



制造业场景人工智能应用 分类分级蓝皮书

(2025年)

工业互联网产业联盟 (AII)
2025年11月





工业互联网产业联盟
Alliance of Industrial Internet

制造业场景人工智能应用
分类分级蓝皮书
(2025)

工业互联网产业联盟
Alliance of Industrial Internet

工业互联网产业联盟

2025年10月

声 明

本报告所载的材料和信息，包括但不限于文本、图片、数据、观点、建议，不构成法律建议，也不应替代律师意见。本报告所有材料或内容的知识产权归工业互联网产业联盟所有（注明是引自其他方的内容除外），并受法律保护。如需转载，需联系本联盟并获得授权许可。未经授权许可，任何人不得将报告的全部或部分内容以发布、转载、汇编、转让、出售等方式使用，不得将报告的全部或部分内容通过网络方式传播，不得在任何公开场合使用报告内相关描述及相关数据图表。违反上述声明者，本联盟将追究其相关法律责任。



工业互联网产业联盟

联系电话：010-62305887

邮箱：aii@caict.ac.cn

前 言

人工智能作为引领新一轮科技革命的核心驱动力，正在深刻重塑全球制造业的竞争格局。2025 年成为“人工智能+制造”规模化落地的关键年份，中国制造业在政策推动与技术迭代的双重作用下，正经历从“自动化”向“智能化”的战略转型。截至 2025 年 2 月，中国已建成 3 万余家基础级、1200 余家先进级和 230 余家卓越级智能工厂，覆盖超 80% 制造业大类。以工业互联网、大数据、人工智能（Artificial Intelligence, AI）为代表的新一代信息技术加速渗透至研发设计、生产制造、供应链管理等全流程，推动制造模式向智能化、自动化、服务化方向转型。当前，全球制造业企业通过构建工业互联网平台、智能工厂和数字化供应链体系，显著提升了生产效率与柔性化生产能力，同时，产业链上下游协同创新与数据共享机制逐步完善。未来，随着 5G、云边协同、人工智能等技术的深化应用，制造业信息化将向全要素、全链条的、协同化、智能化、服务化方向演进。

然而，随着人工智能技术快速发展，在制造业应用落地 上仍面临诸多挑战。制造业企业普遍认为 AI 技术对其未来发展具有重要影响，但并没有做好准备，对 AI 技术所能产生的作用认识不足；AI 的制造业应用处于探索阶段，当前应用模式、算法、模型呈现多样化特点，缺乏统一的评价体系；AI 系统研发难以与制造业实际应用场景直接对应，造成系统

功能与场景需求不匹配，困扰供需双方。

蓝皮书就制造业场景 AI 应用分类分级展开。通过对制造业 AI 应用场景采用分类、分级的方式，试图解决制造业领域 AI 难以匹配企业需求、供需双方认知差异大的问题，制定一套按照应用领域、场景进行智能化分类、分级的方法论，切实促进人工智能与制造业的结合落地。

蓝皮书中的结构框架、观点内容、案例素材由参编单位、工业互联网产业联盟和专业机构的专家们共同完成，特别是 PTC 郎燕、华为郭小龙对整体框架的指导。他们的努力和专业知识为本蓝皮书系列提供了宝贵的支持和帮助，衷心感谢他们的付出和奉献！

工业互联网产业联盟
Alliance of Industrial Internet

组织单位: 工业互联网产业联盟

参编单位 (排名不分先后): 中国电信集团公司、天翼物联科技有限公司、美国参数技术公司(PTC)、走向智能研究院、中国信息通信研究院、北京机械工业自动化研究所有限公司、和利时科技集团有限公司、华为技术有限公司、数治云(北京)科技有限责任公司、中国石油国际勘探开发有限公司、浙江大学杭州科创中心、中国移动集团有限公司、深圳艾灵网络有限公司、思爱普(中国)有限公司、富士康工业互联网股份有限公司

参编人员 (排名不分先后): 张东、谢兵兵、赵敏、郎燕、沈彬、田洪川、李亚宁、杨宝刚、龚涛、郭小龙、李晓雄、李敏、曹晓擎、闫霞、杨磊、周威、俞一帆、张浩、**马晨阳**、**张豈弘**

统稿: 乔岩、高志峰

目录

第一章 制造业场景人工智能应用的发展历程	7
(一) 传统的工业人工智能	9
(二) 以大模型和智能体为代表的新一代人工智能	11
第二章 分类、分级方法	12
(一) 分类方法	13
(二) 分级方法	19
第三章 案例分析	20
(一) 传统机器学习	20
(二) 机器感知与机器视觉	21
(三) 生成式人工智能	22
(四) 认知与推理	23
(五) 人工智能代理 (AI Agent)	26
(六) 智能机器人	30
(七) 融合智能	31
(八) 群体智能	35

第一章 制造业场景人工智能应用的发展历程

AI 在制造业的历史演进始于 20 世纪中叶，早期以专家系统和规则引擎为主，用于故障诊断和流程优化。20 世纪末至 21 世纪初，随着机器学习（聚类、回归、时序预测等）和工业自动化的发展，AI 逐渐应用于质量控制、预测性维护和供应链管理。深度学习、物联网（IoT）和大数据的融合推动了智能制造的革命，实现了柔性生产、实时优化和数字孪生等创新应用，使制造业向智能化、自适应和高效化方向快速发展。当下，大模型和 AI Agent 技术的融合，正在推动制造业从“自动化”向“决策自主化”的质变跃迁，重构了传统制造流程。人工智能技术在制造业的应用经历了从“单点工具”到“全域智能”的演进过程，逐步渗透到研发、生产、供应链等核心环节。目前应用在制造业场景的人工智能应用主要围绕环境、状态、集群和任务展开：

- 1、面向环境的智能：感知和预测环境的变化及不确定性。
- 2、面向设备的智能：感知设备状态变化，对设备性能及风险影响因素进行评估和预测。
- 3、面向任务的智能：完成任务目标，及预测和管理任务实施所引起的不良结果。
- 4、面向集群的智能：包括与环境中其他个体之间的配合和协同，以及从其他个体的活动中学习新的知识和经验。

