

信息与通信技术前沿

课程论文

学院：信息与通信工程学院
专业：通信工程
姓名：XXX
班级：20232111XX
学号：2023210XXX

2025 年 06 月 14 日

工业网络中的人工智能方法概述

摘要：本文综述了人工智能在工业网络中的应用，重点探讨了机器学习、深度学习和优化技术在预测性维护、质量控制和供应链优化等领域的应用。研究分析了人工智能在提升工业自动化、实时决策和能源效率方面的作用，并指出数据隐私、系统集成和实时处理等技术挑战。通过案例研究，验证了人工智能在智能制造中的实际效益。最后，展望了 6G、边缘计算等新兴技术与人工智能融合的未来发展方向。

关键词：人工智能；工业网络；智能制造；边缘计算

一、研究背景与研究意义

工业网络的快速发展引领了一个以高度互联性和智能化为特征的新时期，这种发展的主要驱动力正是数字技术和人工智能。工业网络从孤立手动发展成为高度互联这一转变，正是得益于数字技术的进步和人工智能的整合[1,2]。物联网的出现和互联设备的激增彻底改变了这些网络，实现了高级自动化、实时数据处理和智能决策。

与此同时，AI 已成为解决工业网络中关键挑战的重要技术，例如实时数据处理、异常检测和预测性维护。机器学习和深度学习在优化操作流程和提高网络效率方面发挥了重要作用[3,4]。

在这一背景下，研究 AI 在工业网络中的应用具有重要的理论和实践意义。AI 不仅能够提高工业网络的效率和可靠性，还能推动工业自动化和智能制造的创新发展。

二、国内外研究现状分析及面临的挑战

2.1 研究现状

AI 技术在数据处理分析方面可利用边缘计算开展及时数据处理，提升系统响应度[5]，如基于边缘智能的交通监视系统体现了网络边缘实时数据处理和决策应用的能力[6]。

从 AI 在能源管理领域的应用来看，有研究证明 AI 优化的能源管理技术可以降低能源的使用，降低碳排放[7]。同时，AI 的工业物联网解决方案在预测分析的应用也正转变着能源、农业、医疗等部门[8]。

2.2 面临的挑战

数据隐私是一个关键挑战，AI 集成意味着对关键操作数据进行收集和处理，进而产生大量严重安全性和隐私风险。深度学习模型固有黑箱性质使得在动态环境中建立信任更加复杂[9]。此外，目前缺乏关于 AI 实际效益的全面实证，这进一步加剧了数据隐私方面的担忧[10]。

三、理论基础、关键技术及方法

3.1 技术学习技术

3.1.1 监督学习

监督学习是一种利用标记数据集进行训练的方法，可以在工业网络异常检测、预测性维护、质量控制等方面进行工业网络的数据分析。在异常检测领域，监督学习通过分析历史数据来识别异常模式，提高系统的可靠性。在预测性维护方面，上述方法能够准确预测设备故障和维护需求，有效降低维护成本。

3.1.2 强化学习

强化学习能够基于与环境交互不断进行决策优化，在工况环境中具有重要作用。强化学习能够基于实际的资源需求不断优化网络资源的分配，增强资源的利用率。在任务调度的过程中也能够基于工况不断优化系统任务调度的效率。在自适应的控制过程中也能够基于强化学习对系统进行动态控制，使得系统在工况的改变过程中自动进行相关参数的优化与调控，从而能够逐步优化自身的运行与控制功能[11]。

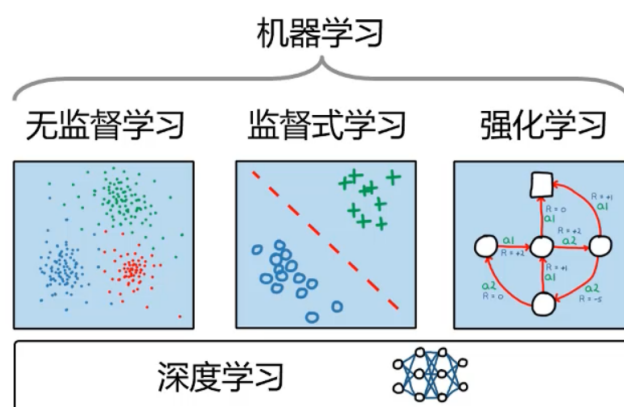


图 1: 机器学习常见分类

3.2 优化技术

3.2.1 遗传算法

遗传算法是一种基于进化论而提出的一种优化技术，目前被广泛地应用于工业网络中。对于超参数优化，遗传算法有助于完成对深度学习模型各参数的优化，进而提升其整体性能；对于资源分配而言，遗传算法通过对自然生物种群中自然选择策略进行模拟，完成了对工业网络各网络设备间的资源进行有效地分配；同时在路径规划问题中，遗传算法能够有效地对物流路径或运输路径进行优化设计，有助于提升交通运输效率，降低交通运输成本[12]。

