

AI 驱动的工业智能系统：气动组件生产、多类型数据采集与机器人自动化可视化的集成研究

何振辉 李晴煊 徐旭晖 陈海玥 叶炳雍

阳光学院 福建福州 350015

摘要：为解决气动组件生产过程中效率偏低、质量管控滞后、数据孤岛严重及自动化与可视化协同不足等问题，提出一种 AI 驱动的工业智能集成系统。该系统以气动组件全生命周期生产为核心场景，融合多类型数据采集技术、机器人自动化控制与可视化监控模块，构建“感知-分析-决策-执行-反馈”的闭环智能体系。首先，基于工业总线与无线通信融合技术构建多源数据采集网络，实现气动组件生产过程中压力、流量、温度等工艺参数及设备运行状态数据的全面获取；其次，设计基于深度学习的 AI 核心算法模块，完成数据降噪、故障诊断与生产参数优化；最后，通过机器人自动化执行单元与可视化监控大屏的协同，实现生产过程的实时管控与智能调度。实验验证表明，该系统可使气动组件生产效率提升 22%，产品良品率提升至 98.5%，设备故障响应时间缩短 80%，有效打破了传统生产模式的信息壁垒，为气动组件制造业的智能化转型提供了可行方案。

关键词：AI 驱动；工业智能系统；气动组件；多类型数据采集；机器人自动化；可视化集成

1 引言

1.1 研究背景

工业 4.0 大潮之下，制造业向着高端化、智能化、绿色化方向不断前进，人工智能同工业互联网深度交融成了主要推动力量。气动组件属于工业自动化范畴的重要基础零部件，被广泛运用到汽车制造、航空航天、新能源这些高端装备当中，其生产质量及效率关乎到下游产业的发展状况。但是目前气动组件生产行业普遍存在着许多问题，在生产过程中涉及到冲压、装配、检测等多个环节，各个环节的数据分散且格式各异，形成了信息孤岛，使得生产全局的控制变得困难；二是传统的生产依靠人工的经验来调节参数，质量检测主要依靠人工的目测，容易受到主观因素的影响，造成产品质量的一致性差、良品率低；三是自动化设备和监控系统之间缺少协同，机器人作业轨迹优化滞后，设备故障预警不及时，造成生产中断和成本浪费。

1.2 国内外研究现状

国外工业 AI 的应用已经由单一算法落地走向体系化的框架搭建，一些研究提出了将知识、数据和模型融合在一起的工业 AI 统一框架，在旋转机械诊断等场景里实现了工程化应用。在气动组件方面，Festo、SMC 等企业把传感器同物联网技术融合起来，从而达成对气动元件远程状态的监测，不过 AI 算法同生产工艺的深度结合还存在改进之处。机器人自动化和可视化集成研究大多集中于汽车制造这样的大规模生产环境，用数字孪生技术实现了机器人作业的虚拟仿真和实

时监控，但是对气动组件小批量、多规格的生产特点没有做到合适的适应。

国内方面，忽米、中天互联等企业采用“AI+工业互联网”的方式为汽摩、电子等行业提供智能工厂解决方案，从而达到提高生产效率和质量的目的。鲁邦通等企业开发出的边缘计算网关可以实现有线和无线通信的融合，支持多种协议，给工业多源数据采集提供了一种成熟的方案。智能气动行业研究大多集中于元件本身数字化升级，即伺服气缸、智能控制阀组的研发，而对生产全流程的智能化集成研究较少，缺少 AI 驱动下多模块协同优化的系统性方案。

2 相关技术基础

2.1 多类型工业数据采集技术

工业数据采集技术正处在有线和无线相融合的发展阶段。有线技术中工业现场总线 (Modbus RTU、CAN bus) 由于成熟稳定，被广泛地用在传感器、仪器仪表等中低速设备的数据采集上；工业以太网 (Profinet、EtherNet/IP) 因为带宽大、速度快，成了 PLC、机器人等核心设备的主要通信方式。5G (eMBB、URLLC、RedCap) 具有广覆盖、低时延、高可靠性的特点，适合移动设备和远程监控，LoRaWAN 技术凭借超低功耗、超远距离的特点适合环境监测这类低数据量的应用。边缘计算网关是数据采集的关键枢纽，依靠南向多接口兼容和北向标准化协议输出，实现了异构数据的融合以及统一接入，给后面的 AI 分析赋予了高质量的数据来源。

