

高超声速风洞气动力/热试验数据 天地相关性研究进展

罗长童¹, 胡宗民^{1,2,*}, 刘云峰^{1,2}, 姜宗林^{1,2}

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

摘要: 高温真实气体效应、黏性干扰效应和尺度效应等高超声速流动特性突破了实验气体动力学传统的流动相似模拟准则, 使得高超声速流动现象超出了经典气体动力学理论能够准确预测的范围。如何利用地面风洞试验数据预测天上的飞行状态, 即天地相关性问题, 成为制约新型高超声速飞行器研制与发展的关键性科学问题。本文概述了天地相关性的最新研究进展, 并重点介绍了多空间相关理论与泛函智能优化关联方法。多空间相关理论认为, 从更高维度空间视角看, 不同风洞的试验结果都是内在相关的, 而飞行试验可视为理想的风洞试验, 所以地面风洞试验数据间的关联规律包含了天地相关性问题。泛函智能优化关联方法基于风洞群(能模拟不同参数区段的不同类型风洞)的试验数据, 在泛函空间中利用专业化智能学习算法, 从高维度的全参数空间出发, 进行降维和自适应空间变换, 自动推演出不同风洞共同遵守的不变规律, 从而实现风洞试验数据的关联。验证实例和应用实践都表明, 多空间相关理论与泛函智能优化关联方法是有效的, 是高超声速气动力/热天地相关性研究的一个新方向。

关键词: 高超声速; 天地相关; 智能优化; 不变规律; 自适应空间变换

中图分类号: O355 文献标识码: A

Research progress on ground-to-flight correlation of aerodynamic force and heating data from hypersonic wind tunnels

LUO Changtong¹, HU Zongmin^{1,2,*}, LIU Yunfeng^{1,2}, JIANG Zonglin^{1,2}

(1. State Key Laboratory of High Temperature Gas Dynamics, Institute of Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China; 2. Department of Aerospace Engineering Science, School of Engineering Science, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Hypersonic flow characteristics such as high temperature real gas effect, viscous interference effect, Mach number effect and scale effect, do not follow the similarity simulation criterion of experimental gas dynamics, which makes the hypersonic flow phenomenon beyond the range that can be accurately predicted by the classical gas dynamics theory. How to use the ground experimental data to predict the flight state, that is, the problem of ground-to-flight (G2F) correlation, is the key scientific problem that restricts the development of new aerospace vehicles. This paper summarizes the latest research progress of G2F correlation, and focuses on the multi-space correlation theory and correlation method of intelligent functional optimization. According to the theory, from a high-dimensional point of view, the experimental results of different wind tunnels are intrinsically related, and the flight test can be regarded as an ideal wind tunnel experiment. Based on the experimental data of wind tunnel groups (different types of wind tunnels which can simulate different parameter sections), using a specialized intelligent learning algorithm in functional space, the correlation method is performed by starting from the high-dimensional full parameter space. And then by carrying out a series of dimension reduction and adaptive space transformation, the invariant law is automatically deduced that different wind

收稿日期: 2019-12-17; 修订日期: 2020-02-20

基金项目: 国家自然科学基金(11532014)

*通信作者 E-mail: huzm@imech.ac.cn

引用格式: LUO C T, HU Z M, LIU Y F, et al. Research progress on ground-to-flight correlation of aerodynamic force and heating data from hypersonic wind tunnels[J]. Journal of Experiments in Fluid Mechanics, 2020, 34(3): 78-89. 罗长童, 胡宗民, 刘云峰, 等. 高超声速风洞气动力/热试验数据天地相关性研究进展[J]. 实验流体力学, 2020, 34(3): 78-89.

tunnels abide by together, so as to get a formula for G2F correlation. The results of verification examples and preliminary applications show that the multi-space correlation theory and functional intelligent optimization correlation method are effective, which would be a new trend in the research of G2F correlation for hypersonic aerodynamic force and heating.

Keywords: hypersonic; ground-to-flight correlation; intelligent optimization; invariant law; adaptive space transformation

0 引言

高超声速飞行器是各国航空航天领域的研究热点,与航空航天工业和经济发展密切相关。既要“飞得动”还要“烧不坏”,气动力/热是新型高超声速飞行器设计与飞行试验规划必须考虑的两大关键要素,对飞行器的气动布局、飞行控制、热防护系统、一体化结构设计和功能模块配置等方面都具有重要指导意义。

然而,从亚声速到超声速、再到高超声速,随着飞行速度的量变,飞行器外部的流动介质发生了质变,表现出非线性、非平衡和多尺度的流动特征^[1],给气动力/热特性的预测带来了极大的挑战。事实上,高超声速飞行器头部的强激波和流动黏性阻滞产生的高温导致了空气分子的振动激发、解离甚至电离,使得普通空气变成一种不断进行着热化学反应的复杂介质。介质微观微团的化学物理变化通过改变介质热力学及输运特性,实现能量转移,对宏观运动状态产生重要影响,即高温真实气体效应。在低雷诺数、高马赫数情况下,边界层与外部极度压缩的无黏气流之间产生强烈的耦合作用,即黏性干扰效应。热化学反应进程与流体运动时间尺度不匹配,导致缩尺模型热流分布与全尺寸模型存在显著差异,即尺度效应。高温真实气体效应、黏性干扰效应和尺度效应等共同作用,突破了实验气体动力学流动相似模拟准则,使得高超声速流动现象超出了经典气体动力学理论能够准确预测的范围,成为现代气体动力学研究的前沿学科问题之一。特别是对于先进空天飞行器研制,由于其外形结构设计的要求日益复杂,相关的气动布局越来越精细,对飞行器试验数据预测精度的要求也越来越高。因此,高超声速气动力/热特性预测方法的正确性与可靠性已经成为制约空天飞行器研制与发展的一个主要瓶颈技术。

在一百多年航空航天飞行器的发展过程中,人们已经成功地设计了亚声速和超声速飞行器,并发展了各种风洞试验数据相关理论和关联方法,取得了许多具有应用价值的工程计算方法。但是,对于高超声速飞行器,仍然缺乏能反映高超声速流动特性的气动力/热天地相关性理论与关联方法,关键难题在于高超声速流动的特殊性。一方面,受高温真实气体效应、黏性干扰效应和尺度效应等影响,高超声速地面试验比传统低焓气体动力学试验需要保证的相似参数更多。然而,在高超声速风洞试验中,要同时保证所有相似参数相同几乎是不可能的。换句话说,从物理上看,高超声速气动力/热天地相关性研究的难点在于其内在本质规律发生了改变,带来更多的物理变量;另一方面,高超声速飞行条件的极端要求,使得目前的风洞地面试验技术不能完全满足实际飞行状态模拟的需求,导致飞行器气动特性的试验参数不能覆盖整个飞行走廊。因而,从数学上看,利用风洞试验进行飞行状态的预测,本质上是一种外推,已有的建模方法,包括插值、拟合等传统方法都不再适用。

高超声速飞行器气动力/热风洞数据相关理论与关联方法方面研究的不足,严重地限制了大量风洞试验数据的综合应用,降低了数据关联结果对飞行器设计的参考和指导作用,提高了新型飞行器研制的成本、周期和风险。美国高超声速飞行器 X-43A、X-51 和 HTV-2 飞行试验的不断失利突显了高超声速流动现象的复杂性和飞行器气动特性可靠预测的迫切需求。所以,开展高超声速气动力/热天地相关性理论和方法的研究,把握风洞试验状态与真实飞行条件差异产生影响的规律,建立由风洞试验数据到飞行条件的预测方法,对于促进高超声速飞行技术的发展和高温气体流动规律的认知具有非常重要的意义。

