

工业智能白皮书

(2022)

牵头编写单位：中国信息通信研究院

工业互联网产业联盟（AII）

2022年12月



前言

当前，人工智能加速向各产业渗透，已经成为促进新兴产业与传统产业、技术与社会跨界融合发展不可忽视的动力。伴随第四次工业革命以及工业数字化、网络化、智能化发展的大浪潮，在过去的两年中，工业制造业持续深化探索人工智能融合创新及应用：深度学习、知识图谱等技术创新、组合赋能和工程化落地不断加速；产业爆发期临近，老玩家不断推陈出新、新玩家入局积极活跃；一批新应用场景涌现，并不断向研发、生产等核心环节渗透赋能，在更大范围内发挥更核心的作用。在“十四五”开端，全面梳理工业智能的最新进展与发展态势，为产业界进一步探索提出有效指引，具有重要的意义。

在此形势下，工业互联网产业联盟组织编写了《工业智能白皮书》（2022），从体系内涵、技术、应用和产业等维度进行了阐述。**体系方面**，对目前工业智能面临的问题进行了总结，提出了涵盖三个视角的工业智能发展体系。**技术方面**，梳理了工业智能技术发展现状，围绕核心赋能技术创新与工程化突破两个技术发展路径进行深入分析。**产业方面**，梳理工业智能产业现状与发展趋势，对支撑工业赋能的核心技术产品进行分析。应用方面，总结工业智能应用发展的历程，从应用场景、国内外应用与行业应用三个角度开展细化分析。

总体来说，白皮书从技术、产业及应用三方面对工业智能的最新发展现状进行深入研究，并在一定程度上对未来创新变革方向有所预见，以期与业界共享成果。但由于工业智能本身较为复杂，我们的认识存在一定局限性，不足之处还望指正。

白皮书编写组成员：

刘默、韦莎、李亚宁、王海萍、黄锋、关越、金刚、张勇、金煜鸣、彭斌、白熹微、刘承宝、龚敬群、汪鸿涛、丛洋、于琦、郑旭东、陈淳、文博武、王玥、詹锴、张弛、项超、郭玉龙、汪阳、王涛、杨帆、丁平、许永硕、程海旭、任志宏、郎燕、施战备、段海波、胡成国、何幼林、徐亚军、刘晶、李南

以下单位提供了相关案例等支撑，在此一并表示感谢：

无锡雪浪数制科技有限公司、浪潮集团有限公司

牵头编写单位：

中国信息通信研究院

参与编写单位：

百度在线网络技术（北京）有限公司
北京凌云光技术集团有限责任公司
中国科学院自动化研究所
中国宝武钢铁集团有限公司
阿里云研究中心
华为技术有限公司
海尔工业智能研究院
深圳鲲鹏信息科技有限公司
树根互联股份有限公司
海康威视数字技术股份有限公司
中国电信研究院
安徽海螺集团有限责任公司
西门子（中国）有限公司
新希望集团有限公司
杉树科技（北京）有限公司
SAP（思爱普）中国
IBM（国际商业机器公司）
PTC（美国参数技术公司）
ANSYS
长飞光纤光缆股份有限公司
北京旷视科技有限公司
河北工业大学
腾讯科技（深圳）有限公司



工业互联网产业联盟公众号

声 明

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

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

工业互联网产业联盟

联系电话：010-62305887

邮箱：aia@caict.ac.cn



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

目 录

一、工业智能发展背景	1
（一）工业智能化水平不断提升，激活发展新动能	1
（二）与通用领域 AI 相比，技术进展逐步同步、产业 错位现象更加凸显	2
（三）落地推进仍存在一系列问题	4
（四）工业智能创新发展的体系框架	6
二、工业智能技术进展与趋势	8
（一）演进规律与现状：四个发展阶段逐步清晰，当前 新技术应用不及预期	9
（二）趋势一：面向更复杂问题更高性能需求的核心 赋能技术创新	11
（三）趋势二：面向工业部署落地的工程化突破	16
三、工业智能产业发展现状及趋势	22
（一）跨界合作：围绕 AI 核心能力的两类典型合作模式 逐步成型	22
（二）新竞争者涌入：咨询公司渗透布局，以定制化 智能解决方案优势扩大市场占有	23
（三）新环节分化与新主体诞生：行业数据标注与 AI 服务型企业成为典型代表	24
（四）核心技术产品：现有产品体系格局下开展融合 创新	25

四、工业智能应用进展	29
（一）发展规律：由技术导向的点状场景应用向需求导向的综合智能应用演进	29
（二）应用模式：机理知识相关性决定不同模式的应用成熟度与潜力	30
（三）应用场景：生产管理智能优化是最主要场景，AI 已经与生产机理实现初步融合	35
（四）国内外应用：应用重点与需求差异性突出，我国在深度与创新性方面有待提高	37
（五）行业应用：电子信息、汽车、能源电力渗透度最高	40
五、总结与展望	45

一、工业智能发展背景

（一）工业智能化水平不断提升，激活发展新动能

1、工业 AI 成为全球共识与趋势

工业 AI 成为主要国家政策战略重点之一，推进人工智能创新成为技术创新与融合应用的核心和共识。美国将工业 AI 纳入关键与新兴技术国家战略，充分发挥信息技术领先优势，高度重视 AI、先进制造业等领域，旨在通过工业 AI 发展抢占先机，主导未来产业；欧盟则将工业 AI 纳入欧洲 2030 数字罗盘战略，并发布人工智能白皮书，提出了在 2030 年实现 75% 欧盟企业使用云计算、大数据和人工智能的目标；日本将工业 AI 纳入其第 6 期科技创新基本计划，发布制造业白皮书，以人工智能技术为基础，构建智能时代“5.0 社会”的未来蓝图；韩国发布《基于数字的产业创新发展战略》，推广不同行业应用 AI 实现产品设计与研发、制造工艺创新、新型智能化产品与新概念服务等。

2、工业 AI 巨大价值潜力推动市场持续走高

工业 AI 已经获得部分国家地区及领先工业企业的认可。一是高价值高增速，AI 赋能工业制造领域的潜力大、增速动能强劲，据埃森哲统计，预计到 2035 年 AI 应用使制造业总增长值增长 4 万亿美元，年增长率可达 4.4%。二是高普及，工业 AI 在欧美等工业发达地区已经实现较高的普及率，据凯捷统计，欧洲顶级制造企业 AI 应用普及率达到了 51%，其中德国有

69%的制造商部署 AI；日本制造企业 AI 应用率达到 30%；美国制造企业 AI 应用率达到 28%。**三是高认可**，工业 AI 的应用场景不断拓宽，而随着产业界的实践锤炼，在部分场景形成了相对一致价值共识，据 MIT 报告显示，工业 AI 应用场景认可度前三位是质量管控、库存管理和监控诊断，应用普及率分别达到 59%、44%和 32%。

（二）与通用领域 AI 相比，技术进展逐步同步、产业错位现象更加凸显

技术演进规律总体同步，工业领域跟随性逐步增强。一方面，技术创新-应用探索-工程化的大路径一致。技术层面来看，工业智能是人工智能技术在工业领域的融合延伸，而本阶段均以深度学习为创新主线，目前均处于以工程化落地能力突破为主的阶段。**另一方面**，人工智能技术创新和工业领域融合应用之间的滞后周期不断缩短。专家系统诞生与工业领域应用间隔近 20 年；统计机器学习的工业领域应用基本在 10 年左右；而深度学习、生成对抗网络等新技术于 2012 年后在通用领域开展应用，不足 4 年便已经产生了工业领域探索实例。总体来看，由于人工智能技术可用性的增强以及工业信息化水平的提升，通用技术的工业落地间隔由 20 年逐步缩短至<5 年。

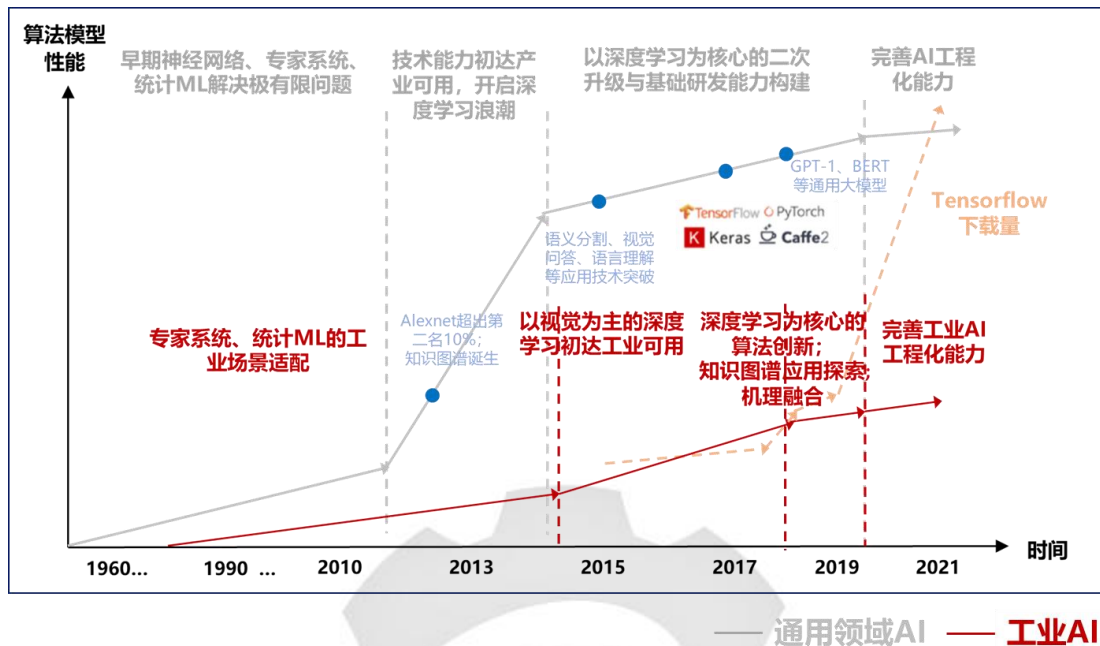


图 1-1：人工智能 VS 工业智能

工业极度碎片化场景和特异性需求进一步放大 AI 原有差异性。一是工业 AI 与通用人工智能的创新重点不同。工业 AI 高价值应用通常集中在与机理强融合的场景，如设备预测性维护、生产过程控制优化、基于知识的综合决策等，与具体行业、企业甚至工厂产线的实际情况紧密相关，差异性较强，当前人工智能在语音、自然语言处理（NLP）等应用技术层面的创新和大模型构建等不是工业 AI 探索重点。二是工业对 AI 可解释性等严苛要求导致技术创新与应用落地错位更加严重。目前深度学习、GAN、知识图谱等相对前沿的技术创新与应用多数停留在理论验证层面，实际落地推广成效不及预期。

（三）落地推进仍存在一系列问题

从企业应用实践来看，工业智能发展还面临很多切实问题与困难。一是工业 AI 技术方案实施的资金及人力投入大，企业难以负担成本。二是深度学习的可解释性不强。深度学习这种“联结主义”算法本质是一个端到端的黑箱系统，模型很难对推理结果做出解释，导致归因溯源、异常排查等变得十分困难，限制核心环节或直接决策应用。三是模型无法满足现场计算更新实时性的需求，部分高节拍的生产流程对工业智能模型的推理及参数更新效率提出较高要求，边缘设备算力有限，未经优化裁剪的原始模型往往无法满足。四是适合训练的样本数量不足，深度学习模型性能在相当程度上取决于有效数据量的多少，但工业普遍存在样本数据获取困难和高质量标注等问题，小样本下的学习建模成为常态。五是硬件适配不足，工业领域的芯片终端等硬件种类多，软件框架往往很难跟上工业芯片的发展，从而导致底层芯片和软件框架的不适配。六是模型与方案复制推广难。行业、产品、工艺等维度的差异性，导致工业 AI 面对的场景及其需求差异化较大，任务多样性明显，不同行业/产品/工艺的需要重新建模、训练、部署。七是作业环境恶劣加剧模型落地应用难度。工业生产环境经常面临高温、高压、湿度大等极端物理情况，同时光照不均、高强度振动等因素也极大影响模型的使用效果。八是应用开发周期慢，当前还无法摆脱人工调参、模型训练的模式，应用开发/维护需要算法工程师

