

基于人工智能的空气动力学研究展望

盛蔚彬

江西师范大学附属中学滨江校区 江西南昌

【摘要】智能空气动力学作为空气动力学与人工智能技术的交叉研究领域，近年来取得了显著进展。传统空气动力学方法在复杂流场分析、湍流预测及气动优化中因计算成本高、实验周期长而面临挑战，而以机器学习和深度学习为代表的人工智能技术提供了数据驱动的新方案。本文系统梳理了智能空气动力学的研究背景与核心问题，详细探讨了机器学习、深度学习及强化学习在流体模拟、湍流控制、气动设计优化及飞行路径规划中的应用与发展。结合案例分析，研究展示了人工智能在流体力学非线性问题中预测精度与计算效率的显著提升。最后，本文展望了智能空气动力学在高效计算、复杂系统集成及跨学科协作中的未来发展方向。

【关键词】智能空气动力学；人工智能；流场模拟；湍流控制；气动设计优化

【收稿日期】2024年8月12日 **【出刊日期】**2024年9月27日 **【DOI】**10.12208/j.jer.20240034

Research prospect of aerodynamics based on artificial intelligence

Weibin Sheng

Binjiang Campus, High School Affiliated to Jiangxi Normal University, Nanchang, Jiangxi

【Abstract】 Intelligent aerodynamics, as an interdisciplinary field combining aerodynamics and artificial intelligence (AI), has achieved remarkable progress in recent years. Traditional aerodynamic methods face challenges in analyzing complex flow fields, turbulence prediction, and aerodynamic optimization due to high computational costs and lengthy experimental cycles. In contrast, AI techniques, particularly machine learning and deep learning, offer data-driven solutions to these challenges. This paper systematically reviews the research background and core issues of intelligent aerodynamics, discussing the applications and advancements of machine learning, deep learning, and reinforcement learning in flow simulation, turbulence control, aerodynamic design optimization, and flight trajectory planning. Through case studies, the research demonstrates significant improvements in prediction accuracy and computational efficiency when addressing nonlinear problems in fluid mechanics using AI. Finally, this paper outlines future directions for intelligent aerodynamics, emphasizing efficient computation, integration of complex systems, and interdisciplinary collaboration.

【Keywords】 Intelligent Aerodynamics; Artificial Intelligence; Flow Field Simulation; Turbulence Control; Aerodynamic Design Optimization

1 引言

空气动力学是基于流体力学的基础上，研究物理在流动空气中状态的受力影响因素，从而进一步了解气体的流动规律和伴随发生的物理变化^[1]。人工智能是利用计算机等设备模拟人类的思维与行为方式的学科^[2]，其应用由不同指令的标准来进行划分，一般的分类方式包括能力、学习方式、范围和技术。

智能空气动力学作为空气动力学和人工智能技术的交叉领域，近年来逐渐成为研究热点^[3]。空气动力学的传统研究主要集中在物体在空气流动中的受力和流体行为特性。然而，传统的分析方法通常依赖于风洞试验和数值模拟，这些方法尽管精确，但在处理复杂流动时常常面临计算开销巨大、实验周期长、成本昂贵等问题^[4]。随着人工智能技术的发展，特别是机器学习和深度学习的进步，基于数据

驱动模型逐渐被引入空气动力学研究中^[5]，为流体模拟和气动优化带来了新的解决方案。通过数据驱动的方式，我们不仅可以更高效地分析和预测气流行为，还可以在飞行控制、航天器设计、能量管理等多个领域中实现更智能的决策优化。

1.1 研究背景

智能空气动力学的研究背景源于大数据和人工智能技术的快速发展，这些技术的突破推动了空气动力学与数据驱动方法的紧密结合。传统空气动力学研究主要依赖于风洞实验和数值模拟，尽管这些方法能够提供精确的流动分析，但在面对复杂的流动环境时，常常面临计算资源消耗大、实验周期长和成本高等限制。尤其是在非定常流动和湍流等高度非线性的流动现象中，基于物理原理的传统模型逐渐显现出局限性，难以准确预测这些复杂流动的行为。因此，如何提升流动预测的精度和计算效率，成为了智能空气动力学研究的重要驱动力。

