

工业智能的典型应用



图 12：新松公司 5G 智能巡检机器人

未来，5G+AI 有望催生工业智能新产品、新模式和新业态。例如，实现环境、状态、外观等多类数据传输的多源设备预测性维护；实现场景 / 工件识别、灵活配置与实时控制的云机器人生产；形成实时互联、全面呈现、双向决策的全场数字孪生系统等新场景。

（五）工业智能应用面临四大问题

1. 实时性问题

现有通用计算架构与芯片尚无法满足工业实时性所带来的计算要求，端侧推理需求迫切。深度学习包括训练和推理两个环节，训练环节的功耗比和实时性不是首要关注因素，现阶段通常使用离线训练模型随后部署应用的方式，GPU 基本能满足现有需求。相比于云侧推理环节，特定场景工业终端对推理环节实时性要求极高，现有芯片无法满足，专用芯片需求较为迫切。以图片高精度高速检测和实时工业场景识别为例，传统芯片处理 1080P 图片需要耗时 1 秒，而以上场景的图像实时识别需求需要达到人眼识别帧率，即 1/24 秒；以设备实时控制为例，中低端设备的控制周期是微秒级，高端设备甚至要求 200–500 纳秒级，当前 AI 完全无法达到。

因此，为满足工业实时性要求，高效低成本的特定域架构芯片及面向工业领域开发的专用端侧框架有望成为市场上布局工业智能芯片、框架的主要趋势。

2. 可靠性问题

算法可靠性是指在规定的时间内、条件或场景下能有效地实现规定功能的能力，以推荐系统为例，电商平台的推荐系统达到 60%–70% 的准确率已经算是比较高的精准度，而部分工业领域、部分工业核心环节对推荐参数的准确性要求是 100%，一旦参数出现任何问题，将对生产、制造等环节，甚至生命财产安全产生巨大影响。然而，可靠性不是现有人工智能算法在工业领域的设计和关注重点。

工业智能的典型应用

神经网络等算法的本质导致了可靠性问题的存在，限制其在工业场景的深入应用。BP、RBF 和 LSTM 与 CNN 等主流神经网络的输出层函数均为基于概率分布的函数，且对新数据泛化性较差，导致其目前主要应用于产品缺陷质量检测、设备预测性维护等低危、辅助和以最终表现为评价标准的工业场景，需要针对工业场景定制的深度学习算法，使其在高危等场景中的可靠性得到保障。

3. 可解释性问题

目前，以神经网络为代表的“联结主义”尚不能提供明确的语义解释。虽然神经网络在股票波动预测、用户需求预测、房价走势分析、自动驾驶、AlphaGo 等较为复杂的问题上表现出了较好的效果，但可能正如贝叶斯网络的创始人 Pearl 所指出的“几乎所有的深度学习突破性的本质来说都只是些曲线拟合罢了”。在冶炼、核电等工业领域核心环节所面临的问题如果期望通过数据技术解决，则此类问题的解决必须建立在可靠的工程 / 科学突破上，即需要能够明确解释其背后机理。

4. 适应性问题

通常包括模型间交互、软硬件适配与算法的数据 / 任务适配三类问题。一是模型间交互，在实际工程应用中，工业智能算法能选择多种软件框架实现，但各个软件框架的底层实现技术不同，导致在不同软件框架下开发的 AI 模型之间相互转换存在困难。二是软硬件适配，软件框架开发者和计算芯片厂商需要确保框架和底层芯片之间、框架和工业设备芯片之间良好的适配性。三是数据 / 任务适配，目前深度学习算法需要依靠大量样本数据进行训练，随着人工智能与工业融合的渗透速度逐步加快，越来越多智能细分应用场景面临“小数据”问题；此外，由于工业设备产品、场景的差异化与任务的多样性，当前工业场景下机器学习模型的可复制推广性较差，例如，而工业场景下的产品检测，不同生产线、不同产品的缺陷种类情况可能完全不同，在某一企业可能获得高效率的算法或解决方案，移植到另一企业或许并不能达到同样的效果。

