击角^[16]。迎风面压力系数的计算采用 Fadgyas 等在牛顿法和 Dahlem-Buck 法的基础上改进的 Schaaf and Chambre 公式^[17]:

$$C_p = \frac{1}{s^2} \left\{ \left(\frac{2 - \sigma_N}{\sqrt{\pi}} \cdot s \cdot \sin \delta + \frac{\sigma_N}{2} \sqrt{\frac{T_W}{T_\infty}} \right) e^{-(s \cdot \sin \delta)^2} + \left\{ (2 - \sigma_N) \left[(s \cdot \sin \delta)^2 + \frac{1}{2} \right] + \frac{\sigma_N}{2} \sqrt{\frac{\pi T_W}{T_\infty}} \cdot s \cdot \sin \delta \right\} \cdot [1 + \operatorname{erf}(s \cdot \sin \delta)] \right\} \quad (1)$$

$$C_\tau = \frac{\sigma_T \cdot \cos \delta}{s \sqrt{\pi}} \left[e^{-(s \cdot \sin \delta)^2} + \sqrt{\pi} (s \cdot \sin \delta) \right] \quad (2)$$

$$s = \frac{V_\infty}{\sqrt{2RT_\infty}} \quad (3)$$

其中: C_p 为压力系数; δ 为撞击角; T_W 为物面静温; T_∞ 为来流静温; V_∞ 为来流速度; $\operatorname{erf}(\cdot)$ 为误差函数; C_τ 为切向力系数; σ_N 和 σ_T 分别为法向和切向的动量协调系数,对于镜面反射可简化为 $\sigma_N = \sigma_T = 0$,对于漫反射可以简化为 $\sigma_N = \sigma_T = 1$; R 为气体常数。

背风面压力系数的计算采用 ACM 公式^[18]:

$$C_p = \max \left[-\left(\frac{\delta}{15} \right) \left(\frac{1}{Ma^2} \right), -\left(\frac{1}{Ma^2} \right) \right] \quad (4)$$

其中 Ma 为马赫数。计算得到每个面元上的压力系数,求和可得飞行器的总气动力和力矩系数。

2 嵌入式神经网络气动特性智能预测模型

本文采用嵌入式神经网络开展气动力建模,在风洞试验和数值计算等高保真度数据较少的情况下,为了保证神经网络预测精度,提高训练速度,将多保真度模型嵌入隐藏层的选定神经元中,充分利用低保真度数据,减少对高保真度数据的依赖,从而加速神经网络训练,并建立仿真器嵌入式神经网络(emulator embedded neural network, E2NN)。与多保真度数据融合方法相比,本文引入低保真度数据主要是为了保证预测精度的同时加速神经网络的收敛,该神经网络的架构如图 1 所示。

嵌入式神经网络由输入层和输出层、多个隐藏层

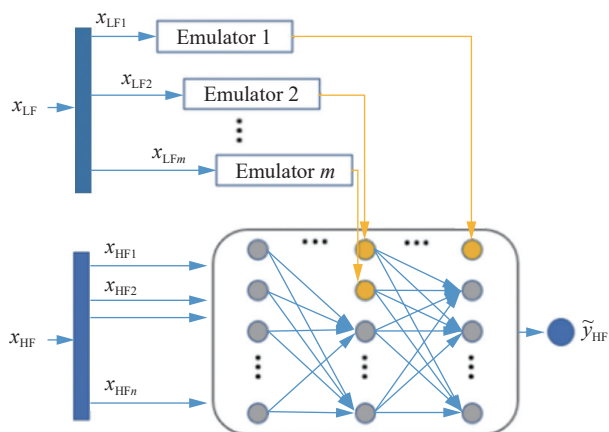


图1 E2NN神经网络结构图

Fig. 1 Structure diagram of E2NN neural networks

组成和嵌入隐藏层选定神经元的仿真器(emulator)组成。采用全连接神经网络结构,仿真器可以接受全部或部分输入,以实现稳健的神经网络拟合和准确的预测。全连接神经网络选用 tansig 函数(双曲正切 S 型函数)作为各层间的信号传递函数,其可将数据映射到特定区间并起到非线性变换的作用;采用梯度下降法对权值和阈值进行调整,其调整方式与误差反馈神经网络(BP 神经网络)一致^[24]。仿真器的权重通过计算均方误差函数的梯度来实现调整,具体形式如式(5)所示:

$$\frac{\partial E_{\text{MSE}}}{\partial c_p} = \frac{\partial E_{\text{MSE}}}{\partial w_{ij}^{(L)}} \cdot \frac{w_{ij}^{(L)}}{e_{ij}^{(L)}} \cdot \frac{\partial e_{ij}^{(L)}}{\partial c_p} \quad (5)$$