深度参与。**九是**数据模型的安全与知识产权问题有待解决。工业部分智能化场景存在数据集共建、数据流通共享及模型应用共建的需求，但当前面临企业顾虑多、技术还不成熟、法规尚未健全等问题。

导致上述困难与问题的本质原因可归结为三大方面：**一是**关键融合技术尚未突破，主要指以深度学习为核心的 AI 算法及软硬件配套技术在可解释性、实时性、数据可用性、易用性与适配性四方面还没有实现突破性进展；**二是**应用场景缺乏进一步识别，需要进行高价值高需求场景或可复制推广场景的梳理及遴选。**三是**产业生态与保障机制还不完善，主要是数据共建共享机制、模型知识所属权界定等问题。

白皮书将针对工业 AI 落地推广过程中面临的各个问题，结合下文提出的发展体系，系统研究当前工业智能在技术层面、产业层面、应用层面上的最新进展与趋势，为工业的智能化发展提供一些启示与指引。

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

（四）工业智能创新发展的体系框架

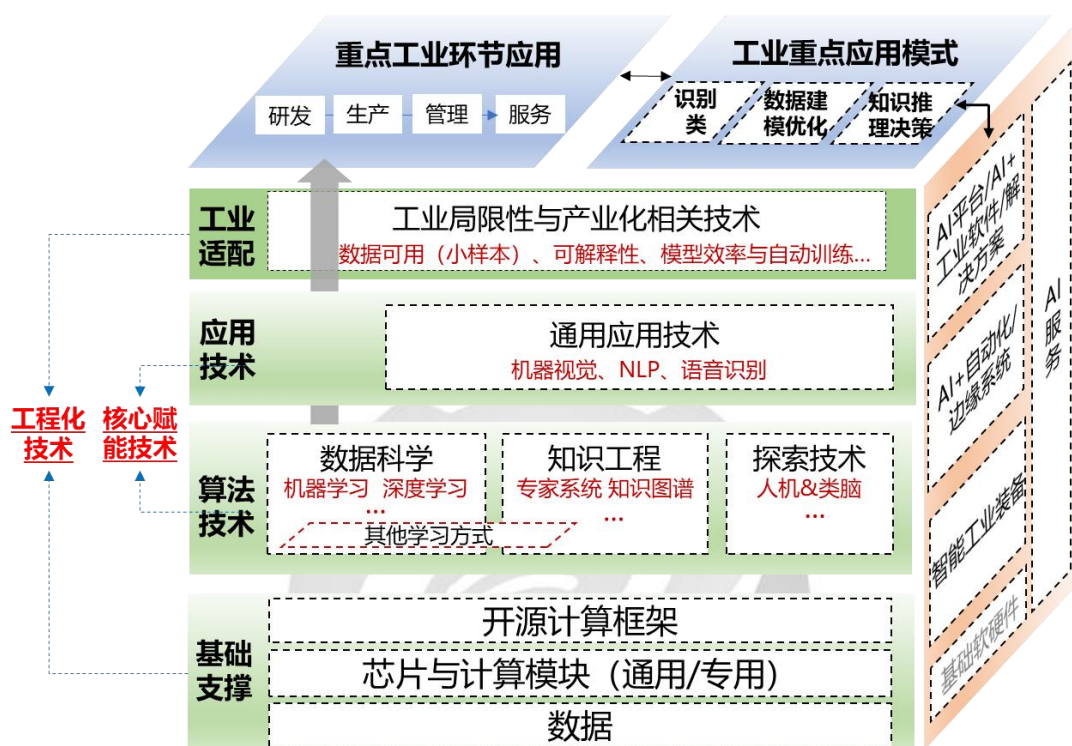


图 1-2：工业智能体系视图

如上图所示，从功能、业务及实施维度考虑，构建涵盖技术、应用、产业三个视角的工业智能发展体系视图。

1.技术视角：核心赋能技术与工程化关键技术共同使能
工业 AI 的技术体系由基础支撑、算法技术、应用技术和工业适配技术四个层级组成，可划分为算法技术+应用技术的核心赋能技术，以及基础支撑+工业适配的工程化技术两大类。

核心赋能技术通过两类方式赋能工业。主要包括以机器学习、深度学习和其他方式为主的数据科学；以专家系统、知识图谱为代表的知识工程；以人机、类脑为代表的探索技术；以机器视觉、NLP 和语音识别为代表的应用技术。一是基于算

法技术针对工业具体环节和问题进行赋能，通过数据建模分析或知识图谱构建等方式，解决工业领域的个性化场景问题，如生产制造过程参数优化、设备预测性维护、工业供应链优化等；**二是**通用应用技术的工业迁移，将视觉、语音等相对成熟应用技术直接迁移到工业领域，解决相似的工业问题，如表单识别、产品表面检测、安全巡检等。

工程化技术主要解决核心赋能技术落地推广的关键问题：

一是基础支撑层，主要包括数据、芯片与计算模块、开源计算框架等，涵盖人工智能算法、算力、数据三大要素的后两个，为工业算法模型提供软硬件支持。**二是**工业适配技术，具体指为了适应工业领域特殊需求、解决前文所述融合技术问题、实现产业化相关的技术，如数据可用性、可解释性、实时性与自动训练等，工业适配层面的技术是驱动 AI 实际落地工业的关键。

2.产业视角：关键融合产品、方案与服务

AI 与工业供给产业融合形成的核心产品、方案与服务，是 AI 赋能工业的主要载体。主要包括四个方面，按层级关系可分为基础软硬件、智能工业装备、自动化与边缘系统、平台/工业软件与方案。其中，基础软硬件是指各类芯片/计算模块、AI 框架、工业相机等相对通用的软硬产品；智能工业装备是融合智能算法能力的机器人、AGV、机床等通用/专用的工业生产制造装备；自动化与边缘系统主要指融合了智能算法的工业控制系统；平台/工业软件与方案既包括传统单机软件与 AI 融合升级，

（一）演进规律与现状：四个发展阶段逐步清晰，当前新技术应用不及预期

工业智能技术逐步由数据依赖向工业领域知识依赖演进。

阶段一是以被动式工业小数据小知识为核心的萌芽期，实现工人操作能力的替代。在该阶段，由于企业信息化水平低下，生产数据无法有效采集，只能被动通过少量数据进行建模分析，同时工业视觉和自动化专家控制系统在此阶段得到初步应用，替代工人的生产控制、产品质量分拣等简单决策操作。**阶段二**是以工业大数据小知识为核心的感知时代，实现关联能力的补充。以深度学习算法为核心的暴力计算方式出现，解决工业图像识别、语音识别等问题，同时基于工业数据融合建模与知识图谱浅层应用，挖掘隐含关系、实现分析优化；**阶段三**是以工业小数据小知识为核心的感知增强+工程突破阶段，进一步提升关联分析能力。包括面向动态、深度识别分析等各类复杂工业任务的技术适配，以及围绕小数据、实时性、可解释性等各类技术落地推广问题的突破，是当前所处的阶段。**阶段四**是以工业大知识为核心的认知提升阶段，实现推理能力的协同。体现为构建全局性工业知识图谱/工业大模型解决具有常识性、经验性的推理问题。

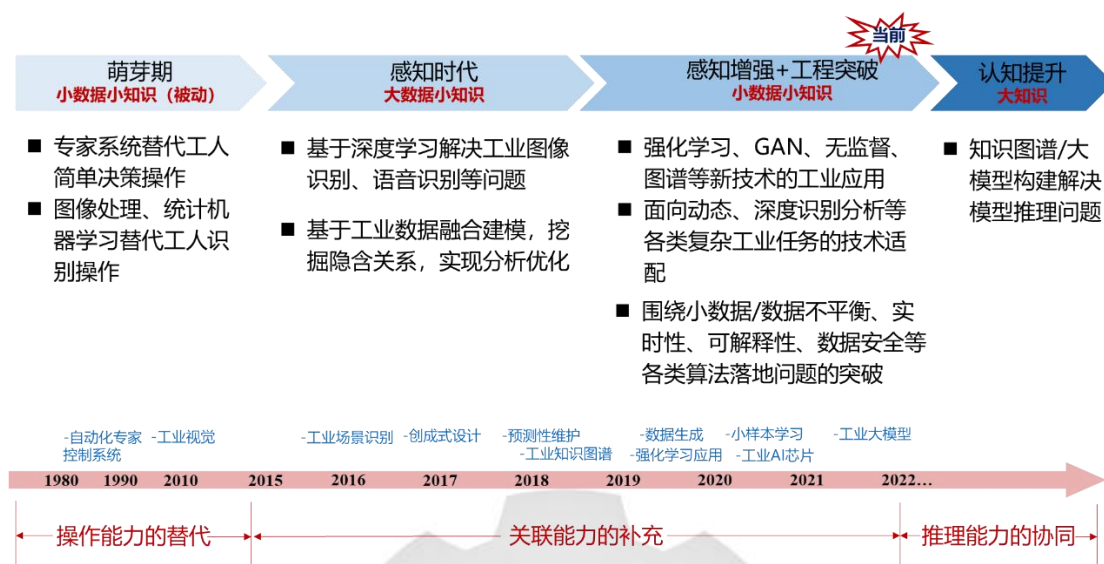


图 2-1：工业智能技术发展阶段

当前数据科学实际应用占比超过 9 成，深度学习应用不如预期。相比于知识工程路径不足 5% 的应用占比，数据科学技术相对更加成熟，而其中基于传统机器学习开展建模分析、图像分析识别等应用占比超 70%，受限于各类工程化问题的制约，深度学习的工业应用占比仅超 20%，以深度学习为代表的主流热点技术实际应用不及预期。

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

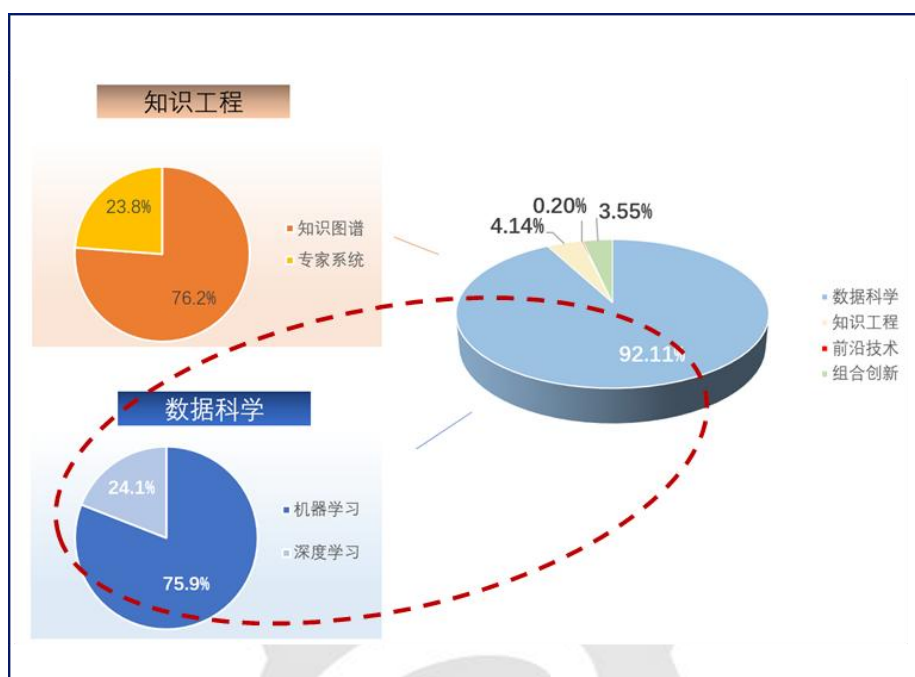


图 2-2: 算法技术工业应用占比

（二）趋势一：面向更复杂问题更高性能需求的核心赋能技术创新

1.数据科学：围绕更复杂更多样的工业问题，以深度学习为核心持续开展创新挖潜

深度强化学习从电子游戏走向工业实践。深度强化学习（DRL）通过迭代试错，不断生成数据，机器使用这些数据来确定完成工作的最佳行动方案，聚焦解决制造业复杂决策执行+动态环境变化相关的场景，围绕决策优化形成多类探索。如产品设计与开发优化方面，基于 DRL 进行水翼设计，效率提升 10 倍，性能超过设计师。调度控制和加工路径优化方面，美国 Engineering 工厂基于深度强化学习优化产线调度，效率提升 66%；美国西北大学基于 DRL 开展刀具加工路径设计，样本数