经过 AI 技术多年的演进，制造业通过 AI 技术提升生产效率的核心思路经历了隐藏问题显性化、知识积累及应用和数据驱动智能决策的三个阶段：

1、使工业系统中隐性的问题显性化，进而通过对隐形问题的管理避免问题的发生

(1) 测量原本不可被测量或无法被自动测量的过程因素：涉及设备状态评估与故障预测、机器视觉、模式识别、先进传感等技术。

(2) 建立过程因素之间，以及过程质量之间的关系模型：涉及多变量过程异常检测、虚拟测量、深度学习神经网络等技术。

(3) 动态优化最优的过程参数设定，使系统具备自动补偿能力，增强系统的鲁棒性：涉及优化算法、动态误差补偿、智能控制系统等技术。

2、实现知识的积累、传承和规模化应用

(1) 提升知识作为核心生产要素的生产力边界，提升知识的产生、利用和传承过程效率和规模，从而获得本质的提升。

(2) 重新优化生产组织要素的价值链关系，使得整个产业链中的各个环节围绕最终用户的价值以高效的协同方式为其提供服务。

3、实现数据驱动决策、资源动态优化和系统自主进化

(1) 充分采集并释放数据价值，解决过往“数据孤岛和浅

层智能”的问题，将制造业现场经验转化为可复用的智能模型，以数据为基础驱动全域智能决策。

(2) 全流程贯通的数据流可以完整、实时、动态地反映制造生产全过程，通过调用生产工艺的机理模型可以实时分析工业生产运转情况，实时对生产进行调整优化，实现动态交互的生产资源过程优化。

(3) 新一代人工智能技术具备的“系统自主进化”能力，促使 AI 从制造业静态工具向动态智能体的跃迁。其核心在于通过架构设计、学习机制与环境交互的协同创新，实现无需人工干预的持续优化与适应。

(一) 传统的工业人工智能

2015 年之前，制造业主要使用机器学习、规则引擎、统计模型（如回归分析）等作为辅助环节，聚焦单点应用。参考李杰教授在《工业人工智能》中的定义，工业人工智能是一种实现智能系统在工程领域应用的系统训练及方法，具有系统性、快速性和可传承性的特点。由于其收敛性和效率导向的功能特点，使得工业生产以及设备机器在原本的基础上差异化提升，如提高能源利用的效率、交通工具的安全性、机器的稳定性等。应用方向聚焦在工业设备和制造业，交通运输（高铁、航空、船舶等），能源行业（电网、风电、发电设备等），生产装备及自动化（机器人、数控机床等）。

2015 年-2023 年深度学习的快速发展带动了人工智能技术在制造业的进一步应用。卷积神经网络（CNN）、循环神经网络（RNN）更好的解决了图像分类、时序预测等问题。生成对抗网络（GAN）、长短期记忆网络（LSTM）推动了预测性维护、工艺优化在制造业的落地。深度学习作为机器学习的子领域，通过多层级特征抽象与端到端学习机制，在制造业复杂场景中展现出显著优势。深度学习可实现自动特征提取，从原始数据中学习多层抽象特征。通过深层网络拟合复杂函数关系，并处理图像、语音、文本等非结构化、多模态数据，具备更强的模型拟合、泛化、数据处理和动态适应能力。

传统的工业人工智能解决制造业问题的类型可以归纳为：

- 1、分类：根据一组训练数据，将新输入的数据进行分类的业务，主要任务为识别特定物理对象，例如半导体、3C 电子等生产线上接受质检产品的图形。
- 2、连续评估：根据训练数据，评估新输入数据的序列值，常见于预测型任务，例如根据各种维度的数据来预测备件需求，根据过程参数预测产品质量（虚拟量测）等。
- 3、聚类：根据任务数据创建系统的单个类别，例如基于消费者数据预测消费偏好。
- 4、运筹优化：即系统根据任务产生一组输出为特定目标的

函数优化结果，例如排产优化、维护排程优化、选址优化、无人车调度优化等。

5、异常检测：根据训练数据/历史相关性判断输入数据是否异常，本质上可以认为是分类功能的子范畴，例如多变量过程异常检测、设备健康预警、网络入侵识别等。

6、诊断：常见于信息检索和异常诊断问题，即基于检索需求按照某种排序标准呈现结果，例如提供产品购买推荐、出现残次品时的异常排查推荐等。

7、决策建议：根据训练数据针对某一个活动目标提供建议，例如维修计划建议，例如维修计划建议。

8、预测诊断：通过连续评估设备参数，对未来可能发生的异常进行预测，包括发生的时间、故障模式和影响。

9、参数优化：通过建立多个控制参数之间的相关性模型和对优化目标的影响方程，结合优化算法对多个控制参数的组合进行动态优化，例如锅炉燃烧优化、热处理工艺参数优化等。

（二）以大模型和智能体为代表的新一代人工智能

2023 年至今，AI 技术快速发展，生成式人工智能、多模态大模型、智能体、智能机器人等技术为制造业的发展注入新的活力。制造业使用 AI 等新一代信息技术与生产各环节深度融合渗透，全面提升设备、产线、服务的智能化水平，

形成具有自感知、自学习、自决策、自执行、自适应等功能的新型生产方式。传统 AI 是解决制造业特定需求的工具（如视觉质检替代人工检测），而新一代 AI 是重构生产关系的核心生产力，使每个设备拥有感知能力，每条产线具备思考能力，工厂进化为“自主优化的智能体”。未来有望采用工业大模型为底座，融合领域知识，作为工厂的决策中心；制造业智能体具备“感知-分析-决策-执行-进化”闭环自执行能力，并通过多智能体协同（Multi-Agent）实现跨域协作；数据流贯穿制造业全价值链，进入真正的制造业自主决策时代。

第二章 分类、分级方法

制造业场景人工智能应用是基于先进制造技术与 AI 技术深度融合，贯穿于设计、生产、运营、服务等产品全生命周期，具有自感知、自决策、自执行、自适应、自学习等特征，旨在提高制造业质量、效率效益的先进生产方式。制造业场景人工智能应用分类分级从工作域、业务区和 AI 技术三个维度对智能制造所涉及的要素、装备、活动等内容进行描述，整体框架如图 1 所示：