2.2 工业 AI 核心算法

工业 AI 算法的应用方式分为通用大模型和专用小模型两种, 专用小模型在核心生产环节的使用率已经超过 30%。LSTM 神经网络由于对于时序数据有很强的建模能力, 在设备振动、温度等时序数据分析上得到了广泛的应用, 可以实现故障的早期预警和准确的定位, 在参数优化方面, 强化学习算法通过和生产环境的实时交互来不断改进决策策略, 适合于动态变化的生产场景。另外, 小样本学习技术取得的突破也很好地解决了工业场景下高质量标注数据缺乏的问题, 给人工智能算法的快速应用打下了基础。

2.3 机器人自动化与可视化技术

工业机器人自动化控制依靠高精度的轨迹规划和及时的状态反馈, ROS (Robot Operating System) 是机器人开发的

主要框架, 给传感器数据传输以及控制指令交互赋予了标准接口。可视化技术用大屏展示、数据图表等形式把生产数据直观地表现出来, 常用的渲染技术有 ECharts GL 用于 3D 轨迹展示、D3.js 用于动态仪表盘等。机器人自动化与可视化相结合, 要解决多源数据的时空同步问题, 创建统一的坐标系, 使得机器人位姿同生产数据可以准确对应起来, 从而给远程监控和智能调度赋予支持。

3 系统总体架构设计

本文设计的 AI 驱动工业智能系统由上到下分为可视化监控层、AI 决策层、自动化执行层、数据采集层和物理实体层, 各个层次之间用标准化接口进行数据交换和指令传递, 构成一个闭环协同体系。系统总体架构图如下图 1 所示。

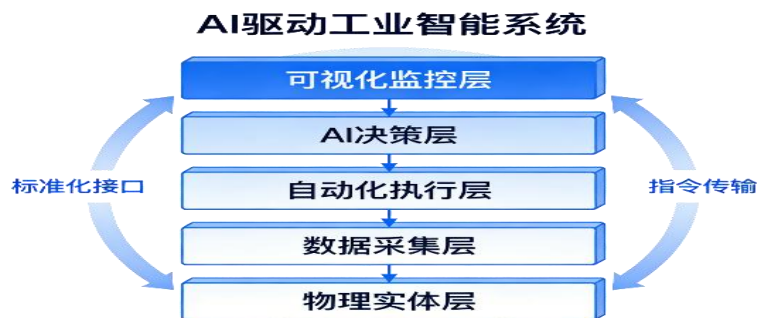


图 1 AI 驱动工业智能系统分层架构的示意图

3.1 物理实体层

作为系统基础载体的是气动组件生产全流程物理设备和环境, 主要包含冲压设备、装配机器人、检测仪器、输送线等生产设备、压力传感器、流量传感器、温度传感器、振动传感器等感知设备和车间环境监测设备 (温湿度传感器、粉尘传感器)。除此之外还有气动组件的原材料、在制品和成品等生产对象。

3.2 数据采集层

负责完成各种类型的采集和预处理工作, 使用有线和无线相结合的方式进行采集, 即有线采集 PLC、装配机器人等核心设备的运行数据 (机器人关节角度、设备转速、能耗等), 无线采集传感器的工艺参数数据 (冲压压力、装配间隙、检测精度等), 5G 网络采集 AGV 等移动设备的位置和状态数据, LoRaWAN 网络采集车间环境温湿度、粉尘浓度等数据。经过边缘计算网关清洗、过滤、格式转换等预处理之后, 将采集到的数据采用 MQTT 或者 OPC UA 协议上传到 AI 决策层, 并且保存备份以防丢失。