量减少 10 倍，加工精度显著提升。运维管理和策略优化方面，某风电场某风电场强化学习维护策略，性能优于常用启发式算法>30%。

生成对抗网络由消费领域图像走向工业应用。生成对抗网络（GAN）由两个神经网络组成-生成器和鉴别器，通过不断博弈达到“以假乱真”，聚焦增强或改善工业数据，为基于海量高质量样本的模型训练奠定基础。**一是**增加工业样本数量，不仅可生成缺少的样本，如国内学者研发 GAN 方法，通过国外轴承数据验证了生成样本的有效性；还能基于 GAN 降低数据生成成本，如橡树岭联合大学基于 GAN 补充基于物理的缓慢且计算昂贵的数据/模型；**二是**改善工业数据质量，如针对弧光和飞溅等强噪声导致基于视觉的焊缝高跟踪误差问题，上海交通大学基于 GAN 修复焊接图像激光条纹，图像处理速度 19.6fps，满足工业需求。

2.应用技术：基于深度学习提升面向生产与客户关键问题的识别能力

工业视觉技术聚焦质量环节深化赋能，探索解决小目标、新目标等复杂问题。**一是**解决小目标缺陷检测问题，如矩视智能面向微小缺陷识别场景，采用基于深度学习的像素分割功能，实现误差在 0.01mm 内的高精度检测。**二是**解决新目标检测问题，优图工业 AI 关注出现频率很小的某些类型缺陷，提出数据不均衡精细化实例分割解决方案，降低工业漏检率。**三是**围绕视觉开展技术融合，发挥 AI 在图像领域优势，如日本 IVI 基于

AI 的高速冲压机模具更换预测，运用递归图/格拉姆角场方法将信号图像化，自动化判定不良冲压产品，准确率接近 100%。

NLP 及语音方面向围绕用户的管理服务环节拓展，提升用户交互识别能力。一方面提升控制等人机交互水平。如某电网基于 NLP 提供故障检修的语言询问与引导式修复，缩短了故障处理时间；现代汽车推出智能销售机器人 DAL-e，配置基于 NLP 的语音识别系统，实现客户销售互动。另一方面深度挖掘客户需求，提升服务效率质量。Salesforce 的商业智能平台集成 NLP，分析预期客户购买欲望，评估销售达成率；达观数据推出制造业失效分析知识图谱，应用 NLP 理解问题信息，精准找到问题答案。

3.知识工程:走向自动化与综合决策

工业知识图谱包含三个核心技术环节。一是数据获取环节，通过获取 ERP、MES 等信息化系统数据，产品设计文档、设备资料等业务文件数据，经过数据整合与预处理后构建本体。二是知识加工阶段，经过知识抽取、知识表示、知识融合等一系列语义处理后，成为制造决策所需的高质量知识，并通过知识推理识别出可能存在的实体关系缺失或错误，进行图谱补全；三是知识应用阶段，通过设备运维知识图谱、产品设计知识图谱、供应链知识图谱等各类制造业图谱开展智能化应用，并进行知识动态更新。

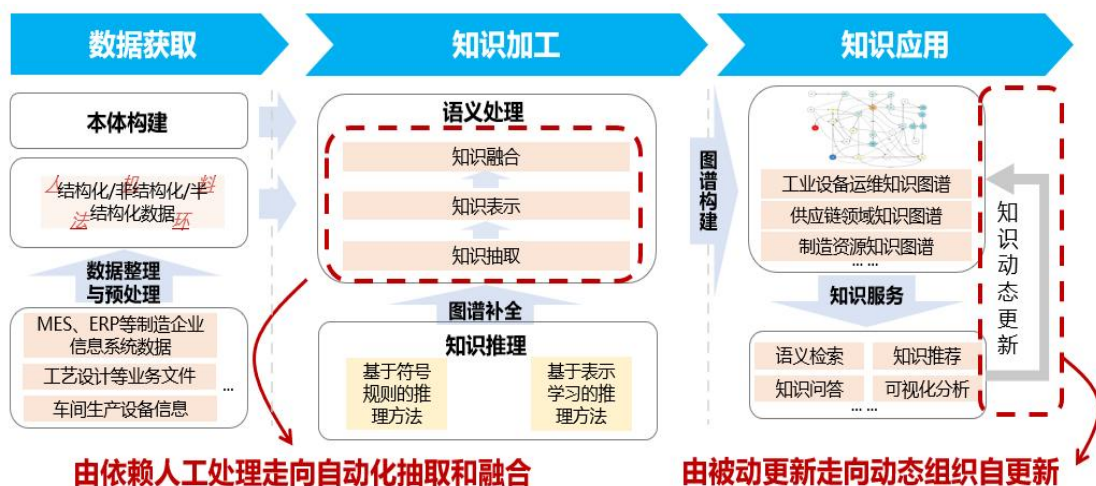


图 2-3：工业知识图谱的基本构建流程与趋势

工业知识图谱走向自动化构建与更新，目前总体处于理论探索阶段。一是语义处理环节由依赖人工处理走向自动化抽取和融合，如广东智能制造研究所采用自动知识抽取技术，实现多模态知识融合，构建工业设备运维知识图谱；哈尔滨工业大学采用关系抽取技术，挖掘文本中的语义关系，构建工业制造领域质量知识图谱；二是图谱更新环节由被动更新走向动态组织自更新，目前已有部分机构建立知识“众包”机制，由人工或半自动方式参与图谱管理（评价、新增、修改等）如武汉理工大学面向协同开发场景，建立开放式工业知识图，由 NLP 与人类专家共同完成知识图的建立、迭代更新工作。未来将综合利用多模态数据、知识图谱、算法模型，使工业知识图谱具备自配置、自优化能力。如香港理工大学面向制造任务规划场景，构建制造资源知识图谱，结合基于图神经网络的嵌入算法，实现 IKG 的自配置与自优化。

工业知识图谱技术应用覆盖制造全环节，逐步由语义信息检索和定性决策走向定量复杂决策。工业知识图谱技术包含三个应用模式与层次：**一是知识检索服务应用**，多集中在经营管理等服务环节，通过语义关联提升知识获取效率。如施耐德基于知识图谱+AI 机器人，为供应商和客户提供咨询服务；中石化知识图谱平台可基于个人需求，提供定制化知识服务。**二是知识匹配辅助决策应用**，当前主要集中在设计与生产环节，运用知识相似关系匹配提升精准服务能力，如西北工业大学构建工艺知识图，共享/重用设计经验；上海工程技术大学基于设备维修知识图谱，关联以往记录辅助维修。**三是知识推理支撑复杂决策应用**，多集中在核心领域决策执行环节，通过集成机器学习模型增强图谱推理能力，总体处于研究阶段。如大连理工大学基于贝叶斯网+故障知识图谱，探究故障原因，提出维修方案；美国国家标准与技术研究所利用分类回归树+知识图谱，自动推导/改进设计规则。

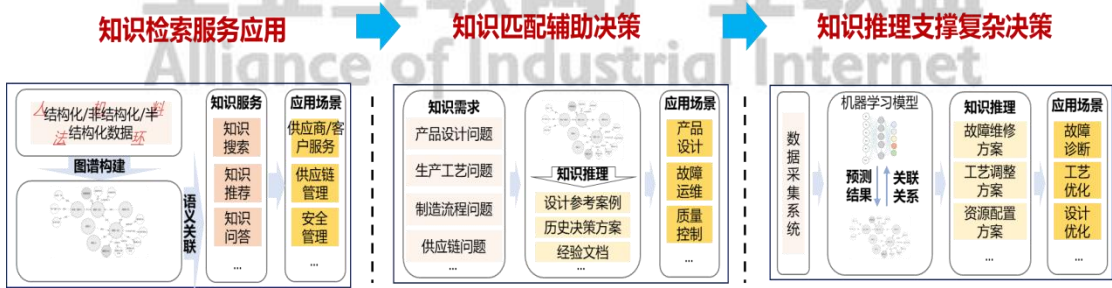


图 2-4：工业知识图谱技术应用模式

4.探索技术：改变工业机器人交互和学习方式，目前处于早期理论研究阶段

国外顶尖高校/研究机构对人与类脑技术展开了初步创新应用验证，但尚未形成显著脑机接口作为按钮、遥控器等复杂、耗时的机械控制装置的替代品。具备解放双手、无需实地、双向交互等优势，卡耐基梅隆大学和明尼苏达大学的实验者通过脑机接口装置控制机械臂准确实时跟踪光点移动，做到光点、机械臂、眼睛三点同步；那不勒斯费德里克二世大学实验者将机床装备温度、湿度等数据上传至 AR 眼镜中，实验者可通过脑机接口调用数据，通过 AR 眼镜进行查阅。类脑计算强调通过对环境的感知获取行动的指引，具备能耗低、多态感知等优势。NASA 赞助的一项实验中，实验者用 4 片重 0.1g 的人工肌肉材料 IPMC 作手指组成的机械手，同等能耗下，机械效率远超普通机械臂。未来，双向脑机接口、类脑+脑机接口等技术突破将使高度拟人的机器人和人深入协作，而人类可以从机器的学习中获取可解释性强的经验，孟加拉工商大学学者利用双向脑机接口可以通过监测工人身体状态并向大脑发出预警，同时控制机械的安全保护机制。

（三）趋势二：面向工业部署落地的工程化突破

1.实时性：芯片与模型“软硬兼施”，成为解决模型效率问题的关键路径

聚焦工业端侧推理的(半)定制化芯片探索相对活跃，当前基本集中在冯氏结构局部优化路径。冯氏架构用于 AI 计算面临内存墙挑战在于访问存储器的速度无法跟上运算器消耗数据速度，

当前开展多样化技术路线探索，国内外新老 AI 技术企业与芯片制造商聚焦质量检测、状态识别等工业边缘视觉场景，推出芯片、加速模块甚至边缘计算盒子等相关硬件产品，如以色列芯片独角兽 Hailo 发布 Hailo-8 AI 处理器，具有高达 26 TOPS 的特点，采用创新的架构构建，使边缘设备也能够支持复杂深度学习应用；以鲲云科技为代表的国内芯片企业通过自主研发实现架构创新，推出 CAISA 3.0 数据流架构，并行执行数据访问和数据计算，具有领先的算力性价比。总体来看，各企业根据自己的技术积累与特点聚焦架构设计、场景优化等不同方向开展多样化探索，尚未形成“包打天下”的技术模式与统一方向。

