

2026

工业AI智能体研究报告

打造工厂原生的AI智能体

出品机构：甲子光年智库

研究团队：翟惠宇、沈郁翔

发布时间：2026.08

真正能够落地的工业AI智能体，应该从真实的工厂沃土中生长出来

今天的工厂，通常已经不缺软件，也不缺数据。ERP记录订单，MES管理生产，设备和传感器不断产生运行信息，各类报表也越来越丰富。但对工厂管理者而言，真正困难的问题并没有因此消失：订单突然变化时，新的生产计划应该怎么排？设备、人员和物料相互制约时，有限产能应该如何分配？图纸进入车间后，应该选择怎样的工艺和参数？现场出现偏差时，谁能第一时间发现，又该如何调整？

过去，这些问题主要依赖计划员、工艺工程师、班组长和老师傅凭经验处理。但随着多品种、小批量、短交期和频繁插单逐渐成为常态，工厂需要处理的变量越来越多，决策频率越来越高，单纯依靠人工协调已经越来越难以兼顾效率、成本与交付。此外，熟练工人和资深工程师培养周期长，大量隐性经验难以被系统记录、复制和传承，工厂既要应对生产波动，也要解决经验沉淀的问题。

需求侧的“不得不变”，正在遇上供给侧的“终于能变”。工业制造领域过去数十年的自动化、信息化和数字化建设，为工厂积累了设备连接、业务系统、生产数据和流程基础；大模型、Agent、运筹优化和机器视觉等技术的发展，也使AI开始具备理解任务、拆解问题、调用工具、形成决策并推动执行的能力。工业AI由此不再局限于知识问答、报表分析和辅助建议，而是开始进入真实的生产流程。

工业AI智能体，正是这一变化的重要载体。它不再只是一个回答问题的聊天机器人，也不是只在传统工业软件上增加的自然语言入口，而是面向具体工业目标，融合现场数据、业务规则、工业知识和算法模型，能够感知工厂状态、理解生产约束、生成决策方案、调用既有系统，并根据执行结果持续优化的智能体。它的核心价值是把过去分散在人、系统和设备中的信息连接起来，将“发现问题—形成决策—推动执行—获取反馈”逐步构成不断迭代优化的闭环。

工业AI智能体会率先进入排产调度、工艺优化、执行监控、设备运维和质量控制等价值明确、数据可获得、结果可验证的场景。这些场景直接关系到工厂的产能利用率、订单交付率、产品良率和运营成本，问题高频、约束复杂，也更需要AI参与持续决策与动态优化。

需要注意的是，工业场景与通用办公场景存在本质差异。工厂中的每一个决策，都受到设备能力、物料供应、工序关系、人员技能、工艺要求、质量标准和交付周期的共同约束。**因此，真正能够落地的工业AI智能体必须是“工厂原生”的**——不是把通用Agent简单搬进工厂，而是让Agent从真实生产流程、真实工业数据和真实业务反馈中生长出来。工厂既是产品部署的场所，也是Agent的训练场、验证场和持续迭代场。

因此，工业AI智能体产品应扎根真实制造场景，依托长期制造实践、自有工厂场景、真实工业数据和工艺经验，聚焦排产调度、工艺优化和执行监控等高价值场景，从具体问题切入，连接工厂既有系统与现场数据，在“计划—执行—反馈—优化”的闭环中持续迭代。对工厂而言，选择工业AI智能体，关键不在于模型参数和演示效果，而在于产品能否准确理解生产约束、快速融入现有体系，并持续创造可量化、可感知的实际生产价值。

工业AI智能体最终要接受的，不是技术演示的检验，而是真实生产的检验。只有扎根工厂、融入流程并持续创造价值，AI才能真正成为制造业的生产力。

目录

Part 01 工业AI智能体行业发展趋势

Part 02 工业AI智能体行业市场规模

Part 03 工业AI智能体市场格局与商业模式

Part 04 工业AI智能体的落地实践

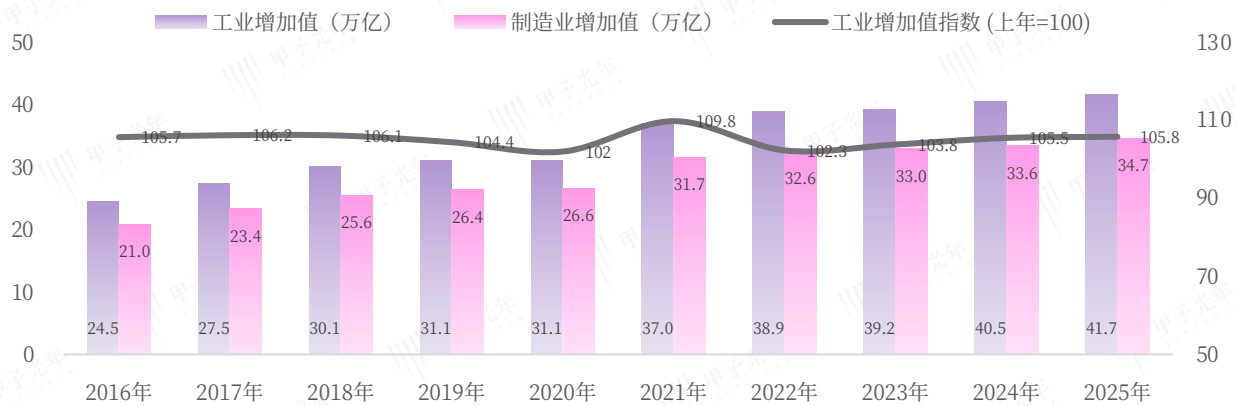
Part 05 工业AI智能体行业展望与挑战

需求侧：制造业稳健增长，高端制造加速扩张，工厂端对智能排产、工艺优化与现场执行的需求持续释放

我国工业制造基础雄厚，制造业规模长期位居全球前列。2025年，我国工业增加值达到41.7万亿元，其中制造业增加值达到34.7万亿元，占GDP比重稳定在25%左右，是国民经济中最重要的实体经济基础。

更重要的是，制造业增长正在向技术含量更高、流程复杂度更高的环节集中。2025年，装备制造业增加值同比增长9.2%，占规模以上工业增加值比重达到36.8%；高技术制造业增加值同比增长9.4%，占比达到17.1%。随着高端装备、汽车电子、新能源、精密制造等复杂制造环节持续扩张，工厂对数字化协同、智能化决策和柔性化执行的需求将进一步提升。

图：工业与制造业规模持续扩张



工厂是制造业产值增长的核心载体。我国不仅拥有庞大的工业产能，也拥有数量众多、类型多样、规模分散的制造工厂。尤其在离散制造领域，大量中小工厂正面对多品种、小批量、插单频繁和交付周期压缩等经营压力，传统工业软件等系统难以低成本、轻量化地满足其动态决策需求。

因此，工业AI智能体技术有望从排产调度、工艺判断、异常监控、现场执行等高频刚需场景切入，帮助中小工厂以更低成本获得智能化能力。

图：离散制造中小工厂，是工业AI智能体规模化落地的优先入口



52万+
规上工业企业

规模庞大，持续增长



30万+
规上离散制造企业

占规上工业企业约58%



中小规模工厂
刚需更强

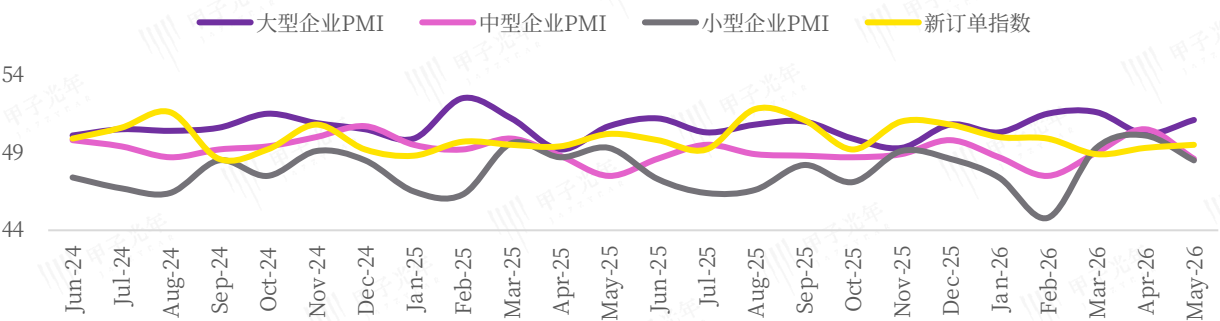
对效率、柔性、响应速度
提出更高要求

需求侧：订单波动与产品迭代加快，推动中小工厂从静态计划走向动态决策

过去，中国制造的核心优势来自规模化生产、稳定交付与成本效率，但在需求多元化、产品迭代加快的背景下，越来越多工厂正在承接多品种、小批量、短交期和定制化订单。

这类变化要求工厂在订单、设备、物料、人员、工艺约束持续变化的情况下，快速判断订单能不能接、如何插单、如何排产、何时交付。高度依赖人工经验和静态流程的生产管理方式，已经难以支撑高频动态调整。

图：订单与生产景气度高频波动，中小企业承压更明显



国家统计局数据显示，2024年6月至2026年5月期间，制造业PMI与新订单指数围绕50荣枯线高频波动。相比大型企业，中小型企业PMI长期处于50以下，且波动幅度更大，中小制造企业在需求波动、订单不确定性和经营压力下更容易承压。订单端的不确定性会进一步传导至生产端，带来排产重算、交期承诺、物料齐套、设备负载和现金流压力，倒逼中小工厂从传统静态计划转向更灵活的动态生产决策。

图：高变体、快迭代、高混线，正在重塑离散制造管理难度

行业	产品变化	趋势判断
汽车/零配件	中国新能源汽车平均每1.3年更新车型，较传统车企快3倍	新车型导入更频繁，工艺、BOM、供应链协同压力上升
消费电子/小家电	产品更新时间6—12个月；机械、电子、家电等专精特新企业交付速度从4—6周持续缩短至2—3周以内	新品导入更快，交付周期压缩
半导体	晶圆厂同时面对high-volume和high-mix产品，IoT、AI、云计算、电动车、可穿戴等应用使high-mix需求更突出	多产品、多工艺路线并行，产线调度和WIP管理复杂度上升

离散制造的柔性化压力并非来自单一订单波动，而是由产品迭代加快、SKU增多、BOM与工艺频繁变更、短交期和混线生产共同驱动。最终，这些变化都会表现为更频繁的工艺切换、排产重算、物料齐套和现场协同需求。这正是工业AI智能体的现实切入点之一：将原本依赖人工经验的高频判断，转化为可调用、可执行、可反馈的智能决策流程，帮助中小工厂提升对需求变化的响应速度。

需求侧：传统工业软件完成了“记录与可视”，但难以承担跨系统实时决策与闭环执行

过去几十年，工业数智化完成了从设备自动化、业务信息化到生产数字化的多阶段积累，使工厂实现了设备可控、流程可视和数据可用。但在多品种、小批量、频繁插单和柔性制造需求上升的背景下，传统工业软件依赖固定流程和人工经验决策，已难以支撑工厂实时优化和跨系统协同。工业AI智能体正是在这一瓶颈下出现的新一代智能系统形态，其本质是推动工厂从“人用软件辅助管理”走向“智能体参与感知、决策与执行”。

表：工业数智化发展的四个阶段-Agent需要解决遗留问题



维度	阶段本质	核心能力	代表技术	数据形态	决策模式	人的角色	阶段性价值	进一步瓶颈
自动化	设备可控	替代重复人工	PLC、DCS、 数控设备、 机器人	设备信号与 控制参数	人工经验决策	操作与看护	效率与稳定性	不可视 不柔性
信息化	流程可管	固化业务流程	ERP、MES、 PLM、SCM、 QMS	结构化 业务记录	事后报表决策	录入与执行	流程透明 与规范	系统割裂 协同弱
数字化	数据可用	打通生产数据	IoT、 工业互联网、 数据湖、BI、 数字孪生	多源异构 实时数据	数据驱动 辅助决策	分析与优化	数据孤岛 与过程可视	分析到执行 断裂



- 自动化、信息化和数字化阶段解决了“可控、可视、可用”，但仍未解决“跨系统协同、实时决策、闭环执行”的问题
- 工业AI智能体的价值在于把数据、知识、模型与业务流程连接起来，推动工厂从“人驱动的软件系统”走向“人机协同的智能生产系统”

智能化Agent

决策&执行可托付

自主感知、推理决策、任务执行

工业大模型、Copilot、Agent、多智能体

数据+知识+模型融合

人机协同 / AI自主决策

监督、训练、授权与异常接管

复杂场景下的实时优化与闭环执行

可信、安全、责任

在这个发展过程中可见，工业AI智能体不是某个生产环节的单点AI应用，而是工业数字化进入瓶颈期后，在数据、知识、模型和业务系统融合基础之上形成的新一代智能系统。它的核心价值不只是“辅助人看见问题”，而是进一步参与工厂的判断、调度、执行与持续优化。

供给侧：数字化底座与智能工厂体系已基本形成，工业AI智能体不再从零建设

从供给侧看，过去几十年的工业数字化建设，已经让中国制造业形成了较为完整的数字化、网络化和系统化基础。到2025年底，规上工业企业数字化生产设备普及率和重点工业企业关键工序数控化率分别达到57.7%和68.6%。这意味着，制造业智能化升级已经不再是从“没有系统、没有数据”开始，而是在既有工业软件、数据采集、设备联网和工业互联网基础上继续深化。2025年工业互联网核心产业规模超1.6万亿，直接带动工业增加值增长约2.5万亿。

