

# 智能决策支持系统在自动化生产过程中的应用与优化研究

魏峰涛 王殿利 (通讯作者)

长春科技学院 智能制造学院, 吉林长春, 130600;

**摘要:** 智能决策支持系统 (Intelligent Decision-Support Systems, IDSS) 已经被广泛用于生产调度、过程控制与应急处理等多种智能化的工业自动化应用模式中, 但在实际生产过程中, IDSS 模型的普适性、IDSS 处理信息的效率和 IDSS 的扩展性能均亟待提升。为此, 提出了一种强化 IDSS 自学习模型的方法、一种基于边缘计算技术的信息处理速率提升策略、一种模块化 IDSS 构建的灵活化和扩展化的策略、一种矛盾协调多目标优化的方法, 以此提升 IDSS 的智能化水平和决策效率, 进而可以满足工业自动化系统的运行和智能制造的趋势。

**关键词:** 智能决策; 自动化生产; 自学习模型; 边缘计算; 模块化

**DOI:** 10.69979/3029-2735.25.11.050

## 引言

随着智能制造业的快速发展, 智能决策辅助已成为自动生产设备的核心思想和重要内容。它可以对多种类型的数据进行综合处理从而达到实时监控和调整整个生产过程, 大大地提高了系统的运行效率及智能化水平<sup>[1]</sup>。现阶段系统也出现了一些技术问题, 模型适应性、数据响应速率和系统的可扩充性等都成为其使用障碍。本文从已有的实践分析中发现了其存在的主要问题并给出了改善方案, 促进其更深入地应用于自动化生产。

## 1 智能决策支持系统概述

智能决策支持系统 (IDSS) 是人工智能 (AI) 和决策支持系统 (DSS) 相结合, 使用专家系统技术 (ES), 使智能决策支持系统可以更充分地应用人类的知识, 如关于决策问题的描述性知识, 决策过程中的过程性知识, 求解问题的推理性知识, 通过逻辑推理帮助解决复杂决策问题的辅助决策系统。主要是通过使用数据分析模型, 建立优化算法等方式, 为决策者提供更精准全面的信息, 辅助他们更好地完成决策。智能决策支持系统可以根据实际数据情况、预设的规则, 快速、自动地进行决策推荐, 让工作人员可以通过界面直观地看到结果, 从而用于理解复杂的情况, 保障其决策的科学性<sup>[2]</sup>。通过智能化决策支持系统, 促进自动化生产的智能化发展, 形成制造业更准确、有效、灵活的决策基础, 是制造业走向智能化生产的重要技术支撑。

## 2 智能决策支持系统在自动化生产过程中的应用现状

### 2.1 决策模型适应性差

原有自动化生产均采用预定算法或已有的规则进行决策和分析处理, 却无法适应动态性的环境变化, 例如机器设备的参数、生产速率的变化或异常事件的发生, 已有的模式只能缓慢地应变而产生出迟缓或错误的判断, 由人员操作完成模型的更新难以高速地获取新信息或适应非线性的变化, 导致其实际应用和决策效能 in 复杂工作环境下受到制约。

### 2.2 数据响应滞后

在自动化生产过程中, 智能控制系统数据采集、传输、管理在有些情况下有滞后性, 以至于不能及时掌握、迅速做出有效处理。受限于网速、系统架构或算力, 在某些情况下, 有效信号到达决策端就已经失效, 造成决策的不准确和低效率。多源异构数据的同源处理非常麻烦, 进而使信息反馈的延迟较大, 也降低了对于突发状况的处理效率。

### 2.3 系统扩展受限

目前基于集中式构造和闭合式设计的智能化决策辅助系统, 其架构不灵活, 无法适应多变化的制造任务。其接合点的一致性和资源分配以及功能集成随生产规模增大和功能模块增多而面临明显问题。由于来自不同厂家设备的数据格式和通信协议有明显差异, 很难实现其水平延伸和垂直拓展, 也无法用于应对复杂制造业的生产发展和协作管理。

### 2.4 决策目标冲突难协调

一般都以追求效益最大化、成本最小化、产品合格率最大化和设备的平稳运行等为目标, 但这些目标大多存在冲突; 为了使生产效率最大化可能会导致产品的质

量下降；为了成本最小化可能需要放弃维修设备的时间；为了提高产能可能需要增加能源消耗。目标冲突也使得决策变得复杂化，往往无法满足所有人的要求。因此如何平衡多重指标保证各方面协调一致是智能决策支持系统的关键问题。