3.2.2 智能群体

生物群落智能法是通过模拟生物群落的智能行为来解决工业网络的优化设计方法。粒子群算法是依据鸟类觅食机理拟合工业网络的高维优化问题；如图2所示，蚁群算法则是参照蚂蚁的觅食行为的随机信息素更新方法实现寻优；多目标协同优化方法可实现多个目标之间的相互协调，解决工业网络的多目标优化问题[13]。

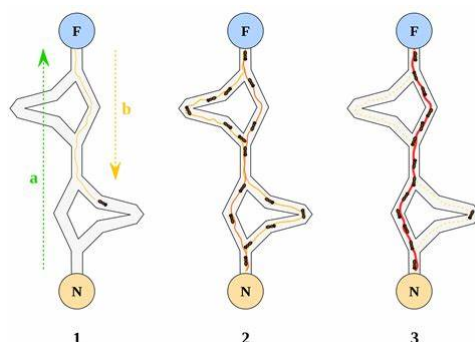


图 2: 蚁群算法示意图

3.3 混合 AI 模型

3.3.1 模型融合

综合化 AI 模型融合就是利用多种 AI 技术融合的方法来进一步提升 AI 应用系统的性能，如集成学习技术就是将多个模型的预测结果结合起来综合考虑，提升了预测结果的准确性、稳定性和鲁棒性；迁移学习技术就是利用已经提前学习的模型对 AI 应用系统进行补充与强化，提升数据样本少、训练资源不足情况下的任务性能；知识蒸馏技术能够将复杂的模型“榨成汁”，以“浓缩液”的形式灌输给“徒弟”，继而形成轻量高效的预测模型[14]。

3.3.2 多模态学习

工业多模态学习将多源数据、多方法进行融合。对数据进行融合，融合不同传感器和多系统产生的异构数据，为多源数据集成提供更完备的信息。对多种分析方法进行融合，进行多模态分析，综合处理图像、文本、时序等各种类型的数据；对多源数据同时进行协同学习，通过利用多种数据，极大地提高了模型的性能和泛化能力[15]，为工业系统进行智能决策提供坚实保证。

四、具体研究内容和过程

4.1 预测性维护

4.1.1 基于 AI 的故障检测

物联网结合 AI 智能的故障诊断方法将为设备的智能化预判式维护提供有效的技术支持，其故障诊断的神经元网络模型基于深度学习的预测方法对设备的各项运行指标进行智能监控，通过神经元的深度学习来有效提炼相关设备的工作状态特征量，其核心预测模型可表示为：

$$P(F_t) = \sigma \sum w_i x_i + b$$

其中， $P(F_t)$ 表示设备在时间 t 发生故障的概率， x_i 为设备运行状态参数， w_i 为对应权重， b 为偏置项， σ 为激活函数。系统通过这一模型实现对设备状态的精确评估，能够及早发现潜在运行风险。这种基于数据驱动的智能故障检测方法显著提升了设备维护的精确性和及时性，有效降低了非计划停机带来的经济损失。

4.1.2 数字孪生技术集成

数字孪生可以辅助预测性维护。借助创建真实设备的详细数字模型，数字孪生可以使设备工作状态与性能实时可视化，并实现对设备的监测和分析预测。对于监测与预测而言，利用数字孪生可获取设备在运行过程中的实时信息，以用来支持维护操作决定，从而辅助真实设备制定有效的维护决策，进一步确保设备利用的合理性。

