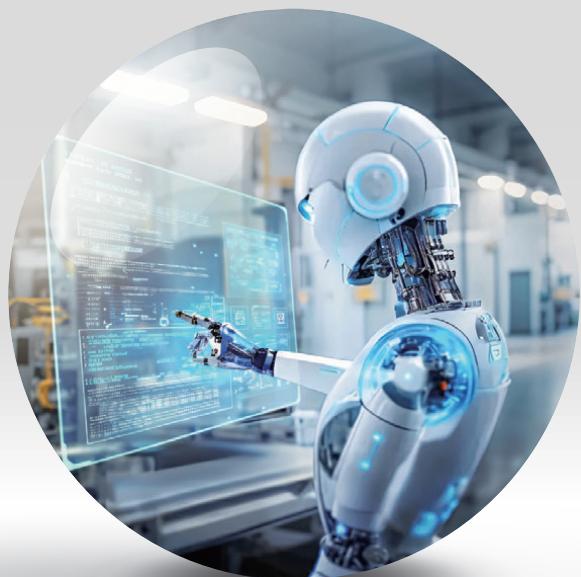


构建万物互联的智能世界

迈向智能世界

# 工业与AI融合 应用指南





# 序言



于海斌

当今世界正处于百年未有之大变局之中，全球产业竞争格局正在发生深刻重构。工业作为立国之本、强国之基，始终是国家综合实力的核心支撑和关键支柱。历史的实践反复证明，没有强大的工业体系，就没有经济的繁荣与国家的长治久安。在中国从制造大国迈向制造强国的征程中，新型工业化是必由之路，而工业与人工智能（AI）的深度融合，正成为产业转型升级、国际竞争力提升的关键力量，将深刻重塑工业的范式与格局。

## 工业与AI融合：新时代的必然选择

工业革命的历史，是一部技术赋能产业升级的历史。从机械化、电气化到信息化，每一次技术跃迁都重塑了工业生产的范式。今天，以AI为代表的智能技术，正在开启第四次工业革命的新篇章。AI不仅是一种工具，更是一种全新的生产力，它通过数据驱动、知识沉淀和智能决策，为工业赋予“感知、认知、决策”的能力，推动工业体系从“自动化”向“智能化”跃升。

在中国推进新型工业化的关键阶段，工业与AI的深度融合意义尤为深远。当前，中国工业发展正面临多重挑战，包括资源环境约束持续加剧、劳动力成本不断上升、全球产业链竞争压力日益增大。而AI技术的高速发展为破解这些难题及实现产业转型升级提供了全新路径。通过AI优化生产流程、提升能源效率、推动产品与服务创新，我们能够有效推动工业发展由依赖“规模红利”转向“效率红利”和“创新红利”，为工业高质量发展注入强劲新动能。

## 工业与AI融合的实践：从场景突破到生态繁荣

《工业与AI融合应用指南》系统梳理了AI在工业领域的落地路径与实践经验。我们欣喜地看到，AI技术已在汽车、电子信息、石化、钢铁、矿山、制药等七大行业展现出显著价值：在汽车制造中，AI驱动的柔性生产线实现个性化定制；在半导体领域，AI辅助的缺陷检测将良品率提升至新高度；在矿山和钢铁行业，AI赋能的智能调度与能效优化大幅降低碳排放……这些实践充分证明，AI不仅是技术创新的标志，更是工业提质增效的核心引擎。

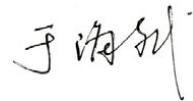
然而，AI在工业的规模化落地仍面临诸多挑战。数据孤岛严重、算力成本高昂、知识沉淀不足、生态协同薄弱等问题制约着AI潜力的释放。为此，本指南提出“三层五阶八步”的转型方法论，从战略规划到执行落地，为企业提供系统化的智能升级路径。更重要的是，提出“工

业智能普惠化”的愿景，呼吁产业界一起推动“算力底座平权、工业数据就绪、工业知识升华、行业生态成熟”，推动AI技术从大行业、大场景、大企业的先行先试，逐步普惠至全工业领域，让所有企业共享智能化的红利。

## 共筑工业智能普惠化的中国方案

中国工业体系规模庞大、场景丰富，为AI技术提供了广阔的应用舞台。与此同时，中国在5G、云计算、大数据等新型基础设施上的领先优势，为工业与AI的融合与落地奠定了坚实基础，为AI赋能工业探索有效路径。我们相信，通过产学研用协同创新，中国完全有能力走出一条具有特色的工业智能普惠化之路，为全球工业转型提供“中国方案”。

在这一进程中，需要政府、企业、科研机构与生态伙伴的共同努力。政府需加强政策引导与标准建设，企业需以开放心态积极拥抱技术变革，科研机构需深耕核心技术突破，生态伙伴则需协同构建共享共赢的行业生态及平台。唯有如此，才能实现从单点创新到全局智能的跨越。本指南将为行业提供一盏明灯，帮助企业在智能化浪潮中找准方向、少走弯路。我们期待，通过全行业的共同努力，推动中国工业迈向更高效、更绿色、更创新的未来，为全面建设社会主义现代化强国贡献力量。



中国工程院院士  
中国科学院工业人工智能研究院筹备组组长



张平安

## 工业与AI融合是中国人工智能的领先之路

人工智能的时代才刚刚开始，但却以前所未有的广度、深度和速度，深刻影响着全球科技、经济和社会格局。工业乃国之根基，中国的人工智能发展道路尤其应当重视工业领域，追求的应该是在行业领域构筑大模型的全球领先地位，我们要敢于开放工业场景，让中国人工智能在工业应用上领跑世界；同时，中国的大模型更应注重多模态、智能决策、科学计算，从而将中国丰富的工业场景利用起来，也把中国数千万软件工程师的力量运用起来。

## 工业与AI融合是企业的时代机遇，关键是构建AI原生思维

作为全球领先的ICT（信息与通信）基础设施、云和智能终端提供商，华为提出了全面智能化战略。依托20多年来数字化转型的经验，在研发、制造、供应、销售、服务、财经、人力资源等领域，我们基于业务流程梳理智能化场景，围绕客户体验提升、生产效率提升、产品竞争力提升、防控关键风险，以及业务模式创新等业务目标引入智能化技术，通过云原生的新型IT基础设施，支持企业4A智能架构迭代落地。

企业要在智能时代抓住机遇，用AI构筑自身的领先优势，最核心的是要构筑起AI原生的思维，将AI技术和工具作为核心要素，来重新思考和设计企业流程、IT、业务创新，充分发挥AI潜力、提高效率、创新业务模式，解决复杂问题。

AI原生的思维可以总结为“三个构建”：

第一，构建多元算力、弹性、高效的AI原生云基础设施：很快，企业对AI算力的需求超过对通用算力的需求，构建多元、弹性、高效的AI算力基础设施成为人工智能发展的关键。华为云CloudMatrix通过将CPU、NPU、DPU、存储和内存等资源全部互联和池化，构建起一切可池化、一切皆对等、一切可组合的AI原生云基础设施。

第二，构建以知识为中心的数据底座：在企业场景下，人工智能的发展取决于算法、算力，更依赖在企业应用场景中积累出来的实践知识和数据。华为云DataArts，打造了大数据与AI、数据开发与治理、以及知识服务融为一体的数据底座，为企业构筑起面向AI时代、以知识为中心的企业级数据底座。

第三，构建多模态、多尺寸的模型：企业应用场景的多样性，决定了必须构建系列模型来实现场景和模型匹配，华为云盘古大模型核心定位是“为行业解难题”，本书中详细解读了盘古大模型在钢铁、矿业、电力、建材、能源、汽车、半导体等领域落地的实际案例。

## 人工智能发展迈向第四阶段，2025成为工业与AI融合的元年，产业实现智能跃迁

从人工智能发展的阶段看，首先是Talk，以OpenAI发布的ChatGPT为标志，实现了自然语言交互；其次是Think，以DeepSeek发布为标志，实现了深度思考；接下来是Agent，可以执行具体任务；第四阶段，将进入一个更加颠覆的创新阶段，人工智能将引发生物、科学领域的革命，帮助人类发现尚未发现的物理规律、解开数学谜题，最终实现通用人工智能，这个阶段，也将是工业和AI深度融合的阶段，具身智能在工业领域也会实现规模应用，必将为工业制造的无人化和智能化开辟新范式，重塑千行万业。

## 中国的人工智能发展，工业与AI的融合，生态构建是关键所在

华为致力于将OpenPangu、Mind系列应用使能套件及工具链、CANN算法、灵衡基础协议的开源开放，并通过开发者培养计划，培养全球百万昇腾开发者和AI原生软件开发者，促进企业场景所需的模型算法千模百态、AI原生软件百花齐放，让企业能够聚焦于模型与场景优化，为工业铺就行业智能化之路。

张平安

华为常务董事、华为云CEO

# 摘要

业界将AI技术的演进历程大致划分为Perception AI、Generative AI、Agentic AI、Physical AI四个阶段。当前，AI技术正从Generative AI向Agentic AI和Physical AI迈进。工业也在积极拥抱AI，我们看到AI技术发展与其在产业应用间的时差正在缩短。从当前看，Perception AI在工业领域的应用已相对成熟；Generative AI发展时间较短，但在工业领域也形成了一批高潜力的应用，如创成式设计、生产计划排程、PLC编程辅助等；而更加前瞻性的Agentic AI和Physical AI在工业的应用仍处于探索阶段，受制于模型幻觉、安全和可靠性等关键因素，工程化落地仍需一段时间。

AI在工业研/产/供/销/服等不同业务环节的落地速度不同，呈现明显的“双曲线”特征——小模型率先在制造场景落地，这是由于小模型在准确性、稳定性、实时性以及可解释性等方面具有显著优势；大模型率先在研发和销售服务场景落地，这是由于大模型更适合开放、创新性的生成泛化类场景，例如代码生成、知识问答、智能客服等。基于大小模型各自的技术特性和适用场景的互补性，我们预判二者将在工业领域长期共存、相互促进。

憧憬2035年，我们预见工业智能将在与人类对齐（人）、与机器共融（机）、与生产协同优化（料）、与工业知识共智（法）、与物理世界交互（环）等五个方面将取得长足的进步。在AI的帮助下，工业软件等生产工具将从计算机辅助人模式（CAx）向人辅助计算机模式（HAx）转

变。未来的商业模式将是AI解决方案提供商直接向工业企业交付结果、创造价值，实现Result as a Service。在这一变革中，人类与技术的角色关系将重新定义，人类角色向更高阶的提出问题和监督执行转变，大多数体力和脑力劳动将由Physical AI和Agentic AI完成。此外，从更大范围看，工业与AI的融合还将通过重塑未来工业，改变消费者的生活方式和社会组织形态，将人类带向更美好的生活。

然而，前路并非坦途。工业与AI的融合过程中还面临重重挑战。一是AI可靠性与泛化的瓶颈；二是AI技术更新快与工业稳定性的矛盾；三是工业企业数据、技术上的就绪度不足；四是工业know-how门槛高、场景碎片化制约项目复制扩展；五是由以上因素综合导致的严峻的ROI（投资回报率）挑战。

在本指南中，我们沿着7个工业细分行业的业务流程，梳理了当前行业的挑战与痛点，并从行业的业务流程出发，系统梳理出7大行业与AI融合的高价值场景、业内最佳实践，给读者以启发和借鉴。

AI不仅是技术升级，更是一场涉及场景、流程、组织、人才和文化的全方位变革，需要方法论的指导才能成功。我们提出企业人工智能技术体系架构，通过“三统一”夯实基础、“三大工程”搭建能力、场景应用实现价值，形成可落地、可扩展、可复用的体系化框架。

“三层五阶八步”方法论是基于实践的总结——第一层聚焦于重新定义智能业务，

第二层专注于AI的开发与交付，第三层强调持续运营智能应用。从实施路径看，工业企业应围绕业务场景、流程、组织、数据、IT五个关键阶段，通过明确目标、场景识别、重塑流程、组织变革、数据和知识工程、AI建模与发布、AI融入业务应用、持续运营等八个具体步骤，形成完整的AI实施闭环。这套方法论以场景驱动确保实用性，通过组织和流程变革确保可持续性，依托数据和技术支撑确保可实现性，最终实现AI技术与业务的深度融合，为企业创造真实可见的价值。

最后，我们展望未来，提出工业数智化“新六化”的发展趋势。“新六化”是对

《工业数字化/智能化2030》报告中“新四化”的继承和发展，在此基础上新增了工业智能普惠化和工控系统开放化。其中，随着算力底座平权、工业数据就绪、工业知识升华和行业生态成熟，工业智能的应用正加速从大行业大企业大场景向千行万业及广大中小企业的全业务流程普及，工业智能普惠化既是趋势也是愿景，每个工业企业都将是受益者；工控系统开放化则意味着从ISA-95架构走向更加开放解耦的云边端网协同架构，算网一体和开放自动化将推动OICT融合的新工控系统加速形成，便于AI进一步融入核心控制系统。

# 目录

---

序言	01
摘要	05
第一章 工业与AI相向而行，融合全面提速	08
1.1 工业AI的今天和未来	09
1.2 工业与AI的融合模式和落地挑战	16
第二章 典型行业中工业和AI融合的场景	21
2.1 汽车行业AI应用场景	23
2.2 半导体行业AI应用场景	32
2.3 机械装备行业AI应用场景	36
2.4 制药行业AI应用场景	40
2.5 钢铁行业AI应用场景	46
2.6 石化行业AI应用场景	50
2.7 煤矿行业AI应用场景	54
第三章 从战略到执行，“三层五阶八步”法构建智能化企业	61
3.1 明确目标	63
3.2 场景识别	64
3.3 流程重塑	65
3.4 数据和知识工程	67
3.5 AI建模与发布	68
3.6 AI融合业务应用	70
3.7 持续运营	71
3.8 组织变革和文化	73
第四章 展望与倡议	75
4.1 展望	76
4.2 行业倡议	82
附录：缩写词汇表	83



# 第一章

# 工业与AI相向而行

# 融合全面提速

## 1.1 工业AI的今天和未来

业界将AI技术的演进历程大致划分为Perception AI、Generative AI、Agentic AI、Physical AI四个阶段。当前，AI技术正从Generative AI向Agentic AI和Physical AI迈进。Agentic AI具备自主完成复杂任务链条的能力，包括理解任务、规划路径、调用工具并执行反馈的端到端闭环；Physical AI的重点在于打破虚拟与现实的界限，让AI系统通过机器人等工业装备实体，在物理世界中实现环境感知、交互和执行。二者共同推动AI从“能理解”、“能生成”向“能认知”的新阶段跨越。（图1-1: AI技术演进与工业应用的所处阶段）

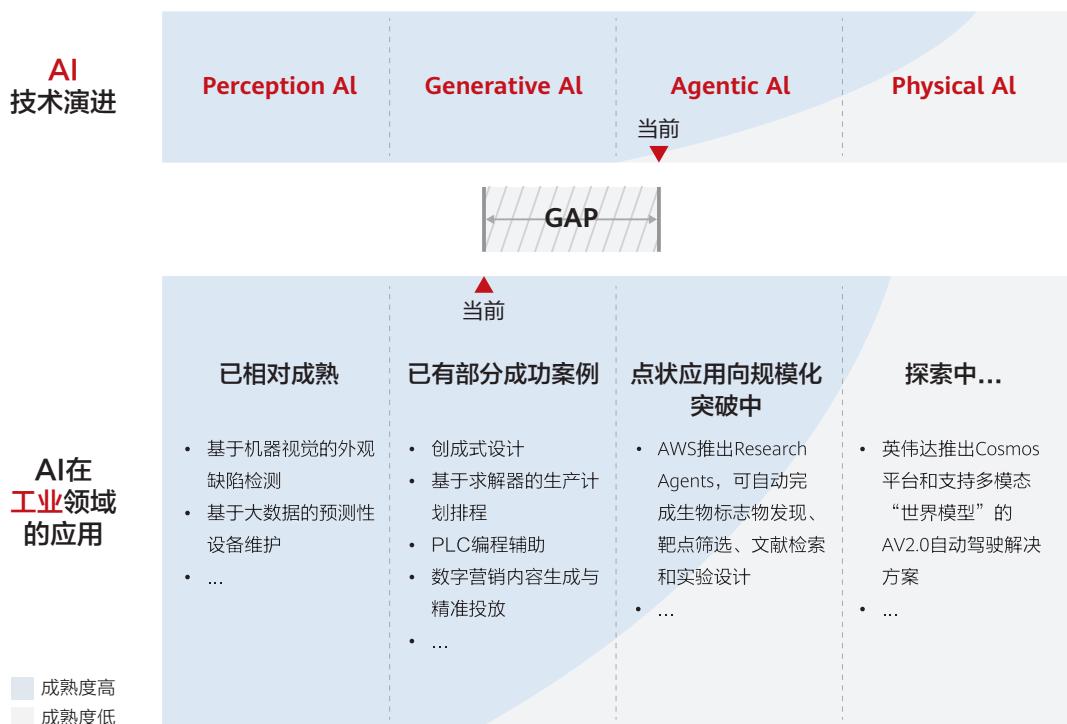


图1-1: AI技术演进与工业应用的所处阶段

工业是AI的关键实践落地方向。我们看到AI技术发展与其在产业应用间的时差正在缩短。从当前看，Perception AI在工业领域的应用已相对成熟；Generative AI发展时间较短，但在工业领域也形成了一批高潜力的应用，如创成式设计、生产计划排程、PLC编程辅助等；而更加前瞻性的Agentic AI和Physical AI在工业的应用仍处于探索阶段，受制于模型幻觉、安全和可靠性等关键因素，工程化落地仍需一段时间。

### 1.1.1 工业AI应用场景：成效显著、已被成功验证的场景值得优先投入

当前哪些是效果显著的工业AI应用场景？e-works对工业企业AI应用成效的问卷调研结果显示，工业企业的AI应用探索完整覆盖了研/产/供/销/服务各环节，已经涌现出大量的共性场景。这其中，生产排程与调度、产品辅助设计、销售预测、采购预测、质量控制与缺陷检测、仿真优

化等场景的应用效果较优。这为工业场景未来技术投入的方向和要重点攻克的盲区提供了清晰指引。（图1-2: 工业AI通用场景及应用效果）



图1-2: 工业AI通用场景及应用效果

对于AI转型起步的工业企业而言，可以优先从成效显著、已被业界成功验证的场景切入，获得最佳投资回报；通过集中资源快速建立成功案例，积累实施经验并形成组织学习效应后，再进一步向其他应用领域扩展。

### 1.1.2 憧憬2035年的工业智能

面向2035，工业智能将深度赋能“人机料法环”五大工业要素，工业与AI的融合愿景将呈现“五个与”。

- 与人类对齐（人）：AI将与人类的经验、认知和判断实现对齐，辅助提升人类技能，减少幻觉和出错。每一名工程师都有一个或多个Agent，大幅提高工作效率，典型的如创成式设计、

设备故障自主检修、解释质量问题等因素；

- 与机器共融（机）：AI赋予设备全面感知、任务规划和自主决策能力，减少意外停机时间，释放设备最大生产力。典型的场景如设备预测性维护、机械臂自适应避障等；
- 与生产协同优化（料）：AI将提升物料从采购、仓储到生产配送全流程的动态精准配置，实现更少的库存和浪费，更快的周转和效率，个性化的产品和服务等。典型的场景如基于订单数据和大数据分析预测的生产、精准供应链管理等；
- 与工艺知识共智（法）：AI将推动生

产工艺从经验驱动到数据驱动、机理模型驱动，将人工经验和行业专识转化为可复用的数字化规则。典型的场景如钢铁冶炼温度控制、芯片制造良率提升、实时优化注塑温度等；

- 与物理世界交互（环）：AI将依托实体在物理世界中完成对环境的理解，对人类指令的理解和对任务的规划、分解和执行。机器人数量远超工人数量、人类不再需要做危险、辛苦、重复的体力活。

从更大范围看，工业与AI的融合还将通过重塑未来工业，改变消费者的生活方式和社会组织形态，将人类带向更美好的生活：

- 劳动力升级重塑生产模式：具身智能机器人正改写制造业生产格局，2035年全球“人形机器人”市场规模将达到2700亿元人民币。同时，具身智能可替代全球25%的重复性、高风险制造业岗位，推动劳动力向技术研发、创意设计等高端领域升级，重塑生产模式与就业结构；
- 高效节能互联，驱动空间智能升级：随着低碳理念与智能技术融合，智能建筑成为新建建筑和旧楼改造的主流方向。到2035年，全球智慧建筑市场规模预计达到1万亿美元，这些建筑不仅能降低能源消耗，还能通过环境感知智能控制提升居住与办公舒适度；
- 智能低碳出行，开启移动第三空间：自动驾驶技术突破与新能源转型并行，让出行场景迎来变革。2035年全球自动驾驶汽车产业规模将突破7.2万亿美元，届时自动驾驶车辆不仅能减少交通事故、缓解交通拥堵，还将化身“移动第三空间”，支持办公、娱乐等多元需求，重构出行体验；

- 绿色能源更智能，呵护蓝色星球：在“双碳”目标推动下，可再生能源与智能技术结合加速能源转型。2035年全球可再生能源发电总装机容量预计增至11.2TW，通过AI调度、智能储能等技术，这些可再生能源将更高效地接入电网，减少对传统能源的依赖，守护地球生态；

在AI的帮助下，工业软件等生产工具将从计算机辅助人模式（CAx）向人辅助计算机模式（HAx）转变。未来的商业模式将是AI解决方案提供商直接向工业企业交付结果、创造价值，实现Result as a Service。在这一变革中，人类与技术的角色关系将重新定义，人类角色向更高阶的提出问题和监督执行转变，大多数体力和脑力劳动将由Physical AI和Agentic AI和完成。

- AI将逐渐承担复杂的技术工作，不仅是辅助工具，也是自主决策的“队友”。例如，工业大模型可结合生产历史数据、设备运行参数与工艺标准，自动生成能耗优化、产能调配等具体方案，人类无需参与基础方案设计，只需聚焦关键节点的审核，大幅减少工作量；
- 与之对应，人类角色将向更高阶的提出问题和监督执行转变——作为“管理者”，人类负责设定AI的工作目标与伦理边界，确保技术方向契合业务战略；作为“协调者”，人类统筹AI与其他系统、跨部门团队的协作，并通过编排AI工作流，实现不同模块、系统之间的融合。

Result as a Service强调的是AI带来的结

果、价值，而非过程、工具和技术使用情况。工业企业不必深入理解AI算法，而是准确定义问题和需求，由AI解决方案提供商直接向工业企业交付结果、创造价值，工业企业按价值付费。  
(图1-3: AI推动人机关系变革)

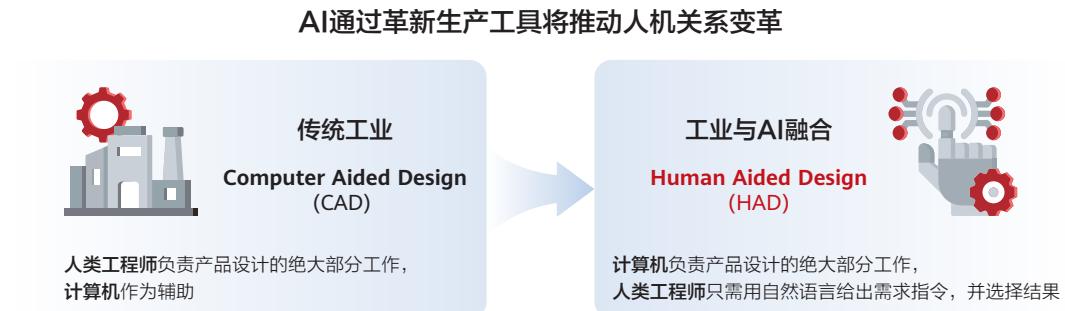
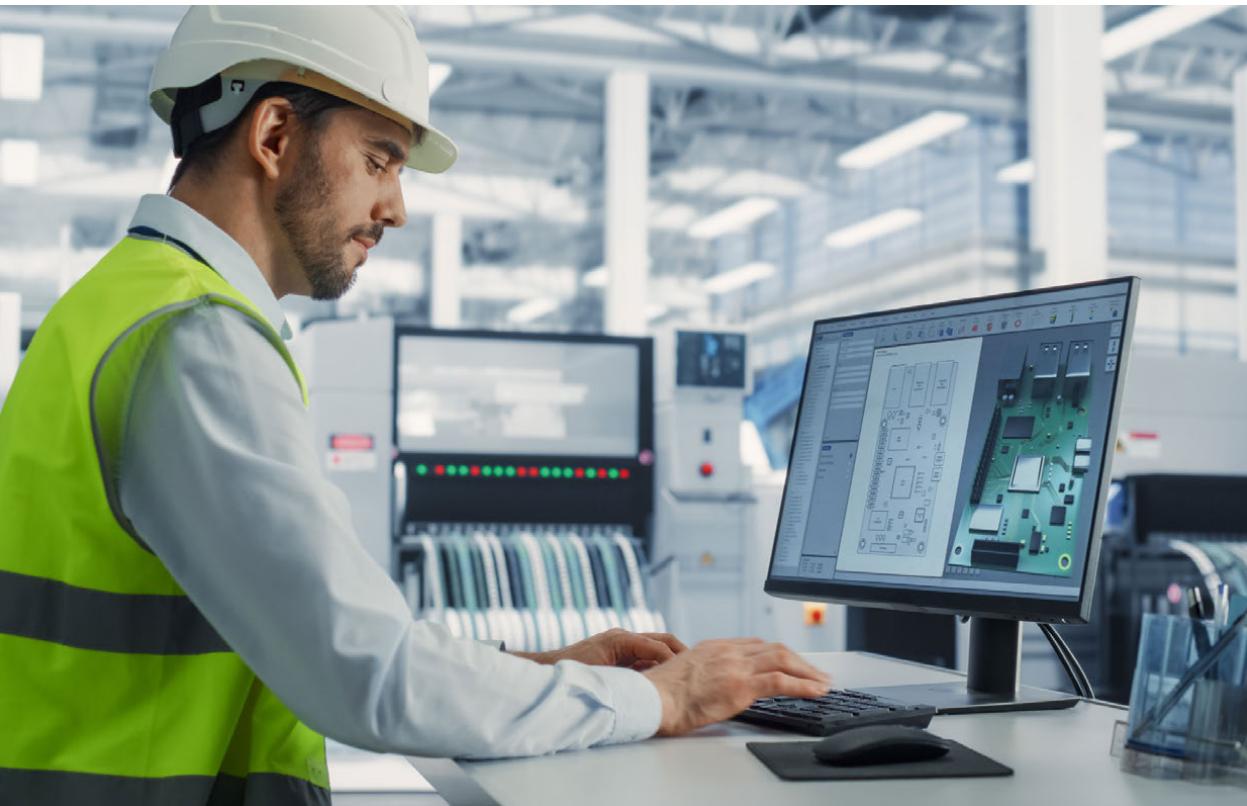


图1-3: AI推动人机关系变革

然而，人类与AI协同关系的变化并非一蹴而就——AI将经历从辅助人类开展基础工作，到与人类深度协同，再到主导业务流程的渐变过程，实现对业务的接管。

- 阶段一：AI作为辅助角色，人类员工承担核心任务。人类员工负责业务分析、指令下达以及具体业务动作执行等关键环节。而AI助手则根据人类员工的需求和指令，去收集历史信息数据、调取相关图表，并生成全新的报表等，为人类员工的决策和执行提供数据支撑，就如同是工作的“得力助手”，让基础信息处理更便捷；



- 阶段二：AI进化为协同角色，人类员工的工作重点是审核。AI副驾驶出现，它具备了预测业务趋势、制定方案建议以及进行风险预警的能力。它不再仅仅是数据的搬运工，而是能基于对业务的理解，为人类员工提供更具前瞻性和指导性的支持，人类员工则主要对AI输出的内容进行审核，对最终的准确性负责；
- 阶段三：AI成为主导角色，人类员工聚焦异常处理和特定问题改进。更多

的AI副驾驶升级为AI Agent，它能够实现流程的自动化运转，并将流程进度实时共享给人类员工。人类员工不再需要参与每一个业务流程的执行，而是重点关注关键节点的审核、对异常问题的接管，以及日常的监督抽查等工作，真正从繁琐的常规事务中解放出来，将精力投入到更具创造性和挑战性的工作中。（图1-4：工业AI Agent赋能工业软件的三阶段）

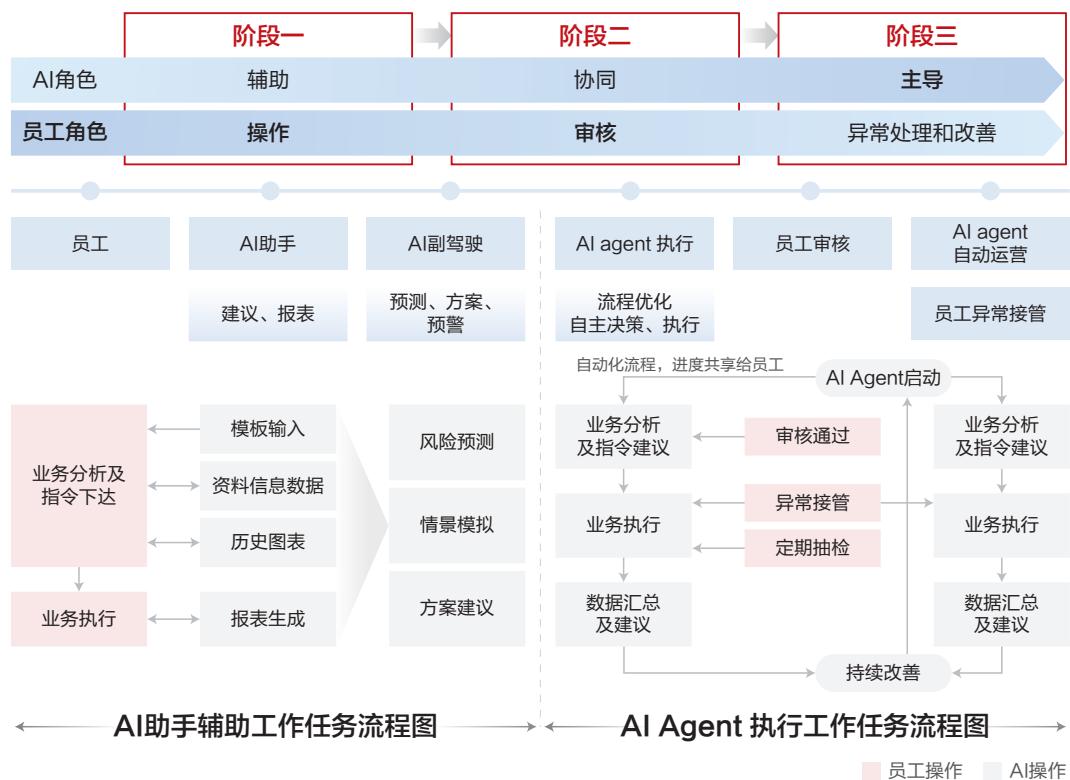


图1-4: 工业AI Agent赋能工业软件的三阶段

通过三个阶段的循序渐进，工业AI Agent与工业软件将支撑实现全局最优。从最初的不同员工、不同业务系统互为孤岛，数据不互通；到AI先行，打破孤岛，基于工业软件提供数据源和基础逻辑；再到人类员工与AI的双向奔赴，每个员工掌管多个AI智能体，通过自然语言、图形等自然交互方式，多个不同的智能体之间也可以共享上下文、协作完成任务。

