



系统性AI： 制造业高效运营新底座



作者



翠西·康特曼
(Tracey Countryman)

埃森哲供应链与工程事业部
全球总裁



普拉萨德·萨蒂亚沃卢
(Prasad Satyavolu)

埃森哲制造与运营业务
全球负责人



罗兰·迈尔
(Roland Mayr)

埃森哲行业与企业事业部
工业设备行业全球负责人



路易斯·卢克
(Luis Luque)

埃森哲运营技术安全
全球负责人

引言	4-6
超越试点，贯穿全周期	7-8
界定制造业中的系统性AI	9-14
五大关键维度	15
维度一：整合计划、生产、质量与物流，使决策贯穿始终	16-17
维度二：构建共享数据、平台与防护机制，避免工厂重复建设	18-21
维度三：重构决策权限与运营节奏，使AI成为日常工作的一部分	22-23
维度四：连接物理AI与智能体AI，打造闭环系统	24-27
维度五：以人为主导，扩展自主智能，明确责任机制	28-31
优势叠加，价值倍增	32

AI从探索走向规模化

一家全球工业科技企业在动工建厂之前，已在虚拟世界中完成了整座工厂的设计和测试。坚持长期投入，企业最终实现了质的突破：产品的交付周期缩短78%、上市时间缩短33%、生产率提升14%、碳排放减少28%。

对现有投产工厂的审计数据表明，企业在供应链部署智能体AI (agentic AI) 后，遭遇供应链中断时的恢复速度提高60%、库存减少22%、销售成本降低5%。某法国领先车企通过AI项目，每年实现超过1.4亿美元的价值；而国内一家家电制造企业预计其AI项目在未来几年的投资回报率将翻倍，目前AI已被纳入该企业30%的员工关键绩效指标 (KPI) 考核当中。

这就引出了一个非常现实的问题：制造企业如何从单点突破，迈向覆盖整个工厂网络的AI规模化运营？为此，我们对来自欧洲、北美及亚太等地区的36位制造业高管与专家进行了深入交流，以了解制造企业应该如何拥抱AI，并依靠新技术重构业务运营。领先企业向我们展示的并非零散的AI试点，而是一种面向AI时代的全新组织形态。除特别说明外，本文中所有统计数据与公司案例均来自此次访谈。

我们的核心发现是：领先企业已经从零散的AI试点迈向系统性AI (Systemic AI)，即智能能力内嵌于生产系统，而非独立存在于系统之外。系统性AI可以打通设备、产线、工厂以及供应网络，将决策与物理执行紧密结合起来。

不同于此前工业4.0项目侧重资产数字化和局部业务自动化，系统性AI将KPI、决策权和升级机制相互打通，使系统能够跨工厂网络重复、安全地运行，避免每次都从零搭建。

以前，企业系统需要专家团队花费几年时间实施落地后才能产生价值，而后价值逐渐趋于平稳；现在，AI会随着运营周期持续进化：它是一个能在运行过程中自我优化的系统，系统运行效率不断提升、扩展成本持续下降。

这些成效已经相当具有说服力。系统性部署AI的制造企业表示，生产效率获得大幅提升，包括：非计划宕机时间下降30%~40%、维保能力提升25%~30%、新产品上市速度提高30%以上。

AI正逐步成为制造企业的核心增长引擎，不仅能够加快产品上市速度、增强供应链韧性，而且能够推动竞争优势在整个工厂网络中持续叠加放大。

埃森哲研究表明，推行自主智能运营项目的企业在财务指标上获益良多：息税摊销前利润 (EBITA) 提升5%、资本回报率 (ROCE) 提升7%¹。

通过与受访企业高管的深度交流，我们梳理出五大维度，它们既是领先企业的成功经验，也是企业迈向系统性AI的核心路径。这五大维度包括：

- **整合计划、生产、质量与物流**，使决策贯穿始终
- **构建共享数据、平台与防护机制**，避免工厂重复建设
- **重构决策权限与运营节奏**，使AI成为日常工作的一部分
- **连接物理AI与智能体AI**，打造闭环系统
- **以人为主导，扩展自主智能**，明确责任机制

只有各个维度同步发力，企业才能打通AI感知、决策、执行和学习的全链路闭环。任何短板的存在，都可能成为规模化落地的制约因素。但如果落实到位，AI将在整个工厂网络中持续放大价值，构建企业的竞争优势。

这种优势一旦建立，便会长期沉淀，并且难以效仿。企业只要实现系统性AI的跨工厂复制，便可进入规模化推广阶段。随着部署效率持续提升，其领先优势将不断积累，并与其他企业逐步拉开差距。

正如某数字化制造平台企业的副总裁所言：“差距不在于愿景，而在于是否愿意投入真金白银搭建运营基础设施，保障AI长久稳定运行。”

本报告对系统性AI进行了详细剖析，阐明工厂全生命周期中成熟AI能力的具体表现，继而深入解读制造业成功落地系统性AI的五大维度，并就借助AI构建竞争优势，为企业领导者提供行动建议。

率先构建系统性AI的制造企业，并非当下数据质量最优或员工协同最好的企业，而是那些从一开始就确立了清晰的AI规模化愿景的企业。如果继续等待和观望，领先企业的优势将不断累积，后来者追赶的成本也将越来越高。