总体来看，当前工业智能的应用以点状场景居多、普及范围有限、还存在许多问题尚无法解决，仍处在发展的初级阶段。

垂直行业工业智能应用分析

(一) 工业智能面向不同行业形成不同应用

1. 垂直行业依托工业智能解决不同痛点问题

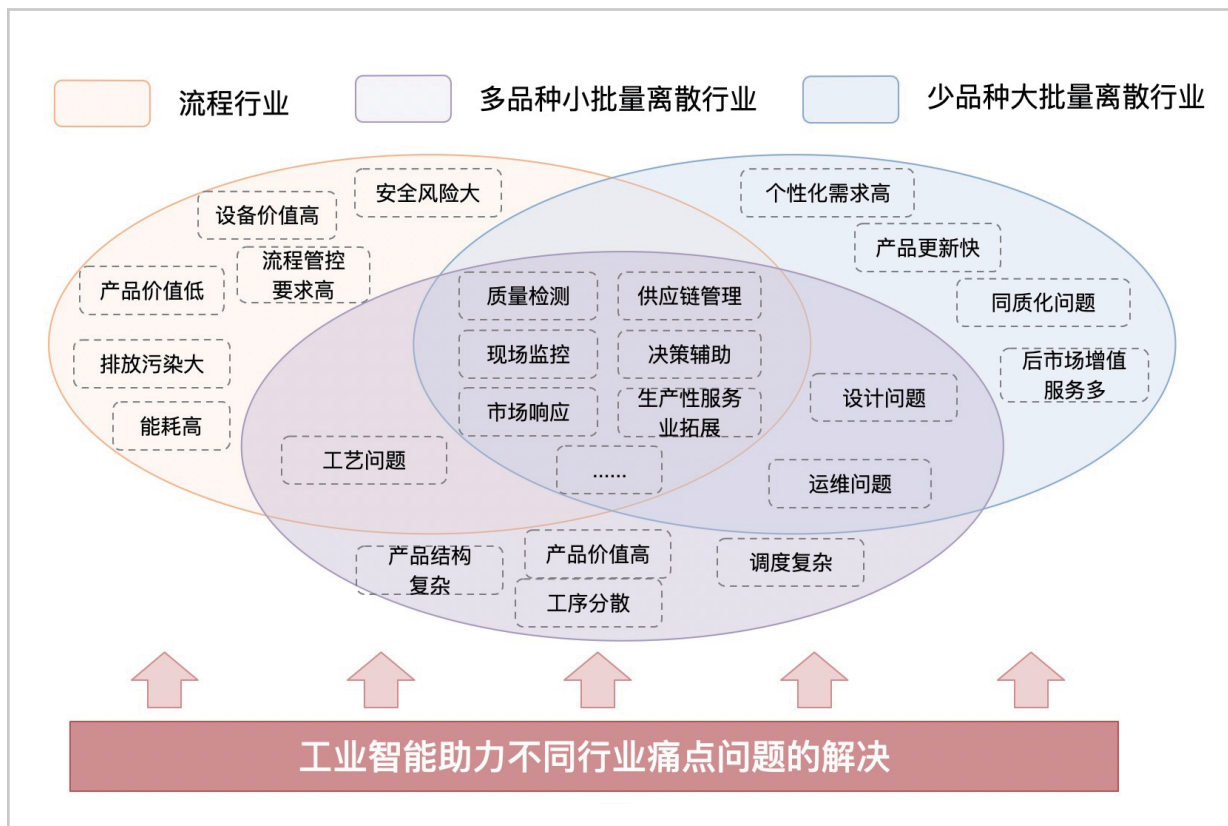


图 13: 垂直行业的工业智能共性与特性应用场景

不同行业依托工业智能，获取解决通用型问题的能力的同时，基于行业特点、面向行业特性痛点问题延伸出差异化方向。一方面，工业智能能为不同类型的制造行业提供质量检测、供应链管理、现场监控、决策辅助、市场响应、生产性服务业拓展等共性问题的解决方案。另一方面，也能够解决流程行业安全风险大、设备价值高、流程管控要求高、产品价值低、排放污染大、能耗高等问题；为多品种小批量离散行业解决工艺问题、产品结构复杂、产品价值高、工序分散、调度复杂、运维问题、设计问题等问题；为少品种大批量离散行业解决个性化需求高、产品更新快、同质化问题、后市场增值服务需求等问题。