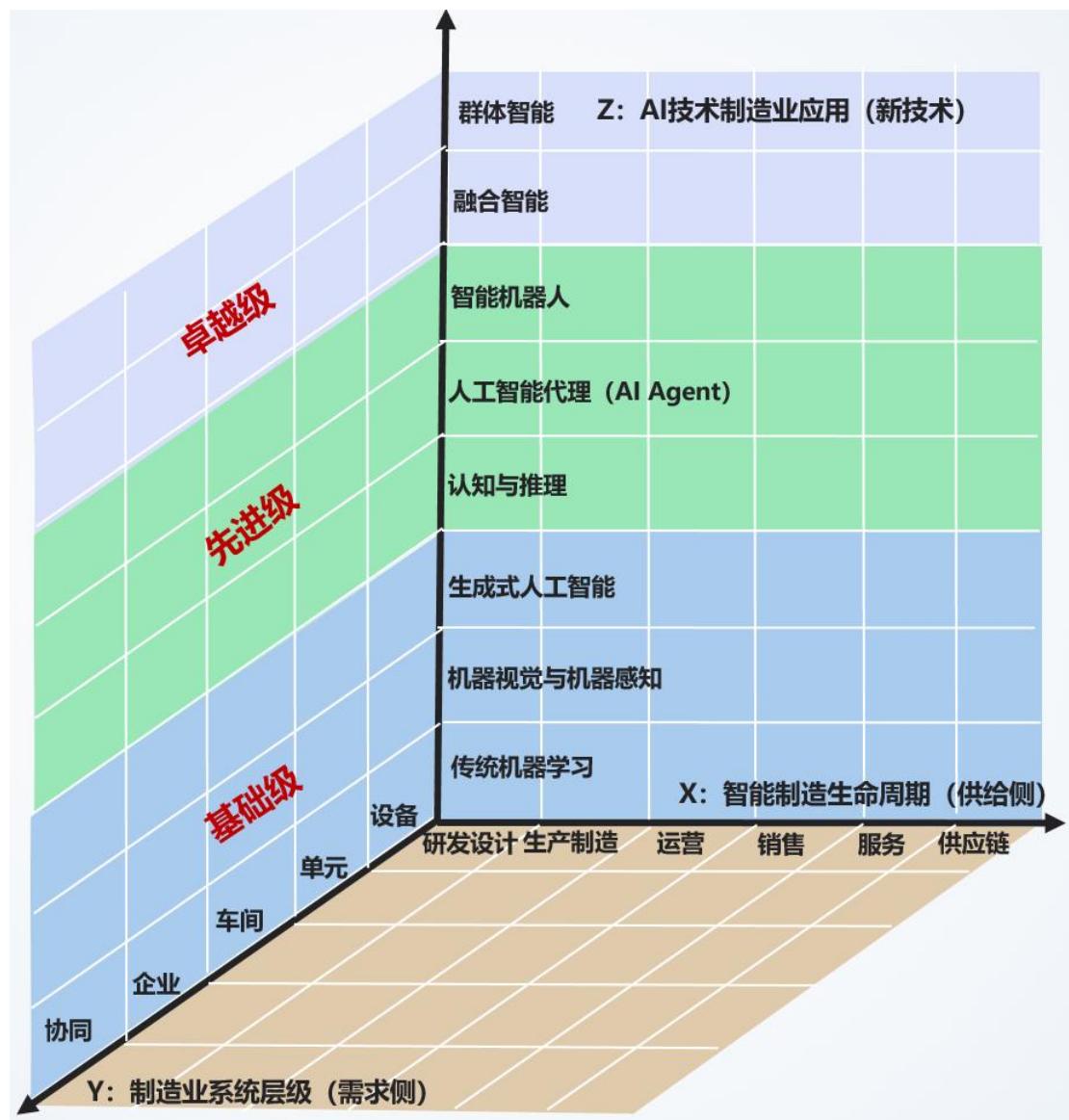


图 1 制造业场景人工智能应用分类分级框架图

(一) 分类方法

通过制造业 AI 场景应用分类，通过三个维度进行分类描述。X 轴按照工作域-智能制造生命周期划分为六部分；Y 轴按照业务区-制造业系统层级划分为五部分；Z 轴按照新技术-AI 技术制造业应用划分为八部分。

X 轴：参考中国《国家智能制造标准体系建设指南（2024 版）》、《智能制造能力成熟度模型》GB/T39116-2020、德国“工

业 4.0”体系标准、美国智能制造系统等，按照智能制造生命周期维度划分为研发设计、生产制造、运营、销售、服务和供应链 6 个阶段。

1、研发设计：根据企业的所有约束条件以及所选择的技术来对需求进行实现和优化的过程。一般包括产品设计、结构设计、工艺规划、原材料选择、物料配套等。可以采用计算机辅助设计（CAD）软件、产品数据管理、产品生命周期管理、模拟仿真等技术实现设计过程。

2、生产制造：生产是指将物料进行加工、运送、装配、检验等活动创造产品的过程。一般可通过计划排程、质量管理、设备管理、原料管理、能源管理等生产管理方法，联合生产制造执行系统（MES）实现生产过程。可利用智能制造装备、5G+数据采集、AI 视频监控、大数据分析、机器视觉检测等技术手段实现对生产现场的透明管控、质量问题的优化分析、生产过程的智能调度，以及生产过程的优化运行等。

3、运营：对企业的运行状况进行管理，以实现生产目标的管理活动。一般可通过精益生产、全面生产维护、六西格玛、阿米巴等方式提升运营管理效率。可采用制造运营管理系統（MOM）、产品生命周期管理（PLM）等软件。

4、销售：产品或商品等从企业转移到客户手中的经营活动。一般包括市场行情分析、销售渠道管理、客户关系管理、招投标管理、订单管理、客户服务和售后支持等。产品销售可

以借助的数字化手段和业务系统有产业互联网平台、客户关系管理系统（CRM）、订单管理系统（OMS）等。

5、服务：产品提供者与客户接触过程中所产生的一系列活动的过程及其结果。一般在产品销售之后，针对消费者的需要，为其提供一系列的技术支持和问题解决服务。这些服务可以包括投诉受理、故障诊断、维修服务、验收测试、售后支持、满意度调查等。服务需要用到的业务系统包括售后服务管理系统、远程服务支持系统、技术支持知识库等。