4.2 质量控制

4.2.1 实时监控系統

智能监测和分析质量大数据+AI 对工业质量监控具有科学和专业指导的实际意义。借助智能视频质量检测器能全方位对产品质量进行监控。在缺陷识别领域，基于深度学习的检测模型可表示为：

$$Q(x) = \frac{1}{N} \sum \alpha_i f_i(x) \cdot g_i(x)$$

其中， $Q(x)$ 表示质量评分， $f_i(x)$ 为不同特征提取器， $g_i(x)$ 为对应的权重函数， α_i 为调节因子， N 为特征维度。通过这一模型，系统能够自动、快速地检测出产品表面和内部各类缺陷，准确率显著高于传统方法。基于实时反馈机制，系统可以立即向生产线提供精确的质量控制建议，实现生产过程的动态优化。这种基于数学模型的智能化监控方式大幅提升了质量检测的科学性和可靠性。

4.2.2 数据分析流程

通过对生产的数据进行统计分析以实现过程质量管理。首先通过对质量相关数据进行采集与数据预处理，保证其可用性；其次应用机器学习算法对采集的质量相关数据进行分析，得到质量数据问题及质量提升思路等；然后对上述处理结果进行展示，并自动生成质量分析报告和质量改进建议。

4.3 供应链优化

4.3.1 需求预测

AI技术在供应链需求预测中发挥着关键作用。系统通过人工神经网络等人工智能模型对历史的需求量、市场的销路和销售情况、市场需求容量等数据进行分析，在预测时结合季节、竞争对手、宏观经济等相关因素，组成一个更加综合的预测模型，预测结果更为贴近真实情况，对供应链的决策提供数据支撑，提高了供应链决策的科学性和前瞻性。

4.3.2 库存管理

智能化的库存管理系统为供应链优化提供了科学可靠的核心支撑。系统采用动态库存优化模型，可表示为：

$$C(q) = h \int (x - D) f(x) dx + p \int (D - x) f(x) dx$$

其中， $C(q)$ 为总成本函数， q 为订货量， h 为单位持有成本， p 为单位缺货成本， D 为需求量， $f(x)$ 为需求分布密度函数。通过这一模型，系统实现了库存水平的精确控制，在持有成本和服务水平之间找到最优平衡点。在补货管理方面，基于深度学习的智能算法能够自动生成最优补货策略，确保库存维持在经济订货量附近。同时，通过对仓储布局的智能优化，系统显著提高了仓储空间利用率和作业效率。这种基于数学模型的智能化库存管理方式显著提升了供应链的运营效率和响应能力。

五、研究结果与分析/实际应用情况

5.1 制造网络中的 AI 应用效果

5.1.1 运营效率提升

AI 能够显著提高制造网络的运转效能，如利用预测性维护来降低非计划停机率，提升资产利用率；利用 AI 提高产品质量，实现产品制造环节合格率、不良率的大幅改善；同时全面的 AI 化自动化制造过程，助力制造效率的提高和可操作性。

5.1.2 成本降低

AI 应用有效降低了企业制造成本，在维护保养方面，通过维护保养的智能化管理与预测，减少了设备维护成本及备件库存成本；在能源管控方面，利用 AI 优化的算法，实现企业能源消耗的精确控制，有效降低成本；在人力管控方面，利用 AI 实现人力管控的智能化应用，提高了人力效能，优化了人力成本结构。

5.2 供应链网络应用成效

5.2.1 预测准确性

AI 技术增强了预测的能力，不仅在需求预测中应用深度学习算法，其预测精度得到了大幅的提升，预测偏差极大减少，AI 优化算法也得以实现更优的库存水平控制，库存优化能力增强，还有通过智能资源调配方案优化更加合理的资源配置，提升了资源利用率。

5.2.2 运营效率

AI 技术的应用能进一步提高供应链网络的运营效率。在配送环节，通过智能路径规划与调度提高配送效率和交付率，在仓库管理环节，智能化的仓储管理提高了仓储管理的效率，在端到端的数据打通与智能化决策等方面显著提高了供应链的响应速度。

5.3 能源网络应用成果

5.3.1 能源效率

AI 技术显著提升了能源网络的运行效率。通过智能化的能源管理系统，显著提高了能源使用效率，减少了能源浪费。在用电负荷方面，系统实现了精准的峰谷差异优化，有效平衡了用电负载。同时，通过全方位的能源优化策略，系统实现了能源成本的大幅降低。这些效率提升措施为企业的可持续发展提供了重要支持。

5.3.2 智能调度

AI 技术实现了能源网络的智能化调度管理。在负载均衡方面，系统通过智能算法实现了用能设备的动态负载优化，显著提高了系统的运行效率。在可再生能源管理方面，AI 技术大幅提高了新能源的集成度和利用率，促进了清洁能源的广泛应用。同时，通过智能调度策略的实施，系统实现了电网运行的稳定性显著增强。这些智能调度措施为能源网络的可靠运行提供了重要保障。