式中: E_{MSE} 是指均方误差, $w_{ij}^{(L)}$ 是连接前一层中第 j 个神经元和当前层中第 i 个神经元的第 L 个隐藏层处的权重; $e_{ij}^{(L)}$ 是作为嵌入函数的仿真器神经元; c_p 是仿真器中的参数。

神经网络权重、阈值、隐含层数及神经元数是神经网络中较为重要的超参数,其直接影响了神经网络预测的精度。为达到所要求的预测精度,必须不断调整上述参数以找到最佳的结果。由于遗传算法(genetic algorithm, GA)具有全局搜索能力强、收敛速度快、搜索效率高等优点,本文采用遗传算法对神经网络超参数进行优化。首先根据输入输出数量确定神经网络拓扑,确定所有链接权重的个数,将所有链接权重叠加在一起,采用实数编码的方式,构建种群的个体,通过复制、交叉和变异操作优化种群,最终获得最优个体作为神经网络权重和阈值。具体步骤如图2所示。

根据保护罩分离过程轴向拔罩、法向分离的特点,将级间 x 方向距离、级间 y 方向距离、保护罩攻

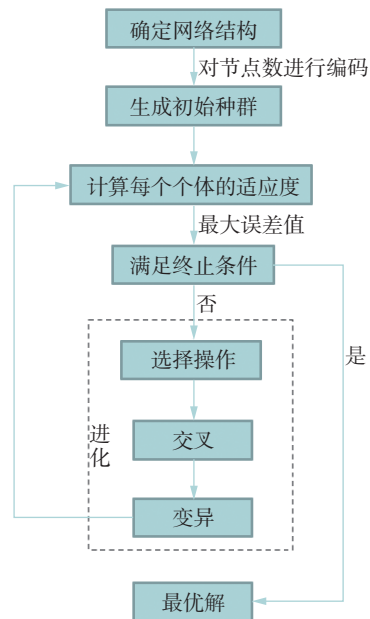


图2 遗传算法优化神经网络流程图

Fig. 2 Flowchart of genetic algorithm for neural network optimization

角、保护罩侧滑角、主体飞行器攻角和马赫数这6个参数作为神经网络的输入,将轴向力系数 C_A 、法向力系数 C_N 、侧向力系数 C_Z 、力矩系数 C_{Mx} 、 C_{My} 、 C_{Mz} 作为神经网络的输出。以轴向拔罩分离过程为例,高保真度数据主要为风洞网格测力试验数据,低保真度数据为同状态下工程估算数据。由于保护罩和主体飞行器初始姿态相同,且攻角和侧滑角变化范围较小,在攻角 $-5^\circ \sim 2^\circ$ 、侧滑角 $-4^\circ \sim 0^\circ$ 范围内开展12次网格测力试验,每次均可获取近20个级间距位置的测力数据。将气动数据库按照90%作为训练集、5%作为验证集、5%作为测试集进行划分,并采用遗传算法优化的仿真器嵌入式神经网络(genetic algorithm-emulator embedded neural network, GA-E2NN)对气动力数据库开展学习训练。以纵向气动特性预测为例,预测结果如图3所示,与风洞网格测力试验结果相比,预测误差在5%以内。

3 多体分离安全评估平台

通过对主体和分离体气动数据库进行 GA-E2NN 神经网络训练,获取权重和阈值等关键参数,并进行封装,建立了能够实现多体分离安全评估的仿真平台。该平台通过调整分离初始状态获取不同的分离轨迹,开展分离方案优化和评估。作为一个通用评估平台,它能够通过装载不同网络超参数,实现对不同多体分离场景的建模。其界面如图4所示,主要包括分离轨迹解析、蒙特卡罗仿真和灵敏度分析3个部分,下面分别对每个部分进行介绍。

