



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

工业智能白皮书

工业互联网产业联盟 (AII)
2020年4月

Industrial

Internet



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

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

联系电话：010-62305887

邮箱：aia@caict.ac.cn

编写说明

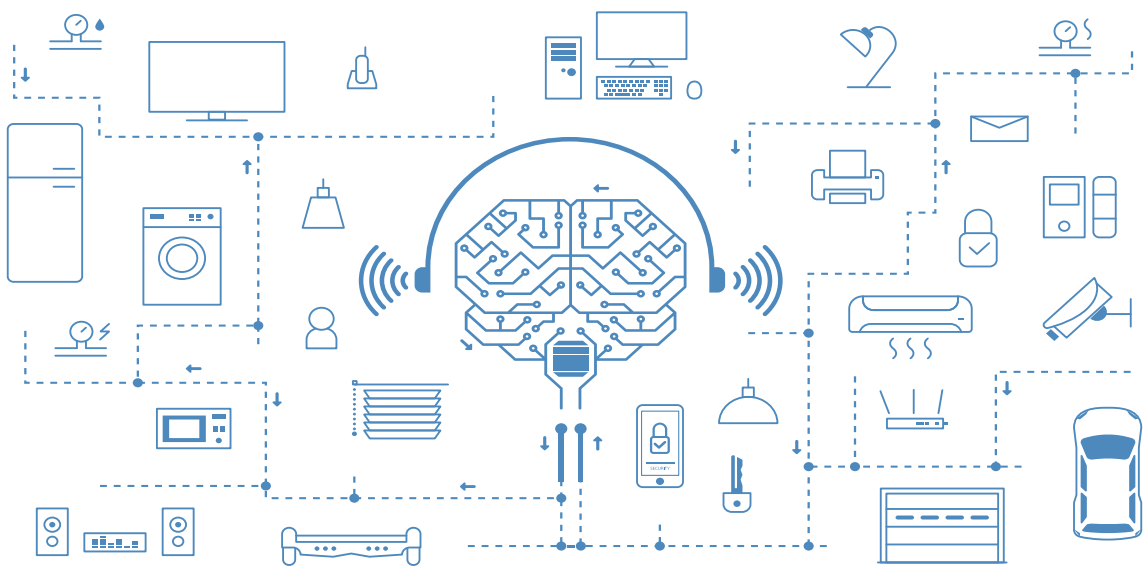
WRITE INSTRUCTIONS

人工智能自诞生以来，经历了从早期的专家系统、机器学习，到当前持续火热的深度学习等多次技术变革与规模化应用的浪潮。随着硬件计算能力、软件算法、解决方案的快速进步与不断成熟，工业生产逐渐成为了人工智能的重点探索方向，工业智能应运而生。

当前，新一轮科技革命和产业变革蓬勃兴起，工业经济数字化、网络化、智能化发展成为第四次工业革命的核心内容。作为助力本轮科技革命和产业变革的战略性技术，以深度学习、知识图谱等为代表的新一轮人工智能技术呈现出爆发趋势，工业智能迎来了发展的新阶段。通过海量数据的全面实时感知、

端到端深度集成和智能化建模分析，工业智能将企业的分析决策水平提升到了全新高度。然而，工业智能仍处于发展探索时期，各方对工业智能的概念、类型、应用场景、技术特点及产业发展等尚未形成共识。

在此形势下，我们和工业互联网产业联盟共同组织编写了《工业智能白皮书》，本白皮书深入解读了工业智能的背景内涵，分析了工业智能主要类型，并从应用、技术和产业等方面研究和分析工业智能的发展脉络和最新状况，并在一定程度上对未来发展变革方向有所预见。希望能与业内同仁等共享成果，共谋工业智能新发展。



编写单位 AUTHOR UNIT



中国信息通信研究院



华为技术有限公司



中国航天科工集团有限公司
第二研究院二〇六所



阿里云研究中心



海尔工业智能研究院



参数技术（上海）
软件有限公司



ABB（中国）有限公司

组织单位 AUTHOR UNIT

工业互联网产业联盟

参与编写人员 PARTICIPATE IN WRITING STAFF

中国信息通信研究院：余晓晖、王爱华、朱敏、刘默、李铮、杨希、蒋昕昊、李亚宁、尹杨鹏、任禾、贾金鹏

华为技术有限公司：刘献礼、殷宏、金涛、张晨逸、王晓雷、张燃

中国航天科工集团有限公司第二研究院二〇六所：刘洋

阿里云研究中心：王岳

海尔工业智能研究院：韩健、郑旭东

参数技术（上海）软件有限公司：郎燕

ABB（中国）有限公司：李清源

中国科学院自动化研究所：谭杰、白熹微

思爱普（中国）有限公司：许永硕

走向智能研究院：赵敏

中国电信股份有限公司研究院：项超

以下单位提供了相关案例等支撑，在此一并表示感谢 (排名不分先后)

浙江正泰新能源开发有限公司、红狮控股集团有限公司、深圳鲲云信息科技有限公司、北京量脑科技有限公司、北京时代之峰科技有限公司、北汽福田汽车股份有限公司、北京凌云光技术集团有限责任公司、北京诚益通科技有限公司、北京踏歌智行科技有限公司、航天通用技术(北京)有限公司、北京旷视机器人技术有限公司、恒逸石化股份有限公司、京信通信系统(中国)有限公司、天合光能股份有限公司、北京和隆优化科技股份有限公司、格创东智科技有限公司、北京阿丘科技有限公司、北京凯米优化科技有限公司、北京猎户星空科技有限公司、富士康工业互联网股份有限公司、上海汽车集团股份有限公司、青岛中集冷藏箱制造有限公司、百度在线网络技术(北京)有限公司、TCL华星光电技术有限公司、联想(北京)有限公司、京张城际铁路有限公司、北京国电光宇机电设备有限公司、北京国信会视科技有限公司、北京汉能华科技股份有限公司、北京合创三众能源科技股份有限公司、北京明略软件系统有限公司、中色科技股份有限公司、北京铁甲钢拳科技有限公司、北京世冠金洋科技发展有限公司、通号智慧城市研究设计院有限公司、中嵌科技(北京)有限公司、宁夏力成电气集团有限公司、能科科技股份有限公司、美林数据技术股份有限公司、爱动超越人工智能科技(北京)有限公司、北京和利时电机技术有限公司、北京极客邦科技有限公司

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

(一)

工业智能是工业互联网充分释放赋能价值的关键要素	01
-------------------------	----

(二)

工业智能的内涵	02	(一) 工业智能发展背景	02
		(二) 工业智能的发展历程	03
		(三) 工业智能的定义及内涵	04

(三)

工业智能的典型应用	06	(一) 专家系统沉淀已有知识经验，解决低不确定性低计算复杂度问题	07
		(二) 传统机器学习方法基于数据跨越机理障碍，解决高不确定性、低计算复杂度问题，占据当前应用“大半江山”	07
		(三) 深度学习和知识图谱是当前两大热点方向，依靠大样本进行复杂关系的分析或推理	09
		(四) 方法组合提升可解问题的性能与边界	11
		(五) 工业智能应用面临四大问题	14

(四)

垂直行业工业智能应用分析	16	(一) 工业智能面向不同行业形成不同应用	16
		(二) 流程行业 – 钢铁行业应用分析	18
		(三) 少品种大批量离散行业 – 汽车行业应用分析	20
		(四) 多品种小批量离散行业 – 航空行业应用分析	22

(五)

工业智能的关键技术	25	(一) 工业智能算法作用机理	25
		(二) 通用技术突破与工业化适配成为解决四类应用问题的关键	29

(六)

工业智能支撑产业	33	(一) 工业智能形成“两横一纵”的支撑产业格局	33
		(二) 工业智能通用技术产业发展趋势各异	35
		(三) 工业化与智能化双向渗透成为两类核心路径	36

(七)

推动工业智能发展措施及建议	38	(一) 应用引领，促进复制推广与模式创新	38
		(二) 推动重点方向与关键领域的技术产品突破	38
		(三) 营造支撑有力的要素保障与发展环境	38

工业智能是工业互联网充分释放赋能价值的关键要素

工业互联网的核心是数据驱动的智能分析与决策优化。工业互联网从发展之初，就将数据作为核心要素，将数据驱动优化闭环作为实现工业互联网赋能价值的关键。在工业互联网体系架构1.0中，明确提出工业互联网核心是基于全面互联而形成数据驱动的智能，即通过数据采集交换、集成处理、建模分析、优化决策与反馈控制等实现机器设备、运营管理到商业活动的智能与优化。工业互联网架构2.0则进一步强调数据闭环的作用，明确了工业互联网基于感知控制、数字模型、决策优化三个基本层次，以及由自下而上的信息流和自上而下的决策流构成的工业数字化应用优化闭环实现核心功能。

工业智能是实现工业互联网数据优化闭环的关键。在全面感知、泛在连接、深度集成和高效处理的基础上，工业智能基于计算与算法，将以人为主的决策和反馈转变为基于机器或系统自主建模、决策、反馈的模式，为工业互联网实现精准决策和动态优化提供更大的可能性。工业智能实现了从数据到信息、知识、决策的转化，挖掘数据潜藏的意义，摆脱传统认知和知识边界的限制，为决策支持和协同优化提供可量化依据，最大化发挥利用工业数据隐含价值，成为工业互联网发挥使能作用的重要支撑。

工业智能的创新突破不断拓宽工业互联网的赋能价值。工业智能技术正迎来多方面创新与突破，为支撑工业互联网的数据优化闭环，进一步拓展和丰富工业互联网的能力边界与作用发挥关键作用。一是以深度学习、知识图谱为代表的工业智能技术及相应的新理论新方法百花齐放并相互融合，从根本上提高系统建模和处理复杂性、不确定性、常识性等问题的能力。二是自动化机器学习，聚焦特定功能、采用特殊架构的芯片等工程技术不断突破。三是工业智能技术与领域知识融合不断加深，更加贴近行业实际需求。工业智能通过技术的持续创新与动态迭代，使工业互联网具备了复杂计算和推理能力，降低了工业互联网应用的开发门槛与成本，增强了行业应用赋能的价值与潜力，成为释放并拓宽工业互联网赋能价值的关键。

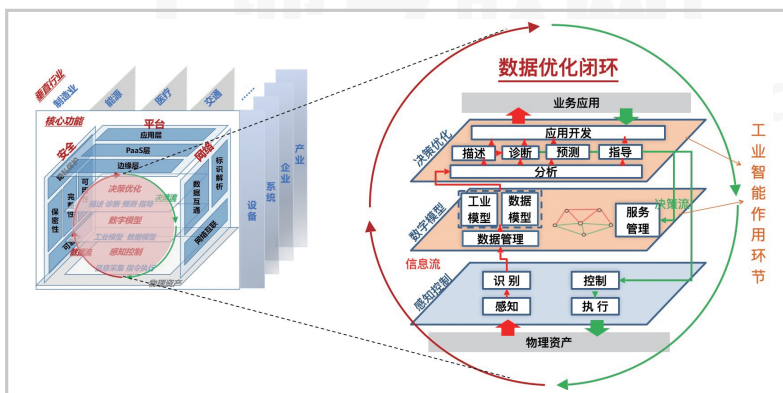


图 1：工业互联网的数据功能原理

图片来源：《工业互联网体系架构 2.0 报告》

工业智能的内涵

（一）工业智能发展背景

1. 提升工业智能化水平成为全球共识与趋势

当前，以智能化为核心的新一轮科技产业变革兴起，人工智能技术与社会各领域不断融合已经是大势所趋，正逐步改变现有产业形态、商业模式和生活方式，并成为助推工业智能化转型升级的关键燃料。据 Markets 报告预计，2025 年人工智能制造市场规模将达 172 亿美元，预测期（2018–2025 年）内的年复合增长率为 49.5%。Automation Technology 预计到 2035 年，人工智能对制造业增值占比可达 2.2%，排名社会 16 个主要行业之首。根据麦肯锡报告，人工智能可以使德国工业部门的生产率每年提高 0.8% 至 1.4%。埃森哲则比较了人工智能对我国各个行业部门增加值增速的影响，预计到 2035 年，制造业因人工智能的应用其增加值增速可以提高 2.0% 左右，是所有产业部门中提高幅度最大的。

