

中文核心期刊  
CSCD核心期刊  
中国科技核心期刊

ISSN 0258-1825  
CN 51-1192/TK

空气动力学学报

ACTA AERODYNAMICA SINICA

第41卷 第7期 Vol.41 No.7 2023.07

中国空气动力研究与发展中心

## 目 次

### 综 述

智能空气动力学若干研究进展及展望

..... 唐志共, 朱林阳, 向星皓, 何磊, 赵瞰, 王岳青, 钱炜祺, 袁先旭 (1)

### 研 究 论 文

跨声速自然层流标模 CRM-NLF 风洞试验快速转捩预测 ..... 刘银辉, 吴东润, 杜 玺, 林大楷 (36)

基于深度神经网络的任意翼型结冰预测方法 ..... 屈经国, 彭 博, 易 贤, 马乙捷 (48)

基于深度神经网络的高阶非线性激波判别式

..... 杨 华, 陈树生, 李 猛, 庞 超, 高正红, 向星皓 (56)

近自由面超空泡航行体多相流特性分析 ..... 向 敏, 刘 波, 谢泽阳, 赵小宇 (64)

面对称无尾高超声速飞行器三通道耦合失稳判据

..... 吕 达, 张维桐, 张鲁民, 赵俊波, 张石玉, 苏浩秦 (74)

均匀平均流中声学速度预测的时域解析公式 ..... 刘秋洪, 王埏桁, 薛丝丹, 何嘉华 (84)

笛卡尔网格下精确高效的壁面距离计算方法 ..... 孟 爽, 周 丹, 李雪亮, 毕 林 (93)

8 m × 6 m 低速风洞悬臂支撑机构远场干扰试验

..... 刘李涛, 黄志远, 陈 洪, 范利涛, 李小兵, 刘 砚 (102)

分级真空管道交通系统气动能耗分析 ..... 张子为, 王英学, 孙浩程, 古理全, 任文强 (112)

尾部吹气控制对城轨列车气动阻力的影响 ..... 蒋 欣, 杜俊涛, 尚克明 (120)

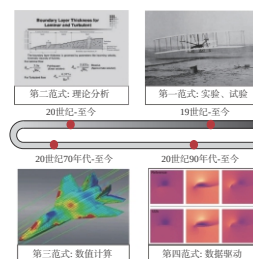
本期责编: 徐 燕

英文编审: 董思卫

**智能空气动力学若干研究进展及展望 (1-35, Doi: 10.7638/kqdlxxb-2023.0128)**

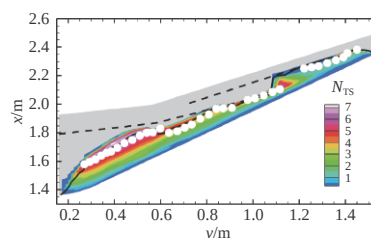
唐志共, 朱林阳, 向星皓, 何磊, 赵瞰, 王岳青, 钱炜祺, 袁先旭

在空气动力学三大传统研究手段的基础上, 智能空气动力学引入第四研究范式(数据驱动), 依托高性能计算、大数据、人工智能等技术, 不仅实现传统空气动力学研究手段效率的有效提升, 同时通过量变到质变, 融合多源数据自主研究空气动力学规律, 辅助科学发现, 完善空气动力学理论体系, 拓展理论边界; 解决空气动力学基础理论、试验、评估与设计等方面问题, 支撑飞行器气动技术“基础研究-设计研发-试验评估-工程应用”全链路能力提升与创新发展。

**跨声速自然层流标模 CRM-NLF 风洞试验快速转捩预测 (36-47, Doi: 10.7638/kqdlxxb-2022.0035)**

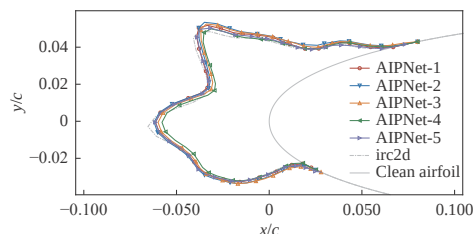
刘银辉, 吴东润, 杜玺, 林大楷

开发适用于复杂三维外形的快速转捩预测工具, 以期高效且较为转确的实现对于大型民用飞机层流部件(如短舱、机翼、尾翼)的转捩预测分析。本文以 NASA 公开的跨声速高雷诺数自然层流标模 CRM-NLF 为研究对象, 初步验证了开发的快速转捩预测工具的有效性。

**基于深度神经网络的任意翼型结冰预测方法 (48-55, Doi: 10.7638/kqdlxxb-2022.0116)**

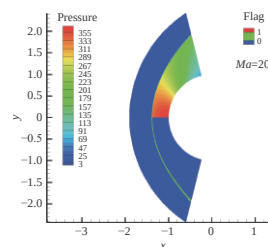
屈经国, 彭博, 易贤, 马乙捷

用深度神经网络方法, 以压力系数作为翼型抽象, 结合流场与云雾场参数共同作为输入, 构建了适用于低速不可压流动条件下的任意低速翼型结冰预测方法, 针对 NACA0012 等多种未加入训练的典型翼型设置了对比实验, 取得了优良的成果。

**基于深度神经网络的高阶非线性激波判别式 (56-63, Doi: 10.7638/kqdlxxb-2022.0082)**

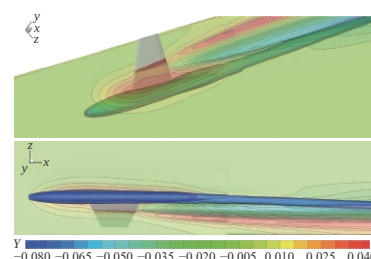
杨华, 陈树生, 李猛, 庞超, 高正红, 向星皓

超声速流动数值模拟中准确识别激波位置对求解飞行器气动热特性十分关键, 本文采用深度神经网络构建了一种更加通用的激波识别方法——高阶非线性激波判别式, 该判别式相较于人工构造的激波识别器能更加精准地判别流场中的光滑区域和激波区域。

**近自由面超空泡航行体多相流特性分析 (64-73, Doi: 10.7638/kqdlxxb-2022.0023)**

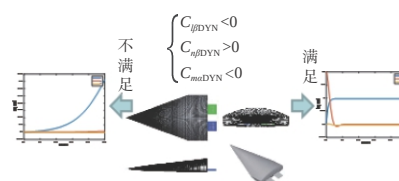
向敏, 刘波, 谢泽阳, 赵小宇

基于 OpenFOAM 平台构建了多相流求解器, 开展了新型翼-弹组合航行体近自由面流体动力特性仿真, 得到了自由面影响下的空泡形态、空泡非对称性以及翼/弹干扰特性, 可为航行体流型设计提供理论支撑。

**面对称无尾高超声速飞行器三通道耦合失稳判据 (74-83, Doi: 10.7638/kqdlxxb-2022.0104)**

吕达, 张维桐, 张鲁民, 赵俊波, 张石玉, 苏浩秦

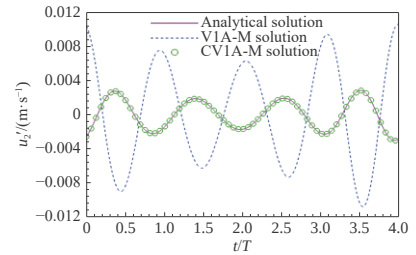
针对新一代面对称高超声速飞行器通常采用的无尾布局、小控制面设计而导致的飞行器稳定性大幅降低以及通道间控制耦合严重的问题, 本文引入了飞行器三通道开环和闭环的气动稳定性耦合判据, 组成了新的三通道耦合稳定性判据体系。相比现有判据, 本研究新引入了俯仰和滚转通道静稳定性耦合判据, 以及三通道的动稳定性耦合判据。为该类飞行器提供了快速有效的稳定性分析工具。



均匀平均流中声学速度预测的时域解析公式 (84-92, Doi: 10.7638/kqdlxxb-2022.0073)

刘秋洪, 王垚桁, 薛丝丹, 何嘉华

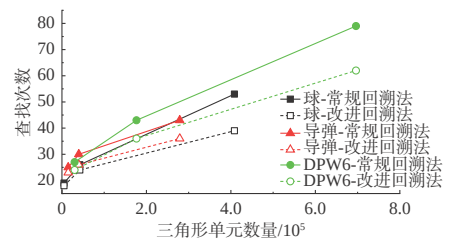
基于可渗透面原理和声比拟思想, 通过修正声学速度公式 VIA-M 获得了公式 CVIA-M, 准确预测了均匀流中偶极子声学速度传播。线化欧拉方程能够描述均匀流中声学速度与声压间的关系, 公式 VIA-M 的预测误差源于可渗透面载荷源被部分丢失。



笛卡尔网格下精确高效的壁面距离计算方法 (93-101, Doi: 10.7638/kqdlxxb-2021.0359)

孟爽, 周丹, 李雪亮, 毕林

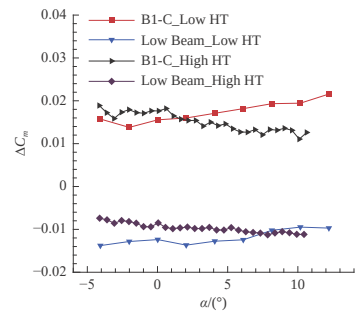
本文引入三角形参数化方法, 将空间点到三角形物面离散网格的最小距离问题转换为约束条件下一维极值问题, 计算精度和效率大幅提高; 发展嵌套包围盒概念的 KDT 物面网格数据存储结构, 优化 KDT 最近邻搜索算法中距物面较远数据点的回溯过程, 进一步提高查询效率。



8 m × 6 m 低速风洞悬臂支撑机构远场干扰试验 (102-111, Doi: 10.7638/kqdlxxb-2022.0110)

刘李涛, 黄志远, 陈洪, 范利涛, 李小兵, 刘砚

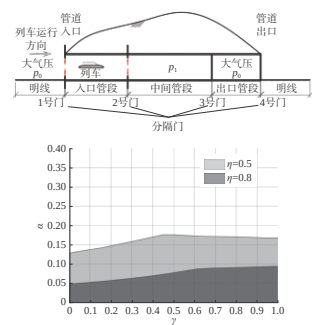
本文在 8 m×6 m 低速风洞开展了悬臂干扰测力试验, 在“背撑+假腹撑”基础上通过“有悬臂”和“无悬臂”状态气动力差量获得腹撑远场悬臂干扰量, 试验结果表明, 纵向腹撑远场悬臂干扰量与近场干扰量相当, 悬臂干扰流场测量估算结果和悬臂干扰测力试验结果吻合较好。



分级真空管道交通系统气动能耗分析 (112-119, Doi: 10.7638/kqdlxxb-2022.0059)

张子为, 王英学, 孙浩程, 古理全, 任文强

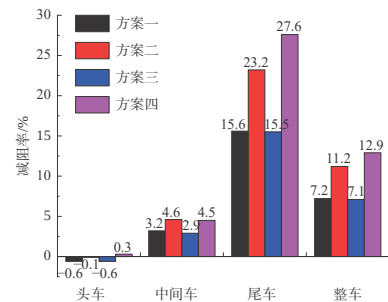
为了实现列车在明线运行与真空管道之间的连接, 设计分级真空管道交通系统, 合理调整系统各管段内气体压强实现列车节能运行, 研究管道系统参数对系统节能效果的影响。该系统降低了明线列车气动能耗; 形成了以气动节能为标准的管道系统参数设计体系。



尾部吹气控制对城轨列车气动阻力的影响 (120-129, Doi: 10.7638/kqdlxxb-2022.0113)

蒋欣, 杜俊涛, 尚克明

本文以实现城轨列车气动减阻为研究目标, 通过数值仿真方法探索了列车尾部射流位置、射流速度和射流角度对列车气动阻力的影响。研究得到, 列车气动减阻率随射流速度的增大而增大、随射流方向与壁面切线方向之间夹角的增大而减小, 当射流速度为来流速度的 0.6 倍时可实现最高 27.6% 的尾车减阻以及最高 12.9% 的整车减阻效果。



文章编号: 0258-1825(2023)07-0001-35

## 智能空气动力学若干研究进展及展望

唐志共<sup>1</sup>, 朱林阳<sup>1,2</sup>, 向星皓<sup>1,2</sup>, 何磊<sup>1</sup>, 赵瞰<sup>1</sup>, 王岳青<sup>1</sup>, 钱炜祺<sup>1,\*</sup>, 袁先旭<sup>1,2,\*</sup>

(1. 中国空气动力研究与发展中心, 绵阳 621000;

2. 空天飞行空气动力科学与技术全国重点实验室, 绵阳 621000)

**摘要:** 智能空气动力学是人工智能与空气动力学的结合, 融入了第四研究范式(数据驱动)的独特研究方法, 已逐步发展成为一门独立的交叉学科。本文首先对智能空气动力学的概念和内涵进行了剖析, 简述了智能空气动力学的主要研究方法, 然后介绍了智能空气动力学在流场预测、转捩/湍流建模、多源数据融合、气动力/热建模、流场特征信息提取等方面研究进展及本团队开展的相关工作, 最后展望了智能空气动力学的发展趋势和未来的研究设想。

**关键词:** 智能空气动力学; 人工智能; 研究范式; 数据驱动; 机器学习

中图分类号: O355; V211.25 文献标识码: A doi: 10.7638/kqdlxxb-2023.0128

## Some research progress and prospect of Intelligent Aerodynamics

TANG Zhigong<sup>1</sup>, ZHU Linyang<sup>1,2</sup>, XIANG Xinghao<sup>1,2</sup>, HE Lei<sup>1</sup>, ZHAO Tun<sup>1</sup>,  
WANG Yueqing<sup>1</sup>, QIAN Weiqi<sup>1,\*</sup>, YUAN Xianxu<sup>1,2,\*</sup>

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

2. State Key Laboratory of Aerodynamics, Mianyang 621000, China)

**Abstract:** Intelligent Aerodynamics (IA), a combination of artificial intelligence (AI) and aerodynamics that integrates the fourth research paradigm (Big Data), is growing to be a distinct cross-discipline. This paper first introduces IA's concept and connotation and sketches the main research methods. Secondly, the research progress and the work carried out in China Aerodynamics Research and Development Center (CARD C) are reviewed regarding AI-enhanced flow prediction, transition/turbulence modeling, multi-source data fusion, aerodynamic/aerothermal modeling, and extraction of critical flow-field information. Finally, the future research work and development trends of IA are prospected.

**Keywords:** Intelligent Aerodynamics; artificial intelligence; research paradigm; data driven; machine learning

## 0 前言

空气动力学是研究飞行器或其他物体在同空气或其他气体作相对运动情况下的力/热特性、气体的流动规律和伴随发生的物理化学变化。它是在流体力学的基础上, 随着航空工业和喷气推进技术的发展而成长起来的一个学科。现代空气动力学的相关研

究活动大约可追溯到1903年莱特兄弟试飞成功。与此同时, 风洞技术也逐渐开始步入快速发展期。在随后的几十年中, 风洞的种类和数量不断丰富, 极大地推动了空气动力学的发展。20世纪末, 随着高速摄像技术的兴起, 粒子图像测速仪(particle image velocimetry, PIV)被逐渐应用于流场测量, 帮助研究者获得分辨率更高的流场。根据Jim gray提出的科学研究的四

收稿日期: 2023-06-25; 修订日期: 2023-07-15; 录用日期: 2023-07-20; 网络出版时间: 2023-07-25

作者简介: 唐志共(1965-), 男, 中国科学院院士, 博士, 研究员, 研究方向: 高超声速空气动力学研究与应用. E-mail: tangzhigong@126.com

通信作者: 钱炜祺\*(1973-), 男, 江苏无锡人, 研究员, 研究方向: 空气动力学, 气动参数辨识. E-mail: qwqhyy@sina.com

袁先旭\*(1974-), 男, 湖北大冶人, 研究员, 博士, 研究方向: 高超声速转捩/湍流研究与应用. E-mail: yuanxianxu@cardc.cn

引用格式: 唐志共, 朱林阳, 向星皓, 等. 智能空气动力学若干研究进展及展望[J]. 空气动力学学报, 2023, 41(7): 1-35.

TANG Z G, ZHU L Y, XIANG X H, et al. Some research progress and prospect of Intelligent Aerodynamics[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2023, 41(7): 1-35(in Chinese). doi: 10.7638/kqdlxxb-2023.0128

大范式(图1),这种基于试验/实验的研究手段称之为第一范式。在19世纪末20世纪初,空气动力学从流体力学中分离出来成为一门独立的学科,研究者开展了与该学科更为紧密相关的理论分析,例如,升力定理、激波关系式等。基于演算分析的归纳总结研究称为第二范式。20世纪70年代,随着计算机软、硬件技术的快速发展,计算流体力学(Computational Fluid Dynamics, CFD)开始成为新的研究手段并广泛应用到空气动力学研究中。网格生成技术、数值格式、流场可视化技术等迅速发展。基于数值计算的研究范式称为第三范式。经过百余年的发展,空气动力学实现了从理论到应用等各个方面的巨大发展。然而,目前研究者仍面临诸多问题。例如,转捩的准确预测,大分离、非平衡湍流的准确计算,近壁区流场的准确测量,多源数据融合问题,以及湍流燃烧,气固界面作用等。根据当前的研究进展,这些困难与挑战是上述三种研究范式难以解决的。

2006年, Hinton 提出了深度学习技术<sup>[1]</sup>, 随着第三次人工智能革命的兴起,人们实现了深度神经网络的训练和开发利用,数据驱动成为推动科学发展的第四范式。2012年,谷歌的深度学习算法在 ImageNet 比赛中打败了传统的计算机视觉算法,推动了深度学习算法在图像识别方面的快速发展。2016年,谷歌

的 AlphaGo 计算机在围棋比赛中击败世界冠军李世石,引起全球关注<sup>[2]</sup>。机器学习方法也在人脸识别、语音识别以及自动驾驶等众多领域广泛应用。近年来,研究者在数据驱动的基础上积极将科学知识与人工智能技术相融合,进而促进了“第四范式”的快速发展。Lu 等<sup>[3]</sup>提出 DeepONet 算子学习方法,实现无限维函数空间之间的映射学习。华为公司通过对全球海量气象历史数据的学习,建立起了“盘古”气象大模型,预测精度超过传统数值方法,且速度提高了1万倍以上<sup>[4]</sup>。孙浩教授团队与华为公司合作,基于昇思 MindSpore AI 框架提出了物理编码递归卷积神经网络(physics-encoded recurrent convolutional neural network, PeRCNN),模型泛化性和抗噪性明显提升,长期推理精度提升了10倍以上,在航空航天、船舶制造、气象预报等领域有广阔应用前景<sup>[5]</sup>。此外,机器学习也正在快速推动实验流体力学技术的发展<sup>[6]</sup>。在此背景下,空气动力学与智能化技术的紧密结合衍生了一门新兴交叉学科——智能空气动力学。由风洞试验、飞行试验和 CFD 计算生成的海量数据为空气动力学的智能化相关研究提供了数据基础,现有的空气动力学理论提供了所需的物理知识约束,以及迅速崛起的人工智能技术提供了算法支撑,三者共同推动了智能空气动力学的快速发展。

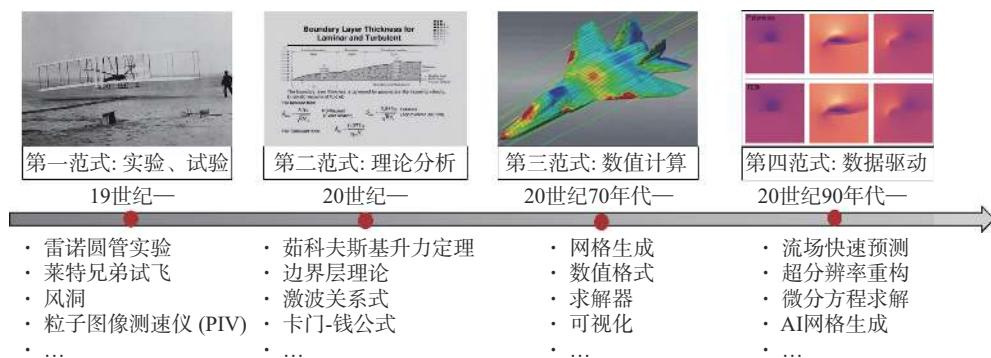


图1 现代空气动力学研究范式

Fig. 1 Research paradigm of modern aerodynamics

## 1 内 涵

### 1.1 定义

智能空气动力学是指运用智能科学方法和研究范式研究空气运动,尤其是物体与空气相对运动时空气对物体所施作用力规律、气体的流动规律和伴随发生的物理学变化,解决空气动力学问题的新的交叉学科。在空气动力学三大传统研究手段的基础上,智能空气动力学引入第四研究范式(数据驱动),依托高性能计算、大数据、人工智能等技术,不仅实现传统

空气动力学研究手段效率的有效提升,同时通过量变到质变,融合多源数据自主研究空气动力学规律,辅助科学发现,完善空气动力学理论体系,拓展理论边界;解决空气动力学基础理论、试验、评估与设计等方面问题,支撑飞行器气动技术“基础研究-设计研发-试验评估-工程应用”全链路能力提升与创新发展。

### 1.2 学科交叉

智能空气动力学涉及到空气动力学、数学、计算机科学、数据科学等多学科。首先,基于实验/试验、理论和计算三大经典研究范式积累的空气动力学现

有知识体系是基础。一方面为智能空气动力学的发展提供了所必需的较为完备的物理约束和科学指导；另一方面，经典范式作为生成高可信度数据的手段为其提供了所依赖的数据基础。数学是智能技术发展的原动力。万能近似定理等理论证明，机器学习新方法、优化算法、参数初始化方法、批规范化等技术的开发和创新均离不开数学学科的严谨证明和推演。而智能化技术中算法的实现、函数库的建立以及算法在软硬件系统的集成等则需要计算机科学的支撑。数据科学本身就是一门涉及多学科交叉的学科，通过利用各种相关数据寻找解决问题的途径。针对空气动力学中复杂多样的研究需求，数据科学帮助研究者根据问题特性确定最佳数据驱动方法和智能化技术。

1.3 智能空气动力学研究范畴

相较于实验空气动力学、计算空气动力学，智能空气动力学的典型工程应用具有以下特征：一是通常是多研究手段和数据的综合应用，有效提高了效率、精度和适用性；二是通过“端到端”建模等方法，弥合了机理不清、算力不足等“技术鸿沟”，能够解决一些传统手段难以解决的气动问题；三是有效融入经验和知识，并能在解决实际工程问题的过程中通过强化学习等手段实现自学习与自动寻优。目前，智能空气动力学的应用领域主要包含以下 4 个方面：一是湍流/转捩/燃烧/界面动力学等复杂力学现象预测与机理分析研究，主要是通过 AI 来实现非定常、跨尺度等复杂流动现象的建模，发现或辨识控制方程以及开展量纲分析、标度律构建等研究；二是流动主动控制，智能的引入主要采用两种策略<sup>[7]</sup>，一种是将流动控制问题转化为控制律的参数或控制律的函数形式的优化问题，再采用智能优化算法对优化问题进行求解，

另一种策略是基于强化学习的主动控制；三是气动优化设计，人工智能 (artificial intelligence, AI) 可以辅助设计变量降维和气动特性与几何参数之间机器学习模型的构建，从而提高优化效率和优化结果精度；四是智能飞行，针对全阶段自主飞行、应急情况自动处置、复杂环境规避与利用等需求，智能空气动力学主要是在高精度气流感知、实时气动建模与智能控制、飞行器智能变体、气动约束下的编队优化与路径规划等方面发挥作用。除此之外，智能化方法在数值仿真和实验开展等方面也将起到有力的促进和推动作用。

2 研究方法

2.1 方法简介

基于算力、模型、算法和数据这 4 个技术基础，智能空气动力学的研究方法是空气动力学三大传统研究手段与高性能计算、大数据、人工智能研究方法的结合，是涉及多学科的交叉综合研究方法，主要包括机器学习、数据挖掘、智能优化、数据融合方法等。

机器学习是指计算机模拟人类的学习行为，利用数据训练模型，然后使用模型进行预测的方法。与预先编写好、只能按照特定逻辑去执行指令的软件不同，机器实际上是通过“自我训练”学会如何完成一项任务。机器学习按学习策略可分为统计学习、符号学习和神经网络学习。深度学习是机器学习的子集，是对深度神经网络的构建和训练。根据万能近似定理，只要网络的隐层有足够多的神经元，它就可以以任意精度逼近  $L^2(R^n)$  中的任意函数。在采用深度神经网络对非线性映射进行逼近时，网络的架构决定了逼近能力的上限。深度学习领域的主要网络架构的发展脉络如图 2 所示。基本的深度神经网络是多层

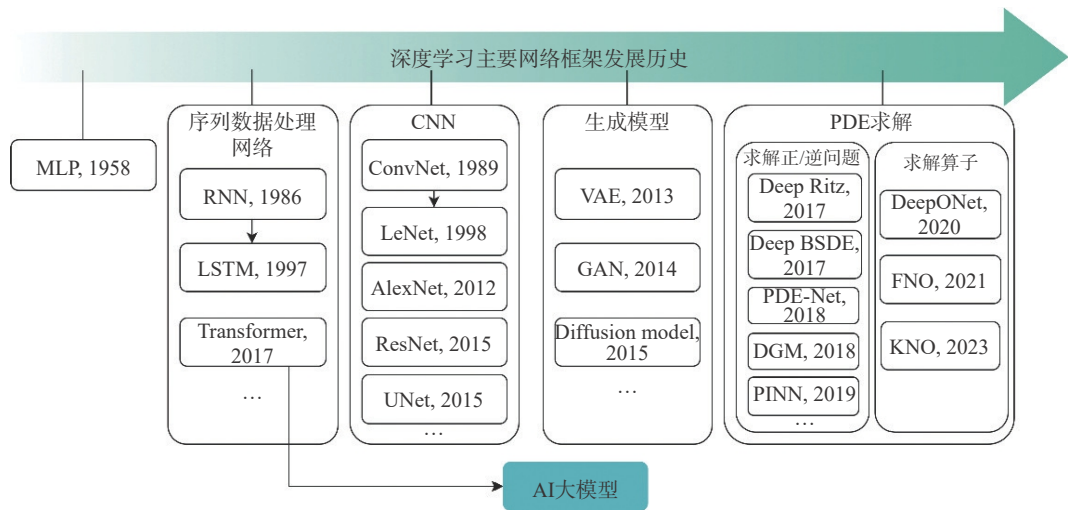


图 2 深度学习主要网络架构

Fig. 2 Main network architectures of deep learning

感知机(multilayer perceptron, MLP),通过误差反向传播算法进行网络权值的训练,与浅层网络相比,由于层数的增加,深度神经网络权值训练会遇到梯度消失、易于陷入局部极值等问题,因此深度神经网络采用ReLU、maxout等激活函数代替sigmoid函数,并对梯度优化算法进行改进,采用批量随机梯度下降法B-SGD、动量法、Adam等方法,较好地克服了这些问题。近年来,卷积神经网络、循环神经网络(recurrent neural network, RNN)、长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)、生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)、Transformer等网络架构先后被提出并应用于不同的问题情境。

数据挖掘技术是基于统计理论、机器学习、人工智能等算法从大量的数据集中获取有用隐含信息,并通过规则和可视化等方式予以展现,形成知识发现的过程。近年来,数据挖掘技术在空气动力学研究领域已得到了初步应用,如流场结构特征提取<sup>[8]</sup>、机翼翼型设计知识挖掘<sup>[9]</sup>、飞行器气动布局设计知识挖掘<sup>[10]</sup>、基于飞行试验数据的气动建模和气动参数辨识结果可信度确认等应用<sup>[11]</sup>。和通常的数据挖掘相比,气动数据规律挖掘具有两个特点:一是数据种类较为单一,且样本相对较少;二是挖掘希望得到的是因果关系,而不仅是关联关系。对于数据种类和样本数较少的问题,主要采用仿真方法扩充、迁移学习等方法来克服;而对于因果关系的挖掘,符号回归是目前主要采用的方法,即“在符号空间中寻找合适的公式,以使得它能够描述指定的数据集”<sup>[12-13]</sup>。解决符号回归问题的主要算法有基于蒙特卡洛树搜索的强化学习算法<sup>[14]</sup>、遗传程序设计(genetic programming, GP)<sup>[15]</sup>和基因表达式编程(gene expression programming, GEP)<sup>[16]</sup>。目前,GP和GEP等进化计算方法已广泛应用于工程应用和科学研究各领域,如气动减阻主动控制的控制律设计<sup>[17]</sup>、基于张量不变量函数组合的湍流雷诺应力模型构建<sup>[18-19]</sup>等工作,均取得了比较好的应用效果。但是,算法也存在函数发现过程中由于单节点算力不足造成的进化速度较慢、传统算子选择和操作固有的随机性带来的进化效率不高、收敛速度较慢;分布式计算超参数较多、对问题、数据噪声和种群规模较为敏感,算子选择、超参设置的严重经验依赖导致进化结果得到解析表达式可解释性低等挑战性问题。针对随机突变和重组等简单算子进化效率较低的问题,研究者们提出了基于分布的数学方法或增强基因表达能力的表达方式;针对搜索效率的优化,提出了基于分布概率的算子、增强基因表达能力的个体表达、自适应调整小生境半径的多样性策略、定期增

加预测错误的样本权重和更新加权适应度、使用基因符号-染色体序列频数表实现基因空间均匀分布初始化等改进策略。此外,通过将算法移植到Spark框架的分布式架构,采用图形处理器(graphics processing unit, GPU)来进行并行加速,也可显著提高计算效率。

智能优化算法是通过模拟揭示某些自然现象或过程发展而来的优化算法,具有全局、并行、高效的优化性能,鲁棒性和通用性强,为解决大规模非线性问题提供了新的思路 and 手段。智能优化算法不仅在气动优化设计领域得到广泛应用,近年来还逐步扩展到非线性气动微分方程求解等领域。但在实际应用中也存在以下问题:一是算法的理论性有待完善,用传统优化算法求解优化问题拥有完善的理论依据,而智能优化算法的理论研究一直滞后于它的应用,如何证明智能算法解的存在性、收敛性还需要进一步深入研究。二是算法普遍存在早熟收敛,易陷入局部最优,收敛速度慢的问题,其核心是如何有效平衡算法局部搜索和全局探索能力的问题。对于算法理论性不足的问题,研究者主要从马尔可夫链模型和统计力学逼近模型等角度对算法的收敛性开展研究<sup>[20]</sup>。对于早熟易陷入局部最优问题,则一是采用多种群协同进化策略,增加样本的多样性,提升发现全局最优的能力;二是设计新型搜索策略,如采用Lévy策略协助算法跳出局部最优;以及在搜索过程中不将适应值作为唯一标准,而是将搜索结果进行分类,类与类之间通过设定的规则进行信息的交换,可较好地兼顾局部和全局搜索能力;三是对进化策略进行改进完善,将动物和人类的一些生物特性思想引入传统群智能算法,如人口种群自适应和人体自身免疫机制、狼群算法中引入游走行为、召唤行为和围攻行为,分别提升算法的搜索能力、收敛性和局部寻优能力<sup>[21]</sup>。

除上述方法外,数据融合方法可具体参见本文3.4小节。表1列出了智能空气动力学的研究方法与空气动力学传统研究方法的差异。就理论分析手段而言,传统研究方法依靠的是公式推导、数据统计分析与归纳演绎,而智能空气动力学则可借助大数据中的数据挖掘、专家系统的知识表示与推理等方法来辅助知识发现;就CFD计算手段而言,传统方法主要基于有限差分或有限体积法对N-S方程进行数值求解,智能空气动力学则可采用神经网络求解微分方程的方法;就风洞实验手段而言,传统研究方法主要遵循的是实验设计、风洞运行、数据采集与对比分析的串行流程,而智能空气动力学的风洞实验可开展基于数字孪生的平行试验和自主试验;就模型飞行试验手段而言,传统研究方法通过气动建模与参数辨识获取飞

表 1 智能空气动力学研究方法与传统手段研究方法的主要差异

Table 1 Main difference of research methods between artificial and classical aerodynamics

|        | 传统手段研究方法        | 智能空气动力学研究方法             |
|--------|-----------------|-------------------------|
| 理论分析   | 公式推导, 数据统计分析    | 数据挖掘, 知识表示与推理, 数据与知识双驱动 |
| CFD计算  | N-S方程数值求解       | 神经网络求解微分方程              |
| 风洞试验   | 试验设计, 风洞运行与数据采集 | 基于数字孪生的平行试验、自主试验        |
| 模型飞行试验 | 气动建模与参数辨识       | 学习飞行, “端到端”的智能控制        |

行状态下的气动系数, 而智能空气动力学可将气动建模与强化学习进一步结合, 实现学习飞行和“端到端”的智能控制。更多研究方法及其在航空航天工业中的应用可参见文献 [22]。

2.2 基本流程

空气动力学问题的智能化求解过程包含多个环节。首先是获取并处理数据。一般而言, 研究者需要根据研究问题收集已有的数据或者生成新的数据。数据空间在本质上决定了模型所能学习到的内容, 因而也间接地影响模型最终性能。模型性能不及预期的原因之一可能是数据量不足导致的。数据处理包含标准化/归一化、样本选择以及特征构建/选择等诸多环节。标准化/归一化一般是为了避免不同输入特征之间的数值量级差异, 保证数据不失一般性。样本选择的主要目的一是为了简化数据集, 提高训练效率; 二是为了实现样本均衡, 避免局部样本稀少或缺失造成的模型性能失衡。例如, 简单构型的直接数值模拟 (direct numerical simulation, DNS) 算例在某一时刻的二维切片数据就可达十万量级以上, 庞大的数据集造成的训练困难迫使研究者进行样本选择; 对于实验而言, 由于测量手段或技术的局限性, 局部流场很难获得测量数据, 容易出现样本不均衡的问题, 一般可通过上采样或下采样等方法缓解。输入特征对模型性能的影响十分关键, 特征构建相当于确定与模型输出相关的自变量, 而特征选择的目的是选出相关有用的特征进而提高模型性能。特征构建和选择过程一般依靠研究者自身的物理直觉确定, 同时也需考虑满足不变量特性等约束。此外, 该过程也可通过特定的算法进一步完善。

然后是确定并训练智能化模型。智能化模型的构建可基于具体的研究问题选择神经网络、随机森林、符号回归以及强化学习等架构甚至不同架构的组合形式。模型架构的复杂度可通过模型参数调节, 例如神经网络的深度和宽度。在数据集和采用的模型架构确定后, 按一定比例将数据集划分为训练集/验证集并导入模型开展训练。模型训练过程主要包含损失函数的定义, 参数初始化方法和优化算法的选择等环节。此外, 交叉验证有助于研究者选择最佳模

型, 避免过拟合问题。

最后是模型后处理。实际工程应用中, 往往需要对模型预测的输出进行一定的后处理, 避免出现非物理解, 例如雷诺应力的可实现约束、涡黏非负、量纲一致性等约束。当预测样本相对训练样本外插较大时, 容易因为位于模型性能边际或之外而导致异值的出现, 可设置阈值予以剔除或限制。此外, 通过概率分析还可以对模型预测结果进行不确定度分析, 帮助研究者更好地评估结果的可信度。

3 智能空气动力学若干研究进展

近些年经过国内外专家学者的努力, 目前智能空气动力学已在研究方法、流场预测、模型构建等诸多方面取得相当进展。就国外而言, 科罗拉多大学 Raissi 团队在物理嵌入的神经网络 (physics-informed neural networks, PINNs) 方法、普林斯顿大学 Brunton 团队在 AI 与 CFD 的交叉领域、斯图加特大学肖恒团队在湍流建模方面以及其他团队在诸多领域均开展了开拓性的研究。与此同时, 国内专家也开展了丰富的研究工作, 例如北京大学鄂维南、香港科技大学徐辉等研究团队开展了机器学习理论和方法研究; 西北工业大学张伟伟、中科院力学所杨晓雷、南方科技大学王建春、清华大学张宇飞、浙江大学夏振华等研究团队开展了湍流模型构建及数据处理等研究; 上海交通大学刘应征等团队开展了数据驱动与实验的融合研究; 华为公司联合中国商飞和西北工业大学开发了面向大型客机翼型流场预测和设计优化的 AI 大模型; 其他更多相关工作可参见文献 [23-26]。本团队结合自身研究基础, 主要开展了流场预测、转捩/湍流建模、数据融合、气动力/热建模以及流场信息提取等方面研究工作。

3.1 流场预测

流场仿真是飞行器设计领域十分重要且耗时的一个环节, 如何高效准确地获取机翼或者翼型的流场信息成为一个重要的研究课题。深度学习方法作为高维空间中一种高效的函数逼近技术, 能够从大数据中自动寻找隐藏特征信息, 并且可以直接处理原始形态数据获得经验或知识, 从而可以预测复杂非线性系

统的未来行为,为求解复杂耗时的 N-S 方程提供了一种快速的可替代的解决方案。采用机器学习的代理模型可以减少试验成本、CFD 计算的内存消耗以及时间成本。通过从大量积累的流场数据中进行学习,至少在翼型设计初始阶段,可以使用机器学习方法减少 CFD 模型的大量重复计算工作。利用人工智能技术对流场信息进行快速预测目前仍然处于探索阶段,但也取得了一定的研究进展。从深度学习模型的角度出发,主要分为如下几种研究方法。

1) 基于卷积神经网络的流场预测。在计算机视觉等相关领域,卷积神经网络是组成深度学习模型的基础组件。在早期的流场预测问题研究中,一般将流场数据等同于图像数据进行处理,如 Thuerey 等<sup>[27]</sup>采用 U-Net 神经网络模型作为基础网络架构,以 UIUC 翼型来流的速度场图像以及翼型几何的 Mask 图像作为网络的输入,以翼型的速度场以及压力场作为输出来构建相关的映射关系。结果表明在 GPU 架构下, U-Net 网络(如图 3 所示)仅花费 5.53 ms 就可获得翼型周围的流场,而采用 OpenFOAM 求解器去求解翼型的流场需要花费 40.4 s。Guo 等<sup>[28]</sup>较早地将机器学习方法引入到空气动力学领域执行多几何的流场预测任务,提出了一种基于卷积神经网络的针对二维以及三维流场的非均匀定常层流流场的代理模型,进一步构建了符号距离场 SDF 与待预测的速度场以及压力场的映射关系。测试结果表明该代理模型可以以较低的预测误差为代价,实现预测流场速度比基于 GPU 加速的 CFD 求解器快 2 个数量级,比基于中央处理器(central processing unit, CPU)的 CFD 求解器快 4 个数量级。类似的工作还有 Ribeiro 等<sup>[29]</sup>提出的 DeepCFD, Duru 等<sup>[30-31]</sup>提出的 CNNFOIL 等。结合空气动力学相关领域知识对卷积网络架构做了进一步的改进与研究<sup>[32-34]</sup>,如: Wang 等<sup>[35]</sup>以及 Omata 等<sup>[36]</sup>使用深度卷积自编码器的数据驱动非线性降维表示方法对非定常流场进行了降维; Fukami 等<sup>[37]</sup>通过卷积神经网络(convolution neural network, CNN)和

混合降采样跳跃连接多尺度模型从低维湍流数据中去重建高分辨率流场。上述研究大多数基于符号距离场,采用将流场数据映射到非均匀笛卡尔网格的处理方式<sup>[38]</sup>。这种数据处理手段仅能预测固定维度的流场数据且在面对包含深度几何特征的流场预测任务时,像素化势必会导致流场信息的缺失,难以表征近壁区的流场特征,甚至可能会产生非物理解<sup>[39]</sup>。为获取高精度的流场仿真结果,构建相应的深度学习模型过程中应考虑以下几个重要因素:(1)构建有效表征物理边界条件、流动信息与待预测流场之间的强映射关系;(2)高效的深度学习流场特征提取器;(3)有效的优化目标即损失函数;(4)精细化的深度学习模型训练策略。

2) 基于生成式对抗网络的流场预测。在流场预测研究中还有一类使用较多的深度神经网络模型是生成式对抗网络<sup>[40]</sup>。该网络模型一般包括一个生成器与判别器,通过博弈的方式来对深度神经网络模型进行训练,从而得到预测效果较好的生成器模型。Wu 等<sup>[41]</sup>基于 GANs 提出了 ffsGAN 网络框架,构建了参数化的超临界翼型与翼型流场之间的一对一映射关系。后又提出了基于预训练模型与微调模型的条件生成式对抗网络用于流场的预测任务<sup>[42]</sup>,其中预训练模型利用条件生成对抗网络对训练数据的分布进行初步估计;其次微调模型采用两个生成器,其中一个生成器用于数据增强。这类生成式模型本质上讲在拟合流场数据分布时依然是将流场输入信息当做像素值进行处理,缺乏较强的物理约束,从结果上来看,通过该方法得到的流场数据特别是气动力参数曲线存在严重的不光滑性。因此关于该方法对流场预测的有效性仍需要做进一步的探索。

3) 基于点云的流场预测。为了利用神经网络替代 CFD 求解器获取流场信息,有效的数据表达是关键。对于广泛使用的卷积神经网络而言,其将均匀笛卡尔网格中的每个顶点当做一个像素值进行处理,但是在真实世界中存在复杂的几何构型,该方法对非结

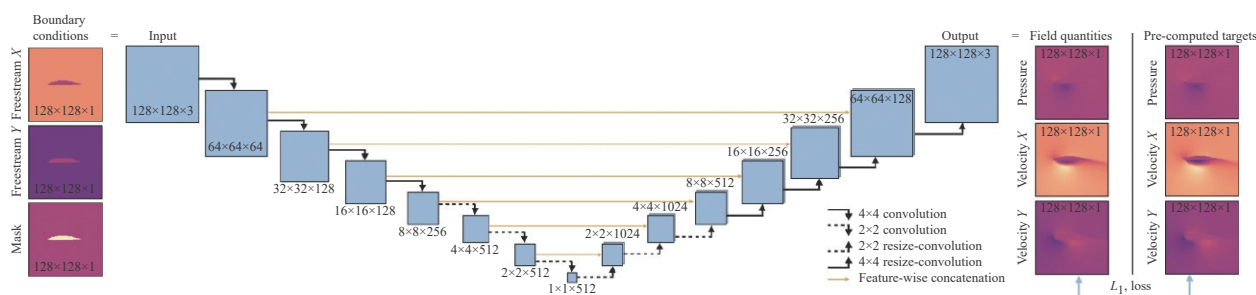


图 3 基于 U-Net 深度神经网络的流场预测模型<sup>[27]</sup>

Fig. 3 Flow field prediction model based on U-Net deep neural network<sup>[27]</sup>

构化的网格数据是无效的。针对该问题, Ali 等<sup>[43]</sup>发展了一种基于点云网络架构的深度学习模型用于非结构化流场的预测。该方法将 CFD 的求解域表示为一个点云, 构建了每个点的坐标值与速度值以及压力值之间的映射关系。点云网络学习空间位置与物理参数之间的端到端的映射关系, 继承了非结构化网络的良好特性, 减小了网络的训练成本, 保证了边界的光滑性以及数据的准确性。但是 Ali 等仅对较为稀疏的网格流场进行了测试, 并且从结果来看, 在面对不同迎角的点云流场数据时, 其预测结果与真实值之间存在较大误差。点云模型的构建策略依然是沿用了生成式模型的思想, 深度学习模型映射关系的构造较为简单, 不具有很强的物理约束效应, 导致在面对不同工况下的流场预测问题时其泛化性存在很大问题。

4) 基于图神经网络的流场预测。类似点云的数据表达手段, 图神经网络在面对非结构的数据时存在先天的优势, 如社交网络、交通网络、非结构化的流场等。图神经网络由部分节点以及连接不同节点的邻接矩阵组成, 在图神经网络训练过程中, 通过邻居聚合的方式来更新不同节点的数值。由 N-S 偏微分方程描述的非定常流动具有高度非线性以及多尺度特性, 特别是具有流动分离、涡脱落、剪切层等特征的流动现象表现出复杂的时空特性<sup>[44]</sup>。Pfaff 等<sup>[45]</sup>利用图神经网络对复杂物理仿真系统进行了模拟, 实验结果展示了该方法与卷积神经网络相比能够有效捕

捉近壁区的流场信息, 且针对不同复杂工况以及几何的流场都能实现较为精确的流场仿真效果。Li 等<sup>[46]</sup>提出了一种对偶图神经网络用于发动机叶片的流场预测, 所提出的方法不仅能够准确地预测叶片的性能参数, 同时在流场重建中也具有出色的性能。该方法与上述其他方法而言, 在构建深度学习模型训练数据时就考虑到了网格点的邻居信息以及当前节点与邻接节点之间的联结关系, 摒弃了端到端建模以及像素化建模有效信息不足的缺点, 极大提升了建模精度。

综合而言研究人员利用各类神经网络去预测不同几何的流场信息, 但是目前的研究工作大多是对神经网络用于流场预测的有效性进行了验证。特别是在构建神经网络的输入以及输出的映射时, 大多是采用将符号距离函数以及迎角、马赫数等状态信息作为网络的输入去映射待预测的速度场以及压力场, 而针对几何外形特征提取问题的研究较少。本团队使用在计算机视觉领域广泛应用的 Transformer 网络架构替换了传统的 CNN 网络架构去提取翼型的几何参数, 并进一步建立了几何参数、雷诺数、迎角、流场坐标、壁面距离与翼型速度场以及压力场之间的映射关系<sup>[47]</sup>。训练得到的深度网络模型能够在一定程度上实现对不同雷诺数、迎角以及几何外形的泛化能力, 且流场的预测速度与 CFD 的计算速度相比提升了 27 倍。总体网络架构如图 4 所示。为了有效表征不同翼型的几何特征, 首先将输入网络的翼型灰度图像

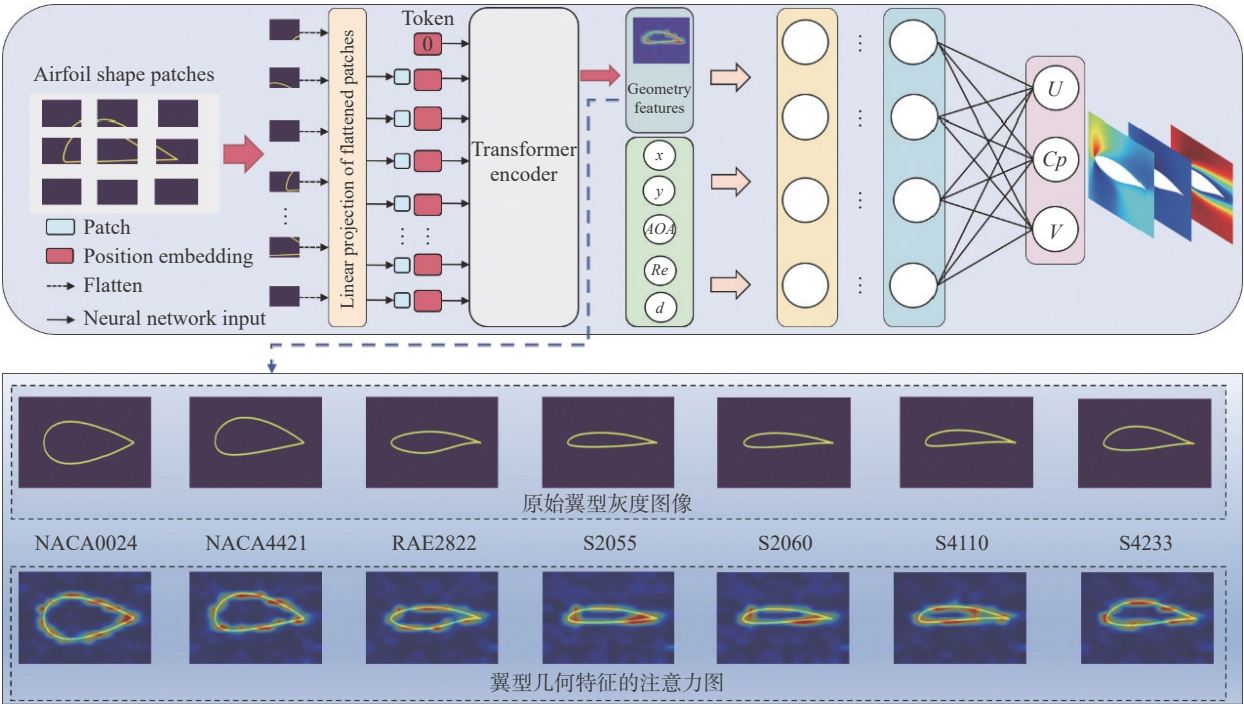


图 4 基于 Transformer 网络架构的几何编码与流场预测网络模型

Fig. 4 Overall network architecture of airfoil geometry encoder and flow field prediction based on Transformer

做了切片处理并嵌入相应的位置信息;其次,将融合位置信息的翼型几何向量输入到 Transformer 编码器中去提取翼型的几何注意力表达特征;最后,将 Transformer 编码器提取的翼型几何特征与雷诺数、迎角、流场坐标以及壁面距离等进行融合后输入到深度学习模型去预测翼型的速度场和压力场。

将训练得到的深度学习模型用于对翼型测试数

据集中的 RAE2822 翼型(雷诺数:2500,迎角:3°)流场进行预测。如图 5 所示,训练得到的深度神经网络能够获得与 CFD 相似的流场仿真结果,预测值与真实值之间的最小绝对误差为 0.2%,最大绝对误差仅为 4%。从图 6 中可以发现,网络的预测值与真实值之间的相关性系数约为 99.9%,说明深度学习模型能够准确捕捉翼型流场信息。

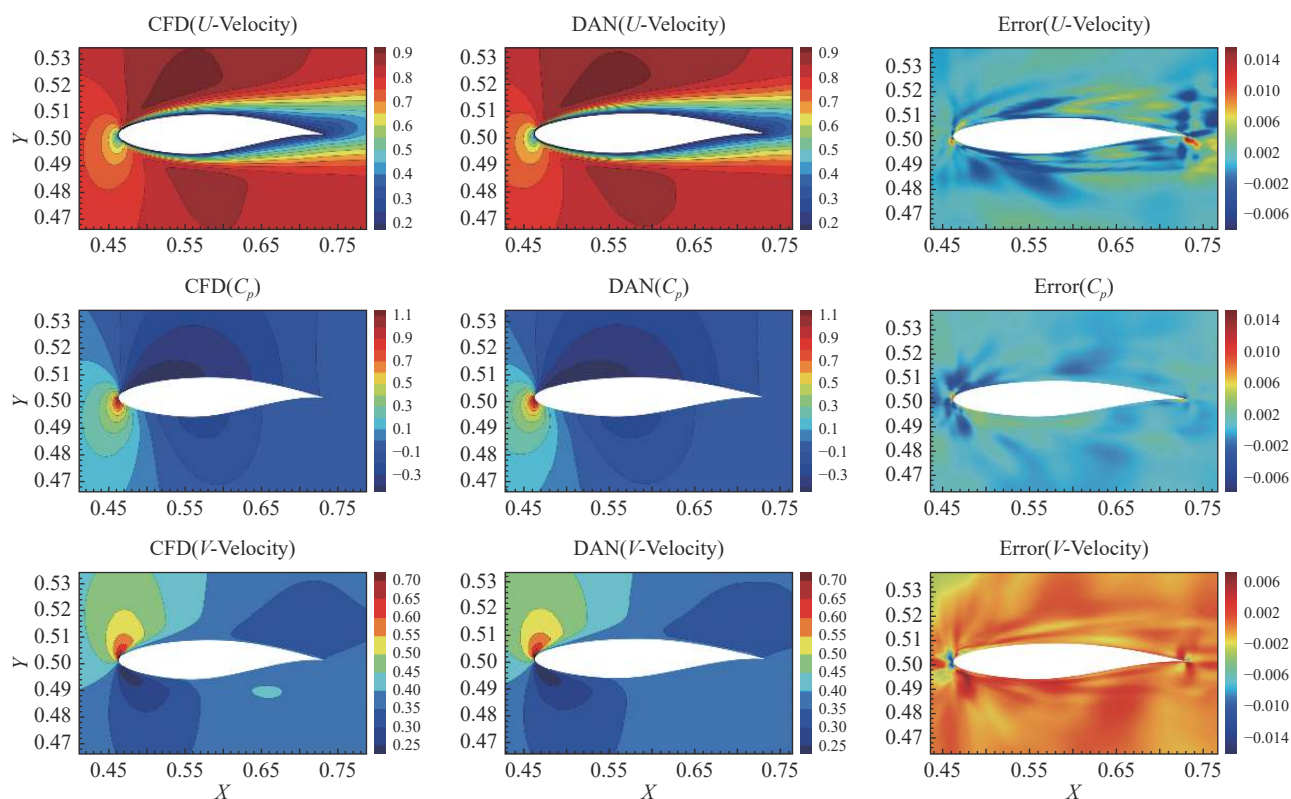


图 5 RAE2822 翼型流场预测结果云图<sup>[47]</sup>

Fig. 5 Contours of the predicted RAE2822 airfoil flow field<sup>[47]</sup>

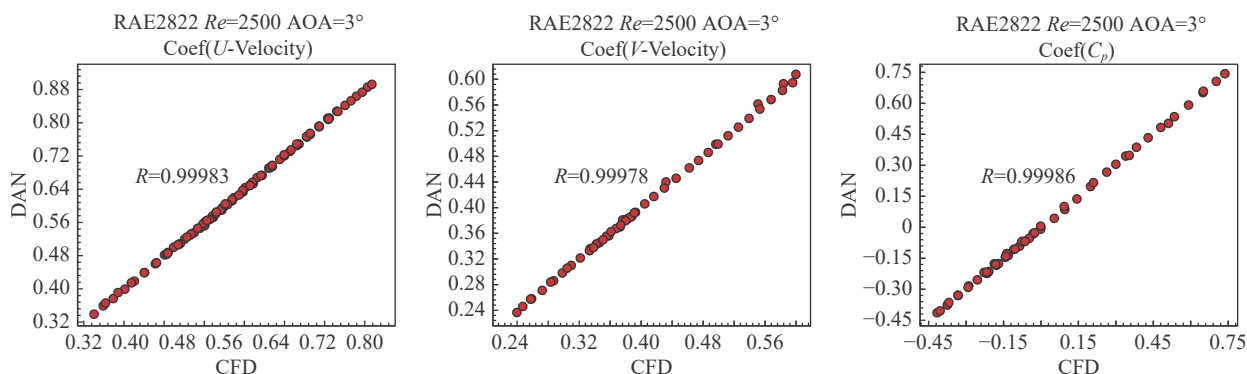


图 6 翼型气动参数的预测值与真实值之间的相关性曲线<sup>[47]</sup>

Fig. 6 Correlation coefficients between the real and predicted variables in the RAE2822 flow field under  $Re = 2500$ ,  $AOA = 3^\circ$ <sup>[47]</sup>

### 3.2 转捩建模

边界层转捩通常是指边界层流动由层流状态发展为湍流状态的过程,是一个多因素耦合影响的强非线性复杂流动物理现象<sup>[48]</sup>。根据美国国家高超声速

基础研究计划(national hypersonic fundamental research program, NHFRP),边界层转捩是该计划的重要基础研究内容<sup>[49]</sup>,而基于雷诺平均模拟的转捩模型是实现飞行器全机基于物理现象(非校准)转捩预测最为

有效的方法。近年来,随着算法、算力的发展以及转捩数据的积累,机器学习方法在边界层转捩建模领域的研究正获得越来越多的关注。机器学习转捩研究通过人工智能方法建立或完善流体力学理论、模型和方法,推动流体力学的智能化应用,以弥补研究者对理论基础和经验的不足。将机器学习应用于转捩建模的最终目的是实现机器学习算法下的转捩模式特征的识别与转捩流场的模拟<sup>[50]</sup>。即通过对转捩相关的各种来流信息、流场当地信息以及转捩判据等作为输入,进行人工智能处理和分析,以期对转捩现象进行预测模拟、模态辨识乃至机理分析。转捩建模的机器学习方法可参照其预测对象与应用目的进行划分,如图 7 所示。数据驱动的机器学习转捩模型研究,大致可以划分为以下 4 个研究领域:一是转捩判据与转捩智能识别;二是对基于雷诺平均的 Navier-Stokes( Reynolds-averaged Navier-Stokes, RANS) 方程

的经典转捩模型的改善;三是数据驱动的转捩替代模型;四是基于人工智能的稳定性预测方法。

第一个研究领域主要是采用机器学习方法基于已有流场数据识别、判定层/湍流交界面,或针对未知流场预测转捩位置。Li 等<sup>[51]</sup>基于机器学习 XGBoost 分类算法建立了不需要设置临界判据的 DNS、大涡模拟 (large eddy simulation, LES) 流场层/湍流界面识别方法,实现了圆柱绕流层/湍流交界面的精确判定,如图 8 所示。李昌林等<sup>[52]</sup>基于类似方法建立了针对发动机叶型绕流大涡模拟的转捩位置智能识别方法。在转捩位置的智能预判领域,孟德颖等<sup>[53]</sup>采用单层神经网络,基于风洞实测数据,实现了变迎角变雷诺数的高超声速转捩位置的全周向角辨识与判别,如图 9 所示。该领域研究旨在对传统的基于实验数据的经验型转捩判据进行替代,能够在复杂的流场信息当中快速高效地进行转捩位置的识别与判定。

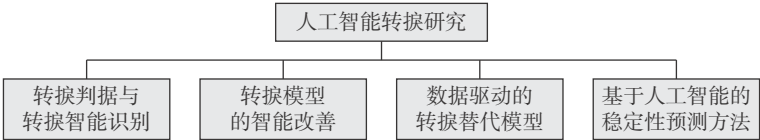


图 7 人工智能转捩研究分类

Fig. 7 Research classification of transition with artificial intelligence

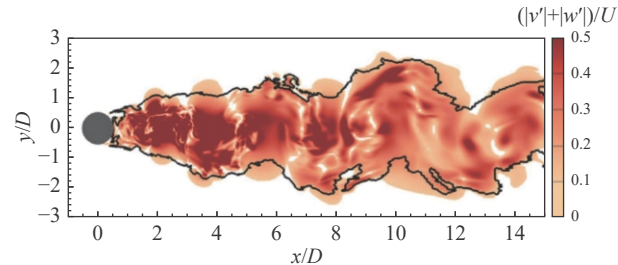


图 8  $Re = 3900$  圆柱绕流脉动强度云图及智能识别层/湍流交界面<sup>[51]</sup>

Fig. 8 Fluctuation intensity of a  $Re = 3900$  cylinder flow and the AI detected laminar/turbulence interface<sup>[51]</sup>

第二个领域研究较为广泛,主要是采用人工智能研究方法,针对现有模型的局限与不足,着眼于雷诺平均模拟的经典转捩模型预测性能的改善与提升:通过特定的实验数据和高精度数值计算结果进行训练,并对模型控制方程进行系数修正或源项修正,以期提升模型对于一定工况下的预测精度或拓宽模型适用范围。例如,杨沐臣等<sup>[54]</sup>针对不同迎角翼型的转捩流动,使用正则集合卡尔曼滤波获得  $k-\omega-\gamma$ -Ar 模型时间尺度修正项后验分布,并建立从流场平均量到修正项的智能映射关系,实现了转捩模型对翼型预测性能的提升,如图 10 所示; Duraisamy 等<sup>[55]</sup>基于  $\gamma$  方程

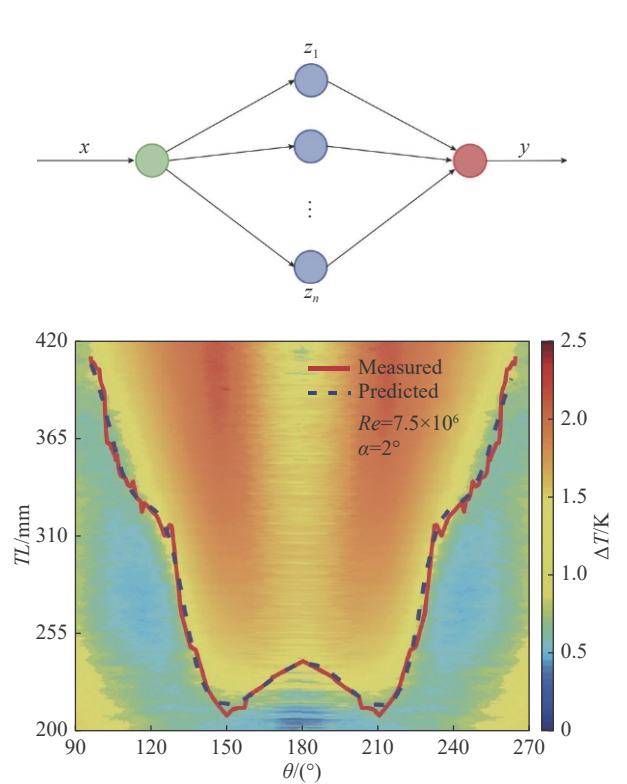
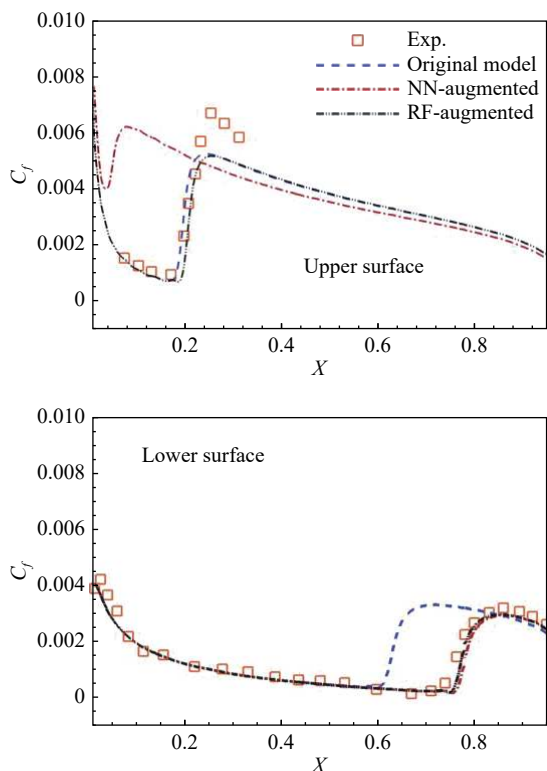
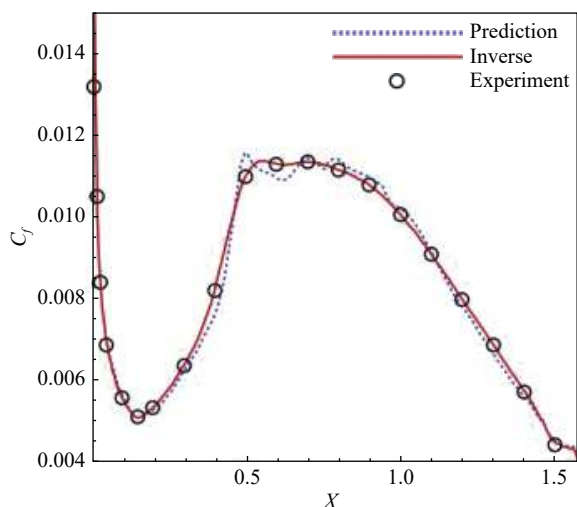


图 9 单层神经网络示意图及高超声速尖锥周向转捩位置预测<sup>[53]</sup>

Fig. 9 Sketch of the neural network (NN) and the predicted transition front for a hypersonic sharp cone<sup>[53]</sup>

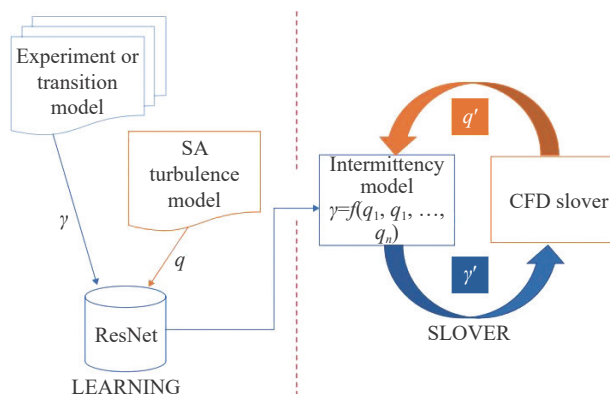
图 10 NACA0012 转捩  $C_f$  智能预测<sup>[54]</sup>Fig. 10 Distributions of  $C_f$  for NACA0012<sup>[54]</sup>

转捩模型, 利用神经网络和高斯过程重构了  $\gamma$  输运方程源项, 改善了模型对于 T3 系列平板的预测精度, 如图 11 所示。张天鑫等<sup>[56]</sup> 基于流场反演和机器学习方法拓展了原始  $\gamma-Re_\theta$  转捩模型对高超声速边界层转捩的预测能力, 采用卡尔曼滤波及随机森林方法完成了模型启动项及参数修正, 并在变雷诺数、来流温度及钝度的钝锥算例中进行了充分验证。在符号主义的智能建模方面, 赵耀民等<sup>[57]</sup> 对基因表达式编程的湍流智能建模进行了详细全面的整理归纳, 亦提及

图 11 T3C1 平板的反演及预测结果<sup>[55]</sup>Fig. 11 Skin friction prediction for T3C1<sup>[55]</sup>

Akolekar 等<sup>[58]</sup> 在转捩建模中的工作, 对层流动能转捩模型中的层流黏性系数进行了修正, 实现了叶栅分离诱导转捩的准确模拟。上述智能转捩研究仍以数据驱动为主, 即采用修正目标的典型工况数据为驱动, 对转捩模型控制方程的源项或系数进行智能修正或重构, 与经典模型的修正方法类似。

第三个领域是采用人工智能相关方法, 直接构建数据驱动的转捩替代模型。由于大多数替代模型是直接基于大量转捩相关数据驱动的, 并且模型并不显含描述转捩过程的相关物理机理, 因此该类人工智能转捩模型被称为黑箱模型。该类模型通常采用神经网络算法构建复杂代数模型, 用以替代现有转捩模型, 并耦合至现代 CFD 中, 实现传统转捩模型预测水平的高效转捩流场模拟。例如, 郑天韵等<sup>[59]</sup> 以 SST- $\gamma-Re_\theta$  模型的大量零压力梯度自然转捩平板的计算结果作为训练数据, 利用深度残差网络重构了当地平均量与间歇因子  $\gamma$  之间的映射, 发展了一种较为高效的人工智能转捩替代模型, 如图 12 所示。吴磊等<sup>[60]</sup> 以 SST- $\gamma$  转捩模型的数值模拟结果为训练测试集, 建立从平均流场信息到转捩间歇因子  $\gamma$  的人工神经网络映射, 并与 RANS 求解器耦合, 实现了多种翼型下转捩位置的预测与转捩流场的模拟, 取得了较好的泛化效果, 如表 2 所示。数据驱动的黑箱替代模型的泛化性能, 很大程度上受训练数据的转捩主导模态、输入判据形式、来流工况等系列因素限制, 难以做到普适。同时由于转捩物理过程的高度复杂性, 基于物理约束的灰箱、白箱智能转捩建模, 目前还在研究当中, 未广泛见诸文献。

图 12 残差神经网络转捩建模框架<sup>[59]</sup>Fig. 12 The residual neural network (ResNet) transition modeling framework<sup>[59]</sup>

第四个领域是数据驱动线性稳定性预测方法。 $e^N$  方法是基于线性稳定性理论的一种转捩预测方法, 基本理念是边界层内各种频率和空间波数的扰

表 2 模型训练、测试算例<sup>[60]</sup>

Table 2 Training and test cases<sup>[60]</sup>

| 算例      | AOA / (°) | Ma    | Re/10 <sup>6</sup> | 翼型        |
|---------|-----------|-------|--------------------|-----------|
| 训练集     |           |       |                    |           |
| D1/D2   | 6.23      | 0.227 | 1.9/4.9            | NACA2418  |
| D3/D4   | 1.53      | 0.391 | 1.9/4.9            | NACA2418  |
| D5/D6   | 4.66      | 0.425 | 1.9/4.9            | NACA2418  |
| D7/D8   | 0.02      | 0.482 | 2.0/5.0            | NACA0012  |
| D9/D10  | 5.85      | 0.361 | 2.0/5.0            | NACA0012  |
| D11/D12 | 3.62      | 0.208 | 2.0/5.0            | NACA0012  |
| 测试集     |           |       |                    |           |
| T1      | 3.76      | 0.518 | 1.90               | A-Airfoil |
| T2      | 7.25      | 0.335 | 1.63               | A-Airfoil |
| T3      | 8.23      | 0.292 | 3.17               | A-Airfoil |
| T4      | 4.22      | 0.548 | 2.37               | NACA0015  |
| T5      | 6.08      | 0.489 | 5.34               | NACA0015  |
| T6      | 9.84      | 0.258 | 3.20               | NACA0015  |

动波进入不稳定区域后，以扰动波幅值放大倍数的  $N$  值曲线分布判断转捩<sup>[61]</sup>。人工智能研究则主要通过采用神经网络等智能算法对  $N$  值进行预测从而判断转捩位置。AI 在  $e^N$  方法的首次应用是 Crouch 等<sup>[62]</sup> 使用流场标量参数和层流速度剖面作为神经网络输入来预测最大不稳定性增长率，如图 13 所示。近期研究主要有 Zafar 和肖恒等<sup>[63-64]</sup> 利用卷积神经网络和循环神经网络，以层流边界层轮廓特征和其他标量特征为输入，实现对二维翼型绕流不稳定放大因子  $N$  以及转捩位置的预测，如图 14 所示。综合预测误差小于 0.7%，预测效率比 LST 提升了 3~4 个量级，同时方法展现出强大的适用性。

本团队主要在第二、第三领域开展了智能转捩建模研究，即转捩模型性能的智能提升以及基于人工智

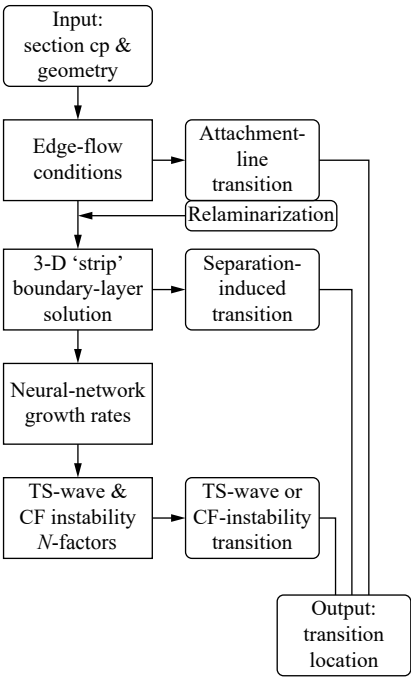


图 13 计算流程图<sup>[62]</sup>

Fig. 13 Flow diagram for estimating transition location<sup>[62]</sup>

能算法的智能替代模型。在团队前期开发的适用于高速边界层转捩模拟的  $C\text{-}\gamma\text{-}Re_\theta$  模型<sup>[65-66]</sup> 基础之上，着眼于模型性能在特定工况、模态的提升以及转捩模型的智能高效替代两个方面。 $C\text{-}\gamma\text{-}Re_\theta$  模型基于稳定性理论、实验与 DNS 数据和转捩准则多层次融合的建模思想，建立充分考虑可压缩、横流、粗糙度等因素的高超转捩准则与预测模型，对于三维复杂外形高速转捩具有良好的模拟能力<sup>[67]</sup>。模型在升力体<sup>[61,68]</sup>、圆锥<sup>[69-70]</sup>、椭锥<sup>[65]</sup> 等系列工况中得到了全面验证。

在转捩模型的高超声速修正以及模型性能的智能提升方面，主要以特定工况与模态下原模型预测能力的不足进行针对性地改善。本研究团队<sup>[71]</sup> 针对

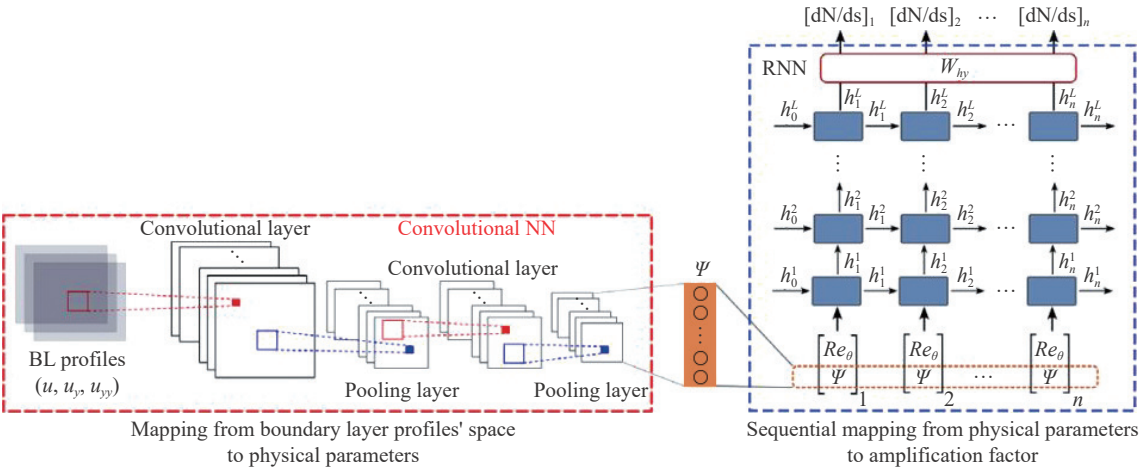


图 14 神经网络转捩建模计算方法<sup>[64]</sup>

Fig. 14 Proposed neural network for transition modeling<sup>[64]</sup>

$C\text{-}\gamma\text{-}Re_\theta$  模型在尖锥高超声速飞行试验工况下的迎风面中心线区域 Mack 模态预测能力不足的问题,建立了转捩预测与飞行试验实测数据偏差深度神经网络

映射,完成了飞行试验工况转捩热流修正,并推广至全弹道及其他外形飞行试验,使转捩模型在多模态共同影响下的预测能力更加精准,如图 15 所示。

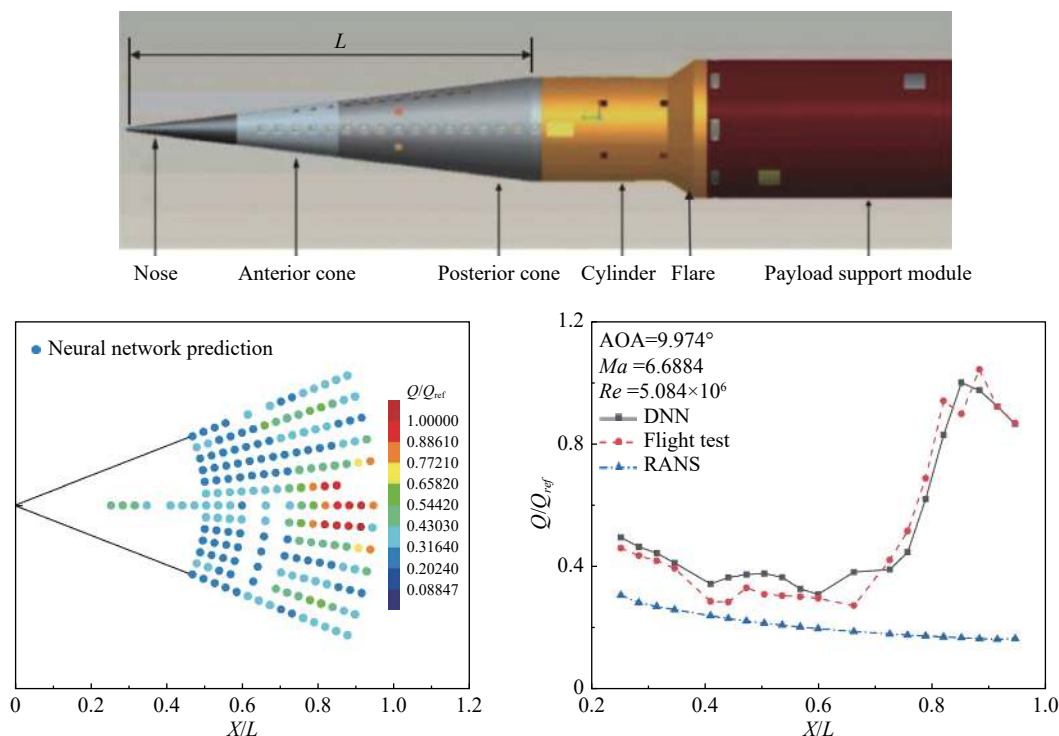


图 15 人工智能算法对  $C\text{-}\gamma\text{-}Re_\theta$  模型飞行试验工况的修正<sup>[71]</sup>

Fig. 15 AI modified  $C\text{-}\gamma\text{-}Re_\theta$  model under a flight test condition<sup>[71]</sup>

在智能替代模型研究领域,同样以  $C\text{-}\gamma\text{-}Re_\theta$  转捩模型为方法、数据基础,旨在采用机器学习方法建立更加高效的替代模型。本研究团队针对三维边界层转捩预测需求,建立了基于深度神经网络的“层流-转捩-湍流”三维预测模型,并与 SST 湍流模型耦合,对 CFD 求解平台中的转捩模块进行了智能替代,实现了亚跨声速条件下多种外形状态的三维边界层转捩高效预测,展示出智能转捩模型广阔的工程应用前景,如图 16、图 17 所示<sup>[50]</sup>。

### 3.3 湍流建模

根据 NASA 报告《CFD Vision 2030 Study》,RANS 方法直到 2030 年仍然将是湍流计算依赖的主要手段<sup>[72]</sup>。然而,被广泛应用的线性涡黏模型(S-A 模型、 $k\text{-}\omega$  模型、SST 模型等)对于大分离、非稳态等复杂流动仍难以实现较好的预测精度。纵观过去近二十年的发展可以发现,尽管传统湍流模型取得一些进展,但对于大分离等经典难题仍难以实现质的突破和提升。湍流建模亟需从新视角借助新手段打破现有研究模式的局限性。随着人工智能技术的迅速崛起,在过去不足十年的发展过程中,基于机器学习方法的湍

流建模研究工作和相关成果几乎成指数形式的爆发,成为当前流体力学、空气动力学研究的热点之一。综合而言,这些工作包含了二维、三维几何外形在不同速度条件下的附着和分离流动,主要可分为以下两个方面:1)对传统湍流模型的改善。研究者基于高可信度 CFD 或实验数据通过机器学习方法提升传统模型对分离流等算例的预测精度,如图 18 所示。其思路大致有两种:一种是通过改变模型的控制方程形式,如乘以修正系数或给方程增加源项。例如,Duraisamy 和 Singh 等<sup>[73-75]</sup>将反演模型和机器学习结合起来重构更好的湍流及转捩模型的函数表达式;另一种是在 RANS 模型基础上构造偏差函数,然后将 RANS 模型和偏差函数的计算结果叠加作为最终的雷诺应力值。清华大学张宇飞团队基于不同建模方法也开展了相关研究<sup>[76-78]</sup>。例如,Xiao 等<sup>[79-83]</sup>提出了物理嵌入的机器学习(physics-informed machine learning, PIML)概念,强调了机器学习中包含物理知识的重要性。2)直接构建雷诺应力或亚格子应力的替代模型。例如,Ling 等<sup>[84]</sup>提出张量神经网络学习非线性湍流模型。Novati 等<sup>[85]</sup>基于多智能体强化

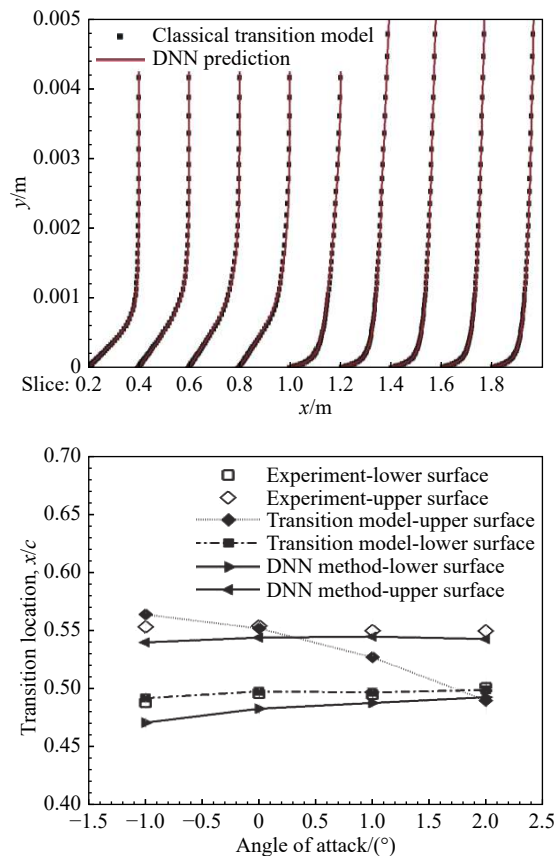


图 16 智能替代模型预测平板转捩及翼型转捩<sup>[50]</sup>

Fig. 16 Intelligent substitution model for predicting 3D boundary layer transition of plate and airfoil<sup>[50]</sup>

学习获得亚格子应力的封闭方法;西北工业大学张伟伟团队开展了高雷诺数湍流的涡黏封闭建模研究<sup>[86-89]</sup>;南方科技大学王建春团队基于神经网络研究

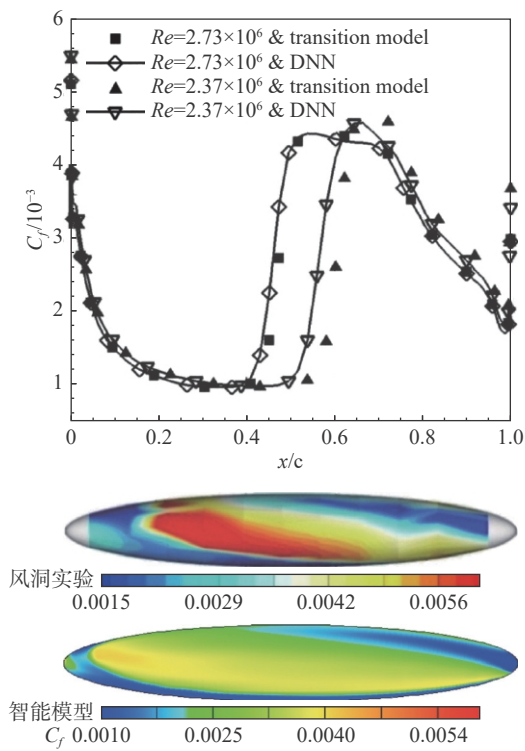


图 17 智能替代模型预测后掠翼和椭球标模三维边界层转捩<sup>[50]</sup>

Fig. 17 Intelligent substitution model for predicting 3D boundary layer transition of swept wings and ellipsoidal<sup>[50]</sup>

了亚格子应力及相关变量的建模方法及在可压缩湍流模拟中的应用<sup>[90-92]</sup>; Weatheritt 等<sup>[93-94]</sup>和北京大学赵耀民团队<sup>[95]</sup>基于符号回归学习显式表达的非线性模型。更多数据驱动湍流建模的研究工作可参考综述文献<sup>[96-99]</sup>。

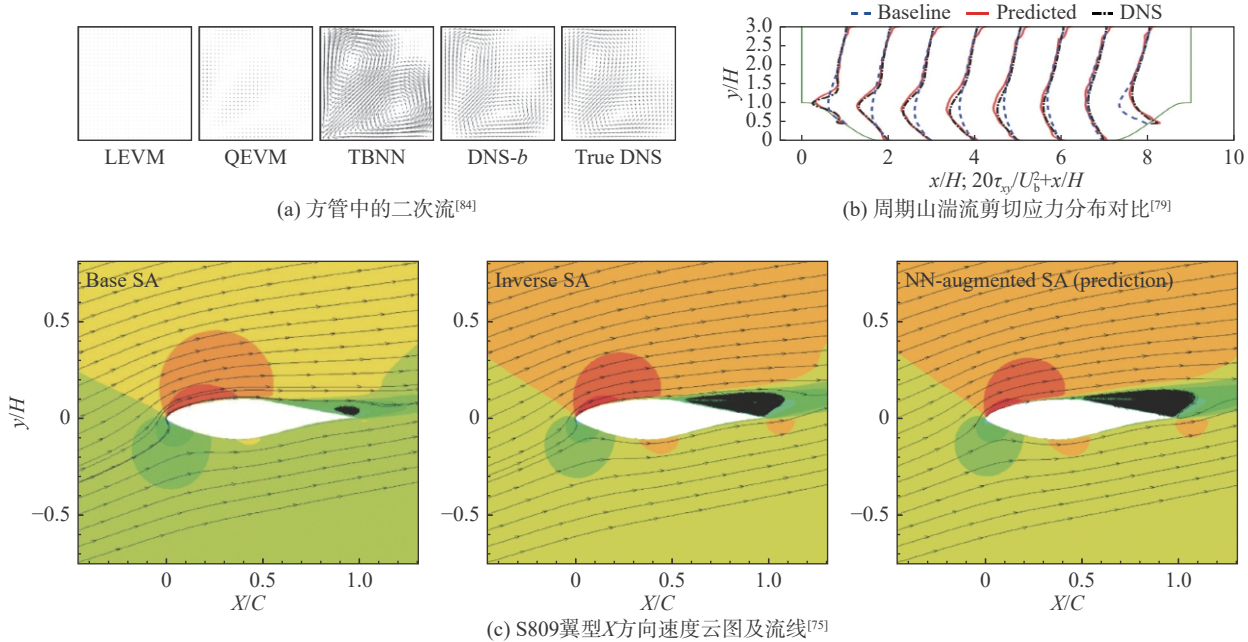


图 18 基于机器学习的湍流建模研究

Fig. 18 Research on turbulence modeling based on machine learning

目前, 现有的研究工作针对简单构型的中/低雷诺数湍流或低速流动已取得令人鼓舞的成果, 但面向含激波/湍流边界层干扰等复杂流动现象的高速可压缩湍流的智能化建模研究还相对较少。Wang 等<sup>[80]</sup>基于冻结假设预测了高超声速平板湍流边界层中雷诺应力。本团队近期初步开展了针对雷诺应力偏差量的隐式表达形式-涡黏修正量的机器学习建模工作, 尝试改善经典湍流模型对压缩拐角算例的预测结果, 目的主要是探索建模策略的有效性和收敛性。本工作采用 24°偏折角的压缩拐角标准算例作为研究对象,  $Ma = 2.89$ ,  $Re_\infty = 5\,581.4\text{ mm}^{-1}$ , 平板边界层厚度为 6.7 mm。所采用的网格大小为  $2\,160 \times 160$ , 其中物面第一层网格高度为  $1 \times 10^{-5}\text{ mm}$ , 对应的  $y^+$  约为 0.64, 计算域如图 19 所示。考虑到 SST 模型预测的分离区明显偏大, 本工作采用 BSL 模型, 其控制方程形式为:

$$\frac{\partial \rho k}{\partial t} + \frac{\partial \rho u_j k}{\partial x_j} = P_k - \beta^* \rho \omega k + \frac{\partial}{\partial x_j} \left[ (\mu + \sigma_k \mu_t) \frac{\partial k}{\partial x_j} \right] \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \rho \omega}{\partial t} + \frac{\partial \rho u_j \omega}{\partial x_j} = & \gamma P_\omega - \beta \rho \omega^2 + 2\rho(1 - F_1)\sigma_\omega \frac{1}{\omega} \frac{\partial k}{\partial x_j} \frac{\partial \omega}{\partial x_j} + \\ & \frac{\partial}{\partial x_j} \left[ (\mu + \sigma_\omega \mu_t) \frac{\partial \omega}{\partial x_j} \right] \end{aligned} \quad (2)$$

$$v_t = a_1 k / \omega \quad (3)$$

上述方程中,

$$P_k = \mu_t \left( \frac{\partial u_i}{\partial x_j} + \frac{\partial u_j}{\partial x_i} \right) - \frac{2}{3} \rho k \delta_{ij} \frac{\partial u_i}{\partial x_j} \quad (4)$$

$$P_\omega = \rho \frac{\partial u_i}{\partial x_j} \left( \frac{\partial u_i}{\partial x_j} + \frac{\partial u_j}{\partial x_i} \right) - \frac{2}{3} \rho \omega \delta_{ij} \frac{\partial u_i}{\partial x_j} \quad (5)$$

模型的相关参数可参考文献 [100]。

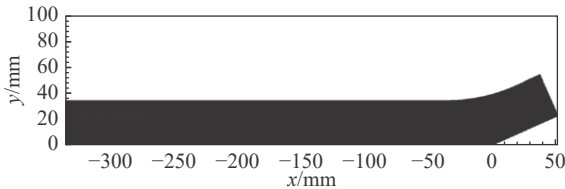


图 19 压缩拐角计算网格

Fig. 19 Grid for compression corner

根据 Wu 等的研究, 如果显式表达形式的雷诺剪切应力存在误差, 那么在 N-S 方程迭代过程中时均场误差迅速增大<sup>[101]</sup>, 最终造成求解失败。目前主流的解决方法是构建湍流相关量的机器学习模型, 然后基于冻结假设采用单向传值的方式直接将模型预测结果赋值到方程右端。然而, 这种方法在工程应用中的

局限性较大。由于 DNS 计算的雷诺应力、时均速度场与 RANS 求解器不自洽, 因此无法直接基于 DNS 数据构建机器学习模型, 必须采用恰当的数据融合方法。本工作通过基于最小二乘法的线性涡黏反算  $v_t^{\text{inv}} = -a_{ij}^{\text{DNS}} S_{ij}^{\text{BSL}} / (2S_{ij}^{\text{BSL}} S_{ij}^{\text{BSL}})$  和加权平均  $v_t^k = \lambda v_t^{\text{BSL},k} + (1 - \lambda) v_t^{\text{inv}}$  实现 DNS 雷诺应力与 RANS 时均场的融合。

通过上述基于最小二乘的涡黏反算方法实现了 DNS 数据与 RANS 求解器的相容性处理, 保证了数据的自洽性, 因此获得了具有建模可行性的数据样本。基于这些样本采用神经网络构建 RANS 湍流模型的修正模型。采用的机器学习模型架构为 (16, 16, 16, 16, 1) 的全连接神经网络。构建模型所采用的输入为流场时均变量的组合形式, 如表 3 所示, 其中  $p$ 、 $\rho$ 、 $\mathbf{u}$ 、 $\mu$  分别表示压力、密度、速度矢量和动力黏性,  $k$ 、 $\varepsilon$ 、 $\omega$  分别表示湍动能、耗散率和比耗散率,  $\mathbf{S}$  和  $\mathbf{R}$  分别表示应变率张量和旋转率张量,  $\|\cdot\|_2$  表示二范数,  $\text{abs}$  表示取绝对值,  $\text{tr}$  表示求迹。模型的输出为反算优化后的涡黏与基础模型 (baseline model, BSL) 模型计算的涡黏之间的偏差  $\Delta \mu_t$ 。模型训练过程采用的损失函数为考虑正则化、L1 范数和近壁区雷诺应力约束的均方误差。

$$\text{Loss} = \text{MSE} + \lambda_1 \|\mathbf{w}\|_1 + \lambda_2 \|\mathbf{w}\|_2 + \lambda_3 (\|\tau_{\text{label}}^{\text{uv}} - \tau_{\text{ML}}^{\text{uv}}\|_2) \quad (6)$$

其中, 均方误差定义为  $\text{MSE} = \left[ \sum_i^N (y_i - f_i)^2 \right] / N$ ,  $y$  和  $f$  分别表示标签值和模型预测值,  $\mathbf{w}$  表示权重,  $\tau^{\text{uv}}$  表示湍流黏性剪切应力。

表 3 采用的输入特征  
Table 3 The adopted input features

| 特征    | 名称   | 符号                                                                                              |
|-------|------|-------------------------------------------------------------------------------------------------|
| $Q_1$ | 压力梯度 | $\left\  \frac{\partial p}{\partial \mathbf{n}} \right\ _2 / (\rho^2 \ \mathbf{u}\ _2^3 / \mu)$ |
| $Q_2$ | 涡黏   | $(k/\omega) / [\text{abs}(k/\omega) + \mu]$                                                     |
| $Q_3$ | 湍动能  | $k / (k + \mu \ \mathbf{S}\ _2)$                                                                |
| $Q_4$ | 旋转率迹 | $\text{tr}(\mathbf{R} / (\ \mathbf{S}\ _2 + \text{abs}(\varepsilon/k)^2))$                      |
| $Q_5$ | 应变率迹 | $\text{tr}(\mathbf{S} / (\ \mathbf{S}\ _2 + \text{abs}(\varepsilon/k)^2))$                      |

模型训练前将数据随意打乱, 选取其中的 4/5 作为训练数据, 剩余的 1/5 作为验证集。训练过程在 Pytorch<sup>[102]</sup> 上实现, 所采用的学习率及优化算法等参数如表 4 所示。

模型训练后将其集成至风雷求解器, 实现机器学习模型与 RANS 求解器的双向耦合迭代。图 20 表示耦合机器学习模型的 RANS 求解器的收敛过程演化

表 4 模型训练的参数设置

Table 4 Parameters of model training

| 参数          | 值                  |
|-------------|--------------------|
| 批数量         | 64                 |
| 优化器         | Adamax             |
| 学习率         | ReduceLROnPlateau  |
| $\lambda_1$ | $5 \times 10^{-6}$ |
| $\lambda_2$ | $5 \times 10^{-5}$ |
| $\lambda_3$ | $5 \times 10^{-3}$ |

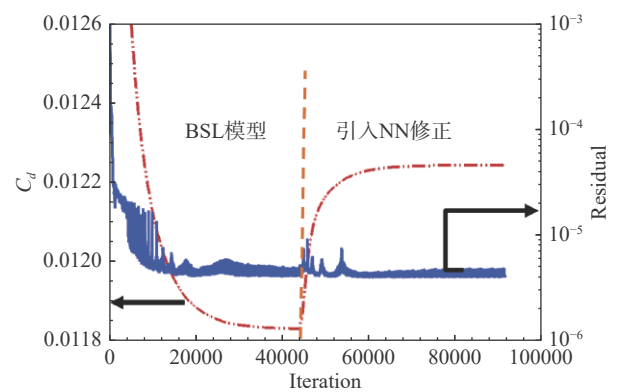


图 20 耦合机器学习模型的 RANS 求解器的收敛过程

Fig. 20 Convergence of RANS solver coupled with machine learning model

图。从图中可以看出，经过大约 44 000 步迭代后 BSL 模型的阻力系数已基本收敛，残差在 $4 \times 10^{-6}$ 和 $5 \times 10^{-6}$ 之间小幅震荡。引入神经网络模型开始修正后，阻力系数经过大约 20 000 步迭代后实现再次收敛。值得一提的是，N-S 方程的残差基本保持不变，说明神经网络模型的嵌入并未破坏求解器的收敛性，从而验证了所提出建模策略具有双向耦合可行性。