垂直行业工业智能应用分析

2. 总体呈现出分析深化、服务延伸的发展路径

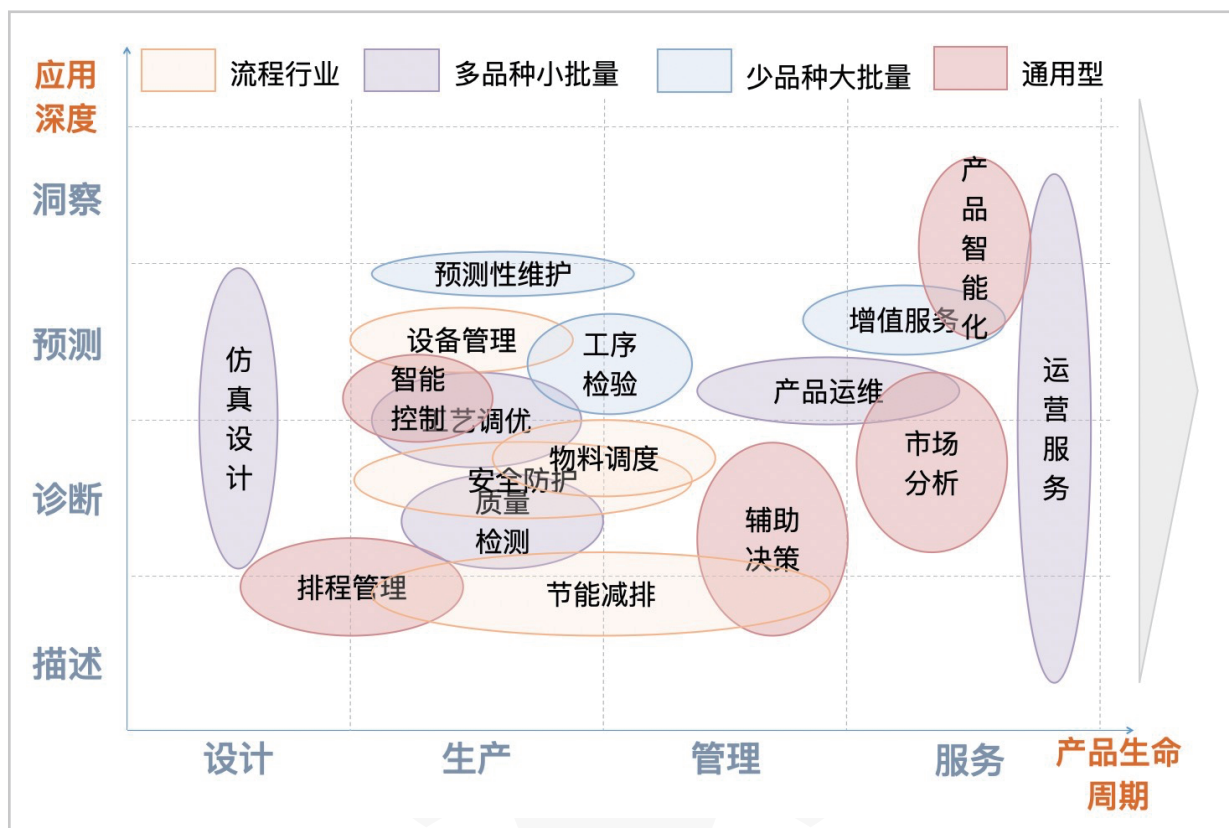


图 14：垂直行业的工业智能应用分析体系与主要场景

以应用深度作为纵轴、产品全生命周期作为横轴构建垂直行业的工业智能应用分析体系，可以看出工业智能应用复杂多元，但总体呈现分析深化、服务延伸两大发展路径：一是分析深化。流程行业与大数据分析结合，从设备侧切入，实现更有效的安环管理、设备维护等；多品种小批量离散行业与仿真模拟结合，从设计和工艺侧切入，实现复杂产品高效设计和工艺深度优化；少品种大批量离散行业与产品创新结合，从质量侧

切入，实现更完善的质量检测、追溯全方位体系。二是服务延伸。流程行业与市场分析结合，从定制化切入，实现个性化水平改善、客户服务能力提升；多品种小批量离散行业与数据分析结合，从产品运维切入，实现故障预测、远程运维等应用服务；少品种大批量离散行业与新技术结合，从增值服务切入，实现生产服务、非生产服务的全面覆盖。

垂直行业工业智能应用分析

(二) 流程行业 - 钢铁行业应用分析

1. 行业生产特点与需求

钢铁行业产业链较短，但制造过程流程长、工序多，既包括高温、周期不等的化学变化工艺过程（冶炼），也包括高速、负荷瞬变的物理形变工艺过程（轧钢），是典型的流程型生产。中游冶炼环节占据核心地位，并且经过千年的演变和发展，形成了现代化的制造工艺流程和高度信息化的产线装备。目前主要存在安环压力大、生产运营增效难等痛点问题：

生产能耗与排放高，安全事故频发，面临较大环保、安全政策压力。钢铁行业是典型的能耗大户，例如我国钢铁行业能耗占全国总能耗的 15% 左右。产生污染的环节多、生产现场的设备设施一般承载着高温液体、高压气体、有毒气体等危险介质，污染排放量大，例如 2017 年以来，我国钢铁行业主要污染物排放量已经超过电力行业，成为工业最大的污染排放源。此外，人身、设备安全隐患较多，一旦发生安全生产事故往往会造成群死群伤的严重后果，不仅容易造成巨大的经济财产损失，而且会严重危及企业生产运行。

高价值设备多，生产过程分段连续，部分环节原理不明，生产运营需要增效。钢铁行业的主要设备均为非标产品，价值高，计划外停机将对设备产生一定程度的额外损耗。生产涉及冶炼、动力学、热力学等多学科，多领域交叉知识，且规模反应器的高压、高温特性导致冶炼机理研究难度大，工序多元复杂、设备繁多，立体交叉分布在钢铁企业的各个岗位，工序间生产数据又存在相互隐形耦合，仅仅通过机理分析很难分析清楚各参数之间的潜在关系。生产过程尚未完全实现自动化，人工干预成分较高，部分制造过程控制与优化分析决策仍依靠人工历史经验判断，决策效率和准确率相对较低。

2. 应用模式与路径

工业智能助力钢铁行业解决痛点需求，主要形成安环管理（安全监控、能耗管理、排放控制）、生产运营优化（工艺优化、设备监测、物流管理）两大应用模式，六大应用场景。

安全监控场景中，通过智能监控、图像识别等技术，排查安全隐患，保证生产安全。例如 JFE 钢铁公司与日本电气公司利用 AI 图像识别技术，对员工工作安全性进行识别，提高钢铁厂安全性。

垂直行业工业智能应用分析

能耗管理场景中，通过数据分析、参数优化等手段，提高能源利用率，降低能耗成本。例如宝钢通过基于 AI 的智能钢包，平均降低出钢温度 10℃，节约能源成本 70 亿元。

排放控制场景中，通过专家系统、智能分析等技术，优化生产流程，减少排放污染。例如陕钢龙钢公司成功对 450 平米烧结机专家系统进行了智能改造，日可增加余热发电量 1.5 万 kWh，减少 CO2 排放 1.5 吨。

工艺优化场景中，通过数据建模、深度学习等技术，解决生产“黑箱”问题，提高生产质量。例如攀钢预计应用人工智能可优化转炉炼钢复吹、造渣过程及冷轧工艺控制，年效益数千万元。同时，已通过优化脱硫过程参数实现 700 万的年创效。

设备监测场景中，通过数据采集、机器学习等手段，实时监测设备运行状态，预防设备故障。例如 Fero Labs 利用机器学习处理传感器数据，预防成本高昂的机器故障以及减少浪费的洞察，每年为钢铁公司节省数百万美元的成本。

物流管理场景中，通过自动识别、智能控制等技术，实现全自动智能仓库和物料流转，保证生产稳定运行。例如宝钢建立无人仓库，AI 自动识别入库板坯号，通过激光扫描成像、测距、防摇、二维码生成等实现智能化仓储。