世界主要发达国家政府及组织高度重视，积极出台相关战略政策，提升工业智能化水平成为全球共识与趋势。经统计，截止到2019年底，在全球20多个经济体近三年发布的100份人工智能方面的战略规划或政策文件中，涉及与工业结合的超过一半以上。美、日、德、欧盟分别发布《国家人工智能研究和发展战略规划》《新机器人战略》《国家工业战略2030》《欧盟人工智能》等一系列政策战略，重点提及产品全生命周期优化、先进机器人、自动驾驶、大数据挖掘等在工业领域应用。

工业是我国国民经济的主导，我国积极抢抓以人工智能为驱动的新一轮科技产业变革的机遇，工业智能成为了国家及业界高度重视的领域方向。我国政府双侧发力，推动人工智能与制造业的融合发展。一方面，将人工智能技术作为制造业创新发展的重要驱动力，在制造业相关政策文件中提及人工智能技术应用的有20余篇。另一方面，将工业制造领域作为人工智能落地应用的重点行业，在《互联网+人工智能三年行动实施方案》《新一代人工智能发展规划》《促进新一代人工智能产业发展三年行动计划》等10余份文件中均提出将制造业作为开展人工智能应用试点示范的重要领域之一。同时，各省市地区积极响应，形成了“国-省-市-区”多级协同的政策体系。各地关于工业智能发展的政策文件超过30篇，上海、四川、青岛、中关村等多个省市及区域已经出台或正在布局人工智能与工业融合创新的政策方案，为工业智能的发展奠定了完善有力的政策保障。

工业智能的内涵

2. 人工智能技术加速渗透，构建制造业智能化基础

制造业智能化升级需求是工业智能发展的根本驱动。制造业升级的最终目的，是从数字化、网络化转而最终实现智能化。当前制造业正处在由数字化、网络向智能发展的重要阶段，核心是要实现基于海量工业数据的全面感知，和通过端到端的数据深度集成与建模分析，实现智能化决策与控制指令。工业智能通过1.固化熟练工人和专家的经验，模拟判断决策过程，解决过去工业领域中需要人工处理的点状问题；2.基于知识汇聚实现大规模推理，实现更广流程更可靠的管理与决策；3.通过构建算法模型，强化制造企业的洞察能力，解决工业中机理或经验复杂不明的问题。成为企业转型升级的有效手段，也是打通智能制造最后一公里的关键环节。

人工智能技术体系逐步完善，推动工业智能快速发展。一方面是技术实现纵向升级，为工业智能的落地应用奠定基础。算法、算力和数据的爆发推动人工智能技术不断深化，使采用多种路径解决复杂工业问题成为可能。传感技术的发展、传感器产品的规模化应用及采集过程自动化水平的不断提升，推动海量工业数据快速积累。工业网络技术发展保证了数据传输的高效性、实时性与高可靠性。云服务为数据管理和计算能力外包提供途径。另一方面是技术实现横向融合。人工智能具有显著的溢出效应，泛在化人工智能产业体系正在快速成型，工业是其涵盖的重点领域之一。

（二）工业智能的发展历程

总体来看，工业智能的发展与人工智能技术的演进密切相关，从人工智能概念诞生至今，工业智能历经了三个发展阶段。

1. 萌芽期：基于规则的专家系统时代

自上世纪八十年代开始，规则型专家系统逐渐成熟，通过归纳已有知识形成规则解决问题，并成功应用于工业企业管控系统中，如美国车间调度专家系统ISIS，日本新日铁FAIN专家系统等，实质上就是领域专家知识的固化和程序化执行。

工业智能的内涵

2. 渗透期：基于统计的传统机器学习时代

90年代至二十一世纪初可概括为基于统计的传统机器学习时代。该时期统计学派、机器学习和神经网络等概念（即“联结主义”）盛行，人工智能基于传统机器学习/模式识别系统等统计学方法能够解决机理相对模糊的问题，包括以模糊控制、神经网络控制和专家系统控制为代表的智能控制理论在工业过程控制和机器人领域的应用；将图像处理方法应用于产品视觉质量检测，使用机器学习进行工业数据的建模分析，形成工业数据模型并指导优化制造过程。然而以神经网络为主的机器学习方法大多是黑箱方法，其可靠性和可解释性问题限制了此类实际应用的深入推进。

3. 发展期：基于复杂计算的深度学习时代

本世纪初至今可以概括为基于复杂计算的深度学习时代。深度学习、知识图谱等更加复杂多元的技术出现，新型的算法对于复杂问题的可解度有了显著提升，人工智能技术逐渐发展到可以解决实际问题并完全超越人类的程度。这一时期的典型代表有：基于数据驱动的优化与决策、深度视觉质量检测；工业知识图谱解决全局性、行业性问题；人机协作等智能工业机器人蓬勃发展并广泛应用。

（三）工业智能的定义及内涵

1. 工业智能的定义

工业智能（亦称工业人工智能）是人工智能技术与工业融合发展形成的，贯穿于设计、生产、管理、服务等工业领域各环节，实现模仿或超越人类感知、分析、决策等能力的技术、方法、产品及应用系统。

可以认为，工业智能的本质是通用人工智能技术与工业场景、机理、知识结合，实现设计模式创新、生产智能决策、资源优化配置等创新应用。需要具备自感知、自学习、自执行、自决策、自适应的能力，以适应变幻不定的工业环境，并完成多样化的工业任务，最终达到提升企业洞察力，提高生产效率或设备产品性能等目的。

工业智能的内涵

2. 工业智能的问题分类

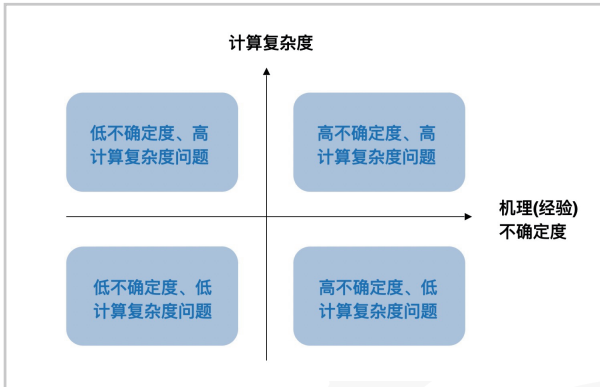


图 2：工业智能的基本框架

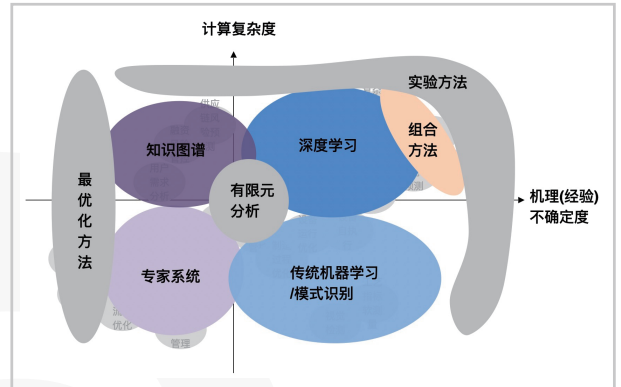


图 3：工业智能的主要类型

为了更好的分析工业智能的技术与应用体系，我们提出了工业智能的基本框架：构建一个四象限横纵坐标轴，其中横轴是机理/经验不确定性，与人们对问题机理的认识或自身经验的掌握程度直接相关；纵轴为计算的复杂度，是计算机算法的时间复杂度，与工业机理的复杂性和算法的实现效率直接相关。据此可将工业领域的问题分为低不确定性低计算复杂度问题、高不确定性低计算复杂度问题、低不确定性高计算复杂度问题和高不确定性高计算复杂度问题四类。

除上述工业智能四大技术方向外，工业领域还存在许多解决问题的其它方法：对于可用清晰的数学模型描述的问题，通常采用最优化方法进行近似甚至精确求解。对于工艺或过程机理相对模糊、计算复杂度相对较高的问题，通常利用数学近似的方法对真实物理系统（几何和载荷工况）进行模拟，即有限元分析，实质是对工业问题拆分为若干简单问题的近似求解。对于复杂度极高或是机理极为不清晰的问题，目前仍然主要通过实验方法来解决，比如原材料的配比。由于以上方法没有体现工业智能所定义的自适应自学习等智能化特征，故不作过多讨论。

工业智能经历了基于规则、基于统计和基于复杂计算的三大阶段。一方面，三大阶段并不是相互替代的关系，专家系统、传统机器学习、知识图谱、前沿机器学习四类技术同时共存，并不断交织融合互补长短。另一方面，技术演进脉络日益清晰，逐步形成了以知识图谱为代表的知识工程和以深度学习为代表的科学数据两大方向。

工业智能的典型应用

工业智能在工业系统各层级各环节已形成了相对广泛的应用，其细分应用场景可达到数十种。参考美国国家标准与技术研究院（NIST）对智能制造的划分标准，在所建框架内将工业智能的应用场景按产品、生产、商业三个维度进行了划分。

工业智能主要通过四大技术解决上述问题。一是诸如库存管理、生产成本管理等问题，由于其流程或机理清晰明确且计算复杂度较低，因此可以将此类任务的执行过程固化并通过专家系统解决。二是设备运行优化、制造工艺优化，质量检测等问题，往往机理相对复杂，但并不需要大量的数据和复杂的计算，因此通常是机器学习作用的领域。三是需求分析、风险预测等环节需要依靠大量数据的推理作为决策支持，因此其计算复杂度相较于前两种体系更高，但是其问题原理或是不同对象间的关系相对清晰，因此可利用知识图谱技术来解决问题；四是前沿机器学习作为近年来人工智能发展的核心技术体系，其主要目的就是解决问题机理不明、无法使用经验判断理解、计算极为复杂的问题，如无人操作、不规则物体分类、故障预测等。而对于产品智能研发、无人操作设备等更为复杂的问题，通常需要多种方法组合进行求解。