更关键的是，随着AI与制造业深度融合，工厂智能化正在从局部试点转向体系化建设。2025年全国累计建成3.5万余家基础级、8200余家先进级、500余家卓越级智能工厂，并培育了15家领航级智能工厂，覆盖装备制造、原材料、消费品等重点领域，较2024年提升明显。智能工厂梯度培育体系的加速扩张，说明供给侧已经具备支撑工业AI与工业AI智能体落地的基础场景、数据环境和系统接口，下一阶段重点将从“系统建设”转向“智能决策与闭环执行”。

图：智能工厂梯度建设加速扩张，高阶工厂成为下一阶段重点（单位：家企业）

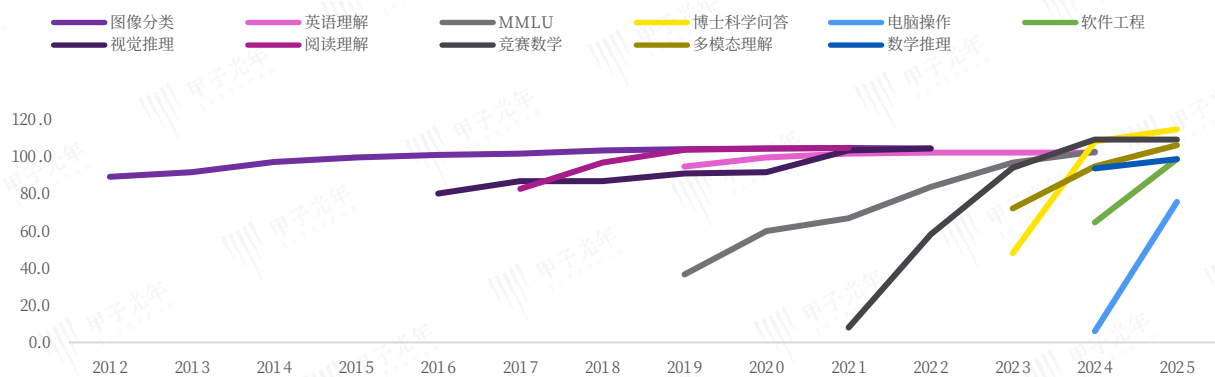


资料来源：国家数据局《数字中国发展报告》，《智能工厂梯度培育要素条件》，甲子光年智库整理

供给侧：大模型已具备成熟的理解与工具调用能力，工业AI智能体的重点从“模型可用”转向“流程可嵌入”

Agent是以大模型为智能核心的自主化系统，大模型的智能水平提升是推动Agent应用效果的底层源动力。数据显示，AI在图像识别、语言理解、多任务知识理解、数学推理、科学问答和软件工程等多项核心能力上快速逼近或超过人类基线。这意味着工业AI智能体所需的核心底座能力，如理解图纸、读取工单、解析设备文档、归纳异常原因、生成操作建议、辅助代码与脚本开发等领域，已经具备较高的通用能力基础。工业AI的瓶颈已经不在于“模型有没有基础能力”，而是“如何把模型能力稳定嵌入真实业务流程”。

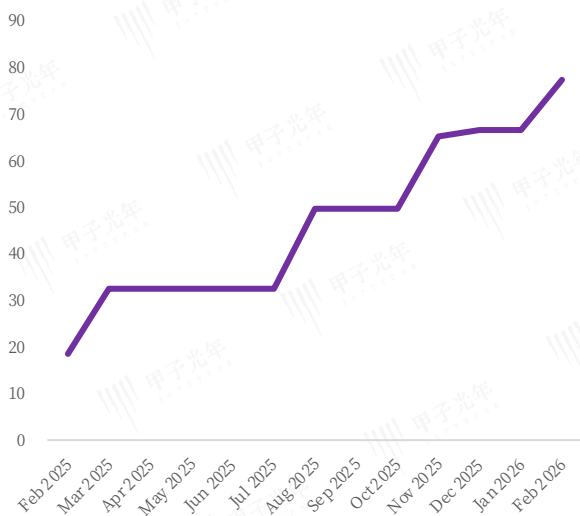
图：AI多种能力同步跃迁，正在突破人类基线（人类基准100%）



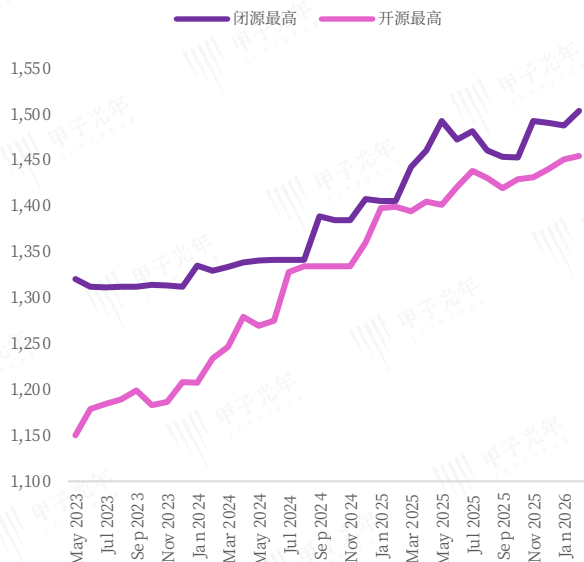
更关键的变化是，模型结合Agent框架具备了执行任务的能力，并且具备了在中国工业场景中本地化部署的现实基础。数据显示，在Terminal-Bench这类真实终端环境benchmark中，AI Agent的任务完成准确率从2025年2月的20%快速提升至2026年初的77.3%，模型已经具备连续调用工具、执行多步骤任务、完成端到端工作流的能力。与此同时，开源模型与闭源模型之间的性能差距已显著缩小，Qwen、GLM等国内开源模型进入全球前沿竞争序列。企业可以基于国产开源模型，在私有化、安全可控的环境中接入设备数据、工艺知识、生产系统和业务流程，打造可执行、可集成、可本地化部署的工业智能体。

图：工程能力快速增长

Terminal-Bench 2.0: Accuracy



图：国内开源模型性能迎头赶上



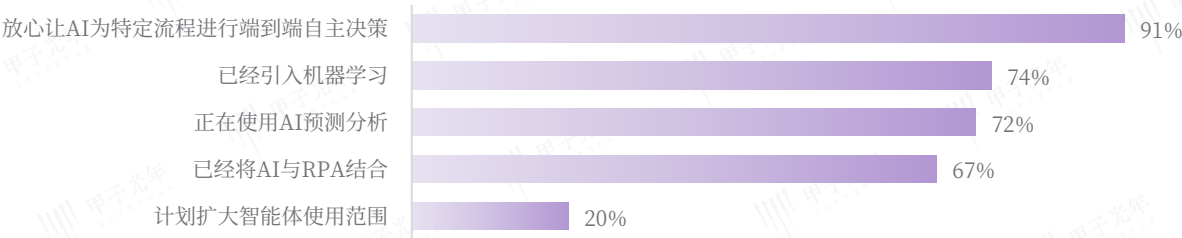
新趋势：工业AI智能体正处在从试点验证向核心场景扩散的早期阶段

在需求侧痛点凸显、供给侧数字化基础逐步成熟的背景下，制造企业对AI的应用已经不再停留在概念验证阶段，而是开始进入生产运营流程。AI正在从传统的数据分析、预测建模和流程自动化，进一步延伸到端到端决策辅助、跨系统协同和任务执行等更深层环节，成为制造企业提升效率、质量和柔性响应能力的重要抓手。

KPMG调研显示，制造企业对AI的接受度和应用深度正在快速提升，制造业AI应用逐步深化，走向“流程级决策与自主化执行”，为工业AI智能体的进一步落地提供了组织认知和应用基础。

图：制造业AI应用走向流程自动化与自主决策

企业表示符合AI技术应用现状的企业占比（KPMG，%，N=163，KPMG）

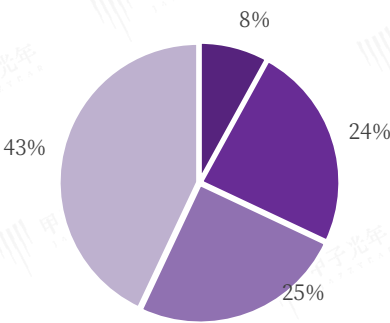


西门子与至顶智库调研进一步显示，工业AI智能体已经从概念讨论进入早期部署阶段。在受访工业企业中，32%的企业已在不同程度上部署工业智能体，25%的企业计划在短期内开展部署。

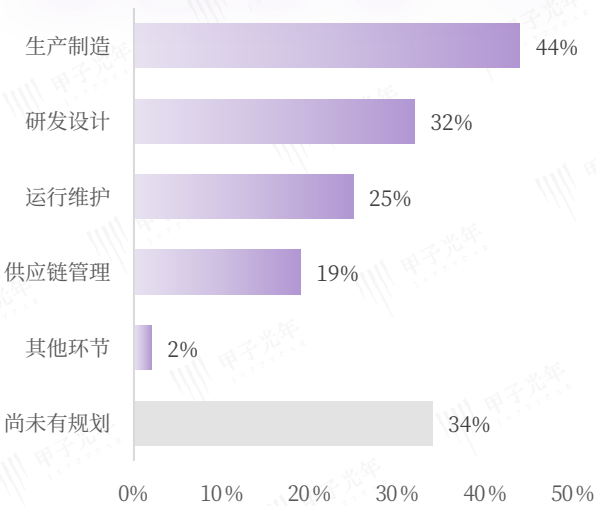
从应用场景看，工业AI智能体的落地重心首先集中在高价值生产环节。生产制造场景占比最高，达到44%；研发设计、运行维护和供应链管理分别达到32%、25%和19%。企业部署工业AI智能体的核心诉求仍然围绕效率提升、质量优化、成本降低和供应链韧性增强展开，与制造企业当前最迫切的经营压力高度一致。

图：工业AI智能体进入部署窗口，生产制造成为首要落地场景

- 广泛部署工业智能体且在较多场景应用
- 初步部署工业智能体且在少量场景应用
- 计划部署工业智能体
- 未部署工业智能体



企业部署工业智能体的主要场景（至顶智库，%，N=200）

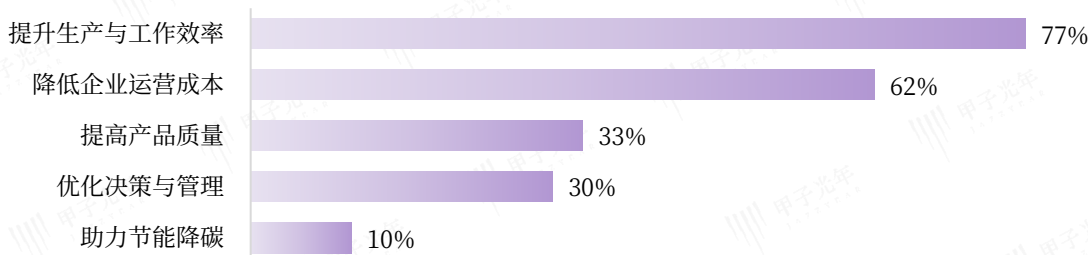


新趋势：可量化的降本增效决定工厂付费意愿，排产、执行、质量和停机管理是ROI最清晰的场景

工业AI智能体的价值并不在于为工厂增加一个问答式AI入口，而在于面向生产效率、运营成本、设备稳定性、质量管理等可量化经营指标，承担跨系统感知、判断、调度与执行任务。相较于通用AI工具，工业AI智能体能够在非计划停机、智能排产、预测性维护、质量异常处置等生产核心环节展现价值。

从企业价值认知看，工业AI智能体的优先价值仍然集中在经营结果改善。调研数据显示，77%的企业认为工业智能体能够提升生产与工作效率，62%的企业关注其降低运营成本的能力；同时，产品质量提升、决策与管理优化、节能降碳也成为重要价值延展方向。

图：降本增效是工业AI智能体最直接的付费驱动



非计划停机：最容易验证ROI闭环的高价值场景

全球最大500家企业每年
因非计划停机造成损失

1.4万亿美元

非计划停机损失相当于其收入占比

11%

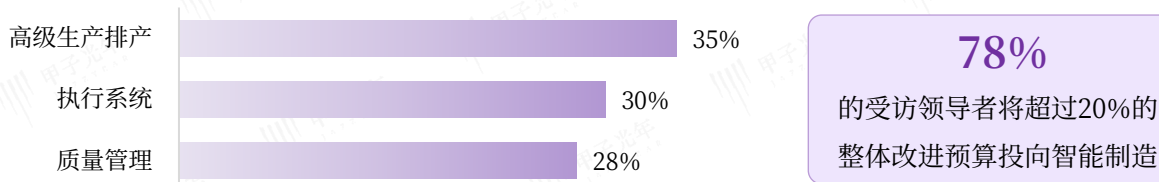
大型汽车工厂每小时停机成本

230万美元

大型工厂平均每月非计划停机时间：**27小时**

非计划停机不仅损失金额高，而且影响链条直接，能够清晰传导到产能利用率、订单交付、设备维护各关键指标，直接影响综合运营成本。围绕设备状态感知预警、维修策略、备件调度和排产重排的Agent应用，更容易形成“问题识别—决策建议—执行调度—效果评估”的完整闭环。

图：排程、执行和质量是工业AI智能体部署的优先入口



预算流向正在验证这种趋势。企业智能制造投资重点正在向高级生产排产、执行系统和质量管理等生产核心系统集中，这些环节正是工业AI智能体最容易嵌入并产生价值的场景。如何把工业软件和生产系统升级为可调用、可编排、可闭环的智能体，是当下工业AI智能体的最大商业机会。

新趋势：应优先打穿生产制造闭环，再向研发、供应链和经营管理扩展

“AI+制造”可以覆盖研发设计、中试验证、生产制造、营销服务和运营管理等全价值链，但工业AI智能体的早期落地不宜全流程平均铺开，而应优先选择痛点刚性强、数据基础成熟、系统接口清晰、ROI可量化的场景。生产制造直接影响产能、交付、质量、成本、设备稳定性和安全风险，是工厂经营结果最直接的承压点，也更容易形成清晰的价值验证闭环。