6、供应链：围绕核心企业，通过对商流、物流、信息流、资金流的整合与控制，从原材料采购到产品交付最终用户的完整链条中，所涉及的供应商、制造商、分销商、零售商及消费者等主体形成的网链结构。本质是跨组织协同的价值创造系统。综合运用 AI、工业大数据等技术可以对供应链各个环节的数据进行实时监测和分析，通过对供应链数据的整合和挖掘，优化物流运输、库存管理等环节，提高供应链的效率和灵活性。

Y 轴：参考《国家智能制造标准体系建设指南（2024 版）》按照与企业生产活动相关的组织结构的层级划分（即系统层级），包括设备层、单元层、车间层、企业层和协同层，共 5 层。

1、设备层：企业利用传感器、仪器仪表、机器、装置等，实现实际物理流程并感知和操控物理流程的层级。设备层的

设备直接参与生产过程，将物理材料转化为产品。层级功能是生产过程的传感和操纵。实现其功能的应用装置或系统一般包括输入装置（先进传感器、智能仪表、编码识别、摄像头、工业 PDA、信号转换）、输出装置（控制器、执行机构、驱动器、工业看板、状态指示）、输入输出混合装置（人机界面）。

2、单元层：用于企业内处理信息、实现监测和控制物理流程的层级。通过工业计算机控制系统实现功能，层级功能是生产过程监控和自动控制。本层级为边缘计算提供物理基础。实现其功能的应用系统一般包括可编程序控制器（PLC）、数据采集与监视系统、智能边缘网关、分布式控制系统（DCS）、现场总线控制系统等。

3、车间层：实现面向工厂或车间的生产管理的层级。车间层自下接入生产现场数据，自上接收信息系统的数据，通过网关采集设备数据，通过协议解析、数据处理支持异构数据的集成，通过对数据的分析和计算支撑生产制造执行与自动控制、生产工况智能监控、物流仓储管理、人员、设备、资源及环境管理、车间监控可视化系统。

4、企业层：实现面向企业经营管理的层级。层级功能一般是财务会计、市场营销、生产运作、人力资源、企业研发与采购管理。实现其功能的应用系统一般包括：设计研发（计算机辅助设计系统、协同设计系统、信息知识库系统）、生

产运营（企业资源计划管理系统、产品全生命周期管理系统、办公自动化系统）、采购物流（供应链管理系统、货运管理系统、仓储管理系统）、销售和服务（客户关系管理系统、供应链管理系统）、财务与人力资源（财务、人力资源管理系统）、可视化（商业智能和企业可视化系统）。

5、协同层：企业实现其内部和外部信息互联和共享，实现跨企业间业务协同的层级。层级功能是其下部层级的信息通过企业外部网络活动实现互联互通的层级。实现其功能的应用系统一般包括：设计协同、生产协同、供应链协同、销售协同等。

Z 轴：按照制造业场景中 AI 技术应用的维度划分为传统机器学习、机器感知与机器视觉、生成式人工智能、认知与推理、人工智能代理（AI Agent）、智能机器人、群体智能、融合智能，共 8 部分。

1、传统机器学习：蓝皮书中传统机器学习界定为具有明确的数学规则，使用算法从数据中自动识别模式和规律，并利用这些知识来处理新的数据或任务。主要包含统计建模、分析工具和计算方法等。制造业应用以数据处理、建模优化等场景的融合应用为主。

2、机器感知与机器视觉：AI 能够理解、解释声音、图像、视频等多种模态数据，主要包括图像/语音处理、分析与合成、模式识别、目标检测、视觉学习与理解等。制造业应用

主要为多模态数据感知面向场景的分类、检测和识别等任务。

3、生成式人工智能：AI 从数据中学习，并生成全新的与训练数据相似但并非简单复制的数字内容。制造业应用主要为内容生成、数据增强和模拟任务等，可以生成图像、音视频、代码、文本、合成数据、跨模态生成等。

4、认知与推理：AI 系统具备类似人类的认知和推理能力，主要包括认知建模、知识表示、推理、搜索求解等。制造业应用以工业规则库和知识图谱构建为主。

5、人工智能代理（AI Agent）：能够自主感知环境、分析信息、做出决策并执行动作的智能体。通过与环境互动，利用算法、数据和模型来完成特定目标，核心在于自主性和目标导向性。AI Agent 代表了人工智能发展的一个重要方向，它让 AI 从被动的工具变成了能够主动理解目标、规划步骤、利用工具、并在环境中执行复杂任务的“主动执行者”。

6、智能机器人：能够替代或协助人类完成任务、具有物理实体的智能机器，具备控制、设计、运动规划、任务规划、人机交互等功能的智能系统。本蓝皮书界定为单个智能机器人，包括但不限于智能设备、机械臂、工业机器人、AGV、人形机器人等。

7、融合智能：整合多种 AI 技术，突破单一技术的局限性，实现更强大的感知、决策与执行能力的智能应用。通过跨模态协同与技术互补，构建更接近人类综合认知的智能。

8、群体智能：具备一定感知、决策和执行能力的多个智能体，相互共享信息、知识和资源来实现协作和协调，从而实现全局的任务最优。包括但不限于多种形态的 AI Agent、机器人交互、协同控制等。

（二）分级方法

按照技术成熟度、制造业适用性、技术前景等方面划分为三个级别，分别为基础级、先进级和卓越级，为制造业企业、AI 技术供给方明确技术布局方向提供参考。基础级确保应用稳定性，优化级实现差异化竞争，引领级储备长期战略能力。

- 1、基础级：AI 领域的底层支撑技术，在制造业实现广泛应用且具备较高的成熟度，是其他高阶技术发展的基础。包含传统机器学习、机器视觉与机器感知和生成式人工智能。
- 2、先进级：AI 领域快速迭代优化的技术，具备较高的制造业应用及商业价值。包含认知与推理、人工智能代理（AI Agent）和智能机器人。
- 3、卓越级：制造业 AI 应用的前沿探索，具有颠覆性潜力但尚未成熟的技术，面向解决制造业的复杂问题或实现高级的智能目标。包含群体智能和融合智能。

第三章 案例分析

(一) 传统机器学习

案例一：奥蒙德针对国内客户推出集本土化、信息安全、智能高效为一体的监测系统 PREMAS® 4.1，采用机器学习的 AI 技术实时监控胶带跑偏、料斗变形、温度异常、尾部积料等关键参数，守护生产安全。实现智能监测，故障提前预警。针对斗提设备提出了一种智能监测方案。通过安装智能检测设备，并结合机器学习、软件工程、电子技术、自动控制、传感器技术、光学等多学科知识，实现对斗提运行状态的实时监控。为设备的预防性维护、故障诊断以及优化运行提供数据支持与决策依据，有效提升了斗提设备的运行可靠性与生产效率。产品可分类分级为生产制造—设备—传统机器学习，基础级。