人工智能的本质是“数据智能”，工业数据的质量与流通效率是工业智能能否实现的关键，因此需夯实数据基础，构建高质量数据生态。

- 工业智能的核心并非单纯的数据规模，而是数据的“有效知识密度”。要借助知识图谱等方式融合领域知识，关联多源异构数据，将原始数据转化为可理解、可推理的高价值信息。无质量、无关联的数据堆砌难以产生可靠的工业智能，“数据×知识”的融合才是驱动工业AI价值释放的关键杠杆，即“有多少数据，才有多少智能”；
- 各行业需形成统一的数据字典和信息模型，若缺乏统一标准，设备、参数、事件等核心概念的定义会陷入混乱，语义层面将出现“鸡同鸭讲”的状况，数据跨系统应用也会成为空谈。工业迫切需要构建基于统一语义（如OPC UA）的互联架构，以此实现从终端设备到云端数据的端到端贯

通，为人工智能提供可流动、可理解的高质量数据“血液”；

- 数字孪生技术可以帮助工业企业构建“数字主线”，实现数据“不治而顺”，进而打造贯穿产品全生命周期的数据闭环。与此同时，工业领域的数字孪生技术能够助力企业在虚拟空间中验证设计、优化流程，形成可追溯、可复用的数据资产。

随着大模型规模参数不断提升，人类数据、互联网数据正面临枯竭困境。据研究机构Epoch预测，高质量的语言数据存量预计在2026年就会耗尽。但值得注意的是，机器数据、时序数据等工业数据，目前仍处于远未充分开发的状态，它们犹如待挖掘的海量宝藏，蕴藏着极大的发展潜力，将成为工业智能的坚实底座。（图1-5：高质量语料数据数量及大模型开发参数增长对比）

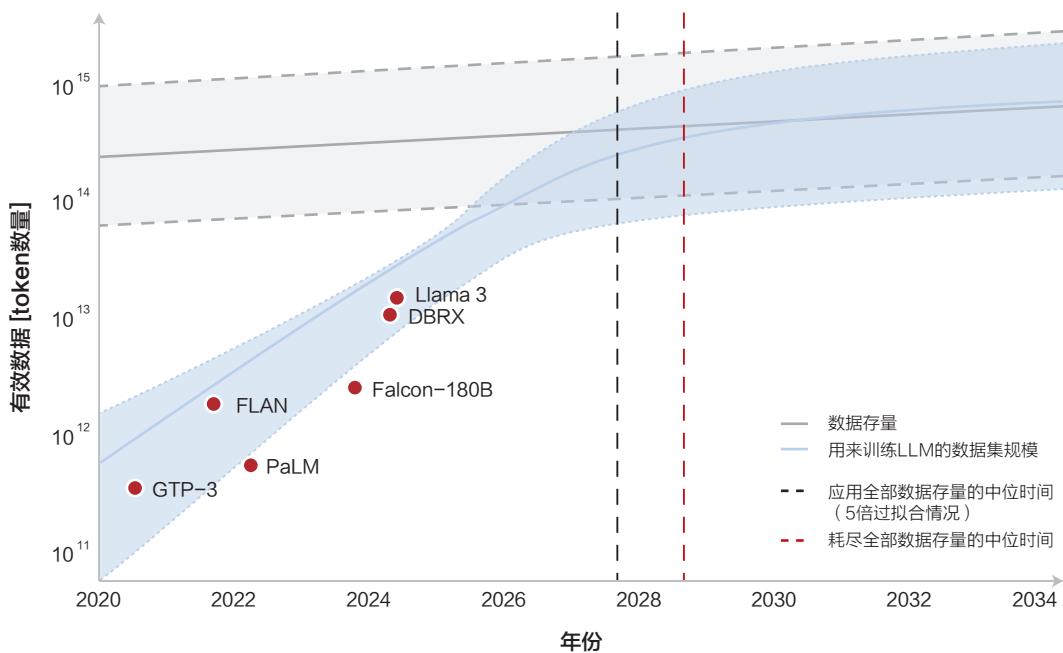


图1-5: 高质量语料数据数量及大模型开发参数增长对比

工业软件是工业AI Agent的基础，AI与工业软件的融合也将持续加深。传统工业软件更侧重于为员工提供数字化工具，交互上依赖传统UI，集成多通过API、数据平台等手段，付费模式以一次性授权或按期订阅为主。而工业AI Agent则聚焦于“员工+Agent协同”的模式，借助AI技术、自然交互方式以及知识图谱、上下文工程、MCP<sup>1</sup>等，直接向用户交付结果，最终按结果来付费。

二者将形成双螺旋式的协同进化态势。预计到2035年，工业AI Agent的应用渗透率在工业软件中将达50%。工业AI的发展推动传统工业软件走向平民化、碎片化、后台化。

- 平民化，传统工业软件从“奢侈品”转变为“普惠工具”。工业知识图谱与AI深度结合，能把专家知识进行数字化转化和沉淀，大大降低了行业的入门门槛；同时，“平台+生态”的模式不断拓展，覆盖了更广泛的中小企业市场，让更多企业能享受到工业软件的便利；
- 碎片化，传统工业软件告别“大而全”，走向“小而专”。垂直场景不断被解耦与重构，工业软件的功能模块逐渐细分，成为一个个独立的APP；行业Know-how也被封装成细分行业的知识图谱或模型，更精准地服务于特定领域需求；
- 后台化，传统工业软件从“前台界面”演变为“隐形引擎”。传统软件的核心能力慢慢沉淀，成为智能化的平台基座；以Manus为代表的“后台自治”模式正在逐步替代传统的人机交互界面，让工业软件在后台更高效地发挥作用。

结合工业领域实际需求与工业智能发展态势，我们认为工业多智能体系统将是演进方向，而工业知识图谱是其中的关键因素。工业场景中，数据“碎片化”与“语义鸿沟”问题普遍存在。工厂内部ERP、MES、SCADA、PLM等各类系统以及传感器、维护日志等载体所产生的海量、异构数据存在格式不同、标准不一、语义模糊等问题；除数据库中的结构化数据外，大量宝贵知识存在于非结构化文本中，如设备说明书、维护手册、专家经验总结、事故报告、技术论文等。同时，工业决策对“可解释性”要求极高，需要构建“认知智能”。这是由于在涉及安全、质量、高价值设备或关键流程的场景中，“黑箱”模型是不可接受的。因此，工业智能不仅需要“感知”能力以实现视觉检测、传感器数据转换等，更需要“认知”能力来理解上下文并运用领域知识进行判断和决策。

因此，我们提出“工业多智能体系统≈通用大模型+工业知识+物理引擎+智能应用+数据底座”的架构。通用大模型凭借泛化推理能力，能突破传统工业软件的规则边界，形成动态决策中枢；工业知识层面，基于多模态数据抽取工业知识，知识图谱、模型作为工业Know-How的数字化载体之一，通过多模态融合与动态更新可实现精准决策；工业物理引擎通过高精度仿真与实时孪生，弥合数字空间与物理世界的鸿沟；工业数据底座则通过“统一真相源”，为其他组件提供高质量、结构化且易于访问的数据，成为驱动系统运行的“燃料”。

知识图谱之所以将成为工业智能化的核心竞争力，是因为它能够实现隐性知识显性化，从图片、视频、声音等多模态数据中抽

<sup>1</sup> MCP：Model Context Protocol（模型上下文协议），旨在让智能体以标准化方式接入各类数据源与工具。

取知识，构建工业知识基座；它能为智能决策提供支撑，通过生成式设计意图保障与约束求解助力决策；它还具备复杂系统建模能力，支撑全生命周期协同，能推动知识复用与效率革命，减少重复性投入和浪费。

基于知识图谱的战略价值，如何共建共享是业界的关键命题。我们认为，产业龙头企业应积极开放场景与数据，联合高校、研究所及生态伙伴等，共建工业知识图谱，实现联合创新。从工业智能的技术逻辑看，工业数据是基础底座；基于此，企业可以开展面向多模态数据的工业知识抽取工作，涵盖结构化文本的概念层构建、结构/半结构/无结构文档与图片的显性知识抽取，以及包含2D图纸、3D数模在内的隐性知识挖掘。基于这些抽取的知识，进一步构建知识图谱，实现多门类、多环节、多场景、多学科覆盖。最终，构建完整的工业知识图谱，可辅助大模型推理，实现各类智能应用，推动工业智

能化迈向新高度。这一过程中，技术底座标准化、产学研协同共建以及知识资产共享需要贯穿始终，为工业知识图谱的发展与应用提供保障。

## 1.2 工业与AI的融合模式和落地挑战

### 1.2.1 工业与AI的融合节奏：双曲线特征显现，适配度决定快慢

AI在工业研/产/供/销/服各业务环节的融合速度不同，呈现明显的“双曲线”特征——小模型率先从制造端落地，大模型率先在研发和销服端落地，形成了互补性的发展格局。这是由AI技术特性与业务场景的适配度所决定的。（图1-6: AI应用落地双曲线规律）

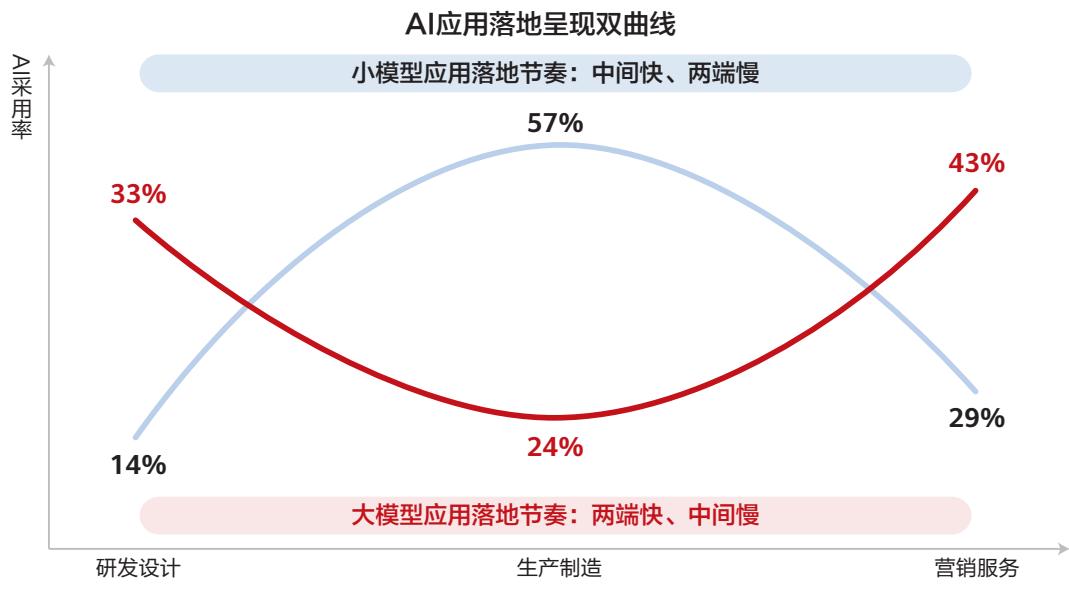


图1-6: AI应用落地双曲线规律



小模型的应用落地呈现“中间快、两端慢”的特征<sup>2</sup>，这是由于小模型更适合特定生产制造场景的精准判别和决策。生产制造过程对准确性、稳定性、实时性和可靠性要求极高，任何微小误差都可能导致产品质量下降或停工。传统的小模型多为感知类、判别式模型，专注于特定场景，经过长期输入与输出关系的打磨和验证，相比大模型而言专业度更高。据IDC统计，目前工业AI小模型的应用占整体比例高达70%，印证了其重要性和不可替代性。

大模型的应用落地则呈现“两端快、中间慢”的特点，在研发设计和营销服务环节快速渗透，在生产制造环节进展相对缓慢<sup>3</sup>。这是由于大模型多为大语言模型、生成类模型，其技术优势主要体现在知识密集型场景，凭借庞大的参数体系和强大的泛化能力，在自然语言理解、文本/图像/视频/代码生成、问答推理、数据增强、个性化推荐等

内容创造领域表现优异，这与研发设计环节的创意生成需求、营销服务环节的内容创作等需求高度吻合。然而，其数据需求量大、算力要求高、存在幻觉风险、可解释性不足等特点，也限制了在某些部分生产制造场景中的应用。

基于大小模型各自的技术特性和适用场景的互补性，我们预判二者将在工业领域长期共存、相互促进。调研数据显示<sup>4</sup>，92%的工业企业选择在不同应用场景中采用大小模型协同配合的策略，仅有8%的企业倾向于单一技术路径。这反映了工业场景的复杂性和多样化需求，也验证了大小模型协同发展的实用价值。大小模型的双向促进体现在：

- 大模型赋能小模型，大模型通过辅助语料生成、知识蒸馏转移、模型剪枝轻量化等技术手段，有效提升小模型的专业性、训练效率和推理能力；

<sup>2</sup> 信通院《工业智能白皮书2022》，传统AI采用率基于报告中的507个AI应用数据

<sup>3</sup> 腾讯研究院《工业大模型应用报告2024》，大模型采用率参考腾讯研究院的99个大模型应用数据

<sup>4</sup> 亿欧智库《2024年中国AI商业落地投资价值研究调研问卷》

- 小模型支撑大模型，小模型可以通过提供高效的执行控制、业务场景归纳总结、逆向知识蒸馏等方式，增强大模型在工业环境中的实用性和可靠性，实现在训练初期的快速收敛。（图1-7: 大小模型的相互关系）

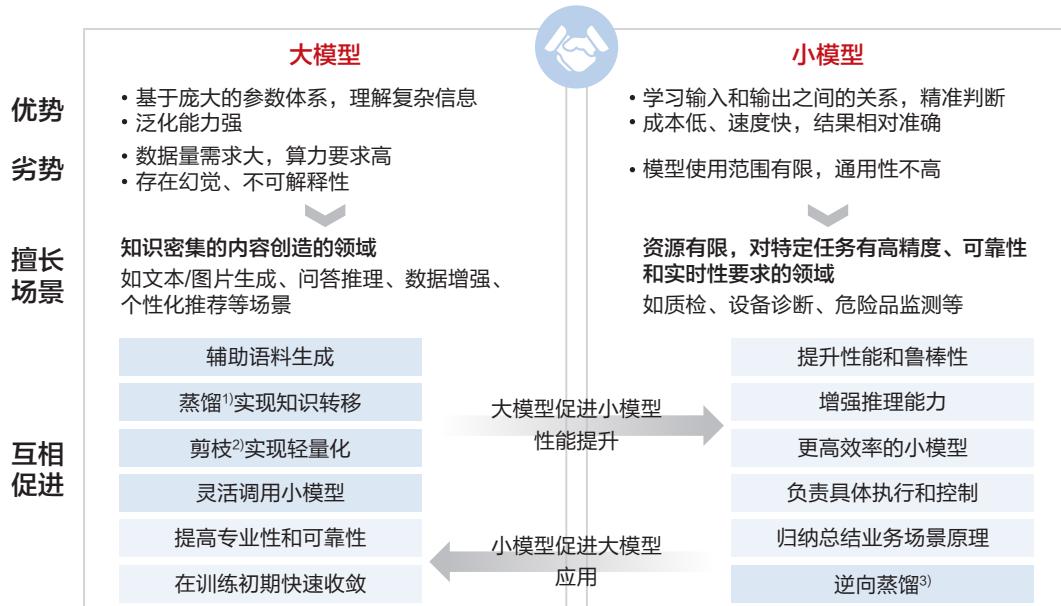


图1-7: 大小模型的相互关系

## 1.2.2 工业与AI的融合模式：三位一体的工业智能体

工业与AI的融合将在哪些层面、哪些维度进行？具体而言，工业与AI将在应用、技术和产业生态三个层面实现融合，体现为三位一体的工业智能体：

- 应用层面：工业企业基于研产供销服业务流程中的实际场景需求，以业务应用的需求为出发点，选择高价值的AI用例，产生应用效果和价值；
- 技术层面：高质量的工业数据集，特定细分领域的工业算法以及泛在算力部署，三方面要素的就绪度将影响AI应用的落地快慢；

- 产业生态层面：丰富的AI技术供应商加速涌现，将行业知识和AI技术结合，形成繁荣产业生态，降低工业企业AI转型门槛。（图1-8: AI与工业的融合的三个层面）

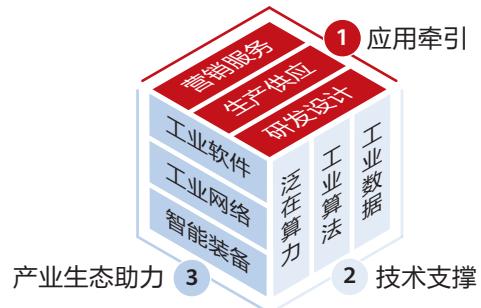


图1-8: AI与工业的融合的三个层面

在工业智能的演进进程中，对于各工业企业而言，需以应用为牵引，以技术和产业为支撑，逐步迈向更高阶的智能体，由低到高呈现从一阶体到四阶体的升级路径。迈向更加高阶的智能体是工业企业的发展目标。

- 应用层面，一阶体聚焦应用探索，开展视觉识别等点状应用；二阶体则开始探索高阶的数据建模与流程优化应用，实现了串点连线和流程智能化；三阶体进一步实现基于大模型的推理与决策，并推动更大范围单元、产品、系统的智能化；四阶体中AI应用全面渗透进企业内部和上下游之间，例如供应链、设计等协同，实现跨系统的智能融合，乃至平台化应用，实现了行业整体的智能化。
- 技术层面，一阶体围绕点状应用，整体数据质量一般，算力有限，对AI应用的支撑性不足；二阶体围绕流程线状优化应用，开始重视和提升数据的

收集、治理和利用能力，为更多应用落地打好基础；三阶体采用行业信息模型，统一数据标准，算法算力也基本就绪；四阶体中工业数据、工业算法、算力全面繁荣，支撑AI应用的百花齐放。

- 产业生态层面，一阶体由传统数字化转型供应商支撑，开展点状探索，处于生态发展初期；二阶体通过与工业企业深度合作，行业内涌现能将工业与AI结合的解决方案提供商；三阶体具备更丰富的AI场景落地能力，这得益于AI解决方案提供商提炼和沉淀了更多的共性场景和方案；四阶体是产业生态的终极目标，AI生态地图细分且完善，AI模型、工作流在行业智能平台积累沉淀，可任意编排调用，在各个细分工业场景均有高成熟度、可复制推广的解决方案。（图1-9: 工业企业将迈向更加高阶的智能体）

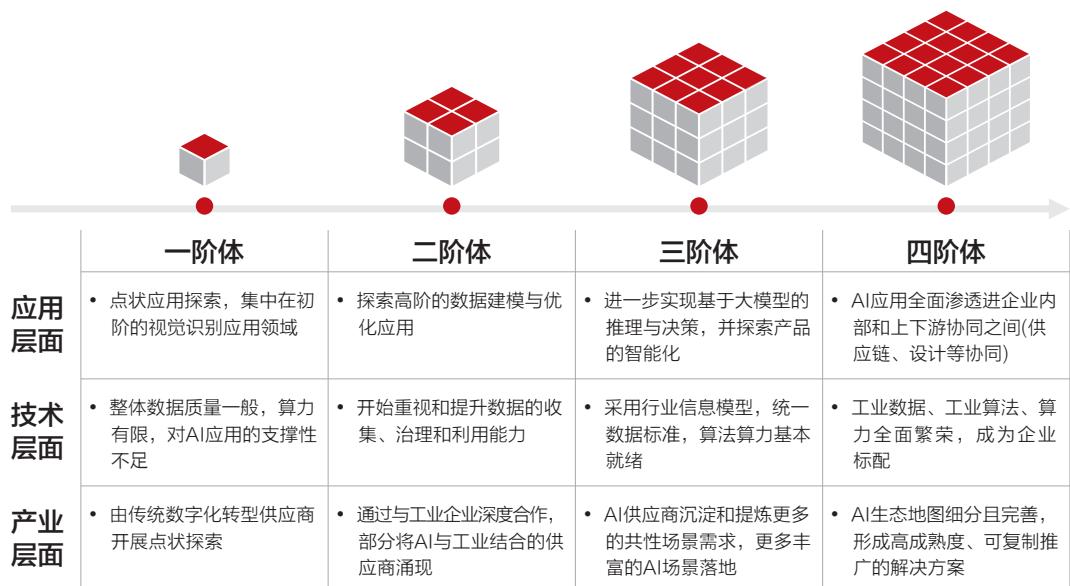


图1-9: 工业企业将迈向更加高阶的智能体

同时我们也应清醒地认识到，AI作为高速发展的新兴技术，与工业场景的融合仍面临着多方面的挑战：

- **AI可靠性与泛化瓶颈：**工业领域对AI的安全、确定性及泛化能力要求极高，然而模型的幻觉、不可靠输出与泛化失效问题依然存在，影响大规模落地。数据显示，39%的产品负责人因AI部署存在不可靠性而担心安全风险<sup>5</sup>；45%的企业曾因决策错误或“幻觉”事件导致声誉受损，平均损失超55万美元<sup>6</sup>。
  - **AI技术更新快与工业稳定性的矛盾：**AI算法以月为单位更新迭代，工业企业难以跟上节奏。调研显示，60%的工业企业对AI认知不清晰；74%的工业企业认为自身缺乏AI技术人才和技能<sup>7</sup>，这使得工业企业在应对快速更新的AI技术时容易力不从心。
  - **工业企业的就绪度不足：**工业企业面临数据孤岛、数据质量差、技术能力不足等难题，同时缺少构建高质量数据集的方法和工具支撑。50%以上的企业仍在使用文档等原始方式进行数据管理，只有不足1/3的企业开展了数
- 据治理<sup>8</sup>；71%的工业企业缺乏工业智能软件架构能力<sup>9</sup>，这从根本上限制了AI在工业场景的应用。
- **场景碎片化制约项目复制扩展：**工业应用场景多样<sup>10</sup>、know-how门槛高企且标准不一，方案难以在不同产线、设备与工厂间高效迁移和复制，推动规模化落地时往往面临重重难题。42%的制造企业AI项目仅停留在POC（概念验证）阶段，难以规模化复制；45%的企业采用的企业架构标准不统一<sup>11</sup>，不同部门、不同项目的技术体系割裂，难以实现跨场景的流程和平台复用，极大阻碍了AI技术在更广泛的场景推广。
  - **严峻的ROI（投资回报率）挑战：**由于以上多种因素，特别是工业数据就绪度不足、工业应用场景碎片化，导致初期投入成本高、成果复制难、产出难量化。48%的企业对AI的投资回报不清晰，因此无预算支撑<sup>12</sup>；26%的企业认为资金支持不足，应用成本高；32%的企业认为缺乏适当的业务用例<sup>13</sup>，进一步影响了企业对AI投入的信心。

<sup>5</sup> SaaStr调研数据

<sup>6</sup> Gartner调研数据

<sup>7</sup> e-works调研数据

<sup>8</sup> 中国信息通信研究院和工业互联网产业联盟调研

<sup>9</sup> 西门子《未来自动化 工业人工智能白皮书2022》

<sup>10</sup> S&P Global Market Intelligence Report

<sup>11</sup> Deloitte Insights调研数据

<sup>12</sup> Control Engineering的632份有效问卷，面向工业企业

<sup>13</sup> e-works调研数据



## 第二章

# 典型行业中工业和AI融合的场景

细分行业的AI采用率，作为衡量行业AI技术应用程度的关键指标，能够量化地反映各行业AI转型的进度。参考中国信息通信研究院的工业细分行业AI用例，不同行业的AI采用率呈现出显著的梯队分化特征。按AI采用率由高到低的顺序，可以大致划分为四个阶段：

- 一阶体：以煤矿、建材、有色金属等行业为代表。这些行业中往往是头部企业以及部分创新意识较强的企业开始进行AI应用探索，行业内高价值的AI应用场景仍有待进一步深入提炼，AI技术在这些场景中的可行性和实用性也还需要更多的实践来加以证明，才能让更多工业企业看到AI的价值。（图2-1：工业细分行业AI采用率）

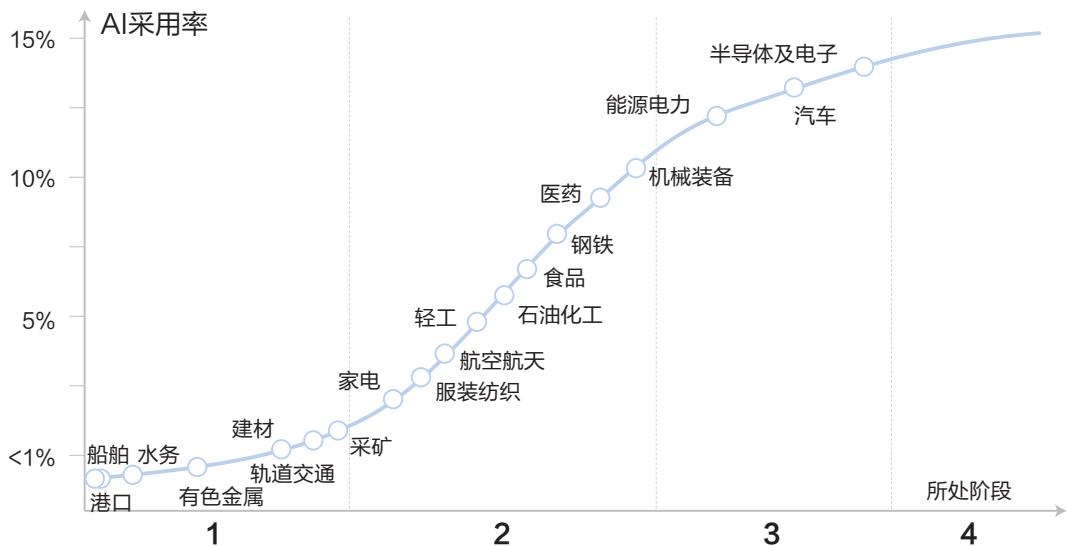


图2-1: 工业细分行业AI采用率

- 二阶体：以钢铁、医药、石油化工等行业为代表。这些细分行业具备良好的数据基础，通过前期的信息化建设，数据的完整性与可用性已经显著改善。同时，行业内企业已经认识到AI在特定场景下的经济价值，比如钢铁行业的质量检测、医药行业的药物研发等场景，初步形成了一批具有代表性的AI应用案例，这些案例如同行业风向标，其产生的使用效益正吸引着更多行业参与者投身到AI应用探索中来；
- 三阶体：以汽车、半导体及电子、能源电力等细分行业为代表。这些行业具备相对优质的数据基础，经过长期的数字化建设积累了大量可用数据；同时也拥有较为成熟的AI生态，汇聚了众多AI技术服务商与行业解决方案提供商；并且，它们也是AI大模型在工业领域的率先探索者，积极尝试利用大模型来解决复杂的生产、研发等问题；
- 四阶体：目前还没有工业企业达成，意味着工业整体在AI深度融合与全面赋能方面仍有很长的路要走；

数字化是智能化的基础，特别是数据基础，商业价值回报是AI落地的关键驱动因素，因此AI在行业的落地往往先在数字化程度高的、聚合性强的大行业和大企业开始，并在商业回报佳的高价值场景优先应用，随着技术进步、成本降低、产业成熟，AI才逐步外溢普惠到更多行业、企业和场景。



接下来我们选取七个处于不同AI转型阶段的典型行业，深入剖析其AI转型的现状、痛点与诉求、高价值用例地图与领先实践案例，帮助工业企业更好地理解AI能用来做什么、产生什么价值。

## 2.1 汽车行业AI应用场景

汽车行业是AI应用的先锋，对AI技术应用的意识和重视度相对超前，对AI技术的探索已经从传统AI延伸至大模型应用。

- 在应用水平方面，90%的车企已试点或应用生成式AI技术，40%的车企已开始自身的生成式AI模型训练；尤其是造车新势力对AI的理解和应用更超前，是创新的主力；
- 在产业生态方面，传统车企、新势力、互联网企业、云厂商等多元玩家踊跃布局，已有超过100家AI应用与解决方案供应商，覆盖汽车全价值链环节；

- 在技术方面，汽车产业各环节数据、算法与算力准备就绪度高。行驶数据反馈智驾系统研发，已形成良性循环的数据飞轮；算法持续迭代和成熟，解释性提高，赋能自动驾驶、车联网（V2X）、智能座舱、生产制造等细分方向；同时，车企积极投入算力平台，支撑自动驾驶系统的训练和优化。

