

文章编号:1674-8190(2019)01-001-11

# 人工智能与空气动力学结合的初步思考

张天姣<sup>1,2</sup>, 钱炜祺<sup>1,2</sup>, 周宇<sup>1,2</sup>, 何磊<sup>1,2</sup>, 邵元培<sup>1,2</sup>

(1. 空气动力学国家重点实验室, 绵阳 621000)

(2. 中国空气动力研究与发展中心 计算所, 绵阳 621000)

**摘要:** 以人工智能为核心的新一轮技术革命及产业变革正在影响着社会的各个领域, 世界各航空航天大国均在人工智能与空气动力学的结合方面开展了许多有益的尝试与探索。本文回顾了人工智能技术的发展历程及现状, 重点讨论了大数据时代背景下人工智能在风洞试验、数值计算和飞行试验等空气动力学研究的三大手段上的应用, 详细分析了人工智能在辅助海量气动数据分析与知识发现上发挥的作用, 探讨了人工智能在气动建模与先进飞行器设计中蕴藏的应用价值, 并指出了人工智能与空气动力学相结合所带来的挑战。

**关键词:** 人工智能; 空气动力学; 机器学习

中图分类号: V211; TP18

文献标识码: A

DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.2019.01.001

## Preliminary Thoughts on the Combination of Artificial Intelligence and Aerodynamics

Zhang Tianjiao<sup>1,2</sup>, Qian Weiqi<sup>1,2</sup>, Zhou Yu<sup>1,2</sup>, He Lei<sup>1,2</sup>, Shao Yuanpei<sup>1,2</sup>

(1. State Key Laboratory of Aerodynamics, Mianyang 621000, China)

(2. Computational Aerodynamics Institute, China Aerodynamics Research and Development Center, Mianyang 621000, China)

**Abstract:** There are a great deal of influence on many fields of society as a result of the new round of technological revolution and industrial revolution centered on artificial intelligence. All the aerospace powers have conducted many useful experiments and explorations in the combination of artificial intelligence and aerodynamics. The development history and status quo of artificial intelligence technology are reviewed, the applications of artificial intelligence in wind tunnel test, numerical calculation and flight test are discussed in the background of big data era, the role of artificial intelligence in assisting mass aerodynamic data analysis and knowledge discovery is analyzed in detail, the application values of artificial intelligence in aerodynamic modeling and advanced aircraft design are investigated, the challenges of combination of artificial intelligence and aerodynamics are pointed out.

**Key words:** artificial intelligence; aerodynamics; machine learning

## 0 引言

近年来, 以人工智能(Artificial Intelligence,

简称 AI) 为代表的第二次机器革命, 及其作为主要核心技术驱动的新一轮技术革命和产业变革正在改变着世界格局, 成为人类社会发展进程的又一

收稿日期: 2018-05-28; 修回日期: 2018-07-20

基金项目: 中国空气动力研究与发展中心基础和前沿技术研究基金(PJD20170232)

通信作者: 钱炜祺, qwqhyy@sina.com

引用格式: 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 Tianjiao, Qian Weiqi, Zhou Yu, 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)

次重大飞跃。人工智能作为一项新兴交叉学科,已在生物、医学、气象、商务、交通、机械制造等社会的各个领域得到了广泛应用,并在很大程度上为人类的生产生活提供了便捷。航空航天能力是衡量一个国家综合国力的关键指标之一,而作为流体力学重要分支之一的空气动力学研究直接影响着航空航天事业的发展与进步。目前,世界各航空航天大国均在人工智能与空气动力学的结合方面开展了许多有益的尝试与探索,人工智能技术已经在风洞运行智能化控制、气动数据分析建模、飞行器优化设计等方面得到了越来越广泛的应用。

本文从辅助空气动力学三大手段研究效率提高、辅助空气动力学数据分析与知识发现、辅助飞行器气动优化设计三个方面来对人工智能与空气动力学的结合进行系统梳理,并指出了人工智能给空气动力学发展带来的挑战。

## 1 人工智能发展现状

### 1.1 人工智能的发展历程

人工智能这一概念最早由美国数学家和计算机专家 John McCarthy 于 1956 年在美国达特茅斯大学举办的人工智能的研讨会上首次提出<sup>[1]</sup>。与许多新兴学科相同,人工智能至今尚无统一的定义。不同学科背景的学者对人工智能有不同的理解,主流观点有以下两种:

(1) 人工智能(学科):许多人工智能研究者认为人工智能(学科)是智能科学中涉及研究、设计及应用智能机器和智能系统的一个分支,而智能科学是一门与计算机科学并行的学科。

(2) 人工智能(能力):部分学者认为人工智能(能力)是智能机器所执行的通常与人类智能有关的智能行为,例如判断、推理、证明、识别、感知、理解、通信、设计、思考、规划、学习、设计和问题求解等思维活动。

自 20 世纪中叶人工智能被首次提出以来发展至今,经历了数次高潮与低谷<sup>[2]</sup>。1968 年,第一个专家系统 DENDRAL 成功应用于有机化合物的分子结构分析中,开启了人工智能技术的应用研究领域。1969 年,第一届国际人工智能联合会议(International Joint Conference on AI,简称 IJCAI)的召开标志着人工智能作为一门独立学科登上国际

学术舞台。1970 年,《人工智能国际杂志》(International Journal of AI)创刊。进入 20 世纪 80 年代,专家系统和知识工程得到迅速发展,并为企业等用户赢得了巨大的经济效益。20 世纪 80 年代后期以来,机器学习、计算智能、人工神经网络等研究不断深入,各人工智能学派之间的争论推动了人工智能研究和应用的进一步发展。近年来,人工智能取得了一些里程碑成果。1997 年,IBM 计算机程序“深蓝”战胜国际象棋大师卡斯帕罗夫,震惊全球<sup>[3]</sup>。2006 年,G. E. Hinton 等<sup>[4]</sup>提出的深度学习训练算法引领了神经网络走向深层的发展趋势。2012 年,“深度神经网络”(Deep Neural Network,简称 DNN)模型通过无监督训练成功识别猫脸,引起了业界的轰动与广泛关注<sup>[5]</sup>。自 2016 年起,基于深度学习的“AlphaGo”<sup>[6]</sup>、“AlphaGo Master”和“AlphaGo Zero”<sup>[7]</sup>依次打败围棋世界冠军,围棋水平远远超过人类。

伴随人工智能核心技术的突破,新一轮的发展条件已然成熟,人工智能已从纯技术研究进入到各类行业和生活应用中,其发展的广度和深度大幅增加。

### 1.2 机器学习

在人工智能众多应用领域中,机器学习(Machine Learning)无疑是发展最快的分支之一<sup>[8]</sup>。机器学习的目标是使系统具备从原始数据中提取特征,从而获得自主学习的能力<sup>[9]</sup>。机器学习的过程与人脑思考类似,其利用一定算法分析并学习数据,随后对现实世界情况做出判断和预测,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。