高超声速飞行器气动力/热风洞数据相关理论与关联方法方面研究的不足,严重地限制了大量风洞试验数据的综合应用,降低了数据关联结果对飞行器设计的参考和指导作用,提高了新型飞行器研制的成本、周期和风险。美国高超声速飞行器 X-43A、X-51 和 HTV-2 飞行试验的不断失利突显了高超声速流动现象的复杂性和飞行器气动特性可靠预测的迫切需求。所以,开展高超声速气动力/热天地相关性理论和方法的研究,把握风洞试验状态与真实飞行条件差异产生影响的规律,建立由风洞试验数据到飞行条件的预测方法,对于促进高超声速飞行技术的发展和高温气体流动规律的认知具有非常重要的意义。

1 天地相关性研究方法概述

高超声速气动力/热天地相关性研究就是在一定的思想和理论指导下,对风洞试验数据进行挖掘与分析,建立不同风洞间试验数据的联系,发展基于重要相似参数的关联方法,形成能够描述高超声速流动现象的、具有一定普遍性的物理规律和关联参数。然后根据这些物理规律和关联参数,获得高超声速气动力/热预测方法,更可靠地预测飞行器在特定飞行条件下的气动特性,支撑新型飞行器的研制与发展(见图1)。

气动力是一个整体量,其分量是飞行器各部分受

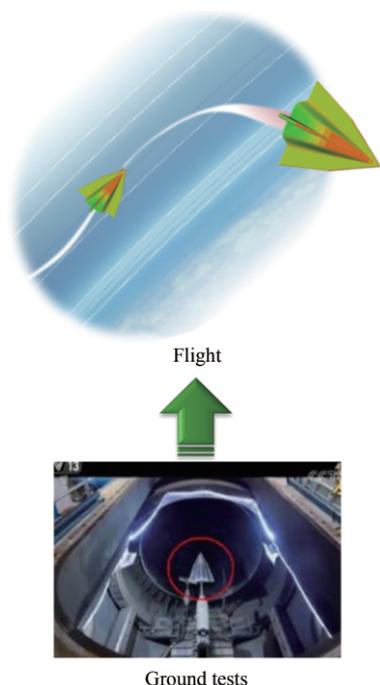


图1 天地相关性示意图

Fig.1 Diagram of ground-to-flight correlation

力的积分效应在不同度量方向的体现；气动热是一个局部量，取决于局部流动环境，正比于当地温度和速度梯度，是微分效应。从数学上看，气动热数值求解要困难得多。事实上，局部流动状态与飞行器表面曲率和特征密切相关，一般认为几何相似并不能保证飞行器气动热特性相似，由缩比模型的风洞试验数据无法推测全尺度飞行器在飞行条件下的气动热规律，因此气动热相关性研究更加复杂。

陈坚强等^[2]综述了国内外高超声速飞行器气动数据天地换算技术相关的基本进展，包括气动力地面试验研究进展、气动力数值计算技术研究进展和气动力的黏性修正外推方法。目前，国内外高超声速气动力/热关联方法可以分为以下几种：(1)几何简化法。该方法首先将复杂飞行器简化为若干简单的标准模型，然后应用简单几何体的气动力/热公式进行综合分析，并通过风洞试验进行修正，从而外推到飞行条件进行预测^[3]。这种方法简单有效，但无法考虑几何体流场之间的相互作用，在相互作用区无法进行有效的气动热预测，气动力预测也可能存在很大误差。(2)理论简化方法。该方法通过物理分析，在一定的假设前提下，抓住主要因素，忽略所谓的“次要”因素，建立反映气动力/热规律的工程经验公式，进行气动性能关联^[4-5]。这种方法基于物理分析，易于理解，对于气动力/热的快速估算具有重要意义。但由于经验公式忽略了在一定假设前提下的所谓“次要”因素，一方面会影响预测精度，另一方面，主次要因素

的选择也带有一定的经验性和特例性，当被忽略的因素逐渐加强甚至占优时，公式可能产生较大偏差，甚至不再适用。(3)计算比拟法。该方法根据数值模拟(CFD)、风洞测试和飞行试验结果的差异，对计算结果按照一定的比例系数进行修正，从而进行真实飞行条件下热环境的预测。这种方法易于操作，但本质上相当于将CFD没有考虑到的因素和CFD结果的不确定性(包括网格、湍流模型和化学反应等因素)统统打包为一个黑箱，用一个系数进行调节，因而缺乏物理、数学基础，结果的可靠性尚待验证。(4)关键差异修正法。该方法针对关键差异(单因素)进行半经验修正和外推。比如Elsenaar^[6]和Haines^[7]研究了因飞行器模型缩比及流动参数不同而导致的风洞试验雷诺数的影响。Howe^[8]和Elsenaar^[6]研究了真实气体效应的影响。这种方法基于物理数据结果，具有一定的可靠性，也易于理解。但每次只能考虑一种因素，不易推广到多因素情形。实际的气动力/热可能需要同时考察多因素的交叉作用。中国航天空气动力技术研究院龚安龙等^[9]结合(3)和(4)两种方法，基于无黏计算与有黏计算的结果差异，给出了高超声速气动力系数的黏性干扰修正公式。同样，基于CFD结果，在修正马赫数效应时，假设气动性能系数 C 与马赫数 Ma 呈指数渐进曲线关系；在修正真实气体效应时，假设气动性能系数改变值 ΔC 是高度 H 和马赫数 Ma 为自变量的二次多项式。(5)数学近似模型方法。该方法将气动力/热预测转化为数学问题，基于气动力/热数据，以高超声速气动力/热系数为目标函数，利用纯数学方法，直接进行插值、拟合/回归、人工神经网络、支持向量机等近似建模，并利用近似模型进行关联^[10]。此类方法可分为2个发展阶段：早期的近似模型需要假定目标函数满足一定的函数结构，主观性较强。比如，Peterson等^[11]采用插值法(外插)研究了超声速巡航飞行器XB-70-1的风洞/飞行气动特性数据关联。Rufolo等^[12]提出用对数变换后的多项式模型关联试验飞行器FTB-1，采用一维的幂函数模型，用非线性拟合的方法分析了试验飞行器PRORA USV 1的气动数据。Morelli等^[13]在分析X43-A试验数据过程中采用了逐步回归和正交函数建模的方法。Douglas等^[14]基于球头驻点热流，利用Kriging等5种统计建模方法对NASA可重复利用发射器RLV进行快速气动热分析。后期的近似模型对目标函数的函数结构要求较弱，更具客观性。比如，汪清等^[15]采用极大似然估计法进行导弹气动参数辨识与优化输入设计。Lee等^[16]也采用极大似然估

计法分析了飞行导数的估计精度。Norgaard^[17]、Rajkumar^[18]和 Malmathanraj 等^[19]采用了神经网络关联方法。Ravikiran 等^[20]采用支持向量机关联气动阻力系数。这类方法按照“物理数据→数学算法→物理预测”的思路解决问题,在从物理到物理的中间夹着一个弱关联的“夹心层”。当待预测的点是已知数据点包络的内点时,一般都能得到比较理想的预测(内插)结果;反之,远离内点时,预测偏差迅速增大,导致预测(外推)结果无法接受。(6)多空间相关理论与泛函智能优化关联方法^[21-22]。该方法基于泛函智能优化算法,是理论简化法和数学近似模型方法的结合与发展。它借助泛函优化的参数自动选取、量纲分析、区间分析和非线性函数演化能力,依据风洞试验数据,实现自动化公式推演,能揭示气动热多参数内在的量化关系,获得一定体量数据隐含的内在变化趋势和不变规律,从而进行高超声速气动力/热预测。该方法为气动力/热预测提供了一条新的研究思路:物理数据→数学算法+物理知识→物理规律→物理预测。

基于多空间相关理论的泛函智能优化关联方法进行高超声速气动数据规律的分析,已成为气动力/热关联方法研究的新趋势,具有广阔的应用前景。本文将分别介绍该方法的基本思想、算法实现和初步结果,并探讨其发展前景。