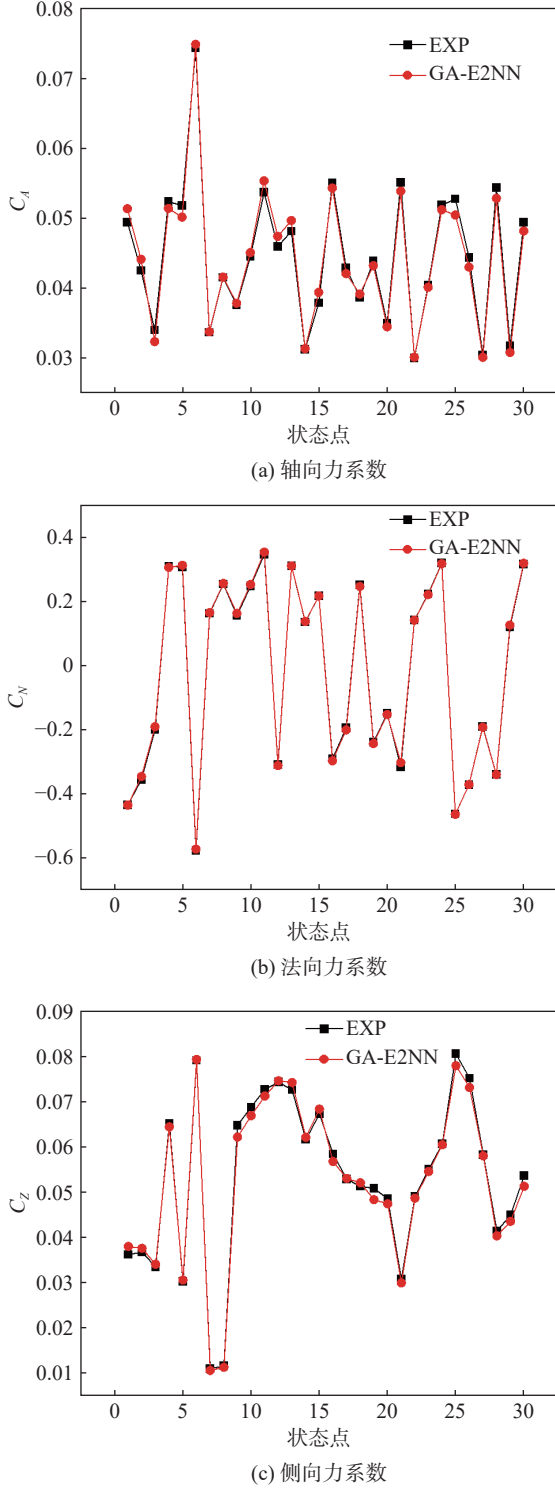


图3 GA-E2NN 气动特性预测结果与试验结果对比

Fig. 3 Comparison of GA-E2NN predicted aerodynamic characteristics with experimental results

3.1 分离轨迹解析

主体和分离体飞行器作为刚体在空中运动,具有6个自由度,即质心的平动和绕质心的转动。在体轴系下,刚体平动运动方程可以写成:

$$\mathbf{F}_B = m \frac{d\mathbf{V}_{CG}^B}{dt} \Big|_B + m\boldsymbol{\omega}_B \times \mathbf{V}_{CG}^B \quad (6)$$

其中: $\mathbf{F}_B$ 为合力, m 为质量, $\mathbf{V}_{CG}^B = [u, v, w]^T$ 为体轴系下的刚体速度, $\boldsymbol{\omega}_B = [p, q, r]^T$ 为体轴系下的刚体角速度。

刚体转动运动方程可以写为:

$$\mathbf{M}^B = \frac{d\mathbf{h}}{dt} \Big|_B + \boldsymbol{\omega}_B \times \mathbf{h} \quad (7)$$

$$\mathbf{h} = \begin{bmatrix} I_{xx} & -I_{xy} & -I_{xz} \\ -I_{yx} & I_{yy} & -I_{yz} \\ -I_{zx} & -I_{zy} & I_{zz} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p \\ q \\ r \end{bmatrix} = \mathbf{I} \cdot \boldsymbol{\omega}_B \quad (8)$$

其中: $\mathbf{M}^B$ 为体轴系下的力矩, $\mathbf{h}$ 为角动量, $\mathbf{I}$ 为转动惯量。

飞行器气动特性智能预测模型能够得到飞行器的气动特性,将其作为模型的输入,对六自由度刚体运动方程求解以预测主体和分离体的姿态和轨迹。

龙格-库塔(RK)方法是求解上述常微分方程初值问题的主要方法。从初始点 (t_0, y_0) 起,在步长 h 的自变量求解区间上,最常用的标准四阶 RK 公式如式(9)所示:

$$\begin{cases} k_1 = hf(t_n, y_n) \\ k_2 = hf\left(t_n + \frac{h}{2}, y_n + \frac{k_1}{2}\right) \\ k_3 = hf\left(t_n + \frac{h}{2}, y_n + \frac{k_2}{2}\right) \\ k_4 = hf(t_n + h, y_n + k_3) \\ y_{n+1} = y_n + \frac{1}{6}(k_1 + 2k_2 + 2k_3 + k_4) \end{cases} \quad (8)$$