图 21 为三种计算方式得到的压力系数及摩擦阻力系数分布对比。可以看出，引入神经网络模型修正后，激波位置后移，与 DNS 计算结果基本吻合。表 5 对比了不同计算方法的分离泡信息发现，神经网络辅助的 BSL 模型预测的分离泡大小将 BSL 模型的计算结果从 5.49 $\delta$ 减小为 4.84 $\delta$ ，精度提高了 15% 左右。图 22 和图 23 分别表示神经网络修正后的不同站位点处和不同壁面距离处的速度型对比。从灰色虚线框中可以看出，近壁处分离区内的速度型在一定程度上得以改善。

3.4 多源数据融合

高精度的气动数据是飞行器总体设计的依据，是确保飞行器研制成功的基本前提和重要保障。获取气动数据的空气动力学研究三大手段(数值计算、风洞试验和飞行试验)各有优缺点，单一研究手段难以

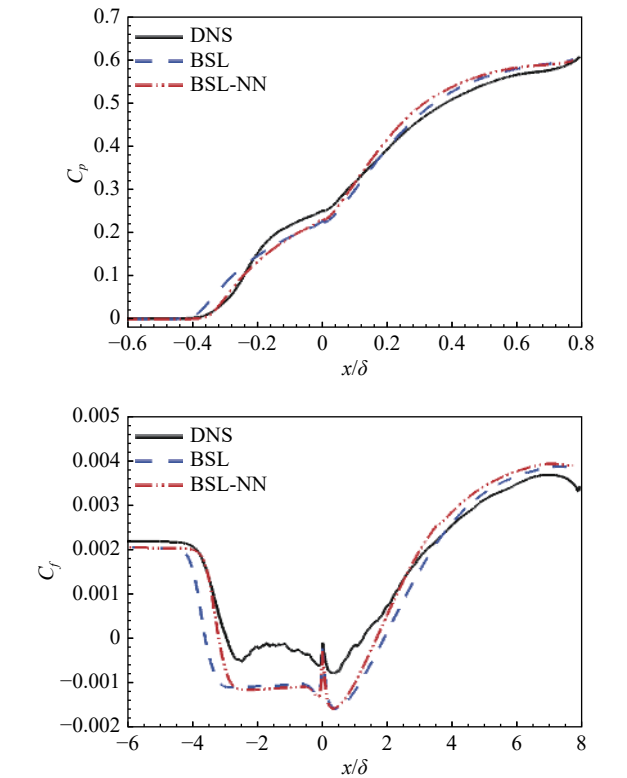


图 21 神经网络修正前后的压力系数及摩擦阻力系数对比

Fig. 21 Comparison of pressure coefficient and skin friction coefficient

表 5 不同计算方法的结果汇总

Table 5 Results of different computation methods

| 计算方法   | 分离点位置( $x/\delta$ ) | 附着点位置( $x/\delta$ ) | 分离泡大小( $\delta$ ) |
|--------|---------------------|---------------------|-------------------|
| DNS    | -2.93               | 1.25                | 4.18              |
| BSL    | -3.60               | 1.89                | 5.49              |
| BSL-NN | -3.19               | 1.65                | 4.84              |

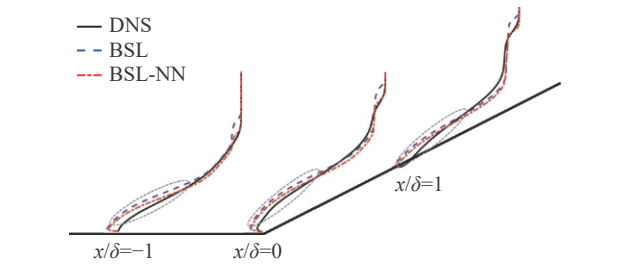


图 22 神经网络修正后的不同站位点处的速度型对比

Fig. 22 Comparison of velocity profiles at different monitoring points

准确预测飞行器气动特性，在工程上需要融合多手段多来源的数据，以得到对气动特性较为准确和完善的描述<sup>[103]</sup>。但是，气动数据的融合与传统信息领域的数据融合存在一定差异，主要体现在传统信息领域的数据融合隐含了“多源数据都源于同一对象，对应的理论真值相同”这一条件。而在空气动力学研究中，

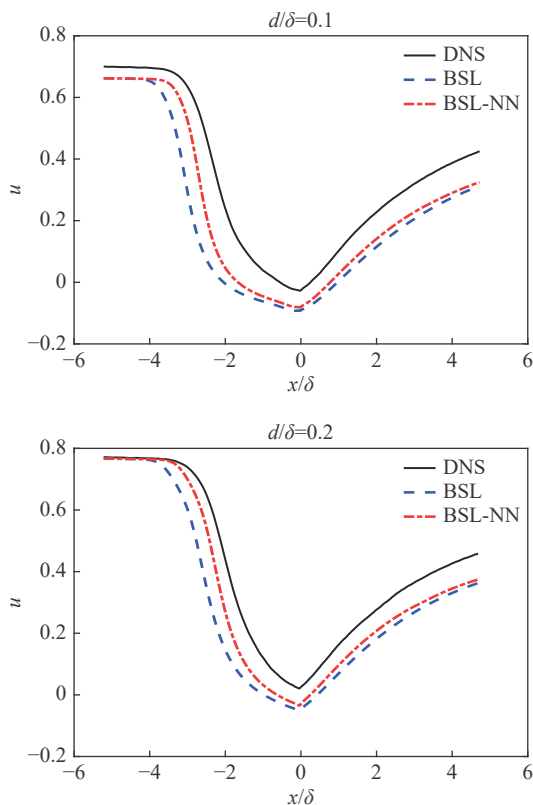


图 23 神经网络修正后的不同壁面距离处的速度沿流向分布对比

Fig. 23 Comparison of horizontal velocity along the x-axis at the same wall distance

不同研究手段所研究的物理对象通常是不同的,如风洞试验采用的是缩比模型,CFD 数值计算对象通常是刚体模型,飞行试验的对象则是真实飞行器,这三种情况下的气动力真值理论上是不相同的,因而此时的数据融合还需考虑不同来源数据之间的数据关联与同化问题,如图 24 所示,可采用的方法主要包括:选取关联参数的方法(亦称为 Scaling 方法)<sup>[104-105]</sup>,对差量或比值建立模型进行融合的方法<sup>[106]</sup>,Cokriging 方法<sup>[107]</sup>和基于深度神经网络的融合方法。基于深度神经网络的融合方法又主要包括基于迁移学习的融合方法<sup>[108]</sup>和基于多可信度神经网络(multi-fidelity neural network, MFNN)的融合方法<sup>[109]</sup>,其中迁移学习方法是针对具有大量数据样本的数据来源(通常认为是易于获取的低可信度数据)进行神经网络模型训练,然后将训练好的模型迁移至目标任务,即针对另一来源的数据(通常采用获取成本较高的高可信度数据)进行模型系数的微调,从而将低可信度数据的规律蕴含在神经网络模型中且又融入高可信度数据的信息,从而实现了两种来源数据的融合。

除了上述融合分类方法,按照融合对象数据抽象层次的不同,又可将数据融合分为数据级、特征级和决策级的数据融合,详细论述可参考文献<sup>[110-111]</sup>。

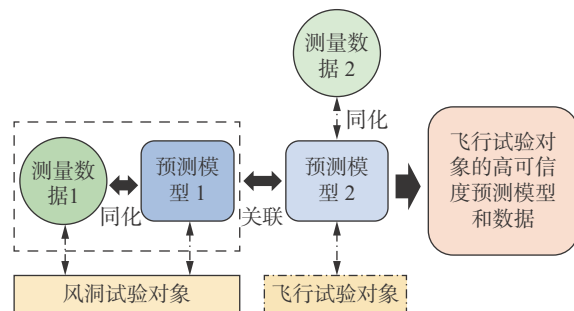


图 24 气动数据关联融合示意图

Fig. 24 Illustration of aerodynamic data correlation and fusion

在气动研究中,直接针对不同来源气动数据的融合属于数据级的融合,而对数据进行本征正交分解(proper orthogonal decomposition, POD)、动力学模态分解(dynamic mode decomposition, DMD)等特征提取后,在模态特征层次进行融合,则属于特征级融合<sup>[112-113]</sup>。文献<sup>[114]</sup>针对 2.4 m 暂冲型跨声速风洞的高精度流场控制问题,提出了一种基于已有工况模型与新工况模型融合的方法,使马赫数精度达到 0.001 的水平,这属于决策级的融合。基于随机森林、集成学习的气动建模方法在一定程度上也可以视为决策级的融合问题<sup>[115]</sup>。

数据融合的核心是融合准则,目前常用的融合准则包括基于数据方差的加权融合准则、贝叶斯融合准则、基于模型相关度的融合准则、基于 D-S 证据理论的融合准则、基于高斯过程的融合准则、基于卡尔曼滤波的融合准则等。近年来,基于神经网络的数据融合方法发展较快,其核心是将数据融合视为一种复杂的非线性映射机制,通过神经网络的方法来对这种机制和内蕴融合原则进行学习和模拟,例如上面提到的 MFNN 已在工程上已得到了应用验证<sup>[116]</sup>。近期 Meng 等进一步提出了一种新的贝叶斯神经网络框架,可训练带噪声的多精度数据,并证明该方法可以自适应地捕捉多种保真度之间的线性和非线性关系,进一步减少数据的不确定性<sup>[117]</sup>。

我们结合如下典型算例对 MFNN 进行了实现,并分析了高可信度数据噪声和低可信度数据噪声( $\sigma = 0.1$ )对融合结果的影响,如图 25。

$$y_l = (x - \sqrt{2}) \sin^2(8\pi x) + x - 2; y_h = y_l - x + 2 + v; v \sim N(0, \sigma^2) \quad (7)$$

从图中可以看到,低可信度数据中的噪声对融合结果影响不大(图 25(a)),当高可信度数据较少(9 个点)时,高可信度数据中的噪声会对融合结果造成较大影响(图 25(b));而当高可信度数据量较大(101 个点)时,噪声的影响反而下降(图 25(c))。这是由于深

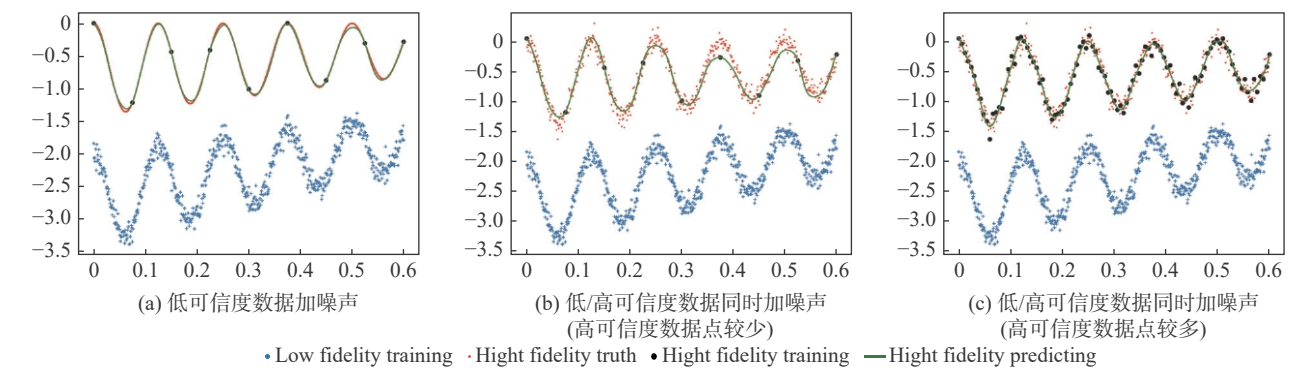


图 25 MFNN 中数据噪声对融合结果的影响

Fig. 25 Effect of data noise on fusion result in MFNN

度网络会优先学习数据中的低频部分。具体来说，当训练数据量较少时，原始数据和噪声数据具有相似的频率，这导致融合网络将两者特征一并学习；而当训练数据量较大时，原始数据和噪声数据可以明显得分为低频和高频部分，从而根据深度学习的频率原则，所构建的融合网络会优先学习低频原始数据，使其预测输出具有更强的鲁棒性。

拓展 MFNN 使其适应非定常气动数据的多输入和多输出数据结构，然后利用该网络对某翼型的非定

常 CFD 和风洞试验气动数据进行融合。具体而言，将 CFD 数据作为低保真度数据，而将风洞试验数据作为高保真度数据进行融合。选取缩减频率为 0.02、0.04、0.08 的非定常气动数据集作为训练集，并将缩减频率 0.06 的数据集作为测试集，结果如图 26 和表 6 所示。同时，我们利用 LSTM 直接对风洞试验数据进行非定常气动建模，并将其结果与 MFNN 融合结果进行了对比。可以看到，基于 MFNN 的非定常气动数据融合精度显著优于 LSTM 方法的预测精度。

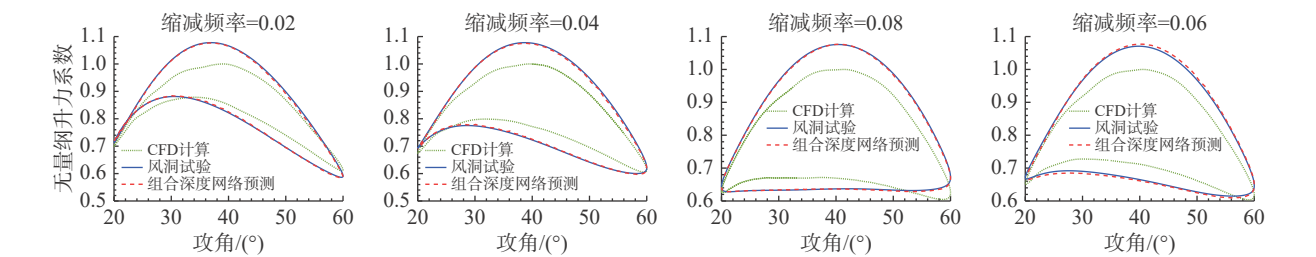


图 26 基于 MFNN 的非定常气动数据融合结果

Fig. 26 Fusion results of unsteady aerodynamic data based on MFNN

表 6 基于 MFNN 的非定常气动数据融合结果与 LSTM 预测结果对比

Table 6 Fusion result comparison of unsteady aerodynamic data based on MFNN and LSTM

| 缩减频率 | 平均相对误差/% |        |
|------|----------|--------|
|      | MFNN     | LSTM   |
| 0.02 | 0.3040   | 6.9864 |
| 0.04 | 0.3729   | 1.8711 |
| 0.06 | 0.6088   | 4.1397 |
| 0.08 | 0.2456   | 7.8936 |

3.5 气动力/热建模

人工智能求解气动性能的方法主要分为两类：一类是数据驱动的有监督神经网络方法；另一类是物理驱动的无监督学习方法。数据驱动方面，Ladicky 等<sup>[118]</sup>采用回归森林(regression forests, RF)方法成功

对非定常流场气动性能进行预测，大大提高了数值计算效率。Guo 等<sup>[28]</sup>采用卷积神经网络(CNN)方法对二维和三维层流建模并进行流场预测，在保证较低错误率的前提下，其计算效率分别比基于 GPU 加速和传统 CPU 的 CFD 解算器提升了 2~4 个数量级。Wang 等<sup>[119]</sup>采用生成对抗网络对翼型压力系数进行了智能预测，计算效率提升 3 个数量级，同时误差控制在 3% 以内。Sekar 等<sup>[120]</sup>提出一种快速预测翼型流场的深度神经网络方法，在二维定常层流流场预测中取得了较好的效果。Fukami 等<sup>[37]</sup>提出了基于机器学习的湍流场超分辨率重建方法。物理驱动方面，以 Raissi 等<sup>[121-123]</sup>引入物理嵌入的神经网络(PINN)为代表，PINN 求解偏微分方程，通过特定流场的若干观测值对神经网络进行训练，以控制方程作为约束，并不需要引入边界条件就可实现对特定区域的流场

预测,其通过在损失函数中引入偏微分方程作为约束条件,仅用少量数据就可以完成模型训练。Zhu<sup>[124]</sup>和 Geneva<sup>[125]</sup>等采用卷积编码-解码神经网络模型对偏微分方程进行了数值求解,利用CNN卷积核表示高维流场数据,大幅降低求解难度,同时在代价函数中融合边界条件与控制方程,从而减少了对于数据的依赖程度。更多关于数据驱动方法赋能气动力和气动热建模的工作可参见文献[126-127]。

目前已有多种气动智能建模方法在不同应用中取得了较好的效果。但是这些方法仍然存在一些问题:1)各类方法预测得到的不同气动参数精度差异较大;2)已有方法的研究基本聚焦于特定外形和特定场景,对于外形和应用场景的泛化能力不够;3)大多数工作仅采用均方误差作为代价函数,忽略物理约束。产生这些问题的原因主要包括以下几个方面:1)大多数方法采用相同的网络结构直接预测不同的气动参数,缺乏对不同气动参数差异性的刻画和表示;2)用于训练模型的气动数据库通常较小,通常仅在特定外形的不同飞行状态进行数值模拟获得训练样本;3)对于物理机理的凝练和抽象不够,导致方法无法满足某些显而易见的物理规律。

### 3.5.1 气动力智能建模

为解决这些问题,实现飞行器气动特性的快速精确预测,本团队近期开展了一种多任务气动性能智能建模方法,设计了基于多任务学习的神经网络(multi-task learning neural network, MTLNN)模型,在 MTLNN 模型基础上,提出了内嵌物理知识的 PIMTLNN 模型,并面向战术导弹开展了模型验证。由于 PIMTLNN 模型引入了气动特性参数之间的物理机理,模型对训练样本数量的依赖程度降低,可以进一步节约数据获取成本,为气动优化设计提供有力工具。

模型分为两个模块:用于提取共享参数的共享层和预测各个任务的特定任务层。由于气动特性参数之间满足一定的物理约束,即法向力系数  $C_N$ 、俯仰力矩系数  $C_{mz}$  和压心位置  $X_p$  满足函数  $f(C_N, C_{mz}, X_p) = 0$ 。将这一公式嵌入神经网络模型中,作为模型训练过程中损失函数中的  $J_p(w, b)$  部分,具体的 PIMTLNN 模型的结构如图 27 所示<sup>[128]</sup>。所涉及的战术导弹采用了 X-X 型结构,正常式气动布局,  $C_N$ 、 $C_{mz}$  和  $X_p$  的物理关系为:  $C_N \cdot X_p + C_{mz} = 0$ 。物理约束的引入,能够减少特定任务层训练的难点,减少训练对数据量的依赖程度,增强模型的泛化能力。

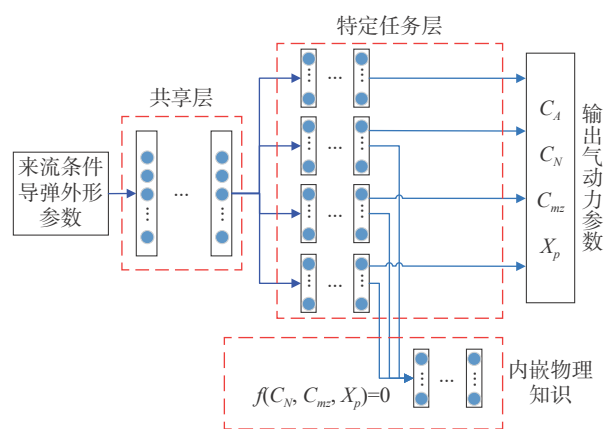
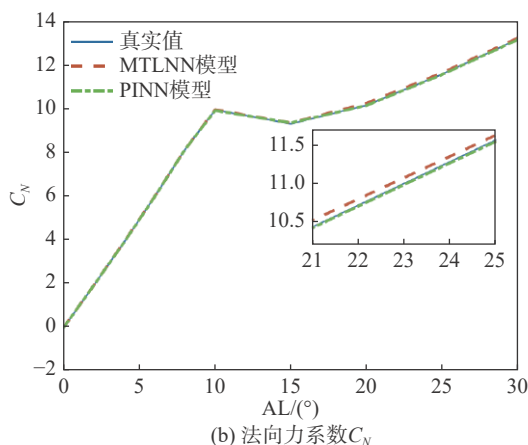
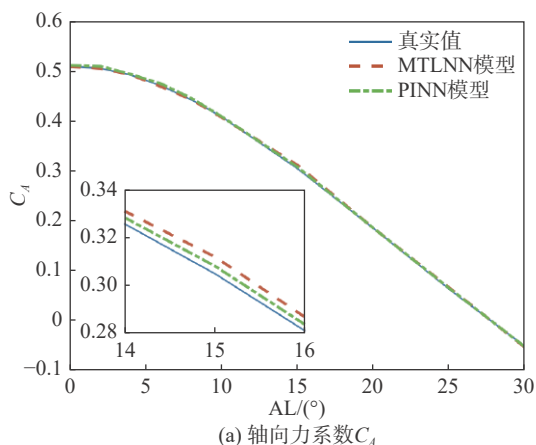


图 27 内嵌物理机理神经网络模型的结构框图<sup>[128]</sup>

Fig. 27 Framework of physics-embedded neural network<sup>[128]</sup>

图 28 展示了本团队提出的两种模型性能,从轴向力系数、法向力系数、俯仰力矩和压心位置的预测结果与 CFD 计算结果的对比来看,MTLNN 和 PIMTLNN 模型的气动性能随迎角变化的趋势与 CFD 计算结果相吻合,但细节图可以看出, PIMTLNN 模型预测结果更接近真实值,表明其在相同数量样本下具有更强的学习能力。



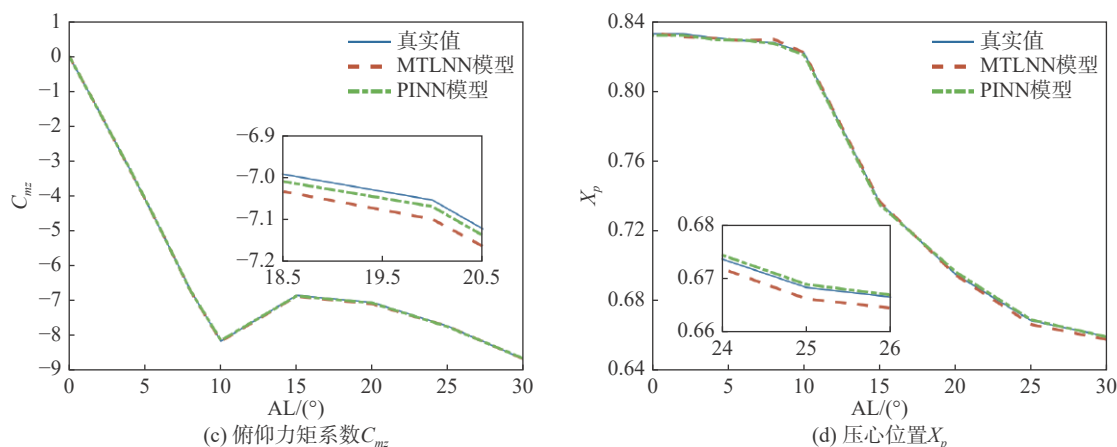


图 28 内插情况下轴向力系数、法向力系数、俯仰力矩系数和压心位置的预测结果<sup>[128]</sup>

Fig. 28 Prediction of axial force coefficient, normal force coefficient, pitching momentum coefficient and pressure center location of interpolation cases<sup>[128]</sup>

基于数据驱动模型预测精度受测试样本集取值范围的影响。测试集在训练集包络范围内, 预测精度会较高; 测试集在训练集包络外, 预测精度会有所降低。为验证模型泛化能力, 本团队对外插情况下的 4 种气动系数进行了预测并与真值比较, 如图 29 所

示。PIMTLNN 模型的预测精度较 MTLNN 模型的预测精度更高。物理机理信息的引入, 使模型具有更强的外插泛化能力。

基于 PINN 模型的预测误差值相对较小,  $C_A$ 、 $C_N$ 、 $C_{mz}$  及  $X_p$  预测结果的均方根误差 (root mean

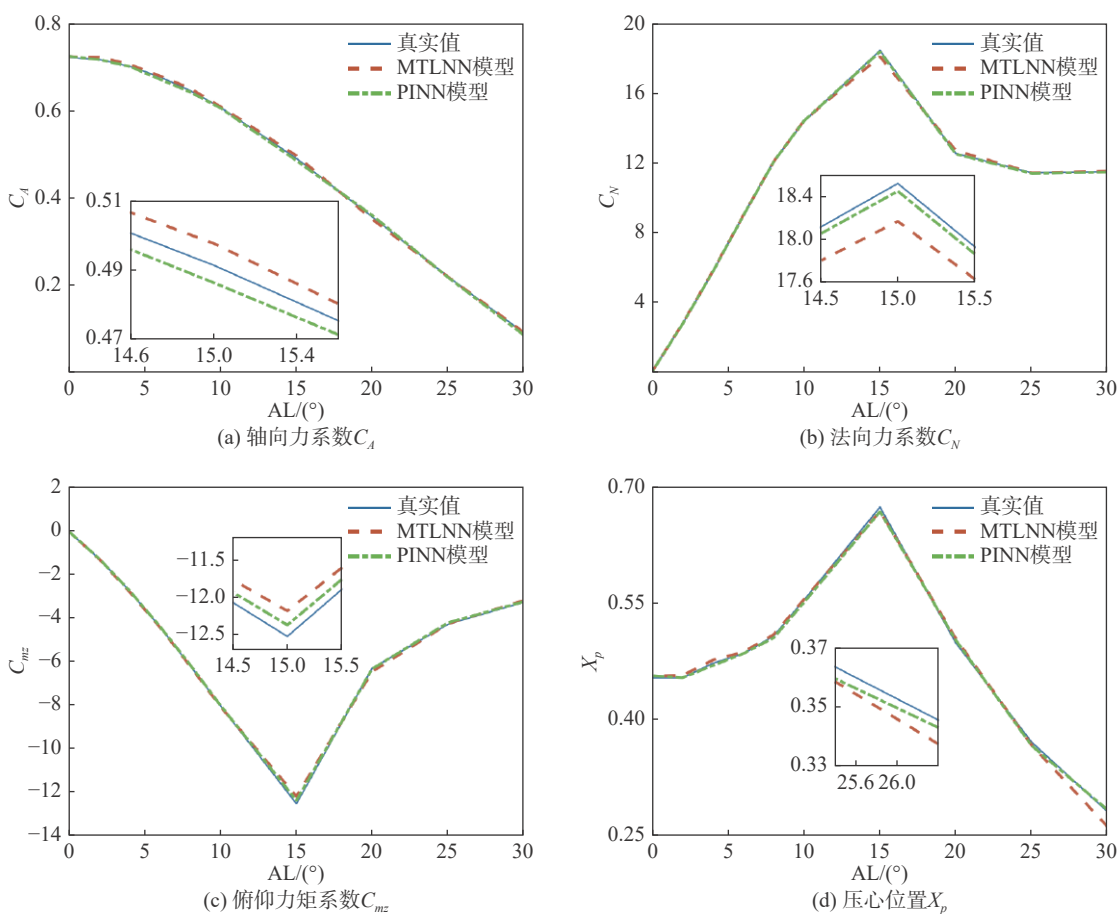


图 29 外插情况下轴向力系数、法向力系数、俯仰力矩系数和压心位置的预测结果<sup>[128]</sup>

Fig. 29 Prediction of axial force coefficient, normal force coefficient, pitching momentum coefficient and pressure center location of extrapolation cases<sup>[128]</sup>

square error, RMSE) 分别为 0.003360、0.031943、0.056021、0.003208, MRE 分别为 0.9956%、0.2415%、0.6392%、0.5904%, 如图 30 所示。可以看出, 两类模型的轴向力系数  $C_A$  的预测精度基本相近, MTLNN 模型的平均相对误差 (Mean Relative Error, MRE) 指标比基于 PINN 的模型略低, 主要是因为 PINN 模型中未考虑  $C_A$  的物理机理, 其他 3 个气动特性参数的训练过程可能影响到模型共享层的部分网络参数, 导致  $C_A$  的预测精度受到一定的影响。

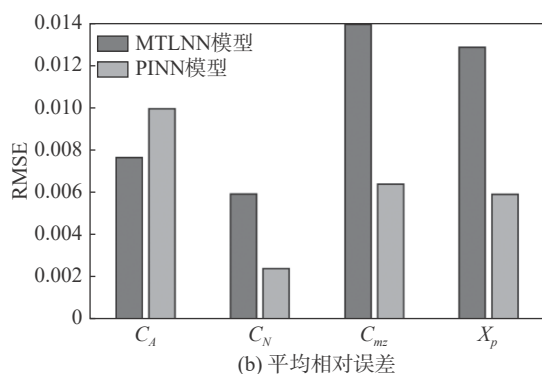
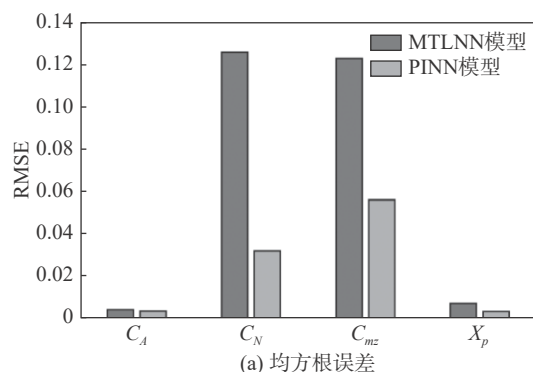


图 30 外插情况下  $C_A$ 、 $C_N$ 、 $C_{mz}$ 、 $X_p$  的预测值与真实值的 RMSE 和 MRE<sup>[128]</sup>

Fig. 30 RMSE and MRE of predicted and label values of  $C_A$ ,  $C_N$ ,  $C_{mz}$ , and  $X_p$  of extrapolation cases<sup>[128]</sup>

### 3.5.2 气动热智能建模

为提升高超声速飞行器气动热预测效率, 设计了

自适应外形的气动热智能预测模型 SA\_HFNet。该模型采用点对点的方法预测飞行器壁面热流。给定飞行器形状、飞行条件和飞行器表面指定点的坐标, 可以高效地预测相应的热流值。预测模型由 4 部分组成: 用于捕捉全局形状变化的神经网络 GlobalGeoNet, 用于捕捉指定点周围局部形状变化的网络 LocalGeoNet, 用于获取飞行条件特征编码的网络 FlightCondNet 和用于预测壁面热流的解码器 HeatDecoder<sup>[129]</sup>。SA\_HFNet 框架如图 31 所示。

为了捕捉全局形状的变化, 本团队将三维飞行器从上下左右前后 6 个方向投影到二维图像上, 并使用 GlobalGeoNet 提取这些投影图像的特征。GlobalGeoNet 由编码器和解码器组成。编码器提取投影图像的特征, 并获得固定长度的全局形状编码。解码器根据全局形状编码重建投影图像。通过计算重建图像和投影图像之间的残差来调整 GlobalGeoNet 的参数, 见图 32。

LocalGeoNet 用于捕获需要预测的指定点周围的局部形状变化。它的输入是一个 14 维向量, 由一个坐标部分和一个局部形状部分组成。坐标部分反映拓扑结构, 包括笛卡尔坐标、球坐标以及  $x$ - $y$  平面上的投影点与坐标系原点之间的距离。局部形状部分反映指定点附近局部形状的变化, 由法向量、最大主曲率、最小主曲率、高斯曲率和平均曲率组成。法向量和曲率由相邻点拟合的局部曲面得到。

特殊情况下, 拟合曲面不能代表正确的特征, 如图 33 所示。可以观察到, 错误拟合的曲面直观地对应于曲率的奇异值。在 SA-HFNet 中, 校正阶段旨在获得正确的局部形状特征。在校正阶段, 沿着流线遍历所有点, 以定位曲率突然变化的位置, 通过在异常位置附近添加点, 可以更精确地表示局部曲面。

为探索 SA\_HFNet 的可靠性, 评估了 4 类典型高

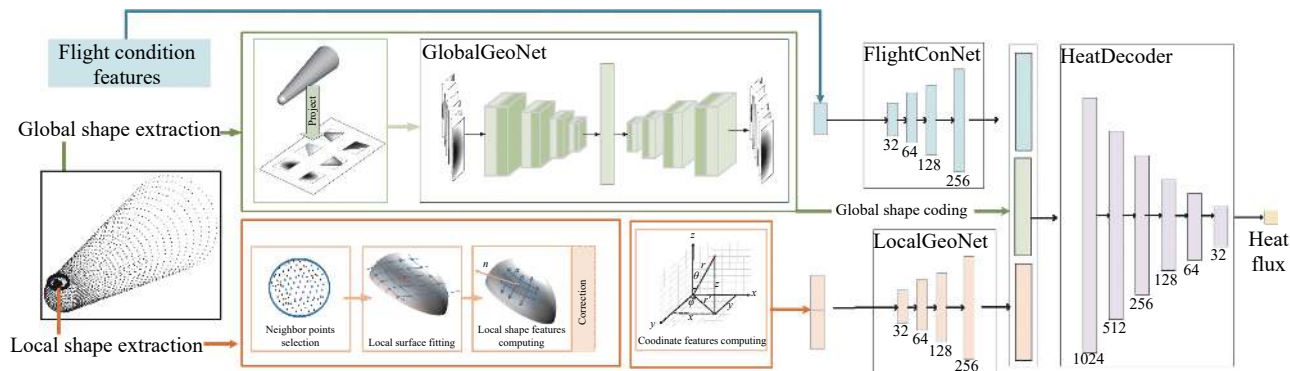


图 31 自适应外形的气动热智能预测模型框架<sup>[129]</sup>

Fig. 31 Model framework of intelligent aerothermal prediction for adaptive configuration<sup>[129]</sup>

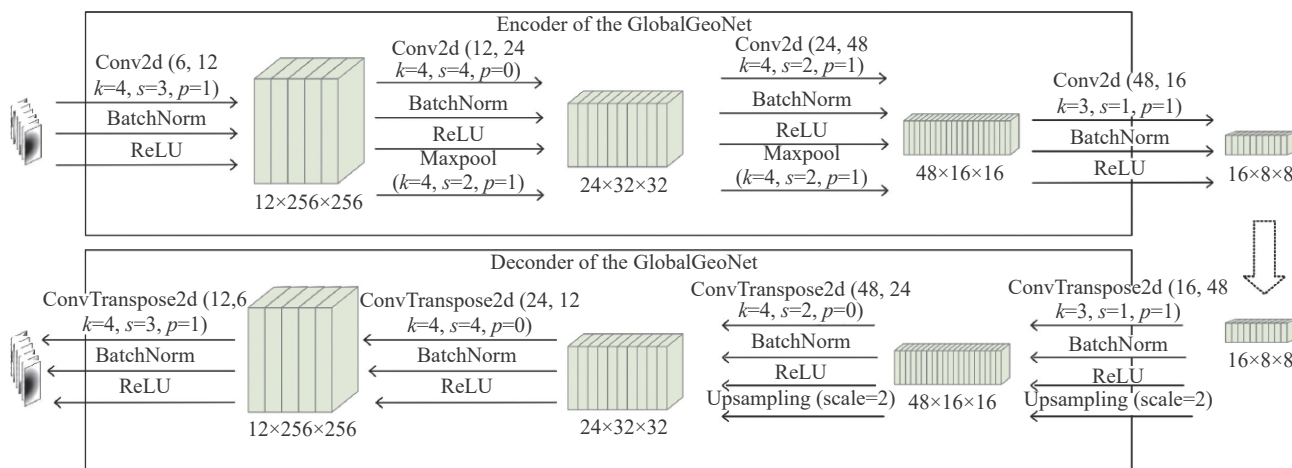
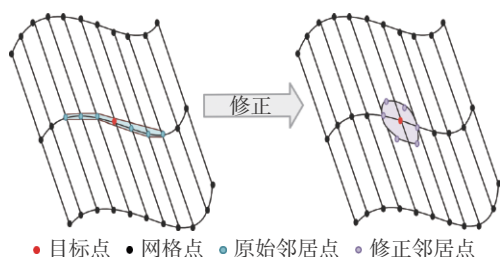
图 32 全局形状特征提取网络<sup>[129]</sup>Fig. 32 Network of feature selection for global shape<sup>[129]</sup>

图 33 拟合曲面在修正前 (左) 和修正后 (右)

Fig. 33 Fitting surface before (left) and after (right) modification

超声速外形中平均相对误差最大 ( $MRE_{all}$ ) 的测试样本的表现效果, 并在图 34 中可视化样本的壁面热流。由图可以看出, 即使这些最坏情况的样本, 预测热流的极值和变化趋势与真实值也几乎是一致的。左列显示了 CFD 模拟的热流结果, 中间一列显示了 SA-HFNet 获得的热流, 右列显示了左侧和中间两列中用黄色线标记的流线上的热流。

为了测试 SA-HFNet 结构是否适用于训练集以外的形状, 我们使用 4 种基本形状 (钝锥、双椭球、双钝锥、升力体) 训练了 BasicModel 模型, 并在不同飞行条件下对航天飞机外形进行测试。200 个测试样本的  $MRE_{all}$  如图 35 所示。可以看出, 约 75% 的测试样本的  $MRE_{max}$  值低于 3%, 约 98% 的测试样本的  $MRE_w$  值低于 50%, 表明使用 BasicModel 模型对航天器的预测结果具有参考价值。本文还对壁面机翼流线上的热流的 CFD 结果与 BasicModel 模型的预测结果进行了比较, 如图 36 所示。可以看出, BasicModel 模型能够准确预测航天器头部的热流, 但难以捕捉机翼上的高热流。

### 3.6 流场特征信息提取

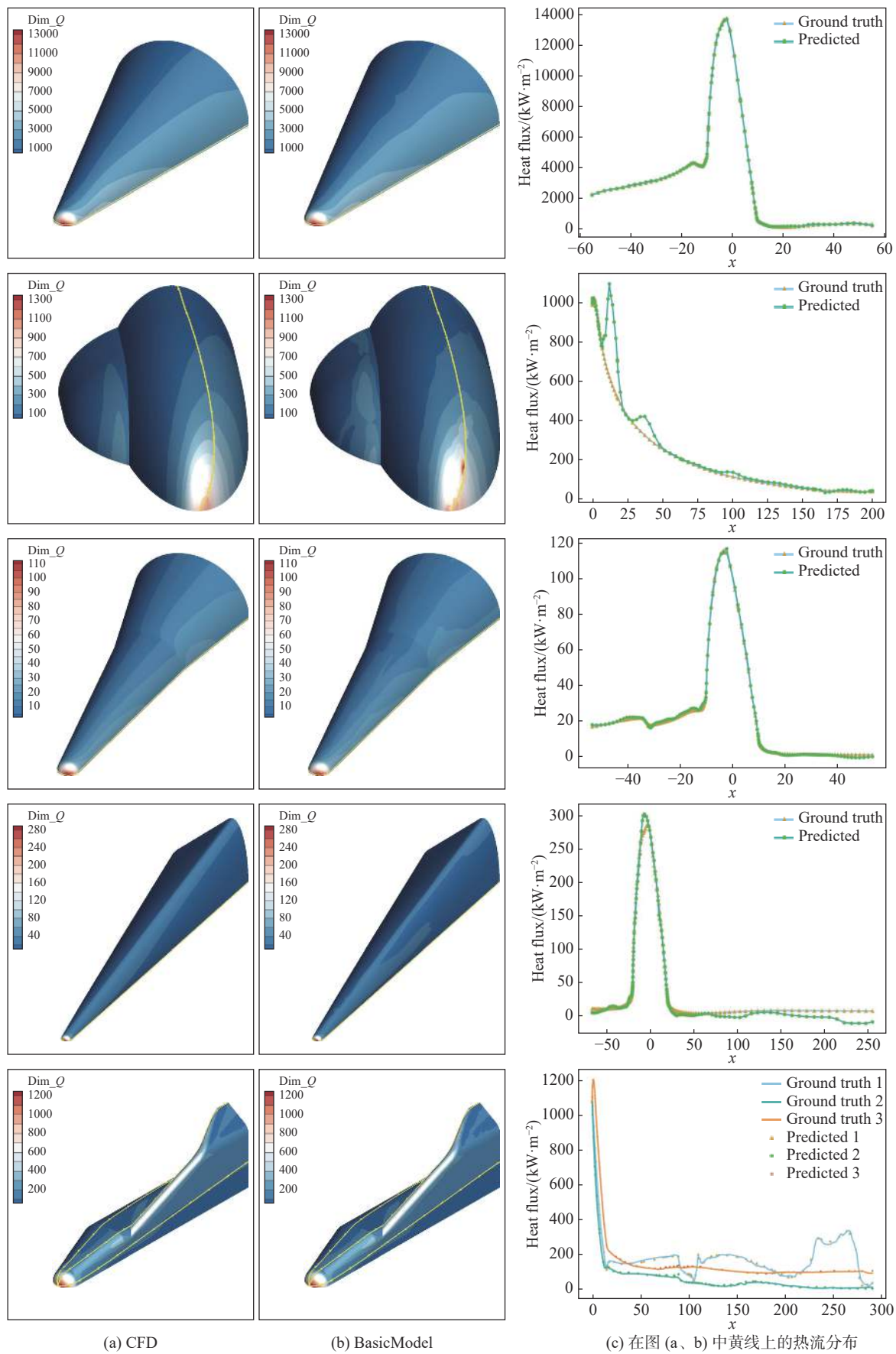
#### 3.6.1 涡特征智能提取技术

涡特征被认为是流场中比较重要的空间结构, 是

流体运动的肌腱, 在工程中发挥重要的作用, 因此涡特征的准确提取对于研究流场的规律和机理具有重要意义。随着计算能力的提升, 数值模拟产生的流场越来越大, 流场结构越来越复杂, 研究人员从海量流场数据中提取空间特征难度不断增大。

目前, 常用的旋涡提取方法大致分为三类: 局部方法、全局方法和基于机器学习的方法。局部旋涡特征提取算法是逐网格点或单元进行识别, 且计算时仅需要在各流场网格点或单元的局部邻域内进行操作, 通常与流体在局部的旋转特性相关; 而全局方法则需要对多网格点或单元进行检查以识别是否属于旋涡结构, 一般是依据一些流场粒子运动轨迹的连贯性。旋涡结构本质上是具有全局性的, 利用全局方法来识别旋涡结构是很合适的, 但是它的计算代价要比局部方法高, 故流场中常用旋涡特征提取方法都是基于速度梯度张量的局部方法, 必要时为了核实旋涡结构识别结果的精确性, 才会采用全局方法。基于机器学习的方法分为有监督学习方法和无监督聚类方法, 有监督学习方法通过训练模型利用局部和全局方法的优点, 以实现准确率和计算成本的折中, 对传统方法误检、漏检、计算复杂度较高等缺陷均有一定的改进。而无监督聚类方法是利用从几何信息 (位置、轴向长度、径向长度、形状、体积等)、动力学参数 (涡量、速度等) 和物理属性 (压力、压力梯度) 等角度构建的旋涡特征向量, 聚类分析该特征向量从而自动检测出流场中旋涡结构。

得益于人工智能技术的兴起和海量流场数据的支撑, 机器学习方法在旋涡提取问题中越来越受到关注, 如基于三层 BP 网络<sup>[130]</sup>、自适应增强 (adaptive boosting, AdaBoost) 法<sup>[131]</sup> 和多数投票法<sup>[132]</sup> 的旋涡识

图 34 最大 $MRE_{all}$ 样本预测结果可视化<sup>[129]</sup>Fig. 34 Visualization of prediction results for maximum  $MRE_{all}$  samples<sup>[129]</sup>

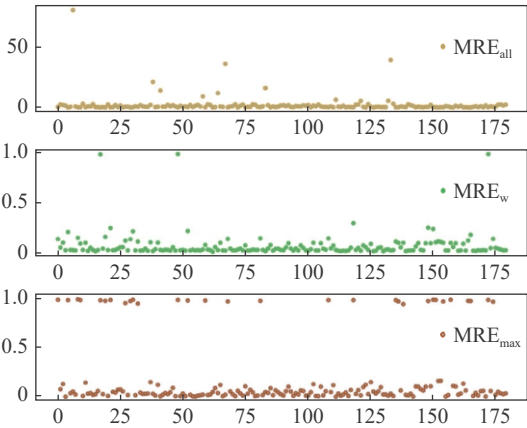


图 35 测试用例  $MRE_{all}$ 、 $MRE_w$ 、 $MRE_{max}$  分布  
(横轴表示样本编号)<sup>[126]</sup>

Fig. 35  $MRE_{all}$ ,  $MRE_w$ , and  $MRE_{max}$  distributions of test cases  
(Horizontal axis represents sample number)<sup>[126]</sup>

别技术。这些方法通过预先训练模型等方法有效减少假阳性和假阴性，但这些方法与流场的大小和形状有关，通用性较差，可扩展性不强。随着卷积神经网络(CNN)技术的突破，一些研究工作直接运用计算机视觉领域中成熟的 CNN 网络模型来检测流场旋涡结构，如 CNNBased<sup>[133]</sup>、EddyNet<sup>[134]</sup>、Fluid RCNN<sup>[135]</sup>、RNNVortexNet<sup>[136]</sup> 等。由于 CNN 可以有效地抵抗平移、变形、缩放和旋转等识别困难，基于 CNN 的旋涡提取模型能在类似的其他流场中取得较好的性能，一定程度上解决了通用性较差的问题。Ströfer 等<sup>[135]</sup>提出了一种基于 RCNN 的流场特征识别方法。通过流场特征标签数据集训练该网络模型，在二维回流区域、二维边界层和三维马蹄形旋涡的识别上得到了成功的应用。这种数据驱动的流场特征识别方法为多种不同流场特征提供了一种通用的识别方法，利用 CNN 网络强大的非线性映射能力，无须进行复杂且显式的物理控制方程的计算，且能够很好地快速检测出流场中未知特征结构。但是，该方法的计算复杂度

很高，因为它需要计算流场中每个网格点的十个伽利略不变的衍生变量，并将其作为网络模型的输入。Liu 等<sup>[137]</sup>提出了 DEDNet，一种基于高频雷达数据像素分割框架的近海旋涡检测了基于不同的深度学习模型(CNN、Resnet 和 Unet)的旋涡边界识别方法。具体来说，首先通过一个参数化流动模型生成大量的旋涡标签数据，之后使用小块速度场数据训练不同网络模型，最后推广至二维真实的公开模拟数据集 Cylinder<sup>[138-139]</sup>。实验结果表明，这些网络模型可扩展性较强，具有阈值无关性，并都能较好地识别出旋涡边界，且 Unet 网络模型性能表现最佳。基于局部  $Q$  准则标记的旋涡样本数据集，Kashir 等<sup>[140]</sup>提出了一种面向网格单元的全卷积对称旋涡提取网络。该模型采用速度场和涡量场作为输入，研究了网络结构中卷积和反卷积块数量对提取精度的影响，以获取最高的精度，同时避免模型退化问题，并成功应用于不同速度边界值和雷诺数的二维方腔流场数据。该方法的实验数据是笛卡尔网格流场数据，本质上与图像数据类似，从而可以直接运用计算机视觉领域中的深度学习模型，并取得较好的精度。然而，未考虑常用的不规则结构网格或非结构网格二维和三维流场数据，该方法的应用范围有限。Abram 等<sup>[141]</sup>基于卷积神经网络，设计了一种流动物理特征识别的智能化方法，并在悬停旋翼尾迹涡识别与破裂分析中得到成功的应用。该方法通过将三维流场体数据转换成二维图像数据，从而可以直接迁移图像领域中的成熟模型。但是，这种处理方式会造成大量流场信息的丢失，同时未考虑流场数据本身的特性，该模型的泛化能力较弱，仅仅适用于某些特定流动状态的旋涡分析。Li 等<sup>[51]</sup>基于 XGBoost<sup>[142]</sup>实现了圆柱绕流中的湍流区域识别。该方法不仅与阈值无关，且能融合多个流场属性变量，有利于发现湍流中多尺度的物理过程。但是，多个流

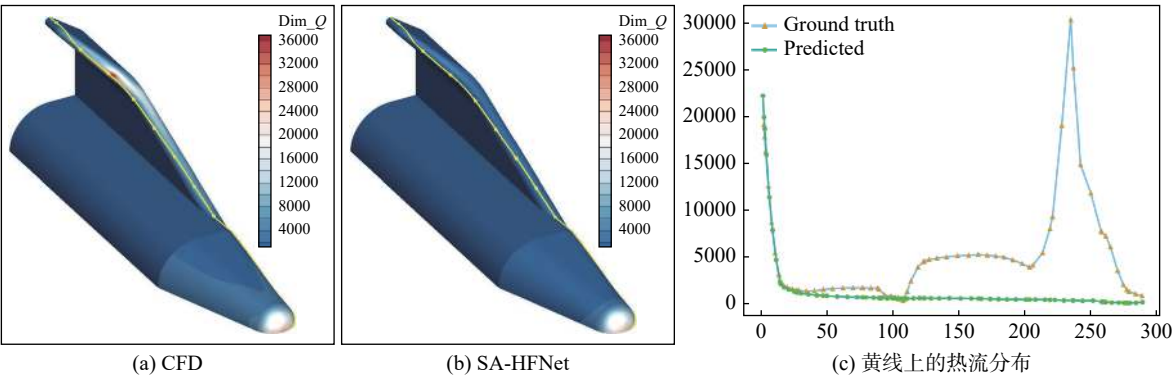


图 36 航天器最大  $MRE_{all}$  样本预测结果可视化<sup>[129]</sup>

Fig. 36 Visualization of prediction results for maximum  $MRE_{all}$  samples of space craft<sup>[129]</sup>

场属性变量中可能存在冗余,同时该方法是逐点进行识别的,大大增加了计算成本。Fan 等<sup>[143]</sup>设计了 SymmetricNet 网络,使用海面高度、海面温度和流动速度等融合多变量信息的特征作为该网络的输入,海洋中尺度旋涡识别精度达 97.06%。Ye 等<sup>[144]</sup>使用一种基于分割卷积网络的旋涡识别方法,提高了旋涡识别效率和精度。Luo 等<sup>[145]</sup>采用一种基于 YOLOv3 网络<sup>[146]</sup>的叶尖旋涡检测方法,较快且准确地识别出流场旋涡结构。这三项研究都是将流场数据像素化后,直接迁移相关成熟的目标检测模型进行旋涡提取,未考虑复杂流场数据的本身特性,普适性较差。上述方法存在两个主要问题:第一,大多方法将流场直接转化为图形图像处理,丢失网格拓扑信息;第二,仅能处理单块网格或者规则网格,无法处理多块网格和不规则网格的流场。这两个问题影响了流场特征智能提取的精度和应用场景。

为提升空间特征提取效率与精度,本团队设计了一系列涡特征智能提取算法,团队主要贡献包括:第

一,提出一种基于 U-Net 结构的涡特征提取网络,如图 37 所示,由收缩路径和扩张路径组成,收缩路径用于获取上下文信息,扩张路径用于精确定位,并将上下文信息向更高分辨率传播,使得输入与输出分辨率一致<sup>[147]</sup>;第二,采用分块策略,将局部块作为网络输入,通过这种思路,一个标记流场就可以生成许多的训练样本,更多的训练数据将带来更好的网络性能,故分块策略可以有效避免性能下降;第三,为考虑流场网格点间的拓扑信息,采用涡量场局部块作为 Vortex-U-Net 网络的输入,涡量场是通过速度场和物理网格拓扑信息相结合的方法计算出来的,它保留了流场的网格信息;第四,为区分不同网格点的重要程度,设计了一种融合物理先验知识的加权交叉熵损失函数,以指导网络的学习过程,使得模型的预测结果合乎物理规律。在此基础上,团队进一步针对多物理量提出了多视图涡特征提取网络,进一步整合速度场、压力场、涡量场等多种流场属性,增加流场特征智能预测的准确性。

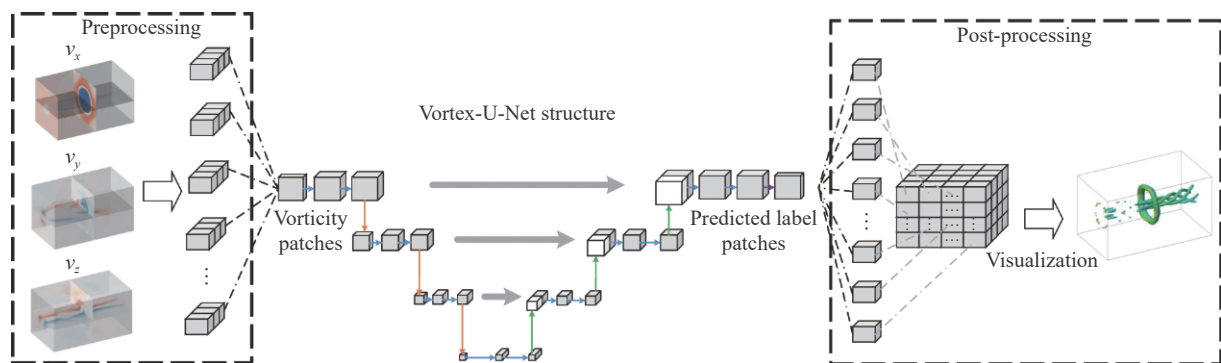


图 37 基于 U 型网络结构的流场涡特征提取方法示意图

Fig. 37 Schematic diagram of vortex feature extraction method field based on U-net structure

图 38 展示了 Vortex-U-Net 在二维翼型算例的涡特征提取可视化效果,图中比较了三种方法,可以看出, Vortex-U-Net 方法与真实情况最为接近,涡的数量、完整程度、位置、大小均与真值相似。不同行表示不同迎角的结果,随迎角的增加, Vortex-U-Net 能够持续表现出较好的性能,说明其稳定性较高。通过量化分析, Vortex-U-Net 网络的漏检率和误检率都更低。

图 39 展示了 Vortex-U-Net 在三维算例的涡特征提取可视化效果,图中比较了三种方法,三种方法对于翼尖涡和边条涡都能准确提取,但前两种方法的误检区域明显更大,图中红色虚线框表示误检区域。

### 3.6.2 非定常流场关键帧智能选取

关键时间步选取方法是非定常模拟数据在时间维度上的一种数据缩减技术,选取的关键时间步能够

完整反映流场的流动模式及演化规律。目前,对非定常流场关键时间步选取方法大致分为局部最优和全局最优两类方法。局部最优方法主要是基于贪婪法则将相似的时间步聚类分组,然后从每组中选取一个时间步作为关键时间步,计算开销较低。但是,这些方法只考虑局部时间范围内的流场数据,选取的关键时间步容易陷入局部最优,无法准确反映流场演化过程。全局最优方法是从整体最优角度考虑,主要采用基于聚类或动态规划等方法,实现关键时间步序列与原始整个时间步序列间流场信息差最小化,但计算成本较高。

从局部最优角度考虑, Akiba 等<sup>[148]</sup>基于数据分布对相似的时间步结果进行分组,并从每组中选取变化较大的时间步作为关键时间步流场。Wang 等<sup>[149]</sup>

通过计算重要性曲线, 以选择那些与其前一个最不相似的时间步作为关键时间步流场。Woodring 等<sup>[150]</sup>提出时间活动曲线技术来发现和突出显示非定常流场数据中的关键时间步。最近, Myers 等<sup>[151]</sup>设计了一种原位选取关键时间步的方法, 基于分段线性模型假设来原位选取分段模型中的断点, 并将该位置的时间步保存为关键时间步。Ling 等<sup>[152]</sup>基于特征重要性度量原位自动选取出非定常流场中关键时间步。Porter 等<sup>[153]</sup>使用深度学习框架进行关键时间步的选择, 其具体过程如图 40 所示, 采用自编码器 (autoencoder, AE) 架构将流场编码为 1024 维特征向量; 然后使用 tSNE 算法将 2024 维特征向量降成 2 维, 形成整个非定常流场序列的二维图布局, 最后, 在二维图布局上使用基于弧长、基于角度或者两者混合的局部最优算法进行关键时间步选取。面向二维非定常流场, Liu 等<sup>[154]</sup>基于 Siamese 网络<sup>[155]</sup>以有监督学习的方式从非定常流场数据集中准确获取时间步间的相似性度量, 在此基础上, 使用该度量对不同时间步进行比较分析, 从而选取出关键时间步。

从全局最优角度考虑, Tong 等<sup>[156]</sup>将关键时间步选取问题转化成整个时间步序列和关键时间步序列间相似性度量问题, 采用基于动态规划的动态时间扭曲方法, 使整个时间步序列和关键时间步序列之间的全局信息损失达到最小。Frey 等<sup>[157]</sup>提出了一种基于流的度量来计算时间步流场之间的距离, 应用最小流方法捕获非定常流场数据中关键时间步。Da Silva 等<sup>[158]</sup>将视频摘要方法应用于 CFD 流场中关键时间步的选取问题。Lu 等<sup>[159]</sup>基于块匹配技术 (Block Match) 构建非定常流场的双向相似性度量矩阵 (Bidirectional Similarity Metric), 然后采用 Kmedoids 聚类方法来获取关键时间步。Liu 等<sup>[160]</sup>提出了一个基于事件的分析系统, 用户可以交互式地在该系统的时间轴视图上为每个非定常流场选取关键时间步。

关键时间步选取是非定常流场可视化的研究热点, 现有方法大多依赖于手工选定的数据特征, 没有有效考虑流场潜在物理特性, 选取结果无法准确表达流场中的流动模式。为解决上述问题, 提出了一种基于深度学习框架的关键时间步选取方法 KTSS+Net,

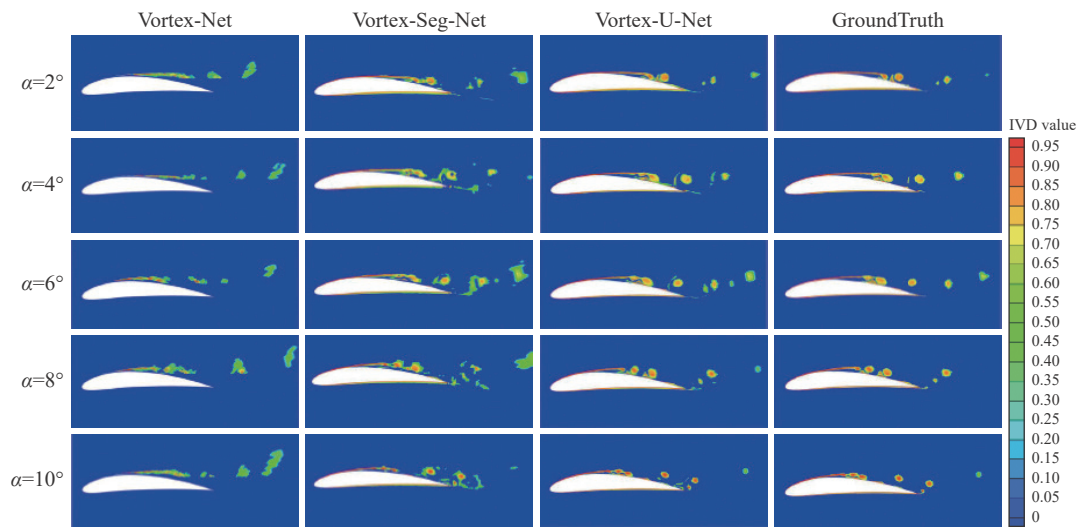


图 38 不同预测方法在二维翼型绕流流场的预测结果比较

Fig. 38 Comparison of the prediction results of 2D airfoil flow field with different methods

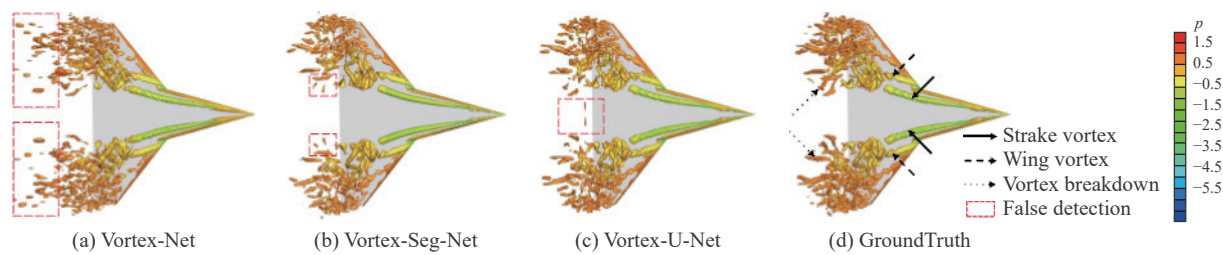


图 39 不同预测方法在三维流场的预测结果比较<sup>[147]</sup>

Fig. 39 Comparison of the prediction results of 3D flow field with different methods<sup>[147]</sup>

如图 41 所示。其具体流程为: 1) 采用融合流场物理特性的深度卷积自编码器 (deep convolutional autoencoder, DCAE), 以无监督学习方式来获取每个时间步流场数据的有效编码; 2) 借助流形学习的思想对整个流场序列的编码进行降维, 并在低维映射空间上实现流场数据可视化; 3) 在该可视化图布局上使用 DBSCAN 和 Kmeans 混合聚类算法自动选取关键时间步。

为验证关键时间步选取框架的性能, 团队选择了 4 种已有方法, 并通过定常算例进行验证, 如图 42 所示。观察发现, TimeCurve 选择的时间步更偏向于中间, 前后均没有记录; ManifoldCurve 方法则更偏向于后面的时间步, 对于前面的时间步记录较少; AE+K-medoid 方法记录较为均匀, 无法反映其变化情况; MI+DP 与本团队方法 KTSS+Net 对关键时间步的提取能更准确反映流场的变化情况。

为了验证重构中间时间步流场数据的可用性, 使用局部和全局两类可视化方法对线性插值重构和非线性重构的流场序列进行定性对比分析。从图 43 观察到, 基于关键时间步线性插值获取中间时间步流场数据丢失了大量的流场信息, 容易对流场数据的后续可视化处理产生误差。基于自编码器非线性重构中间时间步流场数据能有效地代表流场的主要内容, 保持流场信息的完整性, 对后续的流场可视分析影响较小。这意味着 KTSS+Net 方法既可以准确高效地选取出非定常流场中关键时间步, 又可以有效地重构出中间时间步流场。更重要的是, 该方法能在保证数据可探索性的基础上, 只需保存关键时间步流场、训练好的自编码器和中间时间步流场数据的特征表示, 大大减少了非定常流场数据的存储量, 这对大规模多变量非定常流场数据可视分析与利用具有重要的意义和

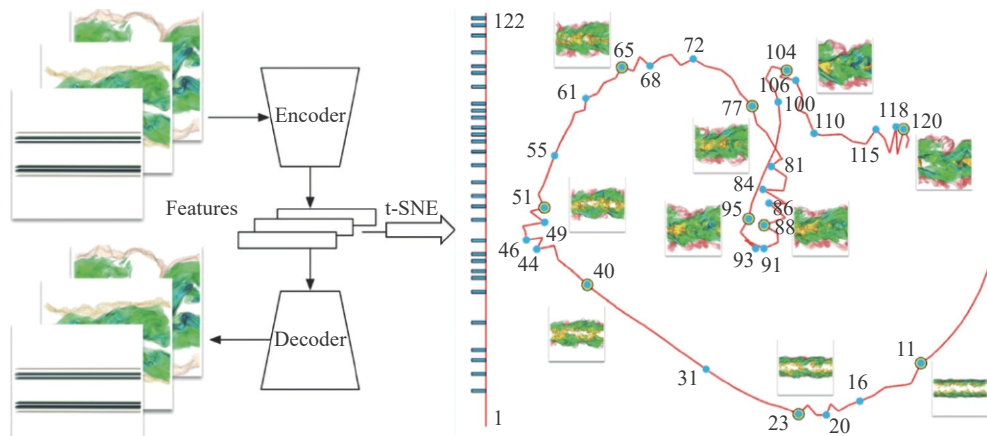


图 40 文献 [153] 的关键时间步选取流程图

Fig. 40 Key time step selection flowchart in Ref. [153]

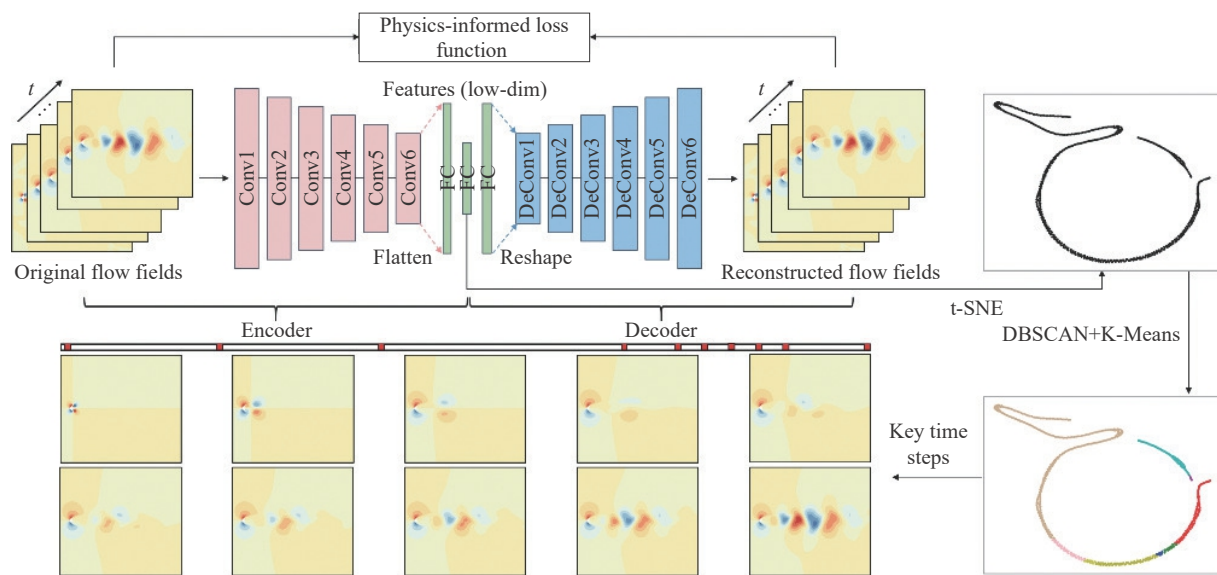


图 41 基于深度学习框架的关键时间步选取框架

Fig. 41 Framework of key time step selection based on deep learning

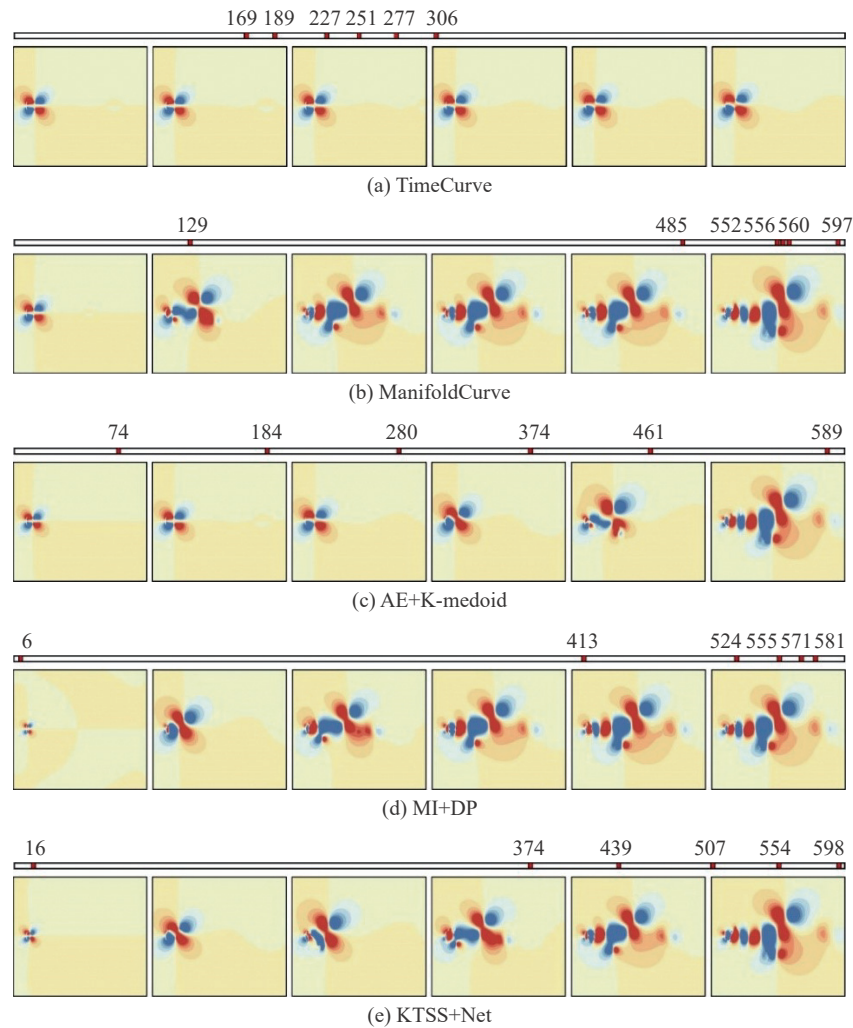


图 42 二维平板数据集中不同方法选取的关键时间步

Fig. 42 Selected key time step of 2D flat plane dataset with different methods

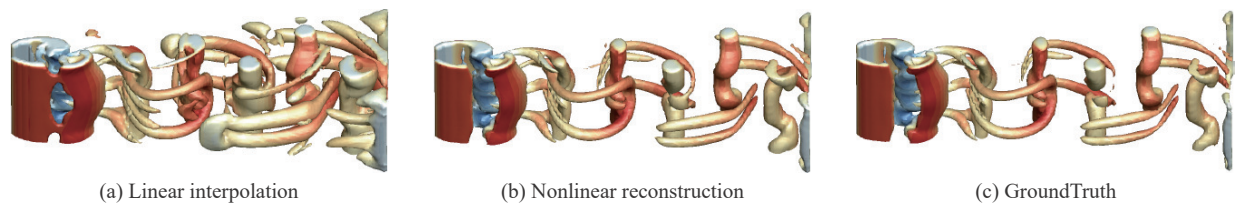


图 43 线性插值和非线性重构的结果比较

Fig. 43 Comparison of the results of linear interpolation and nonlinear reconstruction

实用价值。

### 4 智能空气动力学研究展望

目前，智能空气动力学在流场快速预测、转捩预测、湍流建模、多源数据融合等领域得到了日益广泛的应用，取得了令人瞩目的研究成果，预示了该研究方向的积极前景。但与此同时，现有研究也面临着一定的挑战：一是领域数据的小样本问题。由于获取成本较高，空气动力学数据通常是小样本数据，这给神经网络建模和学习都带来了困难；二是模型存在通用性、可解释性、可靠性以及泛化性不足等局限性，难以实质性地解决转捩、湍流等经典难题，并且在应用到工程实践过程中存在较大困难。对于普通用户而言机器学习模型尤其是深度神经网络模型如同黑盒一般，不能确切地知道其运行机理及决策结果是否可靠，这给模型的有效使用和泛化带来了威胁；此外，研究者大多依赖现有开源算法库（如 TensorFlow、PyTorch、Keras 等）构建和训练基于相对少量算例的小规模模型，缺乏面向大模型的训练算法和经验。为此，我们认为智能空气动力学的后续研究工作可从以

下方面开展:

### 1) 领域大模型的构建和应用。

ChatGPT 的出现标志着智能化步入大模型时代。虽然它主要是针对自然语言处理构建的,但其“基础大模型+行业数据二次训练+场景微调”的架构同样适用于科学研究领域。目前,华为公司联合中国商飞和西北工业大学开发的 AI 大模型参数量达到 1 亿以上,能在超临界翼型的几何形状、来流参数发生变化时,实现大型客机翼型流场的高效高精度预测;除流场预测外,领域大模型的应用场景还包括根据输入条件快速预测气动特性的预示型大模型、根据设计目标和约束自动生成飞行器几何外形的设计大模型,以及将这些大模型耦合智能控制、任务规划等环节,替代基于专家系统的传统设计方法,快速高效地获取工况的力/热/流场等信息,缩短研制周期、减少研发代价,实现真正意义上的“智慧飞行”。

### 2) 大数据、大样本的数据库建立。

目前空气动力学领域的数量和质量有限。人工智能尤其是深度学习技术首先在计算机视觉领域取得了巨大成功,这主要是因为大数据时代的到来,使得图片和视频数量呈几何级数增长,各种超大规模图像和视频数据集层出不穷。反观空气动力学领域,目前仍没有公开的且大家都能认可的数据集用于科学研究。究其原因主要有两个:一是数据产生困难,空气动力学领域产生的数据有多种模态,不同模态的数据存在工况不足、覆盖面不够、数据污染、确定性与完整性差等问题;二是难以标注,深度学习系统需要大量有标签数据,而流场等数据对于某些问题的研究尚不存在客观方法,只能通过主观判断打标签,因此产生的标注数据存在一定的主观性,从而导致公信力不足等问题。文献[161]中给出了 4 种解决方案,即基于模型微调、基于数据增强、基于度量学习和基于元学习的方法。针对气动领域数据的特点,可重点考虑基于数据增强和基于元学习的方法。基于数据增强的方法旨在获得与小样本数据相同分布规律的扩充数据,而基于元学习的思想则是使用少量样本数据,习得适应多种学习任务的共性特征表达,从而使得元学习模型在经过不同任务的训练后,能很好地适应和泛化到一个新任务<sup>[162-163]</sup>,也就是学会了“如何学习的学习方法论”(Learning to Learn)。这一问题也是文献[164]中列出的人工智能 10 个重大数理基础问题之一。除上述 4 种方法,还可以借助主动学习方法,主动选择最有价值的样本向专家查询标记,从而显著降低模型提升性能所需要的样本数。此

外,从领域大模型的角度出发,后续工作可加强构建智能空气动力学研究所需的大规模、超大规模数据库,利用大量数值模拟数据作为基础数据,并使用高精度的风洞试验和飞行试验数据进行补充。采用尽量客观准确的方法获得相关研究的标签,形成准确性高、客观性强、覆盖面广的智能空气动力学数据库。

### 3) 自主研究算法的开发以及与硬件的深度融合。

尽管目前已有 Keras、TensorFlow、PyTorch 等开源算法平台,但是针对大模型训练的开源技术和方法相对稀少。国内更是缺乏面向大模型的具备自主知识产权的智能化算法,亟需数学、计算机等领域研究人员创新性地提出新算法,实现软、硬件平台的开发,形成新的空气动力学计算架构,为大模型的开发和构建提供技术支撑和坚实保障。例如 DeepMind 发布的 AlphaTensor 为矩阵乘法等基本计算任务设计更高效的经典算法,有望大幅提高 CFD 计算效率<sup>[165]</sup>;而更进一步,采用神经网络求解流动微分方程,结合 GPU、TPU、NPU 等专用芯片<sup>[166]</sup>,可构建无需生成网格,无需差分格式离散的全新 CFD 求解架构,在求解效率和使用便利性等方面全面超越传统 CFD 计算方法。

**致谢:**在本文撰写过程中,中国空气动力研究与发展中心的蔺佳哲、孙国鹏、杨志供、邓亮、王天、西北工业大学的左奎军,分别整理了气动力智能建模、气动热建模、非定常流场关键帧提取、流场预测的相关文献,在此表示感谢!

## 参 考 文 献:

- [1] HINTON G E, OSINDERO S, TEH Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets[J]. *Neural Computation*, 2006, 18(7): 1527-1554. doi: 10.1162/neco.2006.18.7.1527
- [2] SILVER D, HUANG A, MADDISON C J, et al. Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search[J]. *Nature*, 2016, 529(7587): 484-489. doi: 10.1038/nature16961
- [3] LU L, JIN P Z, PANG G F, et al. Learning nonlinear operators via DeepONet based on the universal approximation theorem of operators[J]. *Nature Machine Intelligence*, 2021, 3(3): 218-229. doi: 10.1038/s42256-021-00302-5
- [4] BI K F, XIE L X, ZHANG H H, et al. Accurate medium-range global weather forecasting with 3D neural networks[J]. *Nature*, 2023, 619(7970): 533-538. doi: 10.1038/s41586-023-06185-3
- [5] RAO C P, REN P, WANG Q, et al. Encoding physics to learn reaction-diffusion processes[J]. *Nature Machine Intelligence*, 2023, 5(7): 765-779. doi: 10.1038/s42256-023-00685-7
- [6] VINUESA R, BRUNTON S L, McKEON B J. The transformative potential of machine learning for experiments in fluid mechanics[J].

- Nature Reviews Physics, 2023: 1–10.  
doi: 10.1038/s42254-023-00622-y
- [7] LI Y F, CHANG J T, KONG C, et al. Recent progress of machine learning in flow modeling and active flow control[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2022, 35 (4): 14–44.  
doi: 10.1016/j.cja.2021.07.027
- [8] 解利军, 张帅, 张继发, 等. 基于特征的流场数据挖掘[J]. *空气动力学学报*, 2010, 28 (5): 540–546.  
XIE L J, ZHANG S, ZHANG J F, et al. A feature-based data mining method for fluid dynamics[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2010, 28 (5): 540–546 (in Chinese).
- [9] 钱炜祺, 赵敏, 黄勇, 等. 工程翼型气动特性数据挖掘与建模[J]. *空气动力学学报*, 2021, 39 (6): 175–183.  
QIAN W Q, ZHAO T, HUANG Y, et al. Modeling and data mining of engineering airfoil aerodynamic characteristics[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2021, 39 (6): 175–183 (in Chinese).  
doi: 10.7638/kqdlxxb-2021.0219
- [10] 刘深深, 陈江涛, 桂业伟, 等. 基于数据挖掘的飞行器气动布局设计知识提取[J]. *航空学报*, 2021, 42 (4): 524708.  
LIU S S, CHEN J T, GUI Y W, et al. Knowledge discovery for vehicle aerodynamic configuration design using data mining[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2021, 42 (4): 524708 (in Chinese).
- [11] 王文正, 郑鹏, 陈功, 等. 数据挖掘技术在飞行试验数据分析和气动参数辨识中的应用研究[J]. *空气动力学学报*, 2016, 34 (6): 778–782.  
WANG W Z, ZHENG K P, CHEN G, et al. Application research of data-mining method to flight test data analysis and aerodynamic parameter identification[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2016, 34 (6): 778–782 (in Chinese).
- [12] ŽEGKLITZ J, POŠÍK P. Benchmarking state-of-the-art symbolic regression algorithms[J]. *Genetic Programming and Evolvable Machines*, 2021, 22 (1): 5–33.  
doi: 10.1007/s10710-020-09387-0
- [13] TENACHI W, IBATA R, DIAKOIANNIS F I. Deep symbolic regression for physics guided by units constraints: toward the automated discovery of physical laws[EB/OL]. 2023: arXiv: 2303.03192.  
<https://arxiv.org/abs/2303.03192>
- [14] 鲁强, 张洋. 基于蒙特卡洛树搜索的符号回归算法[J]. *计算机工程与设计*, 2020, 41 (8): 2158–2164.  
LU Q, ZHANG Y. Solving symbol regression based on Monte Carlo tree search[J]. *Computer Engineering and Design*, 2020, 41 (8): 2158–2164 (in Chinese).
- [15] AHVANOOEY M T, LI QM, WU M, et al. A survey of genetic programming and its applications[J]. *KSII Transactions on Internet and Information Systems*, 2019, 13 (4): 1765–1794.  
doi: 10.3837/tiis.2019.04.002
- [16] ZHONG J H, FENG L, ONG Y S. Gene expression programming: a survey[review article][J]. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 2017, 12 (3): 54–72.  
doi: 10.1109/MCI.2017.2708618
- [17] DURIEZ T, PAREZANOVIC V, LAURENTIE J C, et al. Closed-loop control of experimental shear flows using machine learning[C]// *Proceedings of the 7th AIAA Flow Control Conference*, Atlanta, GA. Reston, Virginia: AIAA, 2014: AIAA2014-2219.  
doi: 10.2514/6.2014-2219
- [18] ZHAO Y M, AKOLEKAR H D, WEATHERITT J, et al. RANS turbulence model development using CFD-driven machine learning[J]. *Journal of Computational Physics*, 2020, 411: 109413.  
doi: 10.1016/j.jcp.2020.109413
- [19] HAMMOND J, MONTOMOLI F, PIETROPAOLI M, et al. Machine learning for the development of data driven turbulence closures in coolant systems[J]. *Journal of Turbomachinery*, 2022, 144 (8): 081003–1–081003-10.  
doi: 10.1115/1.4053533
- [20] 马海平. 进化算法模型建立与性能分析研究[D]. 上海: 上海大学, 2014.  
MA H P. Model establishments and performance analyses of evolutionary algorithms[D]. Shanghai: Shanghai University, 2014. (in Chinese)
- [21] 刘聪, 费伟, 胡胜. 狼群算法的研究与应用综述[J]. *科学技术与工程*, 2020, 20 (9): 3378–3386.  
LIU C, FEI W, HU S. Review on research and application of wolf pack algorithm[J]. *Science Technology and Engineering*, 2020, 20 (9): 3378–3386 (in Chinese).
- [22] BRUNTON S L, NATHAN KUTZ J, MANOHAR K, et al. Data-driven aerospace engineering: reframing the industry with machine learning[J]. *AIAA Journal*, 2021: 1–26.  
doi: 10.2514/1.j060131
- [23] 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).
- [24] 吴智, 范德威, 周裕. 人工智能控制湍流进展: 系统、算法、成就、数据分析方法[J]. *力学进展*, 2023, 53 (2): 273–307.  
WU Z, FAN D W, ZHOU Y. Advances in control of turbulence by artificial intelligence: systems, algorithms, achievements and data analysis methods[J]. *Advances in Mechanics*, 2023, 53 (2): 273–307 (in Chinese).
- [25] 张伟伟, 王旭, 寇家庆. 面向流体力学的多范式融合研究展望[J]. *力学进展*, 2023, 53 (2): 433–467.  
ZHANG W W, WANG X, KOU J Q. Prospects of multi-paradigm fusion methods for fluid mechanics research[J]. *Advances in Mechanics*, 2023, 53 (2): 433–467 (in Chinese).
- [26] 张天姣, 钱炜祺, 周宇, 等. 人工智能与空气动力学结合的初步思考[J]. *航空工程进展*, 2019, 10 (1): 1–11.  
ZHANG T J, QIAN W Q, ZHOU Y, et al. Preliminary thoughts on the combination of artificial intelligence and aerodynamics[J]. *Advances in Aeronautical Science and Engineering*, 2019, 10 (1): 1–11 (in Chinese).
- [27] THUEREY N, WEIBENOW K, PRANTL L, et al. Deep learning methods for reynolds-averaged navier–stokes simulations of airfoil flows[J]. *AIAA Journal*, 2020, 58 (1): 25–36.  
doi: 10.2514/1.j058291
- [28] GUO X X, LI W, IORIO F. Convolutional neural networks for steady flow approximation[C]// *Proc of the Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, San Francisco California USA. New York, NY, USA: ACM, 2016.  
doi: 10.1145/2939672.2939738
- [29] RIBEIRO M D, REHMAN A, AHMED S, et al. DeepCFD: efficient steady-state laminar flow approximation with deep convolutional neural

- networks[EB/OL]. 2020: arXiv: 2004.08826.  
<https://arxiv.org/abs/2004.08826>
- [30] DURU C, ALEMDAR H, BARAN Ö U. CNNFOIL: convolutional encoder decoder modeling for pressure fields around airfoils[J]. *Neural Computing and Applications*, 2021, 33 (12): 6835–6849.  
doi: 10.1007/s00521-020-05461-x
- [31] DURU C, ALEMDAR H, BARAN O U. A deep learning approach for the transonic flow field predictions around airfoils[J]. *Computers & Fluids*, 2022, 236: 105312.  
doi: 10.1016/j.compfluid.2022.105312
- [32] WU M Y, WU Y, YUAN X Y, et al. Fast prediction of flow field around airfoils based on deep convolutional neural network[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12 (23): 12075.  
doi: 10.3390/app122312075
- [33] HUI X Y, BAI J Q, WANG H, et al. Fast pressure distribution prediction of airfoils using deep learning[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2020, 105: 105949.  
doi: 10.1016/j.ast.2020.105949
- [34] BHATNAGAR S, AFSHAR Y, PAN S W, et al. Prediction of aerodynamic flow fields using convolutional neural networks[J]. *Computational Mechanics*, 2019, 64 (2): 525–545.  
doi: 10.1007/s00466-019-01740-0
- [35] WANG M L, LI H X, CHEN X, et al. Deep learning-based model reduction for distributed parameter systems[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2016, 46 (12): 1664–1674.  
doi: 10.1109/TSMC.2016.2605159
- [36] OMATA N, SHIRAYAMA S. A novel method of low-dimensional representation for temporal behavior of flow fields using deep autoencoder[J]. *AIP Advances*, 2019, 9 (1): 015006.  
doi: 10.1063/1.5067313
- [37] FUKAMI K, FUKAGATA K, TAIRA K. Super-resolution reconstruction of turbulent flows with machine learning[J]. *Journal of Fluid Mechanics*, 2019, 870: 106–120.  
doi: 10.1017/jfm.2019.238
- [38] ZUO K J, BU S H, ZHANG W W, et al. Fast sparse flow field prediction around airfoils via multi-head perceptron based deep learning architecture[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2022, 130: 107942.  
doi: 10.1016/j.ast.2022.107942
- [39] HU J W, ZHANG W W. Mesh-Conv: Convolution operator with mesh resolution independence for flow field modeling[J]. *Journal of Computational Physics*, 2022, 452: 110896.  
doi: 10.1016/j.jcp.2021.110896
- [40] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets[J]. *Advances in neural information processing systems*, 2014, 27.
- [41] WU H Z, LIU X J, AN W, et al. A deep learning approach for efficiently and accurately evaluating the flow field of supercritical airfoils[J]. *Computers & Fluids*, 2020, 198: 104393.  
doi: 10.1016/j.compfluid.2019.104393
- [42] WU H Z, LIU L, AN W, ET AL. A generative deep learning framework for airfoil flow field prediction with sparse data[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2022, 35 (1): 470–484.  
doi: 10.1016/j.cja.2021.02.012
- [43] KASHEFI A, REMPE D, GUIBAS L J. A point-cloud deep learning framework for prediction of fluid flow fields on irregular geometries[J]. *Physics of Fluids*, 2021, 33 (2): 027104.  
doi: 10.1063/5.0033376
- [44] MIYANAWALA T P, JAIMAN R K. Decomposition of wake dynamics in fluid–structure interaction via low-dimensional models[J]. *Journal of Fluid Mechanics*, 2019, 867: 723–764.  
doi: 10.1017/jfm.2019.140
- [45] PFAFF T, FORTUNATO M, SANCHEZ-GONZALEZ A, et al. Learning mesh-based simulation with graph networks[EB/OL]. 2020: arXiv: 2010.03409.  
<https://arxiv.org/abs/2010.03409>
- [46] LI J X, LIU T Y, WANG Y Q, et al. Integrated graph deep learning framework for flow field reconstruction and performance prediction of turbomachinery[J]. *Energy*, 2022, 254: 124440.  
doi: 10.1016/j.energy.2022.124440
- [47] ZUO K J, YE Z Y, ZHANG W W, et al. Fast aerodynamics prediction of laminar airfoils based on deep attention network[J]. *Physics of Fluids*, 2023, 35 (3): 037127.  
doi: 10.1063/5.0140545
- [48] 陈坚强, 涂国华, 张毅锋, 等. 高超声速边界层转捩研究现状与发展趋势[J]. *空气动力学学报*, 2017, 35 (3): 311–337.  
CHEN J Q, TU G H, ZHANG Y F, et al. Hypersonic boundary layer transition: what we know, where shall we go[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2017, 35 (3): 311–337 (in Chinese).
- [49] SCHMISSEUR J D. Hypersonics into the 21st century: a perspective on AFOSR-sponsored research in aerothermodynamics[J]. *Progress in Aerospace Sciences*, 2015, 72: 3–16.  
doi: 10.1016/j.paerosci.2014.09.009
- [50] 胡震宇, 王子路, 陈坚强, 等. 基于深度神经网络的横流转捩预测[J]. *力学学报*, 2023, 55 (1): 38–51.  
HU Z Y, WANG Z L, CHEN J Q, et al. Prediction of crossflow transition based on deep neural networks[J]. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2023, 55 (1): 38–51 (in Chinese).
- [51] LI B L, YANG Z X, ZHANG X, et al. Using machine learning to detect the turbulent region in flow past a circular cylinder[J]. *Journal of Fluid Mechanics*, 2020, 905: A10.  
doi: 10.1017/jfm.2020.725
- [52] 李昌林, 童歆, 虞培祥, 等. 基于 XGBoost 的叶型表面转捩位置预测新方法[J/OL]. *航空动力学报*, 2023.
- [53] MENG D Y, SHI M T, SHI Y P, et al. A machine learning method for transition prediction in hypersonic flows over a cone with angles of attack[J]. *AIP Advances*, 2022, 12 (2): 025116.  
doi: 10.1063/5.0077734
- [54] YANG M C, XIAO Z X. Improving the  $k-\omega-\gamma$ -Ar transition model by the field inversion and machine learning framework[J]. *Physics of Fluids*, 2020, 32 (6): 064101.  
doi: 10.1063/5.0008493
- [55] DURAISAMY K, ZHANG Z J, SINGH A P. New approaches in turbulence and transition modeling using data-driven techniques[C]//Proceedings of the 53rd AIAA Aerospace Sciences Meeting, Kissimmee, Florida. Reston, Virginia: AIAA, 2015: AIAA2015-1284.  
doi: 10.2514/6.2015-1284
- [56] ZHANG T X, CHEN J Q, ZENG F Z, et al. Improvement of transition prediction model in hypersonic boundary layer based on field inversion and machine learning framework[J]. *Physics of Fluids*, 2023, 35 (2): 064101.

- doi: [10.1063/5.0137819](https://doi.org/10.1063/5.0137819)
- [57] 赵耀民, 徐晓伟. 基于基因表达式编程的数据驱动湍流建模[J]. *力学学报*, 2021, 53(10): 2640–2655.  
ZHAO Y M, XU X W. Data-driven turbulence modelling based on gene-expression programming[J]. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2021, 53(10): 2640–2655 (in Chinese).  
doi: [10.6052/0459-1879-21-391](https://doi.org/10.6052/0459-1879-21-391)
- [58] AKOLEKAR H D, WASCHKOWSKI F, ZHAO Y M, et al. Transition modeling for low pressure turbines using computational fluid dynamics driven machine learning[J]. *Energies*, 2021, 14(15): 4680.  
doi: [10.3390/en14154680](https://doi.org/10.3390/en14154680)
- [59] 郑天韵, 王圣业, 王光学, 等. 基于深度残差网络的高精度自然转捩模拟方法[J]. *物理学报*, 2020, 69(20): 204701.  
ZHENG T Y, WANG S Y, WANG G X, et al. High-order natural transition simulation method based on deep residual network[J]. *Acta Physica Sinica*, 2020, 69(20): 204701 (in Chinese).  
doi: [10.7498/aps.69.20200563](https://doi.org/10.7498/aps.69.20200563)
- [60] WU L, CUI B, XIAO Z L. Artificial neural network-based one-equation model for simulation of laminar-turbulent transitional flow[J]. *Theoretical and Applied Mechanics Letters*, 2023, 13(1): 100387.  
doi: [10.1016/j.taml.2022.100387](https://doi.org/10.1016/j.taml.2022.100387)
- [61] 陈坚强, 涂国华, 万兵兵, 等. HyTRV流场特征与边界层稳定性特征分析[J]. *航空学报*, 2021, 42(6): 124317.  
CHEN J Q, TU G H, WAN B B, et al. Characteristics of flow field and boundary-layer stability of HyTRV[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2021, 42(6): 124317 (in Chinese).
- [62] CROUCH J D, CROUCH I W M, NG L. Transition prediction for three-dimensional boundary layers in computational fluid dynamics applications[J]. *AIAA Journal*, 2002, 40: 1536–1541.  
doi: [10.2514/3.15228](https://doi.org/10.2514/3.15228)
- [63] ZAFAR M I, XIAO H, CHOUDHARI M M, et al. Convolutional neural network for transition modeling based on linear stability theory[J]. *Physical Review Fluids*, 2020, 5(11): 113903.  
doi: [10.1103/physrevfluids.5.113903](https://doi.org/10.1103/physrevfluids.5.113903)
- [64] ZAFAR M I, CHOUDHARI M M, PAREDES P, et al. Recurrent neural network for end-to-end modeling of laminar-turbulent transition[J]. *Data-Centric Engineering*, 2021, 2: e17.  
doi: [10.1017/dce.2021.11](https://doi.org/10.1017/dce.2021.11)
- [65] XIANG X H, REN H J, ZHANG Y F, et al. Transition prediction with hypersonic cross-flow model on HIFiRE-5[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2021, 1786(1): 012051.  
doi: [10.1088/1742-6596/1786/1/012051](https://doi.org/10.1088/1742-6596/1786/1/012051)
- [66] 向星皓, 张毅锋, 陈坚强, 等. 横流转捩模型参数不确定度量化分析与应用研究[J]. *宇航学报*, 2020, 41(9): 1141–1150.  
XIANG X H, ZHANG Y F, CHEN J Q, et al. Uncertainty quantification analysis and application research on cross-flow transition model parameters[J]. *Journal of Astronautics*, 2020, 41(9): 1141–1150 (in Chinese).
- [67] 黄章峰, 张宇琦. 高超声速三维边界层转捩数值研究进展及预测软件[J/OL]. 2023-07-10. *空气动力学学报*, 2023.  
HUANG Z F, ZHANG Y Q. Numerical research progress and prediction software of transition in hypersonic three-dimensional boundary layers[J/OL]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2023.  
doi: [10.7638/kqdlxxb-2023.0014](https://doi.org/10.7638/kqdlxxb-2023.0014)
- [68] XIANG X H, CHEN J Q, YUAN X X, et al. Cross-flow transition model predictions of hypersonic transition research vehicle[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2022, 122: 107327.  
doi: [10.1016/j.ast.2022.107327](https://doi.org/10.1016/j.ast.2022.107327)
- [69] 涂国华, 万兵兵, 陈坚强, 等. MF-1钝锥边界层稳定性及转捩天地相关性研究[J]. *中国科学: 物理学 力学 天文学*, 2019, 49(12): 118–128.  
TU G H, WAN B B, CHEN J Q, et al. Investigation on correlation between wind tunnel and flight for boundary layer stability and transition of MF-1 blunt cone[J]. *Scientia Sinica (Physica, Mechanica & Astronomica)*, 2019, 49(12): 118–128 (in Chinese).
- [70] 陈苏宇, 江涛, 常雨, 等. 高超声速钝头体边界层转捩试验[J]. *航空学报*, 2020, 41(12): 124098.  
CHEN S Y, JIANG T, CHANG Y, et al. Hypersonic boundary layer transition over blunt nosetipped bodies: experiment[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2020, 41(12): 124098 (in Chinese).
- [71] REN H J, WANG S, YUAN X X, et al. Prediction of hypersonic transition based on neural network[J]. *Physics of Fluids*, 2022, 34: 054106.  
doi: [10.1063/5.0093438](https://doi.org/10.1063/5.0093438)
- [72] SLOTNICK J, KHODADOUST A, ALONSO J, et al. CFD vision 2030 study: a path to revolutionary computational aerosciences[J]. *Mchenry County Natural Hazards Mitigation Plan*, 2014.
- [73] PARISH E J, DURAISAMY K. A paradigm for data-driven predictive modeling using field inversion and machine learning[J]. *Journal of Computational Physics*, 2016, 305: 758–774.  
doi: [10.1016/j.jcp.2015.11.012](https://doi.org/10.1016/j.jcp.2015.11.012)
- [74] SINGH A P, DURAISAMY K. Using field inversion to quantify functional errors in turbulence closures[J]. *Physics of Fluids*, 2016, 28(4): 045110.  
doi: [10.1063/1.4947045](https://doi.org/10.1063/1.4947045)
- [75] SINGH A P, MEDIDA S, DURAISAMY K. Machine-learning-augmented predictive modeling of turbulent separated flows over airfoils[J]. *AIAA Journal*, 2017, 55(7): 2215–2227.  
doi: [10.2514/1.j055595](https://doi.org/10.2514/1.j055595)
- [76] 闫重阳, 张宇飞, 陈海昕. 基于离散伴随的流场反演在湍流模拟中的应用[J]. *航空学报*, 2021, 42(4): 524695.  
YAN C Y, ZHANG Y F, CHEN H X. Application of field inversion based on discrete adjoint method in turbulence modeling[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2021, 42(4): 524695 (in Chinese).  
doi: [10.7527/S1000-6893.2020.24695](https://doi.org/10.7527/S1000-6893.2020.24695)
- [77] WU C, ZHANG Y. Enhancing the SST turbulence model with symbolic regression: A generalizable and interpretable data-driven approach [EB/OL]. 2023, 04.  
doi: [10.48550/arXiv.2304.11347](https://doi.org/10.48550/arXiv.2304.11347)
- [78] YAN C Y, ZHANG Y F, CHEN H X. Data augmented turbulence modeling for three-dimensional separation flows[J]. *Physics of Fluids*, 2022, 34(7): 075101.  
doi: [10.1063/5.0097438](https://doi.org/10.1063/5.0097438)
- [79] WANG J X, WU J L, XIAO H. Physics-informed machine learning approach for reconstructing Reynolds stress modeling discrepancies based on DNS data[J]. *Physical Review Fluids*, 2017, 2(3): 034603.  
doi: [10.1103/physrevfluids.2.034603](https://doi.org/10.1103/physrevfluids.2.034603)
- [80] WANG J X, HUANG J J, DUAN L, et al. Prediction of Reynolds stresses in high-Mach-number turbulent boundary layers using physics-informed machine learning[J]. *Theoretical and Computational Fluid Dynamics*, 2019, 33(1): 1–19.

