

INDUSTRIAL AI · 行业白皮书

中国制造企业智能化与绿色低碳发展白皮书

人工智能应用场景与落地路径

发布时间

2026年9月

序言

当前，中国制造业正经历一场深刻变革。人工智能加速向制造业核心场景渗透，从辅助分析走向自主执行，为制造业企业带来新的机遇与挑战。国家层面围绕智能制造和智能工厂梯度培育已形成政策支持体系，为制造业企业开展技术转型和规模推广创造了有利条件。中国制造业需要积极把握这一历史窗口，将人工智能更好地转化为提质增效和可持续发展的动力。

上海人工智能研究院、联合国工业发展组织全球工业人工智能联盟卓越中心与西门子共同组织编写本白皮书，正是希望回应这一产业命题。各方分别汇聚技术研究、国际视野、学术前沿和产业实践的力量，努力在理论探索与企业实践之间搭建可信桥梁。白皮书以制造企业的实际转型需求为出发点，回答三个最朴素也最关键的问题：人工智能能够在哪些业务场景创造价值？企业需要具备哪些基础条件？如何从单点试点逐步走向规模化应用？

白皮书的贡献，首先在于“场景可循”。围绕制造企业智能化与绿色低碳转型两条主线，聚焦研发、生产、质量、运维及能源管理等重点业务领域，并结合可量化、可验证的实践案例。其次在于“路径可依”。从经营目标牵引、价值闭环筛选、小切口试点，到标准化复制和全生命周期治理，梳理出从场景识别到规模应用的实施思路。最后在于“生态可协同”。我们强调，制造业人工智能不是单一模型或产品的问题，而是产业知识、数字基础、业务场景和组织协同共同支撑的长期工程。

上海人工智能研究院与联合国工业发展组织全球工业人工智能联盟卓越中心长期致力于人工智能技术研究、产业赋能与生态建设，推动前沿技术与国内外产业需求更好对接。本白皮书是这一努力的具体体现，旨在为产业实践提供可验证、可借鉴的参考。面向未来，我们期待各方以真实场景为牵引，在安全可信的前提下深化开放协同，共同建设可验证、可复制、可持续的工业智能新生态。愿本白皮书成为一次务实的起点，汇聚产学研用各界力量，把中国制造的场景优势转化为高质量发展的新动能，帮助更多制造企业在智能化与绿色低碳转型中稳步前行，推动中国制造业迈向高质量发展的新阶段。

徐纯

上海人工智能研究院、全球工业人工智能联盟卓越中心秘书长

序言

工业人工智能正从辅助决策的工具，演进为驱动产业迭代升级的能力底座。随着 AI 能力从规则驱动、数据驱动，进一步走向模型驱动与多模态协同，工业 AI 正在更深地嵌入企业的业务流程和工程体系。西门子 Xcelerator 始终致力于将领先的数字技术与工业场景深度融合，助力企业在这—演进路径中，实现从单点优化迈向全价值链的升级。

工业 AI 转型应当回归业务本源，构建“价值牵引-场景闭环-能力复用”完整范式。本白皮书跳出纯粹的技术叙事，直面产业落地过程中的现实断点，将智能化升级与绿色低碳转型两大发展主线有机融合，始终围绕制造企业降本增效、提质保供、韧性运营、合规降碳的核心诉求展开研究。以经营价值为导向开展顶层设计，以业务场景为载体打通业务闭环，依托平台化机制实现能力的规模化复用。这套体系，直面企业 AI 转型中普遍遇到的“看不清价值、进不了流程、铺不开规模”的现实痛点。

开放的生态协同，是释放工业 AI 规模化价值、实现可持续发展的关键路径。技术单点突破可以实现快速起步，但产业的行稳致远必须依靠多方合力。工业智能化的价值释放，离不开工业工艺知识、软硬件技术体系与生态伙伴能力的深度聚合。西门子 Xcelerator 作为开放的数字商业平台，既沉淀西门子先进的工业技术资产，也汇聚本土及全球生态伙伴的创新能力，构筑起支撑工业 AI 交付与复用的产业生态根基。我们致力于降低不同体量制造企业的转型门槛，推动跨行业、跨主体协同创新，打通技术与真实生产场景的壁垒，为全产业链激活增长新动能。

期待本白皮书能够为广大制造企业与产业生态伙伴提供务实参考，推动工业 AI 从零散的试点示范，沉淀为支撑企业长期可持续发展的核心组织能力。

胡建钧

西门子（中国）副总裁、Xcelerator 中国总经理

执行摘要

本白皮书立足制造企业的现实需求，系统梳理人工智能在智能化转型与绿色低碳发展中的应用场景与落地路径，结合产业实践与案例研究，形成以下三项核心判断。

01 业务价值闭环

制造企业人工智能竞争力的核心，正在从“模型能力”转向“业务价值闭环能力”。

02 数绿协同

人工智能正在打通智能化转型与绿色低碳发展两条主线，形成面向经营目标的一体化转型。

03 平台化规模复制

平台化能力，是制造业人工智能从“单点应用”迈向“规模复制”的关键分水岭。

目 录

1	拥抱趋势：人工智能加速进入制造业核心场景	1
1.1	制造企业面临前所未有的挑战与机遇	1
1.2	人工智能从“辅助分析”走向“自主执行”	2
1.3	全球制造业人工智能应用态势与我国位势判断	4
1.4	制造企业规模化应用人工智能的现实难点	6
1.5	本白皮书的立场与贡献	9
2	能力基础：制造企业人工智能应用的支撑体系	12
2.1	总体框架	12
2.2	基础支撑	13
2.3	能力集成	17
3	应用场景一：人工智能支撑制造企业价值链核心环节智能化转型	21
3.1	研发设计：多模态图纸解析与生成式工程	21
案例 3-1(a)	西门子 Eigen 工程智能体：自动化工程代码生成与项目配置优化	26
案例 3-1(b)	案芯智能：多模态图纸识别与 BOM 自动生成	27
3.2	生产制造：自主作业、过程调控与智能检测	28
案例 3-2(a)	灵境智源：非标场景无人叉车自主作业	34
案例 3-2(b)	元始智能：PTFE 挤出过程预测与自动调节	35
案例 3-2(c)	华沿机器人：三维视觉与协作机器人自动检测	36
3.3	质量管控：在线预测与异常处置	37
案例 3-3(a)	易智唯思：M-DOS 智能体赋能精密制造质量闭环	40
案例 3-3(b)	玉贲智能：YobiAI 检测眼赋能药片缺陷剔除	41
案例 3-3(c)	帷幄：SpaceSight 数智空间赋能工厂巡检升级	42
3.4	运维服务：设备维护与协同运营	43
案例 3-4(a)	箴羲科技：锦书大模型赋能核电设备智能运维	47
案例 3-4(b)	盛原成科技：热工大师 AI 系统赋能窑炉节能诊断	48
案例 3-4(c)	老虎云科技：AI 智能体平台赋能电力能源内外协同	49
4	应用场景二：人工智能支撑制造企业绿色低碳转型	50
4.1	能效优化：重点系统协同控制与动态寻优	50

案例 4-1(a) 西门子智冷魔方：制冷机房动态节能	56
案例 4-1(b) 常青智控环小宝：能耗与环保数据智能治理	57
4.2 能源调度：源网荷储协同与虚拟电厂响应	58
案例 4-2 ABB 厦门工业中心：“源网荷储”协同调度	63
4.3 绿色供应链：碳数据治理与绿色采购优化	64
案例 4-3 碳衡科技：数字化碳管理平台驱动供应链碳协同	69
4.4 碳足迹核算与管理：全周期精算、可信追溯与减排优化	70
案例 4-4 西碳迹：碳足迹精算与追溯数字化平台	75
5 平台协同：规模化应用的组织机制	77
5.1 从单点应用到跨主体协同	77
5.2 平台协同机制：以西门子 Xcelerator 为例	78
5.3 平台协同的适用边界与本土化要求	84
6 落地路径：从场景识别到规模复制	86
6.1 以经营目标牵引场景识别	86
6.2 以价值闭环筛选优先场景	87
6.3 以最小可用底座支撑系统贯通	88
6.4 以小切口试点验证业务收益	88
6.5 以标准交付包推动规模复制	89
6.6 以全生命周期治理保障持续运营	90
6.7 因企制宜确定差异化推进路径	91
7 发展建议：优化产业发展环境	94
7.1 完善政策引导与治理规则	94
7.2 强化协同创新与区域分工	95
7.3 深化开放合作与国际规则衔接	95
8 参考文献	97
9 编制单位及编制团队	106

1 拥抱趋势：人工智能加速进入制造业核心场景

1.1 制造企业面临前所未有的挑战与机遇

当前，中国制造企业处于多重压力叠加的经营环境。经济增速换挡叠加需求收缩，行业竞争加剧，利润空间持续收窄。客户需求加速向个性化、柔性化演变，传统依赖规模效应的生产模式难以适配小批量、多品种、短交期的市场特征，交付能力与柔性生产水平成为核心竞争要素。上游原材料价格的非周期性波动进一步侵蚀利润，库存管理与成本控制难度显著上升。

国际上，以欧盟 CBAM 为代表的碳约束正从软性倡导转向刚性准入，成为出口型制造企业必须直面的经营成本。碳管理已嵌入国际供应链绿色准入规则与出口合规要求，不仅直接影响产品出口的碳成本与合规成本，更成为进入全球头部企业供应链的前置门槛，范围三排放的可追溯性与产品级碳足迹核算能力正在重塑国际竞争的入场规则，制造企业正面临着不可回避的合规压力^[1]。

此外，人口结构性变局带来更深层挑战。我国制造业长期依赖的人口红利正加速消退。2025 年城镇非私营单位制造业年平均工资已升至 113594 元^[2]，年轻劳动力从业意愿持续走低，用工成本上涨与技能人才断层的矛盾日益突出，大批资深技能人才积累的工艺与调试经验面临失传风险。

压力之中也蕴含转型机遇。产业转型升级催生了技术与装备市场的新增需求，新型制造业领域全球竞争力持续提升，开辟了新增长空间。以大语言模型为代表的人工智能技术加速向制造业场景渗透并逐步走向成熟，为制造企业提供了新的变革工具，推动智能化能力从外围辅助向核心生产经营环节延伸。



图 1-1 欧盟碳配额价格历史走势（2017-2026）

来源：Trading Economics, EU Carbon Permits

1.2 人工智能从“辅助分析”走向“自主执行”

近年来，人工智能在制造业中的应用经历了深刻的技术跃迁，正由辅助感知和分析逐步走向自主决策与执行。这一跃迁由人工智能技术能力的成熟与制造业支撑体系的完善双向驱动，二者渐进叠加、协同演进，共同形成了当前加速落地的重要拐点。

1.2.1 人工智能能力演进：从认知生成到自主行动

技术跃迁始于大语言模型，其在超大规模语料训练下具备较强的泛化与迁移能力，可理解自然语言指令、开展逻辑推理，并在一定程度上适应新的工业任务与场景，降低对预设规则和大规模人工标注数据的依赖。多模态大模型进一步融合视觉、语音、文本等感知能力，可识别仪表数值、辨识设备异响、解析工艺参数，显著拓展了人工智能对复杂工业信息的感知与理解能力。

感知能力成熟后，人工智能逐步延伸至分析与决策环节，可诊断生产瓶颈、预测设备故障、优化工艺参数，为操作人员提供决策支持。更具变革价值的是智能体所具备的自主执行能力，其可理解任务目标、拆分子任务、调用系统资源完成操作，并根据环境变化动态调整策略；多智能体协同作业时，各智能体分别承担控制与调度职能，形成产线层面的分布式协同智能。最终，人工智能由数字空间进一步走向物理世界，通过与具身智能系统和工业装备深度融合，赋予生产系统自主感知、决策与操作能力。

1.2.2 制造业智能化支撑体系：能力落地的底层保障

制造业智能化基础设施为技术落地提供全链条支撑，各项能力并行发展、逐层加固。工业互联网实现设备级数据采集与实时感知；边缘计算与云边协同让大模型推理可在工厂

现场低时延运行，成为智能技术走入生产一线的关键条件；数据治理平台沉淀可复用工业知识；数字孪生为人工智能决策提供仿真验证空间；安全可信架构与人机协同机制则保障工业级部署的合规性。

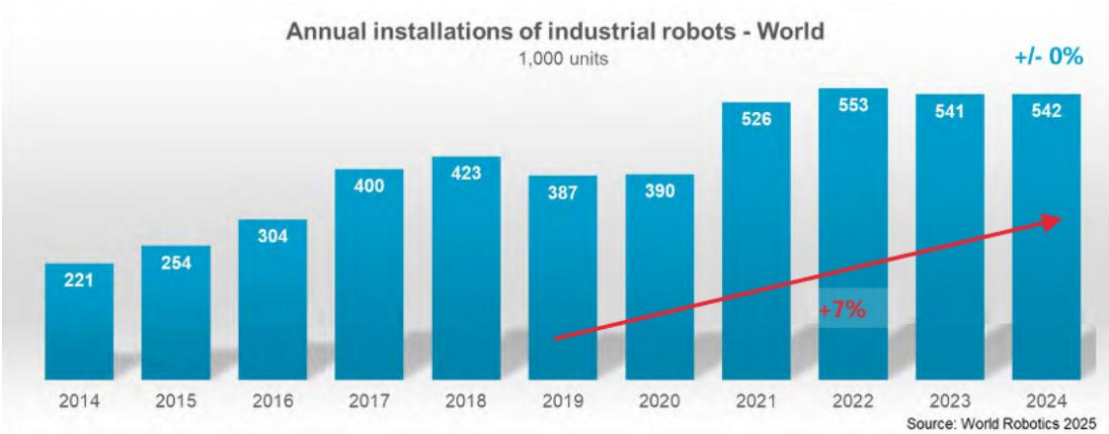


图 1-2 全球工业机器人运营存量增长趋势（2014-2024）

来源：International Federation of Robotics, World Robotics
2025, Press Conference

从技术成熟度看，参考 ABB 等机构借鉴 SAE 分级逻辑提出的工业自动化自主度五级框架^[3]，我国制造企业的人工智能应用总体仍处于辅助与协同阶段，进入自主执行阶段的应用主要集中在厂务、能源等风险相对可控的场景。

1.3 全球制造业人工智能应用态势与我国位势判断

当今，全球主要制造强国的制造业智能化发展路径呈现差异化特征。美国依托基础大模型、算力与人工智能软件生态优势，走“模型驱动”路线，以通用人工智能能力辐射工业场景；德国凭借工业 4.0 积累、工业软件与自动化装备基础，

走“工业软件与自动化”路线；日本立足精益制造传统与机器人产业优势，从现场改善与自动化升级切入。

我国制造业呈现“大而待强”格局，优势与短板并存。优势层面：制造业增加值连续 16 年居世界首位^[4]；拥有全门类工业体系，丰富的场景与海量生产数据为相关技术迭代和应用验证提供了天然土壤^[5]。自动化部署方面，以工业机器人新安装量为例，2024 年我国以 29.5 万台的成绩位居全球首位，全球占比达 54%，同比增长 7%^[6]。

排名	国家/地区	所在洲	制造业增加值(美元)
	全世界		17.60 万亿 (17,601,077,429,749)
1	中国	亚洲	4.82 万亿 (4,822,731,276,479)
	欧盟地区		3.03 万亿 (3,031,607,091,312)
2	德国	欧洲	8896.27 亿 (889,626,684,095)
3	印度	亚洲	5329.24 亿 (532,923,979,711)
4	韩国	亚洲	5135.24 亿 (513,523,784,647)
5	意大利	欧洲	3827.74 亿 (382,774,103,859)

图 1-3 2025 年全球主要国家制造业增加值对比

来源：快易理财网

然而，规模优势并不等同于技术自主，我国在关键软硬件领域仍面临显著短板。工业软件领域，研发设计类软件（CAD/CAE）国产化率不足 10%^[7]，高端市场长期由外资主导。在传感器领域，我国中高端产品进口依赖度约为 67%^[8]。在面向制造场景的人工智能技术方面，专用基础模型的发展水平仍与美国存在差距，我国在国际制造业智能化标准体系中的话语权亦相对有限。这些短板构成了人工智能在制造业

中实现规模化落地的深层制约。

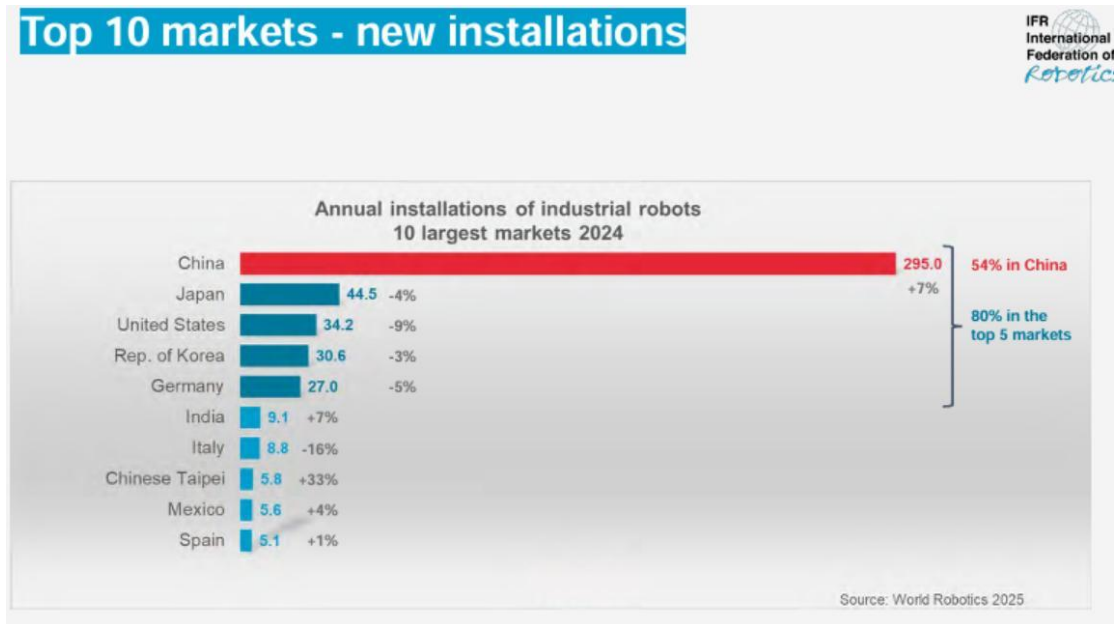


图 1-4 2024 年全球新安装工业机器人量前十市场

来源：International Federation of Robotics

1.4 制造企业规模化应用人工智能的现实难点

总体看，我国制造企业的人工智能应用已具备一定技术、场景和产业基础，但从局部试点走向规模化推广，仍面临战略认知、数据基础、价值验证、方案复用、安全信任和人才供给等方面的系统性障碍。

一是战略共识不足，场景选择缺乏价值牵引。部分企业仍将人工智能视为单一技术工具，技术与业务团队缺少统一的认知框架，也缺乏从经营目标、业务痛点到技术可行性的场景识别方法，导致一些项目价值导向不清，陷入“技术有亮点、业务用不上”的困境。

二是数字化基础薄弱，数据共享利用与安全保护协同难

度较大。大量中小企业仍处于单点自动化或局部信息化阶段，设备、系统与业务流程之间的数据尚未充分贯通，数据采集标准、接口规范和治理机制也不统一。工业数据还普遍存在有效标注不足、跨系统关联困难、数据质量参差和全生命周期治理能力不足等问题，小样本、强噪声和强物理约束进一步增加了数据治理和模型开发成本。与此同时，工业数据往往涉及核心工艺、设备参数和供应链信息，随着跨部门、跨系统乃至跨主体的数据共享需求增加，企业还需同步满足数据分级分类、访问控制和安全审计等要求，如何在扩大数据利用范围的同时有效控制泄露、滥用等风险，成为释放工业数据价值的重要约束。

三是投入产出关系不清，试点价值难以量化。人工智能应用往往涉及数据治理、设施改造、模型开发、系统集成和持续运维等多个环节，前期投入较高，价值释放又具有一定周期，且不同场景的收益形式和评价口径差异较大，行业尚缺乏通用、可比较的投资回报评估框架。特别是中小企业，容易因收益边界和回报周期不清而谨慎投入，一些项目因而停留在概念验证或局部试点阶段。

四是解决方案定制化程度高，复制推广能力不足。制造企业在设备、工艺、数据和管理流程等方面差异较大，现有方案多采用项目制交付，难以跨产线、跨企业和跨行业迁移。模型、算法、知识和工作流尚未充分实现标准化封装、组件

化调用和互操作，限制了规模效应的形成。

五是模型与系统安全可信机制尚不健全。制造场景对系统稳定性、决策可靠性和生产安全要求较高，而部分人工智能模型的可解释性、可验证性和边界条件下的稳定性仍然有限。模型失效、异常输入、自主决策偏差，以及人工智能系统与工业控制系统深度连接后带来的网络与运行安全风险，对风险分级、测试验证、人工接管、责任划分、检测认证和全程追溯等机制提出了新的要求。

六是复合型人才供给不足。制造业人工智能应用既需要工业机理、生产流程和管理知识，也需要数据、算法、软件工程和系统集成能力，但现有人才培养体系仍存在较明显的专业分割。企业内部既理解业务需求，又能够参与方案设计、项目实施并推动持续运营的复合型人才仍较缺乏，制约了技术方案与业务场景的深度融合。

上述问题贯穿场景识别、数据准备、技术开发、价值验证、复制推广和持续运营全过程，并相互影响、相互制约，共同构成人工智能应用由“可用”走向“好用”、由“试点”走向“规模”的主要障碍。

针对上述难题，我国已逐步形成以规划引导、标准评价、梯度培育和示范推广为主要抓手的政策支持体系，并在智能制造与绿色制造两条主线上协同推进。智能制造方面，《“十四五”智能制造发展规划》明确了智能制造发展的重点任务和

实施路径^[9]，《智能制造能力成熟度模型》为企业评估智能制造能力、明确改进方向提供了量化参考^[10]，《智能工厂梯度培育管理办法（暂行）》及相关梯度培育行动进一步建立了基础级、先进级、卓越级和领航级智能工厂的分级培育体系^[11]。这些政策为企业开展技术改造、试点验证和规模推广创造了有利条件，但能否形成实际成效，仍取决于企业能否围绕真实业务需求完成场景识别、价值验证和持续运营。绿色制造方面，《绿色工厂梯度培育及管理暂行办法》建立了国家、省、市三级联动，并由绿色工业园区、绿色供应链管理企业带动上下游企业参与的绿色工厂培育机制^[12]；《制造业绿色低碳发展行动方案（2025—2027 年）》进一步部署传统产业绿色改造和绿色制造体系建设^[13]；在此基础上，国家又进一步推进零碳工厂建设和梯度培育，引导制造企业持续提升节能降碳和绿色发展水平^[14]。

1.5 本白皮书的立场与贡献

本白皮书立足制造业智能化转型与绿色低碳发展的现实需求，融合技术演进、产业发展与企业实践等多元视角，聚焦人工智能在制造企业中的典型应用场景与落地路径。与侧重技术原理、单项产品或产业全景的研究不同，本白皮书以制造企业经营需求为出发点，关注人工智能如何进入业务流程并持续创造价值。

人工智能能否真正创造企业价值，关键在于三个环节：

选准具有经营价值的场景、嵌入业务流程形成闭环、将经过验证的能力沉淀复用并实现规模复制。基于这一认识，本白皮书从企业决策层、一线操作层和平台及生态方三个视角展开分析，重点回答以下三个相互衔接的问题。

表 1-1 三个视角及核心问题

视角	核心任务	本白皮书重点回答的问题
企业决策层	确定价值方向与 优先场景	围绕哪些经营目标，优先在哪些场景应用人工智能？
一线操作层	推动人工智能进 入业务闭环	人工智能如何嵌入一线业务流程，形成可执行、可验证、可持续优化的业务闭环？
平台方/生态方	实现能力沉淀与 规模复制	经过验证的人工智能能力，如何通过平台化、标准化和生态协同实现规模复制？

三个视角共同构成由价值牵引、场景闭环到能力复用的递进逻辑：企业决策层从降本增效、提质保交付、韧性运营、降能耗降碳、安全合规等经营目标出发，进行场景选择和资源配置；一线操作层围绕智能化转型与绿色低碳发展两条主线，通过“感知—分析—决策—执行—反馈”形成业务闭环；平台及生态方则通过能力汇聚、组合交付和标准化封装，推动经过验证的方案由单点应用走向规模复制。支撑上述过程的，是数据、连接、算力、工业软件和智能装备等数字化基础，以及贯穿全生命周期的安全可信、标准规范、合规治理和体制机制。据此，本白皮书提出一套“以经营价值为牵引、业务闭环为核心、平台能力为支撑、规模复制为目标”的制造企业人工智能应用总体框架。