对制造企业而言，生产制造环节已经沉淀了相对完整的数字化系统和多源工业数据。MES、APS、SCADA、PLC、QMS、EAM、WMS等系统长期部署，覆盖订单、工艺、设备、质量、库存、人员和现场状态等关键数据。工业AI智能体可在这些系统之上完成约束理解、任务规划、异常识别、跨系统调度和执行反馈，把传统工业软件升级为“可自主编排执行的智能生产系统”。

因此，工业AI智能体可优先围绕四类场景落地：计划与排程解决订单、物料、产能和工艺约束下的动态计划生成；执行与调度解决生产进度跟踪、现场异常识别和跨系统任务协同；设备、工艺与过程控制解决故障诊断、预测性维护、工艺参数优化和过程稳定控制；质量与安全解决在线质检、质量追溯、安全巡检和风险预警。

图：工业AI智能体将优先围绕生产制造核心闭环落地



工业AI智能体的落地路径不是单点工具替代，而是以工业大模型、RAG、多模态理解、机器视觉、数字孪生、工业互联网和多智能体协同为技术底座，逐步打通计划、执行、过程控制、质量安全之间的数据流、任务流和决策流。

目录

Part 01 工业AI智能体行业发展趋势

Part 02 工业AI智能体行业市场规模

Part 03 工业AI智能体市场格局与商业模式

Part 04 工业AI智能体的落地实践

Part 05 工业AI智能体行业展望与挑战

工业AI智能体是工业软件AI化后的下一形态，让软件从“辅助判断”走向“任务闭环执行”

工业AI智能体是面向工业制造任务的软件智能体系统，以工业数据、工业知识、业务规则、模型算法和工具调用能力为基础，能够感知现场状态、理解生产目标、拆解任务流程，并在权限约束下调用工业软件、工艺模型、设备接口与现场系统，推动任务执行、结果反馈与持续优化。

区别于传统工业软件，工业AI智能体不再只是记录流程、展示数据或辅助人做判断，而是进一步承担任务理解、跨系统编排和闭环执行功能

图：工业AI智能体系统架构——工业AI智能体是面向工业制造闭环的智能执行体系

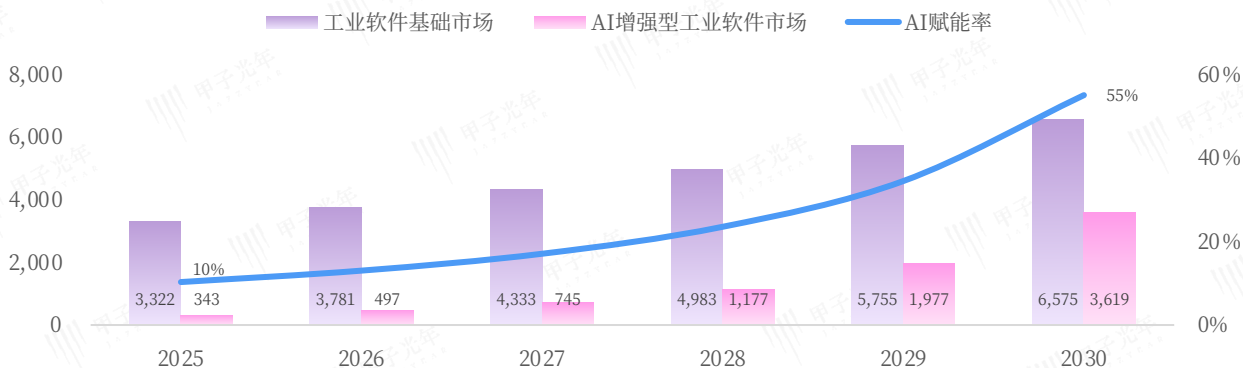


资料来源：蓝沃AI，公开资料，甲子光年智库

从AI增强到Agent化，工业AI智能体软件市场有望在2030年形成千亿级规模

随着大模型、工业知识库和多模态感知能力逐步成熟，AI正在从工业软件的外围工具，加速进入MES、APS、WMS、QMS、PLM、工业视觉等核心工业软件模块，推动传统工业软件向AI增强形态升级。预计到2030年，中国工业软件基础市场规模将达到6,575亿元，其中AI增强型工业软件市场将达到3,619亿元，AI赋能率提升至55.05%。工业软件的增长逻辑正在从传统的流程管理和数据记录，逐步转向由AI驱动的智能分析、辅助决策和效率提升。

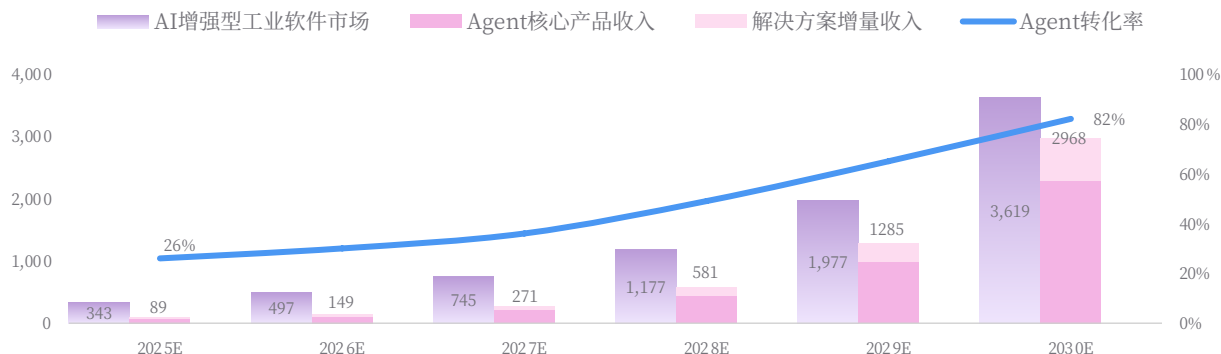
图：工业软件与AI增强型工业软件市场规模



现阶段，AI对工业软件的赋能仍以能力增强为主，主要帮助计划员、工艺员、质检员和设备运维人员提高判断与操作效率，并为管理者提供数据洞察和决策建议。随着Agent技术逐步成熟，AI增强型工业软件将进一步从辅助判断走向任务理解、流程编排、工具调用和执行闭环，演进为具备感知、推理、决策和执行能力的工业AI智能体。

在收入模式上，工业AI智能体目前主要包括软件授权、系统集成、私有化部署和实施运维等项目制收入，以及产品订阅等持续性收入。随着产品标准化程度提高，产品化收费的比重有望提升；在任务调用和资源消耗逐步可计量的情况下，部分产品未来还可能按Token消耗量、任务调用次数等实际使用量收费。由此，市场增长将由客户数量与使用深度共同驱动。

图：工业AI智能体市场规模



注：解决方案相关收入包括模型及知识工程、系统集成、私有化部署等项目制交付，以及运维和持续优化等服务收入

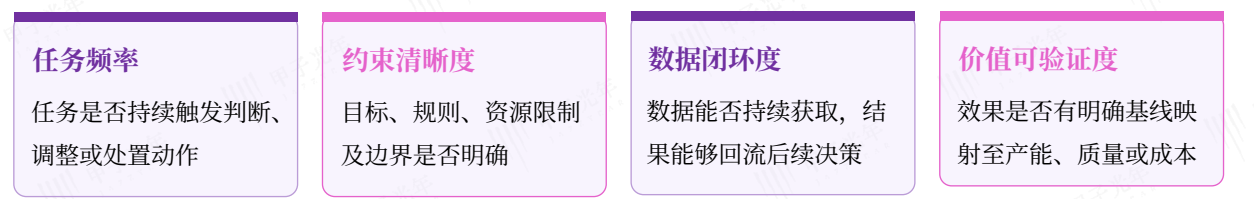
工业AI智能体并不是工业软件之外的独立赛道，而是工业软件+AI、工业Co-Pilot之后的下一形态。当软件能够在多个工业制造场景从“辅助人判断”走向“自主完成任务闭环”，工业AI智能体软件市场将成为工业软件升级中最具成长性的新增量。

工业AI智能体市场将从高频、可闭环且价值可验证的场景率先打开

工业AI智能体在生产制造中的潜在需求分布广泛，但任务价值并不会自然转化为可采购、可复制的产品市场。任务发生频度、对生产结果的影响程度以及价值能否被量化验证，决定企业是否具备持续使用和付费意愿，构成场景潜在空间的基础。

与此同时，生产目标与约束是否清晰、数据能否持续接入、执行结果能否回流，则决定Agent能否稳定嵌入生产流程，并进一步影响交付成本与规模复制能力。部分场景即使单次价值较高，若关键知识长期依赖人工经验、数据分散于不同系统，或效果需要较长周期才能归因，其需求仍可能停留在定制项目和局部试点阶段。因此，Agent应用价值更多决定需求上限，Agent化成熟度则影响潜在需求向实际采购转化的效率与速度。

图：工业AI智能体场景筛选主要因素



图：工业AI智能体场景优先级存在差异



现阶段，排产调度与执行监控直接关联订单、产线状态和现场异常，使用频度较高，应用结果也更容易映射到计划完成率、交付周期与生产效率，因而更有可能形成连续需求和相对明确的预算归属。工艺优化与设备运维的长期价值并不弱，但前者受工艺知识和质量反馈沉淀程度影响，后者受设备异构、故障样本与验证周期制约，近期仍更可能以项目制或局部部署方式推进。由此，细分市场测算既要区分长期潜力与近期可实现规模，也要考虑不同场景共享数据、系统能力与客户预算带来的重叠，避免将各场景的测算结果简单相加。

排产Agent是付费意愿最清晰的入口，把一次性排产表升级为滚动调度闭环

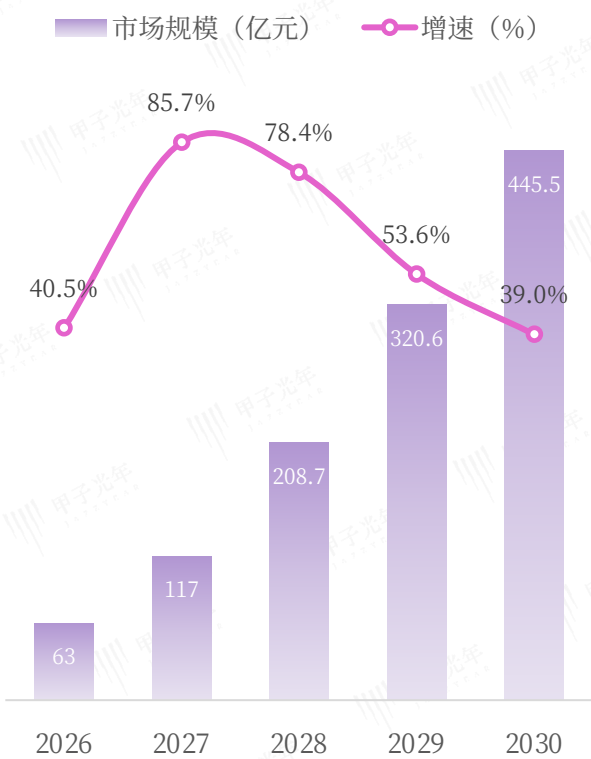
排产Agent是生产制造Agent中付费意愿最清晰的场景，直接对应订单交付、产能利用率和交期达成率。很多制造企业不是没有订单，而是“订单做不过来”，希望在不大规模扩建厂房、购买设备的情况下，通过更好的排产提升产出。

中小离散制造企业的排产难点，不是缺少一张排产表，而是在柔性生产下需要更快判断新订单能不能做、怎么做、什么时候交付。传统系统虽然能够记录数据，但关键决策仍依赖计划、采购、车间开会协同，再由“老师傅”判断。

图：排产调度Agent将一次性计划工具升级为滚动调度闭环



排产调度Agent市场空间测算



测算方法：

目标客户数 × 付费渗透率 × 综合年化ARPU

目标客户：

以约30万家具具有复杂排产需求的规上离散制造企业为核心客户池，随适用企业范围扩大，2030年小幅增至约32万家。

核心假设：

排产Agent由大型项目向标准化、订阅化产品扩散，付费渗透率由2026年的6%提升至2030年的55%；随着中小企业占比提高，综合年化ARPU由35万元下降至约25万元，其中市场增长主要由渗透率提升驱动，而非单价上涨。

综合年化ARPU：

将订阅制产品的年度收入，与项目制软件授权、实施集成和模型服务等费用按使用周期折算为年度收入，并计入必要的持续运维服务；不包含硬件。

工艺优化Agent能够把图纸、工艺经验和现场反馈转化为可复用工艺模型

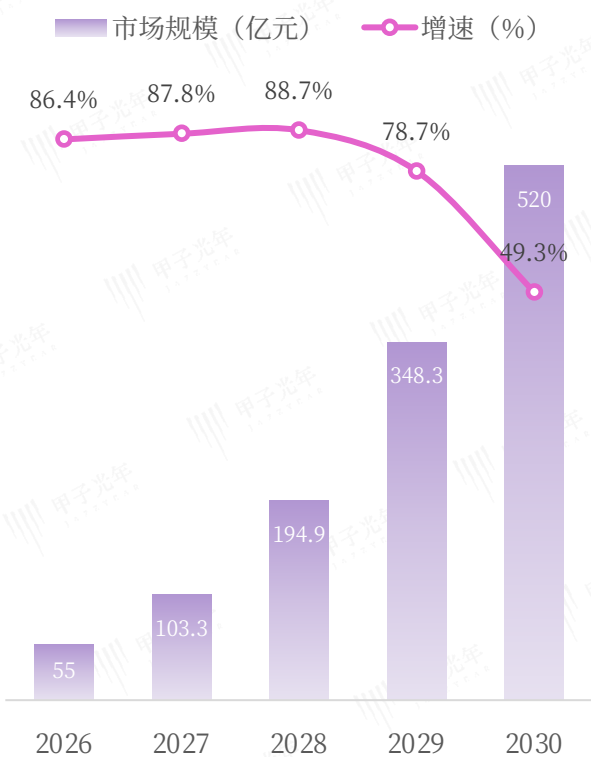
工艺优化Agent的痛点来自设计到生产之间的断层。传统CAD、CAM、CAE更多解决设计端问题，但图纸出来以后，如何转化为真实可执行的加工工艺，仍然依赖熟练工艺员、质量工程师和“老师傅”判断。