超越试点， 贯穿全周期



在访谈中我们发现，制造业企业高管将AI投入普遍集中在运营与维保领域，这些领域的的数据储备充足、投资回报直观可见，但过度集中也会使企业错失良机。

制造企业的价值贯穿于工厂的全生命周期，涵盖从规划设计、建造施工、投产调试、产能爬坡到数十年的持续运营。如果仅在运营阶段开展AI项目，后续很可能会陷入停滞。数据碎片化、权责归属不清、员工队伍尚未围绕AI重新设计等问题并非后期才会出现，而是贯穿于工厂建造运营的整个生命周期。

多位高管指出，上游环节最大的跨越式变革机会在于设计、建造与调试等环节。在此阶段应用AI，可以在资本投入前锁定成本与绩效、在实物资产返工前发现问题，并缩短产品上市时间。借助数字孪生技术，团队可以在正式施工前进行工厂测试；而虚拟调试则能降低项目建设向生产运营移交这一薄弱环节的风险。

正如某位企业高管所言：

“如果产品的生命周期从初始设计到批量生产原本要耗时一年，但企业能将这个时间缩短一半，这便会形成巨大的竞争优势。”

这套逻辑也适用于已经投产运行的工厂。对于绝大多数制造企业而言，更棘手和迫切的问题是如何在现有工厂中做出更明智的资本决策。例如，何时进行现代化改造，在哪个环节消除瓶颈，如何安排升级节奏？如今，AI正在重塑这类决策的判断依据。

从全生命周期价值来看，AI试点与系统性AI之间存在明确区别。系统性AI是一个AI能够持续感知、决策、执行和学习的闭环。该闭环依赖于三种相互融合的AI能力：生成式AI加速知识性工作、智能体AI协调跨职能的决策与行动、物理AI将智能与现实世界相融合。三者协同发力，助力制造企业感知中断、实时响应，并在每轮周期中持续优化、持续放大价值，而不是获得一次性收益。

界定 制造业中的 系统性 AI



制造企业正面临全生命周期的难题，而系统性AI能够从成熟度与生命周期两个层面解决这些问题。其一，它改变了AI的成熟发展路径，使其从孤立的局部试点项目转变为可复用的运营能力；其二，它将价值创造扩展至工厂的全生命周期，涵盖从规划设计到数十年持续运营的全过程。

系统性AI的成熟度

多数大型制造企业都在不同工厂、职能部门与地区之间开展了一些试点项目，但这些试点却鲜少能转化为持续且规模化的绩效，原因在于团队只是将其打造成一次性的单点解决方案。这些解决方案依靠定制化系统集成、标准定义参差不齐、本地化治理模式不一，每次部署都要从零起步。例如，某个工厂的“废品”在另一家工厂可能被叫作“返工品”；同一信号在不同产线上的标注各不相同，导致即使模型逻辑合理，也无法复用。

系统性AI摒弃了上述模式，打造一套可供团队跨工厂网络部署、治理和优化的运营能力。下表展示了大多数制造企业的现状与领军企业努力达成的目标之间的差异（见表1），一般来说，企业通常会经历三个阶段。

在试点阶段，团队通过少数用例验证价值，范围通常局限于某个工厂或职能部门。他们依靠手动处理和少数骨干人员维持模型运行，难以将数据和逻辑复用到其他场景。随着进程推进，领军企业开始对共享基础设施进行投资。

他们将KPI与数据模型标准化、打通信息技术（IT）与运营技术（OT）的数据流、明确界定决策权限与问题升级流程，并将模型监管纳入日常运营，使团队能够以更少的投入，将成熟方案快速复制到整个工厂网络。

当发展至系统性AI阶段，企业可以大规模实现生产环节的闭环运行。智能体统筹协调计划、生产、质量、维保与供应等各项决策；治理体系与防护机制保障自主决策安全可控；单条产线的学习成果能够在整个工厂网络中传播和复制。

表1

维度	试点AI:大多数制造企业的现状	系统性AI:领军企业前进的方向
表现形式	用例割裂, 价值限于局部且脆弱	AI融入运营模式, 价值持续叠加增长
AI运行模式	单点解决方案孤立存在, 每个试点都需要特定数据并重新搭建模型	复合智能体通过闭环体系, 打通车间与董事会等最高决策层
主导力量	数据科学家、工厂经理或首席技术官 (CTO) 等关键推动者	将AI视为战略资产的领导层, 由首席执行官 (CEO) 制定愿景目标
数据	孤立、不一致, 主要依赖纸质或封存在传统的制造执行系统或企业资源计划 (MES/ERP) 系统中	打通传感器、MES、ERP和PLM, 构建统一的IT/OT实时数据架构
规模化	难以在孤立试点之外复制, 每家工厂都要重新搭建	用例在不同工厂、地区、职能部门之间复制, 边际投入不断减少
治理	权责归属不清晰、IT/OT的责任存在争议、投资回报率难以验证	嵌入AI治理机制, 权责归属清晰、模型受到监督、KPI可以量化



阻碍规模化进程的通常不是用例，而是基础设施。实现系统性AI的企业会将AI视为基础设施。他们搭建工业数据架构、制定治理与防护机制、明确责任归属、基于统一KPI进行绩效管理，从而让局部试点成果转化为全网可复用的资产。