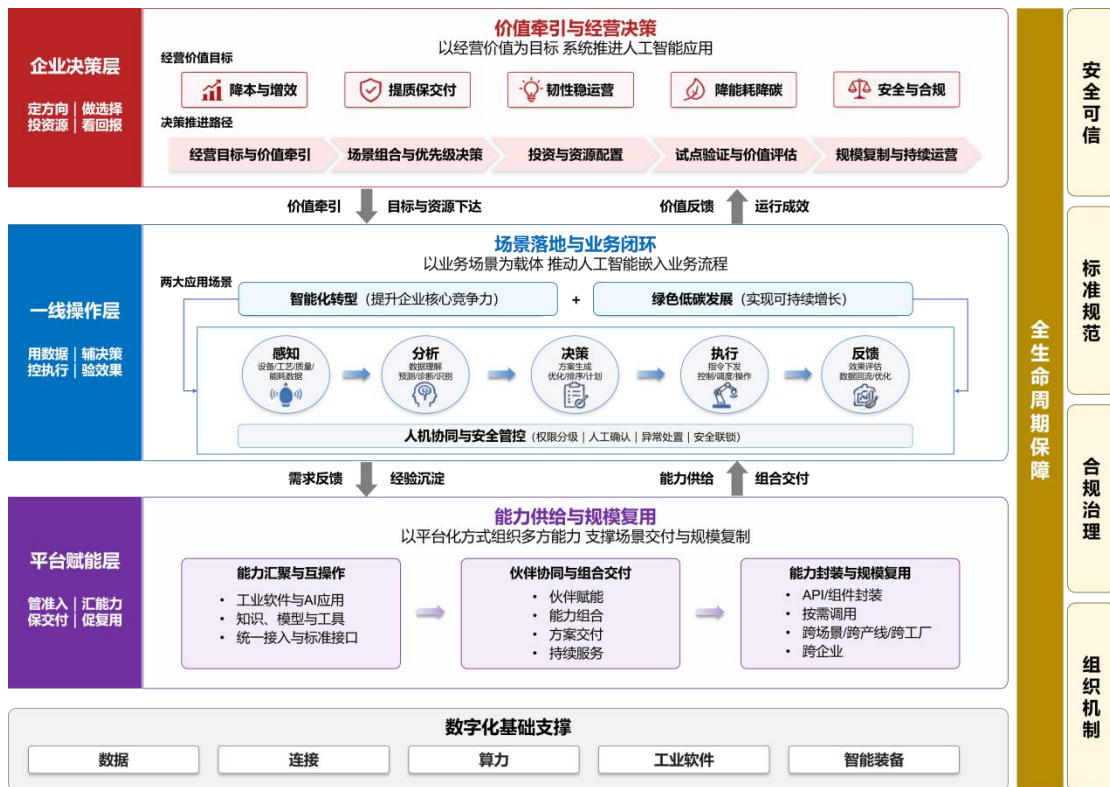


图 1-5 制造企业人工智能应用总体框架：价值牵引、场景闭环与能力复用

2 能力基础：制造企业人工智能应用的支撑体系

2.1 总体框架

人工智能进入制造场景，并非将通用模型直接移植到生产现场，而是需要嵌入设备机理、工艺约束、业务流程和安全边界。由于模型输出可能影响工艺参数、设备动作、产品质量和能源消耗，相关应用必须满足可解释、可执行、可验证和可追责等要求^[15]。这一判断与世界经济论坛关于智能工业运营正由自动化、集成化迈向持续学习、动态适应和跨网络协同的认识相一致^[16]。

中国信通院提出，未来工业智能化系统有望形成“智能模型、数字孪生、智能体”的协同架构：智能模型承担知识处理与综合推理，数字孪生提供分析和验证能力，智能体则将任务意图转化为可执行动作^[15]。据此，本白皮书将制造企业人工智能应用的支撑体系概括为“三层一贯穿”：基础支撑层提供数据、工业软件、连接、算力与智能装备；能力集成层实现知识、模型、工具和工作流的封装复用；场景落地层面向研发、生产、质量、运维、供应链、能源和碳管理创造价值。安全、合规与标准贯穿全过程^[16]。

这一框架表明，制造业应用人工智能并非单一模型或产品问题，而是数字基础设施、工业知识、平台能力、业务场景和组织协同共同作用的系统工程^[17]。其中，本章重点讨论

基础支撑层和能力集成层，场景落地层将在第三章和第四章结合制造企业智能化与绿色低碳转型的具体业务场景进一步展开。



图 2-1 人工智能在工业界的应用架构体系

2.2 基础支撑

数据、工业软件、连接、算力与智能装备共同构成应用落地的基础。数据承载工艺规律和业务知识，工业软件承载研发、生产等专业功能与业务流程，连接实现设备与系统贯通，算力支撑模型训练和现场推理，智能装备完成感知、执行与反馈。五者相互依赖，共同构成知识、模型、工具和工作流运行与集成的底层支撑。

2.2.1 数据基础：保障数据质量与可用性

工业数据具有多源异构、小样本、高噪声、缺失频繁和强物理约束等特征，既包括设备与工艺数据，也包括图纸、工单、作业指导书和维修记录。中国信通院指出，工业智能系统不仅要获取生产数据，还需提炼生产意图、工艺逻辑和运行规律^[15]。

因此，企业面临的关键问题不是数据数量不足，而是设备异构、系统割裂、语义不统一和数据质量不高。工业数据还涉及核心工艺，必须兼顾共享利用与安全保护。数据治理应纳入物理一致性校验，避免模型建立在与设备机理或工艺逻辑不符的数据之上。美国国家标准与技术研究院强调，人工智能风险管理应贯穿应用全生命周期^[18]。企业可围绕优先场景先建设最小可用数据底座，再逐步完善数据标准和治理规则。

2.2.2 工业软件：承载工业专业能力与业务流程

工业软件是制造企业数字化运行的重要载体，承载研发设计、生产制造、经营管理等环节的专业功能与业务流程。CAD（计算机辅助设计，Computer-Aided Design）、CAE（计算机辅助工程，Computer-Aided Engineering）、PLM（产品生命周期管理，Product Lifecycle Management）、MES（制造执行系统，Manufacturing Execution System）、ERP（企业

资源计划，Enterprise Resource Planning）等软件分别面向产品设计、工程分析、产品生命周期、制造执行和企业管理等环节，沉淀企业长期形成的工艺知识、业务规则与管理经验。随着人工智能进入工业场景，工业软件不仅承担业务流程的数字化，还逐步成为人工智能调用工业知识、专业工具和业务数据的重要入口。通过与数据、设备及其他系统连接，工业软件能够将人工智能能力嵌入具体业务流程，为上层平台和场景应用提供专业化、可复用的能力基础。

2.2.3 系统连接：推动设备互联与 OT/IT 融合

制造企业的控制系统与管理系统通常分层建设，不同层级之间存在协议、接口和数据结构差异，导致设备、产线与企业信息系统之间的数据难以连续流动。系统连接的核心作用，是建立不同设备、系统和业务环节之间稳定、可靠的数据传输与交互通道，实现设备、产线、车间和企业各层级之间的信息贯通。

连接的目标不只是设备联网，而是将设备状态、工艺过程与订单、库存、质量等经营数据关联起来，使不同来源的数据能够在统一业务链路中流转和使用。世界经济论坛提出，工业运营应形成工厂、企业和供应链三个层次的互联体系^[16]。缺少系统贯通，相关应用往往只能作用于局部工位，难以改善交付、库存、质量和能耗等整体指标。只有实现不同层级、

不同系统之间的有效连接，人工智能应用才能突破单一设备的限制，将分析、决策和优化能力延伸至跨设备、跨车间和跨供应链的业务环节。

2.2.4 算力支撑：构建云边端协同体系

制造现场对低时延、高稳定性和连续运行要求较高，质量检测、状态监测和过程控制等场景往往需要在边缘侧实时推理。中国信通院已将边缘计算与云边协同列为关键基础能力^[15]。

世界经济论坛指出，边缘计算、数字孪生、预测性人工智能、生成式人工智能和智能体并非相互替代，而是共同构成制造业智能化能力栈^[16]。企业应根据场景需求配置云侧训练、边侧推理和端侧执行能力，而非单纯追求集中式算力。

2.2.5 智能装备：打通感知、决策与执行闭环

传感器、工业相机、机器人、AGV/AMR（自动导引车/自主移动机器人，Automated Guided Vehicle/Autonomous Mobile Robot）、边缘控制器和智能仪表既是数据来源，也是模型决策的执行终端。

只有形成“感知—计算—执行—反馈”闭环，人工智能才能从辅助分析进入实际生产过程。装备的连接能力、接口开放性和安全可控性，将直接决定应用能够深入到何种程度。

2.3 能力集成

能力集成的核心是将分散在工业软件、设备文档、工艺规范、算法模型和专家经验中的知识与功能进行组织和封装，并通过模型、专业工具和工作流实现组合调用，使一次性开发的能力能够在不同任务和场景中重复使用。

从企业内部看，这一过程主要包括知识、模型、工具和工作流四类能力要素。知识提供工业语境和业务规则，模型承担识别、预测、生成和推理等任务，工具提供仿真、优化、查询和执行等功能，工作流则将不同能力按照业务规则和任务顺序组织起来。智能体可以在此基础上，根据任务目标动态调用知识、模型和工具，实现更加灵活的任务编排。世界经济论坛指出，工业运营的系统价值来自能力的分层叠加和集成构建，而非孤立的单点技术点技术^[16]。

2.3.1 知识：沉淀工业知识与业务规则

制造企业的知识不仅存在于结构化数据库中，还大量分布在产品图纸、工艺文件、设备手册、作业指导书、维修记录和技术标准等文档，以及工程师和一线人员长期积累的经验之中。这些知识往往分散在不同系统和载体中，表达方式和更新机制也不一致，难以直接被人工智能系统使用。

能力组织首先需要将这些分散知识进行汇聚、关联和结构化，形成可检索、可理解和可调用的知识资源。知识库的

作用并非简单集中存储文档，而是为模型和智能体提供与产品、设备、工艺及业务规则相关的工业上下文，使其能够基于企业自身知识开展检索、问答、分析和辅助决策，并降低通用模型脱离实际工艺和业务约束进行判断的风险。

2.3.2 模型：形成通用与专业模型能力

模型承担对工业数据进行识别、预测、生成、推理和优化等任务。制造企业所需的模型并非只有大语言模型，还包括视觉识别、时序预测、故障诊断、需求预测、工艺参数预测等面向具体工业任务的专业模型，以及支持自然语言理解、多模态交互和任务推理的基础模型。

不同模型具有不同适用边界。通用基础模型在知识理解、自然语言交互和复杂任务分解方面具有优势，专业模型则能够结合特定数据、工艺机理和业务约束完成高精度预测与分析。企业应根据具体任务对不同模型进行选择、适配和组合，使通用能力与工业专业能力相互补充，而非以单一模型替代全部工业模型。

2.3.3 工具：封装可调用的工业专业功能

专业工具是连接人工智能模型与工业专业能力的重要接口，主要指能够被模型、智能体或工作流调用，以完成特定工业任务的软件功能、算法模块和系统接口。其来源既包

括 CAD、CAE、PLM、MES、ERP 等工业软件中的专业功能，也包括仿真工具、优化求解器、规则引擎、数据分析模块以及企业信息系统开放的接口。

例如，人工智能可以调用 CAD/CAE 工具完成设计参数读取和仿真验证，调用优化算法生成排产或能源调度方案，调用 MES、ERP 等系统接口查询生产进度、库存和订单状态。通过这些功能进行标准化封装，模型不再局限于提供文本或分析结果，而能够借助已有工业工具完成计算、验证和业务操作，从而把人工智能的认知与推理能力同企业已有的专业软件能力连接起来。

2.3.4 工作流：实现任务编排与智能体协同

制造业务通常不是由一次模型调用即可完成，而是包含知识查询、数据分析、模型推理、专业工具调用、规则校验、人工审核和系统执行等多个步骤。工作流的作用，是按照既定业务逻辑和权限规则，将这些能力组织为相互衔接的任务链，使人工智能真正嵌入企业现有业务流程。

随着智能体技术发展，能力编排也由固定工作流进一步向动态任务编排延伸。智能体可以根据任务目标拆解任务，并调用相应的知识、模型和专业工具；多个智能体还可以围绕复杂任务进行分工协同。但在工艺参数调整、设备控制和

重要业务操作等高风险环节，仍需通过权限控制、规则校验、仿真验证和人工确认等机制设置必要边界。

以西门子为例，其围绕工业生成式人工智能、**Industrial Copilot**（工业副驾驶/工业智能助手）、智能体和编排器开展的实践，体现了这种企业内部能力组织与集成方式：通过连接工业知识和专业软件，将模型能力和专业功能封装为可调用的技能，并根据具体任务进行组合与调度，从而将相关能力转化为面向设计、工程、运营和维护等场景的服务^[19]。

总体来看，制造企业人工智能应用需要以数据、工业软件、连接、算力和智能装备夯实基础，在此基础上对知识、模型和专业工具进行标准化组织，并通过工作流与智能体完成组合调用，使分散的技术资源逐步转化为可复用的企业能力。第三章和第四章将进一步讨论这些能力如何进入智能化与绿色低碳的具体业务场景，第五章则在企业内部能力组织的基础上，进一步分析跨主体的平台协同与规模化复制机制。

3 应用场景一：人工智能支撑制造企业价值链核心环节智能化转型

3.1 研发设计：多模态图纸解析与生成式工程

3.1.1 关键瓶颈

研发设计处于需求定义与制造准备的衔接位置，其前端决策会持续影响后续的采购、工艺与交付周期。工业和信息化部《智能制造典型场景参考指引（2025 年版）》已将产品数字化设计与工艺数字化设计列为典型场景^[20]；《关于加快传统制造业转型升级的指导意见》则提出，到 2027 年工业企业数字化研发设计工具普及率超过 90%^[21]。然而，工具普及并不等同于知识贯通，工程资料能否被机器理解、工程经验能否被复用，仍是这一环节的核心瓶颈。

一方面，产品差异化、订单定制与工程变更使非标设计难以依靠固定模板完成，而设计前端的决策代价具有明显的前置性。据统计，在某航空系统研制项目中，86%的项目预期总成本在设计冻结前即已由设计决策所锁定，其中 34%在概念冻结前锁定；源于概念冻结前的设计缺陷，若延后至系统级测试后才被发现，其返工工作量约为即时发现的 13 倍^[22]。而在非标业务中，设计人员需反复解释需求并同步修改图纸、BOM 与控制程序，局部变更还会沿工艺与生产准备环节传导^[23]。对 78 名设计工程师 20 个工作日的时间抽样显示，其

用于理解信息的时间约占 20.25%，用于创建设计方案的时间约为 19.37%^[24]。当任务仍以人工识读与跨软件复制为主时，本可在前端消解的问题往往被推向代价更高的下游环节。

另一方面，研发知识仍分散在 CAD 模型、技术文档、物料库与工程师经验中，同一零部件在不同载体间的表达往往并不一致。产品设计知识表示研究指出，异构知识的统一表示、交换与复用长期是设计系统的主要难题^[25]；中国信息通信研究院的调研亦显示，全国规模以上工业企业数字化改造比例已达 89.6%，但高质量工业数据的供给与流通不足仍是转型深化的短板^[26]。文件进入系统与知识可被复用之间存在落差，物料遗漏与选型偏差往往延后至采购或调试阶段才暴露。

3.1.2 AI 赋能路径

工业人工智能正在推动研发设计从“人工识读、逐项录入”向“机器解析、人机协同生成”转变，其核心在于把分散的工程资料转化为可计算的工程对象，并在生成与校验环节形成模型与工程师的分工（如图 3-1）。其中，多模态解析层负责把图纸、文本、表格与历史项目数据转化为可计算的工程对象：系统识别元器件、型号、连接关系与工艺约束，生成结构化 BOM 或设计初稿，再调用物料库、规则库与仿真工具完成一致性校验，置信度不足的内容转由工程师确认。

深度生成模型已用于结构优化与形状生成，但相关综述指出，约束满足、多目标权衡以及形态与功能性能的联合建模在工程设计应用中仍存在较大难度^[27]。现阶段，生成结果多与工程规则、仿真验证和人工复核配合使用。

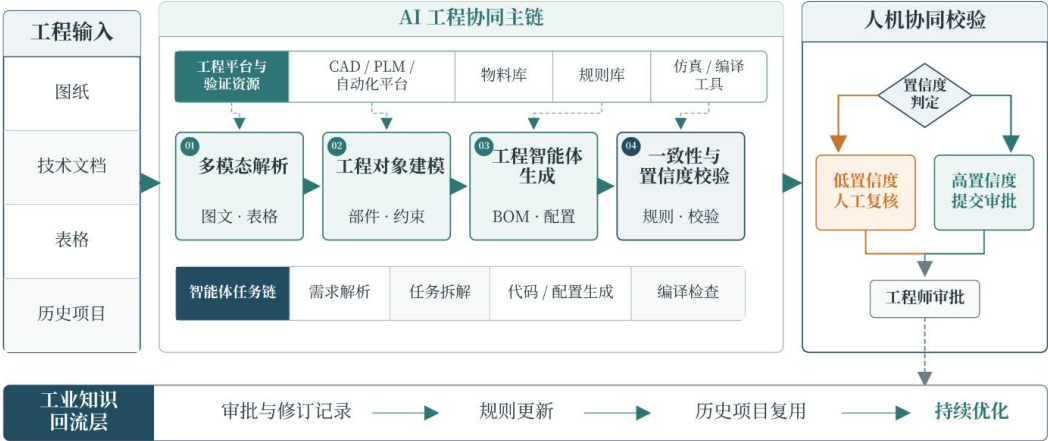


图 3-1 多模态解析与工程智能体协同路径

工程智能体层进一步把模型能力嵌入 CAD、PLM 与自动化工程平台，根据任务上下文完成需求解析、任务拆解、代码或配置生成与编译检查，并将结果提交工程师审批。

《“人工智能+制造”专项行动实施意见》提出推进智能辅助设计、软件代码辅助编写以及自动建模、自动编程等工业智能体^[28]。从已有测算看，生成式人工智能在研发环节可带来相当于研发总成本 10%至 15%的生产率提升^[29]；一项随机对照实验亦显示，使用 AI 结对编程工具的实验组完成同一任务的用时较对照组减少约 55.8%^[30]。

3.1.3 落地难点与应用现状

相较于研发设计已有的数字化工具, AI 应用在落地时面临的首要约束是结果可靠性。设计输出会进入采购、装配与设备控制, 模型误判可能造成物料错配与连锁返工, 而如前所述, 缺陷发现越晚返工代价越高。企业普遍需要建立图纸与物料主数据规范, 保留数据来源与模型输出记录, 并通过规则校验、仿真测试与工程师签认控制风险; 此外还需兼顾专有数据保护与系统接口适配^[28]。较为稳妥的路径是先选择边界清晰、结果可核验的任务, 再逐步扩大图纸类型与自动执行权限。

当前, 人工智能在研发设计领域已开始形成规模化应用。国务院新闻办 2026 年 1 月发布会披露, 我国已培育领航级智能工厂 15 家、卓越级智能工厂 500 余家, 人工智能在领航级智能工厂中覆盖的业务场景超过 70%^[31]。就具体任务看, 规则明确、可编译或可人工核验的场景成熟度相对较高, Eigen 工程智能体已在自动化工程项目中投入使用, 程序开发与现场调试周期均缩短 30%; 涉及多类图纸识别的场景目前多处于试点验证, 案芯智能的电气原理图 BOM 识别 AI 初稿准确率约 80%。面向跨图纸、跨专业的端到端自主设计, 则仍处于探索阶段。总体来看, 研发设计领域的人工智能应用正由局部工程任务辅助, 逐步向多模态工程资料解析和跨专业自主设计演进, 当前应用成熟度与适用企业见表 3-1。

表 3-1 研发设计人工智能应用成熟度

成熟度阶段	典型能力	适用企业
成熟应用	PLC/HMI 代码辅助生成、工程配置与参数生成、编译校验、历史项目知识检索与问答	已具备主流工程软件和较规范工程数据基础的装备制造企业、系统集成商
试点验证	多模态图纸解析与 BOM 自动生成；从设计文件或自然语言需求生成工程配置或项目初稿，并由工程师复核	非标设计需求较多、工程数据积累较好的大中型制造企业、OEM 及系统集成商
前沿探索	跨机械、电气、软件等多专业的端到端自主工程设计与协同优化	数据、软件与工程知识基础完善的行业龙头

案例 3-1(a) 西门子 Eigen 工程智能体：自动化工程代码生成与项目配置优化

企业案例 研发设计		
基于 Eigen 工程智能体的自动化工程代码生成与项目配置优化		
技术提供方：西门子		
用户企业： 中科摩通及其下游主机厂客户		所属行业： 新能源汽车智能装备制造业
部署时间： 2024 年起试点，2026 年 7 月在中国市场正式发布		部署状态： 正式投产/持续推广
业务挑战		
中科摩通承接面向车型和工艺的非标自动化项目，客户需求变化后，设备配置与程序需同步调整，一条产线的组态和工程配置通常耗时 2—3 周。硬件拓扑、驱动参数、PLC 样板代码和 HMI 变量映射等重复任务占用资深工程师；团队扩大后，培训、交接、版本管理与标准统一成本上升，进一步拉长开发和现场调试周期。		
实施路径		
(1) 数据基础：接入设备拓扑、PLC 程序、HMI 画面、参数、企业规范和历史项目文件，并读取 XML、AML 等 ECAD 文件。 (2) AI 能力：Eigen 理解自然语言需求，拆解配置与修改任务，生成 PLC 逻辑、HMI 内容、设备配置、变量标签和项目框架，并完成编译检查。 (3) 业务闭环：形成“需求理解—任务拆解—执行修改—编译验证—工程师审核”闭环，审核结果进入项目并沉淀为复用配置。 (4) 人机协同与部署：嵌入 TIA Portal 既有环境，关键修改与下发由工程师确认，无需改造产线或另建系统。		
应用成效		
30% 程序开发时间缩短	30% 现场调试周期缩短	10% 人工与物料损耗降低
在电动汽车电子机械制动系统设备项目中，已实现程序开发时间缩短 30%、现场调试周期缩短 30%、人工与物料损耗降低 10%。项目已正式投产；若上述效率在更多项目中稳定复现，还可提高同等工程师配置下的并行交付能力并降低知识交接成本。		

案例 3-1(b) 案芯智能：多模态图纸识别与 BOM 自动生成

企业案例 研发设计		
基于多模态 AI 的 CAD 图纸识别与 BOM 自动生成		
技术提供方：南通案芯智能科技有限公司（Pin2pin.ai）		
用户企业： 华东地区某非标粉体装备制造企业	所属行业： 工业自动化设备制造（粉体处理装备）	
部署时间： 2026 年 8 月启动试点验证	部署状态： 试点验证/场景扩展	
业务挑战		
该企业面向 15 余个行业提供非标粉体装备，项目图纸、设备规格和物料选型差异大。BOM 依赖人工逐图统计，单项编制需 1—3 天；设计规则、物料价格和历史参数分散于个人及文档，经验难复用。人工选型与填表易造成遗漏，并把工程师从方案优化与客户沟通中挤出；既有仿真外包成本高，自建系统又受数据与开发能力限制。		
实施路径		
(1) 数据基础：接入覆盖 15 余个行业、500 余个工程案例的历史图纸库，以及供应商物料型号、价格、参数、68 条设计规则和 13 条商务规则。 (2) AI 能力：多模态 AI 解析电气原理图、PID 图与 SolidWorks 图纸，识别元件及连接关系并生成结构化 BOM。 (3) 业务闭环：标准件唯一匹配时自动填报；非标件或低置信度项高亮留空，工程师修正确认后回传模型与知识库，形成“图纸识别—BOM 初稿—规则校验—人工复核—知识沉淀”闭环。 (4) 人机协同与部署：采用本地化部署保障数据不出厂，先在电气原理图场景分步验证，再逐步适配 PID 与机械图纸。		
应用成效		
约 80% AI 初稿准确率（验证）	100% 复核后交付准确率	>80% 处理时间缩短（验证）
2026 年 8 月试点中，电气原理图 BOM 初稿准确率约 80%，经工程师复核后的交付准确率为 100%；单张图纸由小时级处理降至分钟级，整体时间缩短 80%以上。上述结果属于阶段验证，PID 工艺流程图和 SolidWorks 机械图纸仍在适配。		