- doi: [10.1007/s00162-018-0480-2](https://doi.org/10.1007/s00162-018-0480-2)
- [81] WU J L, XIAO H, PATERSON E. Physics-informed machine learning approach for augmenting turbulence models: a comprehensive framework[J]. *Physical Review Fluids*, 2018, 3 (7): 074602.  
doi: [10.1103/physrevfluids.3.074602](https://doi.org/10.1103/physrevfluids.3.074602)
- [82] XIAO H, WU J, WANG J, et al. Physics informed machine learning for predictive turbulence modeling: Progress and perspectives: 2017-1712 [J]. Reston: AIAA, 2017.
- [83] XIAO H, WU J L, LAIZET S, et al. Flows over periodic hills of parameterized geometries: a dataset for data-driven turbulence modeling from direct simulations[J]. *Computers & Fluids*, 2020, 200: 104431.  
doi: [10.1016/j.compfluid.2020.104431](https://doi.org/10.1016/j.compfluid.2020.104431)
- [84] LING J L, KURZAWSKI A, TEMPLETON J. Reynolds averaged turbulence modelling using deep neural networks with embedded invariance[J]. *Journal of Fluid Mechanics*, 2016, 807: 155–166.  
doi: [10.1017/jfm.2016.615](https://doi.org/10.1017/jfm.2016.615)
- [85] NOVATI G, DE LAROUSSILHE H L, KOUMOUTSAKOS P. Automating turbulence modelling by multi-agent reinforcement learning[J]. *Nature Machine Intelligence*, 2021, 3 (1): 87–96.  
doi: [10.1038/s42256-020-00272-0](https://doi.org/10.1038/s42256-020-00272-0)
- [86] SUN X X, CAO W B, LIU Y L, et al. High Reynolds number airfoil turbulence modeling method based on machine learning technique[J]. *Computers & Fluids*, 2022, 236: 105298.  
doi: [10.1016/j.compfluid.2021.105298](https://doi.org/10.1016/j.compfluid.2021.105298)
- [87] ZHU L Y, SUN X X, LIU Y L, et al. One neural network approach for the surrogate turbulence model in transonic flows[J]. *Acta Mechanica Sinica*, 2022, 38 (3): 1–14.  
doi: [10.1007/s10409-021-09057-z](https://doi.org/10.1007/s10409-021-09057-z)
- [88] ZHU L Y, ZHANG W W, KOU J Q, et al. Machine learning methods for turbulence modeling in subsonic flows around airfoils[J]. *Physics of Fluids*, 2019, 31 (1): 015105.  
doi: [10.1063/1.5061693](https://doi.org/10.1063/1.5061693)
- [89] ZHU L Y, ZHANG W W, SUN X X, et al. Turbulence closure for high Reynolds number airfoil flows by deep neural networks[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2021, 110: 106452.  
doi: [10.1016/j.ast.2020.106452](https://doi.org/10.1016/j.ast.2020.106452)
- [90] XIE C Y, WANG J C, LI H, et al. Artificial neural network mixed model for large eddy simulation of compressible isotropic turbulence[J]. *Physics of Fluids*, 2019, 31 (8): 085112.  
doi: [10.1063/1.5110788](https://doi.org/10.1063/1.5110788)
- [91] XIE C Y, XIONG X M, WANG J C. Artificial neural network approach for turbulence models: a local framework[J]. *Physical Review Fluids*, 2021, 6 (8): 084612.  
doi: [10.1103/physrevfluids.6.084612](https://doi.org/10.1103/physrevfluids.6.084612)
- [92] WANG Y P, YUAN Z L, XIE C Y, et al. Artificial neural network-based spatial gradient models for large-eddy simulation of turbulence[J]. *AIP Advances*, 2021, 11 (5): 055216.  
doi: [10.1063/5.0053590](https://doi.org/10.1063/5.0053590)
- [93] WEATHERITT J, SANDBERG R. A novel evolutionary algorithm applied to algebraic modifications of the RANS stress-strain relationship[J]. *Journal of Computational Physics*, 2016, 325: 22–37.  
doi: [10.1016/j.jcp.2016.08.015](https://doi.org/10.1016/j.jcp.2016.08.015)
- [94] WEATHERITT J, SANDBERG R D, LING J L, et al. A comparative study of contrasting machine learning frameworks applied to RANS modeling of jets in crossflow[C]// ASME Turbo Expo 2017: Turbomachinery Technical Conference and Exposition, Charlotte, North Carolina, USA. 2017.  
doi: [10.1115/GT2017-63403](https://doi.org/10.1115/GT2017-63403)
- [95] ZHAO Y M, AKOLEKAR H D, WEATHERITT J, et al. RANS turbulence model development using CFD-driven machine learning[EB/OL]. 2019: arXiv: 1902.09075.  
<https://arxiv.org/abs/1902.09075>
- [96] BRUNTON S L, NOACK B R, KOUMOUTSAKOS P. Machine learning for fluid mechanics[J]. *Annual Review of Fluid Mechanics*, 2020, 52: 477–508.  
doi: [10.1146/annurev-fluid-010719-060214](https://doi.org/10.1146/annurev-fluid-010719-060214)
- [97] DURAISAMY K, IACCARINO G, XIAO H. Turbulence modeling in the age of data[J]. *Annual Review of Fluid Mechanics*, 2019, 51: 357–377.  
doi: [10.1146/annurev-fluid-010518-040547](https://doi.org/10.1146/annurev-fluid-010518-040547)
- [98] 张伟伟, 朱林阳, 刘溢浪, 等. 机器学习在湍流模型构建中的应用进展[J]. *空气动力学学报*, 2019, 37 (3): 444–454.  
ZHANG W W, ZHU L Y, LIU Y L, et al. Progresses in the application of machine learning in turbulence modeling[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2019, 37 (3): 444–454 (in Chinese).
- [99] BECK A, KURZ M. A perspective on machine learning methods in turbulence modeling[J]. *GAMM-Mitteilungen*, 2021, 44 (1): e202100002.  
doi: [10.1002/gamm.202100002](https://doi.org/10.1002/gamm.202100002)
- [100] MENTER F R. Improved two-equation k-omega turbulence models for aerodynamic flows: NASA-TM-103975[R]. NTRS, 1992.
- [101] WU J L, XIAO H, SUN R, et al. Reynolds-averaged Navier–Stokes equations with explicit data-driven Reynolds stress closure can be ill-conditioned[J]. *Journal of Fluid Mechanics*, 2019, 869: 553–586.  
doi: [10.1017/jfm.2019.205](https://doi.org/10.1017/jfm.2019.205)
- [102] PASZKE A, GROSS S, CHINTALA S, et al. PyTorch: Tensors and dynamic neural networks in Python with strong GPU acceleration[EB/OL]. 2017, 06.  
<https://github.com/pytorch/pytorch>
- [103] 何开锋, 钱炜祺, 汪清, 等. 数据融合技术在空气动力学研究中的应用[J]. *空气动力学学报*, 2014, 32 (6): 777–782.  
HE K F, QIAN W Q, WANG Q, et al. Application of data fusion technique in aerodynamics studies[J]. *ACTA Aerodynamica Sinica*, 2014, 32 (6): 777–782 (in Chinese).  
doi: [10.7638/kqdlxxb-2014.0072](https://doi.org/10.7638/kqdlxxb-2014.0072)
- [104] PETTERSSON K, RIZZI A. Aerodynamic scaling to free flight conditions: past and present[J]. *Progress in Aerospace Sciences*, 2008, 44 (4): 295–313.  
doi: [10.1016/j.paerosci.2008.03.002](https://doi.org/10.1016/j.paerosci.2008.03.002)
- [105] 陈坚强, 张益荣, 张毅锋, 等. 高超声速气动数据天地相关性研究综述[J]. *空气动力学学报*, 2014, 32 (5): 587–599.  
CHEN J Q, ZHANG Y R, ZHANG Y F, et al. Review of correlation analysis of aerodynamic data between flight and ground prediction for hypersonic vehicle[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2014, 32 (5): 587–599 (in Chinese).  
doi: [10.7638/kqdlxxb-2014.0092](https://doi.org/10.7638/kqdlxxb-2014.0092)
- [106] 何磊, 钱炜祺, 汪清, 等. 机器学习方法在气动特性建模中的应用[J]. *空气动力学学报*, 2019, 37 (3): 470–479.  
HE L, QIAN W Q, WANG Q, et al. Applications of machine learning for aerodynamic characteristics modeling[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2019, 37 (3): 470–479 (in Chinese).

- [107] BREVAULT L, BALESDENT M, HEBBAL A. Overview of Gaussian process based multi-fidelity techniques with variable relationship between fidelities, application to aerospace systems[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2020, 107: 106339.  
doi: [10.1016/j.ast.2020.106339](https://doi.org/10.1016/j.ast.2020.106339)
- [108] 陈苏, 丁毅, 孙浩, 等. 物理驱动深度学习波动数值模拟方法及应用[J]. *力学学报*, 2023, 55(1): 272–282.  
CHEN S, DING Y, SUN H, et al. Methods and applications of physical information deep learning in wave numerical simulation[J]. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2023, 55(1): 272–282 (in Chinese).
- [109] MENG X H, KARNIADAKIS G E. A composite neural network that learns from multi-fidelity data: application to function approximation and inverse PDE problems[J]. *Journal of Computational Physics*, 2020, 401: 109020.  
doi: [10.1016/j.jcp.2019.109020](https://doi.org/10.1016/j.jcp.2019.109020)
- [110] 韩崇昭, 朱洪艳, 段战胜, 等. 多源信息融合[M]. 2版. 北京: 清华大学出版社, 2010.  
HAN C Z, ZHU H Y, DUAN Z S. Multi-source information fusion[M]. 2nd ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2010. (in Chinese)
- [111] MENG T, JING X Y, YAN Z, et al. A survey on machine learning for data fusion[J]. *Information Fusion*, 2020, 57: 115–129.  
doi: [10.1016/j.inffus.2019.12.001](https://doi.org/10.1016/j.inffus.2019.12.001)
- [112] LIU C S, TANG C L, MU H B, et al. A data fusion approach with high spatiotemporal resolution for wall temperature measurement upon jet impingement[J]. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2022, 183: 122084.  
doi: [10.1016/j.ijheatmasstransfer.2021.122084](https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2021.122084)
- [113] 寇家庆, 张伟伟. 动力学模态分解及其在流体力学中的应用[J]. *空气动力学学报*, 2018, 36(2): 163–179.  
KOU J Q, ZHANG W W. Dynamic mode decomposition and its applications in fluid dynamics[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2018, 36(2): 163–179 (in Chinese).  
doi: [10.7638/kqdlxxb-2017.0134](https://doi.org/10.7638/kqdlxxb-2017.0134)
- [114] 赵媛. 大型跨声速风洞风速高精度控制方法[D]. 沈阳: 东北大学, 2019.  
ZHAO Y. High-precision control method for wind speed of large transonic wind tunnel[D]. Shenyang: Northeastern University, 2019.
- [115] 王旭, 宁晨伽, 王文正, 等. 面向飞行试验的多源气动数据智能融合方法[J]. *空气动力学学报*, 2023, 41(2): 12–20.  
WANG X, NING C J, WANG W Z, et al. Intelligent fusion method of multi-source aerodynamic data for flight tests[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2023, 41(2): 12–20 (in Chinese).
- [116] HE L, QIAN W Q, ZHAO T, et al. Multi-fidelity aerodynamic data fusion with a deep neural network modeling method[J]. *Entropy*, 2020, 22(9): 1022.  
doi: [10.3390/e22091022](https://doi.org/10.3390/e22091022)
- [117] MENG X H, BABAEI H, KARNIADAKIS G E. Multi-fidelity Bayesian neural networks: Algorithms and applications[J]. *Journal of Computational Physics*, 2021, 438: 110361.  
doi: [10.1016/j.jcp.2021.110361](https://doi.org/10.1016/j.jcp.2021.110361)
- [118] LADICKÝ L, JEONG S, SOLENTHALER B, et al. Data-driven fluid simulations using regression forests[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 34(6)Article No. 199.  
doi: [10.1145/2816795.2818129](https://doi.org/10.1145/2816795.2818129)
- [119] WANG Y Q, DENG L, WAN Y B, et al. An intelligent method for predicting the pressure coefficient curve of airfoil-based conditional generative adversarial networks[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2023, 34(7): 3538–3552.  
doi: [10.1109/TNNLS.2021.3111911](https://doi.org/10.1109/TNNLS.2021.3111911)
- [120] SEKAR V, JIANG Q H, SHU C, et al. Fast flow field prediction over airfoils using deep learning approach[J]. *Physics of Fluids*, 2019, 31(5): 057103.  
doi: [10.1063/1.5094943](https://doi.org/10.1063/1.5094943)
- [121] RAISSI M, PERDIKARIS P, KARNIADAKIS G E. Physics-informed neural networks: a deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations[J]. *Journal of Computational Physics*, 2019, 378: 686–707.  
doi: [10.1016/j.jcp.2018.10.045](https://doi.org/10.1016/j.jcp.2018.10.045)
- [122] RAISSI M, WANG Z C, TRIANTAFYLLOU M S, et al. Deep learning of vortex-induced vibrations[J]. *Journal of Fluid Mechanics*, 2019, 861: 119–137.  
doi: [10.1017/jfm.2018.872](https://doi.org/10.1017/jfm.2018.872)
- [123] RAISSI M, YAZDANI A, KARNIADAKIS G E. Hidden fluid mechanics: learning velocity and pressure fields from flow visualizations[J]. *Science*, 2020, 367(6481): 1026–1030.  
doi: [10.1126/science.aaw4741](https://doi.org/10.1126/science.aaw4741)
- [124] ZHU Y H, ZABARAS N, KOUTSOURELAKIS P S, et al. Physics-constrained deep learning for high-dimensional surrogate modeling and uncertainty quantification without labeled data[J]. *Journal of Computational Physics*, 2019, 394: 56–81.  
doi: [10.1016/j.jcp.2019.05.024](https://doi.org/10.1016/j.jcp.2019.05.024)
- [125] GENEVA N, ZABARAS N. Modeling the dynamics of PDE systems with physics-constrained deep auto-regressive networks[J]. *Journal of Computational Physics*, 2020, 403: 109056.  
doi: [10.1016/j.jcp.2019.109056](https://doi.org/10.1016/j.jcp.2019.109056)
- [126] KOU J Q, ZHANG W W. Data-driven modeling for unsteady aerodynamics and aeroelasticity[J]. *Progress in Aerospace Sciences*, 2021, 125: 100725.  
doi: [10.1016/j.paerosci.2021.100725](https://doi.org/10.1016/j.paerosci.2021.100725)
- [127] 王泽, 王梓伊, 王旭, 等. 一种数据驱动的气动热预示模型[J]. *空气动力学学报*, 2023, 41(5): 12–19.  
WANG Z, WANG Z Y, WANG X, et al. A data-driven aeroheating prediction model[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2023, 41(5): 12–19 (in Chinese).  
doi: [10.7638/kqdlxxb-2022.0010](https://doi.org/10.7638/kqdlxxb-2022.0010)
- [128] 蔺佳哲, 周岭, 武频, 等. 基于PIMTLNN的导弹气动特性快速预测技术研究[J/OL]. *北京航空航天大学学报*, 2023.  
LIN J Z, ZHOU L, WU P, et al. Research on rapid prediction technology of missile aerodynamic characteristics based on PIMTLNN[J/OL]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2023 (in Chinese).  
doi: [10.13700/j.bh.1001-5965.2021.0738](https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2021.0738)
- [129] LI T, GUO L, YANG Z G, et al. An automatic shape-aware method for predicting heat flux of supersonic aircraft based on a deep learning approach[J]. *Physics of Fluids*, 2022, 34(7).  
doi: [10.1063/5.0098341](https://doi.org/10.1063/5.0098341)
- [130] LIANG Z. A novel intelligent feature detection and recognition method of fluid fields[J]. *Computer Engineering & Science*. 2009, 31(5): 27–30.
- [131] ZHANG L, DENG Q, MACHIRAJU R, et al. Boosting techniques for physics-based vortex detection[J]. *Computer Graphics Forum*, 2014,

- 33(1): 282–293.  
doi: [10.1111/cgf.12275](https://doi.org/10.1111/cgf.12275)
- [132] BISWAS A, THOMPSON D, HE W B, et al. An uncertainty-driven approach to vortex analysis using oracle consensus and spatial proximity[C]// 2015 IEEE Pacific Visualization Symposium (PacificVis), Hangzhou, China. IEEE, 2015: 223–230.  
doi: [10.1109/PACIFICVIS.2015.7156381](https://doi.org/10.1109/PACIFICVIS.2015.7156381)
- [133] BIN T. CNN-based flow field feature visualization method[J]. *International Journal of Performativity Engineering*, 2018: 434.  
doi: [10.23940/ijpe.18.03.p4.434444](https://doi.org/10.23940/ijpe.18.03.p4.434444)
- [134] LGUENSAT R, SUN M, FABLET R, et al. EddyNet: a deep neural network for pixel-wise classification of oceanic eddies[C]// IGARSS 2018 - 2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Valencia, Spain. IEEE, 2018: 1764–1767.  
doi: [10.1109/IGARSS.2018.8518411](https://doi.org/10.1109/IGARSS.2018.8518411)
- [135] STROFER C M, WU J L, XIAO H, et al. Data-driven, physics-based feature extraction from fluid flow fields using convolutional neural networks[J]. *Communications in Computational Physics*, 2019, 25(3): 625–650.  
doi: [10.4208/cicp.oa-2018-0035](https://doi.org/10.4208/cicp.oa-2018-0035)
- [136] RAJENDRAN V, KELLY K Y, LEONARDI E, et al. Vortex detection on unsteady CFD simulations using recurrent neural networks[C]// 2018 Fluid Dynamics Conference, Atlanta, Georgia. Reston, Virginia: AIAA, 2018: AIAA2018-3724.  
doi: [10.2514/6.2018-3724](https://doi.org/10.2514/6.2018-3724)
- [137] LIU F Y, ZHOU H, WEN B Y. DEDNet: offshore eddy detection and location with HF radar by deep learning[J]. *Sensors*, 2020, 21(1): 126.  
doi: [10.3390/s21010126](https://doi.org/10.3390/s21010126)
- [138] JAKOB J, GROSS M, GÜNTHER T. A fluid flow data set for machine learning and its application to neural flow map interpolation[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2021, 27(2): 1279–1289.  
doi: [10.1109/TVCG.2020.3028947](https://doi.org/10.1109/TVCG.2020.3028947)
- [139] POPINET S. Free Computational Fluid Dynamics [J]. *ClusterWorld*, 2004, 2(6): 7.
- [140] KASHIR B, RAGONE M, RAMASUBRAMANIAN A, et al. Application of fully convolutional neural networks for feature extraction in fluid flow[J]. *Journal of Visualization*, 2021, 24(4): 771–785.  
doi: [10.1007/s12650-020-00732-0](https://doi.org/10.1007/s12650-020-00732-0)
- [141] ABRAS J, HARIHARAN N S. Application of machine learning to automate flow-physics identification in computed solutions: hover rotor wake vortex identification and breakdown analysis[C]// AIAA Scitech 2021 Forum, VIRTUAL EVENT. Reston, Virginia: AIAA, 2021: AIAA 2021-0474.  
doi: [10.2514/6.2021-0474](https://doi.org/10.2514/6.2021-0474)
- [142] CHEN T Q, GUESTRIN C. XGBoost: a scalable tree boosting system[C]//Proc of the Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, San Francisco, California, USA. New York: ACM, 2016: 785–794.  
doi: [10.1145/2939672.2939785](https://doi.org/10.1145/2939672.2939785)
- [143] FAN Z L, ZHONG G Q. SymmetricNet: a mesoscale eddy detection method based on multivariate fusion data[EB/OL]. 2019: arXiv: 1909.13411.  
<https://arxiv.org/abs/1909.13411>
- [144] YE Z X, CHEN Q A, LI B H, et al. Flow structure segmentation for vortex identification using butterfly convolutional neural networks[J]. *International Journal of Modern Physics B*, 2020, 34(14n16): 2040121.  
doi: [10.1142/s0217979220401219](https://doi.org/10.1142/s0217979220401219)
- [145] LUO Y Y, SHAO Y H, CHU H Y, et al. CNN-based blade tip vortex region detection in flow field[C]//Proc SPIE 11373, Eleventh International Conference on Graphics and Image Processing (ICGIP 2019), 2020, 11373: 182–187.  
doi: [10.1117/12.2557248](https://doi.org/10.1117/12.2557248)
- [146] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement[EB/OL]. 2018: arXiv: 1804.02767.  
<https://arxiv.org/abs/1804.02767>
- [147] DENG L, BAO W C, WANG Y Q, et al. Vortex-U-Net: an efficient and effective vortex detection approach based on U-Net structure[J]. *Applied Soft Computing*, 2022, 115: 108229.  
doi: [10.1016/j.asoc.2021.108229](https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.108229)
- [148] AKIBA H, FOUT N, MA K. Simultaneous classification of time-varying volume data based on the time histogram [C]// Eurographics Conference on Visualization, 2006.  
doi: [10.2312/VisSym/EuroVis06/171-178](https://doi.org/10.2312/VisSym/EuroVis06/171-178)
- [149] WANG C L, YU H F, MA K L. Importance-driven time-varying data visualization[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2008, 14(6): 1547–1554.  
doi: [10.1109/TVCG.2008.140](https://doi.org/10.1109/TVCG.2008.140)
- [150] WOODRING J, SHEN H W. Multiscale time activity data exploration via temporal clustering visualization spreadsheet[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2009, 15(1): 123–137.  
doi: [10.1109/TVCG.2008.69](https://doi.org/10.1109/TVCG.2008.69)
- [151] MYERS K, LAWRENCE E, FUGATE M, et al. Partitioning a large simulation as it runs[J]. *Technometrics*, 2016, 58(3): 329–340.  
doi: [10.1080/00401706.2016.1158740](https://doi.org/10.1080/00401706.2016.1158740)
- [152] LING J L, KEGELMEYER W P, ADITYA K, et al. Using feature importance metrics to detect events of interest in scientific computing applications[C]// 2017 IEEE 7th Symposium on Large Data Analysis and Visualization (LDAV), Phoenix, AZ, USA. IEEE, 2017: 55–63.  
doi: [10.1109/LDAV.2017.8231851](https://doi.org/10.1109/LDAV.2017.8231851)
- [153] PORTER W P, XING Y H, VON OHLEN B R, et al. A deep learning approach to selecting representative time steps for time-varying multivariate data[C]//Proc of the 2019 IEEE Visualization Conference (VIS), Vancouver, BC, Canada. IEEE, 2019: 1–5.  
doi: [10.1109/VISUAL.2019.8933759](https://doi.org/10.1109/VISUAL.2019.8933759)
- [154] LIU Y, LU Y T, WANG Y Q, et al. Key time steps selection for CFD data based on deep metric learning[J]. *Computers & Fluids*, 2019, 195: 104318.  
doi: [10.1016/j.compfluid.2019.104318](https://doi.org/10.1016/j.compfluid.2019.104318)
- [155] BROMLEY J, GUYON I, LECUN Y, et al. Signature verification using a “siamese” time delay neural network [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS)*. 1993, 6: 737–744.
- [156] TONG X, LEE T Y, SHEN H W. Salient time steps selection from large scale time-varying data sets with dynamic time warping[C]//Proc of the IEEE Symposium on Large Data Analysis and Visualization (LDAV), Seattle, WA, USA. IEEE, 2012: 49–56.  
doi: [10.1109/LDAV.2012.6378975](https://doi.org/10.1109/LDAV.2012.6378975)
- [157] FREY S, ERTL T. Flow-based temporal selection for interactive volume visualization[J]. *Computer Graphics Forum*, 2017, 36(8): 153–165.  
doi: [10.1111/cgf.13070](https://doi.org/10.1111/cgf.13070)

- [158] DA SILVA L T, GIRALDI G A. Fluid flow summarization technique for computational fluid dynamics analysis [J]. *Journal of Magnetohydrodynamics and Plasma Research*, 2016, 21 (4): 471–509.
- [159] LU K C, WANG C L, WU K Q, et al. A unified framework for exploring time-varying volumetric data based on block correspondence[J]. *Visual Informatics*, 2019, 3 (4): 157–165.  
doi: [10.1016/j.visinf.2019.10.001](https://doi.org/10.1016/j.visinf.2019.10.001)
- [160] LIU C, LI Y D, YANG C H, et al. Event-based exploration and comparison on time-varying ensembles[J]. *Journal of Visualization*, 2020, 23 (1): 111–123.  
doi: [10.1007/s12650-019-00608-y](https://doi.org/10.1007/s12650-019-00608-y)
- [161] 陈良臣, 傅德印. 面向小样本数据的机器学习方法研究综述[J]. *计算机工程*, 2022, 48 (11): 1–13.  
CHEN L C, FU D Y. Survey on machine learning methods for small sample data[J]. *Computer Engineering*, 2022, 48 (11): 1–13 (in Chinese).
- [162] 李凡长, 刘洋, 吴鹏翔, 等. 元学习研究综述[J]. *计算机学报*, 2021, 44 (2): 422–446.  
LI F C, LIU Y, WU P X, et al. A survey on recent advances in meta-learning[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2021, 44 (2): 422–446 (in Chinese).
- doi: [10.11897/SP.J.1016.2021.00422](https://doi.org/10.11897/SP.J.1016.2021.00422)
- [163] 徐宗本. 人工智能的10个重大数理基础问题[J]. *中国科学:信息科学*, 2021, 51 (12): 1967–1978.  
XU Z B. Ten fundamental problems for artificial intelligence: mathematical and physical aspects[J]. *Scientia Sinica (Informationis)*, 2021, 51 (12): 1967–1978 (in Chinese).  
doi: [10.1360/SSI-2021-0254](https://doi.org/10.1360/SSI-2021-0254)
- [164] O'CONNELL M, SHI G Y, SHI X C, et al. Neural-Fly enables rapid learning for agile flight in strong winds[J]. *Science Robotics*, 2022, 7 (66): eabm6597.  
doi: [10.1126/scirobotics.abm6597](https://doi.org/10.1126/scirobotics.abm6597)
- [165] FAWZI A, BALOG M, HUANG A, et al. Discovering faster matrix multiplication algorithms with reinforcement learning[J]. *Nature*, 2022, 610 (7930): 47–53.  
doi: [10.1038/s41586-022-05172-4](https://doi.org/10.1038/s41586-022-05172-4)
- [166] 李肯立, 阳王东, 陈岑, 等. 面向人工智能和大数据的高效能计算[J]. *数据与计算发展前沿*, 2020, 2 (1): 27–37.  
LI K L, YANG W D, CHEN C, et al. Efficient computing for artificial intelligence and big data[J]. *Frontiers of Data & Computing*, 2020, 2 (1): 27–37 (in Chinese).

( 本文责编: 徐燕 )

文章编号: 0258-1825(2023)07-0036-12

# 跨声速自然层流标模 CRM-NLF 风洞试验 快速转捩预测

刘银辉<sup>1,2,\*</sup>, 吴东润<sup>1,2</sup>, 杜 玺<sup>1,2</sup>, 林大楷<sup>1,2</sup>

(1. 中国商用飞机有限责任公司 北京民用飞机技术研究中心, 北京 102211;

2. 民用飞机设计数字仿真技术北京市重点实验室, 北京 102211)

**摘 要:**中国商飞北研中心开发了快速 CFD 分析工具 CFAST 进行层流基本流场计算, 单工况的计算时间仅为 200 s, 然后耦合转捩预测模块进行转捩预测分析, 大幅缩减了计算周期, 从而实现跨声速民机典型后掠机翼三维边界层的快速转捩预测。转捩预测模块基于线性稳定性理论的双  $e^N$  方法, 可以同时考虑横流驻波不稳定模式和 Tollmien-Schlichting 波不稳定模式对转捩的影响。目前, 公开的跨声速高雷诺数民机自然层流试验数据十分稀缺, 本文以 NASA 公开的跨声速高雷诺数自然层流标模 CRM-NLF 为研究对象, 研究了迎角、雷诺数和马赫数对转捩的影响。计算结果与试验结果以及基于 RANS 的转捩计算结果吻合很好, 说明开发的快速转捩预测工具高效可靠, 可以用于跨声速民机层流机翼设计和优化。

**关键词:**跨声速自然层流标模; 快速分析工具;  $e^N$  方法; 转捩预测

中图分类号: V211.4 文献标识码: A doi: 10.7638/kqdlxxb-2022.0035

## Fast transition prediction for wind tunnel testing of the transonic natural laminar flow standard model CRM-NLF

LIU Yinhu<sup>1,2,\*</sup>, WU Dongrun<sup>1,2</sup>, DU Xi<sup>1,2</sup>, LIN Dakai<sup>1,2</sup>

(1. Beijing Aircraft Technology Research Institute, Commercial Aircraft Corporation of China, Ltd. (COMAC), Beijing 102211, China;

2. Beijing Key Laboratory of Simulation Technology for Civil Aircraft Design, Beijing 102211, China)

**Abstract:** The design procedure of transonic natural laminar wings can benefit significantly from efficient transition prediction software capable of handling complex aerodynamic geometries. In this article, Commercial Aircraft Corporation of China Ltd (COMAC) Beijing Aircraft Technology Research Institute developed a Computational Fluid Dynamics software CFAST to obtain laminar base flows. CFAST is highly efficient; it only costs 200 seconds per case. The output of CFAST is then integrated into a transition prediction module to perform fast transition prediction of three-dimensional transonic back-swept wing boundary layers. The transition prediction module adopts the dual- $e^N$  criterion from the linear stability theory so that both Tollmien-Schlichting and stationary crossflow modes can be considered. Since open-source experimental data of high-Reynolds-number laminar flows are rare, the standard research model CRM-NLF designed by NASA is utilized to study the effects of the attack angle, Reynolds number, and Mach number on the transition prediction. The transition prediction results agree well with those obtained by RANS with transition models, suggesting that the method is of great potential in designing and optimizing of transonic natural laminar wings.

**Keywords:** transonic natural laminar flow model; efficient software;  $e^N$  method; transition prediction

## 0 引 言

层流设计能给飞机带来十分显著的减阻收益<sup>[1]</sup>。

研究表明, 如果将层流设计成功应用于机翼、发动机短舱、水平尾翼和垂直尾翼等部件, 具有减少 15% 整机阻力的潜力, 其中机翼采用层流设计带来的收益最

收稿日期: 2022-03-15; 修订日期: 2022-06-14; 录用日期: 2022-07-04; 网络出版时间: 2022-08-17

作者简介: 刘银辉<sup>\*</sup>(1987—), 男, 河北保定人, 工程师, 研究方向: 层流转捩。E-mail: rensheng3333333@163.com

引用格式: 刘银辉, 吴东润, 杜玺, 等. 跨声速自然层流标模 CRM-NLF 风洞试验快速转捩预测[J]. 空气动力学学报, 2023, 41(7): 36–47.

LIU Y H, WU D R, DU X, et al. Fast transition prediction for wind tunnel testing of the transonic natural laminar flow standard model CRM-NLF[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2023, 41(7): 36–47(in Chinese). doi: 10.7638/kqdlxxb-2022.0035

显著, 具有减少 10% 整机阻力的潜力。根据 Arcara 等<sup>[2]</sup>的估算, 如果民机能在主翼上翼面、垂尾和平尾上实现 50% 弦长的层流覆盖, 在发动机短舱上实现 40% 弦长的层流覆盖, 巡航升阻比可提升 14.7%, 从而可以降低对应方案起飞总重量的 9.9%、操作空重的 5.7%。现役大型民用飞机中, 波音 787 的短舱<sup>[3]</sup>以及波音 737 Max<sup>[4]</sup>的翼梢小翼采用了层流设计, 如图 1 所示。这标志着先进的飞机制造技术已经可以一定程度上满足层流设计的要求。开展层流设计研究, 逐步推进飞机各部件的层流应用, 是保证大型民用飞机具有气动性能优势的重要手段之一。



(a) B787层流短舱



(b) B737Max层流翼梢小翼

图 1 层流飞机<sup>[4]</sup>

Fig. 1 Laminar aircraft<sup>[4]</sup>

边界层转捩预测是 CFD 最具挑战的难题之一。高效可靠的转捩预测分析是飞机层流设计的关键。工程上常用的转捩预测方法分为两类: 基于 RANS 的转捩模型方法和  $e^N$  方法。对于第一类方法, 随着对转捩物理机理认知的逐渐深入和试验数据的不断丰富, 转捩模型已取得丰硕的研究成果。2021 年第一届 AIAA RANS 转捩模型和预测会议中, 针对标模 ERCOFTAC T3 平板、NLF(1)-0416 翼型、6:1 椭球体和 CRM-NLF 机翼, 十余家单位采用不同的转捩方法进行了转捩预测, 但预测的转捩位置偏差较大<sup>[5]</sup>。目前, 文献公开发表的基于 RANS 方程的转捩模型已多达几十种。其中比较著名的有: 基于间歇因子的转捩模型方法, 如  $\gamma-Re_\theta$ <sup>[6-8]</sup> 等; 基于物理机理的层流动能转捩模型, 如  $k_T-k_L-\omega$ <sup>[9-10]</sup>、 $k-\omega-\gamma$ <sup>[11-13]</sup> 等。总之, 基于间歇因子的转捩模型高度依赖于试验数据的经验拟合, 对转捩前区域的物理机制考虑不足, 适用范

围有限; 基于层流动能的转捩模型能较为充分地考虑转捩过程的物理机理, 然而, 现有基于层流动能的转捩模型难以解析地给出三维边界层流动的转捩起始位置和转捩过程<sup>[14]</sup>。这些转捩模型有待进一步改进, 从而准确预测工程上三维复杂外形的边界层转捩。

第二类是  $e^N$  方法。 $e^N$  方法一般是对数值计算 (如直接数值模拟、带转捩的 RANS 等) 得到的层流基本流进行稳定性分析获得  $N$  值包络线。基于线性稳定性理论的半经验  $e^N$  方法仍然是飞机设计计算中得到最广泛认可的转捩预测方法<sup>[15]</sup>, 它通过扰动幅值放大因子  $N$  判断转捩的发生。相比二维和轴对称边界层, 针对复杂三维外形开展的研究相对较少。基于  $e^N$  方法进行三维边界层转捩分析的难点在于展向波参数和积分路径的选取等, 比较常用的方法包含时间模式包络法、鞍点法、固定展向波数法和双  $e^N$  法等。时间模式包络法的  $N$  值采用时间模式沿群速度方向积分获得, 如 Malik 开发的转捩软件 COSAL<sup>[16]</sup>。鞍点法最早由 Cebeci 和 Stewartson<sup>[17]</sup> 提出, 扰动沿群速度方向传播, 通过固定频率对不同展向波数下的最大增长率进行积分计算  $N$  值, 然后再计算频率的  $N$  值包络, 相对保守。天津大学团队在超声速/高超声速边界层中开展了简化鞍点法、基于内波理论提出射线跟踪法、一般三维边界层广义增长率守恒关系等<sup>[18-22]</sup> 方面的工作, 并开发了对应的转捩预测软件。固定展向波数法, 适用于无限展长后掠平板和后掠翼型等, 扰动展向波数不变, 得出不同展向波数和频率下的  $N$  值包络线。Malik 等<sup>[23]</sup> 发现, 假定无黏势流方向的展向波数为实数, 扰动增长率沿无黏势流方向进行  $N$  值计算, 计算量小且精度足够。基于 Malik 等<sup>[23]</sup> 的发现, 可以进一步分别对 Tollmien-Schlichting (T-S) 模态和横流 (CF) 模态进行  $N$  值计算, 这种方法被称作双  $e^N$  方法。T-S 模态无黏势流方向和群速度方向夹角一般不超过  $5^\circ$ , T-S 模态采用固定波角法 (无黏势流方向的展向波数为 0) 或无黏势流方向的展向波数取较小的实数进行  $N$  值计算, 而 CF 模态采用固定展向波数法进行  $N$  值计算, 如 NASA 的 eMalik<sup>[24]</sup> 和 LASTRAC<sup>[25]</sup>, 以及西北工业大学的韩忠华等<sup>[26]</sup> 发展的翼身组合体转捩自动判断方法等。为了提高计算效率, 后续文献基于  $e^N$  方法提出了简化的  $e^N$  数据库转捩预测方法<sup>[27-31]</sup>。本文采用  $e^N$  方法进行跨声速转捩预测分析, 简化的  $e^N$  数据库方法不再赘述。

$e^N$  方法需 CFD 求解器提供层流基本流计算的边界层信息, 一般地, 基于 RANS 的 CFD 工具普遍存在计算周期过长、一些情况下解的精度或可靠性不足、

CFD 用户技能水平差异大<sup>[32]</sup>等问题。因此,中国商飞北研中心开发了面向工程应用的快速 CFD 分析工具 CFAST,基于试验转捩位置设置 CFD 转捩点,转捩点前的流场为层流基本流,单工况的计算时间仅为 200 s,大幅缩短计算周期。本文研究对象是 NASA 的跨声速高雷诺数自然层流标模 CRM-NLF<sup>[33]</sup>。首先,基本流场由 CFAST 得出;然后,采用基于线性稳定性理论的  $e^N$  方法进行转捩预测分析,为层流机翼设计和优化提供理论依据和参考。下面对研究模型、快速 CFD 分析工具 CFAST 和  $e^N$  方法进行简介,并基于标模 NLF(2)-0415 对计算结果进行验证。

## 1 研究模型和数值方法

### 1.1 标模 CRM-NLF 简介

自然层流标模 CRM-NLF 是美国 NASA 近年来采用跨声速自然层流超临界机翼设计的翼身组合标模,进行了变迎角、变雷诺数的高雷诺数风洞试验验证,得到超临界自然层流机翼的边界层转捩特性,并公开了其几何模型、CFD 计算结果、试验数据等<sup>[33-34]</sup>。标模 CRM-NLF 转捩由横流驻波模态和 T-S 模态主导,其设计目标是在飞机的巡航马赫数、雷诺数和后掠角范围内尽可能扩大层流区。图 2 展示了风洞试验模型。图 3 展示了机翼沿展向的测试站位。图 4 展示了机翼典型压力分布设计示意图,压力分布在机翼前缘具有快速加速区,抑制横流模态的增长,之后保持机翼中段为弱顺压梯度区,抑制 T-S 模态增长。前缘横流模态和机翼中段 T-S 模态扰动抑制是层流设计的关键,标模 CRM-NLF 试验结果表明以层流区弦向长度为特征长度的转捩雷诺数最高可达 1000 万。



图 2 CRM-NLF 风洞试验模型<sup>[34]</sup>  
Fig. 2 Test model of CRM-NLF<sup>[34]</sup>

### 1.2 定常流场分析工具 CFAST 简介

CFAST 是中国商飞北研中心开发的面向工程应用的 CFD 快速分析工具。采用嵌套网格,机身构造背

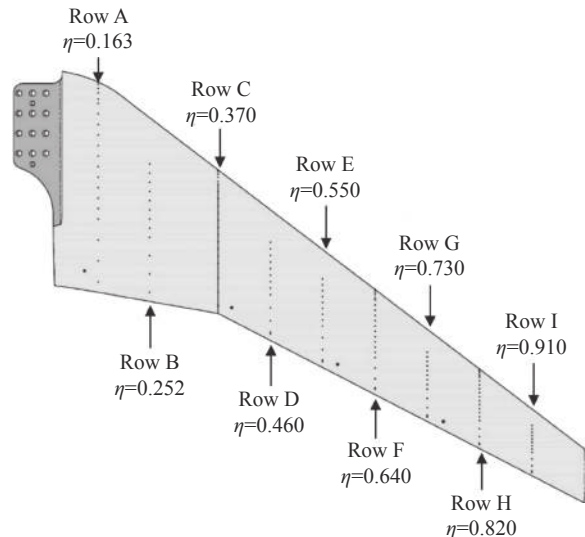


图 3 CRM-NLF 翼展位置示意图<sup>[34]</sup>

Fig. 3 Spanwise stations of the CRM-NLF model<sup>[34]</sup>

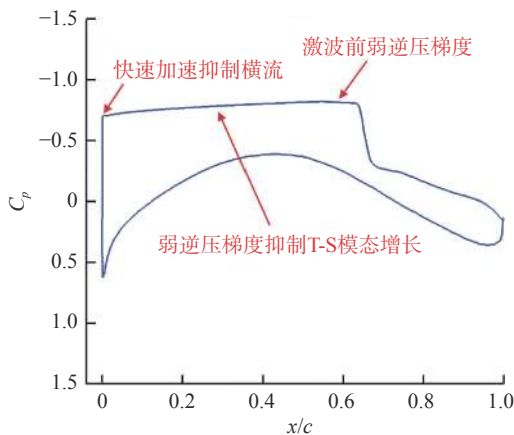


图 4 机翼的典型压力分布<sup>[34]</sup>

Fig. 4 Representative pressure distribution of the CRM-NLF model<sup>[34]</sup>

景网格、机翼单独划分 C 型网格,边界层外流场采用欧拉控制方程求解。边界层单独划分求解域,采用曲面非正交坐标系,通过 Keller-Box 转化边界层方程组为 6 个常微分方程,利用预测-修正格式推进求解。边界层计算流程如下:在翼根和机翼驻线交点,首先按无限后掠翼假设给出初始值,之后沿翼根推进求解驻线至翼梢,最后自驻点起始,沿流线完成边界层全场计算。边界层流场向无黏外流场输出溢出速度,使无黏外流在机翼表面的流向偏离物面,用于描述边界层对流动的堵塞作用。CFAST 自驻点开始层流基本流计算,根据指定的强制转捩位置转捩,之后为湍流计算,湍流平均流动应用零方程 Cebeci-Smith 模型模拟。强制转捩位置略大于试验转捩位置,保证试验转捩位置前的流场为层流。CFAST 在个人计算机上单一工况的计算时间仅约 200 s,该计算速度主要是通过小量级网格的外流无黏与边界层修正迭代完成的。由

于边界层计算域推进求解一轮比无黏外流迭代求解一步的时间长数倍,因此在多步无黏外流迭代后才执行一次边界层计算域的计算,即边界层修正。典型的翼身嵌套网格总数为 100 万量级,典型的计算收敛步数为 60 步。图 5 给出了残差收敛曲线,在网格残差突变位置完成边界层修正,残差突变是边界层输出到外流

的溢出速度更新导致的,该突变引起的残差上升很快,在 2~3 个迭代步后即可消除。

在边界层修正步,边界层自驻点出发,沿流向求解边界层方程并输出边界层速度、温度、密度法向分布,为  $e^N$  分析提供了所需的三维可压缩边界层信息。其中典型的密度和三维速度分布如图 6 所示。

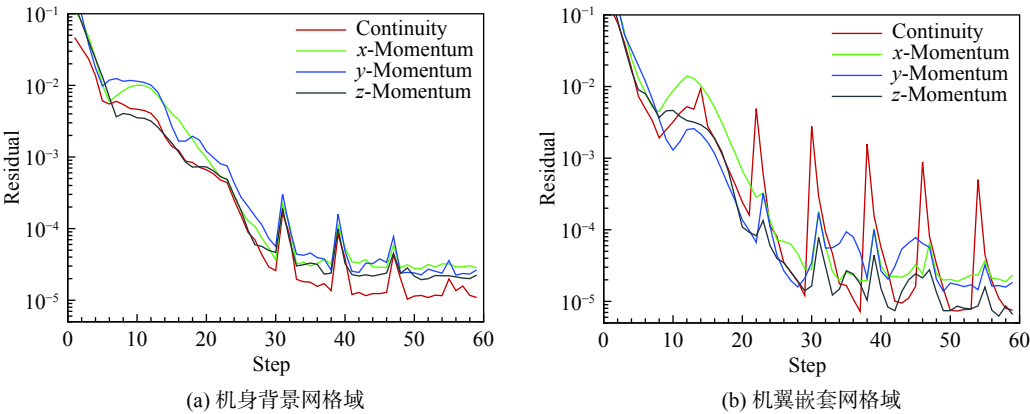


图 5 标模 CRM-NLF 残差收敛历程图

Fig. 5 Residual convergence history diagram of the standard model CRM-NLF

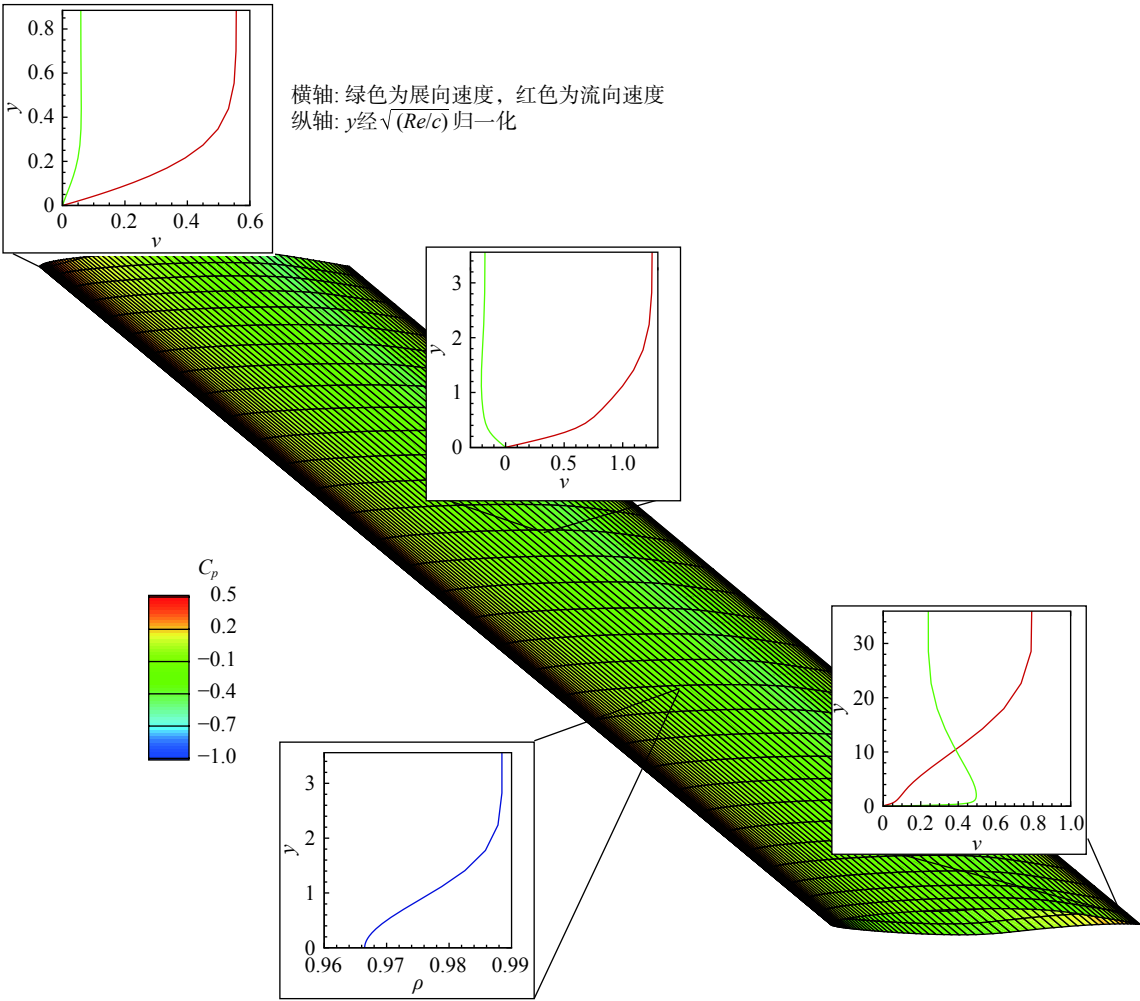


图 6 三维可压缩边界层信息

Fig. 6 Boundary layer characteristics of three-dimensional compressible flow

### 1.3 转捩预测的 $e^N$ 方法简介

基于线性稳定性理论的  $e^N$  方法仍然是目前飞机设计计算中得到最广泛认可的转捩预测方法。 $e^N$  方法的基本思想是,边界层内存在的各种频率的小幅值扰动波向下游传播,扰动从开始放大处起,沿下游方向对其线性增长率做积分,取其包络线,从而得到  $N$  值,再通过试验等手段对  $N$  值进行标定,确定转捩判据。在所有频率的扰动中,扰动的  $N$  值包络最先达到转捩判据的位置被认为是转捩位置。不稳定模态扰动幅值满足如下关系式:

$$A = A_0 e^N, \quad N = \ln\left(\frac{A}{A_0}\right) = -\int_{x_0}^x \alpha_i dx \quad (1)$$

式中:  $A$  为扰动幅值;  $A_0$  为扰动开始放大处的幅值;  $N$  与幅值增长倍数有关,一般认为  $N$  是扰动频率和流向位置的函数;  $\alpha_i$  为扰动增长率。

Malik 等<sup>[23]</sup>发现,假定无黏势流方向的展向波数为实数,扰动增长率沿无黏势流方向进行  $N$  值计算,计算量小且精度足够。本文  $e^N$  积分路径选取与无黏势流方向保持一致。通常情况下,对于当前跨声速大型民用飞机典型后掠机翼表面三维流动问题,转捩由 T-S 模态和横流驻波模态共同主导。本文基于线性稳定性理论的双  $e^N$  方法对  $N$  进行转捩预测分析,双  $e^N$  方法的描述详见文献<sup>[26]</sup>。对于 T-S 模态,采用固定波角法,沿着无黏势流方向对增长率进行积分获得不同频率下的  $N$  值包络线;对于横流驻波模态,频率取 0,采用固定展向波数法,获得不同展向波数下的  $N$  值包络线。

### 1.4 算例验证

选取标模 NLF(2)-0415, 图 7 对比展示了  $Re = 2.37 \times 10^6$ 、迎角为  $-4^\circ$  时计算和试验结果<sup>[35]</sup>, 由图可知,本文 CFAST 计算结果与试验结果基本吻合,说明 CFAST 能准确得出基本流结果。

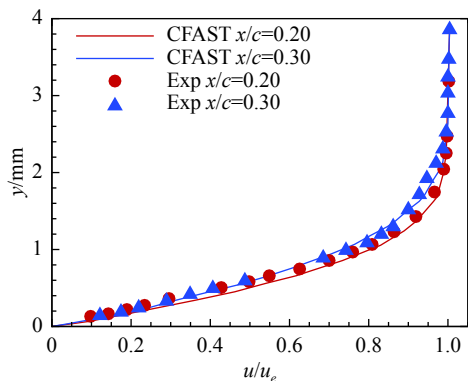


图 7 以当地外缘速度无量纲化的流向速度分布

Fig. 7 Wall-normal profiles of the streamwise velocity

## 2 计算参数与网格设置

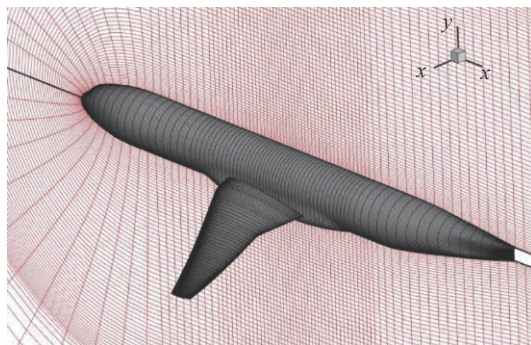
采用 CFAST 完成无黏外流和边界层耦合计算,机翼下表面全湍流,上表面基于 CRM-NLF 的低湍流风洞试验结果<sup>[33]</sup>,选取 15 个不同展向位置,结合试验转捩点给定强制转捩位置。计算设置的强制转捩点较试验转捩点向后延长了 2% 弦长,便于  $e^N$  分析计算试验转捩点的  $N$  值。不同展向网格对应站位  $\eta$  的转捩点由给定的强制转捩位置插值拟合得出,其中  $\eta$  表示展向站位距机身轴线距离与翼梢距机身轴线距离之比。具体计算工况参见表 1。

表 1 计算工况

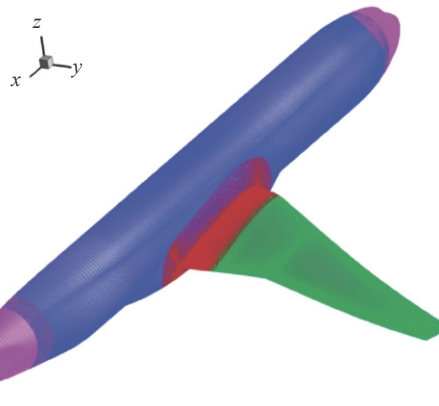
Table 1 Calculated parameters

| Case | $\alpha/(^\circ)$ | $Re_{MAC}/10^6$ | $Ma$  |
|------|-------------------|-----------------|-------|
| 1    | 1.5               | 15.0            | 0.856 |
| 2    | 1.5               | 17.5            | 0.856 |
| 3    | 2.0               | 15.0            | 0.856 |

本文无黏外流网格设置如图 8(a)所示,网格总数 110 万。机翼边界层第一层网格高度  $1.1 \times 10^{-7}$  m,法向增长率 1.26,边界层内法向网格点数沿弦向逐渐增长,前缘处为 21,尾缘处增至 46,以满足边界层厚



(a) CFAST



(b) Venkatachari<sup>[36]</sup>

图 8 网格分布

Fig. 8 Grid distribution

度沿弦向的增长需求, 机身不计算边界层。Venkatachari 等<sup>[36]</sup> 基于 RANS 计算网格设置如图 8(b)所示, 网格总数 1.2 亿, 边界层第一层网格高度  $2.54\times10^{-6}$  m, 法向增长率 1.02, 法向网格数 200, 边界层内网格数约 40, 机身计算边界层。

3 结果与分析

3.1 基本流场

图 9 展示了 CFAST 带转捩计算获得的俯视表面压力系数  $C_p$  云图, 并与 Paredes 等<sup>[37]</sup> 的计算结果进行了对比, CFAST 半模计算给出了左侧机身, Paredes 等<sup>[37]</sup> 给出了右侧机身, 两者的结果具有相同的变化特征, 翼根先向外伸出第一道激波, 机翼转折后, 外翼段存在第二道激波。固定迎角变雷诺数(Case 1 和 Case 2) 时, 激波的形态保持一致, 激波线基本不变; 固定雷诺数变迎角(Case 1 和 Case 3)时, 随迎角的增大, 内翼段展向向外延伸出的激波更长, 激波有较明显的变化。Case 2 和 Case 3 的结果图类似。

图 10 进一步展示了不同翼展位置的表面压力系数  $C_p$  的弦向分布, 并与 NASA 的试验结果<sup>[33]</sup> 和 Paredes 等<sup>[37]</sup> 的 RANS 结果进行了对比。本文与 Paredes 等<sup>[37]</sup> 基于 RANS 的转捩计算结果基本重合, 机翼激

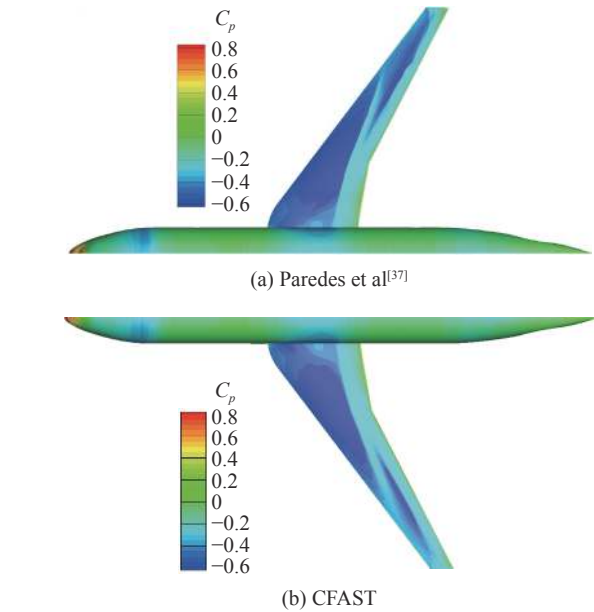


图 9 带转捩计算的表面压力系数云图 (Case 1)  
Fig. 9 Contours of surface pressure coefficient in the imposed transition front solutions for Case 1

波位置较试验略有后移, 机翼吸力面激波前压力整体略低于试验, 其余与试验吻合较好。图 11 展示了表面摩擦系数分布, 对于摩擦系数突增的转捩点和摩擦系数陡降的激波位置, 二者计算误差在 5% 弦长以

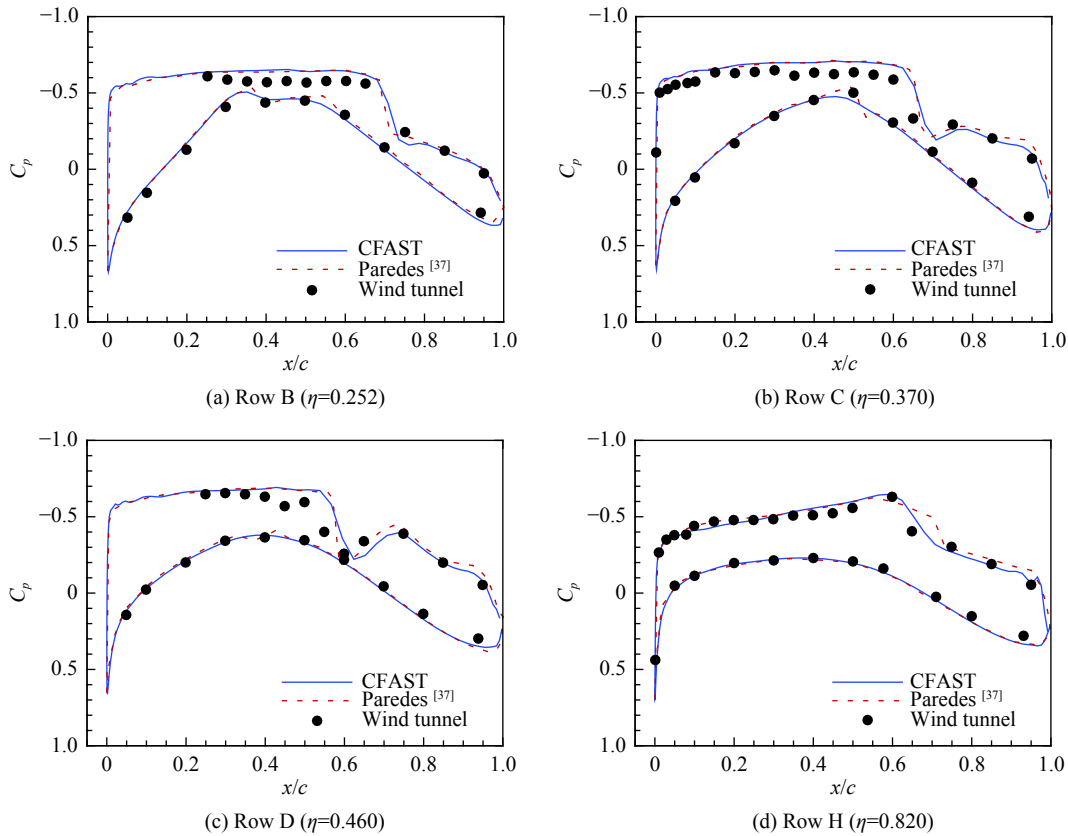


图 10 不同翼展位置的表面压力系数 (Case 1)  
Fig. 10 Experimental and predicted pressure coefficients at different sections of the wing for Case 1

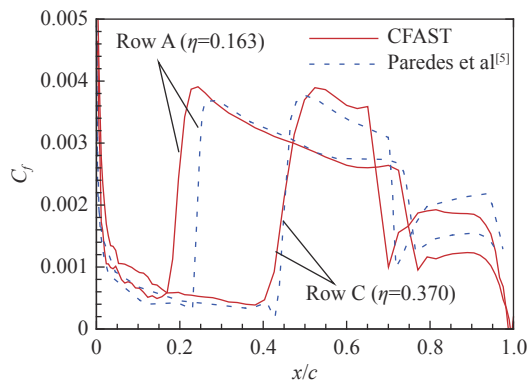


图 11 表面摩擦系数分布 (Case 3)

Fig. 11 Friction coefficient distributions at different sections of the wing for Case 3

内,说明 CFAST 基本流计算结果准确可靠。需要指出, Paredes 等<sup>[37]</sup>的网格总数 1.2 亿,本文网格总数 110 万,单工况计算时间仅为 200 s, CFAST 能准确捕捉基本流场的同时计算效率明显提高。

### 3.2 转捩预测分析

标模 CRM-NLF 转捩由横流驻波模态和 T-S 模态主导。图 12 展示了标模 CRM-NLF 机翼上表面 T-S 波(红实线)和横流驻波(蓝实线)不稳定性扰动放大因子  $N$  增长曲线,图中黑实线表示风洞试验的转捩位置,黑点画线表示 CFAST 计算获得的机翼上表面

压力系数分布。由图可知,在展向 37% 处站位 RowC (机翼转折)以内,转捩由 T-S 模态主导,站位 I 在接近激波附近的区域 T-S 模态快速增长,可能是由激波诱导层流分离导致的。需要指出, T-S 模态和横流驻波模态的  $N$  均不超过 7,说明标模 CRM-NLF 机翼的压力分布通过机翼前缘抑制横流驻波模态和机翼中段抑制 T-S 模态可以兼顾控制 T-S 模态和横流驻波模态的增长幅度,使机翼表面维持较长的层流区。

$e^N$  方法是一种半经验的转捩预测方法,转捩  $N$  值可以根据试验转捩位置进行标定,也可以根据事先给定的转捩阈值  $[(N_{TS})_{tr}, (N_{CF})_{tr}]$ , 计算机翼的转捩位置,然后与试验结果进行比较。转捩由 T-S 模态和横流驻波模态中先达到转捩阈值的不稳定模态主导。风洞试验来流湍流度为  $Tu = 0.24\%$ , 根据 Mack<sup>[38]</sup>的经验关系式  $N = -8.43 - 2.4\ln(Tu)$ , 转捩阈值为  $[(N_{TS})_{tr}, (N_{CF})_{tr}] = [6.0, 6.0]$ 。风洞试验研究了巡航马赫数下迎角和雷诺数对转捩的影响,本文在风洞试验的基础上还分析了马赫数对转捩的影响。

#### 3.2.1 迎角对转捩的影响分析

图 13 和图 14 分别展示了迎角为 1.5 和 2.0 时扰动放大因子  $N$  的云图,并对比展示了 Paredes 等<sup>[37]</sup>依据三维 PSE 得出的计算结果,图中黑实线表示风洞

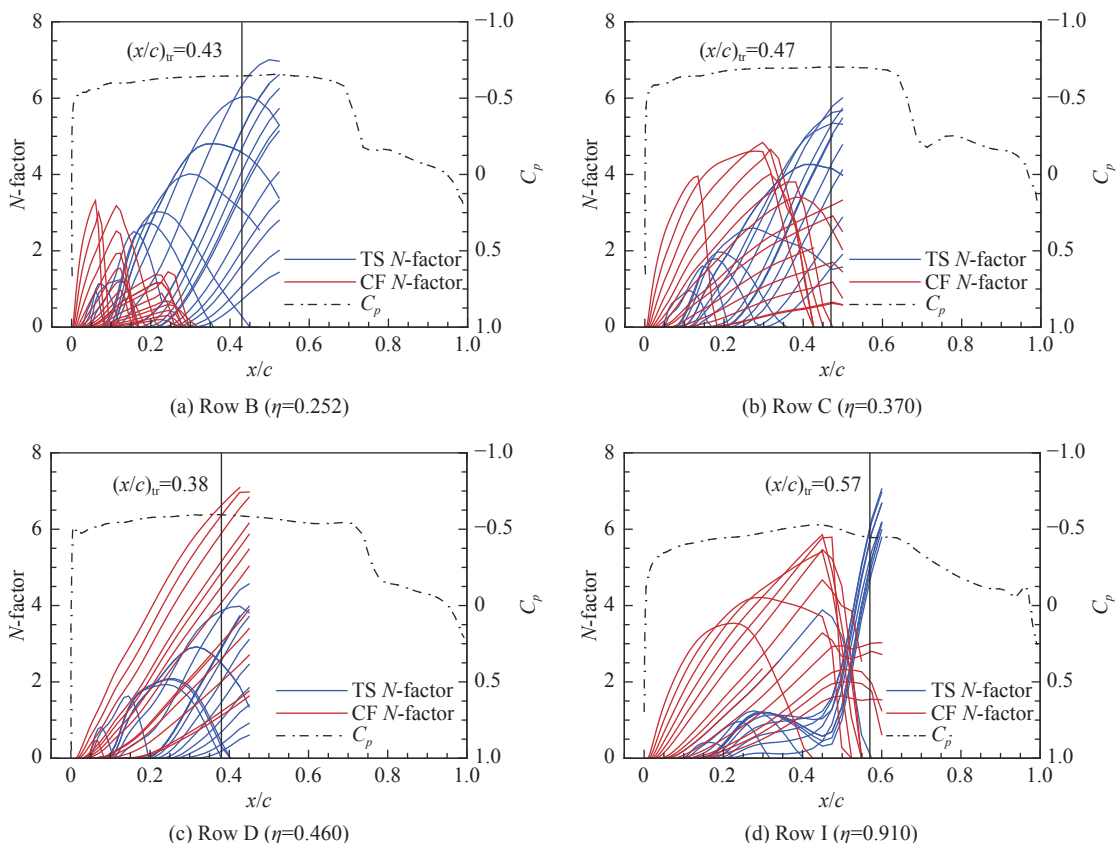


图 12 不稳定模态沿流向的变化 (Case 1)

Fig. 12 Streamwise variations of the  $N$ -factors of T-S and stationary crossflow modes for Case 1

试验测量得到的转捩线, 黑虚线表示数值计算得出的激波线, 实心圆表示转捩阈值 $[(N_{TS})_{tr}, (N_{CF})_{tr}]$ 为 $[6.0, 6.0]$ 得出的转捩位置, 与 Lynde 等<sup>[34]</sup>和 Paredes 等<sup>[37]</sup>进行转捩预测分析得出的转捩阈值一致。由图可知, 本文计算得出的转捩位置和试验转捩位置基本一致。Lynde 等<sup>[34]</sup>和 Paredes 等<sup>[37]</sup>分析风洞试验结果 TSP 照片认为机翼内段可能为 T-S 不稳定模式诱发转捩。本文计算结果同样表明, 机翼内段的转捩由 T-S 不稳定模式主导。在机翼外段, 横流驻波模式的  $N$  值明显较大, 而此时转捩线与激波线基本保持一致, 转捩可能是由激波导致的。对于 T-S 模式, 本文计算的  $N$  值与 Paredes 等<sup>[37]</sup>计算结果基本保持一致, 吻合很好; 对于横流驻波模式, 本文计算的  $N$  值在机翼中段整体略大于 Paredes 等<sup>[37]</sup>的结果, 而在机翼外段整体略小于 Paredes 等<sup>[37]</sup>的结果, 演化趋势一致, 这可能是由 PSE 考虑非平行性和机翼表面曲率导致的。随着迎角的增大, 在翼展的大部分区域, 横流驻波模式扰动放大因子  $N$  明显减小, 转捩主要由 T-S 模式主导。总之, 本文基于 CFD 快速分析工具 CFAST

进行线性稳定性分析能较为准确的进行转捩预测分析。

### 3.2.2 雷诺数对转捩的影响分析

图 15 和图 16 分别展示了雷诺数为  $12.5 \times 10^6$ 、 $15.0 \times 10^6$ 、 $17.5 \times 10^6$  和  $20.0 \times 10^6$  时横流驻波模式和 T-S 模式扰动放大因子  $N$  的等值线云图, 其他参数与表 1 中的 Case 1 一致。图中黑实线表示试验转捩位置, 黑虚线表示激波线, 实心圆表示转捩阈值 $[(N_{TS})_{tr}, (N_{CF})_{tr}]$ 为 $[6.0, 6.0]$ 得出的转捩位置。当雷诺数不超过  $17.5 \times 10^6$  时, 本文计算得出的转捩位置和试验转捩位置基本一致, 雷诺数为  $20.0 \times 10^6$  时, 本文计算得出的转捩位置和试验转捩位置偏差增大。随雷诺数从  $12.5 \times 10^6$  增大到  $15.0 \times 10^6$ , 转捩位置变化不明显, 机翼内段的转捩由 T-S 不稳定模式主导, 机翼外段的转捩可能是由激波导致的; 而随雷诺数继续增大到  $17.5 \times 10^6$  和  $20.0 \times 10^6$ , 转捩位置明显前移, 横流驻波模式  $N$  值明显增大, 而转捩位置处的 T-S 模式  $N$  值有所减小, 机翼外段的转捩可能由横流驻波模式主导。造成风洞试验转捩位置前移的原因可能是: 一方面随雷诺数增大, 流动容易不稳定, 转捩位

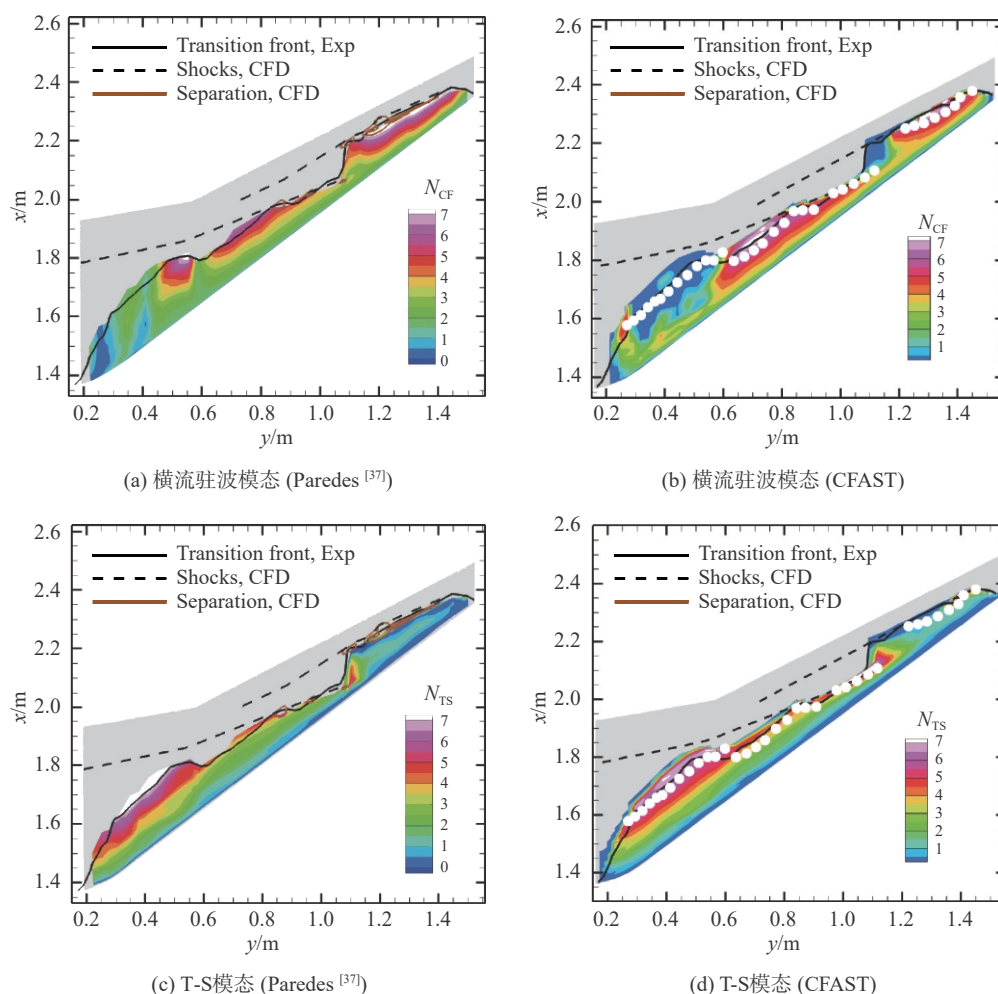
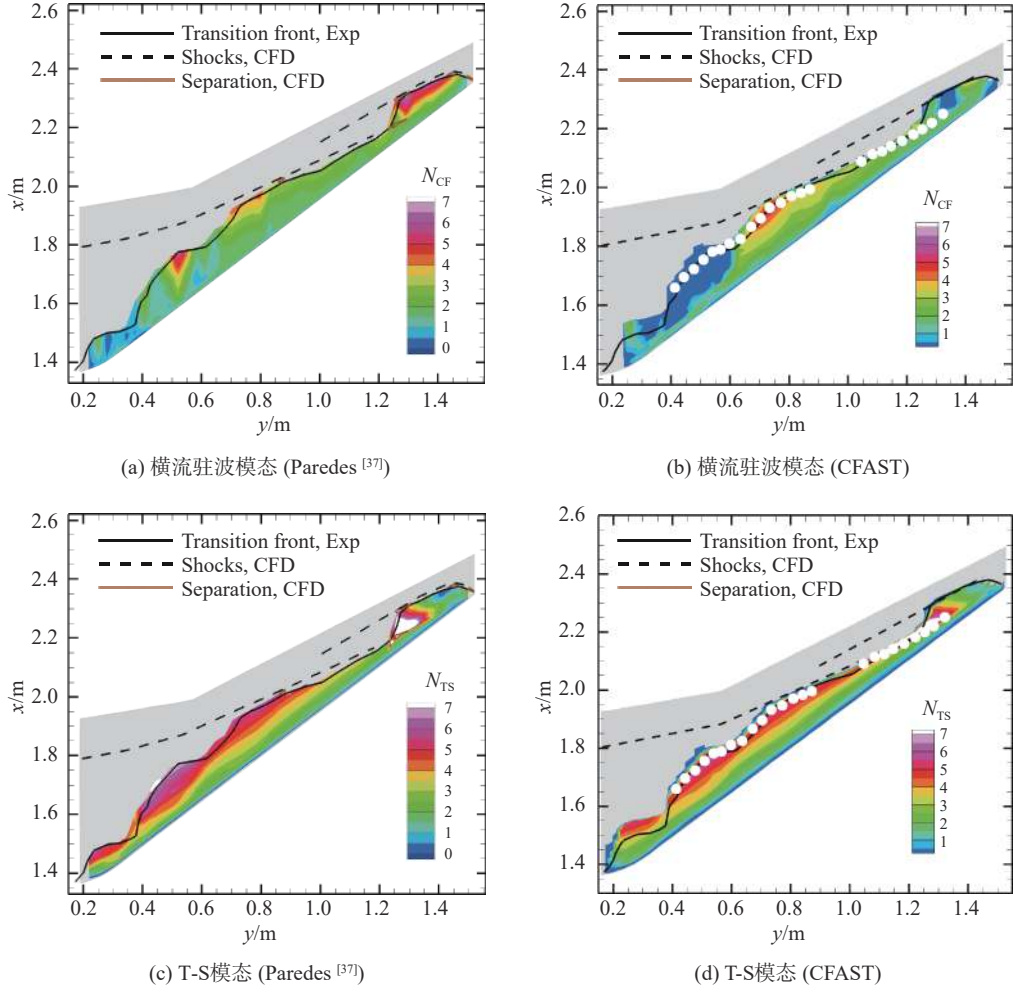
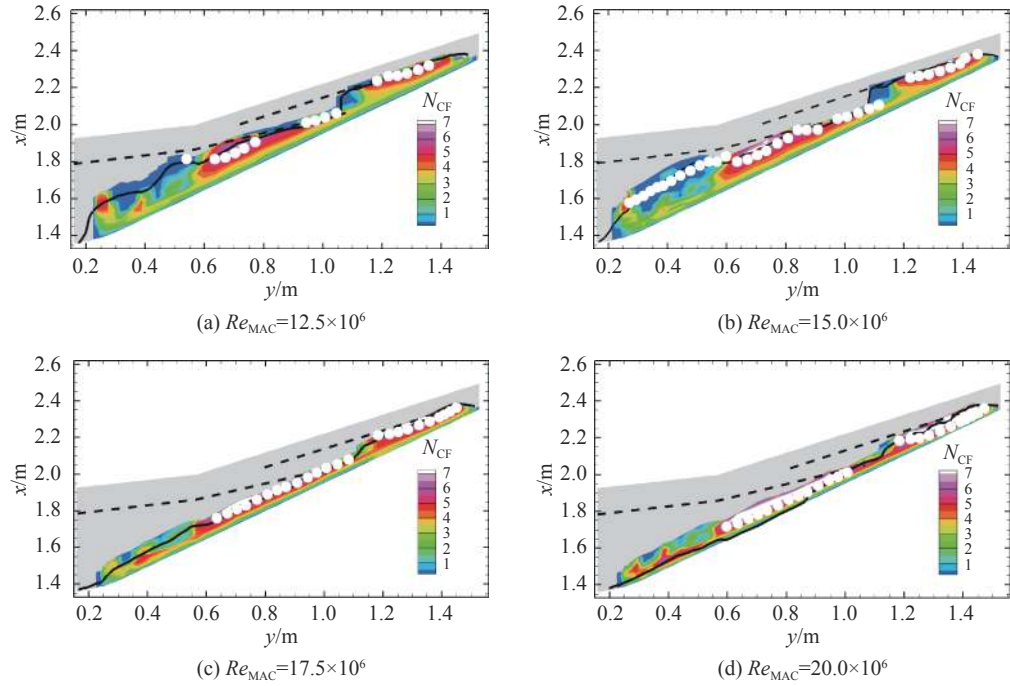
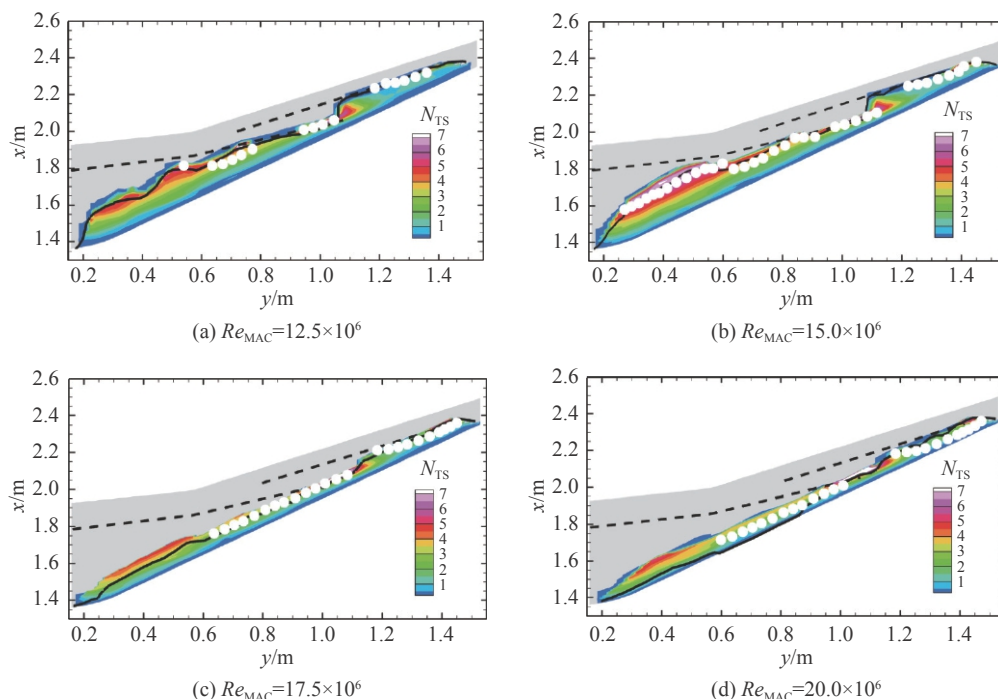


图 13 横流驻波和 T-S 波  $N$  值的等值线云图 (Case 1)

Fig. 13  $N$ -factor contours of stationary CF waves and T-S waves for Case 1

图 14 横流驻波和 T-S 波  $N$  值的等值线图 (Case 3)Fig. 14  $N$ -factor contours of stationary CF waves and T-S waves for Case 3图 15 横流驻波模式  $N$  值云图Fig. 15  $N$ -factor contours of cross-flow modes at different  $Re_{MAC}$

图 16 T-S 模态  $N$  值云图Fig. 16  $N$ -factor contours of T-S modes at different  $Re_{MAC}$ 

置会前移;另一方面,边界层厚度随雷诺数的增大而变薄,风洞品质和机翼表面瑕疵等因素对转捩的影响会明显增强,当雷诺数增大到  $20.0 \times 10^6$  时,可能在前缘直接诱发转捩。

### 3.2.3 马赫数对转捩的影响分析

在风洞试验基础上,本节分析了马赫数对转捩的

影响,其他参数与表 1 中的 Case 1 一致。图 17 展示了不同马赫数时表面压力系数  $C_p$  分布。由图可知,随马赫数从 0.856 降为 0.820 和 0.800,  $C_p$  分布变化明显,机翼中段由弱顺压梯度区变为逆压梯度区,激波消失。随马赫数从 0.856 增加到 0.870,激波位置后移,激波强度有所增强。图 18 和图 19 分别展示了横

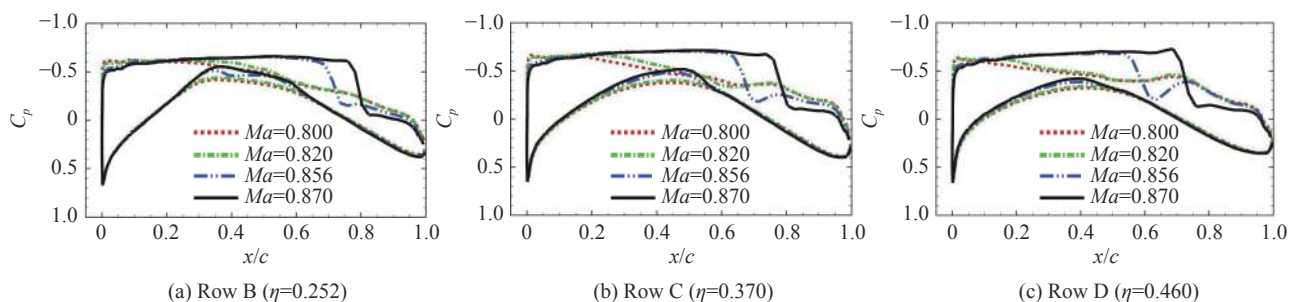
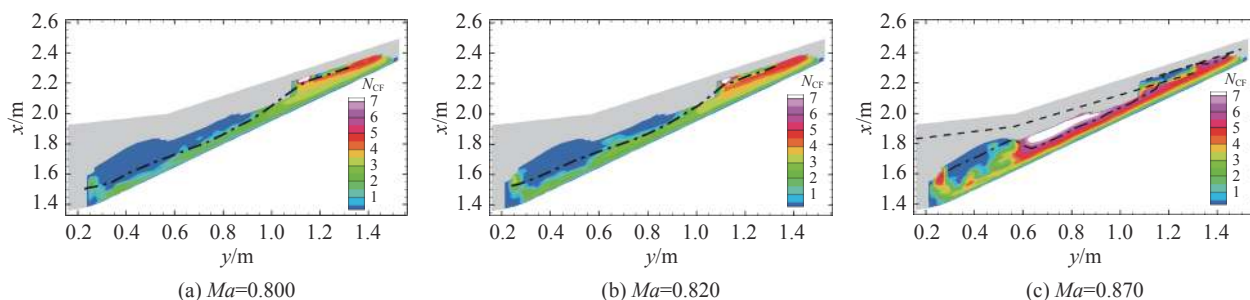
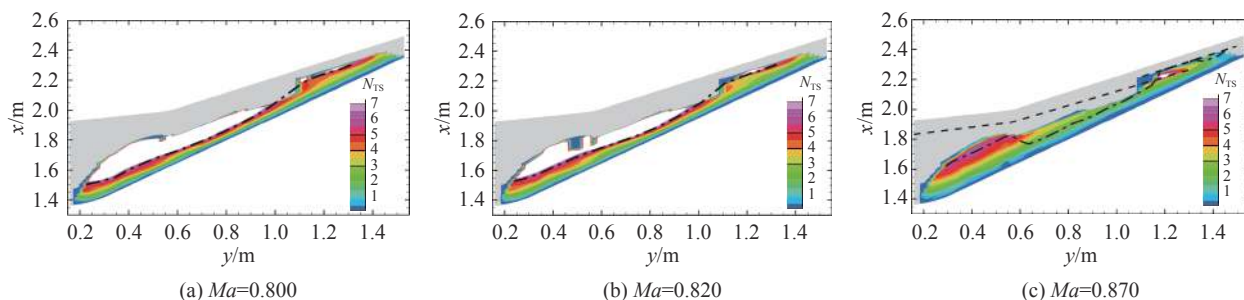


图 17 不同翼展位置的表面压力系数

Fig. 17 Pressure coefficients at different sections of the wing

图 18 横流驻波模态  $N$  值云图Fig. 18  $N$ -factor contours of stationary cross-flow modes

图 19 T-S 模态  $N$  值云图Fig. 19  $N$ -factor contours of T-S mode

流驻波模态和 T-S 模态扰动放大因子  $N$  值云图。与图 13 ( $Ma = 0.856$ ) 相比, 随马赫数增大, 横流驻波模态  $N$  值逐渐增大, 而 T-S 模态  $N$  值明显减小。图中黑点划线表示  $[(N_{TS})_{tr}, (N_{CF})_{tr}] = [6.0, 6.0]$  作为转捩阈值得出的转捩位置。随马赫数增大, 内翼段转捩位置明显后移, 而外翼段层流区长度超过 50% 弦长, 变化不明显。

## 4 结 论

标模 CRM-NLF 的后掠机翼边界层是典型的三维边界层, 其转捩由横流驻波模态和 T-S 模态主导。本文基于跨声速自然层流标模 CRM-NLF 的风洞试验数据, 结合内部快速 CFD 分析工具 CFAST 和  $e^N$  转捩计算工具进行了转捩预测分析。总结如下:

1) 通过转捩  $N$  值标定, 研究发现, 在内翼段, 转捩由 T-S 模态主导; 在外翼段, 转捩由横流驻波模态和激波共同主导。随着迎角和雷诺数的增大, 转捩位置会有所前移。采用双  $e^N$  方法, 通过湍流度结合 Mack 公式确定 T-S 模态和横流驻波模态的转捩  $N$  值为 6, 预测的转捩位置与风洞试验结果吻合很好, 能较为准确的进行转捩预测分析;

2) 在风洞试验的基础上本文分析了马赫数对转捩的影响。马赫数在 0.800~0.870 之间时, 随马赫数增大, 内翼段的转捩位置明显后移, 而外翼段层流区长度超过 50% 弦长, 变化不明显;

本文旨在开发一套适用于复杂三维外形的快速转捩预测工具, 经 CRM-NLF 标模验证 CFAST 在个人计算机上工况的基准分析时间约 200s, 且转捩预测精度足够, 初步达成研究目标, 在后续层流设计研究中, 有助于加速后掠翼层流优化设计的迭代效率。后续也将进一步研究来流湍流度和表面制造因素对转捩的影响。

## 参 考 文 献:

[1] SEITZ A, KRUSE M, WUNDERLICH T, et al. The DLR project

LamAiR: design of a NLF forward swept wing for short and medium range transport application[C]// 29th AIAA Applied Aerodynamics Conference, Honolulu, Hawaii. Reston, Virginia: AIAA, 2011: 3526.

doi: 10.2514/6.2011-3526

[2] ARCARA P C, BARTLETT D W, MCCULLERS L A. Analysis for the application of hybrid laminar flow control to a long-range subsonic transport aircraft[C]// SAE Technical Paper Series, 400 Commonwealth Drive, Warrendale, PA, United States: SAE International, 1991.

doi: 10.4271/912113

[3] CAMPBELL R, CAMPBELL M, STREIT T. Progress toward efficient laminar flow analysis and design[C]// 29th AIAA Applied Aerodynamics Conference, Honolulu, Hawaii. Reston, Virginia: AIAA, 2011: 3527.

doi: 10.2514/6.2011-3527

[4] CROUCH J. Boundary-layer transition prediction for laminar flow control (invited)[C]// 45th AIAA Fluid Dynamics Conference, Dallas, TX. Reston, Virginia: AIAA, 2015.

doi: 10.2514/6.2015-2472

[5] CODER J G. Summary of the first AIAA CFD transition modeling and prediction workshop[R/OL]. 2021-03-04.

<https://www.nas.nasa.gov/pubs/ams/2021/03-04-21>

[6] MENTER F R, LANGTRY R B, LIKKI S R, et al. A correlation-based transition model using local variables—part I: model formulation[J]. *Journal of Turbomachinery*, 2006, 128(3): 413.

doi: 10.1115/1.2184352

[7] MENTER F R, SMIRNOV P E, LIU T, et al. A one-equation local correlation-based transition model[J]. *Flow, Turbulence and Combustion*, 2015, 95(4): 583-619.

doi: 10.1007/s10494-015-9622-4

[8] 向星皓, 张毅锋, 陈坚强, 等. 横流转捩模型研究进展[J]. *空气动力学学报*, 2018, 36(2): 254-264, 180.

XIANG X H, ZHANG Y F, CHEN J Q, et al. Progress in transition models for cross-flow instabilities[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2018, 36(2): 254-264, 180 (in Chinese).

doi: 10.7638/kqdlxb-2018.0041

[9] WALTERS D K, COKLJAT D. A three-equation eddy-viscosity model for Reynolds-averaged Navier-Stokes simulations of transitional flow[J]. *Journal of Fluids Engineering*, 2008, 130(12).

doi: 10.1115/1.2979230

[10] QIN Y P, YAN C, HAO Z H, et al. A laminar kinetic energy transition model appropriate for hypersonic flow heat transfer[J]. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2017, 107: 1054-1064.

doi: 10.1016/j.ijheatmasstransfer.2016.11.012

[11] FU S, WANG L. RANS modeling of high-speed aerodynamic flow transition with consideration of stability theory[J]. *Progress in Aerospace Sciences*, 2013, 58: 36-59.

doi: 10.1016/j.paerosci.2012.08.004

[12] WANG L, XIAO L H, FU S. A modular RANS approach for modeling hypersonic flow transition on a scramjet-forebody configuration[J].