尤其在机加工、金属加工、装备制造等场景中，企业需要结合具体设备、刀具、材料、工序顺序、加工部位和标准工时，判断这张图纸怎么做、成本是多少、交期能不能承诺。如果这部分经验不能沉淀，企业就会持续依赖少数人的个人能力。

图：工艺优化Agent将图纸转化为可执行的工艺参数



工艺优化Agent市场空间测算



测算方法:

$\text{目标客户数} \times \text{付费渗透率} \times \text{综合年化ARPU}$

目标客户:

以具备工艺与质量数据基础、能够形成参数优化闭环的制造企业/工厂为目标客户，2026年核心客户池约30万家，2030年小幅增至约32万家。

核心假设:

质量控制和生产优化是制造业AI应用最成熟的领域之一。随着工艺模型标准化及跨产线复制，付费渗透率由2026年的4%提升至2030年的45%；综合年化ARPU由约46万元下降至约36万元，市场增长主要由渗透率提升驱动。

综合年化ARPU:

包括软件订阅或授权收入，以及项目制的数据接入、模型配置、实施集成等费用按使用周期折算的年度收入，并计入必要的持续优化和运维服务；不包含硬件。

执行监控Agent把现场视频从“看得见”升级为“能判断、能触发”的实时入口

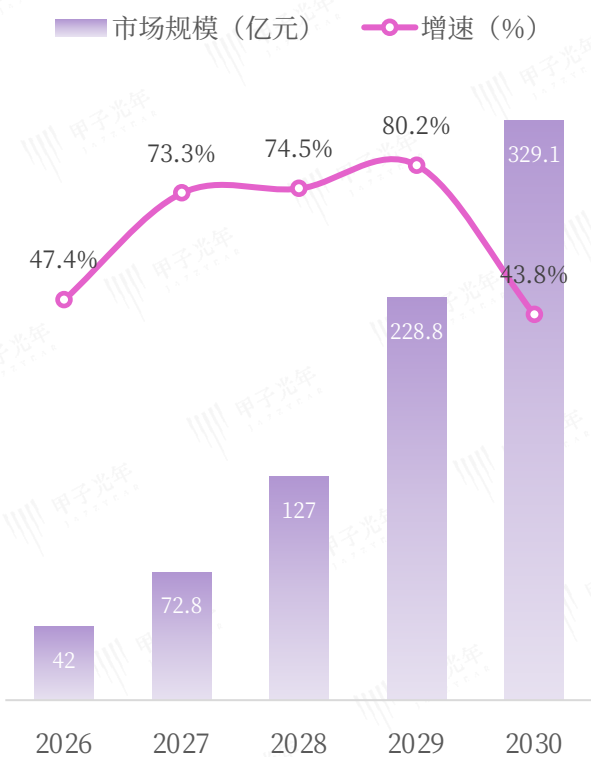
执行监控Agent不是在传统机器视觉质检上简单叠加智能化能力，而是把更泛化的视觉理解能力引入工厂现场，理解设备运行、人员动作、物料流转、生产进度和异常状态。它的价值不只是判断产品缺陷，而是帮助工厂看懂现场正在发生什么、执行是否正常、异常是否需要处理。长期看，执行监控Agent可能成为工厂现场透明化和真实数据采集的重要入口。

执行监控Agent的价值分界并不在单纯“看见”，而在“处置”：普通视频或视觉系统通常止于检测和告警，执行监控Agent则连接MES、异常呼叫、工单或设备系统，把异常、进度和风险转化为可执行任务，并持续回收处置结果。

图：执行监控Agent的价值在于现场执行状态识别



执行监控Agent市场空间测算



测算方法：

有效收费点位数 × 付费渗透率 × 综合年化ARPU

目标点位：

以装配、检验、包装、CNC加工等具备现场状态识别和业务闭环价值的工位为基础，2026年按800万个有效收费点位测算，后续逐步增长。

核心假设：

随着视觉理解、边缘部署及MES/工单接口逐步标准化，付费渗透率由2026年的7%提升至2030年的55%；综合年化ARPU由7,500元/点位下降至6,800元/点位，增长主要由渗透率提升驱动。

综合年化ARPU：

包括软件订阅或授权收入，以及接口部署、模型配置和项目实施等一次性费用按合同周期或3—5年使用周期折算的年度收入，并计入必要的持续优化和运维服务；不包含相机、传感器、边缘盒子和服务器等硬件。

设备运维Agent把报警与维修经验转化为对产能、排产和交付的提前约束

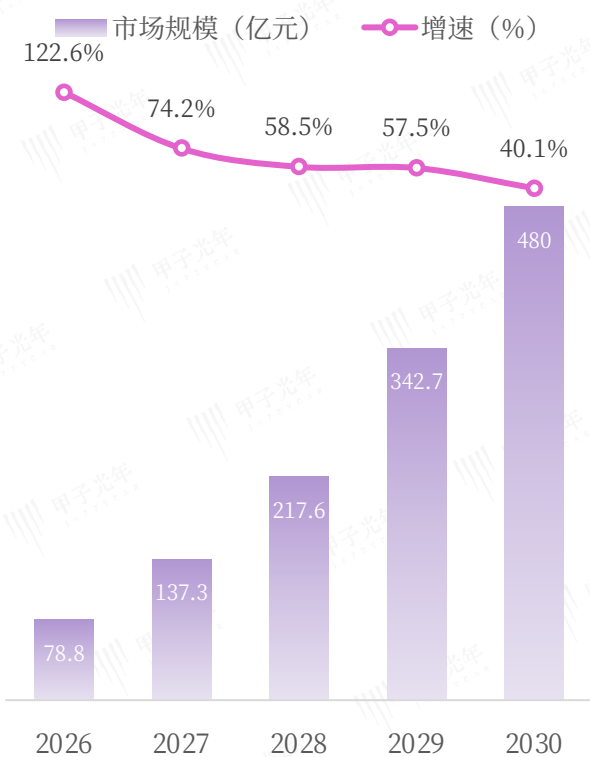
设备运维的核心问题，不是工厂看不到报警，而是报警、点检和维修经验很难提前转化为生产影响判断。传统运维更多依赖人工点检和事后响应，往往等设备异常已经影响节拍、良率或停机后才集中处理。对于生产制造场景而言，设备状态不是孤立的维修信息，而是会直接影响产线稳定性、订单交付和产能利用率。

西门子统计，全球最大500家企业每年因非计划停机损失接近1.4万亿美元，相当于其收入的11%；大型工厂平均每月仍损失27小时非计划停机时间。

图：设备运维Agent能将设备管理系统形成闭环



设备运维Agent市场空间测算



测算方法：

目标企业数 × 付费渗透率 × 综合年化ARPU

目标客户：

以设备资产密集、具备基础数字化能力的规上制造企业为核心客群，2026年按约30万家测算，每年小幅增长。该口径是从全部规上工业制造型企业中筛选形成的目标池，并非企业总数。

核心假设：

设备运维是工业AI价值较明确的场景。随着状态监测、故障诊断和维修知识逐步接入Agent，付费渗透率由2026年的5%提升至2030年的50%；同时，受产品标准化和订阅制普及影响，综合年化ARPU逐步下降。市场增长主要由渗透率提升驱动，而非价格上涨。

综合年化ARPU：

包括软件订阅或授权收入，以及接口集成、模型配置、项目实施等费用按使用周期折算的年度收入，并计入必要的持续运维与模型优化服务；不包含传感器、边缘设备和服务器等硬件。

目录

Part 01 工业AI智能体行业发展趋势

Part 02 工业AI智能体行业市场规模

Part 03 工业AI智能体市场格局与商业模式

Part 04 工业AI智能体的落地实践

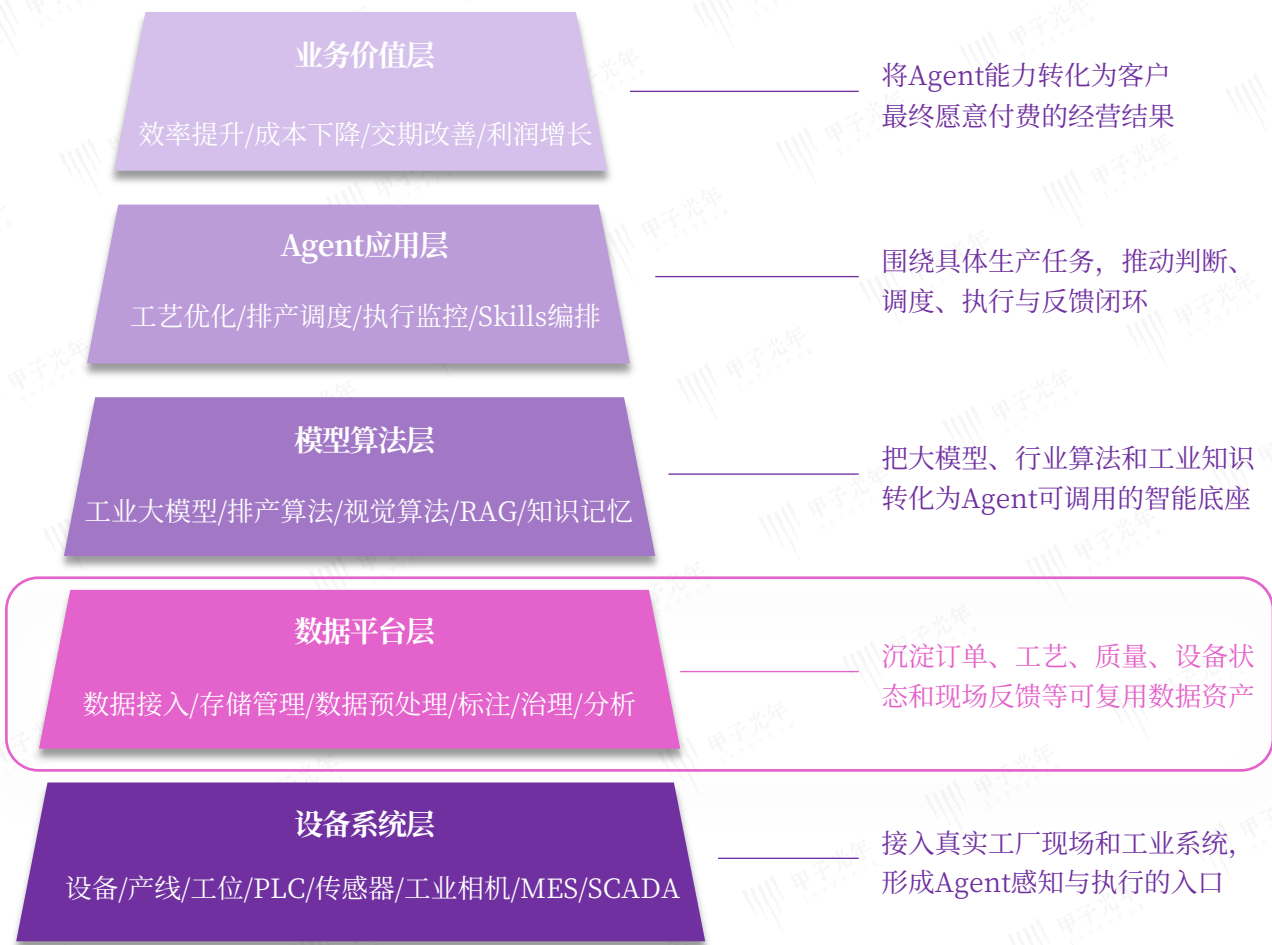
Part 05 工业AI智能体行业展望与挑战

工业AI智能体的壁垒不在单点模型，而在贯通设备、数据、模型、执行与业务结果的五层闭环

随着制造业数字化底座逐步完善，工业智能化的重心正在从数字化系统建设转向智能决策与闭环执行。工业AI智能体不是简单叠加在工业软件上的AI问答入口，而是一类能够围绕生产任务完成感知、判断、调用、执行和反馈的新型软件系统。它的能力基础不只来自大模型，也来自工业设备、工业数据、工业知识、模型算法、Agent应用和业务结果之间的持续连接。

传统工业软件更多解决流程上线、数据记录和管理可视化等问题，但订单插单、设备异常、工艺调整、质量波动、交期变化等现场判断，仍高度依赖人工经验和跨系统协调。此时，工业AI智能体的价值在于进一步接入现场状态、理解工艺规则、调用业务系统和生产工具，并在权限约束下推动任务执行，让生产管理从“事后分析”转向“实时判断”和“持续优化”。

图：工业AI智能体五层架构——从现场感知到业务结果验证



总之，工业AI智能体服务商的壁垒不是某一层能力，而是能否打通五层闭环：设备系统层提供真实现场入口，数据平台层沉淀订单、工艺、设备、质量和执行反馈，模型算法层把工业知识转化为可调用能力，Agent应用层完成任务编排与执行闭环，业务价值层最终验证效率、成本、交期、良率和利润改善。只有五层能力同时贯通，工业AI智能体才真正从“+AI”的功能变成“生产系统的一部分”。