3.2 生产制造：自主作业、过程调控与智能检测

3.2.1 关键瓶颈

生产制造把设计方案转化为实体产品，智能化系统需要在安全、节拍与连续运行的约束下完成感知、预测、决策与执行。国际机器人联合会数据显示，2024 年全球工业机器人新增装机 54.2 万台，其中中国新增 29.5 万台、约占全球装机量的 54%，在运存量达到 202.7 万台^[6]。然而，装机规模的扩大并不直接带来现场自适应能力，如何把持续产生的生产数据转化为可执行的实时决策，成为该环节 AI 落地的核心瓶颈。

一方面，非标准环境与多品种生产削弱了固定程序的适用性。从装机结构看，工业机器人的应用仍集中于工况相对标准化的领域：2024 年中国工业机器人新增装机中，电气电子与汽车两个行业合计约 14.0 万台，接近当年国内装机总量的一半^[6]；协作机器人在 2023 年全球工业机器人装机中的占比也仅为 10.5%^[32]，多数在役设备仍属高速、重复、依赖固定工装的类型。当货物位置、来料状态与工艺任务持续变化时，预设地图、固定工装与单一检测点位只能覆盖事先定义的工况；遇到动态障碍、异形工件或换批次生产，系统往往需要重新标定、编程或人工接管。智能制造领域的机器学习研究综述亦指出，相关方法已广泛覆盖质量、维护与过程优

化，但跨任务、跨设备与跨场景的知识利用仍相对不足^[33]，许多自动化单元因此能稳定重复既定动作，却难以根据现场变化自主调整。

另一方面，生产数据尚未充分转化为实时决策。传感器、控制器与检测设备持续产生压力、振动、图像等数据，但接口协议、采样频率与数据质量并不统一，故障样本稀缺且工况变化会造成模型漂移。据统计，全国规模以上工业企业数字化改造比例已达 89.6%，而数字化设备普及率为 57.7%^[26]，相当一部分产线仍缺少稳定、可用的过程数据来源。当数据仅用于事后追溯时，换批次调参与设备维护多依赖资深人员，代价则直接体现为停机损失：相关调研显示，《财富》全球 500 强工业企业每年因非计划停机损失约 1.4 万亿美元，相当于其年营业收入的 11%；大型制造工厂平均每月发生约 25 小时非计划停机，其中汽车行业的停机成本超过每小时 200 万美元^[34]（如图 3-2）。

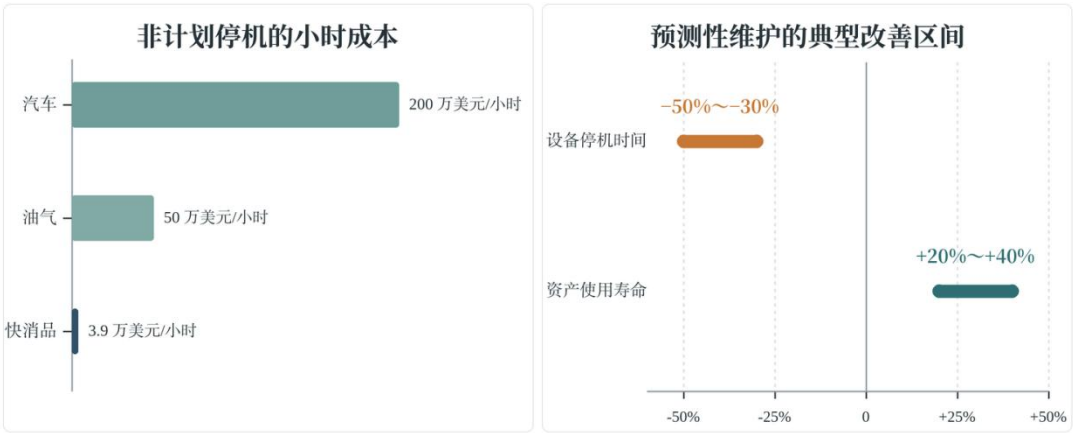


图 3-2 非计划停机损失与预测性维护的典型改善区间

数据来源：西门子（2022）；麦肯锡公司（2017）

3.2.2 AI 赋能路径

工业人工智能正在推动生产制造从“固定程序执行”向“面向现场变化的闭环优化”转变，其核心在于把现场数据转化为可执行的控制指令与决策建议，并在安全边界内划分自动运行与人工接管的职责^[35]（如图 3-3）。其中，感知与作业闭环主要适用于厂内物流、装配与质量检测：多传感器系统获取环境、工件与设备状态，机器视觉或三维测量识别位置、姿态、缺陷与尺寸偏差，路径规划与运动控制再驱动移动机器人或检测单元完成任务。与固定程序的差别在于，执行逻辑中同时写入识别置信度、碰撞边界与人工接管条件，使低风险工况自动运行、异常工况及时退出^[20]。

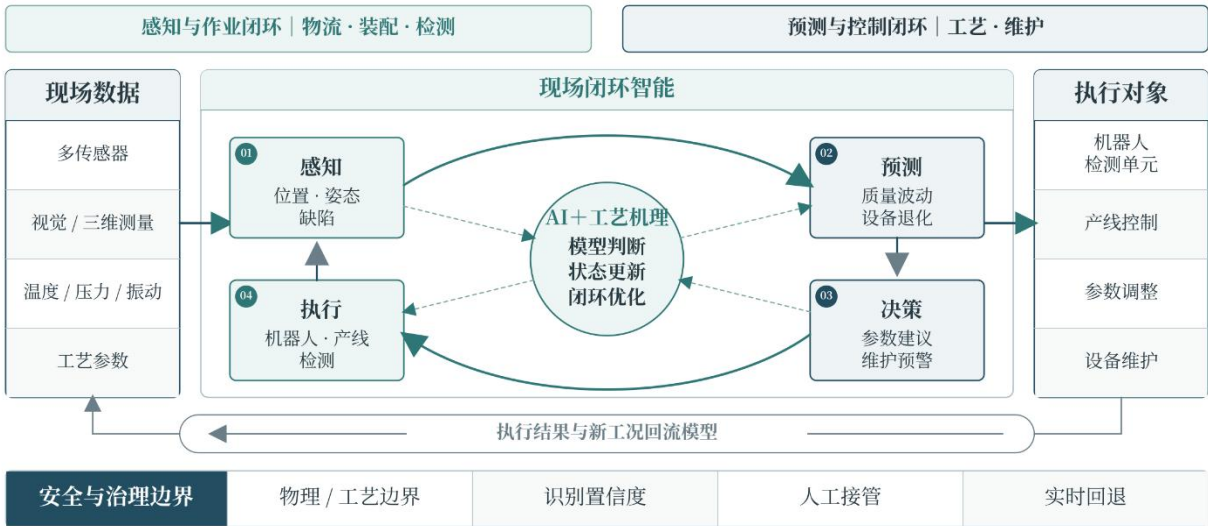


图 3-3 生产制造 AI 的“感知—预测—决策—执行”闭环

预测与控制闭环主要适用于连续工艺与设备维护。系统将压力、温度、振动或拧紧曲线等时间序列与工艺机理结合，预测质量波动或设备退化，并把结果转化为控制设定值、参

数建议与维护预警。深度学习在故障诊断与过程监测中具有较强的特征提取能力，但其效果依赖足够的数据、合理的模型选择以及与制造机理的结合^[36]；预测性维护的系统性综述亦表明，模型效果取决于数据特征、故障模式与算法选择之间的匹配^[37]。从收益量级看，预测性维护通常可使设备停机时间减少 30%至 50%，并使资产使用寿命延长 20%至 40%^[38]。由于预测结果直接作用于生产，闭环控制需设置工艺上下限与实时回退。

3.2.3 落地难点与应用现状

相较于研发设计，生产制造的 AI 应用还需同时满足安全性、实时性与连续性。模型除平均准确率外，还需应对传感器失真、异常来料、通信中断与新工况；控制类应用通常保留物理边界、人工接管与无损回退。数据条件是其中的主要制约，对 196 篇自动化视觉检测公开研究的系统梳理显示，97%的工作采用监督学习，数据集样本量中位数约 2500，且深度学习视觉方法从研究发表到进入工业检测应用平均存在约三年的时滞^[39]。此外，存量设备的 PLC 与协议差异较大，AI 系统需在不破坏原有控制逻辑与生产节拍的前提下完成接入^[28]。

当前，工业 AI 在生产制造领域的应用呈现明显的成熟度分化。工艺边界清晰、结果可直接验证的场景已进入复制

阶段，元始智能的 PTFE 挤出调节系统已推广至 6 条产线，华沿机器人的三维检测方案已由重庆复制至越南，而非结构化自主作业等复杂场景更依赖现场数据积累与持续迭代，灵境智源无人叉车目前仍处于试制验证与场景迭代阶段。总体而言，工艺边界、数据质量与验证方法越明确的场景，越容易从单点试用进入稳定运行与跨场景复制（如图 3-4）。当前生产制造领域人工智能应用成熟度与适用企业见表 3-2。

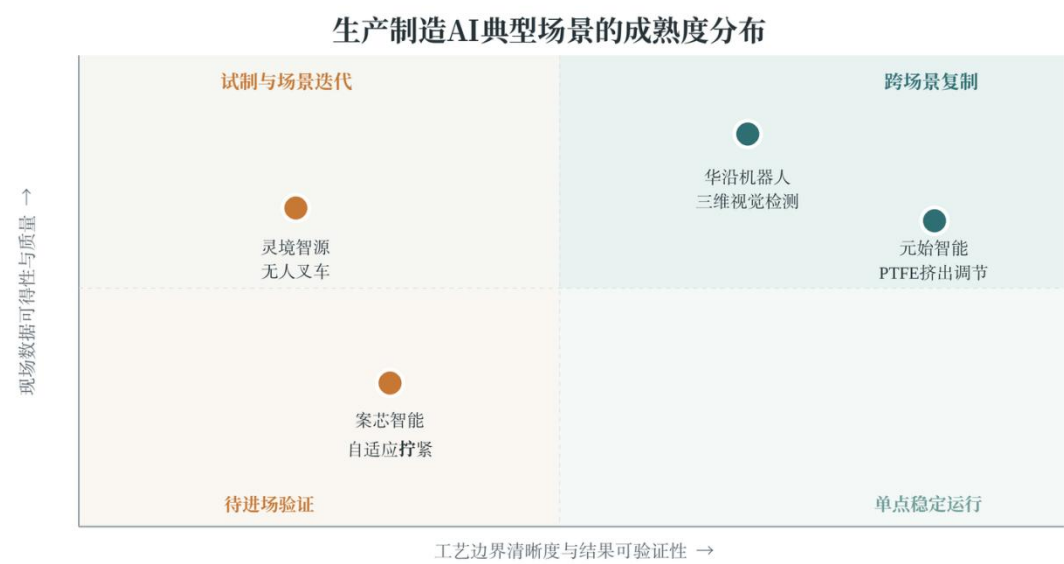


图 3-4 生产制造 AI 典型场景的成熟度分布

表 3-2 生产制造人工智能应用成熟度

成熟度阶段	典型能力	适用企业
成熟应用	结构化工艺的标准化作业单元；连续工艺参数预测与闭环调节；基于机器视觉或三维测量的在线检测与异常识别	工艺边界清晰、检测标准明确、已具备一定自动化和数据基础的各类制造企业
试点验证	免示教焊接、视觉引导柔性装配、移动复合机器人多工位作业；复杂工艺多变量优化；多模态融合检测与自适应调参	大中型离散制造企业、高耗能流程制造企业及具备较好现场数据基础的企业

成熟度阶段	典型能力	适用企业
前沿探索	基于具身智能的通用作业与多机自主协同；跨设备、跨工序的自主优化控制；复杂产线的自适应质量决策	数据基础、系统集成能力和现场验证条件较完善的行业龙头企业

案例 3-2(a) 灵境智源：非标场景无人叉车自主作业

企业案例 生产制造		
基于具身智脑与多传感器融合的无人叉车自主作业		
技术提供方：上海灵境智源科技有限公司		
用户企业： 华东地区某叉车整机制造企业	所属行业： 工程机械制造业	
部署时间： 2025 年第四季度启动联调，2026 年进入测试线	部署状态： 试制验证/场景迭代	
业务挑战		
企业仓储与产线存在非标准货架、摆放形态多样的货物和动态障碍。传统无人叉车依赖标准托盘、固定地图和现场编程，遇到不规则货物或临时调整时易中断，复杂场景仍需人工辅助；识别与抓取稳定性限制有效作业时长，单站点标定和后续维护成本较高。		
实施路径		
(1) 数据基础：N203 边缘 AI 平台统一接入 3D 激光雷达、高清摄像头等 8 路传感器，持续采集货架、货物、障碍物及作业状态数据。 (2) AI 能力：多传感器融合算法识别货架形态、货物轮廓与位姿，路径规划依据动态障碍实时改线，运动控制完成抓取与装卸。 (3) 业务闭环：现场数据持续回传用于模型迭代，形成“识车—识货—装卸—反馈优化”闭环。 (4) 人机协同与部署：系统嵌入既有设备并支持语音交互，无需改造产线基础设施；常规场景自主运行，低置信度或复杂工况由人员远程介入。		
应用成效		
30% 试制验证当前部署阶段 搬运效率较人工叉车提升	92% 专属测试线终端验证中 物体识别与抓取成功率	±10mm~±30mm 定位精度
项目自 2025 年第四季度开展小批量供货和整机联调，2026 年起进入终端客户专属测试线，但当前仍处于试制与场景迭代阶段。核心性能已取得阶段性验证成果：在试制验证部署阶段，基于具身智脑与多传感器融合的无人叉车系统，点对点搬运效率较传统人工叉车提升 30%，整车作业定位精度稳定覆盖±10mm~±30mm 区间，可适配非标准货架、多样态货物摆放等非标作业场景；在终端客户专属测试线的终端验证场景中，系统对不规则货物的识别与抓取成功率达 92%，可自主应对动态障碍、货位临时调整等复杂工况，有效减少作业中断与人工介入频次，验证了非标场景下无人自主作业的技术可行性与运行稳定性。		

案例 3-2(b) 元始智能：PTFE 挤出过程预测与自动调节

企业案例 生产制造		
基于时序预测与闭环控制的 PTFE 挤出过程自动调节		
技术提供方：元始智能科技（南通）有限公司		
用户企业： 江苏中天科技股份有限公司	所属行业： 光纤通信与线缆制造	
部署时间： 2025 年 8 月投入生产	部署状态： 正式上线/复制至 6 条产线	
业务挑战		
PTFE 射频电缆挤出中，原料不均或两根料棒接头经过设备时，芯线外径易突发波动。过去约每 800 米就需人工干预，操作员一天 30 余次持续监看并凭经验联动调整推挤与牵引速度。人工响应存在时滞且效果因人而异，容易造成质量波动、废品和生产中断。		
实施路径		
(5) 数据基础：复用产线已有压力、推挤速度、牵引速度和外径等时间序列数据。		
(6) AI 能力：模型预测外径变化趋势，识别原料接头或异常波动，并自动生成推挤机与牵引机协同调节指令。		
(7) 业务闭环：AI 输出进入设备控制环节，生产结果回流训练与校正模型，形成“数据采集—趋势预测—协同调节—质量反馈”闭环。		
(8) 人机协同与部署：接入既有生产设备，从单线验证逐步复制至多条产线；异常工况保留人工接管和工艺参数边界。		
应用成效		
80% 人力成本降低	28% 平均工艺质量提高	6 条 已复制产线
系统于 2025 年 8 月投入生产并推广至 6 条产线。实际应用中，人力成本降低 80%，1 名员工可同时照看 5 条产线；两类目标产品的 CPK 分别由 1.10 升至 1.33、由 0.78 升至 1.00，平均工艺质量提高 28%。项目预计每年节约 50 万元，该数值属于测算而非已核算收益。		

案例 3-2(c) 华沿机器人：三维视觉与协作机器人自动检测

企业案例 生产制造	
基于高精度三维扫描与协作机器人的全尺寸自动检测	
技术提供方：广东华沿机器人股份有限公司	
用户企业： 重庆春秋电子科技有限公司	所属行业： 3C 电子
部署时间： 2024—2025 年实施	部署状态： 正式上线/跨区域复制
业务挑战	
春秋电子原先使用高度规、卡尺和三坐标等设备进行接触式取点测量，点位有限，难以覆盖笔记本塑胶配件的全部尺寸。塑胶件又会受力、温度和湿度影响发生形变，传统抽点检测难以快速识别整体型面偏差，人工检测和结果誊抄也制约试模效率、追溯能力与质量一致性。	
实施路径	
(1) 数据基础：计量级三维扫描仪采集工件完整表面数据，并与设计模型及检测标准关联。 (2) AI 能力：系统识别尺寸偏差和型面偏差，协作机器人按设定轨迹完成上下料与多角度扫描，伺服转台辅助覆盖复杂表面。 (3) 业务闭环：检测结果实时存档并生成可视化报告，进入质量追溯与分析流程，形成“自动采集—模型比对—结果判定—人工复核—数据沉淀”闭环。 (4) 人机协同与部署：人员负责工装切换、扫描程序确认和异常复核，设备在安全边界内连续运行，并已实现跨区域复制。	
应用成效	
100% 产品全尺寸检测覆盖率	≥15% 三维检测效率提升较人工检测
项目于 2024-2025 年在重庆春秋电子部署，随后由越南春秋电子引入。已实现从有限点位的接触式测量转向全尺寸三维比对，并支持自动运行、检测数据实时存档和可视化报告。案例材料未提供检测节拍、不良率或成本降幅等统一量化结果，故仅按已落地能力和复制进展表述。	

3.3 质量管控：在线预测与异常处置

3.3.1 关键瓶颈

传统制造业的质量管控长期围绕事后把关展开。AQL 抽样检验虽然降低了全检成本，但本质上是被动防御——不合格品常在流入下游甚至交付客户后才被发现，批量性质量缺陷往往在造成巨额损失后才被追溯。据 Intellect 调研，部分复杂装配制造领域缺陷产品流入市场比例可达 20%，全球年损失高达 1.3 万亿美元^[40]。制造业平均废品率与返工率各处于 3%至 8%区间^[41]，内部失败成本可超过总生产成本的 3.5%^[42]。据行业估算，我国制造业每年因质量问题直接经济损失达数千亿元^[43]。这些数字体现出传统质量管控在事前预防上的不足。

更深层的问题在于质量知识的沉淀与传承。根因分析高度依赖资深工程技术人员个人判断，工信部问卷调查显示，超 30%的受访者将高技能人才缺口视为亟需解决的核心问题^[44]。企业约 70%的关键质量判定知识以隐性形态存在于一线员工头脑之中^[45]，核心判定逻辑缺乏系统化记录。质量问题从发现到闭环处理平均耗时超过 72 小时，其中 70%耗在跨部门信息收集与协调^[46]。经验型员工退休后，质量问题的判断能力随之流失，新任技术人员达到独立作业水平的培养周期显著偏长。这种“人走经验走”的困境，使质量管控的

稳定性高度依赖个体而非组织能力。

3.3.2 AI 赋能路径

人工智能的深度嵌入，正推动质量管控从“展示发生了什么”向“建议应采取何种措施”跃迁。系统实时接入 MES、QMS、PLC 及产品缺陷等现场运行数据，通过时序特征工程动态识别工艺参数波动与渐进式异常演化趋势。根因分析方面，将 8D、鱼骨图、FMEA、SPC 及实验设计等工程方法论封装为标准化可调用组件，人工智能将自动匹配适用工具并引导执行流程。知识沉淀方面，构建“识别—决策—执行—验证—沉淀”的全链路闭环，所有的决策输出与人工修正记录会回填知识库，将个体经验转化为可复用、可检索的标准化失效模式与处置方案，从机制层面破解经验传承断层^[47]。

3.3.3 落地难点与应用现状

这一领域的规模化落地仍面临若干特有制约。工业产线良品率通常在 99%以上^[48]，高端制造场景可达 99.9%以上^[49]，缺陷样本属于典型稀有长尾事件，传统监督学习面临训练样本严重不足的困难。多品种小批量模式下产线频繁换型，要求模型具备跨产品规格的快速泛化能力。更关键的挑战在于将人工智能决策嵌入 APQP、PPAP 及 FMEA 等既有质量工程流程体系，确保智能决策与现有质量管理框架深度融合而

非并行割裂。

从应用现状看，质量管控 AI 呈现明显的梯度分化。AI 视觉检测（表面缺陷、装配验证）与 SPC 在线监控已进入成熟应用阶段，大中小企业均可部署；多模态融合质检与根因分析智能体处于试点验证阶段，适用于中大型制造企业；自主质量决策（AI 直接判定放行/隔离）与跨工厂质量知识图谱尚处于前沿探索阶段，依赖跨工厂数据互通与质量标准统一，当前尚无量产级方案，主要由行业龙头企业推进。当前应用成熟度与适用企业见表 3-3。

表 3-3 质量管控人工智能应用成熟度

成熟度阶段	典型能力	适用企业
成熟应用	AI 视觉检测（表面缺陷、装配验证）、SPC 在线监控	大中小制造企业均可
试点验证	多模态融合质检、根因分析智能体	中大型制造企业
前沿探索	自主质量决策（AI 直接判定放行/隔离）、跨工厂质量知识图谱	行业龙头企业

案例 3-3(a) 易智唯思：M-DOS 智能体赋能精密制造质量闭环

企业案例 质量管控	
基于 M-DOS 工业智能体的精密制造质量异常归因分析与闭环处置	
技术提供方：易智唯思（北京）智能科技有限公司	
用户企业： 瑞声科技	所属行业： 精密制造/消费电子零部件制造
部署时间： 2026 年 3 月启动，已正式上线	部署状态： 正式投产/内部推广阶段
业务挑战	
瑞声科技作为头部精密制造企业，质量异常往往与检测体系、来料批次、设备告警和产能波动交织在一起。实施前，CCD/AOI 检测、MES 产能数据、设备告警、来料异常、MIL 问题记录等数据分散在不同系统和表单中，质量工程师需人工跨系统查询、比对和归因，整体问题闭环要花费数天。产能达成率低点出现后，难以及时判断是检测良率异常、来料波动、设备停机告警还是瓶颈工站 CPK 异常造成，问题定位依赖个人经验，历史改善措施复用效率不足^[50]。	
实施路径	
基于 M-DOS 工业智能体平台，为瑞声科技构建面向生产与质量管控的多智能体与 skills 体系，将质量工程师的分析流程拆解为可执行、可评审、可复用的 Skill 与 Tool。系统围绕 MES、CCD/AOI 检测数据、设备告警数据、产能达成率数据、CPK 检验项、MIL 历史案例库等多源数据，形成“低点识别—质量归因—历史案例检索—改善建议—闭环跟踪”的分析链路。在模型能力上，在通用大模型基础上增加数据本体与机理模型，确保工业场景下输出结论的准确性^[11]。智能体不直接替代质量人员做最终处置，而是自动生成结构化分析结论、异常证据链、历史案例链接和改善措施建议，由现场工程师确认后进入闭环。项目采用私有化部署，在瑞声内网或指定私有云/数据中心，通过 MCP Server、Tool 接口和 Skill 规范接入现有 MES、质量和设备系统，不改造已有系统与产线设备，部署周期约一周^[50]。	
应用成效	
30%以上 问题分析与措施制定时间降低	
项目实施后，质量异常分析从人工跨系统查询升级为智能体自动汇总证据链，预计单次产能低点与质量异常归因分析时间可由天级缩短至分钟级。通过 MIL 历史案例自动检索和改善措施复用，历史问题经验可被快速调用，同类问题分析与措施制定时间降低 30%以上。	

