

# 人工智能在压气机气动设计中的应用与发展

## Application and Development of Artificial Intelligence in Compressor Aerodynamic Design

■ 杨栋 / 中国航发研究院

以人工智能(AI)为主要驱动的新一轮技术革命和产业变革正在悄然改变着世界,研究人员对AI在压气机气动设计中的应用开展了诸多有益的探索与尝试,智能化技术为压气机气动设计提供了新的思路和手段。

随着现代航空发动机性能要求的不断提高,压气机设计呈现高效率、高级负荷、高紧凑性等发展趋势。在传统压气机设计中,设计人员主要依靠手动调整参数,反复迭代修改来达到设计目标,存在设计周期长、效率低、对设计人员经验依赖性强等问题。将AI技术与压气机设计有机结合,融合多源信息以及人的先验知识,促使设计方案更加多样、设计周期更短、设计效果更优,实现压气机体系化的智能性设计,将会在未来压气机研发中起到重要的作用。

### 发展与现状

AI是研究开发能够模拟、延伸和扩展人类智能的理论、方法、技术和应用系统的技术学科。从20世纪中叶AI概念的首次提出至21世纪初,AI研究历经了多次起落,各学派之间的学术争论推动着AI技术的不断革新与发展。世纪之交,AI研究的重心逐渐从基于知识系统转向了基于数据驱动、用于对数据间的内部关系进行建模的机器学习(ML)方向。2006年,深度学习(DL)的提出开启了AI技术研究的新浪

潮,以DL为代表的AI技术飞速发展,多种深度神经网络在不同领域的问题上取得了令人瞩目的成果,DL也成为AI领域最受重视和最成功的方法。

AI技术的应用极大地推动了互联网等领域的技术革新,但在航空发动机领域,AI技术应用相对较少,在压气机设计方面更是处于起步阶段。压气机设计中存在众多相互耦合影响的因素,设计参数和性能参数的关联十分复杂,具有显著的非线性,往往难以直接找到内在的物理关联机理。因此,采用基于数据驱动的ML方法,直接对大量数据间的关联关系进行建模,成为了一种典型应用。

从广义上讲,使用压气机试验或仿真数据作为样本进行训练,使用二次多项式响应面、克里金(Kriging)响应面、径向基函数响应面、多层感知机、支持向量机、人工神经网络等各种方法来构建关联模型均属于ML方法的应用,其发展表现为新的ML方法提出后被应用到压气机设计的各个环节。在一维设计阶段应用于一维气动特性预测;在二维设计阶段应用于叶型

损失与落后角模型构建、叶型气动特性预测等方面;在三维设计阶段应用于流场重构及预测、湍流模型替代、气动力模型建模等方面;在优化设计阶段应用于代理模型构建、设计变量间关联的探索、降阶模型构建等方面。

在DL方法被提出之前,大多数建立的模型是浅层模型,分析归纳能力有限,依赖设计人员对特征进行精选以缩减问题规模,导致只能拟合原始函数空间中的部分子集,对整个复杂函数空间的拟合能力有限,由于模型大多局限于反映流场中单个特性的平均气动性能,不能准确、完整地描述流场结构<sup>[1]</sup>。

DL方法通过海量训练数据和更加复杂和深层次的模型结构,使归纳能力得到极大提升,可以以流场结构为优化对象,直接针对流场结构(如旋涡、边界层、二次流等)进行观察分析,并通过优化实现对这些流场结构的调控,从而获得更全面均衡的性能。近年来,以DL为代表的最新AI技术在压气机气动设计中的应用研究逐步成为热点,相关研究主要集中在流动仿真智能化和优化设计智能化两方面。