四类玩家共同入场，竞争焦点正从模型参数转向AI原生度与工厂数据闭环

随着大模型、Agent工具链和制造业数字化底座逐步成熟，工业AI智能体市场正在进入多类玩家共同探索阶段。

当前入场者大致可分为四类：通用大模型/Agent底座厂商、工业软件与自动化厂商、传统数字化与系统集成厂商，以及工厂原生Agent厂商。通用大模型厂商强在模型推理、多模态理解、工具调用和通用Agent框架，但仍需要进入真实工业流程，解决设备、工艺、订单、物料和现场经验问题；工业软件与自动化厂商强在工业客户、系统入口和行业Know-how，但传统优势更多来自工程交付、设备控制和软件系统；传统数字化厂商擅长ERP、MES、WMS、BI和数据中台建设，但多数仍停留在流程在线和系统集成层面；工厂原生Agent厂商则围绕真实生产主流程构建产品，更强调数据采集、任务理解、决策执行和结果反馈闭环。

由此看，工业AI智能体竞争不再是单一模型能力竞争，也不只是传统工业软件入口竞争，而是AI原生度×工厂闭环能力的综合竞争。未来具备优势的厂商，需要同时拥有Agent产品化能力、工业场景理解能力、现场数据沉淀能力和生产任务闭环能力。

图：工业AI智能体竞争能力地图——AI原生度×工厂闭环能力



蓝沃AI的“工厂原生”壁垒来自真实生产中的数据、执行与结果反馈闭环

蓝沃AI由上海精智集团孵化，依托集团20年制造积累与自有工厂场景开展产品研发和验证。其所强调的Factory-Native（工厂原生），不是把通用Agent部署到工厂，而是让Agent从真实生产流程中生长出来。它以设备、产线、订单、工艺、质量和执行反馈为能力源头，把工厂同时作为训练场、验证场、反馈场和价值兑现环境，使Agent在持续运行中理解生产约束、学习现场经验并迭代产品能力。

工厂原生的关键在于把真实工厂对象转化为Agent可感知、可理解、可调用、可执行的能力体系。设备与系统提供现场状态和业务数据，工艺规则与流程经验沉淀工业Know-how，Agent负责任务理解、流程编排和工具调用，然后业务结果反向验证模型效果和产品价值。

基于这一逻辑，蓝沃AI的工厂原生壁垒可以概括工业场景沉淀、真实工厂试验田、工业数据闭环、生产主流程原生、Agent执行闭环和业务结果导向这六项核心能力。这些能力共同构成“真实场景—真实数据—真实执行—真实结果”的闭环，使蓝沃AI不只是提供AI功能，而是围绕交期、产能、质量、成本和利润持续兑现业务价值。

图：蓝沃AI的“工厂原生”壁垒——由真实工厂驱动工业AI智能体能力飞轮

工业场景沉淀壁垒



- 20余年长期深耕制造业场景
- 理解真实工厂中的工艺、设备、流程、人员和现场约束
- 将经验转化为Agent可调用能力

真实工厂试验田壁垒



- 真实工厂为Agent提供持续训练、现场验证和快速迭代环境
- 排产、工艺、执行监控等Agent能力在业务反馈中不断优化

工业数据闭环壁垒



- 工业数据来自真实生产过程，具有非公开、强Know-how、获取周期长等特征
- 持续的数据回流与模型迭代，构成长期数据壁垒

生产主流程原生壁垒



- 围绕订单、排产、工艺、质量和现场执行构建Agent能力
- 智能体可经过简单调试直接嵌入交期、产能、良率和成本等关键经营变量

Agent执行闭环壁垒



- 通过Agent+Skills+Tools连接任务理解、系统调用、流程编排和执行反馈
- 推动Agent从单点AI能力走向系统级生产协同

业务结果导向壁垒



- 工厂原生能力最终落到良率提升、成本下降、交期改善和利润增长
- AI的价值转化可验证、可复购

工业AI智能体选型的关键，是让交付形态匹配场景复杂度

对工业企业而言，项目制与产品制不是先进程度之分，而是适配不同业务条件的两种形态。系统接口复杂、流程耦合度高、深度集成要求强的企业，更适合通过项目制定制开发与系统整合；需求边界清晰、希望快速验证效果的企业，则更适合以标准产品切入。

两者的差异主要在交付方式。项目制依靠定制开发与系统集成；产品制则以标准产品为主体，并由轻量FDE（Forward Deployed Engineer，前线部署工程师）完成数据接入、流程适配、Agent调优与效果验证，而非重新开发一套系统。企业可先验证效果，再按需扩大应用或增加系统集成。

图：项目制与产品制的交付路径与决策差异



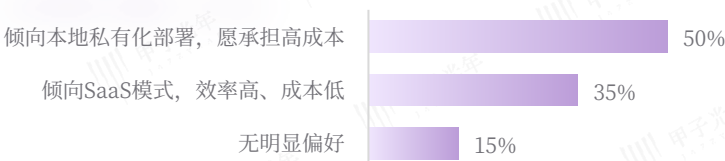
表：项目制与产品制的典型适配条件

判断维度	更适合项目制	更适合产品制
实施范围	中大型工厂、多基地、多系统协同	中小工厂，或大型工厂从单场景切入
数字化基础	核心系统较完整，存在深度整合需求	具备基础数据与接口条件，可从单场景独立切入
场景复杂度	跨系统、跨流程，定制要求较高	边界较清晰、流程相对标准，适配后可复用
交付方式	项目团队深度驻场，完成定制开发与系统集成	标准产品为主体，轻量FDE驻场完成接入、适配与调优
扩展节奏	整体规划、分阶段建设	单点验证、按效果复制扩展

项目制与产品制并非企业层面的二选一，而应按场景组合：同一工厂可在复杂流程和系统改造中采用项目制，在边界清晰、标准化程度较高的场景中以产品制切入，并根据验证结果复制扩展或增加系统集成深度。在此基础上，再结合数据安全、系统可控和预算安排，选择相应的部署与采购方式。

图：企业对工业AI智能体偏好呈现本地私有化部署与订阅制采购并存

企业部署方式偏好（N=200）



工业AI智能体产品化推动付费方式由单次项目收费，延伸至订阅、按量及按结果付费

传统工业软件和数字化项目通常围绕特定建设需求展开，客户采购的是具有明确范围、实施周期和验收标准的项目成果，费用主要依据项目范围、定制开发和系统集成工作量确定。即使合同按照签约、交付和验收等节点分期付款，其本质仍是一笔围绕单次项目形成的采购支出。

工业AI智能体产品化后，客户采购的对象逐步从一次性交付的项目成果，延伸至能够持续运行、重复调用和不断优化的Agent能力。收费基础也相应由项目建设与交付，延伸至服务周期、实际使用量和任务结果，形成订阅、按使用量和按效果付费等更加灵活的方式。

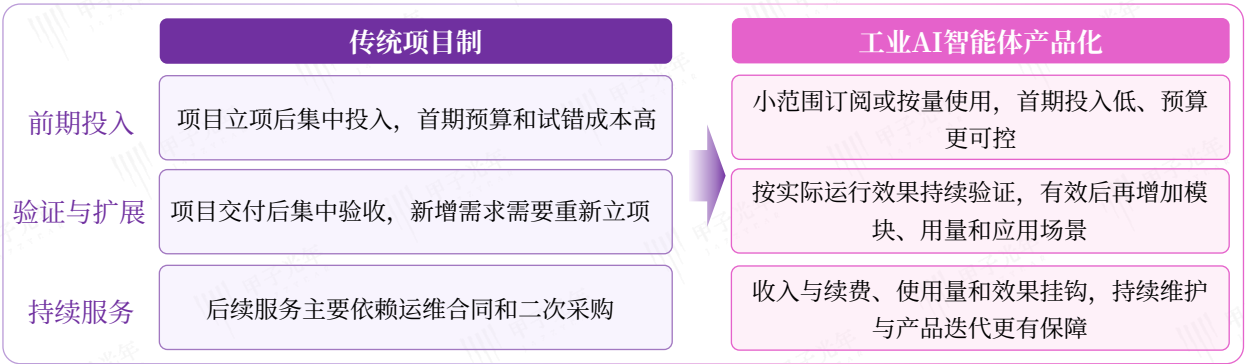
图：工业AI智能体收费结构从项目收费，转向订阅、按量与按结果计费



不同计费方式可根据场景单独或组合采用

从项目交付收费转向持续使用与效果收费，并不是将一笔项目款简单拆分为多期支付，而是改变客户承担采购风险和验证价值的方式。项目制下，预算多集中在建设前期，效果通常到上线或验收后确认；产品化模式下，支出可随周期、用量和运行效果逐步发生，客户能够在验证有效后再扩大采购。与此同时，厂商收入更多依赖续费和持续使用，产品可用性、运行效果和版本迭代也由售后要求转变为获得后续收入的前提

图：不同付费模式下，客户在前期投入、效果验证与持续服务上的差异



因此，产品化付费的核心并非降价，而是让客户投入与实际使用和价值实现更匹配。对于边界清晰、用量可衡量、效果可验证的能力，订阅、按量或按结果付费可降低首次决策风险，并强化厂商持续服务动力。

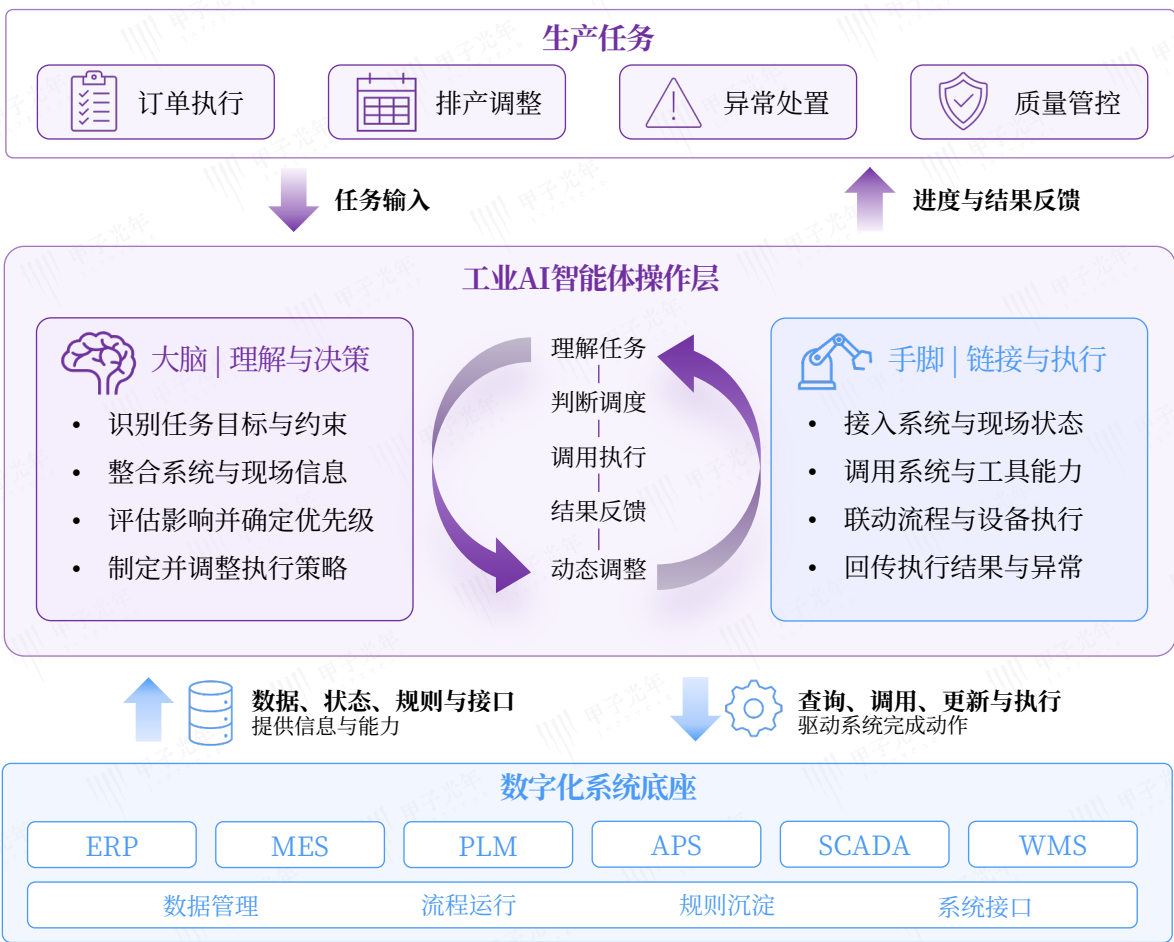
但工业AI智能体的收费方式仍取决于其与既有系统的耦合程度。接入既有系统越深，流程改造和集成要求越复杂，越需要项目制完成交付；标准化程度越高、复用边界越清晰，则适合产品化收费。两种模式并存，并根据不同场景组合。

工业AI智能体并非替代ERP/MES，而是为既有系统补上“大脑”和“手脚”

ERP、MES、PLM、APS、SCADA、WMS等专业系统已构成工厂运行的数字化底座，支撑数据管理、流程运行、计划排程与现场监控。但现有架构仍以单一系统为边界；当订单变化、设备异常或物料短缺打断预设流程时，跨系统的信息整合、影响判断和任务推进仍主要依赖人工，系统信息与现场动作难以自动衔接。

工业AI智能体在既有系统之上形成面向任务的智能操作层，围绕具体生产目标汇总系统与现场信息，完成任务理解与调度，调用相应系统推动执行，并根据反馈持续调整后续任务。

图：工业AI智能体以“大脑”和“手脚”协同形成任务闭环



ERP、MES等专业系统继续承担各自的业务与生产职能，并沉淀工厂运行所需的数据、流程和规则；工业AI智能体则围绕生产目标组织跨系统任务，调用不同系统的专业能力，将判断传递到流程与现场，并根据执行反馈调整下一步行动。