案例 3-3(b) 玉贲智能：YobiAI 检测眼赋能药片缺陷剔除

企业案例 质量管控		
基于 AI 视觉与边缘计算的药片缺陷实时检测与单粒精准剔除		
技术提供方：上海玉贲智能科技有限公司		
用户企业： 某英国消费健康公司		所属行业： 消费健康行业
部署时间： 2024 年开始接洽		部署状态： 正式投产/复制推广
业务挑战		
尽管药品生产需历经多道质量检验，但在压片、包衣、传送等工序中仍不可避免地出现瑕疵。该药厂面临四大痛点：一是人工检测效率低、标准不统一，大量依赖人工目视抽检，效率低下且易出错；二是传统数粒机仅具备计数功能，无法对药片外观质量进行识别和剔除；三是现有 AI 视觉方案在数粒机高速运行场景下难以兼顾检测精度与处理效率，光滑亮面金属通道反光造成视觉干扰；四是制药车间空间紧凑，要求加装设备不改变原有传送结构且需快速换型 ^[51] 。		
实施路径		
部署 YobiAI 工业检测眼——药片数粒筛片视觉剔除智能检测系统，采用“实时检测—动态追踪—精准气吹剔除”闭环技术路径。基于改进型 CNN 架构，将目标检测的类别识别与位置计算分开处理；采用视频流多帧投票机制，一次连续获取数十张图进行识别与集体结果投票，较传统“一拍一判”方式使识别准确率提升 5%—10%。系统在每个轨道边沿架设多孔气吹装置，预先标定“启动线”与“停吹线”，配置高速工业相机实时捕捉药片运动状态，对缺陷药片位置实时标记并追踪运动轨迹，实现单粒剔除 ^[15] 。系统可自主完成检测、追踪与剔除决策，运维人员通过图形化界面设置启动线/停吹线、识别灵敏度等参数，并通过实时监控查看各通道状态。项目采用模块化设计，相机与气吹装置便捷架设于现有数粒机上，已适配兼容 12 轨道与 24 轨道数粒机，不大面积改变原有产线机械结构 ^[51] 。		
应用成效		
≥99.9% 准确率	≤5 片 每百万片误检	≤2 片 每百万片漏检
检测速度达 3 ⁰⁰⁰ —5000 片/分钟，准确率≥99.9%，每百万片误检≤5 片、漏检≤2 片，完全匹配高速产线节拍，无需降速生产；实现从“人工抽检”到“全自动全检”的转变，7×24 小时不间断运行，支持 10 万条异常结果（含图片）本地存储，可按时间、摄像头、区域多维筛选导出，为质量溯源提供完整证据链；已落地近 10 台产线，累计合同金额近一百万元，并形成标准化产品，具备快速复制推广能力。		

案例 3-3(c) 帷幄：SpaceSight 数智空间赋能工厂巡检升级

企业案例 质量管控			
基于 SpaceSight 数智空间的制造工厂现场管理数字化升级			
技术提供方：杭州座头鲸科技有限公司（帷幄/Whale）			
用户企业： 某照明领域高端领军企业		所属行业： 照明器具制造行业	
部署时间： 分两期推进，核心能力均已正式投产		部署状态： 正式投产/二期推进中	
业务挑战			
该企业厂区规模庞大，面临三大核心痛点：一是生产操作管理方面，工人操作步骤的规范管控仍需强化，灯具配件瑕疵品的实时识别能力尚待完善；二是生产过程质检正积极引入 AI 赋能，现有方案在成熟度与实时性上仍有提升空间，日常操作时序记录尚不完整，传统巡检方式效率有待优化；三是车间数字化管控处于能力建设阶段，对管理人员履职情况、生产环境秩序等关键要素的系统化保障尚不充分，车间日常经营的有序执行仍需进一步夯实数字化管理基础 ^[52] 。			
实施路径			
部署 SpaceSight 工业智能巡检解决方案，打造“现场巡检+视频巡检+AI 巡检”三位一体的标准化巡检模式。采用 AI 图像识别算法对工厂现有监控视频进行实时分析，自动判断人员行为和环境状态是否合规。二期针对焊锡工位引入电动对焦摄像头，通过高帧率实时图像实现焊锡过程时序动作 AI 检测。巡检工作流自动化引擎驱动任务从发起到整改闭环全流程数字化，AI 算法自动识别监控中违规事件并即时告警，检测人员通过数智空间 APP 完成现场自拍打卡签到、按表检查记录问题，并跟进整改闭环。AI 不具备直接处罚权限，全部处罚决定均由人工确认。项目全量复用工厂现有网络与监控资源，无需改造现有产线及信息化基础设施，新增设备采用即插即用方式，整体工程实施无需停产 ^[52] 。			
应用成效			
85% 复盘工作效率提高	70% 巡检效率提高	65% 产品品质 管控能力提升	80% 安全生产风险降低
复盘工作效率提升 85%，巡检数据自动生成图表，管理层实时查看与复盘效率显著提升；巡检效率提升 70%，任务自动发起、流转、归档后平均耗时显著缩短，督导巡店成本大幅降低；产品品质管控能力提升 65%，AI 实时连续检测焊锡等关键工序操作合规性，瑕疵品社内识别率大幅提升，有效降低缺陷品外流风险；安全生产风险降低 80%，7×24 小时 AI 监控覆盖人员离岗、吸烟、地面整洁等安全风险点，实时告警将安全隐患消除在萌芽阶段 ^[52] 。			

3.4 运维服务：设备维护与协同运营

3.4.1 关键瓶颈

设备维护在传统制造体系中长期在“事后维修”与“周期更换”之间摇摆。故障后维修容易引发非计划停机，造成突发性产能损失；固定周期预防性更换则难以匹配设备实际退化状态，导致过度维护与备件浪费。Siemens 2024 年报告引用 Aberdeen Research 数据显示，全球 Fortune 500 企业年度非计划停机损失合计达 1.4 万亿美元，占其营业收入的 11%^[34]，而据 McKinsey 估算，预测性维护可降低维护成本 18%-25%^[53]。传统维护模式成本高昂且风险突出，向预测性维护转型已成为制造业的迫切需求。

备件库存管理同样面临矛盾。传统的备件需求预测依赖历史数据的简单统计，难以应对需求的间歇性与季节性波动及设备之间的关联传导效应。预测准确度不足导致关键备件缺货，威胁设备的正常使用，而过度储备又造成资金沉淀。这种被动的管理方式，使企业长期在资金占用与供应风险之间艰难权衡。

随着运维服务由单一设备维护向维保调度、库存与产能协调以及客户服务等关联环节延伸，企业还面临跨系统、跨部门的数据协同问题。设备状态、维修记录、备件库存、生产计划及客户需求等信息往往分散在不同业务系统中，难以

形成统一的数据与知识基础，导致维保安排、资源配置和服务响应仍较多依赖人工协调，限制了运维能力向协同运营进一步延伸。

3.4.2 AI 赋能路径

人工智能正推动设备维护从“计划驱动”向“状态驱动”转变。状态监测层面，振动分析、热成像、油液分析及电流特征分析等技术走向融合部署，边缘计算实现现场数据实时处理，响应延迟可压缩至 50 毫秒以内。剩余使用寿命预测层面，基于深度学习的退化建模融合 LSTM 与 Transformer 等时序模型，构建融合物理机理与机器学习的混合预测模型，在特定场景下可实现提前数月预知关键部件退化趋势^[54]。检修决策优化层面，人工智能综合考虑生产排程、备件库存、人员排班及设备间耦合约束，推动维护策略从“单设备最优”向“全厂资源全局协调”升级。2024 年后，生成式 AI 与预测性维护的融合进一步实现从“预测”到“处方”的跨越，维护工程师可通过自然语言与系统交互，获取多语言、案例化的维修建议^[55]。

在此基础上，智能体进一步将运维能力由设备状态分析拓展至跨系统任务协同。通过统一知识库连接设备记录、库存、产能、客户服务等业务数据，并调用既有 ERP、MES、CRM 等系统，智能体可辅助完成维保任务调度、库存与产

能匹配、知识查询和客户服务等任务，推动运维服务由单点设备维护向“设备状态—资源配置—服务响应”协同运营延伸。人工智能由此不仅用于判断“设备何时需要维修”，也开始参与“由谁维修、备件如何配置、生产如何协调以及服务如何响应”等关联决策。

3.4.3 落地难点与应用现状

预测性维护的规模化落地仍面临着若干制约。设备故障属于小概率事件，故障样本的稀缺导致退化模型训练面临大量困难。与质量检测领域可以人工制造缺陷不同，设备故障数据难以通过实验有效生成。单台设备故障可能通过物料流、能量流及信息流的耦合关系引发连锁传播，要求模型拥有系统的分析能力。维护窗口与生产排程的冲突构成组织层面的障碍，最优维护时机可能因交付承诺而被迫推迟，需要建立跨部门的协同决策机制。同时存量老旧设备普遍缺乏传感基础设施，加装改造成本高昂且可能触及保修条款限制。

当人工智能进一步延伸至协同运营环节，新的难点则来自跨系统数据贯通、业务权限管理和人机责任划分。库存、产能、维保及客户服务等业务通常由不同部门和系统管理，智能体需要在明确的数据边界、操作权限和人工确认机制下调用相关信息和工具，避免因错误调用或自动执行影响生产经营。因此，相较于单一状态监测，跨业务协同更依赖统一

的数据治理、系统接口和流程规则。

从应用现状看，运维服务 AI 同样呈现梯度分化。基于振动的旋转机械预测性维护、红外热成像检测与电机电流特征分析已进入成熟应用阶段，大中小企业均可部署；多传感器融合预测、复杂设备故障预测与数字孪生维护处于试点验证阶段，适用于中大型制造企业；自主维护决策（AI 直接调度维护资源）、跨工厂设备健康协同管理与设备即服务（EaaS）尚处于前沿探索阶段，主要由行业龙头推进。与此同时，以统一知识库和多智能体为基础的协同运营应用也开始出现，其应用范围由设备维保逐步延伸至库存、产能和客户服务等关联环节。通过打通相关业务数据并协同完成任务调度、资源匹配和服务响应，人工智能正推动运维服务由单点设备维护向跨业务协同运营延伸。当前应用成熟度与适用企业见表 3-4。

表 3-4 运维服务人工智能应用成熟度

成熟度阶段	典型能力	适用企业
成熟应用	基于振动、红外热成像、电机电流等的设备状态监测、故障诊断与预测性维护	具备基础设备联网与状态采集条件的各类制造企业
试点验证	多传感器融合预测、复杂设备故障预测、数字孪生维护；基于知识库的维保辅助与任务调度	设备复杂度较高、数据基础较好的中大型制造企业
前沿探索	自主维护决策与资源调度；跨设备、跨工厂健康协同管理；库存、产能、维保和客户服务的多智能体协同；设备即服务（EaaS）	数据与系统贯通基础完善的行业龙头及大型制造集团

案例 3-4(a) 箴羲科技：锦书大模型赋能核电设备智能运维

企业案例 运维服务		
基于“锦书”核工业大模型的设备隔离边界计算与运维知识辅助		
技术提供方：箴羲科技（成都）有限责任公司		
用户企业： 三门核电有限公司		所属行业： 核能发电行业
部署时间： 2024 年起试点验证		部署状态： 试点验证/逐步推广
业务挑战		
核电站运维涉及海量设备手册、检修记录、运行系统与工程图纸，数据分散在数十个异构系统中，标准不一、相互割裂 ^[56] 。工程师撰写一份设备报告需跨系统手工查找、比对和整合信息，平均耗时数小时；关键运维知识以隐性形态存在于资深工程师头脑中，退休即造成知识断层 ^[57] 。隔离边界计算依赖人工查阅规程，复杂场景下易出错，安全要求高但效率低 ^[56] 。		
实施路径		
部署“锦书”核工业大模型平台，基于云边端架构整合设备实时工况、检修记录、经验反馈、工程图纸与规程文档等多源异构数据；通过 NUCLEAR-EMBEDDING 向量模型精准捕捉核工业专业语义，实现多路召回与多跳推理；Agent 平台将复杂任务拆解为子任务，自动调用数据库、实时工况系统与专业工具，生成设备报告、故障检修策略与培训教案；AR 智能运维辅助将大模型能力部署至现场设备，为一线人员提供实时故障诊断与数字流程指引 ^{[18][16]} 。AI 负责跨系统信息检索、报告初稿生成、故障策略推荐与知识问答；工程师负责结果审核、关键决策确认与经验反馈录入；系统持续将人工修正沉淀至知识库，形成数据飞轮。项目实施私有化部署，支持离线运行，确保核工业数据安全；与现有 DCS、ERP、文档管理系统贯通 ^[58] 。		
应用成效		
60% 设备报告撰写效率提升	90% 运维知识查询准确率	40% 新员工培训周期缩短
设备报告撰写效率提升 60% 以上，跨系统信息检索时间从数小时压缩至分钟级，显著减轻工程师文档负担；运维知识查询准确率达 90% 以上，新员工培训周期缩短 40%，有效缓解资深工程师退休带来的知识断层；隔离边界计算实现自动化校验，人为差错风险显著降低，为核安全提供数字化保障；经验反馈 AI 助理、工前会 AI 助理等虚拟助手已在培训与生产领域落地应用，计划扩展至更多核电机组。		

案例 3-4(b) 盛原成科技：热工大师 AI 系统赋能窑炉节能诊断

企业案例 运维服务		
基于"热工大师"AI 决策系统的窑炉异常诊断、报警分析与运行恢复		
技术提供方：盛原成科技（SYC）		
用户企业： 某窑炉龙头企业	所属行业： 陶瓷制造行业	
部署时间： 2025 年上线	部署状态： 正式投产/复制推广	
业务挑战		
该工厂拥有 567 米连续式陶瓷辊道烧成窑，270 节炉段，设备变量点位超 5000 个，温度数据点 700 余个 ^[59] 。窑炉运行高度依赖资深热工工程师个人经验，新窑炉/新产品投产调试周期长；出现翘角、色差、针孔等质量异常时，需人工逐参数排查，诊断耗时数小时；能耗偏高时难以判断是空窑、产量不足还是燃烧效率问题，节能优化缺乏数据支撑；海外现场支持成本高，资深经验难以复制 ^[59] 。		
实施路径		
部署“热工大师”AI 热工决策系统，接入窑炉温度、压力、传动、燃气、电耗、产量、报警等多源实时数据；结合烧成工艺知识库、异常诊断规则与 AI 分析模型，实现跨时间窗口、跨参数、跨工艺段的综合分析；系统自动识别异常区段，给出“异常现象—影响参数—可能原因—处理建议”完整链路；将产量、气耗、电耗、窑炉负荷与烧成曲线放在同一框架下分析，自动识别低产高耗、空窑损失与曲线设置过高问题，推荐优化方向 ^[59] 。AI 负责 7×24 小时异常监测、根因推断、能耗损失定位与优化建议生成；热工工程师负责确认 AI 诊断结果、执行参数调整与复杂工况决策；系统持续将调整效果反馈至模型，优化诊断准确率。项目通过边缘侧接入 PLC 实时数据（欧姆龙 FINS、Modbus 协议），云端进行复杂建模与知识沉淀，支持远程运维 ^[59] 。		
应用成效		
50% 投产调试周期缩短	8%-12% 能耗降低	30% 非计划停机减少
新窑炉/新产品投产调试周期缩短 50%以上，质量异常诊断时间从数小时压缩至分钟级，海外工厂无需等待国内专家到场即可自主调窑；单位能耗优化方向明确，空窑损失与曲线设置问题自动识别，能耗降低 8%—12%，直接降低燃料成本；设备非计划停机减少 30%以上，产线稳定性显著提升；运维知识通过系统实现标准化复制，计划将 AI 调窑能力推广至集团内所有海外工厂，彻底摆脱对个别资深工程师的依赖		

案例 3-4(c) 老虎云科技：AI 智能体平台赋能电力能源内外协同

企业案例 运维服务		
基于私有化 AI 智能体平台的电力能源企业协同运营与运维服务优化		
技术提供方：江苏老虎云科技股份有限公司		
用户企业： 华东地区某电力能源企业	所属行业： 电力能源行业	
部署时间： 2025 年下半年部署	部署状态： 正式上线/持续优化	
业务挑战		
该电力能源企业内部数据分散在 ERP、MES、CRM 等多个系统，存在数据孤岛，设备运维记录、客户咨询历史与库存产能数据无法统一沉淀治理。对外客户服务依赖人工响应，咨询压力大、人力成本高；工业设备维保调度、库存管控与产能匹配依赖经验判断，供需响应不及时。传统静态官网和管理系统难以支撑智能交互与跨业务协同，企业面临系统分散、响应效率不高和协同成本较高等问题。		
实施路径		
部署掌上端私有化 AI 智能体平台，搭建企业统一知识库，打通内部业务系统数据，完成实时汇集、清洗与治理；基于多类型开箱即用智能体（客服智能体、市场拓客智能体、库存/产能/维保调度智能体），实现对外客户服务与对内运维调度的 AI 赋能。AI 负责 7×24 小时客户咨询应答、维保任务智能调度、库存产能实时匹配与拓客线索筛选；业务人员负责复杂问题升级处理、关键决策确认与客户关系维护。项目采用轻量化私有部署，通过独立应用载体和专属小程序门户实现数据不出企业，并与现有数字化系统和智能制造系统进行对接，无需整体替换既有 IT 基础设施。		
应用成效		
5% 人员及管理成本降低	50% 获客成本降低	15%-25% 获客率提升
平均每年节省 5% 人员及管理成本，客服与运维调度人力投入显著降低；节省约 50% 获客成本，获客率提升 15%-25%，市场拓客从被动响应转为主动精准触达，实现内部管理与外部市场数据实时同步、智能分析，设备维保记录与客户需求数据实现统一治理；项目独立部署确保核心经营数据安全可控，计划将 AI 智能体能力扩展至供应链协同与能耗优化场景。		

4 应用场景二：人工智能支撑制造企业绿色低碳转型

在上一章探讨企业智能化转型的基础上，本章进一步将“碳排放”与“能效”显性化地纳入企业经营决策中。伴随工业AI的引入，本文将从能效优化、能源调度、绿色供应链和碳足迹核算四个维度探讨如何将减排目标转化为可执行、可度量、可闭环的工程实践（如图4-1）。以此与企业智能化转型共同构成高质量发展与国际化竞争的双轮驱动。

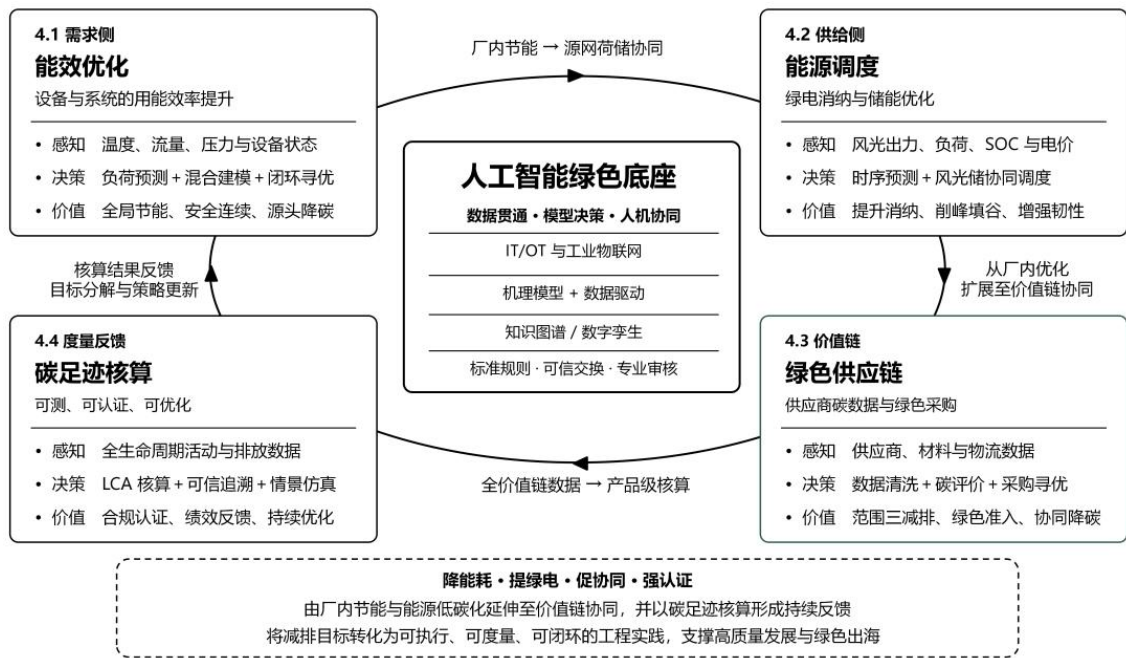


图 4-1 AI 驱动的绿色低碳转型闭环

4.1 能效优化：重点系统协同控制与动态寻优

提升能源效率是企业推进绿色低碳转型的重要抓手，既关系能源利用水平和运营成本，也直接影响碳排放绩效，在高耗能工业领域尤为突出。随着全球电气化进程加快与工业

负荷激增，全球能源需求总量已突破 650 艾焦（EJ），工业部门的用能占比持续居高不下，约占终端能源消费总量的 35%至 40%^{[60][61]}。然而，传统工业节能方式更多依赖设备升级、人工经验调节与定期维护，这种单纯关注“单台设备效率”的模式，已难以解决复杂能源系统的整体优化问题。

4.1.1 关键瓶颈

一方面，在实际制造过程中，大量能源消耗来自公用的动力系统。据统计，仅压缩空气系统的电能消耗就占工业企业用电总量的 10%，超过 500 万吨二氧化碳排放，相当于近 1.5 座百万千瓦级大型燃煤电站一年的碳排放量^[62]。而在高科技制造与高端数据中心领域，制冷系统的能耗占比更是高达 30%^[63]。这些高耗能系统由多台设备组成，运行效率受生产负荷、环境温湿度等多种因素动态影响，其能效并非单台设备升级能够提升。如图 4-2 所示，以工业制冷系统为例，冷机、水泵、冷却塔之间存在复杂的耦合关系，单台设备达到最优效率可能造成其他设备的能耗增加，“大马拉小车”现象频发，因此局部最优并不代表系统整体最优。

另一方面，传统的高耗能系统多依赖固定参数与人工经验进行调整，当环境或设备状态等突变时，原有的控制逻辑难以动态调整以适应新的运行条件。工业需求侧响应（Demand-Side Response, DSR）的实证研究表明，相较于

被动响应机制，采用主动需求响应及动态控制能够取得更显著的经济效益；在相关工业用户样本中，被动需求响应可降低约 5%—8% 的能源成本，主动需求响应可降低约 12%—24% 的能源成本^[64]。此外，自动需求响应的现场实践表明，控制系统能够根据外部需求响应信号自动执行预设策略，减少对人工干预的依赖，并实现较为稳定的峰值负荷削减^[65]。与此同时，能耗、排放、台账数据分散在多个系统，人工汇总慢，影响能效诊断、碳核算和节能决策。

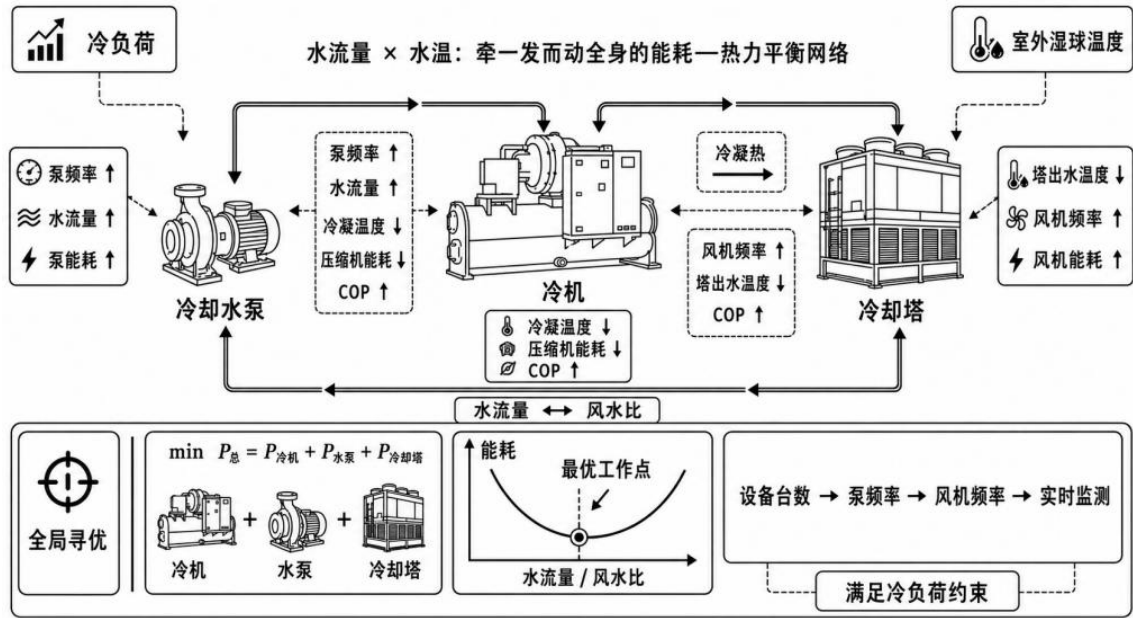


图 4-2 制冷系统设备耦合关系示意图

4.1.2 AI 赋能路径

随着工业数字化建设不断推进，人工智能的引入将能源管理模式从传统的“记录+可视化”向“预测+智能优化”转变，其核心在于利用工业数据建立能源系统动态模型，并根

据实时状态主动生成优化策略。一种典型技术路径是将机理模型与数据驱动/强化学习（Reinforcement Learning, RL）方法结合。具体而言，基于工业物联网与边缘算力，企业可实时获取设备的温度、流量、压力等运行参数；在此基础上，AI 模型结合 1:1 的物理拓扑结构，对短期能源需求和负荷变化进行滚动预测；在满足生产要求条件与设备安全约束的前提下，通过机理模型与数据驱动的混合算法寻找综合能耗最低的动态运行策略，最终实现全局自动寻优与闭环执行（如图 4-3）。