同时，汽车行业竞争日益激烈，企业面临产品研发周期缩短、降低研发成本、实现个性化生产等挑战，亟需AI技术的加持。

- **推陈出新加快：**竞争加剧、用户需求变化快，倒逼车企加速新产品的研发和上市，产品研发周期正从传统的5-7年压缩至月级，这对产品设计的创新与验证、生产制造提出更高要求；
- **数据成本高企：**智驾系统开发面临数据标注和处理成本高的问题，corner case数据采集和挖掘效率低。例如，图像数据标注单位成本高达5元/张，自动驾驶所需的数据体量则达数十亿张规模<sup>14</sup>；

<sup>14</sup> 亿欧智库《2023中国智驾大模型应用研究报告》

- 算力需求大：在车企AI转型的过程中，算力部署是下一必争之地，当前国内主机厂的算力资源与特斯拉仍有显著差距。算力是自动驾驶的刚需，但也面临挑战。车企在自建算力或使用算力云服务时面临巨大成本压力。因此对于车企而言，算力资源势在必得，获得稳定供应、成本可控、性能可靠的算力将成为未来刚需。（图2-2: 汽车×AI用例地图）

## 业务流程

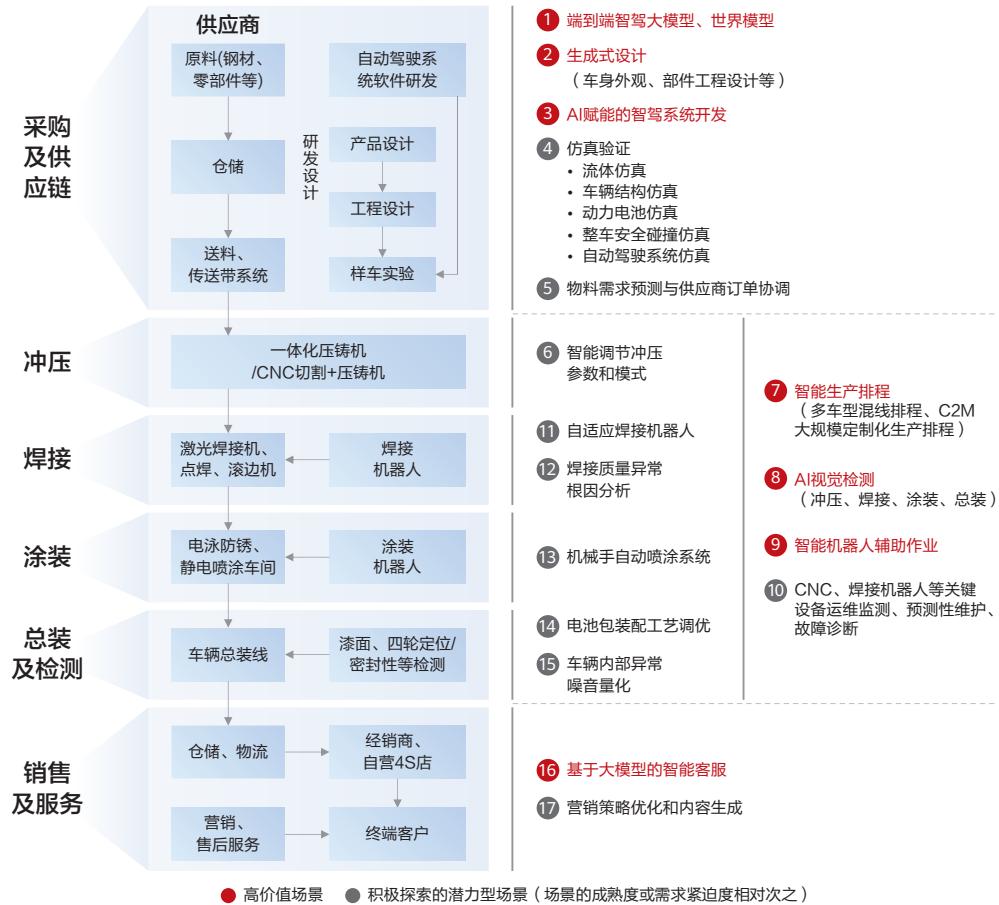


图2-2: 汽车×AI用例地图

- 定制生产普及：C2M模式<sup>15</sup>倒逼车企进行柔性产线改造，同一车型配置组合差异可达8千-1万种，供应链管理面临品类多、协同难、响应慢等问题，难以支持大规模定制化的即时要求。

为了应对这些挑战，合理运用AI加速汽车研发设计、柔性生产与排程、加速数据采集和处理、开展精细化的用户营销与运营将是车企AI转型的重点方向。基于对汽车制造全流程环节的梳理，我们识别了17个AI用例。其中，建议车企可以重点关注端到端智驾大模型、世界模型、AI赋能智驾系统研发、生成式设计、智能生产排程、AI视觉检测等高价值场景。

<sup>15</sup> Consumer-to-Manufacturer（消费者到制造商）

## 案例-端到端大模型：乾崑智驾ADS3.0 端到端模型助力智驾迈上新台阶

端到端智驾大模型将传感器、感知、决策规划、控制、执行器等多个模块统一为一个端到端的神经网络，有助于实现全局最优。相比传统的模块化架构，端到端模型的神经网络可以实现从规则驱动转变为数据驱动。

- **端到端：**采用数据驱动方式，通过单一神经网络实现从“视觉输入、控制输出”的全流程处理。该技术具有更强的泛化性，尤其是长尾场景下可以接近人类司机表现，通过数据驱动替代硬件堆料和人海战术；同时架构更简洁，代码高度整合，模块开发维护

成本较低。然而，该技术也面临着挑战，包括对数据和算力的高要求，依赖大量标注数据训练模型，存在高质量数据和训练算力壁垒；同时可解释性相对较弱，存在黑盒问题，追溯原因较困难；

- **模块化：**采用规则驱动，每个模块负责特定问题，独立开发和训练。该技术的优势是可解释、可验证、易调试。然而该技术的应用存在局限性，包括泛化性不足，即只能通过事先定义的有限规则处理有限场景，高度依赖验证数据。同时存在信息易损耗问题，模块间交互需要定义接口，难以传递全量信息，可能导致系统误差被放大。（图2-3: 端到端大模型的实现与特点）

### 端到端大模型有助于实现全局最优解，实现从规则驱动到数据驱动的转变

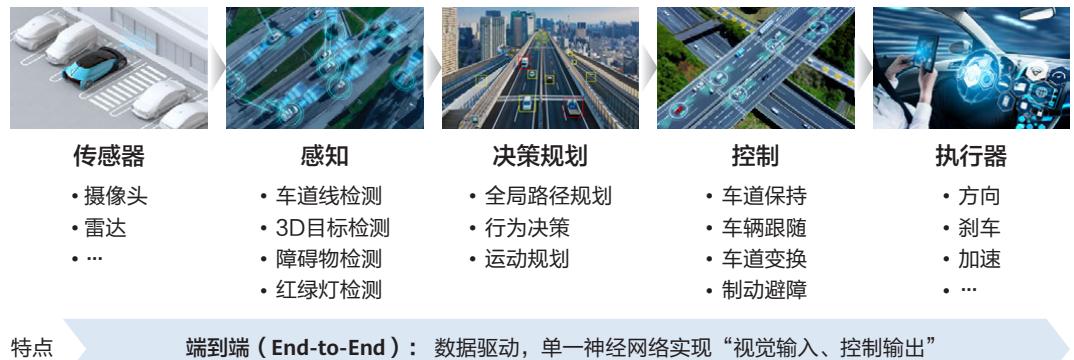


图2-3: 端到端大模型的实现与特点

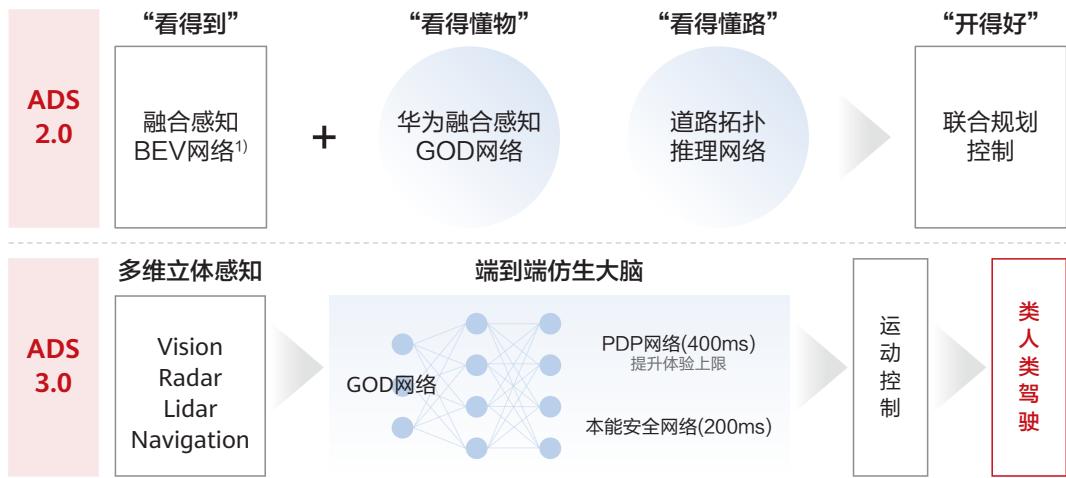
作为端到端模型的典型案例，乾崑智驾ADS3.0端到端模型通过GOD<sup>16</sup>+PDP<sup>17</sup>+本能安全网络构建汽车“仿生大脑”，让汽车获得类人体验上限。ADS3.0突破传统架构瓶颈，拥有更低系统时延、更强泛化能力和更简洁的架构，可以实现：

- 在“全国都能开”基础上，实现“有路就能开”；
- 上车就能用：一个车位智驾到另一个车位的物理端到端；

<sup>16</sup> GOD: General Obstacle Detection (通用障碍物识别)

<sup>17</sup> PDP: Prediction, Decision-making and Planning (预测决策规控)

- 起步就能开：路边启停、目的地随时变更、自主过闸机、环岛通行无忧等能力。（图2-4：华为乾坤智驾ADS2.0、3.0对比）



<sup>1)</sup> Bird's Eye View, 鸟瞰图

图2-4: 华为乾坤智驾ADS2.0、3.0对比

### 案例-世界模型：视频生成、空间智能、物理引擎相互融合

多模态理解与生成是世界模型的基础，从不同应用场景会演化出不同技术路线，且随着技术发展呈现融合趋势。世界模型源于人类自然形成的世界心智模型，主要涵盖感知、预测、行为。目前世界模型的构建有物理引擎、空间智能、视频生成三条技术路线：

- 物理引擎可模拟真实世界里的物理定律，像牛顿运动定律、摩擦力、重力等，以此计算物体运动状态，优势是能理解和体现物理规律，缺点是缺乏创造性；
- 空间智能指机器在三维空间和时间中以三维方式感知、推理与行动的能力，优点是具备3D一致性，然而动态性不足；
- 视频生成依靠文/图/视频生成视频的方式，对世界进行生成与预测，长处是有动态性和创造性，不过3D一致性欠佳。（图2-5: 世界模型的技术路线）



图2-5: 世界模型的技术路线

目前业界已有Marble、Cosmos、Genesis、WonderWorld、Genie、Sora等相关成果，多项工作瞄准构建世界模型，但目前仅展现出部分能力，离完整的世界模型还存在差距。

世界模型可结合视频生成、空间生成、智驾仿真等，利用2D感知、3D感知、仿真信息等要素，助力智驾场景发展。例如，华为通过4D STCG<sup>18</sup>生成4D驾驶场景，并与仿真器联动开展HIL<sup>19</sup>仿真，以此模拟不同驾驶场景和行为。具体流程为：首先提供Prompt输入“车辆停在十字路口，交通灯为绿灯，车辆待对向车道上的车辆停止后启动，向左变道经过十字路口，随后车辆加速”的环境描述，结合标注真值库（包含对象几何关系bbox<sup>20</sup>等）、仿真编辑器（涉及BEV<sup>21</sup>道路结构）以及轨迹，作为4D STCG的控制条件。接着，依据这些控制条件生成场景视频，再将视频转换为4D空间。之后，利用驾驶硬件模拟器，结合生成的4D空间进行场景推演，并与仿真器联动开展HIL仿真，可模拟出急制动、旁车加速、旁车切出、主车加速、主车减速、

<sup>18</sup> STCG: Spatial-Temporal Controlled Generation

<sup>19</sup> HIL: Hardware-in-the-Loop

<sup>20</sup> bbox: Bound Box

<sup>21</sup> BEV: Bird's Eye View

左变道等不同驾驶行为。最后，根据不同驾驶行为的模拟结果，将智驾模型进行实车部署。  
(图2-6: 华为世界模型应用案例)



图2-6: 华为世界模型应用案例

### 案例-自动驾驶矿卡：全球首例无人驾驶矿卡大规模常态化生产运营

在自动驾驶领域，徐工集团与华能伊敏矿携手，落地了全球首例无人驾驶矿卡大规模常态化生产运营项目，综合运输效能达到人工效率的120%，实现了本质安全。

矿山作业面临诸多痛点与挑战：

- 作业工况恶劣：大风扬尘、雨雪冰冻以及-40℃极寒气候常见，运输道路多为非铺装软岩坑洼泥泞湿滑土路，运输道及作业面频繁变化；
- 作业流程复杂，涵盖装载、运输、卸载、运土修路、卸土起坡、充电/换电等全无人运输作业，且装载位及卸载位每次都不同；
- 车辆控制难度高，矿卡自重45吨、载重130吨，尺寸为10m\*4m\*4.5m，需保障在复杂工况下安全行驶，停靠精度要达到厘米级。

针对这些情况，项目采用车-网-云协同方案，实现全工况全天候安全高效无人驾驶运输。

- “智能的云”：通过“上帝视角”进一步提升安全和效率，能进行全局车队调度，避免路径冲突，提升作业效率与系统整体安全性；工作面业务地图可分钟级刷新，作业位自动众包更新也能提升作业效率；还能实现车辆状态的可视、可管，故障快速恢复以及作业数据统计分析。
- “聪明的车”：具备灵活适应各种复杂行驶环境的能力，搭载全冗余、高精度实时融合感知系统，应对复杂工况和恶劣天气；借助多源融合定位系统，在复杂环境下实现实时精准定位；通过数据驱动的智能规控系统，达成高精度轨迹跟踪控制及作业控制，运用LiDAR、Radar、Camera等技术进行感知、定位、规划与控制。



取得的显著效果是：100台取消驾驶室的无人电动矿卡实现常态化生产运营。连续安全稳定运行累计运行35万公里，完成剥离量260万m<sup>3</sup>，单班设备出动率90%以上，有效作业时间21-22小时/天。运营成本大幅降低，人员成本节约2720万元/年，单位剥离成本降低13.3%，年剥离费用节省2450万元，还减少碳排放4.8万吨/年。

### 案例-生成式设计：丰田研究所推出汽车外观生成式设计AI工具

丰田研究所推出生成式AI工具，快速生成符合工程设计约束的汽车外形草图，提升创意灵感和缩短研发时间为汽车外观设计带来革命性变化。（图2-7：丰田研究所打造的汽车外形生成式设计AI工具）

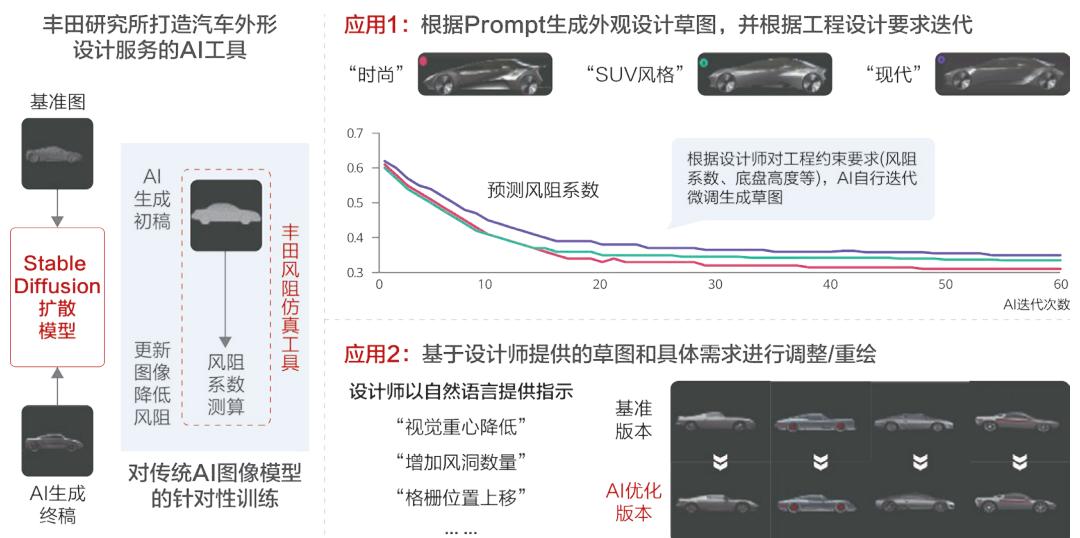


图2-7：丰田研究所打造的汽车外形生成式设计AI工具

汽车行业竞争加剧，产品加速迭代，对研发周期和创新提出挑战。丰田研究所研发汽车外形设计服务的AI工具，将自身工程设计经验用于扩散模型的训练，能快速生成汽车外观草图，同时对风阻等工程设计约束进行有效控制。初步实现以下应用：

- AI工具可以根据Prompt生成外观设计草图，并根据设计师对工程约束要求（例如风阻系数、底盘高度等），自行迭代微调生成最终草图，兼顾外观和工程要求；
- 基于设计师提供的草图和以自然语言指示的具体需求，例如“视觉重心降低”、“增加风洞数量”、“格栅位置上移”等，该工具可以对设计基准版本进行优化，帮助设计师激发产品设计灵感、缩短整体研发时间、协助规避设计漏洞。

### 案例-汽车开发测试：广汽基于Agent+领域知识，赋能流程自动化智能化

广汽集团运用AI Agent，融合企业专有知识，提升代码开发、测试效率及知识检索等关键领域的效能，进而缩短产品开发时间、降低研发成本。

当前汽车研发面临迭代加快，新能源汽车软件开发面临工作量倍增的挑战：

- 软件代码开发：人工分析需求、编写代码、调试测试，开发效率和质量不稳定；

- 测试用例开发：人工分析文档并手动编写用例，耗时且易遗漏；
- 知识检索：人工检索信息耗时，还无法快速整合舆情数据与历史DFMEA<sup>22</sup>等跨领域信息，且模型无法识别用户身份。

对此，广汽集团采用基于Agent+领域知识的方案，赋能流程自动化智能化：

- 在需求理解环节，能对复杂命令逐部分拆解并解释作用，比如解答“这段Shell代码是什么意思”；
- 软件开发时，结合RAG<sup>23</sup>以及大语言模型实现自动代码补全；
- 测试用例生成过程中，Agent调用企业知识库，通过Prompt让大模型智能读取和分析产品功能设计文档，自动生成测试用例和测试数据，还能自动执行测试脚本。

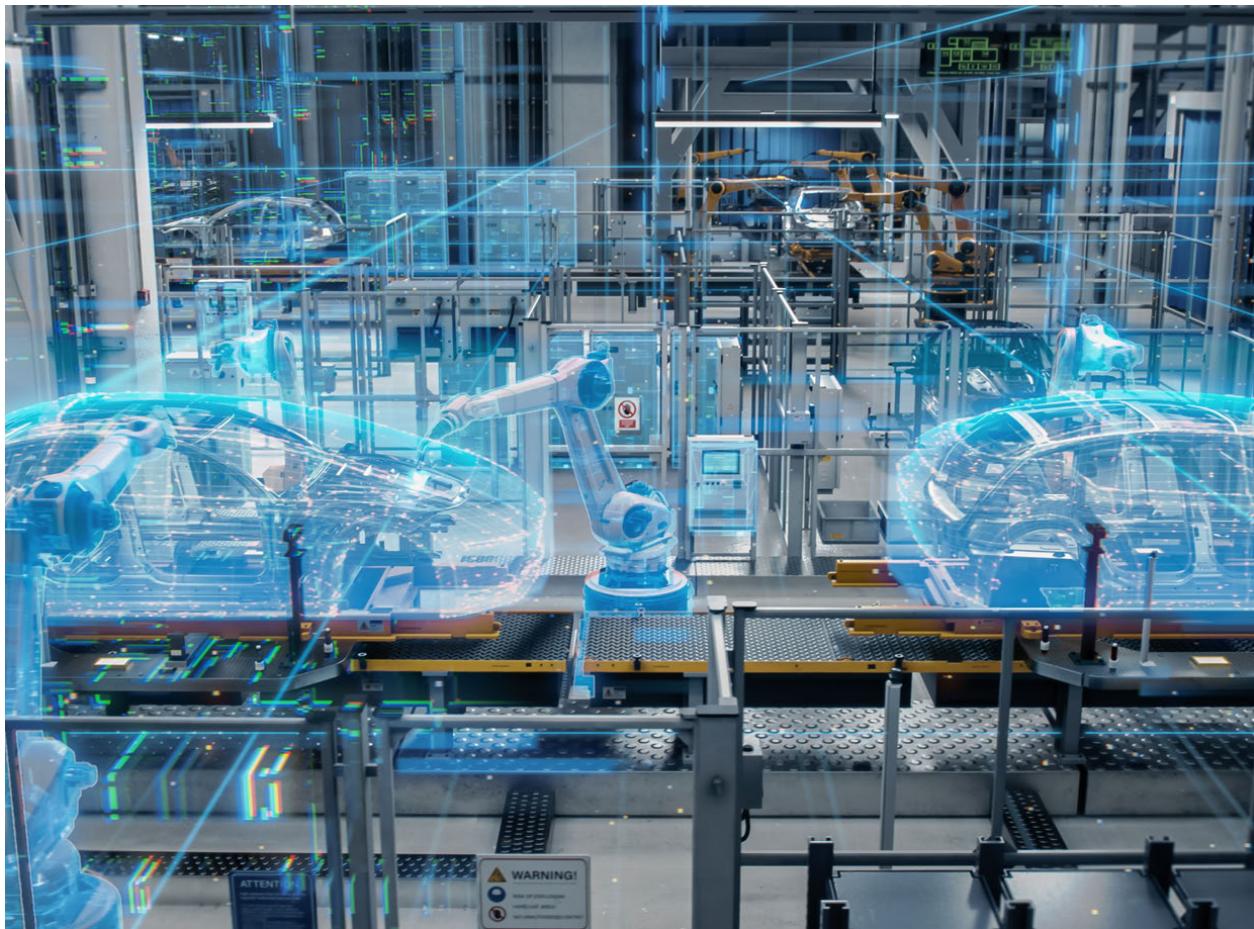
实施该方案后成效显著，研发模式从“人工主导”转向“人机协同”，实现操作简化到效率跃升的全方位革新。通过自动化代码生成、自动测试及研发知识问答，大幅缩短产品开发周期，代码质量提升20%，测试用例开发时间缩短90%，资料检索效率提升3倍。同时，借助Agent模式的智能纠错与多源数据协同，重构研发作业流程，推动研发流程向高效、低错、智能化演进。

此外，大模型在赋能数据标注、生产排程与营销服务等方面也展现出巨大潜力。例如：

- 特斯拉基于大模型开发自动数据标注、道路场景三维重建系统，加速智

<sup>22</sup> DFMEA: Design Failure Mode and Effects Analysis (设计失效模式及后果分析)

<sup>23</sup> RAG: Retrieval-Augmented Generation (检索增强生成)



驾系统训练。该系统通过运用测试车队和影子模式的行驶视频对云端大模型进行训练，再驱动该模型自动分割语义、估算视觉深度、匹配多帧之间特点，通过NeRF、SLAM<sup>24</sup>等算法重建三维场景用于智驾算法训练。相比传统人工标注，效率提升显著。

- 宝马与MIT、Zapata.AI合作开发生产排程大模型，用于生成更优的排班配置。该模型通过输入其他企业用于优化运营的各类算法（模拟退火、遗传算法、并行退火等）和大量生成的解决方案，系统能够在“学习”什么是

好的方案后，基于宝马生产机理生成最佳生产排班方案，最小化每个车间的闲置时间。实际应用中，该模型表现持平或优于传统算法71%，节省运营成本数百万美元。

- 起亚汽车在Facebook平台上线智能聊天机器人Kian，提供类人化服务。聊天机器人可以打通本地经销商数据，为用户提供车辆基本信息、估算金融成本、汇总优惠活动、竞品分析、预约试驾等服务，相比官网的转化率提升3倍。

<sup>24</sup> NeRF: Neural Radiance Fields (神经辐射场)；SLAM: Simultaneous Localization And Mapping (即时定位与地图构建)

## 2.2 半导体行业AI应用场景

半导体行业拥有前沿的算法和相对成熟的数据集，AI应用潜力机会多，产业生态在政策支持下快速发展壮大。

- 在应用水平方面，半导体行业是AI应用的率先探索者。预计到2030年，超过70%的半导体产品将由生成式AI赋能<sup>25</sup>。视觉识别、数据建模与优化类应用已有成功案例，如机器视觉质检、芯片仿真、良率因素分析等；同时，基于大模型的推理和决策应用也在加速探索中，包括RTL<sup>26</sup>代码生成、测试向量生成、知识问答等。目前市场上已涌现出半导体领域的大模型，例如英伟达开发的ChipNeMo大语言模型、Aitomatic开发的SemiKong大语言模型；
- 在产业生态方面，国内半导体智能制造厂商快速发展和追赶。以EDA<sup>27</sup>为例，国产EDA市场份额逐步提升，本土EDA厂商合计占比由2020年的仅约6%提升至2022年的11%<sup>28</sup>，其中华大九天、概伦电子、广力微等主要国产厂商获得了更多市场认可；
- 在技术方面，前沿AI算法成熟，公开数据集丰富。例如，光刻机光学邻近校正算法采用两层神经网络、卷积神经网络实现光刻图案模拟，基于迁移

学习+K-Medoids聚类技术减少了3-10倍训练所需数据量，可以实现光刻胶模型快速仿真。此外，数据集已覆盖EDA设计、生产、制造缺陷等多领域，例如，北京大学AI for EDA开源数据集，包含10,000+实际芯片工艺PDK<sup>29</sup>数据，覆盖28nm工艺，未来将增加14nm工艺；支持绕线拥塞、设计规则违例和电压降三项预测。

同时，半导体行业也面临研发周期长、高端人才短缺、良率不足、网络攻击等现实挑战。

- 芯片研发周期长：芯片功能设计、物理设计（布局、布线、版图、设计规则检查等）、验证流程复杂且耗时，全新芯片设计耗时1-3年以上，其中70%时间用于芯片验证和仿真阶段<sup>30</sup>；
- 技术能力和人才短缺：芯片涉及复杂的物理、化学、材料和计算机科学知识，长时间的技术积累不可或缺，高端技术人才培养周期长、门槛高。数据显示，2024年中国半导体行业人才缺口达23万人，芯片设计和制造业人才缺口均为10万人<sup>31</sup>；
- 良率仍有提升空间：芯片制造过程涉及数百道工艺，每道工艺的微小偏差都会影响成品的良率，目前国内的高端制程在良品率方面仍存在明显差

<sup>25</sup> 新华网文章《全球半导体产业格局生变》

<sup>26</sup> RTL: Register Transfer Level（寄存器传输级）

<sup>27</sup> EDA: Electronic Design Automation（电子设计自动化）

<sup>28</sup> 赛迪智库调研数据

<sup>29</sup> PDK: Process Design Kit（工艺设计套件）

<sup>30</sup> 中国科学院微电子研究所文章《验证--当前SoC芯片设计难以承受之“重”》

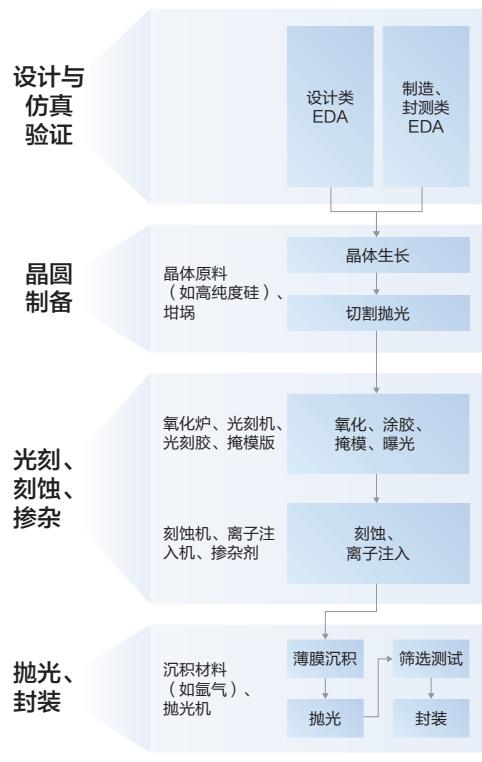
<sup>31</sup> 中国半导体行业协会调研数据

距。晶圆厂每提升1%的良率，每年利润可增长1.5亿美元<sup>32</sup>；以三星为例，4nm制程良率约75%，3nm制程良率在60%-65%之间<sup>33</sup>；

- 网络攻击威胁：半导体行业整体产值高，掌握大量敏感数据，极易成为黑客攻击对象。数据显示，88%的半导体企业已经被勒索软件或关键恶意IP定向针对，94%的半导体公司遭遇过攻击<sup>34</sup>。

针对这些挑战，运用AI加速芯片研发与验证，帮助提升良率是未来发展方向。基于对半导体价值链环节的梳理，我们识别了覆盖设计与仿真验证、晶圆制备、光刻刻蚀掺杂、抛光封装四大阶段的7个AI用例，其中建议半导体企业可以重点关注AI辅助芯片设计、AI辅助制造工艺优化、质量问题根因分析等高价值场景。（图2-8: 半导体×AI用例地图）

## 业务流程



## 典型AI用例

### ① AI辅助芯片设计

- 芯片架构和设计知识问答
- 基于大模型的RTL<sup>1</sup>代码自动生成
- 芯片设计错误检查：设计规则（DRC）、寄生参数提取（PEX）<sup>2</sup>、可制造设计检查（DFM）

