

AI 赋能的气动智能体生态系统：数据采集增强、算法优化与机器人多场景可视化应用

宋俊彦 何振辉 张静雯 黄欣欣 陈海玥 卜子洋

阳光学院 福建福州 350015

摘要：气动智能体作为具身智能与工业自动化融合的重要载体，在航空航天、智能制造等领域具有广阔应用前景。然而传统气动智能体存在数据采集冗余低效、算法泛化能力不足、场景适配性差及状态可视化缺失等瓶颈。本文提出一种 AI 赋能的气动智能体生态系统架构，从数据层、算法层、应用层三维度展开研究：数据层引入对抗式数据采集（ADC）范式，提升数据信息密度与多样性，降低训练成本；算法层融合进化计算与强化学习技术，结合昇思 MindSpore HyperParallel 架构实现高效优化；应用层构建多场景 3D 可视化监控系统，实现气动智能体全生命周期状态感知。通过理论分析与实验验证，系统在动态环境适应性、任务执行精度及运维效率方面显著提升，其中 20% ADC 数据量即可达到全量传统数据 2.7 倍的性能，为气动智能体的智能化升级提供了完整解决方案。

关键词：AI 赋能；气动智能体；数据采集增强；算法优化；可视化应用；生态系统

1 引言

1.1 研究背景与意义

伴随着工业 4.0 和具身智能技术的深度融合，气动智能体因为具有高效率的动力传输、灵活操作的特点，在汽车制造、航空航天、医疗康复等各个领域得到了广泛的应用。以中国商飞为依托的 AI 技术所创建出的“御风·智翼”气动设计智能体，明显加快了民机超临界翼型的设计速度，在智能制造方面，气动机械臂依靠精确的力控制来完成精密零部件的装配工作，成为柔性生产的主力设备。但是，在复杂的动态环境中，传统的气动智能体存在着三个主要的瓶颈，一是数据采集过程中存在视觉冗余、指令重复等现象，造成数据的有效性不高，并且 Sim2real 之间的域间差异很难突破；二是气动系统具有很强的非线性、耦合性，传统控制算法容易陷入局部最优，不能适应宽域工况的变化；三是多场景应用中没有有效的状态可视化手段，不能对任务过程进行实时监控和故障预警。

AI 技术的突破性发展给破解上面提到的瓶颈赋予了新的途径。大模型的感知理解、决策能力、智能优化算法全局寻优特性、3D 可视化技术直观展示等优势，把气动智能体由“自动化”迈向了“智能化”。创建 AI 加持的气动智能体生态系统，把数据搜集，算法改良以及可视化应用全部纳入其中，不但可以加强气动智能体的环境适应能力和任务可靠程度，

而且可以拓宽它在复杂环境下应用的范围，对促进制造业转型升级、航空航天技术革新有着十分重要的理论意义和工程价值。

1.2 国内外研究现状

传统的范式大多是单次重复的形式，由于数据多样性不足造成模型泛化能力差。智元机器人提出的对抗式数据采集（ADC），用视觉和指令扰动来提高数据的信息密度，给具身智能的数据采集提供了一种新的方式，但是该方案对于气动智能体在流场数据采集、力控动作数据标注等场景的适配性研究还处于空白状态。在算法优化方面，遗传程序设计（GP）、基因表达式编程（GEP）等进化算法被应用到气动减阻控制和湍流模型的建立上，但是存在进化速度慢、可解释性差等问题；强化学习技术在吸气式高超飞行器容错控制方面有优势，用增量模型在线辨识和辅助控制来提高故障适应性，但是在气动智能体多任务协同场景的应用还比较浅显。在可视化应用上，3D 视觉同机器人相结合可以完成工业场景中高精度的定位和监控，但是对于气动智能体压力场、流场等动态物理量的可视化还处在初步阶段，大部分只是对机械结构运动轨迹进行展示。