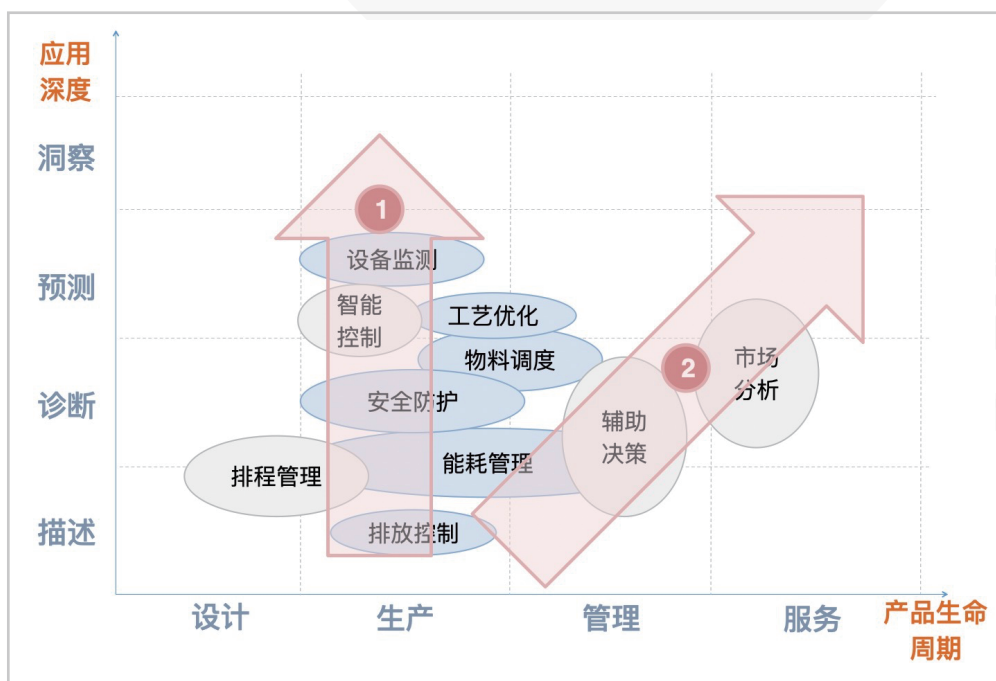


图 15：钢铁行业工业智能应用主要场景与发展路径

垂直行业工业智能应用分析

总体来看，钢铁行业应用场景集中在生产环节，形成多类点状应用，以制造环节为核心的应用实践将持续走向深入，同时个性化市场因素也将推动服务环节应用增多。未来将形成两条发展路径。一是生产环节分析优化，由生产环节切入，从基础的描述、诊断走向预测、洞察，实现生产全流程的高效管控，深化智能应用；二是生产性服务拓展，从市场个性化需求响应切入，围绕业务板块探索工业智能在生产配套服务中的应用，推动生产向服务化演进。

（三）少品种大批量离散行业 - 汽车行业应用分析

1. 行业生产特点与需求

汽车行业以制造企业为核心，吸引配套上下游形成生态，其中制造环节自动化程度较高，已经形成以市场为导向的成熟生产模式。目前主要存在需求响应快、产品研发设计与产业链复杂化等痛点问题：

产品同质化严重，市场需求变化快，难以快速响应。客户要求越发精细，行业定制化程度越来越高；行业对生产柔性化和供应链响应速度的要求也在逐步升高。

研发设计周期长，质量管控严，产品零

部件数量多且来源复杂。新车型研发属于复杂系统工程，周期较长，从研发到投入市场一般需要 5 年左右时间；普通汽车零部件总数超过 1 万个，零部件占汽车总成本的 70%—80%。

新市场已经出现，同时产业链向服务化深入，带来新的挑战。新能源汽车、智能网联汽车等带来需求冲击和市场变革，后市场价值增速较快，例如 2018 年我国汽车后市场行业规模已突破 1.2 万亿，同比增长 20.6%。

2. 应用模式与路径

工业智能助力汽车行业解决痛点需求，主要形成过程质量控制（质量检测、工序检验）、产品创新（设计仿真、无人驾驶）和增值服务（预测性维护、汽车金融）三大应用模式，六大应用场景。

质量检测场景中，通过机器视觉等技术，增强对零部件的实时监控。例如奥迪基于人工神经网络的图像检测技术，精确检测金属板中最细的裂缝并标记。

垂直行业工业智能应用分析

工序检验场景中，通过机器视觉等技术，增强对生产过程与工序的管理与检验。例如福田汽车在喷涂机器人引入视觉检测系统，捕捉车身喷涂外观，在现场边缘节点判别作业完成度，指导高效作业。

设计仿真场景中，通过机器学习、知识图谱等技术，提高产品研发仿真效率，推动产品迭代创新。例如福田汽车在喷涂机器人引入视觉检测系统，捕捉车身喷涂外观，在现

场边缘节点判别作业完成度，指导高效作业。

无人驾驶场景中，通过深度学习、智能控制等技术，实现车辆对周围环境的自动感知与自主决策功能。例如英国初创公司 Wayve 利用增强学习、仿真和计算机视觉实现自动驾驶，消除 98.3% 因疏忽或无效驾驶导致的人为错误。

预测性维护场景中，通过机器学习、专家系统等技术，实现车辆异常提前诊断和维

护，降低维修成本。例如 DataRPM 通过无监督机器学习实现车辆异常检测，使 54% 的潜在故障可以被提前诊断，减少服务成本。

汽车金融场景中，通过机器学习、知识图谱等技术，提供金融风险识别、智能定损等多样化服务。例如车 300 平台利用知识图谱综合贷前反欺诈 KS 值可达 0.5，贷中一个月内监控不良风险预测准确率达 89%。