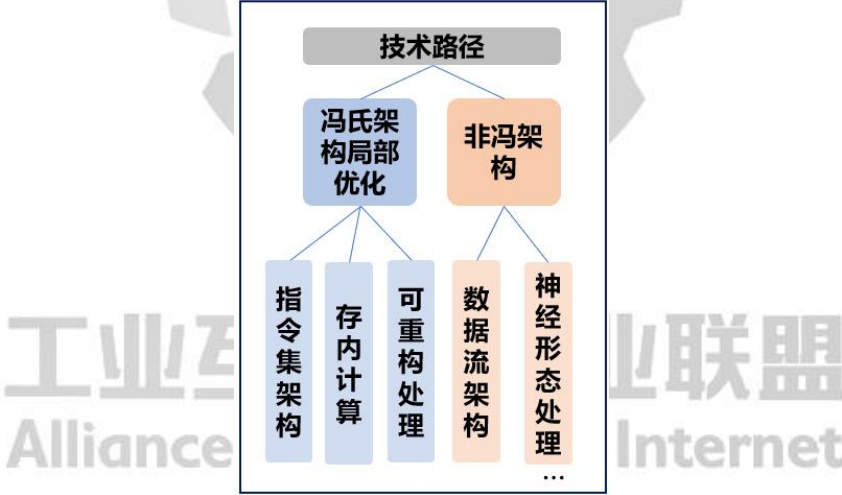


图 2-5：工业 AI 芯片两大技术路径

芯片	Iluvatar CoreX I	昆仑	Tritium 103	Edge TPU	CAISA	Hailo-8
公司	天数智芯	百度	湃方科技	谷歌	鲲云科技	Hailo
类型	GPU EPU	FPGA XPU	ASIC XPU	ASIC TPU	ASIC	ASIC NPU
算力	5W 4.8T/FP16	2.6 TOPS/W	3.7 TOPS/W	4 TOPS	10.9 TOPS	26 TOPS 3 TOPS/W
场景	质量检测	质量检测	设备状态监 测预警	预测性维护、 机器视觉、 机器人	质量检测 安全识别 状态识别	机器视觉 机器人 设备维护

架构变革程度 

图 2-6：国内外典型工业 AI 芯片企业与产品

模型效率提升技术探索活跃。一是知识蒸馏，学习大网络的特征表示知识、无需引入新参数，适用于工业数据集规模较小或者标注信息较少的情况，已在产品质检、设备维护等场景中开展探索，如思谋科技利用知识图结构的蒸馏方式，提升目标检测任务上知识蒸馏的效果，元器件检出率超 99.8%，人力成本削减 80%；北航将知识精馏技术应用于激光条纹区域定位，大大提高激光条纹区域定位的速度和精度。二是模型剪枝与量化，灵活度高、压缩性强，适用于工业模型的训练样本标注信息较多、且数据规模较大的情况，已在生产过程预测、流程优化、质检等场景开展探索，如伍斯特理工学院采用参数剪枝和量化技术，将 CNN 大小降低 18 倍，准确率、查准率和查全率均超过 96%，适用于大量金属构件的实时检测；国内某高校压缩参数数量并轻量化网络，最短平均诊断时间为 1.4ms，可用于检查滚动轴承恶劣工况下的健康状态，提供实时诊断结果。然而由于以上模型效率提升相关技术的专用性和学术性较强，限制了工业落地推广。

2.可解释性：聚焦设备管理、流程优化等领域开展初步探索

形成两类工程化可解释性的破解路径。一是基于特征可视化的方法，通过得到特征与结果之间的因果/相关关系，并进行可视化输出，适用于在生产过程中有产品/设备特征区域定位需求的场景，如质量检测、设备异常识别等场景需要对缺陷及异常进行归因溯源，或是需要挖掘不同特征对检测结果的影响程度。如韩国机械材料研究所运用类别激活映射图（CAMs）技术来识别图像中特定区域对检测结果的贡献度，生成的热力图显示了机械设备故障诊断中的重点关注区域；通用汽车同样基于 CAMs 的颜色、信号步进速度等信息判断焊接件质量，可视化的方法可以更好理解预测超声焊接样品质量分类器的学习过程。二是基于逻辑/规则/知识的方法，利用决策树、决策规则、工业知识图谱等可解释的模型构建黑盒模型的局部/全局近似来实现解释，适用于需要输出易于理解的算法模型等工业应用，或是工业算法模型较复杂、需要对模型进行简化的情况，如故障根源分析、生产缺陷预测等场景。卢布尔雅那大学基于制造过程中专家知识，提取描述工艺条件的信息，利用聚类技术、规则提取及不同类型故障状态描述，输出可被操作员、工程师等人理解的解释性模型；比哈奇大学使用基于树的学习算法梯度增强框架，建立可解释的机器学习模型，预测设备或资产何时需要维护。

3.数据可用性：聚焦小样本与数据集构建问题

小样本问题是深度学习落地工业的最大制约，当前形成三类核心路径。一是数据扩充，即对数据进行镜像、旋转、平移等物理操作或通过 GAN 进行扩展，适用于工业样本在处理后仍能够保留大部分原始特征，且工业数据集已标注，如类别、尺寸和位置等场景。如山东大学基于 GAN 扩大用于微小缺陷检测的数据集，实现 99.2% 的缺陷检测精度；阿丘科技通过数据生成方法，针对单类缺陷仅需 30-50 张样本即可完成建模。二是引入先验知识，通过模型预训练与迁移学习方法，适用于工业场景目标领域和源领域数据关联性较强、特征相对一致，且源工业数据集规模大、类型多样的情况。如华为云构建“盘古”预训练大模型，实现电力缺陷快速识别，一个模型适配上百种缺陷，平均精度提升 18.4%，开发成本降低 90%；浙江大学针对钢材表面缺陷分类问题，基于 SqueezeNet 预训练模型，只需数百个训练样本进行微调，获得较好效果。三是网络模型结构优化，通过设计合理的网络结构高效利用现有数据，减少对样本的需求，适用于工业模型数据集的标注信息较少甚至无标注的情况（弱监督/无监督）。如国内某高校采用特征提取+特征变换+最近邻的模型对小数据集钢材表面缺陷分类，每个类别仅使用 5 张训练集，分类准确率达 92%；台湾某高校引入基于多感受野融合的网络改进热轧钢带的自动检测，从有限的数据中提供更有意义的信息。

工业呼唤高质高量的“黄金数据集”，数据共建共享是未来趋势。特定行业/领域具备数据共建共享需求，行业层面，基

于数据集开发智能算法模型，提升解决行业共性问题的能力，如钢铁行业带钢表面缺陷检测数据集、面向特定产品生产的质量根因分析数据集等场景。领域层面，产品研发、设备等特定领域具备一定的共性需求，基于数据集提升解决场景化问题的能力，如药物/材料研发、设备诊断与预测性维护、安全识别等。

国内外已有研究机构、企业探索公共数据集建立。基于韩国顶尖软件商、高校等共同建立的人工智能制造平台(KMAP)，为中小企业提供机器视觉、CNC 加工、OCR 光学辨识学习等 12 项资料集，便于中小企业智能工厂的核心设备进行 AI 学习以提高效率；宝马建立世界上最大的制造业人工智能参考数据集 SORDI，加速分类、对象检测或分割训练速度；国内东北大学、阿里等高校及互联网企业构建面向钢铁、纺织等产品表面缺陷公开数据集超过 15 个。然而由于企业对于数据资产/商业机密泄露的担忧、现有隐私计算等技术手段的不信任、法律法规尚未健全等原因，工业数据共建共享方面还未取得显著进展。

4.适配与易用性：AI 框架逐步从算法封装的载体走向加速工业融合与规模化落地的核心

AI 框架是上承差异化工业应用、下接多样化工业硬件的关键。目前，TensorFlow、PyTorch 和百度飞桨成为国内工业领域应用普及度较高的 AI 框架。**适配性方面**，不断完善工业端硬件适配，如百度飞桨积极与硬件厂商合作，已经适配的芯片或 IP 型号超过 30 种，可面向目标硬件做定向适配，根据具体硬件类型进行特属优化，保证端侧模型部署与推理速度；TensorFlow

RunTime 通过提供统一、可扩展的基础架构层，支持 ML 模型在不同硬件上构建和部署，提升生产环境中模型训练与维护性能；高易用性方面，不断构建配套工具链或完善工业相关组件，如华为 MindSpore 面向电子信息行业+生命科学行业的模拟仿真套件；TensorFlow Extended (TFX)打造面向工业场景的丰富组件，帮助机器学习模型投入至生产环境。

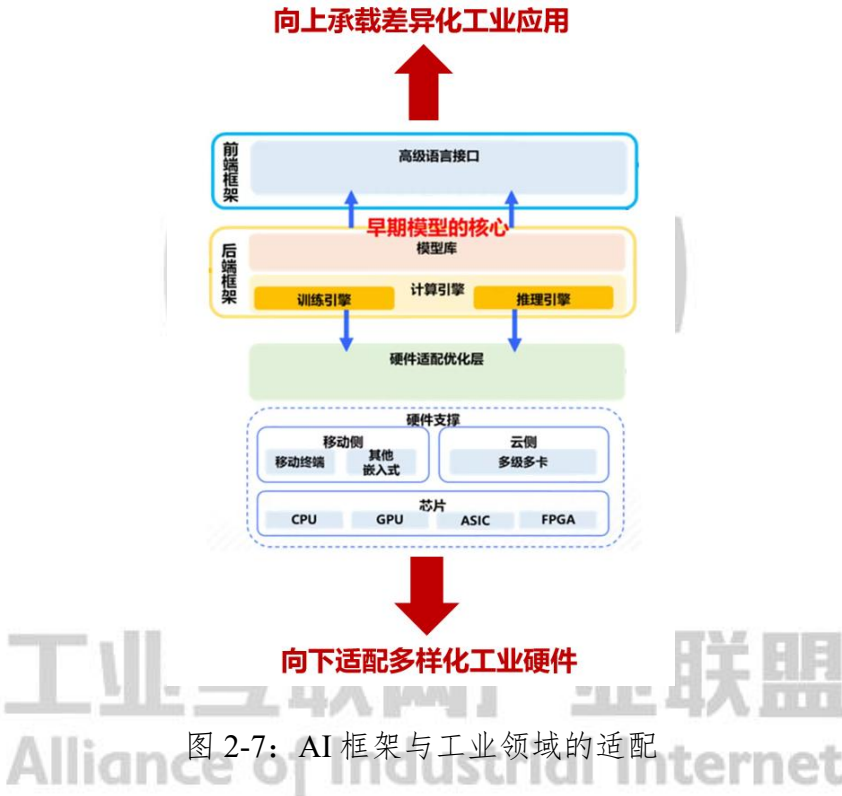


图 2-7：AI 框架与工业领域的适配

三、工业智能产业发展现状及趋势

（一）跨界合作：围绕 AI 核心能力的两类典型合作模式逐步成型

一是产品绑定型合作模式。依托工业企业获取领域数据，提供智能解决方案，如以色列工业 AI 技术公司 Presenso 将基于

机器学习的解决方案应用于西门子机器和智能现场传感器生成的数据，提供设备异常检测方案；美国 AI 初创公司 Neurala 在意大利 IMA 公司的边缘控制系统中加入 AI 技术。或是依托成熟的工业产品实现 AI 算法模型落地，如基于英伟达 AI 平台和深度学习能力，宝马为自己的物流运输机器人配备了高性能技术和深度学习感知模块。**二是知识绑定型合作模式。**借助工业企业的专业知识，发挥 AI 企业通用技术优势，打造智能化产品方案。如结合自动化企业 Teledyne e2v 在生产的专业知识以及 AI 视觉解决方案提供商 Yumain 的视觉技术，合作开发尖端工业视觉检测方案；微软 Azure 平台结合自身 AI 能力以及意大利特诺恩集团（Tenova）的钢铁行业知识，为钢铁企业提供预测监控和维护、流程优化运营的智能方案。

（二）新竞争者涌入：咨询公司渗透布局，以定制化智能解决方案优势扩大市场占有

咨询公司具备三方面布局优势。一是丰富的工业咨询经验，如埃森哲拥有超过 50 年的全球咨询服务经验，具有来自 40 多个行业的 9000 多名技术顾问；二是广泛的智能技术生态伙伴，如埃森哲与微软、谷歌、亚马逊、SAP 具有密切合作关系，构建形成了涵盖算力、算法、数据等 AI 核心体系以及工业技术产品的生态伙伴关系；三是通过成立研究机构构建技术优势，如德勤于 2021 年在印度成立人工智能研究所，成为亚太地区推