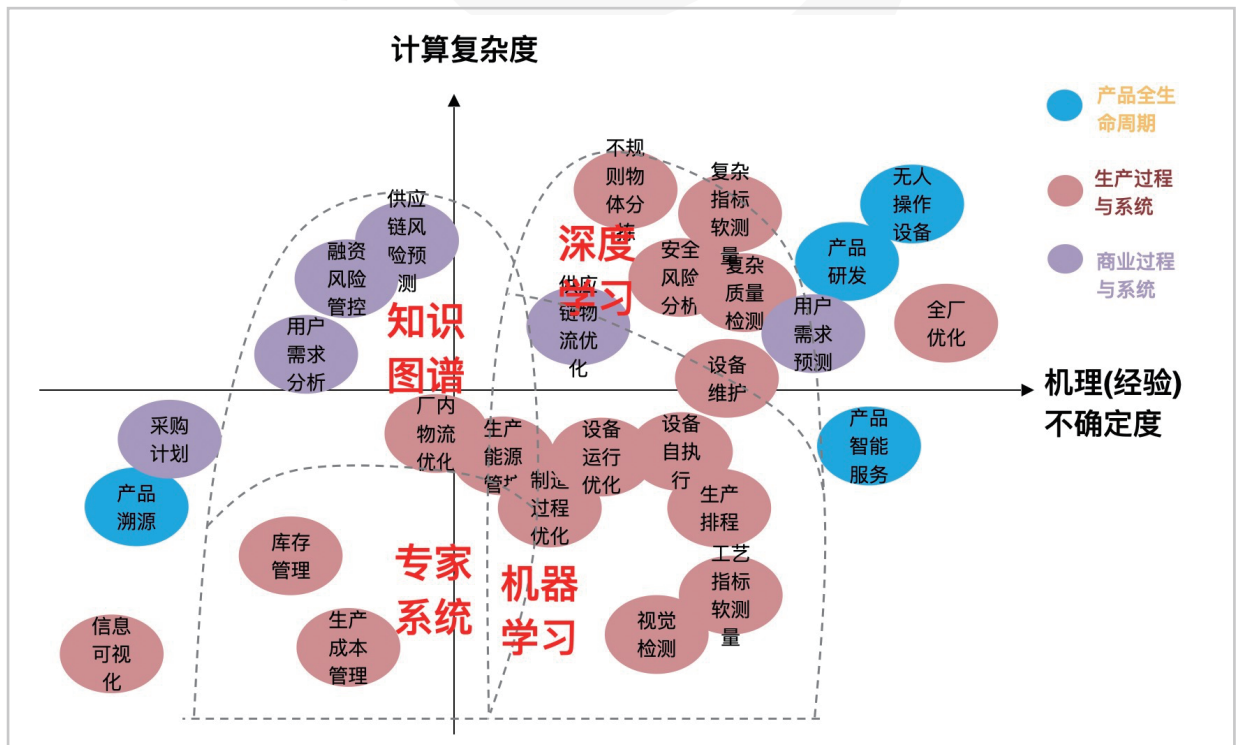


图 4：工业智能应用总体视图

工业智能的典型应用

（一）专家系统沉淀已有知识经验，解决低不确定性低计算复杂度问题

专家系统是一种模拟人类专家解决领域问题的计算机程序系统，具有大量的专门知识与经验的程序系统，它应用人工智能技术和计算机技术，根据某领域一个或多个专家提供的知识和经验，进行推理和判断，主要用来解决特定场景 / 领域内机理清晰、专家经验丰富、计算相对简单的工业问题。目前已实现较为成熟的工业应用，尤其在钢铁行业中应用最为普遍，主要应用在车间调度管理、故障诊断、生产过程控制与参数优化等环节。

调度与生产管理场景中，美国卡内基梅隆大学曾研发专门用于车间调度的ISIS专家系统，该系统采用约束指导的搜索方法产生调度指令，动态情况则由重调度组件进行处理，当冲突发生时，它通过有选择地放松某些约束来重新调度那些受影响的定单；美国设备公司digital研制的IMACS专家系统可用于制造环境的容量计划、清单管理及其他与制造过程有关的管理工作。

故障诊断与参数优化场景中，美国Corus公司采用专家系统诊断结晶器液面自动控制系统是否出现故障；瑞典钢铁公司研发专家系统，用于给出高炉参数调整操作的专家建议。

异常预测与过程控制场景中，芬兰Rautaruukki钢铁公司的GO/STOP专家系统具有600多条规则，对炉热和异常炉况等实行全面监控；澳大利亚BHP（必和必拓）公司则基于热平衡模型和专家知识研发了用于炉热平衡控制的高炉工长指导系统。

经过多年积累与研究，专家系统已经获得了迭代升级，具备了并行与分布处理、多专家系统协同工作的能力；此外，得益于人工智能的发展，专家系统具有了自学习功能，部分系统还引入了新的推理机制，具备了自纠错和自完善能力；更有一些应用前沿技术的专家系统，拥有先进的智能人机接口，能够更好地协助操作人员完成工作。

（二）传统机器学习方法基于数据跨越机理障碍，解决高不确定性、低计算复杂度问题，占据当前应用“大半江山”

机器学习是人工智能的核心技术之一，专门研究计算机怎样模拟或实现人类的学习行为。传统机器学习方法以统计学为基础，从一些观测（训练）样本出发，发现不能通过原理分析获得的规律，实现对未来数据行为或趋势的准确预测。广泛应用在工业现场层，产品生产、管理与服务环节，是当前工业智能应用最为广泛的技术类型，主要涵盖产品质量检测、设备精准控制与预测性维护、生产工艺优化等场景。

工业智能的典型应用

设备自执行场景中，通过机器学习方法对人类行为及语音的复杂分析，能够增强协作机器人的学习、感知能力，提升生产效率。西班牙P4Q公司应用Sawyer机器人组装电路板，传统的笼式机器人存在着成本高昂和员工安全问题等因素，而应用了机器学习的机器人采用的自动化解决方案能够确保一致性和可预测性，并实现生产量提高25%。

设备/系统预测性维护场景中，机器学习方法拟合设备运行复杂非线性关系，能够提升预测准确率，减少成本与故障率，是工业智能应用最为广泛的场景之一。德国KONUX结合智能传感器及机器学习算法，能利用除传感器以外的数据源如传感数据、天气数据和维护日志等构建设备运行模型，使机器维护成本平均降低30%，实际故障率降低70%。还能不断自我学习进化，并为优化维护计划和延长资产生命周期提供建议。帕绍大学使用机器学习技术来准确预测机床的磨损状态，通过传感器和功耗数据预测锤子何时停止正常工作以确定更换关键组件的最佳时间，避免原始零件加工中的意外停机。能源供应商Hansewerk AG基于机器学习，利用来自电缆的硬件信息、实时性能测量（负载行为等）、天气数据检测以及预测电网中断和停电，主动识别电网缺陷的可能性增加了两到三倍。纽约创业公司Datadog推出基于AI的控制和管理平台，其机器学习模块能提前几天、几周甚至几个月预测网络系统问题和漏洞。

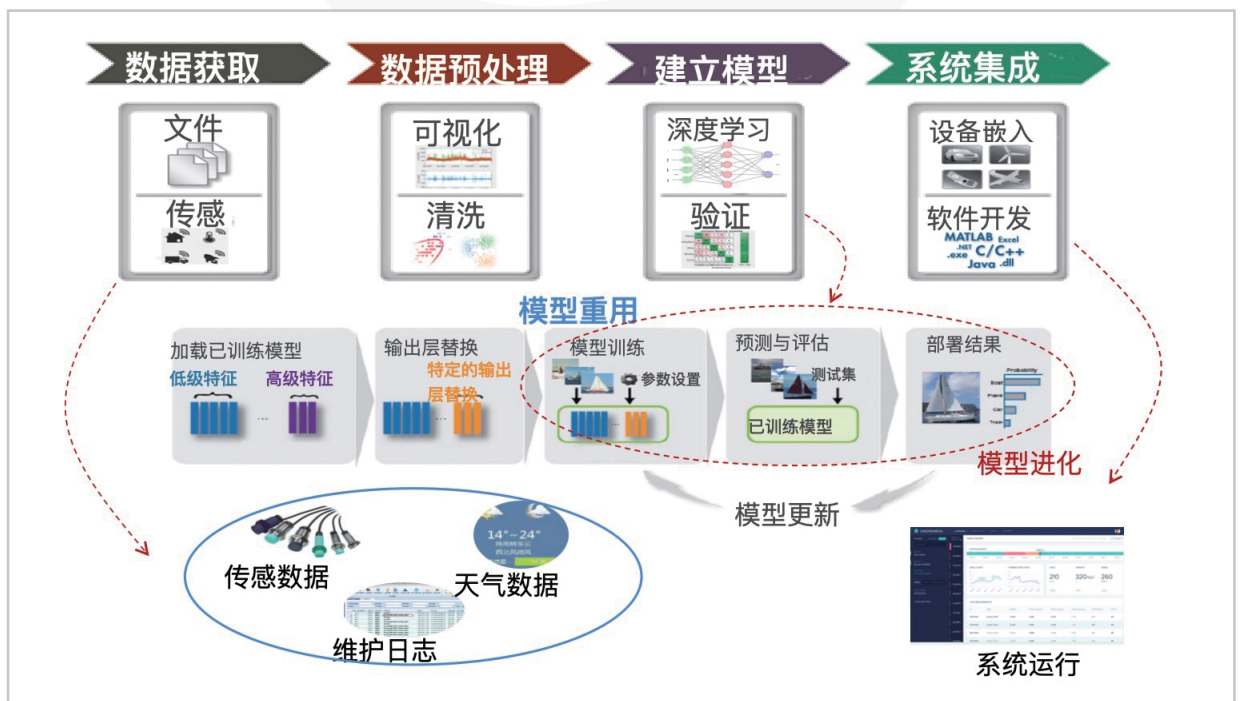


图 5: KONUX 设备预测性维护系统

工业智能的典型应用

（三）深度学习和知识图谱是当前两大热点方向，依靠大样本进行复杂关系的分析或推理

深度学习是一种以神经网络为架构，建立深层结构模型对数据进行表征学习的算法。通过对以图像、视频类为主的数据的深度分析挖掘，解决工业领域的“疑难杂症”，逐步成为当前应用探索热点，目前在工业领域广泛应用在复杂产品质量检测、设备复杂控制、生产安全等环节。

复杂质量（缺陷）检测场景中，利用基于深度学习的解决方案代替人工特征提取，能够在环境频繁变化条件下检测出更微小、更复杂的产品缺陷，提升检测效率，成为解决此问题主要方法。美国机器视觉公司康耐视（COGNEX）开发了基于深度学习进行工业图像分析的软件，利用较小的样本图像集合就能够在数分钟内完成深度学习模型训练，能以毫秒为单位识别缺陷，支持高速应用并提高吞吐量，解决传统方法无法解决的复杂缺陷检测、定位等问题，检测效率提升30%以上。富士康、奥迪等制造企业利用深度学习，实现电路板复杂缺陷检测、汽车钣金零件微小裂缝检测、手机盖板玻璃检测、酒精质量检测等高质量检测。

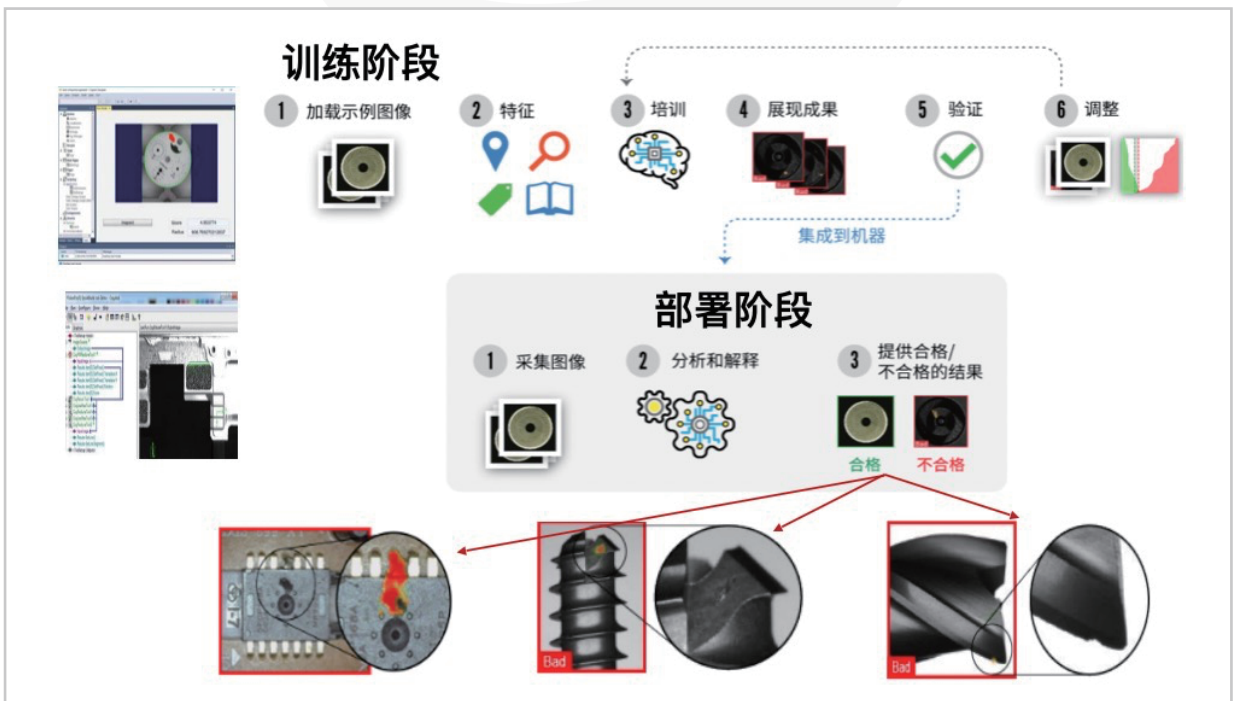


图 6: 康耐视基于深度学习质量检测软件

工业智能的典型应用

此外，基于深度学习的技术协作有望解决更复杂问题。美国工业智能企业将深度学习与3D显微镜结合，将缺陷检测降低到纳米级；荷兰初创公司 Scyfer 使用深度学习与半监督学习结合的方法对钢表面进行检测，实现对罕见未知缺陷的检测。