图 2 斗提设备智能监测

(二) 机器感知与机器视觉

案例一：天翼物联针对白酒企业聚焦基酒贮藏环节中偷酒漏酒管控、资产盘点估值、代存酒等核心需求，推出基酒精准计量产品。采用电磁波传感等无线传感技术，实现基酒液面高度隔空毫米级监测。采用深度学习开发与位置无关的特征提取模型，建立酒体液面高度和酒体密度的非接触式监测系统，结合模版匹配方法，利用多模态数据采集系统采集并提取酒坛关键特征信息，精准预测其高度-体积关系，实现吨坛内部酒体质量非接触式精准计量。产品可分类分级为生产制造—设备—机器感知与机器视觉，基础级。



图3 基酒精准计量产品架构图

案例二：北自所研发的“船舶焊缝外观缺陷智能检测系统”聚焦船舶制造环节中焊缝表面质量检测需求，采用结构光3D相机与基于2D-3D融合的深度学习算法实现焊缝外观

缺陷智能识别。系统搭载于磁吸附爬壁机器人平台，通过结构光 3D 相机对焊缝表面进行高精度 2D 和 3D 成像，设计基于 2D-3D 融合的深度学习算法，结合图像分割与边缘检测技术实现裂纹、气孔、夹渣等典型缺陷的自动识别、分类与定位。同时，设计基于 2D 图像的焊缝跟踪与纠偏算法，实现磁吸附爬壁机器人沿焊缝轨迹的自主跟踪与移动。系统集成 3D 视觉采集、AI 缺陷识别、机器人运动控制三大模块，形成覆盖焊缝表面质量检测全流程的智能检测体系，适用于船舶建造、维修及检验等场景，产品可分类分级为生产制造—设备—机器感知与机器视觉，基础级。

（三）生成式人工智能

案例一：PTC 的现场服务管理软件（例如 ServiceMax）具备生成式 AI 的功能模块。ServiceMax 存储了文本丰富的工作订单数据，非常适合使用大语言模型（LLM）分析。SaaS 形式的产品交付在服务领域应用广泛，可提供与大语言模型（LLM）模型改进相关的一致更新。此外，服务技术人员大量使用移动设备，文本和聊天交互可以与 AI 助手形成高频交互。大语言模型（LLM）能够快速扫描大规模数据集，扩展知识并加快查询速度。例如请求 AI 助手总结先前的工单或要求提供调度优化方面的支持。产品可分类分级为服务—

企业—生成式人工智能，基础级。

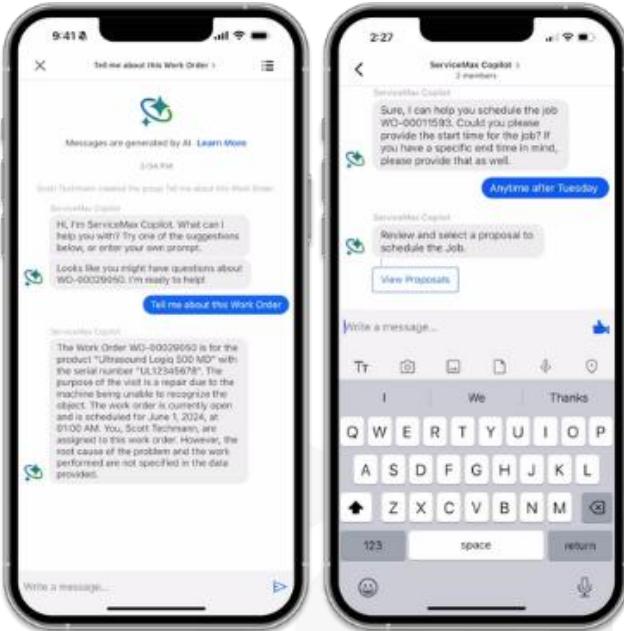


图 4 利用 AI 助手功能询问有关服务工作订单历史记录和调度的问题

(四) 认知与推理

案例一：和利时工业智能体 AIXMagital 全面接入 DeepSeek 大模型，面向煤化工行业丰富场景进行设计与优化，其煤化工 AI 工业智能套件，通过传感器网络，实时表征气化炉温度并获取气化炉等设备的运行状态、环境参数等信息，根据信息进行智能决策与控制，为煤炭资源的高效、清洁利用提供重要支撑。和利时煤化工 AI 工业智能套件（智能寻优）通过人机结合不断迭代，以机器自动学习为主、专家定义与修正结合，构建气化炉知识图谱，基于历史数据，建立氧煤比与气化效率、合成气成分（如 CO、H₂含量）之间的关系模型，并依据用户的反馈、语料的增加与更新，不断进

行温度和氧煤比控制模型的更新与迭代。通过对装置各个运行工况的分析计算，得到运行参数的最优标杆值，根据实时工况（如煤粉特性、氧气纯度等），动态调整氧煤比，确保气化反应处于最佳状态，避免资源浪费。产品可分类分级为生产制造—单元—认知与推理，先进级。