出第四个人工智能研究院，此外，通过收购北爱尔兰的数据公司 Etain，扩大企业人工智能和数据业务。

平台化成为咨询公司开展智能服务的共性路径。依托平台为客户提供工厂设计、运营咨询、解决方案开发及部署等工业 AI 相关服务。如埃森哲构建应用智能平台（AIP+），为企业提供 AI 智能需求预测、智能采购、设备预测性维护、库存优化等方案，通过埃森哲在智能需求预测与精准营销等方面的助力，某全球软饮巨头提升销售收入超 4%；凯捷推出智能运营平台，为企业提供预测性维护、质量检测、工人安全、资产管理等服务，法国埃赫曼集团（Eramet）通过该平台预测轨道磨损以优化维护效率，还通过分析有关生产质量和经济性能的预测信息，优化向客户提供高性能钢材所需的时间，实现智能化转型。

（三）新环节分化与新主体诞生：行业数据标注与 AI 服务型企业成为典型代表

以数据标注为代表的技术服务产业受到资本热捧，目前集中在仓储物流与安全场景。由于监督学习仍是工业领域 AI 算法应用的主要方式，智能任务场景也逐步复杂化，高质量、精细化的标注数据直接影响算法鲁棒性和准确性，大规模、高质量的标注数据集将越来越成为产业发展的刚需，根据 Astute Analytica 统计，2021 年全球数据注释工具市场规模达到 11.869 亿美元，预计 2030 年市场规模可达 132.879 亿美元，2022-2030 年复合年增长率超 30%。当前，工业数据标准需求主要集

中在安全、视觉仓储设备等相对通用的领域。如近两年诞生的马达智数、冰山数据和觉醒向量等数据服务企业，聚焦库存识别与分类、工业机器人导航、安全事故与员工睡岗等场景数据。

以 AI 为核心的服务型企业不断涌现，当前聚焦设备健康管理场景实现探索与应用。与通用领域不同，工业场景碎片化特性突出，并随着生产工艺改进、设备换新与老化、产品版本更新等变化，工业智能模型需要不断迭代优化才能适应“新环境”。因此，衍生出一批以 AI 技术为核心的工业服务型企业，将企业自身的 AI 能力注入到工业生产管理过程，为用户提供智能化服务。当前以高价值设备健康管理为重点应用领域，通过对工业设备繁杂数据进行智能化分析，为用户提供设备监管、运维、预测性维护等服务。如美国 Uptake 公司利用预测性分析技术与机器学习技术提供设备预测性诊断、能效优化建议等服务，并不断沉淀面向行业的知识图谱与设备数据，夯实企业核心竞争力。

（四）核心技术产品：现有产品体系格局下开展融合创新

1.工业装备：提升装备部署、感知与执行的智能水平

虚拟训练与自主学习成为布局热点。工业机器人的部署调试主要依赖于经验丰富的工程师，而调试环节，尤其是轨迹规划过程通常要耗费几百到甚至上千小时，大型产线甚至可达到半年之久，人工成本极高。通过人工智能技术结合环境模型与工艺要求自动完成轨迹规划，使工业机器人“先学习，再落

地”。如霍尼韦尔智能柔性卸垛机使用 AI 卸载托盘，能够自主学习且无需预编程或干预；摩马智能推出了内嵌 AI 自适应轨迹规划算法的训练平台，可针对生产环境实时调整机器人工作轨迹，最终迭代训练出最优工作轨迹，减少人工参与。可将工业机械臂的部署时间从几百上千小时缩短到十几小时甚至几个小时。

由视觉感知走向多维感知。以工业视觉为代表的感知能力与工业机器人融合应用已经相对普遍，通过叠加力觉、压觉等新的感知方式，提升工业装备综合感知能力。如 GE 公司为蠕虫式隧道机器人增加了高度敏感的胡须，可基于人工智能和从其胡须中收集的数据实时创建管网地图，在工业管道监测、检查和维修方面具有更强的感知能力；麻省理工学院某研究小组开发出一种带有鳍状射线手指的机器人抓手，通过触摸传感器能够与人类皮肤相同或更高的灵敏度进行感受，结合视觉感知并通过 AI 算法，可以计算出物体的一般形状、表面粗糙程度以及每个手指所需施加的力，未来可用于工业微小零部件的精准抓取。

提高生产制造装备实时运行优化能力。以人工经验调整机床、加工机器人等生产制造装备的运行参数费力费时，通常导致生产率下降。领先装备企业已经开始通过 AI 预测制造过程中的变化，实时自动调整装备参数，保证高可靠性和生产力。如三菱电机与日本国家先进工业科学技术研究所合作开发装备 AI 技术，一是结合 AI 及机械臂电机电流、关节角度等信息快速推断负载值，调整加速度和减速度，操作时间减少 20%；二是使

用 AI 学习放电加工机（EDM）的碎片喷射状态并自动调整喷射频率，加工时间减少 23%；三是开发基于 AI 的数控切割机纠错系统，在动态加工过程中也能进行智能校正，加工精度可提高 51%。

2. 自动化系统：围绕设备管控提升边缘 AI 能力

持续拓展边缘系统/平台智能化能力，实现过程监测优化与运维分析。在边缘侧开展数据复杂分析成为各类自动化系统与产品的重要发展方向，如西门子开发边缘分析系统 Predictive Service Analyzer，基于 AI 针对泵、风扇和压缩机等设备开展异常检测等近实时评估，提高生产效率超 10%，能和其 MindSphere 平台的相关应用进行协同，还开发了面向机床行业、融合 AI 能力的工业边缘平台 Sinumerik Edge；AI 技术提供商 MicroAI 推出边缘平台 MicroAI Factory，部署在现场的工业计算设备内，从可编程逻辑控制器和传感器中获取数据，使用边缘原生 AI 引擎自动开发周期时间分析和行为模型，提供对设备性能、生产率和正常运行时间的实时分析以及异常操作检测、维护调度等功能。

3. 平台与工业软件：聚焦业务智能化能力提升成为重要发展趋势

云服务平台及通用 PaaS 功能逐步上移，不断强化场景化 AI 工具与服务。谷歌、亚马逊、微软等提供云计算基础架构服务的 IT 巨头逐步进军工业领域，纷纷推出面向场景的 AI 工具与服务，在部分场景具备一定领先优势，如亚马逊面向设备检

测、质量缺陷检测场景推出 Amazon Monitron、Amazon Lookout for Vision 等工具套件与服务，通过小样本学习技术可使用低至 30 张基准图像进行模型训练；谷歌也在云平台上推出质量表面检测工具，样本量减少 300 倍，且可与现有工业伙伴方案集成。**特定领域平台走向场景和领域细化。**面向机器人、智能事件检测、安防监控等更加细分的领域不断构建专业化平台。如 AI 视觉企业 Ambarella 推出了工业机器人智能开发平台，面向自动驾驶车辆(AGV)及工业机器人等提供图像调优、神经网络处理移植和开源计算机视觉库(OpenCV)的完整工具包，丰富的 API 集能帮助开发者有效地运行更高级别算法。

效率提升仍是传统工业软件+AI 的核心趋势。传统工业软件企业仍然以推进固有领域产品性能和功能创新为主要目的，不断通过人工智能实现菜单与模型调用、匹配、复杂计算等环节效率。如西门子发布最新版 NX，基于 AI 的形状辨识快速识别几何体结构类似的组件，还具备用户指令语音识别能力。EDA 软件领域探索活跃，美国 EDA 公司 Cadence Design Systems 推出一款 AI 驱动的系统设计优化工具，能基于 AI 探索整个设计空间并快速有效地收敛到最优设计，可将开发速度提高 10 倍，目前已用于百度和安霸的 AI 芯片设计。Synopsys 开发一套软件工具，使用机器学习分析用于复杂片上系统设计的千兆字节数据，提高设计效率。**部分 AI 技术企业面向专业领域开展软件创新。**如美国 AI 软件公司 ExLattice 正在开发用于金属增材制造的 AI 软件，通过智能仿真引擎实现生成式设计与实时设计反馈。

四、工业智能应用进展

（一）发展规律：由技术导向的点状场景应用向需求导向的综合智能应用演进

工业智能的应用发展可以分为三个阶段。阶段一是强技术导向的点状赋能阶段，以“AI 有什么、工业用什么”为核心特征，主要是专家系统、机器学习等传统 AI 技术以及自然语言处理等应用技术向工业领域的渗透迁移，解决以工业视觉为主的点状问题，如机器视觉定位、视觉质检、表单字符识别等。此阶段基本以替代人工操作、提高生产效率为主要目的与成效，应用普适性强、价值相对较高，但存在价值天花板现象。阶段二是需求推动的场景复杂多样化赋能阶段。AI 技术与工业需求相互匹配解决点状的复杂特异性问题，实现“工业有需求、AI 来满足”，以机器学习/深度学习等数据科学与研发制造环节机理融合为主要特征，实现面向场景的建模与优化，如设备健康管理、生产参数优化、需求预测等场景。此阶段面向相对复杂的工业问题，应用价值差异性较大，但随着与物理化学、科学计算等更深层次机理的融合，有望产生巨大的创新价值。阶段三是综合智能应用阶段。以深度学习与知识图谱融合创新或是新技术理论突破赋能为主，解决综合常识性问题。既能针对设备、工厂等实现更客观全面的智能优化，如质量综合管控，也

能实现全企业甚至全产业链基于知识的综合决策，应用价值较高，推动工业真正实现智能化。

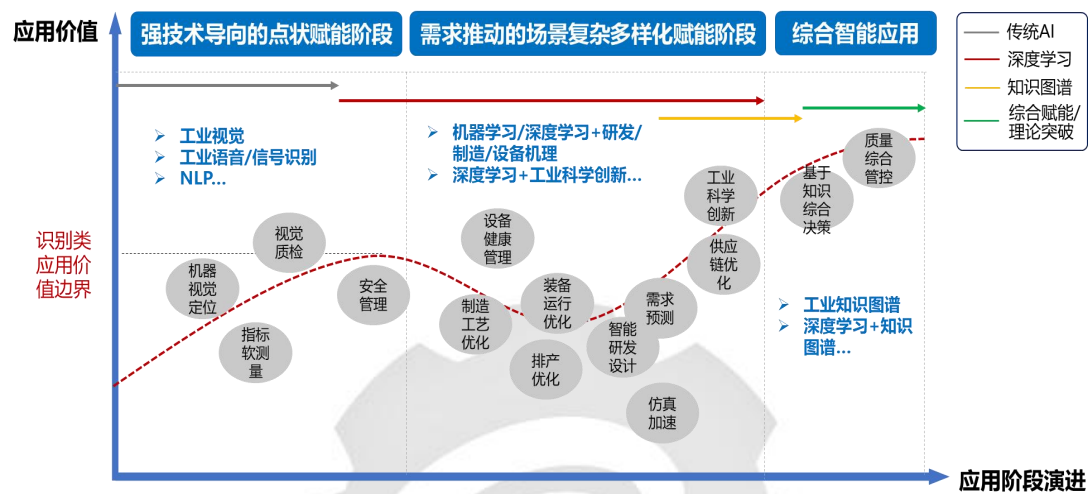


图 4-1：工业智能应用发展历程

中国信通院梳理国内外代表企业与主要行业的工业 AI 应用案例 507 个，通过分析形成对当前工业 AI 应用发展情况的研判。

（二）应用模式：机理知识相关性决定不同模式的应用成熟度与潜力

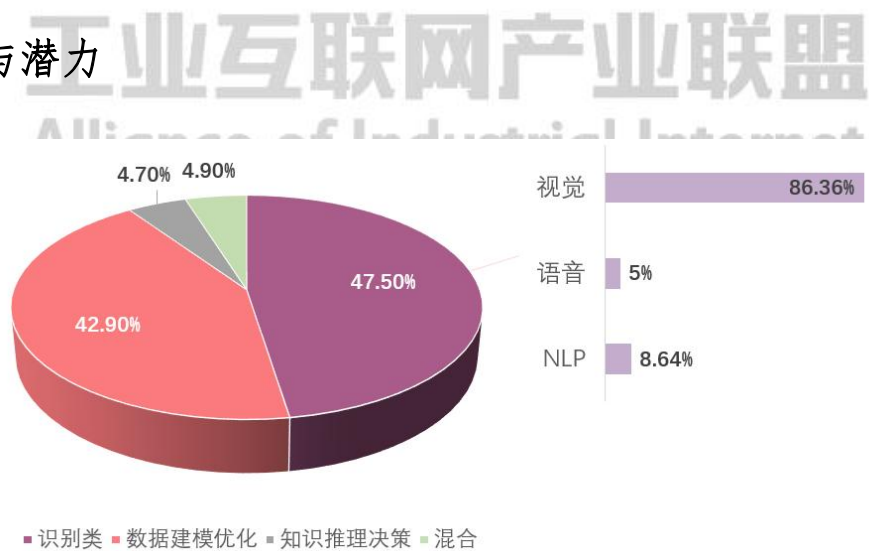


图 4-2：工业智能三类应用模式占比

识别类应用成熟度最高，但可解问题相对有限，主要集中在生产环节，与工业机理相关度较弱，占比 47.5%，其中，视觉识别是最主要的技术应用方式，在识别类的占比超 85%，部分领先企业针对小样本、微小缺陷等问题开展了深度学习、GAN、迁移学习等前沿技术探索，但目前多数常见问题仍主要依靠图像处理与传统机器学习方法，深度学习在视觉识别技术中的应用还有待提升。