不规则物体分拣场景中，通过深度学习构建复杂对象的特征模型，实现自主学习，能够大幅提高分拣效率。慕尼黑公司Robominds开发了Robobrain-Vision系统，基于深度学习与3D视觉相机帮助机器人自动识别各种材料、形状甚至重叠的物体，并确定最佳抓取点，无需任何编程。同时具有直观的用户界面，用户可通过大型操作面板或直接在Web浏览器中轻松完成配置。爱普生、埃尔森、梅卡曼德等纷纷推出基于3D视觉与深度学习的复杂堆叠物体、不规则物品的识别和分拣机器人。发那科利用深度强化学习使机器人具备自主及协同学习技能，能够将零部件从一堆杂物中挑选出来，并达到90%准确率，极大地提升工程师编程效率。

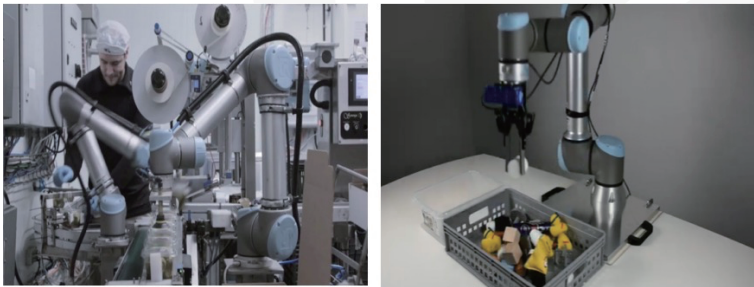


图 7: Robobrain®.vision 自动拣选系统

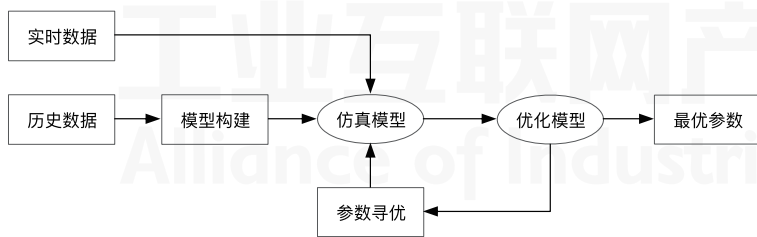


图 8: 阿里工业大脑工艺参数优化流程

设备 / 制造工艺优化场景中，采用深度学习方法对设备运行、工艺参数等数据进行综合分析并找出最优参数，能够大幅提升运行效率与制造品质。西门子利用深度学习使用天气和部件振动数据来不断微调风机，使转子叶片等设备能根据天气调整到最佳位置，以提高效率、增加发电量。攀钢、东华水泥等企业借助阿里云工业大脑的深度学习技术识别生产制造过程中的关键因子，找出最优参数组合，提升生产效率，降低能耗。

知识图谱基于全新的知识组织方式以实现更全面可靠的管理与决策，在知识图谱中，每个节点表示现实世界中存在的“实体”，每条边为实体与实体之间的“关系”。知识图谱是关系的

工业智能的典型应用

最有效的表示方式，能够将多种工业知识整理为图表，明确各影响因素相互关系，实现更便捷的检索、更全面可靠的管理与决策，包括供应链风险管理和融资风险管控等应用场景。

供应链风险管理场景中，华为通过汇集学术论文、在线百科、开源知识库、气象信息、媒体信息、产品知识、物流知识、采购知识、制造知识、交通信息、贸易信息等信息资源，构建华为供应链知识图谱，通过企业语义网（关系网）实现供应链风险管理与零部件选型。

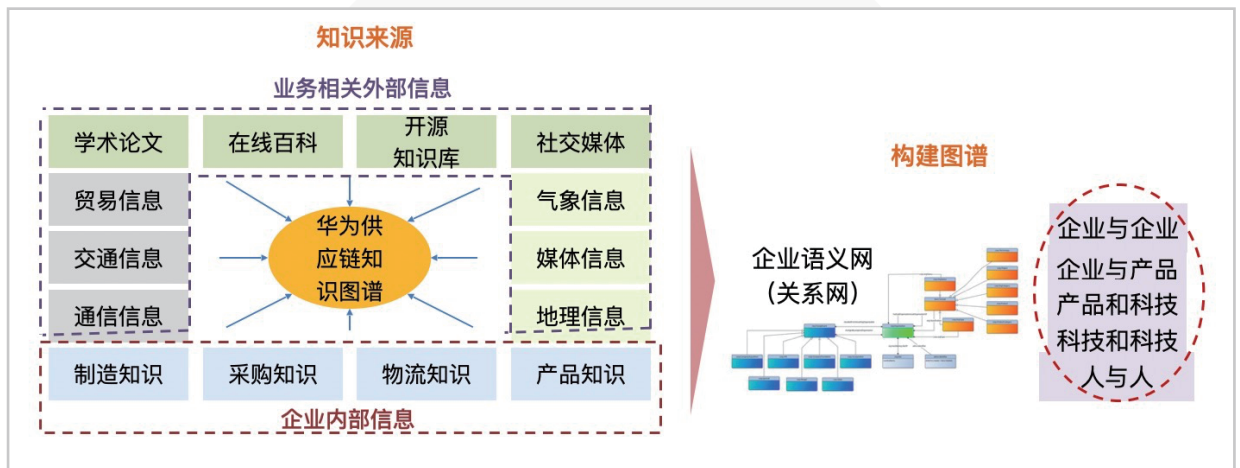


图 9：华为供应链知识图谱

融资风险管控场景中，依靠知识图谱将多个对象进行关联分析，能够实现对金融风险的预测及管控。西门子基于知识图谱打破信息孤岛，建立自营、合作伙伴、竞争对手等对象之间的高维关系网络，实现融资过程不可预见事件的风险识别。

（四）方法组合提升可解问题的性能与边界

1.AI 技术间组合

AI 技术通过纵横组合提升并扩展了可解问题的性能与边界，而深度学习则成为了技术组合的共性选择。

一是横向组合，通过数据科学、知识工程相互组合，解决产品研发、企业决策管理等机理不明、计算复杂度高，同时任务环节多、流程长等工业领域最为复杂的问题。

工业智能的典型应用

产品研发场景中，UTC 联合技术研究中心依靠知识图谱解决多因素产品研发问题，将产品分解为不同的功能块，构建设计方案库，然后利用深度学习的复杂计算能力进行指标分析和方案评估，通过学习确定最佳设计方案，设计出的换热器重量减轻 20%，传热效率提高 80%，设计周期加快 9 倍。

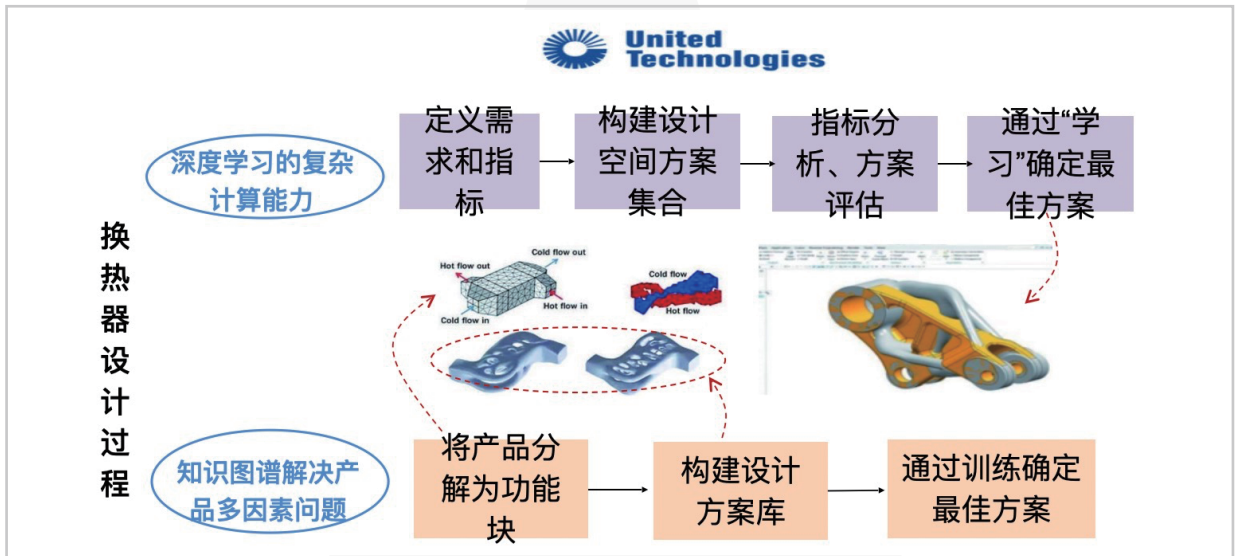


图 10: UTC 换热器智能设计

企业决策管理场景中，通过知识图谱与数据科学协同，能够实现企业级优化运营。美国初创公司 Maana 聚焦石油和天然气领域，打造名为 Knowledge Platform 的平台，梳理领域知识打造计算知识图谱，与机器学习计算模型相结合，为 GE、壳牌、阿美等石油巨头提供决策和流程优化建议；德勤研发的“端脑智能”，结合知识图谱与深度学习，为企业提供智能化、自动化解决方案。

二是纵向组合，通过不同数据科学技术（深度学习、强化学习、迁移学习等）组合，强化已有应用的智能化能力。例如智能抓取场景中，日本发那科公司基于深度学习赋予机器人抓取混杂零件的功能，并通过强化学习赋予机器人自学习能力，通过自主训练 8 小时使散件分拣的成功率达到了 90%。

工业智能的典型应用

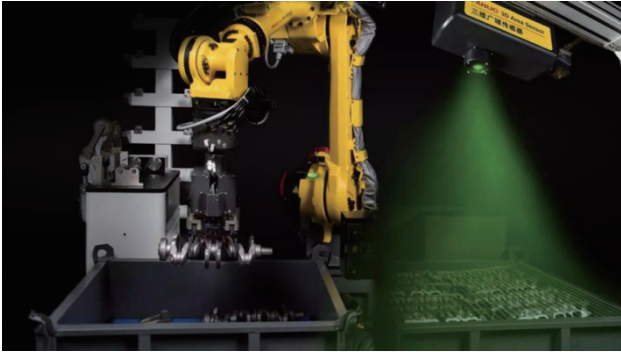


图 11：日本发那科公司混合拆垛机器人

1.AI 技术间组合

1) 边缘计算赋能高实时性工业场景，已成为人工智能在云端发挥作用的重要补充

为满足工业应用实时性要求，降低网络和 IT 资源消耗，边缘与云端协同开展数据分析已成为工业智能领域的普遍做法。边缘设备基于传感器收集周边环境数据，通过云端输出的数据分析模型实时对现场