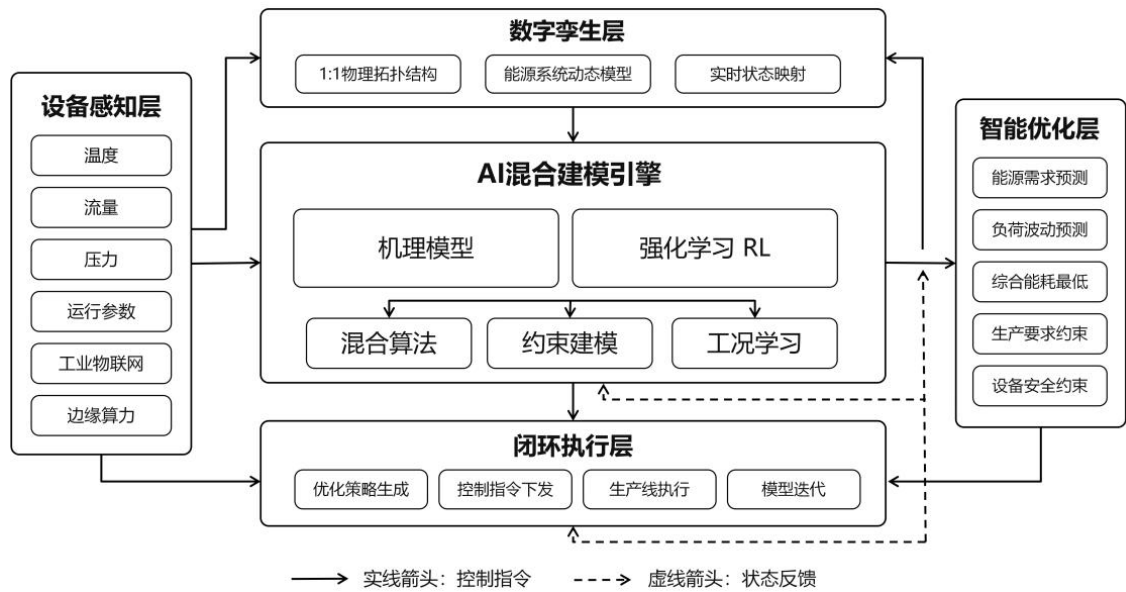


图 4-3 AI 能效优化混合建模技术路径示意图

4.1.3 落地难点与应用现状

相较于传统节能方式，AI 能效优化在落地时面临该场景特有的核心挑战：安全性与连续性的强约束。能源系统优化过程中不能简单追求最低能耗，还需要同时兼顾设备安全、

生产连续性与产品质量，这对模型的工业机理、安全规则和人工确认机制提出了更高的要求，设备的物理极限与安全红线由现场专家人工定义与维护；AI 在安全边界内进行多变量预测与策略寻优；而关键设备启停、高风险工况切换等决策则必须经由人工确认后再下发。此外，由于制造企业普遍存在大量存量设备，而不同供应商与设备之间的数据接口和通信协议存在差异，这也增加了 AI 部署的数据接入难度。

当前，AI 已在能效优化领域得到有效应用。针对单一高耗能系统（如制冷机房、空压站）目前已进入标准化商业应用（如图 4-4 所示的西门子智冷魔方等），而涉及多系统联动的跨车间能源协同优化（如将燃烧优化与前端配料寻优结合），由于耦合参数过多目前多在高耗能企业进行定制化试点。面向跨领域的自主能源智能体则受数据基础的限制，目前仍处于探索阶段与实验室技术攻关期。与此同时，案例 4-1(b) “环小宝”展示了制造企业能耗与环保数据治理的另一类应用路径：通过“数据获取—AI 解析—自动填报/生成—逻辑校验—人工确认—留档”闭环，自动汇集能耗、排放和环保台账数据，提升台账准确性和报送时效，并为后续能效诊断、碳核算和合规管理提供数据底座。当前应用成熟度与适用企业见表 4-1。



图 4-4 西门子智冷魔方高效制冷机房解决方案界面

表 4-1 能效优化人工智能应用成熟度

成熟度阶段	典型能力	适用企业
成熟应用	单一重点用能系统预测与闭环控制	具备基础物联或数字化条件的各类制造企业
试点验证	跨系统、跨车间能效协同；生产数据与环境监测、异常预警和处置流程联动	高耗能流程制造企业及重点排污单位
前沿探索	自主能源与环保合规智能体；面向多目标约束的持续学习和自主决策	数据基础完善的行业龙头与工业园区

案例 4-1(a) 西门子智冷魔方：制冷机房动态节能

企业案例 能效优化			
基于边缘 AI 与混合模型的制冷机房动态节能减碳			
技术提供方：西门子			
用户企业： 苏州西门子电器有限公司（SEAL）		所属行业： 电气机械和器材制造业	
部署时间： 2024 年发布，2025 年年内完成部署并公开项目案例		部署状态： 正式上线/复制推广	
业务挑战			
SEAL 4 号生产办公综合楼制冷机房的楼宇自控系统较为老旧，主要承担监测功能，设备启停仍依赖人工现场操作；关键水泵缺乏变频能力，难以根据实时负荷灵活调节 ^[66] 。与此同时，冷冻水和冷却水系统长期存在供回水低温差、大流量问题，末端设备又未纳入统一自控，造成泵送能耗和人工运维投入偏高。传统固定规则和人工经验难以持续适应负荷波动，也难以实现系统级协同节能优化 ^[67] 。			
实施路径			
项目部署西门子智冷魔方 AIBOX，首先通过边缘计算接入制冷主机、水泵、冷却塔及末端负荷等设备运行数据，并根据现场既有测点情况补充 4 类传感器，利用约 2 周历史运行数据完成模型初始化，形成对制冷系统运行状态和负荷变化的持续感知。在 AI 侧，将设备机理模型与历史运行数据结合，对主机、水泵、冷却塔等设备的协同运行进行系统级动态寻优，并在近 15 项安全边界约束下生成控制参数，避免单纯追求节能影响设备安全和生产办公需求。优化结果直接下发至既有控制系统，形成“数据采集—模型计算—参数优化—设备执行—运行反馈”的闭环，并根据实际运行效果持续校正。方案采用本地边缘、非侵入式部署，数据不上传云端，无需大规模改造原有生产和楼控系统，在保障既有运行逻辑的基础上实现智能控制与节能优化 ^[68] 。			
应用成效			
29.65% 能耗降低	>130 小时/年 人工节省	18 万元/年 预计节约电费	约 120 吨/年 预计减碳
2025 年制冷机房能耗较 2024 年相似日基准已降低 29.65%，远程监控与智能启停已节省人工超过 130 小时/年，系统级动态优化对降低运行能耗和减少现场运维投入具有直接作用。按项目测算，预计每年可节约电费 18 万元、减碳约 120 吨，投资回报周期小于 3 年。项目从部署到交付仅用 35 天，期间未影响正常生产与办公，其非侵入式边缘部署能够兼顾节能改造效率与业务连续性 ^{[66][68]} 。			

案例 4-1(b) 常青智控环小宝：能耗与环保数据智能治理

企业案例 能效优化			
基于环保垂直大模型与隔空智能填报技术的制造企业环保合规智能管理			
技术提供方：无锡常青智控科技有限公司			
用户企业： 华东地区某新材料制造企业		所属行业： 钢压延加工	
部署时间： 2026 年初起推广应用		部署状态： 试点运营/持续推广	
业务挑战			
试点企业环保合规事务分散在各级环保业务系统中，数据口径不一、人工汇总缓慢，既影响能效诊断、碳核算和节能决策，也增加环保申报负担，每月需投入 3—7 天重复录入和填报，一旦出现数据错误还可能带来行政处罚风险。与此同时，每年环保政策法规更新频繁，中小制造企业往往缺少专职人员持续跟踪、解读并落实到申报、监测和台账管理中，即使配置专职人员也面临较高人力成本。现有的人工管理方式对异常情况的发现较为滞后，往往到执法检查阶段才暴露问题，难以及时覆盖日常合规、风险预警及政策红利获取等需求。			
实施路径			
项目部署“环小宝”AI 环保智能体平台，以自研环保垂直大模型为底座，围绕能耗与排放数据治理、企业申报、政策查询、报告生成、专家问答和排污许可辅助填报等场景形成统一服务入口。数据侧整合国家、省、市各级环保政策法规库，并融合企业一企一档、环境统计、环境应急等填报数据及生产工序监测数据，通过多模态文件解析形成统一数据视图。执行侧结合合规逻辑自检引擎与“隔空智能填报”技术，利用前端视觉感知和模拟人机交互自动识别网页表单、匹配字段并精准写入，无需专用接口、源码对接或改造原系统。AI 自动完成数据整理、填单、报告初稿和规则校验，结果在线预览后由人员编辑确认并留档，形成“数据获取—AI 解析—自动填报/生成—逻辑校验—人工确认—留档”闭环。治理后的数据既用于环保申报与合规管理，也为后续能效诊断、碳核算和节能决策提供一致的数据底座。平台提供 7×24 小时在线服务。			
应用成效			
>85% 填报效率提升	95% 填报准确率	<1% 系统故障率	70%-90% 日常合规工作覆盖
平台服务企业实测显示，单次环保填报由原约 1 天缩短至约 10 分钟，填报效率提升 85%以上；通过数据逻辑自动校验，填报准确率达到 95%，系统故障率低于 1%，显著减少重复录入和人工校验压力。目前平台可承接企业 70%—90%的日常环保合规工作，使企业将更多人力投入异常处置、专业判断和最终审核。平台已在钢铁、化工、第三方环保服务等多个重点行业推广应用，并提供 7×24 小时在线服务，验证了该模式的跨行业复制能力。			

4.2 能源调度：源网荷储协同与虚拟电厂响应

当前，制造企业能源体系正不断向多能源协同运行模式转变，清洁能源、电力系统与终端电气化的重要性持续提升。从全球能源投资结构看，近年来能源投资总量持续回升，投资重心也逐步向可再生能源、电力、能源效率及电气化等领域倾斜，反映出全球能源体系向更加多元、低碳和电气化方向演进的趋势（如图 4-5）。与这一趋势相呼应，可再生能源装机规模也在快速扩大。国际可再生能源署（IRENA）指出，2025 年全球新增可再生能源装机容量达到创纪录的 692 GW，年增长率达 15.5%，全球总装机容量突破 5149 GW，其中太阳能和风能占据主导地位^[69]。对于制造企业而言，能源转型不再只是增加光伏、风电等清洁能源设备，而是进一步转向对能源生产、储存、消费及与外部电力系统交互的系统性管理。随着能源来源更加多元、供需波动更加明显，如何协调不同能源、生产负荷与储能资源，实现供需动态平衡，成为企业能源调度面临的核心问题。

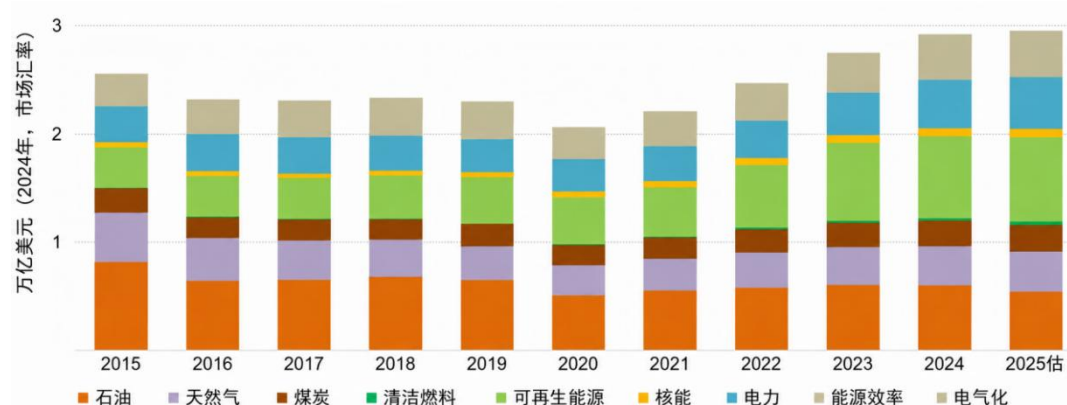


图 4-5 全球能源投资结构变化^[60]

4.2.1 关键瓶颈

一方面，绿电具有天然的波动性、间歇性与不确定性。光伏发电易受天气与季节影响，风电输出则受风速干扰，这种能源供给侧的强随机性导致了供需无法有效适配。当发电量高于实时需求时，电网消纳率降低，易出现“弃光、弃风”等能源浪费现象；而当发电输出下降时，企业通常需要通过外购电力等方式补充供应，其对应的碳排放水平取决于所在地区、用电时段及电源结构，也由此增加了能源供需平衡与低碳运行的协调难度。随着装机激增，全国消纳压力加剧，2025 年全年甘肃（10.4%）、新疆（13.7%）、青海（16.6%）等西北能源大省的全年弃光率¹均已超过 10%，西藏地区甚至高达 35.1%^[70]。

另一方面，传统能源调度模式下固有的生产负荷与储能策略难以及时响应峰谷电价变化。多数制造企业仍依赖固有经验或人工判断来控制储能充放电，导致在新能源出力高、电价低的时段低成本绿电利用不足；而在高峰用电阶段又将面临较高能源采购成本。研究表明，面对分钟级波动的电力现货市场与极端“负电价”现象，传统人工阶梯式调度的响应滞后，非优化调度可能降低储能套利收益和经济性^[71]。

¹ 弃光率是指光伏电站发电量中未被电力系统传输和负荷消纳部分所占的比例，其计算公式通常为弃光率=弃光电量/(弃光电量 + 实际上网电量)×100%。在统计中，新能源利用率通常仅考虑系统原因导致的受限电量。

4.2.2 AI 赋能路径

当代人工智能正在推动能源管理由“能源监控”向“预测—优化—执行”闭环转变。相较于传统方式仅关注“如何获得更多绿色能源”，智能调度进一步回答“何时生产、储存和使用绿色能源”。如图 4-6 所示，企业可融合天气预报、生产计划、分时电价、电网调控需求以及光伏、储能和用电设备状态，利用时序预测、深度学习和影响因子迭代拟合，对新能源出力与园区负荷开展滚动双预测；再以生产连续性、设备安全、储能荷电状态（SOC）和经济性为约束，协同优化储能充放电及照明、空调、充电设施等柔性负荷，并将执行结果反馈至模型持续校正。进一步接入虚拟电厂后，园区还可根据电网需求参与需求响应，在降低能源成本、提高绿电就地消纳率和保障供能安全之间取得动态平衡。

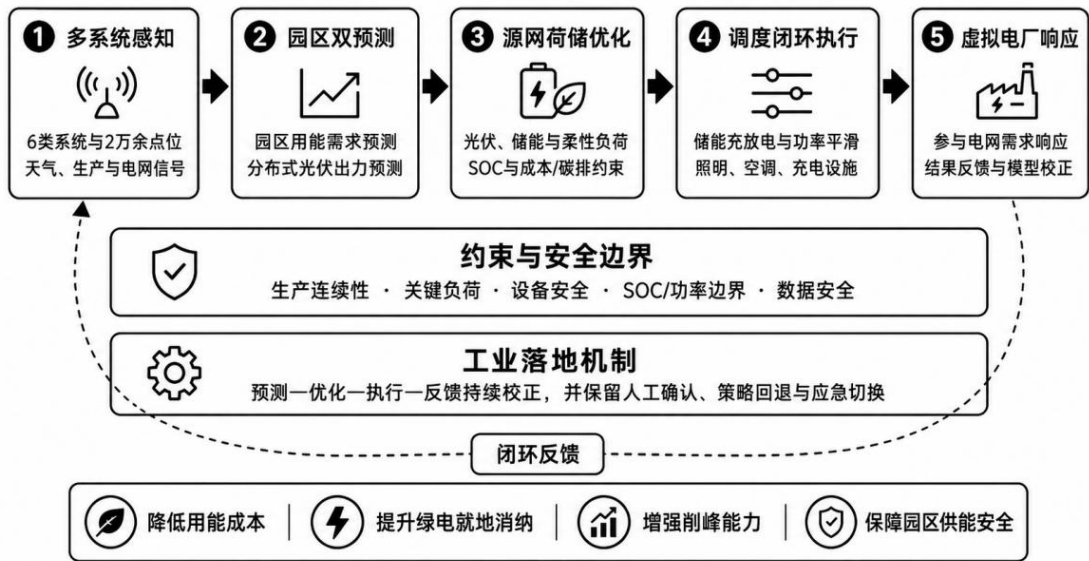


图 4-6 源网荷储智能调度闭环

4.2.3 落地难点与应用现状

但当前能源调度 AI 的工业落地仍面临多重约束。除气象与负荷预测误差外，跨系统数据融合和多目标平衡也是主要难点：光伏、储能、配电、暖通、照明和充电设施往往来自不同供应商，协议、数据颗粒度与控制周期不一；降低能源成本、提高新能源消纳率、减少碳排放和延长储能寿命等目标之间也可能相互冲突。除此之外，企业还需同时满足生产连续性、设备安全、数据安全和外部响应时限。因此，落地时需设置 SOC、功率、关键负荷和设备启停等安全边界，并保留人工确认、策略回退与应急切换机制；连续生产型企业优先保障供能稳定，工业园区型企业则在此基础上兼顾新能源消纳和峰谷收益。

随着企业智能化转型不断推进，AI 能源调度已由单点预测和储能优化，向“源—网—荷—储”协同控制及虚拟电厂联动拓展。当前，新能源出力预测、负荷预测和储能充放电优化已形成较成熟的标准化能力；涉及生产计划、柔性负荷、配电系统和外部电网指令的跨系统调度，则仍需结合企业能源结构和安全边界进行定制。ABB 厦门工业中心的实践（如图 4-7 和案例 4-2 所示）体现了工业园区能源管理由分散监测走向协同调度的落地路径。未来，随着预测精度、跨系统互操作性和安全自治能力提升，工业能源调度将逐步由辅助决策工具发展为可自主协调能源生产、储存和消费的智能运

营体系。当前成熟度与适用企业见表 4-2。



图 4-7 ABB 厦门工业中心零排放愿景园区

表 4-2 能源调度人工智能应用成熟度

成熟度阶段	典型能力	适用企业
成熟应用	新能源出力与负荷预测、储能充放电优化、电网监测与峰谷套利	配置光伏、储能或分时电价管理的制造企业
试点验证	源网荷储统一调度、柔性负荷控制、虚拟电厂需求响应及多系统闭环执行	大型工业园区、多工厂集团和高耗能企业
前沿探索	电、热、气等多能源自治智能体；跨园区、跨市场协同交易与自主优化	能源数据和市场运营能力成熟的行业龙头

案例 4-2 ABB 厦门工业中心：“源网荷储”协同调度

企业案例 能源调度			
基于 AI 双预测、储能优化与虚拟电厂联动的园区能源智能调度			
技术提供方：ABB（中国）有限公司			
用户企业： ABB 厦门工业中心		所属行业： 电气机械和器材制造业	
部署时间： 2022 年 10 月并网投运，2023 年 5 月建成示范基地		部署状态： 正式上线/复制推广	
业务挑战			
ABB 厦门工业中心生产负荷规模大且连续性要求高，园区屋顶光伏受天气影响呈现间歇性和波动性，发电曲线与生产、暖通、照明及充电负荷难以实时匹配。光伏、储能、配电和用电设备分属不同系统，数据协议与颗粒度不一致，传统依赖人工经验和固定策略的管理方式难以准确预测供需变化，也无法充分利用柔性负荷参与需求响应。园区既要保障制造过程稳定供电，又需提高新能源就地消纳水平、降低外购电成本和碳排放^{[72][73]}。			
实施路径			
项目构建覆盖光伏发电、储能、配电、暖通、照明和充电设施的智慧能源管理体系。首先，通过统一通信协议和物联网技术接入 6 个子系统、2 万多个数据监测点，并融合天气预报、生产计划及电网调控需求，形成“源—网—荷—储”统一数据底座。在预测方面，采用 AI 深度学习和影响因子迭代拟合，对光伏发电量与园区用电负荷开展双向预测；在调度方面，ABB Ability ZEE600 根据预测结果和设备状态优化储能充放电及生产用电策略，动态协调照明、空调等柔性负荷，平抑光储波动。平台进一步与国网厦门虚拟电厂及电力交易平台贯通，在满足生产安全和设备约束的前提下形成‘数据采集—供需预测—策略优化—设备执行—需求响应’闭环。项目采用合同能源管理模式，由火炬新源提供投融资、建设和运维服务，以节能收益支付项目成本，降低企业前期投入和实施风险^{[73][74]}。			
应用成效			
90% 供需预测准确率	22% 能源成本降低	45% 外购市电减少	13,400 吨 碳排放减少
项目实施后，光伏发电和园区负荷预测准确率达到 90%，年度用电量下降 5%，能源成本降低 22%，外购市电电量减少 45%，投资收益率超过 8%，碳排放减少 13400 吨。AI 双预测与柔性负荷调度使光伏、储能和生产用能够根据天气、生产计划及电网需求动态匹配，提升了新能源就地消纳和园区参与需求响应的能力。案例表明，多元数据融合、预测优化与虚拟电厂联动能够推动工业园区能源管理由分散监测走向协同调度^{[73][75]}。			

4.3 绿色供应链：碳数据治理与绿色采购优化

供应链排放已经成为企业实现净零目标过程中最具挑战的部分之一（如图 4-8）。根据 CDP 与 Boston Consulting Group（BCG）联合研究，企业供应链排放平均约为自身运营排放的 26 倍^[76]。建立可信的供应链碳数据协同机制成为企业绿色转型的重要挑战。而绿色采购是企业推动供应链低碳转型的源头抓手，其核心在于将环境绩效指标纳入原材料、零部件及服务的采购决策流程，而非仅关注价格、质量和交期等传统要素。

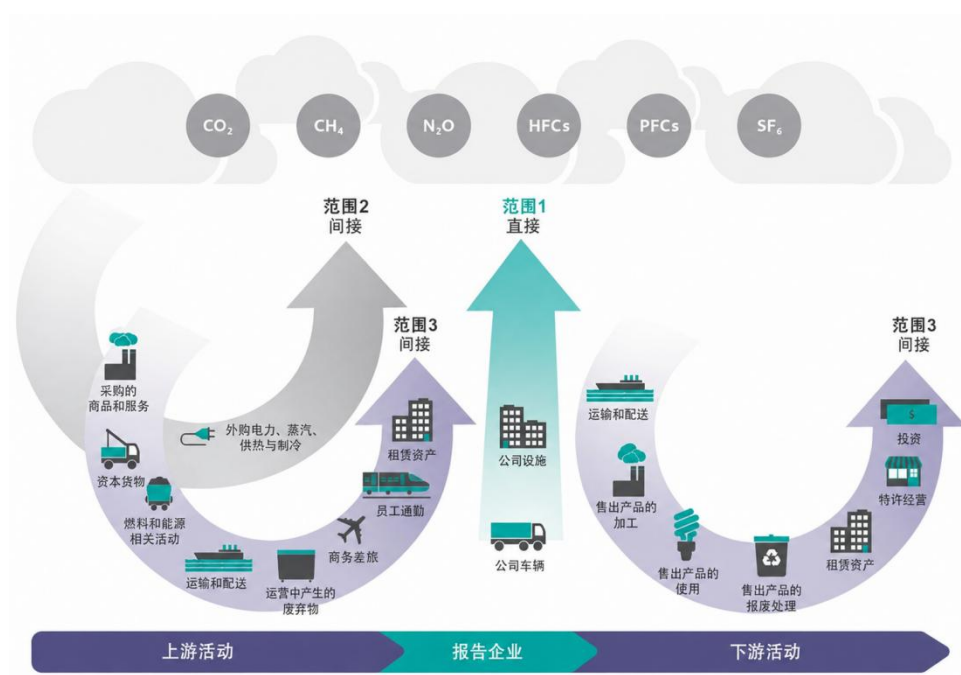


图 4-8 范围和全价值链排放概览图^[77]