成熟度之所以重要，在于它决定价值的实现范围。试点阶段，AI收益主要集中在运营层面，而系统性AI将收益向上游延伸，在工厂全生命周期中把控成本、提高速度与增强韧性。国内一家制造企业将研发与生产视为其AI规模化的最大机遇，借助AI，企业设计周期从30天缩短至3天；而美国一家航空航天企业将AI应用于工程物料清单（eBOM）向制造物料清单（mBOM）的转换环节，成功解决了长期存在的数据追溯和版本一致性问题，从源头避免错误信息流入生产流程。

系统性AI贯穿工厂全生命周期

并非所有场景都适合一开始就采用系统性AI。是否适用，取决于业务风险、人工干预需求，以及平台和生态伙伴的成熟度。许多企业最初将AI应用于运营、设备维护和质量管理等环节，因为这些领域更容易通过加装传感器、采集设备数据来验证价值，并将成果直接与停机时间、废品率和产能提升等指标挂钩。系统性AI则在此基础上进一步向前延伸，将AI能力嵌入研发、设计和工艺规划等投产前环节，从源头优化成本、质量和性能表现。

制造企业在设计、建造、测试、调试、运营和维护等六大阶段创造价值。系统性AI优化每个阶段的决策，并将学习成果沉淀传承至下一阶段。全生命周期不同阶段产生效益的时间差异巨大，上游应用因为在投产前就锁定了成本与性能，因此往往能带来远超预期的战略优势（见表2）。在实践中，上游项目的建设周期更长，但由于它能锁定性能、缩短后续产能爬坡时间，因此被领先企业视为长期竞争优势的来源。

表2

设计	建造	测试	调试	运营	维护
80%	+20%	数周	3~18个月	5~15个百分点	-23%
工程周期缩短至原来的80%	生产率提升20%	物理试验周期从数月缩短至数周	产线爬坡周期为3~18个月	设备综合效率(OEE)提升5~15个百分点	非计划宕机时间减少23%
某中国家电与机器人制造企业:工程制图时间从30天缩短至3天	某全球工业设备科技企业:产能灵活性提升30%、空间效率提升40%	借助合成数据在上游验证机器人性能	某欧洲车企:新车型3个月实现满产	某北美半导体行业领军企业:质量错误降低30%	行业平均水平:AI驱动的可预测性维护

在设计阶段，AI能加速工程研发进度、提升需求质量，并完善工程端到制造端的衔接；在建造与测试阶段，依托数字孪生与合成数据，团队在资金投入或产线中断前就能对布局、流程与自动化逻辑进行验证；在调试阶段，虚拟化技术能够大幅降低设备、MES、ERP与控制系统之间出现的集成故障概率，缩短产能爬坡时间。



在运营与维护阶段，闭环系统在适度的监管与监测下，能够减少宕机时间、提升良品率，并帮助工厂在单个班次内快速应对质量波动和需求变化。企业领导者还需要结合离散制造的价值分布情况与价值兑现速度制定项目优先顺序。受访高管明确了五大价值优先板块，这些领域投入最集中、指标可追溯性最强，并具有明确的投资回报周期（见表3）。

表3

领域	核心价值	重要原因	部署就绪程度	投资回报周期
1 供应链计划 上游乘数效应	恢复时间缩短 60% ²	长期影响最大，打造韧性而非仅仅是效率	基于平台	12~24个月
2 质量智能 最成熟	残次品减少 30%以上	AI部署到可追溯成本节约的最直接路径	高	6~12个月
3 资产性能 普适性	非计划宕机时间减少 23%	与其他项目同时部署，可量化回报见效快	高	6~18个月
4 工程与新品上市 竞争利器	产品开发速度提升 2倍	拉大下一代制造企业与传统企业的差距	中高	18~36个月
5 采购与投入成本 最快回报	支出成本改善 3%~8%	产品销售成本中50%~70%为直接材料，数据干净、工具成熟	最高	3~6个月

在访谈中，企业高管们表示上游环节蕴藏着最大的增长和突破空间。倘若制造企业将初始设计到批量生产的周期缩短一半，便可凭借产品快速上市、更快学习迭代，大幅提升企业竞争优势，改变市场格局。团队利用AI打通设计与生产环节，通过仿真验证设计方案、优化生产流程，在正式投产前就减少试错成本，缩短产品导入周期。



AI与存量工厂资本开支 (Brownfield CapEx) 决策

对大多数制造企业而言，由AI赋能的重大资本开支问题不在于如何建造理想化的全新工厂，而是怎样在现有工厂内做出更明智的投资决策。

存量工厂的资本开支本身就存在生产不能中断、设备相互关联、决策失误造成的损失无法挽回等结构性难题。AI使企业能够在实际投入前进行仿真模拟，从而破解这一难题。无论是调整工厂布局、优化生产流程，还是规划新产线，都可以通过数字孪生先行测试和验证，再推进实际建设。一位企业高管表示，借助AI重构工厂网络，无需扩大产能，只需优化产能布局，单条产品线便可节省5000万美元的成本。

每一次资本决策，都在塑造企业未来的AI能力。加装传感器、连接系统、完善工厂模型等投入，能够提升AI应用基础；反之，则可能增加未来数字化升级和智能化改造的难度（见表4）。