### 3 智能决策支持系统在自动化生产过程中的优化策略

#### 3.1 引入自学习模型

自学习模型具备了有效挖掘数据以及快速学习环境变化下的数据的优势。该模型运用了人工智能的模型学习方法，可结合强化学习、迁移学习等前沿算法提升学习效率。可通过新信息的获取迭代自身，从而能够处理生产调度、设备分配以及质量预测等问题，且能够逐渐提高决策精准度以及响应速度，使得生产任务调节具有更强的弹性。在自动化制造过程中，机器学习模型能够无缝地嵌入到连续的数据流中，在机器能检测机器本身的运转状态、加工状态和周边环境变化的基础上创建有效的生产模型，且无须停工以获取新的信息或重新训练，可以大大降低维修成本，并可以使得系统在完成任务的过程中，随时动态地针对环境的变化做出反应，进一步完善系统智能化决策的能力<sup>[3]</sup>，相对于传统手工模式，该种机器学习模型具备较强的适应性，在复杂、多变的生产场景下自我进化以提升系统的实时性、稳定性。

例如在某一汽车制造工厂，利用自学习技术，建立了智能化品控单元，用来处理汽车装配过程中的品质控制。自学习的单元能够实时收集每一个班次零件的加工参数，比如压强、温度、加工时间等，与最终产品不良率关联，形成实时的自学习。一旦拥有100万组样本信息，系统自身界定值就会自动优化调整，因而大幅提高对缺陷的预判准确性。这样就可以迅速判断是否有不良情况发生，在任何异常产生之前提出警告，减少产品在制造过程中发生的概率。随着制造步骤不断加深，自我学习模式在吸收新的信息后，优化自己的检测方式，一方面使得产品质量更加可靠，另一方面使得生产效率更高。

#### 3.2 部署边缘计算架构

边缘计算是智能制造不可或缺的底层架构，也逐步成为实现工业自动化的有力技术支撑，能够将传统的服务器上的数据运算转移到工厂内部，实现生产场地进行数据采集、分析、决策性的操作，可以大幅度降低数据传输滞后以及提高响应速度及系统可靠性。边缘计算通

过分布式计算节点分担中央系统的压力，实现对海量数据流的实时处理，提高了系统效率<sup>[4]</sup>。传统的云计算架构是在源侧向云端侧传送大量数据来执行计算任务，而借助于边缘计算技术，能够使这些计算任务在数据源附近处理更多的数据，从而避免了因大规模数据的传输造成的低效甚至时延以及对网络资源的压力。这种“边缘计算+云”的形态不仅提升了系统的实时性和灵活性，还增强了制造端的可靠性和可信性。常规的边缘计算设计会集成高性能嵌入式处理单元、AI推理引擎和轻量级容器组，这种基础设施能够提供大型本地数据存储、模型推算和即时响应能力，可在边缘站点对原始数据实施初步处理、特征提取和状态分析，筛选数据，将不具有意义的信息和数据滤除，然后传输到云端。此类数据处理方法一方面降低了数据传输流的网络占用带宽，又减轻了云端存储和计算，从而提升了整个系统的效率与可靠性。例如在某高精尖产品生产公司，该公司已经将其高速组件粘贴在线路的每个部位，节点上嵌入了边界操作端点且搭载有小型神经元，其会持续捕获机器上胶水图像、机械振动参数以及移动路径信息，并在就地运算、高效实现故障检验和生产控制。其一旦出现任何错误以及设备上的微小变化，就能自动修正行动轨迹，不需要上层服务器指令的发布。就地分析处理，从而缩短系统回应时间，也就能将整体生产环节的生产效率大幅提升。边界计算在提升响应速度、优化数据处理、增强生产系统鲁棒性和扩展性方面均能推动智能生产的不断优化与发展。

#### 3.3 构建模块化系统

模块化的结构为目前最成熟的系统设计方案，它将所构建的系统按照其业务逻辑细分为多个具有相互作用但是独立且可以互换的部分，以实现系统弹性和可扩展的目标。每一部分负责完成其规定的工作任务，通过标准接口进行信息交流和命令的交互，一方面使各部分按照业务需要相互协作完成工作，极大程度上减少了各部分之间连接的关联性。这也提高了系统的可维护性和可更换性，在对系统进行升级或者改变的时候，只需改动单个部分，不会影响其他部分的正常运转。微服务系统中，特定的服务模块是独立服务单元，有自己的功能定义和接口。各模块之间采用规范化的交互模式（如RESTfulAPI或者工业化的通讯标准如OPCUA），实现实时数据交换和命令交互。通过交互模式使各部件可以在不同的设备中采取分布式部署，每部分可以自己执行、部署和维修，提高了系统的灵活性与可定制性。该系统