2 天地相关性研究的基本问题

基本问题之一是物理问题。如前所述,早期的风洞试验数据天地相关性研究以理论分析和风洞试验为主要依据,原因是当时计算机运算能力有限,数据积累也不足。后期随着计算能力的提高,发展了计算比拟法等 CFD 辅助方法。然而,高超声速流动耦合了激波动力学、热力学和热化学反应等气体物理现象,对其中的湍流、转捩、激波/边界层干扰和高温真实气体效应等关键物理现象至今依然缺乏完备的物理模型描述,理论分析和 CFD 计算结果对复杂飞行器的气动力/热预测结果偏差较大。而飞行试验也面临代价高、周期长、测量难和数据少等困难。目前,风洞试验依然是进行飞行器气动力/热天地相关研究最可靠的数据获取手段,也是验证其他研究手段的主要依据。幸运的是,各国在研制新型高超声速飞行器同时,开展了大批风洞试验,积累了大量气动力/热数据,为天地相关性研究提供了数据支撑。以风洞试验和飞行试验数据为依据,以理论分析和数值模拟为辅助手段,是研究高超声速气动力/热天地相关性的基

本出发点。

另一个是方法问题。从数据到规律,需要一种关联方法。很多物理规律,包括开普勒行星运动规律、理想气体状态方程和安培定律等都是通过数据分析获得的。但需要注意的是,高超声速气动力/热涉及参数众多,具有非线性、非平衡和多尺度等特征,相对于以往的物理学定律,能够反映气动力/热规律的表达式必定具有更高的复杂度,仅凭人的经验和洞察力,已经很难得到准确可靠的定律公式。近年来,人工智能方法,包括进化算法、神经网络和深度学习等都取得了长足的发展,在流体力学领域也得到了广泛关注和应用^[23-29],其在未来作为人脑的延伸正是一种发展趋势。但是,通用的智能学习算法适合于弱相关、大数据的数据建模,对于气动力/热预测这种强相关、小数据(相对、不严谨的说法)关联,必须发展专业化的智能方法。所谓专业化,是指算法要能够利用试验/试验数据本身,还要能利用气体动力学、气体热力学、量纲分析和区间分析等已有的知识。这是通用的人工智能和机器学习方法无法完成的。至少在未来一段时间里,人工智能尚处于弱人工智能阶段,这个论断是成立的。所以,发展数据驱动的专业化人工智能方法,是研究高超声速气动力/热天地相关性的基本方法。

还有一个是观念问题。如果我们满足于工程经验方法,满足于 CFD 数值模拟的结果,忽视其误差与模型不确定性带来的影响,高超声速气动力/热研究将很难取得根本性进展。忽视误差,或与物理规律认识失之交臂,这一点可以从开普勒发现行星运动定律的历史获得启发。在 16 世纪,无论是“地心说”还是“日心说”,都认为天体运行的轨道是绝对的圆周(最完美和谐的圆周运动)。但是,利用圆周运动进行预测,结果总是存在偏差(偏差之小,很容易被忽略。比如:地球和月球轨道半长轴是 384 400 公里;短半长轴是 379 700 km,两者相差 4700 km,误差约为 1.2%)。丹麦天文学家第谷(1546-1601)三十年如一日,观测 750 颗星,记录它们的相对位置变化,纠正了星表中的错误,提高了数据精度。开普勒在第谷的观测数据的基础上,通过 8 年的刻苦计算,发现天体并非做圆周运动,而是做椭圆形运动。在此基础上,发现单位时间内扫过的面积相等,行星的公转周期 T 和半长轴 R 之间存在一个不变关系: $R^3/T^2=K$ 。开普勒定律翻开了天文历史新的一页。这段历史启示我们:放弃精度就是放弃规律。如果当年第谷和开普勒等满足于 1.2% 的误差,不做深入研究,那么或许就

没有今天的天体力学。如今,高超声速气动力/热积累的数据量在不断增加,数据精度也在不断提高,给人们提供了一个从量变到质变、获得更准确规律性结论的机遇。所以,通过发掘风洞试验和飞行试验数据背后蕴含的基本物理变化趋势和不变规律、启发气体动力学的拓展与探索是高超声速风洞试验数据天地相关性的研究目标。

3 多空间相关理论

3.1 理论的描述

风洞试验数据多空间理论可描述如下:从高维度的空间看,不同风洞试验结果存在内在相关性。事实上,尽管不同风洞的试验数据可能千差万别,风洞试验状态可能都不在飞行包线内,但是这些试验结果仍然是物理的,是风洞试验状态的函数。如果以风洞试验状态的自由变量作为空间维度,风洞试验得到的气动力/热特性和飞行状态下相应的特性是内在相关的。每次试验的结果只要是可靠的,就是这个多空间体系的一个点,对飞行状态预测都是有贡献的,只是贡献大小各不相同。其贡献取决于风洞的试验能力、试验测量技术水平和距离飞行包线的远近。

对于一定飞行器外形和飞行姿态,风洞的自由流速、静温、静压和模型缩比等参数就构成一个完备的多维全参数试验数据空间。飞行走廊的静温和静压与高度存在制约关系 $H(T, p)$, 构成试验数据空间内的飞行子空间。如再考虑飞行姿态的变化,全参数试验数据空间具有很高的维度,但只有少数维度与目标函数(即气动力/热系数)有较强的直接相关关系。同时有些维度之间也存在很强的相关关系,因而这些维度与目标函数的相关关系可以通过与其他维度的相关关系间接体现。有些维度之间也有交互关系,共同影响其他维度,或共同影响目标函数。直接在高维的全空间中解析表达物理规律是可能的,但是非常复杂。因此,要分析气动力/热参数对维度的依赖关系,需要通过适当的方式进行降维处理。也就是说,算法分析应当是在很多个降维后的多维子空间中进行,简称多空间(也可简单解释为可降维的多维空间)。对多维数据空间,通过降维方法,可以实现关联数据的基准面对齐,获得更合理的关联规律。

3.2 理论的解读

从物理的角度看,多空间相关理论站在“风洞群”的高度,认为不同类型的风洞(常规高超声速风洞、气体直接加热风洞和高焓激波风洞等)模拟不同区段的

流动参数。而不同风洞和不同模型热流数据有各自的分布规律(见图 2(a)),可以看成总体规律的局部体现,本质上反映了不同状态下的不同物理机制。比如高焓激波风洞试验反映了高温真实气体效应的影响,常规高超声速风洞反映了理想气体的特征。站在全局的角度,将这些风洞数据结果统一起来,应该反映了一个多维的物理问题,而这些风洞数据应该遵守一定的规律(见图 2(b))。这是数据关联方法的物理原理,不再从属于经验和假设。同时,多空间相关理论将飞行试验看成理想的风洞试验。从这个意义上讲,多空间相关理论就能够发挥不同类型风洞各自的优势,结合飞行试验数据,提升数据空间的覆盖能力和天地相关规律表述的准确性。

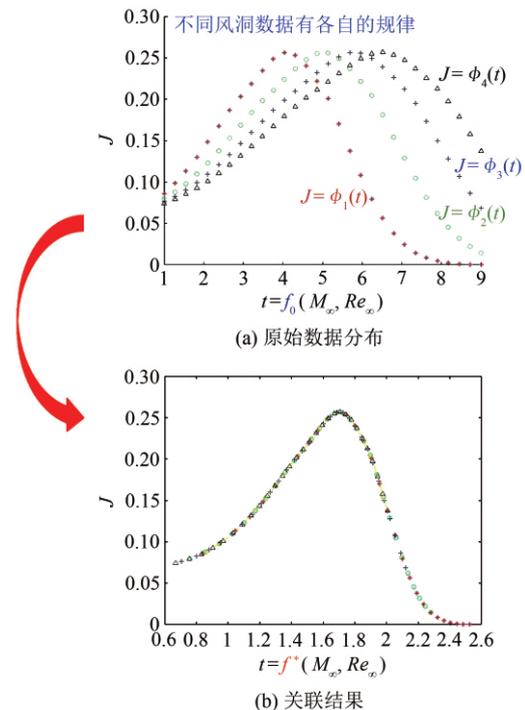


图2 从个别规律到不变规律
Fig.2 From individual rules to invariant laws

从数学角度看,多空间相关理论站在全局的高度,突破传统思维,在更广阔的空间上发现规律。一方面,主张不局限于预先设定的维数空间,在可降维的多维空间上分析问题;另一方面,主张站在泛函空间而不仅是实数空间上解决问题。事实上,已有的理论公式和经验公式,在泛函空间上来看,就是空间中的一个特殊点。泛函智能优化可以利用这些已有公式,以其为初始点进行优化迭代,体现了多空间理论的继承与发展。只有在泛函空间中,才能实现从变化趋势到不变规律的跨越。