表4

应用	AI赋能领域	实证
布局与产线设计	数字孪生在动工前测试产能与空间利用率	某全球工业设备科技企业： 效率提升20%、产量弹性提升30%、空间效率提升40%
资本支出场景建模	AI在资本投入前对比投资方案的成本、风险和灵活性	某领先的全球医疗保健企业： 所有资本支出规划都基于AI环境和虚拟调试
突破瓶颈	AI精确定位产能损失点，并在团队采取行动前模拟干预方案	北美气候与能源解决方案提供商： 工厂从52家减少至27家，单一产线节省5000万美元
存量工厂就绪度评估	对传感器和数据进行排查，以此合理规划改造投入	某全球移动出行科技企业： 所有AI项目部署前强制进行数据成熟度排查
虚拟调试	新产线经数字孪生验证后再进行物理连接	某欧洲车企： 产线爬坡时间从18个月缩短至3个月





五大关键维度

综合来看，我们在访谈中梳理出的五大维度，共同勾勒出迈向“系统性AI”的路径。对于每一个维度而言，那些决策频率高且拥有可重复信号的职能领域，往往是最具价值的切入点。企业可以优先选择那些能够快速创造价值的应用场景，而非需要经过数月验证才能显现成效的领域。从一条价值流、两三项KPI入手，企业可以构建最小化、可复用的能力底座；通过明确的人机协同和升级机制验证端到端闭环；在达到既定验收标准后，再复制推广至其他工厂或业务单元，而无需重复开发和重建集成能力。

支撑系统性AI的五大维度

维度一：

整合计划、生产、质量与物流，使决策贯穿始终

维度二：

构建共享数据、平台与防护机制，避免工厂重复建设

维度三：

重构决策权限与运营节奏，使AI成为日常工作的一部分

维度四：

连接物理AI与智能体AI，打造闭环系统

维度五：

以人为主导，扩展自主智能，明确责任机制

维度一：

整合计划、生产、质量与物流，使决策贯穿始终

全球领先的材料科学企业陶氏化学（Dow），在埃森哲的支持下，告别了职能部门各自为政的运营模式，搭建起互联互通的系统，使数据不再停留在单一板块，而是在生产、维保和运营之间流动。通过对核心流程进行数字化改造，构建统一的数据底座，陶氏化学实现了跨工厂网络更协同的实时决策，最终不仅提升了端到端可视化水平，还推动决策从单点优化转向全系统协同优化³。

对于多数制造企业而言，集成与数据难以按线性顺序推进，企业高管们往往需要同步开展多项工作。数据底座无需完全建成再接入AI系统，但数据质量要达到支撑模型开展学习的水平（具体视系统的重要程度而定）。

成熟度更高的系统现已实现跨周期协同：来自需求端的信号能够近乎实时地指导供应端运转，生产计划根据质量波动与维保洞察动态调整，库存策略随着约束条件的变化灵活适配。如果计划、生产、质量与物流等关键环节依然各自为政，系统间的摩擦与断点就会持续存在，企业也难以释放全价值链协同优化的潜力。

这套逻辑也同样适用于上游业务。将AI用于选址建模、产线配置、调试仿真等资本规划，制造企业既能缩短资本投入的价值兑现周期，也能将长期灵活性嵌入基础资产，而非仅仅提升运营效率。

从数据可视化到运营一体化：三大关键赋能因素

第一，数据标准化与互操作性是必备的前提。设备数据、各工厂网络独特的分类体系及割裂的系统环境，都需要转变为统一格式与通用语义模型。由于车间数据极为复杂和分散，因此这项工作往往难度巨大，许多企业只能循序渐进开展数据规范化工作。正如某工业自动化企业的副总裁所言：“规模化落地的难点就在于数据标准化，这也是最难攻克的一环。”

第二，打通IT与OT。企业管理、运营与工程数据必须互通融合，才能推动AI从描述性洞察转变为跨职能的预测研判与智能体决策。

第三，将治理机制嵌入架构之中。最优模式是将统一标准与分权执行相结合：总部团队定义防护机制、标准与协议，而各工厂与职能负责人对结果负责，在提效的同时，兼顾可靠性与可复用性。

维度二：

构建共享数据、平台与防护机制，避免工厂重复建设

本次研究发现，领先企业并非等到数据体系完善后才启动AI，而是在边建设、边应用、边优化的过程中不断释放价值。借用某位消费品行业高管的表述，企业是“在创造业务成果的同时建设底层能力”。这意味着企业优先部署少量高价值、可复用的场景，以实际成果佐证可行性，可以树立信心，进而撬动后续投资。

推动AI应用落地的最终目标，是打通车间数据、工程资料与工艺知识，让数据、知识和经验能够在生产全流程中高效流动。正如某位企业高管所言：“单独的数据本身价值有限，数据只有经过融合才能实现差异化。如何将数据和元数据关联起来，才是智能制造的核心所在。”

要实现数据融合，就要攻克制造业IT领域最棘手的难题：打通企业系统（计划、财务、采购）、运营系统（设备、传感器、质量）和工程系统（产品规格、变更管理、物料清单）。埃森哲研究表明，55%的工厂管理者仍主要依靠人工查找数据；38%的管理者因数据质量参差不齐，对在生产线上应用生成式AI犹豫不定⁴。解决这一难题，关键不在于推倒重来或替换现有系统，而是在其之上构建统一的数据语言和业务语境，实现跨系统的数据互通与协同。