20 世纪 80 年代末以来,随着计算能力的大幅提升,机器学习在算法、理论和实际应用方面都取得了巨大的成功。根据学习模型的层次结构不同,机器学习大致可分为浅层学习(Shallow Learning)和深度学习(Deep Learning)两类。浅层学习模型通常包含不超过一层或两层的非线性特征变换<sup>[10]</sup>,例如高斯混合模型(Gaussian Mixture Model,简称 GMM)、支持向量机(Support Vector Machine,简称 SVM)、Boosting 方法等。但是,近年来产业界数据量的爆炸式增长给传统的浅层学习

带来了新的技术挑战。此外,依靠人工经验提取特征亦成为限制浅层学习模型性能的瓶颈。

2006年,深度置信网络(Deep Belief Network,简称DBN)模型<sup>[11]</sup>的提出开启了深度学习发展的新纪元,指引了机器学习的一个崭新方向。深度学习从以下三个方面克服了浅层学习的不足:

(1) 传统多层神经网络采用梯度下降优化网络权值,而DBN首先进行无监督学习,特征提取后再进行优化,从而解决了容易陷入局部最优的问题<sup>[12]</sup>。

(2) 针对传统神经网络中存在的“梯度消失”现象及从顶层向下传递过程中误差校正信号逐渐减弱等问题,深度学习采用逐层训练的机制解决了这一问题<sup>[13]</sup>。

(3) 采用全连接的DNN(下层神经元和所有上层神经元都能够形成连接)会带来参数数量膨胀的问题,卷积神经网络(Convolutional Neural Network,简称CNN)<sup>[14]</sup>的单元之间采用局部连接形式,在很大程度上减少了神经网络需要训练的权值参数的个数,极大地加快了训练速度<sup>[15]</sup>。

目前,国际上常用的深度学习模型有DBN、堆叠自编码器(Stack Auto-Encoder,简称SAE)<sup>[16-17]</sup>、深度递归神经网络(Deep Recurrent Neural Network,简称DRNN)<sup>[18]</sup>和深度卷积神经网络(Deep Convolutional Neural Network,简称DCNN)<sup>[19]</sup>等。

自2006年DBN模型的首次提出至今,在十余年间,深度学习得到了蓬勃的发展,成功应用于图像处理、语音识别、自然语言处理、自动驾驶、文本处理等众多领域。大数据时代的海量数据具有容量大、多样化、速度快和价值高等丰富的信息特性<sup>[20]</sup>,以及高性能硬件设备的发展均有效地促进了深度学习的“再次繁荣”,同时也为空气动力学等基础学科的研究与发展提供了新的思路和手段。

## 2 人工智能辅助空气动力学三大手段研究效率提高

风洞试验、数值模拟和飞行试验是进行空气动力学基础研究和应用研究的三大手段。

### 2.1 风洞试验

风洞试验作为预测飞行器气动性能,评定飞行

器各项性能指标的最基本的研究手段,在飞行器设计、选型和鉴定等各阶段发挥着重要作用。近年来,研究人员将人工智能技术与风洞试验相结合,在风洞试验数据处理、仪器测量、运行控制、故障诊断等方面取得了许多进展。

风洞试验是一项复杂的系统工程,试验结果受诸多因素的影响,不同工况下的试验结果差别可能非常显著,一次风洞试验会产生大量的试验数据。此外,由于风洞试验数据具有非线性、不确定性等特点,使得数据处理的自动化、工程化面临着严峻的挑战。将机器学习等智能算法应用于风洞试验数据处理,首先对现有数据进行特征提取,进而实现数据的有效分类、识别和回归,最后建立基于样本特征的智能判断模型,实现对试验数据正确性和关联性的有效判断。目前,美国已在NASA Lanley研究中心4.27 m×6.7 m亚音速风洞中配置了神经网络数据分析系统<sup>[21]</sup>,该系统可以高效执行数据插值、模型结构优化和流动参数研究等工作。

在采用智能算法从试验数据中提取有用信号的同时,如何提高风洞测量系统的精准度和可靠性也尤为关键。将人工智能算法应用于风洞测量系统,构建风洞智能测量方法逐渐成为一条可行途径。R. Vijayagopal等<sup>[22]</sup>研制了一种神经网络智能算法,用于小型多孔压力探头的校准,将压力探头的校准范围扩大到75°。P. P. Vlachos等<sup>[23]</sup>研制的智能天平系统,将人工神经网络用于应变计的校准,在很大程度上降低了天平校准的安装要求。

在风洞智能控制与运行方面,国外多个风洞在进行技术改造或新建时,均将风洞智能管理系统作为主要研究内容与技术指标<sup>[24]</sup>。在风洞控制器设计上,已由传统的PID控制向预测控制、模糊控制以及神经网络等智能控制策略方向发展。NASA Lanley研究中心将自组织特征映射(Self-organizing Feature Map,简称SOM)神经网络算法<sup>[25]</sup>应用于16 ft跨声速风洞,有效提高了马赫数和模型姿态的控制精度<sup>[26]</sup>。近年来,我国在风洞管理智能化方面也实现了许多技术突破。吕鹏涛等<sup>[27]</sup>开发了一个专家系统,用于NF-6风洞的状态监控、参数测量及管理控制,并在NF-3风洞中构建了基于神经网络自适应控制算法的稳风速控制系统,提升了系统的适应性、鲁棒性和风速控制精度,大大

缩短了调试时间。芮伟等<sup>[28]</sup>和金志伟等<sup>[29]</sup>采用神经网络、最小二乘支持向量机(Least Squares Support Vector Machine, 简称 LS-SVM)<sup>[30]</sup>等方法建立 2.4 m 跨声速风洞流场控制模型,提高了风洞控制策略的整体性能指标。