### ② AI辅助制造工艺优化

- 芯片功耗、性能、体积建模寻优
- 半导体器件建模寻优（如光刻建模）

### ③ 材料研发和性能预测

- 基于AI的光刻胶材料研发、晶体材料生长模拟等

### ④ 质量问题根因分析（Root Cause Analysis）

- 在第n步检测出问题，在前面n-i步收集的数据快速定位良率问题的来源（如制程窗口过窄、机器异常、非正确操作等）

### ⑤ 机器视觉检测和自动缺陷分类（ADC）<sup>3</sup>

- 晶圆质检：形貌缺陷（Topography）、污染物（Contamination）、晶体缺陷（Crystal Defect）等
- 光刻掩膜缺陷检测
- 探针卡磨损检测

### ⑥ 光学邻近矫正OPC<sup>4</sup>

- 对掩模版上的图形进行修正，通过改变掩模版来补偿成像

### ⑦ 光刻热点（hotspot）检测

- 识别可能影响芯片性能的潜在问题区域，如局部不规则、变形或缺陷

● 高价值场景 ● 积极探索的潜力型场景（场景的成熟度或需求紧迫度相对次之）

<sup>1</sup> RTL: Register Transfer Level（寄存器传输级），用于对数字电路在较高抽象层次上进行功能描述；

<sup>2</sup> DRC: 晶体管的最小尺寸、不同层最小间距、最小线宽等几何参数限制检查；PEX: 寄生电容、电阻、电感等对芯片的性能产生重要影响的参数计算；

<sup>3</sup> ADC: Automatic Defect Classification

<sup>4</sup> OPC: Optical Proximity Correction

图2-8: 半导体×AI用例地图

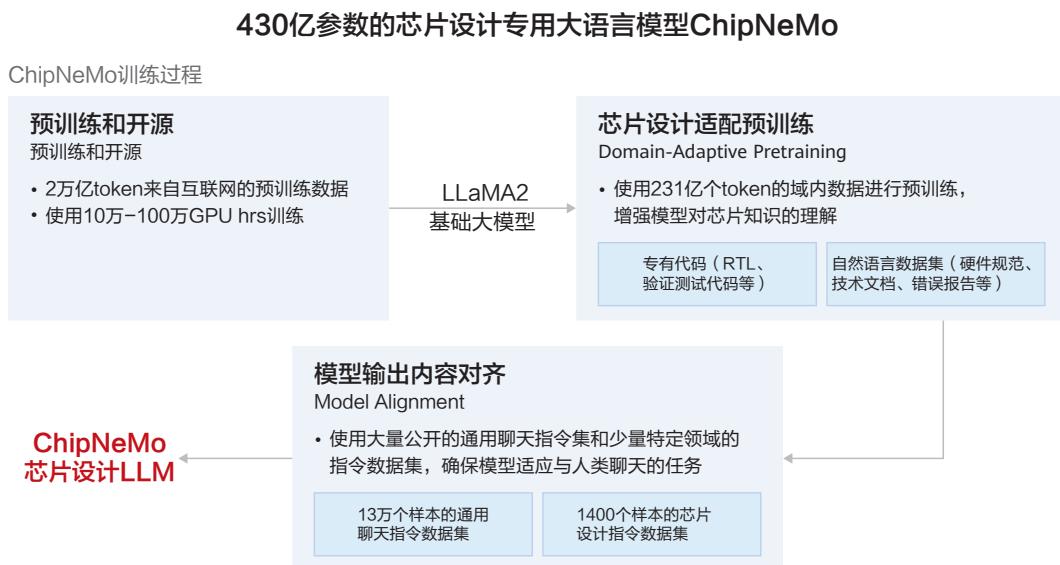
<sup>32</sup> granitefirm文章《Yield rate comparison of SMIC, Rapidus, TSMC, Samsung, Intel's advanced process》

<sup>33</sup> 《Samsung Foundry》行业分析报告

<sup>34</sup> BlueVoyant 《Semiconductors, the Supply Chain & Cyber Security 2021》

## 案例-芯片设计大模型：英伟达芯片设计专用大语言模型ChipNeMo

应对芯片领域的复杂专业知识，英伟达基于Meta的开源大模型开展芯片设计知识的适配预训练，帮助设计工程师提高效率。该模型基于Meta开源的LLaMA2基础大模型进行适配预训练（Domain-Adaptive Pretraining），使用231亿个token的域内数据进行预训练，从而增强模型对芯片知识的理解。进一步，该模型使用大量公开的通用聊天指令集和少量特定领域的指令数据集，确保模型适应与人类聊天的任务<sup>35</sup>。（图2-9: ChipNeMo训练过程）



ChipNeMo在多个应用场景中展现出优异性能：

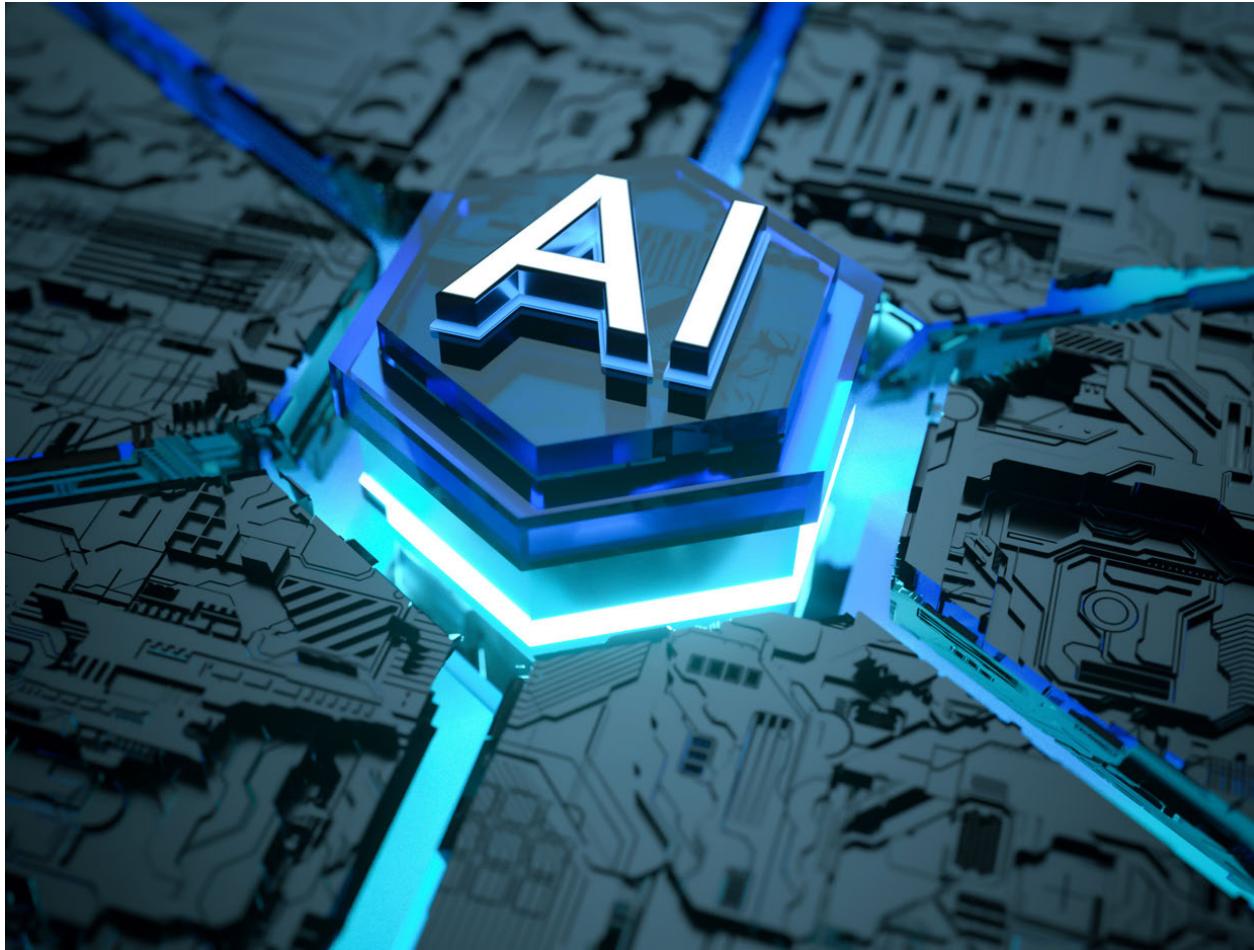
- **工程助理聊天机器人：**能够回答工程师GPU/ASIC内部架构、设计、验证等问题。在芯片设计问答能力标准测试中，ChipNeMo较LLaMA2得分领先46%；
- **EDA脚本生成：**该模型基于Python和Tcl仿真编程语言，帮助工程师生成EDA脚本和流程，其生成的简单EDA脚本正确率超过70%；
- **错误报告总结和分析：**该模型可以针

对研发过程中的错误报告（如芯片电压过低）进行问题描述、判断技术根源并提出处理建议。

此外，AI在赋能芯片设计与RCA方面也有应用前景。

**AI × 芯片设计：Synopsys**在EDA产品Synopsys.ai中集成DSO.ai（芯片空间优化AI），实现PPA优化（芯片性能、功耗和面积）。首先，由开发者输入优化目标、优化空间、可用计算资源以及设计基线流程等模型工作的前置参数；基于强化学习，模型按照预设优化空间从零开始设计芯片布局布

<sup>35</sup> 英伟达论文《ChipNeMo: Domain-Adapted LLMs for Chip Design》



线，并根据优化指标设定奖励进行迭代，在功耗、性能、面积三大向量中探寻最优解；最后输出指标表现最优的是RTL及GDS<sup>36</sup>。该系统实际应用效果显著：意法半导体基于DSO.ai将实现PPA目标的效率提升3倍以上；SK海力士基于DSO.ai成功优化先进工艺裸晶芯片尺寸缩减达5%。

**AI × 良率根因分析（RCA）：**Intel基于机器学习算法开发芯片良率根因分析方案，在自有工厂中推广应用。芯片良率根因需挖掘数十亿个参数，无异于大海捞针，涉及缺陷特征、在制品排队时间（QTimes）、制程

时间、晶圆槽间序、工具和设备日志等复杂因素。为应对这一挑战，Intel开发增强决策树、委员会方法<sup>37</sup>、特征选择和数据规则归纳等机器学习和数据处理算法，使模型可处理嘈杂、异构和非随机丢失的制造数据。该算法可以根据缺陷识别影响良率的潜在根因，在生产过程中实时监测晶圆缺陷，计算缺陷产生原因；还能在潜在缺陷显现之前，通过与历史生产趋势比对进行预测性分析。在推行这一方案后，Intel的潜在根因寻找速度降低至几分钟，相比传统人工耗时数小时至数天的情况大幅改善。

<sup>36</sup> GDS: Grapgic Data System（图形数据系统），是RTL基础上转化的具体物理版图，包含了芯片上各种几何图形的信息，如晶体管、导线、通孔等的形状、位置和尺寸

<sup>37</sup> 委员会方法：committee method，多个不同的机器学习模型同时运行，综合各模型的预测结果进行最终决策

## 2.3 机械装备行业AI应用场景

机械装备行业庞大、类别众多，正积极推动AI转型。

- 在应用水平方面，机械装备行业整体积极拥抱AI，90%+国内先进装备制造工厂已经应用了人工智能、数字孪生等技术<sup>38</sup>；
- 在产业生态方面，国家积极培育智能制造产业生态，国内目前已涌现10+个具身智能大模型，包括华为盘古、有鹿具身智能大模型、北京大学具身大模型ManipLLM等；
- 在技术方面，算力、数据、算法基础扎实，具身智能运控算法是攻坚方向。行业内机械装备数据采集丰富，数据集覆盖伺服系统模拟数据集、电机故障数据集、螺丝螺母等目标检测数据集等细分领域；具身智能相关运动算法也在加速开发中，典型的包括灵巧手抓取、步幅控制、速度控制等；头部企业积极部署算力，自用同时对外提供算力租用，为AI奠定了坚实的技术基础。

智能机器人是机械装备业“皇冠上的明珠”，与AI结合度高，也是AI探索的前沿领域。智能机器人有望在工业领域率先规模化落地，沿着工业到2B商用再到2C家用的发展路径，最终走向家庭服务。

工业生产中搬运、装配、分拣等标准执行类场景较多，将是智能机器人的落地试验田。其中，具身智能+数字孪生工厂极具落地潜力，数字孪生为具身智能提供3D环境数据，帮助其深入不同环境作业；具身智能的

全地形移动能力能将数据采集、实时监控范围拓展到工厂全场景，进而拓展数字孪生的应用边界。其中，离散制造因其具备大量标准化操作和稳定环境，对负载能力、操作精度要求、时延相对不严苛等特点，成为当下海内外机器人厂商的重点布局方向，为打磨具身智能技术提供了理想的试验场景：

- 汽车制造：车身外观检测、零件翻转、个性化零件组装、装配质量检测、零件搬运等场景；
- 3C制造：智能分拣、精密装配与操作、质量检测、电路检测等场景；
- 仓储物流：精准定位抓取货物、质量检测、搬运装卸、应急处理与异常检测等场景。

2B商用机器人以商业服务和极端作业为主，智能机器人具有安全和效率优势。商用机器人在迎宾接待、导览讲解、娱乐教育等商业场景，以及搜救、排爆等高危特殊场景中应用日益广泛，具有安全和效率的优势。2C家用机器人面临的非标、非结构化场景多，落地难度大，但空间潜力巨大——在人机互动、家政管理、养老服务、情感陪伴等居家场景中具有广阔发展前景。

然而，机械装备行业仍面临着在硬件结构设计、设备运维、质量管理等方面的挑战。

- 硬件结构设计复杂：以人形机器人为例，其关节数量远超普通工业机器人，在模仿人体力学结构同时需要保证灵活运动。而中小企业普遍缺乏知识工程能力和经验，设计水平待提升；

<sup>38</sup> 先进工厂指421家国家级示范工厂以及万余家省级数字化车间和智能工厂，参考国务院国有资产监督管理委员会文章《开拓智能制造更广阔空间》

- 设备运维难度大：国内重点工业互联网平台工业设备连接总数约8000万台，核心工业设备机床+机器人增量为70万台<sup>39</sup>，设备运维需求大、复杂度高；
- 质量一致性和追溯难：行业内质量检测普遍依赖人工，一致性差，且容易导致质量偏差、售后成本增加。由于从原材料到加工再到装配记录，质量数据分散导致追溯效率较低，查询单次质量异常需要数个小时；
- 混线生产调度复杂：典型机械加工厂需

处理数百种零件、数十台机床的协同生产，订单插单率高。人工排产可能导致设备待机，严重降低了生产效率。

针对这些挑战，运用AI支撑数据合成、运控算法优化以及硬件结构设计等方向具有潜力。通过分析梳理机械装备全价值链，我们识别了27个AI用例，建议企业可以重点关注AI辅助设计、采购计划优化、工业代码生成、智能生产排程、AI质检、预测性维护、具身智能等高价值场景。（图2-10：机械装备×AI用例地图）

## 业务流程

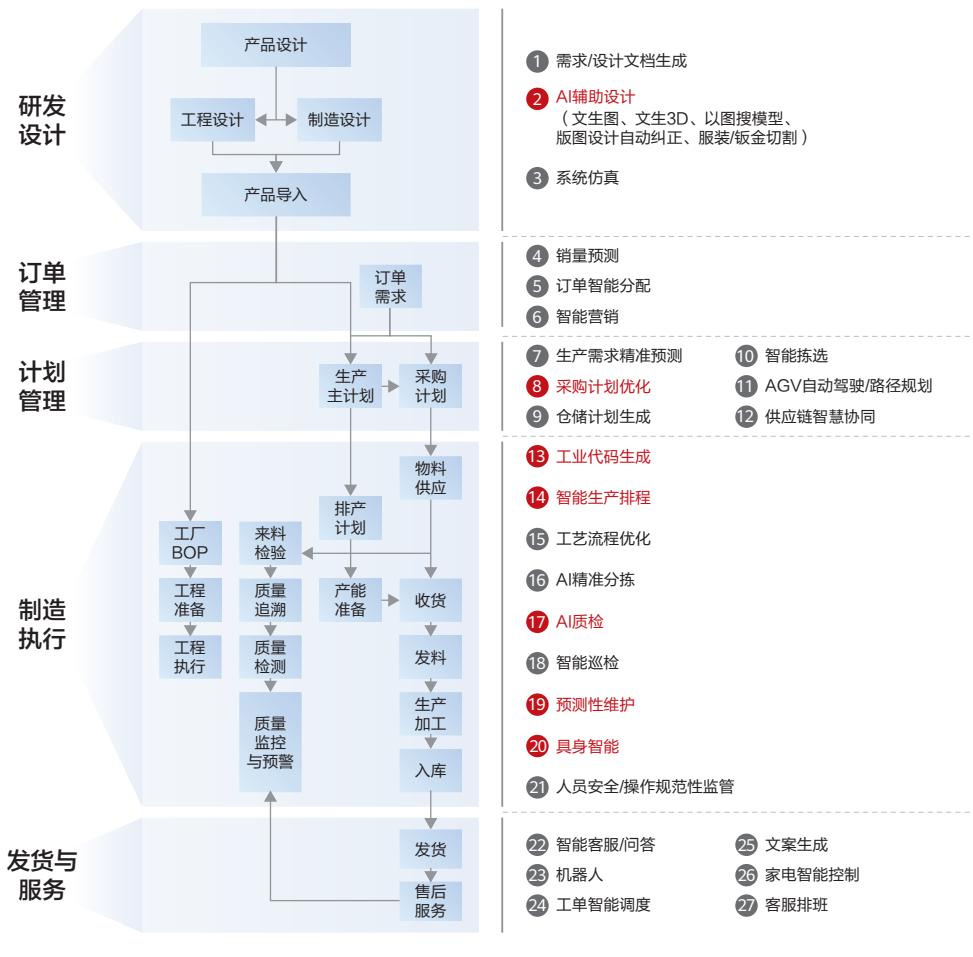


图2-10: 机械装备×AI用例地图

<sup>39</sup> 中国日报网数据

## 案例-智能机器人：华为CloudRobo具身智能平台

在生产制造领域，智能机器人正逐渐成为新的工厂员工，华为CloudRobo具身智能平台依托端云协同模式，助力智能机器人为生产制造提质增效。

华为CloudRobo具身智能平台涵盖具身规划大模型、具身执行大模型、具身世界大模型以及具身工具链。该平台支持移动底盘、协作臂/工业臂、复合机器人、四足机器人、人形机器人等多种机器人类型，通过端云协同的方式，实现智能控制器的部署与数据回流。在具身感知层面，依靠本体、小脑实现实时感知与认知；具身规划由大脑负责，对未来动作进行判断和规划；具身执行则通过本体、小脑完成动作执行。

同时，华为云具身智能产业创新中心在多个生产场景发挥作用。例如，全自动分拣码垛场景下，装配线原料可支持无码独立件；智能磨抛场景能够让已有产线快速支持新产品打磨抛光；柔性物流可实现物流流转支持产线工艺、工序变更；智能巡检能在原运输机器人的动线上新增机器人，助力生产巡检工作。（图2-11: 华为CloudRobo具身智能平台）



图2-11: 华为CloudRobo具身智能平台

## 案例-环境感知、建模与导航：谷歌与伯克利大学基于大模型的机器人自主导航

传统机器人语言导航面临着泛化能力不足，难以用于非结构化环境的挑战。一方面，数据集建设成本高，往往需要超百万参数的注释数据集，包含图像、文本指令和导航轨迹等多模态信息，需要较高的时间与资金投入；另一方面，场景泛化能力较弱，需要为每个环境（如房屋内部、工厂内部等）单独建设数据集，大大增加了开发和应用的复杂度。

谷歌与伯克利大学基于LLM（大语言模型）、VNM（视觉导航模型）、VLM（视觉语言模型）三类模型的协同，让智能机器人准确理解自然语言指令并进行自主导航，为机器人在复杂环境中的智能移动提供了创新解决方案<sup>40</sup>。该方案可以简化理解为四步流程：首先，机器人先基于VNM模型遍历环境，也就是机器人在实际环境中先走一遍，就可以建立环境拓扑图；接着基于LLM模型，机器人可以理解人类自然语言指令，将语言中提到的文本解析为一系列地标；再到VLM模型，机器人根据地标文本信息，可以再将文本和图像联系起来，在图像中解析出地标；最后，再次调用VNM规划出最佳路径，完成导航任务。（图2-12：谷歌与伯克利大学基于LLM、VLM、VNM优化智能机器人的方案）

### 谷歌+伯克利大学LM-Nav方案：LLM+VLM+VNM，实现环境建模与导航

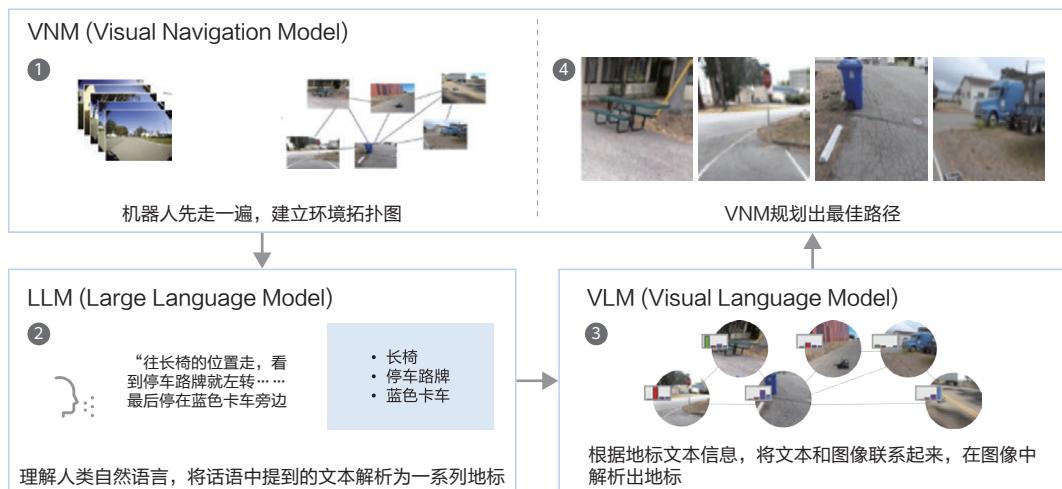


图2-12：谷歌与伯克利大学基于LLM、VLM、VNM优化智能机器人的方案

该技术的应用显著提升了机器人导航的准确性和适应性。相比传统方案，LM-Nav无需大规模标注数据集，泛化性更强。这一点也得到了验证：在智能机器人的20次导航实验中，85%的实验都取得了成功；在总长度超过6公里的多种环境测试中，该机器人也展示了对未见过环境的适应能力。可见，这一技术将适应相对长距离的工作和实际的场景应用，能够应用于最后一公里交付和仓库厂房检查等复杂任务。

此外，AI在机械产品的设计、排产与调度等领域也具有应用潜力。例如，在AI产品辅助设计方面：

- 基于LLM+知识库的造型设计：华为基于NLP模型，实现对汽车造型设计规范文档的自动化解析、知识抽取与领域知识库构建。依托该知识库与最新汽车数据，模型能精准识别和理解设计意图，支持AI辅助的一键式智能造型设计功能；

<sup>40</sup> 谷歌、伯克利大学论文《LM-Nav: Robotic Navigation with Large Pre-Trained Models of Language, Vision, and Action》

- 基于LLM+知识库的设计审查：华为与香港中文大学联合打造PCB智能设计与审查工具。依托电子元器件模型库、电路CBB模块库和电路知识库，通过NLP及电路检索功能生成审查代码，辅助工程师进行原理图检查与审查，还能辅助生成PCB布局布线，使设计效率提升20%。

在AI辅助工业代码生成方面：

- LLM+知识库+工业软件：粤港澳大湾区国创中心+华为云+香港中文大学三方联合针对电子电路场景开展设计代码生成。利用LLM和多模态识别技术，提取器件手册关键信息，生成电子元器件symbol、封装和3D模型的建模代码，再调用电路编辑工具完成器件模型最终生成；
- LLM+PLC：ABB基于大模型实现简单控制代码生成，代码逻辑正确率达64%，执行成功率为39%，可准确生成计数器、定时器等标准算法，以及交通控制等控制代码，像前馈、压力控制等流程代码也能生成，且基于多轮对话可实现代码优化与错误修正。

在AI辅助排产与调度方面：

- LLM+工业数据图谱平台+云PLC：华为与华龙讯达基于强化学习实现焊接工艺的数学仿真与自动化编程。在某家电企业焊接机器人生产线应用后，换产时间从原本停产5天8人协同作业，大幅缩短至4小时；同时，基于LLM、工业数据图谱平台构建产线知识智能

- 体，使产线故障处置效率提升40%；
- 求解器/运筹学：华为和赛意联合打造智能排程系统，将生产计划建模成数学优化问题，全面考量多种生产约束和生产目标，运用运筹优化算法，能在分钟级输出满足要求的生产计划，推动家电企业生产决策从经验驱动升级为数据驱动和全局优化。

## 2.4 制药行业AI应用场景

医药研发与AI具有高亲和力，目前算法和生态取得显著突破，正处于AI加速渗透的关键阶段。

- 在应用水平方面，AI在药物研发中快速渗透，全球药企在研发阶段应用AI的比例已达68%<sup>41</sup>；中国的医药制造大模型加速落地，应用场景地覆盖药物研发、知识管理问答、编码助手、营销等超过10个领域，典型的如华为盘古药物分子大模型、之江实验室朱雀图大模型，水木分子多模态医药大模型BioMedGPT，等等；
- 在产业生态方面，国内三类AI制药玩家加速涌现。一是专注自主开发新药线研发或与大型药企合作承接药物筛选等服务工作的AI+Biotech厂商；二是对外提供研发服务，或对外授权技术早期管线<sup>42</sup>的AI+CRO厂商；三是主要提供软件工具服务的AI+SaaS厂商。然而，中国AI制药相比美国仍处于起

<sup>41</sup> 2023年数据，由Wellcome Trust研究机构统计

<sup>42</sup> 2024年6月数据，第一财经《未来产业系列白皮书 | AI制药篇》

步初期，例如美国拥有超过400家AI药企，而中国近百家<sup>43</sup>；

- 在技术方面，算法取得显著突破，但数据集是核心掣肘。虽然多种AI前沿算法已有落地应用，但数据集作为开展药物筛选、分子设计的基础，其质量的参差不齐限制了相关算法的发展。在算法方面，以DeepMind开源的结构预测模型AlphaFold 3为代表，该算法基于深度学习框架、生成对抗网络（GAN），能够预测靶点蛋白结构，为药物设计提供基础；数据集方面，DeepMind2022年公开蛋白质结构数据集包含了2亿个原子精度的蛋白质结构，基本覆盖人类所有已知蛋白质，显著地加速了药物研发、疾病病理、治疗方法的研究进程。

然而，制药行业也正面临着罕见病无药可医、管线研发难度大且费用高、临床试验患者难招募等挑战。

- 罕见病无药可医<sup>44</sup>：人类已知疾病超过10,000种，仅不足3,000种疾病拥有至少一种对应药物，全球罕见病患者总数高达3亿人<sup>45</sup>。仍有许多发病率较低的疾病，药企投入意愿度低，导致无药可用；

- 管线研发难：疾病的发病机制复杂，靶点识别难度大；从海量化合物中筛选具有成药性的候选药物的难度也较大，找到结构新颖、成药性好的化合物更是难上加难。数据显示，药物在临床前研究平均耗时3-6年，而在临床试验时被淘汰的比例高达90%<sup>46</sup>；
- 研发费用高：监管力度提升、靶点复杂化等因素使得药物研发成本长期居高不下，新药研发成本平均每9年翻一倍。目前新药研发平均研发周期长达10年以上，投入资金高达20亿美元，而全球Top20药企研发投入回报率仅为1.2%<sup>47</sup>；
- 试验患者招募难：临床试验患者入组流程有严格限制，患者招募效率低，严重影响临床试验进度。统计显示，I-III期临床试验平均耗时6-7年，其中90%的临床试验因无法招募足够数量患者而延期<sup>48</sup>。

上述挑战表明，运用AI加速药物开发、受试患者筛选，从而为制药企业节约时间与资金成本已成为行业发展的主要趋势。通过AI技术赋能药物研发设计、临床试验优化、智能生产制造、药物安全监测等关键环节将是制药企业数字化转型的核心方向。基于对制药产业全链条的深入分析，我们梳理了20

<sup>43</sup> 智药局调研数据

<sup>44</sup> 根据美国国立卫生研究院统计，患病率在1/1500的罕见病约为7000种，具有发病率低、病种多的特点

<sup>45</sup> 美国FDA测算数据

<sup>46</sup> 药融云研究数据

<sup>47</sup> 第一财经《未来产业系列白皮书 | AI制药篇》2022年数据

<sup>48</sup> MEDITADA研究数据

个AI用例，其中建议制药企业重点关注靶点识别模型、大模型辅助药物设计、基于大模型的知识库和文档助手、临床试验辅助等高价值场景。（图2-13: 制药×AI用例地图）