在六自由度轨迹计算中,步长 h 太大会降低计算精度,太小则需要消耗大量计算资源,这里选择 $h = 0.002$ 作为仿真步长。

以某飞行器保护罩分离轴向拔罩过程为例,采用 GA-E2NN 神经网络训练好的数据库代入飞行器六自由度方程,开展分离轨迹仿真,结果如图5所示。试验数据为 CTS 分离试验结果,计算数据为非定常分离数值计算结果。由于飞行器分离处于轴向前向拔罩阶段,轴向位移变化较大,法向位移和攻角变化不大,预测轨迹与 CTS 试验数据相比轴向位移预测误差在 0.2% 以内;由于气动力数据为风洞网格测力获得的定常数据,没有进行非定常修正,预测轨迹与非定常数值计算数据相比,预测误差在 5% 以内。

3.2 蒙特卡罗不确定性分析

实际分离过程中不可避免存在各种随机干扰因素,导致初始参数存在一定拉偏量。不同初始参数的拉偏量对于分离轨迹的影响具有较大的差异性,并且由于飞行力学方程具有强非线性,难以直接建立初始

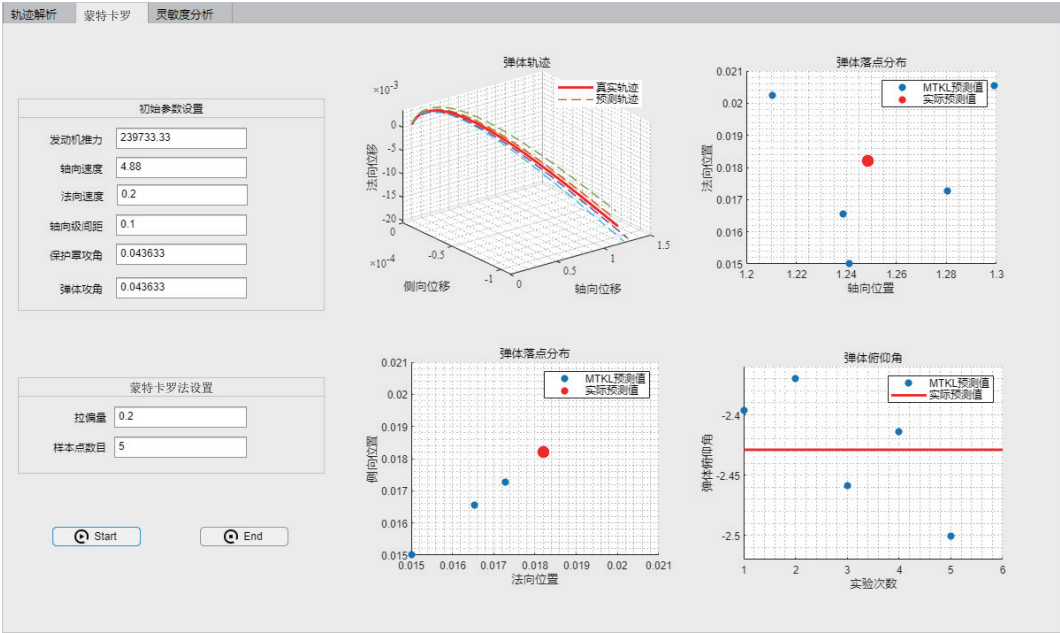
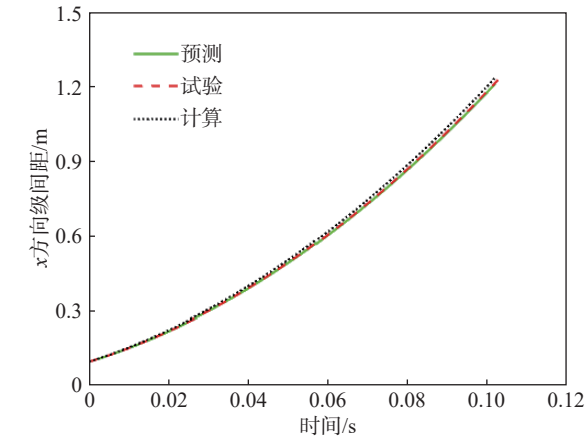