随着风洞智能化水平和集成度的不断提高以及风洞试验任务的饱和,风洞试验装备的维护难度与日俱增,为保障试验装备正常运行所花费的费用和时间日益增多,而目前对参试装备的故障检测与诊断主要依靠人工方式,不仅效率和数据利用率低,而且效果受人员素质影响较大。随着人工智能技术的不断发展,航空航天地面(模拟)试验设备的管理逐渐从传统的定期维护、故障维修制度向高度自动化和智能化方向发展,逐步建立包括各种设备在线状态监测、故障诊断、预警预报、维修决策等在内的设备状态智能管理系统。R. A. Rosario<sup>[31]</sup>在 4.88 m 跨/超音速风洞中建立了一个基于人工神经网络的压缩机失速监控专家系统,由传感器、预处理器、基于知识库的诊断子系统、神经网络子系统、数据分析和模式识别子系统等组成,该系统可检测多级压缩机系统运行中可能产生的气流阻塞、失速和喘振等不稳定现象,从而提高压缩机运行的安全性与可靠性。J. L. Rogers 等<sup>[32]</sup>在 NTF 跨音速风洞中专门建立了一个用于振动检测和故障预警的神经网络,以便保证三级喷液氮泵阀的正常旋转运行。中国空气动力研究与发展中心(China Aerodynamics Research and Development Center, 简称 CARD)自主设计并安装了 4 m×3 m 低速风洞自主式维修保障系统软件平台<sup>[33]</sup>,包括状态检测、故障诊断、故障预测和装备管理四大功能模块,利用智能专家系统实现了维修决策环节的“人为决策”向机器“智能决策”的转变,并基于规则和知识两种途径及数据融合算法,实现了对复杂大系统进行实时故障预测、健康度评估和剩余寿命预测。此外,张鹏等<sup>[34]</sup>还提出了一种基于概率神经网络的风洞设备故障预测诊断方法,该方法能够有效识别出系统各种典型故障,对于非线性的系统故障识别能力可满足风洞设备实时在线诊断的需求。

## 2.2 数值模拟

采用计算流体力学(Computational Fluid Dynamics, 简称 CFD)方法可以提供高精度的流场数

值仿真结果,但同时会消耗大量的计算资源。近年来,各国研究者在人工智能方法与数值计算结合方面,开展了许多创新性的研究工作。

(1) 直接建立物理参数、几何参数与流场中速度矢量的模型,提高计算效率。L. Ladicky 等<sup>[35]</sup>采用回归森林(Regression Forests)方法成功对非定常流场进行预测,大大提高了数值计算效率。Guo X X 等<sup>[36]</sup>采用 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。

(2) 提高网格生成及优化效率。作为数值计算的基础,网格质量直接影响着 CFD 的计算性能。网格生成是一项繁琐的工作,大约占用 CFD 计算周期 60%~70% 的时间。网格生成后期,通过人工对网格质量进行判断的方法不仅效率低下,且严重依赖技术人员自身经验,严重制约了网格自动生成技术的发展。陈晓申<sup>[37]</sup>尝试采用 SVM 等人工智能算法在计算网格分类的基础上再进行网格优化,进而在保证网格质量的前提下提高了 CFD 的整体计算效率。

(3) 提高 CFD 数据压缩效率,实现数据原位可视化。Liu Y 等<sup>[38]</sup>提出了一种基于深度学习的 CFD 流场数据压缩方法,由两个 CNN 组成一个生成对抗网络,对 CFD 流场数据进行了大幅压缩,同时也取得了不错的恢复效果。通过与现有的小波变化方法的对比,该方法在压缩时间上具有一定的优势,且泛化性能强,能够很好地满足原位可视化的要求。

## 2.3 飞行试验和模型飞行试验

飞行试验是验证飞行器地面预测结果的重要手段,但其存在费用高、风险大、可重复性低等问题。王国栋等<sup>[39]</sup>采用基于文本案例的推理(Textual Cases Based Reasoning, 简称 TCBR)、基于规则的推理(Rule Based Reasoning, 简称 RBR)及两者融合的人工智能技术,构建了先进战机智能化试飞支持信息系统,既减轻了试飞员或试飞工程师繁重的学习、记忆及理解的工作量,又能准确提供完

成新任务所需的知识或解决新问题的参考。此外,在一些飞行试验涉及的关键技术方面,人工智能也发挥了重要作用。例如,现代飞行器对

小型化、智能化和高机动化等日益增长的发展需求,要求不断提升基于微机电系统(Micro-Electro-Mechanical System,简称 MEMS)惯性传感器的飞行器航姿参考系统的测量性能。常健<sup>[40]</sup>根据高动态环境下 MEMS 惯性传感器的输出特性设计了基于 BP 神经网络的机动检测器,在线检测出高机动状态并隔离 MEMS 加速度计信息,有效提高了 MEMS 航姿系统在高动态环境下的适应性和输出性能。

随着现代战争理念的不断发展,对飞行器机动性能的要求日益增强,以 F-22、F-35 等为代表的新一代战斗机设计均将过失速机动性能作为一项重要的战技指标,并列入飞行试验考核科目。作为飞行器大迎角飞行控制律设计、飞行动力学分析和飞行仿真的基础和前提,如何准确快速建立非定常气动力模型成为一项重要课题<sup>[41]</sup>。随着人工智能的迅速发展,计算机通过对大量的静态和动态风洞试验数据的学习,进而预测飞机在机动飞行中的气动力响应,是完全可能的。由于人工智能建模方法回避了复杂流动机理,属于黑箱非线性系统建模范畴,包括神经网络模型、模糊逻辑模型、SVM 模型等。神经网络因其强大的映射能力,在大迎角非定常气动力建模领域具有广阔的应用前景。汪清等<sup>[42-44]</sup>根据先验信息的利用程度,分别发展了三种非定常气动力神经网络模型。史志伟等<sup>[45]</sup>基于径向基神经网络,研究了高度非线性非定常气动力建模问题,且该建模方法可减少所需风洞试验数据,具有试验时间短、成本低、效率高等优势。采用模糊逻辑算法进行系统建模时不需要给出具体的函数关系式,因此适用于结构复杂而难以确知的多变量非线性系统。Wang Z 等<sup>[46-47]</sup>首先应用模糊逻辑算法进行非线性非定常气动力的建模。在此工作基础上,Lan C E 等应用模糊逻辑算法分析了部分军用飞机<sup>[48-50]</sup>和民用飞机<sup>[51-53]</sup>的飞行试验数据,建立了非定常气动力模型。由于 SVM 采用结构风险最小化准则替代神经网络和模糊逻辑中的经验风险最小化准则,因此具有更好的泛化性能,十分适合函数拟合和非线性系统建模等问题求解。

Chen Y L<sup>[54]</sup>和 Wang Q 等<sup>[55]</sup>应用 LS-SVM 方法开展了大迎角非定常气动力建模研究。汪清等<sup>[41]</sup>针对 LS-SVM 建模中关于输入、输出变量选择和参数确定等问题进行了深入研究,并通过 F-

16XL 滚转振荡风洞试验数据验证了 LS-SVM 建模方法的有效性。

### 3 人工智能辅助数据分析与知识发现

空气动力学发展至今,受理论不充分性等客观因素影响,仍存在许多人类难以解释的流动现象。近年来,借助人工智能方法对流体力学中的未知现象进行以数据驱动的机理建模,成为一条可行途径。J. Ling 等<sup>[56]</sup>和 J. N. Kutz 等<sup>[57]</sup>通过对大量高精度仿真数据的训练,建立了一种基于深度神经网络的湍流雷诺应力模型,该模型可同时预测各向异性特征值和张量,其预测精度明显优于线性涡粘模型(Linear Eddy Viscosity Model,简称 LEVM)和二次涡粘模型(Quadratic Eddy Viscosity Model,简称 QEVM)。基于类似思想,针对高马赫数流动情况下直接数值模拟(Direct Numerical Simulation,简称 DNS)结果与湍流模式预测结果之间的差量,Huang J J 等<sup>[58]</sup>采用机器学习方法建立了该差量与流动参数之间的深度神经网络模型,成功预测了高速平板湍流边界层的雷诺应力。