## 业务流程

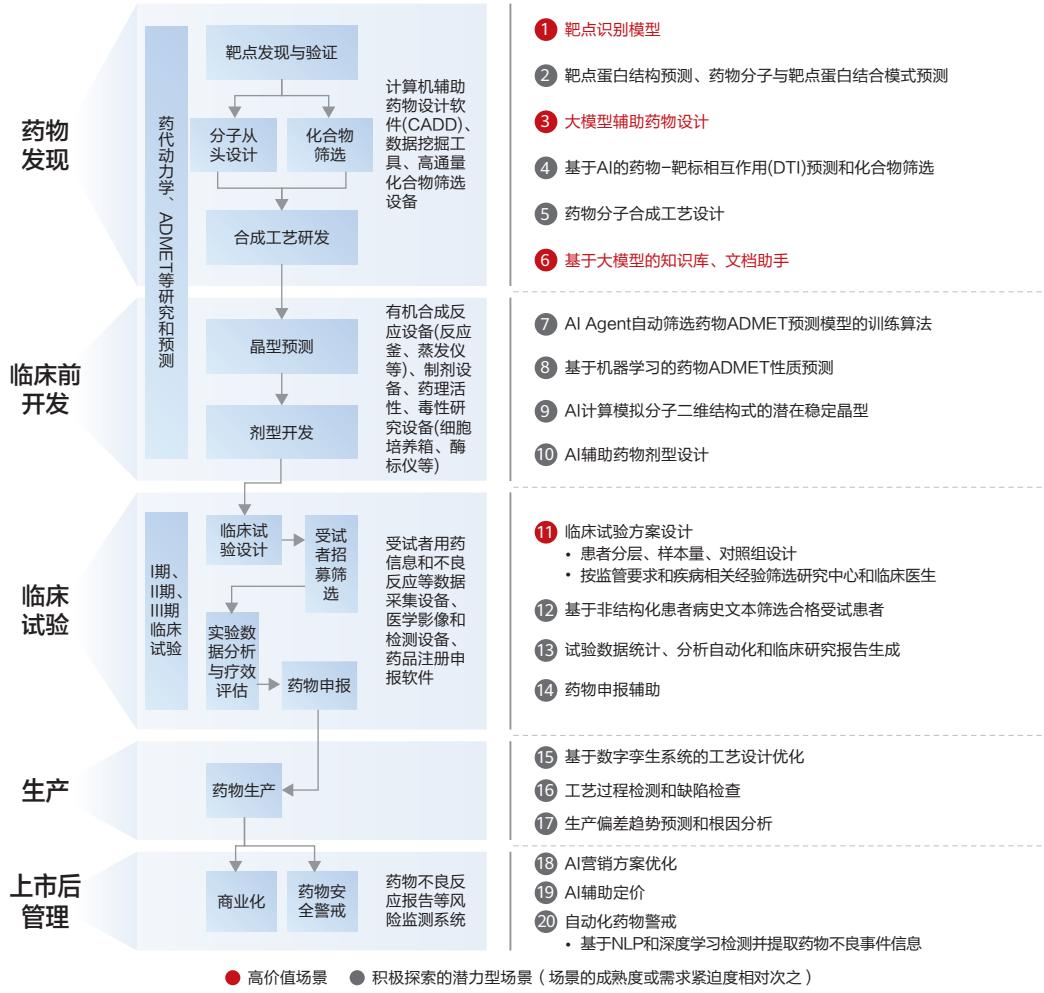
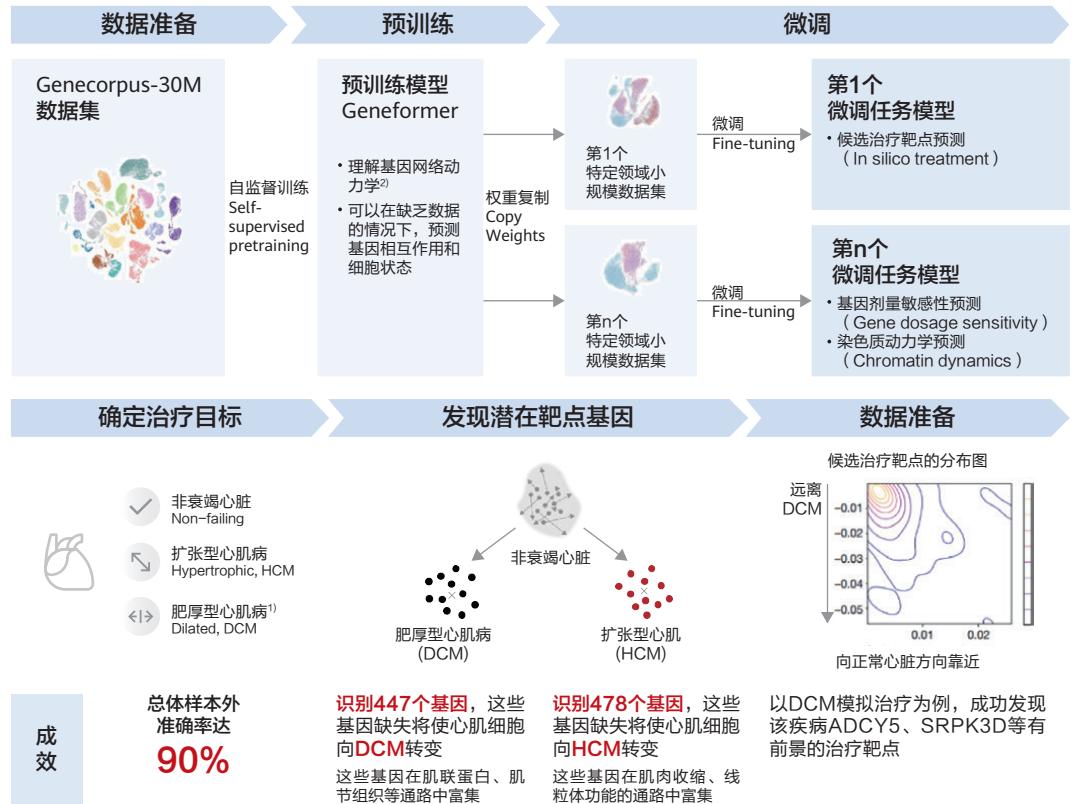


图2-13: 制药×AI用例地图

## 案例-靶点识别模型：美国丹娜法伯癌症研究院生物基因大模型Geneformer

美国丹娜法伯癌症研究院通过构建生物基因大模型Geneformer，为药物靶点识别提供了创新的AI解决方案，显著提升了候选治疗靶点的发现效率。该研究院构建生物基因大模型Geneformer，经微调后可用于加快发现疾病治疗的候选靶点。在数据准备阶段，该研究利用公开的数据生成一个基因表达数据集，包括来自脑部、肝脏、肺部等人体组织的大约3000万个单细胞转录组数据。随后，使用掩蔽学习目标（masked learning objective）完成模型预训练，预训练过程中，每个转录组15%的基因被掩蔽，模型经训练后可以使用根据剩余未掩蔽基因的上下文预测被掩蔽基因。最后，基于迁移学习对特定下游任务进行微调。迁移学习允许将预训练期间获得的基础知识转移到尚未训练模型的任务中，将预训练的权重复制到每个微调任务的模型中，添加微调层，并使用有限的数据对特定的每个下游任务进行微调。（图2-14: 生物基因大模型Geneformer）



<sup>1)</sup> 每个细胞DNA中的基因表达式通过转录转化为RNA，通过转录组，可以呈现出单个细胞中哪些基因在特定时刻处于活跃转录状态，进而反映了细胞的功能状态、发育阶段、对环境的响应等；  
<sup>2)</sup> 基因之间网络中的基因如何随时间改变其表达状态，以及这些变化如何影响细胞的功能、表型和行为

图2-14: 生物基因大模型Geneformer

以心肌病的靶点识别为例，Geneformer可以准确发现潜在靶点基因，并通过计算机模拟治疗方式精准筛选出候选治疗靶点。

- 在确定治疗目标阶段，经过模型微调，Geneformer能够识别三类心肌细胞，包括非衰竭心脏、扩张型心肌病（Hypertrophic, HCM）和肥厚型心肌病（Dilated, DCM），准确率达90%；
- 在发现潜在靶点基因阶段，该模型可以通过计算机模拟删除或激活各个基因，观测哪些基因会使正常心脏转向肥厚型或扩张型心肌病状态。该研究识别出447个基因，这些基因缺失将使心肌细胞向DCM转变，这些基因在肌

联蛋白、肌节组织等通路中富集；以及识别478个基因，这些基因缺失将使心肌细胞向HCM转变，这些基因在肌肉收缩、线粒体功能的通路中富集；

- 在筛选候选治疗靶点环节，该模型通过计算机模拟治疗分析，能够确定抑制或激活特定通路后是否会使细胞向非衰竭心脏状态转变，从而分析出候选治疗靶点。以DCM模拟治疗为例，该模型成功发现该疾病的ADCY5（Adenylate Cyclase 5，腺苷酸环化酶5）、SRPK3D（Serine/Arginine-Rich Protein Kinase 3，丝氨酸/精氨酸富集蛋白激酶3）等具有前景的治疗靶点<sup>49</sup>。

<sup>49</sup> 《Transfer learning enables predictions in network biology》，Nature

## 案例-大模型辅助药物设计：西安某医院运用盘古药物分子大模型

传统药物设计面临挑战，亟需提升效率——研发团队需要从上亿的小分子化合物中找到对目标靶点最有效的那个，并不断修改药物结构，来提高活性和成药性。每一次更新都意味着合成路线、药效评估试验等一系列方案需要重新设计和验证。这一传统模式不仅耗时巨大，而且面临着极高的试错成本。

基于华为云盘古药物分子大模型，西安某医院构建了系统化的AI辅助药物设计流程，极大加快了药物分子的筛选过程。该方案通过华为云AI辅助药物设计服务平台进行药物分子筛选，建立了从分子对接到活性与属性预测再到分子优化的完整技术链条。其显著的效果是，极大加快了药物分子的筛选过程，将先导药的研发周期从数年缩短至约一个月，并将研发成本降低了70%左右。作为具体成果，该模型成功研制出超级抗菌药肉桂酯菌素，并协助研发了世界上首次发现噬菌体编码靶向细菌类组蛋白HU的抑菌抑制剂，这一成果有望成为全球近40年来首个新靶点、新类别的抗生素。（图2-15: AI辅助药物设计全流程）

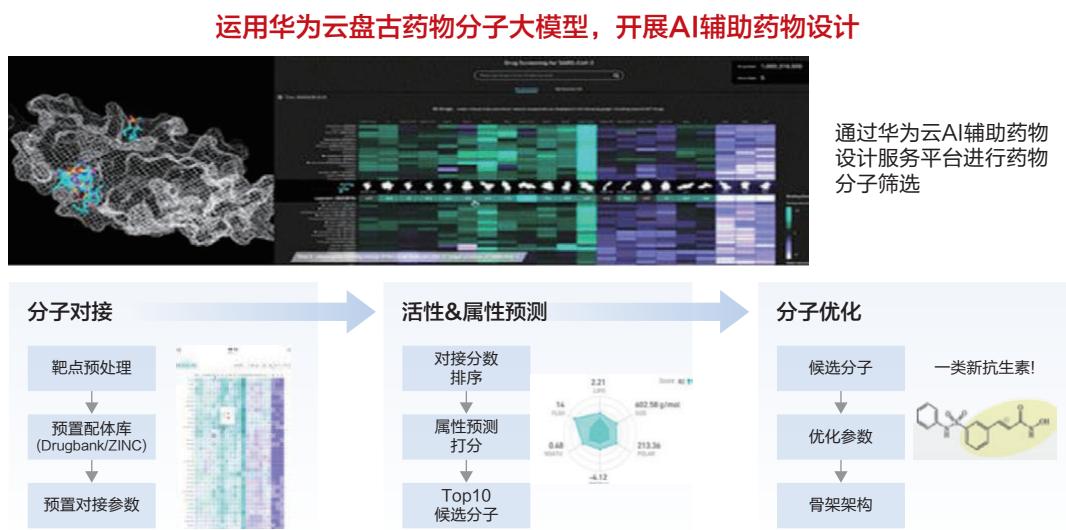


图2-15: AI辅助药物设计全流程

## 案例-大模型辅助医药知识问答：云南白药与华为合作研发雷公大模型

传统中医药企业在大模型落地过程中面临着多重技术瓶颈——中医药研发数据质量参差不齐、大模型增量训练易发生遗忘现象、传统模式难以支撑全产业链数据的深度挖掘、以及面对复杂知识与场景的处理能力不足，等等。

云南白药与华为合作研发雷公大模型，赋能中医药研发、辅助决策、知识科普场景，实现大模型在中医药领域的工程化落地。该方案主要有两个亮点：第一，雷公大模型学习千万级高质量中医药文献和百万级结构化处方、中医药物图谱，构建了向量知识库，成功提升了该模型的中医药疾病理解能力，从而能够提供精准药物推荐与治疗方案，为解答大众中医药疑问、提

升健康素养。第二，该方案结合华为盘古大模型提供的AI算力底座、平台和开发工具，提升数据质量，防止大模型增量训练遗忘现象，从而保证生成内容的准确性、减少幻觉问题，并进一步加速新药品、新疗法的研发进程。（图2-16: 雷公大模型工作环节拆解）

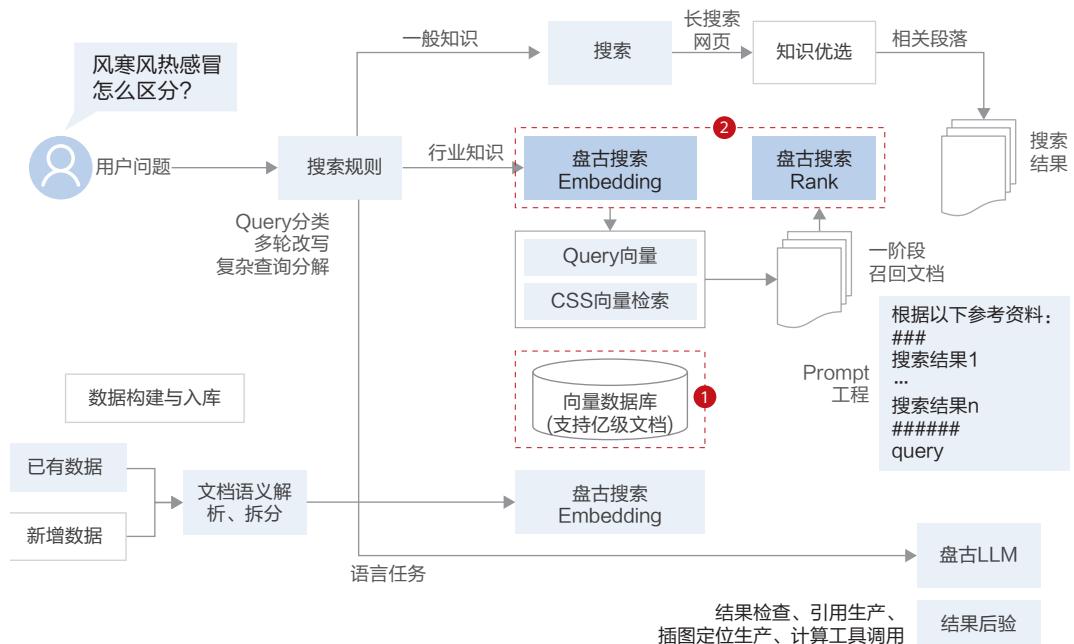


图2-16: 雷公大模型工作环节拆解

### 案例-大模型辅助临床试验：患者筛选、试验数据分析与报告生成

大模型在临床试验具有应用潜力，主要体现在患者筛选以及试验数据分析与报告生成两方面。

**大模型 × 患者筛选。**Highlands Oncology Group实施了自动化临床试验匹配系统，利用自然语言处理模型对电子病历进行结构化处理，实现大规模患者的精准高效筛选，大幅提升筛查效率与准确性。AI系统通过NLP自动解析患者非结构化电子病历，抽取疾病分型、治疗历史等核心诊断属性，同时对试验标准进行精准实体识别与映射。随后，系统运用机器学习模型，将患者属性与各项试验标准自动比对，生成合格入组患者列表并输出匹配结果。数据显示，匹配准确率达到81%-96%。

**大模型 × 试验数据分析与报告生成。**Allergan与Medidata合作，在Eisai等全球药企临床试验中部署AI驱动的Clinical Data Studio平台，实现多源数据实时集成、自动统计与高效分析。平台能自动集成EHR（电子病历）、患者交互信息与穿戴设备等多渠道原始数据，对海量临床数据进行统一标准化和自动清洗。基于整合后的数据，进一步开展自动化统计与分析。系统利用AI算法自动生成SQL脚本和标准化统计表格，实时完成数据汇总与分析，显著提升临床数据处理速度与准确性，还能自动将分析结果整理为规范化研究报告，实现报告生成流程全自动化。经应用，数据复核与报告出具速度提升80%。此外，全流程实现跨部门、跨来源的数据协同，

保证多中心试验数据同步与信息透明，大幅提升临床试验的复杂度管理和合规能力。

此外，AI在医药生产制造环节中也有应用潜力，包括生产排程、质量控制、包装检测、环境监控、工艺优化等领域，能大幅提高医药制造的效率和质量。

- AI × MOM/APS：楚天科技将Deepseek-AI智能体集成到医药装备制造的MOM（制造运营管理）和APS（高级计划与排程）系统，实现实时生产监控、设备预测性维护、智能质量检测及追溯，将整体效率提升30%以上；
- AI × 质量控制：步长制药应用AI技术管理中成药生产的1500多个质量控制站，通过智能化监控替代传统人工质检。该系统能够实时分析物料配比、环境参数等数据，确保不同批次产品的稳定性，同时降低人工成本，实现了精准度95%的质量控制水平；
- AI × 包装检测：华润三九部署智能包装检测线，通过计算机视觉技术识别药品包装缺陷（漏检率<0.1%），与MES<sup>50</sup>系统联动实现自动分拣，每年节省约500万人力成本；
- AI × 环境监控：恒瑞医药部署AI环境监控系统，实时分析洁净车间温湿度、微粒数据，AI动态调节HVAC<sup>51</sup>系统，成功降低25%的能耗；
- AI × 工艺优化：东富龙利用AI优化冻干工艺，运用深度学习分析2000+冻

干曲线，自动生成最佳参数组合，将产品一次合格率从88%提升至97%；

- AI × 设备调度：迈瑞医疗采用智能灭菌调度，通过强化学习技术优化灭菌柜使用序列，使设备利用率提升40%，手术器械周转率提高60%。

## 2.5 钢铁行业AI应用场景

钢铁正处于头部企业率先探索AI落地、以点带面的加速发展期。

- 在应用水平方面，AI在头部企业落地、形成示范效应，钢铁行业的智能化步伐加速。18%的钢铁企业已开展局部AI应用，80%企业试点应用大数据模型<sup>52</sup>。AI在感知与识别、数据建模与优化应用成效显现，例如中间品与成品质量检测、基于冶炼的工艺参数调优等领域。然而，基于大模型的推理和决策应用尚不成熟，用例较少，尚未达到成熟应用水平；
- 在产业生态方面，国家积极培育产业生态，钢铁大模型提供商涌现。目前已涌现超过五个钢铁行业大模型，典型的如华为盘古钢铁大模型、华院钢铁行业大模型、谷数AI大模型（钢谷网），等等；
- 在技术方面，高质量的数据集仍处于建设早期。例如，东北大学NEU surface defect database中，收集了

<sup>50</sup> MES: Manufacturing Execution System（制造执行系统）

<sup>51</sup> HVAC: Heating, Ventilation, and Air Conditioning（供暖通风与空气调节系统）

<sup>52</sup> 中国钢铁工业协会调研数据

钢材夹杂/划痕/压入氧化皮/裂纹/麻点/斑块等6种典型缺陷，以及每种缺陷的300张200×200像素图像，为钢材表面缺陷检测提供了基础；谢韦尔钢材数据集Severstal-steel-defect database收集了4种类型的带钢表面缺陷，训练集共12568张，测试集5506张，图像尺寸为1600×256像素。

同时，钢铁行业面临“黑箱”流程管控难、工作环境恶劣、质量不稳定、环保等严峻挑战。

- 黑箱流程管控难：钢铁行业中90%为长流程工艺，高炉冶炼、转炉冶炼、电炉冶炼、轧制等复杂工序为“黑箱”过程，实时信息获取困难。中国工程院院士王国栋曾指出，使用的机理模型对于“黑箱”的动态过程适用性很差，预报精度不高，而模型控制精度是提高钢材质量的“卡脖子”问题；
- 大量3D工作岗位：钢铁厂中的大部分巡检和生产现场工作处在高温和烟尘环境，对员工的健康提出巨大挑战，对年轻人的吸引力不足。作业环境体

感温度可超过60℃，面临Dangerous（危险）、Dirty（脏污）、Difficult（困难）的3D作业条件；

- 质量仍待突破：我国钢铁产量居全球第一，但品种质量差距大，在重大装备、国防军工领域钢材产品质量稳定性、可靠性、一致性与国际先进水平存在差距。中国金属学会理事长张晓刚曾指出，以生产钢帘线为例，我国钢铁企业生产100盘1吨重钢帘线的断点数为6个至10个，而国际先进企业为2-3个；
- 环保压力加剧：生产过程能耗高，冶炼过程产生的有害气体、炉渣、炉尘、工业废物等副产品，造成环境污染。数据显示，钢铁行业碳排放占全行业碳排放的15%。为改善这一问题，已有101家企业完成超低排放全流程公示，但碳减排进程缓慢，参差不齐。

上述挑战表明，运用AI改善黑箱流程的模型精度、改善工人工作环境、提升质量管控和缺陷监测、降低能耗与减碳将是未来方向。通过分析梳理钢铁产业全价值链，我们识别了



17个AI用例，其中建议企业可以重点关注精炼炉参数调优、设备健康监测与运维、视觉检测、行车智能调度等高价值场景。（图2-17: 钢铁×AI用例地图）

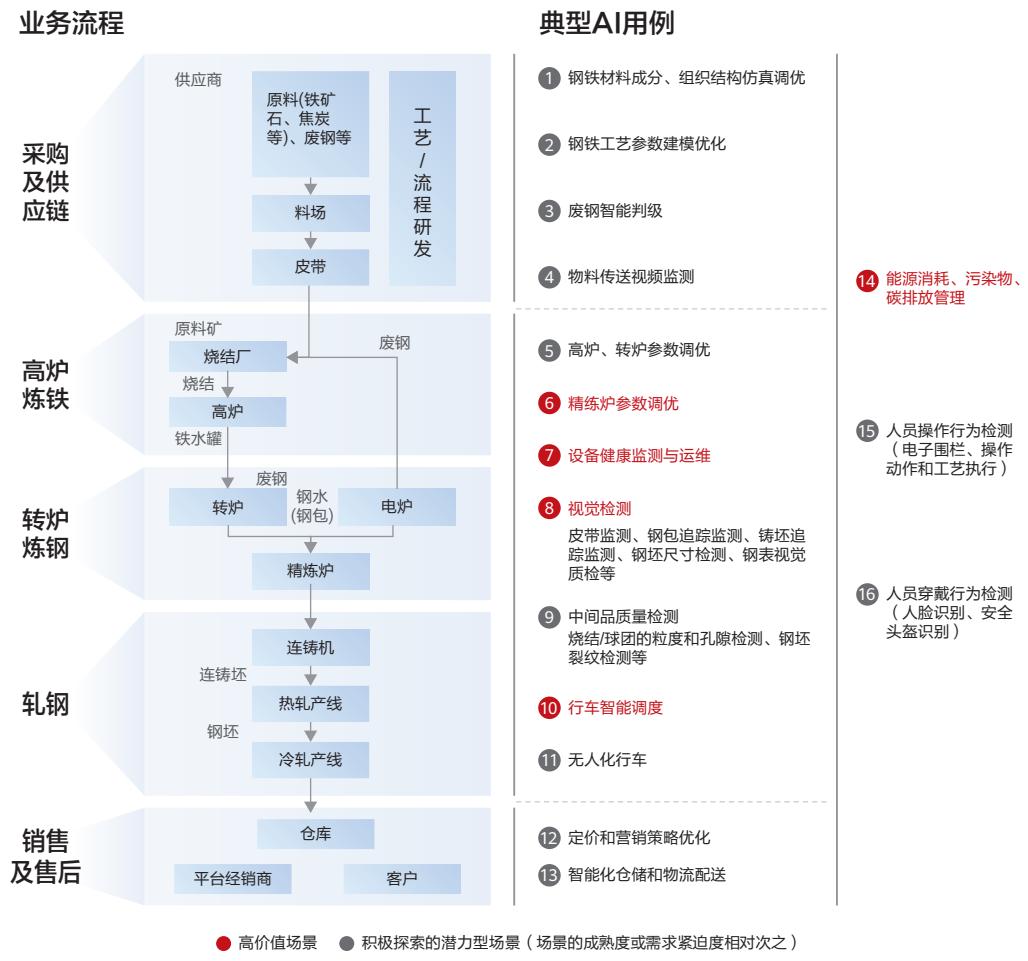


图2-17: 钢铁×AI用例地图

### 案例-大模型赋能高炉智能化：宝武集团携手华为，应用预测大模型和视觉大模型，实现钢铁生产降本提质增效

以高炉-转炉为代表的长流程冶炼是典型的钢铁生产工艺，其产量占全国钢产量90%以上。高炉炼铁作为铁矿石还原为液态铁水的关键工序，是钢铁生产的核心环节。高炉炼铁成本占钢铁全流程70%。高炉的稳定性和工艺水平是影响生产成本、钢材质量、企业能耗及碳排放强度的决定性因素，是钢铁行业绿色智能转型的核心攻坚领域。

作为容积达5000立方米的巨型黑箱反应器，高炉内固液气三相共存的高温高压环境使得其物理化学反应机理尚未完全明晰。其中炉温作为核心控制参数，其波动会通过影响物理化学反应、物料运动及热平衡等环节对生产造成连锁反应。高炉炉温的影响因素具有高维多变量耦合、时滞不确定性、强非线性复杂惯性等特点，时序预测和稳定控制一直是业界难题。具体表现为：高炉系统包含20000+动态参数（如风温、透气性、炉顶煤气成分），不同因素影响时滞不同，范围在2-8小时，且随炉况动态变化。

传统机理模型存在三大局限：①依赖过多假设条件；②参数设置经验化；③缺乏工况自适应能力。这导致传统方法存在根本性缺陷：过度依赖机理模型和经验规则，缺乏对过程全量数据的分析利用，在面对多变量、非线性数据时表现欠佳。这种基于人工经验判断的传统模式，既缺乏科学精确性，又难以应对生产过程的复杂性，已成为制约智能化转型的主要障碍。

宝武集团和华为联合研发的高炉预测大模型创新性地构建了“双轮驱动”技术架构：通过炉热预测大模型实现精准预测，结合炉热控制模型实现实时调节，形成了完整的“感知-决策-执行”闭环。该系统于2024年8月在宝钢4号高炉成功落地应用，截至2025年7月已持续稳定运行近一年，其实际应用效果主要体现在以下几个方面：

- **工艺优化与质量提升：**模型通过分析历史/实时数据建立预测控制闭环机制，预测命中率 $>90\%$ ，控制采纳率 $>90\%$ ，实现操作参数动态调整，使目标高炉炉热控制水平改善，铁水质量显著提升，铁水温度合格率和硫磷合格率基本稳定在90%以上。
- **能耗降低：**高炉大模型投运后炉况顺行，燃料利用率提升、碳排放降低，实现绿色生产。

此外，AI在视觉检测、设备运维、降碳管理等领域也拥有广阔的应用潜力。

- **AI × 视觉检测：**德国某钢铁企业利用SST铸造系统套件检测和优化铸造缺陷。针对热轧钢卷、冷轧钢卷、镀锌

钢卷等不同钢材单独建模，使用深度卷积神经网络技术配合视觉检测表面铸造缺陷，采集钢卷表面图像，实时识别并分类缺陷，如刮痕缺陷、长条缺陷<sup>53</sup>等。此外，该系统还可以基于历史数据，针对表面质量找出铸造和炼钢车间参数的最佳组合，为每个浇铸序列、每包钢水、每块板坯自动计算最佳连铸机参数设置。结果显示，铸造缺陷率降低超过50%。

- **AI × 设备运维：**德国某钢铁企业针对设备运行特征建模，预测设备故障。该系统基于西门子MindSphere数字平台实现设备IoT<sup>54</sup>连接和数据采集，再提取轧机历史运作过程中的电动机振动数据作为特征分析，最后基于TensorFlow训练AI算法并实时监控振动情况，在出现异常时预测故障发生时间。在部署该系统后，故障预测准确率达到了90%，计划外停机时间减少了20%。
- **AI × 降碳管理：**巴西某钢铁企业与Fero Labs合作部署模型，运用机器学习分析钢铁原料结构和生产工艺参数，创建无代码人工智能软件，优化钢材原料使用以减少碳排放。该模型能计算如何增加回收原料的使用，维持质量情况下减少原材料用量，以及探寻成本最优的合金原料配方，确保在不影响钢板可锻、可轧性前提下，减少合金等原材料使用，降低资源浪费。在部署该模型后，该公司成功使原材料开采减少50万吨，吨钢合金成本降低3美元，吨钢碳排放降低8%。

<sup>53</sup> 非金属杂物、铸坯裂纹等缺陷经轧制后，以长条状形态呈现

<sup>54</sup> IoT: Internet of Things (物联网)

## 2.6 石化行业AI应用场景

石化行业整体数字化水平较高，头部企业已经积极探索AI应用。数据异构和采集率不足是限制AI应用的重要因素。

- 在应用水平方面，石化企业对投资AI持积极态度。超过74%的全球化工企业已应用或正在试点AI<sup>55</sup>，92%全球油气企业计划未来两年内投资应用AI<sup>56</sup>。石化行业中的感知与识别类应用、建模与优化类应用初步落地，典型的如储层属性识别、油藏模型模拟、钻井轨迹设计、采油生产流程优化与产量预测等；大模型应用开始起步，头部企业率先落地大语言模型和视觉大模型，应用于石化知识问答、安全监测、岩石鉴定、断层识别等场景；
- 在产业生态方面，国家牵头引领技术和应用发展，头部企业积极探索大模型落地。华为、头部石化企业、云服务等头部科技企业优先入局石化行业大模型开发，典型的有华为+中石油昆仑大模型、中石化“胜小利”油气大模型、万华化学+中控石化化工大模型，等等；
- 在技术方面，头部企业积极部署算力资源，公开数据集加速涌现。例如，中国石油化工集团采用内部算力用于小模型训练和推理，部分企业选择以租代建等方式建设大模型，弥补算力不足部分。行业内安全领域数据集

相对丰富，但生产过程数据采集率不高，数据标准不一。例如，行业内已有油井甲烷泄露状态、水下管道破损、火灾及烟雾图像分割等数据集，但约30%企业DCS<sup>57</sup>数据尚未采集，且工控设备厂商标准、规范不统一。