从思维方法上来看,多空间相关理论主张以高维度的全参数试验数据空间为基础,这本质上是通过增

加数据维度来解决问题。随着高超声速地面试验设备的发展,出现了各种不同类型的高超声速风洞,即使同种风洞,模拟能力也存在很大差异,这增加了试验数据的多样性和无序性。若仍然按照传统的理论简化分析方式,仅仅依据人工选取的一两个关键参数(如马赫数/雷诺数)进行分析,不足以满足先进飞行器设计的需求。因而,进行高超声速气动力/热数据关联,需要站在更高的维度上进行观察和分析。

4 泛函智能优化关联方法

4.1 关联方法实现的基本原理

根据多空间相关理论,对于不同类型风洞的试验数据(将飞行试验看成理想的风洞试验),要从高维度的全参数空间出发,利用泛函智能优化算法进行空间降维与数据建模,以期获得数据蕴含的变化趋势和不变规律。那么,关联方法究竟如何实现?

首先来回顾一下量纲分析。如果将物理看成是一个含有量纲的彩色世界,那么数学可以说是一个脱离了量纲的黑白世界。量纲空间建立起物理和数学的桥梁。在用物理公式推导(规律探索过程)时,一般要考虑量纲的影响,也就是说要进行因次分析。因次分析能够判定物理公式在量纲空间中的相容性,从而检验公式的完备性。当然,这不是绝对的,有些很有用的公式,并不具备这种相容性和完备性。比如著名的平板热流公式: $q_w = \rho_\infty^N v_\infty^M C$, 式中 q_w 表示壁面热流, ρ_∞ 表示来流密度, v_∞ 表示来流速度, 幂函数指数 M, N 满足:层流时 $M = 3.20, N = 0.5$, 湍流时 $M = 3.37, N = 0.8$ 。很明显,该公式就不具有量纲相容性。但是在同等复杂度条件下,具备量纲相容性的公式应该更能反映系统本身的物理规律。

在量纲分析中,最著名的工作当属 Buckingham 的 π 定理。设要分析的目标量与 n 个因素相关, π 定理通过选择合适的 m 个基本参数,其余的 $(n-m)$ 为非基本参数:

$$f(x_1, x_2, \dots, x_m; x_{m+1}, x_{m+2}, \dots, x_n) = 0 \quad (1)$$

将参数无量纲化,从而获得满足量纲相容性的关系式:

$$F(\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_{n-m}) = 0 \quad (2)$$

π 定理解决了以下问题:

(1) 基本物理量的选择标准,即基本物理量的选择必须遵守其在量纲空间中不相关, $|A| \neq 0$;

(2) 能够实现无量纲化,从而保证公式没有量纲空间中的相容性问题;

(3) 能够减少自变量的个数(降维)。

但同时 π 定理留下了以下问题:

(1) 全参数空间中的基本参数选取。事实上,基本参数的选取方式并不唯一。不同选取方式获得不同的结果,有些可能获得有用的结果,有些选择获得的结果没有太大意义。

(2) 无量纲之后函数关系的确定。事实上,无量纲化只能保证量纲相容性,如何获得合适的函数关系去表征系统的物理规律,实际上仍然是一个优化过程。合适的函数关系能够简洁地反映内在的规律,过低复杂度的函数关系忽略的因素会过多,影响精度;过高复杂度的函数关系可能会包含非物理的伪规律。

可见, π 定理提供了很好的获得物理规律的思路,是变化规律算法实现的基本原理。但该定理却未能彻底解决物理规律的解析表达问题。通过量纲分析获得一个有用的公式,在参数选择和公式推演方面需要大师级的洞察力。

4.2 泛函优化算法

为了实现参数的自适应选择和公式的自动推演,解决 π 定理悬而未决的问题, Luo 等^[30]提出一种人工智能算法,即解析矩阵优化算法(PME)。该算法能够利用高超声速气动试验数据,以气动力/热系数为目标,在泛函空间中实现全参数空间的自适应降维,探测反映流动规律的函数解析表达式。

PME 算法采用了一种解析矩阵编码方法,克服了一般遗传编程(Genetic Programming^[31])的树形结构对编程语言的制约,也解决了 Grammatical Evolution^[32]的线形结构对信息过度压缩的问题,在算法效率和稳定性等方面都有很大的提高。

PME 算法的基本思路是:将反映物理规律的函数解析表达式按参数、运算符和系数等分解为碱基,然后按基因方式形成解析关系片段,最后将不同的基因组成染色体,对应一个独立的函数表达式,参与进化算法的候选个体评价。基本要素如下:(1) 编码:将函数空间映射到矩阵空间。其中的函数空间是目标空间,而矩阵空间是搜索算法的运算空间,是计算机容易识别的表达形式;(2) 碱基:解析关系的基本单元,如: +、-、 \times 、 \div 、pow、sgn、sinh、exp、 x_1 、 x_2 、 x_3 、 λ_1 、 λ_2 等;(3) 基因:解析关系片段,如: $(\lambda_1 + \sinh(x_1) \operatorname{sgn}(x_2))^2$;(4) 染色体:参与评价的候选解析关系式,如: $(\lambda_1 + \sinh(x_1) \operatorname{sgn}(x_2))^2 / x_3$ 。在此基础上,应用进化算法,按照下列步骤在矩阵空间中进行优化计算,获取最优的全局解析表达式:(1) 初始化:随机产生一些函数/矩阵或手动输入一些函数/矩阵;(2) 评估:利用试验数据结果,在评估空间中给

出个体的适应度；(3) 进化：交叉和变异，产生新个体；(4) 寻优：“优胜劣汰”。为加快进化进程，在进化过程中嵌入高效的全局优化算法 LDSE^[33]，对解析函数中的系数进行快速优化。图 3 所示为 PME 算法的空间关系，在高超声速气动力/热的变换规律探测过程中，相关符号含义如下：

F_i ：候选函数，即不同风洞数据一致性的关联模型；

M_i ：候选函数在编码空间中对应的整数矩阵， $M_i \in Z^{r \times c}$ ；

$fit(M_i)$ ：适应度函数，度量候选函数表征不同风洞数据一致性的水平。

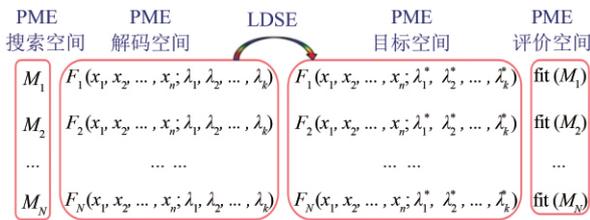


图 3 PME 算法的空间关系
Fig.3 Spatial relationship of PME algorithm

在可降维的多维空间中，利用泛函空间的智能优化算法，能够获得具有全局优化特征的解析关系式。

值得注意的是，尽管按照上述算法获得的解析表达式具有全局优化特征，但它并不一定能够真正反映气动力/热变化趋势，在传统的插值和拟合中都有类似的反例。比如，为了迎合数据，只要提高多项式的次数，总可以获得通过所有点的多项式插值表达式；样条拟合也能够保证模型通过所有数据点。但这样的模型并不一定能够反映客观规律。事实上，多项式系数的提高和样条函数的分段增加了模型的复杂度，违背了大道至简的原理。也就是说，要获得能够反映物理规律的模型，就必须要求模型的复杂度不能太大。为此，需进一步提出权衡分析法，建立模型相关度和模型复杂度的多目标优化模型，从而获得反映多参数影响下的气动热变化趋势的解析函数关系。为保证模型函数的简洁性(可以用函数的复杂度来衡量)、准确性(可以用模型准度来度量)和稳定性(不能包含奇点，应当具有一定的外推能力)，即利用优化算法从函数空间中找出复杂度尽可能低的、模型准度(与试验数据的吻合程度)尽可能高的函数集合，即利用 Pareto 解集的 Knee 区(左下角)的一些函数构造具有一定稳定性的关联模型。