近年来,随着 CFD 和计算能力的飞速发展,各空气动力学及相关研究机构积累了大量的数值计算数据。数据量的爆炸式增长增加了采用传统可视化方法寻找数据规律的难度,因此如何采用智能的方法从大量数据中发现隐含的模式已成为科学数据分析的一个研究热点<sup>[59]</sup>。数据挖掘技术可从大量数据中提取有效信息,进行数据分析并发现潜在知识,已经广泛应用于商务、生物、气象、材料等多个学科领域<sup>[60]</sup>。基于数据挖掘技术的巨大潜能,将数据挖掘技术应用于流场分析,极有可能挖掘出常规数值方法难以发现的复杂流动规律。Han E H 等<sup>[61]</sup>在流场数据方法方面开展了深入的研究,采用 C4.5 和 SVM 算法对湍流猝发的生成规律进行了挖掘,并根据挖掘出的规律对其生成位置做出预测,获得了较高的预测精度。解利军等<sup>[62]</sup>提出了一种基于特征的流场数据挖掘方法和相应的数据模型组织方式,形成了一种流场数据挖掘的通用框架。在该框架下,采用 Apriori 算法对 Rayleigh Benard 对流现象的流场数据进行了关联规则分析,得到了一些温度和涡结构之间的关系。Jiang S Q 等<sup>[63]</sup>在三维三分量 TR-PIV 速度矢量场数据库基础上,以改进的象限分裂法和新条件相

位平均技术作为数据挖掘准则,检测并提取得到了一种含“鞍点”的“四极子”结构动力系统模型,并进一步讨论了该相干结构与雷诺应力猝发事件及脉动涡量之间的内在联系。Deng L 等<sup>[64]</sup>提出了一种基于 CNN 的涡智能提取算法,该算法针对流场点,以全局算法提取结果为标签,并结合流场计算的局部特性,将涡提取任务转化成二分类问题。该算法结合了局部算法和全局算法的特点,具有较低的误报率,并在性能和准确性上获得了一个很好的平衡。

通过以上对流场数据挖掘的初步探索,可以看出将人工智能应用于流场,一方面有助于分析流动机理,另一方面有助于捕捉特定流动现象。但是,由于流场数据结构与组织形式各异,也为人工智能技术的应用提出了新的问题与挑战。

#### 4 人工智能辅助飞行器气动优化设计

飞行器是一个多系统、多学科的复杂系统,气动性能作为其他子系统、学科开展工作的基础或出发点,具有基础性、全局性和先导性,气动性能的优劣在很大程度上决定了飞行器的总体性能。因此,在飞行器的研制过程中,飞行器气动优化设计是一项重要的基础性研究课题。近年来,各航空航天大国均在飞行器的研制初期阶段,采用人工智能方法辅助气动优化设计,在有效提高效率的同时,减少了研制费用,缩短了设计周期,降低了项目风险,其主要的应用体现在两方面。一是在优化算法方面,以遗传算法(Genetic Algorithm,简称 GA)为代表的智能优化算法于 1995 年被首次引入气动外形设计中<sup>[65]</sup>。国内外学者基于 GA 开展了较为详细的气动优化设计研究<sup>[66]</sup>,先后在二维翼型<sup>[67-68]</sup>、三维翼型<sup>[69-70]</sup>、旋翼<sup>[71]</sup>和全机<sup>[72]</sup>等方面得到了成功应用,并发展了一系列适用于气动优化的改进遗传算法以及粒子群优化(Particle Swarm Optimization,简称 PSO)算法、蚁群算法等其他类型的智能优化算法<sup>[73-76]</sup>。整体而言,与常用的梯度类优化算法相比,智能优化算法具有较好的全局寻优能力和更好的计算鲁棒性。二是在提高优化计算效率方面,由于优化计算过程中需要大量调用原始高精度计算模型,致使气动优化效率低下,出现计算量过大、耗时较长的问题。如何快速有效地预测气动参数成为一个亟待解决的问题。随着神经网络和机器

学习技术的发展,一种以人工智能为基础的预测方法逐渐进入人们视野。该类方法从参数化的飞行器几何外形出发,采用数值方法获取典型气动外形下飞行器气动特性,建立气动特性与外形参数之间的神经网络模型、Kriging 模型、SVM 等模型,亦称为响应面模型,之后利用该响应面模型进行优化设计,从而避免了大量的数值运算。在此基础上,将响应面模型与智能优化算法相结合构建的混合算法,保证了局部搜索与全局优化的综合性能,已在气动优化中得到了广泛应用。例如,S. Jeong<sup>[77]</sup>和 Song W<sup>[78]</sup>将 Kriging 模型与 GA 结合,分别对翼型、襟翼位置和亚声速发动机短舱进行了优化设计。孙美建等<sup>[79]</sup>采用改进的 PSO 算法优化 Kriging 模型参数,提高了 Kriging 模型的预测精度,对高维度多目标多约束的跨声速机翼进行了优化。Han Z H 等<sup>[80-81]</sup>也对 Kriging 模型的理论和应用开展了较深入的研究。Andrés E<sup>[82]</sup>将进化规划(Evolutionary Programming)算法与支持向量回归(Support Vector Regression)算法相结合,用于预测具有不同几何参数的机翼在不同攻角情况下的升力、阻力和滚转力矩系数。通过大量的工程应用与实践发现,由于基于响应面模型的优化方法在建立预测模型和对翼型气动系数进行预测时均需要飞行器的几何参数,属于参数化学习方法。同时,随着模型精度的提高,以上传统浅层学习方法的算法复杂度将呈指数级增长。

近年来,研究者将数据挖掘技术应用于气动优化设计中,并取得了一定进展。A. Oyama 等<sup>[83-84]</sup>采用基于本征正交分解(Proper Orthogonal Decomposition,简称 POD)的数据挖掘技术对跨声速翼型的多目标优化设计的 Pareto 解进行了特征提取与分析,将优化结果分成了低阻力、高升阻比和高升力三类,并获取了每类结果的设计知识。段焰辉等<sup>[85]</sup>亦将 POD 应用于跨声速压气机转子叶片气动优化设计的大量过程数据,得到的设计知识可以直接反映气动外形的变化规律。李润泽等<sup>[86]</sup>也将流场结构识别与性能优化结合,建立流场结构与性能指标的关联关系,提出了流场结构和性能指标共同导向的优化思想。鉴于 SOM 神经网络强大的数据聚类功能,S. Jeong<sup>[87]</sup>、T. Kumano<sup>[88]</sup>和 K. Chiba 等<sup>[89]</sup>分别在可重复使用运载火箭助推器外型设计、跨声速翼型设计和小型喷气式飞机翼型设