3.3 自动化执行层

以工业机器人为主执行单元, 有装配机器人、搬运机器人、检测机器人等, 用 ROS 系统来完成多机器人之间的协同控制。按照 AI 决策层所发出的优化命令, 对机器人作业路径、生产节拍等参数予以改变, 马上得到机器人运作状态数据 (关节扭矩、任务推进速度等) 上行至数据采集层以及 AI 决策层。另外还有生产设备的自动控制模块, 可以实现冲压、输送等环节的无人化操作。

3.4 AI 决策层

系统的核心大脑是集成数据处理、故障诊断、参数优化这三个主要模块, 数据处理模块使用小波变换等方法对采集到的数据进行特征提取, 得到适合于 AI 模型的输入特征, 故障诊断模块用 LSTM 神经网络学习设备振动、温度等时序数据的正常模式, 实现设备故障的实时检测和类型识别, 输出故障的位置和严重程度, 参数优化模块用强化学习算法, 以生产效率最大化、良品率最高化为目标, 结合工艺约束条件, 优化冲压压力、装配速度等生产参数。模块具有模型自学习的能力, 依靠不断的生产数据的积累来不断地对算法参数进行修正, 从而提高决策的准确性。

3.5 可视化监控层

用大屏可视化和本地监控终端相结合的方式生产全流程的实时监控以及操作。利用 ECharts GL 实现机器人作业轨迹的 3D 动态显示,用热力图表示设备负载分布情况,用仪表盘显示关键工艺参数(压力、流量、温度)的实时数值;集成故障预警模块,当检测到故障的时候,自动发出声光报警,并在大屏上标记出故障设备的位置;提供人机交互接口,支持工作人员对生产参数进行手动调节、下达任务指令,使