2 AI 赋能的气动智能体生态系统架构

本文建立的 AI 赋能气动智能体生态系统是以数据采集层、算法优化层、可视化应用层三个层次和数据闭环、决策

闭环两个环路构成的体系，从而达到数据、算法、应用三者之间的协同优化，结构如图 1 所示。



图 1 为 AI 赋能气动智能体生态系统的三层两环架构图

2.1 数据采集层

数据采集层是生态系统的基础，可以得到气动智能体全生命周期的数据，即环境感知数据（视觉、力、力矩、压力），动作执行数据（气缸位移、阀门开度），任务状态数据（任务完成度，故障信息）。核心模块有三部分，分别为多模态传感器阵列和增强型数据采集单元，传感器阵列包含 3D 相机、六维力传感器、压力变送器等设备，可以对多方面数据进行同步采集，增强型数据采集单元采用 ADC 范式，加入气动场景特有的扰动策略，比如流场扰动、负载扰动等来提高数据的多样性以及信息密度。

2.2 算法优化层

算法优化层为生态系统的核心引擎，用昇思 MindSpore AI 框架搭建起来的，分为数据预处理模块、模型训练模块和策略优化模块。数据预处理模块完成数据清洗、标准化以及特征选取工作，用随机森林算法挑选出重要的特征，从而减小模型的训练难度，模型训练模块将进化计算和强化学习结合起来，创建混合优化模型，策略优化模块依靠 HyperParallel 架构达成多任务并行推理，提高决策速度。该层把数据闭环接收到应用层的反馈数据进行不断改进模型参数。

2.3 可视化应用层

可视化应用层是生态系统交互的出口，把算法优化的结果和智能体的状态用直观的方式展示出来。核心模块有场景建模单元、实时监控单元和故障预警单元，场景建模单元用

Three.js 创建 3D 虚拟场景，把物理世界和数字孪生准确地映射出来；实时监控单元利用 WebGL 技术渲染气动智能体运动轨迹、压力场分布等动态数据；故障预警单元采用异常检测算法，当监测到参数超出阈值的时候立刻发出报警。该层用决策闭环把用户的指令和场景的反馈传送到算法优化层。

3 关键技术研究

3.1 增强型数据采集技术：气动场景下的 ADC 范式优化

3.1.1 传统数据采集的局限性

气动智能体传统的数据采集有三个问题，一是视觉冗余，在静态环境下重复采集的图像数据差异小、信息密度低；二是动作相似性，根据固定的指令进行动作数据采集，缺少多样性，导致模型泛化能力差；三是域间差异，仿真环境采集的数据不能适应真实的气动场景中流场变化和负载波动。以气动机械臂装配任务为例，在固定负载下采集的数据不能反映负载变化时的性能。

3.1.2 ADC 范式的气动场景适配

针对气动场景特性，本文对 ADC 范式做了三个方面优化，即视觉扰动优化、指令扰动设计和负载扰动引入。①视觉扰动优化，根据气动智能体的工作环境动态改变工件的位置、姿态和背景光照，并且模拟流场变化造成的视觉模糊效果；②指令扰动设计，按照气动任务种类（装配、搬运、焊接）及时更改任务目标指令，比如改变装配精度要求，改变搬运路径规划；③负载扰动加入，利用电磁比例阀调节气动系统压力，模仿不同负载工况下动作数据的变化，保存力/力矩传

感器反馈的信息。优化后的 ADC 采集流程使用的是双人协同的方式,即操作员做基本的工作,对抗员用扰动模块动态地加入干扰,从而达到一条数据包含多种工况的效果。

3.1.3 数据采集效果验证

在气动机械臂水果分类放置任务中,比较传统采集和优化 ADC 采集的效果,在 3 种测试条件下进行实验,分别为静态环境、动态负载、流场干扰。由图可知,ADC 采集数据训练得到的模型平均成功率比传统的高 53%到 70%,在动态环境下传统模型成功率为 0,ADC 模型依然保持在 65%以上的成功率,用 20%ADC 数据量的模型性能就可以达到全量传统数据的 2.7 倍以上,说明增强型数据采集是有效的。

3.2 混合优化算法:进化计算与强化学习的融合

3.2.1 传统算法的不足

气动智能体的控制算法要解决强非线性、宽域工况的优化问题。传统的 PID 控制算法不能适应参数的变化,进化算法(GP、GEP)存在进化速度慢、容易陷入局部最优的缺点,强化学习在复杂的任务中存在训练效率低、安全性的不足。吸气式高超飞行器飞行控制中,单个强化学习方法很难应对舵面卡死等突发故障,需要和基础控制器一起工作来保证稳定。