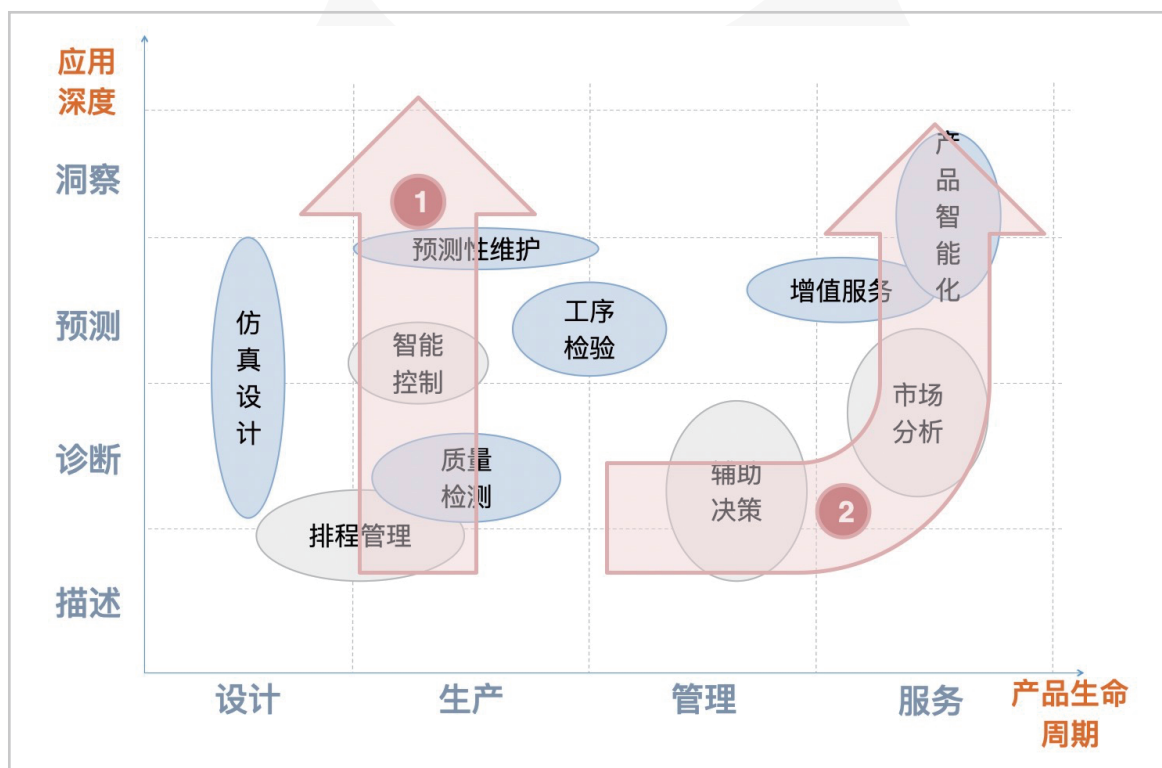


图 16：汽车行业工业智能应用主要场景与发展路径

垂直行业工业智能应用分析

总体来看，汽车行业应用场景分布较广，在多个环节形成点状应用，当前行业领域不断拓展，除传统的设计生产运营环节外，增值服务开始走向多样化和智能化。未来将形成两条发展路径：一是基于价值的分析深化，从设计和生产环节切入，整体从诊断、预测走向洞察，主要围绕产品价值聚焦设计和质检过程；二是基于新领域的服务化，围绕当前增值服务、无人驾驶等工业智能应用新领域，从业务创新切入，探索未来服务新模式。

（四）多品种小批量离散行业 - 航空行业应用分析

1. 行业生产特点与需求

航空行业产业链条较长，超大型企业负责产品研制、总装，部分零部件外协生产，产品种类少、批量小，按照订单需求进行设计生产，并提供后续服务。目前主要存在设计、制造环节复杂，后续服务运营影响因素较多等痛点问题：

设计过程缺乏集成与数据打通，人工重复性劳动较多，效率低、周期长、费用高。目前的设计方式缺乏系统性，工具智能化程度不高，设计效率不适应当前任务量密集、研制进度紧迫的要求。

各生产环节分散且复杂，影响因素极多，要求高，管控严。大部件装配等环节难度和复杂度较高，耗费大量人力物力；涉及多类零部件的质量检测、匹配以及组装等问题，需要智能化的识别检测手段。

产品零件数量多、主尺度大、生命周期长，运维服务相对复杂。产品零件基本均为关键部件，且面临的风险因素较多，需长期检查和维修，成本较高，运维服务迫切需要走向高端化、智能化。

2. 应用模式与路径

工业智能助力航空行业解决痛点需求，主要形成分析设计提升（材料分析、零部件设计）、生产制造优化（排程管理、工艺调优、质量检测）、服务运营改善（运维响应、运营服务、综合管理）三大应用模式，八大应用场景。

材料分析场景中，运用新型智能分析代替传统重复试验方法，实现对航空材料的分析优化。例如 ANSYS 依托 MSE 专家，将机器学习用于材料分析，相比反复试验效果更好、改进更快、成本更低。

垂直行业工业智能应用分析

零部件设计场景中，通过仿真建模、智能分析等方式，实现对航空零部件的设计优化。例如 Autodesk（欧特克）利用创成式设计打造轻量化飞机座椅结构件，可通过减重为航空公司节约数百万美元成本。