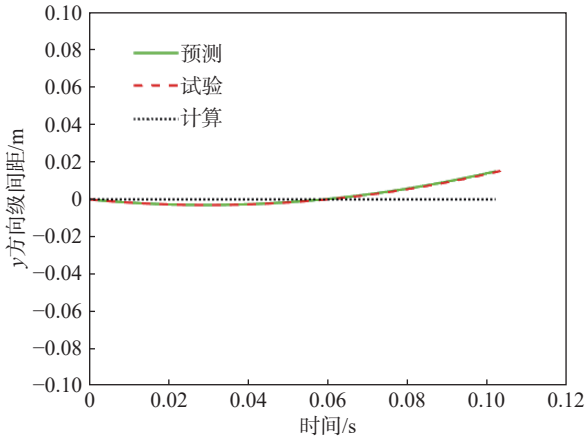
图 4 分离轨迹仿真评估平台界面

Fig. 4 Interface of the separation trajectory simulation and evaluation platform

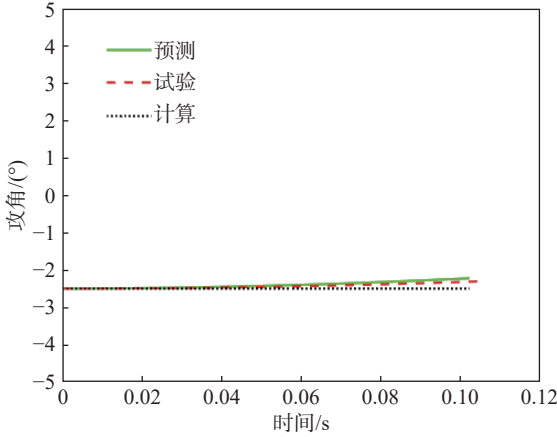
参数拉偏量和分离结果(安全性)之间的映射关系。蒙特卡罗方法可以通过假设随机参数分布规律,获得不同随机干扰因素对分离轨迹的影响结果,进而为安



(a) x方向级间距



(b) y方向级间距



(c) 攻角

图 5 分离轨迹预测结果与试验、计算结果对比

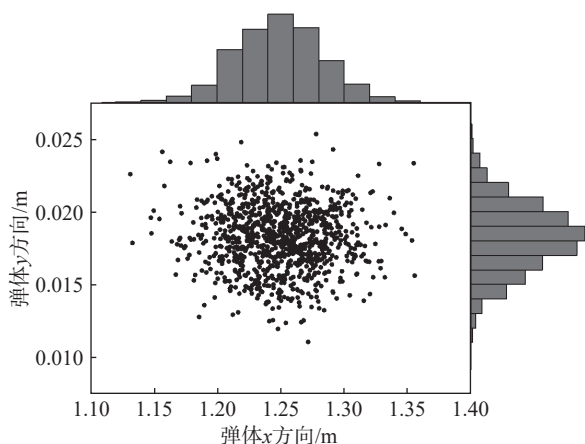
Fig. 5 comparison of separation trajectory prediction results with experimental and simulation data

全分离条件设计提出科学的依据。

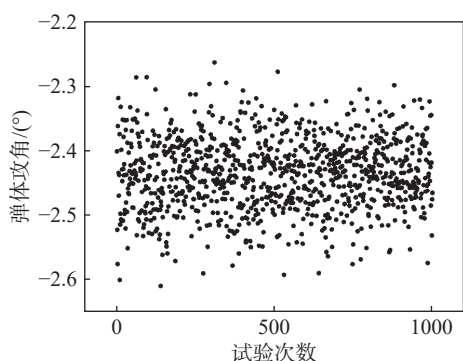
本文假设随机参数服从高斯分布,在发动机推力、分离初始速度、分离初始级间距离和分离初始姿态角基础上,引入偏差范围为输入参数 $\pm 20\%$ 的随机偏差,进行 1000 次仿真,得到分离体在 x 方向和 y 方向轨迹分布如图 6 所示。可以看出分离轨迹 x 方向最近距离为 1.137 m,最远距离为 1.354 m, y 方向运动距离较小,攻角在 -2.262° 到 -2.609° 之间变化。

3.3 灵敏度分析

在设计分离方案时,需着重考虑影响飞行器分离安全的主要干扰因素。因此,如何从诸多干扰因素中识别出主要因素,是当前亟待解决的现实问题。本文采用 Morris 方法对分离安全的影响因素做全局灵敏度