4.3 泛函降维算法

注意到泛函优化要在系数优化的同时优化函数

的结构，这在高维空间中的计算复杂度太高，以致于影响关联效果。为此，我们提出积木块程序设计(Block Building Programming, 简称 BBP)等分而治之的分解算法，能够根据数据呈现出的特性，将高维空间中的目标模型分解到多个低维空间中^[34-35]，基本过程如图 4 所示。

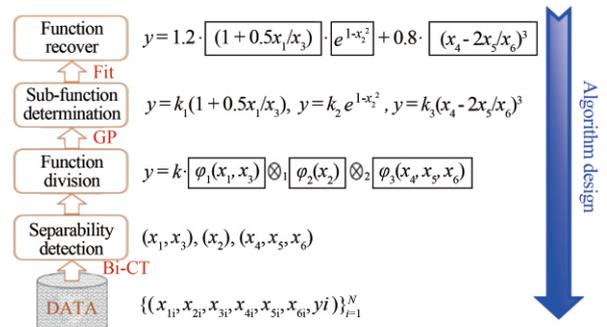


图 4 BBP 算法设计与工作流程
Fig.4 Algorithm design and workflow of BBP

一个典型的分解示例，可将球头驻点热流公式分解如下：

$$q_s = 1.83 \times 10^{-4} \boxed{v^3} \cdot \boxed{\sqrt{\rho}} \cdot \boxed{\sqrt{1/R}} \cdot \boxed{(1 - h_w/h_s)} \tag{3}$$

4.4 自适应空间变换

首先回顾一下冯·卡门和钱学森等老一辈科学家对不变规律的探索。早在 20 世纪中期，冯·卡门就利用卢森数(Kn)作为相似参数，研究高超声速稀薄流场下的气动力特性。随后，钱学森^[36]和郑显基^[37]等分别提出了改进的参数。这些参数分别正比于 $Ma_\infty / \sqrt{Re_\infty}$ 、 Ma_∞^2 / Re_∞ 和 $C^* Ma_\infty^2 / Re_\infty$ (参见文献^[38])，其中 Ma_∞ 为来流马赫数， Re_∞ 为来流雷诺数， C^* 为修正系数。这些参数的神奇之处在于，即使是不同马赫数的试验数据，利用这些参数也可以不同程度地将它们变换到一条反映不变规律的光滑曲线上，并且这 3 个参数的关联效果在逐渐改进^[38]。在理想情况下，数据分布上越来越趋近于同一条曲线。站在泛函空间的角度，相似参数本质上是一种空间变换(相似参数是其核函数)。试验数据在每个不同的变换下，具有不同的数据统一程度。也就是说，冯·卡门和钱学森等的相似参数在处理思想上是统一的，是具有不同关联程度的空间变换。为此，罗长童等^[39]在泛函优化和空间降维的基础上，提出自适应空间变换(AST)方法。AST 并不是直接利用试验数据的变化趋势进行拟合建模和预示，而是将试验状态参数(如马赫数 Ma ，雷诺数 Re 等)作某种组合(类似于冯·卡门的 Ma_∞ / Re_∞ ，钱学森的 $Ma_\infty / \sqrt{Re_\infty}$ ，郑

显基的 $C^* Ma_\infty^2/Re_\infty$ 等)后,考察其综合效应的结果。比如,将试验状态参数空间通过关联参数(关联变换,如 $f(Ma, Re, \lambda_1, \lambda_2)$)变换到一维子空间,然后将其作为坐标横轴,在二维子空间中与气动性能参数进行关联。理想情况下,得到关于某项试验状态参数(如马赫数 Ma)的一条关联曲线。也就是说,理想情况下,通过选择合适的关联函数(变换),我们期望得到一条与试验状态参数(如 Ma 数)“无关”的变化曲线簇(不变规律)。

更确切地说,函数曲线/曲面描述了函数值随参数的变化趋势。但往往对于不同的参数(比如不同的马赫数 Ma 等)或不同风洞,可能表现为不同的变化趋势(如图2中的不同曲线)。如果存在某种变换(以 f^* 为核函数),能够将这些参数的变化趋势统一起来(如图2中的重合曲线),那么这簇变化趋势就构成一种不变规律,该规律不显式随参数(比如 Ma)的改变而改变。其中的核函数 f^* 即为我们寻找的具有更高精度和可靠度的相似参数。

值得注意的是,这里的“无关”并不是真正的无关,而指的是显式表达式上看起来无关(或简称显式无关)。比如上例中,规律曲线/曲面和试验状态参数 Ma 是隐式相关的,“无关”只是和其他参数综合效应之后的结果。以一个更为直观的例子说明如下:对于理想气体,要研究 p 关于 V 和 T 的变换规律,如果能得到 $s=f(V, T)=T/V$ 或其他任何一组与其等价的变换(如 $V/T, (V/T)^2, \frac{\sqrt{T}}{2\sqrt{T}+\sqrt{V}}$ 等),那么,将所有的试验点变换到子空间 $p-s$ 中,则这些点将构成一簇曲线(或直线簇),这簇曲线描述的是 V 和 T 综合作用的结果,曲线簇的形状与 V 和 T 显式无关。同时,利用综合效应发掘不变规律,能有效避免直接利用相关物理量的系数拟合问题。

通过空间变换探测物理规律,实际上是将原始数据(部分参数需要预处理)进行一个空间变换(取泛函空间中的一个点),投影到二维平面上,在一定条件下,存在一个全局最优的变换,即使对于不同参数(如马赫数等)的数据,也能够将它们统一变换到反映一簇变化趋势的曲线上。因为整个寻找最优变换核函数(f^*)的过程是利用泛函优化算法 PME 自动实现的,因而可以称之为自适应空间变换(AST)^[39]。由此得出高超声速气动性能指标在不同试验状态下所共同满足的不变规律。只要物理规律没有发生本质改变,就可以利用该规律进行数据预测。同时,该方法还能够直观看出不变规律和试验数据在不同区段的符合程

度,从而直观给出不同飞行状态下的预测精度。

4.5 关联方法的实现

关联方法的实现需要3个要素:理论、数据和算法。首先,从理论上讲,关联方法在多空间相关理论的指导下进行;其次,对于关联所依据的试验数据集,要实现对飞行条件下所有的物理机制(高温气体效应、黏性干扰效应和尺度效应等)都进行了有效的模拟,且试验结果可靠(容许有一定误差)。因而,试验数据的获取能力,包括风洞试验能力、试验设计水平、数据标准化与基准面对齐等,是关联方法实现的关键和核心因素。基于泛函的智能优化关联方法,是在理论指导下充分利用试验数据信息以发现物理规律的算法。对算法的要求是能够在泛函空间中实现空间降维和自适应空间变换的全局最优化。在计算速度和人工智能高速发展的今天,可以预期,在未来的几年中,关联算法必将获得飞跃性进步。

5 方法的验证与应用

5.1 方法验证

通过多组数据集对泛函智能优化方法的反演能力进行了广泛的性能测试,下面举2个例子。

(1) 激波前后压强比公式的反演

在理想气体假设条件下,取气体的比热比 γ 为常数($\gamma=1.4$),那么压强比就是以马赫数 Ma 为单参数的解析函数: $\frac{p_2}{p_1} = 1.1667Ma_1^2 - 0.1667$ 。反演测试取6个样本点,波前马赫数分别取 $Ma_1 = 4, 5, 6, 7, 8, 9$, 与对应的激波前后压强比构成一个二维空间的基础框架数据: $p_{r,i}, i = 1, 2, \dots, 6$ 。利用这一基础框架数据($Ma_{1,i}, p_{r,i}$),应用全局优化关联方法,当模型复杂度逼近7时,可以获得激波前后压强比关于马赫数的解析函数。模型复杂度是逼近精度的度量,模型复杂度越高,相关函数误差越小,但是解析函数越复杂。