4.3.1 关键瓶颈

当前，供应链绿色管理正面临从“软性倡导”向制度化

合规要求和市场准入约束转变。在国际环境中，制造企业面临的“绿色出海”合规压力持续上升。随着欧盟碳边境调节机制（CBAM）、《欧盟电池和废电池法规》等国际政策的实质性落地，产品碳足迹与供应链低碳数据正日益成为中国制造企业进入国际市场需要满足的重要合规要求和供应链准入条件。根据 BCG（2021）预测，CBAM 于 2026 年正式实施后，高碳强度生产国的基础原材料成本将上升 15% - 30%，且该压力到 2030 年碳价达 100 欧元/吨时将更为显著^[78]。缺乏准确的供应链碳数据，企业可能面临额外碳成本、合规成本上升以及市场准入受限等风险，并可能影响海外客户订单获取与供应链合作。而在供应链排放占比较大但难以直接观测的背景下，供应商碳数据采集难。行业调研显示，跨行业平均约 64% 的上游排放来自二级及更深层供应商；在航空航天与国防、高科技和汽车等供应链较为复杂的行业，这一比例约为 80%^[79]。由于相关排放分散在多层级供应商网络中，企业识别和追踪上游排放来源的难度显著增加^[80]。供应链中不同企业与供应商的数据采集与碳核算能力存在较大差异，且传统方式通常依赖供应商的问卷调查与人工审核，不但更新周期长、实时性差，还易受到统计口径、核算方法等差异影响，导致企业难以获得完整、连续且可信的供应链碳数据。除此之外，绿色采购无据可依、实施难。传统采购体系主要围绕价格、质量等进行评价，而供应商的能源利用率、产品

碳排放水平、环保能力等绿色指标仍缺少标准化、可量化的评价体系（如图 4-9），导致采购人员难以判断不同供应商之间真实的绿色差异。Kearney 的一项调查显示，仅 22% 的采购负责人将可持续性列为采购工作的前三项优先事项^[81]。

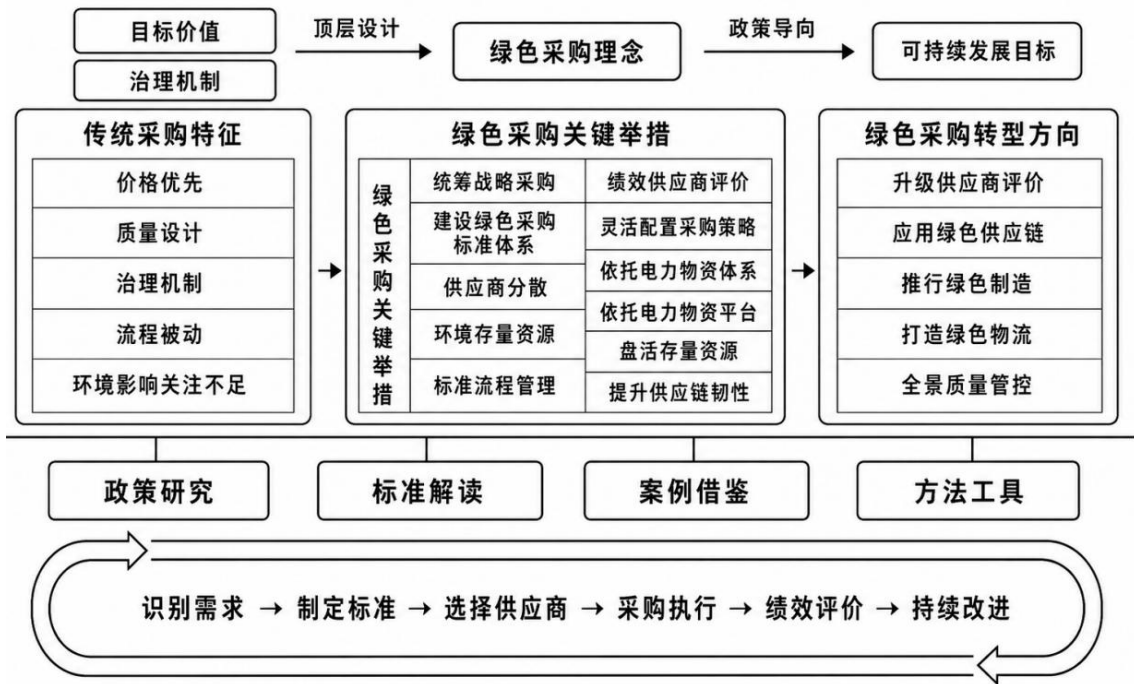


图 4-9 “碳达峰、碳中和”目标背景下绿色采购实施框架

4.3.2 AI 赋能路径

人工智能正在推动绿色供应链管理从“供应商审核”向“数据驱动的供应链优化”转变。在此场景下，数字化平台可通过 API 接口连接供应商生产数据、能源消耗数据和产品环境信息，并结合工业区块链等技术提升跨企业数据的可信交换与追溯能力，形成供应链碳数据基础。在此基础上，可利用自然语言处理（NLP）与大模型技术，对非结构化数据进行自动解析、信息提取与结构化处理；AI 供应链寻优算法

将“碳排放约束”作为重要变量纳入决策模型，企业以此评估不同供应商、不同材料和不同物流方式对产品碳排放的影响，从而在采购过程中进一步将碳排放水平纳入供应商评价体系，识别供应链减排机会，实现成本、性能和环境影响之间的综合优化。

4.3.3 落地难点与应用现状

现今跨企业的数据协同仍然是绿色供应链发展的核心难点。相比企业内部能源优化，供应链管理涉及多个独立主体，企业无法直接控制所有数据来源和生产过程，需要建立统一的数据口径和评价体系以提高供应链碳数据的可信度。除此之外，中小供应商数字化能力有限、绿色供应链推广难也是制约其发展的重要因素。

目前供应链碳数据采集、供应商绿色评价等基础能力已经进入商业应用阶段，主要适用于汽车、电池、电子制造等对绿色合规要求较高的行业。联想集团部署的绿色供应链数据管理平台与碳衡科技（如图 4-10）的绿色低碳方案正在有效服务节能减排与绿色出海。而覆盖多级供应商的供应链实时碳追踪和自动化减排优化仍处于探索阶段，更适合供应链复杂、国际化程度较高的大型制造企业。当前成熟度与适用企业见表 4-3。

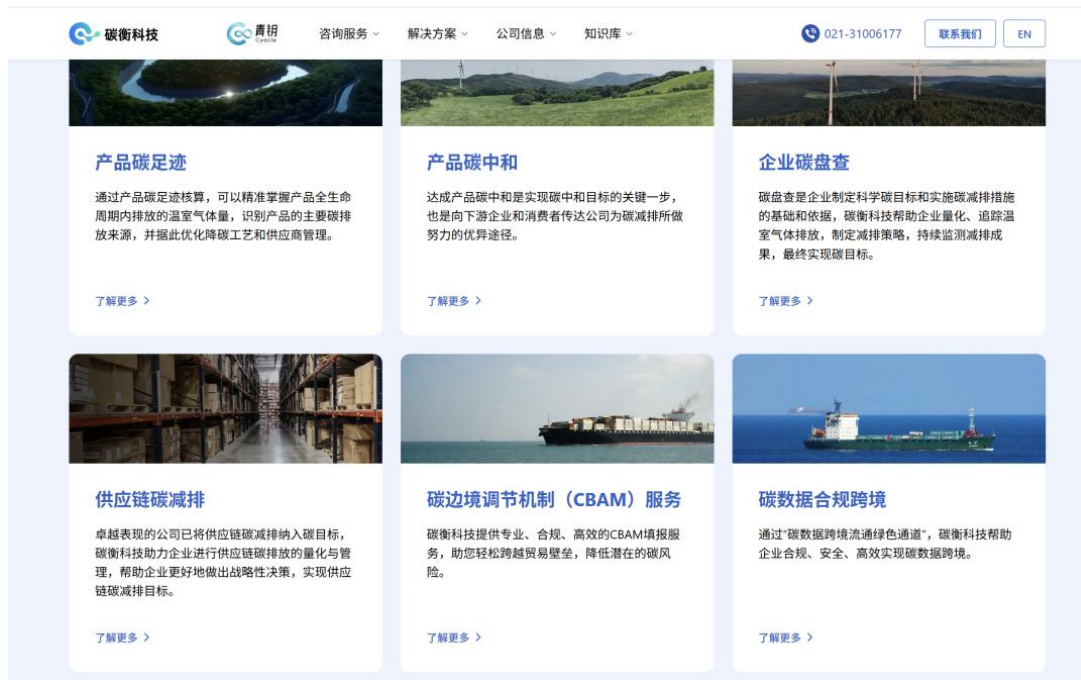


图 4-10 碳衡科技绿色低碳服务界面

表 4-3 绿色供应链人工智能应用成熟度

成熟度阶段	典型能力	适用企业
成熟应用	供应商碳数据采集、碳绩效评价、合规筛查和绿色采购基础管理	汽车、化工、电子等合规要求较高的企业
试点验证	多级供应链碳数据融合、排放因子智能匹配和采购组合优化	供应链复杂且国际化程度较高的大型制造企业
前沿探索	跨层级实时碳追踪、可信交换及 AI 自主调整供应商与材料组合	数据协同生态较成熟的行业龙头

案例 4-3 碳衡科技：数字化碳管理平台驱动供应链碳协同

企业案例 绿色供应链		
基于 AI Native 数字化碳管理平台的供应链碳数据协同		
技术提供方：碳衡科技		
用户企业： 福华通达化学股份公司	所属行业： 化学原料和化学制品制造业	
部署时间： 2025 年 10 月，正式对外开放使用	部署状态： 正式上线/复制推广	
业务挑战		
福华化学生产链从原料开采延伸至加工、运输等多个环节，供应链长、参与主体多，碳数据分散在不同业务环节和上下游企业。随着 CBAM、ESPR 及 Tfs 等绿色贸易和供应链要求持续推进，企业既要满足客户披露和第三方认证要求，又要推动主要原料工厂开展碳足迹核算。传统手工填报效率低、数据口径不一致，跨企业协同和追溯困难，难以形成可用于供应商评价、采购决策和持续减排的统一碳数据基础 ^[82] 。		
实施路径		
项目由碳衡科技基于自研 AI Native 碳管理平台青钥 Cyacle，为福华化学定制建设碳综合管理平台。数据侧围绕产品、组织和供应链碳管理需求，汇集企业内部及上下游多源异构碳数据，通过 AI 完成自动清洗、归集和标准化，减少人工整理与口径转换。核算侧依托行业专属模型库，对草甘膦等产品及相关组织、供应链开展多层级碳核算，并自动形成用于内部管理和外部披露的核算结果与报告。平台同时打通 TÜV 南德第三方认证通道，使碳数据从采集、核算到认证在线衔接，形成“数据归集—AI 处理—碳核算—报告输出—第三方认证—供应商评价/采购决策”的闭环。部署过程中与企业既有信息系统进行平台化对接，系统负责数据处理、核算和报告生成，管理人员审核关键结果，并据此开展供应商评价、采购决策和供应链协同减排 ^[82] 。		
应用成效		
约 1.2 吨/吨 预计单位产品减排	约 10% 预计草甘膦碳足迹降低	已通过 TÜV 南德第三方认证
草甘膦等系列核心产品已完成碳足迹核算，并通过 TÜV 南德第三方认证取得产品碳足迹核查声明，2025 年获 Tfs 供应商碳管理先锋奖 ^[83] ，企业已形成可对外披露和认证的产品碳数据基础。按原方案测算，采购使用大量绿电后，草甘膦产品碳足迹预计降低约 10%、每吨产品减少约 1.2 吨碳排放；更换高效电解设备还可再减少约 0.5 吨/吨，为供应商评价、采购决策和供应链协同减排提供数据支撑 ^{[82][84][85]} 。		

4.4 碳足迹核算与管理：全周期精算、可信追溯与减排优化

产品碳足迹（Product Carbon Footprint, PCF）正在成为衡量企业绿色发展能力的重要指标。欧盟碳边境调节机制（CBAM）已于 2026 年进入正式实施阶段，欧盟《电池法规》进一步提出电池全生命周期碳管理要求，要求进入欧盟市场的相关电池产品提供碳足迹声明和生命周期环境信息^[86]。碳足迹已逐渐从企业自愿披露信息，转变为影响供应链准入和国际竞争的重要基础能力。

4.4.1 关键瓶颈

当前企业开展产品碳足迹管理仍面临较大挑战。首先，产品碳排放数据具有明显的复杂性、分散性和跨环节特点（如图 4-11）。在工业产品中，超过 90% 的碳排放往往来源于企业无法直接控制的供应链上下游^[87]。相比企业整体碳排放统计，产品级碳足迹需要进一步细化到具体产品、零部件甚至单件产品，其数据来源涉及原材料采购、供应商生产、运输等多个环节，而这些数据往往分散在不同企业和不同信息系统中。其次，传统碳核算方式效率较低、口径不一，难以满足动态管理需求。LCA 专家 Greg Norris 指出，一项产品 LCA 研究通常需要 3—6 个月甚至更长时间才能完成^[88]，且极易因部分关键参数取值较为保守导致核算结果偏差高达 15% 以上^[89]。此外，碳数据还存在可信性不足、认证成本

高的问题。跨国合规要求碳数据必须满足 ISO 14067 等国际标准。然而，在跨区域供应链管理中，供应商出于对核心技术和真实成本泄露的担忧，极度排斥共享底层真实数据。企业单次聘请第三方机构进行实地核查与认证的费用通常高达数十万元，且复用率极低。

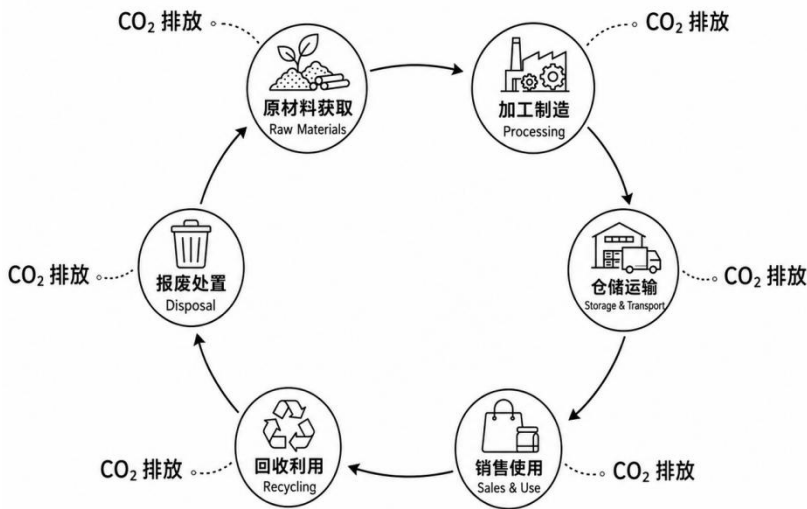


图 4-11 产品全生命周期碳足迹示意图

4.4.2 AI 赋能路径

相较于传统碳管理方式，人工智能正推动碳足迹管理从“人工核算”向“智能感知、自动计算和持续优化”转变。

在数据采集方面，AI 结合边缘计算提取能耗与材料数据进行清洗、匹配与异常识别，并辅助推荐适用的排放因子；碳核算引擎则严格按照 ISO 14067 等标准完成正式计算。其核算结果须由专业人员审核确认，确保结果可追溯、可认证，提高核算数据与结果的可信度。在数据处理方面，AI 融合大模型与工业知识图谱，对不同来源的数据进行匹配和分析，

辅助完成数据分类、口径转换、排放因子匹配等处理，为碳核算引擎的正式计算提供数据基础。在数据交换与可信认证方面，数字化平台可结合区块链等可信数据技术，构建跨主体的数据交换与追溯机制。供应商基于可验证凭证进行数据响应，在支持碳排放数据真实性验证的同时，减少底层敏感数据直接共享的需求，从而兼顾数据可信与商业信息保护。在决策优化方面，AI 驱动的碳管理平台可支持产品碳足迹的动态更新与分析，企业可通过“数字孪生²”仿真模拟不同生产策略（如更换低碳供应商或调整工艺）对碳排放的影响，将碳数据真正转化为经营决策变量（如图 4-12）。

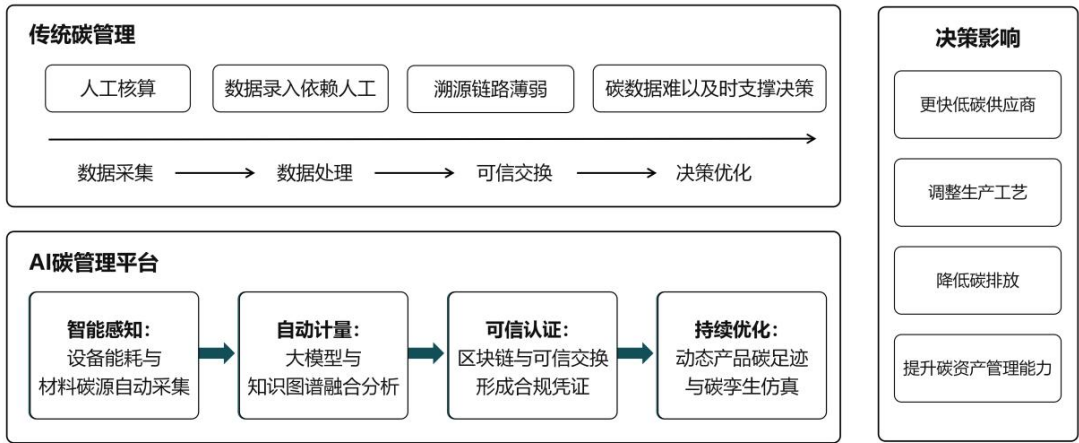


图 4-12 AI 碳足迹管理升级路线图

4.4.3 落地难点与应用现状

不过，碳足迹 AI 应用仍面临较高的数据和标准挑战。首先，国际碳核算标准仍在持续完善，不同行业之间存在核

² 数字孪生可以被视为一个或多个重要的、彼此依赖的装备系统的数字映射系统。数字孪生具备高保真建模、实时感知反馈、虚实交互联动等核心特征，借助传感器、边缘计算和云平台，可以实现状态监测、性能预测、行为优化，构建虚实融合的“闭环系统”。

算方法差异，企业需要持续适配新的规则要求。其次，供应链数据共享仍是关键难点，企业既需要获得准确碳数据，又需要保护供应商商业机密。此外，对于中小企业而言，完整建设碳管理体系需要投入较高成本，需要依托行业平台和第三方生态降低实施门槛。

当前产品碳足迹计算、碳排放追踪和绿色合规管理已经逐步投入生产制造。基于生命周期评价的碳足迹计算工具及报告生成已进入商业应用，数据整理及认证材料准备可部分自动化，正式核查或认证仍须由独立第三方机构完成。例如，河钢集团正依托西门子西碳迹（如图 4-13）实现单件产品级碳足迹的自动化精算与报告输出；同时平台打通了与第三方机构（如 TÜV 南德）的数据通道，顺利通过了 CBAM 符合性评估报告审查。相比之下，实现产品碳足迹实时更新、供应链碳数据自动融合以及 AI 驱动的自主减排决策仍处于发展阶段。当前应用成熟度与适用企业见表 4-4。

未来，随着工业数据基础完善、碳核算标准统一以及人工智能能力提升，碳足迹管理将从单纯的合规工具逐渐发展为连接产品设计、生产制造、供应链管理和市场决策的绿色智能平台。在此基础上，人工智能将在整个绿色低碳主线上形成完整的业务闭环，真正推动制造企业迈向绿色可持续的高质量出海发展。



图 4-13 西碳迹 SiTANJI 碳足迹生态解决方案界面

表 4-4 碳足迹核算与管理人工智能应用成熟度

成熟度阶段	典型能力	适用企业
成熟应用	生命周期碳足迹核算、自动生成报告、认证材料准备和绿色合规管理	具有 CBAM、客户披露或第三方认证需求的企业
试点验证	单件产品动态碳足迹、供应链数据融合及第三方验证通道衔接	大型出口制造企业和多品种生产企业
前沿探索	数字孪生驱动的实时碳足迹更新、情景仿真与 AI 自主减排决策	数据基础完善的行业龙头

案例 4-4 西碳迹：碳足迹精算与追溯数字化平台

企业案例 碳足迹核算与管理			
基于 AI 与区块链数据融合的碳足迹精算与追溯			
技术提供方：西门子			
用户企业： 河钢集团有限公司		所属行业： 钢铁制造业	
部署时间： 2021 全球发布海外落地，2024 年进行中国本土化推广		部署状态： 正式上线/复制推广	
业务挑战			
河钢产品碳足迹核算覆盖采矿、焦化、烧结、炼铁、炼钢、轧钢等多道工序，生产、能耗和物料数据分散，大量碳排放又来自供应链，跨环节获取和追溯难度较高。ResponsibleSteel、ISO 等标准及不同客户的核算口径存在差异，人工核算容易出现重复工作、口径混乱和范围三数据缺失的问题。随着 CBAM 提高出口合规要求，传统平均排放因子和手工方式难以支撑产品级精准核算、可信披露与低碳设计^{[89][90][91]}。			
实施路径			
项目部署西碳迹 WisCarbon 碳中和数字化平台，以 SiTANJI LCA 数据库引擎建立钢铁业务方法论和碳因子库。数据侧通过工业边缘计算连接 ERP、MES、能源管理等 IT/OT 系统，自动采集采矿、焦化、烧结、炼铁、炼钢、轧钢等环节的生产、能耗与物料数据，减少跨系统人工汇总。计算分析侧基于实际工序数据开展单件产品级碳排放量化，并结合不同核算规则进行碳足迹计算和降碳情景分析，避免仅使用行业平均因子。供应链侧引入区块链可信数据交换机制，对上下游碳数据共享、验证和追溯，使供应商在不披露商业机密的前提下参与核算。平台自动完成采集、核算和报告生成，管理人员据此制定减排路径和供应商协同方案，形成“采集—核算—追溯—分析—决策”闭环，并通过 API 等方式接入既有系统，无需大规模改造^{[91][92][93]}。			
应用成效			
>40% 碳管理效率提升	5% 整体碳排放减少	60% 废钢循环使用率	>20% 部分产品碳足迹降低
平台应用后，河钢综合碳管理效率提升超过 40%，整体碳排放减少 5%，废钢循环使用率提升至 60%，清洁能源利用率提升至 10%，不同类别钢铁产品碳足迹降低超过 20%，并实现经济效益 2500 万元。平台已通过 TÜV 南德 CBAM 符合性评估，并支持相关企业获得欧盟 CBAM 符合性评估报告，增强产品碳数据核算、披露与出口合规支撑能力；同时已在医药、化工、矿山等多行业累计完成 50 余份产品环境绩效披露^{[94][95]}。			

现今，人工智能已推动绿色低碳转型打破传统“单设备升级”和“人工调参”的局限，形成了“测、算、管、减”的完整业务闭环：**AI** 在安全红线内实现了复杂高耗能系统的全局寻优，利用预测算法促进了高比例绿电高效消纳，并结合区块链技术为解决多级供应链碳数据协同与 **CBAM** 等国际贸易壁垒问题提供参考方案。随着碳核算标准的完善，这些绿色 **AI** 能力将通过更高效的平台化与生态化方式进行封装和规模化复用。

5 平台协同：规模化应用的组织机制

5.1 从单点应用到跨主体协同

制造企业的人工智能应用由单点试验走向规模化落地，不能仅依靠模型性能提升，还需要解决能力复用、系统集成和持续交付问题。第三、四章的案例表明，企业转型价值不仅取决于单个场景能否跑通，更取决于相关能力能否跨场景沉淀、连接和复制。

单点应用通常面临四方面局限：一是研发设计、生产制造、质量管控、设备运维和能效管理等环节各自开发，容易形成重复建设；二是设备、工艺、质量、能源与供应链数据分散在不同系统，难以贯通；三是每拓展一个新场景，往往需要重新连接 PLC（可编程逻辑控制器，Programmable Logic Controller）、MES（制造执行系统，Manufacturing Execution System）、SCADA（数据采集与监视控制系统，Supervisory Control and Data Acquisition）、ERP 和能源管理系统，集成成本较高；四是部分方案仅能在特定产线、设备或工厂中运行，跨场景复制能力不足。