专栏 1：广达公司的小样本学习和产线迁移的笔记本螺丝检测探索

针对笔记本螺丝检测应用中样本不足、漏检、过检等问题，广达应用小样本迁移学习技术，降低设备初次导入时对样本数量的需求，同时保证模型的上线效果；依托小样本增量训练技术，保留旧数据学习到的特征，并适应新的过漏检数据，大幅提升训练速度；利用小样本模型迁移技术，让模型学习到 OK 品与 NG 品之间的差异信息，降低新目标样本依赖。显著缩短了上线周期，极大提高了模型迭代效率，数据收集时间缩短 50%，训练效率提升 50%以上，新型号缺陷数据需求量降低 50%以上，产线产品切换效能提升 50%以上。

检测阶段

面临挑战

关键技术

设备初次导入

数据收集

模型训练

小样本迁移学习

产线试生产及产线复制

过漏检数据收集

模型迭代

小样本增量训练

产线产品更换

数据收集

模型训练

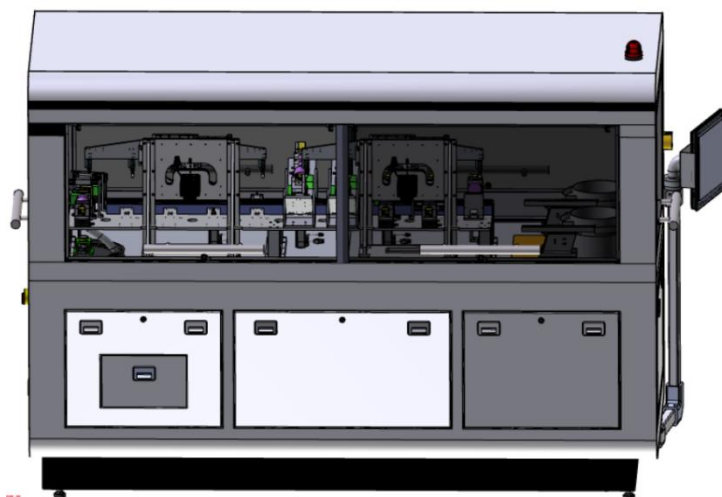
小样本模型迁移

专栏 2：百度 AI 视觉解决方案实现对微小精密零部件的智能质检

精研科技企业产品大部分是微小精密零部件，应用传统视觉技术进行检测的精度、效率均不能满足产线需求。百度采用一套全封闭集成检测设备来解决微小型产品的检测问题。在核心视觉检测模型部分，设备通过集成百度 AI 一体机，并采用 12 个 AI 视觉检测模型，可同时对 18 张图像进行缺陷检

31

测；基于 18 个图像的判定结果通过 1 个二轮投票模型进行最终缺陷判定，实现零部件的全表面外观缺陷检测与内腔缺陷检测，其检测质量由于人工检测的同时，节省检测工位 80%以上，人力投入节省近 90%，后续每年可为企业节约资金 2000 万以上。



数据建模优化是当前主要应用探索模式。由于产品研发仿真、制造及设备运行等工业环节存在大量结构化数据场景，需进行定制化建模优化。目前在生产制造等工业核心环节，针对参数优化、规划、预测等部分复杂问题已经出现融合需求与典型场景，但与识别类模式相似，传统机器学习技术仍占主要比重，且多数处于局部应用或是以科研院所为主的理论验证阶段。

专栏 3：面向增材制造过程的机器学习综合赋能

场景一：材料设计研发

利用卷积神经网络、决策树等机器学习算法，加快材料设计的预测和优化。常用于复合材料性能预测、超材料研发与结构优化、材料分布优化等方面。如麻省理工学院研发出高性能复合超材料，CNN 训练只需 10 个小时，输出数据不到 1 分钟。

场景二：工艺参数配置

运用 GAs、CNN 等机器学习算法，优化和解释工艺参数与产品质量的关系，可从众多工艺参数及组合中寻找最优的工艺参数集。如 NASA 兰利研究

中心找到预测无缺陷概率最高的参数设置，优化打印时间与零件质量。

场景三：生产/制造管理

在缺陷监测/质量控制方面，运用 ML 算法处理传感器探测/捕获到的各类信号，进行异常信号识别、缺陷分类及缺陷追踪定位。如加州大学伯克利分校研发出高精度识别劣质图像，质量预测准确度达 98%。在制造规划方面，利用 ML 技术预测产品的可制造性，辅助增材制造规划，提高成品率。如加泰罗尼亚理工大学实现精准预测打印时间，错误率从 20%-35% 减至 2%-15%。

专栏 4：Engineering Group 基于强化学习的系统运维与产线调度探索

场景一：能源系统运维优化

Engineering Group 针对能源系统维护优化问题，构建了风电场模拟模型，对涡轮机、维护人员编码，进行多个具有不同奖励函数的强化学习训练后，提出最有利于故障检修、预测性维护的运维决策。与日常维护启发式相比，强化学习能增加 30% 以上的收入。

场景二：生产线制造优化

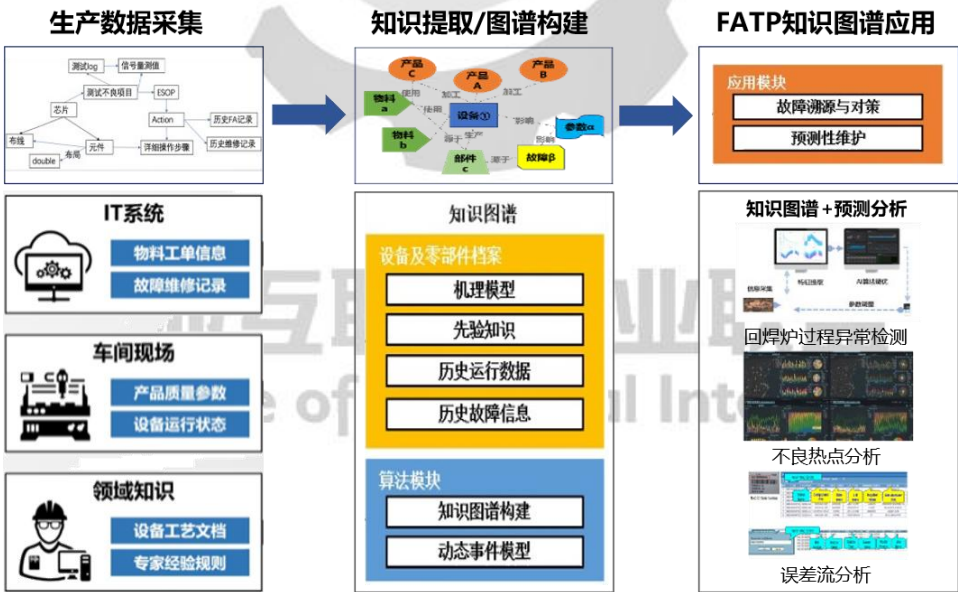
为优化生产线流程、提高重型机械生产效率，在 AnyLogic 仿真模型中捕获生产线动态，应用 DDQN 强化学习算法，添加奖励机制进行训练，使 agent 具备丰富的生产环境交互经验，进而提供可有效管理生产线的策略。生产线上协调对象数量增加 66%，重型机械运动次数减少 11%。



知识推理决策模式“两极分化”特点较为突出。专家系统技术应用占比超过 70%，主要针对设备故障监测、过程控制等部分边界有限、经验规则易显性化的场景，已经逐步融入现有软件系统中；知识图谱需要与机理结合，构建难度与成本较高，目前总体处于知识检索服务等初步应用阶段。

专栏 5：富士康基于知识图谱的设备健康监测探索

针对设备异常情况实时监测和质量管理问题，富士康与凌云光开展脑矿计划，构建以设备运行/故障记录为核心，涵盖零部件、物料、加工过程、视觉图像等各类数据的综合图谱，辅助处理质量管理、设备状态维护等一线问题。提取、组织和关联生产制造环境中的结构化和非结构化数据，基于知识图谱技术，构建领域知识模型，将碎片化知识变为支撑决策的依据，提升制造过程质量管理与设备状态维护效率。



（三）应用场景：生产管理智能优化是最主要场景，AI 已经与生产机理实现初步融合

质量、制造过程和设备成为当前 AI 应用重点领域。生产管理环节的 AI 应用占比超 70%，形成表面缺陷检测、生产过程控制优化、质量关联分析、预测性维护、安全管理与巡检、生产作业视觉识别、物料识别与操作等一批典型细分场景。其中由于：**一是**场景需求成效显著，产品质量、效率以及设备管理直接与企业经济挂钩，是几乎所有工业企业共同关注的重点环节；**二是**数据获得性强，生产过程数据、设备运行过程数据等数据量较大、采集相对简单，为 AI 技术落地提供了基本条件；**三是**技术成熟度较高，以机器学习、图像识别等传统 AI 算法面向特定问题实现识别、参数预测及优化为主。综上，围绕产品质量的识别分析、设备故障诊断与预测、过程参数优化等应用近乎占据了整个工业 AI 应用的“半壁江山”。

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



*基于中国信息通信研究院 507 个工业 AI 案例统计

图 4-3：工业智能各细分场景应用率统计



图 4-4：细分场景占比+生产管理细分场景 Top10

工业智能应用向研发、产品服务上下游环节逐步延伸。

从近两年发展情况来看，面向研发及产品服务等领域的 AI 应用占比增长近 1 倍。由于产品研发及增值服务等环节价值更高、数据通用性较强，成为领先企业 AI 探索和深度学习等相对前沿

技术实际落地的重点领域。具体，**研发环节**，一方面通过 AI 技术加速仿真模型建模与复杂计算，加速流程效率，如沃尔沃、玛莎拉蒂等领先汽车公司开展基于 AI 的实时数据仿真计算，提高运营效率并缩短仿真时间；另一方面通过 AI 发现配料、工艺要求之间的新关系，实现最优参数或新产品发现，如英国航空公司 GKN 集团基于 AI 在最大化热传导性能和抗拉强度两个方向上寻找到了最佳组合，实现钛合金研发。**产品与服务环节**，主要基于 AI 提升产品运行维护的智能化水平，或是面向用户提供各类增值服务，如丰田与埃森哲等公司合作，使用机器学习并综合考虑智能手机数据、事件信息、天气状况和公共交通可用性等条件，预测出租车服务需求，相比于没有使用该服务的司机，实现了平均 11% 的销售额增长。

（四）国内外应用：应用重点与需求差异性突出，我国在深度与创新性方面有待提高

国外聚焦价值增值与场景创新，我国更注重利用 AI 解决生产实际需求痛点。一是生产管理环节成为共同关注的重点领域。国内外应用占比均达到 60% 以上，其中质量、制造和设备均是占比最高的环节（国外 40%，国内 51%）。二是国内安全、质量需求更加紧迫突出。总体来看，国外的场景总体分布相对均衡，受限于自动化、工艺及管理水平等不足，国内企业面临的生产安全、质量问题更为严峻，企业重点探索基于 AI 实现安全巡检、