同时，石化行业正面临优质资源开采难、高端产品不足、核心工艺追赶、环保与安全压力大等挑战。

- **开采难度加大：**我国呈现“富煤缺油少气”资源禀赋特点，条件好的盆地在经历超过半个世纪的开发后，已进入高勘探阶段。数据显示，资源条件好的主力盆地资源探明率已超过50%，剩余资源日益分散<sup>58</sup>；
- **高端产品不足：**我国化工以基础和大宗原料生产为主，技术水平、产品质量等方面与发达国家仍存差距。以我国化工新材料为例，仅有10%的新材料国际领先，60%-70%处于追赶状态，而20%-30%与国外存在显著差距<sup>59</sup>；
- **核心工艺追赶：**大乙烯、芳烃联合、常减压及催化裂化等工艺中，国内企业高度依赖外资企业技术，需购买国际巨头专利技术和催化剂。以聚乙烯为例，技术对外依存度超过90%；头部企业油气生产成本高出国际水平约60%；
- **环保与安全压力大：**石油化工属高污染高危行业，装置废气排放量大，且

<sup>55</sup> IBM调研数据

<sup>56</sup> Forbes文章《How Multibillion Dollar Investments In AI Are Driving Oil And Gas Sector Innovation》包含企及上市企业

<sup>57</sup> DCS: Distributed Control System (分布式控制系统)

<sup>58</sup> 中国石油文章《对我国油气勘探开发走向超深层的观察与思考》

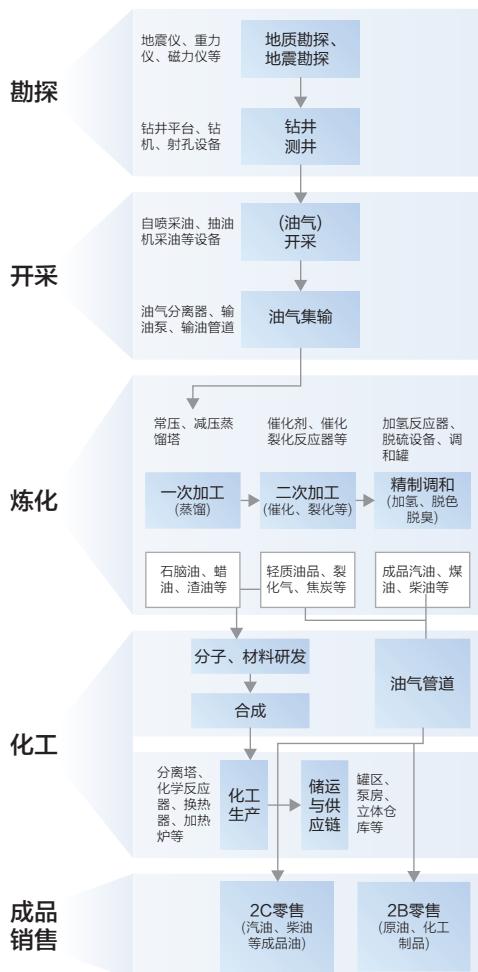
<sup>59</sup> 中国产业经济信息网文章《我国化工新材料发展面临三个难点 提升重点领域自给能力是当务之急》

具有高温高压、易燃易爆、有毒有害等特点。数据显示，石化排放废气占工业总量约15%，其中VOCs<sup>60</sup>排放占比约40%<sup>61</sup>。化工行业于2023年共发生事故115起，死亡159人，死亡人数同比上升约11%。

应对这些挑战，运用AI实现对开采、化

工研发和工艺管理，以追赶上国际领先水平；同时利用AI改进污染物管控和安全管理是未来发展方向。通过分析梳理石化产业全价值链，我们识别了19个AI用例，其中建议企业可以重点关注加速地震数据处理解释、RTO<sup>62</sup>工艺参数实时调优、智能巡检等高价值场景。（图2-18: 石化×AI用例地图）

## 业务流程



## 典型AI用例

- |   |   |
|---|---|
| ① 加速地震数据处理解释 <sup>①</sup>   | ③ 最优井位分析  |
| ② 油气藏动态建模与储量评估 <ul style="list-style-type: none"> <li>• 油气藏孔隙尺度流动<sup>②</sup>、分布范围、储层厚度等</li> </ul>   | ④ 钻井轨迹优化  |
| ⑤ 开采流程参数建模调优 <ul style="list-style-type: none"> <li>• 调整井口压力、优化注水量、控制采油速度等</li> </ul>   | ⑥ 油气管道监测预警 <ul style="list-style-type: none"> <li>• 根据管道光纤振动波纹建模，识别监测意外机械施工、人工挖掘、打孔盗油等</li> </ul>   |
| ⑦ 油气井射孔压裂监测预警   | ⑧ 设备预测性维护   |
| ⑨ RTO工艺参数实时调优、智能优化参数和控制方案 <ul style="list-style-type: none"> <li>• 炼化段：油品调合、氢气用量、催化剂用量等</li> </ul>  | ⑩ 产品关键性质预测与质量追溯 <ul style="list-style-type: none"> <li>• 炼化段：汽油挥发性、燃烧效率、闪点冰点等</li> <li>• 化工段：加热炉温度、搅拌釜搅拌水平等</li> <li>• 化工段：化学品有机及无机成分含量、溶解度、腐蚀性等</li> </ul> |
| ⑪ 分子结构设计和预测   | ⑪ 配方研发与最优规格筛选   |
| ⑫ 合成反应预测和最佳合成参数推荐   | ⑫ 分子结构设计和预测   |
| ⑭ 废气、废水排放指标监测与污染治理设备参数自动调控  | ⑭ 智慧加油站   |
| ⑮ 基于大模型的价格趋势和市场动态预测   | ⑯ 基于大模型的价格趋势和市场动态预测   |
| ⑰ 智慧巡检机器人 <ul style="list-style-type: none"> <li>• 人员操作识别：人员卧倒、装备佩戴、吸烟、禁区闯入等行为识别研判</li> <li>• 有毒易燃气体、烟雾火焰监测</li> <li>• 固体输送、皮带跑偏、声音异常识别与定位</li> </ul> | ⑱ 仪器仪表及核心设备故障预测与诊断  |
| ⑲ 数据库自然语言查询（如地震调查、测井日志、钻井报告）  | ⑲ 数据库自然语言查询（如地震调查、测井日志、钻井报告）  |

● 高价值场景 ● 积极探索的潜力型场景（场景的成熟度或需求紧迫度相对次之）

<sup>①</sup> 基于观测的地震数据推断地下地质结构，进而判断其中可能存在的石油等矿产资源

<sup>②</sup> 石油、天然气等流体在岩石孔隙内的流动情况

图2-18: 石化×AI用例地图

<sup>60</sup> VOCs: Volatile Organic Compounds (挥发性有机化合物)

<sup>61</sup> 中国工业互联网研究院《石化化工行业数字化转型路径》

<sup>62</sup> RTO: Real-Time Optimization (实时优化)

## 案例-AI赋能油气勘探与开采：中国石油利用AI技术使反演成像业务效率提升10倍

传统的油气勘探存在诸多挑战：一方面是传统勘探手段精度不足，全波形反演（FWI）相比传统手段，图像分辨率更高，能揭示细微的裂缝和薄层，有助于精准识别油气储层，但传统方式难以达到；另一方面是计算周期长、开销大，现有的FWI通过求解波动方程、伴随方程进行计算，耗时长且计算开销大，难以在实际项目中大规模应用。

对此，中国石油打造了智能化全波形反演大模型，运用AI技术赋能地震处理过程，加速波场模拟和反演迭代过程：利用地震处理大模型模拟地震波传播，替代复杂的数值求解波动方程过程，从大量地震数据中学习地下结构特征，帮助FWI在更少的迭代下逼近最终解，快速预测地震波传播后的地下特性，减少计算量。（图2-19: 中国石油打造智能化全波形反演大模型）

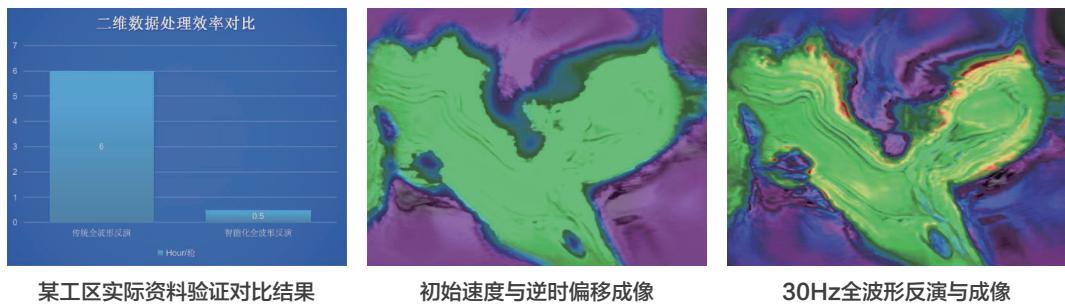


图2-19: 中国石油打造智能化全波形反演大模型

该方案取得显著效果，实现反演成像业务10倍以上效率提升，促进勘探开发整体效率提升和成本突破性下降。技术突破后，以周、月为单位的传统速度场及成像模块处理过程将变成天、周为单位，大幅推动全波形反演等高精度处理算法在实际生产中的大规模应用，提升公司全球竞争力。从某工区实际资料验证对比结果来看，传统全波形反演的二维数据处理效率耗时远多于智能化全波形反演；初始速度与逆时偏移成像和30Hz全波形反演与成像的效果也有明显差异，全波形反演大模型更精准呈现地下结构等信息。

## 案例-基于AI+数字孪生的煤气化RTO工艺参数实时调优

行业内企业通过华为数字孪生AI平台，高效开发RTO应用，沉淀专家经验，精准实时调整工艺参数，实现降本增效。

传统的煤气化工艺中存在挑战：人工配煤过程中，企业无法准确预测煤灰熔融特性，难以保证气化炉要求；难以建立配煤与比煤耗之间的关系，降低比煤耗。而气化炉主要依赖DCS控制配合人工调整，主流气化炉品牌随着炉子的性能变化对工艺优化支持不足；且该过程涉及阀门、部分机电调整，需近端控制室人工经验调整，存在调整滞后问题。

华为基于AI模型+机理模型，对煤气化RTO实现工艺参数实时调优。针对配煤问题，该系统可以提供熔融特性、煤灰成分预测，辅助配比调整，进而提供满足约束范围的最优化煤耗配煤方案，供决策参考；针对气化炉问题，该模型可以通过模拟不同的反应条件，找到最优的操作参数，提高产品收率和质量，从而降低原材料（煤）消耗。（图2-20: 基于AI的煤气化RTO工艺参数实时调优）

### AI模型+机理模型，煤气化RTO工艺参数实时调优

#### 配煤优化模型

- 配煤质量预测：提供熔融特性、煤灰成分预测，辅助配比调整
- 配煤比例优化：提供满足约束范围的最优化煤耗配煤方案，供决策参考

#### 气化炉机理+预测模型

- 比煤耗优化模型：降低比煤耗，提升有效气产量；模拟不同的反应条件，找到最优的操作参数，提高产品收率和质量，降低原材料（煤）消耗



图2-20: 基于AI的煤气化RTO工艺参数实时调优

该系统机理模型沉淀专家经验，确保优秀实践不丢失的前提下，实现工艺优化精准调整（默认30分钟可调整一次）。此外，RTO+APC<sup>63</sup>控制系统成功提升装置自动化率，减少人工操作，自动化程度由原先的不到10%大幅提升至大于95%。通过工艺实时调优，降本增效，煤耗经济效益提升了一个多百分点。

此外，AI在资源勘探、钻井等场景也具有应用潜力和价值：

- 壳牌与AI初创公司Avathon合作，利用生成式AI进行深海勘探和生产，提高海上石油产量。传统的地下成像和数据分析方法耗时且成本高昂，依靠数TB级的地震数据、高性能计算和基于物理的复杂算法来识别勘测机会。为解决这一问题，该项目将地质学

知识融入神经网络，高效生成地下图像。具体而言，该项目使用一些数据点（炮点数据）对神经网络进行初始化，利用神经网络填补剩余97-99%未被观测和处理的数据，从而生成地质图像。从结果看，在保证图像质量的同时，大幅节省了数据处理时间和成本。在使用的数据是传统方法的1-3%的情况下，成功将勘探时间从9个月缩短至9天。

- 沙特阿美与Groq合作开发生成式AI模型，从使用勘探到销售全流程提供赋能。该项目开发的Aramco Metabrain AI大模型吸收了90年公司历史数据，7万亿数据点和2500亿模型参数，在短期内将迭代一个1万亿参数的版本。该模型已覆盖行业上游，据沙特阿美CEO

<sup>63</sup> APC: Advanced Process Control (先进过程控制)

Amin H Nasser所述，“生成式AI模型将分析钻井计划、地质数据、历史钻井时间和成本，并推荐最理想的油井选择方案”。该模型在行业下游的应用方向仍处在探索阶段，有潜力在预测定价趋势、分析市场需求动态、洞察地缘政治影响等方向得到应用。

## 2.7 煤矿行业AI应用场景

目前煤矿行业的数字化水平参差不齐，AI应用主要集中在头部煤企。

- 在应用水平方面，煤矿行业拥抱AI的渗透率较低，头部煤矿率先探索点状应用落地。在全国的4300处煤矿中，约有859处有智能化工作面的煤矿<sup>64</sup>，智能化矿井渗透率约20%<sup>65</sup>。其中头部大型煤矿率先探索点状应用落地，但AI在全行业渗透率较低。具体从落地项目看，主要是基于感知与视觉的应用用于保障生产安全、稳定性，如区域超员、皮带运输监测等。此外，数据建模类应用在洗选煤、配煤参数调优及焦炭质量预测场景也有实践；
- 在产业生态方面，国家政策引导下，头部厂商纷纷发力，催热智能矿山市场。据政策规划，到2026年，煤矿智能化产能占比将超过60%，智能化工作面数量占比则将超过30%；到2030年，矿山智能化技术、装备、管理体系将逐渐完备，矿山数据将深度融合、共享应用<sup>66</sup>；到2035年，行业

将建成智能感知、智能决策、自动执行的矿山智能化体系。华为、三大运营商、云服务等头部科技企业入局智能矿山市场，率先在AI应用与服务领域发力，加速推出华为盘古矿山大模型、太阳石矿山大模型（中国煤科集团）等大模型；

- 在技术方面，视觉算法先行，但烟囱式系统和异构数据仍待拉通。例如，行业内已采用视觉识别算法实现井下环境与工人操作规范的识别和预警；但面临着企业数据异构问题突出，数据接口众多的问题；行业数据集处于发展起步期，工业企业和科技公司联合取得了新进展。典型的如高质量融合光谱数据集等，该数据集由国家能源集团和海康威视联合打造，拥有超10万组数据、涵盖398个煤类，检测精度达到传统化学方法水平。

煤矿面临着安全隐患、从业吸引力弱、产煤效率低、系统管理复杂等严峻挑战，AI有望帮助更好的应对这些问题。

- 安全隐患众多：煤矿特殊的生产环境和装备，缺乏有效的管理手段，导致瓦斯、透水、顶板灾害事故频出。近五年来，每年均发生了超过130起煤矿事故，其中33%为顶板垮塌事故，20%为运输和机电事故；
- 从业人员断层：井下工人平均年龄已超过45岁，企业面临着年轻人不愿下井、招工难等突出问题。目前，30岁以下年轻从业人员仅占11%；

<sup>64</sup> 截至2023年底，我国煤矿约4300处；截至2024年4月底，全国累计建成智能化采煤工作面1922个，智能化掘进工作面2154个

<sup>65</sup> 煤炭工业协会《2023煤炭行业发展年度报告》

<sup>66</sup> 7部委关于深入推进矿山智能化建设促进矿山安全发展的指导意见

- 产煤效率不高：行业整体原煤生产效率仍有提升空间；配煤经验靠人工积累，难以传承。中国煤炭全员工效仅为美、澳等领先国家的20%左右<sup>67</sup>；
- 系统管理复杂：井上井下业务系统超30个，井下各类挖掘、环境监测等设备达数百种，矿区作业未实现全量感知和精细化管理。中国工程院院士王国法曾指出，行业内普遍存在信息壁垒、数据孤岛等问题，导致数据无法流动、知识不能共享。

应对这些挑战，运用AI提升煤矿安全，改进井下作业方式和工作体验，提高产煤效率，实现全量的感知和决策将是未来方向。AI有潜力应用于勘探、开采、井下生产、井下与井上运输、洗选煤、配煤和焦化等煤矿行业生产的全流程中。通过分析梳理煤矿产业全价值链，我们识别了10个AI用例，其中建议企业可以重点关注掘进安全质量智能监管、综采面运行AI智能监控、主煤流运输智能管控、工艺参数调优等高价值场景。（图2-21：煤矿×AI用例地图）

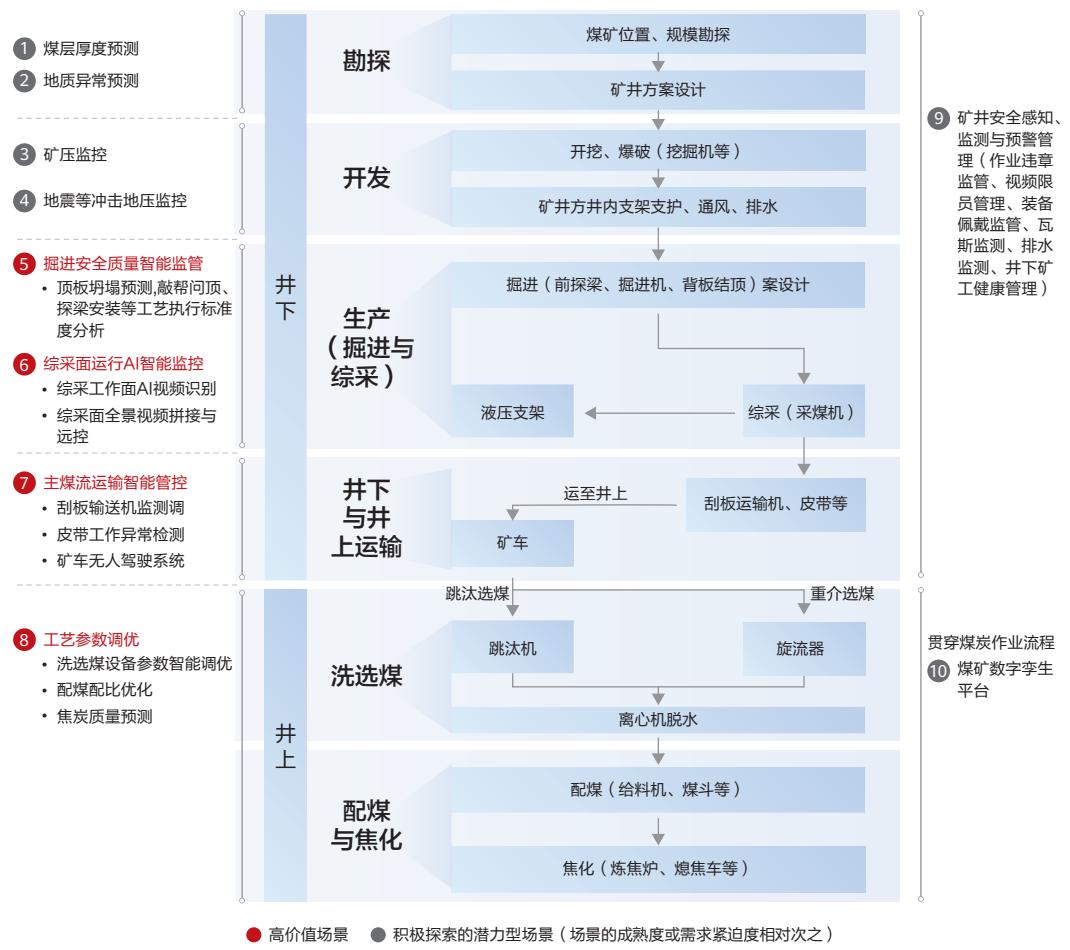


图2-21: 煤矿×AI用例地图

<sup>67</sup> 煤炭工业协会《2023煤炭行业发展年度报告》

## 案例-AI使能煤炭行业：大模型技术助力行业新质升级

大模型技术已有海量场景，经过快速部署微调，助力煤炭行业新质升级。在行业层面，以山西煤炭工业互联网平台为例，平台采用统一架构、统一标准与统一数据规范，支撑煤炭行业持续创新，实现更加安全、高效、可持续。

- **更开放：**超50家企业运用矿山AI大模型，训练90多种、600多个算法，通过平台开放了300多款软件的2000多个接口；
- **更安全：**平台扫描软件1300余次，修复严重漏洞3100多个，修复高危漏洞11000多个，抵御网络攻击上万次；
- **更繁荣：**平台引入合作伙伴700多家，上架商品超过2000个，为超过160座煤矿提供支持，带动了35亿规模市场的蓬勃发展；

- **更简单：**在AI相关应用的支持下，人力成本降低13%，开发效率提升50%以上。

在企业层面，以山能矿山大模型为例，在矿山具体场景应用广泛且成效显著。在防冲监管场景，可以降低80%视频审核量，从井下隔天审结，到实现井下实时告警；在掘进安全场景，变被动监管为自动检测，提升作业流程规范与安全；在重介选煤中，提升了精煤产率与质量；在焦化配煤场景，每年降低千万元成本，实现从配不准到实时最优比。山能矿山大模型实现了云边协同、边学边用和持续优化，在企业内部应用中，大模型的落地还结合一系列的保障和支撑，包括组织保障，集团对开发单位、使用单位开展基于AI的量化考核；智能化推广机制，价值场景需求互相锁定，常态化使用目标明确；转化、激励与发展举措，支持AI新生产要素的发展，支持AI技能人才的发展，培育新型企业竞争力。（图2-22: 山能矿山大模型的应用场景和效果）

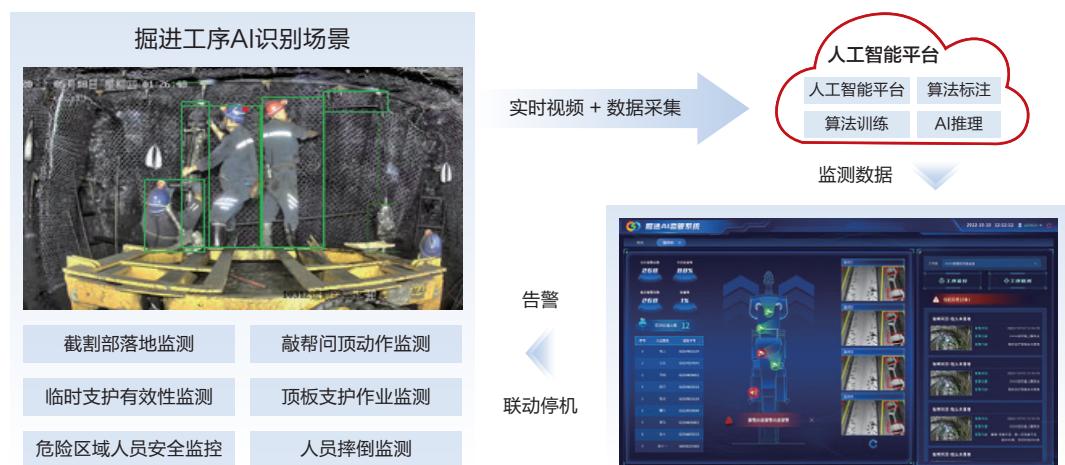


图2-22: 山能矿山大模型的应用场景和效果

### 案例-AI赋能作业工序（掘进）：安全质量智能监管，保障掘进面作业安全

长期以来，掘进作业尤其是纵轴式掘进机施工存在诸多难点：安全保障难，作业人员进入危险区域存在安全隐患；顶板管控难，不规范作业威胁人员生命安全；行为规范难，掘进工序复杂、环节多，难以全面管控；质量保持难，顶板支护不足易导致片帮冒顶事故；追溯不精准，传统纸质施工记录，质量追溯不精确。

AI有助于实现掘进工作面可视、可管、可溯规范化作业，保障掘进面作业安全。首先识别掘进工序场景，如敲帮问顶动作监测，临时支护有效性监测等；然后借助实时视频和数据采集，利用人工智能平台进行数据采集、算法标注、算法训练、AI推理等工作；通过数据的实时检测，若有异常会进行告警，甚至联动停机。这种模式实现了从人工监管到自动监控的转变，能够保证支护质量，优化质量回溯，助力掘进作业提效、增安。（图2-23: AI赋能作业工序）



价值：人工监管→自动监控，保证支护质量，优化质量回溯，助力掘进作业提效、增安

图2-23: AI赋能作业工序

### 案例-AI赋能作业：防冲卸压工程钻孔监管，及时告警，减少人工核验工作量

在防冲卸压工程的钻孔深度监管工作中，面临审核难、实时难、回溯难的困扰：施工过程视频得依赖人工审核，不仅工作量大，效率还低；人工核验是隔天进行的，无法及时发现施工问题，事后人工回看视频核验，也难以做到实时监管；保留的视频资料数量大，历史回溯特别困难。

对冲击地压矿井来说，钻孔深度是防冲卸压工程最关键的参数之一，是防冲工程管理人工核验的重点。利用AI技术对钻孔施工情况进行实时监测，可实现钻孔深度自动核验、孔深不足及时提醒，避免漏检、迟检，减少人工核验工作量。使用高清无线摄像仪，替代之前的执法记录仪进行现场拍摄，并将监控视频同步上传到人工智能平台，实现施工计划管理、识别结果查询、施工深度核验、施工数量统计等功能。

从场景价值看：一是增强了实时性。从之前隔天核验到现在现场完成核验，卸压深度不足时系统及时提醒，冲击地压监控中心可实时查看井下工程施工情况，发现问题及时整改。二是减少了人工核验工作量。从之前人工审核一个卸压钻孔耗时15分钟到使用AI后人工审核时间降低到3分钟，降低人工核验工作量80%。三是使用更加便捷。利用AI技术可实现对卸压钻孔的自动核验，系统自动记录和跟踪识别结果，便于查询和统计。四是实现了闭环管理。集团和二级公司可实时查询核验结果和闭环处置进展，方便对煤矿冲击地压防治工程进行业务管理。

（图2-24: 打钻深度智能监管）



图2-24: 打钻深度智能监管

### 案例-AI与工艺结合（洗选）：重介选煤分选密度智能控制，优化提升精煤生产率

在洗选工艺领域，长期面临“依靠人工经验，控制滞后”的挑战：一方面，生产工艺复杂，影响因素繁多，原煤煤质、入洗原煤量、介质入洗压力都对产品质量有影响，需要综合分析；另一方面，传统作业方式依赖人工经验，重介分选的核心环节依赖人工经验控制，存在产品质量不足或质量过剩问题，产品质量控制存在滞后性。

为解决这些问题，重介选煤分选密度智能控制系统通过实时分析，预测最优重介分选密度。具体而言，首先通过入料信息、生产过程数据以及产出信息，结合人工经验与机理模型完成预测大模型的训练。在实际生产中，根据设定的精煤灰分值，给出重介密度的最优参数，并下发到生产自动化控制系统中进行自动控制。该场景采用AI算法替代人工实现精准重介密度智能控制，精煤产率提升0.2%以上。（图2-25: 重介选煤分选密度智能控制）



图2-25: 重介选煤分选密度智能控制



## 案例-大模型助力安全和工艺参数优化： 山东能源与华为合作“大模型下矿”

煤矿行业面临着痛点：其一是安全管控压力大，传统巡检方式需要人工在恶劣作业环境下每天巡检，工作量较大；其二是配煤工艺复杂，洗选煤和配煤中，生产工艺数据输入因素关系复杂，无法完全凭人工经验确定，且该工艺过往主要依靠老师傅经验积累，难以传承。

为此，山东能源与华为合作，实现“大模型下矿”，让员工远离危险作业环境，实现高效、安全的生产运营管理。

- 采用视觉大模型保障施工规范和安全：煤矿行业中存在大量规范，以防冲卸压工程为例，孔深不足时应及时进行声光数字化告警，人工核验和现场实时闭环处置，保障防冲卸压工程的规范性。过去该规范性主要依靠井上人工核验和井下录制视频保证，具

有滞后久、回溯难的痛点。而现在，山东能源实现部署AI平台进行实时监管和核验，配合井下高清无线摄像头保障规范性。在部署AI后，人工核验工作量大幅降低了80%，巡检频率也由每天一次降低至每周一次；

- 采用图网络大模型实现智能洗选煤、配煤参数优化：洗选煤参数优化方面，通过构建自主预测分选密度模型和产品灰分预测模型，进行旋流器控制参数优化，根据系统观测到的灰分比，快速自动调整悬浮液密度以及入口压力等工作参数，实现稳定精煤灰分、提升精煤回收率；焦化配煤优化方面，该企业通过训练配煤优化模型，帮助配煤师提升效率。采取上述措施后，精煤年产量提升了0.2%，配煤效率从1天提高至分钟级。（图2-26：山东能源与华为合作商用盘古大模型）

### 首次商用盘古大模型，井下增安提效



AI辅助巡检



智能选煤中心

人工核验工作量 **↓80%**

每天巡检 → 每周巡检1次

精煤年产量 **↑0.2%**

配煤效率从1天 → 分钟级

图2-26：山东能源与华为合作商用盘古大模型



## 第三章

# 从战略到执行，“三层五阶八步”法构建智能化企业

基于对工业企业数智化转型实践的调研总结，我们提出“三层五阶八步”的一整套方法指导工业企业AI落地。AI不仅是技术升级，更是一场涉及场景、流程、组织、数据的全方位变革，需要方法论的指导才能成功。

- 层一：重新定义智能业务，从提出一个好的问题开始，企业需要审慎思考AI解决业务什么问题，带来什么变化，产生什么价值。这其中包括识别高价值的业务场景、开展流程梳理与诊断两个阶段。同时启动组织能力建设，为后续AI落地奠定人才与机制基础；
- 层二：专注于AI的开发与交付，构建从数据工程到模型应用的核心技术体系。企业需避免陷入“所有场景都必须训练专属大模型”的误区，应根据

