

CCiD 赛迪智库

前瞻

2019年6月12日

第43期

总第439期

借鉴日本经验推动人工智能与制造业深度融合

2019年4月3日至5日，第三届日本人工智能展（AI EXPO TOKYO 2019）于东京举办，该展是日本规模最大的人工智能专业展会，赛迪研究院应邀参加本次展会。目前，日本已涌现出一批人工智能企业，它们多以知识图谱和深度学习为基础技术，面向制造业领域典型应用场景开发人工智能产品与服务，并积累了一定经验。我国应借鉴日本经验，加强技术供给能力定制和工业需求特点适配，推动人工智能与制造业深度融合。

一、从实践看，日本企业注重分场景部署人工智能技术

从此次日本人工智能展上发现，人工智能技术在制造业的应用集中在设备、生产线、供应链等场景，能够实现生产现场协作优化、产品质量监测管理、物流供应能力优化；所展现的人工智能与制造业创新，大多以知识图谱和深度学习技术为基础，开发能够满足设备监测、质量管理、生产协作、产能优化、生产经营管理、产品全生命周期优化等需求的产品或服务。制造业系统包含设备级、车间级、企业级、协同级等层级，其对应的关键技术环节和重点应用场景也呈现出一定的规律性分布。

一方面，知识图谱在处理工业机理明确、精确度高、关联性强的问题上效果良好。例如，NTT 推出的生产管理优化工具“WinActor”、SOPPRA 开发的供应链管理系统“AgentSOPPRA”、Macnica.ai 推出的企业经营管理优化工具“企业语义网”，均利用知识图谱技术，优化了制造企业或大型生产组织的生产和管理效率。由此可见，知识图谱是解决已知工业机理问题的重要手段，适用于工业企业库存管理、生产成本优化、用户需求管理、供应链优化等场景。

另一方面，深度学习能提升对工业机理模糊、计算高度复杂问题的解决能力。例如，伊藤忠株式会社开发的生产过程模拟软

件 WITNESS，采用深度学习方法，对生产设备运行、工艺参数等数据进行综合分析，找出最优参数，量化生产指标随时间的变化，大幅提升运行效率与工业品质量；富士集团通过收集工业互联网和传感器等数据，利用深度学习算法，挖掘更深层次隐藏结构与特征的抽象关系，精准识别工业质量指标，打破传统机器学习模型的泛化能力界限，实现对物体的分析和识别；AI Hayabusa 帮助中小制造业企业在生产线上安装人工智能检测系统以及镜面检测机器人，通过深度学习算法拟合设备运行复杂非线性关系，提升设备故障预测准确率，减少设备故障率，降低损耗成本。从日本企业的实践中可以发现，深度学习适用于工业品复杂缺陷的质量检测、设备微小故障的检测和预测性维护、设备自执行、不规则物体分拣、制造工艺优化、流水线指标软测量等场景。

2019 年日本人工智能展中的典型制造业应用

企业	AI 技术	规模	应用场景	案例
NTT AT	知识 图谱	企业级协同级	生产管理优化、经营管理优化	开发 RPA 工具“WinActor”，协助日本钢铁工程控股公司（JFE）赤塔工厂完成总公司和基地搬迁，同时推动 JFE 进行工厂工作方式改革，实现对工厂的组织进度管理、绩效管理、质量控制等的高效管理。
SOPPR A		企业级协同级	工业设计、供应链管理	开发 AgentSOPPRA 软件系统，通过知识图谱汇集影响供应链各环节的因素并提供管理建议，为企业提供基于人工智能技术的软件解决方案。一是构建 IT 专家支持系统，实现大型项目的需求分析和工业设计；二是搭建制造业物流创新体系，减少生产工厂的零件库存，合理管控大型零件交付。