计中引入 SOM 神经网络作为数据挖掘技术的一种,通过可视化的方式确定优化方向,在各设计变量中寻找平衡点。国内的陈杰等<sup>[90]</sup>以 SOM 神经网络为基础,结合数据库技术,建立了一套基于人工神经网络方法的民用飞机先进气动力机翼设计流程。通过神经网络建立专家数据库,根据设计条件自动搜索与设计目标相近的参考外形,同时给出优化设计方向,在优化过程中采用神经网络作为流场计算的辅助,在短时间内考察大量设计外形,大大提高了设计效率。通过该方法得到的翼型设计结果具有更好的综合气动特性,提升了气动设计方法的智能化和设计经验的可传承性。由于该方法具有较强的通用性,后又被应用于风机叶片叶尖翼型设计中<sup>[91]</sup>。

上述智能优化设计方法需要根据设计经验提取几何特征,而深度学习具有可以自动提取特征的特点。鉴于 CNN 特殊的网络结构,十分适合于图像处理,陈海等<sup>[92]</sup>以翼型图像作为输入,建立了 CNN 预测模型,对翼型特征进行提取与分类,最后通过回归分析预测翼型的气动系数。此类基于深度学习的非参数化方法,有效解决了浅层学习方法中由于训练层数和样本数的增大而带来的算法复杂度急剧增加的问题。

## 5 人工智能给空气动力学发展带来的挑战

近年来人工智能技术飞速发展,尤其是大量的各类深度学习模型出现,得益于计算机硬件水平及并行计算方法跨越式发展的同时,信息时代产业界数据量的爆炸式增长亦功不可没。人工智能技术在空气动力学及其相关学科发展及应用中取得了许多成绩,但同时也面临着许多问题,为研究者们带来了更多崭新的挑战。

(1) 数据数量和质量有限,限制了人工智能的性能与水平。现阶段由于风洞试验、数值模拟和飞行试验数据有限以及未合理采集、整理与利用,造成机器学习模型训练所需数据样本量不足,且完整性与确定性较差,进而严重制约了模型的性能水平,导致人工智能技术难以有效发挥。例如,由于训练样本数量有限,致使目前设计的风洞智能诊断系统欠缺较好的鲁棒性。

(2) 机器学习方法所提取的特征通常不可解释,缺乏物理含义<sup>[93]</sup>。由于完全由数据驱动的、以概率统计为基础的深度学习属于“黑箱”学习方法,这就容易导致在缺乏专业领域的情况下,进行盲目的“黑箱式”学习,且获得的特征通常采用高维向量表示,与人为定义的物理特征难以对应。同时所获取的函数关系也并不都是因果关系,而是关联关系。

(3) 目前的人工智能和机器学习在多尺度非线性映射、大数据关联关系挖掘与决策等方面表现出了强大的优势,但在深层逻辑推理与复杂公式推导、“灵光一现”的创造性设计等方面还存在着明显不足,要将其直接应用到深层次流动规律揭示、复杂公式推演、气动布局创新设计等问题还存在一定困难。

## 6 结束语

针对上述问题,今后应重点关注以下三个研究方向:

(1) 利用大量适用的仿真模拟数据对试验数据进行有效补充,形成数量、质量均能满足人工智能技术需求的基础数据库。

(2) “数据驱动”与“知识驱动”两种方法结合,建立并完善气动知识库和推理机制,推进专家系统建设,深入分析机器学习提取特征与物理特征之间的关联,提高“数据驱动”模型的可解释性。

(3) 密切关注数学、认知科学、神经科学等与人工智能的学科交叉,将其在矢量特征提取、语义推理、知识发现与应用等方面的最新研究成果与空气动力学研究深度结合,将人工智能在空气动力学研究中的层次逐步由目前的“工具”层次逐步提升到“合作”甚至“指导”层次。

### 参考文献

- [1] 蔡自兴, 徐光祐. 人工智能及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.  
Cai Zixing, Xu Guangyou. Artificial intelligence: principles & applications[M]. 4th ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2004. (in Chinese)
- [2] 顾险峰. 人工智能的历史回顾和发展现状[J]. 自然杂志, 2016, 38(3): 157-166.  
Gu Xianfeng. Historical review and current development of artificial intelligence[J]. Chinese Journal of Nature, 2016,