- Aerospace Science and Technology*, 2016, 56: 112–124.  
doi: 10.1016/j.ast.2016.07.004
- [13] GUO P X, GAO Z X, ZHANG Z C, et al. Local-variable-based model for hypersonic boundary layer transition[J]. *AIAA Journal*, 2019, 57(6): 2372–2383.  
doi: 10.2514/1.J056828
- [14] 阎超, 屈峰, 赵雅甜, 等. 航空航天CFD物理模型和计算方法的述评与挑战[J]. *空气动力学学报*, 2020, 38(5): 829–937.  
YAN C, QU F, ZHAO Y T, et al. Review of development and challenges for physical modeling and numerical scheme of CFD in aeronautics and astronautics[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2020, 38(5): 829–937 (in Chinese).  
doi: 10.7638/kqdlxxb-2020.0072
- [15] KRUMBEIN A, KRIMMELBEIN N, GRABE C. Streamline-based transition prediction techniques in an unstructured computational fluid dynamics code[J]. *AIAA Journal*, 2017, 55(5): 1548–1564.  
doi: 10.2514/1.J054990
- [16] MALIK M R. COSAL: A black-box compressible stability analysis code for transition prediction in three-dimensional boundary layers [R]. NASA-CR-165958, 1982.
- [17] CEBECI T, STEWARTSON K. On stability and transition in three-dimensional flows[J]. *AIAA Journal*, 1980, 18(4): 398–405.  
doi: 10.2514/3.50772
- [18] 于高通. 高超声速三维边界层 $e$ - $N$ 方法的应用及扰动演化的预测[D]. 天津: 天津大学, 2016.  
YU G T. Application of  $e$ - $N$  method and prediction of disturbances propagation in three-dimensional hypersonic boundary layers[D]. Tianjin: Tianjin University, 2016 (in Chinese).
- [19] 黄章峰, 肖凌晨, 罗纪生. 超声速边界层转捩预测 $e^N$ 方法及其软件开发[J]. *空气动力学学报*, 2018, 36(2): 279–285.  
HUANG Z F, XIAO L C, LUO J S. Transition prediction  $e^N$  method and its software development for supersonic boundary layers[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2018, 36(2): 279–285 (in Chinese).  
doi: 10.7638/kqdlxxb-2018.0023
- [20] 黄章峰, 万兵兵, 段茂昌. 高超声速流动稳定性及转捩工程应用若干研究进展[J]. *空气动力学学报*, 2020, 38(2): 368–378.  
HUANG Z F, WAN B B, DUAN M C. Progresses in engineering application research on hypersonic flow stability and transition[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2020, 38(2): 368–378 (in Chinese).  
doi: 10.7638/kqdlxxb-2020.0047
- [21] 苏彩虹. 高超声速边界层转捩预测中的关键科学问题: 感受性、扰动演化及转捩判据研究进展[J]. *空气动力学学报*, 2020, 38(2): 355–367.  
SU C H. Progress in key scientific problems of hypersonic boundary-layer transition prediction: receptivity, evolution of disturbances and transition criterion[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2020, 38(2): 355–367 (in Chinese).  
doi: 10.7638/kqdlxxb-2020.0056
- [22] 宋润杰. 高超声速三维边界层的流动稳定性及扰动演化[D]. 天津: 天津大学, 2020.  
SONG R J. Flow stability and wave propagation in hypersonic three-dimensional boundary layers[D]. Tianjin: Tianjin University, 2020 (in Chinese).
- [23] MALIK M, BALAKUMAR P. Instability and transition in three-dimensional supersonic boundary layers[C]// AIAA 4th International Aerospace Planes Conference, Orlando, FL. Reston, Virginia: AIAA, 1992.  
doi: 10.2514/6.1992-5049
- [24] MALIK M, ZANG T, BUSHNELL D. Boundary layer transition in hypersonic flows[C]// 2nd International Aerospace Planes Conference, Orlando, FL. Reston, Virginia: AIAA, 1990.  
doi: 10.2514/6.1990-5232
- [25] CHANG C L. Langley stability and transition analysis code (LASTRAC) version 1.2 user manual[R]. NASA TM-2004-213233, 2004.
- [26] 朱震, 宋文萍, 韩忠华. 基于双 $e^N$ 方法的翼身组合体流动转捩自动判断[J]. *航空学报*, 2018, 39(2): 121707.  
ZHU Z, SONG W P, HAN Z H. Automatic transition prediction for wing-body configurations using dual  $e^N$  method[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2018, 39(2): 121707 (in Chinese).  
doi: 10.7527/S1000-6893.2017.21707
- [27] KRIMMELBEIN N, RADESPIEL R, NEBEL C. Numerical aspects of transition prediction for three-dimensional configurations[C]// 35th AIAA Fluid Dynamics Conference and Exhibit, Toronto, Ontario, Canada. Reston, Virginia: AIAA, 2005: 4764.  
doi: 10.2514/6.2005-4764
- [28] KRUMBEIN A.  $e^N$  transition prediction for 3D wing configurations using database methods and a local, linear stability code[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2008, 12(8): 592–598.  
doi: 10.1016/j.ast.2008.01.005
- [29] LEE J D, JAMESON A. Natural-laminar-flow airfoil and wing design by adjoint method and automatic transition prediction[C]// 47th AIAA Aerospace Sciences Meeting including The New Horizons Forum and Aerospace Exposition, Orlando, Florida. Reston, Virginia: AIAA, 2009.  
doi: 10.2514/6.2009-897
- [30] PERRAUD J, ARNAL D, CASALIS G, et al. Automatic transition predictions using simplified methods[J]. *AIAA Journal*, 2009, 47(11): 2676–2684.  
doi: 10.2514/1.42990
- [31] BÉGOU G, DENIAU H, VERMEERSCH O, et al. Database approach for laminar-turbulent transition prediction: Navier-Stokes compatible reformulation[J]. *AIAA Journal*, 2017, 55(11): 3648–3660.  
doi: 10.2514/1.J056018
- [32] 阎超. 航空CFD四十年的成就与困境[J]. *航空学报*, 2022, 43(10): 29–65.  
YAN C. On the achievements and predicaments of CFD in aeronautics for the past forty years[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2022, 43(10): 29–65 (in Chinese).  
doi: 10.7527/S1000-6893.2021.26490
- [33] NASA Common Research Model[EB]/[2021-09-15].  
<https://commonresearchmodel.larc.nasa.gov>
- [34] LYNDE M N, CAMPBELL R L, VIKEN S A. Additional findings from the common research model natural laminar flow wind tunnel test[C]// AIAA Aviation 2019 Forum, Dallas, Texas. Reston, Virginia: AIAA, 2019.  
doi: 10.2514/6.2019-3292
- [35] DAGENHART J R, SARIC W S. Crossflow stability and transition experiments in swept-wing flow[R]. NASA TP-1999-209344, 1999.
- [36] VENKATACHARI B S, PAREDES P, DERLAGA J M, et al. Assessment of RANS-based transition models based on experimental data of the common research model with natural laminar flow[C]// AIAA Scitech 2021 Forum, VIRTUAL EVENT. Reston, Virginia: AIAA, 2021.  
doi: 10.2514/6.2021-1430
- [37] PAREDES P, VENKATACHARI B S, CHOUDHARI M M, et al. Transition analysis for the CRM-NLF wind tunnel configuration[C]// AIAA Scitech 2021 Forum, VIRTUAL EVENT. Reston, Virginia: AIAA, 2021.  
doi: 10.2514/6.2021-1431
- [38] MACK L M. Transition prediction and linear stability theory[C]// Proceedings of AGARD Conference, 1977, 224: 5-34.

(本文责编:徐燕)

文章编号: 0258-1825(2023)07-0048-08

# 基于深度神经网络的任意翼型结冰预测方法

屈经国<sup>1,2</sup>, 彭博<sup>1</sup>, 易贤<sup>2,3,\*</sup>, 马乙捷<sup>2,3</sup>

(1. 西南石油大学 计算机科学学院, 成都 610500;

2. 中国空气动力研究与发展中心 结冰与防除冰重点实验室, 绵阳 621000;

3. 空气动力学国家重点实验室, 绵阳 621000)

**摘要:** 目前针对翼型结冰的机器学习预测模型只能预测特定翼型或某一类翼型的结冰情况, 尚不具备面向任意翼型进行结冰预测的普适性。为解决该问题, 提出了一种适用于低速不可压流动、基于深度神经网络的任意翼型结冰预测方法。该方法采用翼型压力系数对任意翼型特征进行抽象, 结合流场与云雾场等参数共同作为输入, 使用二维冰形曲线傅里叶级数拟合系数作为输出。基于该思路, 建立了一种基于深度神经网络的预测模型, 初步实现了任意翼型的结冰预测。多种算例实验结果表明, 提出的方法针对单一翼型或任意翼型均表现出良好的冰形预测效果, 预测冰形的主要特征参数相对误差均不超过15%。

**关键词:** 飞机结冰; 翼型; 结冰预测; 深度神经网络; 傅里叶级数

中图分类号: V211.41

文献标识码: A

doi: 10.7638/kqdlxxb-2022.0116

## Icing prediction method for arbitrary airfoil using deep neural networks

QU Jingguo<sup>1,2</sup>, PENG Bo<sup>1</sup>, YI Xian<sup>2,3,\*</sup>, MA Yijian<sup>2,3</sup>

(1. School of Computer Science, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, China;

2. Key Laboratory of Icing and Anti/de-icing, China Aerodynamics Research and Development Center, Mianyang 621000, China;

3. State Key Laboratory of Aerodynamics, Mianyang 621000, China)

**Abstract:** The icing of the aircraft will affect the aerodynamic performance and is the main factor affecting flight safety. Accurate prediction of ice shape can provide strong support for anti-icing work and is of great significance for ensuring flight safety. The traditional numerical icing research methods can hardly meet the requirements of ice accumulation evaluation under multiple icing conditions. Neural network methods provide a robust way for the ice prediction task. The current machine-learning prediction model for airfoil icing can only predict the icing shape of a specific airfoil or a class of airfoils and does not have the universality of icing prediction for a general airfoil. To solve this problem, a deep neural network-based icing prediction method for a general airfoil is proposed, which is suitable for low-speed incompressible flow. The method uses the airfoil pressure coefficient to abstract the characteristics of airfoils, combines the parameters of the flow field and the cloud field as the input, and uses the Fourier series fitting coefficient of the two-dimensional ice curve as the output. By this means, a prediction model using a deep neural network is established, and the icing prediction task of a general airfoil is preliminarily realized. The experimental results of various examples show that the proposed method has a good ice shape prediction effect for a single airfoil or a general airfoil, and the relative error of the main characteristic parameters of the ice shape prediction is not more than 15%.

**Keywords:** aircraft icing; airfoils; icing prediction; deep neural network; Fourier series

收稿日期: 2022-07-11; 修订日期: 2022-09-19; 录用日期: 2022-10-28; 网络出版时间: 2022-11-25

基金项目: 国家自然科学基金重点基金(12132019); 国家自然科学基金面上基金(12172372); 国家重大科技专项(J2019-III-0010-0054)

作者简介: 屈经国(1996-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 深度学习与飞机结冰. E-mail: xvyn@qq.com

通信作者: 易贤\*(1977-), 男, 研究员, 研究方向: 航空宇航科学与技术. E-mail: yixian\_2000@163.com

引用格式: 屈经国, 彭博, 易贤, 等. 基于深度神经网络的任意翼型结冰预测方法[J]. 空气动力学学报, 2023, 41(7): 48-55.

QU J G, PENG B, YI X, et al. Icing prediction method for arbitrary airfoil using deep neural networks[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2023, 41(7): 48-55(in Chinese). doi: 10.7638/kqdlxxb-2022.0116

## 0 引言

准确预测飞机结冰情况,对于飞机结冰致灾分析和飞行安全防护研究有重要意义。目前结冰预测常用的方法主要包括飞行试验<sup>[1]</sup>、风洞试验<sup>[2]</sup>、数值计算<sup>[3]</sup>等。其中,飞行试验和结冰风洞试验存在试验成本高、周期长的局限。数值计算也存在模拟物理过程复杂,计算量大、周期长等问题。机器学习与神经网络方法具有不涉及复杂物理过程、计算开销相对较小、预测速度快等优点,近年来被逐步应用到飞机结冰检测与辨识<sup>[4-5]</sup>、结冰冰形预测<sup>[6-15]</sup>、结冰后气动特性研究<sup>[16-17]</sup>等任务中。目前,针对翼型结冰的机器学习预测模型只能预测特定翼型或某一类翼型的结冰情况,尚不具备面向任意翼型进行结冰预测的普适性,限制了其工程应用能力,有必要继续深入研究。

现有的二维翼型结冰预测的机器学习方法主要分为3类:预测冰形曲线<sup>[6-12]</sup>、预测冰形特征参数<sup>[13-14]</sup>及预测冰形图像<sup>[15]</sup>。在冰形曲线预测这一类方法中,主要将结冰流场与云雾场参数作为神经网络输入,使用多项式拟合方法将冰形曲线参数化作为网络输出<sup>[6]</sup>,利用抛物线坐标系将二维冰形转换为一维冰形曲线<sup>[7-8]</sup>、利用翼面弧长-法向冰厚坐标系将二维冰形转换为一维冰形曲线<sup>[9-10]</sup>,使用傅里叶级数或小波包变换方法对一维冰形曲线参数化并作为网络输出,结合深度置信网络<sup>[10,14]</sup>、径向基函数网络<sup>[8]</sup>、广义回归神经网络<sup>[8]</sup>及多层感知机<sup>[6-9]</sup>(multilayer perception, MLP)等多种网络结构对冰形进行预测,预测结果表现良好。文献<sup>[11]</sup>基于iceFoam数值计算数据,使用MLP与卷积神经网络得到了可预测4种翼型结冰的网络模型,文献<sup>[12]</sup>基于多模态融合方法,将翼型特征与流场、云雾场参数融合训练神经网络模型,实现了任意对称翼型的结冰冰形预测。在预测冰形特征参数和冰形图像方法中,文献<sup>[13-14]</sup>将流场与云雾场参数作为输入,使用MLP预测二维冰形的特征参数,达到了较好的预测效果;文献<sup>[15]</sup>提出了一种预测冰形图像方法,以流场与云雾场参数作为网络输入、带冰翼型图像作为输出训练转置卷积神经网络模型,达到了准确、快速的冰形预测效果。虽然机器学习与神经网络方法在飞机结冰预测领域应用广泛,但上述结冰预测研究都仅针对单一特定翼型或单一类别翼型,提出的方法与模型缺乏推广到任意翼型结冰预测任务的泛化性能,目前适用于任意翼型结冰预测任务的通用模型还未见报道。

本文提出一种基于深度学习的任意翼型结冰预测方法,建立了适用于低速不可压流动下、多种结冰工况的结冰预测模型。采用本文方法对4种翼型进行了实验分析,对特征融合权重进行了讨论,并与irc2d数值计算软件得到的冰形做对比。

## 1 预测方法

### 1.1 结冰预测输入条件

影响结冰的控制参数主要有3类:来流条件、翼型特征及其他条件,如图1所示。其中来流条件包括来流迎角 $\alpha$ 、来流温度 $t$ 、来流速度 $v$ 、液态水含量(liquid water content, LWC, 量符号记为 $C_{lw}$ )及水滴平均体积直径(median volume diameter, MVD, 量符号记为 $D_{mv}$ )。翼型节点分布表征了翼型的基本几何外形,结合来流迎角经过网格划分与流场解算等步骤后,可得到翼型表面的压力分布,进而得到翼型压力系数分布 $C_p$ 。与常规方法不同的是,本文引入压力系数分布曲线代替常规预测方法中采用的翼型表面节点,对不同翼型进行表征。

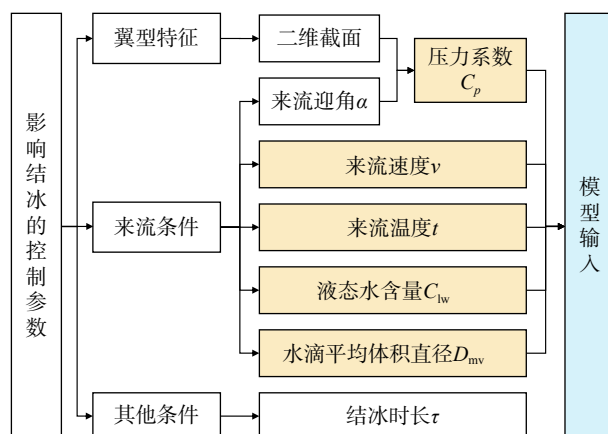


图1 结冰预测输入条件

Fig. 1 Ice shape prediction input conditions

### 1.2 压力系数

作为研究流体流动的无量纲参数,压力系数分布可以作为表征飞行器或飞行部件气动性能的重要指标;在翼型与迎角确定,不发生流动分离的低速条件下,来流速度、来流动压等流场参数的变化对压力系数的影响较小,因此压力系数能更好地体现飞行器或飞行器部件的外形、来流迎角对飞行器气动性能的影响,且在低速(不可压)条件下,相比于来流速度,压力系数对气动外形和迎角等参数变化更敏感,可用于表征某一特定工况下的气动外形与迎角特征。该无量纲系数表达式如下:

$$C_p = \frac{p - p_\infty}{0.5\rho_\infty v_\infty^2} \quad (1)$$

其中,  $p$  为压力系数,  $p_\infty$  为无穷远处的压力,  $\rho_\infty$  为独立流体密度,  $v_\infty$  为物体穿过流体的速度。

设置 3 组算例以验证来流迎角、不同翼型外形、来流速度对压力系数的影响。图 2 展示了 3 种情况下的压力系数对比, 图 2(a) 对比了 NACA0012 翼型在来流速度为 60 m/s、迎角  $2^\circ$  与  $4^\circ$  条件下的压力系数分布。图 2(b) 对比了 NACA0012 与 NACA23012 翼型在来流速度 60 m/s、迎角  $2^\circ$  条件下的压力系数分布, 图 2(c) 对比了 NACA0012 翼型在迎角  $2^\circ$ 、来流速度 60 m/s 与 90 m/s 时的压力系数分布。如图 2 所示,

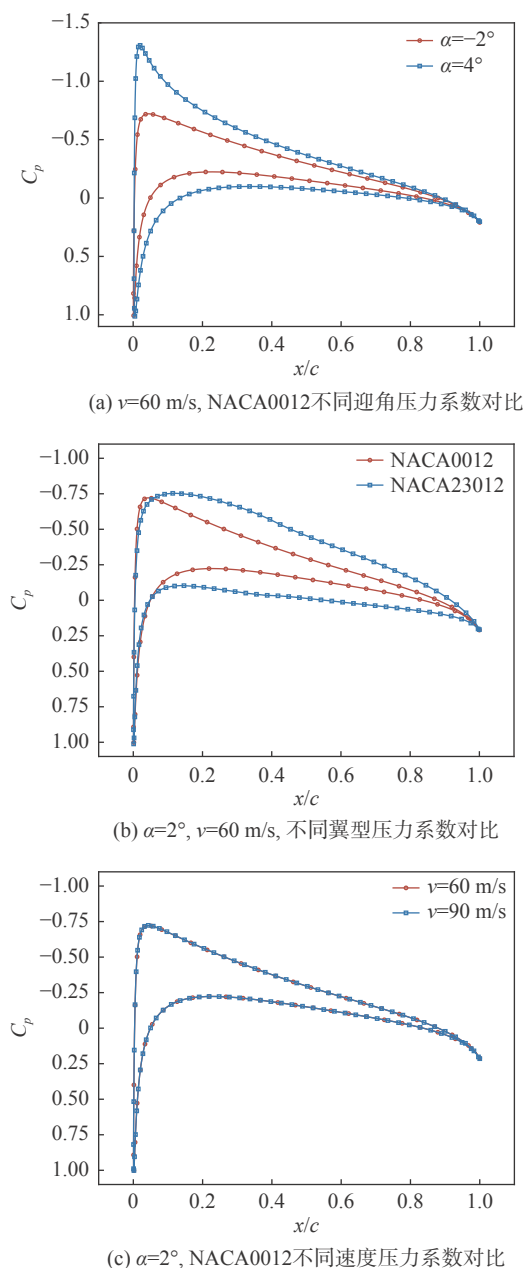


图 2 压力系数对比

Fig. 2 Pressure coefficient comparison

在不发生流动分离的低速条件下, 压力系数对于迎角及翼型的改变较为敏感, 对来流速度改变不敏感, 因此可作为迎角信息及翼型特征的共同表征。相较于使用翼型图像作为输入, 使用压力系数作为输入, 维度小且信息密度高, 维度仅与翼型节点数和外形密切相关, 神经网络对其提取特征效率较高, 因此本文采用来流条件及压力系数作为模型输入数据。

### 1.3 网络结构

一维卷积神经网络常用于处理一维信号, 可以高效地从原始数据片段中获得模型所需要的感兴趣特征。为了高效提取数据特征, 本文基于采样点压力系数值, 设计了翼型结冰预测网络 (airfoil icing prediction network, AIPNet), AIPNet 网络整体架构如图 3 所示。

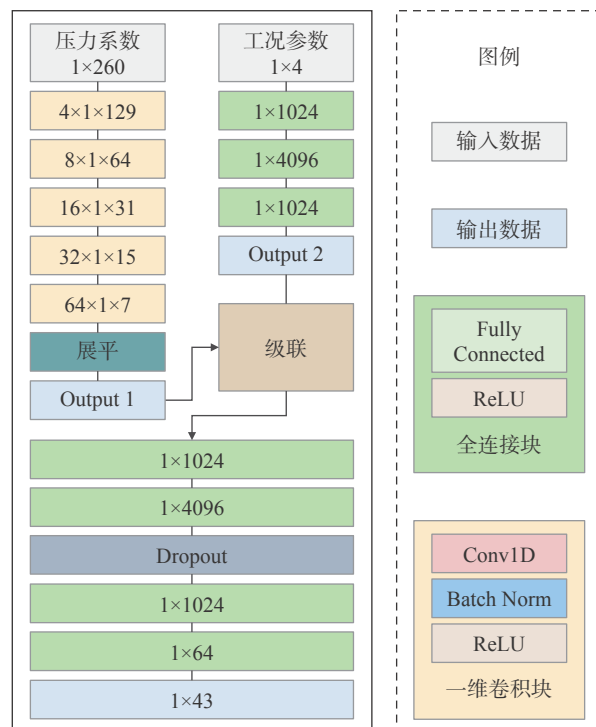


图 3 AIPNet 架构

Fig. 3 AIPNet structure

使用一维卷积神经网络对压力系数数组进行特征提取, 展平为 Output 1 向量; 使用多层感知机将流场、云雾场参数 (统称为工况参数) 进行特征上采样, 得到 Output 2 向量; 再通过级联操作将上述两部分向量拼接, 并在网络中加入 Dropout 层用于防止模型过拟合, 最终得到  $1 \times 43$  的输出向量。具体网络结构和参数设置在下文给出。

## 2 数据获取与参数设置

### 2.1 翼型获取与参数选取

选取 96 种翼型数据建立翼型数据集 (主要包括

CLARK 系列与 NACA 系列常用翼型)。由于不同翼型节点分布及节点数不尽一致,因此使用 xfoil 软件<sup>[18]</sup>对翼型做归一化等翼型数据的前期处理(如将节点数固定为 260、弦长归一化为 1 等)。

采用中国空气动力研究与发展中心 irc2d 数值计算软件<sup>[3]</sup>获得冰形及压力系数数据。输入数据中,来流条件拟参考文献<sup>[12,19]</sup>按照表 1 进行设置。对于上述翼型数据集的所有翼型,根据表 1 中的 6 种结冰工况参数对每一种翼型均设置 4500 个( $5 \times 5 \times 5 \times 6 \times 6 \times 1$ )计算工况。

表 1 结冰工况参数取值  
Table 1 Parameter values for icing conditions

| 参数                                       | 取值                          |
|------------------------------------------|-----------------------------|
| 来流迎角 $\alpha/(\circ)$                    | -4, -2, 0, 2, 4             |
| 来流速度 $v/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$    | 60, 75, 90, 105, 120        |
| 来流温度 $t/^\circ\text{C}$                  | -30, -22.5, -15, -10, -5    |
| 液态水含量 $C_w/(\text{g}\cdot\text{m}^{-3})$ | 0.1, 0.2, 0.5, 0.8, 1, 1.25 |
| 水滴平均体积直径 $D_{mv}/\mu\text{m}$            | 15, 20, 25, 30, 40, 50      |
| 结冰时长 $\tau/\text{s}$                     | 1350                        |

## 2.2 冰形获取与处理

得到压力系数之后,结合结冰工况参数使用 irc2d 软件得到相应冰形数据。由于冰形数据在直角坐标系下可能存在多值,因此需要将其转换为单值曲线再作为输入数据。采用文献<sup>[12]</sup>中的坐标转换方法,以翼型表面弧长作为横坐标 $\xi$ ,翼型节点法向冰厚作为纵坐标 $\eta$ ,翼型前缘点作为坐标原点,建立 $\xi-\eta$ 坐标系。其中,横坐标 $\xi$ 以翼型前缘点沿翼面顺时针方向为正。冰形坐标转换示意图见图 4。

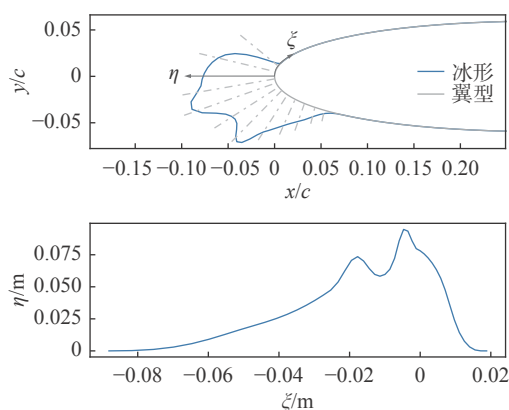


图 4 冰形坐标转换

Fig. 4 Coordinate transformation of ice shape

由于不同冰形曲线数据点数不一致,因此采用傅里叶级数将冰形曲线参数化为统一长度的参数向量,便于输入到神经网络进行学习。傅里叶级数表达式为:

$$a_i = \frac{2}{(\xi_N - \xi_1)} \int_{\xi_1}^{\xi_N} f(\xi) \cos\left(\frac{2\pi i \xi}{\xi_N - \xi_1}\right) d\xi \quad (2)$$

$$b_i = \frac{2}{(\xi_N - \xi_1)} \int_{\xi_1}^{\xi_N} f(\xi) \sin\left(\frac{2\pi i \xi}{\xi_N - \xi_1}\right) d\xi \quad (3)$$

$$\tilde{f}(\xi) = \frac{a_0}{2} + \sum_{i=1}^M \left[ a_i \cos\left(\frac{2\pi i \xi}{\xi_N - \xi_1}\right) + b_i \sin\left(\frac{2\pi i \xi}{\xi_N - \xi_1}\right) \right] \quad (4)$$

其中, $\xi_1$ 与 $\xi_N$ 分别代表 $\xi-\eta$ 坐标系第一点与最后一点, $a_i$ 与 $b_i$ 分别为级数中的余弦项系数与正弦项系数, $f(\xi)$ 为原始冰形曲线。如公式(4)所示,通过 $a_i$ 与 $b_i$ 可得到拟合冰形曲线 $\tilde{f}(\xi)$ 。根据文献<sup>[7]</sup>中的方法,同时保证较高的拟合精度与较低的计算复杂程度, $M$ 选取为 20,即 20 个余弦项与 20 个正弦项。

为了提高模型泛化性能并增强冰形预测精度,将冰形上下极限点位置做无量纲化处理,即使用极限点弧面坐标与翼型表面总弧长的比值作为模型输出参数向量的一部分。得到模型的冰形预测结果后,再将极限点弧面坐标系位置回归到直角坐标系翼面。

## 2.3 网络架构与超参数设置

如图 3 所示,输入数据主要分为两部分:压力系数向量与结冰工况参数向量。压力系数向量由压力系数组成  $1 \times 260$  向量,结冰工况参数向量由来流速度、来流温度、液态水含量及平均水滴体积直径组成  $1 \times 4$  向量,两部分参数在输入神经网络前分别采用均值标准差方法对其进行归一化。使用一维卷积块对压力系数向量进行特征提取并展平为 Output 1 向量,一维卷积块中包含一维卷积层(Conv1D)、批正则化层(Batch Norm)及激活层(ReLU)。使用多层感知机网络对结冰工况向量进行特征采样得到 Output 2 向量,全连接块是多层感知机的基础结构,包含全连接层(Fully Connected)与激活层(ReLU)。通过级联(Concatenate)操作将 Output 1 向量与 Output 2 向量首尾相接,输入到多层感知机中训练,并在多层感知机中加入 Dropout 机制,防止网络过拟合。输出参数向量由无量纲化的冰形上下极限点位置、傅里叶级数常数项、余弦项系数与正弦项系数组成,维度为  $1 \times 43$ 。

一维卷积层卷积核为  $1 \times 3$ ,步长为 2,每层通道数分别为 1、4、8、16、32、64。网络中 Dropout 率设置为 0.2,即忽略随机 20% 的神经元节点值(将其置为 0)。模型中每层神经网络均采用均方误差函数(mean squared error, MSE)作为损失函数,采用 Adam<sup>[20]</sup>作为模型优化方法,初始学习率为  $1 \times 10^{-3}$ ,采用指数衰减形式调整学习率,衰减率为 0.985,权重衰减量为  $1 \times 10^{-8}$ 。

3 结果分析

选CLARKZ、NACA0012、NACA2410、NACA23012作为测试翼型,重点评估压力系数与结冰工况之间的权重关系对结冰预测效果的影响、模型针对同一翼型不同结冰工况的结冰预测效果以及模型针对不同翼型不同工况的结冰预测效果。

3.1 冰形评价指标

使用 8 个特征参数对二维冰形进行定量评估<sup>[21]</sup>,这 8 个特征参数分别是:冰形上极限 $S_u$ 、冰形下极限 $S_l$ 、冰形面积 $S_{ice}$ 、驻点冰形高度 $h_{sp}$ 、上冰角高度 $h_u$ 、下冰角高度 $h_l$ 、上冰角角度 $\theta_u$ 及下冰角角度 $\theta_l$ ,详见图 5。由于霜冰没有明显的双冰角特征,因此只对上述部分特征参数进行分析,包括冰形上极限 $S_u$ 、冰形下极限 $S_l$ 、冰形面积 $S_{ice}$ 、驻点冰形高度 $h_{sp}$ 。使用真实冰形上述特征与预测冰形特征之间的百分比相对误差作为评价指标。

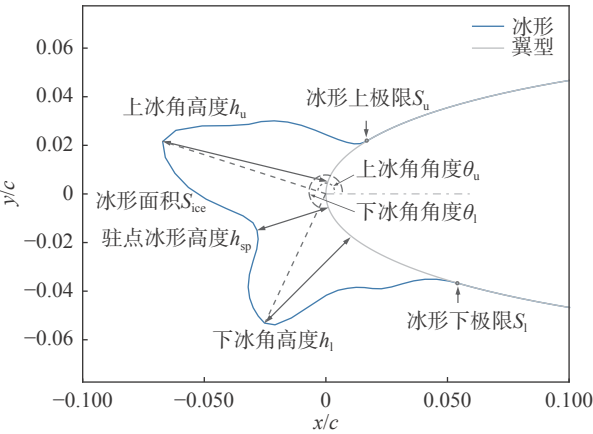


图 5 冰形特征参数

Fig. 5 Ice shape characteristic parameters

3.2 数据权重影响规律分析

为揭示压力系数特征向量(图 3 中 Output 1 向量)与工况参数特征向量(图 3 中 Output 2 向量)进行融合时不同权重比例对最终冰形的影响,两种不同特征进行融合时需考虑到其权重比例<sup>[12]</sup>。本文对两种

特征向量分别指定其神经元数量,作为特征融合权重实验,设计了如表 2 所示的 5 种不同权重比例实验,实验算例翼型及结冰工况参数选取见表 3。

由图 6 实验结果可知,不同特征融合权重比例对冰形造成影响较小。在冰形面积、上下冰角高度及上下冰角角度等方面,不同模型的预测结果与数值计算结果误差较小。权重对比实验冰形预测结果定量分析见表 4。可见,不同模型预测的冰形上下极限有较大差异,AIPNet-2 模型达到了最佳预测效果,其余模型对该特征预测表现稍差。对于冰形上下冰角角度,5 种模型达到了近似相同的预测效果,相对误差均保持在 0.2% 以下。综上,不同模型对冰形的预测效果均较为准确,各冰形特征相对误差总体处于较低水平。

表 2 特征向量权重设置

Table 2 Feature vector weight settings

| 模型名称     | 压力系数特征<br>向量神经元数量 | 工况参数特征<br>向量神经元数量 | 比例    |
|----------|-------------------|-------------------|-------|
| AIPNet-1 | 256               | 256               | 1:1   |
| AIPNet-2 | 256               | 384               | 1:1.5 |
| AIPNet-3 | 384               | 256               | 1.5:1 |
| AIPNet-4 | 256               | 512               | 1:2   |
| AIPNet-5 | 512               | 256               | 2:1   |

表 3 算例翼型及参数选取

Table 3 Airfoils and parameters

| 翼型       | $\alpha$<br>/(°) | $v$<br>/(m·s <sup>-1</sup> ) | $t$<br>/°C | $C_{lw}^{-3}$<br>/(g·m <sup>-3</sup> ) | $D_{mv}$<br>/μm | $\tau$<br>/s |
|----------|------------------|------------------------------|------------|----------------------------------------|-----------------|--------------|
| NACA0012 | -2               | 105                          | -15        | 0.5                                    | 25              | 1350         |

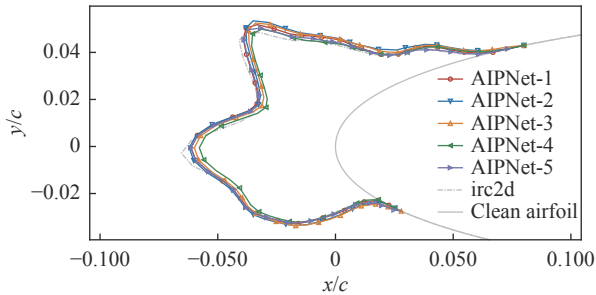


图 6 权重对比实验结果

Fig. 6 Influence of different weight proportions on ice shape

表 4 权重对比实验结果分析

Table 4 Analysis of weight comparison between experimental results and predictions

| 模型名称     | 相对误差/% |        |           |          |       |        |            |            |
|----------|--------|--------|-----------|----------|-------|--------|------------|------------|
|          | $S_u$  | $S_l$  | $S_{ice}$ | $h_{sp}$ | $h_u$ | $h_l$  | $\theta_u$ | $\theta_l$ |
| AIPNet-1 | 7.302  | 7.512  | 4.130     | 1.020    | 2.022 | 6.331  | 0.171      | 0.069      |
| AIPNet-2 | 0.000  | 0.002  | 9.306     | 0.997    | 2.060 | 5.164  | 0.171      | 0.069      |
| AIPNet-3 | 7.762  | 16.687 | 7.214     | 5.348    | 0.482 | 8.417  | 0.143      | 0.069      |
| AIPNet-4 | 0.000  | 14.553 | 1.559     | 10.329   | 4.578 | 11.649 | 0.098      | 0.069      |
| AIPNet-5 | 0.000  | 16.687 | 1.845     | 0.755    | 0.085 | 6.127  | 0.150      | 0.069      |

通常情况下,神经网络中的每个神经元都会自动学习得到其权重与偏置值,在一定范围内手动指定用以表征特征向量的神经元数量后,在网络损失正向传播与反向传播后,神经元会自动调整其权重与偏置值,因此指定神经元数量不会对整个网络和最终预测结果产生较大影响。由于 AIPNet-2 模型的冰形预测效果良好,后续实验与分析都将基于该模型进行。

3.3 单一翼型结冰预测

为研究模型对于单一翼型在不同结冰工况条件下的结冰预测效果,选取未参与模型训练的 NACA0012 翼型作为测试翼型,按照表 5 选取结冰工况参数,形成 4 组测试算例。图 7 为 4 组算例的结冰

预测结果对比。其中,对于霜冰算例 1、2,模型预测结果与数值计算结果一致,驻点冰形高度、冰形面积与数值计算结果接近。对于明冰算例 3、4,整体冰形与数值计算冰形重合度高,上下冰形极限预测效果表现良好,在结冰面积与上下冰角高度方面预测误差略明显,但结果误差均保持在可接受范围内。

上述算例的定量结果见表 6。算例 2 冰形上极限相对误差为 16.548%,略高于其他参数相对误差;算例 3 冰形面积相对误差为 17.594%,略高于霜冰算例预测结果相对误差,但仍保持在合理范围内。总体来看,模型对于单一翼型在不同结冰工况条件下的预测效果良好,预测冰形与数值计算冰形吻合程度较高。

表 5 算例翼型及参数选取  
Table 5 Airfoils and parameters selection

| 算例 | 翼型       | $\alpha/(^{\circ})$ | $v/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$ | $t/^{\circ}\text{C}$ | $C_{lw}/(\text{g}\cdot\text{m}^{-3})$ | $D_{mv}/\mu\text{m}$ | $\tau/\text{s}$ |
|----|----------|---------------------|----------------------------------|----------------------|---------------------------------------|----------------------|-----------------|
| 1  | NACA0012 | -4                  | 75                               | -30                  | 0.2                                   | 30                   | 1350            |
| 2  | NACA0012 | 0                   | 120                              | -22.5                | 0.1                                   | 50                   | 1350            |
| 3  | NACA0012 | -2                  | 60                               | -15                  | 0.8                                   | 20                   | 1350            |
| 4  | NACA0012 | 2                   | 105                              | -10                  | 0.5                                   | 15                   | 1350            |

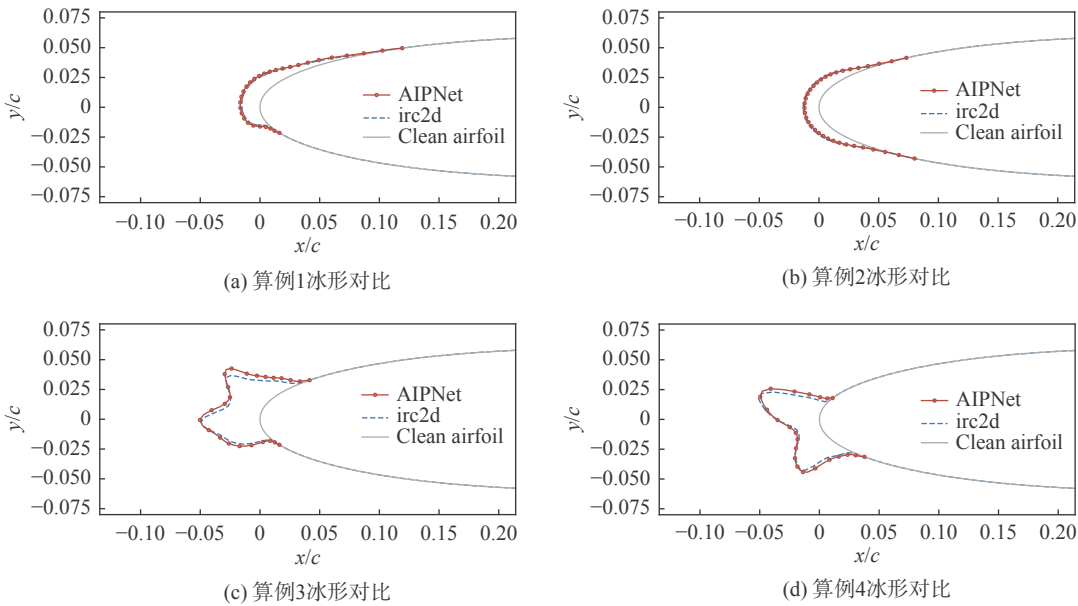


图 7 单一翼型结冰预测结果对比  
Fig. 7 Comparison of icing prediction results for specific airfoil

表 6 实验结果分析  
Table 6 Analysis of experimental results

| 算例 | 相对误差/% |        |           |          |          |       |            |            |
|----|--------|--------|-----------|----------|----------|-------|------------|------------|
|    | $S_u$  | $S_l$  | $S_{ice}$ | $h_{sp}$ | $h_{ti}$ | $h_l$ | $\theta_u$ | $\theta_l$ |
| 1  | 0.001  | 8.589  | 13.409    | 7.452    | —        | —     | —          | —          |
| 2  | 16.548 | 8.099  | 5.814     | 7.994    | —        | —     | —          | —          |
| 3  | 0.001  | 18.174 | 17.594    | 6.545    | 10.904   | 1.542 | 0.204      | 0.053      |
| 4  | 8.980  | 7.988  | 13.394    | 11.110   | 2.003    | 1.093 | 0.048      | 0.008      |

3.4 任意翼型结冰预测

为研究模型对任意翼型的结冰预测效果与模型泛化性能,选取未参与模型训练的 CLARK Z、NACA23012、NACA0012、NACA2410四种翼型作为测试翼型,选取如表 7 所示,设置 4 组算例进行实验分析。这 4 组算例冰形特征定量分析结果见表 8。对应上述分析,算例 4 的冰形面积相对误差为 9.481%,误差结果处于可接受范围。总体来看,4 组算例的其余冰形特征相对误差均小于等于 10%,明冰算例的上下冰角高度及其角度相对误差均小于 3.5%。结果表明,上述预测方法具有良好的预测精度与泛化性能。

图 8 为 4 组算例的冰形预测结果对比,其中算例 1、2 为霜冰,与单一翼型结冰预测实验类似,模型预

测结果与数值计算结果吻合;驻点冰厚及冰形面积预测效果良好,在冰形上下极限方面与数值计算结果接近。针对明冰算例 3、4,从图 8(c、d)可以看出,模型对于上下冰角高度及其角度的预测均较为准确,算例 4 模型预测冰形与数值计算冰形在冰厚存在误差,但仍保持在合理范围内。

表 7 算例翼型及参数选取  
Table 7 Airfoils and parameters selection

| 算例 | 翼型        | $\alpha/(^{\circ})$ | $v/(m\cdot s^{-1})$ | $t/^{\circ}C$ | $C_{lw}/(g\cdot m^{-3})$ | $D_{mv}/\mu m$ | $\tau/s$ |
|----|-----------|---------------------|---------------------|---------------|--------------------------|----------------|----------|
| 1  | CLARK Z   | -2                  | 75                  | -30           | 0.2                      | 30             | 1350     |
| 2  | NACA23012 | 4                   | 60                  | -22.5         | 0.5                      | 50             | 1350     |
| 3  | NACA0012  | 0                   | 90                  | -10           | 1.25                     | 25             | 1350     |
| 4  | NACA2410  | 2                   | 105                 | -15           | 0.8                      | 20             | 1350     |

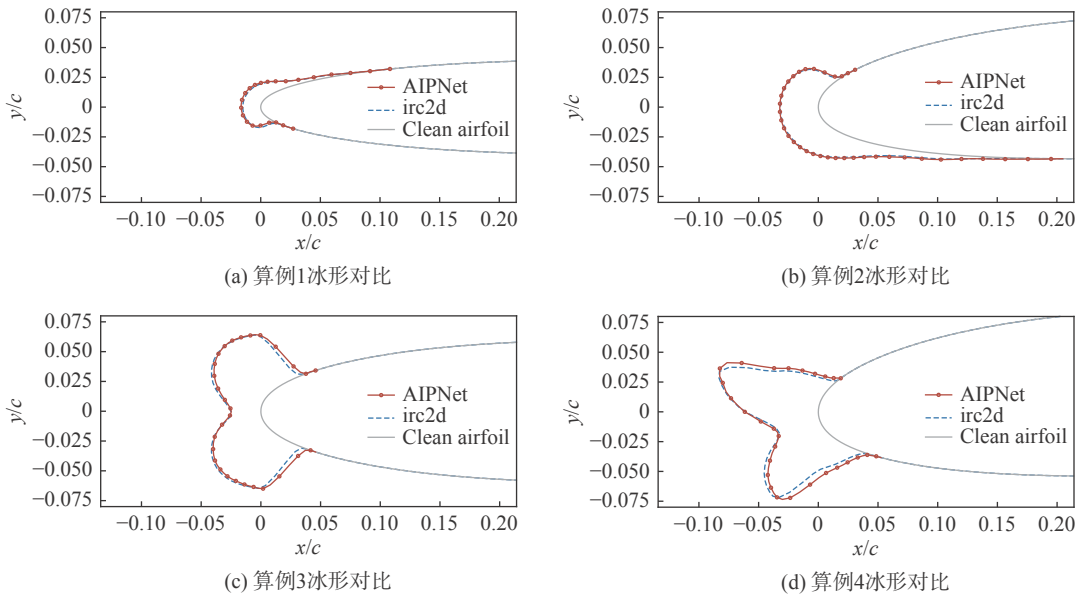


图 8 任意翼型结冰预测结果对比  
Fig. 8 Comparison of icing prediction results for arbitrary airfoil

表 8 算例冰形特征定量分析结果  
Table 8 Quantitative analysis results of ice shape characteristics for four examples

| 算例 | 相对误差/% |        |           |          |       |       |            |            |
|----|--------|--------|-----------|----------|-------|-------|------------|------------|
|    | $S_u$  | $S_l$  | $S_{ice}$ | $h_{sp}$ | $h_u$ | $h_l$ | $\theta_u$ | $\theta_l$ |
| 1  | 7.178  | 36.269 | 1.334     | 9.568    | -     | -     | -          | -          |
| 2  | 14.869 | 4.658  | 5.923     | 1.610    | -     | -     | -          | -          |
| 3  | 7.892  | 0.000  | 5.064     | 0.732    | 0.421 | 3.106 | 0.122      | 0.032      |
| 4  | 0.001  | 6.088  | 9.481     | 3.507    | 0.546 | 2.202 | 0.076      | 0.033      |

4 结 论

本文建立了适用于低速不可压流动条件下、任意低速翼型结冰的预测模型,发展了基于深度神经网络

的翼型结冰预测方法,采用该方法对多种翼型进行了结冰预测并与 irc2d 的计算结果进行对比,结果表明:

1)在一定范围内,不同输入参数比例并不会显著改变冰形预测结果,仅对部分特征参数造成有限影

响,但误差仍处于合理范围内。神经网络会自动通过损失的正向传播与反向传播优化神经元的权重,因此无须指定输入参数权重比例;

2)针对单一和任意翼型结冰预测任务,模型具有良好的预测效果,模型对于明冰算例冰形上下冰角高度、冰角角度及驻点冰厚等关键特征的预测相对误差均不超过3.5%。

多种算例预测说明本方法对翼型结冰问题有优良的泛化性能,可用于低速不可压流任意翼型的结冰预测问题。需要注意的是,如果来流速度较高则必须考虑空气的可压缩效应,此时翼型的压力系数分布会随速度发生变化,则本文方法暂不适用。

## 参 考 文 献:

- [1] LYNCH F T, KHODADOUST A. Effects of ice accretions on aircraft aerodynamics[J]. *Progress in Aerospace Sciences*, 2001, 37(8): 669–767.  
doi: 10.1016/S0376-0421(01)00018-5
- [2] BRAGG M. Aircraft aerodynamic effects due to large droplet ice accretions[C]// 34th Aerospace Sciences Meeting and Exhibit, Reno, NV. Reston, Virginia: AIAA, 1996: 932.  
doi: 10.2514/6.1996-932
- [3] 易贤,朱国林,王开春,等. 翼型积冰的数值模拟[J]. *空气动力学学报*, 2002, 20(4): 428–433.  
YI X, ZHU G L, WANG K C, et al. Numerically simulating of ice accretion on airfoil[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2002, 20(4): 428–433 (in Chinese).  
doi: 10.3969/j.issn.0258-1825.2002.04.009
- [4] DONG Y Q. An application of Deep Neural Networks to the in-flight parameter identification for detection and characterization of aircraft icing[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2018, 77: 34–49.  
doi: 10.1016/j.ast.2018.02.026
- [5] 赵红梅,彭博,周志宏,等. 一种结冰显微图像中气泡的自动提取方法[J/OL]. *航空动力学报*.  
ZHAO H M, PENG B, ZHOU Z H, et al. Automatic extraction method of air bubbles in icing microscopic images[J/OL]. *Journal of Aerospace Power* (in Chinese).  
doi: 10.13224/j.cnki.jasp.20220217
- [6] 李小龙,洪冠新. 一种基于神经网络的机翼结冰冰型预测方法[C]//中国航空学会飞行力学学术交流会. 2006.  
LI X L, HONG G X. A neural network-based prediction method for wing icing shape[C]// Proceedings of the Annual Conference of Academic Exchanges on Flight Mechanics and Flight Tests (2006). Beijing: National Defense Industry Press, 2006: 98–103 (in Chinese).
- [7] OGRETIM E, HUEBSCH W, SHINN A. Aircraft ice accretion prediction based on neural networks[J]. *Journal of Aircraft*, 2006, 43(1): 233–240.  
doi: 10.2514/1.16241
- [8] CHANG S N, LENG M Y, WU H W, et al. Aircraft ice accretion prediction using neural network and wavelet packet transform[J]. *Aircraft Engineering and Aerospace Technology*, 2016, 88(1): 128–136.  
doi: 10.1108/aeat-05-2014-0057
- [9] 张强,高正红. 基于神经网络的翼型积冰预测[J]. *飞行力学*, 2011, 29(2): 6–9.  
ZHANG Q, GAO Z H. Prediction of ice accretions based on the neural net[J]. *Flight Dynamics*, 2011, 29(2): 6–9 (in Chinese).  
doi: 10.13645/j.cnki.f.d.2011.02.002
- [10] YI X, WANG Q, CHAI C C, et al. Prediction model of aircraft icing based on deep neural network[J]. *Transactions of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics*, 2021, 38(4): 535–544.
- [11] STRIJHAK S, RYAZANOV D, KOSHELEV K, et al. Neural network prediction for ice shapes on airfoils using iceFoam simulations[J]. *Aerospace*, 2022, 9(2): 96.  
doi: 10.3390/aerospace9020096
- [12] 屈经国,王强,彭博,等. 基于多模态融合的任意对称翼型结冰预测方法[J/OL]. *航空动力学报*.  
QU J G, WANG Q, PENG B, et al. Icing prediction method for arbitrary symmetric airfoil using multimodal fusion[J/OL]. *Journal of Aerospace Power* (in Chinese).  
doi: 10.13224/j.cnki.jasp.20220143
- [13] 柴聪聪,易贤,郭磊,等. 基于BP神经网络的冰形特征参数预测[J]. *实验流体力学*, 2021, 35(3): 16–21.  
CHAI C C, YI X, GUO L, et al. Prediction of ice shape characteristic parameters based on BP neural network[J]. *Journal of Experiments in Fluid Mechanics*, 2021, 35(3): 16–21 (in Chinese).  
doi: 10.11729/sytlx20200016
- [14] 柴聪聪. 基于深度学习的翼型结冰及其气动特性预测[D]. 成都: 电子科技大学, 2021.  
CHAI C C. Prediction of airfoil ice accretion and aerodynamic characteristics based on deep learning[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2021 (in Chinese).
- [15] 何磊,钱炜祺,易贤,等. 基于转置卷积神经网络的翼型结冰冰形图像化预测方法[J]. *国防科技大学学报*, 2021, 43(3): 98–106.  
HE L, QIAN W Q, YI X, et al. Graphical prediction method of airfoil ice shape based on transposed convolution neural networks[J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2021, 43(3): 98–106 (in Chinese).  
doi: 10.11887/j.cn.202103013
- [16] 柴聪聪,王强,易贤,等. 基于卷积神经网络的结冰翼型气动参数预测[J]. *飞行力学*, 2021, 39(5): 13–18.  
CHAI C C, WANG Q, YI X, et al. Aerodynamic parameters prediction of airfoil ice accretion based on convolutional neural network[J]. *Flight Dynamics*, 2021, 39(5): 13–18 (in Chinese).  
doi: 10.13645/j.cnki.f.d.20210811.001
- [17] 何磊,钱炜祺,董康生,等. 基于卷积神经网络的结冰翼型气动特性建模研究[J]. *航空学报*, 2022, 43(10): 1–14.  
HE L, QIAN W Q, DONG K S, et al. Aerodynamic characteristics modeling of iced airfoil based on convolution neural networks[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2022, 43(10): 1–14 (in Chinese).
- [18] DRELA M. XFOIL: an analysis and design system for low Reynolds number airfoils[C]//Low Reynolds Number Aerodynamics, 1989.  
doi: 10.1007/978-3-642-84010-4\_1
- [19] REGULATIONS F A. Part 25-Airworthiness standards: Transport category airplanes appendix C[S]. Federal Aviation Administration (FAA), USA, 1970.
- [20] KINGMA D P, BA J L. ADAM: A method for stochastic optimization. [C/OL]. International Conference on Learning Representations, 2015.  
<http://dblp.uni-trier.de/db/journals/corr/corr1412.html#KingmaB14>
- [21] AC-9C Aircraft Icing Technology Committee. Icing wind tunnel interfacility comparison tests[S]. SAE International in United States, 2018.  
<https://doi.org/10.4271/AIR5666A>

(本文责编:徐燕)

文章编号: 0258-1825(2023)07-0056-08

# 基于深度神经网络的高阶非线性激波判别式

杨 华<sup>1</sup>, 陈树生<sup>1, 2, \*</sup>, 李 猛<sup>1</sup>, 庞 超<sup>1</sup>, 高正红<sup>1</sup>, 向星皓<sup>3</sup>

(1. 西北工业大学 航空学院, 西安 710072;  
2. 中航工业第一飞机设计研究院, 西安 710089;  
3. 空气动力学国家重点实验室, 绵阳 621000)

**摘要:** 超声速流动数值模拟中准确识别激波位置对求解飞行器气动特性十分关键, 传统的人工构造激波识别方法严重依赖于经验参数, 在实际应用中存在一定局限性。为了建立更加通用的激波识别方法, 采用深度神经网络构建了高阶非线性激波判别式。在生成了训练数据集与测试数据集的基础上, 构建深度前馈神经网络并训练该模型使其满足激波识别预测精度, 并通过一维 Lax、Sod 激波问题及二维超声速无黏圆柱绕流算例验证了该判别式的准确性。结果表明, 本文构建的高阶非线性激波判别式相较于人工构造的激波识别器能更加精准地判别光滑区域和激波区域, 在不同来流马赫数、不同网格分布条件下均能准确识别出激波位置, 但激波识别精度依赖于网格分辨率。

**关键词:** 激波判别式; 神经网络; 超声速; 计算流体力学; 机器学习

中图分类号: V211.3 文献标识码: A doi: 10.7638/kqdlxxb-2022.0082

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

YANG Hua<sup>1</sup>, CHEN Shusheng<sup>1, 2, \*</sup>, LI Meng<sup>1</sup>, PANG Chao<sup>1</sup>, GAO Zhenghong<sup>1</sup>, XIANG Xinghao<sup>3</sup>

(1. School of Aeronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;  
2. AVIC The First Aircraft Institute, Xi'an 710089, China;  
3. State Key Laboratory of Aerodynamics, Mianyang 621000, China)

**Abstract:** In the numerical simulation of supersonic flow, accurately identifying shock wave position is essential to solve an aircraft's aerodynamic and thermal characteristics. The traditional artificial shock identification method seriously depends on empirical coefficients, which has some limitations in practical application. A higher-order nonlinear shock wave discriminant is constructed by using a deep neural network to establish a more general shock identification method. Based on the training data set and the test data set, the depth Feedforward Neural Network is constructed, and the model is trained to meet the prediction accuracy of shock wave identification; it is applied to one-dimensional Lax and Sod shock problems and two-dimensional supersonic inviscid circular cylinder to verify the accuracy of the discriminant. The results show that this paper's high-order nonlinear shock discriminant can more accurately distinguish the smooth region and shock region than the artificial shock discriminant. Secondly, the shock discriminant can accurately identify the shock position under different Mach numbers and grid distributions, but the accuracy of shock identification depends on the grid resolution.

**Keywords:** shock wave discriminant; neural network; supersonic; CFD; machine learning

收稿日期: 2022-05-09; 修订日期: 2022-06-18; 录用日期: 2022-07-02; 网络出版时间: 2022-08-29

基金项目: 中国科协青年人才托举工程 (2022QNRC001)

作者简介: 杨华 (1996-), 男, 陕西西安人, 博士研究生, 研究方向: 飞行器设计. E-mail: heyanghua@mail.nwpu.edu.cn

通信作者: 陈树生 (1991-), 男, 福建泉州人, 副教授, 研究方向: 计算流体力学、飞行动力学及飞行器设计. E-mail: sshengchen@nwpu.edu.cn

引用格式: 杨华, 陈树生, 李猛, 等. 基于深度神经网络的高阶非线性激波判别式[J]. 空气动力学学报, 2023, 41(7): 56-63.

YANG H, CHEN S S, LI M, et al. Higher-order nonlinear shock wave discriminant based on deep neural network[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2023, 41(7): 56-63(in Chinese). doi: 10.7638/kqdlxxb-2022.0082

## 0 引言

激波是广泛存在于可压缩流动中的重要现象之一,对飞行器的气动特性影响巨大。计算流体力学(Computational Fluid Dynamics, CFD)作为可压缩流动问题研究的主要手段之一<sup>[1]</sup>,近几十年来,其数值方法主要是围绕如何准确捕捉激波以及如何能够在光滑区域满足高精度的要求中不断发展的<sup>[2-3]</sup>。

对存在激波、接触间断等现象的流场进行数值计算时,为了保证数值格式的非线性、稳定性,同时保持较高分辨率,可以采用一种高分辨率混合格式<sup>[4]</sup>,该混合方法将非线性激波捕捉格式与针对光滑流动区域的高分辨率线性格式结合,能准确且高效地识别激波位置,在包含间断的流场中清晰地捕捉激波,最终得到稳定的计算结果。为了提高混合格式的计算效率和求解精度,有必要发展更加精准的激波识别方法。传统的激波识别方法均为人工构造的判别式且多含有经验参数<sup>[5]</sup>,因此在实际应用中存在一定局限性。近年来,机器学习在偏微分方程(partial differential equation, PDE)、反问题等领域的应用日渐增多。借助机器学习方法构建新型间断识别器可以有效避免对人工经验参数的依赖,具有巨大潜力。

Ray等<sup>[6]</sup>构建了基于多层感知机(multilayer perceptron, MLP)的间断识别器并将其作为黑箱,在采用Runge-Kutta 间断 Galerkin(Runge-Kutta discontinuous Galerkin, RKDG)格式框架下,将其与minmod限制器和基于minmod的TVB限制器进行比较,数值结果表明MLP识别器具有更好的鲁棒性,并且不依赖于问题相关的参数。随后Ray等<sup>[7]</sup>在此基础上,将该方法扩展到二维非结构网格中检测间断位置,并缩减了人工神经网络的结构,使其具有更高的计算效率。Abgrall等<sup>[8]</sup>利用RKDG方法和高阶限制器的模拟数据训练神经网络,并将其作为激波识别器;数值结果表明其在笛卡尔网格以及非结构网格上中均有较高的精度。Sun等<sup>[9]</sup>构建了基于卷积神经网络的通用间断检测器,在间断处采用高阶WENO格式,光滑处采用高阶中心差分格式,求解一维和二维问题的数值结果表明该检测器能够更加清晰地识别出间断位置。

在前人的基础上,本文基于深度前馈神经网络模型构建了高阶非线性激波判别式,与Huynh<sup>[10]</sup>提出的二阶无振荡格式(centered non-oscillatory scheme of second order, Cn2)中的激波判别方法进行了对比,并将其应用于二维超声速无黏圆柱绕流算例中。

## 1 训练及测试数据集的生成

本文构建的基于神经网络的高阶非线性激波判别式流程如图1所示,分别是生成训练集和验证集、训练模型以及验证。

生成训练数据集与测试数据集的步骤如下:

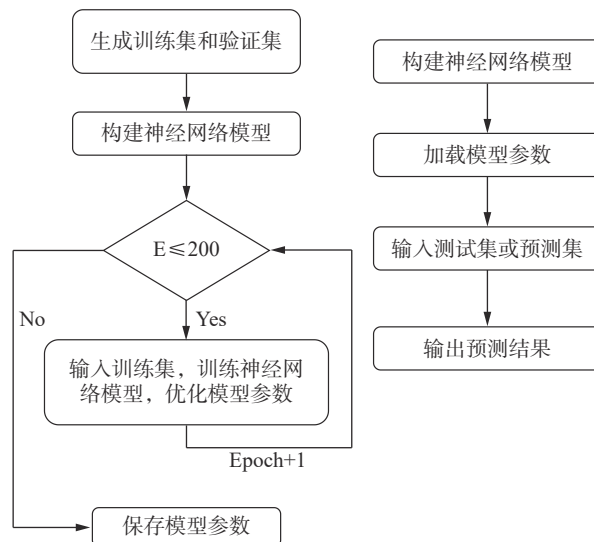


图1 基于神经网络的激波判别式建模流程

Fig. 1 Process of shock discriminant modeling based on Neural Network

Step1: 选择一个函数 $u(x)$ , 在区间 $[a, b]$ 内包含其规律性的完整信息, 如选择正弦函数、阶跃函数等。

Step2: 选取任意点 $x_i \in [a, b]$ 及网格大小 $h$ , 确保 $a \leq x_i - 5/2 \cdot h < x_i < x_i + 5/2 \cdot h \leq b$ 。以 $x_i$ 为中心, 在区间 $[a, b]$ 内创建5个网格单元, 如图2所示。

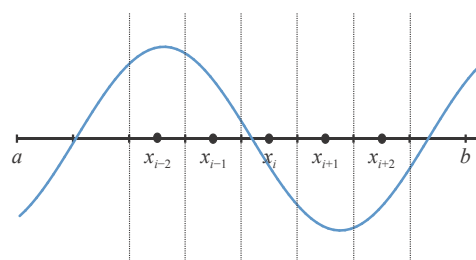


图2 在区间 $[a, b]$ 内随机抽取网格点示意图

Fig. 2 Random extraction of grid points within an interval  $[a, b]$

Step3: 分别计算5个网格单元中每个单元内的平均值, 得到 $\bar{u}_{i-2}$ 、 $\bar{u}_{i-1}$ 、 $\bar{u}_i$ 、 $\bar{u}_{i+1}$ 、 $\bar{u}_{i+2}$ , 并使用五阶显式WCNS(weighted compact nonlinear scheme)重构方法<sup>[11]</sup>得到网格单元 $I_i$ 左右边界值 $u_{i-1/2}^+$ 、 $u_{i+1/2}^-$ , 生成了对应于网格单元 $I_i$ 的输入向量 $\mathbf{X} = [\bar{u}_{i-2}, \bar{u}_{i-1}, u_{i-1/2}^+, \bar{u}_i, u_{i+1/2}^-, \bar{u}_{i+1}, \bar{u}_{i+2}]^T$ 。

Step4: 对应于输入向量 $\mathbf{X}$ 的实际输出取决于选取的函数性质及规律。理想情况下, 如果网格单元 $I_i$ 处

的解不连续,则该网格单元会被标记为间断点,输出为 $\mathbf{Y} = (1,0)^T$ ,否则输出为 $\mathbf{Y} = (0,1)^T$ 。

Step5: 重复 2~4 步,每次重复需改变点  $x_i$  的位置,网格大小  $h$ 。

Step6: 重复 1~5 步,每次重复使用不同的函数  $u(x)$ 。

需要注意的是,为了使得所生成样本更符合物理现象,在生成训练集与测试集中的间断函数数据时,默认参数  $a$ 、 $b$  保持相同的正负号。

根据上述所列步骤,分别选取三角函数、一次函数、二次函数和间断函数等生成训练数据集  $T$  与测试数据集  $V$ ,如表 1 所示。

表 1 用于模型训练和测试的数据集  
Table 1 Data sets for model training and testing

| 用于创建训练集T的函数 |            |                    |                    |                                                                             | 用于创建测试集V的函数 |                  |                    |                                                                                 |
|-------------|------------|--------------------|--------------------|-----------------------------------------------------------------------------|-------------|------------------|--------------------|---------------------------------------------------------------------------------|
| $u(x)$      | $\sin(x)$  | $ax$               | $a x $             | $a(x-x_0)+u_l x < x_0$<br>$b(x-x_0)+u_r x \geq x_0$                         | $\cos(x)$   | $\tan(x)$        | $ax^2$             | $a(x-x_0)+u_l x < x_0$<br>$b(x-x_0)+u_r x \geq x_0$                             |
| 区间          | $[0,2\pi]$ | $[-1,1]$           | $[-1,1]$           | $[-1,1]$                                                                    | $[0,2\pi]$  | $[-\pi/2,\pi/2]$ | $[-1,1]$           | $[-1,1]$                                                                        |
| 参数取值        | —          | $a \in [-100,100]$ | $a \in [-100,100]$ | $(u_l, u_r) \in [-1,1]^2$<br>$x_0 \in [-0.76,0.76]$<br>$(a,b) \in [-1,1]^2$ | —           | —                | $a \in [-100,100]$ | $(u_l, u_r) \in [-20,20]^2$<br>$x_0 \in [-0.76,0.76]$<br>$(a,b) \in [-20,20]^2$ |
| 光滑点数        | 10000      | 5000               | 5000               | 0                                                                           | 4000        | 4000             | 4000               | 0                                                                               |
| 间断点数        | 0          | 0                  | 0                  | 20000                                                                       | 0           | 0                | 0                  | 12000                                                                           |

2 神经网络模型

本节采用深度前馈神经网络 (feedforward neural network, FNN)<sup>[12]</sup> 构建激波识别器并开展神经网络模型的训练及验证,最后选取预测精度最高的模型作为最终实际使用的模型。

2.1 深度前馈神经网络模型

深度前馈神经网络也叫做前馈神经网络或者多层感知机,是典型的深度学习模型。前馈网络的目标是近似某个函数  $f^*$ ,通过定义一个映射  $y = f(x, \theta)$ ,并且学习参数  $\theta$  的值,使它能够得到最佳的函数近似。

在前馈神经网络中,各神经元分别属于不同的层,每一层的神经元可以接收前一层神经元的信号,并产生信号输出到下一层。第 0 层称为输入层,最后一层为输出层,其他中间层称为隐藏层。整个网络中没有反馈,信号从输入层向输出层单向传播。其中网络的层数和各隐藏层的单元个数均为超参数,通常超参数是按照人为经验设定,并不断试错调整最终确定<sup>[12]</sup>。

本文所构建的深度前馈神经网络模型,选择 7 层神经网络,输入层为 7 个神经元,输出层为 2 个神经元,中间有 5 个隐藏层,其神经元个数分别为 256、128、64、32、16。此网络结构中的参数还包括  $W = \{W_1, W_2, W_3, W_4, W_5, W_6\}$  和  $b = \{b_1, b_2, b_3, b_4, b_5, b_6\}$ 。其中  $W_1 \in R^{256 \times 7}$ 、 $W_2 \in R^{128 \times 256}$ 、 $W_3 \in R^{64 \times 128}$ 、 $W_4 \in R^{32 \times 64}$ 、 $W_5 \in R^{16 \times 32}$ 、 $W_6 \in R^{2 \times 16}$ 、 $b_1 \in R^{256}$ 、 $b_2 \in R^{128}$ 、

$b_3 \in R^{64}$ 、 $b_4 \in R^{32}$ 、 $b_5 \in R^{16}$ 、 $b_6 \in R^2$ 。激活函数选择 LeakyReLU 函数。网络结构如图 3 所示。

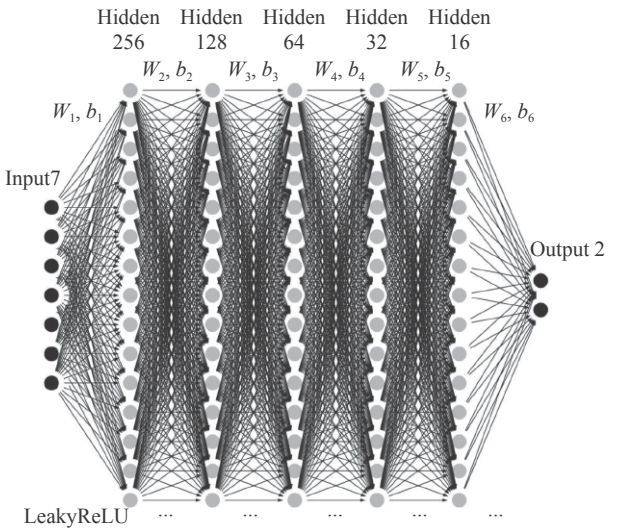


图 3 FNN 模型网络结构示意图  
Fig. 3 FNN model network structure diagram

2.2 训练神经网络

本文选择交叉熵损失作为模型训练的损失函数:

$$C = -\frac{1}{S} \sum_{k=1}^S [Y_k^1 \lg(\hat{Y}_k^1) + Y_k^2 \lg(\hat{Y}_k^2)] \quad (1)$$

式 (1) 中,  $S$  是一次训练所使用的样本数;  $Y_k = (Y_k^1, Y_k^2)^T$  为所给样本第  $k$  个网格单元是否为间断点的实际标签,其值只有 0 和 1 之分;  $\hat{Y}_k^1$ 、 $\hat{Y}_k^2$  分别为模型预测该样本第  $k$  个网格单元为间断点或光滑点的

概率, 其中  $\hat{Y}_k^1 + \hat{Y}_k^2 = 1$ 。通过交叉熵损失可以计算出两个概率分布与实际值之间的误差, 最小化训练样本中预测值与真实值之间的误差, 从而达到提高模型预测精度的目的。

模型训练的优化算法选择 Adam 算法, 此外为了防止模型过拟合, 提高泛化能力, 同时应用正则化与提前终止方法。训练的残差变化如图 4 所示。

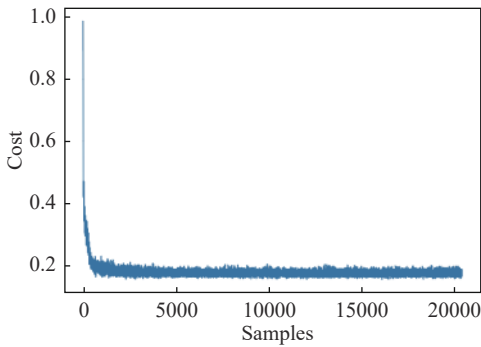


图 4 模型训练残差图  
Fig. 4 Model training residuals

在实际训练中, 为了避免标准梯度下降中存在的无法充分利用计算机并行计算能力的问题, 使用小批量梯度下降法减少参数更新的波动并节省计算资源, 每一小批量选择 200 个训练样本以实现效果更好更稳定的收敛。其中经过每一小批训练样本后的测试精度如图 5 所示, 选取其中测试精度最高的模型参数作为此次训练的结果。

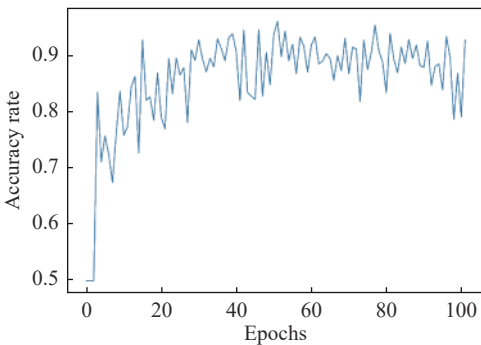


图 5 模型训练中的测试精度变化图  
Fig. 5 Test accuracy variation in model training

模型训练中选择重复训练参数  $R = 10$ , 即按照上述流程重复训练 10 次模型, 选取其中测试数据集预测精度最高的参数作为最终模型参数。

### 3 模型验证

本节采用多个算例(Lax 激波问题、Sod 激波管问题及二维超声速无黏圆柱绕流算例)对 FNN 模型进行验证, 检验所训练模型的预测精度及其适用性。

#### 3.1 一维算例

本小节首先将深度前馈神经网络模型(FNN)和原 Cn2 格式<sup>[10, 13]</sup>中的激波识别方法(此处简称为 Cn2)进行对比, 通过上述生成的训练和测试数据集检验两种激波判别式的识别效果。接着将 FNN 模型嵌入 Cn2 格式中以识别激波位置, 并形成新的数值格式(此处简称为 FNN 格式), 将该格式与原 Cn2 格式进行对比。通过求解一维的 Lax 激波问题以及 Sod 激波管问题<sup>[14]</sup>以验证 FNN 模型在数值格式中的有效性。

原 Cn2 格式中的激波识别方法<sup>[10]</sup>如下:

以密度场为例, 令:

$$\begin{aligned} a_j &= \left( \frac{4}{5} \Delta_j^2 \rho - \Delta_{j-1}^2 \rho \right) \left( \frac{5}{4} \Delta_j^2 \rho - \Delta_{j-1}^2 \rho \right) \\ b_j &= \left( \frac{4}{5} \Delta_j^2 \rho - \Delta_{j+1}^2 \rho \right) \left( \frac{5}{4} \Delta_j^2 \rho - \Delta_{j+1}^2 \rho \right) \\ c_j &= \varepsilon \rho_j^2 \end{aligned} \quad (2)$$

其中  $\Delta_j^2 \rho = \rho_{j-1} - 2\rho_j + \rho_{j+1}$ ,  $\varepsilon$  是个小量, 通常取  $\varepsilon = 1 \times 10^{-5}$ 。如果:

$$\max(a_j, b_j) \leq c_j \quad (3)$$

定义该网格单元  $I_j$  为光滑区域, 否则标记为间断点。

##### 3.1.1 训练和测试数据集

本文生成的训练数据集包含 20000 个光滑样本和 20000 个间断样本, 测试数据集包含 12000 个光滑样本和 12000 个间断样本。应用 FNN 和 Cn2 激波识别方法对训练数据集和测试数据集中的光滑样本和间断样本分别进行预测, 并对比两种激波识别方法的预测精度, 如表 2 所示。

表 2 FNN 和 Cn2 激波识别方法的预测精度对比  
Table 2 Comparison of predictive accuracy between FNN and Cn2 shock wave identification methods

|            | 训练样本集 |       | 测试样本集 |       |
|------------|-------|-------|-------|-------|
|            | 光滑样本  | 间断样本  | 光滑样本  | 间断样本  |
| Cn2 预测精度/% | 56.45 | 100   | 48.24 | 100   |
| FNN 预测精度/% | 79.40 | 99.98 | 89.49 | 99.97 |

一般神经网络模型在训练过程中, 各类样本的权重是相等的, 从而使得模型在对各类样本进行预测时保持预测精度基本一致。但针对激波识别问题, 为保证数值求解的稳定性, 通常要求在所有可能出现大梯度或者间断的流场处引入数值耗散来抑制数值非物

理振荡;同时为保证流场模拟的精度,通常希望在光滑区域采用高分辨率低耗散格式。因此在FNN模型训练过程中,经验性地设置光滑样本和间断样本的权重分别为 $[0.04,1.0]$ ,在保证神经网络模型将所有间断样本都能识别出来的情况下,尽可能提高其对光滑样本的预测精度。

从表1可以看到,通过在模型训练过程中给定各个类别样本不同的权重,放宽对光滑样本的预测精度,从而使得模型在预测间断样本时的预测精度更高。相较于Cn2激波识别方法,FNN模型提高了在光滑样本处的预测精度,并保持了正确识别间断样本的特性。

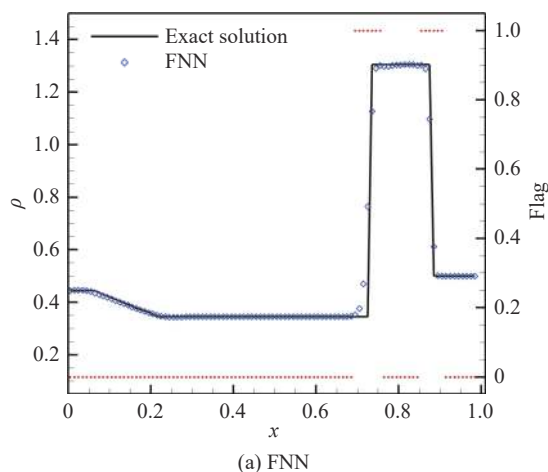
### 3.1.2 Lax 激波问题

计算域为 $[0,1]$ ,计算网格数为100,初始条件为:

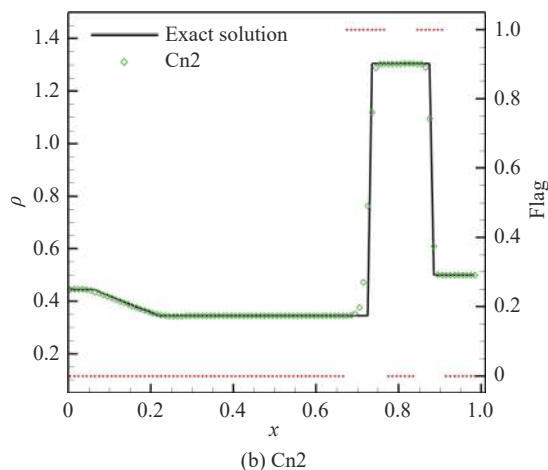
$$(\rho, U, p) = \begin{cases} (0.445, 0.698, 3.528) \\ (0.500, 0.000, 0.571) \end{cases} \quad (4)$$

计算终止时间 $t = 1.3$ 。

图6中给出了FNN与Cn2格式求解Lax激波问题时的无量纲密度在计算域 $[0,1]$ 的分布曲线,其中



(a) FNN



(b) Cn2

图6 Lax问题密度分布曲线

Fig. 6 Density distributions of Lax's problem

红色圆点为1表示识别的激波位置。可以看到,FNN格式分别将两个间断附近的7个网格点和6个网格点识别为激波区域,Cn2格式分别将两个间断附近的10个网格点和7个网格点识别为激波区域。相较而言,FNN格式识别出的激波位置更加精准,Cn2格式在光滑区域会产生更多误判,这和3.1.1小节从训练及测试数据集中得到的结论是一致的。

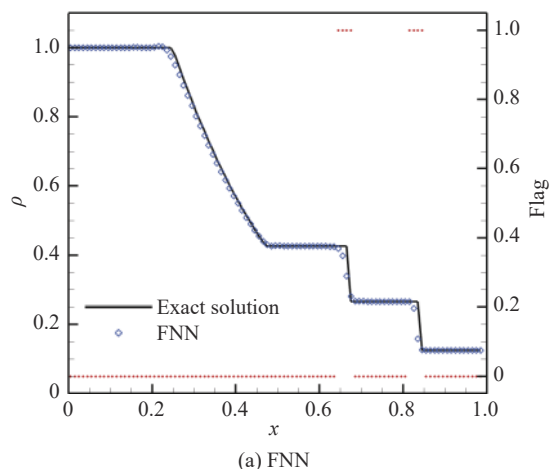
### 3.1.3 Sod 激波管问题

计算域为 $[0,1]$ ,计算网格数为100,初始条件为:

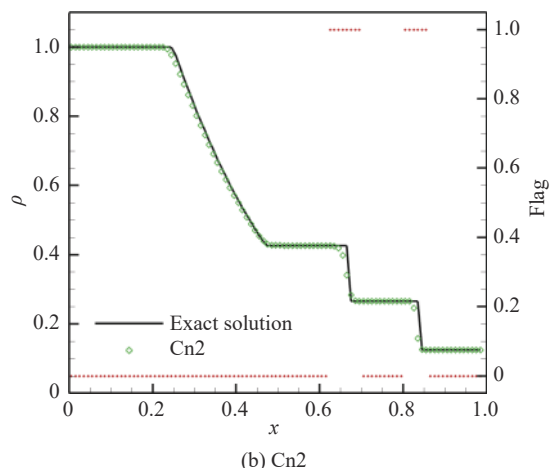
$$(\rho, U, p) = \begin{cases} (1, 0, 1) \\ (0.125, 0, 0.1) \end{cases} \quad (5)$$

计算终止时间为 $t = 0.2$ 。

图7中给出了FNN与Cn2格式求解Sod激波管问题时的无量纲密度在计算域 $[0,1]$ 的分布曲线。可以看到,FNN格式分别将两个间断附近的4个网格点识别为激波区域,Cn2格式分别将两个间断附近的8个网格点和6个网格点识别为激波区域。两种激波识别方法均能很好地识别激波位置,但FNN格式相较而言更加精准。



(a) FNN



(b) Cn2

图7 Sod问题密度分布曲线

Fig. 7 Density distributions of Sod's problem

3.1.4 一维算例结果讨论

表 3 为 FNN 和 Cn2 格式在求解上述 Lax 激波问题和 Sod 激波管问题时的耗时情况，选择 CPU\_TIME 函数估计两种格式在同一计算平台上的计算时间。

表 3 运用 FNN 和 Cn2 格式的计算时间对比  
Table 3 Comparison of computing time between FNN and Cn2 schemes

|           | Lax激波问题 | Sod激波管问题 |
|-----------|---------|----------|
| Cn2消耗时间/s | 1.422   | 0.859    |
| FNN消耗时间/s | 1.734   | 1.078    |

从表 3 的对比可以看到，相对于 Cn2 格式，FNN 格式在求解 Lax 激波问题时，消耗时间增加了 22%；在求解 Sod 激波管问题时，消耗时间增加了 25%。由于 FNN 模型在每个网格点处判别其是否为间断时，均需要重新计算 498 个神经元的值才能给出判别结果，而 Cn2 格式中激波识别方法为一次代数表达式，相较而言其消耗时间更少。

对于本文提到的 Lax 和 Sod 问题，FNN 模型所增

加的时间消耗较少，完全可以忽略不计。对于二维或三维复杂流场数值模拟，由于流场网格数量激增以及可能出现激波反射、激波干扰等现象，采用 FNN 方法相较于 Cn2 方法会产生更大的时间代价；当时间代价达到一定量级时，可以使用多步判断以节省数值模拟时间。此外，可以考虑修改神经网络模型结构，通过适当减少网络层数及神经元个数，以减小程序运行的时间消耗。

3.2 二维超声速无黏圆柱绕流算例

本小节采用超声速无黏圆柱绕流<sup>[15-16]</sup>(不同来流马赫数、不同网格分布)来验证深度前馈神经网络模型(FNN)在二维真实流场中判别激波间断的有效性。数值计算方法采用 Roe 格式加剪切黏性<sup>[17]</sup>，剪切黏性激活函数采用本文的 FNN 激波识别方法。

图 8 为来流马赫数  $Ma$  分别为 5、10、15、20 时二维圆柱流场示意图。其中上半部为压力云图，下半部为使用 FNN 模型识别的流场激波结果。由图中可以看出，训练得到的 FNN 模型对于不同来流马赫数的

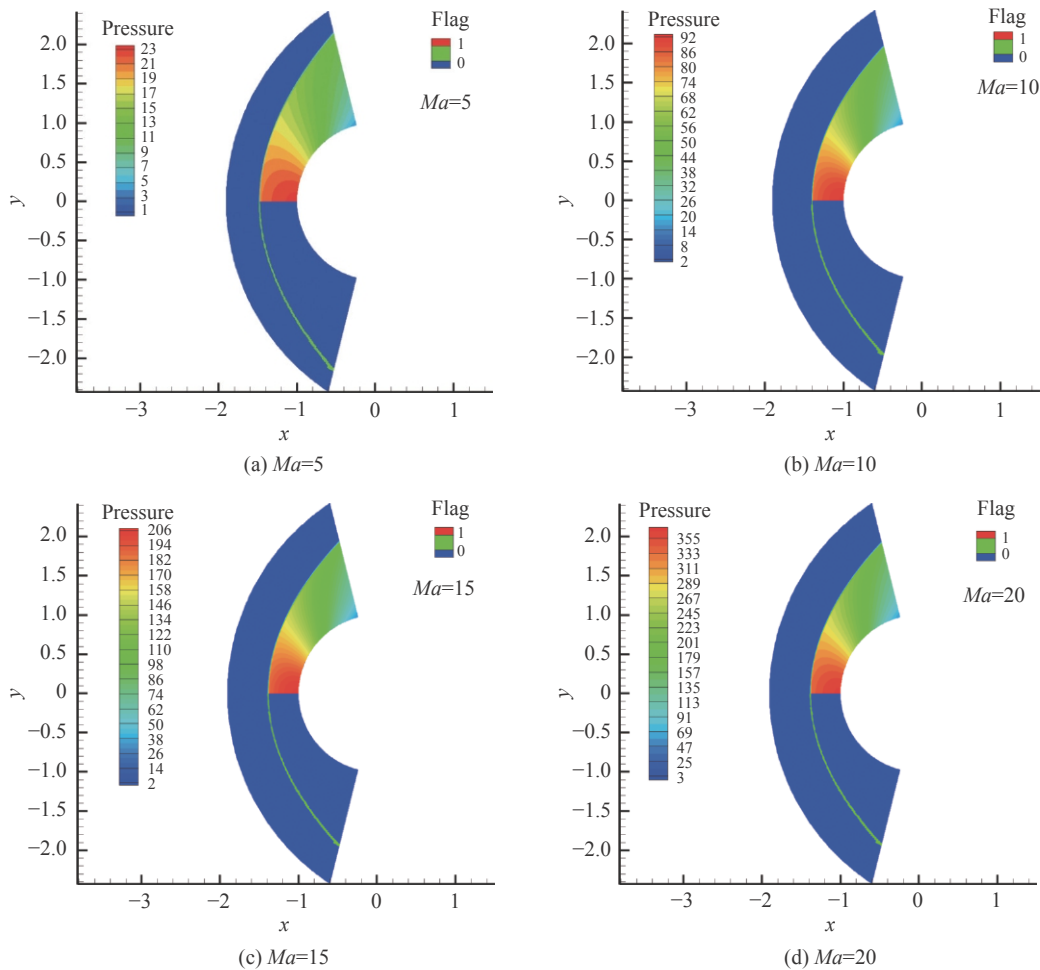


图 8 不同马赫数下超声速二维圆柱绕流流场

Fig. 8 Flow field around a supersonic two-dimensional cylinder at different Mach numbers

流场都有很好的激波识别能力。其中网格采用  $161 \times 161$  (周向  $\times$  壁面法向) 均匀分布网格。

图9为不同网格分布下超声速二维圆柱计算所得的流场图 ( $Ma = 20$ )。其中网格所示的第一个参数表示周向网格数, 第二个参数表示壁面法向网格数,

从左至右、从上至下网格长宽比分别为 8、1/8、4、1/4、4、1/4、2、1/2、1。可以看到不同网格分布下, FNN 模型都能准确地识别出激波位置。其中图9(i)为  $161 \times 161$  (周向  $\times$  壁面法向) 的均匀分布网格, 其识别效果最好。

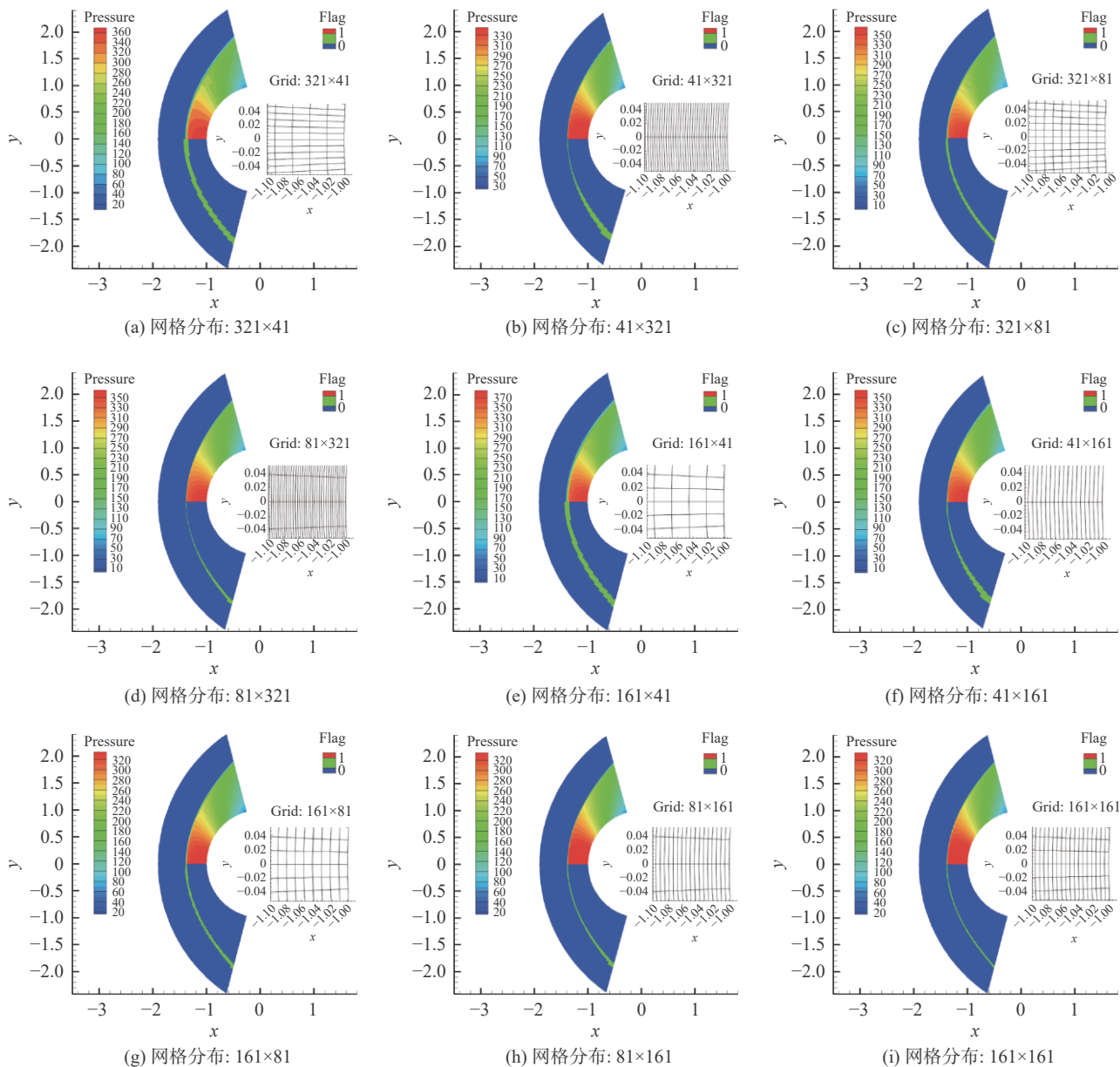


图9 不同网格分布下超声速二维圆柱绕流场 ( $Ma = 20$ )

Fig. 9 Flow field around a supersonic two-dimensional circular cylinder with different grid distribution ( $Ma = 20$ )

图9(b、d、f、h)分别对应长宽比为 1/8、1/4、1/4、1/2 的网格计算结果。使用 FNN 模型在中段正激波处识别激波位置较为精确, 在末段斜激波处识别范围较大。这是由于壁面法向网格布点较多而周向网格布点较少, 导致在壁面法向垂直方向的激波分辨率较高而在周向垂直方向激波分辨率较差, 在末段斜激波附近即体现为所识别激波范围较大, 因此激波识别精

度依赖于网格分辨率。

## 4 结论

本文针对超声速流动中的激波识别问题, 采用深度前馈神经网络构建了高阶非线性激波判别式, 得到以下结论:

1) 本文构建的高阶非线性激波判别式 FNN 相较

于二阶振荡格式 Cn2 中人工构造的激波识别器, 能够更加精准地识别间断区域和光滑区域, 但一定程度上会增加时间成本。

2) 本文以激波判别式 FNN 验证了其对不同来流马赫数、不同网格分布下二维超声速无黏圆柱绕流算例中激波位置的预测能力。算例结果表明, 在不同来流马赫数下 FNN 模型均能很好地捕捉激波位置; 对于不同网格分布, FNN 模型都能识别出激波位置, 但激波识别精度依赖于网格分辨率, 其中均匀分布网格表现最好。

综上, 本文激波判别式在不同来流马赫数及不同网格分布下均有良好的适用性, 但在将其应用于工程三维算例计算时, 存在计算耗时多的问题, 因此需在保持较高激波识别精度基础上, 继续缩减模型结构, 以便该激波判别式的后续应用, 进一步为精确捕捉激波以及构造高精度数值格式奠定基础。

## 参 考 文 献:

- [1] 阎超. 计算流体力学方法及应用[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2006.  
YAN C. Computational fluid dynamic's methods and applications [M]. Beijing: Beijing University of Aeronautics & Astronautics Press, 2006 (in Chinese).
- [2] 侯中喜. 超声速复杂流场并行数值分析及高阶格式研究[D]. 长沙: 中国人民解放军国防科学技术大学, 2000.  
HOU Z X. Supersonic complex flowfield parallel analysis and high order schemes study[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2000 (in Chinese).
- [3] 肖丰收. 若干典型高超声速激波干扰流动特性研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2016.  
XIAO F S. Research on flow characteristics of some typical hypersonic shock wave interactions[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2016(in Chinese).
- [4] LARSSON J, COOK A, LELE S K, et al. Computational issues and algorithm assessment for shock/turbulence interaction problems[J]. *Journal of Physics:Conference Series*, 2007, 78: 012014.  
doi: 10.1088/1742-6596/78/1/012014
- [5] 常思源, 白晓征, 刘君. 一种基于聚类分析的二维激波模式识别算法[J]. 航空学报, 2020, 41(8): 123626.  
CHANG S Y, BAI X Z, LIU J. A two-dimensional shock wave pattern recognition algorithm based on cluster analysis[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2020, 41(8): 123626(in Chinese).  
doi: 10.7527/S1000-6893.2019.23626
- [6] RAY D, HESTHAVEN J S. An artificial neural network as a troubled-cell indicator[J]. *Journal of Computational Physics*, 2018, 367: 166–191.  
doi: 10.1016/j.jcp.2018.04.029
- [7] RAY D, HESTHAVEN J S. Detecting troubled-cells on two-dimensional unstructured grids using a neural network[J]. *Journal of Computational Physics*, 2019, 397: 108845.  
doi: 10.1016/j.jcp.2019.07.043
- [8] ABGRALL R, HAN VEIGA M. Neural network-based limiter with transfer learning[J]. *Communications on Applied Mathematics and Computation*, 2020: 1–41.  
doi: 10.1007/s42967-020-00087-1
- [9] SUN Z, WANG S Y, CHANG L B, et al. Convolution neural network shock detector for numerical solution of conservation laws[J]. *Communications in Computational Physics*, 2020, 28(5): 2075–2108.  
doi: 10.4208/cicp.oa-2020-0199
- [10] HUYNH H. Accurate upwind schemes for the Euler equations[C]//Proc of the 12th Computational Fluid Dynamics Conference, San Diego, CA. Reston, Virginia: AIAA, 1995: 1737.  
doi: 10.2514/6.1995-1737
- [11] GEROLYMOS G A, SÉNÉCHAL D, VALLET I. Very-high-order WENO schemes[J]. *Journal of Computational Physics*, 2009, 228(23): 8481–8524.  
doi: 10.1016/j.jcp.2009.07.039
- [12] 邱锡鹏. 神经网络与深度学习[M]. 北京: 机械工业出版社, 2020.  
QIU X P. Neural networks and deep learning[M]. Beijing: China Machine Press, 2020(in Chinese).
- [13] 李彦苏, 阎超, 屈峰, 等. 三阶中心无振荡格式性能分析[J]. 北京航空航天大学学报, 2014, 40(11): 1576–1580.
- [14] 陈璧, 申义庆. 双曲守恒律方程的自适应人工黏性及激波识别方法研究[C]//LHD2013夏季学术研讨会, 平山, 2013: 111–117.  
CHEN B, SHEN Y Q. Research on adaptive artificial viscosity and shock detecting method for hyperbolic systems of conservation laws[C]// LHD 2013 Summer Academic Symposium, Pingshan, 2013: 111–117 (in Chinese).
- [15] CHEN S S, CAI F J, XUE H C, et al. An improved AUSM-family scheme with robustness and accuracy for all Mach number flows[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2020, 77: 1065–1081.  
doi: 10.1016/j.apm.2019.09.005
- [16] CHEN S S, YANG H, CAI F J, et al. Multi-dimensional dissipation strategy within advection upstream splitting methods in hypersonic flows[J]. *Journal of Physics:Conference Series*, 2021, 1786(1): 012050.  
doi: 10.1088/1742-6596/1786/1/012050
- [17] CHEN S S, YAN C, LIN B X, et al. Affordable shock-stable item for Godunov-type schemes against carbuncle phenomenon[J]. *Journal of Computational Physics*, 2018, 373: 662–672.  
doi: 10.1016/j.jcp.2018.07.022

(本文责编: 周奇杰)

文章编号: 0258-1825(2023)07-0064-10

## 近自由面超空泡航行体多相流特性分析

向敏<sup>1,\*</sup>, 刘波<sup>1</sup>, 谢泽阳<sup>2</sup>, 赵小宇<sup>1</sup>

(1. 国防科技大学 空天科学学院, 长沙 410073;

2. 西安现代控制技术研究所, 西安 710000)

**摘要:**以近水面超空泡航行体为研究背景, 采用理论分析和数值模拟相结合的方法, 开展近自由面空泡演化动力学机制研究, 基于 OpenFOAM 开源软件平台构建多相流求解器, 实现近自由面、通气空泡和空气卷吸耦合数值模拟; 分别针对轴对称和弹-翼结合构型开展近自由面空泡流仿真分析, 研究通气量、弹体长径比、航行深度、航行速度等对空泡形态和航行体流体动力影响, 揭示自由界面与空泡耦合作用机理, 进一步分析跨介质水翼对气液界面波动和弹体表面压力分布影响机制, 研究表明弹体长径比增加将导致空化兴波波长增加, 波幅减小, 有助于提高空泡稳定性和提高减阻率; 高弗劳德数时, 通气系数过大, 将导致空泡中轴线向下偏转, 且空泡迎流面积增大, 压差阻力显著增加; 对于弹-翼组合构型, 水翼切割主空泡尾部, 容易造成尾段间歇沾湿, 主空泡上方波幅显著降低, 说明水翼对主波有抑制作用。

**关键词:**超空泡; 近自由面; OpenFOAM; 数值模拟

中图分类号: O359; V211.1<sup>+</sup>7 文献标识码: A doi: 10.7638/kqdlxxb-2022.0023

## Research on the multiphase flow characteristics of the near free-surface supercavitating vehicle

XIANG Min<sup>1,\*</sup>, LIU Bo<sup>1</sup>, XIE Zeyang<sup>2</sup>, ZHAO Xiaoyu<sup>1</sup>

(1. College of Aerospace Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

2. Xi'an Modern Control Technology Research Institute, Xi'an 710065, China)

**Abstract:** In the context of near-free surface supercavitating vehicle The method of combining theoretical analysis and numerical simulation was adopted to carry out the research on the dynamic mechanism of the near-free surface cavity evolution. A multiphase flow solver based on the OpenFOAM open source software platform was built to achieve two-phase numerical simulation of free-surface flow, ventilated cavitation and air entrainment. Simulation analysis of near-free surface cavitating flow for axisymmetric and projectile-wing combination configurations was carried out respectively. The effects of ventilation rate, projectile length-to-diameter ratio, sailing depth, sailing speed, etc, was further investigated and the mechanism of interaction between free surface and cavity was revealed. Furthermore analysis of the influence mechanism of the trans-media hydrofoil on the gas-liquid interface fluctuation and the pressure distribution of the projectile was obtained. It was found that the increase in the length-to-diameter ratio of the projectile will lead to an increase in the wavelength and a decrease in the amplitude of the cavity induced wave, which will help to improve the stability of the supercavity and enhance the drag reduction rate. When the Froude number is high, too large ventilation coefficient will lead to deflecting downward of the cavity central axis and the increase of the cavity flow area. The pressure drag will be increases significantly. For the projectile-wing combination configuration,

收稿日期: 2022-03-07; 修订日期: 2022-07-16; 录用日期: 2022-07-28; 网络出版时间: 2022-08-19

基金项目: 国家自然科学基金(52176164)

作者简介: 向敏<sup>\*</sup>(1982-), 女, 湖北天门人, 研究员, 研究方向: 多相流体力学. E-mail: xiangmin333@hotmail.com

引用格式: 向敏, 刘波, 谢泽阳, 等. 近自由面超空泡航行体多相流特性分析[J]. 空气动力学学报, 2023, 41(7): 64-73.