排程管理场景中，借助人工智能数据分析能力，辅助生产计划流程的制定和进一步优化。例如 GE 在航空发动机制造过程中，使用智能算法优化生产线设计方案，同时通过智能控制技术保障产线稳定运行，提高生产效率。

工艺调优场景中，基于深度学习相关算法和机器人

部署应用，实现特定工艺环节的优化和增效。例如三菱重工与 FANUC 合作，面向机身钢板打孔、铆接等工序，依托人工智能计算精密、高速加工的最佳条件。

质量检测场景中，基于机器视觉等智能手段，打造在线智能检测的模式，助力产品良率提升。例如中国商飞通过图像识别进行缺陷智能识别及判断，减少人为因素误差，打造检测评价的自动化、智能化模式。

运维响应场景中，制造厂商通过人工智能与网络等技术结合，实现产品的预测性运维服务。例如普惠发动机利用 IBM Watson IoT 数

据深度分析和优化能力，实现预测性维护，防止由于发公司通过数据挖掘分析，实现客户精准服务、飞行风险分析等应用。例如美联航基于乘客的交互数据，利用机器学习提供航班选择、座位升级、里程购买、优先值机等匹配型服务，优化客户体验。

综合管理场景中，机场等管理方通过图像识别、预测分析等方式，实现资源配置优化，改善管理能力。例如北京大兴国际机场通过深度学习等实现资源调配和优化，监控飞机状态、气象信息，预测机场流量分布，支撑复杂决策。

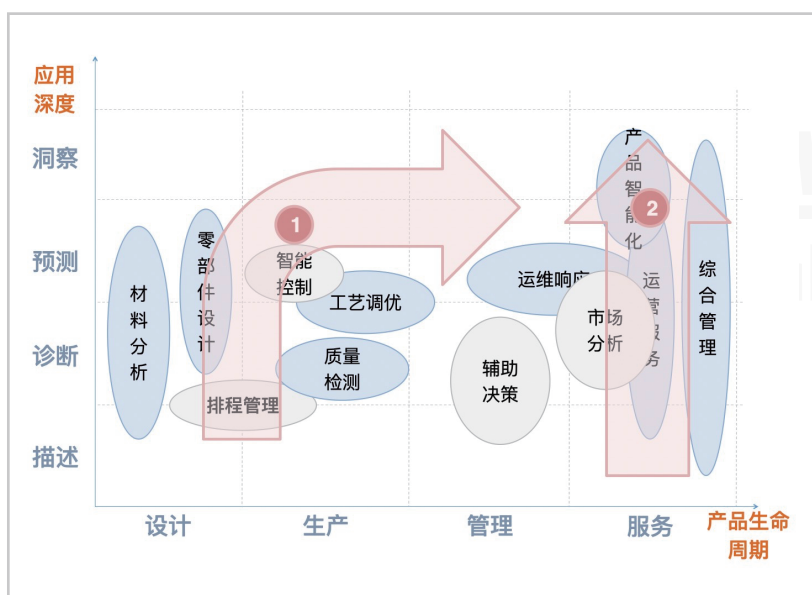


图 17：航空行业工业智能应用主要场景与发展路径

垂直行业工业智能应用分析

总体来看，航空行业应用场景分布较广，应用场景相对丰富，形成较多点状应用，基于产业链复杂、主体较多的特点，除传统的设计生产环节外，服务环节也将开展深化探索。未来将形成两条发展路径：一是基于分析深化和服务化，从设计和生产环节切入，整体从诊断、预测走向洞察，同时与配套服务结合，走向生产服务化；二是基于分析深化和多样化，从不同主体应用实践切入，围绕各自业务拓展工业智能在服务环节的应用深度，走向服务洞察。

工业智能的关键技术

工业智能的技术整体遵循数据、算力和算法三要素的逻辑，由底层至上包括芯片、编译器、框架、算法四方面。从技术角度来看，工业智能即是依靠算法作用在工业数据和（或）工业机理 / 知识 / 经验等工业智能使能要素中，通过对要素进行分类、回归等本质作用，映射至设计、生产、管理服务等工业环节或场景下，形成智能化应用。一方面，工业智能的技术仍然以人工智能算法为核心，不仅需要满足人工智能算法作用的本质需求，工业问题数字化和抽象化的方法论也是算法作用的关键。此外，算法的突破使人工智能解决问题的能力不断深化，同时与工业问题转化相互匹配，构成了工业智能发展的本质推动因素。另一方面，通用技术往往无法满足工业场景复杂性与特殊性要求，即应用面临的四类问题，需要通过技术创新与工业化适配解决。

（一）工业智能算法作用机理

1. 工业智能算法应用的必要条件与充分条件

智能的本质是降低数据价值挖掘过程中人脑力的占比。数据的利用需要经历数据—信息—知识—智慧的过程：数据是对客观事物或过程的数量、属性、位置及其相互关系进行抽象表示，是算法应用的“原料”；信息是对数据的再加工，形成有一定含义的、有逻辑的、对决策有价值的数据流；知识是从相关信息中过滤、提炼及加工而得到的有用资料；智慧则是基于已有的知识，针对问题进行分析、对比、演绎，从而找出解决方案。在以专家系统为代表的 AI 时代，人需要完成由数据到知识的全部处理过程，机器仅基于已有规则实现知识的应用。在深度学习为代表的当前 AI 时代，人完成数据初步处理后由机器执行端到端的建模与分析，直接得到结果，实现智能化应用，使人可以规避一些原理与机制的限制，突破一些以前难以解决的困难问题。