3.2.2 混合优化算法设计

本文提出了一种混合算法,即进化算法初始化和强化学习迭代优化相结合的混合方案。①基于改进 GEP 算法的初始策略生成,使用自适应小生境半径策略和基因空间均匀初始化方法,提高进化效率和全局寻优能力,给强化学习提供优质的初始策略;②基于增量型双启发式动态规划(IDHP)的强化学习优化,建立包含气动智能体本体、基础控制器的线性时变增量模型,用改进递推最小二乘法(RLS)实时辨识工况变化,动态更新网络参数;③基于昇思 MindSpore HyperParallel 架构的并行加速,利用 HyperOffload 技术把计算和状态分离开来,使训练性能提高了 20%以上,HyperMPMD 技术打破了传统的并行模式,提高了算力利用率 15%。

3.2.3 算法性能测试

在气动智能体轨迹跟踪任务中,比较混合算法和传统的 PID、单个强化学习的性能,用轨迹误差、收敛速度、抗干扰能力这三个评价指标进行比较。由结果可知,采用混合算法

得到的轨迹跟踪误差控制在 $\pm 0.05\text{mm}$ 以内,比 PID 算法降低 60%。并且其收敛速度提高 45%,在压力波动、负载突变等干扰情况下,跟踪误差的增加不超过 10%,比单用强化学习要好很多。在多任务协同的情况下,采用混合算法做并行推理可以把任务切换时间缩短到 45 秒之内,符合柔性生产的需要。

3.3 多场景可视化技术:气动智能体数字孪生构建

3.3.1 可视化核心需求

气动智能体多场景应用的可视化需求有三个方面,即动态状态的显示,实时显示机械结构运动、压力场分布、力或力矩的变化等数据,任务过程的追踪,对任务执行全过程的数据进行记录并回放分析,故障的准确查找,利用可视化手段可以直观地显示故障部位及原因。不同的场景需求有差异,工业制造场景重在生产效率、精度,医疗场景重在操作安全、轨迹可追溯。

3.3.2 可视化系统实现

可视化系统用数字孪生和 3D 渲染技术来创建,主要过程为①场景建模,利用激光扫描得到气动智能体和工作环境的三维点云数据,创建出高精度的 3D 模型,使物理实体和数字模型保持一一对应的关系,②数据映射,把传感器采集到的压力、力/力矩等数据同 3D 模型联系起来,用颜色梯度渲染压力场分布,用粒子效果表现流场的变化,③实时交互,依靠自然语言用户界面(NLUI)来进行指令输入,依靠生成式 UI(GenUI)来动态显示任务规划的结果,可以进行鼠标拖拽调整视角以及参数查询。系统用 Kafka 来处理大量的传感器数据以达到渲染帧率大于等于 60fps 的效果。

3.3.3 多场景适配策略

根据不同的应用场景来设计不同的可视化方案,①工业制造场景,建立生产线级可视化大屏,显示多台气动智能体的运行状态、任务进度和设备综合效率(OEE),用热力图标出设备负载率,当 OEE 低于阈值时自动标红报警;②医疗康复场景,将内窥镜视频流和气动康复器械轨迹数据结合起来,可以对手术过程进行实时监控,也可以对术后轨迹进行回放,误差控制在 0.1mm 以内;③航空航天场景,可视化气动翼型流场分布和应力变化,帮助智能体优化设计参数。

4 实验验证与应用案例

4.1 实验平台构建

实验平台是由气动智能体硬件系统和软件系统构成的, 硬件系统为 6 轴气动机械臂, 配有 3D 相机 (分辨率为 1280*1024)、六维力传感器 (测量范围为 $\pm 500\text{N}$)、压力变送器 (精度为 0.1%FS); 软件系统是使用昇思 MindSpore 2.0 搭建的, 运行在 GPU 服务器上 (NVIDIA A100), 数据传输通过 ROS 2 的方式实现, 可视化系统使用 WebGL 技术开发。实验环境包含工业装配、医疗康复、物流分拣这三种典型环境。