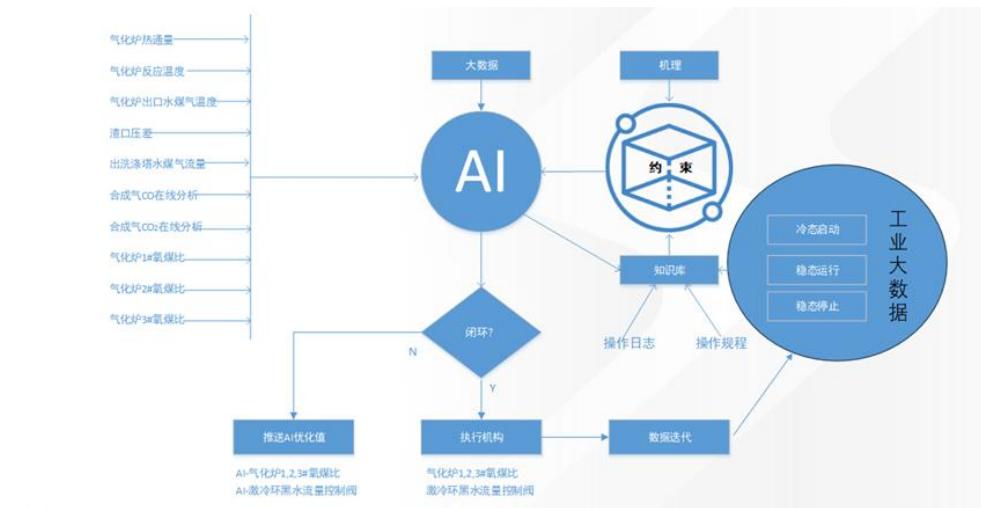


图 5 AIXMagital 动态调整氧煤比

案例二：工业富联光伏电池片产线智能维修闭环

设计思路及技术架构为以精益管理理念为指引，构建“数据-知识-决策”的 PDCA 闭环系统，打造了 GenAI 设备助手平台。通过构建指标字典实现计算逻辑标准化，对项目实施流程进行重构，融合 RAG 检索增强生成技术、领域微调算法及混合检索引擎，推动故障诊断模式从被动响应向预测性维护转型。

GenAI设备助手技术架构

AI工业富联



图 6: GenAI 设备助手技术架构

项目构建“硬件--模型--应用”三位一体技术体系：

- **硬件层**: 构建公有云/专有云/边缘计算的混合基础设施，整合 Oracle、MySQL 等关系型数据库与 Pinecone 向量数据库，融合设备日志、传感器高频数据及专家知识文档，通过 Docker+Kubernetes 实现弹性部署。
- **模型层**: 部署 GPT-4o Turbo 基座模型及行业定制模型，结合 Pinecone/ Chroma 等混合检索引擎实现多模态检索增强，支持 20 万+故障案例的领域适配训练。通过 LlamaIndex 调度链实现跨模型协同推理，通过大量的提示词标注故障案例进行领域适配，以适应特定行业的需求。混合检索引擎支持语义检索和关键词检索两种方式，使得模型能够快速准确地找到相关的故障信息以及历史案例。
- **应用层**: 将各种功能嵌入到运维流程中，如预测维护、AR 故障诊断、知识管理、动态看板等。提供 Web 端动

态看板、移动端 AR 指导及 API 系统对接，每条建议附带置信度评分及知识溯源，实现工程师团队在线协同，整体提升运维效率 45%以上，故障响应时间缩短至 15 分钟内。

产品可分类分级为运营—单元—认知与推理，先进级。

（五）人工智能代理（AI Agent）

案例一：PTC 将 AI Agent 有应用于工业数据管理，认为实现其功能的三大核心要素为向量数据库、语义层与 API 接口。

1、向量数据库：向量数据库可存储结构化和非结构化数据，尤其擅长处理文档、视频等非结构化内容。它们使 AI Agent 能够搜索、总结并从中提取难以分析的文件洞见，为企业知识的交互开辟新途径。例如，Onshape 用户无需手动查阅文档即可咨询培训或故障排除问题。利用向量数据库的应用场景能快速见到成果。如果已建立索引机制（如 Windchill 的 Solr 索引引擎）来管理文档，则效果更加明显。

2、语义层：语义层充当了复杂企业数据与 AI Agent（或报表仪表盘等其他工具）之间的桥梁。它能将业务问题转化为精确的数据库查询。例如，当 Windchill 用户询问“哪些未解决的更改请求会影响 X 备件时，语义层将：

- 识别关键术语，如“更改请求”和“X 备件”
- 将其映射至系统中正确的数据对象
- 生成查询以获取准确结果

通过处理这一转换过程，语义层使 AI Agent 能够在使用企业软件复杂数据结构的同时，提供清晰且符合商业需求的答案。

语义层的另一关键优势在于优化软件集成。当多个系统构建了语义层后，AI Agent 就能在企业系统间无缝地调用数据。例如，将应用程序生命周期管理（Application lifecycle management, ALM）、PLM 和现场服务管理（Field Service Management, FSM）等系统间的语义层进行映射，可解锁新型闭环应用场景一如 Codebeamer 中的 AI Agent 程序处理来自 ServiceMax 的问题报告，据此更新需求规格，进而触发 Windchill 中的变更项目。

3、API: API 能够让 AI Agent 从企业软件中获取结构化数据，对向量数据库执行语义搜索以提取非结构化洞见，并在各系统间协调各项操作。API 不仅仅是数据通道，它能让 AI Agent 调用专业工具、触发工作流并在企业内无缝交互，确保其作为智能数字工作者而非被动响应者运行。作为企业软件中的成熟工具，API 为智能工作流提供了可扩展且安全的基础架构。

综上，PTC 的 Windchill（集成应用软件，可跨企业管理产品和工序的整个生命周期）内置了 AI Agent 功能组件，可分类分级为研发设计—协同—人工智能代理，先进级。

案例二：北自所研发的“工业控制器自动编程智能体”针对工业场景中控制器代码编写效率低、适应性等核心问题，构建了基于自然语言大模型与知识图谱、向量化知识库的自动编程智能体。该智能体通过语义理解模块解析用户自然语言指令，结合工业控制领域知识图谱中的设备参数、控制逻辑、标准化程序等结构化知识，实现对控制器程序的智能生成与优化。系统向量化技术，将结构化的知识与自然语言的语义信息进行关联并向量化，提升知识的检索效率。通过代码生成模块与语法验证模块的协同工作，可实现控制器程序的自动生成、逻辑校验与性能优化，显著提升工业控制系统开发效率与代码质量。产品可分类分级为研发设计—协同—人工智能代理，先进级。

案例三：SAP 提出商业人工智能（Business AI），强调与业务数据和业务流程相结合，在既有的系统或产品中嵌入生成式 AI，以建立集成、高效的 AI Agents。目前，基本覆盖销售线索到收款、设计到运营、人才录用到退休以及财务等企业的主要流程，解决了 AI 在产业应用场景落地难的难题。

SAP 已推出 200 多个生成式 AI 的企业应用场景，SAP Business AI 以“业务相关、结果可靠、标准负责”为原则，基于业务技术云平台（Business Technology Platform, BTP）与业务数据云平台（Business Data Cloud，BDC），以智能助理 Joule 为统一入口，通过自然语言交互实现“对话即应用”的智能体验。