因此，跨主体协同是推动模型、数据、软件、装备和服务能力实现标准化组织与规模化复用的重要条件。制造企业应用人工智能需要模型与算力供给方、工业软件与自动化厂商、系统集成商、制造企业、数据服务机构以及标准治理机构共同参与。技术供给方提供模型、平台和工具，制造企业

提供场景、数据和工艺知识，系统集成商负责方案实施，标准治理机构提供评测、认证和安全规范。

其价值并非单向传递，而是通过场景需求、技术供给、项目实施、应用反馈和知识沉淀持续循环。随着应用由单点试验走向规模推广，竞争重点也将从单一模型性能，转向组织多方能力、降低交付成本和持续复制应用的能力。



图 5-1 制造业智能化生态参与者与价值流动

5.2 平台协同机制：以西门子 Xcelerator 为例

西门子 Xcelerator 开放式数字商业平台连接工业硬件、软件及数字化服务，聚合人工智能应用与解决方案供应商，旨在提升数字化解决方案的可获得性、可扩展性和交付效率。其在中国以“开放、灵活、生态”为理念，连接产业客户、产研投资机构、分销渠道、生态伙伴和西门子内部资源。截至 2026 年 8 月，西门子 Xcelerator 在中国已汇聚超过 600 家

认证卖方。其平台实践表明，规模化应用不仅依赖单项技术能力，也取决于平台能否有效组织产品、伙伴、接口与交付服务。

5.2.1 需求洞察与场景理解

制造企业的人工智能应用往往从具体业务需求出发，但企业在实际推进过程中，不仅需要明确自身痛点，还需要找到与场景相匹配的技术、产品和服务。西门子 **Xcelerator** 通过连接产业客户、生态伙伴及西门子内部资源，将企业的业务需求与平台上的工业硬件、软件、数据、人工智能应用和解决方案供应商连接起来，使分散的场景需求能够进入统一的平台协同体系。平台因此不仅承担产品和解决方案展示功能，也为企业识别需求、寻找匹配能力提供入口。

在这一机制下，需求洞察并不是简单地将企业提出的问题转化为一个产品采购需求，而是围绕具体业务场景识别问题类型、应用目标和所需能力，并据此寻找相应的解决方案。对于研发设计、生产制造、质量管控、设备运维、供应链和能效管理等不同场景，企业所需要的技术能力和实施条件并不相同。**Xcelerator** 通过汇聚不同类型的产品和生态伙伴，为企业提供面向具体场景的能力选择空间，使需求方能够从单独寻找某一项技术，转向在平台中寻找与业务场景相匹配的解决方案和合作伙伴。

5.2.2 能力供给与资源组织

制造企业提出具体应用需求后，还需要从众多技术、产品和供应商中找到与自身场景相匹配的能力。西门子 **Xcelerator** 通过汇聚工业硬件、软件、数据、人工智能应用及解决方案供应商，将分散的产品和专业能力纳入统一的平台体系，为企业提供多类型的能力供给。其中国精选目录并非简单罗列产品，而是围绕工业场景组织相关资源，帮助企业降低寻找、比较不同产品和解决方案的成本。

与此同时，平台通过生态伙伴机制扩大能力供给范围。西门子 **Xcelerator** 中国通过“繁星计划”（生态伙伴赋能计划）汇聚本土伙伴，并从技术、品牌和销售等方面提供支持；线上依托网页和小程序提供解决方案展示，线下已落地长三角科创赋能中心、西部产业生态中心，粤港澳大湾区工业 AI 创新基地也在筹建推进中。由此，平台将西门子自身的工业软件、自动化等能力与本土伙伴的专业化产品和服务连接起来，形成覆盖不同技术领域和应用需求的资源供给网络。

这种资源组织方式使平台的能力供给不再局限于单一厂商的产品，而是形成由平台、产品和生态伙伴共同构成的供给体系。企业可以根据具体需求，在平台中获得不同类型的产品与解决方案，并通过伙伴资源拓展专业能力供给；生态伙伴则能够借助平台触达产业客户，将自身技术能力转化为面向工业场景的解决方案。所以，**Xcelerator** 发挥的不只

是产品展示功能，更重要的是汇聚和组织多方能力，扩大企业可获得的技术与服务资源范围，为后续方案组合和实施提供能力基础。

5.2.3 方案编排与能力封装

在形成多类型能力供给后，还需要将分散的软件、模型和专业能力按照具体业务需求进行组合，并转化为可调用、可复用的服务。西门子 **Xcelerator** 通过标准化接口和数字化架构，为不同能力之间的连接与组合提供基础，使平台上的产品和服务能够从单一资源进一步形成面向具体业务需求的组合方案。资产管理壳（**Asset Administration Shell, AAS**）为生产环境中的物理对象提供了统一的数字化描述，并通过子模型组织控制单元、传感器、软件资产等相关信息^[96]；同时，平台遵循互操作性、灵活性、开放性和“即服务”等设计原则，推动硬件和软件向模块化、云连接和基于标准应用程序编程接口（**Application Programming Interface, API**）的形态转变^[97]，为数字孪生及多供应商解决方案的集成提供架构基础。

在此基础上，**Xcelerator** 进一步推动数字能力从一次性项目向模块化、可调用的服务转变。**API** 产品思维可以将数字资源封装为通用的数字构建模块，使不同能力能够按照业务需求灵活组合；西门子 **Xcelerator** 推出 **API World** 数字化

生态门户，通过开放标准化的 API 接口，赋能开发者进行联合创新，将专业的工业能力转化为可订阅、可组合的数字化服务。企业还可通过标准 API 和低代码开发工具，如西门子西智汇工业智能体开发套件，实现应用集成与敏捷部署^[98]。

因此，平台的作用不只是提供产品和能力的“集合”，而是进一步提供能力连接、组合和封装的机制：一方面，通过标准接口降低不同产品、软件和服务之间的连接成本；另一方面，通过 API、低代码等方式将专业能力转化为可调用的数字模块，使企业能够根据不同业务需求灵活组织能力。由此，原本依赖项目定制的能力逐步转化为可以组合、调用和复用的服务，为人工智能应用从单一项目向规模化复制提供支撑。

5.2.4 集成交付与运营迭代

在完成能力组合与封装后，人工智能解决方案还需要进入企业实际业务环境，完成系统集成、现场实施和持续运营。制造企业采用外部解决方案时，关注的不只是单项产品认证，还包括供应商能力、现场实施和持续服务。因此，平台将产品、生态伙伴与交付服务连接起来，以降低企业筛选供应商、验证方案和组织实施的成本，并增强对解决方案持续运行能力的信任。

在具体实施过程中，不同参与主体围绕需求识别、技术供给、方案集成和市场交付形成协作。产业客户提出业务需求并验证应用价值；产研投资机构连接技术创新与产业需求；分销渠道承担市场触达和综合服务；生态伙伴提供专业化解决方案和现场实施；西门子内部资源则提供工业软件、自动化和低碳技术支持。

解决方案完成部署后，平台协同还需要延伸至持续运营。实际应用过程中产生的运行数据、使用反馈和业务效果，可以反向作用于产品与解决方案优化。各主体通过应用反馈和知识沉淀推动产品与解决方案迭代，由此形成“需求牵引—能力供给—场景落地—反馈优化”的价值循环。因此，集成交付并非平台协同的终点，而是能力进入真实工业环境后的持续运营过程。平台通过组织多方主体完成方案实施，并将应用反馈重新导入产品和解决方案迭代，使一次性交付逐步转变为持续优化，为后续能力沉淀、跨场景复用和生态共创提供基础。

5.2.5 能力沉淀与生态共创

人工智能解决方案完成交付并投入运行后，还需要将项目中形成的数据、知识、接口、应用经验和实施方法进一步沉淀为可复用的能力资产。对于平台而言，这种沉淀能够减少后续项目重复开发和重复集成的成本，并使已有能力可以

在不同企业、不同产线和不同业务场景中持续复用。复杂的软件、模型和专业能力需要从一次性项目转化为可调用、可组合和可持续交付的服务，服务封装、按需调用、弹性订阅和低代码部署等机制能够为跨场景复用创造条件。与此同时，平台中的能力沉淀并非单向积累，而是能够进一步促进生态共创。企业在实际应用中产生的场景需求、运行反馈和实施经验，可以成为生态伙伴优化产品、开发新解决方案的重要输入；生态伙伴提供的新产品、新工具和专业服务，又能够进一步丰富平台的能力供给。

由此，平台的价值不再局限于连接供需双方，而是通过持续沉淀应用能力和组织生态伙伴，使单个项目形成的经验能够转化为新的产品、服务和解决方案，并进一步进入其他应用场景。能力复用与生态共创相互促进，使人工智能应用逐步形成“场景需求—能力供给—方案交付—应用反馈—能力沉淀—生态创新”的循环，为规模化复制提供持续动力。

5.3 平台协同的适用边界与本土化要求

平台协同并非在所有条件下都能自然形成规模效应，仍需关注三方面边界。

第一，平台锁定风险。平台能够降低集成成本，但数据、接口、应用和运维能力也可能集中于单一体系，增加客户依赖和后续迁移成本。制造企业在选择平台时，不仅要考虑短期部署效率，还应关注数据可迁移性、接口开放程度和第三

方接入能力。

第二，开放与可控的平衡。制造业平台连接设备运行、生产连续性和现场责任体系，不能照搬互联网平台的无边界开放模式。开放不足会限制伙伴参与，开放过度则可能增加安全和治理风险。因此，应根据数据、模型、接口、应用和服务的不同风险，建立分层开放和分类准入机制。

第三，本土化交付能力。中国制造企业行业分布广、数字化基础差异大，设备和工艺环境较为复杂。平台不能停留在产品目录和线上交易层面，还需形成低门槛的能力封装、本土伙伴参与机制以及适应现场条件的实施和服务网络。平台的实际价值，最终取决于其能否将标准化能力与企业个性化需求有效衔接。

总体而言，人工智能应用由“能用”走向“可规模化”，关键不只是提升单项模型或解决方案的能力，更在于能否将分散的技术、产品、数据、知识和服务组织起来，并通过平台实现能力连接、方案交付、持续迭代和跨场景复用。西门子 **Xcelerator** 提供了一个具有代表性的平台实践样本，其通过连接多类参与主体、组织多种能力资源和促进应用反馈沉淀，推动人工智能应用从单点试验走向规模复制。

6 落地路径：从场景识别到规模复制

采购算法工具或部署人工智能应用，只完成了制造企业智能化建设的起步环节。实现相关应用的规模化落地，需要制造企业围绕经营目标，系统推进业务流程优化、数据体系完善、技术架构升级和组织机制变革，将人工智能能力持续转化为生产经营价值。2025 年，规模以上工业企业中的制造业利润同比增长 5.0%，但同期规模以上工业企业营业成本增速仍高于营业收入增速，营业收入利润率下降 0.03 个百分点，说明规模以上工业企业在利润恢复的同时仍面临降本增效和改善经营质量的压力^[99]。企业推进人工智能应用，应坚持“目标牵引、场景切入、数据支撑、试点验证、复制推广、安全运营”，避免技术先行、平台先行和一次性铺开。

6.1 以经营目标牵引场景识别

场景识别应从企业经营问题出发。企业首先应明确未来一至三年的关键目标，如降低单位制造成本、提高一次交检合格率、缩短交付周期、减少非计划停机或降低单位产品能耗；再沿价值链定位影响目标的关键流程，识别其中依赖人工经验、信息滞后、重复决策或波动较大的环节；最后判断数据、流程和责任主体是否具备改造条件。

建议为每个候选场景建立“一页场景卡”，至少写明六项内容：业务问题及责任部门、当前基准值、目标值及测量口

径、人工智能应用的输入与输出、输出进入何种决策或执行流程、主要风险与人工接管方式。工信部《智能制造典型场景参考指引（2025 年版）》可作为场景识别和分类的重要参考^[20]，GB/T 39116-2020 可用于诊断企业智能制造基础和能力的短板^[10]，但企业不能照搬标杆场景，更不能把场景数量作为建设成效。没有明确业务责任人、没有可量化基准或无法进入实际流程的项目，不应进入立项阶段。

6.2 以价值闭环筛选优先场景

进入场景池的项目，应从业务价值、实施可行性、闭环程度、风险水平和复制潜力五个维度排序。业务价值不仅包括直接节省的人工、材料、能源和维修费用，还应包括减少质量损失、停机损失、延期交付和库存占用带来的收益；同时应计入设备改造、软件许可、系统集成、数据治理、模型维护和人员培训等全生命周期成本。企业应以自身历史数据测算收益，不宜直接套用行业平均回报率。

优先场景通常具有四个特征：1）问题高频发生且经营影响明确；2）所需数据能够持续、稳定获取；3）模型输出能够转化为明确的业务决策或执行措施；4）应用边界清晰，失效后果可控。企业可优先从质量检测辅助、设备状态预警、能源优化、排产辅助和知识检索等边界相对清晰的场景切入，再逐步进入工艺参数优化和自主控制。筛选时尤其要回答两个问题，一是模型给出结果后由谁采取行动？二是行动结果

能否反馈到系统形成“感知—分析—决策—执行—评价”闭环？只生成报告、不改变决策和执行的项目，难以形成持续价值。

6.3 以最小可用底座支撑系统贯通

数据底座建设应服务于优先场景，不宜脱离业务需求建设“大而全”的数据平台。企业可围绕试点先形成最小可用数据链路：明确所需设备、工艺、质量、订单和能耗数据；统一设备编码、时间戳、单位和关键业务口径；建立缺失、异常、延迟和漂移检查；配置访问权限、留痕审计和数据保留规则；将工艺规范、故障机理、质量标准和专家经验沉淀为可检索、可调用的知识。

在架构上，应尽量通过标准接口连接 ERP、MES、PLM、SCADA 等既有系统，避免重复录入和新增数据孤岛；对实时性和连续生产要求高的场景，应合理采用边缘计算，并与云端训练、集中管理协同。技术选型的重点不是单一模型性能，而是与现有系统的兼容性、接口开放性、模型可迁移性和长期运维成本。涉及外部平台或供应商时，应在数据出域前完成分类分级和用途审查，明确哪些数据可用于训练、是否允许二次使用以及项目结束后的删除或返还方式。

6.4 以小切口试点验证业务收益

试点应同步验证模型的技术可行性、生产适用性和业务

收益，确保模型在真实生产环境中能够稳定运行并创造可衡量的价值。试点应由业务部门牵头，工艺、设备、质量、IT/OT、安全和一线人员共同参与。启动前，应冻结基准值、目标值、测量周期和退出条件；实施中应覆盖正常生产、负荷波动、设备异常和人员交接等典型工况，并保留原有流程作为对照或回退方案。

验收应至少包括四类指标：1) 经营指标，如良率、停机时间、交付周期和单位能耗；2) 技术指标，如准确率、误报漏报、响应时间和稳定性；3) 运营指标，如人员使用率、处置闭环率和维护工作量；4) 安全指标，如权限控制、日志完整性、异常退出和人工接管。工信部对 2024 年度 230 余家卓越级智能工厂的统计显示，相关工厂产品研发周期平均缩短 28.4%、生产效率平均提升 22.3%、不良品率平均下降 50.2%、碳排放平均减少 20.4%^[100]。这些数据反映领先企业的总体成效，不能直接作为单个企业的项目承诺值，企业仍应以自身基准和可审计结果验收。

6.5 以标准交付包推动规模复制

试点通过后，不应立即在所有工厂铺开，而应先把项目沉淀为可复制的标准交付包，包括业务流程、数据字典、接口规范、特征和模型说明、测试用例、操作规程、培训材料、安全策略、收益测算口径及版本记录。复制前要评估目标工厂与试点工厂在设备型号、工艺路线、原料、人员操作和数

据分布上的差异，必要时重新标定、训练和验证，避免“模型直接搬迁”。

集团型企业可建立企业级人工智能应用推进机制：业务部门对收益负责，IT/OT 部门对系统集成和运行负责，数据与人工智能团队维护公共能力，安全和法务部门设置边界，管理层负责场景组合和投资取舍。自建、采购或共建应根据企业能力选择，但合同中应明确数据归属和使用范围、模型及衍生成果权利、开放接口、服务水平、故障责任、持续维护、迁移支持和退出安排。2026 年度智能工厂梯度培育行动已将智能工厂建设和工业智能体开发作为制造业智能化升级的重要方向^[101]，企业更需避免各部门各自采购、形成新的模型和平台孤岛。

6.6 以全生命周期治理保障持续运营

安全治理应从立项开始嵌入，而不是上线前补做。企业应建立数据、模型、决策和执行四层控制。数据层落实分类分级、最小权限、传输存储保护和全流程审计；模型层记录数据来源、训练版本、适用范围、性能边界和变更历史；决策层对关键结论保留依据、置信度和责任人；执行层根据失效后果设置人工确认、安全联锁、隔离、回滚和紧急停止机制。工业数据处理还应符合《工业和信息化领域数据安全管理办法（试行）》的分类分级和全生命周期保护要求^[102]，接入生产控制网络的系统应落实《工业控制系统网络安全防护

指南》的相关要求^[103]。

上线后，企业应持续监测数据质量、模型漂移、误报漏报、异常处置和业务收益，建立定期复核与退役机制。自主权限应分级开放：先提供提示和建议，再实行人工确认后的执行，经过充分验证后才在限定工况和安全边界内闭环控制。制造企业应用人工智能的目的并非无条件替代人员，而是在可验证、可追溯、可接管的前提下，提高决策与执行效率。

企业每推进一个阶段，都应形成明确交付物：经营目标与问题清单、场景卡和优先级、最小数据链路、试点验收报告、标准交付包、运行治理台账。上一个阶段的交付物不完整，就不应进入下一阶段。只有把技术项目转化为持续运营的业务能力，人工智能应用才能由单点示范走向规模化价值创造。

6.7 因企制宜确定差异化推进路径

不同类型企业均可遵循“价值牵引—场景闭环—能力复用”的共同范式，但应根据数字化成熟度、资源禀赋和生产方式选择不同起点与建设重点；与此同时，技术与服务供给方也需要调整供给方式，从高度定制的项目交付转向标准化、产品化和生态化能力供给。

表 6-1 制造企业及供给方的差异化推进路径

典型对象	主要矛盾	建议路径
数字化成熟度	已具备较好的系统、数据	从“场景试点”走向“企业级能力

典型对象	主要矛盾	建议路径
较高的大型企业	和试点基础，但能力分散、系统孤岛和跨工厂复制困难	沉淀”。统一数据、知识与接口规范，推动 IT/OT 与工业软件贯通；建设企业级人工智能公共能力，完善场景组合管理、价值评估和跨工厂复制机制，避免各部门重复建设新的模型和平台孤岛。
数字化基础相对薄弱的中小企业	数据、人才、资金和系统完备度有限，难以承担高度定制和重资产的平台建设	从高价值“小切口”切入并逐步扩展。优先选择边界清晰、技术成熟、收益可量化的场景，补齐必要的数据采集和系统连接，优先采用轻量化、模块化、可订阅的成熟产品或服务，快速验证投入产出后再按价值逐步扩展。
人工智能技术与服务供给方	项目交付定制化程度高，重复开发和系统集成成本较高，难以形成规模效应	从“项目交付”走向“能力产品化与生态化”。推动模型、知识、工业软件和工具组件化，强化接口标准化和场景模板化，通过伙伴组合交付和持续服务降低重复开发与实施成本，提升跨场景、跨企业复用能力。

对于制造企业而言，数字化基础决定能力建设的起点，生产方式则进一步影响场景选择和推进节奏。数字化基础较弱的企业应围绕优先场景先形成最小可用的数据与系统链路，避免在基础尚未贯通时建设复杂模型或大型平台；基础较强的企业则应进一步推动跨系统、跨流程贯通，将数据、知识、模型和工作流沉淀为可复用能力。

生产方式也会影响人工智能应用重点。流程制造企业生产连续、工艺参数耦合紧密，对稳定性和安全性要求较高，可优先关注质量预测、过程优化、能源调度和设备可靠性，并由监测预警、辅助决策逐步进入参数优化和闭环控制；离散制造企业多品种、小批量和频繁换型特征更加突出，可重点关注视觉检测、智能排产、物流调度、预测性维护、设计辅助和柔性换型，并通过标准接口、模块化组件和参数化配置提高跨产线复制能力。

在建设方式上，企业可根据场景的通用程度和战略重要性采取“成熟通用场景优先采购、差异化场景联合开发、战略核心能力选择性自建”的组合模式。无论采用何种方式，企业都应掌握业务规则、数据口径、价值评价方法和运营决策权，避免将关键业务能力完全外包。

从能力演进看，制造企业人工智能应用总体呈现由“单点工具”向“场景闭环”，再向“企业级能力”演进的趋势：先利用人工智能解决具体任务的效率问题，再将其嵌入业务流程形成闭环，最终将模型、数据、知识、工业软件、智能体和工作流等沉淀为可复用的企业级能力，支撑跨场景、跨组织复制。

7 发展建议：优化产业发展环境

人工智能在制造业中的规模化应用，既取决于企业自身的场景选择和实施能力，也需要政策制度、公共基础设施、产业协同和治理规则共同支撑。面向“十五五”时期，应聚焦企业普遍面临的数据、标准、验证和协同难题，营造有利于应用落地和能力扩散的发展环境。

7.1 完善政策引导与治理规则

国家层面应统筹制造业人工智能应用的发展目标、重点任务和共性规则，将数据贯通、场景运行成效、模型运维和安全管理等纳入智能工厂梯度培育和智能制造能力评价体系，避免单纯以设备投入或展示效果衡量建设成效。

地方应结合产业基础，将国家任务细化为场景清单、项目库和配套政策，围绕装备制造、高耗能行业和外向型产业集群形成差异化支持方向。国家与地方还应建立统一指标、分级实施和动态反馈机制，及时将成熟试点转化为行业指南、技术标准和示范经验。

同时，应明确设备数据、工艺知识、模型参数和运行反馈等数据的持有、使用、加工和退出规则，完善数据接口、模型评测、安全认证、责任追溯和产品碳足迹等标准。对涉及质量放行、关键设备控制、危险工艺和跨境数据的高风险应用，应实施分类监管、第三方测试和定期复评。

7.2 强化协同创新与区域分工

产业协同应以制造企业的真实需求为牵引。龙头企业提出场景和业务问题，高校与科研机构研究共性技术，工业软件和自动化企业开放接口与工具链，系统集成商负责现场实施，中试平台验证稳定性、业务收益和安全边界。

有关部门可依托产业园区和先进制造业集群，建设共享算力、边缘适配、数据脱敏、模型评测和检测认证等公共服务能力，降低中小企业的应用门槛。平台和解决方案应保障数据可迁移、接口可替换和第三方可接入，避免形成新的封闭体系。

各地区应依据产业基础实行差异化布局。工业软件和科研资源集聚地区可重点发展工程软件、行业模型和智能体平台；装备制造集群可发展智能作业单元、边缘控制和预测性维护；钢铁、化工、水泥等行业可聚焦工艺优化、能源调度和碳管理；汽车、电池、电子等外向型集群可强化产品碳足迹和国际认证服务。

7.3 深化开放合作与国际规则衔接

应在开放合作中增强自主能力和规则影响力。企业与国际工业软件、自动化、模型和认证机构开展合作时，应明确数据使用、知识产权、开放接口、迁移支持和退出安排，并推动国内外平台与我国数据安全、工业控制安全和产业体系

有效衔接。

面向国际市场，应推动制造企业由单一设备出口向综合解决方案输出转变，在装备交付基础上配套工业软件、人工智能应用、碳核算和绿色供应链合规服务。同时，应支持企业、行业协会和科研机构参与国际标准研制、测试验证和标准互认，将我国制造业应用实践转化为可验证、可推广的规则方案。

未来，制造业智能化竞争将更多体现为数字基础设施、场景能力、产业协同、持续服务和治理规则的综合竞争。人工智能也将由局部辅助工具逐步融入研发、生产、质量、运维、能源和供应链等核心环节。只有形成政府引导、企业主导、区域协同和开放合作的推进机制，才能将丰富的制造场景转化为可复用、可验证和可持续运营的长期竞争优势。