实际需求，灵活选择模型微调、API调用、小样本学习等多种方式，实现技术与业务的最佳匹配；

- 层三：AI用例的持续运营和智能应用，确保应用效果不断优化、实现“越用越好用”。大模型与企业IT应用融合，在实际应用中持续收集反馈、动态校准模型，从而最大化发挥AI价值。
- 组织变革与人才能力演进贯穿于上述所有流程中：AI训练师、数据工程师、知识工程师等专业化岗位涌现，全体员工逐步具备AI应用能力，实现“人人都是提示词工程师”的组织智能化转型。（图3-1：三层五阶八步的应用落地方案）



图3-1: 三层五阶八步的应用落地方案

这套方法论以场景驱动确保实用性，通过组织和流程变革确保可持续性，依托数据和技术支撑确保可实现性，最终实现AI技术与业务的深度融合，为企业创造真实可见的价值。

## 3.1 明确目标

建立目标是数智化转型的第一步，企业只有瞄准靶心才能有的放矢，否则会迷失方向。我们建议企业以投入产出比（ROI）作为核心指标，作为早期投资决策和后期评估的依据。

据调研，60%的CIO认为AI应该带来直接的成本节约或效率提升。尽早明确AI用例的价值目标，不仅有助于赢得决策层的认可

与投入，也为后续的持续观测和效果评估提供了可量化的基准。由于不同AI用例解决的问题与场景各异，企业应制定差异化的价值目标，并始终以投资回报率（ROI）为核心衡量标准。建议将价值目标划分为三类可量化指标：降本增效、创收增利、体验增强。同时，对于短期内难以直接量化价值的项目，可以评估其在创新驱动、品牌提升、社会责任等方面的战略价值，以全面反映AI应用的综合贡献。（图3-2: 不同的数智化转型项目应有差异化的价值目标）



图3-2: 不同的数智化转型项目应有差异化的价值目标

ROI的计算逻辑是通过量化收益与成本的对比来评估投资效果。其中，收益主要体现在价值目标的达成情况；成本则包括训练成本（模型训练、部署与上线）、推理成本（取决于单次推理成本、AI用户数量、单用户AI应用次数）、运维成本（模型维护、监控与运营）三个主要组成部分。

值得注意的是，工业企业容易忽视模型部署后AI应用过程中的持续成本支出，这可

能导致ROI评估的偏差。从TCO<sup>68</sup>视角看，AI应用的成本结构随时间呈现不同的变化特征：训练成本在初期投入较高但随时间逐步摊薄；推理成本随时间增长，而运维成本则随时间缓慢下降。从长期来看，AI的持续投入成本会整体下降，推理成本将逐渐超过训练成本，成为企业AI应用的主要支出。因此，企业可以建立数据看板，定期监控成本与收益之间的动态平衡，为后续AI投资决策提供数据支撑。

<sup>68</sup> TCO: Total Cost of Ownership (总拥有成本)

## 3.2 场景识别

从什么场景切入是企业智能化转型面临的关键问题。我们建议优先识别知识与经验密集、且具备海量、重复、复杂特征的业务场景，通过AI场景“十二问”评估框架进行系统研判，低垂的果实先摘。该框架涵盖三大维度：商业价值、场景成熟度、持续运营，可全面衡量场景的落地可行性与价值潜力。

### 商业价值主要关注可量化的ROI结果：

1. 业务场景是否能清晰度量价值？
2. 落地后收益评估，3年内ROI是否为正？

### 场景成熟度包括业务、数据和技术的成熟度评估：

#### 业务成熟度：

3. 业务场景有明确的业务Owner（对投资和结果负责）？
4. 业务场景有明确的流程规则（业务说得清）？
5. 业务场景有明确的用户触点（业务已数字化）？

#### 数据成熟度：

6. 业务知识/数据是否足够支撑0-1冷启动（范围清晰、完整、易获得）？
7. 业务知识/数据是否确保业务持续产生、更新和反馈？

#### 技术成熟度：

8. 现有技术能力是否能够支撑场景实现（技术可行性）？
9. 行业/公司内是否有成功经验可复制/借鉴？

#### 持续运营主要关注运营过程中的数据反馈、组织和机制支撑：

10. 有清晰的业务运营目标？
11. 业务目标有运营数据支撑（过程可度量）？
12. 业务有持续运营的组织、资源、机制和能力？

基于高价值场景的十二要素，我们定义了行业智能化高价值场景的评估方法。通过为每个场景设定参考权重，并进行量化打分评估，可对多类场景进行优先级排序。

- 在技术要素中，技术可行性是首要考量，重点关注业界是否已有可借鉴的成功案例，能够拿来即用，少走弯路；其次是数据准备度，即是否具备充足且高质量的数据支撑，若数据条件不足，则还需开展大量数据治理工作；
- 在商业要素中，核心在于场景对企业增收、降本以及产品竞争力提升的直接价值，确保AI应用能够切实转化为可衡量的商业成果。（图3-3：场景识别量化评估体系）

要素名称		权重	评价标准
技术要素	技术可行性	20%	高 - 业界已有成功案例；中 - 属于业界创新，技术原理上可行；低 - 从技术原理上存在很大挑战。
	数据准备度	15%	高 - 有现成且充足原始数据；中 - 每次获取数据都需要经过长时间(>3月)准备才能获得足够原始数据；低 - 很难获取到足够原始数据。
	开发周期	3%	高 - 周期长(>1年)，见效慢；中 - 周期在半年~1年；低 - 周期<半年。
	技术可复制性	5%	高 - 更换环境(如分公司、不同的矿、不同产线)的定制化开发工作量小(<5%)；中 - 更换环境有一定的定制开发工作量(5~20%)；低 - 更换环境需要大量定制化开发(>20%)。

<b>商业要素</b>	产品竞争力提升 - 增收	15%	高 - 收入增加 >30%；中 - 收入增加 30%~10%；低 - 收入增加 <10%。
	产品竞争力提升 - 降本	10%	高 - >30%；或性价比领先优势 (>10%)；中 - 30%~10%；或性价比有一定改善 (5%~10%)；低 - <10%；或性价比无改善。
	产品竞争力提升 - 产品特性	10%	高 - 确保产品竞争力领先，能形成品牌高溢价；中 - 竞争力处于第一阵营；低 - 对竞争提升无明显帮助。
	产品竞争力提升 - 提效 (上市速度、生产时间)	5%	高 - 能领先业界推出产品 (>1 年)；生产时间节省 (>30%)；中 - 能大幅缩短跟领先者的差距 (缩短半年以上的时间)；生产时间节省 (10~30%)；低 - 对上市速度提升不大；生产时间节省 <10%。
	风险降低	5%	高 - 能降低系统性、高危风险，如供应连续性、法规合规、涉及生命安全质量风险；中 - 能降低局部、低敏感风险；低 - 对降低风险意义不大。
	客户满意度提升	5%	高 - 对用户留存率、复购率有明显改善 (>10%)；中 - 能保证用户留存率、复购率有一定改善 (5%~10%)；低 - 对用户留存率、复购率无明显作用。
	公司战略符合度	2%	高 - 已纳入公司规划；中 - 业界已有成功案例，但尚未纳入公司规划；低 - 尚未获得公司高层认可。
	商业可复制性	5%	高 - 在企业 / 行业内为海量需求，企业内外都有推广价值；中 - 仅在本企业内为海量需求，企业内才有推广价值；低 - 在企业内部为特殊、小众需求，不具备推广价值。

图3-3: 场景识别量化评估体系

### 3.3 流程重塑

有了场景后，支撑场景运转的是背后的业务流程。AI的引入势必会改变当前系统流程与人机交互关系，工业企业需要从传统的人人协同模式向人机协同模式转变，通过重塑业务流程来释放AI的价值潜力。传统人人

协同模式以业务流程串联为基础，依靠人员角色分工、质量标准以及审批机制来保障业务目标的实现。而人机协同模式则基于自然语言交互，能够整合更多元的人机协同形式，从根源上对业务流程的执行逻辑进行重构。（图3-4: 人机协同模式）

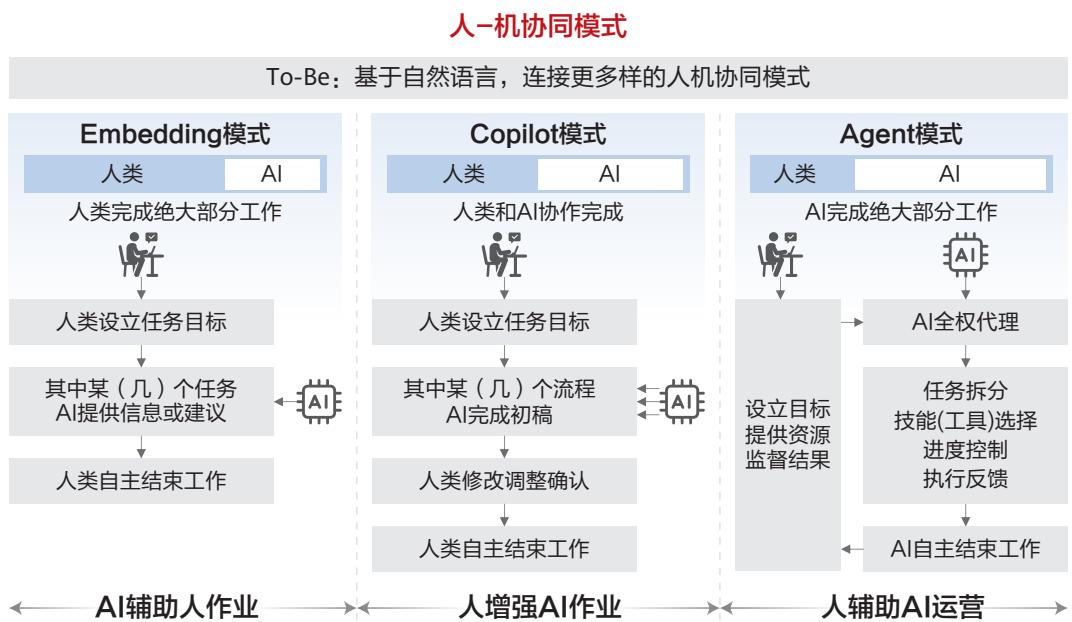


图3-4: 人机协同模式

这种转变呈现出从AI辅助到AI主导的渐进式演进特征。Embedding模式中，人类完成绝大部分工作，AI主要提供信息或建议支持；Copilot模式实现了人与AI的深度协作，人类主导工作目标、分工和结果确认，AI协助在部分流程环节“完成初稿”；Agent模式则代表更高级的协同阶段，AI承担绝大部分工作，人类主要负责目标设定、资源提供和结果监督。正如Ethan Mollick在《Co-Intelligence》一书所述，“AI as a

coworker, AI as a tutor, AI as a coach, AI as our future.”。

AI开发与交付需要设计完整的方案交付步骤，企业在选择场景、确认技能后，结合场景选择基础大模型，制定AI的构建策略，通过准备数据、构建技能、模型评测的步骤完成交付方案。（图3-5: AI开发与交付方案设计交付步骤）



图3-5: AI开发与交付方案设计交付步骤

初阶方案不改模型，所需数据少，仅需推理资源，门槛最低，构建周期从数小时到一天不等；中阶方案基于微调技术，仅提升技能不改知识，数据需求适中但质量要求高，门槛适中，构建周期从数天到周级不等；高阶方案采用预训练+微调模式，需要海量数据和大量资源，门槛最高，构建周期数周到月级不等。企业需要根据场景对精度的不同诉求、自身技术基础、资源投入能力和业务紧迫性选择合适的交付方案。

选好的基础大模型是AI能力的根基。企业在基础大模型选择上需要经历“拿得来、引得进、选得好”的三个步骤，确保模型能够满足业务需求和有效落地。

- **拿得来：**开展可体验模型的广泛调研。企业需在市场上众多基础大模型中进行初步筛选、评测与选型，扩大接触面，全面了解“百模千态”的特点与优劣；
- **引得进：**重点关注模型在生产环境的适配性。通过严格的模型评测与选型流程，确保模型能在企业现有环境中安全稳定运行，并提前评估引入速度慢、门槛高、管控难、升级难等潜在问题；
- **选得好：**聚焦模型的核心能力维度，包括通用与专业推理技能、推理响应

速度与容错能力、上下文处理长度、训练与学习能力，以及可信性与模型治理水平，确保所选模型不仅满足当前业务需求，还能支撑长期演进。（图3-6: 大模型的选择）

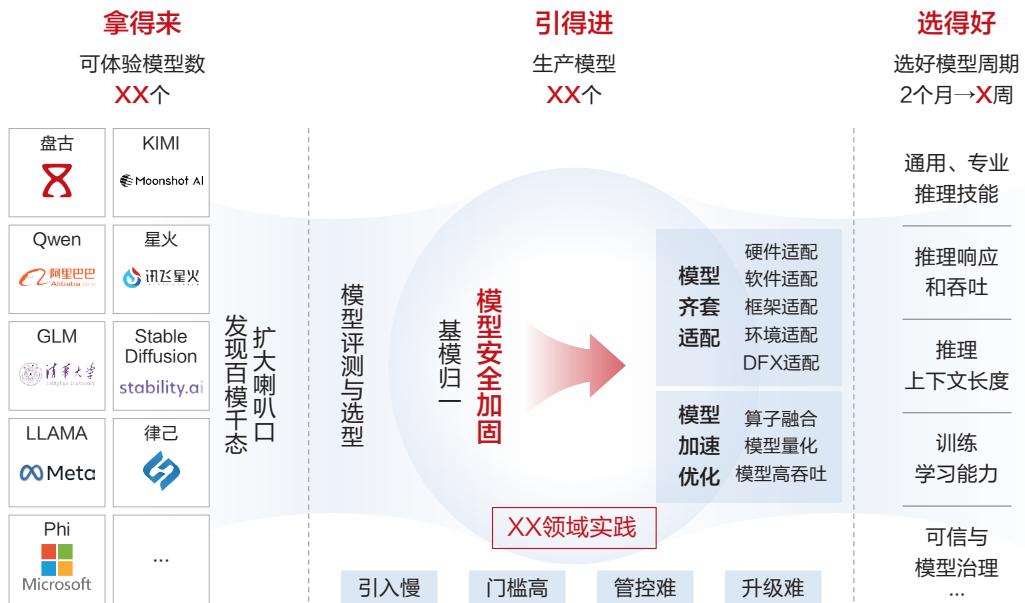


图3-6: 大模型的选择

### 3.4 数据和知识工程

数据质量决定模型效果和应用表现，工业企业需要构建“*For AI*”的MRC<sup>69</sup>语料体系作为AI应用的基础。这要求企业从冷数据和热数据两个方面转向专门为AI设计的数据架构。

- 冷数据的MRC转换主要处理企业现有的知识文档，通过显性+隐性的知识结构设计来创建MRC语料。以任命发文场景为例，需要将文档基本属性、人员任命结构、文档内容结构、文档附件信息、文档引用信息等要素转化为

结构化的MRC格式，使静态的企业知识资产能够被AI有效理解和调用；

- 热数据的MRC转换则聚焦于企业的实时业务过程，将数据NF<sup>70</sup>+知识文档转换为过程MRC语料。在代码检视场景中，可以通过COT<sup>71</sup>的方式，将引用上下文信息、结构化数据、反馈信息、环境信息等要素转化成代码检视MRC模板。

这一转换过程的关键在于建立有效的MRC转换机制，从而确保原始业务数据能够被AI模型理解和应用。通过构建高质量的

<sup>69</sup> MRC: Machine Reading Comprehension (机器阅读理解)，指的是相比原来的数据和知识是给人看的，现在强调的是for AI的数据和知识，需要更多的上下文信息来构建MRC模板

<sup>70</sup> NF: Normal Form (数据库中的“范式”)

<sup>71</sup> COT: Chain of Thought是一种提示技术，通过在问题和答案之间插入中间推理步骤，模拟人类解决问题时的逐步思考过程

MRC语料体系，企业能够为AI应用提供充足的“营养”，确保模型在实际业务场景中的可靠性和准确性。（图3-7：冷热数据向MRC语料的转化）



图3-7: 冷热数据向MRC语料的转化

### 3.5 AI建模与发布

一方面，基于外部知识依赖、个性化模型输出要求进行选择。企业可根据场景对上下文依赖程度和输出定制化程度的高低，选择最匹配的实现路径：从最低要求的提示工程入手，到采用微调与RAG技术，再到适配最高要求的全量预训练结合微调方案，形成阶梯式能力提升路径。

另一方面，基于业务目标、实现复杂度和资源成本进行选择。初阶主要采用Prompt、RAG、编排等技术，以提示工程师为主，训练算力需求相对较低，构建时效可达到分钟级；中阶引入微调，需要AI训练师参与，训练算力提升至2张GPU卡起步，训练数据规模在KB-MB级别，构建时效为小时级微调；高阶阶段则需要领域模型的深度定制，要求AI训练师具备专业能力，训练算力

需求达到32张GPU卡起步，训练数据规模达到GB级别，构建时效为周级二次训练。这一分阶推进模式体现了人员技能从低到高、算力需求从低到高、训练数据从低到高、构建

时效从快到慢的特点，企业需要根据自身实际情况选择合适的起点和发展路径。（图3-8：AI建模方式的选择）



图3-8: AI建模方式的选择

以Committer代码检视场景为例，该场景需要强领域专业知识和上下文理解能力，展现了从初阶到高阶的完整技术演进过程。整个构建过程包括基础大模型选择、Prompt工程、多模型编排、RAG技术应用、场景模型微调、领域模型训练和模型运营七个步骤，体现了从简单到复杂、从通用到专业的

技术构建路径。

模型验证结果显示了明显的性能提升轨迹：初阶方案从13%采纳率开始，在通过Prompt、RAG、Agent优化后，达到60%；中阶方案采用微调，将采纳率大幅提升至75%；高阶方案采用预训练，在经过RLHF<sup>72</sup>

<sup>72</sup> RLHF: Reinforcement Learning from Human Feedback (基于人类反馈的强化学习)

后还可提高采纳率11%。这一案例展现了AI技术递进带来的效果改善，企业可以根据自身能力选择合适起点，渐进式提升AI应用效果。（图3-9: Committer代码检视场景）

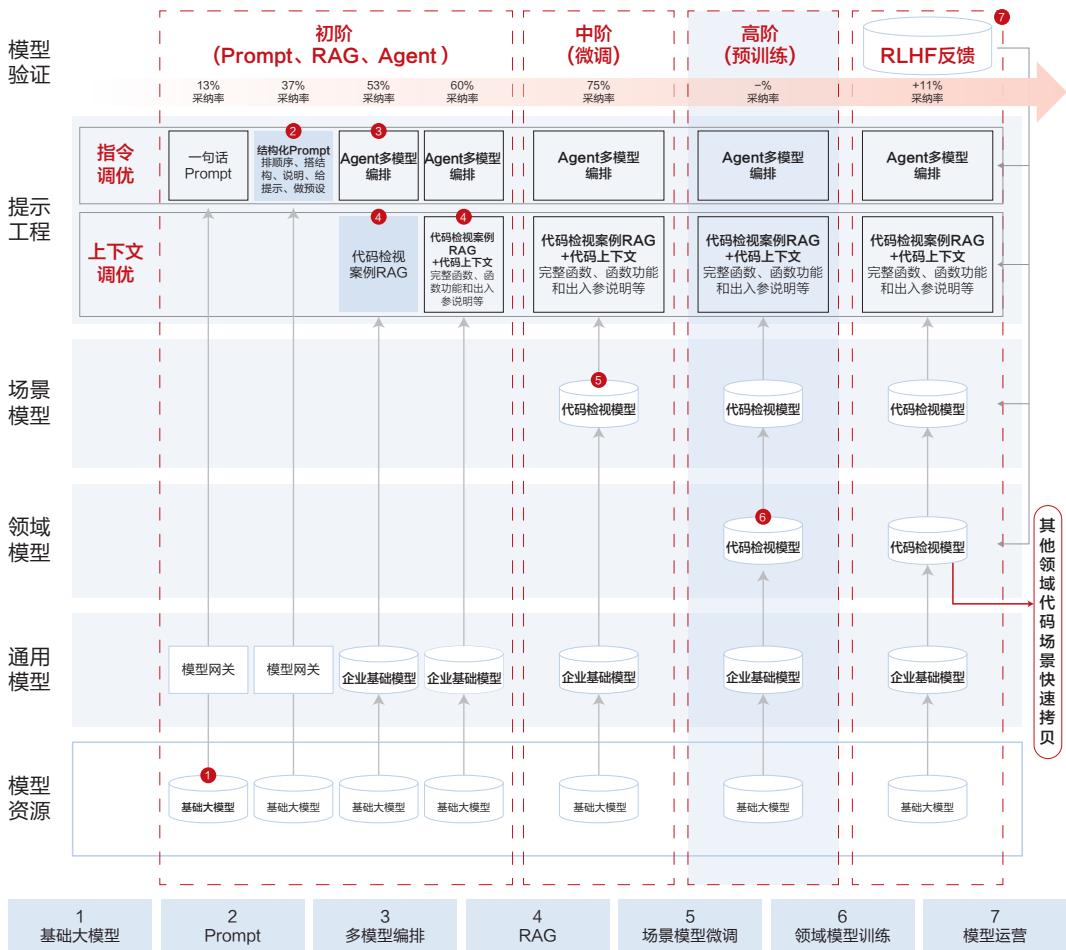


图3-9: Committer代码检视场景

## 3.6 AI融合业务应用

企业在将AI融合业务应用时，以“3R1F”（Revise/优化、Replace/替代、Rebuild/重构、Feedback/反馈）为核心逻辑加速落地。聚焦业务场景，围绕业务对象与逻辑进行本体建模，将场景下的事实数据、业务知识、专家思维链等要素深度串联。在复用已有的IT系统和工具等数字资产基础上，依托本体对知识、数据、逻辑、行动、语

义的整合能力，本体支撑融合感知、智能决策、智能行动，形成AI技能嵌入到IT应用中。统一入口，回归到流程Owner、业务专家等角色的价值发挥，最终形成业务闭环。与此同时，这一过程还依托开发链、MAAS（模型即服务）、Agent AAS（Agent即服务）、DAAS（数据即服务）以及资源调度、安全治理等公共能力与环境提供底层支撑，让AI能力更高效地与业务场景深度结合。（图3-10: AI Built in的流程）

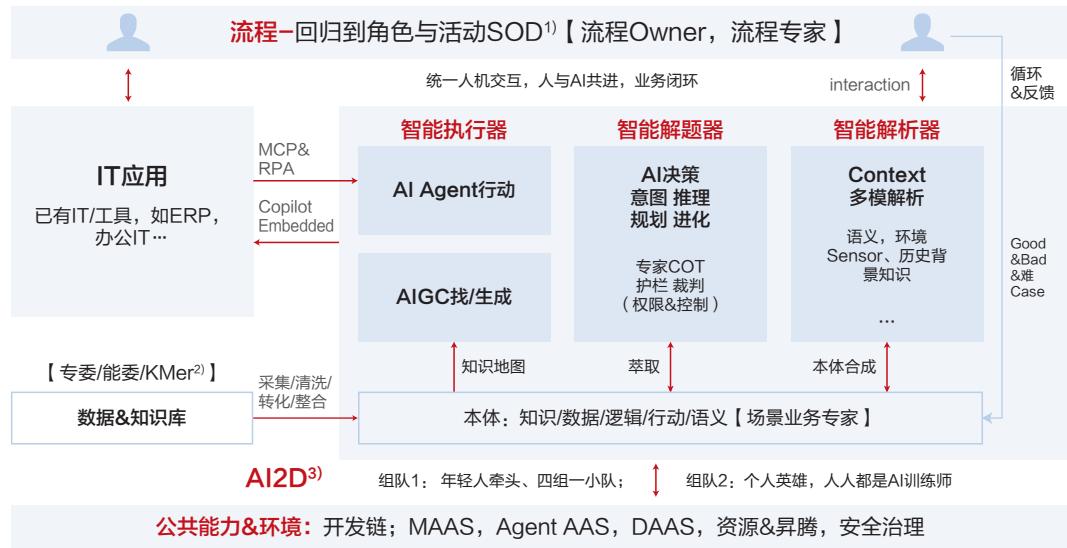


图3-10: AI Built in的流程

## 3.7 持续运营

“无运营不开工”。AI持续运营需要明确运营角色、分工和职责，构建作业即标注的机制与流程，共同支撑AI持续迭代演进。AI运营流程包括运营体系设计、监控、反馈、更新、版本管理五个环节，形成完整的闭环管理机制。

- 监控：及时感知业务效果和异常发生；

- 反馈：建立反馈通道，反馈知识整理；
- 更新：持续迭代AI，以确保性能表现良好；
- 版本：管理AI版本，支持回滚、复现、追溯。

具体运营实施需要业务运营和模型运营的协同配合——通过业务反馈推动模型升级，通过模型优化提升业务效果，从而实现持续改进。（图3-11: AI持续运营流程）

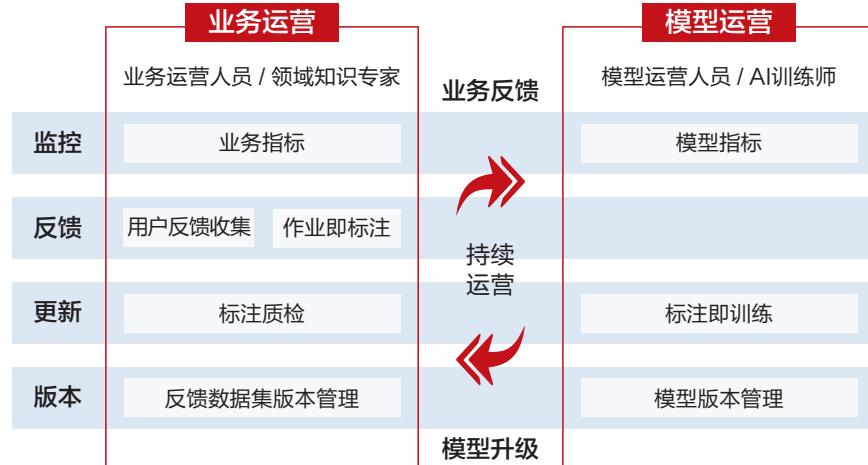


图3-11: AI持续运营流程

以AI嵌入代码开发作业流程活动为例，企业可将CodeMate（AI辅助开发）、TestMate（AI辅助测试）、DevMate（研发知识辅助）等AI应用，深度融入设计、开发、测试、维护等全流程环节，构建覆盖代码开发全周期的AI应用体系。在具体落地中，企业需采用“无运营不开工”的策略，通过一把手牵头“训战”，确保组织层面的保障措施落地；坚持“一厘米切口一万一米深”原则，避免场景宽泛化、应用不专精；将AI工具深度嵌入业务流程，形成应用-反馈-优化的循环机制，并搭配适配的组织责任体系，保障落地效果。同时，企业应制定AI

场景的北极星指标，通过数字化运营可视来驱动；构建热循环机制形成数据飞轮，通过用户作业反馈形成不断更新的高质量数据语料，驱动AI提升改进。

那么如何才能建立清晰的责任体系？企业可在业务部门、业务部门IT、业务部门能力中心、领域IT部门、IT平台部门等各个层级都明确职责，下级为上级提供可靠的技术保障，共同支持产品的最终落地。通过不断优化系统结构和完善技术手段，逐步提高整体管理水平。（图3-12: 分层运营的责任体系）

分层运营的责任体系		
业务部门	语料质量+应用效果	日活用户数：XXXX 采纳代码行：XXX万 点赞/点踩数：XXXX/XXXX
业务部门IT	业务适配+产品线效果	Prompt模版数：XX 代码采纳率：XX%
业务部门能力中心	场景价值闭环+语料规范	行级\片段续写、代码解释已突破 代码续写：XX个PDU规模应用 代码解释：XXX个PDU规模应用
领域IT部门	L1模型能力+应用建设	专项训练次数：XXXX 探索训练次数：XXX 首Token时长：0.XXs
IT平台部门	L0模型能力+算力保障	

图3-12: 分层运营的责任体系

在AI的持续运营过程中，治理是一项贯穿始终的核心工作。面对新技术的快速发展，企业应秉持“治理守底线、治理促发展”的原则，通过构建系统化治理体系，确保AI应用的安全性与可持续性。建议建立分层治理架构，从基础支撑要求、领域管控、管理总纲到目标设定形成完整闭环。这四个层面相互衔接、有机结合，既保障治理的全面覆盖，又确保各项措施能够落地见效，为AI应用的健康发展提供坚实保障。在这一过程中，企业还应关注：

- 落实责任体系、数字化可追溯，保障AI持续有质量。企业需要建立清晰的治理流程，从管理AI开发流程到管理AI治理流程，明确生成式AI模型、AI数据集、AI BOM、AI算力、AI服务等治理对象，通过提供方、使用方、最终用户、监管方、认证/审计方五角色共治的责任体系确保治理责任的有效落实。
- 同时，企业应严格遵守安全边界底



线。通过建立企业边界控制机制，在数据流转、模型部署、应用集成等关键环节设置安全检查点，确保AI应用在合规框架内安全运行，防范潜在风险向外扩散。（图3-13: AI治理的结构）