XIANG M, LIU B, XIE Z Y, et al. Research on the multiphase flow characteristics of the near free-surface supercavitating vehicle[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2023, 41(7): 64-73(in Chinese). doi: 10.7638/kqdlxxb-2022.0023

the hydrofoil cuts the tail of the main cavity, which is easy to cause intermittent wetting of the tail section, and the amplitude of the wave above the main cavity is significantly reduced, indicating that the hydrofoil has a suppressing effect on the main wave.

**Keywords:** supercavitation; near free-surface; OpenFOAM; numerical simulation

## 0 引言

超空泡技术为通过生成包裹弹体表面的空泡实现高效减阻的技术,已在鱼雷、射弹、水下导弹等武器装备中得到成功应用。超空泡技术应用于水面航行器,可充分利用外界空气作为超空泡气源,在大幅提高水面艇航速的同时保证航行时间和航程,因此具有突出的优势。然而近自由面超空泡由于受到自由界面扰动和空气卷吸掺混效应的影响,其演化动力学机制与传统对称超空泡存在显著差异:一方面,空化将产生兴波效应;另一方面,自由界面将干扰空泡的产生、发展及闭合泄气,因此近自由面空化现象的研究与航行体水动力特性预示充满挑战。目前针对空化现象和自由界面效应相互耦合的研究仍较为有限。

实验研究方面,国内外针对超空泡动力学机制的研究目前主要集中于无自由界面干扰情况下的空泡演化机理研究<sup>[1-3]</sup>,高速稳定的自由界面空泡流实验研究难度较大。施红辉等<sup>[4]</sup>采用高速相机,通过对试验数据的分析,研究了水深和自由面对自然超空泡轮廓、弹道特性和速度衰减的影响。随着水深减小,自由面与超空泡相互作用增强,由于大气的补气作用,通常卷气后空泡尺寸增加,稳定性增强。Chung<sup>[5]</sup>对静止流体中运动的近自由面通气超空泡形成进行了一系列实验研究,证明柔性自由表面对空泡尺寸的影响非常显著。中科院力学所<sup>[6-7]</sup>利用自行研制的 SHPB 高速弹射装置,模拟了圆柱射弹在水下不同深度处的航行状态,研究了射弹表面空化与自由界面的相互干扰特性。Dawson<sup>[8]</sup>研究了自由界面附近楔形水翼的超空化流动,获得了水翼的法向力、俯仰力矩、压心、空泡长度与水翼攻角、空化数、弗劳德数( $Fr$ )和浸没深度的关系。在自由界面附近,空气易被卷入空泡进而形成超空泡,而当水翼远离水面时,则需要额外通气形成超空泡。

数值计算方面,初期基于线性和非线性的边界元方法是研究主流。挪威科技大学的 Faltinse<sup>[9]</sup>利用非线性分析方法,提出了改进的闭合空泡尾流理论模型,推导了复杂流动势能函数,并用数值方法求解方程组,讨论了自由界面  $Fr$  对稳态水翼空化现象的影响。自由界面和重力场都导致空泡长度缩短,水翼升力系数与浸没深度成反比,与  $Fr$  成正比。相较于基

于传统势流理论的方法,CFD 方法考虑了黏性,对复杂几何外形和复杂物理问题(如空化)更适用。中国科学院王一伟等<sup>[10]</sup>采用 VOF 界面捕捉、Zwart 空化模型和 LES 湍流模型,模拟了锥形、平头两种细长圆柱在自由界面下的非定常空泡演化过程,研究表明当空泡与自由界面距离过近以至于空气与空泡内气体掺混后,将导致空泡长度增加,并增加其稳定性。韩国釜山国立大学的 Mei-Shan Jin<sup>[11]</sup>基于 Mixture 多相流模型、Merkle 空化模型和  $k-\epsilon$  湍流模型建立了多相流仿真程序,计算了自由界面附近的 NACA0012 空化水翼通气空化流场,并证明其与已有试验数据的一致性,讨论了自由界面高度变化随通气速率的变化规律。Brizzolara<sup>[12]</sup>针对高速 SWATH 构型的水面航行体设计了新的超空化跨介质水翼,利用数值仿真方法分析了三维水翼附近的流场结构。研究表明自由界面锐化因子的取值,直接影响多组分气体掺混以及回射流现象的模拟,对水翼水动力预测的准确性有一定影响。张亚涛<sup>[13]</sup>研究了水深对空泡形态的影响,自由液面上出现的先导波浪高度随浸深增大而减小。程闻<sup>[14]</sup>采用数值水池技术,分析了波高和水翼浸深对水翼非稳态空泡的形态演化和脱落频率的影响,结果表明液面对脱落涡系有吸引作用。

本文针对轴对称和弹-翼结合近水面超空泡航行体(如图1所示),开展空泡演化动力学机制和流体动力特性分析。图中空化水翼用于提供平衡重力的升力,并作为水上和水下部件的连接机构。水下轴对称部件采用通气超空泡技术实现高效减阻。首先基于 OpenFOAM 平台构建多相空化流求解器,针对通气和跨介质水翼算例开展求解器验证,进一步开展超空泡近水面航行器流体动力仿真分析,揭示自由界面影响下空泡形态瞬时演化规律,分析自由界面效应

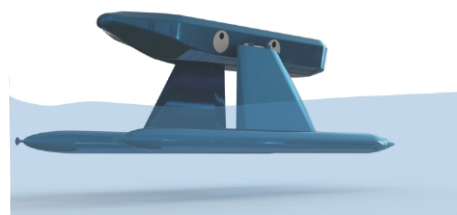


图1 近水面超空泡航行器示意图

Fig. 1 Schematic of the near free-surface supercavitating vehicle

对空泡界面非对称性、空泡尺度、空泡尾部闭合特性与泄气机制的影响,分析跨介质水翼对气液界面波动和弹体表面压力分布影响规律,为近水面超空泡飞行器外形优化设计提供支撑。

## 1 多相流数值计算方法及验证

### 1.1 数学模型

#### 1.1.1 控制方程

近自由面空化流涉及界面生成与空化相变、多组分气体掺混、多相湍流流动等复杂物理现象。本文基于均质多相流模型构建空化流仿真方法,对不同相求解同一速度场、压力场和温度场,不考虑由于相间速度差、温度差等导致的热力不平衡状态。采用 VOF 方法追踪空泡界面和自由界面。本文基于 OpenFOAM 开源平台构建多相不可压求解器。首先针对混合相求解质量和动量守恒方程。

混合介质的连续方程为:

$$\frac{\partial(\rho_m)}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho_m \mathbf{U}) = 0 \quad (1)$$

式中:  $\mathbf{U}$  表示混合物速度,下标  $m$  表示混合相,局部混合物的密度  $\rho_m$  和黏度系数  $\mu_m$  由各相体积分数  $\alpha_i$  加权:

$$\rho_m = \sum_{i=1}^N \rho_i \alpha_i \quad (2)$$

$$\mu_m = \sum_{i=1}^N \mu_i \alpha_i \quad (3)$$

式中:  $N$  为相的个数,  $i = 1$  或  $g$ ,  $\alpha_l$ 、 $\alpha_g$  分别表示液体和气体的体积分数。混合介质的动量方程:

$$\frac{\partial(\rho_m \mathbf{U})}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho_m \mathbf{U} \mathbf{U}) - \nabla \cdot \boldsymbol{\tau} = -\nabla p + \mathbf{f} \quad (4)$$

式中:  $\boldsymbol{\tau}$  为剪应力,  $\mathbf{f}$  为表面张力和重力引起的动量源项,表达式如下:

$$\mathbf{f} = \mathbf{F}_\sigma + \rho_m \mathbf{g} \quad (5)$$

式中:  $\mathbf{F}_\sigma$  为表面张力,  $\mathbf{g}$  为重力加速度。连续表面力 (CSF) 方法将不连续的压降视为连续函数,满足界面条件:

$$\mathbf{F}_\sigma = C \kappa \nabla \alpha \quad (6)$$

式中:  $C$  为表面张力系数,  $\kappa$  为界面处的曲率,  $\alpha$  为体积分数。

包含相变的多相系统各相守恒方程表示为:

$$\frac{\partial(\rho_i \alpha_i)}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho_i \alpha_i \mathbf{U}) = \dot{m}_i \quad (7)$$

式中:  $\rho_i$  和  $\alpha_i$  为第  $i$  相的密度和体积分数,  $\dot{m}_i$  定义为各相质量源项,且有:

$$\sum_{i=1}^N \dot{m}_i = 0 \quad (8)$$

压力-速度耦合由 PIMPLE 算法处理,其基本思想是采用 SIMPLE 算法将每个时间步长内按照稳态流动求解,采用 PISO 算法时间推进,并根据流动特性,在求解过程中应用亚松弛方法实现高效计算。

#### 1.1.2 VOF 方法

流体体积 (VOF) 法属于欧拉方法中的一类,用于处理自由表面流的界面跟踪问题,如溃坝、液体晃动等,是运用最为广泛基于均质平衡流假设的界面追踪方法。OpenFOAM 中多个多相求解器采用 VOF 方法,如 interFoam 类求解器 (interFoam、compressibleInterFoam、interDyMFoam、multiPhaseInterFoam 等)。

相界面通过计算控制单元内的体积分数场而后处理得到。使用 VOF 方法中为了保证相界面更加锐利,加入人工压缩项,对相界面附近的体积分数进行压缩。对不考虑相间质量传递的体积分数守恒方程,添加人工压缩项,得到:

$$\frac{\partial \alpha}{\partial t} + \nabla \cdot (\alpha \mathbf{U}) + \nabla \cdot [\alpha(1-\alpha) \mathbf{U}_c] = 0 \quad (9)$$

式中第三项为人工压缩项,保证在  $\alpha = 0$  或  $\alpha = 1$  的非界面处为 0。  $\mathbf{U}_c$  为压缩速度,与界面法向同向:

$$\mathbf{U}_c = c |\mathbf{U}| \frac{\nabla \alpha}{|\nabla \alpha|} \quad (10)$$

式中,  $c$  为压缩因子,取值越大,压缩效应越明显。

#### 1.1.3 湍流模型

本文采用  $k-\omega$  SST 湍流模型来模拟湍流方程,  $k-\omega$  SST 模型结合了  $k-\varepsilon$  模型与  $k-\omega$  模型的特点,且在边界层流动和空化流动中具有更好的性能。

以下给出湍动能  $k$  和耗散率  $\omega$  的输运方程:

$$\begin{aligned} \frac{\partial(\rho_m k)}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho_m k \mathbf{U}) &= \bar{P}_k - \beta^* \rho_m \omega k + \\ &\nabla \cdot [(\mu + \sigma_k \mu_t) \nabla k] \end{aligned} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial(\rho_m \omega)}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho_m \omega \mathbf{U}) &= \gamma \rho_m S^2 - \beta \rho_m \omega^2 + \\ &\nabla \cdot [(\mu + \sigma_\omega \mu_t) \nabla \omega] + (1 - F_1) C D_{k\omega} \end{aligned} \quad (12)$$

式中:

$$\begin{cases} \bar{P}_k = \min(p_k, 10 \beta^* \rho_m \omega k) \\ P_k = u_i S^2 \end{cases} \quad (13)$$

$$\mu_t = \frac{\rho_m a_1 k}{\max(a_1 \omega, S F_2)} \quad (14)$$

$$F_1 = \tanh \left\{ \left[ \min \left[ \max \left( \frac{\sqrt{k}}{\beta^* \omega d}, \frac{500\nu}{d^2 \omega} \right), \frac{4\rho \sigma_{\omega 2} k}{CD_{k\omega} d^2} \right] \right]^4 \right\} \quad (15)$$

$$F_2 = \tanh \left\{ \left[ \max \left( 2 \frac{\sqrt{k}}{\beta^* \omega d}, \frac{500\nu}{d^2 \omega} \right) \right]^2 \right\} \quad (16)$$

$$CD_{k\omega} = \max \left( 2\rho_m \frac{1}{\sigma_{\omega 2} \omega} \nabla k \nabla \omega, 1.0 \times 10^{-10} \right) \quad (17)$$

其中:  $\beta^*$ 、 $\beta$ 、 $\sigma_k$ 、 $\sigma_{\omega}$ 、 $\gamma$ 均为模型常数;  $\bar{P}_k$ 为湍动能生成项;  $\mu_t$ 为湍流黏度;  $S$ 为应变率;  $a_1$ 为模型常数;  $F_1$ 、 $F_2$ 为混合函数;  $\sigma_{\omega 2}$ 为模型常数;  $d$ 为与壁面距离。

## 1.2 求解器应用及验证

### 1.2.1 通气空化算例

首先针对水洞中通气空化现象开展数值模拟, 验证求解器精度。模型为头部带圆盘空化器的圆柱体, 空化器直径 15 mm, 弹体直径 10 mm, 弹体长度 100 mm, 流速 5 m/s, 通过调整头部通气量和尾部喷管射流流量得到不同的空泡流型。图 2 为计算域和边界条件, 图 3 为局部网格划分, 图 4 为空泡界面数值模拟与实验的对比。  $Q_c$  和  $Q_j$  分别为头部和尾部气体的体积流量, 无量纲化后为:  $\bar{Q}_c = Q_c / (u_{\infty} D_c^2)$ ,  $\bar{Q}_j = Q_j / (u_{\infty} D_j^2)$ 。射流作用下通气空泡闭合于约 2 倍模型长度处, 尾部呈周期性震荡泄气模式。求解器能较好地捕捉空泡界面(如图 5), 空泡直径的相对位置误差小于 9%, 空泡长度误差小于 3%, 说明数值计算方法精度足够。

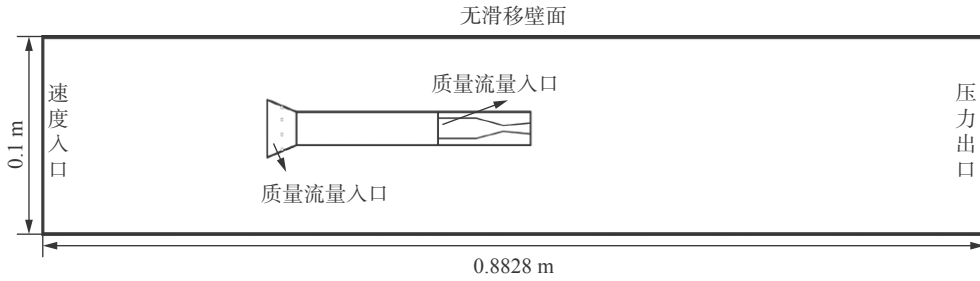


图 2 计算域和边界条件

Fig. 2 Computational domain and boundary conditions

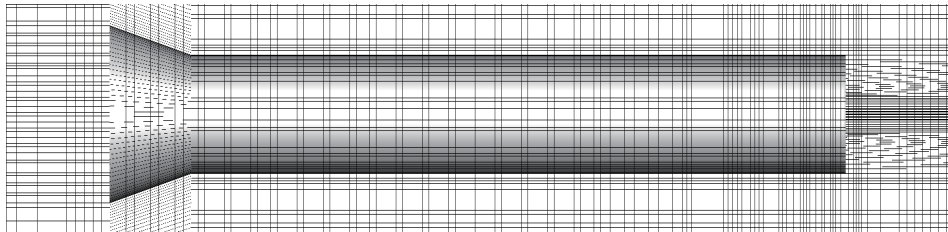


图 3 局部网格划分

Fig. 3 Local mesh distributions

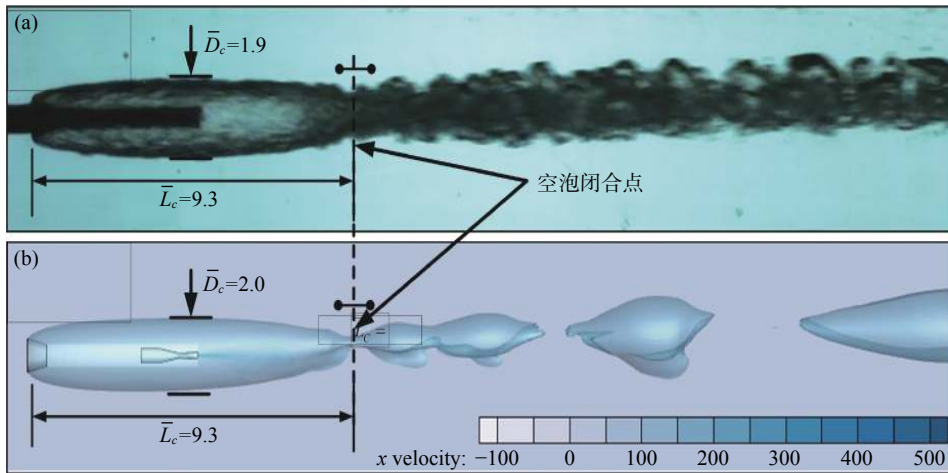


图 4 数值模拟空泡界面与实验结果对比 (  $Fr = 13$  )

Fig. 4 Comparison between the predicted cavity surface with the experimental results (  $Fr = 13$  )

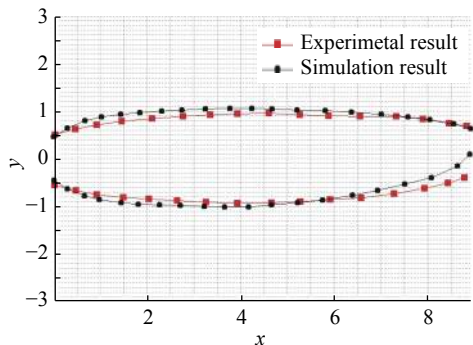


图 5 实验得到的通气超空泡轮廓与数值模拟结果对比  
Fig. 5 Comparison between the predicted cavity profile with the experimental data

### 1.2.2 跨介质水翼算例

半浸式水翼在切割自由表面航行时, 涉及自由面波动和空气卷吸等多种现象, 因此应用半浸式水翼数值模拟开展求解器验证。水翼端面形状采用钝后缘、半椭圆形的 Bi-ogival 对称翼型 (如图 6)。水翼弦长为 279.4 mm, 攻角  $\alpha$  为  $10^\circ$ , 图 7 为网格划分, 图 8 为实验得到的垂直表面穿透水翼的尾部卷气与数值模拟结果的对比。弗劳德数  $Fr$  与展弦比  $AR$  特征长度均选取浸湿的展长。如图可知, 水翼的压力侧出现大片的喷流幕, 而卷气主要集中在钝体尾部, 形成倾斜的空腔, 在分离的尾迹处产生大范围界面变形。数值模拟较为准确地复现了卷气位置、卷气空泡尺度与空气-水自由面曲率。

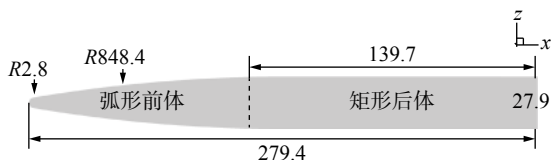


图 6 Bi-ogival 翼型尺寸 (单位: mm)  
Fig. 6 Size for the Bi-ogival airfoil (Unit: mm)

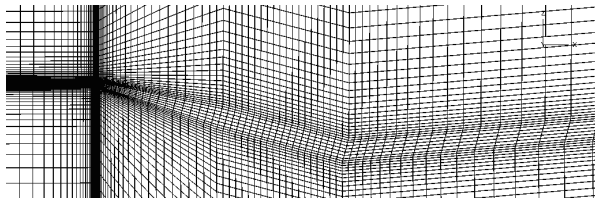
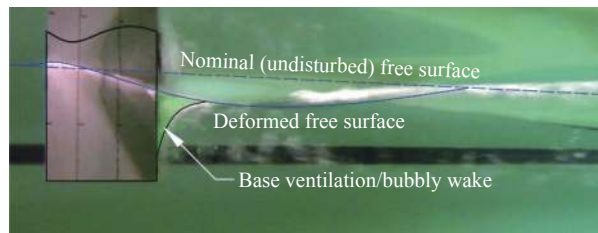


图 7 Bi-ogival 翼型网格划分  
Fig. 7 Mesh distribution for the Bi-ogival airfoil

### 1.3 近自由面超空泡航行体构型及网格划分

近自由面超空泡航行体由升力体艇身、跨介质水翼、超空泡水下部件、空气引流系统、测控系统和动力系统等组成, 其流体动力特性主要受跨介质水翼和轴对称水下部件影响。本文首先针对单独轴对称体开展流体动力特性分析, 进一步针对水翼-轴对称体



(a) 文献 [15, 16] 中的实验结果



(b) 数值模拟结果 取空气体积分数为 0.5 的等值面

图 8 垂直表面穿透水翼的尾部卷气  
( $\alpha = 10^\circ$ ,  $Fr = 2$ ,  $AR = 1.0$ )

Fig. 8 Tail air entrainment for the vertical surface piercing wing  
( $\alpha = 10^\circ$ ,  $Fr = 2$ ,  $AR = 1.0$ )

复合构型 (简称为翼-弹组合体), 研究水翼与轴对称体耦合效应。

轴对称水下部件设计为流线型, 头部放置圆盘空化器, 轴对称体直径为 70 mm, 空化器直径 23 mm。计算网格由 ICEM 生成, 在航行体壁面附近及自由面附近加密, 全部为六面体结构网格, 总网格量约为 223 万, 如图 9 所示, 其计算域及边界条件设置如图 10 所示。

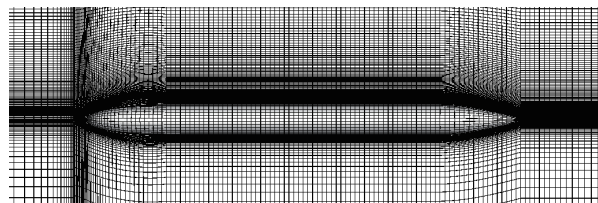


图 9 轴对称航行体附近结构网格划分  
Fig. 9 The structural mesh distribution near the axisymmetric vehicle surface

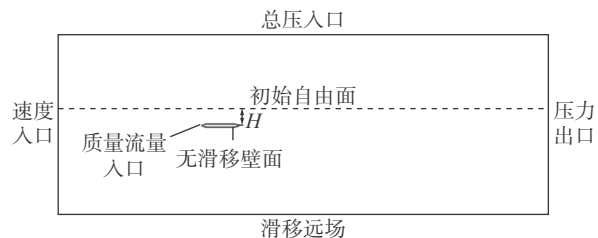


图 10 航行体计算域及边界条件

Fig. 10 Computational domain and boundary conditions for the axisymmetric vehicle

跨介质水翼整体外形为梯形, 根梢比为 2, 由低速翼型与平板翼复合设计而成。水翼截面前后缘均采用低速 NACA66 翼型。水翼尾部的半个 NACA66 翼攻角为  $5^\circ$ , 水翼下挂轴对称航行体, 下反角为  $45^\circ$ 。

复合体结构和网格分布如图 11 所示, 其计算域及边界条件设置如图 12 所示。

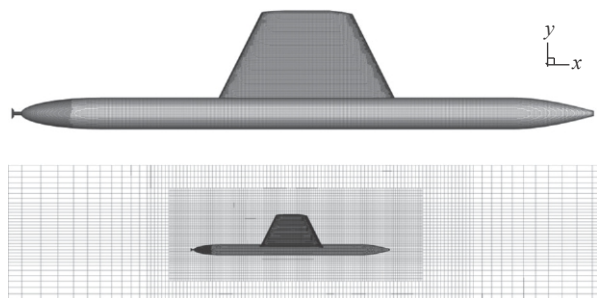


图 11 复合体结构和网格分布

Fig. 11 Structure and mesh distributions for the combined body

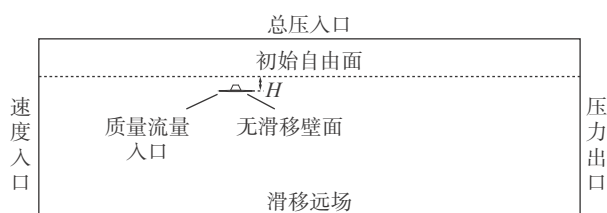


图 12 复合体计算边界条件

Fig. 12 Computational boundary conditions for the combined body

## 2 自由界面与通气空泡耦合作用机理研究

### 2.1 通气空化流与波动自由面耦合研究

针对不同弗劳德数( $Fr$ )、空化数( $\sigma_c$ )和通气流量系数( $C_q$ )开展 CFD 计算。引入无量纲参数来描述超空泡性能, 特别地, 引入浸深比  $\bar{H}$  (由浸没深度  $H$  除以空化器直径  $D$  得到) 描述自由表面的影响:

$$\sigma_c = \frac{2(p_\infty - p_c)}{\rho_\infty U_\infty^2} \quad (18)$$

$$Fr = \frac{U_\infty}{\sqrt{gD}} \quad (19)$$

$$C_q = \frac{Q}{\rho_\infty U_\infty D^2} \quad (20)$$

$$\bar{H} = \frac{H}{D} \quad (21)$$

其中:  $p_\infty$  为环境压力,  $p_c$  为空泡内压力,  $\rho_\infty$  和  $U_\infty$  分别为来流密度和速度,  $Q$  为通气质量流量。

图 13 对比了不同弹体长径比对气液界面形态的影响。由图可知, 近自由面航行体导致自由面出现显著的兴波效应, 最大波幅位置接近航行体中段。自由面影响下超空泡形态具有明显不对称性, 上表面受到自由面“吸引”导致曲率增大, 下表面相对比较平缓。原因是自由面和空泡表面间形成局部狭窄通道,

导致液体流速增加, 压力减小, 从而空泡向自由面方向扩张。图 13(a) 中工况自由面最大波幅与空泡径向尺度相当, 而空泡上表面最大直径, 即上表面与弹体中轴线的最大距离, 相对于下表面增加了约 30%。相同通气和航行工况下, 航行体长径比增加时, 空泡闭合位置向后移动, 空泡上表面曲率减小, 且空化兴波波长增加, 波幅减小。因此近自由面空泡形态与弹体外形密切相关。由图中流场结构分布可知, 小长径比航行体在艏部产生流动分离和小范围的回流区, 将导致压差阻力增加。图 13 两种工况压差阻力系数分别为 0.0754 和 0.0696, 大长径比弹体相对于小长径比弹体压差阻力系数减小了 7.69%。对于近自由面航行体, 在形成超空泡状态下提高航行体长细比对空泡稳定性和减阻性能有利, 但是过长的航行体表面更容易发生沾湿。因此航行体外形必须与考虑自由面影响下的通气空泡流型进行匹配设计。

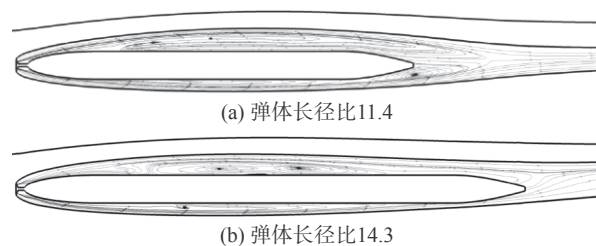


图 13 内置航行体长度对通气空泡内部流动的影响  
( $C_q = 9.259$ ,  $Fr = 31.37$ ,  $\bar{H} = 3.48$ )

Fig. 13 Effect of the inside body length on the internal flow structure of the ventilated cavity ( $C_q = 9.259$ ,  $Fr = 31.37$ ,  $\bar{H} = 3.48$ )

图 14 对比了相同  $Fr$  和航行深度、不同通气量下的空泡界面演化图。随着通气量增加, 空泡尺度增大, 自由界面波动范围和幅度均显著增加。因此在生成超空泡的前提下, 应减小空泡最大直径, 减小和自由界面之间的扰动。图 15 比较分析了  $Fr$  对气液界面形态的影响。  $Fr = 10.53$  时, 由于浮力影响显著, 空泡呈现出强非对称性, 航行体尾段 1/3 处完全沾湿, 尾流与自由面产生强烈的相互作用, 自由面最大抬升位置在主空泡后方。  $Fr = 62.75$  时, 形成稳定双涡管泄气超空泡, 且由于空泡尺度增加, 对自由面的扰动增强, 自由面最大波幅位置向弹体尾端移动, 且由于自由面作用, 空泡中轴线向下偏转, 与无穷水域中空泡形态存在显著差异。原因是高  $Fr$  状态下, 随着自由界面波峰向后移动, 空泡尾部压力显著增加, 高压作用下空泡尾部向下偏转。

表 1 给出了在相同  $Fr$  和  $C_q$  下, 不同浸深比下的摩擦阻力系数和压差阻力系数, 可以看到两者的差别较小。小浸深比下摩擦阻力和压差阻力均较小, 主要

是由于接近自由面导致空化数减小, 泡内压力增大, 使得压差阻力减小, 而回流区尺度增加也导致摩擦阻力有所减小。然而过于靠近自由面势必导致界面波动增强, 因此存在最佳工作深度。

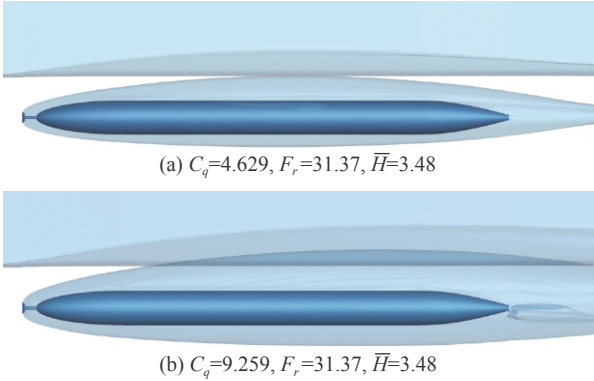


图 14 不同通气量下气液界面形态对比

Fig. 14 Comparison of the gas-liquid interface under different ventilation rate

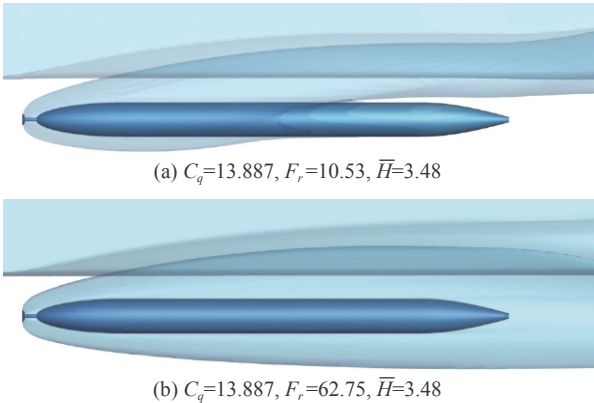


图 15 不同弗劳德数下气液界面形态对比

Fig. 15 Comparison of the gas-liquid interface under different  $Fr$  number

表 1 不同浸深比下的阻力系数

| Table 1 Drag coefficient under different immersion depth |       |        |        |        |        |
|----------------------------------------------------------|-------|--------|--------|--------|--------|
| 浸深比                                                      | 弗劳德数  | 通气系数   | 通气空化数  | 压差阻力系数 | 摩擦阻力系数 |
| 3.48                                                     | 31.37 | 13.887 | 0.0163 | 0.122  | 0.003  |
| 5.22                                                     | 31.37 | 13.887 | 0.0196 | 0.127  | 0.005  |
| 6.96                                                     | 31.37 | 13.887 | 0.0314 | 0.132  | 0.005  |

表 2 对比了相同浸深比和通气系数下、 $Fr$  对阻力系数的影响。小  $Fr$  下出现大面积沾湿, 压差阻力

表 2 不同弗劳德数下的阻力系数

| Table 2 Drag coefficient under different $Fr$ number |      |        |        |        |
|------------------------------------------------------|------|--------|--------|--------|
| 弗劳德数                                                 | 浸深比  | 通气系数   | 压差阻力系数 | 摩擦阻力系数 |
| 10.53                                                | 3.48 | 13.887 | 0.593  | 0.056  |
| 31.37                                                | 3.48 | 13.887 | 0.122  | 0.003  |
| 62.75                                                | 3.48 | 13.887 | 0.093  | 0.005  |

系数和摩擦阻力系数均大幅增加,  $Fr = 62.75$  时, 空泡压差阻力系数较小。因此近自由面航速不宜过小, 以避免浮力导致壁面沾湿。

2.2 翼-弹组合体耦合效应分析

针对翼-弹组合体开展流体动力特性分析。如图 16, 在  $C_q = 9.259$ 、 $Fr = 31.37$ 、 $\bar{H} = 3.48$  时, 连接跨介质水翼后自由表面出现较大起伏, 总影响范围达到 3 倍航行体长度区域, 最大自由面抬升分别出现在主空泡兴波区与压力面对应的尾流, 峰值达到  $1.74D$ 。空化兴波使得水翼沾湿面积增加, 水翼表面出现小范围的片状射流; 最大自由面凹陷出现在吸力面尾流, 达到  $-2.17D$ 。整个尾流区是水翼尾流、通气空泡尾流、各相湍流相互作用的复杂区域, 非定常特性显著。

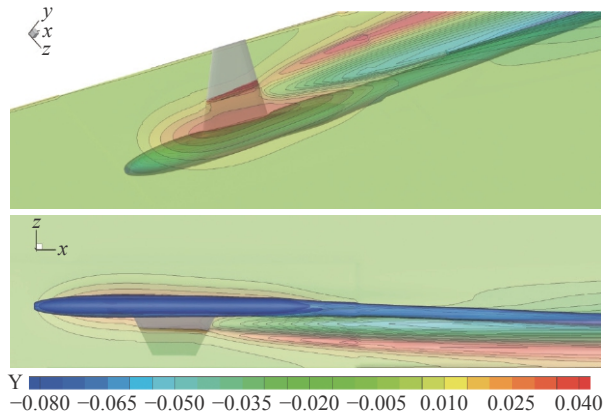


图 16 翼-弹组合体通气空泡流场自由界面起伏

(  $C_q = 9.259$ ,  $Fr = 31.37$ ,  $\bar{H} = 3.48$  )

Fig. 16 Free-surface fluctuation induced by the ventilated cavitating flow around the hydrofoil-projectile combined body (  $C_q = 9.259$ ,  $Fr = 31.37$ ,  $\bar{H} = 3.48$  )

在航行体对称轴处建立局部柱坐标系, 定义吸力侧和压力侧如图 17 所示。图中云图表示横截面处压力分布, 蓝色实线表示模型截面线, 黑色实线表示空气体积分数等值线。跨介质水翼导致的压力分布变化引起空泡形态非对称性加剧, 主体空泡流型并没有被破坏。对整个组合体, 空化器前缘驻点是压力最高点。整个水翼压力分布几乎对称, 水翼前后缘沾湿部分压力明显高于周围压力。

在截面 1 至截面 3 处未受水翼影响, 前段主体空泡形态与 2.1 节中类似, 空泡非对称主要由重力效应引起, 并且由于自由面抬升较少, 自由面对空泡影响不显著。

在截面 4 至截面 6 处, 连接水翼显著改变了主空泡流场压力分布, 吸力面处低压导致翼-弹连接处的吸力侧通气空泡直径增大、压力侧空泡直径减小。

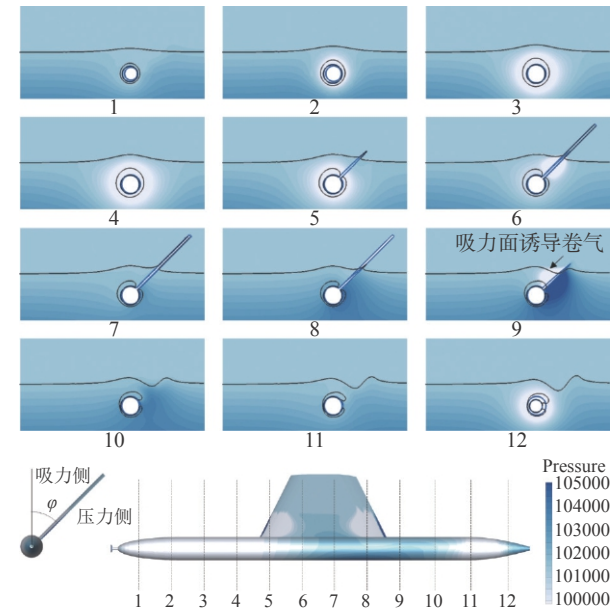


图 17 水翼-航行体复合构件横截面处的通气空化流场压力分布及界面特征 ( $C_q = 9.259, Fr = 31.37, \bar{H} = 3.48$ )

Fig. 17 Pressure distributions and the interface characteristics on the cross sections induced by the ventilated cavitating flow around the hydrofoil-vehicle combined body ( $C_q = 9.259, Fr = 31.37, \bar{H} = 3.48$ )

受水翼穿透影响，在截面 7 至截面 9 处，压力侧部分主空泡受压，向内凹陷。水翼切割了主空泡尾部，使得空泡没有完整包裹航行体，水翼下游出现壁面的间歇沾湿，称为水翼穿刺空泡，空泡特征与航行体控制面穿刺空泡的特征类似。主空泡在压力侧受压明显，在截面 9 处出现压力最高点，由于后缘水翼存在攻角，吸力侧和压力侧两边的压差达到最大值，提供了主要升力。此时发生部分卷气，卷气方向沿翼展向下。这种卷气机制属于吸力面诱导卷气，不同的是，由于没有稳定的分离空间，因此只形成一个凹陷的空腔，空腔深度没有达到水翼的整个浸入展长，未出现不稳定的回射流，因此不满足维持完全卷气流动的稳定条件。

在截面 10 至截面 12 处，自由面最大起伏出现在水翼尾流处，水翼尾流与船体尾流类似，使得下游区域液面下沉，如果航行体尾部安装推进装置，会导致推进效率下降。如果航行体长度过长使控制舵面位于尾流卷气位置，可能造成上、下控制面沾湿面积不同，会引起控制性能急剧变化，设计时应当考虑卷气和自由面波动的综合影响，合理调整浸没深度。

相比于单独水下航行体，连接水翼的复合构件主空泡上方波幅最高降低 35%，如图 18 所示，吸力面处的卷气导致主波位置压力和波幅下降，压力面尾迹区

产生次波。由于主波对空泡影响显著，因此连接水翼有减少主波扰动和增加主空泡稳定性的效果。

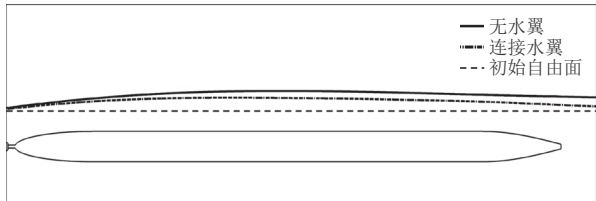


图 18 连接水翼对通气空泡主波的影响 ( $C_q = 9.259, Fr = 31.37, \bar{H} = 3.48$ )

Fig. 18 Effect of connecting with hydrofoil on the primary wave induced by the ventilated cavity ( $C_q = 9.259, Fr = 31.37, \bar{H} = 3.48$ )

由图 19 的流线分布可知，流线由水翼后缘的压力侧向吸力侧收缩汇集，空泡界面附近的流动存在周向流动。由于航行体连接水翼，使空泡后半段周围压力分布不均，高压流动循着空泡界面由下往上，滚卷流动到较低压的吸力侧，与流体向后直线流动的速度矢量相加，最终形成螺旋式的运动，类似于水翼或机翼产生的翼尖涡。对称航行体通气空泡的双涡管由一对大小相等，方向相反的环量产生。相比于控制面穿刺空泡，水翼穿刺空泡对空泡周围压力分布改变更明显，速度分布同样发生变化，产生额外环量，方向与双涡管其中一个涡方向相反，与另一个方向相同，导致两涡强度和大小非对称，影响双涡管生成，空泡泄气机制发生改变。对于单个水翼-航行体复合部件，航行体通气空泡尾涡与水翼作用产生大小不同、方向相反的横滚力矩；对于整个近水面航行器，镜像对称的水翼和航行体产生的力矩相互平衡。

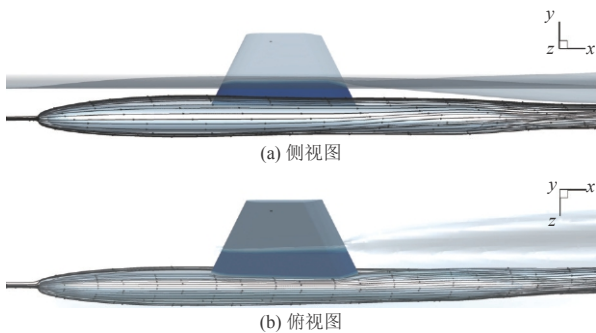


图 19 翼-弹组合体通气空泡流线图 ( $C_q = 9.259, Fr = 31.37, \bar{H} = 3.48$ )

Fig. 19 Streamline distributions for the ventilated cavitating flow around the hydrofoil-projectile combined body ( $C_q = 9.259, Fr = 31.37, \bar{H} = 3.48$ )

由于跨介质水翼与通气空泡相互作用，呈现出后缘的压力侧的间歇沾湿现象，如图 20 所示。在相同浸深比、相同通气系数和不同  $Fr$  下，航行体艏部至水翼平板翼周围的通气空泡无明显差异，而穿刺空泡的

尾部沾湿存在显著区别。各个工况下吸力侧周围完全浸湿,而为了提供主要升力,水翼尾部的半个NACA66翼型存在攻角,压力侧呈现出相似的沾湿面。随着 $Fr$ 增加,沾湿面积增大,因此高速航行时的减阻性能可能受限。

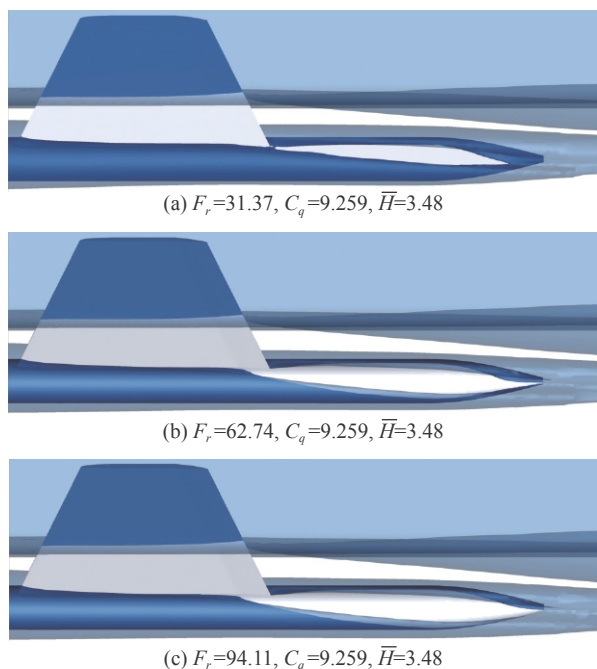


图20 不同 $Fr$ 下水翼穿刺空泡的尾部沾湿对比  
( $C_q = 9.259$ ,  $\bar{H} = 3.48$ )

Fig. 20 Comparison of the tail wet region for the surface-piercing hydrofoil under different  $Fr$  number  
( $C_q = 9.259$ ,  $\bar{H} = 3.48$ )

### 3 结 论

本文基于OpenFOAM开源平台构建了多相不可压求解器,实现了通气空化和自由界面耦合的数值模拟,分别针对轴对称体和翼-弹组合体开展了仿真分析,得到以下主要结论:

1)自由面影响下,超空泡形态具有明显不对称性。上表面受到自由面“吸引”导致曲率增大。浸没深度 $\bar{H} = 3.48$ 时空泡上表面最大直径相对于下表面增加了30%。相同工况下提高近自由面超空泡航行体长细比有利于抑制自由界面波动。

2)通气空泡导致自由面波动。相同无量纲通气量下,主波波峰随 $Fr$ 增加逐渐向下游移动。空泡上表面受挤压作用向下偏转,导致空泡中轴线亦向下偏转,与浮力空泡存在显著差异。

3)相比于轴对称航行体外形,文中连接水翼的复合构件在近自由面工况下主空泡上方波幅最高降低约35%,说明水翼对主波有抑制作用。

4)对于水翼-航行体复合构件,水翼改变了主空泡流场压力分布,使得水翼吸力侧空泡直径增大,压力侧空泡直径减小。同时水翼切割主空泡尾部,容易造成尾段间歇沾湿,水翼导致空泡界面处产生周向流动,泄气过程发生变化。

本文针对翼-弹结合的新型近自由面超空泡航行体开展研究,获得了自由面影响下的空泡形态、空泡非对称性以及翼/弹干扰特性,研究成果可应用于超空泡航行体流型设计,然而本文研究工况主要针对无自然空化影响下的通气空泡流,对于高航速下自然空化、通气空化及自由面耦合影响,仍有待深入研究。

### 参 考 文 献:

- [1] SHAO S Y, BALAKRISHNA A, YOON K, et al. Effect of mounting strut and cavitator shape on the ventilation demand for ventilated supercavitation[J]. *Experimental Thermal and Fluid Science*, 2020, 118: 110173.  
doi: 10.1016/j.expthermflusci.2020.110173
- [2] JIANG Y H, SHAO S Y, HONG J R. Experimental investigation of ventilated supercavitation with gas jet cavitator[J]. *Physics of Fluids*, 2018, 30(1): 012103.  
doi: 10.1063/1.5005549
- [3] ZHANG X W, WEI Y J, ZHANG J Z, et al. Experimental research on the shape characters of natural and ventilated supercavitation[J]. *Journal of Hydrodynamics, Ser B*, 2007, 19(5): 564-571.  
doi: 10.1016/S1001-6058(07)60154-1
- [4] 施红辉,周杨洁,贾霞霞,等.水深和弹体长径比对超空泡弹体阻力系数及空泡形状影响的实验研究[J]. *兵工学报*, 2016, 37(11): 2029-2036.  
SHI H H, ZHOU Y J, JIA H X, et al. The effects of water depth and length-to-diameter ratio on drag coefficient and cavity shape of underwater supercavitating projectiles[J]. *Acta Armamentarii*, 2016, 37(11): 2029-2036 (in Chinese).  
doi: 10.3969/j.issn.1000-1093.2016.11.010
- [5] CHUNG J, CHO Y. Ventilated supercavitation around a moving body in a still fluid: observation and drag measurement[J]. *Journal of Fluid Mechanics*, 2018, 854: 367-419.  
doi: 10.1017/jfm.2018.638
- [6] WANG Y W, WU X C, HUANG C G, et al. Unsteady characteristics of cloud cavitating flow near the free surface around an axisymmetric projectile[J]. *International Journal of Multiphase Flow*, 2016, 85: 48-56.  
doi: 10.1016/j.ijmultiphaseflow.2016.05.013
- [7] WEI Y P, WANG Y W, FANG X, et al. A scaled underwater launch system accomplished by stress wave propagation technique[J]. *Chinese Physics Letters*, 2011, 28(2): 024601.  
doi: 10.1088/0256-307x/28/2/024601
- [8] DAWSON T E. An experimental investigation of a fully cavitating two-dimensional flat plate hydrofoil near a free surface[R]. California Institute of Technology, 1959.
- [9] FALTINSEN O M, SEMENOV Y A. The effect of gravity and cavitation on a hydrofoil near the free surface[J]. *Journal of Fluid Mechanics*, 2008, 597: 371-394.  
doi: 10.1017/s0022112007009822
- [10] 王一伟,徐畅,黄荐.近自由面非定常空化流动特征与稳定性机理研

- 究[C]// 第十四届全国水动力学学术会议暨第二十八届全国水动力学研讨会, 中国吉林长春, 2017.
- [11] JIN M S, HA C T, PARK W G. Numerical study of ventilated cavitating flows with free surface effects[J]. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2013, 27 (12): 3683–3691.  
doi: [10.1007/s12206-013-0914-0](https://doi.org/10.1007/s12206-013-0914-0)
- [12] BRIZZOLARA S. A new family of dual-mode super-cavitating hydrofoils[C]// Fourth International Symposium on Marine Propulsors, Austin, Texas, USA, 2015.
- [13] 张亚涛. 近自由面超空泡运动机理研究[D]. 杭州: 浙江理工大学, 2018.  
ZHANG Y T. Study on the mechanism of near-free surface supercavitation[D]. Hangzhou: Zhejiang Sci-Tech University, 2018 (in Chinese).
- [14] 程闻, 鲁传敬, 曹嘉怡. 波浪对水翼非稳态空泡流动特性的影响研究[J]. *水动力学研究与进展 A 辑*, 2011, 26 (6): 763–769.  
CHENG W, LU C J, CAO J Y. Study of the influence of water wave on the unstable cavitating flow of a hydrofoil[J]. *Journal of Hydrodynamics*, 2011, 26 (6): 763–769 (in Chinese).  
doi: [10.3969/j.issn1000-4874.2011.06.016](https://doi.org/10.3969/j.issn1000-4874.2011.06.016)
- [15] YOUNG Y L, HARWOOD C M, MIGUEL MONTERO F, et al. Ventilation of lifting bodies: review of the physics and discussion of scaling effects[J]. *Applied Mechanics Reviews*, 2017, 69 (1): 1–38.  
doi: [10.1115/1.4035360](https://doi.org/10.1115/1.4035360)
- [16] HARWOOD C M, YOUNG Y L, CECCIO S L. Ventilated cavities on a surface-piercing hydrofoil at moderate Froude numbers: cavity formation, elimination and stability[J]. *Journal of Fluid Mechanics*, 2016, 800: 5–56.  
doi: [10.1017/jfm.2016.373](https://doi.org/10.1017/jfm.2016.373)
- (本文责编: 徐燕)

文章编号: 0258-1825(2023)07-0074-10

# 面对称无尾高超声速飞行器三通道耦合失稳判据

吕 达<sup>1,\*</sup>, 张维桐<sup>2</sup>, 张鲁民<sup>3</sup>, 赵俊波<sup>1</sup>, 张石玉<sup>1</sup>, 苏浩秦<sup>1</sup>

(1. 中国航天空气动力技术研究院, 北京 100074;

2. 北京航空航天大学 宇航学院, 北京 100191; 3. 国家计算流体力学实验室, 北京 100191)

**摘 要:**针对新一代面对称高超声速飞行器通常采用的无尾布局、小控制面设计而导致的飞行器稳定性大幅降低以及通道间控制耦合严重的问题, 基于飞行器的六自由度动力学方程, 利用线性小扰动理论, 通过推导引入了飞行器三通道开环和闭环的气动稳定性耦合判据, 其判据中包括了传统的气动静导数和动导数, 组成了新的三通道耦合稳定性判据体系。相比现有判据, 本研究新引入了俯仰和滚转通道静稳定性耦合判据, 以及三通道的动稳定性耦合判据, 并用数值仿真验证了本文引入的判据在判断无尾布局高超声速飞行器稳定特性中的有效性, 为该类飞行器提供了快速有效的稳定性分析工具。

**关键词:**高超声速; 无尾布局; 三通道; 动稳定; 耦合判据; 非线性

中图分类号: V412 文献标识码: A doi: 10.7638/kqdlxxb-2022.0104

## Three-channel coupled instability criteria for symmetrical tailless hypersonic vehicles

LYU Da<sup>1,\*</sup>, ZHANG Weitong<sup>2</sup>, ZHANG Lumin<sup>3</sup>, ZHAO Junbo<sup>1</sup>, ZHANG Shiyu<sup>1</sup>, SU Haoqin<sup>1</sup>

(1. China Academy of Aerospace Aerodynamics, Beijing 100074, China;

2. School of Astronautics, Beihang University, Beijing 100191, China;

3. National Computational Fluid Dynamics Laboratory, Beijing 100191, China)

**Abstract:** Modern plane-symmetric hypersonic vehicles (HSV) typically feature a tailless configuration and small control surfaces, significantly reducing the vehicle's stability and complicating the vehicle's lateral and longitudinal control. This paper uses the linear small disturbance theory to develop three-channel open-loop and closed-loop coupled instability criteria for HSV. The criteria include the classical aerodynamic static and dynamic derivatives, forming a new group of three-channel coupled instability criteria. Compared with the existing criteria, this research introduces the static stability coupled criteria and the three-channel dynamic stability coupled criteria in the pitch and roll channels. The critical values of the lateral and longitudinal criteria are no longer zero as the classical criteria by considering dynamic derivative in the pitch channel. Moreover, the effectiveness of the three-channel coupled instability criteria is verified by numerical simulations. The new criteria improves the discrimination method for determining the static and dynamic stabilities and provides a fast and effective tool for stability analysis of this type of vehicle.

**Keywords:** hypersonic; tailless configuration; three-channel; dynamic stability; coupled criteria; nonlinear

## 0 引 言

具备高升阻比、高机动性能的面对称升力式构型已成为高超声速飞行器气动布局主流发展方向。2010 年随着打击时敏目标和机动突防的需求日益增长, 美国 HTV-2、X-51A、X-37B 的试飞<sup>[1-4]</sup>, 标志着继航天

收稿日期: 2022-06-21; 修订日期: 2022-09-27; 录用日期: 2022-10-01; 网络出版时间: 2022-12-02

基金项目: 国家重点基础研究发展计划(613272)

作者简介: 吕达<sup>\*</sup>(1994-), 男, 山东人, 博士生, 工程师, 研究方向: 高超声速飞行器控制技术. E-mail: 2442070076@qq.com

引用格式: 吕达, 张维桐, 张鲁民, 等. 面对称无尾高超声速飞行器三通道耦合失稳判据[J]. 空气动力学学报, 2023, 41(7): 74-83.

LYU D, ZHANG W T, ZHANG L M, et al. Three-channel coupled instability criteria for symmetrical tailless hypersonic vehicles[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2023, 41(7): 74-83(in Chinese). doi: 10.7638/kqdlxxb-2022.0104

飞机以后的新型面对称高超声速飞行技术的工程化成为可能。同时, 以进一步提升气动与飞行性能为设计目标的无尾布局是高超声速飞行器未来的重要发展方向。无尾布局外形简洁, 具备全向宽频隐身特性好、升阻特性优、气动热载荷低等性能优势, 但在通道耦合和考虑耦合的操稳设计方面存在难题, 急需技术攻关。主要体现在: 对于无尾布局高超声速飞行器, 由于不存在垂尾, 俯仰、滚转和偏航三个通道的稳定特性只能依赖机体的设计, 而机体的形态和几何参数又受容积率、升阻比等指标的约束, 稳定性调节范围较小, 且其横航向稳定性较差, 因此综合多重指标的优化设计难度极大。同时, 无尾布局飞行器通常采用欠驱动控制, 其通道间耦合效应较强, 耦合操稳特性的设计难度较大。因此, 发展以三通道判据为核心的精细化耦合稳定性分析思想对于先进的无尾布局高超声速飞行器的设计具有重要意义。

20 世纪 50 年代中期以来, 科技工作者对飞行器耦合失稳开展了大量研究。文献 [5] 系统总结了各类判据, 如: Moul、Weissman、Kalviste、Johnston、Bihrlé、Pelikan 等的研究成果。历经多年发展, 如今上述各类判据已经成为航空航天飞行器稳定性分析的重要工具。文献 [6] 详细总结了飞行器耦合失稳各类判据在现阶段国内外飞行器设计工作中的应用。

近年来, 随着无尾布局高超声速飞行器技术的发展, 国内外对于耦合稳定性的研究进一步深入。例如, Park 等 [7] 使用一系列气动分析方法评估了无尾飞行器的稳定性和控制特性, 利用纵向和横向运动的系统矩阵推导了无尾飞行器的稳定性准则, 对几种飞行条件进行了稳定性分析。Fu 等 [8-10] 提出了一种飞行试验, 用以研究具备荷兰横滚模式稳定性但不具备偏航稳定性的飞行器的耦合稳定特性。Shen [11-12] 为了准确预测偏离行为, 在控制系统的设计过程中考虑偏航-滚转耦合的影响, 并进行了不同耦合比下的偏航-滚转耦合风洞试验。此外, 还有许多文献在飞行器气动设计 [13-16] 和飞行器控制系统设计 [17-23] 的过程中考虑了耦合稳定性偏离特性的影响。

本文通过理论推导以及数值仿真试验, 引入了开环及闭环情况下的 3 个静稳定性耦合判据和 3 个动稳定性耦合判据。与传统的判据相比, 更为全面地考虑了飞行器三通道耦合对其稳定性的影响, 可用于精细化地分析近代先进无尾布局高超声速飞行器三通道的耦合稳定特性, 且对其设计过程具有指导意义。

## 1 飞行器的姿态动力学方程组

利用刚体假设建立飞行器的六自由度动力学模型, 忽略地球自转的影响, 根据动量、动量矩定理, 可以导出飞行器机体坐标系下的六自由度动力学方程组 [24]。

飞行器运动可分解为平动和转动, 而确保转动运动稳定性是保证飞行器飞行稳定性的最根本条件。根据飞行器的六自由度动力学方程组, 忽略平动速度影响, 可得:

$$\begin{cases} \dot{\alpha} = q - (p \cos \alpha + r \sin \alpha) \tan \beta \\ \dot{\beta} = p \sin \alpha - r \cos \alpha \end{cases} \quad (1)$$

同时, 对于角加速度方程组, 由小扰动线性化方法, 可得到角加速度方程组:

$$\begin{cases} \dot{p} = L' \\ \dot{q} = M' \\ \dot{r} = N' \end{cases} \quad (2)$$

飞机相对于速度矢量的方向可由 3 个角度定义, 其中两个分别为攻角和侧滑角 ( $\alpha, \beta$ ), 现增加侧倾角  $\mu$ 。与体轴系滚转角绕体轴  $ox$  转动的定义不同, 侧倾角  $\mu$  定义的是飞行器的升力矢量相对于速度矢量的旋转角度, 具体见文献 [24], 侧倾角速率与体坐标系中角速率的关系为:

$$\frac{d\mu}{dt} = p \cos \alpha \sec \beta + r \sin \alpha \sec \beta \quad (3)$$

略去位移运动的影响, 略去惯性积, 由小扰动线性化方法, 得到简化的飞行器姿态动力学方程组为:

$$\begin{cases} \Delta \dot{\alpha} = \Delta q - (\Delta r \sin \alpha + \Delta p \cos \alpha) \tan \beta \\ \Delta \dot{\beta} = \Delta p \sin \alpha - \Delta r \cos \alpha \\ \Delta \dot{\mu} = (\Delta p \cos \alpha + \Delta r \sin \alpha) \sec \beta \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} \Delta \dot{p} = L'_p \Delta p + L'_q \Delta q + L'_r \Delta r + L'_\alpha \Delta \alpha + L'_\beta \Delta \beta \\ \Delta \dot{q} = M'_p \Delta p + M'_q \Delta q + M'_r \Delta r + M'_\alpha \Delta \alpha + M'_\beta \Delta \beta \\ \Delta \dot{r} = N'_p \Delta p + N'_q \Delta q + N'_r \Delta r + N'_\alpha \Delta \alpha + N'_\beta \Delta \beta \end{cases} \quad (5)$$

式中的算子定义如下:

$$\begin{cases} L'_{(\cdot)} = \frac{1}{I_x} L_{(\cdot)} \\ M'_{(\cdot)} = \frac{1}{I_y} M_{(\cdot)} \\ N'_{(\cdot)} = \frac{1}{I_z} N_{(\cdot)} \end{cases} \quad (6)$$

## 2 开环三通道静动稳定性耦合判据

### 2.1 俯仰静动稳定性耦合判据

利用小扰动线性化方法, 选择式(4)中第一个方程和式(5)组成俯仰通道系统的线化动力学模型:

$$\begin{bmatrix} \Delta\dot{\alpha} \\ \Delta\dot{p} \\ \Delta\dot{r} \\ \Delta\dot{q} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -\cos\alpha\tan\beta & -\sin\alpha\tan\beta & 1 \\ L'_\alpha & L'_p & L'_r & L'_q \\ N'_\alpha & N'_p & N'_r & N'_q \\ M'_\alpha & M'_p & M'_r & M'_q \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\alpha \\ \Delta p \\ \Delta r \\ \Delta q \end{bmatrix} \quad (7)$$

对于该类飞行器, 其横航向阻尼较小, 仅考虑由俯仰通道 $\Delta\alpha$ 和 $\Delta q$ 产生的耦合力矩, 忽略式(7)中的滚转和偏航阻尼项, 可得简化的系统矩阵如下:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & -\cos\alpha\tan\beta & -\sin\alpha\tan\beta & 1 \\ L'_\alpha & 0 & 0 & L'_q \\ N'_\alpha & 0 & 0 & N'_q \\ M'_\alpha & 0 & 0 & M'_q \end{bmatrix} \quad (8)$$

则其特征方程为:

$$\begin{aligned} |\lambda I - A| &= a\lambda^4 + b\lambda^3 + c\lambda^2 + d\lambda + e \\ &= \lambda^4 - M'_q\lambda^3 + (L'_\alpha\cos\alpha\tan\beta + N'_\alpha\sin\alpha\tan\beta - M'_\alpha)\lambda^2 + \\ &\quad (L'_qM'_\alpha\cos\alpha\tan\beta + N'_qM'_\alpha\sin\alpha\tan\beta - \\ &\quad L'_\alpha M'_q\cos\alpha\tan\beta - N'_\alpha M'_q\sin\alpha\tan\beta)\lambda \end{aligned} \quad (9)$$

由于忽略了横航向的阻尼, 故特征方程失去了一个根, 则分别由劳斯判据的 $c>0$ 和 $bc-ad>0$ , 有俯仰静稳定性开环耦合判据和俯仰动稳定性开环耦合判据:

$$\begin{cases} M_{\alpha\text{DYN}} = M'_\alpha - (L'_\alpha\cos\alpha + N'_\alpha\sin\alpha)\tan\beta < 0 \\ M_{q\text{DYN}} = M'_q - (L'_q\cos\alpha + N'_q\sin\alpha)\tan\beta > 0 \end{cases} \quad (10)$$

进一步得其无量纲的形式为:

$$\begin{cases} C_{m\alpha\text{DYN}} = C_{m\alpha} - \frac{I_y}{I_x} \left( C_{l\alpha}\cos\alpha + \frac{I_x}{I_z} C_{n\alpha}\sin\alpha \right) \tan\beta < 0 \\ C_{mq\text{DYN}} = C_{mq} - \frac{I_y}{I_x} \left( C_{lq}\cos\alpha + \frac{I_x}{I_z} C_{nq}\sin\alpha \right) \tan\beta > 0 \end{cases} \quad (11)$$

### 2.2 偏航静动稳定性耦合判据

选择式(4)中第二个方程以及式(5)组成偏航通道的线化动力学模型:

$$\begin{bmatrix} \Delta\dot{\beta} \\ \Delta\dot{p} \\ \Delta\dot{r} \\ \Delta\dot{q} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & \sin\alpha & -\cos\alpha & 0 \\ L'_\beta & L'_p & L'_r & L'_q \\ N'_\beta & N'_p & N'_r & N'_q \\ M'_\beta & M'_p & M'_r & M'_q \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\beta \\ \Delta p \\ \Delta r \\ \Delta q \end{bmatrix} \quad (12)$$

仅考虑由偏航通道 $\Delta\beta$ 和 $\Delta r$ 产生的耦合力矩, 故忽略式(12)中的滚转阻尼项, 保留俯仰阻尼系数 $M'_q$ , 可得偏航通道简化的系统矩阵如下:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & \sin\alpha & -\cos\alpha & 0 \\ L'_\beta & 0 & L'_r & 0 \\ N'_\beta & 0 & N'_r & 0 \\ M'_\beta & 0 & 0 & M'_q \end{bmatrix} \quad (13)$$

其特征方程为:

$$\begin{aligned} |\lambda I - A| &= a\lambda^4 + b\lambda^3 + c\lambda^2 + d\lambda + e \\ &= \lambda^4 - (N'_r + M'_q)\lambda^3 + (N'_\beta\cos\alpha - L'_\beta\sin\alpha + M'_qN'_r)\lambda^2 + \\ &\quad [(L'_\beta N'_r - N'_\beta L'_r)\sin\alpha - M'_qN'_\beta\cos\alpha + M'_qL'_\beta\sin\alpha]\lambda + \\ &\quad M'_qN'_\beta L'_r\sin\alpha - M'_qL'_\beta N'_r\sin\alpha \end{aligned} \quad (14)$$

分别由劳斯判据的 $c>0$ 和 $bc-ad>0$ , 从而有偏航静稳定性开环耦合判据和偏航动稳定性开环耦合判据:

$$\begin{cases} N_{\beta\text{DYN}} = N'_\beta\cos\alpha - L'_\beta\sin\alpha > -M'_qN'_r \\ N_{r\text{DYN}} = N'_r(N'_r\cos\alpha - L'_r\sin\alpha) < -M'_qN'_r(N'_r + M'_q) \end{cases} \quad (15)$$

无量纲化得到下式, 式中 $Q$ 为动压,  $S$ 为参考面积,  $l$ 为参考长度。

$$\begin{cases} C_{n\beta\text{DYN}} = C_{n\beta}\cos\alpha - \frac{I_z}{I_x} C_{l\beta}\sin\alpha \\ > -\frac{QS l^3}{V_0^2 I_y} C_{mq} C_{nr} \\ C_{nr\text{DYN}} = C_{n\beta} \left( C_{nr}\cos\alpha - \frac{I_z}{I_x} C_{lr}\sin\alpha \right) \\ < -\frac{QS l^3}{V_0^2 I_y} C_{mq} C_{nr} \left( C_{nr} + \frac{I_z}{I_y} C_{mq} \right) \end{cases} \quad (16)$$

### 2.3 滚转静动稳定性耦合判据

选择式(4)中第三个方程以及式(5)组成滚转通道的线化动力学模型。此时由于后三个方程不显式地含有 $\mu$ , 但 $\mu$ 变化时会同时引起 $\beta$ 的变化,  $\mu$ 对力矩的影响可以通过力矩对于 $\beta$ 的导数来体现, 故应寻找在滚转通道运动下 $\mu$ 和 $\beta$ 的近似关系。

由于面对称的无尾布局高超声速飞行器的侧滑角通常希望被控制在 $0^\circ$ , 图1为当 $\beta$ 接近于 $0^\circ$ 时由于飞行器滚转运动带来的 $\beta$ 及 $\mu$ 变化的近似关系。图中 $OAC$ 平面为飞行器受扰前的对称面,  $OAB$ 为受扰后的对称面,  $OX_s$ 为受扰后的稳定轴系的 $X$ 轴,  $A$ 为体轴系上一点,  $AB$ 为过点 $A$ 向 $OX_s$ 轴做的垂线,  $AC$ 为过点 $A$ 向风轴系 $X$ 轴做的垂线, 由于 $OX_s$ 为稳定轴系的 $X$ 轴, 故 $OAB$ 平面与 $OBC$ 平面垂直, 且

$AB$  垂直于  $OX_s$ , 故  $AB$  垂直于  $OBC$  平面, 从而  $AB$  垂直于  $OC$ , 又由于  $AC$  垂直于  $OC$ , 且  $AB$  和  $AC$  又分别在飞行器受扰后与受扰前的对称面中, 故  $AB$  和  $AC$  可以认为是飞行器的升力方向, 则根据侧倾角的定义,  $AB$  和  $AC$  之间的夹角即为侧倾角  $\mu$ , 故由图中几何关系有:

$$\tan \Delta\mu = \frac{|BC|}{|AB|} = \frac{|OC| \tan \Delta\beta}{\frac{|OC|}{\cos \beta} \tan \alpha} = \frac{\sin \Delta\beta}{\tan \alpha} \quad (17)$$

即:

$$\Delta\mu = \frac{\Delta\beta}{\tan \alpha} \quad (18)$$

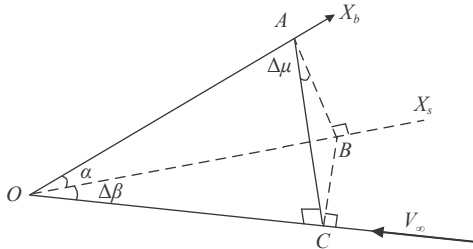


图 1 当  $\beta$  接近于 0 时由于滚转通道运动带来的  $\beta$  及  $\mu$  变化的近似关系

Fig. 1 Approximate relationship between variations of  $\beta$  and  $\mu$  due to roll channel motion when  $\beta$  is close to 0

即当研究飞行器的滚转通道运动时, 有如下近似关系:

$$\begin{cases} L'_\mu = \frac{dL'}{d\mu} = \frac{dL'}{d\beta} = \frac{dL'}{d\beta} \tan \alpha = L'_\beta \tan \alpha \\ M'_\mu = \frac{dM'}{d\mu} = \frac{dM'}{d\beta} = \frac{dM'}{d\beta} \tan \alpha = M'_\beta \tan \alpha \\ N'_\mu = \frac{dN'}{d\mu} = \frac{dN'}{d\beta} = \frac{dN'}{d\beta} \tan \alpha = N'_\beta \tan \alpha \end{cases} \quad (19)$$

式(19)即  $\mu$  的力矩系数的近似表达, 注意,  $\mu$  的力矩系数在实际中并不存在, 本文只是利用了飞行器滚转运动时  $\mu$  和  $\beta$  的近似关系导出了由于  $\mu$  的变化而造成了  $\beta$  的伴随变化而导致的力矩改变。

则滚转通道系统的线化动力学模型近似为:

$$\begin{bmatrix} \Delta\dot{\mu} \\ \Delta\dot{p} \\ \Delta\dot{r} \\ \Delta\dot{q} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & \cos \alpha \sec \beta & \sin \alpha \sec \beta & 0 \\ L'_\beta \tan \alpha & L'_p & L'_r & L'_q \\ N'_\beta \tan \alpha & N'_p & N'_r & N'_q \\ M'_\beta \tan \alpha & M'_p & M'_r & M'_q \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\mu \\ \Delta p \\ \Delta r \\ \Delta q \end{bmatrix} \quad (20)$$

与其他两通道类似, 仅考虑由滚转通道  $\Delta\mu$  和  $\Delta p$  产生的耦合力矩, 忽略式(20)中的偏航阻尼项, 保留俯仰阻尼系数  $M'_q$ , 可得简化的系统矩阵如下:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & \cos \alpha \sec \beta & \sin \alpha \sec \beta & 0 \\ L'_\beta \tan \alpha & L'_p & 0 & 0 \\ N'_\beta \tan \alpha & N'_p & 0 & 0 \\ M'_\beta \tan \alpha & 0 & 0 & M'_q \end{bmatrix} \quad (21)$$

其特征方程为:

$$\begin{aligned} |\lambda I - A| &= a\lambda^4 + b\lambda^3 + c\lambda^2 + d\lambda + e \\ &= \lambda^4 - (L'_p + M'_q)\lambda^3 + \\ &\quad [(-L'_\beta \cos \alpha \sec \beta - N'_\beta \sin \alpha \sec \beta) \tan \alpha + L'_p M'_q] \lambda^2 + \\ &\quad (N'_\beta L'_p \sin \alpha \sec \beta - L'_\beta N'_p \sin \alpha \sec \beta + \\ &\quad L'_\beta M'_q \cos \alpha \sec \beta + N'_\beta M'_q \sin \alpha \sec \beta) \tan \alpha \lambda + \\ &\quad (L'_\beta M'_q N'_p \sin \alpha \sec \beta - N'_\beta L'_p M'_q \sin \alpha \sec \beta) \tan \alpha \end{aligned} \quad (22)$$

分别由劳斯判据的  $c > 0$  和  $bc - ad > 0$ , 有滚转静稳定性开环耦合判据和滚转动稳定性开环耦合判据:

$$\begin{cases} L_{\beta \text{DYN}} = (L'_\beta \cos \alpha + N'_\beta \sin \alpha) \tan \alpha \\ \quad < L'_p M'_q \cos \beta \\ L_{p \text{DYN}} = L'_\beta (L'_p \cos \alpha + N'_p \sin \alpha) \tan \alpha \\ \quad > L'_p M'_q (L'_p + M'_q) \cos \beta \end{cases} \quad (23)$$

其无量纲简化的形式如下:

$$\begin{cases} C_{l\beta \text{DYN}} = \left( C_{l\beta} \cos \alpha + \frac{I_x}{I_z} C_{n\beta} \sin \alpha \right) \tan \alpha \\ \quad < \frac{QS l^3}{V_0^2 I_y} C_{lp} C_{mq} \cos \beta \\ C_{lp \text{DYN}} = C_{l\beta} \left( C_{lp} \cos \alpha + \frac{I_x}{I_z} C_{np} \sin \alpha \right) \tan \alpha \\ \quad > \frac{QS l^3}{V_0^2 I_y} C_{lp} C_{mq} \left( C_{lp} + \frac{I_x}{I_y} C_{mq} \right) \cos \beta \end{cases} \quad (24)$$

## 2.4 本文判据与现有判据的对比阐释

与传统的气动稳定性判据相比, 本文判据在攻角为正, 且攻角和侧滑角接近于零时, 可退化为前者, 即  $C_{l\beta \text{DYN}} = C_{l\beta}$ ,  $C_{ma \text{DYN}} = C_{ma}$ ,  $C_{n\beta \text{DYN}} = C_{n\beta}$ 。此外, 若忽略本文判据中气动力矩系数的小量, 则本文判据同样可退化为传统判据。与传统判据的临界值皆为 0 不同, 由于本文考虑了俯仰通道动导数对横航向的影响, 故横航向判据的临界值不为 0。因此, 本文所述判据与传统的气动稳定性判据仍然有着不可分割的联系, 本文所述判据是现有判据的进一步完善, 对于稳定性可调节范围较小的无尾布局高速飞行器的

气动稳定性设计具有指导意义。

### 3 闭环三通道静动稳定性耦合判据

#### 3.1 俯仰闭环静动稳定性耦合判据

采用升降舵作为俯仰通道控制力来源。考虑攻角及俯仰角速度镇定, 利用攻角及俯仰角速度反馈至升降舵的方式, 反馈控制律采用以下形式:

$$\delta_e = k_\alpha \alpha + k_q q \quad (25)$$

式中 $\delta_e$ 为升降舵的舵偏角, 则有闭环的俯仰系统矩阵为:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & -\cos \alpha \tan \beta & -\sin \alpha \tan \beta & 1 \\ L'_\alpha & 0 & 0 & L'_q \\ N'_\alpha & 0 & 0 & N'_q \\ M'_\alpha + k_\alpha M'_{\delta_e} & 0 & 0 & M'_q + k_q M'_{\delta_e} \end{bmatrix} \quad (26)$$

则其特征方程为:

$$\begin{aligned} |\lambda I - A| &= a\lambda^4 + b\lambda^3 + c\lambda^2 + d\lambda + e \\ &= \lambda^4 - (M'_q + k_q M'_{\delta_e})\lambda^3 + \\ &\quad [\cos \alpha \tan \beta L'_\alpha + \sin \alpha \tan \beta N'_\alpha - k_\alpha M'_{\delta_e} - M'_\alpha]\lambda^2 + \\ &\quad [\cos \alpha \tan \beta L'_q (M'_\alpha + k_\alpha M'_{\delta_e}) + \sin \alpha \tan \beta N'_q (M'_\alpha + k_\alpha M'_{\delta_e}) - \\ &\quad \cos \alpha \tan \beta L'_\alpha (M'_q + k_q M'_{\delta_e}) - \sin \alpha \tan \beta N'_\alpha (M'_q + k_q M'_{\delta_e})]\lambda \end{aligned} \quad (27)$$

由劳斯判据 $c > 0$ , 有俯仰通道闭环静稳定性耦合判据为:

$$M_{\alpha \text{ apparent}} = (M'_\alpha + k_\alpha M'_{\delta_e}) - (L'_\alpha \cos \alpha + N'_\alpha \sin \alpha) \tan \beta < 0 \quad (28)$$

$bc - ad > 0$ , 俯仰动稳定性闭环耦合判据为:

$$M_{q \text{ apparent}} = (M'_\alpha + k_\alpha M'_{\delta_e})[(M'_q + k_q M'_{\delta_e}) - (L'_q \cos \alpha + N'_q \sin \alpha) \tan \beta] > 0 \quad (29)$$

其无量纲简化的形式为:

$$\begin{cases} C_{m\alpha \text{ apparent}} = (C_{m\alpha} + k_\alpha C_{m\delta_e}) - \frac{I_y}{I_x} \left[ C_{l\alpha} \cos \alpha + \frac{I_x}{I_z} C_{n\alpha} \sin \alpha \right] \tan \beta < 0 \\ C_{mq \text{ apparent}} = (C_{mq} + k_q C_{m\delta_e}) \left\{ (C_{mq} + k_q C_{m\delta_e}) - \frac{I_y}{I_x} \left[ C_{lq} \cos \alpha + \frac{I_x}{I_z} C_{nq} \sin \alpha \right] \tan \beta \right\} > 0 \end{cases} \quad (30)$$

#### 3.2 偏航闭环静动稳定性耦合判据

采用副翼作为偏航方向控制力来源。考虑镇定侧滑角及偏航角速度, 即实施侧滑角及偏航角速度反馈至副翼, 反馈控制律采用以下形式:

$$\delta_a = k_\beta \beta + k_r r \quad (31)$$

式中,  $\delta_a$ 为副翼的差动偏角, 忽略副翼引起的侧向力以及俯仰力矩的变化, 则有闭环的偏航系统矩阵为:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & \sin \alpha & -\cos \alpha & 0 \\ L'_\beta + k_\beta L'_{\delta_a} & 0 & L'_r + k_r L'_{\delta_a} & 0 \\ N'_\beta + k_\beta N'_{\delta_a} & 0 & N'_r + k_r N'_{\delta_a} & 0 \\ M'_\beta & 0 & 0 & M'_q \end{bmatrix} \quad (32)$$

则其闭环特征方程为:

$$\begin{aligned} |\lambda I - A| &= a\lambda^4 + b\lambda^3 + c\lambda^2 + d\lambda + e \\ &= \lambda^4 - (N'_r + k_r N'_{\delta_a} + M'_q)\lambda^3 + \\ &\quad [(N'_\beta + k_\beta N'_{\delta_a}) \cos \alpha - (L'_\beta + k_\beta L'_{\delta_a}) \sin \alpha + M'_q (N'_r + k_r N'_{\delta_a})]\lambda^2 + \\ &\quad [(L'_\beta + k_\beta L'_{\delta_a}) (N'_r + k_r N'_{\delta_a}) \sin \alpha - \\ &\quad (N'_\beta + k_\beta N'_{\delta_a}) (L'_r + k_r L'_{\delta_a}) \sin \alpha - \\ &\quad M'_q (N'_\beta + k_\beta N'_{\delta_a}) \cos \alpha + M'_q (L'_\beta + k_\beta L'_{\delta_a}) \sin \alpha] \lambda + \\ &\quad M'_q (N'_\beta + k_\beta N'_{\delta_a}) (L'_r + k_r L'_{\delta_a}) \sin \alpha - \\ &\quad M'_q (L'_\beta + k_\beta L'_{\delta_a}) (N'_r + k_r N'_{\delta_a}) \sin \alpha \end{aligned} \quad (33)$$

由劳斯判据 $c > 0$ , 有偏航通道闭环静稳定性耦合判据为:

$$\begin{aligned} N_{\beta \text{ apparent}} &= (N'_\beta + k_\beta N'_{\delta_a}) \cos \alpha - (L'_\beta + k_\beta L'_{\delta_a}) \sin \alpha \\ &> -M'_q (N'_r + k_r N'_{\delta_a}) \end{aligned} \quad (34)$$

$bc - ad > 0$ , 偏航动稳定性闭环耦合判据为:

$$\begin{aligned} N_{r \text{ apparent}} &= (N'_\beta + k_\beta N'_{\delta_a}) [(N'_r + k_r N'_{\delta_a}) \cos \alpha - (L'_r + k_r L'_{\delta_a}) \sin \alpha] \\ &< -M'_q (N'_r + k_r N'_{\delta_a}) (N'_r + k_r N'_{\delta_a} + M'_q) \end{aligned} \quad (35)$$

其无量纲简化的形式为:

$$\begin{cases} C_{n\beta \text{ apparent}} = (C_{n\beta} + k_\beta C_{n\delta_a}) \cos \alpha - \frac{I_z}{I_x} (C_{l\beta} + k_\beta C_{l\delta_a}) \sin \alpha \\ > -\frac{QS l^3}{V_0^2 I_y} C_{mq} (C_{nr} + k_r C_{n\delta_a}) \\ C_{nr \text{ apparent}} = \\ (C_{n\beta} + k_\beta C_{n\delta_a}) [(C_{nr} + k_r C_{n\delta_a}) \cos \alpha - \frac{I_z}{I_x} (C_{l_r} + k_r C_{l\delta_a}) \sin \alpha] \\ < -\frac{QS l^3}{V_0^2 I_y} C_{mq} (C_{nr} + k_r C_{n\delta_a}) \left( C_{nr} + k_r C_{n\delta_a} + \frac{I_z}{I_y} C_{mq} \right) \end{cases} \quad (36)$$

#### 3.3 滚转闭环静动稳定性耦合判据

同样采用副翼作为滚转通道控制力来源。考虑镇定侧倾角 $\mu$ 及滚转角速度 $p$ , 即实施侧倾角及滚转角速度反馈至副翼 $\delta_a$ , 反馈控制律采用以下形式:

$$\delta_a = k_\mu \mu + k_p p \quad (37)$$

式中,  $\delta_a$  为副翼的差动偏角, 忽略副翼引起的俯仰力矩的变化, 则有闭环的滚转系统矩阵为:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & \cos \alpha \sec \beta & \sin \alpha \sec \beta & 0 \\ L'_\beta \tan \alpha + k_\mu L'_{\delta_a} & L'_p + k_p L'_{\delta_a} & 0 & 0 \\ N'_\beta \tan \alpha + k_\mu N'_{\delta_a} & N'_p + k_p N'_{\delta_a} & 0 & 0 \\ M'_\beta \tan \alpha & 0 & 0 & M'_q \end{bmatrix} \quad (38)$$

其特征方程为:

$$\begin{aligned} |\lambda I - A| &= a\lambda^4 + b\lambda^3 + c\lambda^2 + d\lambda + e \\ &= \lambda^4 - (L'_p + k_p L'_{\delta_a} + M'_q)\lambda^3 + \\ &\quad \left[ - (L'_\beta \tan \alpha + k_\mu L'_{\delta_a}) \cos \alpha \sec \beta - \right. \\ &\quad \left. (N'_\beta \tan \alpha + k_\mu N'_{\delta_a}) \sin \alpha \sec \beta + (L'_p + k_p L'_{\delta_a}) M'_q \right] \lambda^2 + \\ &\quad \left[ (N'_\beta \tan \alpha + k_\mu N'_{\delta_a}) (L'_p + k_p L'_{\delta_a}) \sin \alpha \sec \beta - \right. \\ &\quad \left. (L'_\beta \tan \alpha + k_\mu L'_{\delta_a}) (N'_p + k_p N'_{\delta_a}) \sin \alpha \sec \beta + \right. \\ &\quad \left. (L'_\beta \tan \alpha + k_\mu L'_{\delta_a}) M'_q \cos \alpha \sec \beta + \right. \\ &\quad \left. (N'_\beta \tan \alpha + k_\mu N'_{\delta_a}) M'_q \sin \alpha \sec \beta \right] \lambda + \\ &\quad (L'_\beta \tan \alpha + k_\mu L'_{\delta_a}) (N'_p + k_p N'_{\delta_a}) M'_q \sin \alpha \sec \beta - \\ &\quad (N'_\beta \tan \alpha + k_\mu N'_{\delta_a}) (L'_p + k_p L'_{\delta_a}) M'_q \sin \alpha \sec \beta \end{aligned} \quad (39)$$

由劳斯判据  $c > 0$ , 有滚转静稳定性闭环耦合判据:

$$\begin{aligned} L_{\beta \text{ apparent}} &= (L'_\beta \tan \alpha + k_\mu L'_{\delta_a}) \cos \alpha + (N'_\beta \tan \alpha + k_\mu N'_{\delta_a}) \sin \alpha \\ &< M'_q (L'_p + k_p L'_{\delta_a}) \cos \beta \end{aligned} \quad (40)$$

$bc - ad > 0$ , 滚转动稳定性闭环耦合判据为:

$$\begin{aligned} L_{p \text{ apparent}} &= \\ &= (L'_\beta \tan \alpha + k_\mu L'_{\delta_a}) \left[ (L'_p + k_p L'_{\delta_a}) \cos \alpha + (N'_p + k_p N'_{\delta_a}) \sin \alpha \right] \\ &> M'_q (L'_p + k_p L'_{\delta_a}) (L'_p + k_p L'_{\delta_a} + M'_q) \cos \beta \end{aligned} \quad (41)$$

其无量纲简化的形式为:

$$\begin{cases} C_{l\beta \text{ apparent}} = \\ \left( C_{l\beta} \tan \alpha + k_\mu C_{l\delta_a} \right) \cos \alpha + \frac{I_x}{I_z} (C_{n\beta} \tan \alpha + k_\mu C_{n\delta_a}) \sin \alpha \\ < \frac{QS I^3}{V_0^2 I_y} C_{mq} (C_{lp} + k_p C_{l\delta_a}) \cos \beta \\ C_{lp \text{ apparent}} = (C_{l\beta} \tan \alpha + k_\mu C_{l\delta_a}) \left[ (C_{lp} + k_p C_{l\delta_a}) \cos \alpha \right. \\ \left. + \frac{I_x}{I_z} (C_{np} + k_p C_{n\delta_a}) \sin \alpha \right] \\ > \frac{QS I^3}{V_0^2 I_y} C_{mq} (C_{lp} + k_p C_{l\delta_a}) \left( C_{lp} + k_p C_{l\delta_a} + \frac{I_x}{I_y} C_{mq} \right) \cos \beta \end{cases} \quad (42)$$

## 4 三通道稳定性耦合判据数值仿真验证

本节通过一个数值仿真案例来验证所提出的三通道稳定性耦合判据的有效性。采用某型面对称无尾布局高超声速飞行器作为研究对象<sup>[15]</sup>, 其基础外形 1 如图 2 所示, 将基础外形的前缘后掠角增大, 且将飞行器底部截面高度增加, 侧缘切削量增大, 得到外形 2; 将基础外形的前缘后掠角减小, 并将飞行器底部截面高度增加, 且将其质心适当向后调整, 得到外形 3; 最后将基础外形的前缘后掠角减小并适当飞行器底部截面高度, 得到外形 4。

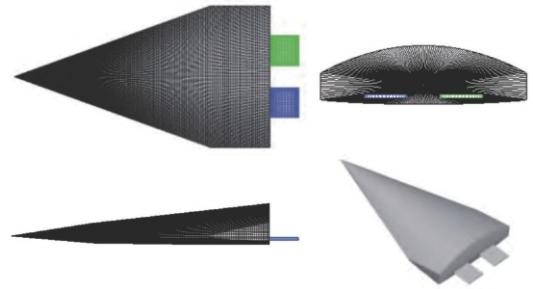


图 2 基础外形的三视图<sup>[15]</sup>

Fig. 2 Three views of basic configuration<sup>[15]</sup>

首先选取基础外形 1, 对其气动稳定性进行评估。图 3 为计算域以及对称面的网格划分, 采用结构网格, 壁面第一层网格高度设置为 0.001 mm, 以保证  $y^+$  值小于 1。采用基于三维积分形式的雷诺平均 N-S

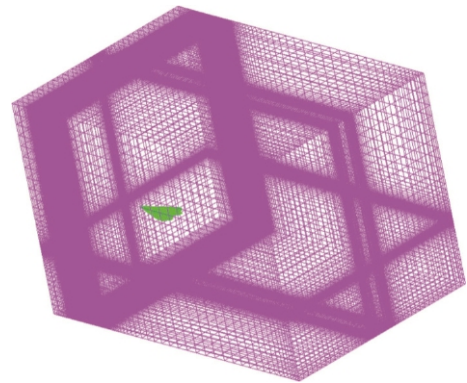


图 3 计算域及对称面网格

Fig. 3 Global grid topology and symmetry plane grid

方程求解, 湍流模型采用 S-A 模型, 无黏通量采用差分分裂的 Roe 格式, 黏性项采用二阶中心差分格式进行离散, 时间推进格式采用隐式近似因子分解法。选取类似外形的少量试验数据对该计算方法进行验证, 风洞试验模型如图 4<sup>[25]</sup>所示, 采用该方法得到的结果与试验得到的结果对比如图 5, 可见两者结果在量值及趋势上吻合较好。其他三种外形类似, 不再赘述。