传统数字化建设主要解决数据记录、流程在线和业务支撑，跨系统任务推进仍较多依赖人员经验与组织协调。引入工业AI智能体后，任务理解、判断调度、执行协同和结果反馈可在既有权限与规则约束下形成连续闭环，推动工厂从“系统在线、流程在线”进一步走向“任务闭环运行”。

目录

Part 01 工业AI智能体行业发展趋势

Part 02 工业AI智能体行业市场规模

Part 03 工业AI智能体市场格局与商业模式

Part 04 工业AI智能体的落地实践

Part 05 工业AI智能体行业展望与挑战

工业AI智能体落地的关键，在于能否围绕高价值场景率先形成小范围验证

工业AI智能体的技术路径和商业模式正在逐步清晰，但不少制造企业仍未将AI投入转化为可量化的业务回报。

对工厂而言，问题通常不在于“模型能力不足”等技术性问题，而在于Agent落地方式与现场实际脱节：不少工厂一开始就追求全厂智能化、等待数据全部治理完成、过度强调替代人工，或从低价值场景试水。若这些问题未在初期得到纠正，Agent很容易停留在演示或试点阶段，难以进入真实生产运行并持续创造价值。

基于在多家制造工厂的长期实践，蓝沃AI将工业AI智能体落地中的高频误区归纳为四类，并提出了解决思路。

图：蓝沃AI实践总结——制造工厂导入工业AI智能体的四类常见误区

常见误区	典型表现	更优路径
期待一步到位	- 初期一次性规划全厂、全流程智能化 - 验证周期被拉长至一年以上 - 项目中途失去资源与耐心	- 从单一、高频、高价值场景切入 - 小范围验证业务价值，再逐步扩展
等待完美数据	- 希望先把数据治理全部做完再启动 - 准备周期过长，导致项目迟迟无法进入实际生产	- 基于现有数据和系统快速启动 - 在真实任务中持续补齐、校验和沉淀数据，完善数据基础设施建设
追求替代而非协同	- 期待Agent一步取代计划员判断 - 一次建议偏差，就否定系统整体价值	- 坚持“人在环上”：Agent先给方案，专家负责校准 - 以实际效果为凭，逐步扩大Agent授权范围
从低价值场景试水	- 从报表、问答等低频、低价值任务环节切入 - 缺少直接业务指标，ROI难以验证	- 优先切入排产、交付等直接影响经营结果的高频场景 - 用交付率、产能利用率等量化指标验证价值

基于长期、多工厂的项目实践，蓝沃AI形成了一套渐进式的工业AI智能体落地方法：首先，选择1-2个高频、高价值、可量化的业务场景，在局部形成闭环并验证ROI，再逐步向更多流程、产线和工厂复制；其次，不以“数据全部治理完成”为启动前提，而是基于现有数据快速运行，在真实任务中持续沉淀数据、优化流程和迭代模型；同时，坚持人机协同，由Agent先提供方案、专家参与校准，待效果稳定后逐步扩大Agent授权范围。

蓝沃AI的实践方法核心在于，工业AI智能体落地并不是一次性建设“完美系统”，而是以真实业务结果推动Agent从试点验证走向生产闭环与规模复制。

从方法论到场景落地，蓝沃AI已形成覆盖制造业重点场景的Agent矩阵

基于工厂原生数据、工业Know-how与现场落地反馈闭环，蓝沃AI围绕制造企业最核心、最高频的生产决策，形成了工艺优化、排产调度和执行监控三类工业AI智能体：

- 工艺优化Agent回答“能不能做、怎么做”；
- 排产调度Agent回答“何时做、如何排”；
- 执行监控Agent回答“做到哪、做得怎样”。

三类Agent分别嵌入工艺制定、生产计划和现场执行环节，并通过执行反馈持续修正计划与策略，形成从订单接入到生产交付的智能闭环。

图：从单点场景落地到多Agent协同闭环



蓝沃AI的三类Agent既可独立切入高价值生产场景，也可协同工作，贯通工艺、计划与执行。以下四个案例将进一步展示其从专项落地到多Agent闭环的不同实践路径。

案例一 | 某汽车精密零部件上市企业：三Agent协同闭环

协同部署工艺优化、排产调度与执行监控Agent，打通工艺生成、智能排产和现场反馈，形成完整生产闭环。

案例二 | 某医疗器械零部件精密制造企业

在无ERP、MES基础下，以工艺生成和智能排产为切入点，贯通工艺、排产与报工追溯。

案例三 | 某集团核心电机企业

在ERP与MES之间构建主计划—作业计划两级排产中枢，实现多约束排程与执行反馈驱动的滚动优化。

案例四 | 某大型汽车零部件制造集团

以视觉AI覆盖SOP合规、立库防错、冲压安防与天车安全，推动现场异常从人工巡检转向实时识别和联动处置。

案例一：某汽车精密零部件上市企业

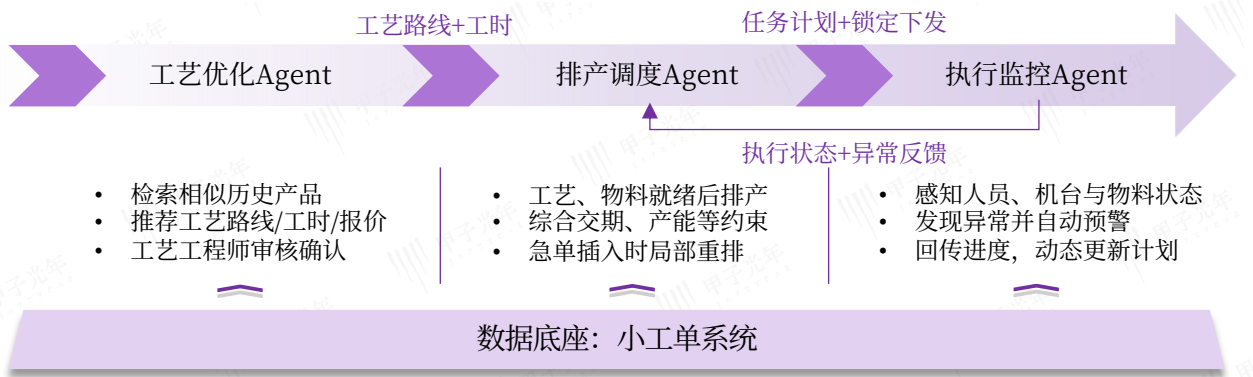
华东地区某新三板挂牌的精密功能零部件制造商，主要为上汽大众、华为等高端客户提供花键轴、实轴、齿轮及特种功能件的定制化加工服务，是细分领域的头部加工服务商。旗下核心加工工厂聚焦多品种、小批量精密机加，工序复杂、外协频繁，并以完全接单生产为主。

企业此前已经部署 APS 和 MES 系统，但从实际运行效果看，既有系统仍未打通工艺、排产与现场执行之间的关键链路。工艺编制依赖工程师逐张查找和手工处理，排产刷新周期难以及时响应急单变化，现场执行状态也无法持续回传，导致系统排产结果与实际生产之间存在偏差，计划达成率和交期准时率长期偏低。

解决方案

为提高订单准交率和产能利用率，引入了工艺生成、排产调度、执行监控三个AI智能体，让工艺数据、排产计划与执行状态在同一个闭环中流转。

图：工艺、排产、执行三智能体协同



项目成效

三智能体协同上线后，该工厂首次实现工艺、排产、执行的完整数据贯通。工艺工程师精力从重复劳动转向新产品与异常处理；计划排产从工单级交付计划提升到工序执行计划；现场班组首次从系统接收锁定任务，而非口头传达；执行偏差从事后追溯转为实时感知。

工艺提速	计划落地	长期价值
重复产品工艺由逐张手编改为AI推荐+人工审核	三断链打通后计划真正被现场执行	急单实时纳入排产系统，局部重算影响范围
准备时间： 平均20分钟/单 → 5分钟/单	计划达成率： 50% → 90%	计划调整时间2小时 → 5分钟

现场三维可视

人员在岗 · 机台状态 · 物料流转三维实时感知

执行偏差预警从事后追溯缩短至30分钟内预警

全链路闭环

订单→工艺→排产→执行→反馈，首次形成完整数字链路

数据不再孤立于三个独立环节

案例二：某医疗器械零部件精密制造企业

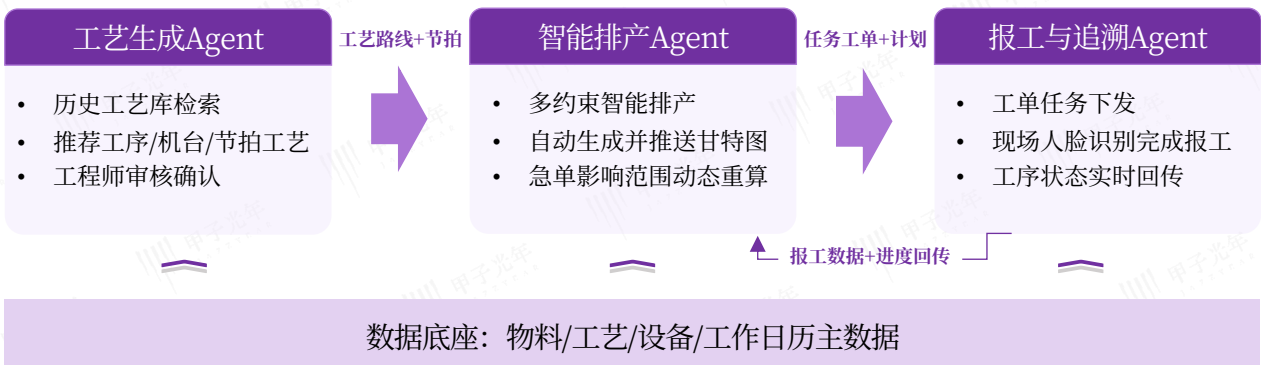
某华东医疗器械零部件专精制造企业，为国际医疗影像设备头部品牌供应成套的导轨、筒体、支架等高精度核心件，拥有精密设备50余台。产品拥有多品种、小批量（单批几件到几十件不等）特性，且工序跨度长、插单频繁，面临医疗器械行业严格的质量追溯与客户审厂要求。

同时，企业前期未建设ERP/MES等传统信息化系统，希望从最核心的排产计划场景出发，以AI排产智能体作为数字化第一步，直接跳过传统软件铺设阶段，用工业智能体构建生产管理骨架。

解决方案

以工艺数字化为切入点，通过AI排产调度智能体和工艺生成智能体实现工艺生成→智能排产→报工追溯三段贯通，首次建立完整生产数字基础。

图：工艺生成-排产调度-执行追溯协同架构



项目成效

部署后工厂首次建立起完整生产数字骨架。工艺准备不再依赖少数工程师的个人记忆；排产有算法支撑，不再靠经验拍板；急单影响可计算而非口头协调；生产全链路首次可追溯，审厂资料从繁琐整理变为系统直接导出。

工艺提速

重复产品工艺由逐张手编改为AI推荐+人工审核

准备时间**1小时→约15分钟**，
工作量降至四分之一

排产智能化

100%手工Excel排产→算法多约束优化

排产准备时间
2-3小时→15分钟

审厂达标

订单-工艺-排产-报工首次线上贯通，生产过程全程可追溯

满足医疗器械客户审厂要求

急单响应

急单实时纳入排产系统，影响范围动态计算

不再依赖口头协调

数字从零起

无ERP/MES/WMS基础下落地，以排产为核心枢纽

构建工厂第一套完整数字骨架

案例三：某集团核心电机企业

某综合控股集团旗下核心电机制造企业，产品远销全球，是特斯拉等多个国际头部品牌的核心供应商。生产横跨四大车间、工序紧密串联，含浸漆、喷粉等特殊批处理工序，多品种、多产线、多约束并行，排产复杂度远超中小型工厂。

企业已建ERP与MES，但跨系统数据割裂，排产仍依赖人工Excel操作和10余相关岗位的口头协调，交期答复完全依赖计划员经验判断，插单、改单、设备故障无法动态响应。

解决方案

通过AI排产智能体，构建主计划与作业计划两级排产体系，在ERP与MES之间建立智能排产中枢，将人工决策转化为算法驱动的标准化流程。

图：主计划与作业计划两级排产体系



项目成效

项目上线后，企业在ERP与MES之间建立智能排产中枢，将订单优先级、物料齐套、设备产能及特殊工序约束纳入统一决策，打通主计划、车间作业计划与MES报工反馈。排产由静态编制转为随订单、物料和现场状态持续滚动的闭环机制，能够动态响应插单、改单及设备异常，使生产计划更贴近车间实际执行。