当各工厂流程采用统一业务定义，AI便可跨流程进行推理。更重要的是，AI也逐渐成为构建和维护语义层的关键能力。某全球自动化设备制造企业通过构建统一的平台层，实现与多家供应商现有设备和通信系统的连接。该平台不替换底层系统，仅负责实现系统间的互联互通，使智能体AI打通从车间传感器到ERP采购记录的全栈链路。依托这套架构，三个彼此割裂的系统层转变为统一可信的数据底座，为系统性AI提供了支撑。

需要强调的是：单个工厂的可行方案未必可以规模化推广到多个工厂，因此搭建统一平台至关重要。

如果AI应用建立在高度定制化的系统集成之上，那么每新增一家工厂都需要重新开发和适配；而基于统一数据标准和共享平台，成熟经验与成功实践则可以快速复制推广。

生态战略改变自建与外购的取舍逻辑

企业面临的问题不再是在自建和外购之间做选择，而是搞清楚哪些能力值得自建。

随着基础模型、工业AI平台和生态工具日趋成熟，制造企业已无需事事从零开始建设底层能力。真正需要重点掌握并沉淀的，是那些能够形成长期竞争优势的核心能力，包括行业知识、业务流程经验、专有运营数据以及系统集成架构。这些能力难以复制，也是企业实现差异化竞争的关键所在。

与此同时，随着转型复杂度不断提高，企业也越来越需要借助合作伙伴的能力。部分制造企业认为，无需专业人员帮助，借助生成式AI与氛围编程（Vibe Coding）等代码生成工具，就能搭建MES、ERP等复杂系统，但这些尝试大多以失败告终。正如某位数字化制造高管所言：“或许还有企业想要尝试这么做，那我祝他们好运，因为这比想象的要复杂得多。”就算开发者拥有强大的编程助手，但架构、安全性与集成难度并不会凭空消失。许多曾经试水的企业最终还是回到与生态伙伴的合作模式。

没有任何一家供应商能够提供全栈解决方案。正确的模式是作为系统集成方，将整体方案拆解为多个模块，并为每个模块匹配专业的合作伙伴。

可靠的合作伙伴通常具备三项关键能力：能够适配不同工厂的设备与系统环境，实现顺畅协同；能够保障企业专有流程和数据的安全可信；能够在整个合作网络中落实统一的安全标准。行业深耕能力与IT/OT集成经验至关重要，因为任何厂商的解决方案都无法开箱即用，缺少深度集成的知识专长就无法落地。

最后，随着AI从试点走向规模化推广，健全的治理机制已成为确保转型持续成功的关键。某制造企业的实践表明，要让AI真正融入生产运营，既需要创新能力，也需要有效的风险管控机制。该企业将数字孪生作为连接AI洞察与生产执行的重要桥梁，在部署前先通过虚拟环境进行验证，再逐步应用于生产。智能体采集详细的工艺数据，生成洞察，在仿真环境中对改进方案进行验证，并在获批后将改进指令近乎实时地推送回生产设备。

这套模式的核心治理决策必须由人主导。智能体可以开展仿真模拟，并给出改进建议，但所有改动在应用到工厂前，必须经由人工审核确认。这道人工审批关口不可省略。系统虽能生成和验证改进方案，但未经人工明确批准，任何调整都不得落地生产。

正如某全球科技公司自动化工程与数字化负责人所言：“务必优先搭建数字孪生和模拟仿真。有了仿真环境和数字孪生，数据便能随之就位。而数据就绪之后，系统性AI的部署就会水到渠成。”

共享数据、平台与治理标准，是实现系统性AI规模化的核心要素。

维度三：

重构决策权限与运营节奏， 使AI成为日常工作的一部分

如果企业仍沿用传统运营模式，即使持续投入AI规模化项目，也很难取得预期成效。许多AI项目之所以迟迟无法落地，根本原因在于组织架构、流程和决策机制并未围绕AI应用进行调整。

解决之道是重构决策机制、权责归属和绩效管理方式。当AI统筹调度计划、生产、维保与供应各项决策时，权责划分必须反映这一现实。随着模型持续迭代，企业需要建立相应的治理机制，对模型运行情况进行持续监测、优化和评估，并将其纳入日常运营管理。

这意味着运营模式需要适配员工与AI的协作方式。

明确决策权限，意味着在启用AI前需要清晰界定三项内容：哪些决策可以自动化处理，哪些决策需要经过人工检验，哪些条件会触发上报升级流程。这些运营细则将决定自主智能是得到规模化推广，抑或是受阻停滞。

使AI融入日常工作

如果决策权定义了AI的边界，那么运营节奏则决定了AI能否真正被投入使用。问题关键不在于人是否继续主导运营（我们将在维度五中进一步讨论），而在于组织的结构、运营节奏与激励机制能否使AI成为可靠的日常决策方式。

我们发现，领先制造企业正将AI融入工作日常：交接班参考AI生成的洞察，计划审核围绕实时模型的输出结果展开，异常情况处理遵循治理划定的升级路径进行。AI不再是可选功能或独立层级，而是成为工作的一部分。