工业数据进行分析并形成决策信息。例如，高速移动产线下的质量检测场景中，鞍钢将工业相机的数据通过 MEC 分流至云平台，实现了在统一缺陷图像库下，基于机器视觉带钢表面质量的协同检测，常规缺陷检出率达到 95% 以上，以 13 条冷轧产线计算，共节省成本 572 万元。

另外，边缘侧直接进行基于机理和智能的复杂分析，进一步提升了应用的实时决策能力，成为重要探索方向。边缘分析功能从基于“IF-THEN”的简单规则引擎应用向人工智等复杂分析延伸。例如，ADAMOS 平台集成德玛吉森 CELOS 系统，支持在机床中部署机器学习算法，根据温度补偿刀头位移。天泽智云在边缘端部署特征提取算法，对火车轴箱轴承等核心部件进行故障诊断。

2) 5G 赋能视频类与控制类应用，并孕育全新应用模式

5G 以其高数据速率、极低延迟与功耗、高可靠和大规模设备连接等特性，能实现原始数据的低时延、高速率、大范围采集传输和控制指令的实时上传下达，以及加速现场侧与算法层、边缘侧与云端的相互联系，不断强化工业智能已有应用场景，并有望引发颠覆性变革。

当前集中在基于高清视频回传的质量检测与监控、设备数据采集和实时监控、特种车辆远程操控与无人驾驶等应用场景。例如，在质量检测与监控场景中，5G 以其大带宽特性将工业相机获取的高清图像等现场数据快速精准地送至云端，经过深度学习、图形图像处理等技术，实现质量缺陷检测等功能。新松机器人公司利用 5G+ 人工智能的巡检机器人，实现了全自动巡检以及异常问题的自主判断；上飞利用 5G 实现检测数据快速传输，通过深度学习对海量缺陷样本进行训练，形成智能检测系统，评判时间由 4 小时缩短为几分钟，人员成本降低 95%。

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

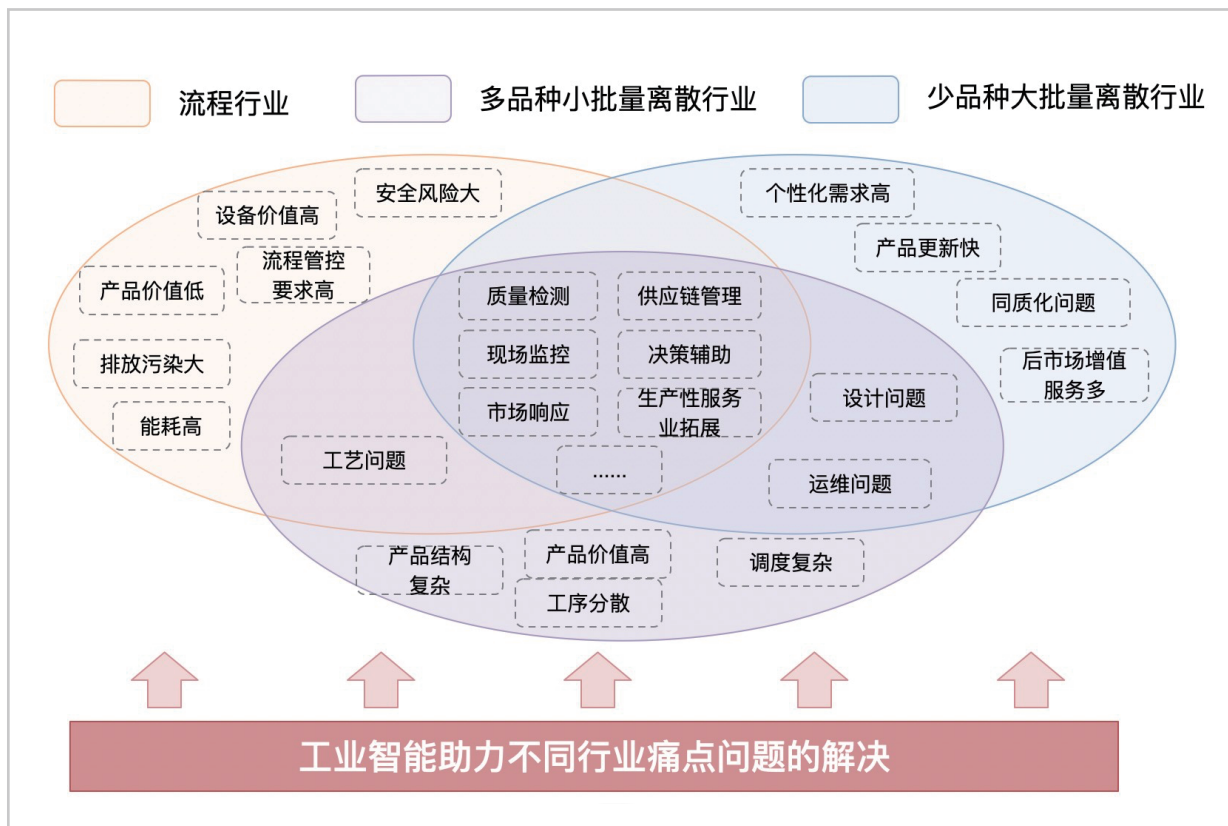


图 13: 垂直行业的工业智能共性与特性应用场景

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

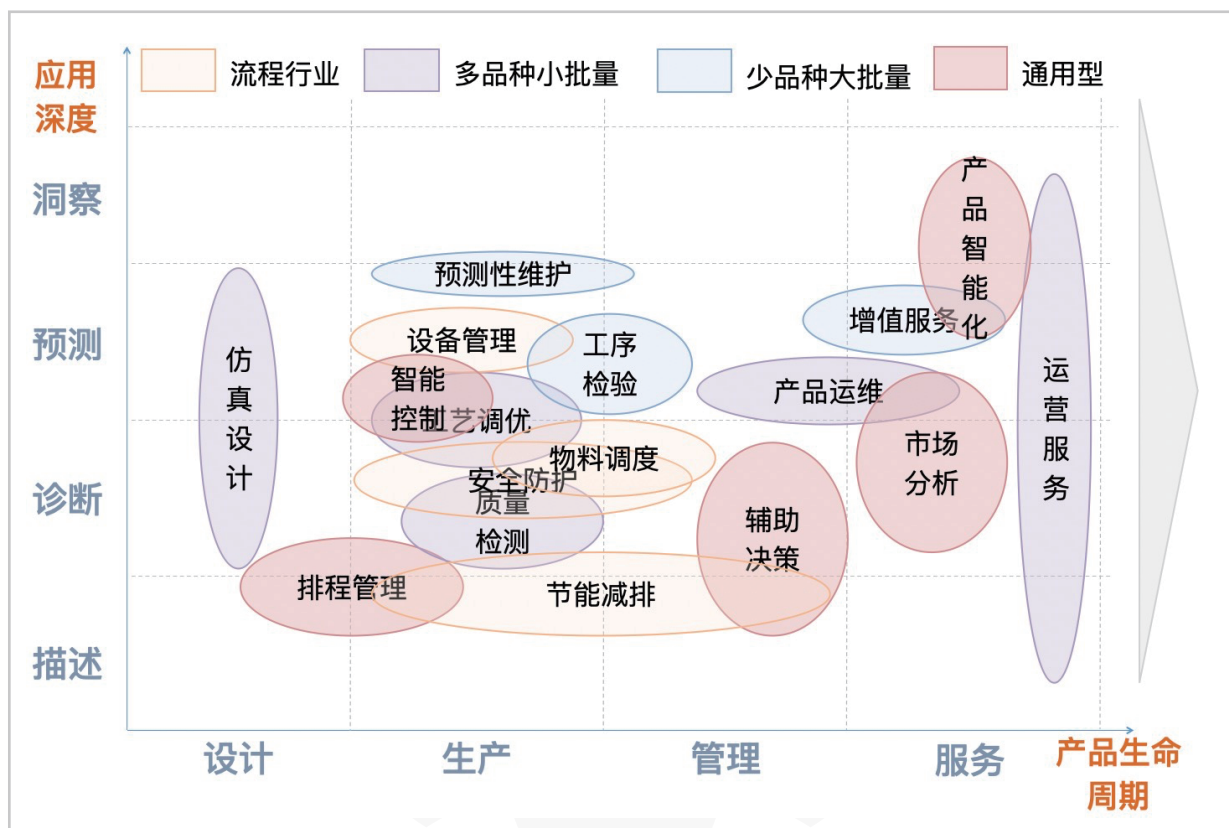


图 14：垂直行业的工业智能应用分析体系与主要场景

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、生产现场的设施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。