进一步考虑非理想气体条件下,比热比 γ 也是一个变量,以马赫数 Ma 和比热比 γ 为参数进行双变量关联。反演测试取30个样本点,波前马赫数依次为 $Ma_1 = 4, 5, 6, 7, 8, 9$, 比热比取 $\gamma = 1.0, 1.1, 1.2, 1.3, 1.4$ 。由原始解析函数可得激波前后压强比: $p_{r,i}, i = 1, 2, \dots, 30$, 构成了一个三维空间的基础框架数据($\gamma_i, Ma_{1,i}, p_{r,i}$)。利用这一基础框架数据,应用全局优化关联方法,当模型复杂度逼近17时,能够获得反应激波前后压强比的双参数解析函数:

$$\frac{p_2}{p_1} = \frac{2\gamma}{\gamma+1} Ma_1^2 - \frac{\gamma-1}{\gamma+1} \quad (4)$$

需要说明的是,模型复杂度可以有不同的度量方法,本文中的复杂度指不可约子表达式的总数,可采用数学软件 Mathematica 的内置函数 LeafCount 获取。

上述算例表明:如果基础框架数据确实存在自己的解析函数,那么这个函数是可以通过泛函智能优化关联方法找到的。

(2) 开普勒第三定律的推演

分别以 3 个不同时期的行星运动数据集进行规律探测与公式推演。3 个数据集分别为:1596 年哥白尼时期的行星运动数据、开普勒 1619 年采用的第谷行星观测数据和现代观测手段给出的观测数据^[40-41]。显然,1596 年的数据精度(实际是准确度,习惯性叫法)最差,1619 年第谷的数据精度得到很大改善,和现代手段测得的数据差别不大。数据集在使用时,其参数分别以地球的长半轴 R 和运行周期 T 为参考进行了无量纲化。利用泛函智能优化算法,以周期 T 为目标,以半长轴 R 为参数,在泛函空间中自动推演它们的解析关系。

测试结果表明:基于 1596 年哥白尼的数据,算法无法找到真正的物理规律。观察泛函智能优化算法的多目标优化输出结果,随着关联模型复杂度的增加,关联误差指数无论用 $1-R^2$ (其中 R^2 表示决定系数)表示,还是用 $\log(1-R^2)$ 表示,都呈渐进式减少。这一现象表明,当关联方法所依赖的数据精度不够时,再好的关联算法也无法得到真正的物理规律。换句话说,不是哥白尼不够聪明无法得到真正的行星运动规律,而是他能够运用的数据精度不足以支撑该规律。

利用 1619 年第谷更高精度的观测数据,关联误差指数 $1-R^2$ 随着复杂度增加呈断崖式减少,算法能推演出开普勒第三定律的基本形式 $T = R\sqrt{R}$ 。

利用现代手段测得的数据,无论是采用何种关联误差度量(如前面的 $1-R^2$, $\log(1-R^2)$, 或者均方根误差 RMSE 等),算法均能使误差随着复杂度增加呈断崖式减少,正确反演出开普勒第三定律。

本例表明:数据精度对关联结果具有决定性作用。谁掌握了信息量充足的试验数据和具有自动推演能力的泛函智能优化算法,谁就能够在表面复杂变化的数据中把握潜在的不变规律。

5.2 方法应用实践

多空间相关理论及其泛函智能优化方法已经初步应用于不同风洞的试验数据关联与预测。下面,针对气动力和气动热,分别举 1 个应用实例。

(1) 航天飞机的 3 座风洞气动力试验数据关联

选取了航天飞机测力模型(JF-F)在 3 座超声速

风洞中(FD-06、FL-1 和 FL-2) 5° 迎角下的试验结果作为基础数据集^[42]。试验数据共 24 个状态点,其中第 1 座(FD-06)和第 2 座风洞(FL-1)均有 9 个状态点,第 3 座风洞(FL-2)仅 6 个状态点。以马赫数和雷诺数作为二维空间度量,与航天飞机的任意一个气动力参数构成一个三维风洞试验数据空间。利用泛函智能优化关联方法,基于不同试验数据集,分别进行关联建模。开展 2 种关联方法测试:风洞试验结果之间的相互预测和试验状态参数的外推预测。

在第一种关联方法测试中,利用第 2 座风洞的试验结果构建关联模型函数,对第 3 座风洞的试验结果进行预测。结果显示,虽然预测结果与实际结果的规律性一致,但数值差异较大。如果同时把第 1 座风洞的数据也放入基础数据集,这等于增加了信息量,同样预测第 3 座风洞的试验结果,关联数据的精度就得到了明显改善。

在第二种关联方法测试中,同时利用 3 座风洞的低状态试验数据,预测高马赫状态的试验结果,能够测试关联方法的外推能力。具体来说,利用马赫数 Ma 在 0.6~2.0 范围的试验数据构建关联函数,然后预测第 3 座风洞 $Ma = 2.5$ 时试验点的气动力系数。关联结果显示,阻力系数预测值与试验值的平均误差为 1.3%,误差范围在 $[0.02\%, 4.90\%]$ 之内。当然,实际应用中的数据量应该更大一些,误差应更小一些。另外,还可以根据需要的数据精度,适量增加风洞数据量以提高关联精度。

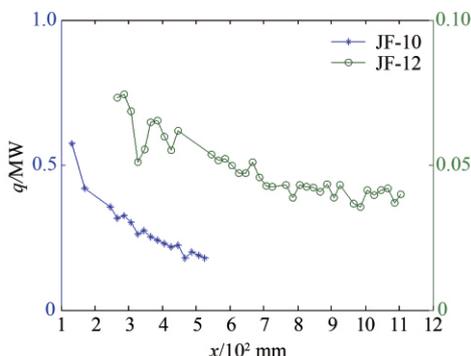
(2) JF-10 和 JF-12 风洞尖锥热流试验数据的关联

采用尖锥试验模型(半锥角 7°),分别在 JF-10 和 JF-12 这 2 座不同类型风洞上开展了测热试验^[43],试验参数和测点数目如下:JF-10,来流焓值 $H = 16$ MJ/kg、速度 $v = 4979$ m/s,热化学非平衡气体,模型长度 $L = 571$ mm,17 个测点;JF-12,来流焓值 $H = 3.3$ MJ/kg、速度 $v = 2343$ m/s,量热完全气体,模型长度 $L = 1136$ mm,37 个测点。试验测得热流如图 5(a)所示(单位:MW)。可以看到 2 座风洞的试验状态不同,不存在重叠区域,而且模型尺度不同。