图 4 风洞试验模型<sup>[25]</sup>  
Fig. 4 Wind tunnel test model<sup>[25]</sup>

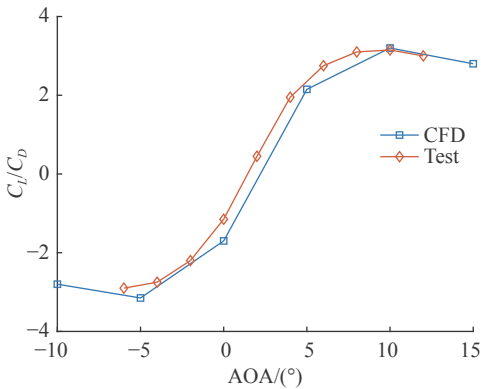


图 5 数值计算及风洞试验结果对比  
Fig. 5 Comparison of CFD and experimental results

利用 CFD 计算得到的气动数据进行六自由度动力学仿真。对于基础外形 1, 其在攻角 2° 时由 CFD 仿真得到的核心气动稳定性数据以及其他三种外形的核心气动稳定性数据如表 1 所示。为了方便判断其偏离特性, 仿真的判据临界值近似取 0, 可见外形 1 不同时满足三通道稳定性耦合判据, 由于没有垂尾, 导致  $C_{n\beta\text{DYN}} < 0$ , 偏航通道不稳定, 且  $C_{l\beta\text{DYN}}$  的绝

表 1 本文仿真涉及到的 4 种外形在攻角 2° 时的核心气动稳定性数据

Table 1 Core aerodynamic data at 2° angle of attack of the four configurations involved in the simulation

| 变量名称                   | 外形1        | 外形2                     | 外形3         | 外形4         |
|------------------------|------------|-------------------------|-------------|-------------|
| $C_{l\beta\text{DYN}}$ | -0.009 039 | $2.3074 \times 10^{-7}$ | -0.001 705  | -0.002 048  |
| $C_{ma\text{DYN}}$     | -0.007 179 | -0.007 295              | 0.000 783 6 | -0.006 86   |
| $C_{n\beta\text{DYN}}$ | -0.000 985 | $9.4738 \times 10^{-5}$ | 0.000 400 3 | 0.000 530 3 |

对值偏小, 即滚转通道稳定性偏小。取初始配平状态:  $\alpha_0 = 2^\circ$ ,  $\beta_0 = 0^\circ$ ,  $\mu_0 = 0^\circ$ ,  $p_0 = 0(^\circ)/\text{s}$ ,  $q_0 = 0(^\circ)/\text{s}$ ,  $r_0 = 0(^\circ)/\text{s}$ , 假设飞行器的滚转角速度在仿真初始时刻受到扰动变为  $p = p_0 + \Delta p = 1(^\circ)/\text{s}$ , 则可得侧倾角、攻角和侧滑角以及姿态角速度的变化曲线如图 6 和图 7 所示。由图可得, 飞行器的侧滑角以及侧倾角迅速发散, 攻角在一段时间之后也发散, 飞行器处于不稳定状态。

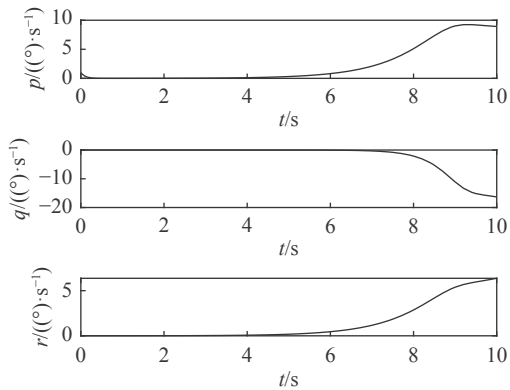


图 6 飞行器的姿态角速度的变化曲线  
Fig. 6 Variation of aircraft angular velocity

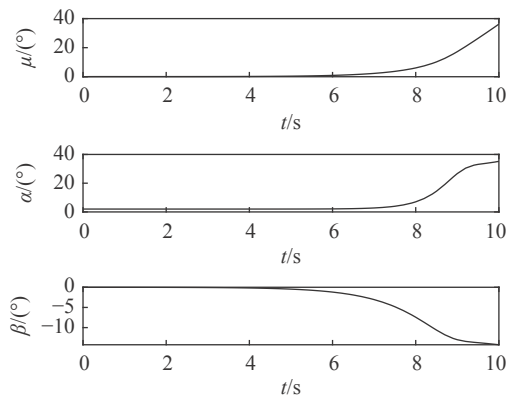


图 7 飞行器的侧倾角、攻角和侧滑角的变化曲线  
Fig. 7 Variations of aircraft roll angle, angle of attack, and sideslip angle

对于外形 2, 使其在同样的初始攻角情况下满足  $C_{n\beta\text{DYN}} > 0$ ,  $C_{ma\text{DYN}} < 0$ , 但  $C_{l\beta\text{DYN}} > 0$ , 如表 1 所示, 即滚转通道不稳定, 偏航通道弱稳定, 给定初始状态  $\alpha_0 = 2^\circ$ ,  $\beta_0 = 0^\circ$ ,  $\mu_0 = 0^\circ$ ,  $p_0 = 0(^\circ)/\text{s}$ ,  $q_0 = 0(^\circ)/\text{s}$ ,  $r_0 = 0(^\circ)/\text{s}$ , 在仿真初始时刻给相同的滚转角速度扰动  $\Delta p = 1(^\circ)/\text{s}$ , 仿真结果如图 8 和图 9 所示。由图可得, 飞行器侧倾角迅速发散, 且由于耦合效应, 攻角以及侧滑角随后也发散, 飞行器处于不稳定状态。

对于外形 3, 使其在同样的初始攻角情况下满足  $C_{n\beta\text{DYN}} > 0$ ,  $C_{l\beta\text{DYN}} < 0$ , 但  $C_{ma\text{DYN}} > 0$ , 如表 1 所示, 即俯仰通道不稳定, 滚转和偏航通道弱稳定, 给定初始状态  $\alpha_0 = 2^\circ$ ,  $\beta_0 = 0^\circ$ ,  $\mu_0 = 0^\circ$ ,  $p_0 = 0(^\circ)/\text{s}$ ,  $q_0 = 0(^\circ)/\text{s}$ ,  $r_0 =$

$0(^{\circ})/s$ , 仿真初始时刻给定相同的扰动 $\Delta p = 1(^{\circ})/s$ , 仿真结果如图 10 和图 11 所示。由图可得, 飞行器攻角迅速发散, 且由于耦合效应, 侧倾角以及侧滑角随后发散, 飞行器处于不稳定状态。

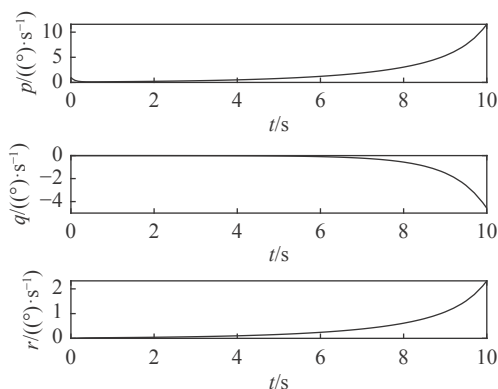


图 8 飞行器的姿态角速度的变化曲线

Fig. 8 Variation of aircraft angular velocity

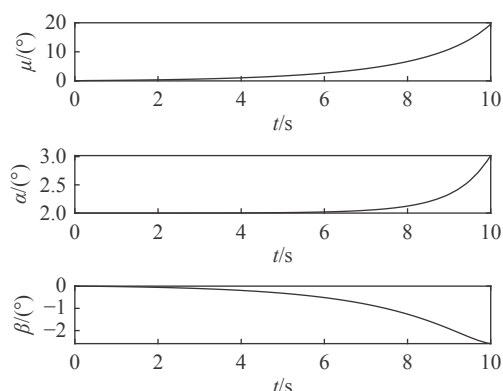


图 9 飞行器的侧倾角、攻角和侧滑角的变化曲线

Fig. 9 Variations of aircraft roll angle, angle of attack, and sideslip angle

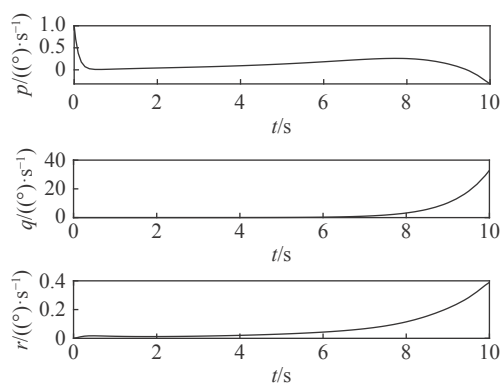


图 10 飞行器的姿态角速度的变化曲线

Fig. 10 Variation of aircraft angular velocity

对于外形 4, 使其在同样的初始攻角情况下满足  $C_{maDYN} < 0$ ,  $C_{l\beta DYN} < 0$ ,  $C_{n\beta DYN} > 0$ , 如表 1 所示, 即满足三通道的稳定性耦合判据。给定初始状态  $\alpha_0 = 2^{\circ}$ ,  $\beta_0 = 0^{\circ}$ ,  $\mu_0 = 0^{\circ}$ ,  $p_0 = 0(^{\circ})/s$ ,  $q_0 = 0(^{\circ})/s$ ,  $r_0 = 0(^{\circ})/s$ , 同

样在仿真初始时刻施加相同的扰动 $\Delta p = 1(^{\circ})/s$ , 仿真结果如图 12 和图 13 所示。由图可得, 飞行器侧倾角、攻角以及侧滑角均收敛到稳定的值, 飞行器处于稳定状态。

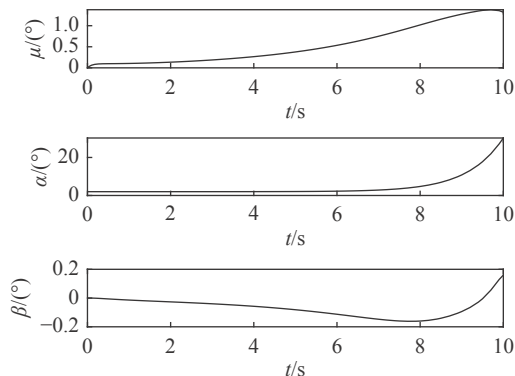


图 11 飞行器的侧倾角、攻角和侧滑角的变化曲线

Fig. 11 Variations of aircraft roll angle, angle of attack, and sideslip angle

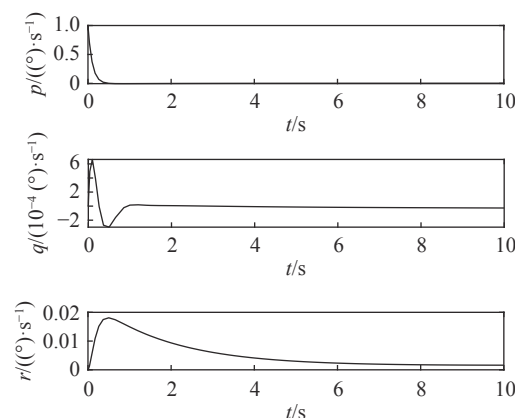


图 12 飞行器的姿态角速度的变化曲线

Fig. 12 Variation of aircraft angular velocity

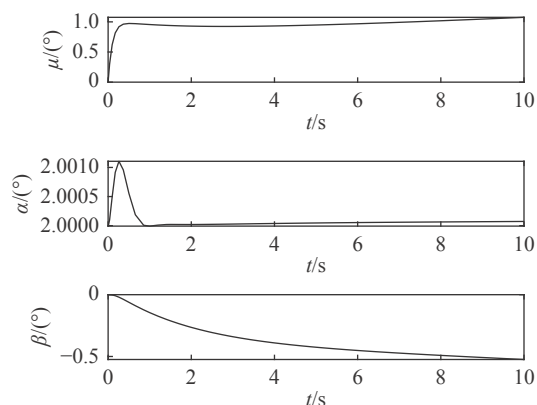


图 13 飞行器的侧倾角、攻角和侧滑角的变化曲线

Fig. 13 Variations of aircraft roll angle, angle of attack, and sideslip angle

综上所述, 当无尾布局高超声速飞行器同时满足本文所提出的三通道稳定性耦合判据时, 飞行器处于稳定状态。反之, 则会出现各种耦合失稳问题。初步

说明本文提出的三通道稳定性耦合判据是有效的。

## 5 结 论

针对无尾布局高超声速飞行器飞行中的通道耦合偏离失稳问题,本文推导了面对称无尾布局高超声速飞行器三通道的气动稳定性耦合判据,并通过几组数值仿真算例初步验证了本文判据的有效性,完善了判断此类飞行器静动稳定性的判别方法。与传统判据的临界值皆为0不同,由于本文考虑了俯仰通道导数对横航向的影响,故横航向判据的临界值不为0,本文判据相比传统判据考虑的因素更加全面。

本文判据在推导过程中应用了小扰动线性化理论且省略了许多因素,因此,该判据仍具有一定局限性,未来需要通过数值仿真、地面试验及飞行试验,进一步验证判据的有效性。同理,对本文建立的闭环稳定性耦合判据也需要通过进一步地研究以验证其可靠性。

## 参 考 文 献:

- [1] WALKER S, SHERK J, SHELL D, et al. The DARPA/AF falcon program: the hypersonic technology vehicle #2 (HTV-2) flight demonstration phase[C]// 15th AIAA International Space Planes and Hypersonic Systems and Technologies Conference, Dayton, Ohio, Reston, Virginia: AIAA, 2008: 2539.  
doi: 10.2514/6.2008-2539
- [2] HANK J, MURPHY J, MUTZMAN R. The X-51A scramjet engine flight demonstration program[C]// 15th AIAA International Space Planes and Hypersonic Systems and Technologies Conference, Dayton, Ohio, Reston, Virginia: AIAA, 2008: 2540.  
doi: 10.2514/6.2008-2540
- [3] NORRIS G. X-51A waverider achieves hypersonic goal on final flight[J]. Aviation Week, 2013: 2.
- [4] GRANTZ A. X-37B orbital test vehicle and derivatives[C]// AIAA SPACE 2011 Conference & Exposition, Long Beach, California, Reston, Virginia: AIAA, 2011: 7315.  
doi: 10.2514/6.2011-7315
- [5] 祝立国, 赵俊波, 叶友达. 高速飞行器耦合失稳分析及应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2015.  
ZHU L G, ZHAO J B, YE Y D. Coupling departure analysis and applications of high speed aircrafts[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2015. (in Chinese)
- [6] 张静, 李华光, 郑宏涛, 等. 高速飞行器失控成因及操稳判据发展综述[J]. 气体物理, 2021, 6(6): 1-12.  
ZHANG J, LI H G, ZHENG H T, et al. Review on out of control inducement and criteria of operation and stability of high speed vehicle[J]. Physics of Gases, 2021, 6(6): 1-12 (in Chinese).  
doi: 10.19527/j.cnki.2096-1642.0914
- [7] PARK J, CHOI J Y, JO Y, et al. Stability and control of tailless aircraft using variable-fidelity aerodynamic analysis[J]. Journal of Aircraft, 2017, 54(6): 2148-2164.  
doi: 10.2514/1.c034052
- [8] FU J C, HUANG J, SONG L, et al. Experimental study of aircraft achieving Dutch roll mode stability without weathercock stability[J]. International Journal of Aerospace Engineering, 2020, 2020: 8971275.  
doi: 10.1155/2020/8971275
- [9] FU J Q, SHI Z W, GONG Z, et al. Virtual flight test techniques to predict a blended-wing-body aircraft in-flight departure characteristics[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2022, 35(1): 215-225.  
doi: 10.1016/j.cja.2021.01.006
- [10] 付军泉, 史志伟, 陈杰, 等. 一种翼身融合布局飞行器的偏离特性分析[J]. 实验流体力学, 2020, 34(6): 32-37.  
FU J Q, SHI Z W, CHEN J, et al. Departure characteristics of blended-wing-body aircraft[J]. Journal of Experiments in Fluid Mechanics, 2020, 34(6): 32-37 (in Chinese).  
doi: 10.11729/sytlx20190110
- [11] SHEN L, HUANG D, WU G X. An investigation of lateral-directional departure behavior based on yawing-rolling coupled wind tunnel tests[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering, 2018, 232(16): 2989-3000.  
doi: 10.1177/0954410017723361
- [12] SHEN L, DA HUANG, WU G X. Effects of yaw-roll coupling ratio on the lateral-directional departure prediction and restraint[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2019, 32(10): 2239-2253.  
doi: 10.1016/j.cja.2019.04.007
- [13] 陈功, 唐志共, 王文正, 等. Weissman准则在升力式再入飞行器设计中的应用[J]. 飞行力学, 2019, 37(3): 68-73.  
CHEN G, TANG Z G, WANG W Z, et al. Application of Weissman criterion in the design of lift reentry vehicle[J]. Flight Dynamics, 2019, 37(3): 68-73 (in Chinese).  
doi: 10.13645/j.cnki.f.d.20190111.002
- [14] 蔡硕. 无垂尾飞行器气动布局优化与横航向稳定性分析[D]. 杭州: 浙江大学, 2018.  
CAI S. Aerodynamic shape optimization and lateral-directional stability analysis for vertical-tailless aircraft[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2018. (in Chinese)
- [15] 张石玉, 赵俊波, 张青青, 等. 无尾升力式飞行器Weissman判据图仿真[J]. 气体物理, 2021, 6(6): 13-19.  
ZHANG S Y, ZHAO J B, ZHANG Q Q, et al. Weissman chart analysis of tailless lifting body by flight dynamics simulation[J]. Physics of Gases, 2021, 6(6): 13-19 (in Chinese).  
doi: 10.19527/j.cnki.2096-1642.0876
- [16] 张青青, 张石玉, 赵俊波, 等. 升力体外形布局参数对横侧向耦合稳定性的影响分析[J]. 气体物理, 2021, 6(6): 20-28.  
ZHANG Q Q, ZHANG S Y, ZHAO J B, et al. Lateral-direction stability analysis on aerodynamic shape parameters for a lifting-body configuration[J]. Physics of Gases, 2021, 6(6): 20-28 (in Chinese).  
doi: 10.19527/j.cnki.2096-1642.0920
- [17] WANG Y, MIN C W, WANG Y D, et al. Study on Lateral-Directional Control Strategy for the polarity change of LCDP in flight[C]// 21st AIAA International Space Planes and Hypersonics Technologies Conference, Xiamen, China, Reston, Virginia: AIAA, 2017: 2319.  
doi: 10.2514/6.2017-2319
- [18] LIU X M, WANG Y, MIN C W, et al. Lateral-directional stability analysis and control for the symmetry plane Aircrafts[C]// IECON 2016 - 42nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, Florence, IEEE, : 5437-5442.  
doi: 10.1109/IECON.2016.7793023
- [19] CHAI X, WANG G L, WU Z. Flight control system design for the flying-wing aircraft by using intelligent optimal seeking method[C]// 2010 2nd International Asia Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics (CAR 2010), Wuhan, China, IEEE, : 429-432.

- doi: 10.1109/CAR.2010.5456588
- [20] SHOU Y X, XU B, GUO Y Y, et al. Coordinated adaptive control of hypersonic reentry vehicle considering channel coupling[J]. *Mathematical Methods in the Applied Sciences*, 2022. DOI:10.1002/mma.8071
- [21] SHEARWOOD T R, NABAWY M R, CROWTHER W, et al. A control allocation method to reduce roll-yaw coupling on tailless aircraft[C]// AIAA Scitech 2021 Forum, VIRTUAL EVENT. Reston, Virginia: AIAA, 2021: 1826.  
doi: 10.2514/6.2021-1826
- [22] 王颖, 闵昌万, 刘秀明, 等. 类HTV-2飞行器横侧向稳定设计研究[J]. *宇航学报*, 2017, 38(6): 583–589.  
WANG Y, MIN C W, LIU X M, et al. Study on lateral-directional stable design of HTV-2 like vehicle[J]. *Journal of Astronautics*, 2017, 38(6): 583–589 (in Chinese).
- doi: 10.3873/j.issn.1000-1328.2017.06.004
- [23] 丁嘉元, 郑宏涛, 邵干, 等. 强耦合面对称飞行器横航向模态控制效能[J]. *气体物理*, 2021, 6(6): 29–36.  
DING J Y, ZHENG H T, SHAO G, et al. Lateral-directional modal control effectiveness for symmetrical aircraft with strong-coupling dynamics[J]. *Physics of Gases*, 2021, 6(6): 29–36 (in Chinese).  
doi: 10.19527/j.cnki.2096-1642.0919
- [24] 方振平, 陈万春, 张曙光. 航空飞行器飞行动力学[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2005.
- [25] 高清. 升力体高超声速飞行器横侧向稳定性研究[D]. 北京: 中国航天空气动力技术研究院, 2013.  
Qing G. Study on lateral-directional stability of hypersonic lifting-configuration[D]. Beijing: China Academy of Aerospace Aerodynamics, 2013. (in Chinese)
- (本文责编: 徐燕)

文章编号: 0258-1825(2023)07-0084-09

## 均匀流中声学速度预测的时域解析公式

刘秋洪\*, 王培彬, 薛丝丹, 何嘉华

(西北工业大学 翼型叶栅空气动力学重点实验室, 西安 710072)

**摘要:** 采用理论解析和数值计算方法研究均匀流中声学速度预测的时域解析公式。对基于可渗透面原理的声学速度预测, 理论分析了对流矢量波动方程的右端源项, 结果显示部分对声学速度传播有贡献的可渗透面源被忽略。基于对流矢量波动方程时域积分公式 V1A-M, 进一步考虑丢失可渗透面源的贡献, 发展了解析公式 CV1A-M。对均匀平均流中静止与旋转的单极子和偶极子, 利用公式 V1A-M 和 CV1A-M 数值预测了点源辐射的声学速度。公式 CV1A-M 数值解与理论值吻合一致, 公式 V1A-M 因可渗透面载荷源部分丢失, 数值解与理论值差异明显。均匀流中偶极子点源声辐射不会诱发涡流扰动, 线性化欧拉方程能够描述声学速度与声学压力间关系。

**关键词:** 声学速度; 矢量波动方程; 可渗透面; 时域解析公式; 均匀平均流

中图分类号: V211.3; O482.1

文献标识码: A

doi: 10.7638/kqdlxxb-2022.0073

## Time-domain analytical formulation for acoustic velocity prediction in uniform mean flow

LIU QiuHong\*, WANG Xuheng, XUE Sidan, HE Jiahua

(National Key Laboratory of Science and Technology on Aerodynamic Design and Research,  
Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

**Abstract:** The time-domain analytical formulation for acoustic velocity prediction in a uniform mean flow is considered theoretically and numerically. For acoustic velocity prediction based on the permeable surface principle, a theoretical analysis of the source terms on the right hand of the convective vector wave equation shows that part of the permeable surface source contributing to the acoustic velocity propagation is neglected. Based on the time-domain integral formulation V1A-M for the convective vector wave equation, an analytical formulation CV1A-M is developed by further considering the contribution from the missing permeable surface source. The acoustic velocity radiations are predicted numerically using formulations V1A-M and CV1A-M for a stationary/rotating monopole and dipole in a uniform mean flow. The numerical solutions of formulation CV1A-M agree well with the theoretical values, while the numerical solutions of formulation V1A-M differ significantly from the theoretical values due to the neglection of part of the loading source on the permeable surface. The radiation from a dipole in a uniform mean flow dose not induce any vortical disturbance and the linearised Euler equation can be used to describe the relationship between acoustic velocity and acoustic pressure.

**Keywords:** acoustic velocity; vector wave equation; permeable surface; time-domain analytical formulation; uniform mean flow

收稿日期: 2022-04-22; 修订日期: 2022-05-22; 录用日期: 2022-05-31; 网络出版时间: 2022-08-03

基金项目: 翼型、叶栅空气动力学重点实验室基金 (JZX7Y202001SY002101-614220120030101); 气动噪声控制重点实验室开放课题 (ANCL20200303); 旋翼空气动力学重点实验室开放课题 (2112RAL202103-4)

作者简介: 刘秋洪\* (1977-), 男, 湖南株洲人, 博士, 副教授, 研究方向: 空气动力学、气动声学. E-mail: qhliu@nwpu.edu.cn

引用格式: 刘秋洪, 王培彬, 薛丝丹, 等. 均匀流中声学速度预测的时域解析公式[J]. 空气动力学学报, 2023, 41(7): 84-92.

LIU Q H, WANG X H, XUE S D, et al. Time-domain analytical formulation for acoustic velocity prediction in uniform mean flow[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2023, 41(7): 84-92(in Chinese). doi: 10.7638/kqdlxxb-2022.0073

## 0 引言

经典声比拟理论建立了声场与不同类型声源之间的响应关系,成为工程中应用最广泛的气动噪声数值预测方法。声比拟方法先采用高精度数值方法计算有限域内气动声源信息,然后利用声比拟积分方程模拟噪声传播。FW-H 方程<sup>[1]</sup>及其扩展形式<sup>[2,3]</sup>采用封闭可渗透面作为积分面,完整解由面积分和体积分两部分组成。当主要气动声源包围在可渗透面内时,可忽略体积分对声场的贡献<sup>[4]</sup>,从而仅利用可渗透面上厚度源和载荷源信息外推积分面外声场,比如解析公式 F1A<sup>[5]</sup>和 F1C<sup>[3]</sup>。然而,经典声比拟理论仅关注声压等标量场的预测,没有对声学速度矢量(声波扰动引起的介质粒子振动速度矢量,与声速是两个不同的概念)的外推做出规定,因而是不完整的<sup>[6]</sup>。声学标量仅表征声波的传播状态,不能清晰阐述声波的能量输运。声强矢量是声压和声学速度的函数,表示单位时间内通过单位面积的噪声能量通量,其方向就是噪声能量的输运方向。声强场的可视化可以详细显示噪声能量的传播路径,有助于揭示声能量辐射机制, Mao 等<sup>[7]</sup>利用声强可视化说明了旋转声源输出声能的三种模式。噪声传播路径上的非紧致结构会导致声散射,从而改变声场大小、波形和指向性。尽管声散射概念在实际应用中有许多变化<sup>[8-9]</sup>,但都需要预测散射边界处的声学速度作为边界条件。噪声传播路径分析还有助于噪声抑制方案的研究, Lee 等<sup>[10]</sup>揭示了散射面对声能再分布的影响, Mao 等<sup>[11]</sup>研究了阻抗边界的主要吸声位置。

根据线化欧拉方程,采用声压梯度可间接表示声学速度。对静止的声传播介质, Farassat 等<sup>[12]</sup>提出了一个半解析公式来计算声压梯度。Lee 等<sup>[13]</sup>导出了用于压力梯度计算的时域公式 G1 和 G1A,结合等效源法评估了旋翼噪声的声散射<sup>[14]</sup>。为考虑均匀流的对流效应, Ghorbaniasl 等<sup>[15]</sup>建立了一个频域声压梯度解析公式, Bi 等<sup>[16]</sup>则发展了时域声压梯度计算公式 G1-M 和 G1A-M。声压梯度积分解析公式的提出推动了声比拟方法向矢量场领域拓展。但这些公式在数学表达上都很复杂,且计算量大。

提高声场预测效率对解决气动声学实际问题非常重要。对运动介质中的声传播,声压梯度不能直接表示声学速度,因此需要发展更简明、高效和可量化的声学公式。Ghorbaniasl 等<sup>[17]</sup>基于 FW-H 方程提

出了声学速度时域计算公式 V1 和 V1A。Mao 等<sup>[18]</sup>将公式 V1A 推广到频域,得到了公式 FV1A 和 FV2A,用于计算角速度不变的旋转单极子和偶极子声源诱导的声学速度。Mao 等进一步利用这些声学速度公式分析了简谐点源的声强<sup>[7]</sup>和声散射<sup>[19]</sup>。恰如 Lee 等<sup>[20]</sup>指出的那样,声学速度公式 V1 和 V1A 可以直接从声压梯度公式 G1 和 G1A 导出。基于声学介质静止假设, Mao 等<sup>[21]</sup>提出了以声学速度为变量的矢量波动方程,引入了另一种推导公式 V1 和 V1A 的方法。质量和动量守恒方程在形式上类似真空电动力学的控制方程——麦克斯韦方程,可通过定义“流体电场”和“流体磁场”转换为“流体麦克斯韦方程”<sup>[22]</sup>。Dunn<sup>[6]</sup>将电磁类比概念应用于声比拟理论,建立了同时包含声压标量和声学速度矢量(三个分量)的四维声比拟表述,但声学速度的可渗透面源项处理不正确,且没有考虑运动介质的对流效应。

为考虑均匀流对流效应, Mao 等<sup>[23]</sup>发展了一个对流矢量波动方程,并提出了相应的声学速度半解析公式,本文将其命名为公式 V1-M。当均匀流速度为零时,公式 V1-M 退化为公式 V1。然而对均匀流中的偶极子点源声辐射,半解析公式 V1-M 并不能得到正确的预测结果。他们将数值结果的错误归结为偶极子会诱导涡波扰动,使得线化欧拉方程不能描述声学速度。事实上,均匀流中偶极子点源的声辐射是纯声学问题,不会诱发涡波扰动。

本文研究目的是通过分析对流矢量波动方程的右端源项,阐明半解析公式 V1-M 的理论不足,提出修正的声学速度积分解析公式 CV1A-M,并利用均匀流中单极子和偶极子点源声辐射的理论验证公式 CV1A-M 的正确性。

## 1 声学速度解析公式 V1A-M

假设无穷远均匀来流的密度、压力和速度矢量分别为  $\rho_\infty$ 、 $p_\infty$  和  $\mathbf{u}_\infty$ , 将当地流动分解为均匀来流和非稳态扰动两部分:

$$\rho = \rho_\infty + \rho', \quad p = p_\infty + p', \quad \mathbf{u} = \mathbf{u}_\infty + \mathbf{u}' \quad (1)$$

可渗透面  $f=0$  的运动速度为  $\mathbf{v}$ , 且可渗透面单位外法线矢量  $\mathbf{n} = \nabla f$ 。那么,可渗透面外  $f>0$  区域的连续方程和动量方程可写为:

$$\frac{D_\infty}{Dt} [H(f)\rho'] + \frac{\partial}{\partial x_j} [H(f)\rho u'_j] = Q\delta(f) \quad (2)$$

$$\frac{D_\infty}{Dt} [H(f)\rho u'_i] + c_\infty^2 \frac{\partial}{\partial x_i} [H(f)\rho'] = -\frac{\partial}{\partial x_j} [H(f)T_{ij}] + L_i \delta(f) \quad (3)$$

其中,  $H(\cdot)$  和  $\delta(\cdot)$  分别表示 Heaviside 函数和 Dirac delta 函数,  $c_\infty$  是均匀运动介质中的声速, 物质导数符号  $D_\infty/Dt$ 、Lighthill 应力张量  $T_{ij}$  以及参数  $L_i$  和  $Q$  分别定义为:

$$\frac{D_\infty}{Dt} = \frac{\partial}{\partial t} + u_{\infty j} \frac{\partial}{\partial x_j} \quad (4)$$

$$T_{ij} = \rho u'_i u'_j + (p' - c_\infty^2 \rho') \delta_{ij} - \sigma_{ij} \quad (5)$$

$$L_i = [\rho u'_i (u_j - v_j) + p' \delta_{ij} - \sigma_{ij}] n_j \quad (6)$$

$$Q = [\rho (u_j - v_j) - \rho_\infty (u_{\infty j} - v_j)] n_j \quad (7)$$

式(5)和式(6)中的  $\sigma_{ij}$  和  $\delta_{ij}$  分别表示黏性应力张量和 Kronecker delta 函数。

### 1.1 对流矢量波动方程

从方程(2)和方程(3)出发, 文献[23]得到了一个声学矢量波动方程:

$$\begin{aligned} & \left\{ \frac{1}{c_\infty^2} \frac{D_\infty^2}{Dt^2} - \nabla^2 \right\} [H(f)\rho u'] = -\nabla [Q\delta(f)] + \\ & \int_{t_0}^t \nabla \cdot [\nabla \cdot [L\delta(f)]] dt^* - \int_{t_0}^t \nabla \cdot \{ \nabla \cdot [TH(f)] \} dt^* - \\ & \frac{\mathbf{u}_\infty \cdot \nabla}{c_\infty^2} [L\delta(f)] - \int_{t_0}^t \frac{(\mathbf{u}_\infty \cdot \nabla)(\mathbf{u}_\infty \cdot \nabla)}{c_\infty^2} [L\delta(f)] dt^* + \\ & \frac{\mathbf{u}_\infty \cdot \nabla}{c_\infty^2} \{ \nabla \cdot [TH(f)] \} + \\ & \int_{t_0}^t \frac{(\mathbf{u}_\infty \cdot \nabla)(\mathbf{u}_\infty \cdot \nabla)}{c_\infty^2} \{ \nabla \cdot [TH(f)] \} dt^* - \\ & \int_{t_0}^t \nabla \times \{ \nabla \times [\mathbf{u}_\infty \cdot \nabla [\rho u' H(f)]] \} dt^* \end{aligned} \quad (8)$$

其中  $t^*$  为积分变量。对线性小振幅波动, 声学密度  $\rho'$  远小于均匀平均来流密度  $\rho_\infty$ , 因此在可渗透面外存在近似关系  $\rho u' \approx \rho_\infty u'$ 。Mao 等[23]认为方程(8)右端最后一项的积分核函数为有旋矢量, 对声学速度场没有实际贡献, 因而将其忽略, 从而将声学控制方程最终表述为:

$$\begin{aligned} & \left\{ \frac{1}{c_\infty^2} \frac{D_\infty^2}{Dt^2} - \nabla^2 \right\} [H(f)\rho_\infty u'] = -\nabla [Q\delta(f)] - \frac{\mathbf{u}_\infty \cdot \nabla}{c_\infty^2} [L\delta(f)] + \\ & \int_{t_0}^t \nabla \cdot [\nabla \cdot [L\delta(f)]] dt^* - \int_{t_0}^t \frac{(\mathbf{u}_\infty \cdot \nabla)(\mathbf{u}_\infty \cdot \nabla)}{c_\infty^2} [L\delta(f)] dt^* + \\ & \frac{\mathbf{u}_\infty \cdot \nabla}{c_\infty^2} \{ \nabla \cdot [TH(f)] \} - \int_{t_0}^t \nabla \cdot \{ \nabla \cdot [TH(f)] \} dt^* + \\ & \int_{t_0}^t \frac{(\mathbf{u}_\infty \cdot \nabla)(\mathbf{u}_\infty \cdot \nabla)}{c_\infty^2} \{ \nabla \cdot [TH(f)] \} dt^* \end{aligned} \quad (9)$$

方程(9)的左端是以声学速度为变量的标准对流波动算子, 右端七项为声源项, 其中第一项为单极子厚度源, 紧接着的三项为偶极子载荷源, 最后三项为四极子体积源。

### 1.2 声学速度公式 V1A-M

方程(9)的求解可采用对流格林函数, 以便考虑均匀流的对流作用。假设均匀流亚声速运动, 时域对流格林函数表达式为[2-3]:

$$G(\mathbf{x}, \mathbf{y}, t - \tau) = \frac{\delta(g)}{4\pi \mathfrak{R}}, \quad g = t - \tau - R/c_\infty \quad (10)$$

其中,  $g$  为延迟时间函数,  $\mathbf{x}$  和  $t$  表示观察点的位置与时间,  $\mathbf{y}$  和  $\tau$  表示声源的位置与时间, 声学半径  $\mathfrak{R}$  和  $R$  定义为:

$$\mathfrak{R} = \frac{1}{\alpha} \sqrt{r^2 + (\mathbf{ar} \cdot \mathbf{M}_\infty)^2} \quad (11)$$

$$R = \alpha^2 (\mathfrak{R} - \mathbf{r} \cdot \mathbf{M}_\infty) \quad (12)$$

式中,  $\mathbf{M}_\infty = \mathbf{u}_\infty/c_\infty$  为均匀来流马赫数,  $\alpha$  为均匀来流的对流放大系数,  $r$  表示声源  $\mathbf{y}$  与观察点  $\mathbf{x}$  之间的距离, 即:

$$\alpha = 1 / \sqrt{1 - |\mathbf{M}_\infty|^2}, \quad \mathbf{r} = \mathbf{x} - \mathbf{y}, \quad r = |\mathbf{r}| \quad (13)$$

如果诱发声辐射的主要气动声源位于可渗透面以内, 忽略体积源贡献不会引起明显数值误差, 从而可渗透面外的声场可仅根据积分面上的厚度源和载荷源来预测, 以提高数值计算效率。根据 Farassat 方法[3,5], 文献[23]提出了一个声学速度半解析公式, 其中来自厚度源贡献的厚度噪声  $\mathbf{u}'_T$  为:

$$\begin{aligned} 4\pi \rho_\infty \mathbf{u}'_{Ti}(\mathbf{x}, t) = & \frac{1}{c_\infty} \frac{\partial}{\partial t} \int_{f=0} \left[ \frac{Q \tilde{\mathfrak{R}}_i}{\mathfrak{R} (1 - M_R)} \right]_{\text{ret}} d^2 \mathbf{y} + \\ & \int_{f=0} \left[ \frac{Q \tilde{\mathfrak{R}}_i}{\mathfrak{R}^2 (1 - M_R)} \right]_{\text{ret}} d^2 \mathbf{y} \end{aligned} \quad (14)$$

其中  $[\cdot]_{\text{ret}}$  表示延迟时刻的值, 变量  $\tilde{\mathfrak{R}}_i$  和  $\tilde{R}_i$  表示为:

$$\tilde{\mathfrak{R}}_i = \frac{\partial \mathfrak{R}}{\partial x_i} = \frac{r_i + \alpha^2 M_{\infty i} r_j M_{\infty j}}{\alpha^2 \mathfrak{R}} \quad (15)$$

$$\tilde{R}_i = \frac{\partial R}{\partial x_i} = \alpha^2 (\tilde{\mathfrak{R}}_i - M_{\infty i}) \quad (16)$$

$M_R$  代表声源向观察者方向的运动马赫数:

$$M_R = \tilde{R}_i \frac{v_i}{c_\infty} = \tilde{R}_i M_i \quad (17)$$

来自载荷源贡献的载荷噪声  $\mathbf{u}'_L$  为:

$$\begin{aligned}
4\pi\rho_\infty u'_{Li}(\mathbf{x}, t) = & \frac{\partial}{\partial t} \int_{f=0} \left[ \frac{L_R \tilde{R}_i + a_1 L_i}{c_\infty^2 \Re (1 - M_R)} \right]_{\text{ret}} d^2 \mathbf{y} + \\
& \int_{f=0} \left[ \frac{L_{\Re} \tilde{R}_i + a_2 \tilde{\Re}_i - L_i}{c_\infty \Re^2 (1 - M_R)} \right]_{\text{ret}} d^2 \mathbf{y} + \\
& \int_{f=0} \left[ \frac{a_3 L_i - \alpha^2 M_{\infty i} L_{M_\infty}}{c_\infty \Re^2 (1 - M_R)} \right]_{\text{ret}} d^2 \mathbf{y} + \\
& \int_{t_0}^t \int_{f=0} \left[ \frac{3L_{\Re} \tilde{\Re}_i + a_4 L_i}{\Re^3 (1 - M_R)} - \frac{M_{\infty i} L_{M_\infty}}{\Re^3 (1 - M_R)} \right]_{\text{ret}} d^2 \mathbf{y} dt^*
\end{aligned} \quad (18)$$

其中:

$$L_R = L_j \tilde{R}_j, \quad L_{\Re} = L_j \tilde{\Re}_j, \quad L_{M_\infty} = L_j M_{\infty j} \quad (19)$$

$a_1 \sim a_4$  用于简化积分公式书写, 具体表述如下:

$$\begin{aligned}
a_1 &= M_{\infty R} (1 - M_{\infty \Re}) \\
a_2 &= L_R + \alpha^2 L_{\Re} \\
a_3 &= M_{\infty \Re} - 2M_{\infty \Re} M_{\infty R} + \alpha^2 (M_{\infty}^2 - M_{\infty \Re}^2) \\
a_4 &= 2M_{\infty}^2 - 3M_{\infty \Re}^2 - 1
\end{aligned} \quad (20)$$

式(20)中,  $M_{\infty R} = M_{\infty j} \tilde{R}_j$ ,  $M_{\infty \Re} = M_{\infty j} \tilde{\Re}_j$ 。方程(14)和(18)称为公式 V1-M ( $M$  表示运动介质), 当均匀流速度为零时, 公式 V1-M 退化为公式 V1<sup>[17]</sup>。

方程(14)和方程(18)需要对面积分结果求观察点的时间导数, 将其转化为积分符号内对声源的时间导数可以提高计算精度。此外, 对可渗透面固定不动的特殊情况, 如 CAA/CFD 计算或风洞声学问题, 参数  $\Re$  和  $R$ 、可渗透面外法向矢量  $\mathbf{n}$  和声源运动速度  $\mathbf{v}$  (等于零) 是恒定的, 不依赖延迟时间, 且延迟时间可以采用显式方法得到。对静止可渗透面, 本文将方程(14)和方程(18)改写为:

$$4\pi\rho_\infty u'_{Ti}(\mathbf{x}, t) = \int_{f=0} \left[ \frac{\dot{Q} \tilde{R}_i}{c_\infty \Re} + \frac{Q \tilde{\Re}_i}{\Re^2} \right]_{\text{ret}} d^2 \mathbf{y} \quad (21)$$

$$\begin{aligned}
4\pi\rho_\infty u'_{Li}(\mathbf{x}, t) = & \int_{f=0} \left[ \frac{\dot{L}_R \tilde{R}_i + a_1 L_i}{c_\infty^2 \Re} \right]_{\text{ret}} d^2 \mathbf{y} + \\
& \int_{f=0} \left[ \frac{L_{\Re} \tilde{R}_i + a_2 \tilde{\Re}_i - L_i}{c_\infty \Re^2} \right]_{\text{ret}} d^2 \mathbf{y} + \\
& \int_{f=0} \left[ \frac{a_3 L_i - \alpha^2 M_{\infty i} L_{M_\infty}}{c_\infty \Re^2} \right]_{\text{ret}} d^2 \mathbf{y} + \\
& \int_{t_0}^t \int_{f=0} \left[ \frac{3L_{\Re} \tilde{\Re}_i + a_4 L_i}{\Re^3} - \frac{M_{\infty i} L_{M_\infty}}{\Re^3} \right]_{\text{ret}} d^2 \mathbf{y} dt^*
\end{aligned} \quad (22)$$

其中,  $\dot{Q} = \partial Q / \partial \tau$ ,  $\dot{L}_R = \tilde{R}_j \partial L_j / \partial \tau$ 。类似公式 V1A 的命名, 将方程(21)和方程(22)称为静止可渗透面声学速度解析公式 V1A-M。

## 2 声学速度解析公式 CV1A-M

文献[23]利用公式 V1-M 对均匀流中的单极子和偶极子声辐射进行研究, 结果显示单极子声学速度预测结果满足线化欧拉方程, 而偶极子声学速度的数值解不满足线化欧拉方程。鉴于方程(14)和方程(18)的推导是正确的, 那么对流波动方程(9)的右端载荷源必然会丢失。利用对流格林函数对丢失的载荷面源积分, 即可实现对公式 V1A-M 的修正。

### 2.1 对流矢量波动方程源项分析

方程(9)忽略了方程(8)右端最后一项。令

$$S_A = \int_{t_0}^t \nabla \times \{ \nabla \times [ \mathbf{u}_\infty \cdot \nabla [ \rho \mathbf{u}' H(f) ] ] \} dt^* \quad (23)$$

那么根据矢量恒等关系, 有:

$$\begin{aligned}
S_A = & \int_{t_0}^t \mathbf{u}_\infty \cdot \nabla \{ \nabla \times [ H(f) \nabla \times (\rho \mathbf{u}') ] \} dt^* + \\
& \int_{t_0}^t \mathbf{u}_\infty \cdot \nabla \{ \nabla \times [ \mathbf{F} \delta(f) ] \} dt^*
\end{aligned} \quad (24)$$

其中矢量  $\mathbf{F} = \mathbf{n} \times (\rho \mathbf{u}')$ 。显然, 对小振幅扰动有近似关系  $\nabla \times (\rho \mathbf{u}') \approx \rho_\infty \nabla \times \mathbf{u}'$ , 因此对纯声学问题, 式(24)右端第一项近似为零, 可被忽略; 但第二项为对声场有实际贡献的载荷面源, 当平均流速度不为零时不能舍弃。利用式(24), 将对流矢量波动方程(9)修正为:

$$\begin{aligned}
\left\{ \frac{1}{c_\infty^2} \frac{D_\infty^2}{Dt^2} - \nabla^2 \right\} [ H(f) \rho_\infty \mathbf{u}' ] = & -\nabla [ Q \delta(f) ] - \\
& \frac{\mathbf{u}_\infty \cdot \nabla}{c_\infty^2} [ L \delta(f) ] + \int_{t_0}^t \mathbf{u}_\infty \cdot \nabla \{ \nabla \times [ \mathbf{F} \delta(f) ] \} dt^* + \\
& \int_{t_0}^t \nabla \{ \nabla \cdot [ L \delta(f) ] \} dt^* - \int_{t_0}^t \frac{(\mathbf{u}_\infty \cdot \nabla)(\mathbf{u}_\infty \cdot \nabla)}{c_\infty^2} [ L \delta(f) ] dt^* + \\
& \frac{\mathbf{u}_\infty \cdot \nabla}{c_\infty^2} \{ \nabla \cdot [ \mathbf{T} H(f) ] \} - \int_{t_0}^t \nabla \{ \nabla \cdot [ \nabla \cdot [ \mathbf{T} H(f) ] ] \} dt^* + \\
& \int_{t_0}^t \frac{(\mathbf{u}_\infty \cdot \nabla)(\mathbf{u}_\infty \cdot \nabla)}{c_\infty^2} \{ \nabla \cdot [ \mathbf{T} H(f) ] \} dt^* + \\
& \int_{t_0}^t \mathbf{u}_\infty \cdot \nabla \{ \nabla \times [ H(f) \nabla \times (\rho \mathbf{u}') ] \} dt^*
\end{aligned} \quad (25)$$

### 2.2 声学速度公式 CV1A-M

$S_A$  中载荷面源的贡献用  $\mathbf{u}'_A$  表示, 积分结果可写为:

$$4\pi\rho_\infty u'_{Ai}(\mathbf{x}, t) = - \int_{t_0}^t \frac{\partial^2}{\partial x_k \partial x_j} \int_{-\infty}^t \int_{f=0} u_{\infty k} E_{ij} \frac{\delta(g)}{\Re} d^2 \mathbf{y} d\tau dt^* \quad (26)$$

其中  $E_{ij} = \varepsilon_{ijm} F_m$ ,  $\varepsilon_{ijm}$  为置换算子。利用关系式:

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2}{\partial x_k \partial x_j} \left\{ \frac{\delta(g)}{\mathfrak{R}} \right\} &= \frac{1}{c_\infty^2} \frac{\partial^2}{\partial t^2} \left\{ \frac{\tilde{R}_j \tilde{R}_k}{\mathfrak{R}} \delta(g) \right\} - \\ &\left\{ \frac{1}{\mathfrak{R}} \frac{\partial \tilde{R}_j}{\partial x_k} - \frac{2 \tilde{R}_j \tilde{R}_k}{\mathfrak{R}^2} \right\} \frac{\delta(g)}{\mathfrak{R}} - \\ &\frac{1}{c_\infty} \frac{\partial}{\partial t} \left\{ \left[ \frac{\partial \tilde{R}_j}{\partial x_k} - \frac{\tilde{R}_j \tilde{R}_k}{\mathfrak{R}} - \frac{\tilde{R}_j \tilde{R}_k}{\mathfrak{R}} \right] \frac{\delta(g)}{\mathfrak{R}} \right\} \end{aligned} \quad (27)$$

其中:

$$\frac{\partial \tilde{R}_j}{\partial x_k} = \frac{\delta_{jk} + \alpha^2 (M_{\infty j} M_{\infty k} - \tilde{R}_j \tilde{R}_k)}{\alpha^2 \mathfrak{R}} \quad (28)$$

$$\frac{\partial \tilde{R}_j}{\partial x_k} = \alpha^2 \frac{\partial \tilde{R}_j}{\partial x_k} \quad (29)$$

方程(26)的积分结果为:

$$\begin{aligned} 4\pi\rho_\infty u'_{Ai}(\mathbf{x}, t) &= -\frac{\partial}{\partial t} \int_{f=0} \left[ \frac{E_{ij} \tilde{R}_j M_{\infty R}}{\mathfrak{R} c_\infty (1 - M_R)} \right]_{\text{ret}} d^2 \mathbf{y} + \\ &\int_{f=0} \left[ \frac{\alpha^2 E_{ij} [b_1 M_{\infty j} + b_2 \tilde{R}_j]}{\mathfrak{R}^2 (1 - M_R)} \right]_{\text{ret}} d^2 \mathbf{y} + \\ &\int_{t_0}^t \int_{f=0} c_\infty \left[ \frac{E_{ij} c_j}{\mathfrak{R}^3 (1 - M_R)} \right]_{\text{ret}} d^2 \mathbf{y} dt^* \end{aligned} \quad (30)$$

其中:

$$\begin{aligned} b_1 &= 1 + M_{\infty} \mathfrak{R}, \quad b_2 = M_{\infty}^2 - 3M_{\infty} \mathfrak{R} \\ c_j &= M_{\infty j} - 3\tilde{R}_j M_{\infty} \mathfrak{R} \end{aligned} \quad (31)$$

对静止可渗透面, 方程(30)可进一步表达为:

$$\begin{aligned} 4\pi\rho_\infty u'_{Ai}(\mathbf{x}, t) &= -\int_{f=0} \left[ \frac{\dot{E}_{ij} \tilde{R}_j M_{\infty R}}{\mathfrak{R} c_\infty} \right]_{\text{ret}} d^2 \mathbf{y} + \\ &\int_{f=0} \left[ \frac{\alpha^2 E_{ij} [b_1 M_{\infty j} + b_2 \tilde{R}_j]}{\mathfrak{R}^2} \right]_{\text{ret}} d^2 \mathbf{y} + \\ &\int_{t_0}^t \int_{f=0} c_\infty \left[ \frac{E_{ij} c_j}{\mathfrak{R}^3} \right]_{\text{ret}} d^2 \mathbf{y} dt^* \end{aligned} \quad (32)$$

其中  $\dot{E}_{ij} = \partial E_{ij} / \partial \tau$ 。利用方程(32)可实现静止可渗透面声学速度解析公式 V1A-M 的修正。将方程(21)、方程(22)和方程(32)称为静止可渗透面声学速度解析公式 CV1A-M。

### 3 点源算例数值验证

点源声辐射算例常用于气动声学理论公式的数值验证。考虑自激频率  $\omega = 340 \text{ rad/s}$  的简谐单极子和偶极子点源声辐射, 密度  $\rho_\infty = 1.2 \text{ kg/m}^3$  的均匀流沿  $x_1$  轴正向运动, 马赫数为 0.5, 声速  $c_\infty = 340 \text{ m/s}$ 。为保持对声学速度公式的关注, 并避免与流动模拟准确性

有关的任何偏差, 可渗透面上的瞬态流动参数, 包括压力、密度和速度, 都由点源产生的流场精确解产生。声学速度公式中的时间导数采用二阶有限差分方法近似, 观察点声学信号采用行进时间算法<sup>[24]</sup>计算。根据文献<sup>[17,23]</sup>, 取  $t_0 = 0$ 。

#### 3.1 均匀流中的静止单极子

均匀流中的静止单极子声场可以用一个简单的谐波速度势函数来描述:

$$\phi(\mathbf{x}, t) = \frac{A}{4\pi\mathfrak{R}} \exp \left[ i\omega \left( t - \frac{R}{c_\infty} \right) \right] \quad (33)$$

其中参数  $\mathfrak{R}$  和  $R$  分别由式(11)和式(12)定义。点源诱导的声学速度、压力和密度场为:

$$\mathbf{u}'(\mathbf{x}, t) = \nabla \phi(\mathbf{x}, t) \quad (34)$$

$$p'(\mathbf{x}, t) = -\rho_\infty \frac{D_\infty \phi(\mathbf{x}, t)}{Dt} \quad (35)$$

$$\rho'(\mathbf{x}, t) = p'(\mathbf{x}, t) / c_\infty^2 \quad (36)$$

单极子位于坐标系原点, 速度势函数的幅值为  $A = 1 \text{ m}^2/\text{s}$ 。采用中心在坐标系原点且半径为 0.5 m 的球面作为可渗透积分面, 并利用数量为 7840 的四边形网格离散积分面, 确保空间解析精度。在每个声源周期  $T$  内布置 128 个时间步, 保证差分算法的数值精度。36 个观察点均匀布置在  $x_1 - x_2$  平面内半径为 10 m 的圆上, 将基于  $x_1$  轴测量到的观察点与坐标原点间的几何角度定义为观察角  $\theta$ 。

所有观察点的时间步长与声源时间步长保持一致, 输出一个声源周期(128 个时间步)的声学信号。将观察角  $\theta = 120^\circ$  处声学速度分量  $u'_1$  和  $u'_2$  的时间历程预测值与理论解进行对比, 结果如图 1 所示。公式 V1A-M 的数值解接近理论值, 但在波峰与波谷附近仍存在一定差异; 公式 CV1A-M 的数值解则与理论值一致。

图 2 为声学速度分量均方根值  $u'_{1\text{rms}}$  和  $u'_{2\text{rms}}$  随观察角  $\theta$  的变化曲线。公式 CV1A-M 数值解与理论值保持一致, 而公式 V1A-M 数值解在点源上游 ( $90^\circ \sim 270^\circ$  观察角范围) 与理论解存在差异。可见, 即便对单极子点源, 公式 V1A-M 仍不能准确预测声学速度。

#### 3.2 均匀流中的静止偶极子

考虑均匀流中静止偶极子的声辐射, 假设偶极子的轴线与  $x_2$  轴对齐, 速度势函数可表示为:

$$\phi(\mathbf{x}, t) = \frac{\partial}{\partial x_2} \left\{ \frac{A}{4\pi\mathfrak{R}} \exp \left[ i\omega \left( t - \frac{R}{c_\infty} \right) \right] \right\} \quad (37)$$

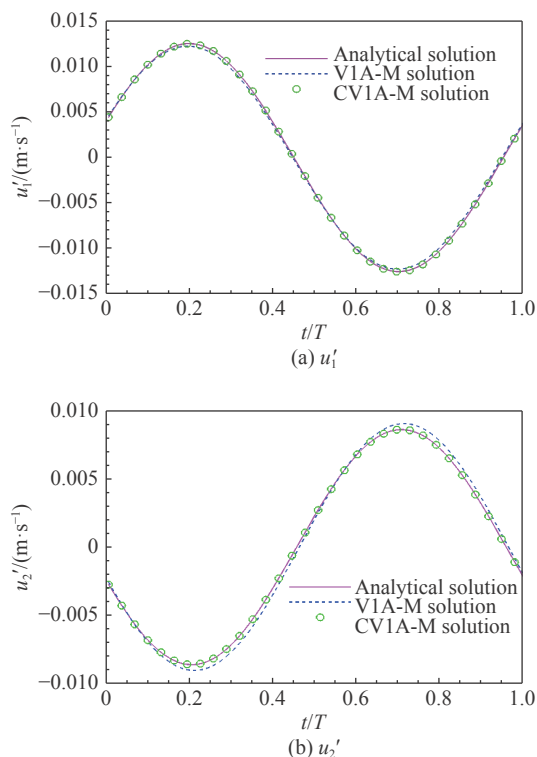
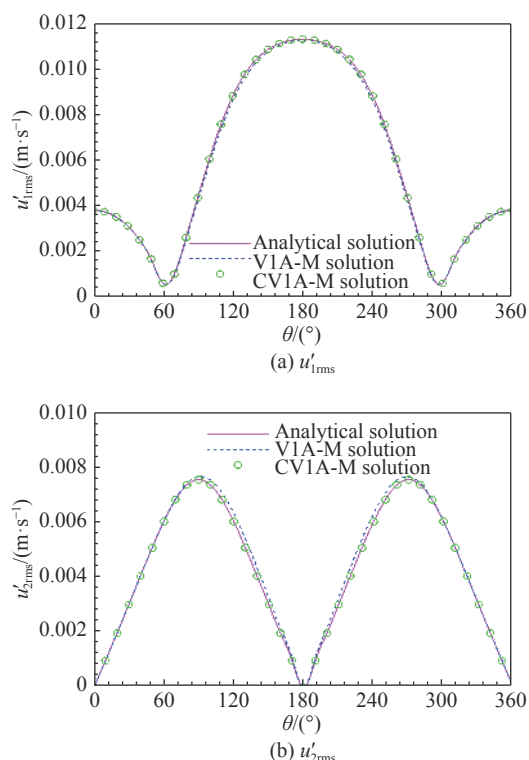
图 1  $\theta = 120^\circ$  静止单极子声学速度时间历程Fig. 1 Acoustic velocity time histories of a stationary monopole at  $\theta = 120^\circ$ 

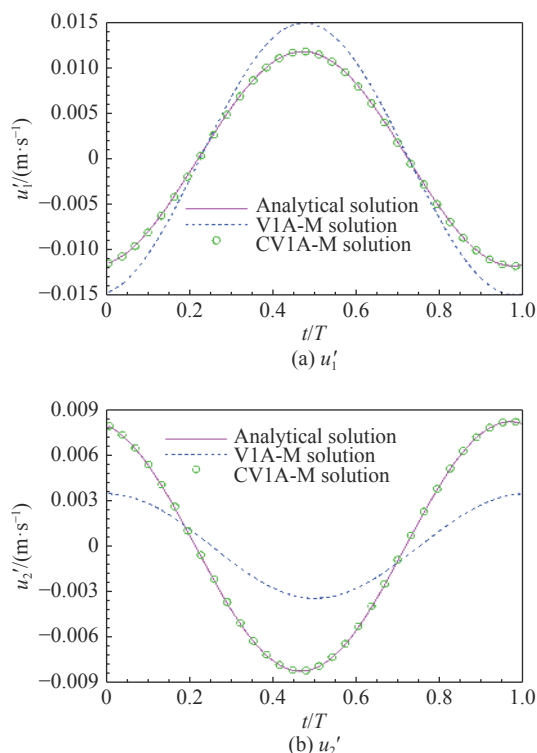
图 2 不同观察点处静止单极子声学速度均方根值

Fig. 2 RMS value of the acoustic velocity of a stationary monopole at different observation points

偶极子的位置、自激频率、速度势函数幅值、可渗透面网格, 以及观察点的设置, 均与单极子点源算

例相同。诱导的声学速度、压力和密度场理论解分别采用式(34)、式(35)和式(36)计算。

图 3 为  $120^\circ$  观察点声学速度数值解随时间的变化历程及其与理论解的对比。由于可渗透面有效声源部分丢失, 公式 V1A-M 预测的声学速度分量  $u_1'$  和  $u_2'$  与理论解存在显著差异; 修正后的公式 CV1A-M 能获得与理论解一致的数值结果。改变平均流的速度 (包括大小与方向)、点源的自激频率或可渗透面的大小, 公式 CV1A-M 均能得到与理论解完全吻合的结果 (这里不再给出)。图 4 为不同观察点处偶极子声学速度分量均方根值数值解与理论解的对比。公式 CV1A-M 数值解再一次与理论值保持一致, 而公式 V1A-M 数值解在点源上游与理论解存在巨大差异。公式 V1A-M 丢失的源项为载荷面源, 因而偶极子点源的数值误差远大于单极子算例的数值误差。

图 3  $\theta = 120^\circ$  静止偶极子声学速度时间历程Fig. 3 Acoustic velocity time histories of a stationary dipole at  $\theta = 120^\circ$ 

### 3.3 均匀流中的旋转单极子

对运动点源算例, 假设初始方位角为  $0^\circ$  的点源以恒定角速度  $\Omega = \omega/4$  绕  $x_3$  轴逆时针旋转, 旋转半径  $d = 0.25$  m, 如图 5 所示。点源自激频率、速度势函数幅值、可渗透面网格和观察点位置均与静止点源算例相同, 输出 512 个时间步 (对应 4 个声源周期) 的声学速度信号。

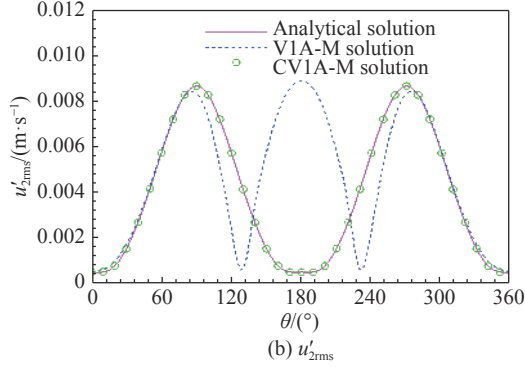
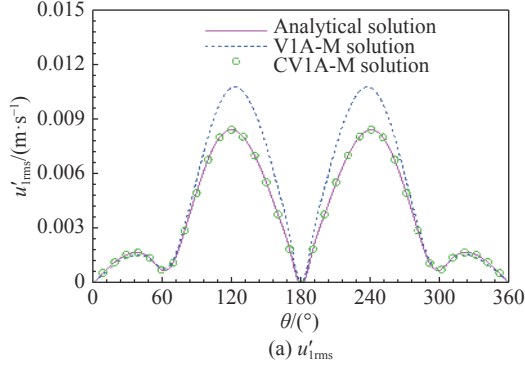


图 4 不同观察点处静止偶极子声学速度均方根值

Fig. 4 RMS value of the acoustic velocity of a stationary dipole at different observation points

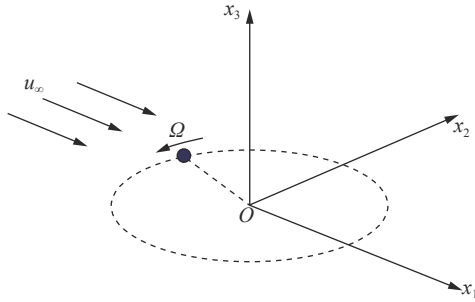


图 5 均匀平均流中旋转点源示意图

Fig. 5 The schematic of a rotating point source in a uniform mean flow

运动单极子点源的速度势函数为:

$$\phi(\mathbf{x}, t) = \frac{A}{4\pi\Re(1 - M_R)} \exp\left[i\omega\left(t - \frac{R}{c_\infty}\right)\right] \quad (38)$$

其中  $M_R$  为延迟时刻点源向观察点方向运动的马赫数, 由式(17)定义。图 6 为  $150^\circ$  观察点声学速度时间历程的数值解与理论解对比。公式 V1A-M 预测的声学速度分量  $u'_1$  与理论值基本吻合, 而  $u'_2$  与理论值存在大小和相位上的明显差异。公式 CV1A-M 的数值解与理论解的一致性进一步验证了其正确性。

图 7 对比了不同观察点处旋转单极子声学速度分量均方根值的数值解与理论解。公式 CV1A-M 的数值解与理论值是一致的, 公式 V1A-M 的数值解在

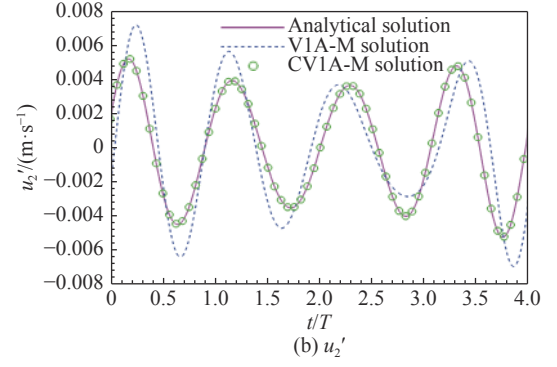
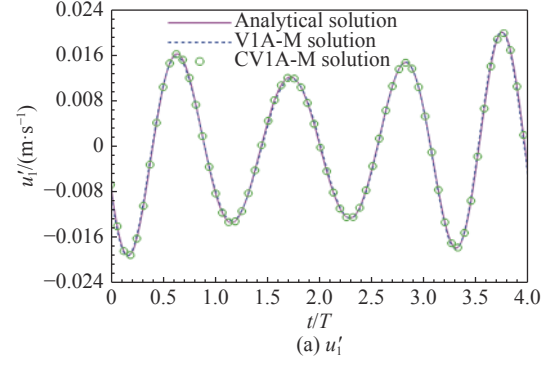


图 6  $\theta = 150^\circ$  旋转单极子声学速度时间历程

Fig. 6 Acoustic velocity time histories of a rotating monopole at  $\theta = 150^\circ$

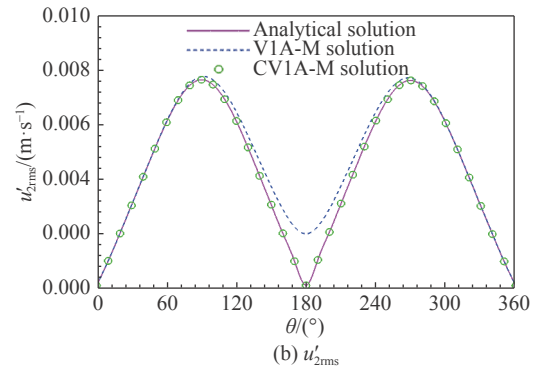
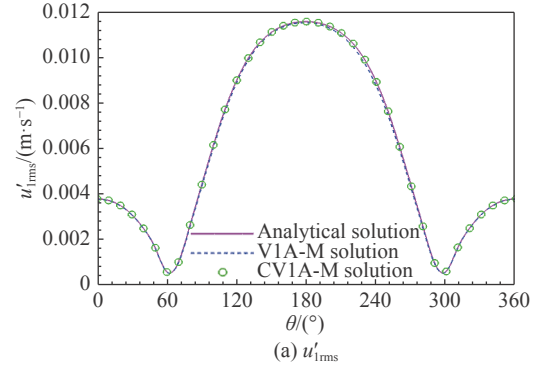


图 7 不同观察点处旋转单极子声学速度均方根值

Fig. 7 RMS value of the acoustic velocity of a rotating monopole at different observation points

点源上游方向, 尤其是  $180^\circ$  观察角附近, 与理论值差异明显。

### 3.4 均匀流中的旋转偶极子

仍然假设运动偶极子点源的轴线与 $x_2$ 轴对齐, 速度势函数可根据旋转单极子的势函数得到:

$$\phi(\mathbf{x}, t) = \frac{\partial}{\partial x_2} \left\{ \frac{A}{4\pi\mathcal{R}(1-M_R)} \exp \left[ i\omega \left( t - \frac{R}{c_\infty} \right) \right] \right\} \quad (39)$$

图8为 $150^\circ$ 观察点旋转偶极子声学速度时间历程的数值解与理论解对比。公式CV1A-M的数值解与理论解一致; 声学速度分量 $u'_1$ 的公式V1A-M数值解虽然大小与理论值不吻合, 但相位相同, 而分量 $u'_2$ 的公式V1A-M数值解大小和相位与理论值均存在巨大差异。图9比较了不同观察点处旋转偶极子声学速度分量均方根值的数值解与理论解。公式CV1A-M数值解与理论值一致, 公式V1A-M数值解在点源上游与理论解差异巨大。这是意料之中的结果。

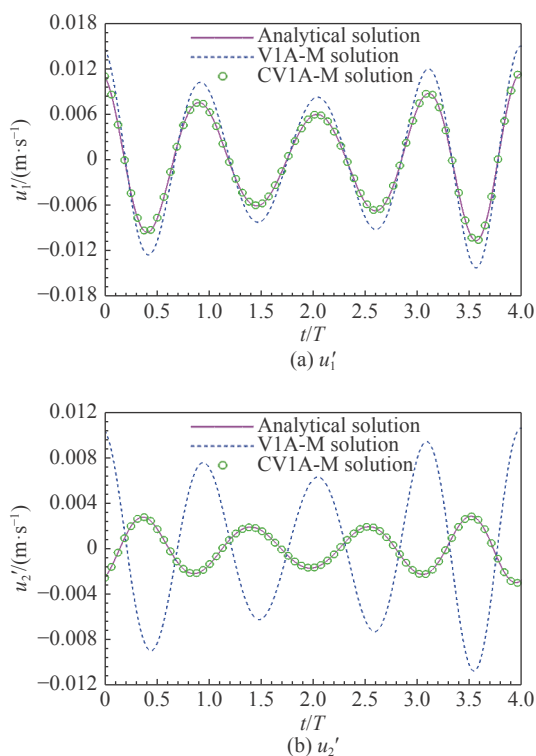


图8  $\theta = 150^\circ$ 旋转偶极子声学速度时间历程  
Fig. 8 Acoustic velocity time histories of a rotating dipole at  $\theta = 150^\circ$

均匀流中点源声辐射诱导的声压计算公式(35)是根据线化欧拉方程和声学速度计算公式(34)得到的, 因此对纯声学问题, 声学速度和声学压力满足线化欧拉方程。在上述4个典型算例中, 声学速度公式CV1A-M的数值解均与理论值一致, 证明了该公式的理论正确性。公式V1A-M不能实现均匀流中偶极子声学速度的预测, 并非线化欧拉方程不能描述偶极子声学速度, 而是可渗透载荷源部分丢失引起的。

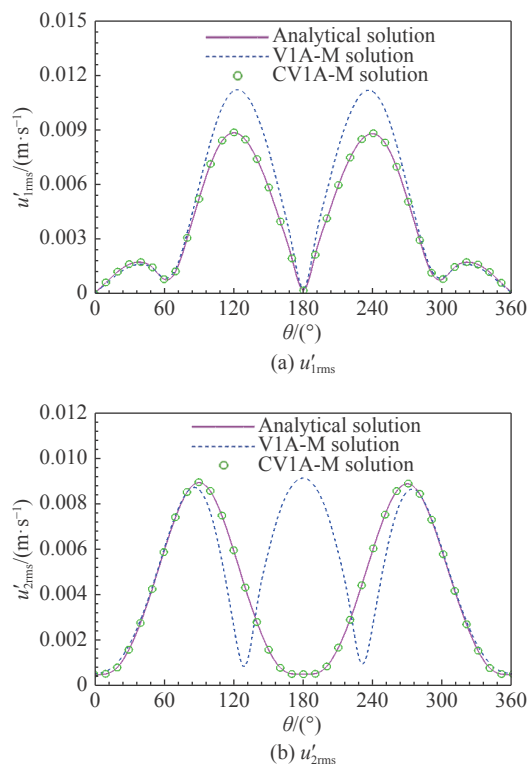


图9 不同观察点处旋转偶极子声学速度均方根值

Fig. 9 RMS value of the acoustic velocity of a rotating dipole at different observation points

## 4 结 论

文献[23]提出的对流矢量波动方程丢失了部分对声场有贡献的可渗透面载荷源, 使得公式V1-M和V1A-M难以准确外推声学速度, 即便对单极子算例, 数值解与理论值仍存在明显误差; 受均匀流对流作用影响, 点源上游方向的公式V1A-M数值解误差远大于下游方向误差。

通过考虑被丢失的可渗透载荷源贡献, 发展了积分解析公式CV1A-M。对均匀流中静止或旋转单极子和偶极子而言, 公式CV1A-M的数值解与理论值一致。均匀流中的偶极子点源声辐射不会诱发涡波扰动, 线化欧拉方程可以准确描述偶极子诱导的声学速度与声学压力间的关系。

对真实的流动诱发气动噪声问题, 可渗透面往往穿过一定的非线性区域。尽管主要的气动声源被可渗透面包围, 但当涡波通过可渗透面时, 涡波扰动会被收集为积分面的输入而产生伪声。声学速度公式CV1A-M的实际应用还需发展相应的伪声抑制方法, 这是未来需要关注的研究方向。

## 参 考 文 献:

- [1] FLOWCS WILLIAMMS J E, HAWKINGS D L. Sound generation by

- turbulence and surfaces in arbitrary motion[J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical and Physical Sciences*, 1969, 264 (1151): 321–342.  
doi: 10.1098/rsta.1969.0031
- [2] NAJAFI-YAZDI A, BRÈS G A, MONGEAU L. An acoustic analogy formulation for moving sources in uniformly moving media[J]. *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 2011, 467 (2125): 144–165.  
doi: 10.1098/rspa.2010.0172
- [3] GHORBANIASL G, LACOR C. A moving medium formulation for prediction of propeller noise at incidence[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2012, 331 (1): 117–137.  
doi: 10.1016/j.jsv.2011.08.018
- [4] ZHONG S Y, ZHANG X. A sound extrapolation method for aeroacoustics far-field prediction in presence of vortical waves[J]. *Journal of Fluid Mechanics*, 2017, 820: 424–450.  
doi: 10.1017/jfm.2017.219
- [5] FARASSAT F. Derivation of formulations 1 and 1A of farassat[R]. NASA/TM-2007-214853, 2007
- [6] DUNN M H. The acoustic analogy in four dimensions[J]. *International Journal of Aeroacoustics*, 2019, 18 (8): 711–751.  
doi: 10.1177/1475472X19890259
- [7] MAO Y J, XU C, QI D T. Computation of instantaneous and time-averaged active acoustic intensity field around rotating source[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2015, 337: 95–115.  
doi: 10.1016/j.jsv.2014.10.023
- [8] CROAKER P, KESSISSOGLOU N, MARBURG S. Aeroacoustic scattering using a particle accelerated computational fluid dynamics/boundary element technique[J]. *AIAA Journal*, 2016, 54 (7): 2116–2133.  
doi: 10.2514/1.J054260
- [9] XU C, MAO Y J, HU Z W. Improved equivalent source method to predict sound scattered by solid surfaces[J]. *AIAA Journal*, 2018, 57 (2): 513–520.  
doi: 10.2514/1.J057490
- [10] LEE S, BRENTNER K S, MORRIS P J. Assessment of time-domain equivalent source method for acoustic scattering[J]. *AIAA Journal*, 2011, 49 (9): 1897–1906.  
doi: 10.2514/1.J050736
- [11] MAO Y J, CAI J C, GU Y Y, et al. Direct evaluation of acoustic-intensity vector field around an impedance scattering body[J]. *AIAA Journal*, 2014, 53 (5): 1362–1371.  
doi: 10.2514/1.J053431
- [12] FARASSAT F, BRENTNER K. The derivation of the gradient of the acoustic pressure on a moving surface for application to the fast scattering code (FSC)[R]. NASA/TM-2005-213777, 2005.
- [13] LEE S, BRENTNER K S, FARASSAT F, et al. Analytic formulation and numerical implementation of an acoustic pressure gradient prediction[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2009, 319 (3-5): 1200–1221.  
doi: 10.1016/j.jsv.2008.06.028
- [14] LEE S, BRENTNER K S, MORRIS P J. Time-domain approach for acoustic scattering of rotorcraft noise[J]. *Journal of the American Helicopter Society*, 2012, 57 (4): 1–12.  
doi: 10.4050/jahs.57.042001
- [15] GHORBANIASL G, HUANG Z J, SIOZOS-ROUSOULIS L, et al. Analytical acoustic pressure gradient prediction for moving medium problems[J]. *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 2015, 471 (2184): 20150342.  
doi: 10.1098/rspa.2015.0342
- [16] BI C X, WANG Z H, ZHANG X Z. Analytic time-domain formulation for acoustic pressure gradient prediction in a moving medium[J]. *AIAA Journal*, 2017, 55 (8): 2607–2616.  
doi: 10.2514/1.J055630
- [17] GHORBANIASL G, CARLEY M, LACOR C. Acoustic velocity formulation for sources in arbitrary motion[J]. *AIAA Journal*, 2012, 51 (3): 632–642.  
doi: 10.2514/1.J051958
- [18] MAO Y J, ZHANG Q L, XU C, et al. Two types of frequency-domain acoustic-velocity formulations for rotating thickness and loading sources[J]. *AIAA Journal*, 2014, 53 (3): 713–722.  
doi: 10.2514/1.J053230
- [19] MAO Y J, GU Y Y, XU C. Validation of frequency-domain method to compute noise radiated from rotating source and scattered by surface[J]. *AIAA Journal*, 2016, 54 (4): 1188–1197.  
doi: 10.2514/1.J053674
- [20] LEE S, BRENTNER K S. Comment on “acoustic velocity formulation for sources in arbitrary motion” [J]. *AIAA Journal*, 2016, 54 (5): 1810–1811.  
doi: 10.2514/1.J054845
- [21] MAO Y J, TANG H T, XU C. Vector wave equation of aeroacoustics and acoustic velocity formulations for quadrupole source[J]. *AIAA Journal*, 2016, 54 (6): 1922–1931.  
doi: 10.2514/1.J054687
- [22] KAMBE T. A new formulation of equations of compressible fluids by analogy with Maxwell's equations[J]. *Fluid Dynamics Research*, 2010, 42 (5): 055502.  
doi: 10.1088/0169-5983/42/5/055502
- [23] MAO Y J, HU Z W, XU C, et al. Vector aeroacoustics for uniform mean flow: acoustic velocity and vortical velocity[J]. *AIAA Journal*, 2018, 56 (7): 2782–2793.  
doi: 10.2514/1.J056852
- [24] CASALINO D. An advanced time approach for acoustic analogy predictions[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2003, 261 (4): 583–612.  
doi: 10.1016/S0022-460X(02)00986-0

(本文责编:周奇杰)

文章编号: 0258-1825(2023)07-0093-09

# 笛卡尔网格下精确高效的壁面距离计算方法

孟爽<sup>1,2</sup>, 周丹<sup>1</sup>, 李雪亮<sup>2</sup>, 毕林<sup>2,3,\*</sup>

(1. 中南大学 轨道交通安全教育部重点实验室, 长沙 410075;

2. 空气动力学国家重点实验室, 绵阳 621000;

3. 中国空气动力研究与发展中心 计算空气动力研究所, 绵阳 621000)

**摘要:**对于笛卡尔网格方法, 壁面距离是采用虚拟单元法精确处理物面边界的重要参数, 同时也是网格自适应后制约流动计算效率的关键因素之一。针对现有壁面距离计算方法结果不精确、效率不高的问题, 引入三角形参数化方法, 将空间点到三角形物面离散网格的最小距离问题转换为约束条件下一维极值问题, 仅需通过符号判断和少量加减乘运算, 即可确定最小距离, 计算精度和效率大幅提高; 发展嵌套包围盒概念的 KDT(K-dimensional tree)物面网格数据存储结构, 优化 KDT 最近邻搜索算法中距物面较远数据点回溯过程, 实现了最小距离对应的三角形的快速定位。运用球、导弹、DPW6 等三维几何构型对上述方法考核验证结果表明, 计算得到的壁面距离与解析值的误差在百万分之一以内, 十亿量级网格规模下的单核计算效率接近已有文献中的并行计算效率。

**关键词:**笛卡尔网格; 壁面距离; 计算效率; KDT; 回溯方法

中图分类号: V211.3 文献标识码: A doi: 10.7638/kqdlxxb-2021.0359

## Accurate and efficient wall distance calculation method for Cartesian grids

MENG Shuang<sup>1,2</sup>, ZHOU Dan<sup>1</sup>, LI Xueliang<sup>2</sup>, BI Lin<sup>2,3,\*</sup>

(1. Key Laboratory of Traffic Safety on Track (Central South University), Ministry of Education, Changsha 410075, China;

2. State Key Laboratory of Aerodynamics, Mianyang 621000, China;

3. Computational Aerodynamics Institute of China Aerodynamics Research and Development Center, Mianyang 621000, China)

**Abstract:** The wall distance of Cartesian grids is an essential parameter for the proper wall treatment using ghost cells and is also one of the critical factors governing the efficiency of the flow field simulation after mesh adaptation. This paper proposes a triangular parameterization method that converts the problem of computing the minimum distance between spatial points and discretized triangular meshes on the surface into a constrained one-dimensional extremum problem. This simplification only requires symbolic judgments and a small number of addition, subtraction and multiplication operations to obtain the minimal distance, yielding significant improvements in the accuracy and efficiency compared to existing methods. Meanwhile, a KDT (K-dimensional tree) data structure based on the nested enclosing box concept is developed to optimize the backtracking of data points far from the surface in the KDT nearest neighbor search algorithm. The application of this method to three-dimensional geometries such as spheres, missiles, and DPW6 demonstrates that the error between the computed wall distance and the resolved one is within one millionth. Moreover, the computational costs of using a single core for billion-scale grids are comparable to those of parallel computation using existing methods.

**Keywords:** Cartesian grid; wall distance; computational efficiency; K-dimensional tree; backtracking

收稿日期: 2021-11-08; 修订日期: 2022-03-14; 录用日期: 2022-04-12; 网络出版时间: 2023-05-11

基金项目: 国家数值风洞工程(NNW2018-ZT1A02); 中南大学研究生自主探索创新项目(206021722)

作者简介: 孟爽(1994-), 男, 河南许昌人, 博士研究生, 研究方向: 网格生成技术. E-mail: 174211038@csu.edu.cn

通信作者: 毕林\*, 研究员, 研究方向: 转捩、湍流. E-mail: bzbaby1010@163.com

引用格式: 孟爽, 周丹, 李雪亮, 等. 笛卡尔网格下精确高效的壁面距离计算方法[J]. 空气动力学学报, 2023, 41(7): 93-101.