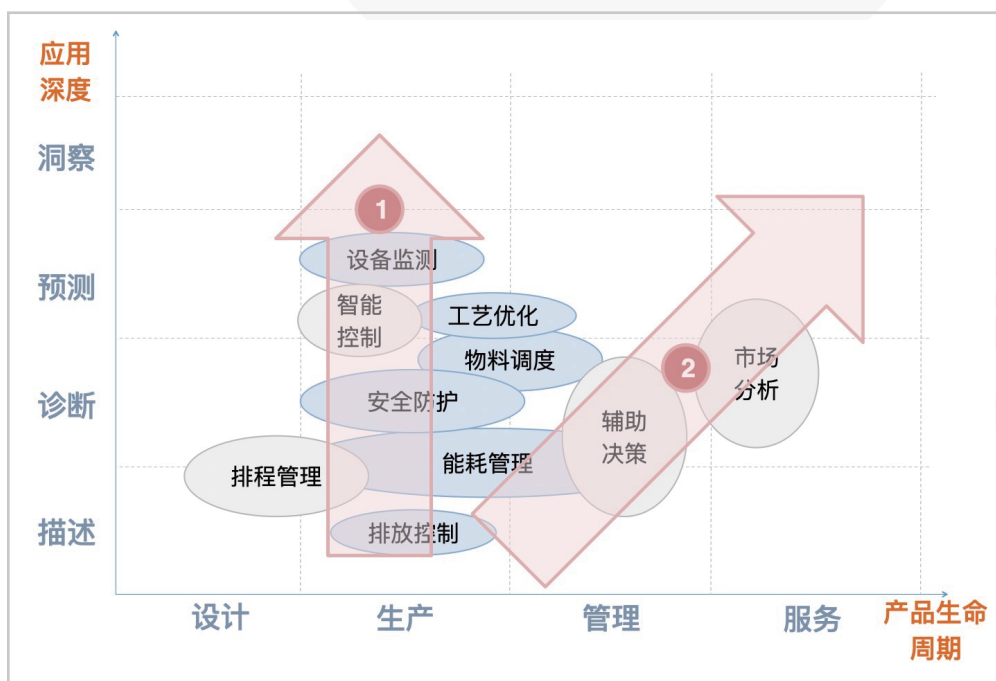


图 15: 钢铁行业工业智能应用主要场景与发展路径

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%。

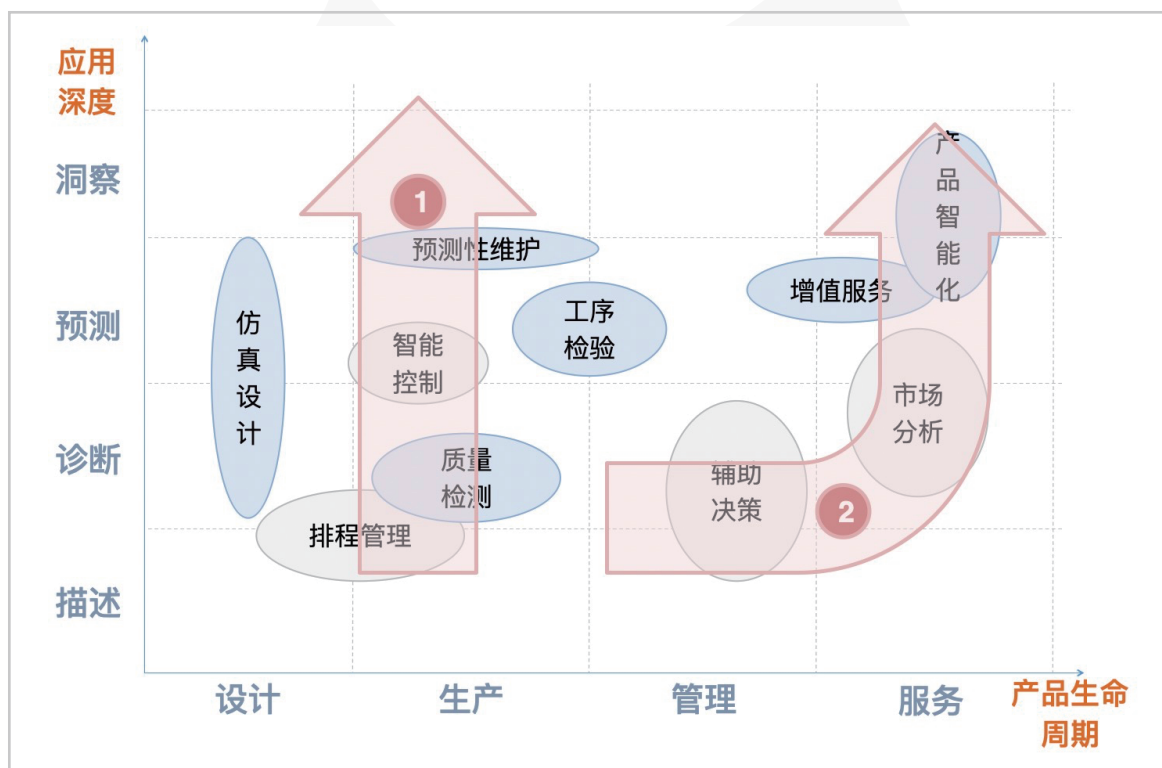


图 16：汽车行业工业智能应用主要场景与发展路径

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。

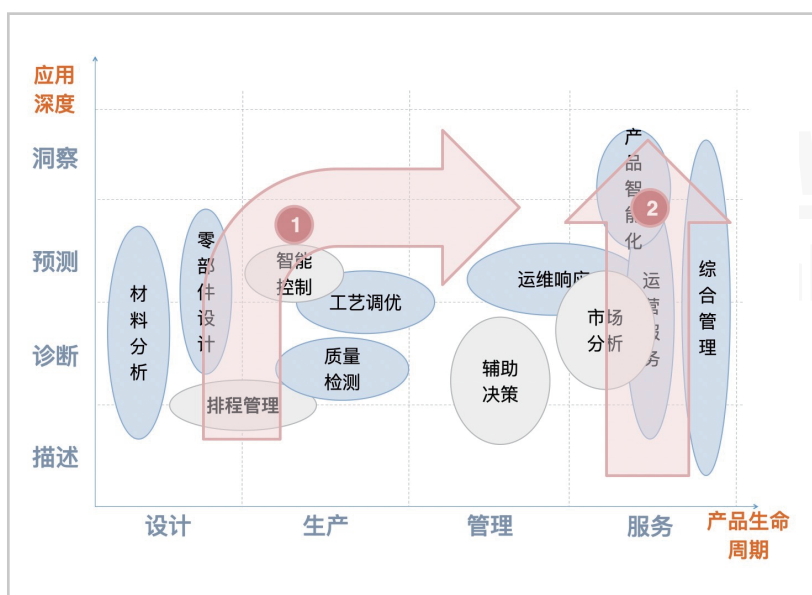


图 17：航空行业工业智能应用主要场景与发展路径

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。

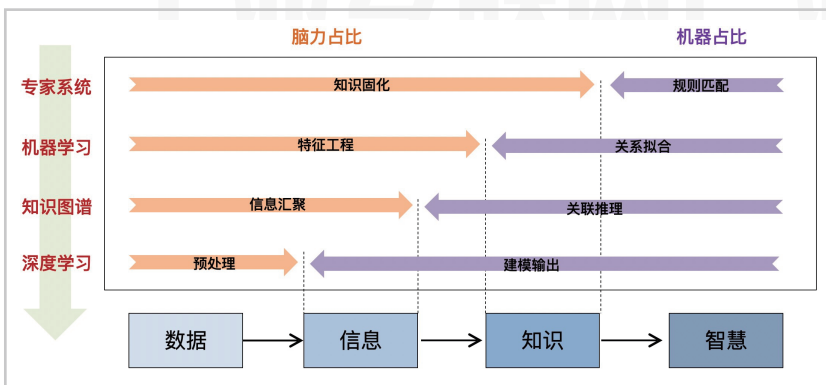


图 18：人工智能技术演进本质

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

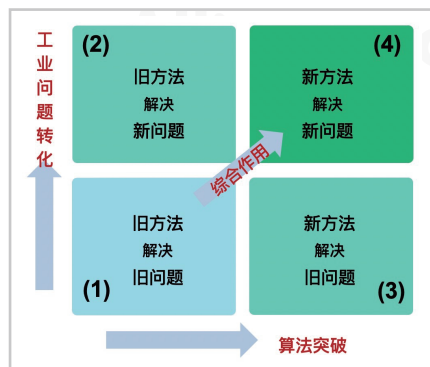
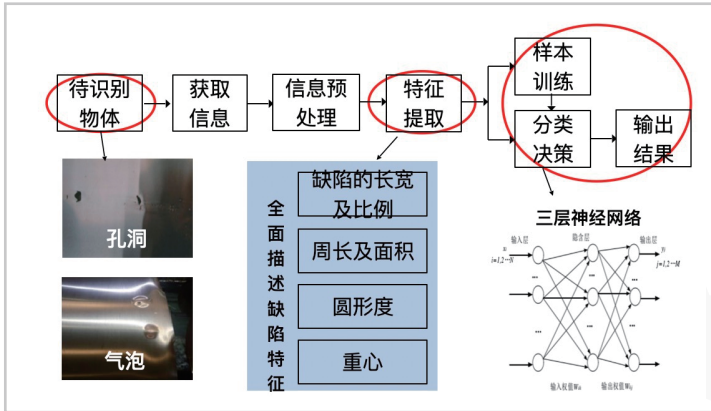


图 19：技术视角下的工业智能发展本质

(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

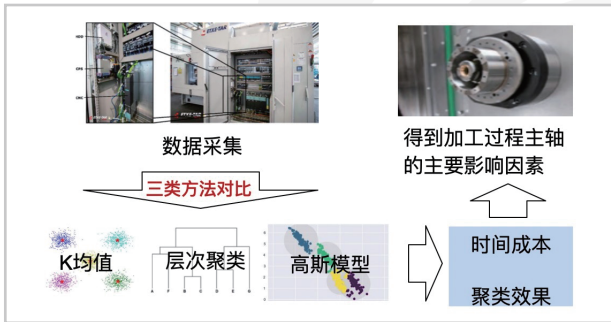
工业智能的关键技术



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



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

图 21：基于聚类的机床加工知识发现

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

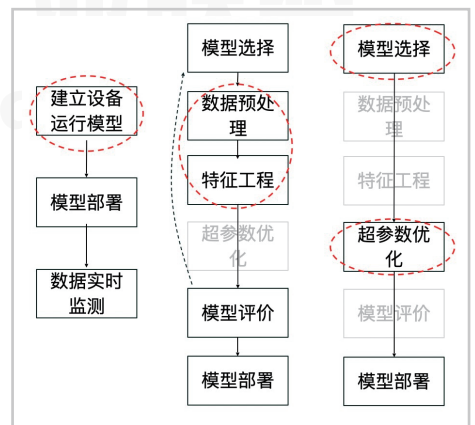


图 22：设备预测维护技术路径

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

工业智能的关键技术

式进行编程学习，深度学习使机器人能够进行复杂计算，完成智能学习功能。如欧姆龙发布了世界上首个全图像化协作机器人，用户只需简单拖拽，1分钟即可掌握工作流程。多机协作方面，机器人能够进行经验共享与协同作业。如谷歌基于机器学习和云计算，在云端建立数据库存储机器人执行任务的经验，形成集中式技能模型，提升学习效率和任务执行能力。

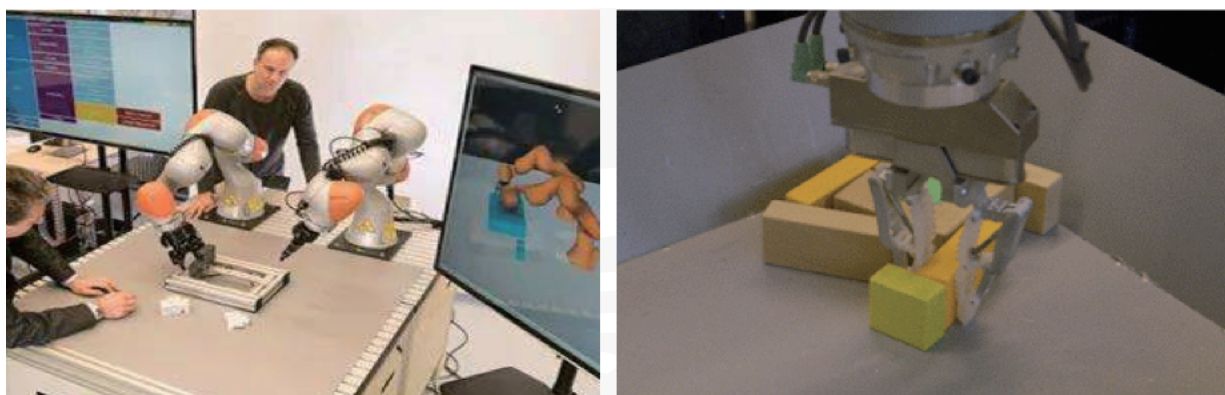


图 24：人机协作机器人(左, 西门子; 右, 谷歌)

（二）通用技术突破与工业化适配成为解决四类应用问题的关键

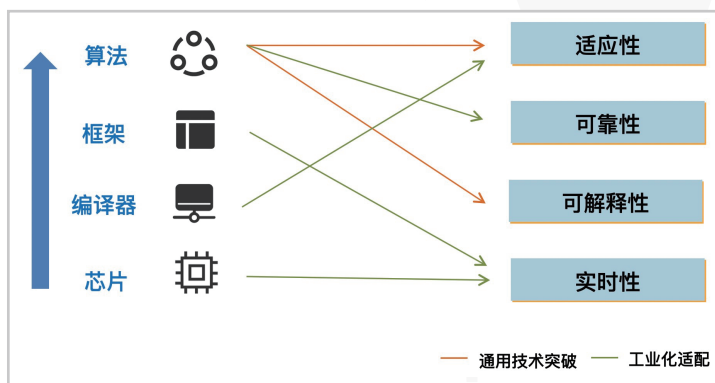


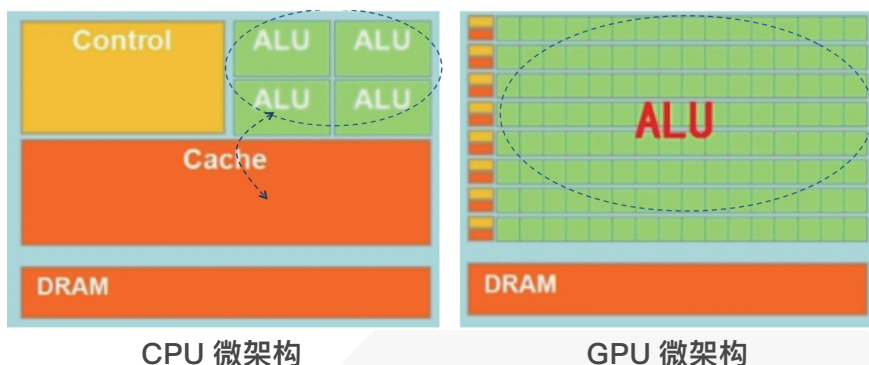
图 25：技术与解决四类问题的对应关系

1. 芯片：基于 FPGA 的半定制化芯片有望成为工业智能核心底座

工业问题的复杂性导致深度学习应用具有极高的算力要求，必须通过 AI 芯片解决。深度网络所需的矩阵运算量极大，通用 CPU 博而不专，无

法满足算力需求。一方面，CPU 架构中负责计算的区域 (ALU) 占用面积较小，缓存和控制单元占据大量空间。另一方面，ALU 与内存交互过于频繁，限制了总体吞吐量，并需要大量能耗。使用 CPU 进行深度网络运算将导致较大的耗时与功耗，提高计算成本，限制了在工业领域的应用。