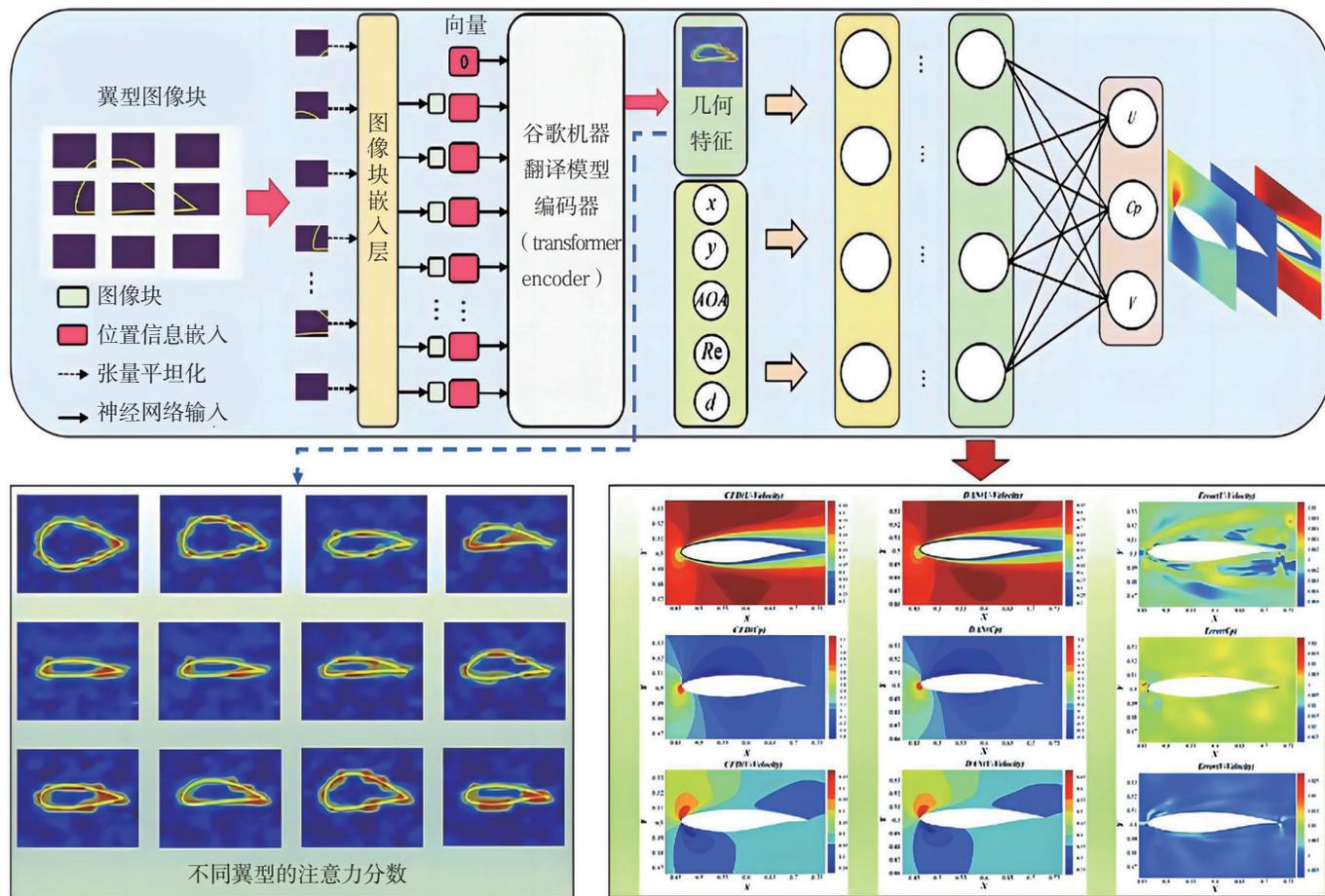


图1 基于Transformer网络架构的流场仿真总体框架

### 流动仿真智能化

流动仿真是压气机气动设计体系的重要组成部分。流动仿真智能化最直接的方式是利用仿真、试验等数据作为样本，使用ML手段建立几何参数、边界条件与性能参数之间的关联关系，用学习得到的模型替代数值模拟过程，实现流动特性的快速预测。新加坡国立大学基于深度神经网络开发了一种快速预测翼型流场的计算模型，在二维定常层流中取得了很好的效果；日本庆应义塾大学采用卷积神经网络对低分辨率流场图像样本进行学习，实现了流场的高分辨率预测；瑞士苏黎世联邦理工学院提出了一种基于

生成对抗网络构建的生成模型，可以从一组简化的参数中生成流场，减少了计算时间；西北工业大学将Transformer网络架构运用到翼型流场的快速预测中，极大地提升了流场建模和设计效率，如图1所示<sup>[2]</sup>。

同时，利用ML算法可以改进湍流模型。美国斯坦福大学构建了替代SA模型中源项的神经网络模型；意大利罗马大学以大涡模拟和试验结果作为训练集，开发了一种ML自适应壁面模型；日本东北大学利用神经网络实现了亚格子应力张量的分量求解，探索了ML在大涡模拟领域的应用。近几年的研究成果表明，ML除了可以辅助提升湍

流模型精度，同样也可以训练得到湍流黑箱模型，实现湍流的直接预测。西北工业大学发展了直接构建纯数据驱动的湍流黑箱代数模型，并成功实现了模型与纳维-斯托克斯(N-S)方程之间的耦合求解；南京航空航天大学通过特征选择算法获取影响涡黏系数的特征变量，离线训练神经网络，学习得到的湍流代数模型嵌入到计算流体力学(CFD)中，相比原数值仿真可显著降低计算时间。