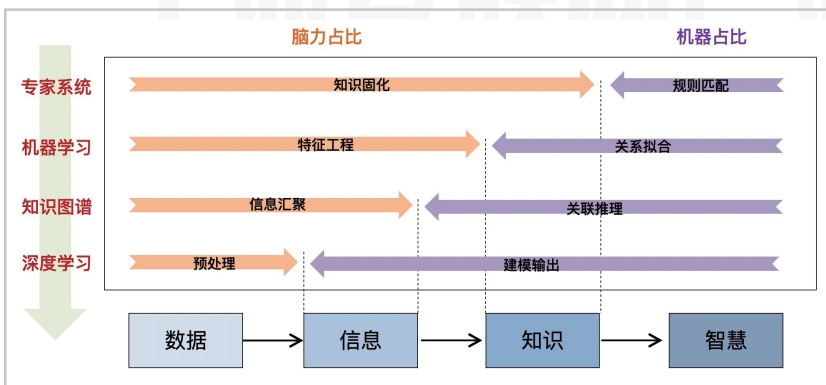


图 18：人工智能技术演进本质

工智能算法是工业智能技术的核心，当前主要人工智能算法根本在于解决分类和回归两大问题。简单来说，分类是进行离散的定性输出，代表应用包括图片 / 语音识别、机器问答与信息检索、虹膜 / 指纹等生物特征识别等实际问题；回归则

工业智能的关键技术

是通过样本进行连续的定量输出，包括股票波动预测、用户需求预测、房价走势分析等实际问题；围棋、游戏等复杂的应用则可以分解为分类问题和回归问题的集合。同时，算法突破不断提升问题的求解能力。深度学习通过数据驱动拟合复杂机理，知识图谱通过汇聚已有知识实现复杂推理，两大技术分别以“更深”和“更广”的方式扩展人工可解工业问题边界，成为当前工业人工智能探索的热点。

因此，工业需求能否拆分为两大问题是工业智能技术实施的必要前提。故障诊断、产品质量检测是工业领域典型的分类问题，通过人工智能技术可以对图像音频、文字等数据进行离散的定性划分，形成决策依据。生产指标软测量、工艺参数优化等是工业领域典型的回归问题，通过人工智能技术进行连续的定量预测，辅助决策。自动驾驶、产品设计等复杂工业问题可拆解为分类和回归问题，使用人工智能技术综合解决。而发动机燃烧机理、机床加工极限精度等工业基础理论、制造技术和工艺标准等无法拆分为两大问题，故不属于工业智能的技术应用范畴。

工业问题的数字化和抽象化是人工智能技术应用的充分条件。一方面，传感、网络、计算技术及数字化的发展使更多的对象与问题能以数据的方式呈现出来，构成了算法应用的基础。原本非数字对象通过数字化呈现到了计算机中，原本有限的的数据积累升级为海量的采集存储，原本单一的数据存储类型演变为历史 / 实时数据、结构 / 非结构化数据等多样化的数据类型。例如在基于机器学习的工人健康评估应用中，需要在人体 30 个部位部署传感器采集数据，再进行分类；美国的材料自主研发系统 ARES，需将材料指标参数化后通过随机森林分类确定当前对应的最佳参数。另一方面，工业问题的抽象化是关键，搭建了算法与应用的桥梁。例如传统的预测性维护基于历史经验进行故障判定，基于人工智能的预测性维护将问题抽象为分类 / 回归的数学概念，采用相对应的机器学习算法进行设备使用剩余时间（回归）或是否可能发生故障（分类）的决策，指导工业实践。

1. 工业智能算法应用的必要条件与充分条件

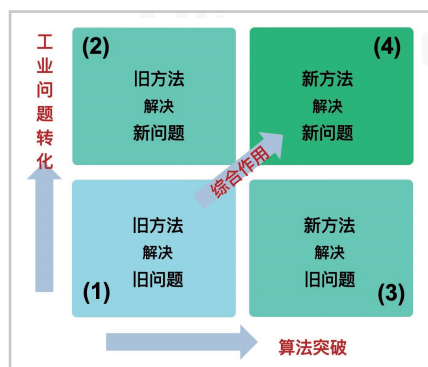
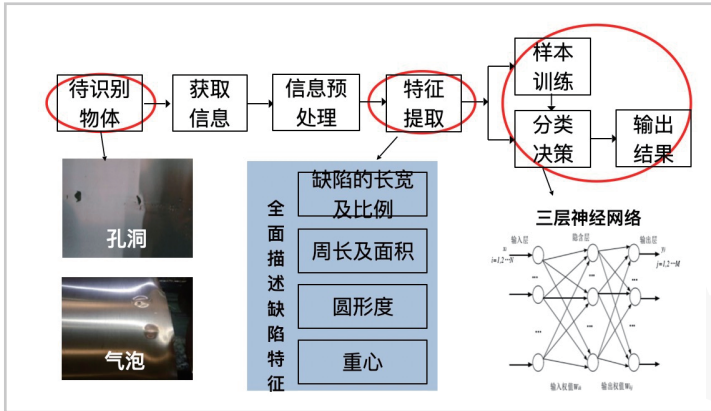


图 19：技术视角下的工业智能发展本质

(1) 传统算法解决工业机理相对明确 + 小数据量问题的模式已经并将长期固化

专家系统、机器学习 / 模式识别等传统方法在工业机理可公式化的小数据场景问题中优势明显。依靠程序将人们对工业问题的特征描述、处理方式等固化下来，通过相对“自动化”的机器执行方式，通常以实现人力成本的节约为主要目的。例如，在缺陷检测问题中，需