(a) 分离体相对位置分布



(b) 分离体相对角度分布

图6 分离过程蒙特卡罗仿真结果

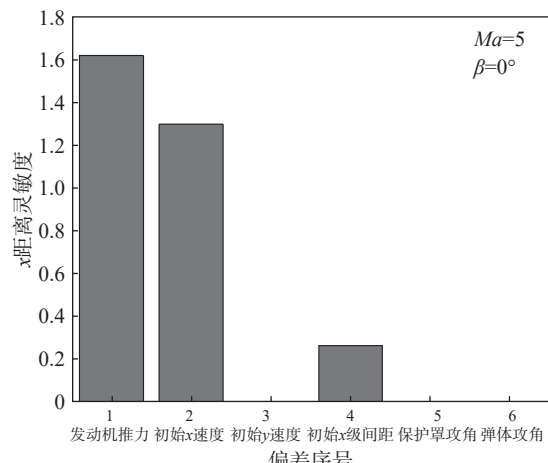
Fig. 6 Monte Carlo simulation results of the separation process

分析。该方法对每个输入变量采用初级影响(elementary effect)的概念。假设输入变量为 $X(x_1, x_2, \dots, x_k)$, $Y(X)$ 是输入变量为 X 时模型的输出, 则第 i 个输入变量的初级影响 Q_{EE_i} 可表示为:

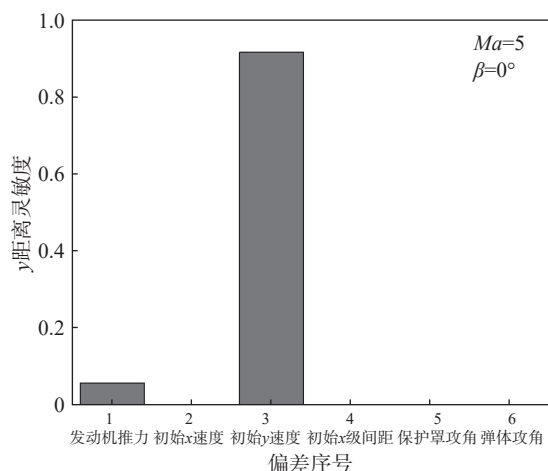
$$Q_{EE_i} = \frac{Y(x_1, x_2, \dots, x_i + \Delta, x_{i+1}, \dots, x_k) - Y(X)}{\Delta} \quad (9)$$

将每个输入变量的参数变化范围映射到 $[0, 1]$ 之间, 并将其离散化, 假设输入参数取样点的个数为 p , 则每个参数只能在 $\left[0, \frac{1}{p-1}, \frac{2}{p-1}, \dots, 1\right]$ 中选取, $\Delta = \frac{1}{p-1}$ 。

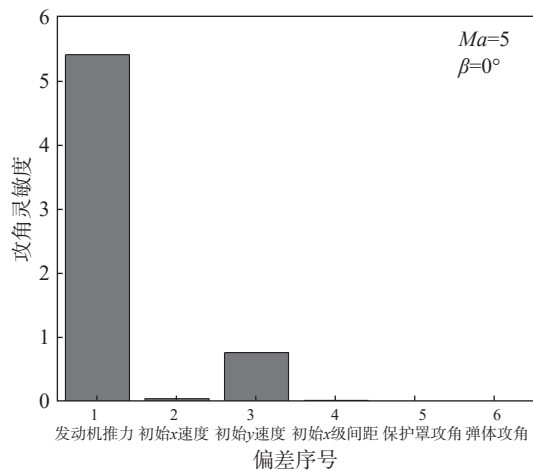
以发动机推力、分离初始速度、分离初始级间距和分离初始攻角作为输入变量, 开展灵敏度分析, 结果如图7所示。由图可以看出, 主体飞行器 x 方向位移灵敏度受发动机推力的影响最大, 初始 x 方向速度次之, 初始 x 方向级间距影响较小, 其他偏差量基本无影响; 主体飞行器 y 方向位移灵敏度受 y 方向初始速度的影响最大, 发动机推力次之, 其他偏差量基本无影响; 主体飞行器攻角灵敏度受发动机推力的影响最大, y 方向初始速度次之。



(a) 分离体x向位移灵敏度



(b) 分离体y向位移灵敏度



(c) 分离体攻角灵敏度

图7 分离轨迹灵敏度分析结果

Fig. 7 Sensitivity analysis results of the separation trajectory

4 结论

结合嵌入式神经网络气动特性智能预测, 建立了具有通用性的多体分离安全评估平台, 可以实现分离安全的快速评估, 为初始分离条件设计、总体分离方

案优化奠定了基础。多体分离安全评估平台主要具有以下几个方面的特点:

1) 融合高、低保真度数据的 GA-E2NN 神经网络能够实现多体分离模型气动特性的学习和泛化, 数据预测结果与测试集中的网格测力结果相比, 偏差在 5% 以内。

2) 基于气动特性智能预测的分离轨迹解析结果与风洞 CTS 试验结果吻合较好, 可通过基于蒙特卡罗不确定性分析获取的分离轨迹散度和基于灵敏度分析获取的影响分离安全主要参数开展分离方案设计与优化。