- 38(3): 157-166. (in Chinese)
- [3] 蔡曙山, 薛小迪. 人工智能与人类智能——从认知科学五个层级的理论看人机大战[J]. 北京大学学报: 哲学社会科学版, 2016, 53(4): 145-154.  
Cai Shushan, Xue Xiaodi. Artificial intelligence and human intelligence: a view on human-computer competition from the five-level theory of cognitive science[J]. Journal of Peking University Philosophy and Social Sciences, 2016, 53(4): 145-154. (in Chinese)
- [4] Hinton G E, Salakhutdinov R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. Science, 2006, 313(5786): 504-507.
- [5] Markoff J. How many computers to identify a cat? [N]. The New York Times, 2012-06-25(10).
- [6] Silver D, Huang A, Maddison C, et al. Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search[J]. Nature, 2016, 529(7587): 484-489.
- [7] Silver D, Schrittwieser J, Simonyan K, et al. Mastering the game of Go without human knowledge[J]. Nature, 2017, 550(7676): 354-359.
- [8] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.  
Zhou Zhihua. Machine learning[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016. (in Chinese)
- [9] 孙志远, 鲁成祥, 史忠植, 等. 深度学习研究与进展[J]. 计算机科学, 2016, 43(2): 1-8.  
Sun Zhiyuan, Lu Chengxiang, Shi Zhongzhi, et al. Research and advances on deep learning[J]. Computer Science, 2016, 43(2): 1-8. (in Chinese)
- [10] Deng L, Yu D. Deep learning: methods and applications [J]. Foundations and Trends in Signal Processing, 2014, 7(3/4): 197-387.
- [11] Hinton G E, Osindero S, Teh Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets[J]. Neural Computation, 2006, 18(7): 1527-1554.
- [12] 韩伟, 张雄伟, 张炜, 等. 深度学习中的经典网络模型及训练方法[J]. 军事通信技术, 2016, 37(1): 90-97.  
Han Wei, Zhang Xiongwei, Zhang Wei, et al. Classical network models and training methods in deep learning[J]. Journal of Military Communications Technology, 2016, 37(1): 90-97. (in Chinese)
- [13] 陈栩杉, 张雄伟, 乔林, 等. 深度学习基本理论概述[J]. 军事通信技术, 2015, 36(4): 96-102.  
Chen Xushan, Zhang Xiongwei, Qiao Lin, et al. Overview of basic theory in deep learning[J]. Journal of Military Communications Technology, 2015, 36(4): 96-102. (in Chinese)
- [14] Lecun Y, Boser B, Denker J S, et al. Handwritten digit recognition with a back-propagation network[C]//Proceedings of Advances in Neural Information Processing System. Denver, USA; Morgan Kaufmann Press, 1990: 396-404.
- [15] 乔林, 张雄伟, 史海宁, 等. 深度学习应用中的常见模型[J]. 军事通信技术, 2016, 37(1): 98-104.  
Qiao Lin, Zhang Xiongwei, Shi Haining, et al. Common network models in deep learning application[J]. Journal of Military Communications Technology, 2016, 37(1): 98-104. (in Chinese)
- [16] Vincent P, Larochelle H, Bengio Y, et al. Extracting and composing robust features with denoising autoencoders[C]//Proceedings of the 25th International Conference on Machine Learning. Helsinki, Finland: ACM Press, 2008: 1096-1103.
- [17] Vincent P, Larochelle H, Lajoie I, et al. Stacked denoising autoencoders: learning useful representations in a deep network with a local denoising criterion[J]. Journal of Machine Learning Research, 2010, 11(6): 3371-3408.
- [18] Hiji S E, Bengio Y. Hierarchical recurrent neural networks for long-term dependencies[C]//Proceedings of Advances in Neural Information Processing System. Denver, USA: MIT Press, 1995: 493-499.
- [19] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[C]//Proceedings of Advances in Neural Information Processing System. South Lake Tahoe, USA: Curran Associates Press, 2012: 1097-1105.
- [20] Bizer C, Boncz P, Brodie L, et al. The meaningful use of big data: four perspectives-four challenges[J]. ACM SIGMOD Record, 2012, 40(4): 56-60.
- [21] 竹朝霞, 惠增宏, 金承信. 虚拟仪器技术在风洞测控智能化中的应用[J]. 实验技术与管理, 2006, 23(9): 76-79.  
Zhu Zhaoxia, Hui Zenghong, Jin Chengxin. Virtual instrument application for intelligent system in wind tunnel test [J]. Experimental Technology and Management, 2006, 23(9): 76-79. (in Chinese)
- [22] Vijayagopal R, Pathak M M, Rediniotis O K. Miniature multi-hole pressure probes-their neural network calibration and frequency response enhancement [C]. AIAA-98-0204, 1998.
- [23] Vlachos P P, Telionis D P. The design and testing of a smart balance system[C]. AIAA-99-3165, 1999.
- [24] 尹迪义. 航空地面试验的智能系统[J]. 测控技术, 1998, 17(4): 36-38.  
Yin Diyi. The intelligent system for aeronautical ground test[J]. Measurement & Control Technology, 1998, 17(4): 36-38. (in Chinese)
- [25] Kohonen T. Self-organizing formation of topologically correct feature maps[J]. Biol Cyber, 1982, 43: 59-69.
- [26] Motter M A. Control of the NASA Langley 16-foot transonic tunnel with the self-organizing map[C]//Proceedings of the American Control Conference. San Diego, California, 1999: 1659-1660.
- [27] 吕鹏涛, 惠增宏. NF-3 风洞神经网络自适应风速控制系统研制[J]. 实验流体力学, 2009, 23(4): 82-86.  
Lv Pengtao, Hui Zenghong. The development of wind velocity adaptive control system based on neural networks for



- NF-3 wind tunnel[J]. *Journal of Experiments in Fluid Mechanics*, 2009, 23(4): 82-86. (in Chinese)
- [28] 芮伟, 杜宁, 袁平, 等. 暂冲式高速风洞流场控制系统建模与仿真[J]. *实验流体力学*, 2015, 29(6): 89-95.  
Rui Wei, Du Ning, Yuan Ping, et al. Modeling and simulation of flow field control system in intermittent transonic wind tunnel[J]. *Journal of Experiments in Fluid Mechanics*, 2015, 29(6): 89-95. (in Chinese)
- [29] 金志伟, 杨兴锐, 苏北辰. 基于神经网络的风洞马赫数预测控制仿真研究[J]. *兵工自动化*, 2016, 35(3): 59-60, 65.  
Jin Zhiwei, Yang Xingrui, Su Beichen. Predictive control simulation research of Mach number in wind tunnel based on neural network[J]. *Ordnance Industry Automation*, 2016, 35(3): 59-60, 65. (in Chinese)
- [30] Suykens J A K, Vandewalle J. Least squares support vector machine classifiers[J]. *Neural Processing Letters*, 1999, 9(3): 293-300.
- [31] Rosario R A, Steidle F W. Neural network application for optimizing multi-stage wind tunnel compressor efficiency [C]. *AIAA-2002-0308*, 2002.
- [32] Rogers J L, LaMarsh W J, Hill J S, et al. Application of a neural network as a potential and in predicting NTF pump failure[R]. Reston: N93-18332.
- [33] 马国辉. 4 米×3 米风洞自主式维修保障系统信息化平台设计与实现[D]. 成都: 电子科技大学, 2014.  
Ma Guohui. The design and realization for autonomous maintenance support system information platform in 4 m×3 m wind tunnel[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2014. (in Chinese)
- [34] 张鹏, 杨兴锐, 陈龙. 基于概率神经网络的风洞设备故障预测诊断方法[J]. *兵工自动化*, 2015, 34(10): 72-75.  
Zhang Peng, Yang Xingrui, Chen Long. Fault forecast and diagnosis of wind tunnel equipment based on probabilistic neural network[J]. *Ordnance Industry Automation*, 2015, 34(10): 72-75. (in Chinese)
- [35] Ladicky L, Jeong S, Solenthaler B, et al. Data-driven fluid simulations using regression forests[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2015, 34(6): 199.
- [36] Guo X X, Li W, Lorio F. Convolutional neural networks for steady flow approximation[C]// *ACM SigKDD International Conference*, San Francisco, CA, 2016: 481-490.
- [37] 陈晓申. 基于样本学习的有限元网格模型优化研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2012.  
Chen Xiaoshen. Finite element mesh model optimization by sample learning [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2012. (in Chinese)
- [38] Liu Y, Wang Y, Deng L, et al. A novel in-situ compression method for CFD data based on generative adversarial network[EB/OL]. [2018-05-28]. <https://doi.org/10.1007/s12650-018-0519-x>.
- [39] 王国栋, 杨博, 邓志东, 等. 一种基于 TCBR 与 RBR 融合推理的试飞支持信息系统[J]. *航空科学技术*, 2013(4): 73-77.  
Wang Guodong, Yang Bo, Deng Zhidong, et al. An information system for sustaining flight test basing on the fusion reasoning of TCBR and RBR[J]. *Aeronautical Science & Technology*, 2013(4): 73-77. (in Chinese)
- [40] 常健. 复杂机载环境下的 MEMS 航姿系统性能优化技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2013.  
Chang Jian. Research on MEMS AHRS optimization design in harsh airborne environment[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2013. (in Chinese)
- [41] 汪清, 钱炜祺, 丁娣. 飞机大迎角非定常气动力建模研究进展[J]. *航空学报*, 2016, 37(8): 2331-2347.  
Wang Qing, Qian Weiqi, Ding Di. A review of unsteady aerodynamic modeling of aircrafts at high angles of attack [J]. *Acta Aeronautica et Aeronautica Sinica*, 2016, 37(8): 2331-2347. (in Chinese)
- [42] 汪清. 飞机大迎角非定常气动力建模及其应用研究[D]. 西安: 西北工业大学, 1994.  
Wang Qing. Unsteady aerodynamic modeling of aircraft at high angles of attack and its applications [D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 1994. (in Chinese)
- [43] Wang Q, Wu K Y, Zhang T J, et al. Aerodynamic modeling and parameter estimation from the QAR data of an airplane approaching high-altitude airport[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2012, 25(3): 361-371.
- [44] Wang Q, He K F, Qian W Q, et al. Unsteady aerodynamics modeling for flight dynamics application[J]. *Acta Mechanica Sinica*, 2012, 28(1): 14-23.
- [45] 史志伟, 王峥华, 李俊成. 径向基神经网络在非线性和非定常气动力建模中的应用研究[J]. *空气动力学学报*, 2012, 30(1): 108-112, 119.  
Shi Zhiwei, Wang Zhenghua, Li Juncheng. The research of RBFNN in modeling of nonlinear unsteady aerodynamics [J]. *ACTA Aerodynamica Sinica*, 2012, 30(1): 108-112, 119. (in Chinese)
- [46] Wang Z, Lan C E, Brandon J M. Fuzzy logic modeling of nonlinear unsteady aerodynamics [R]. *AIAA-98-4351*, 1998.
- [47] Wang Z, Lan C E, Brandon J M. Fuzzy logic modeling of lateral-directional unsteady aerodynamics[R]. *AIAA-1999-4012*, 1998.
- [48] Wang Z, Li J, Lan C E, et al. Estimation of unsteady aerodynamic models from flight test data [R]. *AIAA-2001-4017*, 2001.
- [49] Wang Z, Lan C E, Brandon J M. Estimation of lateral-directional unsteady aerodynamic models from flight test data [R]. *AIAA-2002-4626*, 2002.
- [50] Lan C E, Li J, Yau W, et al. Longitudinal and lateral-directional coupling effects on nonlinear unsteady aerodynamic modeling from flight data[R]. *AIAA-2002-4804*, 2002.
- [51] Li J, Lan C E. Unsteady aerodynamic modeling of aircraft response to atmospheric turbulence[R]. *AIAA-2001-401*,