效率提升

解放计划员和车间主任，聚焦核心业务

计划员效率提升95%

交期准确

交期答复从经验判断转为算法精准输出

交期准确率提升至89%

排产标准化

系统化排产规则，减少人工干预

排产标准化程度达99%

职责归位

计划员 | 采购员 | 车间主任

角色错位问题彻底解决

集团可复制

集团首家智能排产试点工厂

形成集团内可复制的排产标准与数据基础

案例四：某大型汽车零部件制造集团

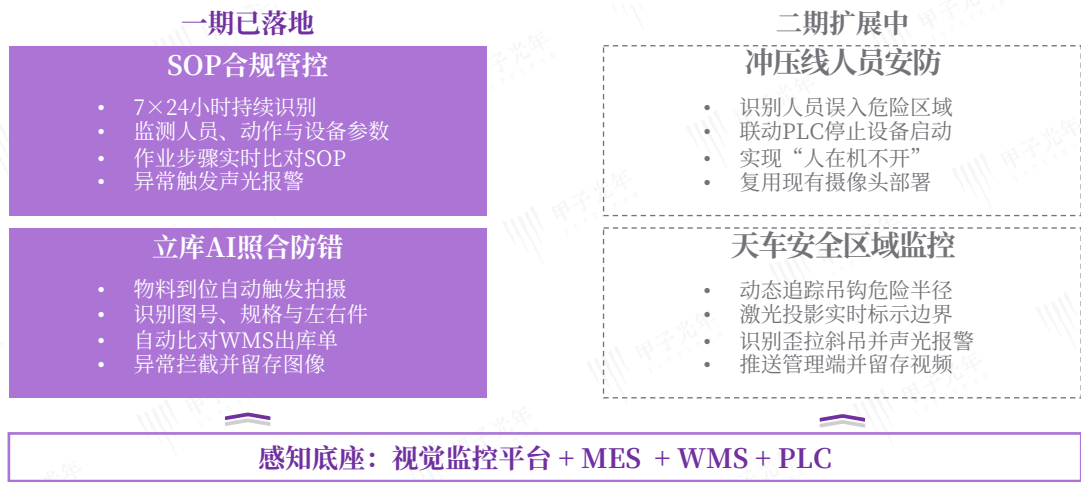
某大型汽车零部件制造集团，旗下工厂承接多品种精密零部件批量生产，产线规模大、工序标准化要求严格，并配备自动化立库管理出入库流程。现场长期依赖人工巡检与目检核对：SOP执行覆盖盲区多、响应滞后；出库左右件错发难以事前拦截；冲压产线与天车作业区域的人身安全完全依赖人工巡查和操作规程，无法做到设备与人员位置的实时联动强制保护。

集团对生产合规、出库防错与厂区安全的数字化管控有整体需求，亟需一套能将现场状态转化为可感知、可追溯、可联动数据的系统。

解决方案

执行监控智能体为该集团规划并逐步落地工厂全域执行感知体系，覆盖生产合规、出库防错与厂区安全三大维度。

图：全域视觉感知体系架构



项目成效

当四个场景全面运行后，该集团首次建立起覆盖生产合规、物料防错与人身安全的工厂全域执行感知网络。管理者无需巡检、无需等待报告，现场所有异常主动推送、全程留痕、责任到秒。这不是用AI替代几个巡检员，而是用持续在线的“眼睛”重构工厂的管理神经系统——从事后追溯变为实时感知，从人工研判变为系统联动，从制度约束变为技术强制。

SOP合规

SOP合规率从**92%**提升至**98%**，异常响应从**15分钟** → **30秒**

出库防错

出库核验效率提升**25倍**，准确率从约**95%**提升至**99.5%+**

冲压安全

AI人员识别准确率**99%+**，联动PLC响应时间**0.3秒**，“人在机不开”系统强制联锁

天车安全

违规操作自动识别，**10秒**内声光联动推送管理端，操作全程留痕固证

全域感知综合

四场景贯通后人工巡检工作量减少**60%**，现场异常全部转为主动推送，管理从事后追溯升级为实时联动

目录

Part 01 工业AI智能体行业发展趋势

Part 02 工业AI智能体行业市场规模

Part 03 工业AI智能体市场格局与商业模式

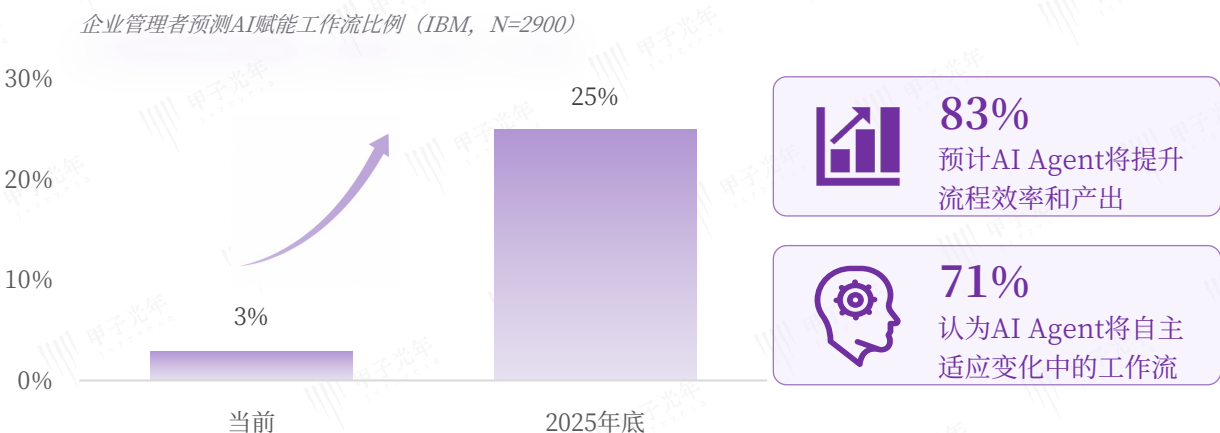
Part 04 工业AI智能体的落地实践

Part 05 工业AI智能体行业展望与挑战

未来每个工厂都将形成由多Agent协同驱动的自主运行体系

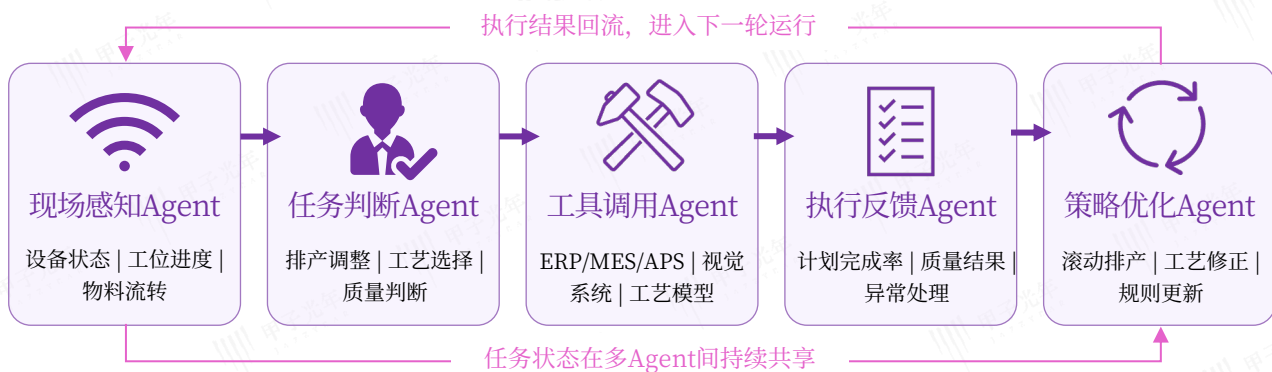
未来工厂对工业AI智能体的需求，将从“单个AI助手”转向嵌入生产流程、围绕生产任务持续运行的多Agent体系。排产调整、工艺优化、设备运维、质量控制和异常处置，往往横跨多个专业环节与业务系统，既要感知现场变化，也要完成任务判断、系统调用、结果验证和策略修正。不同专业Agent围绕同一生产目标分工协作，ERP、MES、APS等工业软件则继续承载业务数据、流程规则和执行接口。

图：AI赋能 workflows 占比预计将从3%提升至25%



随着AI进入更多工作流，Agent的作用也将从查询信息、生成建议，延伸到参与生产决策和推动任务执行。排产、工艺和异常处置各有专业规则与权限边界，单一Agent难以同时兼顾。更现实的路径，是由不同Agent按照专业分工接续处理同一任务，并共享任务状态与执行结果。

图：多Agent协同形成工业AI智能体自主运行闭环



工业AI智能体运行闭环 (Agent Loop) 在多Agent协作中形成。不同Agent围绕统一目标共享任务状态，在权限约束下调用系统，并将执行结果反馈至下一轮判断。分散的智能能力由此连接为持续运行的生产闭环，使Agent从单次建议和执行，进一步走向跨系统任务推进、结果校验和策略优化。

工业AI智能体运行闭环 (Agent Loop) 的成熟度，取决于多Agent能否形成稳定的任务闭环：前端及时获取真实生产状态，中间完成跨系统判断与执行，后端验证业务结果并修正策略。只有当任务状态能够共享、系统调用保持可控、执行结果能够校验时，Agent才能从单点辅助进入连续生产流程，并将每轮运行沉淀为可复用的排产、工艺和异常处置能力。

从单点工具到协同网络：工业AI智能体将逐步形成工厂级Agent集群协同体系

Agentic AI的企业应用形态正从单一助手走向多Agent协作。对应到工业场景，工业AI智能体的长期形态也不会停留在某一个排产、工艺、质检或运维工具，而会围绕生产目标形成多Agent协同运行体系。

工厂原生Agent的关键，不是把多个通用Agent部署到制造现场，而是让不同Agent在同一套现场数据、生产约束和执行反馈中协作。排产、工艺、质量、设备、物料和交付并不是彼此孤立的任务，单一Agent可以处理局部问题，但很难支撑完整生产判断；只有多个Agent共享状态、理解约束、联

图：Agentic AI将从单应用助手演进为跨应用Agent生态

2029 人机协作新常态：人与Agent围绕任务创建、执行和结果反馈形成新的协作方式

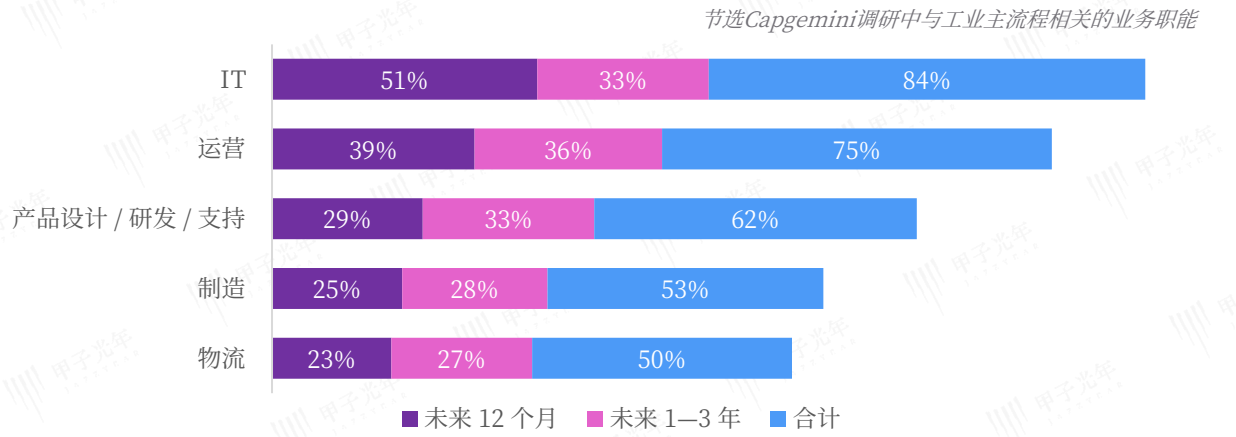
2028 跨应用、跨职能Agent协作：专业化Agent跨多个应用和业务职能动态协作

2027 多Agent协同：不同能力的Agent开始协同处理复杂任务链条

2026 单任务Agent：在明确边界内完成具体业务动作

Agentic AI的长期方向，是从“更强的单一助手”走向跨任务、跨应用、跨职能的协作生态。放到工业场景中，这一演进会更复杂：不同Agent不仅要调用系统数据，还要共同理解设备状态、工艺路径、物料齐套、质量结果和交付约束。由此看，工业AI智能体的长期形态不会是多个工具的简单叠加，而会是围绕同一真实工厂数据和生产目标协同运行的智能体集群。

图：企业AI Agent正在从单点职能走向多职能分布



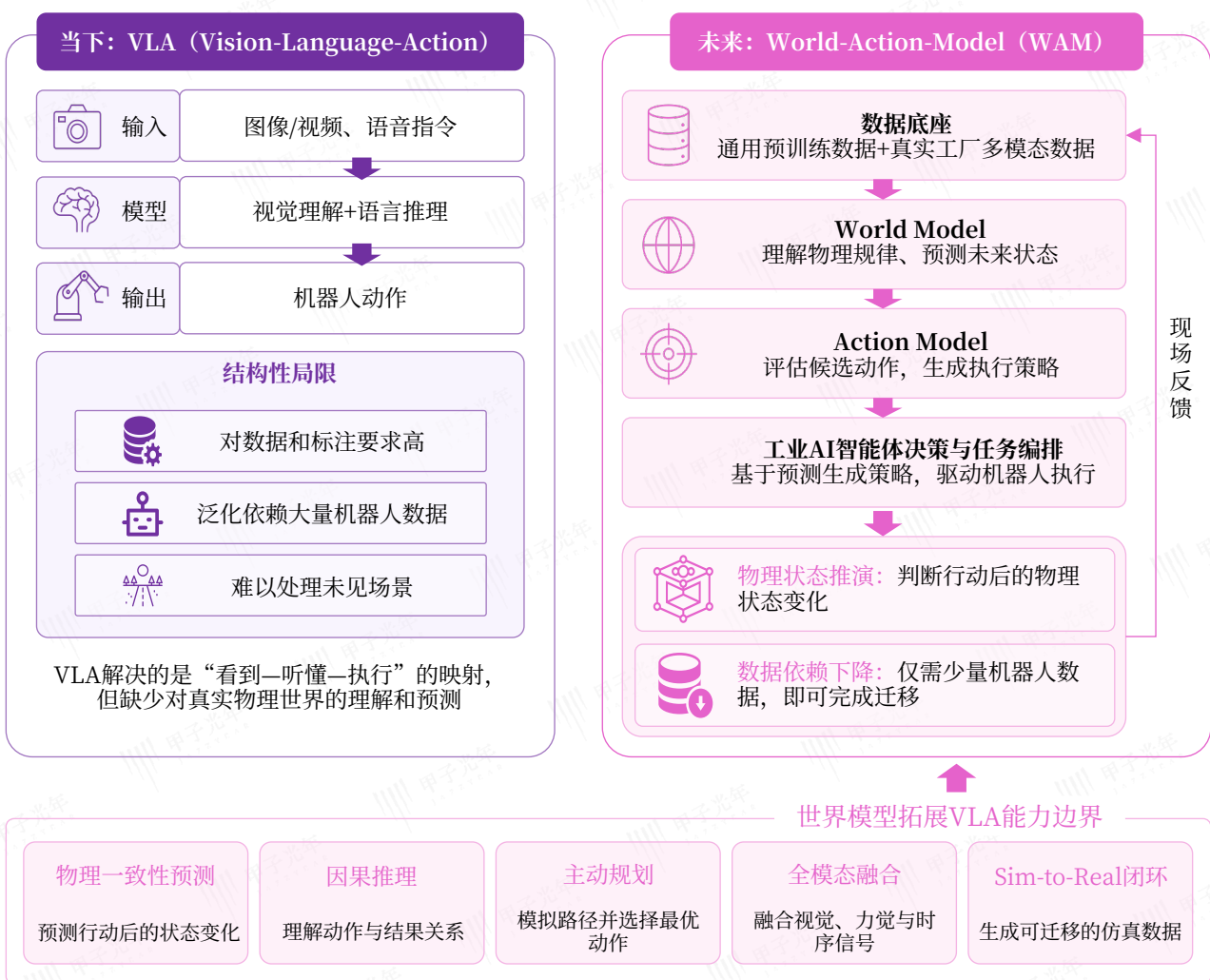
Agent的能力形态将从单点功能转向流程运行，并进一步走向多Agent协同。在工业场景中，制造、物流、运营和研发不是割裂职能，而是围绕订单、设备、工艺、质量和交付持续联动的生产系统。未来，工业AI智能体的竞争重点不会只是单个Agent的能力，而是多个Agent能否在同一套现场数据中共享状态、理解约束、联动执行，并形成工厂级协同。