人/车/环境识别、质量缺陷识别与影响因素分析等，质量和安全领域与国外相比差距最大，均大于 8%。**三是**国外更注重围绕产品和服务的 AI 应用。国外基于 AI 进行新产品创新、智能设计、智能产品占比超 30%，达到国内 2 倍。

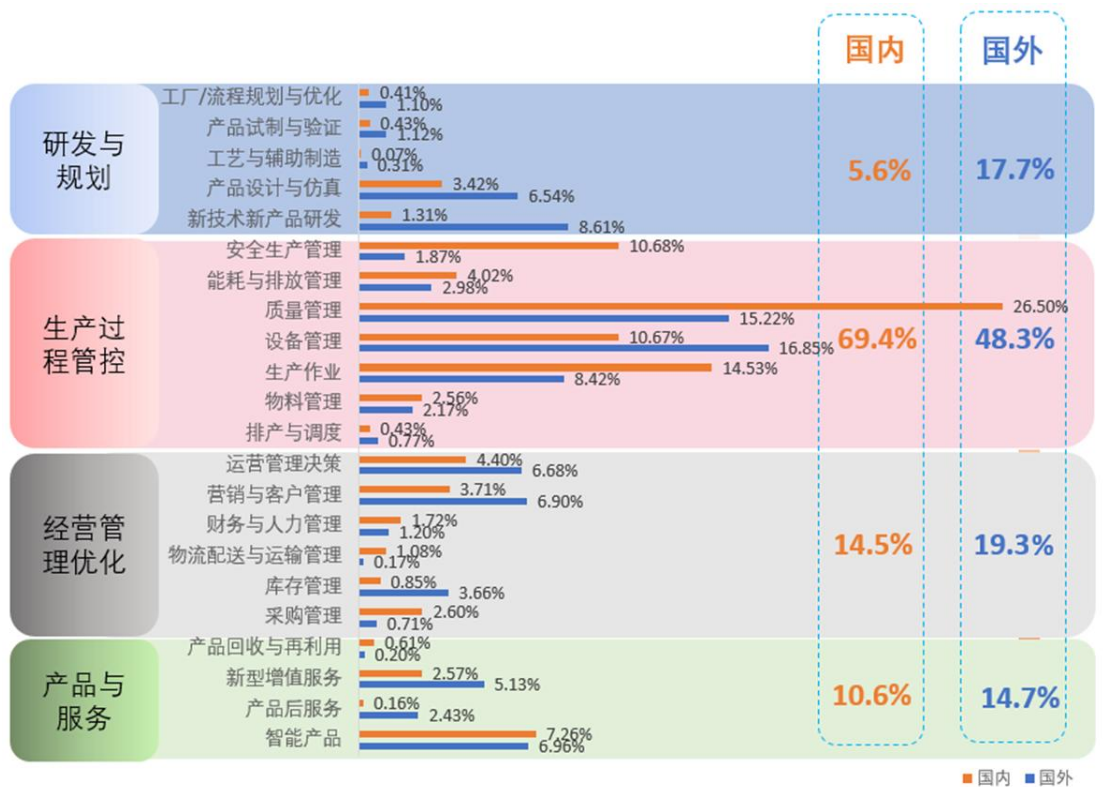
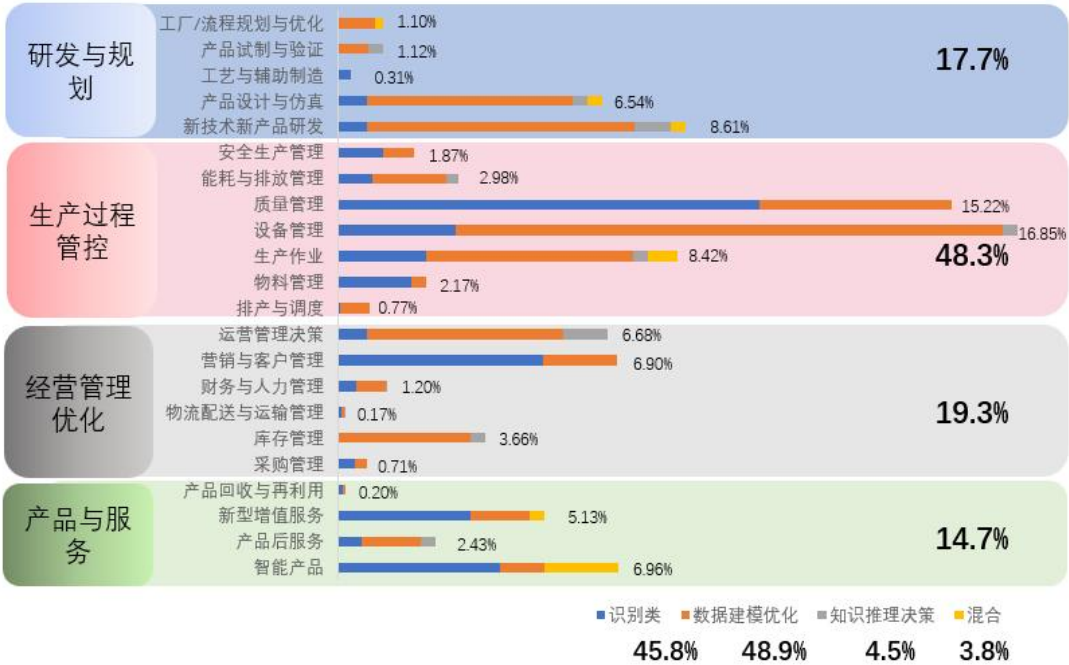


图 4-5：国内外工业智能各细分场景应用率对比

*基于中国信息通信研究院 507 个工业 AI 案例统计

国外已进入核心环节数据+机理智能优化阶段。一是数据+机理融合应用成为主要模式。由于国外掌握研发、生产及设备等环节的关键机理，进入制造核心环节 AI 深度应用阶段，数据建模优化占比高于识别类应用，且四个领域的数据优化类应用均高于国内。二是需求推动场景向多样化综合化演进。经统计，国外生产经营环节占比 Top 5 的场景依次为预测性维护、表面检测、生产过程优化、设备系统故障诊断、基于知识的工厂决

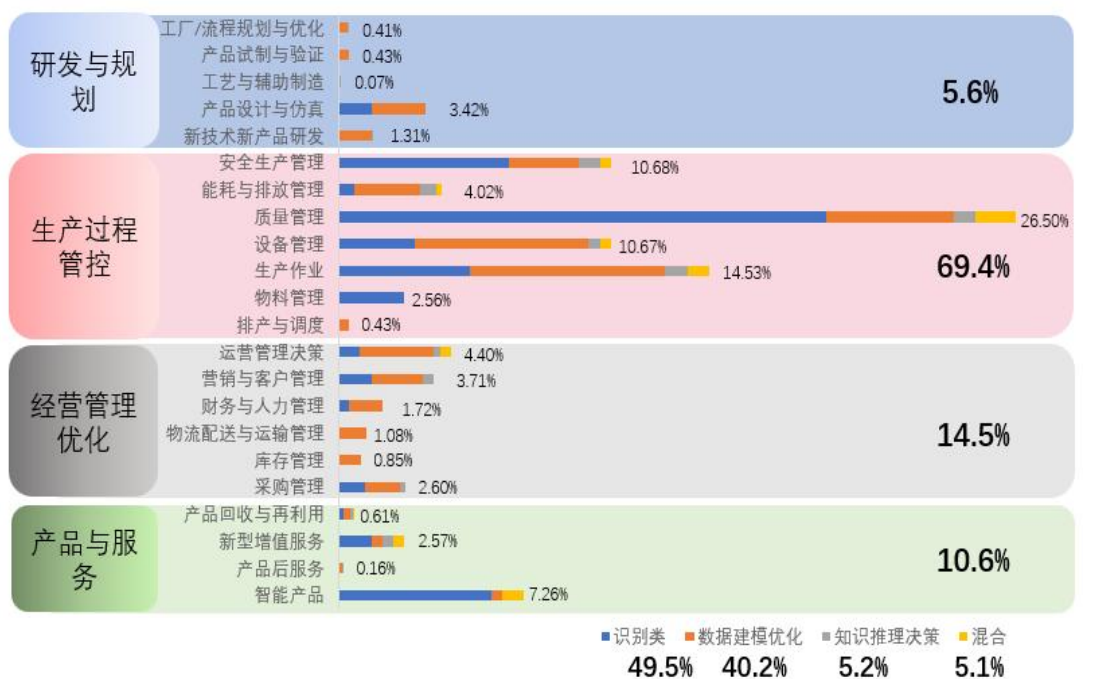
策。三类应用模式均有涵盖，并开展综合决策等相对集成化的场景探索，如日本某企业制造商构建知识图谱，集成整个产品验证生命周期数据，通过统一测试数据缩短产品上市时间。



*基于中国信息通信研究院 273 个工业 AI 案例统计

图 4-6：国外人工智能应用在各细分场景的占比

我国在核心环节的**深度+创新应用**方面有待提升。一是识别类应用仍占据一定比重。国内生产经营环节占比 Top 5 的应用场景为表面检测、质量关联分析、安全管理与巡检、生产过程优化、设备系统故障诊断。二是智能研发仿真、产品智能化、智能增值服务创新探索不足。当前企业应用 AI 仍以解放人力、提高效率为核心，在工艺数据沉淀、产品理解等方面还不足。

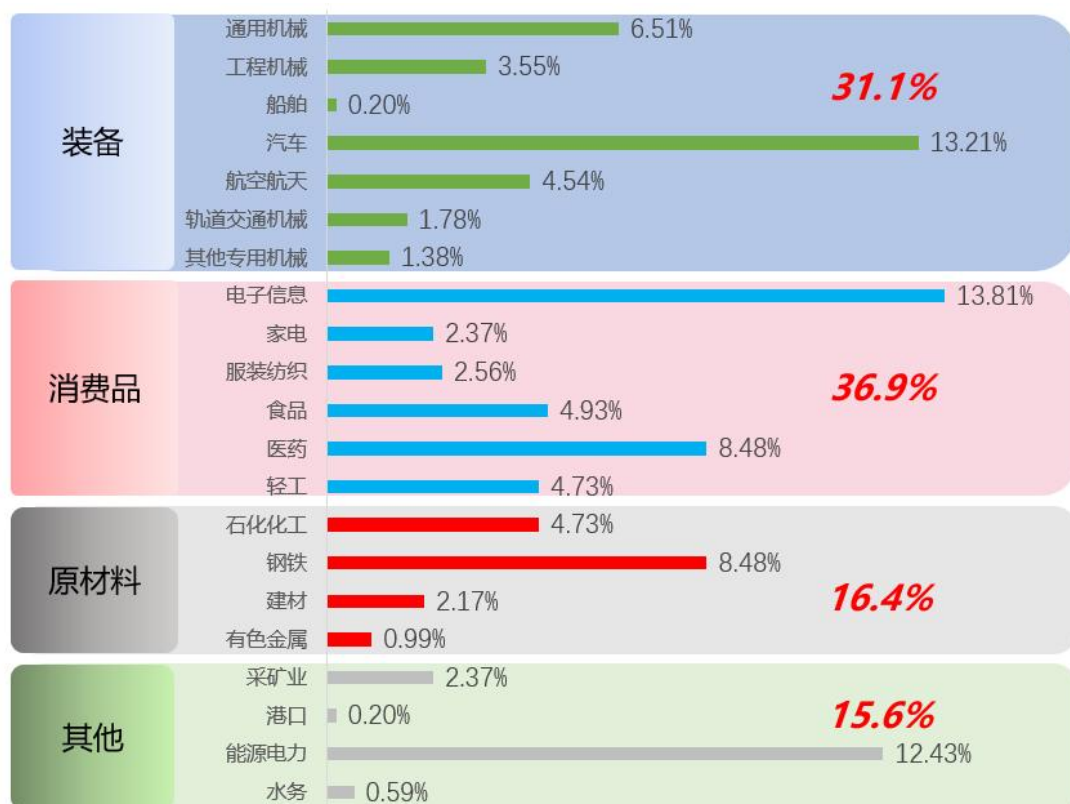


*基于中国信息通信研究院 234 个工业 AI 案例统计

图 4-7：国内人工智能应用在各细分场景的占比

（五）行业应用：电子信息、汽车、能源电力渗透度最高

离散行业应用占比领先。根据统计结果，离散行业占比超过 60%，流程行业占比超过 30%。一是离散行业相对容易切入，形成解决方案后可以规模复制，轻工消费品领域当前占比最高；二是流程行业生产过程复杂，工艺门槛高，目前解决的多是生产过程中较为单点的问题。数字化基础与 AI 技术成熟度成为行业落地普及的两个关键因素。汽车、电子信息、能源电力、钢铁的数字化程度高，为 AI 落地提供良好基础，占比超过全行业 45%。通用 AI 领域成熟的图像/视频分析，与质量、安全等企业关注的重点环节形成天然契合，成为前述重点行业落地的首批场景。



