



# 工业智能白皮书

(2019 讨论稿)

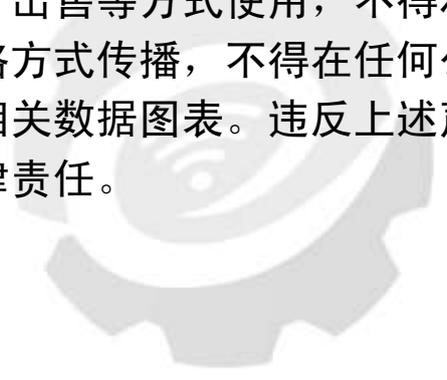
工业互联网产业联盟  
Alliance of Industrial Internet

工业互联网产业联盟 (AII)

2019 年 2 月

## 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

# 目 录

前 言	1
一、 工业智能的内涵	2
(一) 工业智能发展背景	2
(二) 工业智能的主要类型	4
二、 工业智能的典型应用	10
(一) 高计算复杂度、少影响因素问题	11
(二) 低计算复杂度、多影响因素问题	16
(三) 高计算复杂度、多影响因素问题	17
三、 工业智能的关键技术	18
(一) 深度学习基础技术的工业化适配是未来发展方向	20
(二) 知识图谱通用技术的规范化适配成为主要推进方向	28
四、 工业智能的产业发展	30
(一) 工业智能形成两横两纵产业视图	31
(二) 工业智能通用技术产业发展趋势各异	34
(三) 工业化与智能化双向渗透成为两类核心路径	36



## 前 言

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，工业互联网产业联盟（以下简称“联盟/AII”）联合多家企业共同编写和发布《工业智能白皮书》（2019 讨论稿），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。

# 一、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

新一轮信息革命与产业变革蓬勃兴起，工业的智能化发展成为全球关注重点与趋势。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，促进人工智能在生产制造及工业领域的应用发展。美国于2016年10月和2018年10月陆续发布了《国家人工智能研究和发展战略规划》和《美国先进制造领导力的战略报告》，其中重点提及了产品全生命周期优化、先进机器人发展、大数据挖掘、制造系统网络安全等内容。日本从2015年起，发布了4份与工业智能相关的政策文件，包括《新机器人战略》《2015年制造业白皮书》《日本高级综合智能平台计划（AIP）》《人工智能产业化路线图》，聚焦先进机器人及大数据挖掘领域，推动设备故障智能预测系统的发展。欧盟2016年5月发布了《数字化工业战略》，重点关注先进机器人和工业自治系统的研发。

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，积极推动人工智能技术为制造业发展注入新动力，在《智能制造发展规划（2016-2020）》《国务院关于积极推进“互联网+”行动的指导意见》《国务院关于深化“互联网+先进制造业”发展工业互联网的指导意见》《增强制造业核心竞

争力三年行动计划》等 20 个政策文件按中均强调推动人工智能等技术在工业制造领域的应用与融合。另一方面，**将制造业作为人工智能落地的重点行业**，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 余个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，辽宁、四川、河南等各地方纷纷出台相关文件，推动人工智能等新一代信息技术与实体经济或制造业融合。

## **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。工业智能强化了制造企业的**数据洞察能力**，实现了**智能化管理和控制**，是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。**一方面是支撑技术实现纵向升级，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迈向更高层次，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。另一方面是人工智能技术实现横向融合，为面向各类应用场景形成智能化解决方案奠定了基础。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）工业智能的主要类型**

### **1、工业智能的定义**

**工业智能（或工业人工智能）是工业领域中由计算机实现的智能，具有自感知、自学习、自执行、自决策、自适应等特征。可以认为，工业智能的本质是承载于实体与系统，即计算机上的人工智能技术在工业领域中的应用，能不断丰富和迭代自己的分析与决策能力，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的目的。**

将工业智能定义为由计算机实现的智能，具体是指在现代计算机的计算能力基础上，在时间和成本可接受的范围内，通过计算机解决的问题。目前来看，在可预见的相当长的时间内，计算机将成为研究工业智能的主要物质手段和实现工业智能技术的唯一实体。

## 2、工业智能的问题分类

现代计算机解决工业问题需要三个步骤，采集数据，将数据代入机理，最终形成结果。通过既定数据带入已知机理形成预期结果的方式并不具备智能特征，而基于已知结果的梳理自动回答问题，或者通过数据直接绕过机理或者方程直接形成结果的过程才是真正的智能化。