随着人工智能特别是机器学习和深度学习的兴起，数据驱动的方法在空气动力学中的应用逐渐增多。通过利用海量的历史数据，AI 技术能够自动进行模式识别与优化，从而提升流动预测的精度，并减少对传统计算流体力学方法的依赖^[6]。这些技术能够从历史实验数据中学习流场的规律，并在面对复杂的湍流和非线性流动时，提供更为高效和精准的预测。智能空气动力学的核心思想就是借助这些数据驱动算法，快速应对各种复杂流动状态，并优化计算资源的使用，提高研究效率^[7]。

与此同时，智能空气动力学不仅仅是传统物理模型的替代，它还推动了物理模型与数据驱动方法的融合。通过将机器学习算法与经典的计算流体力学（CFD）模型相结合^[8]，研究人员可以在保持物理精度的基础上，显著提升计算效率。例如，深度学习模型可以用来加速湍流模拟或流场重建，从而减少计算时间和资源消耗。这种多学科交叉的研究方法逐渐成为现代空气动力学研究的新趋势，也为更高效地流动预测和优化提供了可能。

1.2 智能空气动力学的核心问题

智能空气动力学的核心研究问题包括如何更高效地进行流体行为预测^[9]、湍流控制^[10]、飞行器外形优化^[11]、以及飞行路径的规划^[12]。在湍流建模中，传统湍流模型由于需要对复杂流体行为进行精细描

述，往往需要大量计算资源，而深度学习方法则能通过历史数据学习湍流特性以实现快速预测。然而，如何在有限数据条件下提高预测精度，且在实时计算中保持效率，是智能空气动力学中尚待解决的重要问题。

此外，湍流流动由于其不稳定性与非线性特征，传统的物理模型在湍流控制上存在精度与适应性不足的难题。智能空气动力学可以利用深度强化学习与生成对抗网络（GAN）等技术，结合流体数据和仿真数据对湍流流动进行更精准地控制。研究如何在非线性流动环境中提高模型的适应性，以便达到理想的湍流抑制效果。

气动优化是另一个关键研究方向，传统气动优化多为梯度下降类算法，存在易陷入局部最优的问题，特别是在复杂设计要求下，模型计算效率不高。智能优化方法（如遗传算法和粒子群算法）则可以通过全局搜索提升优化性能，如何有效整合深度学习与强化学习的优势以提升飞行器设计的整体性能，降低计算成本，是智能空气动力学需要解决的关键问题。

复杂环境中的路径规划也是当前有待解决的问题之一，在复杂且动态变化的飞行环境下，路径规划面临不可预见的障碍和风险。传统算法在静态环境下表现较好，但在动态环境中存在局限性。深度强化学习通过与环境的交互学习路径策略，在此情景中表现优越。研究如何进一步优化路径规划的实时性与安全性，并通过对环境的智能理解提高飞行器的自主导航能力，是未来路径规划的重要方向。

2 人工智能技术在空气动力学中的发展

2.1 机器学习在空气动力学中的发展和应用

机器学习技术在空气动力学中的应用经历了从初期的简单模型到复杂深度学习方法的逐步发展。在早期阶段，研究人员主要使用简单的机器学习模型，如线性回归、决策树和支持向量机（SVM），来分析实验数据和进行趋势预测。这些基本模型能够从数据中提取一定的线性关系并进行预测，但由于空气动力学中的流动问题通常具有高度非线性特征，这些传统的机器学习方法在处理复杂流场数据时显得力不从心。

随着技术的进步，机器学习的应用逐步向多任务学习（MTL）方向发展。在多任务学习中，多个

相关任务的学习过程被同时考虑,使得模型能够共享知识,从而提高泛化能力。这一方法在空气动力学研究中的应用,如同时处理多个飞行器气动性能预测、气流分布分析等任务,显著提升了模型的整体表现。此外,集成学习方法也开始在空气动力学的流场建模和性能优化中得到应用,通过将多个学习模型结合在一起,能够增强对复杂流动的预测能力。