企业	AI 技术	规模	应用场景	案例
Macnic a.ai		企业级协同级	用户需求分析、营管理优化、供应链优化	利用设备提供和设备开发的专业知识,构建例如传感器网络构建,2017 年与 VAIO 合作,通过企业语义网(关系网)实现供应链风险管理与零部件选型,打造小批量生产制造解决方案。
伊藤忠株式会社	深度学习	车间级设备级	制造工艺优化、设备运行优化	开发生产过程模拟软件 WITNESS,采用深度学习方法对设备运行、工艺参数等数据进行综合分析并找出最优参数,可以通过捕获时间轴上的生产指标变化,量化模糊情境和条件的变化,能够大幅提升运行效率与制造品质量。已经应用于日本某大型车企汽车生产线和自动引导运输车(AGV)生产线。
Skydisc Inc.		设备级	复杂质量检测	通过分析从物联网传感器收集到的数据,利用基于深度学习的解决方案代替人工特征提取,在环境变化条件下检测出更微小、更复杂的产品缺陷,提升检测效率。其产品主要有制造过程分析包和 AI 机器检查器,可以进行工业制成品颜色、形状等的高精度检查。
Incubit		设备级	设备自执行、设备运行优化、复杂质量检测	通过深度学习方法对人类行为及语音的复杂分析,能够增强协作机器人的学习、感知能力,提升生产效率。其开发的第一款应用是自动化检测系统,可通过深度学习技术自动检查相关基础设施的情况;第二款应用是为工业机器人研发机器视觉,使机器人能够“看到”周围的环境;第三款则是 DeepCrack,即裂缝检测模型,利用深度学习技术识别裂缝辅助进行检查。
富士		车间级设备级	复杂指标测量、复杂质量检测	收集工业互联网和传感器等数据,利用深度学习算法,挖掘更深层次隐藏结构与特征的抽象关系,打破传统机器学习模型的泛化能力界限,识别工业质量指标,实现对物体的分析和识别。
AI Hayabusa		设备级	设备预测维护、设备质量维护	在生产线上安装人工智能检测系统和机器人的曲面和镜面检测机器人,通过深度学习方法,拟合设备运行复杂非线性关系,提升设备故障预测准确率,进行设备质量维护,减少设备故障率,降低损耗成本。
Afrel		车间级	不规则物体分拣	推出 DOBOT 协作机器臂,通过深度学习构建复杂对象的特征模型,自动识别各种材料、形状甚至重叠的物体,确定最佳抓取点,实现自主学习,大幅提高分拣效率。Afrel 还为用提供直观用户界面,用户可通过大型操作面板或直接在 Web 浏览器中轻松完成对机械臂的配置。

数据来源: 赛迪智库整理, 2019 年 5 月

二、从供需匹配看，技术定制化是发展“AI+制造”的关键

知识图谱和深度学习是两大主要技术抓手。制造业领域发展人工智能有“一强一弱”两方面的现实约束。“一强”指制造业各环节具有强专业性、关联性、流程型、时序性特点，对制造工艺精确度的要求高、约束性强，需要严谨、可控、透明的系统科学加以支撑；“一弱”指工业领域的数据输入有限，工业数据处理过程参数量大，工业机理隐匿。从日本的发展实践看，知识图谱基于专家系统和认知科学，适用于机理明确但影响因素繁杂的场景；深度学习基于数据科学和深度神经网络算法架构的新突破，多用于解决复杂度高、机理未知的难题。知识图谱和深度学习技术从不同维度提升了生产效率，降低了生产成本。

为不同场景量身定制部署方式是应用发展路径。不同制造业场景产生的计算难度和影响因素数量不同，人工智能技术规律也有差别。从参展日本企业的实践来看，设备级和车间级工业问题的影响因素通常相对较少，但工业机理复杂程度较高、计算难度较大，适合利用深度学习方法提升对未知机理工业问题的解决能力；企业级和协同级工业问题通常影响因素繁多但工业机理相对明确，适合应用知识图谱技术路线提升解决问题的效率。

三、发展启示：我国应从两方面深化人工智能与制造业融合

配合工业需求提供定制化的深度学习技术能力。制造业场景对严谨可控、快速反应、场景适配的要求高，应从三方面深化深度学习在制造业中的应用。一是计算芯片方面，应推动能耗比低、处理性能高、实时性强的 AI 芯片应用于制造业领域，提升设备的端侧推理能力。二是算法框架方面，应加强定制化端侧专用算法框架研制，提升生产终端设备的实时反馈能力。三是计算可靠性方面，需要着力推动深度学习算法的透明化、可解释化研究，打破算法的技术黑箱，推动其在制造业中实现更广泛应用。

构建规范化的知识图谱通用技术体系。可借鉴日本经验，按照不同应用场景的现实需求，建立包括知识建模、知识抽取、知识融合、知识存储和知识计算等在内的规范化的知识图谱部署策略、标准体系和建模方法，推动知识图谱技术在制造业领域的应用走向通用化、体系化、成熟化。

本文作者：赛迪工业和信息化研究院 王哲 安晖
联系方式：13126598700
电子邮件：wangzhe@ccidthinktank.com

赛迪智库

面向政府 服务决策

咨询翘楚在这里汇聚

规划研究所

工业经济研究所

电子信息研究所

集成电路研究所

产业政策研究所

科技与标准研究所

知识产权研究所

世界工业研究所

无线电管理研究所

信息化与软件产业研究所

军民融合研究所

政策法规研究所

安全产业研究所

网络安全研究所

中小企业研究所

节能与环保研究所

材料工业研究所

消费品工业研究所

编辑部：赛迪工业和信息化研究院

通讯地址：北京市海淀区万寿路27号院8号楼12层

邮政编码：100846

联系人：王乐

联系电话：010-68200552 13701083941

传真：010-68209616

网址：www.ccidwise.com

电子邮件：wangle@ccidgroup.com