例如，某国内重型机械制造企业的云实验室集中处理所有业务部门的AI需求，严格要求项目在两年内实现投资回报，并根据可行性、技术成熟度与商业价值对项目进行优先级排序。

转型成效迅速显现并持续放大：2025年初，企业要求全体开发人员将AI融入软件开发流程；到年中，其生产率实现翻倍；到年底，整体工作量减少了65%。真正带来差异化的是“先治理、后规模化”的推进顺序。

一轮部署都会增强企业实力、每一轮优化都将提升整个工厂网络的绩效。反之，未能转型的企业，在每次开展新试点时，都不得不重新搭建治理体系、重新明确责任主体，并重新划分职责边界。

维度四：

连接物理AI与智能体AI， 打造闭环系统

物理AI擅长执行，能够进行感知、调整和移动；而智能体AI则擅长协同，能够进行工序编排、优先级管理以及跨工作流决策。如果单独应用，企业仅能实现渐进式改善；但融合并用，则会产生更大的协同价值。通过构建闭环系统，工厂不再只是对问题作出响应，而是能够预判态势、动态适应并持续优化。

在访谈中，多位受访高管均提到，这正是拐点所在：当智能体实时协同调度整个系统——调整产线、响应需求变化、管理质量波动和统筹维保排期，决策的作用将不再停留在分析与汇报层面，而是能够直接改变后续运营结果。

从“给机器人编程”到“教机器人学习”

如今，大多数工厂仍在使用二三十年前制造的自动导引车（AGV）。这类设备基于规则运行，只能沿固定路线行驶，不具备自适应能力。当前，转型方向是搭载动态导航、由AI驱动车队协同行驶的自主移动机器人（AMR）。而在不久的将来，人形机器人将承担备料区作业，例如成套备料、零部件暂存等工作。

它们的差异不仅体现在硬件上，更在于这些系统的学习模式。物理AI不再遵循人工编写的代码规则，而是通过数据学习，依托运营数据、合成仿真数据以及人工操作示范数据开展学习。例如，某全球工业科技企业凭借数十年积累的工位仿真能力训练人形机器人，仅花几周时间就完成了在客户现场的部署。

正如一位埃森哲物理AI领域的专家所说：

“我们正从给机器人编程转变为教机器人学习。这正是物理AI的本质。物理AI模型不再通过设定明确规则为机器人编程，而是基于数据开展训练，并能够适配各种全新情境。”

初期成果已相当可观。某物流机器人开发企业报告显示，与静态AGV相比，采用AI赋能的AMR实现了30%的性能提升，其原因在于系统能够动态学习，而非依赖传统的规则驱动编程方式。与此同时，多位高管表示，初步实践已展现出AI具备类似人类视觉、听觉等感知能力的潜力。某国内制造企业利用摄像头实时观察工人将零部件装箱的过程，并通过AI模型校验作业准确性；另一家制造企业则利用AI实时监听并识别接线操作过程。在这两类场景中，错误率显著下降，安全性同步提升。

自我强化的闭环

物理AI与智能体AI融合的独特之处在于二者的效能会随着时间推移叠加放大。物理AI产生运营数据，用于改进智能体模型；而优化后的智能体模型又会反过来指导物理AI，带来更好的表现。这套闭环具有自我强化效应，会持续放大领先制造企业与同行之间的差距。

例如，某制造企业通过智能体系统，打通了ERP、制造执行系统与维保系统，同时实现三大效益提升：

宕机时间减少 **30%~40%**

维保能力提升 **25%~30%**

整体设备效率（OEE）提高 **4%~6%**

物理AI与智能体AI相互融合还能带来规模化复制的可能。基于统一平台和通用标准构建的智能体逻辑，可以将已在某一工厂验证有效的方案更高效地推广至其他工厂。

自主智能提高了对安全设计的需求

然而，物理AI与智能体AI的融合也会放大系统脆弱性。制造环境对可靠性的要求远高于办公室流程。当智能体逻辑深入OT环境，连接可编程逻辑控制器（PLC）、监控与数据采集系统（SCADA）以及实时控制闭环时，攻击面将随之扩大。车间控制系统一旦出现软件错误，就可能造成停产、设备损坏，甚至人员安全事故。因此，系统性AI必须从源头构建起兼顾速度与安全的治理机制。

网络安全必须与编排架构同步设计：隔离IT与OT网络、对包括内部连接在内的所有链路进行严格验证、实时监测异常，并制定兼顾人身安全的应急响应预案。此外，企业还必须设定明确边界，对AI系统的生产关键决策权限加以约束。

制造企业倘若在缺少上述管控措施的情况下部署AI，势必会给未来埋下IT隐患，还将面临严重的运营与法律风险。

某大型制造企业集团战略规划总监表示：

“绝不能赋予AI完全关停生产、整线停机或关停单台机器的权利，以避免车间物料大范围堆积。”