近年来,深度学习技术的迅猛发展使得机器学习的应用有了更大的突破。深度神经网络(DNN)和卷积神经网络(CNN)等深度学习算法,在处理高维度和高复杂度的流场数据时,展现出了卓越的能力。这些方法通过自动学习特征和深度层次的抽象,有效地识别出流动的关键模式和规律,为流场预测、湍流模拟等任务提供了更加精确和高效的解决方案。同时,强化学习逐渐被引入到飞行控制和路径规划中,通过智能算法实现自适应的飞行策略和飞行器导航,特别是在动态复杂环境中,强化学习通过不断试错和学习优化决策过程,使得飞行器能够在不断变化的环境下保持高效和稳定的飞行状态。

2.2 深度学习在空气动力学中的发展和应用

深度学习,作为机器学习的一个分支,利用多层神经网络(如深度神经网络、卷积神经网络等)来处理和分析大量数据。它能够自动从原始数据中提取高阶特征,并建立复杂的非线性关系,特别适合处理空气动力学中复杂的流场和湍流问题。深度学习在空气动力学中的应用主要集中在湍流预测、流场重构和气动参数优化等方面,尤其是在解决传统方法难以处理的复杂流动预测问题上取得了显著成效。

卷积神经网络(CNN)是深度学习中的一种经典网络结构,其强大的特征提取能力使其在图像和流体力学数据的处理上具有显著优势。在湍流预测中,CNN通过学习大量历史数据中的流动特征,可以捕捉湍流的动态演化过程,从而提供准确的流动预测。与传统的基于湍流模型的计算方法相比,深度学习模型训练完成后,能够迅速给出湍流的预测结果,极大地提高了计算效率,适合于实时模拟和预测。

此外,生成对抗网络(GAN)作为一种先进的

深度学习技术,近年来在空气动力学领域的应用也逐渐增多。GAN通过生成器和判别器的博弈过程,能够生成逼真的流场图像或模拟实验数据,特别适用于飞行器气动设计中的流场模拟。在飞行器设计阶段,GAN可以通过生成不同设计参数下的流场数据,帮助设计师快速筛选出较优的设计方案。这种方法不仅提高了设计效率,还为流动优化和性能评估提供了新的视角。

2.3 强化学习在飞行控制与路径规划中的应用

强化学习(RL)在智能空气动力学领域的另一个重要应用是飞行控制与路径规划。传统的路径规划算法,如Dijkstra算法和A*算法,虽然在静态环境中表现良好,但在面对动态复杂的飞行环境时,其局限性逐渐显现。这些传统算法通常依赖预先设定的环境信息,在动态变化的环境中无法实时适应。与之不同,强化学习算法,特别是深度强化学习(DRL),通过与环境的交互和试错机制,能够自主学习和调整策略,从而在不断变化的环境中生成最优路径。

强化学习在飞行控制和路径规划中的优势在于其能够根据实时反馈来优化策略,尤其适合用于飞行器的自主导航和避障任务。在实际应用中,基于强化学习的路径规划算法通过与环境的反复交互,逐步探索出适应环境变化的导航策略,从而提高飞行器的导航效率和安全性。例如,在复杂气流环境或多目标任务中,强化学习能够根据实时信息不断优化路径规划,保证飞行器在最短时间内完成任务,避开障碍物并保证安全。

深度强化学习结合了深度学习的特征提取能力和强化学习的决策能力,已经成为现代飞行器自主控制系统中的核心技术之一。在飞行器的实时路径规划中,深度强化学习不仅能够提高飞行效率,还能够增强飞行器在极端或不确定环境下的适应能力。随着算法的不断优化和计算资源的提升,强化学习有望在未来的航空航天任务中发挥更大的作用,特别是在复杂的自主飞行和实时决策中,展现出巨大的潜力。

3 大语言模型在空气动力学中的应用实例

大语言模型(LLM, Large Language Models)近年来在自然语言处理(NLP)领域取得了显著的突破,其强大的语言理解和生成能力使其在各个学科领域