世界模型将推动工业AI智能体从“动作执行”走向“状态预测与验证”

VLA模型推动智能体由场景理解迈向动作执行，但其核心仍是单体感知—动作映射。进入工业场景后，能力重心将进一步转向对工厂整体状态的预测与验证：排产、工艺、质量、设备与运维等专业Agent，需要围绕统一生产目标，判断各项动作对产能、节拍、质量与交付的连锁影响。

世界模型为工业AI智能体集群提供统一的状态预测与物理验证底座，使不同Agent能够在执行前推演排产调整、工艺变化与设备策略的后果。真实工厂多模态数据则支撑模型适配与验证，推动工业AI智能体由协同执行迈向可信决策。

图：从VLA到WAM，工业AI智能体从“动作执行”走向“状态预测与验证”



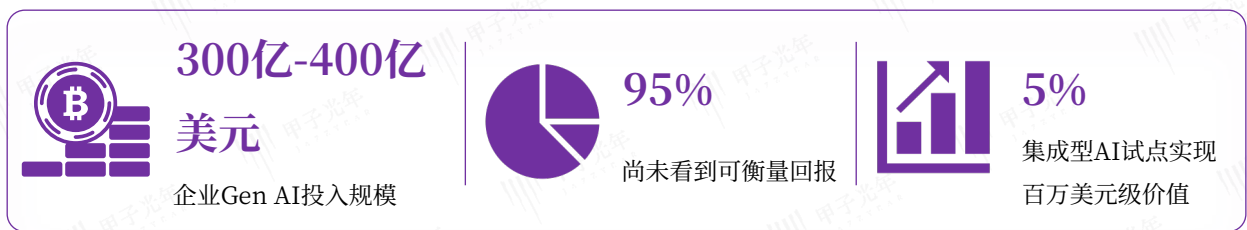
世界模型使生产决策前移至实际执行之前。排产、工艺与运维方案可预先评估对设备负载、生产节拍、质量与交付的影响，再由工业AI智能体完成策略选择与任务编排，并驱动具身智能机器人执行。工厂原生厂商的长期价值，在于持续沉淀现场视频、设备状态、工艺参数、质量结果及机器人反馈等多模态数据。随着执行结果回流，数据、预测、决策、执行与反馈形成闭环，工厂数据资产与Agent能力同步积累。

从AI试点到 workflow 嵌入：工业AI的长期价值取决于流程运行

企业AI应用正在进入新的验证阶段：早期验证的是模型能否被使用，下一阶段验证的是AI能否进入业务流程并持续产生结果。随着通用模型能力持续提升，企业之间的差异将更多体现在流程嵌入能力上，即AI能否在真实任务中保留上下文、调用系统工具、接收执行反馈，并把结果重新用于下一轮判断。

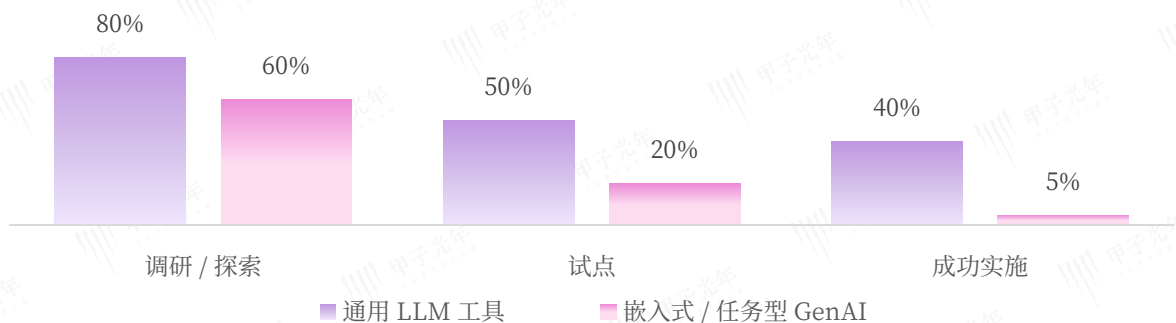
工业场景会更早暴露这一分水岭。排产、工艺、质量、运维和执行监控都不是单次问答或静态分析，而是持续受到订单、设备、物料、人员和现场反馈影响的动态流程。工业AI的价值兑现，将越来越取决于它能否进入这些生产主流程。

图：企业Gen AI投入与可衡量回报之间仍存在断层



AI投入与回报之间的断层，意味着企业AI应用正在从“投入扩张期”进入“成效检验期”。是否部署AI、是否启动试点，已经不足以判断长期能力；工业企业更需要关注，供应商能否把试点能力转化为稳定、可衡量、可复制的业务结果，并最终体现为交期、良率、设备利用率、工艺效率和异常响应速度的改善。

图：越接近真实业务流程，AI生产化转化率下降越明显



从试点到生产的转化落差，说明企业AI的落地难点正在从“模型可用”转向“流程可运行”。早期AI更容易在个人效率、内容生成和低集成度任务中扩散；一旦进入关键流程，就必须处理上下文记忆、系统集成、权限边界、异常场景和结果反馈，评价标准也会从“能否完成单次任务”转向“能否持续适应业务变化”。

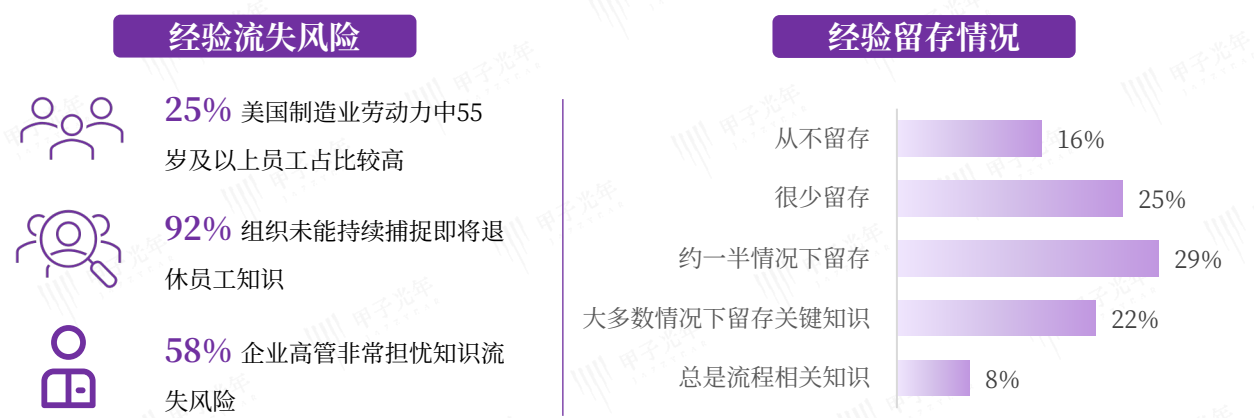
工业AI正处在这一更高门槛的转化阶段。排产要连接订单、产能、设备和交期，工艺要连接图纸、材料、设备能力和质量结果，执行监控要连接现场识别、事件分发和处理反馈。未来，工业企业评估工业AI供应商，不应只看模型接入和单点演示，而要看其是否能够嵌入生产流程、参与任务运行并形成反馈闭环。只有具备这一能力，工业AI智能体才可能从试点工具转化为可持续运行的生产能力，并进一步沉淀为可复用的工作流。

工作流即资产：工业AI智能体的长期壁垒将来自流程经验沉淀

随着AI从工具试点进入流程运行，工业AI的长期价值将从“完成任务”转向“沉淀工作流”。在真实生产环境中，排产、工艺、质量、运维和执行监控都是持续变化的任务流，AI每一次参与判断、调用系统和接收反馈，都会把现场经验和工艺规则重新结构化。

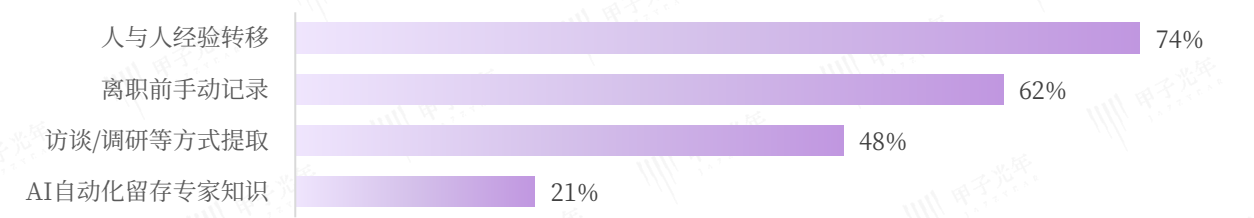
过去，工业经验主要依附于个人经验、现场判断和项目交付。传统软件可以记录流程结果，却难以沉淀判断逻辑和修正机制。未来，随着AI更深地嵌入生产流程，工业经验的沉淀方式将从“人记住、系统记录、项目交付”，转向“流程中捕捉、任务中验证、反馈中优化”。

图：关键经验面临流失压力，但留存机制尚未普及



工业Know-how的结构化沉淀，首先要突破“经验依附于人”的约束。对工业企业而言，真正稀缺的是长期现场运行中形成的判断能力；一旦人员流动和知识捕捉不稳定，这些经验就容易停留在个人层面，难以成为企业资产。因此，未来工业知识管理将从“离职前抢救经验”转向“运行中沉淀经验”，在日常生产任务中持续捕捉、结构化和验证经验，使其从个人能力转化为组织可复用的流程能力。

图：离职经验留存仍以人工传递和手动记录为主



未来，企业知识管理的重心将从“保存经验”转向“运行经验”。人传人、手动记录和访谈整理只能降低经验流失风险，关键在于经验能否嵌入业务流程，在任务执行中被持续调用、验证和修正。当经验成为工作流的一部分，工业AI智能体的商业化基础也将随之变化。传统软件主要按功能和使用权限收费，工业AI智能体则持续提供任务判断、系统调用和执行反馈。随着运行过程逐步可计量，Token消耗量、任务调用次数等可能成为计费单位，并与订阅或效果付费组合。

这意味着，工业AI智能体商业化的对象将不再只是软件工具，而是能够持续运行、沉淀经验并创造价值的生产工作流。厂商可通过持续使用形成收入，企业则能将现场经验转化为可复用、可反馈、可优化的长期能力。

法律声明

版权声明

本报告由甲子光年智库制作完成，报告内容的版权及相关知识产权均归北京甲子光年科技服务有限公司所有。任何单位或个人在引用本报告内容时，须保持内容的原始性，不得进行歪曲、删改或误导性引用，并须注明报告出处为“甲子光年智库”。否则，由此引发的一切后果由引用方自行承担，甲子光年保留追责权利。

免责条款

本报告中的行业数据、市场预测和相关分析主要来源于甲子光年研究团队通过桌面研究、专家访谈、问卷调查、公开数据整理及甲子光年产品数据等方式获得，部分数据通过甲子光年自主统计预测模型进行估算。我们已尽合理努力确保数据的准确性、完整性与可靠性，但甲子光年不对其作出任何明示或暗示的保证。在任何情况下，本报告中包含的内容、数据或观点均不构成对任何单位或个人的投资建议、法律建议或其他形式的专业意见，相关决策应由读者自行判断并承担风险。由于调研方法和样本范围的限制，报告中发布的数据结果仅反映特定时间段、特定对象的调研情况，具有一定的局限性，仅供读者作参考用途。甲子光年对因使用本报告内容而产生的任何直接或间接损失不承担任何法律责任。

THANKS

谢谢

北京甲子光年科技服务有限公司是一家科技智库，包含智库、媒体、社群、企业服务版块，立足于中国科技创新前沿阵地，动态跟踪头部科技企业发展和传统产业技术升级案例，致力于推动人工智能、大数据、物联网、云计算、AR/VR交互技术、信息安全、金融科技、大健康等科技创新在产业之中的应用与落地



扫码关注甲子光年公众号

分析师

翟惠宇：微信 (zhaihy1203)

沈郁翔：微信 (syxkris)

智库院长

宋涛：微信 (stgg_6406)

商务合作

郑爽： 18600502376 (微信同号)