- 2001.
- [52] Pan C, Lan C E. Estimation and analysis of unsteady aerodynamic models of a jet transport by a fuzzy logic algorithm using flight-data-recorder data[R]. AIAA-2002-4494, 2002.
- [53] Weng C T, Ho C H, Lan C E. Aerodynamic model estimation and analysis for a jet transport in a landing accident [R]. AIAA-2003-5699, 2003.
- [54] Chen Y L. Modeling of longitudinal unsteady aerodynamics at high angle-of-attack based on support vector machines [C]// Proceedings of the 8th International Conference on Natural Computation, New York: IEEE, 2012: 431-435.
- [55] Wang Q, Qian W Q, He K F. Unsteady aerodynamic modeling at high angles of attack using support vector machines [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2015, 28(3): 659-668.
- [56] Ling J, Kurzawski A, Templeton J. Reynolds averaged turbulence modeling using deep neural networks with embedded invariance[J]. Journal of Fluid Mechanics, 2016, 807: 155-166.
- [57] Kutz J N. Deep learning in fluid dynamics[J]. Journal of Fluid Mechanics, 2017, 814: 1-4.
- [58] Huang J J, Duan L, Wang J X, et al. High-mach-number turbulence modeling using machine learning and direct numerical simulation database[C]. AIAA-2017-0315, 2017.
- [59] Kamath C. Sapphire: experiences in scientific data mining [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2008, 125(1): 12-94.
- [60] 斯坦巴赫, 库玛尔. 数据挖掘导论[M]. 2 版. 陈封能, 译. 北京: 人民邮电出版社, 2011.
- Steinbach M, Kumar V. Introduction to data mining[M]. 2nd ed. Translated by Chen Fengneng. Beijing: Posts & Telecom Press, 2011. (in Chinese)
- [61] Han E H, Karypis G, Kumar V. Data mining for turbulent flows[C]//Data mining for scientific and engineering applications. Minneapolis: Kluwer Academic Publishers, 2001: 239-256.
- [62] 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 Lijun, Zhang Shuai, Zhang Jifa, et al. A feature-based data mining method for fluid dynamics[J]. ACTA Aerodynamica Sinica, 2010, 28(5): 540-546. (in Chinese)
- [63] Yang S Q, Yi Y F, Jiang N. Data mining of coherent structures from turbulence tomographic TR-PIV signal database utilizing improved quadrant splitting method[C]//2012 9th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery. Chongqing, 2012: 1049-1053.
- [64] Deng L, Wang Y, Liu Y, et al. A CNN-based vortex identification method [EB/OL]. [2018-05-28]. <https://doi.org/10.1007/s12650-018-0523-1>.
- [65] Yamamoto K, Inoue O. Application of genetic algorithm to aerodynamic shape optimization[R]. AIAA-95-1650, 1995.
- [66] 高正红, 王超. 飞行器气动外形设计方法研究与进展[J]. 空气动力学学报, 2017, 35(4): 516-528.
- Gao Zhenghong, Wang Chao. Aerodynamic shape design method for aircraft: status and trends[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2017, 35(4): 516-528. (in Chinese)
- [67] Quagliarella D, Della C A. Genetic algorithms applied to the aerodynamic design of transonic airfoils[J]. Journal of Aircraft, 1995, 32(4): 889-890.
- [68] De F I, Della C A, Iazzetta A, et al. Evolutionary algorithms for aerofoil design[J]. International Journal of Computational Fluid Dynamics, 1998, 11: 51-77.
- [69] Oyama A. Wing design using evolutionary algorithms[D]. Senadi; Tohoku University, 2000.
- [70] Oyama A, Obayashi S, Nakamura T. Real-coded adaptive range genetic algorithm applied to transonic wing optimization[J]. Applied Soft Computing, 2001, 1: 179-187.
- [71] 李倩, 詹浩, 朱军. 基于 Pareto 遗传算法的机翼多目标优化设计研究[J]. 西北工业大学学报, 2010, 28(1): 134-137.
- Li Qian, Zhan Hao, Zhu Jun. Exploring combination of Pareto genetic algorithm(GA) with aerodynamic analysis software for multi-objective optimization of wing[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2010, 28(1): 134-137. (in Chinese)
- [72] 王晓鹏. 遗传算法及其在气动优化设计中的应用研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2000.
- Wang Xiaopeng. Genetic algorithm and application in aerodynamic design optimization [D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2000. (in Chinese)
- [73] 隋洪涛. 基因遗传算法及气动外形最优化设计[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2001.
- Sui Hongtao. Genetic algorithm and their application to aerodynamic optimization problems[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2001. (in Chinese)
- [74] 詹浩, 白俊强, 段卓毅, 等. 基于遗传算法和分布式计算的气动优化设计[J]. 计算物理, 2004, 21(4): 359-362.
- Zhan Hao, Bai Junqiang, Duan Zhuoyi, et al. Parallel genetic algorithms implementation in aerodynamic optimization[J]. Chinese Journal of Computational Physics, 2004, 21(4): 359-362. (in Chinese)
- [75] 倪昂修, 张宇飞, 陈海昕. NSGA-II 算法的改进及其在多段翼型缝道参数优化中的应用[J]. 空气动力学学报, 2014, 32(2): 252-257.
- Ni Angxiu, Zhang Yufei, Chen Haixin. An improvement to NSGA-II algorithm and its application in optimization design of multi-element airfoil[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2014, 32(2): 252-257. (in Chinese)
- [76] 邓凯文, 陈海昕. 基于差分进化和 RBF 响应面的混合优化算法[J]. 力学学报, 2017, 49(2): 441-455.
- Deng Kaiwen, Chen Haixin. Hybrid optimization algorithm based on differential evolution and RBF response surface [J]. Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics, 2017, 49(2): 441-455. (in Chinese)