工业智能的关键技术



FPGA 能满足算力与实时性要求，同时兼具功耗比低、价格可控和灵活性高等相对优势。将 FPGA 与 CPU、GPU 进行峰值浮点运算和算法运行时间的对比可以看出，FPGA 的算

图 26: CPU 与 GPU 架构对比

力远高于 CPU，略低于 GPU，而算法运行时间远小于 CPU 和 GPU，具有较大的优势。与 ASIC 芯片相比，FPGA 的研发成本低、设计周期短，同时具有多任务灵活处理的优势，而与 GPU 相比，FPGA 具有更高的功耗比。

FPGA 能够提高机器人感知与处理性能、节省能耗，并已逐步融入机器人操作系统中。机器人的感知与处理环节犹如人“眼”和“脑”。在感知环节中，通过 FPGA 和 CPU 运行 SIFT、SURF、SLAM 算法的加速比与能耗比可以看出，FPGA 能提高感知帧率，让感知更加精准，并且 FPGA 运行功耗较低，可使计算持续多个小时。在处理环节，以 CNN（卷积神经网络）计算过程为例，与 CPU 相比，FPGA 具有更高的速度和极低的计算能耗，使深度学习实时计算更容易在端侧执行。

进一步，FPGA 正逐步融入机器人 ROS 中，为其未来在机器人的应用普及奠定了基础。如美国 Sandia 国家实验室的机器人手臂 Sandia Hand 使用 FPGA 进行数据预处理；日本的研究人员提出了 ROS-Compliant FPGA 设计，使 ROS Node 可以直接运行在 FPGA 上；ROS 运营机构 Open Source Robotics Foundation 发现机器人开发者对 FPGA 融入 ROS 的需求逐步提升。

图 27: CPU、GPU 及 FPGA 相关性能对比 来源：公开资料整理

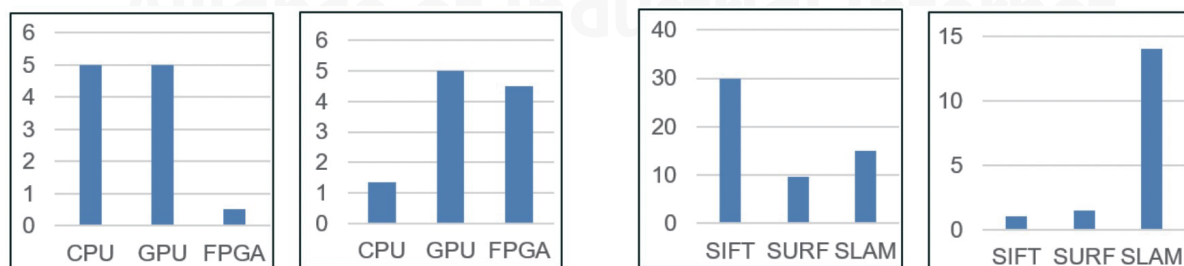


图 27-1: 算法耗时对比 (毫秒, 左) 与峰值浮点对比 (TFlops, 右)

图 27-2: FPGA 与 CPU 感知算法加速比(左)和节能比(右)

工业智能的关键技术

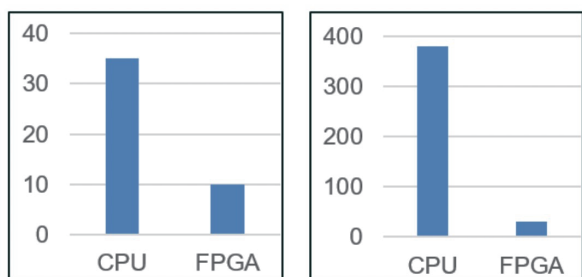


图 27-3: CNN 计算耗时 (毫秒,左) 与计算能耗对比 (焦,右)

除 FPGA 外,微处理器 (MPU) 在工业领域的发展也值得关注。MPU 算力强大,能够满足通用性的工业 AI 推理需求,例如瑞萨电子根据工业控制的具体需求,推出 RZ/G2 系列 MPU 产品,该系列主要面向工业与楼宇自动化领域。还具有协同、控制 FPGA 从而重构系统的能力。所以,未来可能形成通用 AI 功能使用 MPU、专用化 / 实时性 AI 功能使用 FPGA 的协同局面。

2. 编译器：高兼容性编译器满足工业适应性需求

工业领域存在适应性问题,对编译器需求较为迫切。如各个框架底层实现技术不同,不同软件框架开发的模型相互转换存在困难,而且工业领域存在大量的实体与模型,模型表达不统一,不同框架下的模型存在交互需求。此外,软件框架开发者和计算芯片厂商需要确保软件框架和底层计算芯片之间良好的适配性。工业领域终端设备 (芯片) 种类繁多,需要通过中间语言 IR 实现前端与后端硬件的解耦。

通用编译器群雄相争,兼容性编译器可能成为工业应用未来趋势。英特尔、亚马逊、谷歌、Facebook、华为、阿里和 Khronos Group 等企业和机构基于各自优势与竞争考虑打造了相应编译器或模型表示规范。但目前业界并没有统一的中间表示层标准,模型底层表示、存储及计算优化等方面尚未形成事实标准,仍处于群雄相争的局面。初步判断,未来兼容性的编译器可能成为趋势,其能不断扩展框架支持种类,满足复杂的工业需求。

3. 框架：实时性需求推动端侧推理框架成为未来发展重点

训练框架方面, Tensorflow、Caffe 等框架已能满足工业训练应用需求。例如 GE 的贝克斯公司基于 TF, 利用深度学习算法进行震动预测、设备预测性维护、供应链优化和生产效率优化。阿里工业大脑全面支持 TensorFlow、Caffe 等架构,已广泛参与到新能源、化工、重工业等不同制造领域。INDICS 平台基于 Tensorflow 进行轴承预测,并开发了基于 INDICS 平台的算法建模工具平台。

推理框架方面,端侧推理框架无法满足工业终端计算需求,需定制化开发。现阶段工业领域云侧推理基本采用 TensorRT,一方面由于现有云侧推理框架种类较少,而 TensorRT 对各训练框架兼容性较强,基本能够满足云端推理需求;另一方面,工业云端芯片基本为英

工业智能的关键技术

伟达，TensorRT 底层对其做了多方面优化。但随着工业终端智能化功能与计算需求的不断提升，端侧推理框架需求较为紧迫，华为、谷歌、腾讯、百度和苹果等企业已经开发出主要面向手机端的推理框架，极大地提升了移动终端的计算智能能力，未来具备向工业领域渗透可能性。比如华为 MindSpore 框架支持包括手机、摄像头、自动驾驶等场景的推理需求，满足端边云全场景 AI 的计算需求。

4. 算法：通用技术领域突破与定制化算法研究是关键

工业智能应用面临的四个关键问题中，实时性问题、软硬件与模型适应性问题可通过芯片、架构与编译器的发展来解决，而可靠性、可解释性、数据与场景适应性则需依靠算法层面的研究解决。场景定制化算法、基础研究深化、前沿技术创新有望成为解决前述三个问题的三大利器。针对可靠性问题，需要将通用算法与工业机理、知识、实际场景结合，研发针对工业场景定制化的算法；针对可解释性问题，人工智能可解释性相关研究早已出现，深度学习具备可解释基础，技术透明化必会实现。根据公开资料显示，21 世纪以来，机器学习可解释性相关文献数量逐年递增，算法透明化的研究不断开展，并取得了一定的进展。而通过深度学习识别人脸图像的可视化过程可以看出，计算过程由边角→五官→面部，完全符合人类的认知逻辑，说明算法本质并非黑箱，具备可解释的基础。随着深度学习算法研究的持续开展，技术透明化在未来有可能实现。针对适应性问题，迁移学习的“触类旁通”通过从已学习的任务中转移相关知识，解决新任务数据缺乏的问题；生成对抗网络（GAN）等能够合成训练数据，增强算法“自力更生”的能力。总之，前沿技术创新或可打破深度学习类算法对大数据限制，实现已有知识、模型的场景化迁移。从更长远来看，随着类脑智能的发展，通用智能时代的到来或许能从根本上解决此类问题。

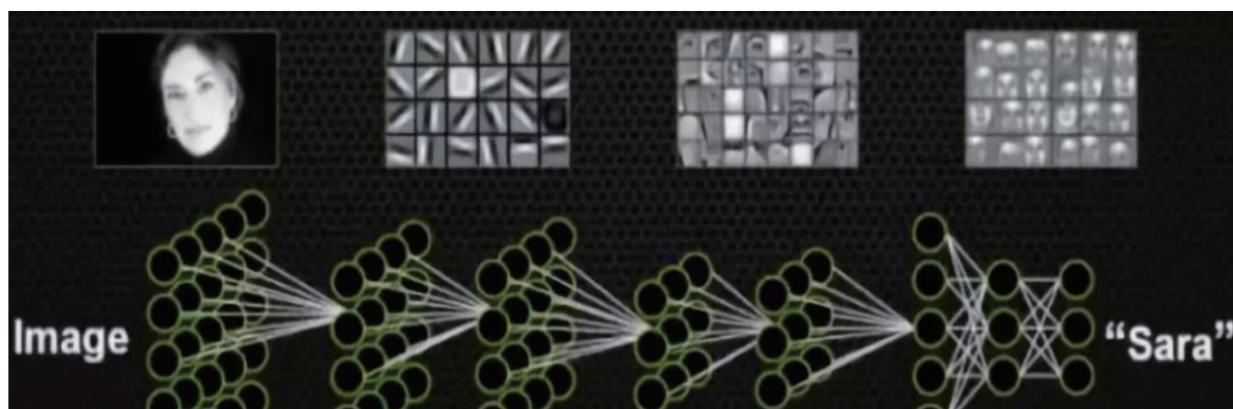


图 28：深度学习图像处理步骤可视化

工业智能支撑产业

（一）工业智能形成“两横一纵”的支撑产业格局

当前，工业智能产业视图体现“两横一纵”的格局，横向为包括芯片、编译器、框架、算法的基础技术和包含各类工业智能细分场景解决方案的融合应用，纵向为包含研究机构、产业联盟、咨询服务机构的周边服务。ICT企业、研究机构及相关行业协会三类主体为工业智能提供通用技术支撑；在应用层面，装备/自动化与软件企业、制造企业、ICT企业和初创企业四类主体通过应用部署与创新实现工业智能价值。