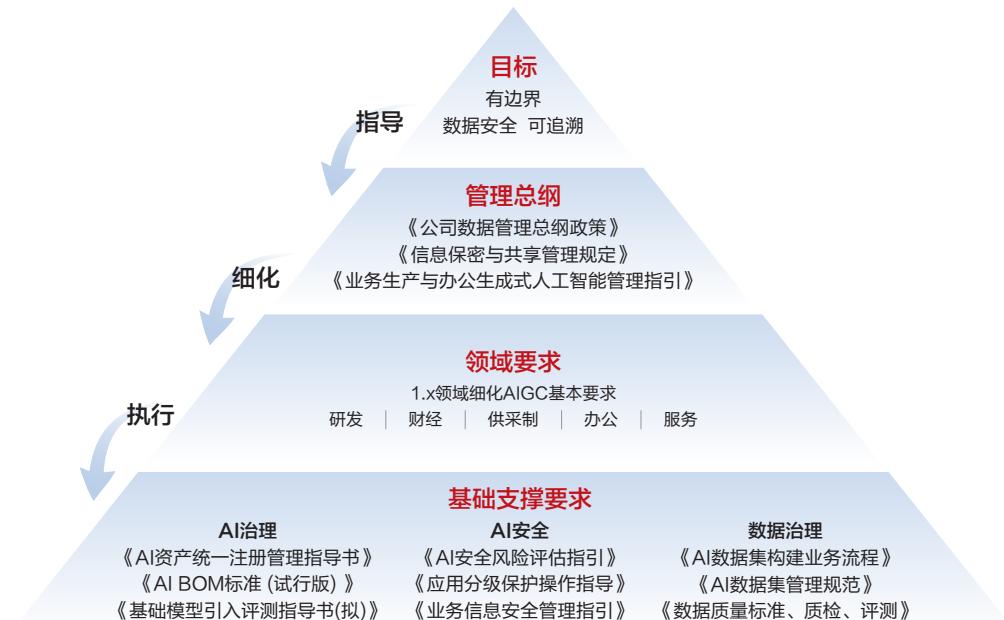


图3-13: AI治理的结构

## 3.8 组织变革和文化

组织变革的核心目标在于提升作业效率与质量，而不是为了减员。企业应致力于营造“人人懂AI、人人用AI”的良好氛围，推动组织与人才能力的全面升级。通过分层分级设定目标，构建高效的AI训战体系：

- 管理层及AI场景核心人员：作为AI变革的引领者，需自上而下明确战略部署并发挥示范作用；
- AI岗位人员：在研发、供应、财经等

领域持续推进专业能力进阶，探索业务与AI结合的机会，释放价值潜力；

- 各领域全员：上线AI辅助内部业务项目的训战专区课程，持续开展线上赋能，确保全员掌握AI应用技能，实现“人人懂AI、人人用AI”。

在具体能力建设方面，企业应构建完整的组织能力牵引矩阵。从场景规划、业务探索，到能力固化、形成方案目标，再到运营优化，企业需在业务与IT部门中明确各环节的主导者与配合者，建立清晰的角色分工与

协作机制。这一跨域协作模式将汇聚多元专业力量，形成灵活高效的AI落地团队，确保AI项目从策划到执行的全流程顺畅推进。（图3-14: AI组织和人才的培养结构）



图3-14: AI组织和人才的培养结构

“革命不能把革命者的命革掉”，AI变革的成功关键在于让组织中的每个人都能在新的AI时代找到自己的价值定位，通过能力提升实现个人价值的增长，而不是简单的岗位替代。

总之，工业企业的数智化转型是一项系统工程，需要从全流程进行统筹规划。核心举措可概括为“定战略、搭平台、强赋能、找场景、用数据、保落地、做运营、抓治理”。在制定转型方案时，应综合考虑以下关键因素：

- 战略决策：数智化转型关乎企业长远发展，需在现有作业流程改造、新技术引入等方面做出前瞻性布局。
- 组织人才：实施AI项目不仅需要算法工程师、算力专家、数据工程师等技

术人才，还要求业务人员与IT人员普遍具备AI认知与应用能力。

- 意识改变：引入AI往往意味着知识与信息密集型工作方式的变革，需要高层领导的坚定支持与积极推动。
- 风控治理：AI应用伴随数据安全、虚假内容识别、隐私保护、合规性等风险，需建立健全风险防控体系。
- 执行保障：AI项目需要跨组织、跨职能协作，需建立高效的统筹协调机制，确保项目顺利推进与成果落地。
- 持续运营：AI已成为企业核心竞争力的重要来源，决策层直接参与可加速AI创新迭代，持续提升企业竞争优势。



## 第四章

# 展望与倡议

## 4.1 展望

当前，我们正站在工业从数字化到智能化跃迁的关键时期，产业呈现“新六化”的发展趋势。分别是工业装备数字化、工业网络全连接、工控系统开放化、工业软件云化、工业数据价值化和工业智能普惠化。（图4-1: 工业“新六化”趋势）

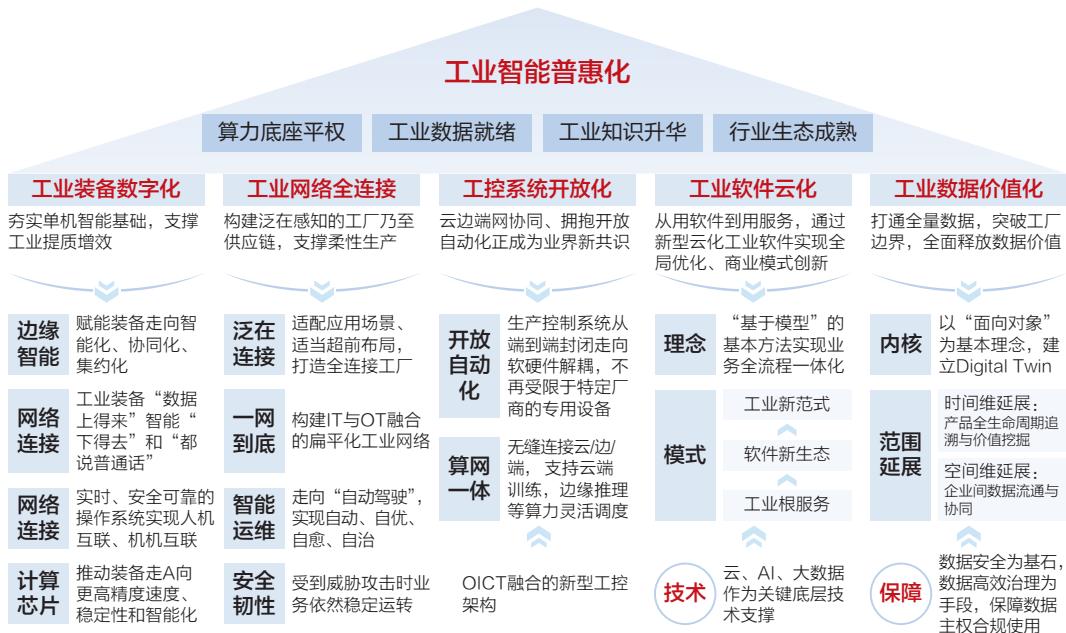


图4-1: 工业“新六化”趋势

**工业装备数字化：**夯实单机智能基础，支撑工业提质增效。网络连接方面，不仅可以让“哑设备”实现“张口说话”、做到“数据上得来”，还要让数据从“各说各话”变成“都说普通话”，才能走向互联互通；操作系统方面，要通过为传统装备嵌入实时、安全可靠的工业级操作系统，实现“一碰即连”、人机互联、机机互联；工业芯片方面，通过为装备置入更优性能的工业芯片，使装备有能力胜任更高精度、速度、稳定性和智能化的作业任务；边缘智能方面，通过在单机装备的基础上引入边缘智能，可以赋能单机装备胜任高复杂度任务。

**工业网络全连接：**工业网络，需要牢牢把握泛在连接、一网到底、智能运维、安全

韧性四个要诀。泛在连接方面，工业企业需要从基础网络覆盖走向“能连尽连”，以适配应用场景、适当超前布局为原则，打造“全连接工厂”；一网到底方面，通过构建IT与OT融合的“一张网”，工业企业可以实现数据上得来、算力下得去、上下游贯通；智能运维方面，工业网络需要从人工运维走向“自动驾驶”网络，实现自动、自优、自愈、自治，为工业企业的运维工作“减负”；安全韧性方面，守好安全底线是业务活动的生命线，工业企业应建立安全韧性的工业网络，保障受到威胁攻击时业务依然稳定运转。

**工控系统开放化：**云边端网协同、拥抱开放自动化正成为业界新共识。生产控制系统要从端到端封闭走向软硬件解耦，做到

开放自动化，不再受限于特定厂商的专用设备；借助算网一体，可无缝连接云/边/端，支持算力灵活调度；同时构建OICT融合的新型工控架构，推动工控系统朝着更开放、灵活、高效的方向发展，给予工业企业灵活选择。

**工业软件云化：**工业软件的使用范式将从“用软件”过渡到“用服务”。为此，工业企业要采用“基于模型”的基本方法，朝着MBD乃至MBE的方向演进，打破传统工业软件下的异构系统；其次要探索新模式，以工业经验、知识、工具等工业根服务的共建共享为基础，重新定义工业软件的开发模式和商业模式，并进一步赋能工业新范式（例如云工厂）的形成；最后，底层技术支撑也至关重要，工业界需把握云计算变革的机会窗口，以AI、云、大数据作为关键技术支撑，共筑新的工业软件技术体系。

**工业数据价值化：**工业企业要打造强大能力内核，以“面向对象”为基本理念，建立Digital Twin。同时，推动数据价值向时空维度延展，时间上追溯产品全生命周期数据，挖掘已售产品运行态数据价值，反哺产品升级与增值服务；空间上打破企业边界，实现企业间数据流通与协同，促进产业生态内业务协作与知识经济发展。

**工业智能普惠化：**AI算力以超越摩尔定律的速度提升性价比，让不同规模工业企业都能以可接受的价格获取算力资源；通过工业数据的治理，实现数据的就绪度与可及性，构建行业高质量数据集；通过工业知识图谱等技术使工业知识升华，将分散的工业知识进行体系化沉淀、复用和共享；各主体协同推动产业生态成熟，使工业智能技术与

应用解决方案能更广泛地为工业企业所用，走向普及。

“新六化”是对《工业数字化/智能化2030》报告中“新四化”的继承和发展，在此新增了工控系统开放化和工业智能普惠化。

#### 4.1.1 工控系统开放化

在“工业智能普惠化”之外，我们将“工控系统开放化”纳入新的趋势主张，共同构成工业数智化演进的重要方向。工业自动化架构从ISA-95架构走向更加扁平化的云边端网协同架构正成为工业界的探索方向，其关键革新点在于对原有垂直层级体系的解构和重组，从而实现：

- **开放自动化：**生产控制系统从封闭走向软硬件解耦，通过虚拟化、软件化控制方式，不再受限于特定厂商的专用设备，可以依据被控设备的时延要求，灵活地将生产控制系统部署在云/边/端。以开放自动化为特征的新型工控正成为全球布局焦点，中、美、欧多个产业联盟、标准组织正在集聚全球工业及信息通信头部企业共同打造新型工控方向、构建新生态；
- **算网一体：**云边端网一体化协同，依托工业网络无缝连接云/边/端，支持算力灵活调度，让算力如同水/电资源一样在网络上快速、安全、智能地传递，满足新型应用的需求；同时也让工业数据全网流转，实现“数据上得来，智能下得去”。

通过开放解耦的新工控架构体系，避免了工控系统的孤岛化、封闭化，同时，也更利于



迅猛发展的AI技术更快融入工业控制系统，使能先进过程控制、实时工艺调优、协同作业等智能化应用。（图4-2: 从ISA-95架构到开放化、扁平化架构）

在拥抱工业4.0的路上，从ISA-95架构走向更云边端网协同架构正成为工业界的探索方向

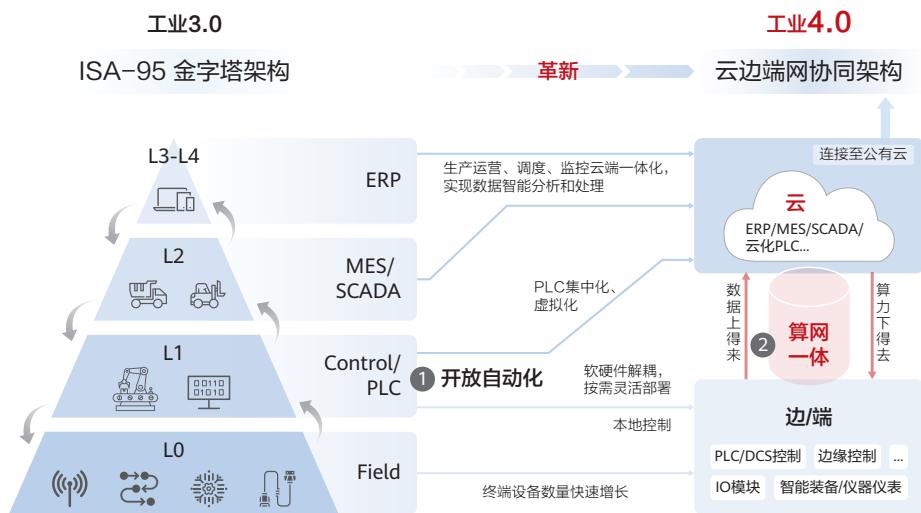


图4-2: 从ISA-95架构到开放化、扁平化架构

工控系统开放化对ICT技术提出新需求，需要OICT融合的新型工控架构。该架构在云、边、端协同的基础上，对工控系统多环节进行创新升级。在云侧，依托公有云、混合云，可开展100ms级集中控制，满足非实时业务的要求；边缘侧涵盖工厂、车间和产线，通过确定性网络，可以实现10ms级边缘控制，能同时支持非实时业务（如HMI、视觉推理、数采，基于非实时操作系统）与实时业务（如vPLC、vCNC，基于实时操作系统），借助资源虚拟化层与边缘服务器，为业务提供支撑；端侧则主要由工位、装备级的智能终端构成，满足ms级现场控制。（图4-3: OICT融合的新型工控架构）

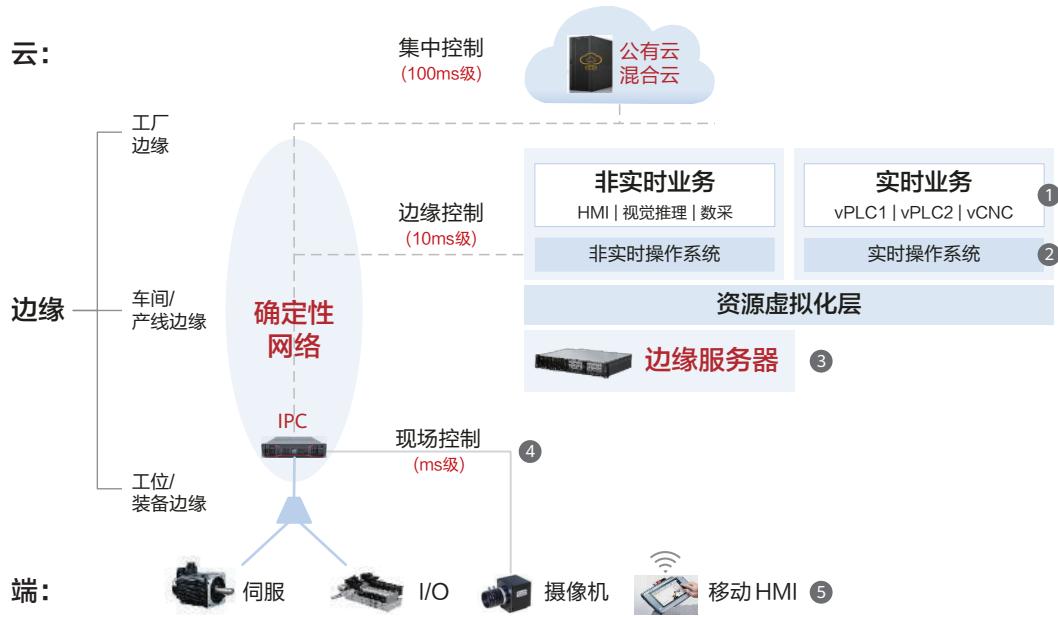


图4-3: OICT融合的新型工控架构

该架构在多个环节体现全新的技术特征：工控软件实现软硬件解耦，具备IDE、Runtime等能力；工业OS朝着实时、可靠、分布式软总线方向发展；工业边缘满足高可靠、高性能、通用化融合要求；网络连接聚焦低时延、高可靠、确定性传输；智能终端实现数字化、网络化、智能化。在新架构下，需满足标准、开放、通用、可靠、安全的整体性要求<sup>75</sup>。

#### 4.1.2 工业智能普惠化

工业智能普惠化意味着智能对于所有工业企业是低门槛、普及化和共享化的，每个工业企业都是受益者。这背后的关键驱动力在于：

- 算力底座平权：国产算力持续突破。算力获取模式实现从“本地专享”到

“云端普惠”的转变，中小企业无需自行建设算力中心，可直接从云端获取算力资源，按需取用、按量计费。AI算力也从“特权资源”转变为普惠的“公共基础设施”，如同电力、水力一般，在工业生产中无处不在且按需取用，基础模型大量开源也为工业智能大规模落地扫清了算力层面的障碍；

- 工业数据就绪：人工智能的本质是“数据智能”，工业数据的质量与流通效率直接决定工业智能应用的深度，而工业数据价值化已成为行业共识。全国数据标准化技术委员会也发布了高质量数据集的建设指南、分类指南、格式要求、质量评测规范等一系列标准和规范。各行业的数据字典、信息模型标准逐步建立，为行业数智化筑牢基础，行业数据孤岛、空壳问题也得到改善，有力推动了行业数据的共享与流通；

<sup>75</sup> 工业互联网产业联盟《新型工业控制蓝皮书》

- **工业知识升华：**工业知识、机理、工艺、数据不断沉淀到工业知识图谱、行业模型、copilot、Agent中；组织、工程能力也沉淀到Agent、工作流workflow中，并进一步在各行业各环节的应用过程中实现升华；
- **行业生态成熟：**在部分行业推进“行业运营商”、行业平台等新模式，促进了行业知识、数据、模型、Agent、工作流的市场化交易，形成DaaS、MaaS、AaaS等新的知识分工模式，

有效提升行业聚合度与效率。此外，还通过产业聚合生态、开源激发创新、行业使能应用、社区赋能开发者等途径，全方位助力工业智能普惠化发展。

构建高质量数据集，是推进工业智能普惠化的基础。需善用行业数据集规划、梳理、构建的方法与工具，遵循数据集规划、数据集构建、数据集应用、数据集运营这四个循序渐进的步骤推进。（图4-4: 数据集治理的关键内容）

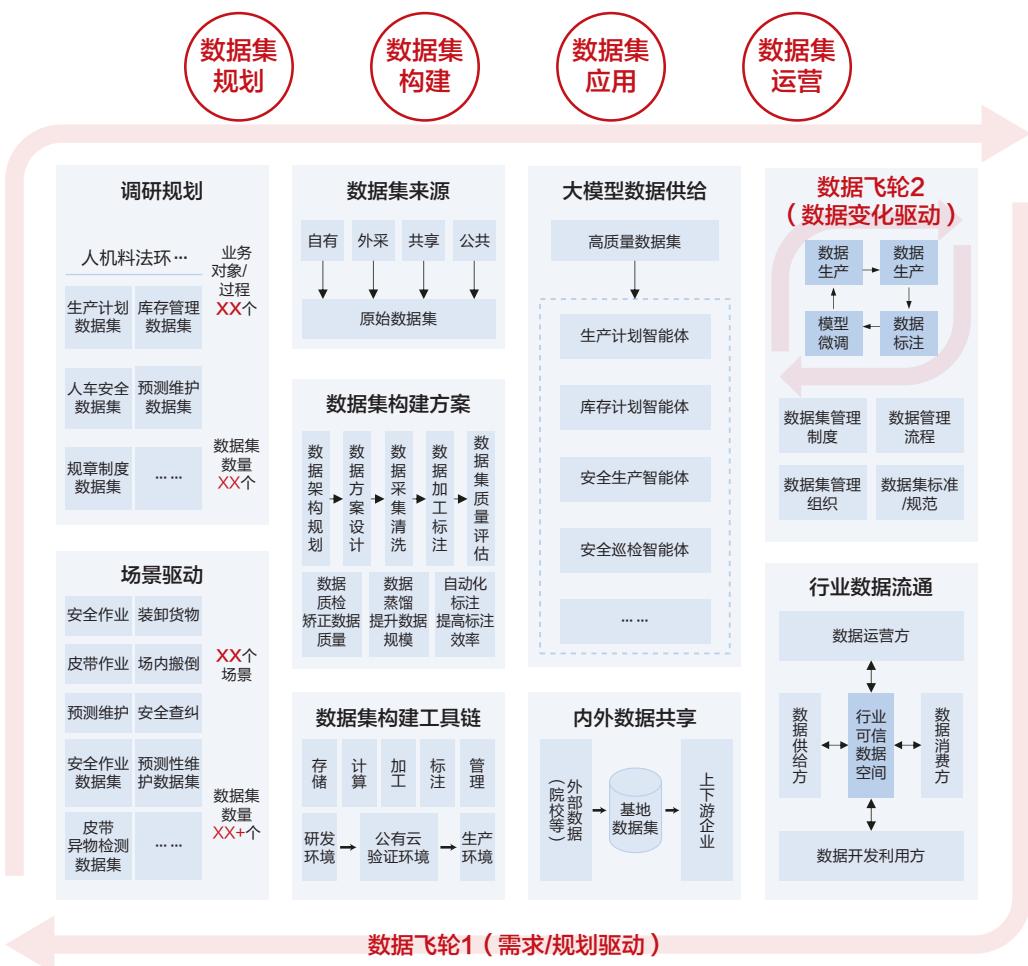


图4-4: 数据集治理的关键内容

- 在数据集规划环节，以调研规划和场景驱动为核心：调研规划围绕人/机/料/法/环，明确生产计划、库存管理等业务对象和过程，梳理相应数据集；场景驱动则是聚焦高优先级、高回报率、痛点显著的具体场景，精准锚定各场景所需数据集，作为后续工作基础；
- 进入数据集构建阶段，从自有、外来、共享、公共等多渠道获取原始数据集；再通过数据架构规划、设计方案设计、数据加工等步骤构建方案，针对数据质量缺失问题开展攻坚；同时，可以导入高效的数据集构建工具链，从研发环境到公有云验证环境再到生产环境，全链路提升数据集构建效率；
- 到数据集应用阶段，高质量数据集将支撑模型训练与智能体应用（如生产计划、库存计划等智能体），在训练和推理过程中不断发现问题和开展优化，并借助源源不断产生的新数据改进应用效果。这一过程中，企业也应建立相关数据治理的标准和规范。

在此过程中，存在两个关键的数据飞轮闭环。其一是贯穿全流程的大飞轮，由需求、规划驱动，从数据集规划出发，历经构建、应用，再到运营反哺规划，形成不断滚动向前和改进的完整闭环；其二是数据集运营阶段中的小飞轮，由数据变化驱动，通过数据生产、数据采集、模型微调、数据标注

的循环，持续优化数据与模型。通过这两个飞轮的闭环，工业企业能够实现数据价值的持续释放与迭代升级，助力工业智能在企业内的深度应用。

“新型工业化”的核心在于以数据驱动生产力实现跃升，而以数据为纽带对生产关系进行重构，能够有效加速生产性服务业的发展。借助“平台+生态”模式，可推动生产型服务业从单一功能朝着全价值链赋能的方向演进，具体可从以下三方面展开：

- 一是“强平台”，工业互联网平台需要整合全要素资源，以此推动设计、生产、供应链等环节的协同优化，进而实现产业链上下游的动态配置；
- 二是“深行业”，要培育一批面向行业的生产性服务平台，也就是“行业运营商”，为相关企业提供定制化的AI模型、工业APP以及解决方案，助力中小企业以较低成本完成智能化转型；
- 三是“资产化”，数据作为继土地、劳动力、资本、技术之后的“第五生产要素”，应当加快构建数据确权、定价、交易、安全的基础制度体系，推动“数据资产入表”实践落地，同时建设国家级或区域性工业数据空间，促进数据要素的高效流通与价值挖掘，充分释放其驱动生产力跃升的乘数效应。

## 4.2 行业倡议

数字化是智能化的前提和基础，商业回报是AI落地的驱动力。我们倡议共建工业知识高质量数据集，打造工业智能体公共服务平台，加速工业与AI融合。

具体包括以下七个方面的建议：

- **建标准：**推进各行业制定数据字典、信息模型、数据互通标准，为构建高质量数据集和工业智能打下坚实基础。借助标准的统一，企业能够降低数据治理成本，提升AI应用的可复制性与规模化效应；
- **立示范：**鼓励在各行业树立数智化标杆项目，系统梳理那些易于复制推广、具备大颗粒度且高价值的共性场景。通过示范项目的成功实践，为其他行业企业提供可参考、可借鉴的经验与模式；
- **育生态：**鼓励部分行业尝试“行业运营商”和大企业牵头的行业平台新模式，促进行业数据、知识、模型、Agent、工作流的交易流通（DaaS、MaaS、AaaS），形成新的分工模式，提升行业数智化效率；
- **搭平台：**建立全国工业知识联盟，搭建工业知识开放社区；打造分行业、分区域的工业智能体创新平台，避免各主体在相关领域重复投入资源、“重复造轮子”；
- **育人才：**AI与工业的融合需要大量既精通技术又熟悉业务的复合型人才，应积极探索校企合作、职业培训等人才培养方式，培养高素质人才；
- **保安全：**建设可信工业数据空间，确保用户的数据主权和数据安全。加强模型的安全治理，加强应用监管，防范伦理风险、价值观风险，避免人工智能被滥用；
- **建法规：**研究出台促进数据流通和保护的法律法规。要明确数据采集、存储、使用、共享等环节的权利与义务边界，对知识产权在AI生成内容、工业知识成果等方面归属与保护作出细致规定，为行业的健康发展提供稳定且可预期的法治环境。

眺望未来，工业智能正加速突破技术壁垒与场景边界，从头部企业的标杆应用走向全行业企业的广泛普及，成为驱动工业数智化的引擎。无论是算力底座的持续平权、工控架构的开放革新，还是数据价值的深度释放，技术迭代的浪潮正以前所未有的速度重塑工业生产模式。而在这一进程中，无论规模大小、领域差异，每一家工业企业都将是技术红利的受益者，共同分享智能化带来的价值。面向工业数智化的广阔前景，让我们携手同心，以开放协作的姿态共建产业生态，以创新突破的精神攻克关键难题，共同推动工业智能迈向更深层次、更广范围的发展，书写新型工业化的崭新篇章。

## 附录：缩写词汇表

缩写	英文全称	中文
3C	Computer, Communication, Consumer Electronics	计算机、通信、消费电子
3D	Dangerous, Dirty, Difficult	危险、脏污、困难
ADS	Advanced Driving System	高阶智能驾驶系统
APC	Advanced Process Control	先进过程控制
APS	Advanced Planning and Scheduling	高级计划与排程
C2M	Consumer-to-Manufacturer	消费者到制造商
CAD	Computer-Aided Design	计算机辅助设计
CRO	Contract Research Organization	合同研究组织
DCM	Dilated Cardiomyopathy	扩张型心肌病
DCS	Distributed Control System	分布式控制系统
DFMEA	Design Failure Mode and Effects Analysis	设计失效模式及后果分析
EDA	Electronic Design Automation	电子设计自动化
GAN	Generative Adversarial Network	生成对抗网络
GDS	Graphic Data System	图形数据系统
GOD	General Obstacle Detection	通用障碍物识别
HCM	Hypertrophic Cardiomyopathy	肥厚型心肌病
HVAC	Heating, Ventilation, and Air Conditioning	供暖通风与空气调节系统
ICT	Information and Communication Technology	信息与通信技术
IoT	Internet of Things	物联网
LLM	Large Language Model	大语言模型
MaaS	Model as a Service	模型即服务
MES	Manufacturing Execution System	制造执行系统
MOM	Manufacturing Operations Management	制造运营管理
NeRF	Neural Radiance Fields	神经辐射场
NLP	Natural Language Processing	自然语言处理
PDK	Process Design Kit	工艺设计套件
PDP	Prediction, Decision-making and Planning	预测决策规控
PLC	Programmable Logic Controller	可编程逻辑控制器
PPA	Performance, Power, Area	性能、功耗、面积
ROI	Return on Investment	投资回报率
RTL	Register Transfer Level	寄存器传输级
RTO	Real-Time Optimization	实时优化
SaaS	Software as a Service	软件即服务
SLAM	Simultaneous Localization and Mapping	同时定位与地图构建
VLM	Vision Language Model	视觉语言模型
VNM	Vision Navigation Model	视觉导航模型
VOCs	Volatile Organic Compounds	挥发性有机化合物





**华为技术有限公司**  
深圳市龙岗区坂田华为基地  
电话: (0755) 28780808  
邮编: 518129  
www.huawei.com

**中国信息通信研究院**  
北京市海淀区花园北路52号  
电话: (010) 62301618  
邮编: 100191  
www.caict.ac.cn

**清华大学人工智能研究院**  
北京市海淀区成府路45号中关村智造大街F座3层  
电话: 62788817/62788836/62788805  
邮编: 100083  
<https://collegeai.tsinghua.edu.cn>

**罗兰贝格企业管理（上海）有限公司**  
中国上海市静安区山西北路99号苏河湾中心23层  
电话: +86 21 52986677  
邮编: 200085  
www.rolandberger.com

#### 商标声明

 HUAWEI, HUAWEI, 是华为技术有限公司的商标或者注册商标。

 CAICT, 中国信通院, 是中国信息通信研究院的商标或者注册商标。

 清华大学人工智能研究院, 是清华大学人工智能研究院的商标或者注册商标。

 , 罗兰贝格 ( Roland Berger ), 是罗兰贝格企业管理 ( 上海 ) 有限公司的商标或者注册商标。

在本手册中以及本手册描述的产品中, 出现的其他商标、产品名称、服务名称以及公司名称, 由其各自的所有人拥有。

#### 免责声明

本文档可能含有预测信息, 包括但不限于有关未来的财务、运营、产品系列、新技术等信息。由于实践中存在很多不确定因素, 可能导致实际结果与预测信息有很大的差别。因此, 本文档信息仅供参考, 不构成任何要约或承诺, 华为、中国信通院、清华大学人工智能研究院、罗兰贝格不对您在本文档基础上做出的任何行为承担责任, 也可能不经通知修改上述信息, 忽不另行通知。

**版权所有** ©华为技术有限公司 ©中国信息通信研究院 ©清华大学人工智能研究院 ©罗兰贝格企业管理 ( 上海 ) 有限公司 2025。保留一切权利。非经华为技术有限公司、中国信息通信研究院、清华大学人工智能研究院、罗兰贝格企业管理 ( 上海 ) 有限公司书面同意, 任何单位和个人不得擅自摘抄、复制本手册内容的部分或全部, 并不得以任何形式传播。