得到了广泛的应用。虽然大语言模型最初的应用主要集中在文本生成、机器翻译和语音识别等领域，但随着其技术的进步，逐渐被应用到包括空气动力学在内的其他科学领域。通过深度学习和数据驱动的方式，大语言模型能够在空气动力学的多个方面发挥重要作用，从流场预测、实验设计到飞行器优化，甚至在研究文献的智能检索和分析中，均显示出了巨大的潜力。

3.1 大语言模型在飞行器气动设计中的应用

飞行器气动设计是航空航天领域中的一个关键研究领域，旨在通过优化飞行器的外形和气动参数，提高其飞行性能和效率。传统的气动设计方法主要依赖于数值模拟和优化算法，通常需要耗费大量的计算资源和时间。而大语言模型则能够通过历史设计案例和优化数据的学习，快速提供设计建议，甚至直接生成新的设计方案。

通过对不同飞行器设计的气动特性、性能数据以及优化过程进行学习，大语言模型可以为设计人员提供基于历史数据的优化建议。例如，模型能够识别出飞行器外形变化与气动性能之间的潜在关系，并基于给定的设计目标，如减少阻力或增加升力，自动生成形状优化方案。此外，利用大语言模型对飞行器气动参数进行优化，可以结合飞行器的动态行为进行多目标优化，进一步提高飞行器的整体气动性能。

3.2 大语言模型在实验数据分析与实验设计中的应用

在空气动力学研究中，风洞实验和数值模拟是两种主要的研究手段。然而，实验数据分析和实验设计往往是复杂且繁琐的，特别是在面对大量实验数据时，如何快速提取有价值的信息并进行高效地分析，是一个挑战。大语言模型能够通过处理和分析大量的实验数据，帮助研究人员更高效地识别出实验结果中的关键因素和规律。

例如，大语言模型可以对实验数据中的文本报告、实验条件和结果进行深入分析，并为研究人员提供数据之间的关联性分析。这一过程可以有效辅助实验结果的解释，并为后续实验设计提供优化建议。通过学习不同实验场景下的参数设置和结果，模型能够快速生成合理的实验方案，帮助研究人员减少不必要的实验迭代，提高实验效率和精度。

此外，大语言模型还可以在实验设计阶段提供智能化的支持。通过对以往实验数据的分析，模型能够预测哪些实验设置和参数可能对气动性能产生较大影响，从而指导研究人员在实验设计过程中选择最有价值的实验方案。结合优化算法，模型还能够为实验数据的采集过程提供智能化的调整建议，确保实验能够在最短时间内获得最大效益。

3.3 大语言模型在科研文献的智能检索与分析中的应用

随着科学研究的不断深入，学术界出版的文献数量也呈指数增长。如何快速有效地检索并筛选出与特定研究问题相关的文献，成为了科研人员面临的重要问题。传统的文献检索方法虽然可以通过关键词搜索获得相关文献，但往往存在检索结果不精准、无法识别深层次关联等问题。大语言模型的引入为科研文献检索与分析提供了新的思路。

基于大语言模型的智能文献检索系统能够更好地理解科研文献中的上下文和语义，通过自然语言处理技术自动识别文献中的关键信息，进而实现更精准的文献检索。研究人员可以通过自然语言提出问题，系统根据文献的内容自动返回最相关的研究成果。此外，大语言模型还可以对大量科研文献进行自动分析，总结出某一领域的研究趋势、技术瓶颈和前沿问题，为科研人员提供有效的研究方向参考。

3.4 大语言模型在飞行控制与决策中的应用

大语言模型在飞行控制和决策系统中的应用也逐渐成为一个重要的研究方向。飞行控制系统是确保飞行器在复杂环境中稳定飞行的关键技术，然而，在极端环境下，如强气流、风暴或突发故障等情况下，传统的飞行控制算法可能难以做出及时有效的决策。大语言模型凭借其强大的语言理解能力和推理能力，可以为飞行控制系统提供实时决策支持。