3) 多体分离安全评估平台利用神经网络融合处理不同类型、不同精度的数据, 并将其应用到多体分离轨迹计算, 实现基于气动数据库的离线轨迹预测, 相比数值计算和风洞 CTS 试验, 能够实现分离方案更快速、更低成本优化, 提高工程应用效率。

当前多体分离安全评估平台主要针对特定飞行器的特定分离场景开展气动特性预测和分离轨迹仿真, 不同的飞行器和分离场景需要输入不同的训练数据, 下一步将充分利用已有数据库, 增强气动特性预测的泛化能力, 减少对训练数据库的依赖, 进一步提升平台效能。

参 考 文 献:

- [1] 林敬周, 王雄, 钟俊, 等. 高马赫数多体分离试验技术研究与应用[J]. 推进技术, 2020, 41(4): 925-933.
LIN J Z, WANG X, ZHONG J, et al. Investigation and application of high Mach number multi-body separation test technique[J]. Journal of Propulsion Technology, 2020, 41(4): 925-933 (in Chinese).
- [2] BERNOT P T. Abort separation study of a shuttle orbiter and external tank at hypersonic speeds: NASA-TM-3212. [R] 1975.
- [3] 张永杰, 孙秦. 整体式头罩分离运动轨迹可靠性分析[J]. 弹箭与制导学报, 2011, 31(1): 19-22.
ZHANG Y J, SUN Q. Reliability analysis on separation trajectory of integral nose cap[J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2011, 31(1): 19-22 (in Chinese).
doi: 10.3969/j.issn.1673-9728.2011.01.005
- [4] 张玉东, 纪楚群. 子母弹分离过程的数值模拟方法[J]. 空气动力学学报, 2003, 21(1): 47-52.
ZHANG Y D, JI C Q. The numerical simulation of submunition separation processes from dispenser[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2003, 21(1): 47-52 (in Chinese).
doi: 10.3969/j.issn.0258-1825.2003.01.006
- [5] 唐志共, 李彬, 郑鸣, 等. 飞行器外挂投放数值模拟[J]. 空气动力学学报, 2009, 27(5): 592-596.
TANG Z G, LI B, ZHENG M, et al. Store separation simulation using overset unstructured grid[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2009, 27(5): 592-596 (in Chinese).
doi: 10.3969/j.issn.0258-1825.2009.05.016
- [6] 林敬周, 解福田, 钟俊, 等. 高超声速风洞双体同步分离捕获轨迹试验技术[J]. 空气动力学学报, 2023, 41(5): 77-86.
LIN J Z, XIE F T, ZHONG J, et al. Dual-body synchronous captive trajectory test technique in hypersonic wind tunnel[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2023, 41(5): 77-86 (in Chinese).
doi: 10.7638/kqdlxb-2022.0088
- [7] 钱丰学, 郭鹏, 高鹏, 等. 高速风洞级间分离轨迹模拟试验技术[J]. 实验流体力学, 2021, 35(5): 90-98.
QIAN F X, GUO P, GAO P, et al. Stage separation trajectory simulation test technique in high speed wind tunnel[J]. Journal of Experiments in Fluid Mechanics, 2021, 35(5): 90-98 (in Chinese).
doi: 10.11729/sytlx20200125
- [8] 吴岸平, 范孝华, 郭雷涛, 等. 高超声速喷管流场不均匀性分析与改进[J]. 空气动力学学报, 2024, 42(5): 38-44.
WU A P, FAN X H, GUO L T, et al. Flow quality analysis and improvement of hypersonic nozzle[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2024, 42(5): 38-44 (in Chinese).
doi: 10.7638/kqdlxb-2023.0037
- [9] REUBUSH D. Hyper-X stage separation - background and status[C]// 9th International Space Planes and Hypersonic Systems and Technologies Conference, 1999.
doi: 10.2514/6.1999-4818
- [10] REUBUSH D E, MARTIN J G, ROBINSON J S. Hyper-X stage separation - simulation development and results[C] // 10th AIAA/NASA-ISAS International Space Planes and Hypersonic Systems and Technologies Conference, Kyoto, Japan. AIAA, 2001:1802.
doi: 10.2514/6.2001-1802
- [11] TARTABINI P V, BOSE D M, McMINN J D. Hyper-X stage separation trajectory validation studies[C]// AIAA Modeling and Simulation Technologies Conference and Exhibit, Texas, USA. AIAA, 2003:5819.
doi: 10.2514/6.2003-5819
- [12] 解福田, 邹东阳, 钟俊, 等. 基于网格测力数据的多体分离轨迹预测方法研究[J]. 推进技术, 2022, 43(8): 149-159.
XIE F T, ZOU D Y, ZHONG J, et al. Multi-body separation trajectory prediction based on grid force measurement data[J]. Journal of Propulsion Technology, 2022, 43(8): 149-159 (in Chinese).
- [13] 陈波, 刘刚, 肖涵山, 等. 基于蒙特卡罗模拟的导弹分离边界计算方法研究[J]. 空气动力学学报, 2012, 30(4): 508-513, 523.
CHEN B, LIU G, XIAO H S, et al. Application of Monte Carlo simulation for the boundary of separation trajectories of a missile[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2012, 30(4): 508-513, 523 (in Chinese).
doi: 10.3969/j.issn.0258-1825.2012.04.013
- [14] 吕斐凯, 贺卫亮. 运载火箭助推器分离后的姿态和轨迹分析[J]. 导弹与航天运载技术, 2015(1): 13-16.
LYU F K, HE W L. Attitude and trajectory simulation for separated rocket booster[J]. Missiles and Space Vehicles, 2015(1): 13-16 (in Chinese).
- [15] 唐志共, 袁先旭, 钱炜祺, 等. 高速空气动力学三大手段数据融合研究进展[J]. 空气动力学学报, 2023, 41(8): 44-58.
TANG Z G, YUAN X X, QIAN W Q, et al. Research progress on the fusion of data obtained by high-speed wind tunnels, CFD and model flight[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2023, 41(8): 44-59 (in Chinese).
- [16] 王磊, 何国毅, 王娜, 等. 高超声速飞行器的气动力工程计算[J]. 南昌航空大学学报(自然科学版), 2020, 34(1): 1-6.
WANG L, HE G Y, WANG N, et al. Engineering method for computing the aerodynamics performance of hypersonic vehicle[J]. Journal of Nanchang Hangkong University (Natural Sciences), 2020, 34(1): 1-6 (in Chinese).
- [17] FADGYAS M C, PRICOP M V, NICULESCU M L, et al. Semi-empirical relations for pressure distributions in hypersonic regime[C]// AIP Conference Proceedings, Thessaloniki, Greece: AIP Publishing,