### 优化设计智能化

优化设计智能化主要体现在将DL、强化学习(RL)等新型ML技术引入传统的压气机优化设计过程，

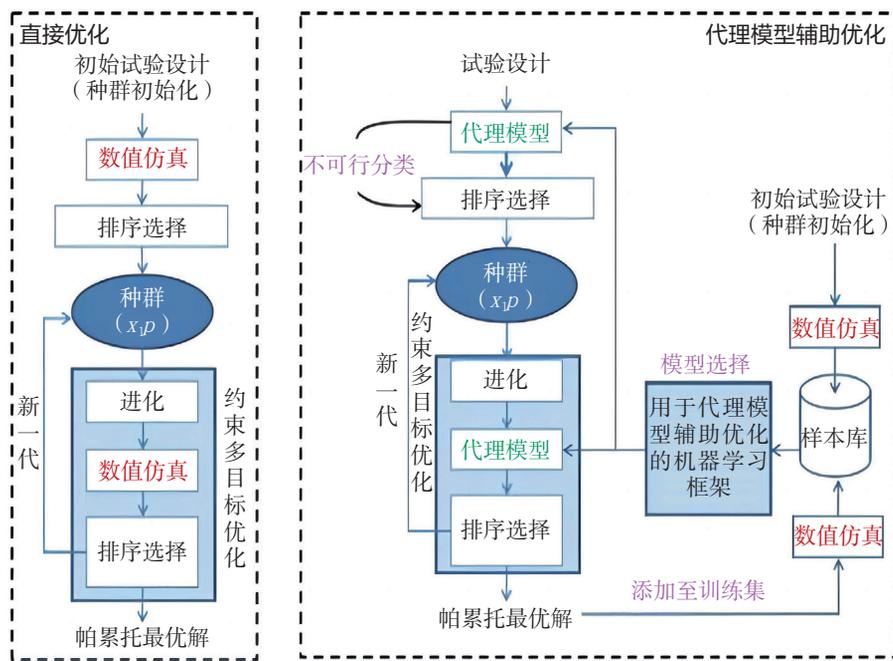


图2 基于构建代理模型优化设计的流程

最直接的应用是用多层感知机、深度神经网络等来替代传统的代理模型。意大利罗马大学基于多层感知机模型探索涡轮转子叶片的设计空间，并构建模型评估叶片性能和几何参数之间的关系；美国联合技术公司提出了一种ML气动优化框架，通过ML实现代理模型的动态选择和自我更新，加速设计优化，如图2所示<sup>[3]</sup>，利用该框架调用100个CPU的计算资源，在48h内实现了对Rotor37转子的多目标优化；西安交通大学基于计算机视觉领域成果大场景点云技术构建了流场信息编码器RandLA-encoder，并根据RandLA-encoder的神经网络子模型训练建立离心叶轮全三维优化平台，实现了全三维离心叶轮自动化优化方案。

RL不需要提前拥有大量的数据来训练，智能体可通过与环境的不断交互来更新自身的模型参数，同时RL还具有一定的泛化能力，可通

过预训练模型来解决类似的新问题，大大缩短了设计周期。法国巴黎文理研究大学探索了深度强化学习(DRL)在优化设计中的应用，表明通过RL训练的神经网络可以自行生成最佳几何，无须任何先验知识，并且可以在有限时间内完成；日本东京大学提出了一个使用DRL进行机翼优化设计的框架，将其用来优化机翼的迎角并验证了其泛化能力；清华大学将RL方法引入超临界翼型设计中，说明了RL具有一定学习气动修型方法的能力。

### 难点与挑战

尽管以DL为代表的AI技术发展日新月异，但将其应用于压气机设计工作，在高质量数据获得、模型泛化能力、可解释性等方面仍然存在一定的难点和挑战。

#### 高质量数据的获得

以DL为代表的AI算法，需要大

量数据进行训练。为保障训练所得模型在现实场景中具有高性能，需要确保训练数据的高质量，理想情况是采用实体硬件直接采样。

但是对于压气机这种量级的工业产品，高资金投入、长获取周期，以及对人工干预和设备维护的高需求显著提升了数据成本，大规模高质量数据的获取是极其困难的。因此，在压气机领域开展相关研究的普遍做法是使用模拟器对真实压气机环境进行仿真，从而获得相对低成本的大量数据用于AI算法训练。目前，压气机三维数值仿真方法得到广泛应用，相较于直接实体采样，数值仿真的速度可以通过并行计算等手段进行提升，从而在数据获取速度方面有着显著优势。但是，由于压气机仿真本身的复杂性，仿真结果目前尚无法做到完美复刻物理现实，因此将仿真环境训练得到的模型部署到现实场景时会存在一定程度的偏差，导致AI技术难以有效发挥作用。