维度五：

以人为主导，扩展自主智能， 明确责任机制

缺乏权责约束的自主智能将带来不必要的风险。在AI领域保持领先的制造企业会清晰而审慎地划定那些仍需依赖人工判断的场景，并制定路线图以实现更宏大的目标。

随着AI与机器人技术日趋成熟，制造业从业人员的工作性质也在发生变化，而工厂管理者对此的态度非常明确。埃森哲对552位工厂管理者展开的一项调研显示，70%的受访者将劳动力转型视为AI成功的首要关键因素，这一因素排在技术、治理甚至数据之前；49%的受访者表示培训投入是一大障碍；46%的受访者表示员工担心自己的岗位会被淘汰⁵。岗位势必会发生改变，但这不代表员工一定会脱离车间一线生产，他们会在其他方面有所贡献，例如，监管系统、核验输出结果，并在工况偏离既定阈值时进行干预。智能体负责协同调度工作流，机器人负责执行标准化任务，而人负责进行关键决策。有意识地规划构建新型员工队伍，将决定AI能够规模化扩展，还是止步不前。

在正式部署前，严谨的测试与验证至关重要，在实际的运营环境中更是如此。系统性AI应建立在现有安全管控体系之上，在满足行业监管要求的前提下发挥作用，而非绕开现有机制。

与此同时，AI的监管环境也在快速演进。制造企业应密切关注新规的出台，确保系统不仅有效，而且长期合规，并保持韧性。

信任的乘数效应

在制造业中，技术价值的实现往往比其他行业更具挑战性。除了人员和技术层面的因素，企业还必须应对设备、工艺流程、生产周期和现场环境等现实限制。如今，AI也已成为这一动态系统的一部分，因为它并非基于固定规则运行，而是具备持续学习和自适应能力。在高风险场景下，员工如果无法理解模型如何得出结论，或无法解释其决策依据，便难以真正建立对AI的信任。

当系统逻辑晦涩难懂或被强制推行时，信任缺失是导致AI落地受阻的重要原因。而与操作人员共同设计AI，则能够建立长期信心，并提高采用率。相关数据直观印证了这一风险：仅21%的员工认为自己引入AI拥有话语权⁶。当员工感觉AI是强加于自身的工具时，信任感与接受意愿就会下降。反之，若由最熟悉作业的人员参与系统的构建，AI落地则会加速。那些能够解释某批次产品缺陷成因的员工，恰恰是确保AI不只停留在实验室、能真正进入工厂车间发挥作用的关键力量。此外，一线实操经验还能发掘模型训练时未曾预见到的特殊场景。

AI正在改变企业培养人才的方式。通过将操作指导、问题诊断以及AI生成的作业指导书直接嵌入工作流程，企业能够让员工在工作中学习、在实践中成长，使培训从传统的课堂式学习转向持续的在岗学习。然而，目前这种将学习融入工作的模式仍未得到广泛应用。

在调研中，仅**19%**的员工表示，团队会借助AI和数字化工具开展试验，共同开发、学习和改进⁷。提升这一比例，是企业打造AI时代人才队伍的重要基础。

对于设备繁杂、人员参差不齐的现有生产环境而言，AI部署最具现实意义的短期价值是能够在保障质量和安全的前提下，缩短操作人员资质认证与工艺认证所需的时间。

毋庸置疑，系统性AI的落地必须有员工队伍的参与，而不应绕开员工另起炉灶。正如某全球消费品企业卓越制造负责人所言：“人是主驾，AI是副驾。”缺少实际使用者的信任与认同，企业层面的部署便无从谈起。

某全球汽车厂商的成功实践

某全球汽车厂商在制造端AI应用中，将计划确认为短期最具价值的领域。计划工作主要依赖数据，对实体基础设施成熟度的要求较低，见效速度也更快。但管理层明确表示，无论AI系统部署在何处，都必须在清晰的安全规范、治理机制与权责框架下运行。

即便AI能够支持计划、质检与决策等工作流，但在AI方案进入生产环节后，运营团队仍然要对KPI负责。企业在设计阶段就应该将人工决策嵌入管控机制，尤其是在低容错的生产场景中更是如此。这套方法帮助企业成功跨越了试验阶段，迈向系统性应用阶段，同时维系了车间员工的信任感。

对此，该公司一位汽车业务负责人坦言：

“计划是最有可能推动AI产生大规模影响、并且见效最快的领域。”

权责划分机制：自主智能运行场景下的责任主体

只有将权责机制落实到运营层面，系统性AI才能实现规模化发展。在自主智能上线之前，企业必须对四种管控模式进行定义、记录和审核。

规则范围内自主执行：风险较低且满足既定规则时，系统自主开展作业。

需要人工审核：系统给出行动建议，主管审批后执行。

需要升级上报：超出预设阈值，在规定响应时限内交由指定负责人处理。

停止与回退：当出现安全、质量或网络安全异常时，系统自动切换至人工控制模式，并完整记录事件日志。

权责归属同样必须清晰明确：工厂运营团队对KPI负责，总部团队对标准和规则负责，平台团队对性能监控与变更管控负责。

支撑这套权责体系的性能标准同样重要。某制造企业设定了三项运营指标阈值：预测准确率达到98%~98.5%、误检率低于1%、模型偏离阈值可自动触发重新训练。一旦指标超出上述区间，指定责任人需要介入响应，这便是实操层面的运营权责机制。

优势叠加，价值倍增



领先制造企业并非坐等下一代技术更新，而是在不断打造能够让现有技术在整个工厂网络中持续实现复利增长的运营基础。这正是系统性AI创造的竞争优势，并且每完成一次部署，这种优势都会进一步放大。