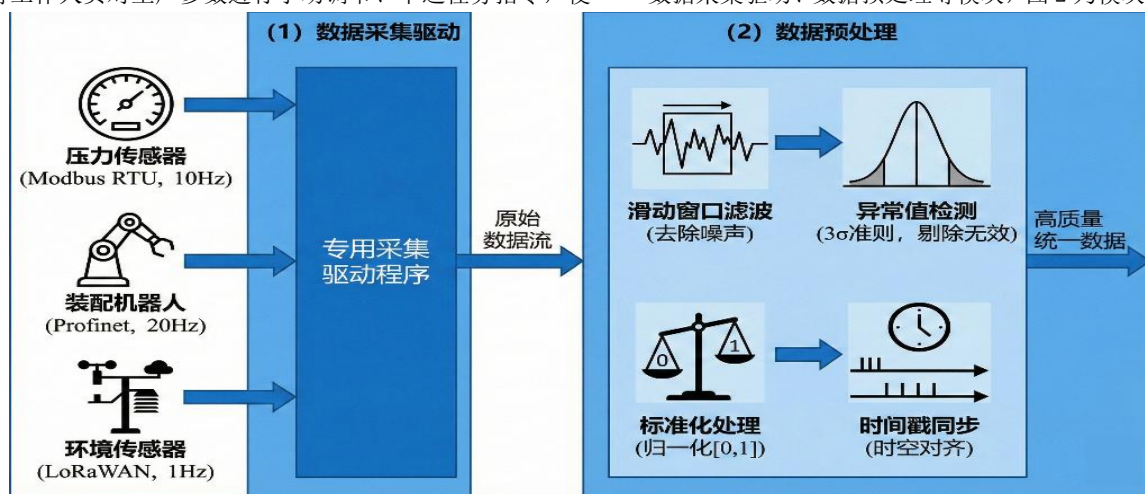


图2 多源传感数据采集与预处理流程图

4.2 AI 驱动决策模块设计

4.2.1 故障诊断模型

用 LSTM 神经网络建立故障诊断模型,模型的输入是设备振动、温度、电流等时序数据的特征向量(均值、方差、峰值、小波变换系数等),输出是故障类型(轴承磨损、电机故障、传感器故障)和故障等级(轻微、中度、严重)。模型训练过程如下所示(1)采集气动组件生产设备正常运行及不同故障状态下时序数据,得到 10 万条样本数据,按 7:2:1 比例划分成训练集、验证集和测试集;(2)对数据做标准化以及特征提取,得到 64 维的特征向量;(3)创建 LSTM 模型,输入层维度设为 64,隐藏层为 3 层(每层 128 个神经元),输出层使用 Softmax 激活函数,优化器为 Adam,学习率为 0.001;(4)用训练集训练模型,用验证集调整超参数,采用早停法防止过拟合。

4.2.2 生产参数优化算法

采用强化学习的 DQN (Deep Q-Network) 算法来设计生产参数优化模型,把气动组件生产过程建模成马尔可夫决策过程(MDP),状态空间 S 为当前的工艺参数(冲压压力、装配速度、温度)、设备状态和产品质量指标,动作空间 A 为

智能决策和人工干预相辅相成。

4 核心模块详细设计

4.1 多类型数据采集模块设计

数据采集模块使用鲁邦通 EG3110 边缘计算网关作为主要硬件,该网关具有较多的串口、网口和无线通信接口,可以支持 Modbus、Profinet、5G、LoRaWAN 等各种通信协议,可以实现各种类型设备的数据统一接入。模块软件设计包含数据采集驱动、数据预处理等模块,图 2 为模块软件设计图。

工艺参数的调整量(冲压压力 $\pm 0.5\text{MPa}$ 、装配速度 $\pm 0.1\text{m/s}$),奖励函数 R 定义为 $R = \alpha \times \text{良品率} + \beta \times \text{生产效率} - \gamma \times \text{能耗}$,其中 α 、 β 、 γ 为权重系数(通过实验确定 $\alpha = 0.5$, $\beta = 0.3$, $\gamma = 0.2$)。模型同生产环境持续互动,不断地对 Q 网络参数加以更新,从而学到最佳的参数调节方案。

4.3 机器人自动化与可视化协同模块设计

机器人自动化模块用 ROS 系统来实现多机器人的协同控制和轨迹优化。利用激光 SLAM 技术建立车间地图,用 A*算法规划机器人的全局路径,采用动态窗口法(DWA)做局部避障;接收 AI 决策层的优化指令,用 ROS 的/odom 话题发布调整后的轨迹参数,使机器人准确地完成装配、搬运等工作。

可视化模块使用的是“前端渲染+后端数据支撑”的结构,后端使用 Kafka 流处理平台接收生产数据,用 Flink 计算设备的综合效率(OEE)、良品率等指标;前端用 Vue.js 框架开发,集成 ECharts GL 和 Three.js 渲染引擎,有三个主要功能(1)生产状态监控,显示生产进度、设备运行情况、重要工艺参数,用仪表盘和趋势图体现数据变动(2)机器人轨迹可视化工件实时作业轨迹,可以回放并标注异常轨迹(3)故障预警与追踪当检测到故障的时候,弹出故障详情窗口,

显示故障的时间、地点、原因和处理意见，还关联以前的故障记录，能进行故障追踪分析。

5 实验验证与结果分析

5.1 实验环境搭建

实验是在某气动组件生产企业的智能车间中进行的，选取伺服气缸装配生产线为实验对象。实验设备有装配机器人(ABB IRB 120)2台、冲压设备1台、AGV搬运机器人1台、压力/流量/温度传感器5个、鲁邦通 EG3110 边缘计算网关1台、可视化大屏(55英寸)1台。系统软件环境：AI 算法部署在 NVIDIA Jetson AGX Xavier 边缘计算平台(配备 8GB 显存)，操作系统为 Ubuntu 20.04，深度学习框架为 TensorFlow 2.8，机器人控制采用 ROS Noetic，可视化前端基于 Vue 3.0 开发。