图 29：工业智能产业视图

1. ICT、研究机构与行业协会提供算力算法支持，成为工业智能重要支撑

三类主体现阶段提供通用关键技术能力，以“被集成”的方式为工业智能提供基础支撑。主要包括三类：

一是ICT企业，提供几乎涵盖知识图谱、深度学习的所有通用技术研究与工程化支持，如谷歌、华为、阿里等在知识图谱算法研究领域开展研究；英伟达、AMD、英特尔、亚马逊、微软、

工业智能支撑产业

赛灵思、莱迪思、美高森美、海思等开展GPU、FPGA等深度学习芯片研发；微软、Facebook、英特尔、谷歌、亚马逊、华为等开展了深度学习编译器研发；谷歌、亚马逊、微软、Facebook、苹果、SkyMind、华为、腾讯、百度等开展深度学习框架研究；谷歌、微软等开展了可解释性、前沿理论算法研究。

二是研究机构，主要提供算法方面的理论研究，如加州大学、华盛顿州立大学、马克斯-普朗克研究所、卡耐基梅隆大学、蒙彼利埃大学、清华大学、中科院、浙江大学等在知识图谱算法研究领域开展研究；蒙特利尔大学、加州大学伯克利分校等开展了深度学习框架研究；斯坦福大学、麻省理工、以色列理工学院、清华大学、南京大学、中科院自动化所等开展了深度学习可解释性与相关前沿理论算法研究。

三是行业协会，提供相关标准或通用技术支持，如OMG对象管理组织提供统一建模语言等企业集成标准的制定，为知识图谱的工业化落地奠定基础；Khronos Group开展了深度学习编译器研发。

2. 应用主体面向实际业务领域发挥应用创新作用

类主体以集成创新为主要模式，面向实际业务领域，整合各产业和技术要素实现工业智能创新应用，是工业智能产业的核心。

目前应用主体主要包括四类：

一是装备/自动化、软件企业及制造企业等传统企业，面向自身业务领域或需求痛点，通过引入人工智能实现产品性能提升，如西门子、新松、ABB、KUKA、Autodesk、富士康等。

二是ICT企业，依靠人工智能技术积累与优势，将已有业务向工业领域拓展，如康耐视、海康威视、大恒图像、基恩士、微软、KONUX、IBM、华为云、阿里云等。

三是初创企业，凭借技术优势为细分领域提供解决方案，如Landing.ai、创新奇智、旷视、Element AI、天泽智云、Otosense、Predikto、FogHorn等。

四是研究机构，依托理论研究优势开展前沿技术的应用探索，如马萨诸塞大学、加州大学伯克利分校等在设备自执行领域开展了相应探索。

工业智能支撑产业

(二) 工业智能通用技术产业发展趋势各异

1. ICT 巨头称霸深度学习框架、编译器与芯片市场，工业适配化发展程度不一

目前来看，ICT 巨头在深度学习框架、编译器与芯片等通用技术领域占据绝对统治地位，但工业领域延伸及适配化发展程度并不统一。现阶段端侧推理框架主要由五大 ICT 巨头企业主导，初步判断，华为、百度更可能在工业领域发力。

苹果 CORE ML 深度学习框架目前仅支持 IOS 系统，且苹果并未有向工业领域延伸的趋势。Facebook Caffe2go 与腾讯 NCNN 深度学习框架目前仅为手机端提供优化，且仅支持 CPU。谷歌 TensorFlow Lite 深度学习框架现阶段首先支持安卓和 IOS，同时在工业领域应用普及度也较高。华为 AI 计算框架 MindSpore、百度 Paddle-mobile 深度学习框架支持包括 ARM、NPU、GPU 等多种硬件平台，且重视在工业领域的延伸 / 合作，更可能在工业领域发力。

编译器市场格局尚不清晰，英特尔及亚马逊可能成为工业领域选择。现阶段编译器并未产生面向领域的发展趋势，英特尔的 nGraph，亚马逊深度定制的 NNVM TVM 框架、华为 MindSpore 软件栈初步具备兼容 ONNX 等其它编译器或模型格式的能力。工业领域深度学习芯片的技术门槛极高，市场格局稳定，赛灵思 (Xilinx) 和英特尔 (Intel) 未来可能主导。

目前 FPGA 市场主要有两大阵营，一是以 Xilinx 和 Intel 为代表，占据近 90% 的市场份额，专利超过 6000 项，涉及工业自动化、机器视觉、机器人、监控等多个工业领域。另一阵营是以 Lattice 和 Microsemi 为代表，占据近 10% 的市场份额，专利约 3000 项，重点布局汽车行业、人机界面与接口等传统领域。较高的技术门槛阻隔了其它厂商，Xilinx 和 Intel 企业阵营占据市场优势，工业领域布局广泛，有可能成为未来主导。

2. 研究机构成为深度学习算法研究主力，理论研究弱化，可解释性和相关前沿算法研究火热

深度学习理论研究趋于平稳，应用落地成为关键。Google 学者 François Chollet、人工智能顶级学者李飞飞、微软亚研院、AI 顶级学者郑宇、地平线创始人余凯等均认为深度学习理论研究主流架构会收敛，较难有革命性理论突破，目前瓶颈在于技术与传统行业的对接。

工业智能支撑产业

而现阶段算法研究呈现两大主要趋势，一是算法可解释性研究，斯坦福大学开展了基于树正则化的可解释性研究，美国德州农工大学开展了迁移法解决深度学习可解释性问题，南京大学则提出RNN可解释性方法。二是相关前沿算法研究，国内外顶尖研究机构如麻省理工、以色列理工学院、清华大学、中科院自动化所纷纷开展对胶囊网络、迁移学习、(深度)强化学习和生成式对抗网络等深度学习相关的前沿算法研究。

(三) 工业化与智能化双向渗透成为两类核心路径

1. 装备自动化、软件及制造企业围绕设备、产品及业务需求提升智能化水平

装备自动化、软件及制造企业面向设备、产品性能提升的需求或自身业务发展痛点，围绕 AI 技术的供给主线不断寻求与 AI 结合的路径，目前，这些企业发展工业智能主要有两种方式。一是部分需求迫切、实力雄厚的领域巨头企业通过合作并购 AI 技术公司，实现智能化升级。例如发那科与 AI 初创企业 Preferred Networks 合作，增强机器人的智能化水平。GE 收购 AI 初创公司 Bit Stew Systems 和 Wise.io，以打造人工智能实力。埃斯顿收购美国高科技公司 Barrett Tech30% 股权，拓展 AI 机器人和微伺服系统领域。二是通过人才引进及成立相应研究机构，提升企业综合竞争力。如西门子成立中央研究院并推动“Vision 2020”计划，发展人工智能和机器人技术，并构建了用于自身融资管理的工业知识图谱平台。富士康、新松等成立 AI 研究院，加快人工智能研究和成果产业化落地。

2. ICT 企业及研究机构依靠技术积累，向工业领域进行能力输出

信息技术企业及研究机构凭借 AI 技术基础，不断丰富面向工业场景的应用服务能力，同时加强与制造企业合作，通过推出工业智能解决方案或前沿技术产业化向工业领域进行能力输出。信息技术企业凭借技术及数据服务能力将已有业务向工业领域延伸。例如阿里云工业大脑平台将开放钢铁、水泥、化工、光伏、电力等行业知识图谱，使开发者快速响应，实现特定业务场景下人工智能的诉求。华为了构建用于供应链及零部件管理的工业知识图谱。海康威视的主营业务为视频监控领域，2014 年进入工业领域，开发深度学习质量检测产品应用于 3C 制造、金属加工等领域。微软 Azure 基于机器学习实现设备的远程监控与预测性维护。研究机构注重技术创新，成为前沿技术产业化的孕育者。例如麻省理工学院进行意念控制机器人的研究，电波识别的精确度已高达 90%，对未来人机协作技术产生重大影响。伯克利机器人 DexNet2.0 搭载深度学

工业智能支撑产业

习系统，通过对虚拟数据库中 10000 个具备不同特征的三维物体进行学习，可以迅速对物体进行预判并选择合适的方案抓取各种不规则形状的物体，德国某企业已致力于产业化应用。

3. 初创企业成为重要的解决方案提供商，装备成为主要切入领域

初创企业凭借技术与资金优势成为细分领域重要的解决方案提供商。一是大数据技术初创企业为中小垂直领域企业提供知识图谱解决方案。依靠数据处理及 AI 技术优势，帮助人力、时间成本高的中小企业释放企业数据价值。如明略数据发布明智系统 2.0，为工业等垂直领域提供完整解决方案，网感至察建立了工业产品服务的知识图谱，提升产品管理的洞察力。二是装备领域成为初创企业深度学习应用的主要切入领域，吸引大量投资。装备领域是技术资金双密集行业，初创企业具有先天优势，且产品上市快，投资回报率较高。例如，智能检测系统方面，创新奇智专注于提供 AI+B2B 企业服务，应用人工智能技术打造智能质检等解决方案，融资过亿；Landing AI 目前集中于企业 AI 质量检测应用，获 1.75 亿美元投资。物流机器人、协作机器人方面，旷视全资收购艾瑞思机器人，发力制造业，打造智能仓库；Element AI 为全球制造物流和机器人等领域企业提供 AI 解决方案，获 1.02 亿美元融资。设备预测维护、运营管理优化、财务管理方面，FogHorn 通过打造资产性能优化、运营智能化和预测性维护解决方案，完成 3000W 美元融资；C3IoT 提供基于 AI 的预测性维护、运营管理等服务，实现 1.1 亿美元融资。

推动工业智能发展措施及建议

人工智能技术是一项以应用为导向、持续发展的科学技术，我们需要立足当前人工智能与工业制造融合发展变革的关键时点与历史性机遇，有效聚合各领域企业、高校与科研机构并形成合力，以融合创新为主线，共同推进关键技术和产品的创新、部署与应用，推动深化开源开放的创新模式，以应用引领产业链整体性突破，实现向价值链高端水平跃升。

（一）应用引领，促进复制推广与模式创新

一是强化应用创新探索与场景挖掘。鼓励产业界及各领域头部企业进行创新探索，通过创新大赛等方式引导资本与新技术产品的对接，形成一批工业人工智能新场景、新模式。二是树立标杆应用。在钢铁石化、装备制造、电子制造等应用较为成熟的领域，引导大型国有企业、民营企业和互联网企业等合作打造解决方案，形成一批可信、可靠、成熟有效的行业工业人工智能标杆应用。

（二）推动重点方向与关键领域的技术产品突破

一是推进人工智能通用技术的研发突破。围绕人工智能关键算法、硬件与系统，推动企业与科研院所加快通用技术产品研究，提高技术的可解释性、场景迁移性和软硬件适配性。二是强化面向工业领域专用的人工智能技术研究。针对工业领域实时性、可靠性要求，通过工业侧与 AI 技术侧的企业及科研院所实现工业适配性芯片、框架、算法及产品的协同研发与实验测试。三是合理引导人工智能前沿理论成果向工业领域快速转化。通过建设工业智能创新中心、孵化器、加速器等各类工业智能创新孵化平台，推动前沿技术的应用测试与展示体验。

（三）营造支撑有力的要素保障与发展环境

一是完善资本市场支撑环境。鼓励国家、各省(市)设立专项资金(基金)，并引导整合社会各类资金，通过创投模式培育发展人工智能与传统产业融合创新催生的大量新技术、新业态、新模式。二是推进复合型人才培养与队伍建设。开展分类型、分等级推进工业智能阶梯形人才队伍的培育工作，加强企业员工的再培训，做好工业智能化变革下新旧动能的承接工作。三是促进创新载体与机制构建。引导成立工业人工智能产业联盟与协会，搭建工业人工智能公共服务平台，开展应用评估评价、技术标准制定与验证，打造合作共赢的利益共同体。



联系我们

工业互联网产业联盟 秘书处

地址：北京市海淀区花园北路52号，100191

电话：010-62305887

邮箱：aii@caict.ac.cn

网址：<http://www.aii-alliance.org>