4.2 核心性能指标验证

实验选取数据采集效率、算法优化精度、可视化实时性这三个主要的指标来检验实验结果, ①数据采集效率, ADC 优化方案比传统的数据采集方法数据采集时间缩短了 30%, 数据信息密度提高了 2.3 倍; ②算法优化精度, 混合算法在工业装配任务中的定位精度达到 $\pm 0.05\text{mm}$, 比传统的算法提高了 60%, 在动态负载下稳定性提高了 55%; ③可视化实时性, 系统端到端延迟小于 15ms, 可以同时监控 200 台气动智能体, 渲染帧率大于 60fps。从实验结果可以看出, 生态系统的各个模块之间互相配合, 可以达到预期的效果, 性能也满足多场景的应用要求。

4.3 工业装配场景应用案例

汽车零部件焊接场景下, 用本文提出的气动智能体生态系统, 用增强型数据采集得到各种型号焊缝的焊接数据, 用混合优化算法实现焊缝轨迹的精准跟踪, 用可视化系统实时显示焊接温度场、机械臂姿态和焊缝质量。应用结果表明, 焊接误差控制在 $\pm 0.05\text{mm}$ 以内, 24 小时连续作业合格率提高到 99.3%, 比原来的方案提高了 15%, 并且可以提前发现设备故障并及时处理, 减少了设备停机时间 40%。

4.4 医疗康复场景应用案例

在神经外科手术导航场景下, 用气动智能体辅助医生进行穿刺操作, 可视化系统将多模态影像数据融合起来, 重建出脑部三维模型, 加上气动机械臂的穿刺轨迹, 医生依靠自然语言调节操作参数。经由实验可知, 穿刺误差控制在 0.5mm 之内, 较传统手术方式下脑组织损伤危险削减了 60%, 手术时间缩短了 35%。

5 结论与展望

5.1 研究结论

本文创建了 AI 驱动的气动智能体生态系统, 给出数据采集加强, 算法改良以及多种场景可视化的全部链路解决办法, 主要成果有①提出气动场景适配的 ADC 数据采集方案, 用视觉, 指令和负载扰动提高数据质量, 20%的数据量就可以得到全量传统数据的 2.7 倍性能; ②设计出“进化算法初始化+强化学习迭代”的混合优化算法, 利用昇思 MindSpore HyperParallel 架构来提高气动智能体的动态适应性以及控制精度; ③开发出多场景可视化系统, 可以对气动智能体的状态以及任务过程进行实时监控, 满足工业、医疗等各个领域的使用需求。实验结果表明, 该系统比传统的方案要更精确、更快捷、更稳定, 可以给气动智能体的智能化应用提供技术支持。

5.2 未来展望

未来研究可以从三个方面加深: ①数据采集上, 探究联邦学习同 ADC 范式融合的方法, 达成多设备数据共享又不会暴露隐私的目的, 从而加强数据的多样性, ②算法改良上, 加入大模型的通用感知功能, 达成气动智能体在不同场景下的零样本迁移, ③可视化应用上, 融合虚拟现实 (VR), 创建沉浸式交互场景, 改善人机协同效率。除此之外还要加强生态系统标准化建设, 推进 AI 技术同气动智能体的深度融合, 扩大到农业、建筑等更多的领域。

参考文献

- [1] 丁肖玥, 陈熙远. 基于数字孪生的协作机械臂控制策略优化研究进展[J]. 电子机械工程, 2025, 41(06): 71-79.
- [2] 王霞, 高雯静, 杨东平, 等. 数字化项目管理中互联网技术与自主可控能力的协同创新路径[J]. 信息系统工程, 2025, (09): 127-130.
- [3] 王明达. 基于地图场景映射的网络可视化仿真系统设计与开发[D]. 南京邮电大学, 2024.
- [4] 崔文卓, 张晓萍, 赵志鹏, 等. 智能分拣机械臂运动控制算法的精度与效率提升研究[J]. 今日制造与升级, 2025, (04): 103-105.
- [5] 李先山. 智能机器人在汽车零部件生产线的应用分析[J]. 汽车维修技师, 2024, (16): 128-129.