- 业务技术云平台（BTP）是 SAP 应用与第三方工具之间的连接纽带，集成了每一个端到端的流程，支持无缝集成、高级分析，并通过用户友好、简化的低代码/无代码开发实现可扩展性。
- 业务数据云平台（BDC）具明显的场景化、开放性和可靠性，可以简化并全面集成数据 SAP 生态系统数据和第三方数据，从而为用户提供面向所有业务线的情境信息，以及为 AI 创新和应用提供全面、可靠的技术基础。
- Joule agents 和各业务流程的 agents（如采购、物流和服务管理等）直接嵌入企业的核心运营。SAP Knowledge Graph 对 SAP 的业务专业知识进行编码，使 Joule Agents 能够精准匹配相关业务流程，确保其能有效执行任务。员工可以打破企业内部职能限制，编排智能体跨职能协作，实现自动化重复性流程并实时优化工作流，以提升生产力和效率。

SAP 将 AI agent 嵌入既有的业务系统或产品中，主要应用于运营环节，可分类分级为运营—企业—人工智能代理，先进级。

(六) 智能机器人

案例一：创新奇智基于工业大模型和大模型服务引擎，推出具有智能化推理、任务规划能力的新一代交互式工业 AGV 机器人---ChatRobot，大幅提升工厂物流、生产效率。 ChatRobot 具备对话式交互、复杂意图理解等功能，能实现长序列任务编排和复杂决策驱动，赋予工业机器人强大的智能操控和决策能力。工业机器人与工业大模型的结合，工业机器人为“载体”，工业大模型为“灵魂”，预示着工业生产底层逻辑即将迎来一场深刻的变革。产品可分类分级为供应链—车间—智能机器人，先进级。

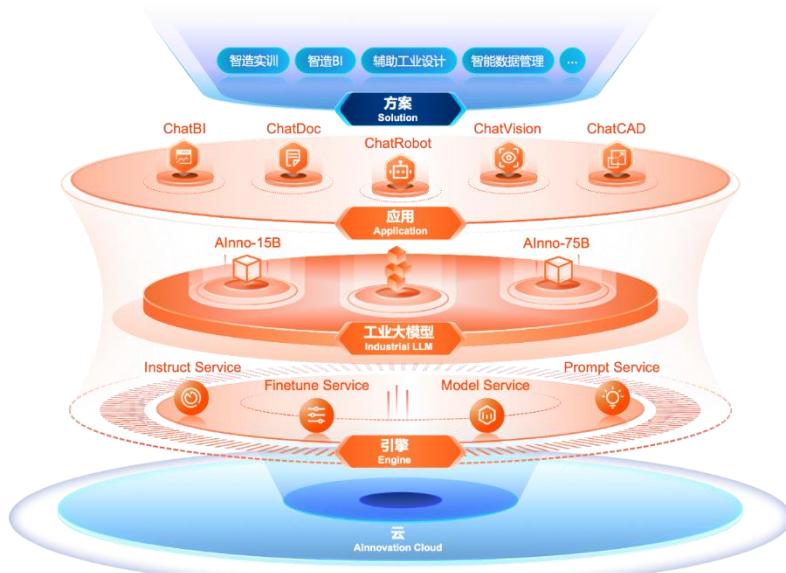


图 7 奇智孔明工业大模型架构图

(七) 融合智能

案例一：南钢集团与华为联合研发的“元冶·钢铁大模型”依托华为云 Stack、盘古大模型等诸多成熟平台，打通料铁、铁钢、钢轧及客户四大业务界面，以研发、生产、营销、经营四端场景为驱动，构建 20 个 AI 应用场景试点，实现全流程、全产业链数据贯通与智能升级。随着首批基于华为云 Stack 的大模型应用试点正式上线，多个生产场景的智能化升级正在南钢照进现实。在峰谷发电场景，传统操作依赖经验，预测偏差大，响应之后效果难以达到最优。对于一座日耗能巨大的钢铁厂来说，每一刻的能源调度都直接影响着成本和效率。基于华为云 Stack 提供的大模型和求解器能力，南钢打造了智能峰谷优化调度系统，巧妙利用高焦转余气发电，实现了从经验驱动到数据驱动，从滞后响应到实时最优。2024 年增加发电 655 万度电，峰谷发电效益增加 4.24 倍，为能源利用增添绿色底色；在碳锰低温钢研发场景，碳锰低温钢的强度与韧性，决定着重大装备的生死存亡。传统研发普遍面临着组合配方耦合复杂、依赖经验试错成本高昂等困境。借助华为云 Stack 大模型混合云，南钢通过工业机理、预测模型、寻优模型的深度结合，对钢材成分、工艺进行大数据分析，实现碳锰低温钢的力学性能预报，在线监控、

实时调整优化工艺，将产品性能合格率提升了 1.5%以上，重构特种钢研发范式。

“元冶·钢铁大模型”面对钢铁行业数据模态数据多元、过程“黑盒”复杂、质量要求严格的特点，通过多视角、多尺度、跨范式的多模型协同，将感知、认知、预测、推理、优化、计算等多种 AI 模型以及行业机理模型深度融合，构建以概率计算为“右脑”、精确求解为“左脑”的双向驱动群智能模型集群，以“场景-生态-管理”为框架，形成一个完整的工业大模型，综合发挥各模型优势，推动南钢集团完成了从单领域、单工序寻优向跨领域、跨空间、一体化全局寻优的数字化转型升级。“元冶·钢铁大模型”可分类分级为生产制造—企业—融合智能，卓越级。



图 8 南钢-华为“元冶·钢铁大模型”

案例二：京东工业基于工业互联网平台，利用 AI、物联网、大数据等技术能力，构建分布式光伏线上线下一体化数智运维新模式，通过户用光伏电站逆变器数据采集统一上

云，汇集海量生产数据，线上平台提供光伏运营一体化、管理精准化、运维智能化、平台扩展化及应用移动化 5 大数智化应用服务能力，实现电站精确监控、故障处理快速响应，运维人员规范管理、备品备件高效调配、仓储资源共享，科学规划运维频次和路线，提升管理效率和发电量，提高电站资产的安全保障水平，降低运维成本，实现资产保值增值。