2018.
doi: [10.1063/1.5043975](https://doi.org/10.1063/1.5043975)
- [18] WARE G M, CRUZ C I. Aerodynamic characteristics of the HL-20[J]. *Journal of Spacecraft and Rockets*, 1993, 30(5): 529–536.
doi: [10.2514/3.25562](https://doi.org/10.2514/3.25562)
- [19] PEHERSTORFER B, WILLCOX K, GUNZBURGER M. Survey of multifidelity methods in uncertainty propagation, inference, and optimization[J]. *SIAM Review*, 2018, 60(3): 550–591.
doi: [10.1137/16m1082469](https://doi.org/10.1137/16m1082469)
- [20] FISCHER C C, GRANDHI R V, BERAN P S. Bayesian-enhanced low-fidelity correction approach to multifidelity aerospace design[J]. *AIAA Journal*, 2018, 56(8): 3295–3306.
doi: [10.2514/1.J056529](https://doi.org/10.2514/1.J056529)
- [21] 李康丽, 史志伟, 付军泉, 等. 三种机器学习非定常气动力建模方法对比分析[J]. *飞行力学*. 2023, 41(3): 33–39.
LI K L, SHI Z W, FU J Q, et al. Comparative analysis of three machine learning methods for unsteady aerodynamic modeling[J]. *Flight Dynamics*. 2023, 41(3): 33–39 (in Chinese).
- [22] ZHANG W W, PENG X H, KOU J Q, et al. Heterogeneous data-driven aerodynamic modeling based on physical feature embedding[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2024, 37(3): 1–6.
doi: [10.1016/j.cja.2023.11.010](https://doi.org/10.1016/j.cja.2023.11.010)
- [23] NING C J, ZHANG W W. MHA-Net: Multi-source heterogeneous aerodynamic data fusion neural network embedding reduced-dimension features[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2024, 145: 108908.
doi: [10.1016/j.ast.2024.108908](https://doi.org/10.1016/j.ast.2024.108908)
- [24] 闻新, 李新, 张兴旺, 等. 应用 MATLAB 实现神经网络[M]. 北京: 国防工业出版社, 2015.
WEN X, LI X, ZHANG X W, et al. The application of MATLAB neural network[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2015 (in Chinese).

(本文责编: 徐燕)