MENG S, ZHOU D, LI X L, et al. Accurate and efficient wall distance calculation method for Cartesian grids[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2023, 41(7): 93-101(in Chinese). doi: 10.7638/kqdlxxb-2021.0359

## 符号说明

|                              |                              |
|------------------------------|------------------------------|
| $G$                          | 物面三角形单元集合                    |
| $N$                          | $G$ 中的元素个数                   |
| $i$                          | 维度(本文指 $x$ 、 $y$ 、 $z$ 三个维度) |
| $(G_{\min}^i, G_{\max}^i)$   | 几何的最小包围盒                     |
| $d$                          | KDT的深度                       |
| $u$                          | 当前划分维( $x$ , $y$ , 或 $z$ )   |
| $T_{\text{center}}$          | 三角形中心                        |
| $(K_{\min}^i, K_{\max}^i)$   | 节点 $K$ 对应的包围盒顶点              |
| $KL$                         | 节点 $K$ 的左子节点                 |
| $KR$                         | 节点 $K$ 的右子节点                 |
| $(KL_{\min}^i, KL_{\max}^i)$ | 节点 $K$ 的左子节点对应的包围盒           |
| $(KR_{\min}^i, KR_{\max}^i)$ | 节点 $K$ 的右子节点对应的包围盒           |
| $K_s^i$                      | 节点 $K$ 在第 $i$ 维度上剖面对应的值      |
| $l_{\min}$                   | 最小距离                         |
| $K_{\text{nearest}}$         | 最小距离对应的节点                    |
| $m$                          | 剖分轴                          |

## 0 引 言

笛卡尔网格可以不依赖物面网格直接生成,因具有自动化程度高、复杂外形适应性好、非定常/多尺度流动结构捕捉能力强等优势而广受关注<sup>[1]</sup>。

壁面距离的精确高效计算对实现笛卡尔网格方法具有重要意义:一方面,由于笛卡尔网格的非贴体特性,通常采用虚拟单元法处理物面边界<sup>[2-6]</sup>,需要根据物面确定虚拟单元的壁面距离,寻找参考点并插值获得其物理量,壁面距离精确计算对虚拟单元物面处理精准度有较大影响;另一方面,对于非定常流动或运动物体,笛卡尔网格会根据流场的变化或物体的运动进行自适应<sup>[7-8]</sup>,自适应后的网格壁面距离需重新计算,壁面距离计算效率成为制约流动计算效率的关键因素之一。

目前,壁面距离的计算方式主要分为求解偏微分方程<sup>[9-12]</sup>和采用几何方法直接计算<sup>[13-14]</sup>两类。第一类方法,将最小距离转换为关于波传播问题的偏微分方程数值求解<sup>[15]</sup>,需要额外的计算花费,壁面距离计算精度受数值离散精度的影响,且对于复杂外形适应性较差。第二类方法是根据空间点与物面离散网格的几何关系计算壁面距离。通常为简单起见,在物面网格足够密的情况下,求解空间网格点的壁面距离时,一般采用空间点到物面网格中心的距离代替最小距离。赵钟等<sup>[16]</sup>发现,这种近似距离会引起计算误差,不仅影响计算结果的精度,而且对计算稳定性造

成影响。为提高计算精度,有学者发展了根据空间点关于物面网格所在平面投影点与物面网格的几何关系计算壁面距离的 3D 投影法<sup>[16]</sup>、通过坐标变换转化为二维问题的 2D 法<sup>[17]</sup>等,但这些方法涉及大量向量计算和关系判断,计算量较大。

在几何方法求解壁面距离时,由于物面网格数目较大,计算效率的核心问题是如何快速定位到最短距离相关的物面网格,物面网格数据结构是关键。

最常见的方法是将物面网格顺序存入数组,采用遍历法搜索物面点得到壁面距离。网格规模较小时,计算量尚在承受范围之内。但是对于三维复杂几何外形的流场计算,物面网格数量可达到  $O(10^5) \sim O(10^6)$  量级,空间网格点可达到  $O(10^8) \sim O(10^9)$  量级,采用遍历法计算量达到  $O(10^{13}) \sim O(10^{15})$  量级。此种规模的计算量对整个计算周期的影响是巨大的。Boger<sup>[18]</sup>提出采用 ADT (alternating digital tree) 二叉树数据结构存储物面网格,计算效率大幅提高,成为目前最常用的物面网格数据存储方式。但对于复杂外形,ADT 平衡性下降,计算效率仍然差强人意。郭中州等<sup>[14]</sup>采用 KDT (K-dimensional tree) 存储物面网格,解决了 ADT 平衡性问题,计算效率进一步提升,但对于离物面较远的空间点,在运用 KDT 最近邻搜索算法时,超球面与分割面位置关系判断失准,需要反复回溯,计算量大。

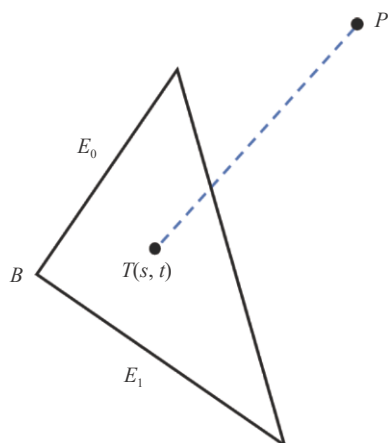
本文针对上述问题,引入三角形参数化方法,将空间点到三角形物面离散网格的最小距离问题转换为约束条件下一维极值问题;同时发展嵌套包围盒概念的 KDT 物面网格数据存储结构,优化 KDT 最近邻搜索算法中距物面较远数据点回溯过程,实现最小距离对应的三角形的快速定位。

## 1 点到三角形最小距离精确算法

点到空间三角形最小距离的问题<sup>[19]</sup>可描述为点  $P$  和三角形  $T(s, t) = B + sE_0 + tE_1$  之间的最小距离,其中  $(s, t) \in D = \{(s, t) : s \geq 0, t \geq 0, s + t \leq 1\}$ ,  $B$  为三角形的一个顶点,  $E_0$  和  $E_1$  分别为此顶点对应的三角形两条边。点  $P$  和三角形内任一点  $T(s, t)$  距离的平方为椭圆函数:

$$Q(s, t) = |T(s, t) - P|^2 = as^2 + 2bst + ct^2 + 2ds + 2et + f \quad (1)$$

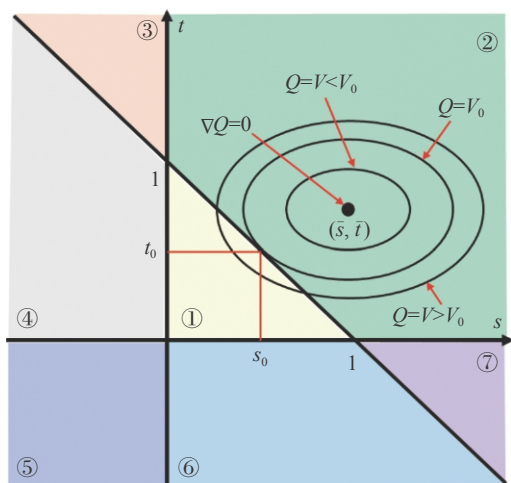
其中,  $(s, t) \in D$ ,  $a = E_0 \cdot E_0$ ,  $b = E_0 \cdot E_1$ ,  $c = E_1 \cdot E_1$ ,  $d = E_0 \cdot (B - P)$ ,  $e = E_1 \cdot (B - P)$ ,  $f = (B - P) \cdot (B - P)$ 。点  $P$  和三角形之间的关系如图 1 所示。

图 1 点  $P$  和三角形之间的关系Fig. 1 The relationship between  $P$  and the triangle

最小距离问题转换为在  $D$  内求连续可微函数  $Q(s, t)$  的极值问题。令：

$$\nabla Q = 2(as + bt + d, bs + ct + e) \quad (2)$$

当  $\bar{s} = (be - cd)/(ac - b^2)$  且  $\bar{t} = (bd - ae)/(ac - b^2)$  时，有  $\nabla Q = (0, 0)$ 。如果  $(s, t) \in D$ ，最小距离为点  $P$  到  $T(s, t)$  的距离；否则，最小距离出现在  $D$  的边界上。为了找到正确的边界，采用三角形区域  $D$  将  $s$ - $t$  平面划分为 ①~⑦ 七个区域，如图 2 所示。其中区域①对应三角形区域  $D$ ， $Q = V_0$  表示  $Q$  对应的椭圆与  $s + t = 1$  相切。

图 2 用三角域  $D$  划分  $s$ - $t$  平面以及不同等高线Fig. 2 Partition of a  $s$ - $t$  plane by triangle domain  $D$  and distance contours

如果  $(\bar{s}, \bar{t})$  在区域①，则与点  $P$  最近的点  $T(s, t)$  在三角形上。

如果  $(\bar{s}, \bar{t})$  在区域②，则与点  $P$  最近的点计算问题转换为在  $s \in [0, 1]$  内  $Q(s, t)$  等值线与直线  $s + t = 1$  的接触问题(可能是相切，也可能是相交于两个端点)，即寻找  $s_0 \in [0, 1]$ ，使得  $Q(s_0, 1 - s_0)$  达到极小值，这是个一维极值问题，仅需通过符号判断和少量加减乘运算即

可确定。 $(\bar{s}, \bar{t})$  在区域④或区域⑥时，处理方式与区域②类似。

如果  $(\bar{s}, \bar{t})$  在区域③，则与点  $P$  最近的点计算问题存在两种可能：1) 在  $s \in [0, 1]$  内  $Q(s, t)$  等值线与直线  $s + t = 1$  的接触问题；2) 在  $s \in [0, 1]$  内  $Q(s, t)$  等值线与直线  $s = 0$  的接触问题。如图 3 所示。

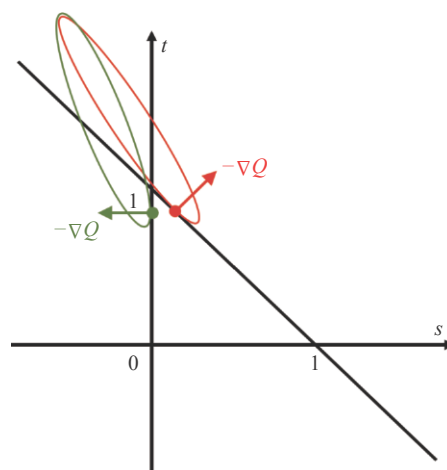


图 3 以区域③为中心的等高线与三角形接触的两种情况

Fig. 3 Two contour levels with centers in region ③ touching the triangle

在等值线上的任何一点， $-\nabla Q$  的方向均朝向椭圆内部。为简单起见，我们根据  $-\nabla Q$  沿顶点  $(0, 1)$  的两条边的方向导数的符号进行判断：

1) 对于边  $s + t = 1$ ，顶点  $(0, 1)$  处的方向导数为  $((1, -1)/\sqrt{2}) \cdot \nabla Q(0, 1)$ 。如果值为负，最小值出现在边  $s + t = 1$  上。最小值的情形对应图 3 红色曲线，处理方式和  $s \in [0, 1]$  在区域②类似。

2) 对于边  $s = 0$ ，顶点  $(0, 1)$  处的方向导数为  $(0, -1) \cdot \nabla Q(0, 1)$ 。如果值为负，最小值出现在边  $s = 0$  上。最小值的情形对应图 3 绿色曲线，处理方式和  $(\bar{s}, \bar{t})$  在区域②类似。

$(\bar{s}, \bar{t})$  在区域⑤或区域⑦时，处理方式与  $(\bar{s}, \bar{t})$  在区域③类似。

求得  $\bar{s}$  和  $\bar{t}$  之后，将其带入  $T(s, t) = B + sE_0 + tE_1$  即可得到点到三角形最小距离的交点，从而构建虚拟单元方法中的“镜像点”。此种方法将最小距离求解问题转换为一维极值问题，在计算距离时只在求  $\bar{s}$  或  $\bar{t}$  时进行一次浮点除法，其他均为简单的符号判断或加减乘运算，相比于 3D 投影法<sup>[16]</sup> 或 2D 法<sup>[17]</sup>，在保证计算精度的同时计算量相对较小。

## 2 物面单元的存储

### 2.1 嵌套包围盒概念的 KDT 参数定义

与文献 [14] 中只存储物面网格中心点不同，本文

发展了基于嵌套包围盒概念的 KDT, 不仅按逆时针顺序存储物面网格顶点信息(方便笛卡尔网格物面处理), 还同时包含 KDT 节点对应所有物面网格的最小包围盒, KDT 节点从上到下形成嵌套包围盒形式。嵌套包围盒的引入保证 KDT 每个节点包含当前节点对应三角形的所有信息, 且在最小距离查询时, 仅需要通过与剖分面(剖分面的大小由包围盒确定)坐标对比, 可以快速排除与目标点距离大于当前最小距离的三角形, 效率大幅提升。

## 2.2 嵌套包围盒概念的 KDT 建立步骤

步骤 1: 在正式创建 KDT 之前, 首先需要确定目标数据集  $G$  中三角形元素的数量  $N$ 。然后, 需要根据这  $N$  个元素确定  $G$  的最小包围盒, 包围盒的两个顶点分为  $(G_{\min}^i, G_{\max}^i)$ , 其中  $i=1, 2, 3$ , 其定义如图 4 所示。

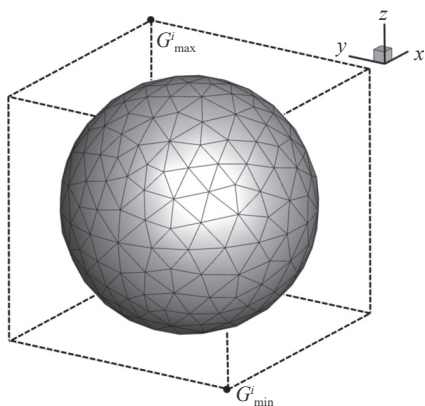


图 4 几何外形包围盒

Fig. 4 Geometry bounding box

步骤 2: 创建一个空的 KDT 备用。

步骤 3: 若  $N$  为 1, 则将此元素插入到当前 KDT 的节点中去, 同时, 将此节点的左右子树均置空。

步骤 4: 若  $N$  为 2, 则将第一个元素插入到当前 KDT 的节点中去, 同时规定第一维为划分维。此时, 只有第二个元素尚未被插入到 KDT 中。将第二个元素中心点与第一个元素的中心点在第一维的值进行比较。若第二个元素大于第一个元素, 则对当前节点的右子树进行步骤 3 的操作, 同时当前节点的左子树置空; 否则, 对当前节点的左子树进行步骤 3 的操作, 同时当前节点的右子树置空。此步骤中  $d$  加 1。

步骤 5: 若  $N$  大于 2, 则首先确定划分维。为了保证 KDT 的平衡, 划分维的确定是计算  $N$  个三角形的中心点  $T_{\text{center}}$  在各个维度的方差, 然后找出方差最大的维度即为划分维。然后将此  $N$  个元素中心点在方差最大的维度上按从小到大的顺序进行排序。将位于中间的元素插入到当前 KDT 的节点中去。小于此元素的将全部位于当前节点的左子树, 大于此元素的

将全部位于当前节点的右子树。对当前节点左子树和右子树的元素递归执行步骤 3 或步骤 4 或步骤 5, 直至所有元素全部插入到 KDT 中。

值得注意的是, 在向 KDT 中插入节点的同时, 节点对应的包围盒也在进行同步划分。例如 KDT 根节点对应的包围盒即为数据集  $G$  的包围盒  $(G_{\min}^i, G_{\max}^i)$ 。假设节点  $K$  对应的包围盒为  $(K_{\min}^i, K_{\max}^i)$ , 则  $K$  的左子节点  $KL$  的包围盒  $(KL_{\min}^i, KL_{\max}^i)$  为:

$$KL_{\min}^i = K_{\min}^i, KL_{\max}^i = \begin{cases} K_{\max}^i, & i \neq u \\ K_u^i, & i = u \end{cases} \quad (3)$$

$K$  的右子节点  $KR$  的包围盒  $(KR_{\min}^i, KR_{\max}^i)$  为:

$$KR_{\min}^i = \begin{cases} K_{\min}^i, & i \neq u \\ K_u^i, & i = u \end{cases}, KR_{\max}^i = K_{\max}^i \quad (4)$$

由于节点包围盒表示此空间区域内所有三角形元素集合的最小包围盒, 而在进行空间区域剖分时的依据是三角形中心点确定的平面, 所以节点包围盒与包围盒之间, 剖分面与剖分面之间会存在相交的部分。这种相交只会出现在三维及以上的情况。

## 2.3 创建 KDT 时间复杂度分析

由于 KDT 是一个二叉树, 所以对于给定的  $N$  个元素建成一个深度为  $d$  的最优 KDT 有:

$$N = 2^d + 2^{d-1} + \dots + 2^0 = (2 \times 2^d - 1) \quad (5)$$

则,  $d = \lceil \log_2((N+1)/2) \rceil$ , 这里的“ $\lceil \cdot \rceil$ ”表示不小于其内部数值的最小整数。KDT 建立过程中需不断进行求中值和排序操作, 且当树深为  $d$  时, 不需对仅剩的一个元素进行求中值和排序等操作。对  $N$  个元素创建 KDT, 时间复杂度为  $M \log_2 N$ , 这其中包括了求中值、排序以及构造  $N$  个节点的操作。若对相同的  $N$  个元素创建一个 ADT<sup>[20]</sup>, 只需在三个维度交替平分搜索空间, 每次划分后的两个子空间插入当前 ADT 的两个子节点, 递归循环直至所有物面点插入 ADT 即可, 不要求中值和排序操作, 仅需进行构造  $N$  个节点的操作。因此对  $N$  个元素创建 KDT 的时间复杂度要大于 ADT。但物面网格一般是不变的, 一次计算只需建立一次 KDT 或者 ADT, 因此相对于 ADT 来说, KDT 牺牲少许建树时间获取的计算时间收益是可观的。

## 3 最小距离查询

计算空间某点到物面的最小距离需要两个步骤。第一, 得到此点到物面最小距离的点所在的物面三角形; 第二, 采用点到三角形最小距离精确算法得到此点到物面的最小距离。本节基于 KDT 最近邻算法对第一步进行设计。

### 3.1 算法设计

1) 首先从 KDT 的根节点开始查询, 根据目标点与根节点剖分面的位置关系, 确定与目标点  $T$  潜在的最近点是在根节点的左子树还是右子树。

2) 根据 1) 确定的子树, 对此子树的节点进行步骤 1) 的操作。

3) 当递归访问至叶子节点时, 记录  $T$  与当前节点之间的距离作为当前最近距离  $l_{\min}$ , 当前节点作为与目标点  $T$  最近的节点记为  $K_{\text{nearest}}$ 。

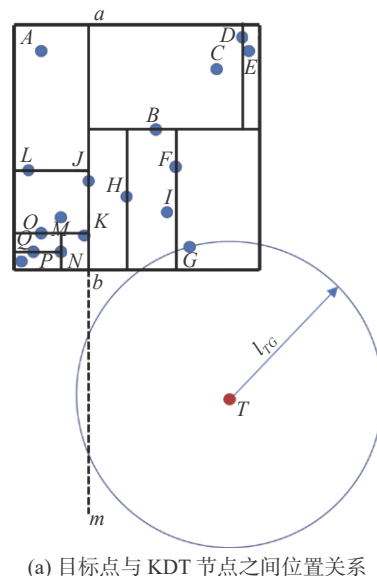
4) 进行回溯操作。回溯操作从当前最近的点  $K_{\text{nearest}}$  开始向上进一步查找。构造以  $T$  为球心,  $l_{\min}$  为半径的球。若球面与  $K_{\text{nearest}}$  父节点的剖分面相交, 则查找  $K_{\text{nearest}}$  的兄弟节点即  $K_{\text{nearest}}$  父节点的另外子树的节点, 同时计算  $T$  与  $K_{\text{nearest}}$  父节点之间的距离, 若小于当前最小距离, 则  $K_{\text{nearest}}$  和  $l_{\min}$  均进行更新; 若球面与剖分面不相交, 则说明  $K_{\text{nearest}}$  的兄弟节点中不存在比  $K_{\text{nearest}}$  与  $T$  更近的节点。

5) 执行步骤 4) 直至根节点。得到的  $K_{\text{nearest}}$  即为与  $T$  最近的点,  $l_{\min}$  为  $K_{\text{nearest}}$  与  $T$  的最小距离。至此最小距离查询模块结束。

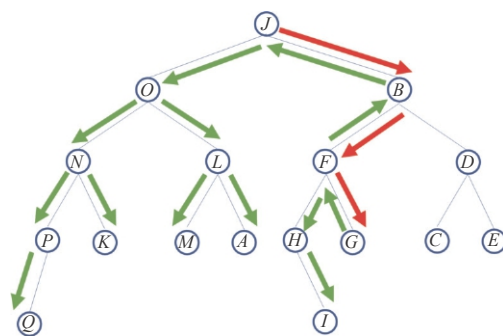
### 3.2 算法优化

在实际流场计算中, 存在空间网格点与物面距离较远的情况, 此时采用上述最小距离查询方法将面临回溯操作效率低下的问题。为了直观说明问题, 本小节以二维数据点为例进行说明, 给定随机分布的 17 个点, 对这些点创建 KDT, 如图 5 所示。给定目标单元  $T$ , 正常查找得到的最邻近单元是  $G$ 。在回溯操作中, 以  $T$  为圆心,  $T$  和  $G$  之间的距离  $l_{TG}$  为半径的圆与根节点  $J$  的剖分轴  $m$  相交。根据上述回溯步骤, 此时需在  $J$  的左子树进行查询。然而, 实际情况是圆与  $J$  的左子树并不相交。因此, 后续的回溯操作均为无效回溯, 这将大大浪费计算资源。为此, 本文在回溯操作时, 首先判断以  $T$  为圆心,  $T$  和  $G$  之间的距离  $l_{TG}$  为半径的圆是否与线段  $\overline{ab}$  相交 ( $\overline{ab}$  由剖分轴和当前包围盒确定)。若相交, 则进行正常的回溯操作; 若不相交, 则直接排除对应节点另外子树存在最小距离的可能性。采用改进前后的回溯法进行的回溯操作如图 5(b~c) 中绿色箭头所示。从图中可以看出, 改进后的回溯方法可极大减少不必要的回溯过程, 进而提高最小距离查询效率。

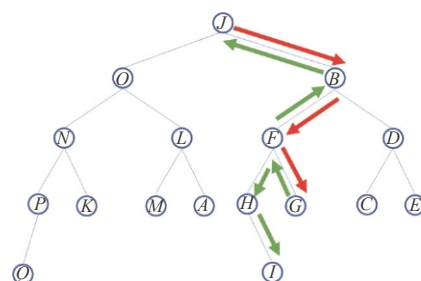
图 6 为球、导弹和 DPW6 三种几何外形及空间笛卡尔网格。为了定量对比改进前后回溯算法的效率, 本文对这三种不同几何外形进行了壁面距离查询测试。对几何外形进行壁面距离查找时, 存储所有空间网格点的壁面距离, 同时记录得到壁面距离所需的查



(a) 目标点与 KDT 节点之间位置关系



(b) 算法改进前最小距离查询路径



(c) 算法改进后最小距离查询路径

图 5 圆与剖分轴相交且回溯无效的情况

Fig. 5 Sketch of an optimized backtracking process when the circle intersects the split axis

找次数, 然后将查找次数的总和除以空间网格点数得到平均查找次数, 结果如图 7 所示。从图中可以看出, 针对不同外形, 本文改进的回溯方法均可有效减小查找次数。针对同一几何外形, 物面三角形数量越多, 查找次数减少的越明显。

## 4 算例测试

本小节对本文发展的壁面距离算法的准确性和效率进行了测试。测试的几何外形仍为球、导弹和 DPW6。为了保证测试结果的合理性, 本文所有工况

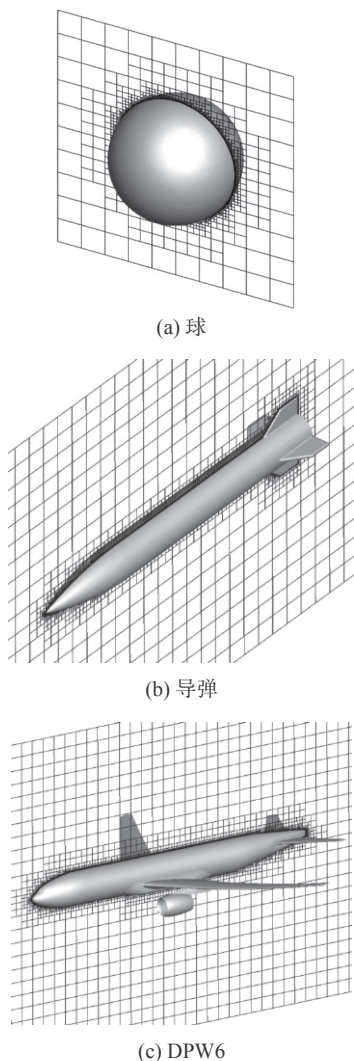


图6 三种几何外形  
Fig. 6 Three geometries

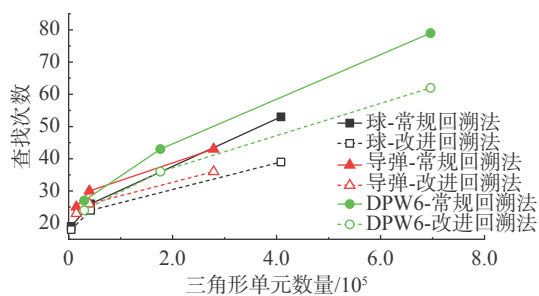


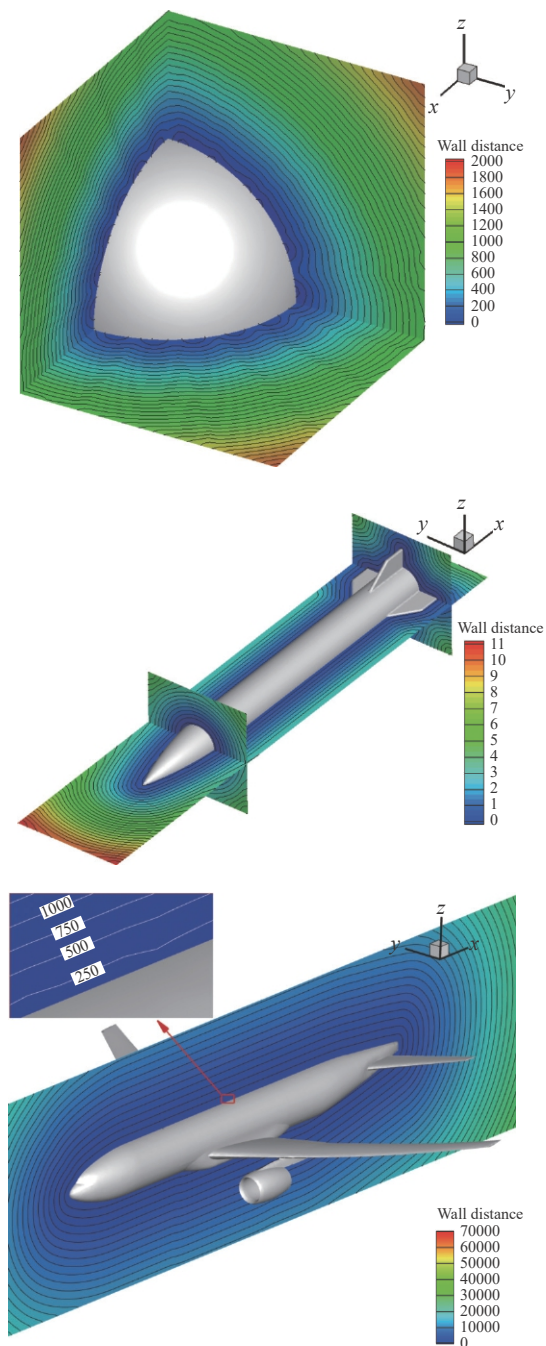
图7 求最小距离所需查找次数

Fig. 7 Number of queries for finding the minimum distance

均在 AMD EPYC 7702 的处理器上测试, 测试平台为 Window 10 系统及 Visual Studio 2012 版本。每个工况测试 10 次, 统计平均获得程序运行的时间。

首先对壁面距离结果的准确性进行对比测试。对壁面距离的两种计算方式进行对比, 第一种是近似壁面距离, 即空间点到物面三角形中心的最小距离, 第二种是精确壁面距离, 即采用本文发展的算法计算

得到的最小距离。计算结果如图 8 所示, 图 8(a) 为近似壁面距离计算的结果, 图 8(b) 为精确壁面距离计算所得结果。从图 8(a) 中可以明显看出, 球的近似壁面距离云图及等值线呈现波浪状, 与实际物理特征明显不符。采用本文方法计算得出的精确壁面距离等值线光滑平滑, 符合物理特征。对于几何外形较为复杂的 DPW6, 在远离壁面区域, 两种计算方法得出的壁面距离结果接近; 而在近壁区域, 采用近似壁面距离计算方法得到的壁面距离为 250 的等值线与实际几何特征误差较大, 而精确计算结果的近壁面等值线可较好反映近壁面物面特征。



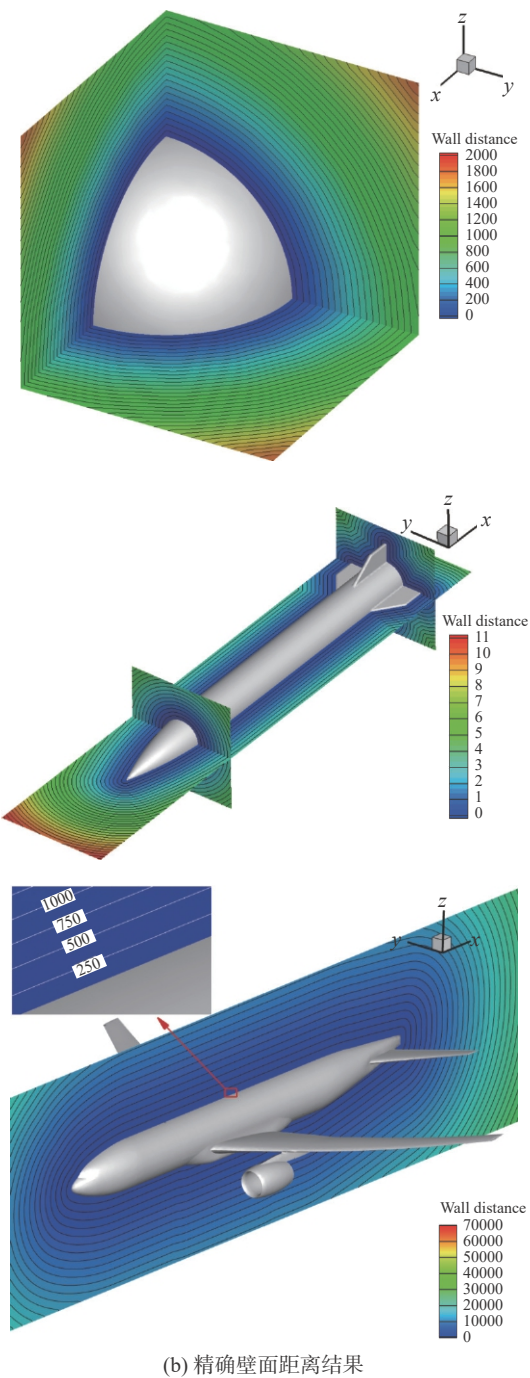


图 8 不同几何外形近似壁面距离与精确壁面计算结果云图及等值线

Fig. 8 Contours of approximate and accurate calculation results for wall distances of different geometric shapes

此外，以球为研究对象，我们将本文方法计算得到的壁面距离与解析解进行对比。结果表明本文方法的计算结果与解析解差异在百万分之一以内。因此，本文方法得到的壁面距离精确性较高。

在计算效率测试方面，对遍历法+精确距离、ADT+精确距离、KDT+精确距离，KDT+近似距离 4 种方法的计算效率进行对比。物面三角形数量、空间网格数量以及 CPU 运行时间如表 1 所示。从表中可以看出，采用 KDT 方法的计算效率相比遍历法和 ADT 方法均有量级的提升。尤其对于复杂的 DPW6 来说，采用遍历法的时间为 3 616.87 s，KDT 只需 2.92 s，效率提升超过 1 000 倍。而对于简单的球来说，效率提升仅不到 300 倍。因此，壁面距离查询效率的提升程度与几何外形密切相关。

精确距离的计算要比近似距离的计算多调用一个点到三角形距离的函数，此函数在回溯过程中频繁调用会增加计算耗时。从定量结果来看，精确距离计算耗时为近似距离计算耗时的 2 倍左右，但这对整个计算周期的耗时影响并不明显。因此，通过增加少量计算时间来获取计算精度收益是值得的。

为了进一步测试本文发展的方法在大规模网格计算时的效率，我们选用 DPW6 外形进行物面网格离散并生成空间笛卡尔网格。物面三角形网格数量跨越万、十万以及百万 3 个量级；空间笛卡尔网格数量跨越千万、亿以及十亿 3 个量级。效率测试结果如表 2 所示，结果表明，对于同一种物面离散方式，CPU 运行时间与空间网格数量大致呈正比；对于同一数量空间网格（由于物面网格数量不同，加密相同层级生成的空间笛卡尔网格数量有略微差异），物面网格数量从 30 021 增加到 1 417 181 时，CPU 运行时间仅增加为原来的 1~2 倍，这再次说明了本文基于 KDT 的回溯方法的高效性。

为了与文献 [16] 中计算效率进行对比，本文选用 JSM(JAXA standard model)标模进行壁面距离查询测试，网格规模为 33 亿。本文方法(无并行)进行壁面距离查询所需时间大致为 0.51 h，文献 [16] 中采用

表 1 壁面距离查询所需时间

Table 1 Wall-distance querying time

| 几何   | 三角形数量  | 空间网格数量     | CPU运行时间/s |          |          |          |
|------|--------|------------|-----------|----------|----------|----------|
|      |        |            | 遍历法+精确距离  | ADT+精确距离 | KDT+精确距离 | KDT+近似距离 |
| 球    | 4 926  | 19 417 572 | 2 778.72  | 130.30   | 9.86     | 5.08     |
| 导弹   | 33 522 | 5 865 833  | 5 840.59  | 94.83    | 7.67     | 2.66     |
| DPW6 | 30 021 | 4 205 462  | 3 616.87  | 140.49   | 2.92     | 1.89     |

并行方法对进行壁面距离查询所需时间为 0.42 h。因此,除去网格类型、测试环境带来的误差,总体来说,本文方法在大规模网格下仍表现出较高效率。

表 2 DPW6 壁面距离计算效率  
Table 2 Wall-distance calculation time for DPW6

| 三角形数量     | 空间网格数量        | CPU运行时间/s |
|-----------|---------------|-----------|
| 30 021    | 68 550 764    | 37.64     |
|           | 274 828 969   | 147.41    |
|           | 1 100 690 083 | 588.37    |
| 176 493   | 68 479 637    | 46.78     |
|           | 274 551 797   | 172.75    |
|           | 1 099 579 946 | 692.55    |
| 1 417 181 | 68 449 565    | 80.83     |
|           | 274 393 576   | 229.16    |
|           | 1 098 946 203 | 794.95    |

## 5 结 论

在本文工作中,我们基于笛卡尔网格发展了一种壁面距离计算方法,具备精确性、高效性以及通用性。基于本文内容,主要有以下 3 个方面结论:

1)在提高壁面距离计算的准确性方面,我们将物面三角形进行参数化( $s$  和  $t$ )表示,根据  $s$  和  $t$  的取值范围将  $s$ - $t$  平面分为 7 个区域,对不同区域进行分情况讨论,从而将求最小距离问题巧妙地转化为求约束条件下一维极值问题,计算量大幅减少。

2)在提高计算效率方面,采用平衡的 KDT 存储物面三角形所有顶点信息并建立相应的嵌套包围盒,使得在最小距离查询时尽可能快速排除在目标范围之外的单元;同时优化了当前超球面与剖分平面的位置判断法则,解决了在距离物面较远处因无效回溯次数过多导致查询效率下降的问题。

3)此外,本文的壁面距离查询模块是一个单独的模块,在计算壁面距离时,仅需知道空间网格点的位置信息以及物面三角形信息。因此,本文发展的壁面距离计算方法不仅对笛卡尔网格,对结构网格、非结构网格以及重叠网格等也可较好兼容,可方便程序的移植。

本文采用 3 个三维几何外形对本文方法进行测试,结果表明计算得到的壁面距离与解析值的误差在百万分之一以内,有较高的精确性;十亿量级网格规模下的单核计算效率与已有文献 [16] 的并行计算效率相当。虽然在大规模网格测试中表现出较高的计算效率,但仍有提升空间。下一步我们计划添加

OpenMP/MPI 并行方法进一步提升计算效率,以满足下一代超大规模 CFD 湍流模拟的需求。

## 参 考 文 献:

- [1] CAPIZZANO F. Automatic generation of locally refined Cartesian meshes: data management and algorithms[J]. *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, 2018, 113 (5): 789–813. doi: 10.1002/nme.5636
- [2] XIN J J, CHEN Z L, SHI F, et al. A radial basis function-based ghost cell method for complex rigid or flexible moving boundary flows[J]. *International Journal of Computational Methods*, 2021, 18 (1): 2050025. doi: 10.1142/s0219876220500255
- [3] HONG S, YOON D, HA S, et al. A ghost-cell immersed boundary method for unified simulations of flow over finite- and zero-thickness moving bodies at large CFL numbers[J]. *Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics*, 2021, 15 (1): 437–461. doi: 10.1080/19942060.2021.1880971
- [4] PETON N, LARDJANE N. An immersed boundary method for geometrical shock dynamics[J]. *Journal of Computational Physics*, 2020, 417: 109573. doi: 10.1016/j.jcp.2020.109573
- [5] AL-MAROUF M, SAMTANEY R. A versatile embedded boundary adaptive mesh method for compressible flow in complex geometry[J]. *Journal of Computational Physics*, 2017, 337: 339–378. doi: 10.1016/j.jcp.2017.02.044
- [6] SESHADRI P K, DE A. A novel sharp interface immersed boundary framework for viscous flow simulations at arbitrary Mach number involving complex and moving boundaries[J]. *Computers & Fluids*, 2020, 206: 104579. doi: 10.1016/j.compfluid.2020.104579
- [7] PÉRON S, BENOIT C. Automatic off-body overset adaptive Cartesian mesh method based on an octree approach[J]. *Journal of Computational Physics*, 2013, 232 (1): 153–173. doi: 10.1016/j.jcp.2012.07.029
- [8] GRIMBERG S, FARHAT C. Fast computation of the wall distance in unsteady Eulerian fluid-structure computations[J]. *International Journal for Numerical Methods in Fluids*, 2019, 89 (4-5): 143–161. doi: 10.1002/fld.4686
- [9] TUCKER P G. Differential equation-based wall distance computation for DES and RANS[J]. *Journal of Computational Physics*, 2003, 190 (1): 229–248. doi: 10.1016/S0021-9991(03)00272-9
- [10] XU J L, YAN C, FAN J J. Computations of wall distances by solving a transport equation[J]. *Applied Mathematics and Mechanics*, 2011, 32 (2): 141–150. doi: 10.1007/s10483-011-1401-8
- [11] TUCKER P G, RUMSEY C L, SPALART P R, et al. Computations of wall distances based on differential equations[J]. *AIAA Journal*, 2005, 43 (3): 539–549. doi: 10.2514/1.8626
- [12] TUCKER P G. Assessment of geometric multilevel convergence robustness and a wall distance method for flows with multiple internal boundaries[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 1998, 22 (4-5): 293–311. doi: 10.1016/S0307-904X(98)10007-0
- [13] 王刚, 曾铮, 叶正寅. 混合非结构网格下壁面最短距离的快速计算方法[J]. *西北工业大学学报*, 2014, 32 (4): 511–516. WANG G, ZENG Z, YE Z Y. An efficient search algorithm for

- calculating minimum wall distance of unstructured mesh[J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2014, 32(4): 511–516 (in Chinese).  
doi: [10.3969/j.issn.1000-2758.2014.04.007](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-2758.2014.04.007)
- [14] 郭中州, 何志强, 夏陈超, 等. 高效计算网格壁面距离的KD树方法[J]. *国防科技大学学报*, 2017, 39(4): 21–25.  
GUO Z Z, HE Z Q, XIA C C, et al. KD tree method for efficient wall distance computation of mesh[J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2017, 39(4): 21–25 (in Chinese).  
doi: [10.11887/j.cn.201704004](https://doi.org/10.11887/j.cn.201704004)
- [15] ROGET B, SITARAMAN J. Wall distance search algorithm using voxelized marching spheres[J]. *Journal of Computational Physics*, 2013, 241: 76–94.  
doi: [10.1016/j.jcp.2013.01.035](https://doi.org/10.1016/j.jcp.2013.01.035)
- [16] 赵钟, 何磊, 张健, 等. 湍流模拟壁面距离MPI/OpenMP混合并行计算方法[J]. *空气动力学学报*, 2019, 37(6): 883–892.  
ZHAO Z, HE L, ZHANG J, et al. MPI/OpenMP hybrid parallel computation of wall distance for turbulence flow simulations[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2019, 37(6): 883–892 (in Chinese).  
doi: [10.7638/kqdlxb-2017.0199](https://doi.org/10.7638/kqdlxb-2017.0199)
- [17] JONES M W. 3D distance from a point to a triangle[R]. Wales: Department of Computer Science, University of Wales Swansea, February 1995.
- [18] BOGER D A. Efficient method for calculating wall proximity[J]. *AIAA Journal*, 2001, 39(12): 2404–2406.  
doi: [10.2514/2.1251](https://doi.org/10.2514/2.1251)
- [19] EBERLY D. Distance between point and triangle in 3D[EB/OL]. 2008.  
<https://www.geometrictools.com/Documentation/DistancePoint3Triangle3.pdf>
- [20] BONET J, PERAIRE J. An alternating digital tree (ADT) algorithm for 3D geometric searching and intersection problems[J]. *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, 1991, 31(1): 1–17.  
doi: [10.1002/nme.1620310102](https://doi.org/10.1002/nme.1620310102)

( 本文责编: 徐燕 )

文章编号: 0258-1825(2023)07-0102-10

## 8 m × 6 m 低速风洞悬臂支撑机构远场干扰试验

刘李涛, 黄志远, 陈洪\*, 范利涛, 李小兵, 刘砚

(中国空气动力研究与发展中心 低速空气动力研究所, 绵阳 621000)

**摘要:** 8 m × 6 m 低速风洞悬臂支撑机构是风洞主力支撑装置, 其对试验模型的气动干扰可分为近场干扰和远场干扰(主要为悬臂干扰)两部分, 采用两步法进行的支撑干扰试验一般仅获取近场干扰量, 而获取远场干扰量则较为复杂, 普遍对其进行了忽略。本文在 8 m × 6 m 低速风洞采用流场测量和典型模型测力试验方法对悬臂支撑机构远场(悬臂)干扰进行了研究, 获得了较为可靠的悬臂干扰特性, 并建立了基本修正方法, 可为后续 8 m × 6 m 低速风洞悬臂支撑机构远场干扰通用修正方法的建立和验证提供数据支撑。

**关键词:** 低速风洞; 悬臂支撑机构; 远场干扰; 试验; 修正方法

中图分类号: V211.7 文献标识码: A doi: 10.7638/kqdlxxb-2022.0110

### Experiment of far-field interference of cantilever support device in 8 m × 6 m low speed wind tunnel

LIU Litao, HUANG Zhiyuan, CHEN Hong\*, FAN Litao, LI Xiaobing, LIU Yan

(Low Speed Aerodynamics Institute of China Aerodynamics Research and Development Center, Mianyang 621000, China)

**Abstract:** The cantilever support device is one of the most commonly used support devices in the 8 m × 6 m low-speed wind tunnel. However, it inevitably exerts aerodynamic interference on the test model, which can be divided into near-field and far-field interferences. Correction of the aerodynamic interference is indispensable for obtaining reliable aerodynamic performance of testing models. The two-step method is commonly used in conventional support interference tests, where only the near-field interference is usually obtained, but the far-field interference is difficult to acquire. In this paper, the aerodynamic interference of the cantilever support device is studied by flow field and force measurement of typical models in the 8 m × 6 m low speed wind tunnel (FL-13) of China Aerodynamic Research and Development Center. Based on analyses of the interference characteristics of the cantilever support device, we propose an effective method for correcting the support interference. These results provide valuable support for developing and verifying the far-field interference correction methods in the 8 m × 6 m low speed wind tunnel.

**Keywords:** low speed wind tunnel; cantilever support device; far-field interference; test; correction method

## 0 引言

风洞试验中, 模型支撑装置的存在会对模型表面及其附近流场产生影响(磁悬浮除外), 从而对测量的模型气动数据带来干扰<sup>[1-2]</sup>, 有些测量值甚至会严重偏离真实结果。国内外研究者针对风洞试验支撑

干扰问题进行了大量的研究, 探索出了许多支撑设计优化和工程修正方法, 并积累了宝贵的经验<sup>[3-12]</sup>。

中国空气动力研究与发展中心低速空气动力研究所 8 m × 6 m 低速风洞(FL-13)主力支撑装置为悬臂支撑机构, 运输类飞机模型主要采用基于该机构的斜腹撑形式支撑(如图 1 所示)试验, 该支撑装置由翼

收稿日期: 2022-06-24; 修订日期: 2022-09-27; 录用日期: 2022-10-13; 网络出版时间: 2022-11-17

作者简介: 刘李涛(1982-), 男, 四川荣县人, 副研究员, 研究方向: 低速风洞试验与计算研究. E-mail: llt44@163.com

通信作者: 陈洪\*(1975-), 男, 四川简阳人, 高级工程师, 研究方向: 低速风洞试验技术. E-mail: 738116368@163.com

引用格式: 刘李涛, 黄志远, 陈洪, 等. 8 m × 6 m 低速风洞悬臂支撑机构远场干扰试验[J]. 空气动力学学报, 2023, 41(7): 102-111.

LIU L T, HUANG Z Y, CHEN H, et al. Experiment of far-field interference of cantilever support device in 8 m × 6 m low speed wind tunnel[J].

Acta Aerodynamica Sinica, 2023, 41(7): 102-111(in Chinese). doi: 10.7638/kqdlxxb-2022.0110



图 1 8 m × 6 m 低速风洞悬臂支撑机构

Fig. 1 The cantilever support device in 8 m × 6 m wind tunnel

型支杆、直支杆、攻角头、悬臂和双立柱等部分组成。

文献 [13] 中的 DNW-LLF 风洞模型支撑系统与 8 m × 6 m 低速风洞悬臂支撑机构相似, 均存在“悬臂”的特征, 基于对该类支撑干扰的物理模型分析, 可将其支撑干扰分解为近场干扰和远场干扰。尾流直接作用于模型的支撑干扰一般定义为近场干扰, 而尾流不直接作用于模型的支撑干扰一般定义为远场干扰(如图 2 所示)。

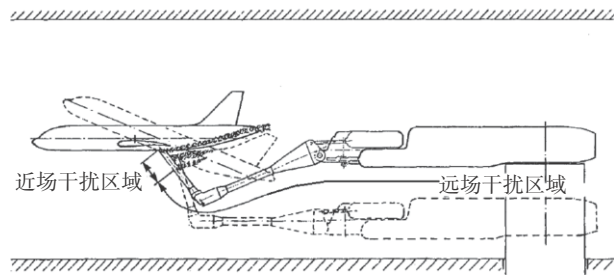


图 2 DNW-LLF 风洞支撑装置近场和远场干扰

Fig. 2 Near-field and far-field interferences of support device in DNW-LLF wind tunnel

DNW-LLF 风洞支撑干扰的分解是基于气动干扰模型建立的。本文研究过程中, 结合 8 m × 6 m 低速风洞悬臂支撑机构支撑干扰试验方法, 对上述支撑干扰分解进行了调整: 将可通过支撑干扰试验模拟的翼型支杆、直支杆、攻角头定义为近场支架, 将不能(或难以)通过支撑干扰试验模拟的悬臂和双立柱定义为远场支架(如图 3 所示)。

可见, 按照 8 m × 6 m 低速风洞悬臂支撑机构支撑干扰试验方法, 远场干扰量通常难以直接获取, 而远场干扰中的悬臂干扰量在某些情况下又不能简单忽略, 在一定程度上影响了试验数据准确度, 应当对远场悬臂干扰特性进行研究和修正。本文针对悬臂干扰特点, 在 8 m × 6 m 低速风洞采用流场测量和典型模型(主要为 CHN-T1 标模<sup>[14-16]</sup>)测力试验方法进行了研究。

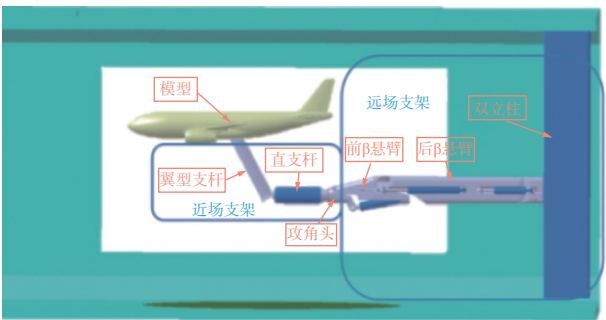


图 3 8 m × 6 m 低速风洞悬臂支撑机构近场和远场支架

Fig. 3 Near-field and far-field parts of the cantilever support in 8 m × 6 m wind tunnel

1 悬臂支撑机构远场干扰误差分析

为分析 8 m × 6 m 低速风洞悬臂支撑机构远场悬臂干扰的误差, 对模型 4 种试验状态定义如图 4 所示: A 状态为“腹撑”状态(基本试验状态), B1 状态

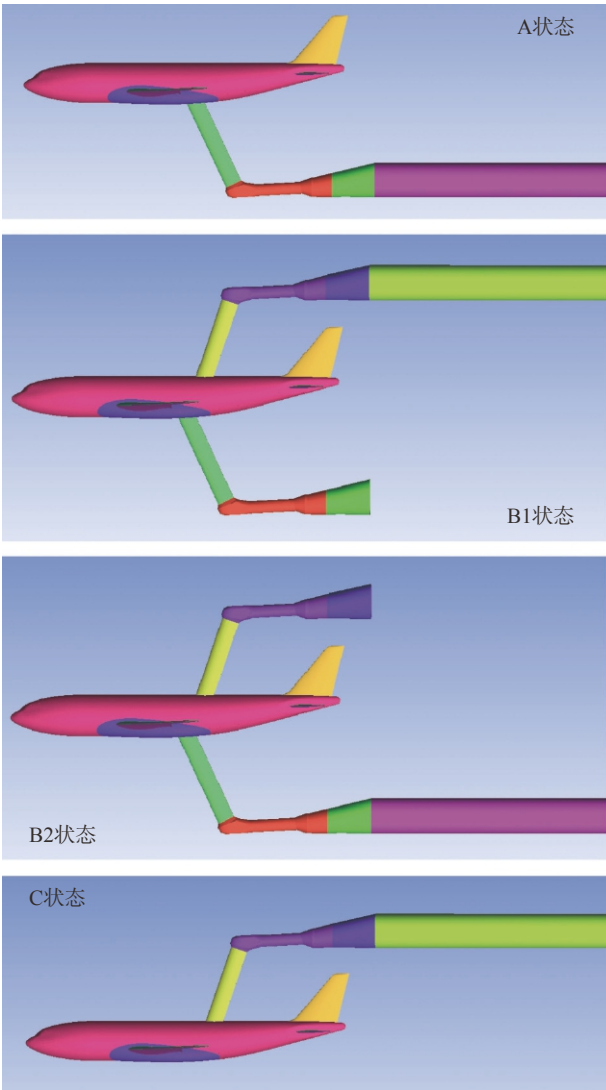


图 4 8 m × 6 m 低速风洞悬臂支撑机构试验状态定义

Fig. 4 State definition of the cantilever support device in 8 m × 6 m wind tunnel

为“背撑+假腹撑”状态, B2状态为“腹撑+假背撑”状态, C状态为“背撑”状态。

本文分别采用两种方法进行“两步法”支撑干扰试验, 获取A状态(腹撑)支撑干扰量: 方法一通过B1状态和C状态获得, 方法二通过B2状态和C状态获得, 两种方法获取A状态支撑干扰量的计算公式如下:

$$\begin{aligned}\Delta F_{zj\_A, \text{方法一}} &= F_{B1} - F_C \\ \Delta F_{zj\_A, \text{方法二}} &= F_{B2} - F_C\end{aligned}\quad (1)$$

其中,  $F$ 表示气动力值,  $\Delta F$ 表示气动力差量, 下标  $zj\_A$ 表示A状态支架, 下标 B1、B2、C 分别表示B1状态、B2状态、C状态。

方法一: B1状态未模拟腹撑悬臂和双立柱, 获得的支撑干扰量可表述为:

$$\Delta F_{zj\_A, \text{方法一}} = \Delta F_{\text{腹撑近场}} \quad (2)$$

方法二: B2状态未模拟背撑悬臂和双立柱, 获得的支撑干扰量可表述为:

$$\Delta F_{zj\_A, \text{方法二}} = \Delta F_{\text{腹撑近场}} + \Delta F_{\text{腹撑悬臂}} - \Delta F_{\text{背撑悬臂}} \quad (3)$$

可见, 方法二相对方法一获得的支撑干扰差量可表述为:

$$\Delta F_{zj\_A, \text{方法二}} - \Delta F_{zj\_A, \text{方法一}} = \Delta F_{\text{腹撑悬臂}} - \Delta F_{\text{背撑悬臂}} \quad (4)$$

两种支撑干扰试验方法中, 攻角头后部断面形成的死水区通常只能小部分模拟悬臂体积效应干扰, 同时, 当悬臂存在洗流(模型迎角或侧滑角较大, 有明显升力或侧力)时, 悬臂干扰特性将发生一定变化, 导致两种方法获得的支撑干扰量均存在一定不足, 实际上, 理论腹撑支撑干扰量可表述为:

$$\Delta F_{zj\_A, \text{理论}} = \Delta F_{\text{腹撑近场}} + \Delta F_{\text{腹撑悬臂}} + \Delta F_{\text{双立柱}} \quad (5)$$

可见, 方法一和方法二获得的支撑干扰量均存在缺项, 缺项分别为:

$$\Delta F_{zj\_A, \text{理论}} - \Delta F_{zj\_A, \text{方法一}} = \Delta F_{\text{腹撑悬臂}} + \Delta F_{\text{双立柱}} \quad (6)$$

$$\Delta F_{zj\_A, \text{理论}} - \Delta F_{zj\_A, \text{方法二}} = \Delta F_{\text{背撑悬臂}} + \Delta F_{\text{双立柱}} \quad (7)$$

其中,  $\Delta F_{\text{腹撑悬臂}}$ 和 $\Delta F_{\text{背撑悬臂}}$ 量值与模型及其部件相对悬臂的位置和距离密切相关, 同时还会受到攻角头模拟大小(部分模拟悬臂体积效应)和洗流大小的影

响。由于双立柱距离模型区较远,  $\Delta F_{\text{双立柱}}$ 一般可忽略。

本文在  $8\text{ m} \times 6\text{ m}$  低速风洞对 CHN-T1 低平尾布局标模(图5)和某高平尾布局模型采用上述两种方法进行了支撑干扰试验, 图6和图7给出了腹撑干扰量曲线(未光顺)。其中, “B1-C”和“B2-C”分别表示方法一和方法二获得的支撑干扰量; “Low HT”和“High HT”分别表示低平尾和高平尾布局模型。



图5 CHN-T1 标模支撑干扰试验

Fig. 5 Support interference test of CHN-T1 standard model

由图6和图7可见, 相比方法一, 方法二获得的升力系数干扰量偏大(低平尾布局偏大约0.035, 高平尾布局偏大约0.052), 俯仰力矩系数干扰量偏小(低平尾布局偏小约0.058, 高平尾布局偏小约0.145); 横向力、偏航力矩、滚转力矩系数干扰量对侧滑角的导数绝对值均有所偏大。

上述结果是由于方法一和方法二获得的支撑干扰量缺项(即悬臂干扰量)不同造成的, 可见,  $8\text{ m} \times 6\text{ m}$  低速风洞悬臂支撑机构的远场悬臂干扰是不能简单忽略的, 有必要进行研究和修正。

为对悬臂干扰特性进行定量分析, 本文在  $8\text{ m} \times 6\text{ m}$  低速风洞分别采用流场测量试验和典型模型测力试验的方法对悬臂干扰进行研究。

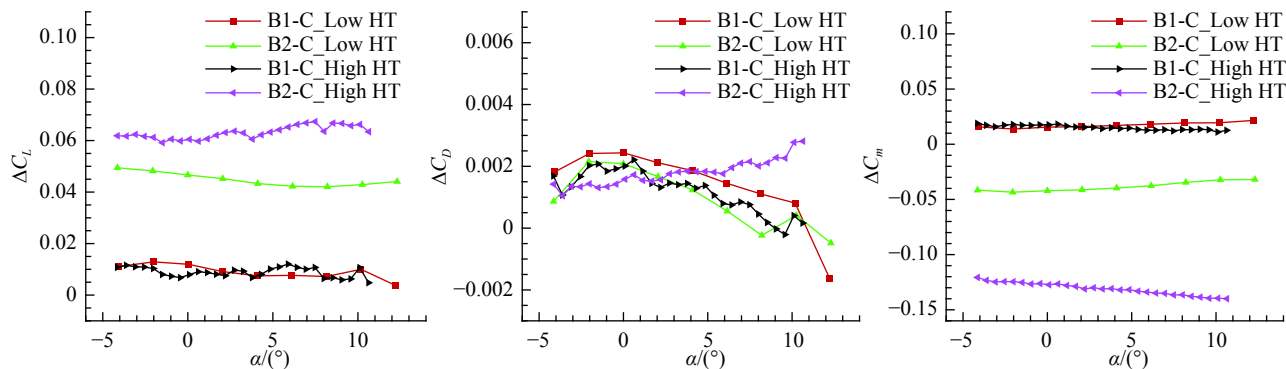


图 6 悬臂支撑机构腹撑干扰量曲线 (纵向)

Fig. 6 Aerodynamic interference of the cantilever support (longitudinal)

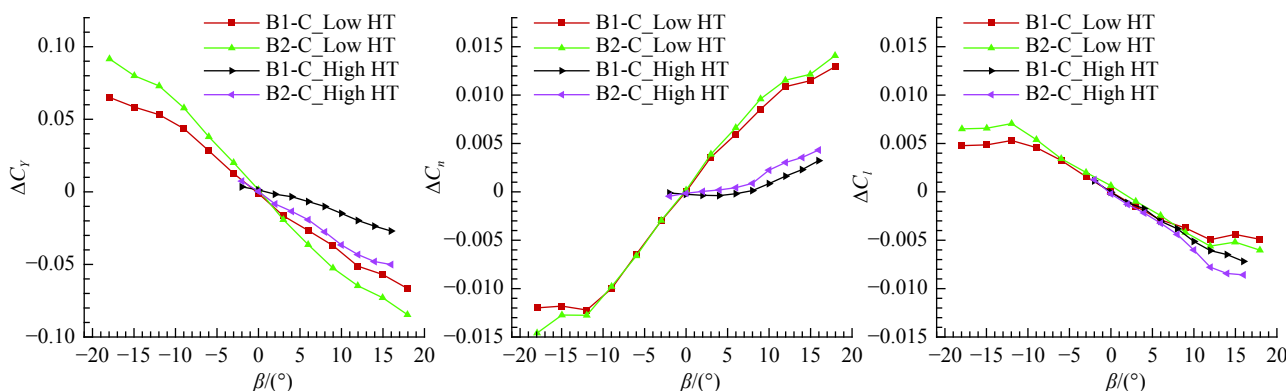


图 7 悬臂支撑机构腹撑干扰量曲线 (横航向)

Fig. 7 Aerodynamic interference of the cantilever support (lateral)

## 2 悬臂干扰流场测量试验

### 2.1 流场测量试验内容与方法

悬臂干扰流场测量试验在 8 m × 6 m 低速风洞无试验模型、保留特大攻角机构远场悬臂和双立柱条件下进行, 采用五孔探针测量系统对流场的气流俯仰角和速压进行测量。

五孔探针测量系统包含五孔探针测量耙、测压系统和移测架系统。五孔探针测量耙上安装 11 根五孔探针(如图 8 所示), 探针为半圆球头直圆柱杆, 长 300 mm, 直径 8 mm, 静压孔距离探头顶端 36 mm; 相邻探针间距为 100 mm, 测量耙水平安装于移测架上(即  $z$  向测量范围为  $\pm 500$  mm), 11 根探针从左至右(逆气流方向看)依次编号为 1~11, 通过探针上的标准刻线对齐测量耙的水平刻线确保每根五孔探针均无滚转安装角。探针测量的气流俯仰角  $\alpha_q$  计算公式为:

$$\alpha_q = k_\alpha C_{pa} + b_\alpha \quad (8)$$

其中,  $C_{pa} = (p_{\text{下}} - p_{\text{上}}) / (p_{\text{总}} - p_{\text{静}})$ ,  $p_{\text{上}}$ 、 $p_{\text{下}}$ 、 $p_{\text{总}}$ 、 $p_{\text{静}}$  分别表示五孔探针的上孔、下孔、总压孔和静压孔测得的压力值;  $k_\alpha$ 、 $b_\alpha$  分别表示对五孔探针测量俯仰角标定的斜率和截距。

移测架系统通过电机驱动可沿风洞中心轴线移动, 测压系统采用 DSM3400 电子扫描阀压力测量系统和 1 个量程为 5000 Pa (20 inch H<sub>2</sub>O) 的扫描阀模块, 系统测量精度为  $\pm 0.12\%$  FS。

试验风速为 70 m/s, 根据 8 m × 6 m 低速风洞悬臂支撑机构典型支撑位置(如图 9 所示)并考虑一定普遍性, 试验测量了 5 个不同的五孔探针测量耙轴向

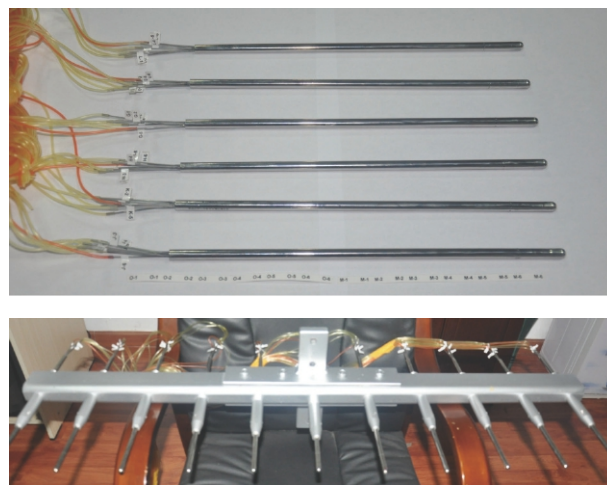


图 8 五孔探针及测量耙

Fig. 8 Five-hole probe and measuring rake

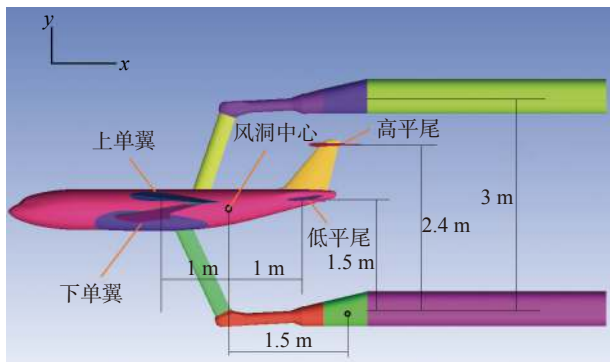


图9 8m × 6m 低速风洞悬臂支撑机构典型支撑位置

Fig. 9 Typical support positions of the cantilever support device

位置( $x$  原点位于风洞中心, 向后为正)下的流场:  $x_1 = -1000$  mm(机翼典型轴向位置),  $x_2 = -500$  mm,  $x_3 = 0$  mm,  $x_4 = 500$  mm,  $x_5 = 1000$  mm(平尾典型轴向位置)。

在每个轴向位置, 测量了5个不同悬臂高度下的流场( $y$  原点位于风洞中心, 向上为正, 由于悬臂距离测量耙过近导致干扰严重,  $x_5$  未测量悬臂  $y_3$  高度下的流场):  $y_1 = -2350$  mm(斜腹撑高平尾及较大迎角机翼典型高度),  $y_2 = -1200$  mm(斜腹撑机翼及低平

尾典型高度),  $y_3 = 0$  mm,  $y_4 = 900$  mm(斜背撑较大迎角机翼典型高度),  $y_5 = 1800$  mm(斜背撑机翼及低平尾典型高度)。

对于斜腹撑, 模型迎角逐渐增大时, 模型  $x$  向位置逐渐增大(向后移动), 悬臂  $y$  向位置逐渐减小(向下移动); 对于斜背撑, 模型迎角逐渐增大时, 模型  $x$  向位置逐渐减小(向前移动), 悬臂  $y$  向位置逐渐减小(向下移动)。

## 2.2 场测量试验结果与分析

图10和图11分别给出了典型轴向位置不同高度悬臂对流场气流俯仰角和速压影响曲线(未进行光顺, 但去除了明显跳点)。

由图10可见, 悬臂高度对风洞气流俯仰角存在一定影响, 当悬臂由下向上移动( $y$  由负值逐渐增大至正值)时, 风洞中心轴线气流俯仰角由正值逐渐变为负值, 悬臂位于风洞中心轴线上方的气流俯仰角(绝对值)大于悬臂位于风洞中心轴线下方的值, 即背撑悬臂对模型区流场的影响比腹撑悬臂更为严重。

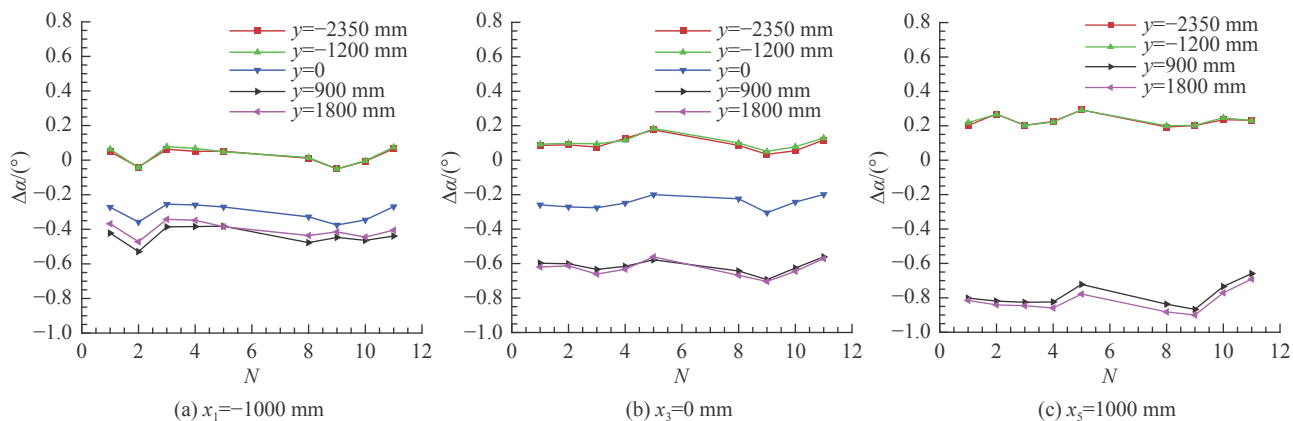


图10 悬臂对气流俯仰角影响曲线

Fig. 10 Effects of the cantilever support on the flow pitching angle

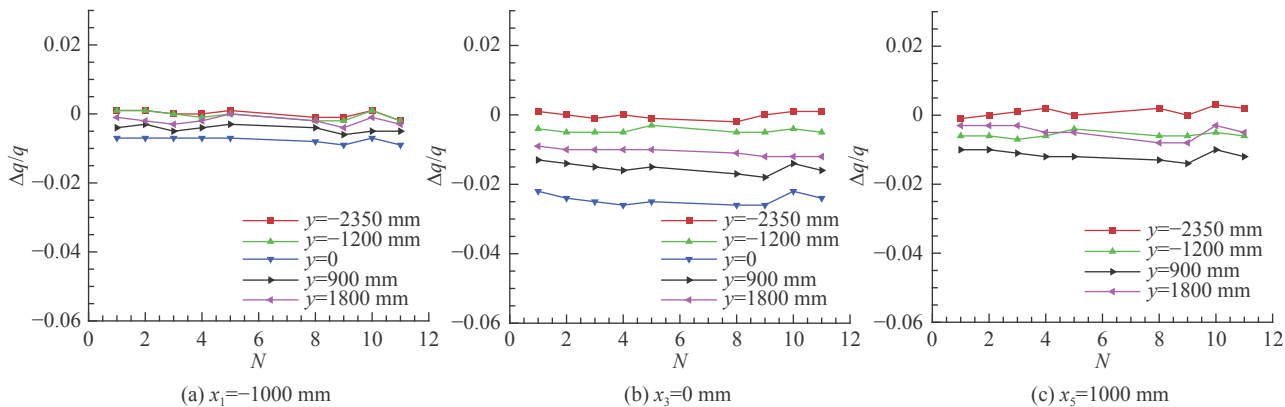


图11 悬臂对速压影响曲线

Fig. 11 Effects of the cantilever support on the dynamic pressure

由图 11 可见,悬臂高度对风洞速压也存在一定影响,悬臂位于风洞中心轴线时的速压损失较为明显,悬臂位于风洞中心轴线上方时的速压损失大多大于悬臂位于风洞中心轴线下方时的速压损失,同样表

明背撑悬臂对模型区流场的影响明显比腹撑悬臂更为严重。

为便于分析,将上述 11 根探针测量的流场气流俯仰角和速压增量取平均值,具体量值见表 1 和表 2。

表 1 悬臂对气流俯仰角影响量  
Table 1 Effects of cantilever support on the flow pitching angle

| $y/\text{mm}$ | $\Delta\bar{\alpha}/(^{\circ})$ |                        |           |                       |                        |
|---------------|---------------------------------|------------------------|-----------|-----------------------|------------------------|
|               | $x_1 = -1000\text{ mm}$         | $x_2 = -500\text{ mm}$ | $x_3 = 0$ | $x_4 = 500\text{ mm}$ | $x_5 = 1000\text{ mm}$ |
| -2350         | 0.021                           | 0.030                  | 0.094     | 0.219                 | 0.228                  |
| -1200         | 0.028                           | 0.050                  | 0.105     | 0.203                 | 0.231                  |
| 0             | -0.304                          | -0.294                 | -0.247    | -0.146                | —                      |
| 900           | -0.437                          | -0.536                 | -0.617    | -0.702                | -0.788                 |
| 1800          | -0.402                          | -0.522                 | -0.631    | -0.730                | -0.820                 |

表 2 悬臂对速压影响量  
Table 2 Effects of cantilever support on the dynamic pressure

| $y/\text{mm}$ | $\Delta\bar{q}/q$       |                        |           |                       |                        |
|---------------|-------------------------|------------------------|-----------|-----------------------|------------------------|
|               | $x_1 = -1000\text{ mm}$ | $x_2 = -500\text{ mm}$ | $x_3 = 0$ | $x_4 = 500\text{ mm}$ | $x_5 = 1000\text{ mm}$ |
| -2350         | 0.0001                  | 0.0001                 | 0.0001    | 0.0009                | 0.0009                 |
| -1200         | -0.0006                 | -0.0019                | -0.0045   | -0.0071               | -0.0058                |
| 0             | -0.0078                 | -0.0120                | -0.0244   | -0.0439               | —                      |
| 900           | -0.0043                 | -0.0080                | -0.0153   | -0.0146               | -0.0113                |
| 1800          | -0.0021                 | -0.0063                | -0.0105   | -0.0077               | -0.0049                |

由图表可见,当悬臂位于风洞中心轴线上方或下方时,风洞中心轴线气流俯仰角的绝对值均随  $x$  增大(靠近悬臂)呈增大趋势,且悬臂位于风洞中心轴线上方时的气流俯仰角的绝对值明显大于下方时的值;速压损失随  $x$  增大呈先增大后减小趋势,且悬臂位于风洞中心轴线上方时的速压损失大多大于下方时的速压损失;当悬臂正处于风洞中心轴线时,风洞中心轴线气流俯仰角为负值,且随  $x$  增大(靠近悬臂)呈绝对值减小趋势,速压损失随  $x$  增大急剧增大。造成悬臂位于风洞中心轴线上方和下方明显“不对称”的原因应当是“悬臂”外形的“上下不对称”(由图 9 可以看出,紧邻攻角头后部的悬臂上方存在明显“斜坡”,而下方较为平坦,并且实际悬臂的上下结构特点存在差异,从而对前方流场形成“不对称”影响)。

3 悬臂干扰模型测力试验

3.1 模型测力试验内容与方法

悬臂干扰模型测力试验在“背撑+假腹撑”(图 4 中的 B1 状态)基础上进行,腹撑悬臂干扰量通过“有悬臂”状态和“无悬臂”状态(如图 12 所示)气动力差量获得:

$$\Delta F_{\text{腹撑悬臂}} = F_{\text{B1\_有悬臂}} - F_{\text{B1\_无悬臂}} \tag{9}$$

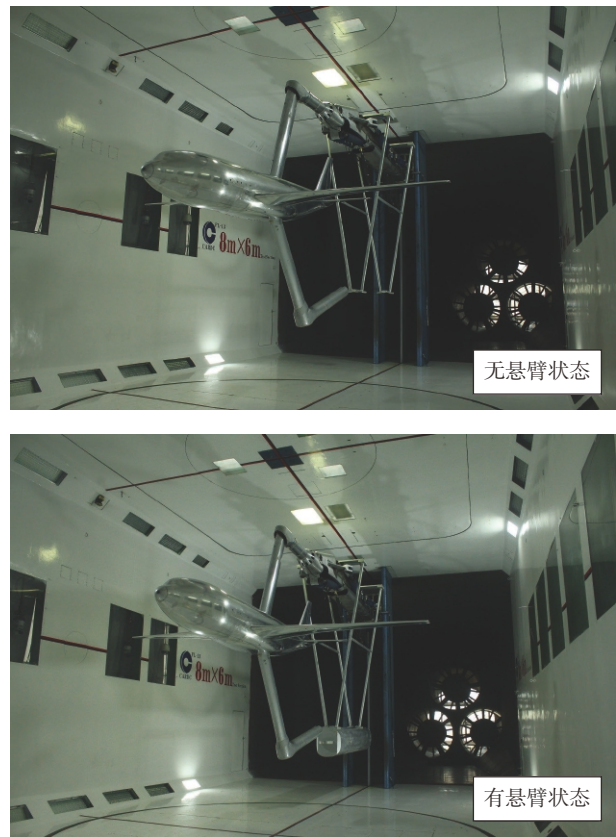


图 12 CHN-T1 标模悬臂干扰测力试验  
Fig. 12 Cantilever interference test of CHN-T1 standard model

悬臂干扰典型模型测力试验中的腹撑假悬臂按照腹撑真悬臂尺寸设计并对其进行一定简化后加工而成。腹撑假悬臂通过三角架固定连接于背撑真悬臂,三角架高度按照模型迎角为 $0^\circ$ 时的腹撑悬臂位置设计加工(随模型迎角变化,腹撑假悬臂高度存在一定失真:迎角 $15^\circ$ 时的高度误差为3.5%,约105 mm,由表1可知,该高度误差影响可忽略)。相比图4中的B1状态,试验中的假近场支架不含假攻角头,试验中,由于假悬臂与假近场支架存在相对运动,通过连接于假悬臂且可在一定范围内活动的假攻角头(图12中未展示)进行过渡。

试验风速为70 m/s,分别对CHN-T1低平尾布局

标模进行了纵向和横航向悬臂干扰试验,对某高平尾布局模型进行了纵向悬臂干扰试验。

### 3.2 模型测力试验结果与分析

图13和图14分别给出了纵向和横航向腹撑悬臂干扰量与近场干扰量对比曲线。其中,“B1-C”表示方法一获得的支撑干扰量(即为腹撑近场干扰量),“Low Beam”表示悬臂干扰试验获得的腹撑悬臂干扰量;“Low HT”和“High HT”分别表示低平尾和高平尾布局模型。

由图13可见,纵向腹撑悬臂干扰量与近场干扰量相当;由图14可见,横航向腹撑悬臂干扰量比近场干扰量小1个量级,基本可以忽略。

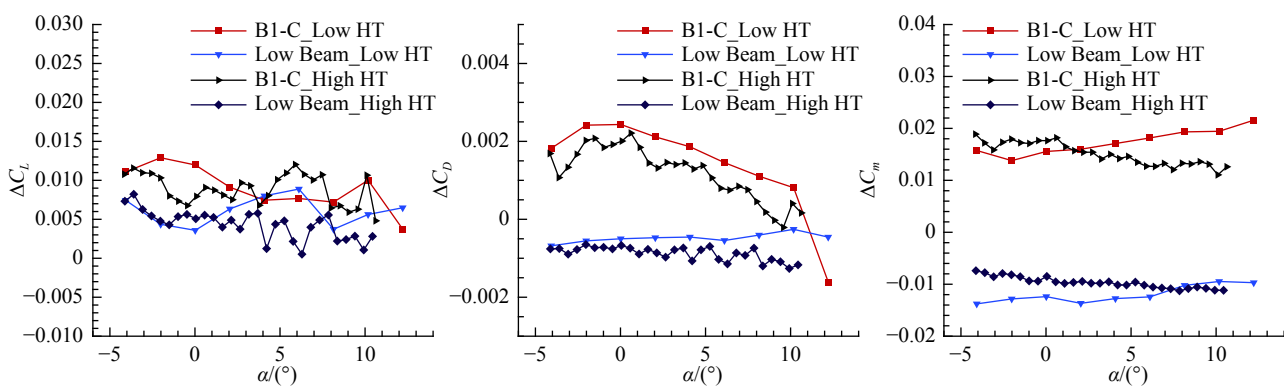


图13 悬臂支撑机构腹撑悬臂干扰量曲线(纵向)

Fig. 13 Aerodynamic interference of the cantilever support (longitudinal)

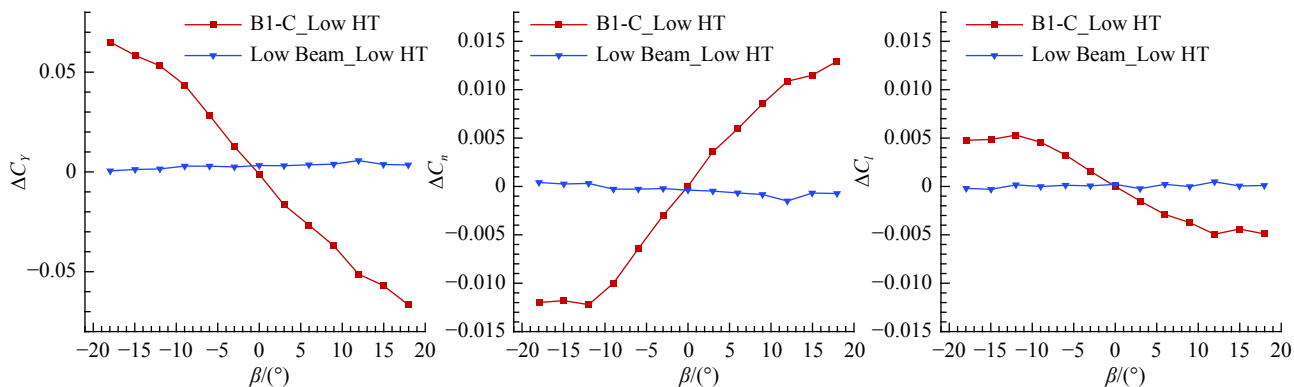


图14 悬臂支撑机构腹撑悬臂干扰量曲线(横航向)

Fig. 14 Aerodynamic interference of the cantilever support (lateral)

## 4 悬臂干扰修正方法建立与分析

### 4.1 悬臂干扰修正方法建立

根据运输类飞机模型气动特性和悬臂对其干扰特点,忽略悬臂对模型区速压的影响,同时简化或忽略部分小量,依据流场测量获得的悬臂对模型各部件所在位置气流偏角的影响,可建立运输机类飞机模型试验悬臂干扰修正方法如下:

$$\Delta C_L = C_{L\alpha, \text{机翼}} \cdot \Delta \alpha_{\text{机翼}} + C_{L\delta H} \cdot \Delta \alpha_{\text{平尾}}$$

$$\Delta C_m = C_{m\delta H} \cdot \Delta \alpha_{\text{平尾}}$$

$$\Delta C_Y = C_{Y\beta, \text{机身}} \cdot \Delta \beta_{\text{机身}} + C_{Y\beta, \text{垂尾}} \cdot \Delta \beta_{\text{垂尾}}$$

$$\Delta C_n = C_{Y\beta, \text{垂尾}} \cdot \Delta \beta_{\text{垂尾}} \cdot \frac{l_{\text{垂尾}}}{b}$$

$$\Delta C_l = C_{Y\beta, \text{垂尾}} \cdot \Delta \beta_{\text{垂尾}} \cdot \frac{h_{\text{垂尾}}}{b} \quad (10)$$

### 4.2 悬臂干扰修正方法分析

基于前述悬臂干扰误差分析、悬臂干扰流场测量

以及悬臂干扰典型模型测力试验结果,对纵向悬臂干扰修正方法进行分析。

根据图 9 所示,对于典型机翼所在位置,可近似取  $x = -1\,000\text{ mm}$ ,对应悬臂高度为  $y = -1\,200\text{ mm}$ (腹撑)、 $y = 1\,800\text{ mm}$ (背撑);对于典型低平尾所在位置,可近似取  $x = 1\,000\text{ mm}$ ,对应悬臂高度为  $y = -1\,200\text{ mm}$ (腹撑)、 $y = 1\,800\text{ mm}$ (背撑),对于典型高平尾所在位置,近似取  $x = 1\,000\text{ mm}$ ,对应悬臂高度为  $y = -2\,350\text{ mm}$ (腹撑)。这些位置速压损失系数在 0.006 以下,可忽略其影响。

依据表 1 给出的流场测量结果,按典型机翼和平尾处腹撑与背撑悬臂高度下的气流俯仰角差量可估算腹撑悬臂与背撑悬臂升力系数干扰差量,按典型低平尾处腹撑与背撑悬臂高度下的气流俯仰角差量可估算腹撑悬臂与背撑悬臂俯仰力矩系数干扰差量,估算过程及结果详见表 3,表 4 给出了升力系数和俯仰力矩系数干扰差量流场测量估算结果与图 6 给出的悬臂干扰试验结果对比。

表 3 腹撑与背撑悬臂气动干扰差量估算结果  
Table 3 Difference of aerodynamic interferences between ventral and dorsal cantilever supports

| 项目                                                          | 低平尾布局   | 高平尾布局   |
|-------------------------------------------------------------|---------|---------|
| $C_{La}$                                                    | 0.095   | 0.095   |
| $C_{L\delta H}$                                             | 0.013   | 0.012   |
| $C_{m\delta H}$                                             | -0.054  | -0.052  |
| $\Delta\alpha_{\text{机翼, 腹撑悬臂}}$                            | 0.028°  | 0.028°  |
| $\Delta\alpha_{\text{机翼, 背撑悬臂}}$                            | -0.402° | -0.402° |
| $\Delta\alpha_{\text{平尾, 腹撑悬臂}}$                            | 0.231°  | 0.228°  |
| $\Delta\alpha_{\text{平尾, 背撑悬臂}}$                            | -0.820° | —       |
| $\Delta C_{L\text{机翼, 腹撑悬臂}} - \Delta C_{L\text{机翼, 背撑悬臂}}$ | 0.041   | 0.041   |
| $\Delta C_{L\text{平尾, 腹撑悬臂}} - \Delta C_{L\text{平尾, 背撑悬臂}}$ | 0.014   | —       |
| $\Delta C_{m\text{平尾, 腹撑悬臂}} - \Delta C_{m\text{平尾, 背撑悬臂}}$ | -0.057  | —       |
| $\Delta C_{L\text{全机, 腹撑悬臂}} - \Delta C_{L\text{全机, 背撑悬臂}}$ | 0.055   | —       |
| $\Delta C_{m\text{全机, 腹撑悬臂}} - \Delta C_{m\text{全机, 背撑悬臂}}$ | -0.057  | —       |

由表 4 可见,对低平尾布局,腹撑与背撑悬臂俯仰力矩系数干扰差量流场测量估算结果和支撑干扰试验结果吻合较好,升力系数干扰差量流场测量估算结果量值偏大;对高平尾布局,由于测量位置所限,无法采用流场测量结果进行准确估算,但趋势与低平尾布局一致。分析认为,流场测量估算的升力系数干扰差量结果偏大的原因很可能是机翼所在位置的实

表 4 腹撑与背撑悬臂气动干扰差量结果对比 ( $\alpha = 0^\circ$ )  
Table 4 Comparison of aerodynamic interference between ventral and dorsal cantilever supports ( $\alpha = 0^\circ$ )

| 项目                                                          | 低平尾布局  | 高平尾布局  |
|-------------------------------------------------------------|--------|--------|
| 流场测量估算结果                                                    |        |        |
| $\Delta C_{L\text{全机, 腹撑悬臂}} - \Delta C_{L\text{全机, 背撑悬臂}}$ | 0.055  | —      |
| $\Delta C_{m\text{全机, 腹撑悬臂}} - \Delta C_{m\text{全机, 背撑悬臂}}$ | -0.057 | —      |
| 支撑干扰试验结果                                                    |        |        |
| $\Delta C_{L\text{全机, 腹撑悬臂}} - \Delta C_{L\text{全机, 背撑悬臂}}$ | 0.035  | 0.052  |
| $\Delta C_{m\text{全机, 腹撑悬臂}} - \Delta C_{m\text{全机, 背撑悬臂}}$ | -0.058 | -0.145 |

际气流俯仰角小于表 3 使用的气流俯仰角:本文气流俯仰角测量范围是在  $z$  向(展向) $\pm 500\text{ mm}$ ,而实际机翼展向跨度约为 $\pm 2\,500\text{ mm}$ ,该范围内的实际气流俯仰角小于测量范围内的俯仰角是易于理解的。

依据表 1 给出的流场测量结果,按典型机翼和平尾处腹撑悬臂高度下的气流俯仰角可估算腹撑悬臂升力系数干扰量,按典型低平尾和高平尾处腹撑悬臂高度下的气流俯仰角可分别估算腹撑悬臂俯仰力矩系数干扰量,估算过程及结果详见表 5,表 6 给出了流场测量估算结果与悬臂干扰试验结果(取图 13 中迎角范围 $-4^\circ \sim 6^\circ$ 的平均值)对比。

表 5 腹撑悬臂气动干扰量估算结果  
Table 5 Aerodynamic interference of the ventral cantilever support

| 项目                               | 低平尾布局   | 高平尾布局   |
|----------------------------------|---------|---------|
| $C_{La}$                         | 0.095   | 0.095   |
| $C_{L\delta H}$                  | 0.013   | 0.012   |
| $C_{m\delta H}$                  | -0.054  | -0.052  |
| $\Delta\alpha_{\text{机翼, 腹撑悬臂}}$ | 0.028°  | 0.028°  |
| $\Delta\alpha_{\text{平尾, 腹撑悬臂}}$ | 0.231°  | 0.228°  |
| $\Delta C_{L\text{机翼, 腹撑悬臂}}$    | 0.0027  | 0.0027  |
| $\Delta C_{L\text{平尾, 腹撑悬臂}}$    | 0.0030  | 0.0027  |
| $\Delta C_{m\text{平尾, 腹撑悬臂}}$    | -0.0125 | -0.0118 |
| $\Delta C_{L\text{全机, 腹撑悬臂}}$    | 0.0057  | 0.0054  |
| $\Delta C_{m\text{全机, 腹撑悬臂}}$    | -0.0125 | -0.0118 |

由表 6 可见,低平尾布局和高平尾布局的腹撑悬臂干扰量流场测量估算结果和悬臂干扰试验结果吻合较好。可见,本文建立的悬臂干扰基本修正是可行的,能够用于运输类飞机模型试验的远场悬臂干扰修正。此外,由表 4 和表 6 结果对比可以看出,纵向腹撑悬臂干扰量明显小于背撑悬臂干扰量,即在不考虑远场干扰条件下,对运输类飞机布局而言,方

法一(采用“背撑+假腹撑”模拟B状态)作为常规支撑干扰试验方法,获得的支撑干扰量更为可靠。

表6 腹撑悬臂气动干扰量结果对比  
Table 6 Comparison of aerodynamic interference of the ventral cantilever support obtained by numerical simulations and experiments

| 项目                             | 低平尾布局   | 高平尾布局   |
|--------------------------------|---------|---------|
| 流场测量估算结果                       |         |         |
| $\Delta C_{L\text{全机}}$ , 腹撑悬臂 | 0.0057  | 0.0054  |
| $\Delta C_{m\text{全机}}$ , 腹撑悬臂 | -0.0125 | -0.0118 |
| 悬臂干扰试验结果                       |         |         |
| $\Delta C_{L\text{全机}}$ , 腹撑悬臂 | 0.0063  | 0.0043  |
| $\Delta C_{L\text{全机}}$ , 腹撑悬臂 | -0.0128 | -0.0095 |

## 5 结束语

本文在  $8\text{ m} \times 6\text{ m}$  低速风洞采用流场测量试验和典型模型测力试验获得了悬臂支撑机构远场悬臂干扰特性数据并建立了基本修正方法,研究得到:

1) 悬臂由下向上移动时,风洞中心轴线气流俯仰角由正值逐渐变为负值,背撑悬臂对模型区流场的影响比腹撑悬臂更为严重。

2) 当悬臂位于风洞中心轴线上方或下方时,风洞中心轴线气流俯仰角的绝对值均随  $x$  增大(靠近悬臂)呈增大趋势,速压损失随  $x$  增大呈先增大后减小趋势;当悬臂正处于风洞中心轴线时,风洞中心轴线气流俯仰角为负值且随  $x$  增大(靠近悬臂)呈绝对值减小趋势,速压损失随  $x$  增大急剧增大。

3) 纵向腹撑悬臂干扰量明显小于背撑悬臂干扰量,横航向腹撑悬臂干扰量基本可以忽略。

4) 在不考虑远场干扰条件下,对运输类飞机布局而言,采用“背撑+假腹撑”模拟B状态作为常规支撑干扰试验方法,获得的支撑干扰量更为可靠。

通过以上研究表明本文建立的悬臂干扰基本修正方法是可行的,能够用于运输机类飞机模型试验的远场悬臂干扰修正。结合本文获得的悬臂干扰特性数据,后续还将在此基础上完善悬臂支撑机构远场干扰通用修正方法,并提供数据支撑。

## 参 考 文 献:

[1] 程厚梅. 风洞实验干扰与修正[M]. 北京: 国防工业出版社, 2003.  
CHENG H M. Interference and correction on wind tunnel testing[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2003 (in Chinese).

[2] 王勋年. 低速风洞试验[M]. 北京: 国防工业出版社, 2002: 324.

[3] CAREY G F, STAGG A K, CLINE D D. Implementing a parabolized Navier-Stokes flow solver on massively parallel, scalable computer systems[C] // 7th SIAM Conf. on Parallel Processing for Scientific Computing, 1990.

[4] KIM S, ALONSO J J, JAMESON A. Multi-element high-lift configuration design optimization using viscous continuous adjoint method[J]. *Journal of Aircraft*, 2004, 41 (5): 1082-1097. doi: 10.2514/1.17

[5] VAV MUIJEN J. CFD support to wind tunnel experiments[C]// European Wind Tunnel Association 2nd Joint Workshop, Farnborough, 2006.

[6] MOUTON S. Numerical investigations of model support interference in subsonic and transonic wind tunnels[R]. ONERA 2007.

[7] GARCIA J A, MELTON J, SCHUH M J, et al. NASA ERA integrated CFD for wind tunnel testing of hybrid wing-body configuration (invited)[C]// 54th AIAA Aerospace Sciences Meeting, San Diego, California, USA. Reston, Virginia: AIAA, 2016. doi: 10.2514/6.2016-0262

[8] 白峰, 胡冶. 低速风洞试验腹撑支架干扰分析[J]. *民用飞机设计与研究*, 2012 (4): 33-34, 39.  
BAI F, HU Y. Research of low-speed wind tunnel ventral support interfere [J]. *Civil Aircraft Design & Research*, 2012 (4): 33-34, 39 (in Chinese). doi: 10.3969/j.issn.1674-9804.2012.04.007

[9] 刘李涛, 金玲, 祝明红, 等. 飞翼布局低速支撑干扰及局部外形畸变影响数值模拟[J]. *实验流体力学*, 2018, 32 (5): 54-60.  
LIU L T, JIN L, ZHU M H, et al. Numerical simulation of support interference and distortion effect on flying wing in low speed wind tunnel[J]. *Journal of Experiments in Fluid Mechanics*, 2018, 32 (5): 54-60 (in Chinese). doi: 10.11729/sytlx20180018

[10] 金玲, 刘李涛, 祝明红, 等. 小展弦比飞翼标模尾部畸变影响试验研究[J]. *空气动力学学报*, 2016, 34 (1): 119-124.  
JIN L, LIU L T, ZHU M H, et al. Study on the distortion effect of flying wing in low speed wind tunnel[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2016, 34 (1): 119-124 (in Chinese). doi: 10.7638/kqdlxxb-2015.0094

[11] 衣秉立, 曾凯, 王世红. 飞翼布局高速风洞尾支干扰试验修正技术研究[J]. *空气动力学学报*, 2016, 34 (1): 98-106.  
YI B L, ZENG K, WANG S H. Investigation on the interference correction of flying wing aircraft rear sting support in high speed wind tunnel test[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2016, 34 (1): 98-106 (in Chinese). doi: 10.7638/kqdlxxb-2015.0098

[12] 王勋年, 祝明红, 孙传宝. 低速大迎角尾撑支架干扰试验研究[J]. *实验流体力学*, 2007, 21 (2): 8-12.  
WANG X N, ZHU M H, SUN C B. Investigation on the interference of rear sting supports at high angle of attack in low speed wind-tunnel[J]. *Journal of Experiments in Fluid Mechanics*, 2007, 21 (2): 8-12 (in Chinese).

[13] ECKERT D. Correction of support influences on measurements with sting mounted wind tunnel models[C] // Proc of the AGARD Meeting on Wall Interference, Support Interference and Flow Field Measurements. 1993.

[14] 余永刚, 周铸, 黄江涛, 等. 单通道客机气动标模CHN-T1设计[J]. *空气*

- 动力学学报, 2018, 36(3): 505–513.
- YU Y G, ZHOU Z, HUANG J T, et al. Aerodynamic design of a standard model CHN-T1 for single-aisle passenger aircraft[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2018, 36(3): 505–513 (in Chinese).
- [15] FAN L T, DUAN X F, XUE W. Advances in test techniques based on multifunctional sting support system for  $8\text{ m} \times 6\text{ m}$  wind tunnel[J]. Applied Mechanics and Materials, 2013, 336-338: 880–884. doi: 10.4028/www.scientific.net/amm.336-338.880
- [16] 张晖, 范利涛. CHN-T1 标模大型低速风洞试验结果相关性分析[J]. 实验流体力学, 2019, 33(3): 106–111.
- ZHANG H, FAN L T. Correlation analysis of large low speed wind tunnel test on CHN-T1 calibration model[J]. Journal of Experiments in Fluid Mechanics, 2019, 33(3): 106–111 (in Chinese). doi: 10.11729/syltx20180046

(本文责编: 徐燕)

## 勘误说明

由于排校失误,《空气动力学学报》2023 年第 1 期文章“ $3\text{ m} \times 2\text{ m}$  结冰风洞试验技术新进展(2020-2022 年)”图 3(第 59 页)做如下订正:

1. 图 3 的子图题“(a)霜冰试验结果”应改为“(a)明冰试验结果”,“(b)明冰试验结果”应该为“(b)霜冰试验结果”;

2. 图 3(b)中“ $T = -7\text{ }^{\circ}\text{C}$ ”应该为“ $T = -23\text{ }^{\circ}\text{C}$ ”。

以上错误在网络电子版中已改正,特此说明,并由此给读者造成的不便深表歉意!

《空气动力学学报》编辑部

2023-08-21

文章编号: 0258-1825(2023)07-0112-08

## 分级真空管道交通系统气动能耗分析

张子为, 王英学\*, 孙浩程, 古理全, 任文强

(西南交通大学 交通隧道工程教育部重点实验室, 成都 610031)

**摘要:** 真空管道交通系统通过营造密闭低气压环境实现列车超高速节能运行。为了实现列车明线与真空管道运行的无缝连接, 设计了分级真空管道交通系统, 采用分隔门将管道系统分段, 合理调整各管段内初始气压, 列车通过管道系统过程中调整分隔门的开关使相邻段气体混合, 实现列车常压与低压环境运行的合理过渡。参考理想气体功能理论, 采用数值计算的方法分析管道-列车系统气动能耗, 探讨分级真空管道参数对气动能耗的影响规律。结果表明: 选取合理参数, 系统降低的气动阻力能耗大于真空势能损失, 可实现气动节能; 当布置过渡管段、设计较大阻塞比、较长中间管段, 系统气动节能效果较好。以气动节能效果为设计标准的分级真空管道交通系统参数设计体系, 可为未来超高速运输发展, 以及真空管道的设计和运营提供新的思路 and 参考。

**关键词:** 分级真空管道; 超高速列车; 气动阻力能耗; 真空势能损失; 管道参数设计

中图分类号: U292.91<sup>+</sup>4 文献标识码: A doi: 10.7638/kqdlxxb-2022.0059

### Aerodynamic energy analysis of multi-section evacuated tube system

ZHANG Ziwei, WANG Yingxue\*, SUN Haocheng, GU Liquan, REN Wenqiang

(Key Laboratory of Transportation Tunnel Engineering, Ministry of Education, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

**Abstract:** Evacuated tubes can realize the ultra-high-speed and energy-saving operation of trains by providing a closed low-pressure environment. This paper proposes a multi-section evacuated tube to obtain a smoother transition between the train's open-line and vacuum-running modes. The initial vacuum pressure in each section are different. When a train passes through the tube, the air in adjacent sections is mixed to fulfill the proper transition between regular- and low-pressure environments. Referring to work and energy theory of ideal gas, aerodynamic energy consumption is analyzed by numerical calculation method, with particular attention paid to tube parameters' influence on aerodynamic energy consumption. Results show that by selecting reasonable parameters, the reduction of the energy consumption induced by the aerodynamic drag surpasses the vacuum potential energy loss, indicating that the system can indeed reach an aerodynamic energy-saving state. In particular, the system achieves an impressive energy-saving performance when the tube is equipped with transition sections and a long large-blockage-ratio middle section. The multi-section evacuated tube system design method based on aerodynamic energy-saving criteria can hopefully provide new insights for developing ultra-high-speed trains as well as designing and operating evacuated tubes in the future.

**Keywords:** multi-section evacuated tube; ultra-high-speed trains; aerodynamic drag energy consumption; vacuum potential energy loss; parameter design

收稿日期: 2022-03-29; 修订日期: 2022-06-06; 录用日期: 2022-06-16; 网络出版时间: 2022-08-15

基金项目: 国家自然科学基金(51778539)

作者简介: 张子为(1998-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 高速铁路隧道空气动力学. E-mail: 1104994209@qq.com

通信作者: 王英学\*, 男, 博士, 教授, 研究方向: 高速铁路隧道空气动力学. E-mail: wangyingxue@swjtu.edu.cn

引用格式: 张子为, 王英学, 孙浩程, 等. 分级真空管道交通系统气动能耗分析[J]. 空气动力学学报, 2023, 41(7): 112-119.