8 参考文献

- [1] EUROPEAN PARLIAMENT, COUNCIL OF THE EUROPEAN UNION. Regulation (EU) 2023/956 of the European Parliament and of the Council establishing a carbon border adjustment mechanism[EB/OL]. (2023-05-17).
<https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=CELEX:32023R0956>.
- [2] 国家统计局. 2025 年城镇单位就业人员年平均工资情况[EB/OL]. (2026-05-15).
https://www.stats.gov.cn/sj/zxfbhjd/202605/t20260515_1963707.html.
- [3] GAMER T, ISAKSSON A. Autonomous systems[J/OL]. ABB Review, 2018(4): 8-11.
https://library.e.abb.com/public/17e186f5547b476386be9f9376dd09ed/08-11%20m8099_EN_72dpi.pdf.
- [4] 新华网. 16 年规模第一, 中国制造当更强[EB/OL]. (2026-01-23).
<https://www.news.cn/tech/20260123/db2e6cf422fe4ef1901192aef2937761/c.html>
- [5] 国家统计局. 工业经济实力大幅跃升 制造强国建设步伐坚定: 新中国 75 年经济社会发展成就系列报告之三[EB/OL]. (2024-09-10).
https://www.stats.gov.cn/sj/sjjd/202409/t20240910_1956335.html
- [6] International Federation of Robotics. World Robotics 2025: Industrial Robots[R]. Frankfurt am Main: IFR Statistical Department, 2025.
- [7] 宝利投资. 国产工业软件从“可选”到“必选”[EB/OL]. (2025-07-09).
<https://www.polysoar.com/news/detail/33375e0c-2adb-46a0-ae95-120c19b8bf26>
- [8] ITES 深圳工业展. 我国约 67%传感器依赖进口, 最新现状如何? [EB/OL]. (2024-05-22).
<https://www.iteschina.com/zh-cn/news/details/2367>
- [9] 工业和信息化部, 国家发展和改革委员会, 教育部, 等. 八部门关于印发《“十四五”智能制造发展规划》的通知[EB/OL]. (2021-12-21).
https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2021-12/28/content_5664996.htm
- [10] 国家市场监督管理总局, 国家标准化管理委员会. 智能制造能力成熟度模型: GB/T 39116-2020[S/OL]. (2020-10-11)
<https://std.samr.gov.cn/gb/search/gbDetailed?id=B187EEDE6BF316D1E05397BE0A0A3342>.
- [11] 工业和信息化部办公厅, 国家发展和改革委员会办公厅, 财政部办公厅, 等. 关于开展 2026 年度智能工厂梯度培育行动的通知[EB/OL].
https://www.miit.gov.cn/zwgk/zcwj/wjfb/tz/art/2026/art_bbccc17a650749c2a76569679350fa5d.html

- [12] 工业和信息化部. 工业和信息化部关于印发《绿色工厂梯度培育及管理暂行办法》的通知[EB/OL]. (2024-01-19).
https://www.miit.gov.cn/zwgk/zcwj/wjfb/tz/art/2024/art_aab179dea60b4b77a05070e796c4c994.html
- [13] 国务院办公厅. 《制造业绿色低碳发展行动方案（2025—2027 年）》[EB/OL]. (2025-05-23).
https://www.gov.cn/yaowen/liebiao/202505/content_7025013.htm
- [14] 工业和信息化部, 国家发展和改革委员会, 生态环境部, 国务院国有资产监督管理委员会, 国家能源局. 关于开展零碳工厂建设工作的指导意见[EB/OL]. (2026-01-14).
https://www.miit.gov.cn/zwgk/zcwj/wjfb/tz/art/2026/art_47be4bdb2d93437f94662dab59fbd736.html
- [15] 中国信息通信研究院. 工业智能创新发展报告（2026 年）[R/OL]. 2026-03.
<https://www.caict.ac.cn/kxyj/qwfb/ztbg/202603/P020260330598512806510.pdf>
- [16] World Economic Forum, Accenture. Intelligent industrial operations outlook 2026[R/OL]. 2026-04.
<https://www.weforum.org/publications/intelligent-industrial-operations-outlook-2026/>
- [17] OECD. Progress in implementing the European Union coordinated plan on artificial intelligence (Volume 2): uptake in high-impact sectors[R/OL]. Paris: OECD Publishing, 2026: 144.
<https://doi.org/10.1787/3ac96d41-en>
- [18] National Institute of Standards and Technology. Artificial intelligence risk management framework (AI RMF 1.0)[R/OL]. 2023-01: 10.
<https://doi.org/10.6028/NIST.AI.100-1>
- [19] Siemens AG. Siemens introduces AI agents for industrial automation[EB/OL]. (2025-05-12).
<https://sie.ag/57ABV>
- [20] 工业和信息化部办公厅. 关于印发《智能制造典型场景参考指引（2025 年版）》的通知[EB/OL]. (2025-04-27)
https://www.miit.gov.cn/jgsj/zbys/znzz/art/2025/art_7370c06910fa4f5fb5da41343e1cd4e7.html
- [21] 工业和信息化部, 国家发展改革委, 教育部, 等. 关于加快传统制造业转型升级的指导意见: 工信部联规（2023）258 号[A/OL]. (2023-12-28).
https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/202312/content_6923270.htm
- [22] TAN J J Y, OTTO K N, WOOD K L. Relative impact of early versus late design decisions in systems development[J]. Design Science, 2017, 3: e12. DOI:10.1017/dsj.2017.13.

- [23] ELMARAGHY H, ALGEDDAWY T, AZAB A, et al. Change in Manufacturing—Research and Industrial Challenges[C]//ELMARAGHY H, ed. Enabling Manufacturing Competitiveness and Economic Sustainability. Berlin: Springer, 2012: 2–9. DOI:10.1007/978-3-642-23860-4_1.
- [24] ROBINSON M A. How design engineers spend their time: Job content and task satisfaction[J]. Design Studies, 2012, 33(4): 391–425. DOI:10.1016/j.destud.2012.03.002.
- [25] CHANDRASEGARAN S K, RAMANI K, SRIRAM R D, et al. The evolution, challenges, and future of knowledge representation in product design systems[J]. Computer-Aided Design, 2013, 45(2): 204–228. DOI:10.1016/j.cad.2012.08.006.
- [26] 中国信息通信研究院. 制造业数字化转型发展报告(2025年)[R]. 北京: 中国信息通信研究院, 2026.
- [27] REGENWETTER L, NOBARI A H, AHMED F. Deep Generative Models in Engineering Design: A Review[J]. Journal of Mechanical Design, 2022, 144(7): 071704. DOI:10.1115/1.4053859.
- [28] 工业和信息化部, 中央网信办, 国家发展改革委, 等. “人工智能+制造”专项行动实施意见[EB/OL]. (2025-12-25).
https://www.nda.gov.cn/sjj/zwgk/zcfb/0112/20260107214358696030895_pc.html.
- [29] McKinsey & Company. The economic potential of generative AI: The next productivity frontier[R/OL]. (2023-06-14).
<https://www.mckinsey.com/capabilities/tech-and-ai/our-insights/the-economic-potential-of-generative-ai-the-next-productivity-frontier>.
- [30] PENG S, KALLIAMVAKOU E, CIHON P, et al. The Impact of AI on Developer Productivity: Evidence from GitHub Copilot[EB/OL]. arXiv:2302.06590, 2023. DOI:10.48550/arXiv.2302.06590.
- [31] 国务院新闻办公室. 国新办举行新闻发布会介绍 2025 年工业和信息化发展成效[EB/OL]. (2026-01-21).
<http://www.scio.gov.cn/live/2026/37907/index.html>.
- [32] International Federation of Robotics. Collaborative Robots: How Robots Work alongside Humans[R/OL]. (2024-12-04).
<https://ifr.org/ifr-press-releases/news/how-robots-work-alongside-humans>.
- [33] SHARP M, AK R, HEDBERG T Jr. A survey of the advancing use and development of machine learning in smart manufacturing[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2018, 48: 170–179. DOI:10.1016/j.jmsy.2018.02.004.

- [34] Siemens AG. Senseye Predictive Maintenance: The True Cost of Downtime 2022[R/OL]. .
<https://assets.new.siemens.com/siemens/assets/api/uuid:3d606495-dbe0-43e4-80b1-d04e27ada920/dics-b10153-00-7600truecostofdowntime2022-144.pdf>.
- [35] TAO F, QI Q, LIU A, et al. Data-driven smart manufacturing[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2018, 48: 157–169. DOI:10.1016/j.jmsy.2018.01.006.
- [36] WANG J, MA Y, ZHANG L, et al. Deep learning for smart manufacturing: Methods and applications[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2018, 48: 144–156. DOI:10.1016/j.jmsy.2018.01.003.
- [37] CARVALHO T P, SOARES F A A M N, VITA R, et al. A systematic literature review of machine learning methods applied to predictive maintenance[J]. Computers & Industrial Engineering, 2019, 137: 106024. DOI:10.1016/j.cie.2019.106024.
- [38] DILDA V, MORI L, NOTERDAEME O, et al. Manufacturing: Analytics unleashes productivity and profitability[R/OL]. McKinsey & Company, (2017-08-14).
<https://www.mckinsey.com/capabilities/operations/our-insights/manufacturing-analytics-unleashes-productivity-and-profitability>.
- [39] HÜTTEN N, ALVES GOMES M, HÖLKEN F, et al. Deep Learning for Automated Visual Inspection in Manufacturing and Maintenance: A Survey of Open-Access Papers[J]. Applied System Innovation, 2024, 7(1): 11. DOI:10.3390/asi7010011.
- [40] Intellect. The Hidden Cost of Quality Failures in Manufacturing[R/OL].
<https://intellect.com/assets/resources/The-Hidden-Cost-of-Quality-Failures-in-Manufacturing-White-Paper-Intellect.com.pdf>
- [41] Picomto. Scrap Rate: Complete Guide to Reducing Your Production Losses[EB/OL]. (2025-07-22).
<https://www.picomto.com/en/scrap-rate/>
- [42] Fabrico. The Cost of Poor Quality (COPQ) in Manufacturing[EB/OL]. (2026-02-19).
<https://www.fabrico.io/blog/cost-of-poor-quality-copq-manufacturing-guide/>
- [43] 澎湃新闻. 我国制造业因质量问题每年损失达 3000 亿元[EB/OL]. (2020-12-24).
https://m.thepaper.cn/baijiahao_10524917
- [44] 傅建奇. 立足产业需求推动技能人才队伍建设[N]. 光明日报, 2025-11-10(04).
- [45] 东方证券. 2025 生成式 AI 企业应用实务报告[R/OL].
https://pdf.dfcfw.com/pdf/H3_AP202507241714614891_1.pdf
- [46] 搜狐. 外科手术般的精准：QMS 如何系统解决制造业质量管理的"三大顽疾"[EB/OL].

(2026).

https://www.sohu.com/a/981396748_122612887

[47] 新工业网. 易智唯思: M-DOS 质量运营决策智能体[EB/OL]. (2026-06-09).

https://xingongye.cn/index.php/cms/Intelligent_manufacturing/1799.html

[48] 中国工控网. AI 视觉检测制造业全维度分析报告[EB/OL]. (2026-07-13).

<http://www.gongkong.com/article/202607/115619.html>

[49] 腾讯云开发者社区. 无监督学习实现缺陷智能检测[EB/OL]. (2026-04-28).

<https://cloud.tencent.com/developer/news/3907031>

[50] 易智唯思(北京)智能科技有限公司. 主线 1-质量管控-易智唯思案例申报表[R/OL]. 2026.

[51] 上海玉贲智能科技有限公司. 主线 1-质量管控-玉贲智能案例申报表[R/OL]. 2026.

[52] 杭州座头鲸科技有限公司(帷幄). 主线 1-质量管控-帷幄案例申报表[R/OL]. 2026.

[53] McKinsey & Company. Digitally enabled reliability: Beyond predictive maintenance[R/OL]. (2018).

<https://www.mckinsey.com/capabilities/operations/our-insights/digitally-enabled-reliability-beyond-predictive-maintenance>

[54] Siemens. Senseye Predictive Maintenance: Global Automotive Manufacturer Case Study[R/OL]. (2023).

<https://www.automotivemanufacturingsolutions.com/partner-content/boosting-automotive-production-efficiency-with-ai-powered-predictive-maintenance/654706>

[55] Automotive Manufacturing Solutions. Boosting automotive production efficiency with AI-powered predictive maintenance[EB/OL]. (2025-08-19).

<https://www.automotivemanufacturingsolutions.com/partner-content/boosting-automotive-production-efficiency-with-ai-powered-predictive-maintenance/654706>

[56] 深圳核博会. 《基于多源异构数据融合与人工智能的"核能+"赋能平台》--箴羲科技首席科学家缪畅宇[EB/OL]. (2026-08-12).

<https://www.cinie.net/article/60239.html>

[57] 浙江大学杭州国际科创中心. 新能源新材料行业大模型研究中心[EB/OL]. (2026-02-03).

http://hzi.zju.edu.cn/sitem/news_content_view?m=c9551072-a85e-4295-b6fd-b3e60104a9c6

[58] 宁德核电与箴理科技联合发布【云中锦书】核工业大语言模型平台[EB/OL].

https://mp.weixin.qq.com/s?__biz=Mzg5MDgyMzY0NQ==&mid=2247548832&idx=2&sn=12ea30b819f7e10145bff43af03e15b

[59] 盛原成科技官网. 从经验调窑到 AI 驱动: 热工大师如何让陶瓷窑炉"开得稳、烧得好、耗得低"[EB/OL]. (2026-06-12).

<https://www.shengyc.com/cases/ceramic-kiln>

[60] International Energy Agency (IEA). World energy outlook 2025[R/OL]. Paris: IEA, 2025 .

<https://www.iea.org/reports/world-energy-outlook-2025>.

[61] PEPR Spleen. A world at a crossroads: how the World Energy Outlook 2025 charts the path to industrial decarbonisation[EB/OL]. (2025-11-26) .

https://www.pepr-spleen.fr/en/2025/11/26/a-world-at-a-crossroads-how-the-world-energy-outlook-2025-charts-the-path-to-industrial-decarbonisation/#_ftn10.

[62] Carbon Trust. How companies can save money from thin air[EB/OL]. (2012-01-25) .

<https://www.carbontrust.com/our-projects/how-companies-can-save-money-from-thin-air>.

[63] Zhang Q X, Meng Z H, Hong X W, et al. A survey on datacenter cooling systems: technology, power consumption modeling and control strategy optimization[J]. Journal of Systems Architecture, 2021, 119: 102253.

<https://doi.org/10.1016/j.sysarc.2021.102253>.

[64] Siddiquee S M S, Agyeman K A, Bruton K, et al. A data-driven framework for quantifying demand response participation benefit of industrial consumers[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2024, 60(2): 2577-2587.

<https://doi.org/10.1109/TIA.2023.3338586>.

[65] Kiliccote S, Piette M A, Mathieu J L, et al. Findings from seven years of field performance data for automated demand response in commercial buildings[C]//Proceedings of the 2010 ACEEE Summer Study on Energy Efficiency in Buildings. Washington, DC: American Council for an Energy-Efficient Economy, 2010: 5-220-5-226.

[66] 微信公众平台. 35 天! 苏州西门子工厂 AI Box 智冷魔方驱动制冷机房能效跃升 29.65%[EB/OL]. (2025-08-03).

<https://mp.weixin.qq.com/s/3f486520abe76134ab599e6daac402d4>.

[67] 西门子(中国)有限公司. 西门子智冷魔方 AI BOX - 高效制冷机房解决方案[EB/OL]. (2024).

<https://www.scribd.com/document/841592747>.

[68] 低炭建筑网. 智冷魔方 AI BOX: 加速赋能制冷机房节能降碳[EB/OL]. (2025-05-16) .

<https://www.lowcarbon-building.com/index.php?m=home&c=View&a=index&aid=103>.

[69] International Renewable Energy Agency (IRENA). Renewable capacity statistics 2026[R/OL]. Abu Dhabi: IRENA, 2026 .

<https://www.irena.org/Publications/2026/Mar/Renewable-capacity-statistics-2026>.

[70] 电力行业规划研究与监测预警中心. 2025 年全国新能源并网消纳一览表[EB/OL]. (2026-02-09) .

<http://www.eerc.org.cn/news/detail/12345>.

[71] Elio J, Milcarek R J. Multi-objective optimal energy storage dispatch control strategies for cost and CO₂ emissions savings in 933 commercial and industrial facilities leveraging utility demand response programs[J]. Journal of Energy Storage, 2026, 141: 119499.

<https://doi.org/10.1016/j.est.2025.119499>.

[72] 国家数据局. 2024 年“数据要素×”大赛优秀项目案例集——绿色低碳案例之一：多元数据智驱园区源网荷储互动[EB/OL]. (2025-04-12) .

https://www.nda.gov.cn/sjj/ywpd/zcgh/0409/20250409144413224612726_pc.html.

[73] ABB. ABB 厦门工业中心呈现低碳制造的未来[EB/OL]. (2023-05-11) .

<https://new.abb.com/news/zh-CHS/detail/102982/Future-of-low-carbon-manufacturing-showcased-in-ABB-China-s-factory-in-Xiamen>

[74] ABB. ZEE600 智慧能源管理系统[R/OL]. 2026 .

<https://search.abb.com/library/Download.aspx?DocumentID=1YLA100006-1>

[75] 福建省发展和改革委员会. 2024 年“数据要素×”大赛福建分赛典型案例八：多元数据智驱园区源网荷储互动[EB/OL]. (2024-10-09) .

https://fgw.fj.gov.cn/zwgk/xwdt/bwdt/202410/t20241009_6540311.htm

[76] CDP, Boston Consulting Group (BCG). Scope 3 upstream: Big challenges, simple remedies[R/OL]. London: CDP, 2024 .

<https://www.cdp.net/en/research/global-reports/scope-3-upstream>.

[77] Pan C. How to cope with Scope 3 emissions?[EB/OL]. (2019-01-22).

<https://blogs.ubc.ca/welovesustainability/2019/01/22/how-to-cope-with-scope-3-emissions/>.

[78] Figures T, Gilbert M, McAdoo M, et al. The EU's carbon border tax will redefine global value chains[EB/OL]. (2021-10-12).

<https://www.bcg.com/publications/2021/eu-carbon-border-tax-will-redefine-global-value-chains>.

[79] Accenture. Can you see your Scope 3?[EB/OL]. (2022-12-07) .

<https://www.accenture.com/us-en/insights/consulting/scope-3-emissions-visibility>.

[80] Jannink J W, Meyer S, Pollmann-Larsen M, et al. Can you see your Scope 3?[R/OL]. Dublin: Accenture, 2022 .

<https://www.accenture.com/content/dam/accenture/final/accenture-com/document/Accenture-Visibility-into-Scope-3-Emissions-Report.pdf>.

- [81] World Economic Forum, Kearney. Green procurement playbook: The CPO's guide to delivering value for business and planet[R/OL]. Geneva: World Economic Forum, 2025 .
https://reports.weforum.org/docs/WEF_Green_Procurement_Playbook_2025.pdf.
- [82] 碳衡科技. 福华化学联合碳衡科技发布「福华碳综合管理平台」, 迈入低碳管理新阶段[EB/OL]. (2026-06-22) .
<https://www.carbonnt.com/news/04b2d742-d304-40c9-bf33-be6f91012a86>.
- [83] 和讯网. 福华化学荣膺 2025TfS 供应商碳管理先锋奖 以低碳实践引领化工高质量发展[EB/OL]. (2025-10-30).
<https://news.hexun.com/2025-10-30/222054557.html>.
- [84] 微信公众平台. 农药行业双碳标准获采信实施, 草甘膦产品碳足迹获权威认证[EB/OL]. (2025-06-05) .
http://mp.weixin.qq.com/s?__biz=MzA5MDM1MTkwMw==&mid=2654628118&idx=1&sn=80f3b29d3fae71860a2cf8492ca82859.
- [85] 中国金融信息网. 福华化学联合碳衡科技发布“福华碳综合管理平台”[EB/OL]. (2026-06-15) .
https://www.cnfin.com/cmjj-lb/detail/20260615/4426610_1.html.
- [86] European Parliament, Council of the European Union. Regulation (EU) 2023/1542 concerning batteries and waste batteries[S/OL]. Official Journal of the European Union, 2023 .
<https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=CELEX:32023R1542>.
- [87] McKinsey & Company. What are Scope 1, 2, and 3 emissions?[EB/OL]. (2024-09-17) .
<https://www.mckinsey.com/featured-insights/climate-change/what-are-scope-1-2-and-3-emissions>.
- [88] Norris G. Living LCA[EB/OL]. (2024-03-11) .
<https://www.earthshiftglobal.com/blog/living-lca>.
- [89] 刘奕伶, 陈远翔, 何燕, 等. 多应用场景下铝冶炼行业碳排放核算方法比较与优化[J]. 中国冶金, 2026, 36(4): 142-153.
- [90] China Daily. 钢铁巨头的“绿色账本”: 西门子这招让碳排放大户变减排先锋[EB/OL]. (2025-08-18) .
<https://caijing.chinadaily.com.cn/a/202508/19/WS68a41408a3104ba1353fd9a4.html>.
- [91] 李毅仁, 李梦龙, 侯长江, 等. 面向钢铁碳中和的数字化碳管理体系构建与实施[J]. 钢铁, 2024, 59(9): 13-21.
<https://doi.org/10.13228/j.boyuan.issn0449-749x.20240342>.
- [92] 西门子(中国)有限公司. 西碳迹碳足迹生态解决方案加速绿色低碳高质量发展[R]. 2025. (未出版报告) .

[93] 西门子(中国)有限公司. 产品碳足迹可信精算与追溯, 共建绿色低碳美好生态[R]. 2025. (未出版报告).

[94] 国际工业自动化网. 西门子 × 河钢: 轻松化解“绿色考题”[EB/OL]. (2025-01-15).
<https://www.iianews.com/info/energy-management/on-site-experience/ABC00000000000359476.html>.

[95] 国家数据局. 2024 年“数据要素×”大赛优秀项目案例集——绿色低碳案例之七: 基于智能数采的碳中和数字化解决方案[EB/OL]. (2025-04-17).
https://www.nda.gov.cn/sjj/zhuanli/ztsjysx/ds/0416/20250416094928086846926_pc.html.

[96] 西门子. 资产管理 - shell (aas)-[EB/OL]. (2025-08-26).
[https://support.industry.siemens.com/cs/document/109963158/%E8%B5%84%E4%BA%A7%E7%AE%A1%E7%90%86-shell-\(aas\)-?dti=0&lc=zh-WW](https://support.industry.siemens.com/cs/document/109963158/%E8%B5%84%E4%BA%A7%E7%AE%A1%E7%90%86-shell-(aas)-?dti=0&lc=zh-WW).

[97] 中国机器视觉网. 西门子推出 SIEMENS XCELERATOR 开放式数字业务平台[EB/OL]. (2022-07-11).
<https://www.china-vision.org/news-detail/205116.html>.

[98] 西门子(中国)有限公司. 西门子 Xcelerator API World 正式面向市场发布[EB/OL]. (2024-11-07).
https://w1.siemens.com.cn/news/news_articles/21808.aspx.

[99] 国家统计局. 2025 年全国规模以上工业企业利润增长 0.6%[EB/OL]. (2026-01-27)
https://www.stats.gov.cn/zwfwck/sjfb/202601/t20260127_1962382.html

[100] 工业和信息化部. 智能工厂梯度培育行动取得初步成效[EB/OL]. (2025-02-07)
https://www.miit.gov.cn/xwfb/gxdt/sjdt/art/2025/art_70c95052e16e44eb9bb49cae85f71e70.html

[101] 工业和信息化部等六部门办公厅(综合司). 关于开展 2026 年度智能工厂梯度培育行动的通知[EB/OL]. (2026-07-17)
https://wap.miit.gov.cn/zwgk/zcwj/wjfb/tz/art/2026/art_bbccc17a650749c2a76569679350fa5d.html

[102] 工业和信息化部. 工业和信息化领域数据安全管理办法(试行)[EB/OL]. (2022-12-13)
https://www.miit.gov.cn/zwgk/zcwj/wjfb/tz/art/2022/art_e0f06662e37140808d43d7735e9d9fd3.html

[103] 工业和信息化部. 工业控制系统网络安全防护指南[EB/OL]. (2024-01-30)
https://www.miit.gov.cn/zwgk/zcwj/wjfb/tz/art/2024/art_b9415a5455934902b04961909b1c2873.html

9 编制单位及编制团队

编制单位

上海人工智能研究院

全球工业人工智能联盟卓越中心

西门子数字科技（深圳）有限公司

编制团队

上海人工智能研究院、全球工业人工智能联盟卓越中心

徐纯、孙丽、费海平、吴辰铉、倪浩然

华东师范大学经济与管理学院

数字工商与管理科学系、华东师范大学青年学者跨学科创新团队

丁珈、沈超海、吕君、夏成程、连燕玲

西门子数字科技（深圳）有限公司

柴祖伟