#### 泛化能力

当前大多数AI研究的核心问题是如何将算法泛化到不可见数据。在ML的背景下，大多数模型都是建立在数据是独立同分布的基础之上进行训练和评估的，这意味着对于同一个给定任务来说，需要对相同分布的训练数据和测试数据进行采样。在AI赋能压气机设计这一特定问题中，泛化能力意味着可以将在一型压气机设计中训练得到的模型应用到下一次另一型压气机设计中。

近年来，学术界对于AI算法的泛化性研究已经有了一些进展，如元学习、预训练、迁移学习等方法的出现，然而，不管是元学习还是

预训练，场景化地用于某个特定任务时，依旧需要算法工程师进行微调。这个过程对于目标、优化器都有一定要求，也有较严苛的数据质量需求，仍难以真正泛化到跨度大的场景。针对泛化性问题，目前仍然缺乏一个普适的理论，对于具体的问题也无法确切地给出一个模型的泛化边界，因此大大限制了模型的应用范围，降低了设计人员对于模型的信心。

### 可解释性

并非所有的AI方法都是黑箱算法，但就当前而言，ML模型尤其是DL模型往往是不透明的，难以为人所理解。因此，目前的AI算法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物理联系等方面还存在着明显不足。

压气机是典型的非线性系统，其中大量不确定性因素的作用机制尚不明晰，在压气机设计中采用完全由数据驱动的黑箱式学习方法，获得的特征与人为定义的物理特征难以对应，这既不利于设计人员加深对压气机设计的理解，也无法在设计进步的同时实现知识的更新。

当数值模拟与试验结果还存在一定偏差时，在压气机设计中准确量化潜在的物理机制以便进行分析显得更为重要，否则在样本存在偏差和结果不可解释的双重压力下，设计人员对AI模型的信任度将大幅下降。

## 前景与展望

现阶段AI技术的应用仍旧局限于流场预测、优化设计等特定环节，在诸多方面依旧依赖设计人员的经验，

仅发挥了如改进指定问题计算效率、缩短设计周期等作用，距离设计人员对AI能完全机器自主地进行压气机设计的期待，还比较远。

从AI在不同领域的应用发展来看，最终目标都是分阶段逐步实现的。以引起AI技术热潮的AlphaGo为例，前后发展了四代产品。第一代AlphaGo，在提供人类知识和规则后，通过训练策略树来完成搜索和作出决策，仍是人机协作的模式。第二代AlphaGo Zero，去掉人类知识，只提供规则，引入RL通过自我博弈生成策略。第三代AlphaZero，加强算法的泛化能力，自主训练掌握其他棋类。第四代MuZero，在完全没有人类知识和规则的情况下，自主分析未知环境条件来进行不同游戏的博弈。

从AI赋能压气机设计的发展和现状来看，完全机器自主的压气机设计也应是逐步发展完善的。第一步模拟仿制改型，充分利用现有存量设计经验，由AI在存量库智能选择已有的相近设计作为原始设计，并利用智能优化设计方法对其进行进一步精细化改型。第二步模拟正向设计，舍弃智能选择步骤（舍弃人类知识），在现行设计体系下基于RL等可以零启动的方法开展分层级的AI自主设计，初步实现机器设计自动化。第三步发展多目标、多约束的自主智能化技术，加强AI对关键流场信息知识的学习、辨别及挖掘能力，AI可根据实际需求自主变更目标及约束（舍弃经验规则），实现自主干预、自主调节的压气机智能化气动设计。

另外，在进一步减弱人为干预，实现气动设计机器自主化的基础上，

提升气动设计优化的智能化水平是另一个值得探索的问题。也就是说，期望未来的AI能真正体现出脱离人类已有经验、展现出“灵光一现”的创造性设计。

## 结束语

近年来，随着大量各类DL模型的出现，AI技术飞速发展，探索如何利用AI技术赋能压气机气动设计是值得探索的话题。引入AI技术，有望进一步实现压气机气动设计的精细化，突破性能瓶颈，同时实现整个设计体系的自演进和知识的传承，从而缩短研发周期和降低研制成本。但是，目前AI技术赋能压气机气动设计还处于起步阶段，还存在一系列的困难挑战，需要持续发展新理论、新方法，推进智能化设计时代的早日到来，实现我国航空发动机事业的早日“领跑”。

**航空动力**

（杨栋，中国航发研究院，工程师，主要从事航空发动机压缩系统设计研究）

### 参考文献

- [1] 孙刚,王聪,王立悦,等.人工智能在气动设计中的应用与展望[J].民用飞机设计与研究,2021(3):1-9.
- [2] ZUO K J, ZHANG W W, YUAN X X. Fast aerodynamics prediction of laminar airfoils based on deep attention network[J]. Physics of Fluids, In Press.
- [3] JOLY M, SARKAR S, MEHTA D. Machine learning enabled adaptive optimization of a transonic compressor rotor with precompression[J]. Journal of Turbomachinery, 2019, 141(5): 1011-1020.