的模块化结构既保证了模块内部组件功能的相对独立,且具有较高的适应性和可变性,不同模块在试验运行过程中可以按照需要确定和动态调度。依照生产的实际要求,将不同模块单位自由地排列组合以构成不同类型的工艺路线<sup>[5]</sup>。这就使得该系统能及时适应差异化产品和多品种小批量订单的需求,能更快地满足产品生产过程中的反复调整生产线的要求。例如,在一家食品生产企业中,应用模块化智能决策支持系统成功解决了旧系统的扩容、升级等问题。食品生产企业应用建立起来的材料供应分析、工艺参数优化、生产设备评估、生产物流调度的四个功能模块,实现企业高效地运行。实际应用过程中,当企业业务发展新领域,尤其是有了新产品研发后,只需增加相应的工艺参数模块,完成相关数据适配工作,不必对系统整体进行升级改造或大范围改动,可以轻松应对未来的技术更新与功能扩展。同时由于系统的构造可以灵活变化,企业能够及时应对市场的变化和计划调整生产,不断地优化和调整生产工艺及其决策规则。

### 3.4 多目标优化算法平衡冲突

多目标优化是指对不同的目标进行优化,寻求最优解,其间考虑每个目标的权重大小与相互影响,以及相互约束的因素。其中常见的多目标优化方法有基因算法(GA)、粒子群优化(PSO)、非主导排序基因算法(NSGA-II)等,采用模拟自然界、群体智能等方式,进行搜索与优化。设置产出率和品质管控为两个优化目标,系统将在保障对这两项指标的考虑后,根据仿生优化的规则产生一系列的非主导解(Pareto optimal solutions),每一个解即是不同的作业计划方式,且具有其对应的产出率和品质要求。经过若干次迭代,有可能输出多个计划方案,供决策者根据生产需求和制造条件来选择具体的方案,不一定要受制于效率与品质的平衡。

例如西门子公司某一自动生产线的任务就是尽可能提高产品生产量及保证生产质量,但是如果过分追求生产量的提高,而对生产质量放松控制,就会导致生产产品的质量下降。为了兼顾生产的产量与产品的质量,西门子对两者的生产任务进行多目标优化,采用非支配排序进化算法(NSGA-II)同时优化两条目标。多目标优化方法使企业在增加产能、降低成本、保证质量、保证机台稳定等方面得到合理的折中点,使企业实现最优资源配置和全程生产最优化。多目标优化方法的应用,促使生产决策朝着更加精细和智能化的方向发展。

## 4 结语

智能决策支持系统在自动化生产中在生产率与决策正确率上已有了显著提升,但仍存在模型适应性较差、对信息的反应速度慢、系统扩展性较弱等问题,提出自我学习、边界计算、模块化和多种优化组合等方法,可进一步增强系统的快速性、实时性和扩展性。自主学习模式能实时修订和完善决策规则,增强设备对生产工况变化的适应性,保证了生产调度和品质预测的精度。采用边缘算子,将数据处理任务移交给现场,减小了数据传输延迟时间,增加了实时响应速度,且保护了高效数据处理与决策支持。模块化设计使系统更具有灵活性,可按照需要随时调整或扩展其功能,并且大大降低系统的维护和升级成本。多元目标优化技术很好地解决效率、质量、价格、性能之间矛盾问题,为正确决策提供了前提。智能决策系统的优化建议对提高生产系统的智慧化水平,对后续自动化生产的技术发展均有重大的引导意义,随着智慧化生产的发展,可以进一步的推动制造业向更加智能、灵活和高效的方面进行发展。

### 参考文献

- [1] 姜峰. 电力系统自动化中的大数据分析 with 决策支持技术研究[J]. 数字通信世界, 2024(11): 107-109.
- [2] 刘友波, 曾宇, 张曦, 等. 城市高压配电网负荷转供辅助决策关键技术与系统[J]. 电力自动化设备, 2023, 43(10): 192-199.
- [3] 王实, 路健, 李灿岑, 等. 面向智能电网的配电自动化数据质量管理与决策支持系统设计[J]. 科技风, 2024(31): 4-6.
- [4] 周荣, 李霞, 徐强. 物联网通信技术在公共管理决策支持系统的典型应用[J]. 通信电源技术, 2024, 41(22): 246-248.
- [5] 高燕增, 葛禹廷, 张杰. 电网调控自动化系统运行状态智能监测与诊断方法[J]. 电气技术与经济, 2024(10): 312-314.

作者简介: 魏峰涛(1996-), 男, 中国河南商丘人, 硕士研究生, 助教, 从事自动化、人工智能研究。  
通信作者: 王殿利(1974-), 男, 中国吉林长春人, 硕士研究生, 讲师, 从事计算机应用、人工智能研究。  
基金项目: 长春科技学院课题“面向智能制造的多学科交叉课程体系设计与应用研究”(项目批准号: 2024CKZX035, 项目类别: “新工科”建设专项); 长春科技学院 2024 年“教育教学研究”专项课题  
课题名称: 面向智能制造的多学科交叉课程体系设计与应用研究, 项目批准号: 2024CKZX035。