六、未来展望/结束语

6.1 发展趋势

6.1.1 技术融合

人工智能在工业网络领域的应用未来将呈现多样化融合。在通信网络方面，人工智能和 6G 网络的融合将赋予工业更强的网络能力和智慧化服务能力[16]。在计算设施方面，边缘计算和人工智能的融合将在计算架构层面改变数据处理现状，极大提高系统的及时性与时效性[17]。另外，人工智能和量子计算在计算能力方面的结合研究还处于技术探索阶段，将促进复杂问题的解决[18]。

6.1.2 应用创新

AI 的应用创新在工业网络中的发展主要分布在制造领域、网络结构层面与跨学科应用。在制造业领域，对智能制造新模式的研究旨在提升传统工业领域的制造过程，对制造业的提升和发展都具有重要意义；在网络方面，工业物联网的延续和加强，为人工智能的应用提供更多发展空间和数据等支撑；跨领域应用则持续打破现有行业范围的桎梏，产生更多创新性应用。

6.3 结束语

人工智能在工业网络中的应用已经展现出巨大的发展潜力和实际价值。通过本研究的系统分析，我们可以得出以下结论：

1. AI 技术的发展为工业网络带来了革命性的变革，显著提升了自动化水平、运营效率 and 创新能力。
2. 在预测性维护、质量控制、供应链优化和能源管理等领域，AI 技术的应用已经取得了显著成效，为工业 4.0 的实现提供了重要支撑。
3. 尽管面临着技术、安全、伦理等多方面的挑战，但通过持续的技术创新和跨学科合作，这些问题正在逐步得到解决。

未来，随着技术的发展及应用的深入，AI 将在工业网中发挥更大的价值，推进工业由智能、高效、绿色及可持续方向升级，需产业、学术及政府合力从创新技术、标准规范及政策等方面进行推动，确保 AI 的发展。

参考文献

- [1] Lo Bello L, Steiner W. A perspective on iee time-sensitive networking for industrial communication and automation systems. *Proceedings of the IEEE*, 2019, 107(6):1094-1120.
- [2] Calvanese Strinati E, et al. 6g: The next frontier: From holographic messaging to artificial intelligence using subterahertz and visible light communication. *IEEE Vehicular Technology Magazine*, 2019, 14(3):42-50.
- [3] Yu B, Wang X, Wang H. A geometric model with stochastic error for abnormal motion detection of portal crane bucket grab, 2024.
- [4] Sousa N, Oliveira N, Praça I. A multi-agent system for autonomous mobile robot coordination, 2021.
- [5] Ustundag A, et al. A conceptual framework for industry 4.0. *Industry 4.0: managing the digital transformation*, 2018:3-23.
- [6] Gehrman C, Gunnarsson M. A digital twin based industrial automation and control system security architecture. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2019, 16(1):669-680.
- [7] Suarez E, et al. Energy-aware operation of hpc systems in germany, 2024.
- [8] Arachchige P C M, et al. A trustworthy privacy preserving framework for machine learning in industrial iot systems. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(9):6092-6102.
- [9] Veith E M S P, et al. Analyzing cyber-physical systems from the perspective of artificial intelligence, 2019.
- [10] Kersic V, Turkanovic M. A review on building blocks of decentralized artificial intelligence, 2024.
- [11] Elsayed M, Erol-Kantarci M. Ai-enabled future wireless networks: Challenges, opportunities and open issues, 2021.
- [12] Xiao X, et al. Efficient hyperparameter optimization in deep learning using a variable length genetic algorithm, 2020.
- [13] Abdullah J M, et al. Multi objective fitness dependent optimizer algorithm, 2023.
- [14] Yang C, et al. Categories of response-based, feature-based, and relation-based knowledge distillation, 2023.
- [15] Zhang R, et al. Ummaformer: A universal multimodal-adaptive transformer framework for temporal forgery localization, 2023.
- [16] Christophorou C, et al. Adroit6g dai-driven open and programmable architecture for 6g networks, 2024.
- [17] Wu Y, et al. A survey of intelligent network slicing management for industrial iot. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2022, 24(2):1175-1211.
- [18] Lourenço M P, et al. Exploring quantum active learning for materials design and discovery, 2024.