通过对飞行控制历史数据的学习，大语言模型能够识别出飞行器在不同飞行状态下的表现，并对飞行过程中的异常情况进行预测与响应。在飞行器自主飞行系统中，大语言模型可以帮助系统根据实时飞行状态自动调整控制策略，尤其是在应对复杂环境和未知故障时，能够做出快速而合理的决策。未来，随着大语言模型技术的不断发展，其在飞行控制系统中的应用将进一步增强飞行器的自主性和

适应能力。

4 结论与展望

人工智能在空气动力学研究中有积极作用，主要通过风洞试验，数值模拟，飞行试验，和模拟飞行试验几种方法对空气动力学的发展进行辅助和进一步优化。

但在人工智能在空气动力中大量运用的同时，现实研究也面临着一定的挑战：一是领域数据过小的问题。考虑到获取相关数据的成本较高，空气动力学数据通常是小样本数据，这使得如深度学习建模等有关机器学习的应用存在一定局限性；所以二则是机器建模等相关应用的可靠性，泛化范围的局限性，难以实质性地解决转捩、湍流等流体难题，并且在应用到工程实践过程中存在较大困难。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，缺乏面向大模型的恰当过度方法和在其中的经验。

故此，空气动力学的未来研究主要对象可包含以下方式。领域数据的大小一直是人工智能在空气动力学中应用的关键影响因素。由前文可知，如今的领域数据由于获取成本较高的原因较小，所以机器学习的应用在人类社会中存在局限性。领域大模型的构建和应用可成为一个重点发展对象，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”。同样地，大数据、大样本的数据库建立也是人工智能在空气动力学中应用的有益因素，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。

参考文献

- [1] BRANLARD E. Wind turbine aerodynamics and vorticity-based methods: Fundamentals and recent applications [M]. Springer, 2017.
- [2] KONAR A. Artificial intelligence and soft computing: behavioral and cognitive modeling of the human brain[M]. CRC press, 2018.
- [3] WANG B, WANG J. Application of artificial intelligence in computational fluid dynamics[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2021, 60(7): 2772-2790.
- [4] BOTTASSO C L, CAMPAGNOLO F, PETROVIĆ V. Wind tunnel testing of scaled wind turbine models: Beyond aerodynamics[J]. Journal of wind engineering and industrial aerodynamics, 2014, 127: 11-28.
- [5] KOU J, ZHANG W. Data-driven modeling for unsteady aerodynamics and aeroelasticity[J]. Progress in Aerospace Sciences, 2021, 125: 100725.
- [6] HU L, ZHANG J, XIANG Y, et al. Neural networks-based aerodynamic data modeling: A comprehensive review[J]. IEEE Access, 2020, 8: 90805-90823.
- [7] WANG L, ZHANG H, WANG C, et al. A review of intelligent airfoil aerodynamic optimization methods based on data-driven advanced models[J]. Mathematics, 2024, 12(10): 1417.
- [8] PANCHIGAR D, KAR K, SHUKLA S, et al. Machine learning-based cfd simulations: a review, models, open threats, and future tactics[J]. Neural Computing and Applications, 2022, 34(24): 21677-21700.
- [9] CAO Y, BABANEZHAD M, REZAKAZEMI M, et al. Prediction of fluid pattern in a shear flow on intelligent neural nodes using anfis and lbn[J]. Neural Computing and Applications, 2020, 32(17): 13313-13321.
- [10] BRUNTON S L, NOACK B R. Closed-loop turbulence control: Progress and challenges[J]. Applied Mechanics Reviews, 2015, 67(5): 050801.
- [11] REUTHER J, JAMESON A, FARMER J, et al. Aerodynamic shape optimization of complex aircraft configurations via an adjoint formulation[C]//34th aerospace sciences meeting and exhibit. 1996: 94.
- [12] QU Y H, PAN Q, YAN J G. Flight path planning of uav based on heuristically search and genetic algorithms[C]//31st Annual Conference of IEEE Industrial Electronics Society, 2005. IECON 2005. IEEE, 2005: 5-pp.

版权声明：©2024 作者与开放获取期刊研究中心(OAJRC)所有。本文章按照知识共享署名许可条款发表。

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