AI 技术使用主要体现在以下几方面：

1、利用 AI 技术进行智能分析，精准运维，实现运维服务成本下降 17%

京东工业平台利用 AI 算法能力分析限电损失电量、故障损失电量、阴影损失电量、积灰损失电量并进行清洗预测，提高预判准确性，精准运维，降低线下运维成本。



图 9 智能分析

其中积灰分析，是基于对脏污程度在任意时间维度的预测、模拟，对因积灰、脏污所造成的发电量损失进行仿真分析，并结合未来 7—14 天的天气情况，基于系统的运筹算法

模块计算该配置下最优的清洗建议（见图 10 清洗预测），还可根据用户选定地区范围进行仿真，预估收益情况，合理分配清洗力量，降低成本，提升发电量。阴影遮挡分析是通过捕捉电流的变化规律，分析阴影遮挡类型，提高告警准确率，降低误报、漏报率，实现运维工作的提质增效。

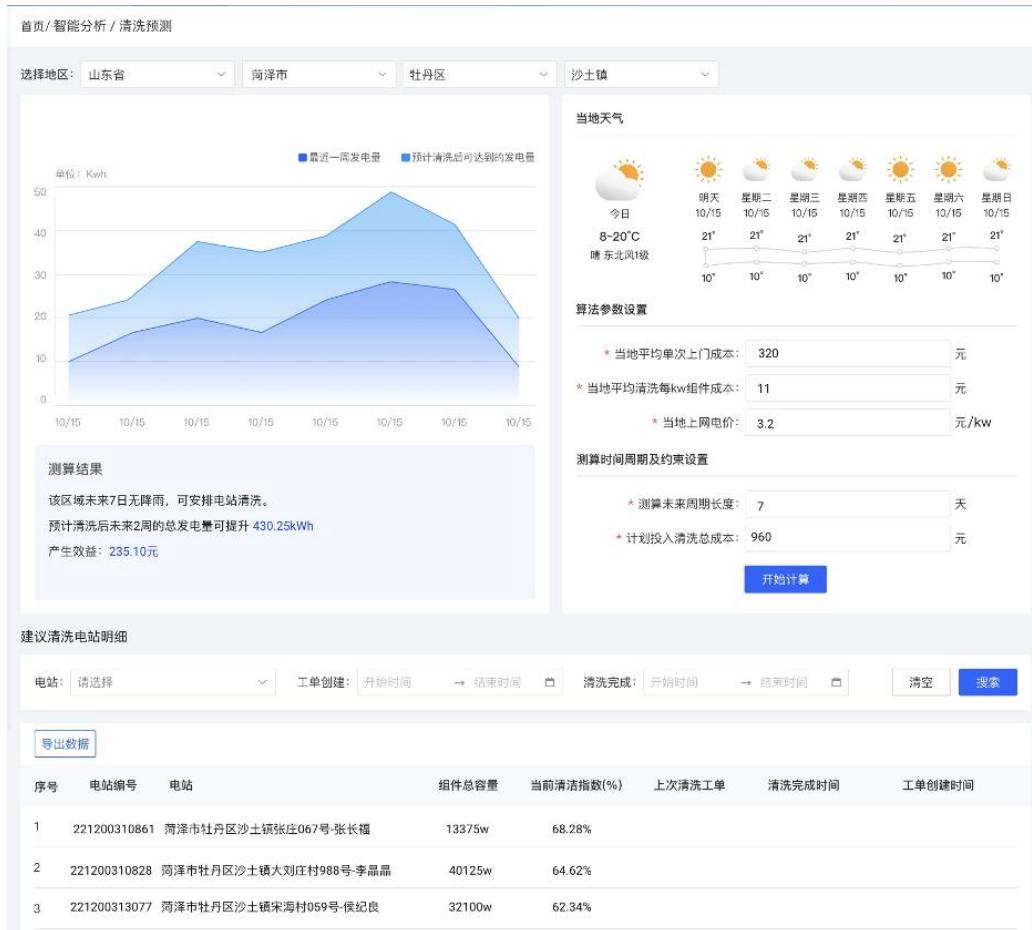


图 10 清洗预测

2、备品备件智能调配，供应时效提升 32%

利用京东工业覆盖光伏电站 90% 以上的备品备件品类及强大的仓储物流等能力实现备件需求预测、仓储资源共享、备件集约化管理与服务共享，备品备件高效调配，提高服务网

络覆盖率，备品备件供应时效提升 32%，故障电站及时得到维修，进一步保发增发。

3、线上线下闭环数智化运维，运维整体效率提升 20%

在运维方面，户用光伏电站分散、场景多样，屋顶业主涉及到的农户主体带有 C 端属性，已实现“在线监控、故障告警、自动派单，接单响应、上门服务、服务追溯、故障分析”等线上线下一体化闭环运维流程。通过数智化手段，优化故障告警和健康状态诊断功能，故障类、运维计划类、临时任务类工单实现了 100% 的在线管理，其中故障类工单通过预警生成的比例为 85%，系统无法判断的部分故障经专家分析后人工派单约 11%，其余缺陷在点巡检过程中发现，并发起工单需求，后台进行派单。在工单响应时效上，故障类和运维计划类工单可实现秒级批量生成，实现分钟级派单，工单响应时效提升约 34%；系统根据工单的紧急程度划分了 3 个等级，工程师根据不同等级的时效要求合理安排上门时间，履约时效达成率超过 90%；运维效率整体提升约 20%。

京东工业综合运用多种 AI 技术赋能分布式光伏数智运维，产品可分类分级为运营—企业—融合智能，卓越级。

（八）群体智能

群体智能指多个智能体可以协同工作。多个协调智能体

负责分配行动并监督智能体活动，它们就像一组智能体的团队管理者。其他智能体则是专为执行特定任务而设计的专家型智能体，根据独特指令运行。PTC 的 ServiceMax 一站式提供工作管理、自动化、预防性维护、合同管理、移动工具和客户自助服务功能。ServiceMax 中部署了一个协调员智能体，专门协调多个针对现场服务管理 (FSM) 进行优化的智能体。其中，服务历史记录智能体可根据工单数据解答问题，而编程管理智能体则能查看技术人员的日程表，并依据用户、工单及客户情境来安排活动。产品可分类分级为运营—企业—群体智能，卓越级。



图 11 ServiceMax AI 多智能体架构