*基于中国信息通信研究院 507 个工业 AI 案例统计

图 4-8：细分行业人工智能应用占比

1. 装备行业：关注研发与产品智能化

智能产品与服务成为装备价值提升的核心。汽车、轨道交通、工程机械等装备逐步向智能化产品演进，基于视觉的环境识别成为目前主要探索方向，如起亚、捷豹路虎等车企不断增加语音互动、路况识别等功能；航空和交通领域成为开展增值服务的重点行业，如国外某航天公司飞行器座舱内的 AI 驱动系统可以通过评估和通知燃油水平、系统状态、天气状况和其他基本参数来帮助优化实时飞行路径。汽车、航空的设计仿真优化成为 AI 应用的重点。空客基于深度学习在几秒钟内预测整个马赫包络线，快速评估跨音速流中的翼型性能；北汽福田应用

AI 找到最佳的设计路径，消除原结构太重和产品质量缺陷带来的问题，零部件从最初的 4 个零件变为 1 个，重量减轻 70%，强度增强 18.8%。



图 4-9：装备行业人工智能应用情况

2.原材料行业：聚焦质量、制造流程与安全等生产过程管控优化

通过两类路径提升质量管理水平。一是基于视觉开展成品质量检测，主要面向钢材、铝板等金属行业；二是基于数据分析对影响质量的工艺参数进行预测调整，如三井化学公司使用深度学习处理由 51 种类型数据（温度，流量和压力等）表示的因素，帮助检测质量问题并预测化学组合的结果。基于 AI 的过程参数优化走向规则与数据融合。如宝钢集团基于回归树对各个工艺参数重要性进行评估，基于业务经验设定投料系数规则并进

行投料系数优化，已应用于宝山基地 70 余个机组，在热轧某机组全年综合投料优化超 1.3 万吨。安全智能管理仍以视觉分析为主，部分企业开展综合性探索。已有企业通过图像、红外、气液成分检测等综合感知手段实现安全管理，如东源科技结合机械表、液位计、罐体温度的图像识别和红外成像技术等综合进行气液泄露识别。

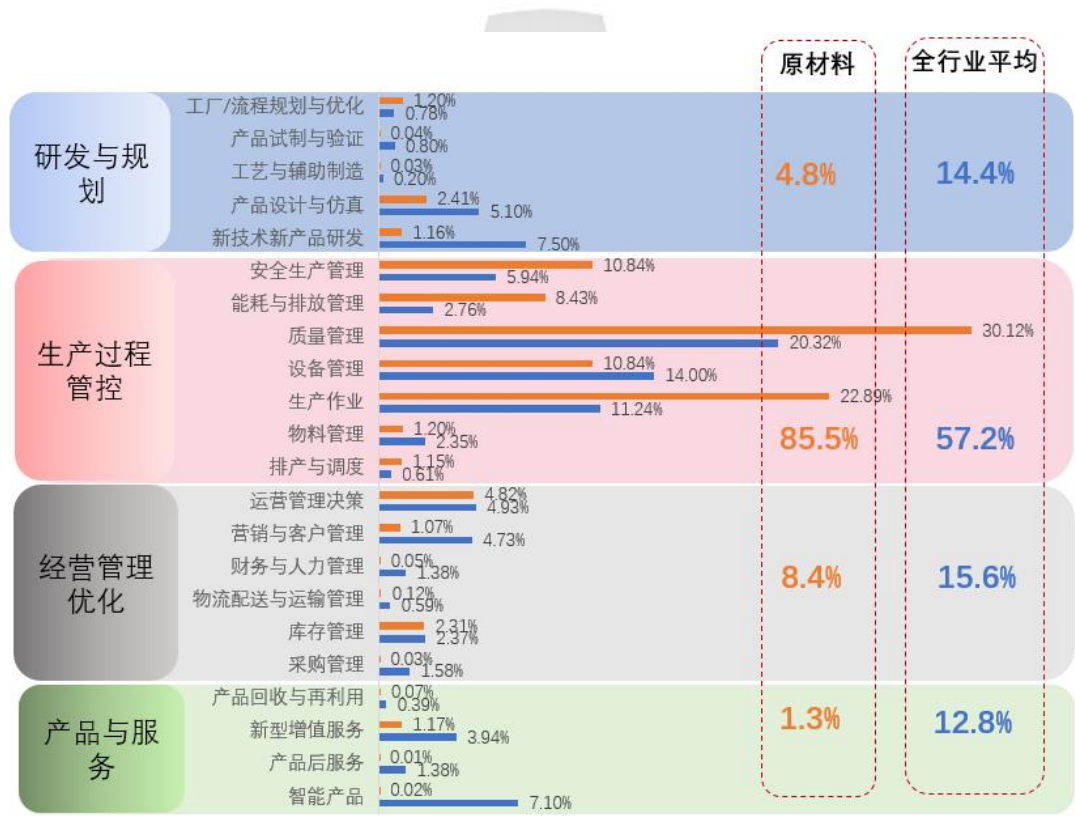


图 4-10：原材料行业人工智能应用情况

3.轻工与消费品行业：聚焦产品创新、生产质量与客户的智能化管理

以生物医药行业为主开展基于 AI 的新产品研发探索。在轻工行业新产品研发的占比超 80%，主要通过 AI 发现新的药物分子结构或进行新治疗方案开发等，如药明康德针对未知晶体结

构或配体的靶点，探索利用 AI 技术开发理想临床前药物候选分子。客户需求与库存管理成为经营管理优化重点关注领域。一方面基于 AI 分析预测市场需求，优化库存管理，并为消费者精准推送信息，如日本 House 集团基于 AI 构建市场预测模型，对集团生产和销售制定合理的供需计划，避免了 10%的产品/材料浪费及 60% 的管理耗时。另一方面主要基于自然语言处理技术提供面向顾客的智能聊天与推荐等服务，如李维斯推出智能聊天机器人，跟用户对话获取用户的偏好之后，机器人会整合尺码、布料偏好、颜色等信息为用户推荐最适合他的裤子。

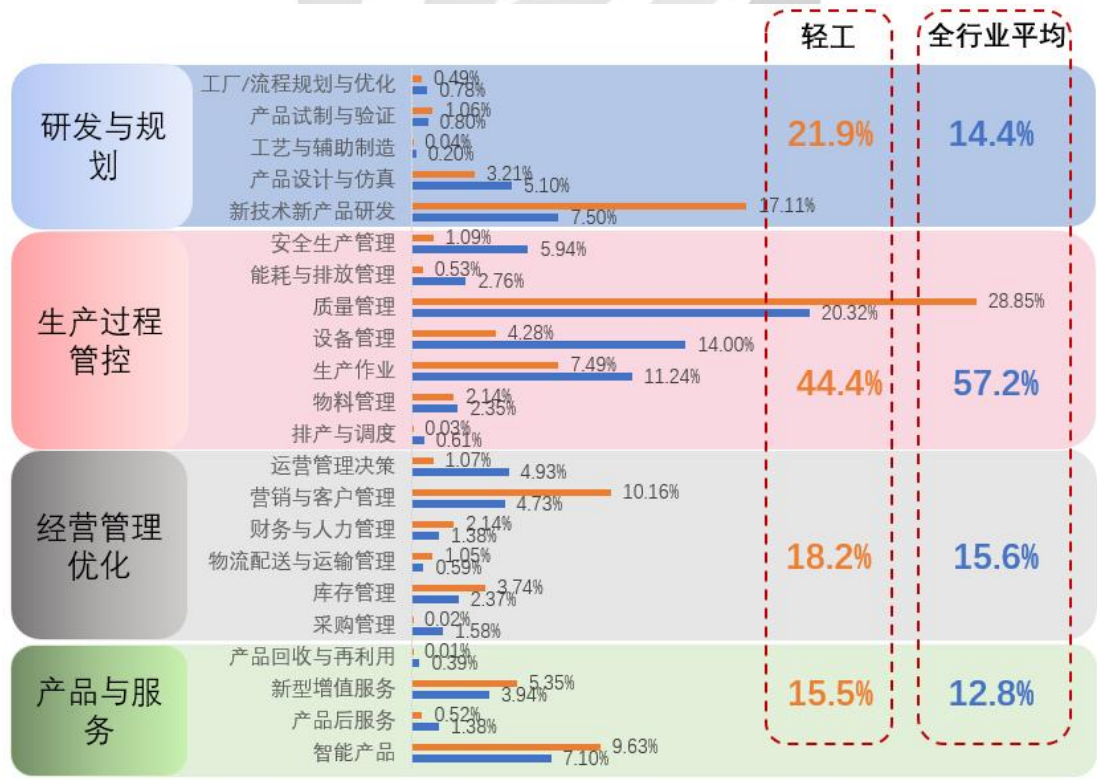


图 4-11：轻工与消费品行业人工智能应用情况

五、总结与展望

工业智能是工业真正实现智能化的必经之路，展望未来，工业智能技术创新将进一步加快、优质企业持续涌现、应用推广和场景创新不断加速，成为助推工业数字化转型、驱动制造业高质量发展的重要引擎。我国工业智能发展已经取得了一定进展，认可 AI、应用 AI 的工业企业不断增多，聚焦工业 AI，创新产品方案的技术企业与产业机构积极活跃，站在“十四五”的开端，我们期待工业智能技术产业与应用在下一个五年内蓬勃发展，真正由赋能工业走向变革工业甚至重新定义工业。

一是工业智能对工业企业还不是“雪中送炭”，需要合理推进应用创新。从现阶段技术发展情况来看，人工智能是解决工业企业部分特定问题并赋能企业的技术工具，既不能包打天下，也还不是决定核心竞争力的制胜因素。行业头部企业始终是工业智能应用尤其是新场景新应用的核心探路者，需要发挥大企业的引领带动作用，淬炼出可落地、价值高的场景环节，实现“去伪存真”，进而向行业腰部企业甚至中小企业进行推广。

二是核心算法技术创新已经相对过剩，工程化技术突破以及与机理深度融合是下一步技术发展的核心方向。当前主流的 AI 技术基本均已做好了赋能工业的“学术准备”，但与工业实际需求和要求的适配还远远不足。此外，识别类技术探索还是目前主要方向，虽然数据+机理融合建模的占比正逐步逼近，但

不同行业领域的分散度极高，AI 与工业机理融合还处于初期。所以，工业 AI 的发展不单纯是一个技术创新问题，需要 AI 技术企业、深耕行业的工业技术企业与制造企业参与并形成合力。

三是正视 AI 技术特点，分类推进产业创新突破。工业领域受工况条件等各类因素影响极大，多数不具备消费、交通、医疗等领域场景的“天然共性特征”，所以在当前以深度学习为代表的当前主流技术路径限制，“一机一模型”的痛点将始终存在，也就决定了工业 AI 产品方案无法完全像工业软件、机器人等产品能进行标准化、大规模应用推广。我国具备庞大的应用市场与数据优势，需要政府或第三方机构等搭建工业人工智能创新服务平台，开展公共数据集、公共模型库建设和“企业数据集+联邦计算”等模式，从个性中找到并打造可推广复用的共性产品方案，同时探索以新带旧的传统产业突破新路径。

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