实验数据共得到 30 天的生产数据，正常生产数据和人工模拟故障数据各一半，共计 12 万条样本；分成两组进行对比实验，实验组使用本文所设计的 AI 驱动工业智能系统，对照组为传统生产模式（人工调节参数、常规自动化设备）。

5.2 实验指标与评价方法

选择如下四个指标来评价系统的性能，分别是（1）生产效率，即单位时间内生产的合格产品数量（件/h）；（2）良品率，即合格产品的数量占总生产数量的比例（%）；（3）故障响应时间，即故障发生后系统发出预警和处理建议所用的时间（s）；（4）设备综合效率（OEE）， $OEE = \text{可用率} \times \text{性能率} \times \text{良品率} (\%)$ ，其中可用率 = $(\text{总生产时间} - \text{故障停机时间}) / \text{总生产时间}$ ，性能率 = $(\text{实际生产节拍} / \text{理论生产节拍}) \times 100\%$ 。

使用统计学方法比较两组实验的指标差异，用均值、标准差来检验系统的稳定性与有效性；对故障诊断模型用准确率、召回率、F1 分数进行评价。

5.3 实验结果分析

5.3.1 生产效率与良品率对比

从实验结果可知，实验组平均生产效率为 42 件/h，对照组为 34.4 件/h，实验组比对照组提高 22%；实验组平均良品率为 98.5%，对照组为 92.3%，提高 6.2 个百分点。由此可知，利用 AI 算法对生产参数进行改进，可以改善生产过程的稳定性、一致性，减少由于参数不合理造成的缺陷。

5.3.2 故障诊断与响应性能

故障诊断模型的测试结果准确率 95.8%，召回率 94.2%，F1 分数 95.0%，可以很好地对轴承磨损、传感器偏差等常见故障进行准确的识别。实验组的平均故障响应时间是 8s，对

照组（人工发现并处理）的平均故障响应时间是 40s，实验组比对照组缩短了 80%，有效地减少了故障停机时间，提高了设备可用率。

5.3.3 设备综合效率对比

实验组的平均 OEE 为 89.2%，对照组为 72.5%，提升 16.7 个百分点。可用率由原来的 85.3% 提高到现在的 94.1%，主要是由于故障响应时间变短造成的；性能率由原来的 88.6% 提高到现在的 95.3%，主要是由于生产参数的改进和机器人作业效率的提高所导致的。

5.3.4 可视化与操作便捷性

可视化大屏可以实时、清楚地反映生产全过程的数据，操作人员可以在大屏上迅速了解到设备运转情况、生产进度和出现的故障，操作便捷性明显提高。实验期间利用人机交互界面进行 10 次参数修改和任务下达，平均响应时间小于 100ms，可以满足实时控制的要求。

6 结论

本文提出并实现了一个基于人工智能的工业智能集成系统，用多类型数据采集、机器人自动化以及可视化技术来应用于气动组件的生产。经过实验可知本系统可以提高生产效率 22%、良品率增加 6.2 个百分点、设备综合效率提高 16.7 个百分点、降低故障响应时间 80%，有效的打破了传统生产模式中信息壁垒，实现了生产全过程的智能化控制。

该系统的研究与应用，给气动组件制造业的智能化转型提供了一种可能的途径，也给 AI 技术同工业生产的深度融合给予了一些实践上的参照。经过不断的改进与拓展，在众多的工业领域将会有大规模的应用，促进制造行业向高端化、智能化发展。

参考文献

- [1] 王盼. 新质生产力: 经济发展新引擎[J]. 中国外资, 2025, (02): 24-26.
- [2] 吴智笙. 基于 DDQN 的择期手术排程研究[D]. 东华大学, 2024.
- [3] 张戎秋. 基于 BiGRU-CNN 模型的高校网络舆情预警研究[J]. 安徽理工大学学报(自然科学版), 2024, 44(05): 78-84.
- [4] 赵德悦. 基于 ROS 预测目标机器人位置的围捕系统设计与实现[D]. 重庆大学, 2021.