ZHANG Z W, WANG Y X, SUN H C, et al. Aerodynamic energy analysis of multi-section evacuated tube system[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2023, 41(7): 112-119(in Chinese). doi: 10.7638/kqdlxxb-2022.0059

## 0 引言

高速铁路运营存在空气阻力大、能耗高的问题,当高速列车进一步提速,气动能耗问题将会更加严重<sup>[1]</sup>。现有研究表明,当列车速度超过 500 km/h,列车运行能量的 90% 以上将用于克服气动阻力<sup>[2-4]</sup>。真空管道交通 (evacuated tube transportation, ETT) 模式具有快速、便捷、安全、环保、高效等优势<sup>[5]</sup>,可解决能耗过大的问题,实现列车高速节能运行。

世界各国提出了不同的真空管道交通系统设计,包括全程真空管道<sup>[6-8]</sup>、隧道敷设真空管道<sup>[9]</sup>、真空隧道<sup>[10]</sup>。其中 ET3 公司提出了磁浮真空管道的方案,通过分隔门将管道分段,利用过渡管段连接车站常压管道和区间线路低压管道<sup>[11]</sup>;艾隆马斯克 Hyperloop 系统在 100 Pa 的真空环境下以 173 km/h 的速度完成了首个载人测试<sup>[12]</sup>;张耀平<sup>[13-14]</sup>首次将 ETT 系统引入国内,在西南交通大学建立了真空管道高温超导磁浮试验系统。

针对真空管道交通的管道-列车系统气动特性,相关学者<sup>[15-18]</sup>研究表明,列车运行速度、阻塞比的增加会引起管道列车气动阻力增加,减小管道气压可有效降低气动阻力;周鹏等<sup>[19]</sup>开展了初始环境温度对列车表面压力、温度、列车阻力等参数影响研究;何德禄等<sup>[20]</sup>研究了真空管道列车抽吸系统的气动减阻机理;Niu 等<sup>[21]</sup>研究了管道列车加减速过程的行车阻力实时变化规律;王海明等<sup>[22]</sup>选取不同管道参数对列车首尾平均压差进行研究。

对于真空管道交通系统,管道和列车的运营模式、几何尺寸以及管道气体压强的设计均会对系统气动能耗产生较大的影响,而有关系统节能设计的研究

较少。本文通过设计管道分隔门,形成明线-分级真空管道运行模式,计算列车通过系统全程的气动能耗。在实现列车明线和管道运行合理过渡的同时,形成以气动节能效果为设计标准的管道参数设计体系。

## 1 分级真空管道系统概述

### 1.1 运行模式说明

明线-分级真空管道运行模式利用管道分隔门将管道分为多段,包括出入口管段、过渡管段以及中间管段。中间管段作为列车在真空条件下运行的主要空间;出入口管段通过分隔门开关实现管道-明线连接;当系统管道分段较多时,中间管段与出入口管段之间的部分作为过渡管段,进行常压低压环境之间的过渡。列车通过管道系统过程中,通过合理控制管道分隔门开闭,营造密闭气体空间,保留了管道中气体的真空压力势能并实现节能运行。

运行全程中为使列车周围环境为常压-低压-常压的变化方式,将管道系统里程方向对称排布。若中间管段的两侧各有  $N$  个管段,则系统具有  $2N+1$  个管段,存在  $N$  级真空度。当  $N \geq 2$  时,系统存在压力过渡段。其中,单级真空管道系统示意图如图 1 所示。

### 1.2 系统基本假定

1)管道材料及尺寸假定:假定系统管段为等厚度等截面,采用导热性良好的均质材料,各管段足够长,隔离门开启过程中,车体均能完整地处于不同的隔离段。管道横断面形状尺寸以及管片厚度在各里程段上一致。

2)管段对称分布假定:对称分布的管道中,与入口及出口相邻第  $i$  个管段长度相等,  $L_i = L'_i$ ,对称管段中气体初始绝对压强相等,  $p_i^{\text{abs}} = p_i^{\text{abs}'}$ 。

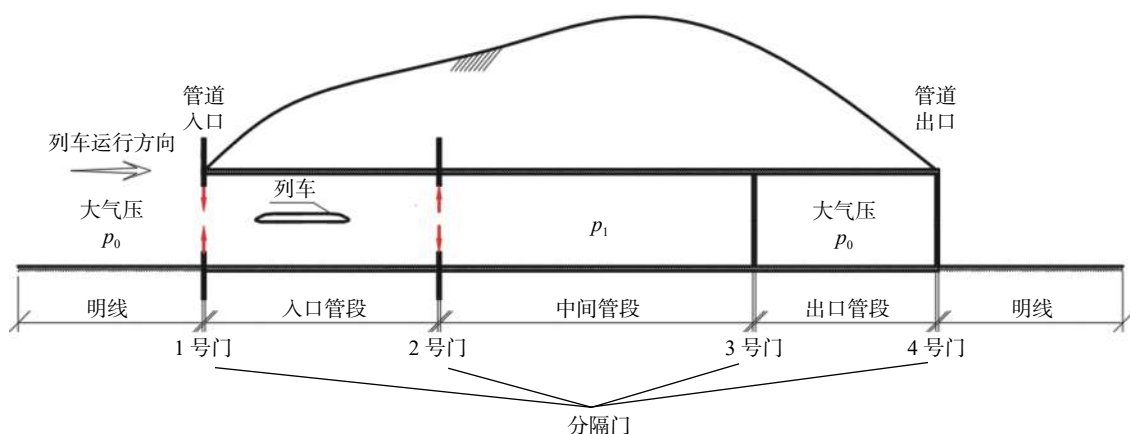


图 1 单级真空管道系统示意图

Fig. 1 Diagram of a multi-section tube system with single vacuum level

3) 开关门时刻假定: 由于列车超高速运行里程较长, 故可认为分隔门瞬间开关。列车行驶至各个管段中点, 前后分隔门同时开关; 行驶至明线相距出入口一定距离后, 入口和出口分隔门分别进行开启和关闭。

4) 温度场假定: 假定管道与岩层间充分传递热量。岩石温度场几乎恒定, 其比热容远大于气体, 故由列车摩擦、气体混合、附属设施引起的热量会被岩石材料吸收, 故假定管道气体温度恒定。

5) 参数梯度变化假定: 各管段的长度和内部气体初始表压为梯度分布, 定义管道重要参数: 相邻管段长度比  $\alpha$  和相邻管段初始时刻气体表压比  $\gamma$ 。

相邻管段长度比: 两相邻管道中靠近出入口的管段长度为远离者的  $\alpha$  倍:

$$L_i = \alpha L_{i+1}, \quad L'_i = \alpha L'_{i+1}, \quad (0 < \alpha < \infty) \quad (1)$$

相邻管段气体初始表压比: 初始时刻两相邻管道中靠近出入口的管段表压为远离出入口段气体表压的  $\gamma$  倍, 即:

$$p_i = \gamma p_{i+1}, \quad p'_i = \gamma p'_{i+1}, \quad (0 \leq \gamma \leq 1) \quad (2)$$

相关参数示意如图2所示。对于某个特定管道系统,  $\alpha$ 、 $\gamma$  取定值。

6) 分隔门开关无气体做功假定: 假定分隔门通过侧向平移的方式实现开启关闭, 如图1所示。两侧气体压差方向与分隔门运动方向垂直, 该过程无气体做功。

7) 气密性良好假定: 假定在出入口分隔门关闭时系统无漏气现象发生。

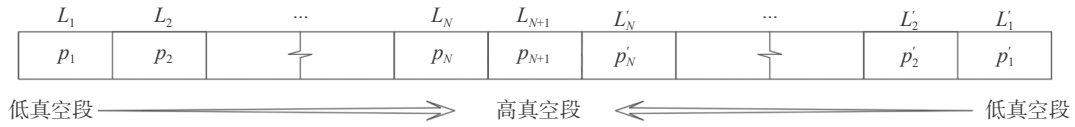


图2 N级管道系统管道相关参数

Fig. 2 Parameters of a evacuated tube system with N vacuum levels

## 2 系统气动能耗计算

### 2.1 管道气体参数计算

当列车匀速经过不同管道分段时, 对气动阻力影响最大的因素是管段内部气体密度。根据质量守恒:

$$\rho_i V_i = \rho_j V_j \quad (3)$$

对于密度分别为  $\rho_1$ 、 $\rho_2$ , 体积分别为  $V_1$ 、 $V_2$  的两部分气体, 混合并达到均匀状态气体密度为:

$$\rho_3 = \frac{\rho_1 V_1 + \rho_2 V_2}{V_1 + V_2} \quad (4)$$

不同压强气体混合为等温过程<sup>[23]</sup>, 可认气体先进行绝热混合, 再与周围环境交换热量达到温度平衡。变化前后气体绝对压强与密度的关系分别为:

$$\frac{p_i^{\text{abs}}}{(\rho_i)^k} = \frac{p_j^{\text{abs}}}{(\rho_j)^k} \quad (5)$$

式中:  $k$  为气体比热比, 对于空气绝热过程,  $k = 1.4$ ; 对于等温过程,  $k = 1$ 。以相邻管段气体初始时刻  $\rho_1 = \rho_0$ 、 $\rho_2 = 0.5\rho_0$ ,  $V_1 = V_2 = V$  为例, 按照绝热和等温两种方式计算混合均匀后的气体压强  $p_3^{\text{abs}}$  分别为:  $p_{3(\text{绝热})}^{\text{abs}} = 0.738p_0$ ,  $p_{3(\text{等温})}^{\text{abs}} = 0.75p_0$ 。说明等温过程存在热量传导, 使得混合后气体压强与完全绝热条件下有所不同。

同。考虑到本文系统中气体围岩之间热传导, 按照等温过程对气体压强进行分析。

根据理想气体状态方程, 对于绝对压强为  $p_1^{\text{abs}}$ 、 $p_2^{\text{abs}}$ , 体积为  $V_1$ 、 $V_2$ , 温度为  $T_1$ 、 $T_2$  的气体, 两部分气体混合前的参数方程为:

$$\begin{cases} p_1^{\text{abs}} V_1 = n_1 R T_1 \\ p_2^{\text{abs}} V_2 = n_2 R T_2 \end{cases} \quad (6)$$

式中:  $n$  为气体摩尔数;  $R$  为常数。两式相加得到:

$$p_1^{\text{abs}} V_1 + p_2^{\text{abs}} V_2 = R T (n_1 + n_2) \quad (7)$$

两部分气体混合后, 总气体摩尔数为  $n_1 + n_2$ , 体积  $V_3 = V_1 + V_2$ , 有:

$$p_3^{\text{abs}} V_3 = R T_3 (n_1 + n_2) \quad (8)$$

故得到气体等温混合后的均质气体绝对压强:

$$p_3^{\text{abs}} = \frac{p_1^{\text{abs}} V_1 + p_2^{\text{abs}} V_2}{V_1 + V_2} \quad (9)$$

对于等截面管道, 参考表压与绝对压强关系, 混合后的气体表压为:

$$p_3 = \frac{p_1 L_1 + p_2 L_2}{L_1 + L_2} \quad (10)$$

### 2.2 气动能耗计算

系统气动能耗包括列车气动阻力能耗以及真空

压力势能损失，列车克服气动阻力做功即为气动阻力能耗；当管道开启出入口分隔门，出入口管段低压气体与大气混合，真空压力势能损失至常压段。周艳等<sup>[24]</sup>根据管道真空泵做功情况得到维持真空度的能耗值，本文考虑到研究系统运行前后各管段中气压分布，利用运行前后管道气体真空压力势能之差计算系统真空压力势能损失。

根据真空压力势能的定义，对于断面面积为 $A_{\text{tun}}$ 、长度为 $L_{\text{RK/CK}}$ 的管道入口或出口段，其中气体体积为 $V$ ，真空压力为 $p$ ，真空压力势能 $\Delta E^P$ 为：

$$\Delta E^P = pV = pA_{\text{tun}}L_{\text{RK/CK}} \quad (11)$$

参考已有研究<sup>[23]</sup>，考虑摩擦效应与压差效应的列车气动阻力可表示为：

$$F_d = \frac{1}{2}C_D\rho A v^2 \quad (12)$$

式中： $F_d$ —列车气动阻力；

$A$ —列车横截面面积；

$\rho$ —气体密度；

$v$ —列车速度；

$C_D$ —气动阻力系数。

列车通过系统的总气动阻力能耗为各个管段气动阻力能耗之和：

$$\Delta E^F = \sum_{i=1}^n F_d^i \cdot L_i \quad (13)$$

### 2.2.1 单级管道系统

对于单级管道，无压力过渡管段，故气动能耗与长度分布和中间管段初始压强有关。列车运行过程的相关参数如表 1 所示。

阻力能耗表达式：

$$\Delta E^F = g(\alpha) = \frac{1}{2}C_D\rho_0 v^2 AL \left[ 1 - \frac{\rho_2}{\rho_0} \left( \frac{1}{2} + \frac{1}{2(1+\alpha)} \right) \frac{1}{2\alpha+1} \right] \quad (14)$$

与等效常压隧道相比，通过真空环境实现的阻力

能耗降低率为：

$$\eta_d = \frac{\rho_2}{\rho_0^{\text{abs}}} \left( \frac{1}{2} + \frac{1}{2(1+\alpha)} \right) \frac{1}{2\alpha+1} \quad (15)$$

系统压力势能分别在列车本次驶出和下次驶入过程损失。列车第一次通过单级真空管道过程的真空势能损失为：

$$\text{出口段：} \Delta E^P = \frac{p_2 L_2^2}{(L_1 + L_2)(L'_1 + L_2)} \cdot L'_1 \cdot A_{\text{tun}} \quad (16)$$

$$\text{入口段：} \Delta E^P = \frac{p_2 L_2}{L_1 + L_2} \cdot L_1 \cdot A_{\text{tun}} \quad (17)$$

设中间管段真空度 $p_2 = \lambda p_0$ ，则单级管道系统真空压力势能损失为：

$$\Delta E^P = \left[ \frac{\lambda p_0^{\text{abs}}}{(\alpha+1)^2} + \frac{\lambda p_0^{\text{abs}}}{\alpha+1} \right] \cdot \frac{\alpha}{2\alpha+1} LA_{\text{tun}} \quad (18)$$

### 2.2.2 二级管道系统

二级管道系统引入了过渡管段，其气动阻力能耗降低率为：

$$\eta_d = \frac{\alpha\lambda\gamma(3\alpha+2)}{2(2\alpha^2+2\alpha+1)(\alpha+1)} + \frac{\lambda(\alpha\gamma+\alpha+1)(\alpha^2+4\alpha+2)}{2(2\alpha^2+2\alpha+1)(\alpha+1)^3} \quad (19)$$

同理可得二级真空压力势能损失：

$$\Delta E^P = \frac{\alpha^2\lambda[\gamma(2\alpha+1)(\alpha+1)^2+\alpha\gamma+\alpha+1]}{(\alpha+1)^4(2\alpha^2+2\alpha+1)} p_0^{\text{abs}} LA_{\text{tun}} \quad (20)$$

由能耗结果可知，中间管段初始压强和管道长度分布影响列车运行过程周围气体压强，从而影响阻力能耗；真空势能损失只与气压分布有关。降低中间管段气压减小气动阻力能耗的同时增加了真空压力势能损失。因此系统设计应综合考虑管道分段方式、低压气体分布以及管道的尺寸等因素。

### 2.3 管道参数对系统气动能耗影响分析

多级管道中，当系统级数 $N>2$ 时，管道分隔门开关过程将会更加复杂，因此本文针对单级和二级管

表 1 各管道分段气体密度

Table 1 Vacuum degrees in each tube section

| 管段编号 | 初始时刻相对密度 | 开启分隔门     | 气体相对密度(开启分隔门前)                                 | 行驶距离             | 气体相对密度(开启分隔门后)                                 | 行驶距离             |
|------|----------|-----------|------------------------------------------------|------------------|------------------------------------------------|------------------|
| 1    | 0        | $D_{12}$  | 0                                              | $\frac{L_1}{2}$  | $\frac{\rho_2 L_2}{L_1 + L_2}$                 | $\frac{L_1}{2}$  |
| 2    | $\rho_2$ | $D_{21}$  | $\frac{\rho_2 L_2}{L_1 + L_2}$                 | $\frac{L_2}{2}$  | $\frac{\rho_2 L_2^2}{(L_1 + L_2)(L'_1 + L_2)}$ | $\frac{L_2}{2}$  |
| 1'   | 0        | $D_{1'0}$ | $\frac{\rho_2 L_2^2}{(L_1 + L_2)(L'_1 + L_2)}$ | $\frac{L'_1}{2}$ | 0                                              | $\frac{L'_1}{2}$ |

道系统不同参数对气动能耗的影响进行探讨。

假设管道总里程为 50 km, 参考现有高铁隧道阻塞比  $\beta$  (列车断面面积/隧道净空面积) 以及列车气动阻力相关数据<sup>[25]</sup> 进行管道系统设计。

参考高速铁路隧道相关设计, 阻塞比往往小于 0.3, 以克服不良气动效应影响。而真空管道系统中的低气压环境可对气动效应不良影响起到缓解作用。

因此本文对于分级真空管道阻塞比设计范围为 0~0.5。

为使分级真空管道中间管道段作为列车低压运行的主要空间, 选取的管道系统长度比较小, 其范围为 0~0.4。同时初始时刻相邻管段表压比  $\gamma < 1$ , 从而实现低压与常压环境的合理过渡。选取 3 种阻塞比条件, 相关参数见表 2。

表 2 不同阻塞比条件下系统参数<sup>[25]</sup>

Table 2 System parameters under different conditions of blocking ratios<sup>[25]</sup>

| 隧道内净空/ $\text{m}^2$ | 车辆横截面积/ $\text{m}^2$ | 阻塞比  | 气动阻力系数 | 温度/K   | 大气压强/kPa | 大气密度/ $(\text{g}\cdot\text{m}^{-3})$ |
|---------------------|----------------------|------|--------|--------|----------|--------------------------------------|
| 27                  | 11.4                 | 0.42 | 3.39   | 273.15 | 101.325  | 1.247                                |
| 41                  | 11.4                 | 0.28 | 2.29   | 273.15 | 101.325  | 1.247                                |
| 76                  | 11.4                 | 0.15 | 1.65   | 273.15 | 101.325  | 1.247                                |

2.3.1 长度比对气动能耗的影响

列车以 800 km/h 匀速通过管道系统, 当中间管段气体表压为 -50.663 kPa, 中间管段作为运行的主要空间, 故取  $\alpha \leq 0.4$ , 并假设二级管道系统压力比  $\gamma = 0.5$ , 得到系统总气动能耗随长度比  $\alpha$  变化规律如图 3 所示。

列车通过系统过程中, 中间管段的低压气体通过与两侧管段混合, 最后将真空压力势能排出至外界大气。与单级管道相比, 二级管道由于具有压力过渡管段, 列车周围气体经过多次混合增压, 至出入口段时气体压强接近大气压, 故  $E^P$  较小。

加。二级管道能耗大部分为阻力能耗, 故主要受到阻塞比的影响, 气动能耗随长度比增加近似为线性变化。在小长度比时, 大断面单级管道阻力和真空能耗均较小, 总能耗甚至低于二级管道。

综上, 设计过渡管段与减小管段长度比可降低系统气动能耗。

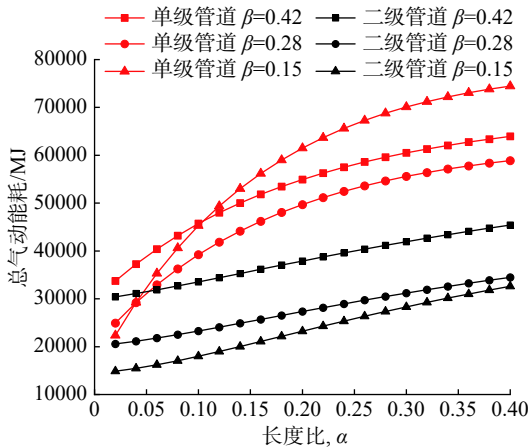


图 3 总气动能耗随长度比的变化曲线

Fig. 3 The variation of aerodynamic energy consumption with length ratio

图 3 曲线的切线斜率大小代表能耗关于长度比变化的敏感度。参考图 4 结果, 单级管道存在较大的真空势能损失, 根据  $\Delta E^P = pA_{\text{tun}}L$ , 在出入口管段高真空度和大断面条件下, 长度比增加, 总能耗快速增

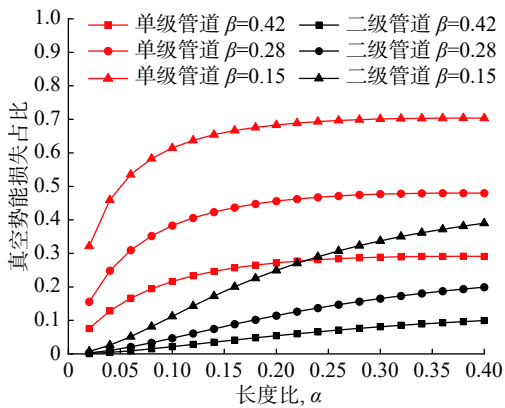


图 4 真空势能损失占比随长度比的变化曲线

Fig. 4 The variation of vacuum potential energy loss with length ratios

2.3.2 压力比对气动能耗的影响

对二级管道系统选取不同压力比, 系统气动能耗随压力比  $\gamma$  的变化规律如图 5 所示。

当系统出入口和过渡管段较短时, 存在较小体积低压气体与外界大气混合, 故损失的真空压力势能较小, 且几乎不受表压比的影响。此时列车运行的绝大部分区段位于中间管段, 提升中间管段比例使得列车在低阻状态下行驶路程较长, 气动能耗较小。故系统主要通过控制分段形式降低气动能耗。

当系统采用较大的长度比  $\alpha$ , 出入口管段气体体

积较大, 受到压力比的影响, 出入口管段的压力势能损失在系统气动能耗中占比较大。

当系统采用较大阻塞比  $\beta$ , 系统的真空压力势能损失较小, 增加管段压力比  $\gamma$  降低了在总能耗中占比较高的阻力能耗, 从而降低总气动能耗; 反之当阻塞比较小, 气动阻力能耗较小,  $\gamma$  的增加引起占比较大的真空压力势能损失增加, 从而增加总气动能耗。故不同阻塞比下, 气动能耗关于压力比的变化规律不同。

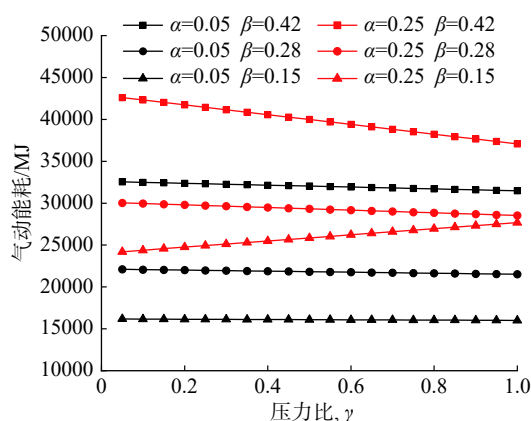


图 5 气动能耗随压力比的变化曲线

Fig. 5 The variation of aerodynamic energy consumption with pressure ratios

### 3 系统参数设计

#### 3.1 设计标准

为分析列车行驶在分级真空管道系统相比等效常压隧道的节能效果, 现选取时速 800 km/h 高速列车通过长 50 km 的分级管道系统, 并采用相同时速下列车通过等长标准单线常压隧道的气动阻力能耗  $E_{\text{open-air}}^F$  为基准<sup>[26]</sup>。当列车在标准单线高速铁路隧道时, 阻力系数大小为 1.70, 通过全里程的气动阻力能耗为  $3.036 \times 10^4$  MJ。

定义列车通过管道系统的能耗  $E_{\text{tube}}$  相比常压标准隧道断面的气动能耗降低率  $\eta$  为:

$$\eta = \frac{E_{\text{open-air}}^F - E_{\text{tube}}}{E_{\text{open-air}}^F} \quad (21)$$

可采用特定的气动能耗降低率为标准选取分级真空管道系统参数, 即在一定的节能效果下对分隔管道参数进行设计。

#### 3.2 管道参数选取

假设二级管道系统初始时刻中间管段绝对压强为 1.01325 kPa (标准大气压的百分之一), 得到气动

能耗降低率  $\eta$  为 0.8、0.5 条件下的系统长度比、压力比, 如图 6 所示。

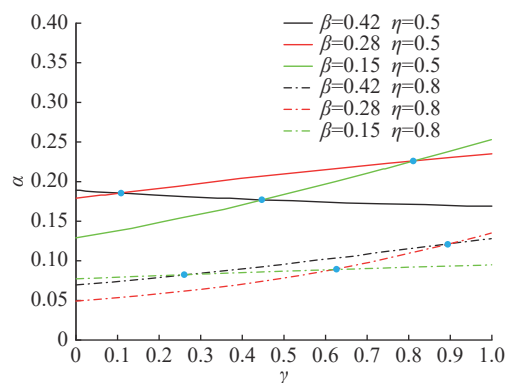


图 6 不同气动能耗降低率下管道参数

Fig. 6 Tube parameters for different reduction rates of aerodynamic energy consumption

由图 6 可知, 管道长度比、压力比、阻塞比共同控制气动总能耗。由于阻力能耗降低与真空势能损失增减方向相反, 不同阻塞比下的管道系统的气动阻力能耗以及真空势能损失两种能耗关于  $\alpha$ 、 $\gamma$  变化的敏感度不同, 故在特定气动能耗降低率下, 管道系统长度比和压力比的临界取值线倾斜程度不同, 两两相交, 证明存在适用于不同阻塞比运行工况下的管道节能参数, 其范围为图 7 各组曲线以下的重叠部分各点对应的横纵轴取值。图 7 中, 在气动能耗降低率为 0.5、0.8 条件下, 可同时满足阻塞比较大、适中和较小通用条件下的管道参数为总阴影以及深色阴影区域, 且较高气动能耗降低率下的参数范围为较低节能条件下的子集。

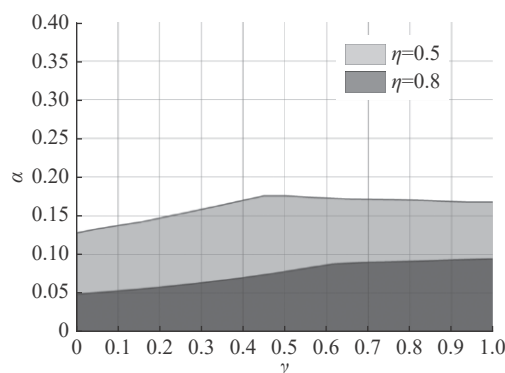


图 7 不同阻塞比下合理参数选取范围

Fig. 7 Reasonable selection range of parameters for different blocking ratios

当合理配置分级管道参数, 降低的气动阻力能耗不仅可以抵消真空势能损失, 并可再此基础上降低绝大部分常压隧道运行的气动阻力能耗。然而考虑到列车长度和开关门时间, 出入口管段存在最小长度的

限制,需综合考虑进行系统分段设计。

3.3 等真空压力势能条件下系统能耗

提升分级管道系统内部气体真空压力势能可以降低列车气动阻力能耗,同时也会增加压力势能损失。为了在管道内部气体初始总真空势能相同情况下,比较单级和二级管道系统运营过程的气动能耗大小关系,在相同管道净空下,取总长度均为  $L$  的单级

管道和二级管道等初始真空势能的工况,比较了其气动阻力能耗降低率和真空势能损失率,结果如表 3 所示。

相同初始真空压力势能下,长度比较小的二级管道系统减小气动阻力和维持气体低压效果优于其他方案。由此得到分级真空管道系统推荐参数方案如表 4 所示。

表 3 不同系统级数管道节能效果

Table 3 Energy saving performance with different vacuum levels

| 长度形式及管道级数 | 长度比   | 压力比 | 中间管段表压/kPa | 气体初始真空压力势能                              | 阻力能耗降低率/% | 真空势能损失率/% |
|-----------|-------|-----|------------|-----------------------------------------|-----------|-----------|
| 等长        |       |     |            |                                         |           |           |
| 单级        | 1     | —   | -60.795    | $0.2p_0^{\text{abs}}LA_{\text{tunn}}$   | 15.00     | 75.00     |
| 二级        | 1     | 0.5 | -50.663    | $0.2p_0^{\text{abs}}LA_{\text{tunn}}$   | 17.19     | 26.56     |
| 不等长       |       |     |            |                                         |           |           |
| 单级        | 0.5   | —   | -67.550    | $0.333p_0^{\text{abs}}LA_{\text{tunn}}$ | 27.78     | 55.56     |
| 二级        | 0.5   | 0.5 | -50.663    | $0.333p_0^{\text{abs}}LA_{\text{tunn}}$ | 27.87     | 11.85     |
| 单级        | 0.143 | —   | -72.346    | $0.615p_0^{\text{abs}}LA_{\text{tunn}}$ | 36.46     | 3.02      |
| 二级        | 0.143 | 0.5 | -78.831    | $0.615p_0^{\text{abs}}LA_{\text{tunn}}$ | 42.60     | 1.44      |

表 4 系统参数推荐值

Table 4 Recommended values of system parameters

| 管道级数 | 列车截面积<br>/m <sup>2</sup> | 隧道净空<br>/m <sup>2</sup> | 阻塞比  | 长度比     | 压力比 | 最小管段<br>长度/km | 系统里程<br>长度/km | 气动能耗<br>/MJ         | 能耗降低率<br>/% |
|------|--------------------------|-------------------------|------|---------|-----|---------------|---------------|---------------------|-------------|
| 2    | 11.4                     | 27                      | 0.42 | 0.111 7 | 0.5 | 1             | 100           | $1.044 \times 10^4$ | 72.3        |

4 结 论

本文采用分级真空管道方案,实现列车明线运行与真空管道运行的无缝连接,通过对系统运营模式、管道分段方式以及气体压强设计对气动能耗结果的影响进行研究,形成了基于预期气动节能效果的分级真空管道系统参数设计方案。相关结论如下:

1)分级真空管道可降低列车气动阻力,同时存在真空势能损失。当合理设计管道参数,气动阻力能耗降低量大于真空势能损失,在气密性良好和参数选取合理的情况下,该系统可以实现气动节能效果。

2)含有过渡管段的系统节能效果较好,气动能耗降低率随着阻塞比的增加而升高。

3)当选取较小的系统管段长度比 $\alpha$ ,分级真空管道系统气动节能效果较好,且节能效果受到初始压力比的影响较小。该条件下,列车在中间管道段进行长距离低气动阻力运行,气动节能效果较好。

本文针对列车通过分级管道系统运行全程气动

总能耗进行研究,基于气体均匀稳态的计算结果,提出了系统理论设计方法以及参数设计体系。但在列车实际运营中,车体出入管道以及分隔门开关的不同方式都会影响管道气体的瞬间变化,该部分将在今后工作中进一步研究。

参 考 文 献:

[1] 卢春房. 中国高铁技术发展展望: 更快、智能、绿色[J]. 科技导报, 2018, 36(6): 1.  
LU C F. Prospects for the development of China's high-speed rail technology: faster, intelligent and green[J]. Science & Technology Review, 2018, 36(6): 1 (in Chinese).  
[2] BROCKIE N J W, BAKER C J. The aerodynamic drag of high speed trains[J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 1990, 34(3): 273-290.  
doi: 10.1016/0167-6105(90)90156-7  
[3] 沈志云. 高速磁浮列车对轨道的动力作用及其与轮轨高速铁路的比较[J]. 交通运输工程学报, 2001, 1(1): 1-6.  
SHEN Z Y. Dynamic interaction of high speed maglev train on girders and its comparison with the case in ordinary high speed railways[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2001, 1(1): 1-6 (in

- Chinese).  
doi: 10.3321/j.issn.1671-1637.2001.01.001
- [4] 孙钧, 刘子忠, 刘甲朋. 畅想海上交通运输建设的伟大革命: 真空高温超导磁浮高速列车桥隧工程前期工作与运行方案探讨[J]. *隧道建设(中英文)*, 2018, 38(9): 1405–1415, 1396.  
SUN J, LIU Z Z, LIU J P. Great revolution in maritime transportation: discussion on preliminary work and operation plan of bridge/tunnel projects for vacuum HTS maglev train at high speed[J]. *Tunnel Construction*, 2018, 38(9): 1405–1415, 1396 (in Chinese).  
doi: 10.3973/j.issn.2096-4498.2018.09.001
- [5] 邓自刚, 张勇, 王博, 等. 真空管道运输系统发展现状及展望[J]. *西南交通大学学报*, 2019, 54(5): 1063–1072.  
DENG Z G, ZHANG Y, WANG B, et al. Present situation and prospect of evacuated tube transportation system[J]. *Journal of Southwest Jiaotong University*, 2019, 54(5): 1063–1072 (in Chinese).  
doi: 10.3969/j.issn.0258-2724.20180204
- [6] DAVY R B. Vacuum railway: US1336732A[P]. 1919.
- [7] GODDARD R. Apparatus for vacuum tube transportation: US6208254S[P]. 1945.
- [8] OSTER D. Evacuated tube transportation: US5950543[P]. 1997.
- [9] 张耀平. 台湾海峡海底真空管道交通线路方案探讨[J]. *隧道建设(中英文)*, 2021, 41(7): 1106–1114.  
ZHANG Y P. Discussion on route schemes of a seabed vacuum tube transport in Taiwan strait[J]. *Tunnel Construction*, 2021, 41(7): 1106–1114 (in Chinese).  
doi: 10.3973/j.issn.2096-4498.2021.07.004
- [10] From Geneva to Berne in 12 Minutes! [EB/OL]. 2021.10. 12.  
<https://swissmetro-ng.org/en/>
- [11] ET3 Global Alliance Inc. – Evacuated Tube Transport Technologies – ‘Space travel on Earth’[EB/OL]. www.et3.com
- [12] MUSK E. Hyperloop alpha[EB/OL]. 2013 [2018-4-13].  
<https://virginhyperloop.com>.
- [13] 张耀平, 梅绍祖, 曾学贵. ETT—引领21世纪的高速运输[J]. *世界科技研究与发展*, 2002, 24(2): 60–64.  
ZHANG Y P, MEI S Z, ZENG X G. ETT—lead the high-speed transportation of the 21st century[J]. *World Sci-Tech R & D*, 2002, 24(2): 60–64 (in Chinese).  
doi: 10.3969/j.issn.1006-6055.2002.02.009
- [14] 张耀平. 真空管道运输: 真空产业发展的新机遇[J]. *真空*, 2006, 43(2): 56–59.  
ZHANG Y P. Evacuated tube transportation (ETT): a new opportunity for vacuum industry[J]. *Vacuum*, 2006, 43(2): 56–59 (in Chinese).  
doi: 10.3969/j.issn.1002-0322.2006.02.016
- [15] 刘加利, 张继业, 张卫华. 真空管道高速列车气动特性分析[J]. *机械工程学报*, 2013, 49(22): 137–143.  
LIU J L, ZHANG J Y, ZHANG W H. Analysis of aerodynamic characteristics of high-speed trains in the evacuated tube[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2013, 49(22): 137–143 (in Chinese).  
doi: 10.3901/JME.2013.22.137
- [16] 黄尊地, 梁习锋, 常宁. 真空管道交通列车气动阻力数值分析[J]. *机械工程学报*, 2019, 55(8): 165–172.  
HUANG Z D, LIANG X F, CHANG N. Numerical analysis of train aerodynamic drag of vacuum tube traffic[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2019, 55(8): 165–172 (in Chinese).  
doi: 10.3901/JME.2019.08.165
- [17] 王海洋. 真空管道交通系统高速运行时的气动特性和能耗分析[D]. 湖南大学, 2018.  
WANG H Y. Analysis of Aerodynamic Characteristics and Energy Consumption of ETT system at High Speed Operation[D]. Hunan University, 2018(in Chinese).
- [18] 周艳, 贾文广, 王凯, 等. 基于超高速真空管道交通系统运行能耗的研究[J]. *真空科学与技术学报*, 2017, 37(2): 131–136.  
ZHOU Y, JIA W G, WANG K, et al. Analysis of energy consumption in the ETT system based on blockaging ratio[J]. *Chinese Journal of Vacuum Science and Technology*, 2017, 37(2): 131–136 (in Chinese).
- [19] 周鹏, 张军, 李田, 等. 初始环境温度对真空管道高速列车气动特性的影响[J]. *空气动力学学报*, 2021, 39(5): 181–190.  
ZHOU P, ZHANG J, LI T, et al. Effect of initial ambient temperature on aerodynamic characteristics of high-speed train in an evacuated tube[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2021, 39(5): 181–190 (in Chinese).  
doi: 10.7638/kqdlxxb-2021.0161
- [20] 何德禄. 真空管道车辆抽吸系统减阻机理与能耗分析[D]. 长沙: 湖南大学, 2019.  
HE D L. Drag reduction mechanism and energy consumption analysis of vacuum pipeline vehicle suction system[D]. Changsha: Hunan University, 2019. (in Chinese)
- [21] NIU J Q, SUI Y, YU Q J, et al. Numerical study on the impact of Mach number on the coupling effect of aerodynamic heating and aerodynamic pressure caused by a tube train[J]. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 2019, 190: 100–111.  
doi: 10.1016/j.jweia.2019.04.001
- [22] 王海明, 李庆领, 贾文广. 真空管道高速列车首尾平均压差变化规律研究[J]. *真空科学与技术学报*, 2021, 41(12): 1164–1170.  
WANG H M, LI Q L, JIA W G. Study on the variation of the average differential pressure between the head and tail of high-speed trains in vacuum tube[J]. *Chinese Journal of Vacuum Science and Technology*, 2021, 41(12): 1164–1170 (in Chinese).  
doi: 10.13922/j.cnki.cjvst.202104014
- [23] RAGHUNATHAN R S, KIM H D, SETOGUCHI T. Aerodynamics of high-speed railway train[J]. *Progress in Aerospace Sciences*, 2002, 38(6-7): 469–514.  
doi: 10.1016/S0376-0421(02)00029-5
- [24] 周艳, 刘海龙, 贾文广, 等. 基于压差的真空管道交通系统运行能耗的分析[J]. *真空科学与技术学报*, 2016, 36(11): 1301–1305.  
ZHOU Y, LIU H L, JIA W G, et al. Modeling and simulation of total energy consumption in evacuated tube transportation[J]. *Chinese Journal of Vacuum Science and Technology*, 2016, 36(11): 1301–1305 (in Chinese).  
doi: 10.13922/j.cnki.cjvst.2016.11.14
- [25] 王韦, 陈正林, 魏鸿. 高速铁路隧道内列车活塞风和空气阻力的解析计算[J]. *世界隧道*, 1999, 36(1): 63–66.  
WANG W, CHEN Z L, WEI H. Analytic calculation of piston wind velocity and aerodynamic drag in high-speed train tunnel[J]. *World Tunnel*, 1999, 36(1): 63–66 (in Chinese).  
doi: 10.13807/j.cnki.mtt.1999.01.014
- [26] 赵勇, 唐国荣, 倪光斌, 等. 我国高速铁路隧道主要技术标准和关键技术[J]. *铁道经济研究*, 2006(6): 25–29, 38.  
ZHAO Y, TANG G R, NI G B, et al. The main technical standards and main techniques of high-speed railway tunnels in China[J]. *Railway Economics Research*, 2006(6): 25–29, 38 (in Chinese).  
doi: 10.3969/j.issn.1004-9746.2006.06.006

( 本文责编: 徐燕 )

文章编号: 0258-1825(2023)07-0120-10

## 尾部吹气控制对城轨列车气动阻力的影响

蒋欣, 杜俊涛\*, 尚克明

(中车青岛四方机车车辆股份有限公司, 青岛 266111)

**摘要:** 为了探索尾部吹气控制对城市轨道交通列车气动阻力的影响, 采用基于 Realizable  $k-\epsilon$  两方程模型的 DDES 方法模拟列车明线运行时的车身周围流场结构, 分析了在尾车不同位置施加吹气控制, 以及不同吹气速度的影响规律, 并通过风洞试验结果验证了文章选用的数值模拟方法。研究表明: 压差阻力是列车阻力的重要来源, 约占总阻力的 80.1%, 摩擦阻力占比约为 19.9%; 列车尾车设置吹气控制可显著减小列车气动阻力, 且对列车压差阻力的影响远大于摩擦阻力; 不同吹气方案下, 尾车减阻效果最显著, 其次是中间车, 最高减阻率分别为 27.6% 和 4.6%; 分离点区域压力和流向涡强度是影响列车阻力的重要因素, 吹气边界靠近流向涡核时可弱化流向涡强度, 特定吹气边界控制下列车尾车压差阻力的减阻率高达 31.9%; 列车气动减阻率随吹气速度增大而增大, 当吹气速度由  $0.2U$  增大至  $0.4U$  时, 整车气动减阻率由 7.9% 增大至 12.2%, 继续增大至  $0.6U$  气动减阻效果减弱, 整车减阻率增大至 12.9%; 集中吹气点通过改变吹气方向与壁面切线方向的夹角来控制尾流结构, 当集中吹气点从距尾车鼻尖点 1.5 m 增大至 5.0 m 时, 列车气动减阻率由 12.9% 减小至 11.3%。

**关键词:** 气动减阻; 尾部吹气; 流动控制; 城轨列车

中图分类号: U270.2 文献标识码: A doi: 10.7638/kqdlxxb-2022.0113

## Influence of tail-blowing control on aerodynamic drag of urban rail trains

JIANG Xin, DU Juntao\*, SHANG Keming

(CRRC Qingdao Sifang Co., Ltd, Qingdao 266111, China)

**Abstract:** In order to explore the influence of tail-blowing control on the aerodynamic resistance of urban rail trains, the DDES method based on realizable  $k-\epsilon$  two-equation model is used to simulate the flow structures around the train body on open railways, and the numerical method is verified by wind tunnel test results. The influence of the tail-blowing control at different positions and different blowing speeds is analyzed. The results show that, the pressure drag is an important source of the train resistance, accounting for about 80.1% of the total resistance, while the friction drag accounts for about 19.9%. The air blowing control can significantly reduce the aerodynamic resistance of the train, with much greater influence on the pressure drag than the friction drag. Under different air blowing schemes, the drag reduction effect on the rear car is most significant, followed by the middle car, with the highest drag reduction rates of 27.6% and 4.6%, respectively. The pressure in the separation area and the strength of the streamwise vorticity are important factors affecting the train resistance. When the blowing boundary is close to the core of the streamwise vortex, the streamwise vorticity is weakened. When the blowing speed increases from  $0.2U$  to  $0.4U$ , the drag reduction rate increases from 7.9% to 12.2%. When the blowing speed further increases to  $0.6U$ , the drag reduction effect weakens, with the overall drag reduction rate

收稿日期: 2022-06-30; 修订日期: 2022-07-22; 录用日期: 2022-08-13; 网络出版时间: 2022-10-17

基金项目: 国家数值风洞工程(NNW)

作者简介: 蒋欣(1970—), 山东青岛人, 正高级工程师, 研究方向: 城市轨道交通列车总体设计研发. E-mail: sf-jiangxin@cqsf.com

通信作者: 杜俊涛\*(1983—), 湖北襄阳人, 高级工程师, 研究方向: 高速磁浮列车空气动力学及车体结构设计. E-mail: dujuntao@cqsf.com

引用格式: 蒋欣, 杜俊涛, 尚克明. 尾部吹气控制对城轨列车气动阻力的影响[J]. 空气动力学学报, 2023, 41(7): 120–129.

JIANG X, DU J T, SHANG K M. Influence of tail-blowing control on aerodynamic drag of urban rail trains[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2023, 41(7): 120–129(in Chinese). doi: 10.7638/kqdlxxb-2022.0113

reaching 12.9%. The wake structure varies with the angle between the blowing direction and the wall tangential direction. When the central blowing point increases from 1.5 m to 5.0 m from the nose tip of the tail car, the aerodynamic drag reduction rate of the train decreases from 12.9% to 11.3%.

**Keywords:** aerodynamic drag reduction; tail blowing; flow control; urban rail train

## 0 引言

随着轨道交通行业的快速发展, 列车能耗问题引起了更多人的关注。据统计, 2021 年全国城轨交通总电能耗约为  $213.1 \times 10^8 \text{ kW} \cdot \text{h}$ , 其中牵引能耗约为  $106.2 \times 10^8 \text{ kW} \cdot \text{h}$ , 相较于 2020 年增长了 26.4%<sup>[1]</sup>。研究表明, 列车消耗的能源主要用于克服运行阻力, 且列车气动阻力与运行速度的平方成正比关系, 时速 160 km 运行的钝头列车气动阻力约占总阻力的 75%<sup>[2-3]</sup>。我国下一代城市轨道交通运营列车车速将大幅提升, 列车运行阻力会进一步增大, 这对城市轨道交通列车节能降耗提出了新挑战。

列车气动阻力主要分为压差阻力和摩擦阻力<sup>[4]</sup>。压差阻力主要由于空气在列车周围的绕流特性形成的车头与车尾的压力差所致; 摩擦阻力由于空气黏性效应导致列车近壁面附近的气流速度沿法向迅速变化, 并在各个速度层之间形成切应力, 进而形成列车表面的黏性切应力<sup>[5]</sup>。与流线型高速列车不同, 城市轨道交通列车需要综合考虑运输经济性和载客量要求, 头、尾车流线型长度较短, 压差阻力占比较大<sup>[6]</sup>, 传统的基于外形优化方式减阻的效果有限, 因此新的列车气动减阻方法亟待探索。

近年来, 各种流动控制技术在航空航天等领域已有应用, 在铁路列车方面也有相关研究<sup>[7-9]</sup>。被动控制方面, 杜健等<sup>[10-11]</sup>通过仿生鲨鱼表面开展基于非光滑沟槽的高速列车减阻研究, 结果显示不同来流下的沟槽壁面阻力系数均小于光滑壁面, 可取得 6% 以上的减阻效果; 朱海燕等<sup>[12]</sup>通过模拟仿真研究了不同特征尺寸的凸包对高速列车气动阻力的影响, 头车部位加设非光滑凸包更有利于列车减阻, 特定大小和阵列的凸包对整车减阻率为 3.8%; 周丹等<sup>[13]</sup>研究了不同形态的仿生球体结构对高速磁悬浮列车气动阻力的影响, 结果表明仿生球体可以有效降低尾流流

速、减小尾流分离高速区面积, 凸坑和凹坑形态球体可分别实现 7.6% 和 14.6% 的尾车减阻; Barros 等<sup>[14]</sup>和 Haffner 等<sup>[15]</sup>通过涡发生器控制 Ahmed 车体的边界层流动和延迟尾流分离。主动流动控制方面, 高国强等<sup>[16]</sup>通过实验和数值模拟的方法研究了等离子体技术对列车车身表面边界层分离的抑制效果, 研究发现矩形和曲形电极比线形和锯齿形电极抑制流动分离效果更加明显, 并且随着外加电压的增大抑制效果也逐渐增大; 黄莎等<sup>[17]</sup>通过数值模拟方法研究了在 CRH1 型车等截面车身与流线型尾部过渡位置射流的减阻效果, 结果显示射流可实现尾车 10.78%、整车 4.88% 的减阻效果; 熊小慧等<sup>[18]</sup>通过在等截面车身部位喷射氦气从而降低车身表面的摩擦阻力, 研究表明当射流速度为  $0.1U$  时可实现 10.93% 的整车减阻率。

综上所述, 主/被动流动控制技术在列车减阻方面得到了较多的研究, 大多数的流动控制方法通过改变车身周围流场或者抑制流动分离进而减小列车运行阻力。本文主要采用数值模拟方法在尾车特定表面设置吹气界面, 探索不同吹气位置、吹气速度和吹气集中点对抑制尾车流线型部位流动分离的影响, 通过减弱尾流区的涡旋强度、减小头尾车的压差阻力进而实现减小气动阻力的目的。

## 1 数值计算方法

本文选用某典型城轨列车作为研究对象。考虑计算规模及效率, 采用如图 1 所示三车(头车、中间车和尾车)编组的列车模型, 模型全尺寸长  $L_0 = 71.2 \text{ m}$ , 宽  $W = 3 \text{ m}$ , 高  $H = 3.85 \text{ m}$ , 其中头车、尾车长 23.7 m, 中间车长 21.88 m, 列车最大横截面积为  $9.88 \text{ m}^2$ 。列车运行速度为 140 km/h, 即 38.889 m/s, 计算模型缩比比例为 1:8。为了尽可能地模拟列车的真实外形, 模型保留了转向架、风挡等关键部位, 对列车表面的窗



图 1 列车全车模型图

Fig. 1 Model diagram of the whole train

户、车门、车灯等小尺寸突出结构做了光顺处理。列车吹气部位为尾车流线型与非流线型的过渡位置,共 8 个吹气边界。

通过基于有限体积法的 Ansys Fluent 求解器进行列车流场数值模拟,采用 Realizable  $k-\varepsilon$  两方程模型的延迟脱体涡模拟方法 (delayed detached-eddy simulation, DDES) 模拟以旋涡流主导的列车尾流流动,列车阻力采用求解压力耦合方程的半隐方法 (semi-implicit method for pressure linked equation, SIMPLE),对流项与黏性项离散分别采用了二阶迎风格式和有界中心差分格式。为保证数值仿真的精度要求,残差项设置为  $1 \times 10^{-6}$ 。

图 2 所示为计算区域大小及边界条件设置。以车高  $H$  无量纲化,计算域尺寸为  $75H \times 17H \times 12.5H$ ,列车头部距计算区域上游入口处  $18.5H$ 。列车上游边界设置为速度入口,速度与车速相等且与列车运行方向相反;下游边界为压力出口,给定静压为环境压力;地面和轨道为滑移壁面,模拟真实条件下列车与周围环境的相对运动,滑移速度大小和方向与速度入口一致;计算区域顶面与侧面采用对称边界,列车表面为无滑移壁面。对于吹气控制工况,在尾车表面相应部位设置速度入口,吹气方向沿  $x$  正方向并呈现一定角度。

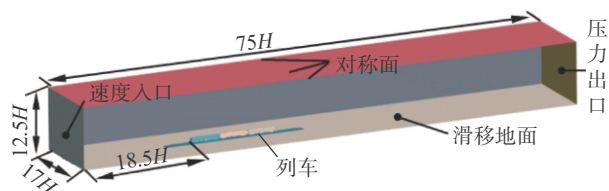


图 2 列车外流场计算域及边界设置

Fig. 2 Computational domain and boundary setup for flow around the train

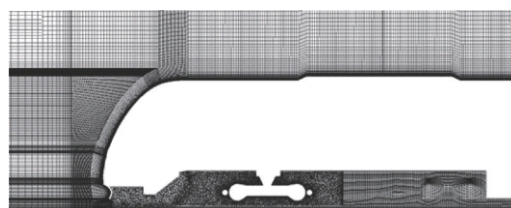
为保证尾流、壁面边界层等流动区域的网格质量,车体周围及尾流区采用结构网格,转向架区域采用非结构网格,对车身周围  $2H$  空间范围内的网格进行加密,控制该处空间网格长细比小于 2:1,模型网格数量约为  $1.07 \times 10^8$ ,局部网格见图 3。为满足湍流模型  $y^+$  的要求,文章构造的第一层网格高度在 1.0 mm 以内;车体表面边界层高度内网格设置为 35 层,保证在黏性效应影响范围内有足够的网格节点;为保证网格尺度的连续性,边界层法向网格增长率不大于 1.2;对列车尾部吹气控制边界处网格进行了适当调整,提升该区域的流动控制预测精度。

为了方便对比,定义以下无量纲系数:

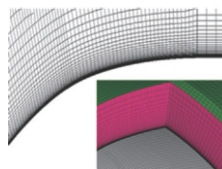
$$C_p = \frac{p - p_0}{0.5\rho v^2} \quad (1)$$

$$C_D = \frac{F_d}{0.5\rho v^2 S} \quad (2)$$

式中,  $C_p$  为压力系数;  $C_D$  为气动阻力系数;  $p$  为流场压力;  $p_0$  为无穷远处的压力,取值为 0;  $F_d$  为列车气动阻力;  $\rho$  为空气密度  $1.225 \text{ kg/m}^3$ ;  $v$  为列车运行速度  $38.889 \text{ m/s}$ ;  $S$  为列车横截面最大面积,缩比后取值为  $0.1544 \text{ m}^2$ 。



(a) 计算区域纵截面



(b) 附面层网格



(c) 转向架表面

图 3 计算网格

Fig. 3 Computational grid

## 2 数值方法验证

### 2.1 网格无关性验证

为了探明网格密度对计算结果的影响,本文通过更改第一层网格高度和附面层内网格层数设置粗、中、细 3 种不同网格密度的计算模型进行验证。表 1 所示为网格密度基本参数,车体表面平均  $y^+$  均在 30~100 之间。为直观比较网格分辨率对计算结果的影响,图 4 给出了不同网格密度下列车纵剖面压力系数沿列车上表面中心线的分布曲线。如图 4 所示,列车纵剖面压力分布在中、细网格密度下分布基本一致,仅在风挡等复杂流动区域存在较小差异,粗密度网格下的压力分布相较于中、细网格而言差异较大。为了节约计算资源,采用中网格进行模拟。

表 1 不同分辨率网格基本参数

Table 1 Key parameters of the grids with different resolutions

| 网格密度 | 网格数量/ $10^8$ | 边界层内网格层数 | 第一层网格高度/mm | 车体表面平均 $y^+$ |
|------|--------------|----------|------------|--------------|
| 粗网格  | 0.83         | 25       | 0.6        | 81           |
| 中网格  | 1.07         | 35       | 0.6        | 79           |
| 细网格  | 1.07         | 35       | 0.4        | 54           |

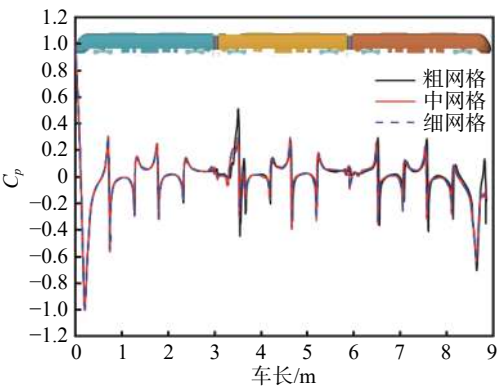


图 4 不同网格密度下列车纵剖面压力系数分布对比  
Fig. 4 Comparison of longitudinal pressure coefficient distributions on the train under different grid resolutions

2.2 数值方法验证

文章选用上节所选用的中等精度网格进行模拟，依据外流场结构和气动阻力分布特性，结合风洞试验结果进行对比，验证本文选用的湍流模型。列车风洞试验在四川绵阳中国空气动力研究与发展中心风洞进行，试验模型采用 1:8 缩比的三节编组列车，如图 5 所示。表 2 为不同湍流模型下的数值模拟与风

洞试验的阻力系数对比，数据表明，3 种模拟方法中基于  $k\text{-}\varepsilon\text{-Realizable-DDES}$  湍流模型的阻力误差最小，其中尾车误差小于 9%，整车误差小于 2%。

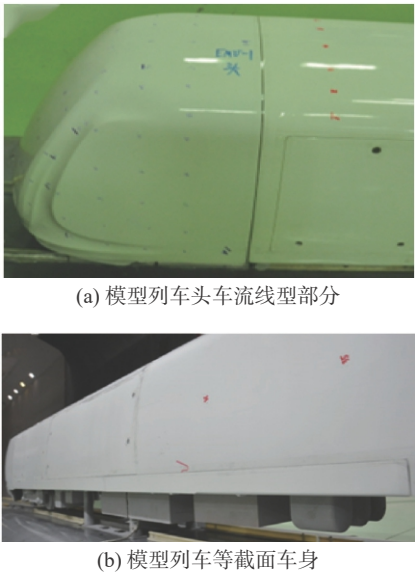


图 5 列车风洞试验模型  
Fig. 5 Wind tunnel test model of the train

表 2 不同湍流模型下列车气动阻力系数对比

| Table 2 Comparison of aerodynamic drag coefficients of the train under different turbulence models |       |       |       |       |         |         |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------|-------|-------|-------|-------|---------|---------|
| 湍流模型                                                                                               | 头车    | 中车    | 尾车    | 整车    | 尾车误差    | 整车误差    |
| $k\text{-}\omega\text{-standard}$                                                                  | 0.339 | 0.174 | 0.383 | 0.896 | -28.54% | -20.18% |
| $k\text{-}\varepsilon\text{-standard}$                                                             | 0.383 | 0.207 | 0.423 | 1.013 | -21.08% | -9.76%  |
| $k\text{-}\varepsilon\text{-Realizable-DDES}$                                                      | 0.399 | 0.253 | 0.488 | 1.139 | -8.96%  | 1.53%   |
| 试验结果                                                                                               | 0.353 | 0.233 | 0.536 | 1.122 | —       | —       |

3 计算结果与分析

3.1 吹气位置确定

列车气动阻力由压差阻力与摩擦阻力两部分组成，图 6 为各节车压差阻力与摩擦阻力在整车气动阻力中的占比。从各节车阻力分布来看，头车占整车气

动阻力的 35.28%，中间车占 21.92%，尾车占 42.80%，即头尾车对整车的气动阻力贡献最大；从阻力来源分布来看，整车压差阻力占比超过 80%，以尾车最为明显，头车次之，中间车最小。因此，通过流动控制技术降低列车气动阻力时，尾车的压差阻力是重点考虑因素。

为找寻合适的列车尾部吹气控制位置，需要分析列车附近的流场结构。分别选取了整车纵向和横向共 4 个典型截面，如图 7 所示，分析各截面压力分布特点。图 8 与图 9 分别为不同水平截面和纵切面的时均压力系数云图。由图可知，列车头部区域压力最大，头车流线型区域压强下降并逐步由发展为负压，列车等截面车身周围区域压强变化较小，尾车流线型区域因车辆截面外形突变，产生明显的气流分离导致压力增大，出现明显的增压效应，最后为尾流影响区域，该区域流场变化剧烈，且气流作用的强度随着距尾车鼻尖点之间距离的增加而减弱。

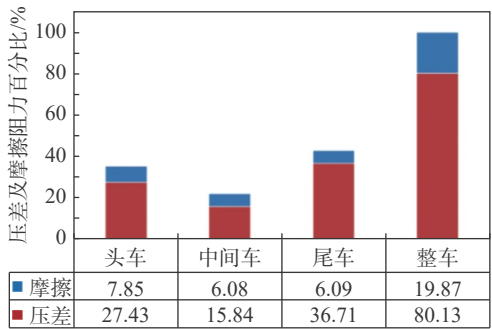


图 6 列车气动阻力占比

Fig. 6 Contribution ratio to the aerodynamic drag of the train

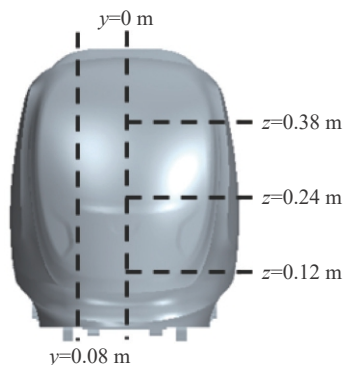


图7 截面位置示意图

Fig. 7 Schematic diagram of the cross sections

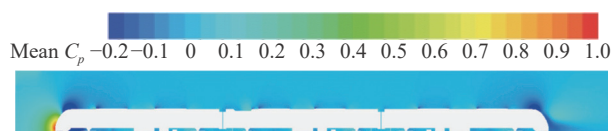
(a)  $y=0$  m(b)  $y=0.08$  m

图8 列车不同纵截面时均压力分布

Fig. 8 Time-averaged pressure distributions in different vertical cross sections of the train

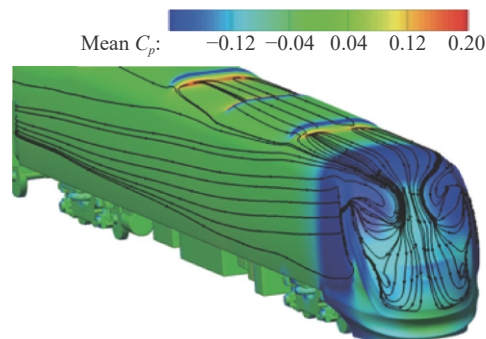
(a)  $z=0.12$  m(b)  $z=0.24$  m

图9 列车不同横截面时均压力分布

Fig. 9 Time-averaged pressure distributions in different horizontal cross sections of the train

图10为带有速度流线的尾车时均压力云图,由图可知尾流区出现了明显的流动分离现象,并且该分离延伸至尾部中间靠下位置。图11为 $Q$ 准则描述的车身周围瞬态涡结构,采用速度着色, $Q$ 值取为3000。分析表明,尾部区域流场压强降低,在向下游发展时形成强逆压梯度区域,促使流动失稳分离,在

尾部上方两侧和下方两侧产生流向涡并诱导生成丰富的旋涡结构。结合压力分布可知,这一由肩部延续至尾部下半部分的强负压区域是导致列车尾车较大阻力的重要原因。



(a) 尾车表面

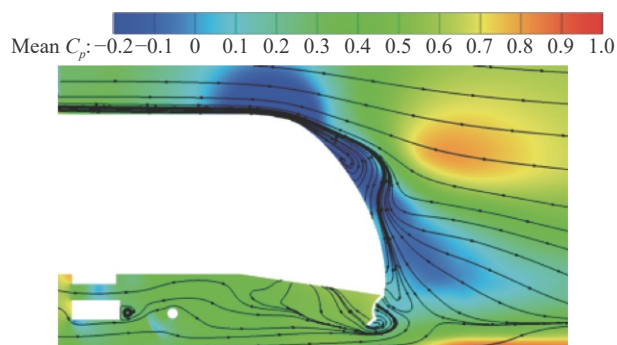
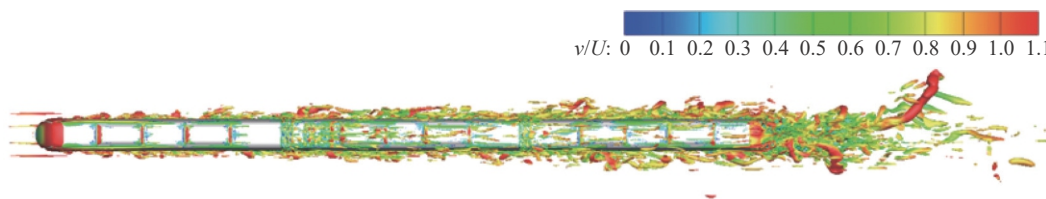
(b) 尾车 $y=0$ 对称面

图10 带有时均速度流线的尾车压力云图

Fig. 10 Pressure contours of the rear car with time-averaged streamlines

吹气控制主要通过流动环境中直接加入合适的质量/动量/能量扰动,使之与系统内的流动相互作用,达到改变近壁流动特征的目的。对于当前研究列车模型,其尾车流向旋涡的形成与尾车头部外形、肩部过渡区流动分离效应密切相关,进而导致了尾车尾部的强负压分布。要缓解甚至消除该负压区域,势必对该流向旋涡结构加以调控,文章通过动量注入改变旋涡上游来流运动方向,降低形成旋涡涡核强度,减小列车头尾压差,进而减小列车运行时的气动阻力。

根据以上分析,文章在车尾与车身连接区域附近

图11 基于 $Q$ 准则等值面的钝头列车周围瞬态旋涡结构 ( $Q=3000$ )Fig. 11 Instantaneous vortex structures around the blunt train based on iso-surfaces of  $Q$ -criterion ( $Q=3000$ )

设置吹气边界以控制尾流分离。为便于说明，将吹气边界分为 8 个区域，各边界吹气方向汇聚同一点，吹气作用形式如图 12 所示，集中点吹气为所有边界吹气方向指向尾车下游某一指定位置，旨在从流向型长度思路调控尾部流动，以获得城轨列车尾部的气动修型作用。图 12 中尺寸为全尺寸标注，分别编号 1~8，进而确定四种吹气方案，不同方案对应的吹气边界如表 3 所示。

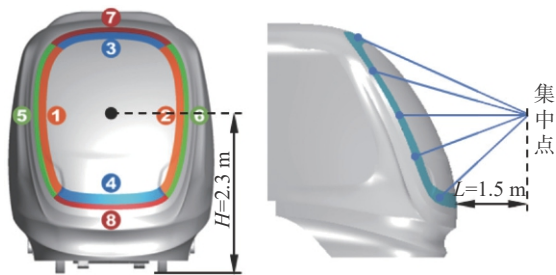


图 12 尾车吹气装置边界示意图

Fig. 12 Schematic diagram of the blowing device on the rear car

表 3 尾车吹气方案设计

Table 3 Air blowing schemes on the rear car

| 方案  | 吹气边界  |
|-----|-------|
| 方案一 | 边界1、2 |
| 方案二 | 边界1~4 |
| 方案三 | 边界5~8 |
| 方案四 | 边界1~8 |

3.2 不同射流方案阻力分析

为探究吹气边界布置对列车减阻效果的影响，本节采用上述四种吹气方案对列车阻力特性开展研究，各方案下的吹气速度均为  $0.6U$ ，其中， $U$  为来流速度，即  $38.889\text{ m/s}$ 。图 13 所示为不同吹气方案下各节车和整车的减阻率，吹气控制对尾车阻力影响最大，其次是中车，其对头车阻力影响很小，吹气方案二和

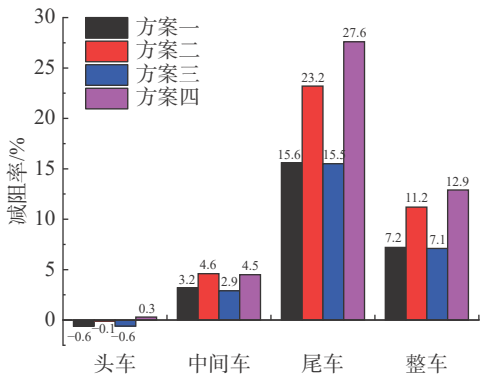


图 13 不同吹气方案对列车气动减阻率的影响

Fig. 13 Influence of different blowing schemes on the aerodynamic drag reduction ratio of the train

方案四的减阻性能优于方案一和方案三。图 14 进一步分析了不同吹气方案对列车整车压差、摩擦和总阻力的影响，结果表明吹气方案主要影响列车压差阻力，方案一至方案四对列车压差阻力的减阻效果分别为 8.7%、13.3%、8.7%、16.6%，其中方案二和方案四的整车气动减阻率分别为 11.2% 和 12.9%

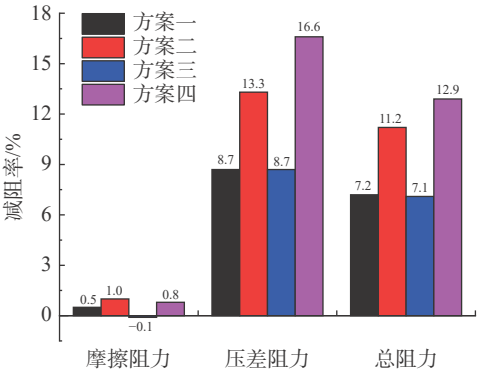


图 14 不同吹气方案对列车压差、摩擦和总阻力的影响

Fig. 14 Influence of different blowing schemes on the pressure difference, friction drag and total drag of the train

图 15 和图 16 为不同吹气方案下的列车尾车壁面、 $y=0.08\text{ m}$  截面的压力和流线图。吹气控制下，由顶部侧缘拖出的流向涡结构清晰可见，然而吹气控制可减弱流向涡强度，使得尾部顶端附近的压力显著高于无控制工况；同时，吹气控制可使流向涡向下游发展过程中加速增压，因此列车尾部由上到下呈现壁面压强整体升高的趋势，保证了尾部壁面下方的压强远高于无控制工况。此外，列车底部流动绕过尾车侧缘在底部发生分离，该分离流在尾部下方再附，再附位置对应于尾车压力峰值。因此，吹气控制可有效降低尾车压差阻力。

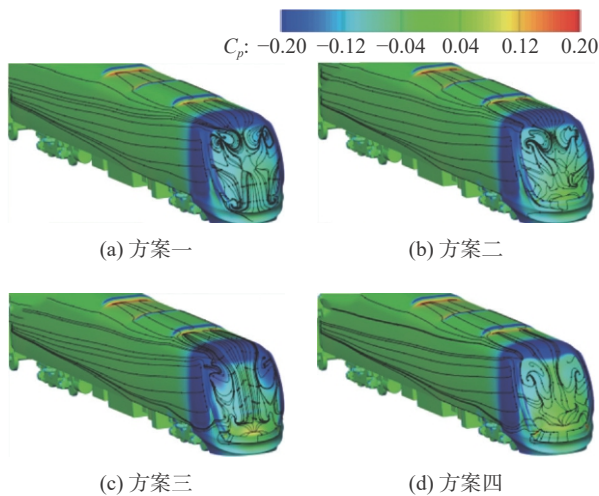


图 15 不同吹气方案下列车壁面压力云图

Fig. 15 Pressure contours on the train surface under different blowing schemes

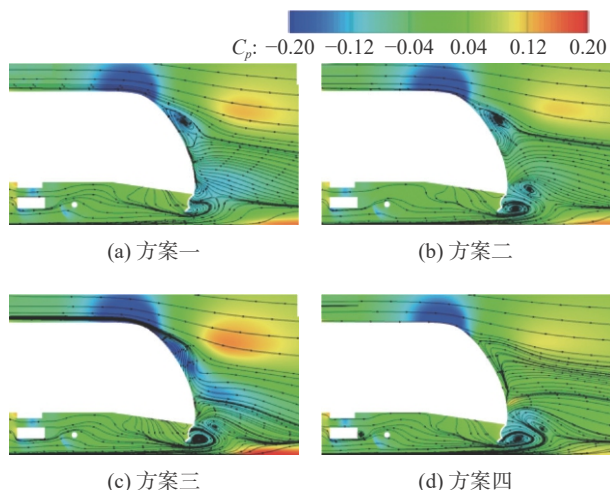


图 16 不同吹气方案下  $y = 0.08\text{m}$  截面压力云图

Fig. 16 Pressure contours in the cross section of  $y = 0.08\text{m}$  under different blowing schemes

下面分析方案二减阻效果优于方案三的原因。分离区压力主要由分离点处压力决定,根据图 16 的压力和流线分布可知,由于方案三的吹气边界更靠外圈,导致其肩部负压区远大于方案二,且其分离点更靠近上游,因此方案三顶部分离点处的压强小于方案二。图 17 为两种方案在  $z = 0.38\text{m}$  截面的流向涡量分布,粉色标记为吹气边界,由图可知方案二的吹气边界更靠近流向涡的涡核,且吹气方向与该处回流区

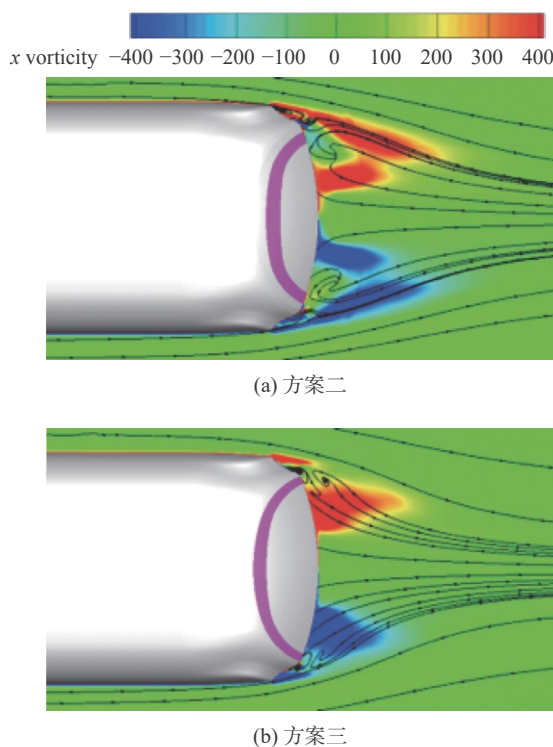


图 17 不同吹气方案下  $z = 0.38\text{m}$  截面流向涡量云图

Fig. 17 Streamwise vorticity contours in the cross section of  $z = 0.38\text{m}$  under different blowing schemes

流动方向差异明显,从而对该处流向涡的发展造成强干扰,有效的减弱了流向涡强度;方案三的吹气边界更靠外圈,该处流动刚发生分离不久,吹气方向与流动该处回流区流动方向基本一致,吹气控制在一定程度上增强了流向涡,因此吹气边界与流向涡核的相对位置对列车减阻有重要影响。方案四是方案二和三吹气边界的组合,其在方案二减阻优势的基础上增加了吹气边界,使得减阻率进一步增大。综上所述,分离点压力和流向涡强度是影响列车阻力的重要因素。

### 3.3 不同射流速度阻力分析

本节主要探究吹气速度 ( $v_b$ ) 对尾流流动特征和减阻率的影响。由上节可知,四种吹气布置方案中方案四具有最大的减阻率,因此本节将基于方案四吹气位置开展研究。图 18 为三种不同吹气速度 ( $v_b = 0.2U, 0.4U$  和  $0.6U$ ) 控制下,列车各节车的减阻率变化,数据表明,随着吹气速度增加,整车减阻率随之增大,且尾车的减阻效果最为显著。进一步对比吹气速度对各车压差减阻和摩擦减阻的影响如图 19 所

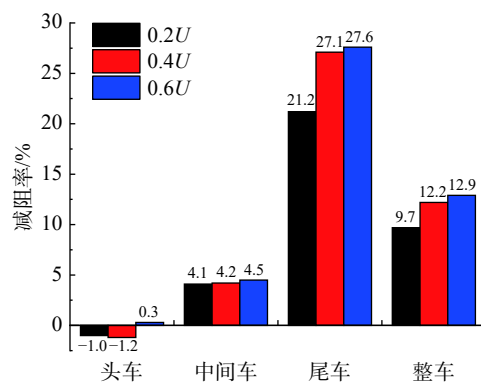


图 18 不同吹气速度对列车气动减阻率的影响

Fig. 18 Influence of different blowing speeds on the aerodynamic drag reduction ratio of the train

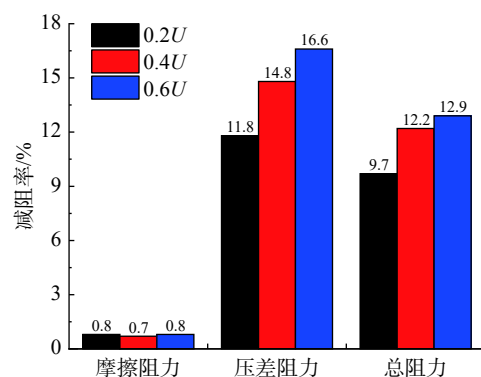


图 19 不同吹气速度对列车压差、摩擦和总阻力的影响

Fig. 19 Influence of different blowing speeds on the pressure difference, friction drag and total drag of the train

示,可知吹气控制主要影响压差阻力,对摩擦阻力影响很小,且更大的吹气速度可以得到更低的压差阻力。

图 20~图 22 为列车尾车壁面、对称面、 $y = 0.08 \text{ m}$  截面的压力和流线分布。显然,较小的吹气速度  $v_b = 0.2U$  即可抑制列车尾部的强流向涡,从而使得尾部侧缘低压区消失,尾部压力增大。同时,相比于无控制工况,吹气控制使得尾车与尾部连接过渡区的负压减弱,负压影响区域也缩小。因此,尽管吹气控制下,列车尾流区域依然有流动分离,但分离点处的压强已远大于无控制工况,使得其分离泡内压强大于无控制下的流向涡内压强。随着吹气速度  $v_b$  由  $0.2U$  增大到  $0.6U$ ,尾部分离区逐渐减小,尾部压力随之增大,有效减小了尾车的压差阻力。

### 3.4 不同射流角度阻力分析

吹气控制的射流方向是可能影响列车气动减阻

效率的关键参数,本节主要探究不同吹气集中点对列车气动减阻率的影响。在上文研究的吹气方案(方案四)和吹气速度( $v_b = 0.6U$ )的基础上,文章通过改变集中吹气点距尾车鼻尖点的距离设计了四种吹气角度,分别为  $L = 1.5、3.0、4.0、5.0 \text{ m}$ ,如图 23 所示。

图 24 和图 25 分别为不同吹气集中点下各节车和整车的减阻率以及对列车摩擦和压差阻力的影响。由图可知,不同  $L$  下,集中吹气控制可同时降低中车和尾车的摩擦阻力和压差阻力,又由于吹气控制主要影响尾流结构,因此其对压差阻力的影响远大于摩擦阻力。 $L$  由  $1.5 \text{ m}$  增大到  $5 \text{ m}$ ,尾车压差减阻率从  $31.9\%$  降低到  $27.5\%$ ,整车总阻力减阻率从  $12.9\%$  降低到  $11.3\%$ 。总体而言,随着吹气集中点水平位置改变,列车阻力差异较小。

图 26 和图 27 分别为列车壁面对称面( $y = 0$ )

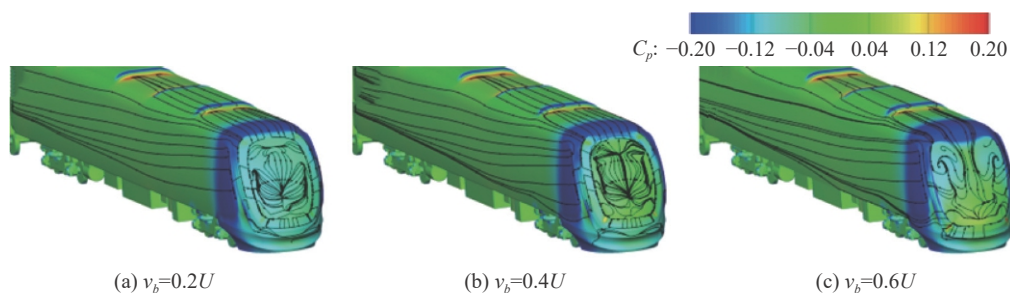


图 20 不同吹气速度下的尾车壁面压力变化

Fig. 20 Pressure variations on the rear-car surface under different blowing speeds

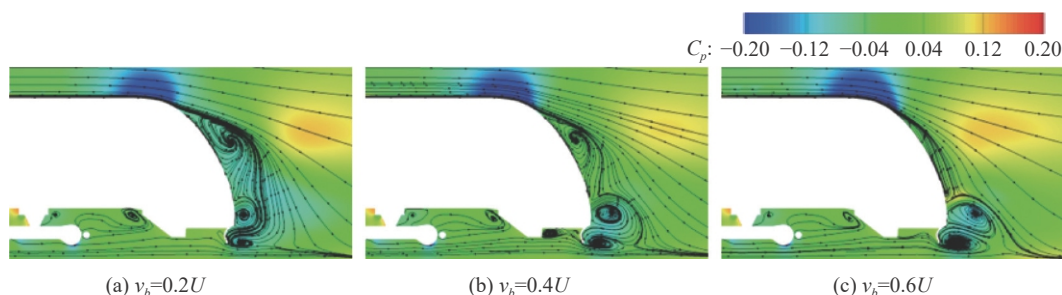


图 21 不同吹气速度下列车  $y = 0$  截面压力云图及流线图

Fig. 21 Pressure contours and streamlines in the cross section of  $y = 0$  under different blowing speeds

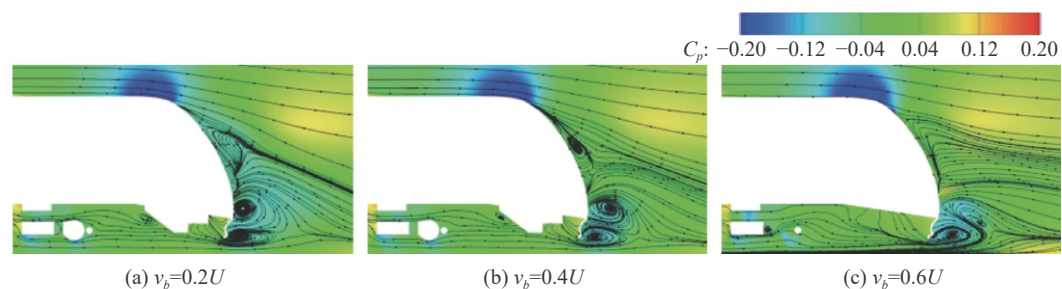


图 22 不同吹气速度下  $y = 0.08 \text{ m}$  截面压力云图及流线图

Fig. 22 Pressure contours and streamlines in the cross section of  $y = 0.08 \text{ m}$  under different blowing speeds

的压力和流线分布。由图可知,吹气集中点水平位置  $L$  由 1.5 m 增大到 5.0 m, 尾流的流动结构发生改变, 由尾部顶端两侧拖出的一对流向涡被抑制, 取而代之的是在车身与尾部连接处, 由于逆压梯度和吹气控制的耦合干扰形成的尾部回流区。此时, 气流绕过车身连部位在尾部发生分离, 形成绕尾部边缘一圈的分离线, 这些分离流在尾部中心附近再附, 形成再附结点。同时, 此分离流诱导的二次分离与列车尾部下方的流动分离相遇, 在尾部下方形成更强的再附, 产生尾部压力峰值。

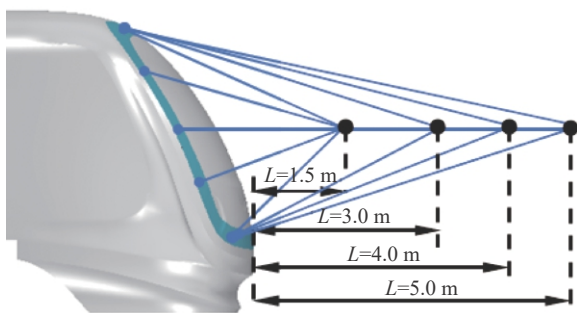


图 23 不同吹气角度示意图

Fig. 23 Schematic diagram of different blowing angles

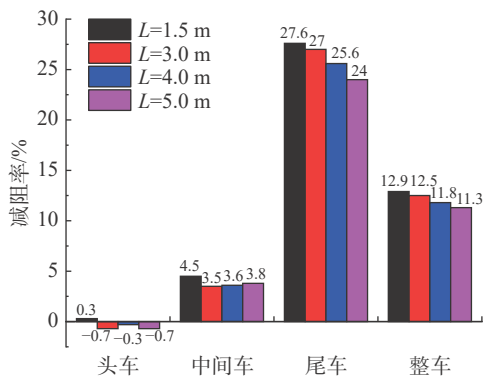


图 24 不同吹气角度对列车气动减阻率的影响

Fig. 24 Influence of different blowing angles on the aerodynamic drag reduction rate of the train

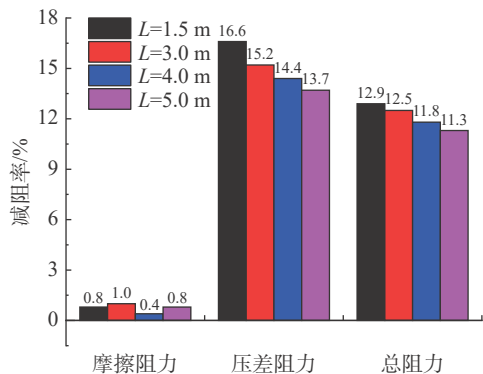


图 25 不同吹气角度对列车压差、摩擦和总阻力的影响

Fig. 25 Influence of different blowing angles on the pressure difference, friction drag and total drag of the train

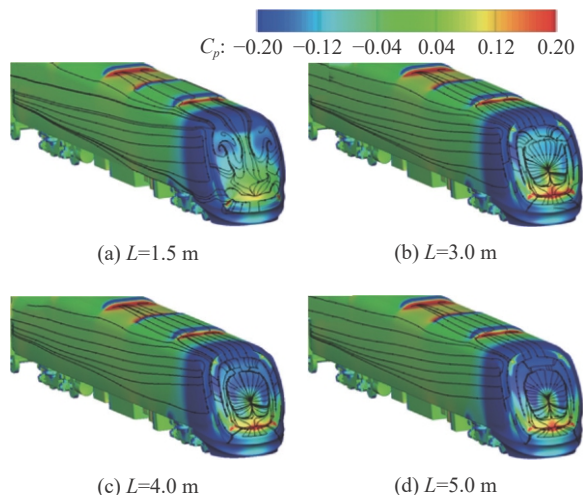


图 26 不同吹气角度下列车壁面压力云图

Fig. 26 Pressure contours on the train surface under different blowing angles

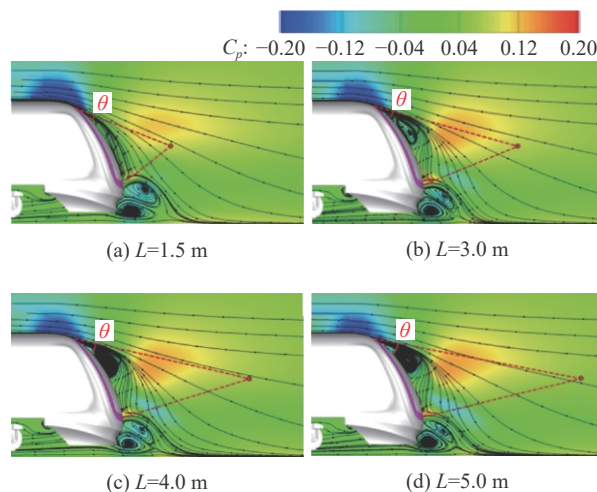


图 27 不同吹气角度下列车  $y=0$  截面压力及流线图

Fig. 27 Pressure contours and streamlines in the cross section of  $y=0$  under different blowing angles

## 4 结 论

本文通过数值模拟方法研究了吹气控制对城市轨道交通列车气动阻力的影响, 分析了列车车身周围流场结构及尾车压差阻力形成的原因, 探索了不同吹气位置、不同吹气速度和不同吹气集中点对列车减阻率的影响, 研究结果表明:

1) 吹气边界位置对列车气动减阻率具有重要影响。吹气边界与流向涡核的相对位置是影响列车阻力的重要因素, 吹气边界越靠近流向涡核, 对流向涡强度的弱化效应越强, 列车阻力越小。

2) 增大吹气速度可提升列车气动减阻性能, 原因在于吹气控制通过注入动量以强制改变旋涡上游来流运动形式来抑制流向涡。吹气速度增加对列车压

差阻力影响较大,对摩擦阻力影响较小,当吹气速度由  $0.2U$  增大至  $0.6U$  时,摩擦阻力减阻率基本不变,压差阻力减阻率由 11.8% 增大至 16.6%。

3) 吹气集中点通过影响吹气方向与壁面切线方向的夹角控制尾流结构,夹角越小,尾流流动方向越贴体,减阻性能较好。研究表明特定吹气位置、速度和角度组合下最高可实现 12.9% 的整车减阻效果。

吹气结构通过在尾车吹气,降低尾车司机室负压峰值以达到减阻效果。列车在实际运行过程中存在会车、环境风等影响因素,实际的吹风方向和风力需要进行实时调整,需要下一步开展吹风控制策略和方法研究,推进新结构的工程化应用。

**致谢:** 本研究工作得到中南大学高性能计算公共服务平台支持。

## 参 考 文 献:

- [1] 中国城市轨道交通协会. 城市轨道交通2021年度统计分析报告[EB/OL]. [2022-04-22]. <https://oss.camet.org.cn/u/cms/www/202204/22154011ehvh.pdf>
- [2] 潘永琛. 高速列车边层流及尾流流动的数值研究[D]. 北京: 中国铁道科学研究院, 2018.
- [3] 李田, 戴志远, 刘加利, 等. 中国高速列车气动减阻优化综述[J]. 交通运输工程学报, 2021, 21(1): 59–80.  
LI T, DAI Z Y, LIU J L, et al. Review on aerodynamic drag reduction optimization of high-speed trains in China[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2021, 21(1): 59–80 (in Chinese).  
doi: 10.19818/j.cnki.1671-1637.2021.01.003
- [4] 余以正, 刘堂红, 夏玉涛, 等. 更高速( $400^+$  km/h)列车气动减阻技术发展展望[J]. 空气动力学学报, 2021, 39(5): 83–94.  
YU Y Z, LIU T H, XIA Y T, et al. Development and prospect of aerodynamic drag-reduction technologies for trains at higher speed ( $400^+$  km/h)[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2021, 39(5): 83–94 (in Chinese).  
doi: 10.7638/kqdlxxb-2021.0272
- [5] 田红旗. 列车空气动力学[M]. 北京: 中国铁道出版社, 2007: 159–161.  
TIAN H Q. Train aerodynamics[M]. Beijing: China Railway Publishing House, 2007: 159–161(in Chinese).
- [6] 林鹏, 刘冬雪. 城际列车底部结构优化减小气动阻力研究[J]. 空气动力学学报, 2018, 36(5): 763–773.  
LIN P, LIU D X. Reduction of aerodynamic drag on intercity railway through car bottom structure optimization[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2018, 36(5): 763–773 (in Chinese).  
doi: 10.7638/kqdlxxb-2016.0176
- [7] CHOI B, HONG Y, LEE B, et al. Adaptive flow separation control over an asymmetric airfoil[J]. International Journal of Aeronautical and Space Sciences, 2018, 19(2): 305–315.  
doi: 10.1007/s42405-018-0029-z
- [8] 王业腾, 孙振旭, 鞠胜军, 等. 沟槽微结构尺寸对高速列车横风特性影响研究[J]. 空气动力学学报, 2021, 39(5): 132–141.  
WANG Y T, SUN Z X, JU S J, et al. Influence of groove microstructures on the aerodynamic performance of high speed trains under crosswind[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2021, 39(5): 132–141 (in Chinese).  
doi: 10.7638/kqdlxxb-2021.0149
- [9] BECK N, LANDA T, SEITZ A, et al. Drag reduction by laminar flow control[J]. Energies, 2018, 11(1): 252.  
doi: 10.3390/en11010252
- [10] 杜健, 龚明, 田爱琴, 等. 基于仿生非光滑沟槽的高速列车减阻研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2014, 11(5): 70–76.  
DU J, GONG M, TIAN A Q, et al. Study on the drag reduction of the high-speed train based on the bionic non-smooth riblets[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2014, 11(5): 70–76 (in Chinese).  
doi: 10.3969/j.issn.1672-7029.2014.05.013
- [11] DU J, LIANG X F, LI G B, et al. Numerical simulation of rainwater accumulation and flow characteristics over windshield of high-speed trains[J]. Journal of Central South University, 2020, 27(1): 198–209.  
doi: 10.1007/s11771-020-4288-z
- [12] 朱海燕, 胡涛涛, 尹必超. 凸包非光滑表面高速列车气动阻力及噪声研究[J]. 华东交通大学学报, 2020, 37(4): 88–95.  
ZHU H Y, HU H T, YIN B C. Research on aerodynamic resistance and noise of high-speed train with convex non-smooth surface[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2020, 37(4): 88–95 (in Chinese).  
doi: 10.16749/j.cnki.jecjtu.2020.04.014
- [13] 周丹, 陈怀博, 孟石, 等. 仿生球体形态对高速磁浮列车的减阻影响[J/OL]. 中南大学学报(自然科学版): 1–11.  
ZHOU D, CHEN H B, MENG S, et al. Influence of bionic sphere form on drag reduction of high-speedmaglev train[J/OL]. Journal of Central South University(Science and Technology), 1–11 (in Chinese).  
<http://kns.cnki.net/kcms/detail/43.1426.N.20220310.1721.004.html>
- [14] BARROS D, BORÉE J, CADOT O, et al. Forcing symmetry exchanges and flow reversals in turbulent wakes[J]. Journal of Fluid Mechanics, 2017: 829.  
doi: 10.1017/jfm.2017.590
- [15] HAFNER Y, CASTELAIN T, BORÉE J, et al. Manipulation of three-dimensional asymmetries of a turbulent wake for drag reduction[J]. Journal of Fluid Mechanics, 2021, 912: A6.  
doi: 10.1017/jfm.2020.1133
- [16] 高国强, 颜馨, 彭开晟, 等. 等离子体流动技术在列车减阻应用上的初步研究[J]. 电工技术学报, 2019, 34(4): 855–862.  
GAO G Q, YAN X, PENG K S, et al. Primary research on drag reduction of train based on plasma flow[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(4): 855–862 (in Chinese).  
doi: 10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.180110
- [17] 黄莎, 于杨, 李志伟, 等. 基于尾部射流的高速列车气动减阻研究[J]. 铁道学报, 2021, 43(11): 38–46.  
HUANG S, YU Y, LI Z W, et al. Study of Aerodynamic Drag Reduction of High-speed Train Based on Tail Jet-flow Control[J]. Journal of the China Railway Society, 2021, 43(11): 38–46 (in Chinese).  
doi: 10.3969/j.issn.1001-8360.2021.11.005
- [18] 熊小慧, 谢鹏辉, 梁习锋, 等. 高速列车车身喷射氦气气动减阻研究[J/OL]. 铁道科学与工程学报: 1–9.  
XIONG X H, XIE P H, LIANG X F, et al. Study on aerodynamic drag reduction of high-speed Train body by Helium injection[J/OL]. Journal of Railway Science and Engineering: 1–9 (in Chinese).

(本文责编: 徐燕)

## CONTENTS

### Review

- Some research progress and prospect of intelligent aerodynamics  
 ..... TANG Zhigong, ZHU Linyang, XIANG Xinghao, HE Lei, ZHAO Tun, WANG Yueqing, QIAN Weiqi, YUAN Xianxu (1)

### Research Articles

- Fast transition prediction for wind tunnel testing of the transonic natural laminar flow standard model CRM-NLF  
 ..... LIU Yinwei, WU Dongrun, DU Xi, LIN Dakai (36)
- Icing prediction method for arbitrary airfoil using deep neural networks ..... QU Jingguo, PENG Bo, YI Xian, MA Yijian (48)
- Higher-order nonlinear shock wave discriminant based on deep neural network  
 ..... YANG Hua, CHEN Shusheng, LI Meng, PANG Chao, GAO Zhenghong, Xiang Xinghao (56)
- Research on the multiphase flow characteristics of the near free-surface supercavitating vehicle  
 ..... XIANG Min, LIU Bo, XIE Zeyang, ZHAO Xiaoyu (64)
- Three-channel coupled instability criteria for symmetrical tailless hypersonic vehicles  
 ..... LYU Da, ZHANG Weitong, ZHANG Lumin, ZHAO Junbo, ZHANG Shiyu, SU Haoqin (74)
- Time-domain analytical formulation for acoustic velocity prediction in uniform mean flow  
 ..... LIU Qihong, WANG Xuheng, XUE Sidan, HE Jiahua (84)
- Accurate and efficient wall distance calculation method for Cartesian grids  
 ..... MENG Shuang, ZHOU Dan, LI Xueliang, BI Lin (93)
- Experiment of far-field interference of cantilever support device in 8 m × 6 m low speed wind tunnel  
 ..... LIU Litao, HUANG Zhiyuan, CHEN Hong, FAN Litao, LI Xiaobing, LIU Yan (102)
- Aerodynamic energy analysis of multi-section evacuated tube system  
 ..... ZHANG Ziwei, WANG Yingxue, SUN Haocheng, GU Liquan, REN Wenqiang (112)
- Influence of tail-blowing control on aerodynamic drag of urban rail trains ..... JIANG Xin, DU Juntao, SHANG Keming (120)

# 《空气动力学学报》征稿简则

《空气动力学学报》创刊于1980年,国内外公开发行,月刊,中文核心期刊、中国科技核心期刊。本刊主要刊载空气动力学及相关交叉学科的理论与实践、方法与手段、技术与应用等方面具有重要意义的创新型成果,以促进空气动力学学科发展及与其他学科的交叉融合。栏目形式包括:研究综述、研究论文、研究专栏。

## 来稿要求:

- 题目。**简洁、确切,中文题目长度建议不多于20字。
- 摘要。**请特别注意中文摘要和英文摘要的撰写。**摘要应包括四个要素:目的、方法、结果、结论。**摘要应写出本文特有的、创新的工作内容和结论。英文摘要至少应包含中文摘要的所有内容,并且可以更加详细。英文摘要中四要素也必须齐全,但不是单独列出,而是成为一篇完整独立的文章,并注意主语、时态和单复数等问题,长度建议实词数250~400个(约A4半页纸)。
- 引言。**对国内外研究现状的论述要全面、客观。引言尽可能的涵盖以下内容:本研究工作的背景、性质、范围、目的及重要性;相关领域国内外的研究历史、现状、成果、问题及其评价。注意突出自己所做工作的创新点及意义。建议不少于A4半页纸。
- 正文。**正文内容应包括研究目的、方法/原理、结果/结论。文章写作要求简洁、清晰、完整;文中概念正确,应用的方法、原理先进正确,实验条件及得到的数据可靠;分析论述全面透彻;结论明确,数值模拟论文建议给出验证与确认结果。论文中特别要注意围绕并重点突出自己研究的创新点,在最后的结论中不但要简要总结本文研究的结果,还要补充论文工作有什么不足和概述未来的研究可能性及方向。
- 参考文献。**文献需按文中出现顺序依次编号;参考文献需给出作者、题名、年、卷、期、页码范围、doi等信息,请勿缺漏项;参考文献建议不少于15条;不得引用未公开发表的著作;中文文献请给出对照的英文译文。
- 公式。**公式准确且推导从简,在全文中按出现顺序编号。
- 图表。**图表尽量典型、精简,并建议采用彩色图表,图片分辨率不低于600 dpi,控制长宽比在3:2或4:3为宜。
- 文中一律使用国际单位制,量、单位、符号均参照国家标准。
- 首页页脚处写明论文所受基金资助项目,注明作者年龄、籍贯、学历、职称、研究方向,及详细通讯地址、手机号码、常用电子邮箱。

## 投稿注意事项:

- 确保稿件的原创性,并且内容与我刊的刊载范围相符,严禁抄袭、剽窃,勿一稿多投。
- 投稿采用网上投稿方式,请在我刊互联网主页<http://www.kqdlxxb.com/>作者使用区注册登录,并按引导式向导提示投稿,也可参考网页上的“投稿指南”等信息进行。投稿除提交文章电子版(.pdf或.doc格式)外,请将所有作者签名的《稿件发表协议书》和第一工作单位保密办审查盖章的《保密审查单》扫描件压缩打包在“版权协议”处上传。请在网站“下载中心”下载我刊论文模版、《稿件发表协议书》和《保密审查单》。
- 稿件自收到日起,编辑部将于3个月内将处理结果通知作者,若超过3个月未给答复,作者有权另行处理,但需通知编辑部。
- 您还可以通过我刊互联网平台、手机微信公众号等自助查询审稿进度,在线阅览最新录用和过刊,并免费下载全文。
- 《空气动力学学报》已被Scopus、《中国学术期刊(光盘版)》《万方数据(Chinainfo.)系统科技期刊群》等数据库收录,作者著作权使用费和本刊稿酬一次性给付,特此声明。

编辑部通信地址:(621000)四川绵阳二环路南段6号《空气动力学学报》编辑部,办公区电话:0816-2463375,工作邮箱:kqdlxxb@163.com。

欢迎您踊跃投稿!

《空气动力学学报》编辑部

2023年7月

《空气动力学学报》第七届编委会名单

顾 问：郑晓静 陈十一 邓小刚 田红旗 何国威 陆夕云 朱广生 夏克青

主 编：唐志共

(以下排名按拼音顺序排列)

副 主 编：崔晓春 黄育群 吕宏强 潘 翀 任玉新 杨 越 袁先旭 张伟伟 赵 伟

编 委：白 文 蔡晋生 蔡巧言 曹 伟 曹志先 常军涛 陈 宝 陈 刚 陈海昕

陈坚强 陈建军 陈伟芳 陈 星 陈 勇 陈振华 丁 航 杜雁霞 段 毅

方 明 郭照立 韩桂来 华旭刚 黄江涛 江 雄 蒋崇文 雷娟棉 雷 娜

李春华 李 磊 李 鹏 李 强 李清廉 李新亮 李 毅 林大楷 刘 刚

刘应征 罗金玲 罗振兵 苗 勇 倪明玖 宁 宇 齐 飞 钱战森 邱福生

邵雪明 余振苏 司 廷 苏彩虹 孙 刚 孙鉴泞 孙明波 孙玉东 谭慧俊

谭 宇 万敏平 王光学 王 萍 王文正 王勋年 吴继飞 吴军强 吴文华

吴晓军 吴 云 郝恒东 肖左利 许爱国 许春晓 杨 超 杨党国 杨彦广

杨佑绪 杨云军 姚建尧 叶正寅 易 贤 尤延铎 余华蔚 余永亮 曾宏刚

张阿漫 张 宏 招启军 赵 林 赵庆军 郑新前 周 丹 周 全 左林玄

编辑部主任：徐 燕

编 辑：王 颖 周奇杰 张天航

英文编校：董思卫 杨 强 李 青

空气动力学学报

(月刊, 1980年创刊)

第41卷 第7期(总第204期) 2023年07月

Acta Aerodynamica Sinica

(Monthly, Since 1980)

Vol. 41 No. 7 (No. 204) July, 2023

主管单位 中国空气动力研究与发展中心

主办单位 中国空气动力研究与发展中心计算空气动力研究所

编辑出版 《空气动力学学报》编辑部

(四川绵阳二环路南段6号11信箱9分箱, 621000)

主 编 唐志共

印 刷 成都汇源文化发展有限公司

国内发行 绵阳市邮政局

国外发行 中国国际图书贸易总公司

(北京399信箱, 100048)

网 址 <http://www.kqdlxxb.com/>

电子邮箱 [kqdlxxb@163.com](mailto:kqdlxxb@163.com)

Administrated by China Aerodynamics Research and Development Center (CARD C)

Sponsored by Computational Aerodynamics Institute of CARD C

Edited and Published by the Editorial Department of Acta Aerodynamica Sinica (P.O. Box 11-9, 6 South Section of Second Ring Road, Mianyang, Sichuan, China)

Editor-in-Chief TANG Zhigong

Printed by Chengdu Huiyuan Culture Development Co., LTD

Distributors

Domestic: Mianyang Post Office  
Abroad: China International Book Trading Co.  
(P.O. Box 399, Beijing, 100048, China)

Website: <http://www.kqdlxxb.com/>

E-mail: [kqdlxxb@163.com](mailto:kqdlxxb@163.com)

CN 51-1192/TK

邮发代号: 62-27

国外代号: 4786Q

定 价: 30.00 元



ISSN 0258-1825