工业智能的关键技术



要人工建立缺陷的特征，如缺陷的长宽比、周长、面积、重心等，然后通过相应算法进行训练与决策应用，在故障模式固定、特征相对明确的工业场景应用非常普遍。

图 20：铝带表面缺陷检测流程

(2) 工业问题转化不断催生新应用场景，传统人工智能方法具有更大的发挥空间

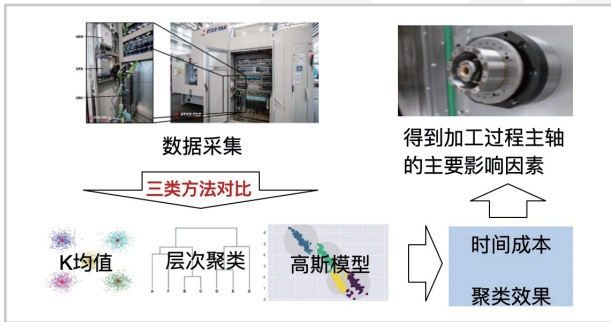


图 21：基于聚类的机床加工知识发现

数字化的不断推进与抽象化使许多以往“想不到”的需求转化为人工智能可解的数学问题，推动形成了一系列典型的工业人工智能应用，而以统计机器学习为代表的传统人工智能方法仍然发挥着重要作用。例如，在机床加工过程知识发现问题中，通过 FPGA 从机器获取实时数据，为了找到对取

实时数据，为了找到对机床主轴贡献最大的变量，使用 K 均值、层次聚类和高斯模型三种算法分别对近 10 万组数据进行聚类分析，以时间成本和算法应用效果等因素确定最佳算法，并得到加工过程主轴的主要影响因素。

(3) 新兴算法突破引发应用技术变革，一大批旧问题有了新的解决方案

人工智能技术不仅使人们摆脱了过去过度依赖经验机理的模式，随着技术发展，尤其是以深度学习为代表的算法突破使各类数据能够被全面地利用，极大提升了原有问题求解的效率、功能与性能。以设备预测性维护中的关键技术——过程建模技术为例，其演进路径相对清晰，领域知识逐步弱化，深度学习技术重要度提升。技术演进分为三个阶段。阶段一：设备机理发挥主导作用。设备运行模型的建立是关键环节，即利用加速度传感器对信号进行采样，通过特征

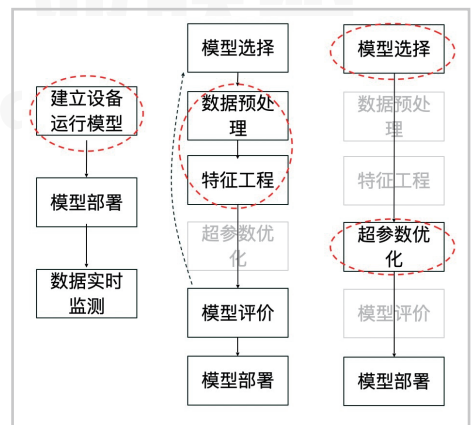


图 22：设备预测维护技术路径

工业智能的关键技术

频率获取、快速傅里叶变换等手段对信号进行前期处理，然后基于物理、热力 / 动力学等机理人为建立发动机、涡轮机组、燃气轮机等设备的理论模型与故障监测阈值，通过状态监测系统进行分析，以获得设备的剩余使用时间、故障点等处理信息。此阶段设备专业知识的重要性占据绝对比重。阶段二：数据统计模型发挥主导作用。数据预处理和特征工程是关键环节，即确定所需数据类型，如电压、电流、振动数据等，人为进行特征选择，需要了解设备运行知识。此阶段专业知识与机器学习技术重要性相当。阶段三：深度网络模型发挥主导作用。模型选择与超参数优化是关键环节，模型选择环节是根据主要数据类型进行模型算法的选择，需要的领域知识较少；超参数优化环节中，参数调整直接影响建模效果，往往需要经验丰富的算法工程师完成。此阶段深度学习技术重要性极大提升。

(4) 新技术新条件催生全新应用技术

深度学习、知识图谱两大技术突破与工业问题数字化抽象化的结合迸发巨大的乘数效应，使许多以往“不敢想”的需求成为现实。以机器人为代表的装备产品为例，主要集中在形态与功能两方面变革：

一是形态方面，柔性、模块化提高了机器人使能的边界与灵活性。传统刚性、一体化的固有形态逐步被打破，柔性化、模块化的新型装备不断涌现。比如 FESTO 公司研发的柔性抓取机械手臂，将刚性的“抓取”转变为柔性的“围取”，配合 AI 技术完成形状大小各异物体的抓取，能够完成更多复杂的任务。二是功能方面，装备的单体能力全面增强，协同智能不断深化。一是工业机器人依靠人工智能技术全面提升对环境与任务的解析和执行能力，包括指令解析、基于视觉的定位与抓取等，如西门子机器人基于深度学习的复杂计算能力自动读取并遵循 CAD 说明，无需编程即可构建零件；谷歌机器人通过深度学习 + 强化学习方法，能进行物体分割抓取，且错误率降低五倍以上。



图 23：FESTO 公司柔性抓取机械手臂

二是人工智能改变了功能，能感受工作环境，甚至听懂人的说话。如越疆科技人机协同机器人通过语音识别与视觉识别技术，实现物体的识别和任务识别并实施。二是机器人的感知能力不断增强，传统依靠触觉、力觉或距离等物理机理的机器人仅具有防撞等简单功能，深度学习使机器人具有复杂的智能