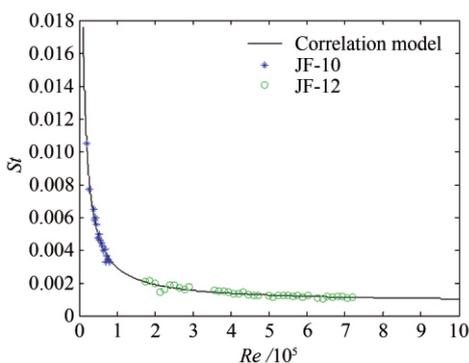
利用泛函智能优化的自适应空间变换方法,采用 11 个输入参数:总温 T_0 、总压 p_0 、总焓 H_0 、壁面焓 H_w 、来流压力 p 、密度 ρ 、速度 v 、马赫数 Ma 、温度 T 、单位雷诺数 Re_L 、当地雷诺数 Re_x ,由算法决定选择几个参数构造关联模型以及关联模型的结构和系数。经运算,得到的关联变换函数的分布如图 6 所示。其中,反映 2 座风洞共同遵守的不变规律关联模型为以下形式:

$$St = a + \frac{b}{c + Re_x} \quad (5)$$

其中,系数 $a=0.000\ 784$, $b=231.41$, $c=5363.64$, 均为无量纲参数。关联效果如图 5(b) 所示。可见,



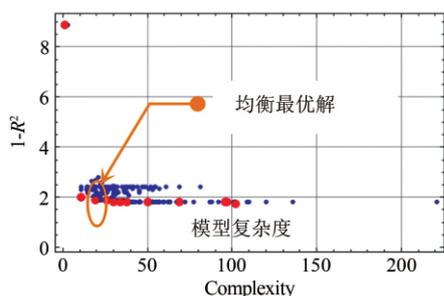
(a) 关联前热流沿母线分布



(b) 关联后热流随关联参数分布

图 5 不同风洞数据的一致性关联

Fig.5 Consistent correlation of different wind tunnels data



Model Selection Report		
Complexity	1-R ²	Function
1	0.010	$9.18 \times 10^{-4} + \frac{193.16}{\text{Sqrt}[x_{11}]}$
2	0.008	$7.84 \times 10^{-4} + \frac{231.41}{5363.64 + x_{11}}$
3	0.008	$7.59 \times 10^{-4} + \frac{\text{Log}[x_{11}]}{119.07}$
4	0.008	$8.11 \times 10^{-4} + \frac{222.10}{x_{11} + \sqrt{x_{11}}}$
5	0.008	$5.52 \times 10^{-4} + (4.57 \times 10^{-2})x_5 + \frac{238.17}{27.52 + x_{11} + x_7}$
6	0.008	$5.43 \times 10^{-4} + (1.31 \times 10^{-9})x_5^2 + \frac{240.94}{269.86 + x_{11} + x_7}$
7	0.007	$(-1.53 \times 10^{-3}) + \frac{146.99}{x_{11}} - (2.53 \times 10^{-9})x_{11} + (4.98 \times 10^{-9})x_5^2 + (4.13 \times 10^{-4})x_8$

图 6 泛函空间中关联变换的分布

Fig.6 Distribution of correlation transformations in functional space

尽管它们的试验流场参数和模型大小都有很大差异,而且关联前每座风洞都遵循自己的数据分布规律,但是关联后得到了一致的数据分布规律,具有“不变性”特征,体现了多空间相关理论的维度优势。

(3) 经典理论的考核分析

为了考核泛函智能优化关联方法的普适性,下面给出已有的 2 种理论方法进行关联验证分析的结果。

一种方法是由理论简化得到的经典关联方法^[44],关联规律表述为: $StRe_x^n = \text{常数}$, 其中 $n = \begin{cases} 0.5 & \text{层流} \\ 0.2 & \text{湍流} \end{cases}$ 。本例中的风洞试验结果,无论是 JF-10, 还是 JF-12, 试验流态都属于层流, 因而 n 取 0.5。

另一种方法是边界层外缘关联方法^[43], 表述方程为: $St_e \sqrt{Re_x} = \text{常数}$ 。

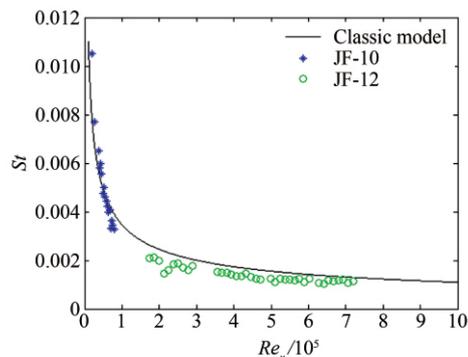
根据风洞试验测得的 57 个数据点进行插值, 2 种方法对应的关联方程分别为:

$$St \sqrt{Re_x} = 1.1 \quad (6)$$

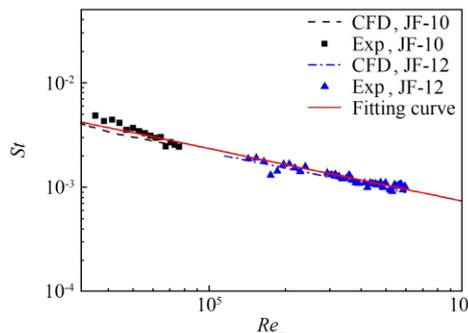
$$St_e \sqrt{Re_x} = 0.73 \quad (7)$$

2 种关联效果分别如图 7(a) 和 (b) 所示。

由图 7 可知, 利用已有的这 2 种经典方法, 总体上都可以将不同类型的风洞规律关联到一起, 较关联前 (见图 5(a)) 都有很大的改进。但由于这些关联公



(a) 经验方法关联结果



(b) 边界层外缘关联方法

图 7 已有方法的关联结果

Fig.7 Correlation results of existing methods

式的获取过程中都作了一些经验性假定(关联函数的结构形式不变),导致不同风洞规律的衔接有差异。换句话说,这2个公式在反映不同风洞数据分布共同遵守的不变规律方面存在局限性。

6 结论

高超声速风洞气动力/热试验数据天地相关性的多空间相关理论将飞行试验视为理想的风洞试验,站在风洞群的多维和全局高度,突破传统思维,在可降维的多维空间上分析问题,认知了风洞试验数据的内在相关性。多空间相关理论指导下的泛函智能优化关联方法,基于风洞群的多维试验数据,在比实数空间更广阔的泛函空间上,利用专业化智能学习算法,自动推演高超声速流动在一定条件下的气动力/热变化趋势和不变规律;再利用该物理规律进行气动力/热关联,获得了更高精度的预测结果。该方法的输入信息是试验数据和气动知识,推理过程不需要人工干预,避免了推理者主观因素的影响,所得的解析函数具有全局最优特征。

利用不变规律进行的数据关联和预测,也具有更高的可靠性。但不变规律的应用也是有条件的,事实上,利用风洞试验数据得到的所谓不变规律,是不同风洞、不同试验参数条件下共同遵守的规律。譬如,高超声速条件下不同的气动力/热数据分布规律,本质上反映的是不同试验参数区段出现的不同物理机制。如果在一些飞行条件下出现了某种新的物理机制(如强辐射、低密度等),在地面风洞群中并没有得到有效模拟,而且该现象对气动力/热的影响又不可忽略,那么该不变规律得到的关联结果将具有局限性。换句话说,基于泛函智能优化方法获得的结果的适用条件包括:(1)飞行条件下起显著作用的物理机制在地面风洞群中都得到了有效模拟;(2)风洞数据可靠,在不影响物理机制模拟的条件下,允许存在一定误差;(3)预测的飞行条件下没有新的不可忽略的物理机制出现。

在实数空间中分析采用的拟合/插值/回归/神经网络/支持向量机等建模方法,其适用范围是样本数据点的包络,而本文介绍的基于泛函智能优化的关联方法,利用物理(不变)规律进行关联,适用范围更广,为风洞群所模拟的所有物理机制的包络。泛函智能优化关联方法能够更有效地利用风洞试验数据,给出更高精度的预测结果。

参考文献:

- [1] ANDERSON J D. Hypersonic and high-temperature gas dynamics[M]. 2nd ed. Reston, VA: AIAA, 2006.
- [2] 陈坚强, 张益荣, 张毅锋, 等. 高超声速气动力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.
- [3] BERTIN J J, CUMMINGS R M. Critical hypersonic aerothermodynamic phenomena[J]. Annual Review of Fluid Mechanics, 2006, 38(1):129-157.
- [4] SALTZMAN E J, GARRIGER D E. Summary of full-scale lift and drag characteristics of the X-15 airplane[R]. NASA TN D-3343, 1966.
- [5] VLASOV V I, GORSHKOV A B, KOVALEV R V, et al. Thin triangular blunt-nosed plate in a viscous hypersonic flow [J]. Fluid Dynamics, 2009, 44(4):596-605.
- [6] ELSENAAR A. On Reynolds number effects and simulation [R]. AGARD CP-429, 1988.
- [7] HAINES A B. Prediction of scale effects at transonic speeds; current practice and a gaze into the future[J]. Aeronautical Journal, 2000, 104(1039), 421-431.
- [8] HOWE J T. Hypervelocity atmospheric flight: real gas flow fields[R]. NASA RP-1249, 1989.
- [9] 龚安龙, 解静, 刘晓文, 等. 近空间高超声速气动力数据天地换算研究[J]. 工程力学, 2017, 34(10):229-238.
GONG A L, XIE J, LIU X W, et al. Study on ground-to-flight extrapolation of near space hypersonic aerodynamic data [J]. Engineering Mechanics, 2017, 34(10):229-238.
- [10] NICOLÌ A, IMPERATORE B, MARINI M, et al. Ground-to-flight extrapolation of the aerodynamic coefficients of the VEGA launcher[R]. AIAA-2006-3829, 2006.
- [11] PETERSON J B, MANN M J, SORRELLS R B, et al. Wind-tunnel/flight correlation study of aerodynamic characteristics of a large flexible supersonic cruise airplane (XB-701). II: Extrapolation of wind-tunnel data to full-scale conditions[R]. NASA TP-1515, 1980.
- [12] RUFOLO G, RONCIONI P, MARINI M, et al. Post flight aerodynamic analysis of the experimental vehicle PRORA USV 1[R]. AIAA-2008-2661, 2008.
- [13] MORELLI E A, DELOACH R. Wind tunnel database development using modern experiment design and multivariate orthogonal functions[R]. AIAA-2003-0653, 2003.
- [14] DOUGLAS D P, CAROLYN M. Statistical methods for rapid aerothermal analysis and design technology: Validation [R]. NASA NAG1-02030, 2003.
- [15] 汪清, 钱炜祺, 何开锋. 导弹气动参数辨识与优化输入设计[J]. 宇航学报, 2008, 29(3):789-793.
WANG Q, QIAN W Q, HE K F. Aerodynamic parameter identification and optimal input design for missile[J]. Journal of Astronautics, 2008, 29(3):789-793.
- [16] LEE J H, KIM E T, CHANG B H, et al. The accuracy of the flight derivative estimates derived from flight data[J]. International

- Journal of Aerospace and Mechanical Engineering, 2009, 3 (10):1317-1323.
- [17] NORGAARD M, JORGENSEN C, ROSS J. Neural network prediction of new aircraft design coefficients [R]. NASA Technical Memorandum 112197, 1997.
- [18] RAJKUMAR T, BARDINA J. Prediction of aerodynamic coefficients using neural networks for sparse data [C]// Proceedings of the 15th International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference, 2002.
- [19] MALMATHANRAJ R, TYSON T F. Characteristic prediction of wind tunnel tests using learning from examples[J]. International Journal of Computer Applications, 2011, 35(6): 5-14.
- [20] RAVIKIRAN N, UBAIDULLA P. Support vector machine approach to drag coefficient estimation[C]//Proc of the 7th International Conference on Signal Processing. 2004.
- [21] 姜宗林, 罗长童, 刘云峰, 高超声速风洞试验数据多空间相关理论与关联方法研究[C]//第四届高超声速科技学术会议论文集, 2011.
JIANG Z L, LUO C T, LIU Y F. Research on multi-space correlation theory and correlation method of hypersonic wind tunnel experimental data [C]//Proc of the 4th National Conference on Hypersonic Science and Technology. 2011.
- [22] 姜宗林, 罗长童, 胡宗民, 等. 高超声速风洞试验数据的多维空间相关理论与关联方法[J]. 中国科学(物理学 力学 天文学), 2015, 45(12):40-51.
JIANG Z L, LUO C T, HU Z M, et al. Multi-dimensional interrelation theory for hypersonic wind-tunnel experimental data and its correlation algorithm[J]. Scientia Sinica Physica, Mechanica & Astronomica, 2015, 45(12): 124705.
- [23] BRUNTON S L, PROCTOR J L, KUTZ J N. Discovering governing equations from data by sparse identification of nonlinear dynamical systems[J]. PNAS, 2016, 113(15): 3932-3937.
- [24] GAMAHARA M, HATTORI Y. Searching for turbulence models by artificial neural network[J]. Physical Review Fluids, 2017, 2(5):054604.
- [25] MALIK K, ZBIKOWSKI M, TEODORCZYK A. Detonation cell size model based on deep neural network for hydrogen, methane and propane mixtures with air and oxygen[J]. Nuclear Engineering and Technology, 2019, 51(2):424-431.
- [26] CHANDRASEKARAN N, OOMMEN C, KUMAR V R S, et al. Prediction of detonation velocity and N-O composition of high energy C-H-N-O explosives by means of artificial neural networks[J]. Propellants, Explosives, Pyrotechnics, 2019, 44(5):579-587.
- [27] FRANKE L L C, CHATZOPOULOS A K, RIGOPOULOS S. Tabulation of combustion chemistry via Artificial Neural Networks (ANNs): Methodology and application to LES-PDF simulation of Sydney flame L[J]. Combustion and Flame, 2017, 185:245-260.
- [28] 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, 31:015105.
- [29] 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, 31:085112.
- [30] LUO C T, ZHANG S L. Parse-matrix evolution for symbolic regression[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2012, 25(6):1182-1193.
- [31] KOZA J R. Genetic programming: On the programming of computers by means of natural selection [M]. 5th ed. Cambridge, MA: MIT Press, 1992.
- [32] O'NEILL M, RYAN C. Grammatical evolution[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2001, 5(4):349-358.
- [33] LUO C T, YU B. Low dimensional simplex evolution: a new heuristic for global optimization [J]. Journal of Global Optimization, 2012, 52(1):45-55.
- [34] CHEN C, LUO C T, JIANG Z L. Block building programming for symbolic regression[J]. Neurocomputing, 2018, 275:1973-1980.
- [35] CHEN C, LUO C T, JIANG Z L. A multilevel block building algorithm for fast modeling generalized separable systems[J]. Expert Systems with Applications, 2018, 109:25-34.
- [36] TSIEN H S. Superaerodynamics, mechanics of rarefied gases [J]. Journal of the Aeronautical Sciences, 1946, 13(12):653-664.
- [37] CHENG H K. Hypersonic shock-layer theory of the stagnation region at low Reynolds number[C]//Proceedings of the 1961 Heat Transfer and Fluid Mechanics Institute. 1961.
- [38] MACROSSAN M N. Scaling parameters for hypersonic flow: correlation of sphere drag data [C]//Proc of the 25th International Symposium on Rarefied Gas Dynamics. 2006.
- [39] LUO C T, HU Z M, ZHANG S L, et al. Adaptive space transformation: an invariant based method for predicting aerodynamic coefficients of hypersonic vehicles[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2015, 46:93-103.
- [40] FIELD J V. Kepler's cosmological theories-their agreement with observation [J]. Quarterly Journal of the Royal Astronomical Society, 1982, (23): 556-568.
- [41] Kepler's laws of planetary motion [EB/OL]. [2019-11-20] https://en.wikipedia.org/wiki/Kepler's_laws_of_planetary_motion.
- [42] 李素循. 典型外形高超声速流动特性[M]. 北京: 国防工业出版社, 2008.
LI S X. Hypersonic flow characteristics around typical configuration[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2008.
- [43] WANG Q, LI J P, ZHAO W, et al. Comparative study on aerodynamic heating under perfect and nonequilibrium hypersonic flows [J]. Science China Physics, Mechanics & Astronomy, 2016, 59(2):624701.
- [44] OERTEL H. Prandtl-essentials of fluid mechanics[M]. New York: Springer New York, 2010.

作者简介:



罗长童(1974-),男,河南固始人,博士,副研究员。研究方向:全局优化算法、智能计算方法、计算流体力学及其在高温气体动力学中的应用。通信地址:北京市海淀区北四环西路15号中国科学院力学研究所。E-mail: luo@imech.ac.cn

(编辑:高金梅)