本报告提出的五大维度之所以至关重要，正是因为它们代表了一系列关键架构决策，决定了AI究竟只能带来单点突破，还是能够驱动企业级增长——加快产品上市速度、提升供应链韧性，并推动运营体系在每一轮生产周期中持续学习和优化。每个维度分别对应一个发展瓶颈，而五个维度协同发力，将重塑工厂全生命周期各阶段的制造运营模式。

研究方法

埃森哲商业研究院于2026年3月对欧洲、北美和亚太等地区的全球领先企业制造与技术领域高管开展了36场深度访谈。受访者涵盖运营、数字化转型、工程、供应链及AI战略等职能领域，负责的业务覆盖欧洲、北美和亚太地区的工厂及企业运营。访谈旨在了解AI规模化部署的实例，包括实施过程中遇到的障碍、所需的组织变革，以及带来的绩效与价值成果。在研究过程中，我们使用了生成式AI。研究人员在遵守埃森哲负责任AI标准的前提下，尽可能结合传统研究方法对生成式AI生成的内容进行审核和验证。除特别说明外，本报告的所有洞察、研究发现及企业案例均来源于上述访谈。这些定性研究发现还得到了埃森哲自有定量研究的补充与验证。

延伸阅读

第一份报告《实现自主智能供应链》（2025年）对来自10个行业的1000名高管进行访谈，研究自主智能供应链的转型趋势；并基于约16.8万条数据记录，评估29项核心供应链活动在当前及未来的自动化水平与机器接管程度。

第二份报告《未来的制造：超自动化工厂蓝图》（2025年）结合15场对汽车、工业与航空航天领先企业的生产负责人的深度访谈，以及对来自亚洲、欧洲和美国的552名工厂管理者的调研，从双重视角描绘了制造业通向2040年的发展轨迹。

第三份报告《人才重塑者：AI时代，人与技术共创价值》（2026年）对全球12个国家、20个行业的1320位企业高管与4560名员工进行两项调研；同时开展55场深度访谈，组织由75名员工参与的焦点小组讨论，对超过200万条招聘信息及3000份财报电话会议记录进行分析，从而识别能够带来可量化业务成果的人才管理实践。

参考文献

- [1] 埃森哲《实现自主智能供应链》，2025年。
- [2] 同上。
- [3] 埃森哲陶氏化学未来工厂案例。
- [4] 埃森哲《未来的制造：超自动化工厂蓝图》，2025年。
- [5] 同上。
- [6] 埃森哲《人才重塑者：AI时代，人与技术共创价值》，2026年。
- [7] 同上。

埃森哲大中华区业务联系人



余鸿彪

埃森哲大中华区供应链与
工程事业部总裁

如您有相关业务需求, 请发邮件至:
contact-us@accenture.cn



关于埃森哲

埃森哲注册于爱尔兰，帮助全球各行业的领先企业构建数字核心，运用AI，实现高效、全面的价值提升。我们致力于成为客户信赖的重塑转型卓越伙伴，引领广泛、安全的AI应用，坚持以客户为本、以AI赋能，建立全球最佳职场。公司汇集全球79.9万专业人士，依托自有资产与平台、深厚的流程与行业专长，以及领先的生态合作关系，为客户提供端到端解决方案，并在规模化运营中实现可衡量的业务成果。

我们通过重塑服务，提供网络安全、数字核心、财务、行业与企业、Song、供应链与工程、人才等领域广泛的专业服务，具备AI与数据、行业与流程，以及技术服务方面的前沿能力。我们为全球约九千余家客户提供服务，2025财年全球营收约为700亿美元。

埃森哲在中国市场开展业务近40年，运营和办公地点分布在北京、上海、大连、成都、广州、深圳、杭州、香港和台北等城市。

了解更多，敬请访问埃森哲中文主页[accenture.cn](https://www.accenture.cn)。

关于埃森哲商业研究院

埃森哲商业研究院针对全球企业组织面临的重大问题，洞悉发展趋势，提出前沿思想。我们将数据科学驱动的分析等创新研究方法，与对行业和技术深刻理解相结合；研究团队由分布于全球20个国家的300名研究员组成，每年发布数以百计的报告、文章和观点。我们在研究工作中运用生成式人工智能，并遵循埃森哲负责任人工智能标准，由研究专家在条件允许的情况下，以传统研究方法对生成式人工智能的产出进行审阅与验证。我们与世界领先组织共同开展的研究富有启发性，助力客户拥抱变革、创造价值，充分释放技术与人类智慧的力量。

**敬请访问埃森哲商业研究院主页
www.accenture.com/research。**

免责声明：本报告中的材料反映了编制时的可用信息，但全球形势正在快速演进，情况很可能会发生变化。报告内容仅作为通用参考信息，并未考虑阅读者的各种具体情况，也不用于替代埃森哲专业顾问的咨询意见。在适用法律允许的最大范围内，对于本文中信息的准确性和完整性，以及任何基于这些信息所采取的行动或发生的疏漏，埃森哲均不承担责任。埃森哲未在文中提供任何法律、法规、审计或税务建议。读者有责任从自己的法律顾问或其他有资质的专业人士处获得此类建议。文中引用了归第三方所有的商标。所有这些第三方商标分属其各自的所有权人。相关内容没有任何明示、暗示或表示得到了该商标持有人的赞助、认可或批准。