- [77] Jeong S, Murayama M, Yamamoto K. Efficient optimization design method using kriging model[J]. *Journal of Aircraft*, 2005, 42(2): 413-420.
- [78] Song W, Keane A J. Surrogate-based aerodynamic shape optimization of a civil aircraft engine nacelle[J]. *AIAA Journal*, 2007, 45(10): 2565-2574.
- [79] 孙美建, 詹浩. Kriging 模型在机翼气动外形优化中的应用[J]. *空气动力学学报*, 2011, 29(6): 759-764.  
Sun Meijian, Zhan Hao. Application of Kriging surrogate model for aerodynamic shape optimization of wing[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2011, 29(6): 759-764. (in Chinese)
- [80] Han Z H, Zimmerman R, Görtz S. Alternative cokriging method for variable-fidelity surrogate modeling[J]. *AIAA Journal*, 2012, 50(5): 1205-1210.
- [81] Han Z H, Görtz S. Hierarchical Kriging model for variable-fidelity surrogate modeling[J]. *AIAA Journal*, 2012, 50(9): 1885-1896.
- [82] Andrés E, Salcedo S, Monge F, et al. Efficient aerodynamic design through evolutionary programming and support vector[J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(12): 10700-10708.
- [83] Oyama A, Verburg P C, Nonomura T, et al. Flow field data mining of Pareto-optimal airfoils using proper orthogonal decomposition[C]. AIAA-2010-1140, 2010.
- [84] Oyama A, Nonomura T, Fujii K. Data mining of Pareto-optimal transonic airfoil shapes using proper orthogonal decomposition[J]. *Journal of Aircraft*, 2010, 47(5): 1756-1762.
- [85] 段焰辉, 吴文华, 范召林, 等. 基于本征正交分解的气动优化设计外形数据挖掘[J]. *物理学报*, 2017, 66(22): 119-128.  
Duan Yanhui, Wu Wenhua, Fan Zhaolin, et al. Proper orthogonal decomposition-based data mining of aerodynamic shape for design optimization [J]. *Acta Physica Sinica*, 2017, 66(22): 119-128. (in Chinese)
- [86] 李润泽, 张宇飞, 陈海昕. “人在回路”思想在飞机气动优化设计中演变与发展[J]. *空气动力学学报*, 2017, 35(4): 529-543.  
Li Runze, Zhang Yufei, Chen Haixin. Evolution and development of “man-in-loop” in aerodynamic optimization design[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2017, 35(4): 529-543. (in Chinese)
- [87] Jeong S, Chiba K, Obayashi S. Data mining for aerodynamic design space[C]. AIAA-2005-5079, 2005.
- [88] Kumano T, Jeong S, Obayashi S, et al. Multidisciplinary design optimization of wing shape for a small jet aircraft using Kriging model[C]. AIAA-2006-932, 2006.
- [89] Chiba K, Obayashi S. Data mining for multidisciplinary design space of regional-jet wing[J]. *Journal of Aerospace Computing, Information, and Communication*, 2007, 4: 1019-1036.
- [90] 陈杰, 孙刚. 基于 SOM 神经网络的超临界翼型设计[J]. *力学季刊*, 2011, 32(3): 411-417.  
Chen Jie, Sun Gang. Supercritical airfoil design based on SOM neural network[J]. *Chinese Quarterly of Mechanics*, 2011, 32(3): 411-417. (in Chinese)
- [91] 司景喆, 孙刚. 基于神经网络的风机叶片叶尖翼型设计[J]. *力学季刊*, 2012, 33(4): 672-678.  
Si Jingzhe, Sun Gang. Design of wind turbine blade based on SOM[J]. *Chinese Quarterly of Mechanics*, 2012, 33(4): 672-678. (in Chinese)
- [92] 陈海, 钱炜祺, 何磊. 基于深度学习的翼型气动系数预测[J]. *空气动力学学报*, 2018, 36(2): 294-299.  
Chen Hai, Qian Weiqi, He Lei. Aerodynamic coefficient prediction of airfoils based on deep learning[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2018, 36(2): 294-299. (in Chinese)
- [93] 张钺. 从“事后诸葛亮”到“防患于未然”——“深度学习与信息安全”解读[J]. *信息安全研究*, 2017, 3(11): 962-965.  
Zhang Bo. From “latter-wit” to “nip in the bud”[J]. *Journal of Information and Security Research*, 2017, 3(11): 962-965. (in Chinese)

### 作者简介:

张天姣(1985—),女,博士,助理研究员。主要研究方向:空气动力学、飞行力学、建模与仿真。

钱炜祺(1973—),男,博士,研究员。主要研究方向:空气动力学、飞行力学、数理逆问题。

周宇(1984—),男,硕士,助理研究员。主要研究方向:空气动力学、数理逆问题。

何磊(1988—),男,硕士,助理研究员。主要研究方向:飞行力学、建模与仿真。

邵元培(1987—),男,硕士,助理研究员。主要研究方向:飞行力学、数理逆问题。

(编辑:赵毓梅)