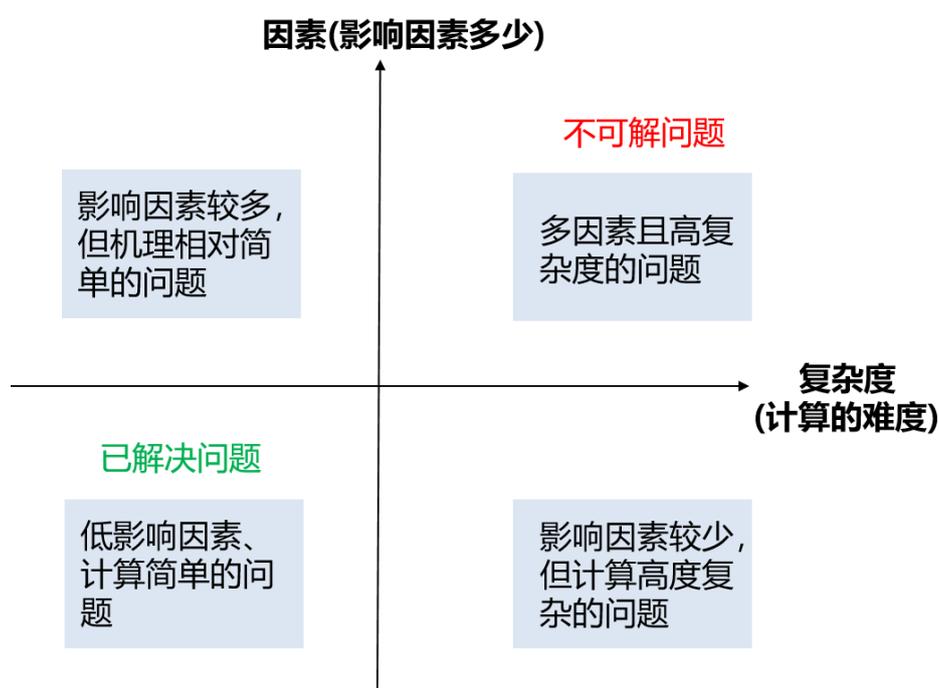


图 1: 工业领域相关问题分类

为了更好的分析工业智能的功能范围，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；纵轴是影响因素的多少，与相关问题涉及的变量个数直接相关。据此可将工业问题分解为四类，

一是多因素复杂问题，二是多因素简单问题，三是少因素简单问题，四是少因素复杂问题。

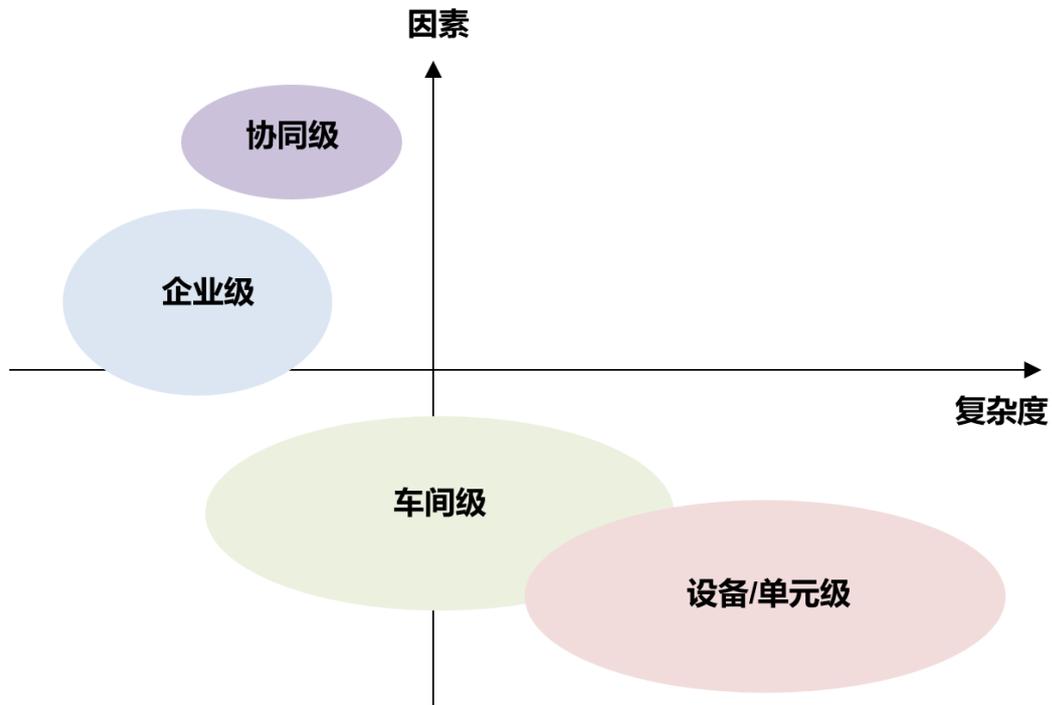


图 2：工业领域问题的制造系统层级分布

工业系统自下而上包括设备/单元级、车间级、企业级、协同级等四个层级，其对应的工业问题也呈现一定的规律性分布。具体地，设备/单元级和车间级工业问题的影响因素通常较少，但和工业机理密切相关，导致计算复杂度较高，其中设备/单元级问题的复杂度更是普遍高于车间级。企业级和协同级的工业问题并没有过于复杂的机理，但影响的因素较多，其中协同级问题的影响因素普遍多于企业级。除各层级在体系中的范围性分布外，还存在部分多影响因素高复杂度的点状问题。

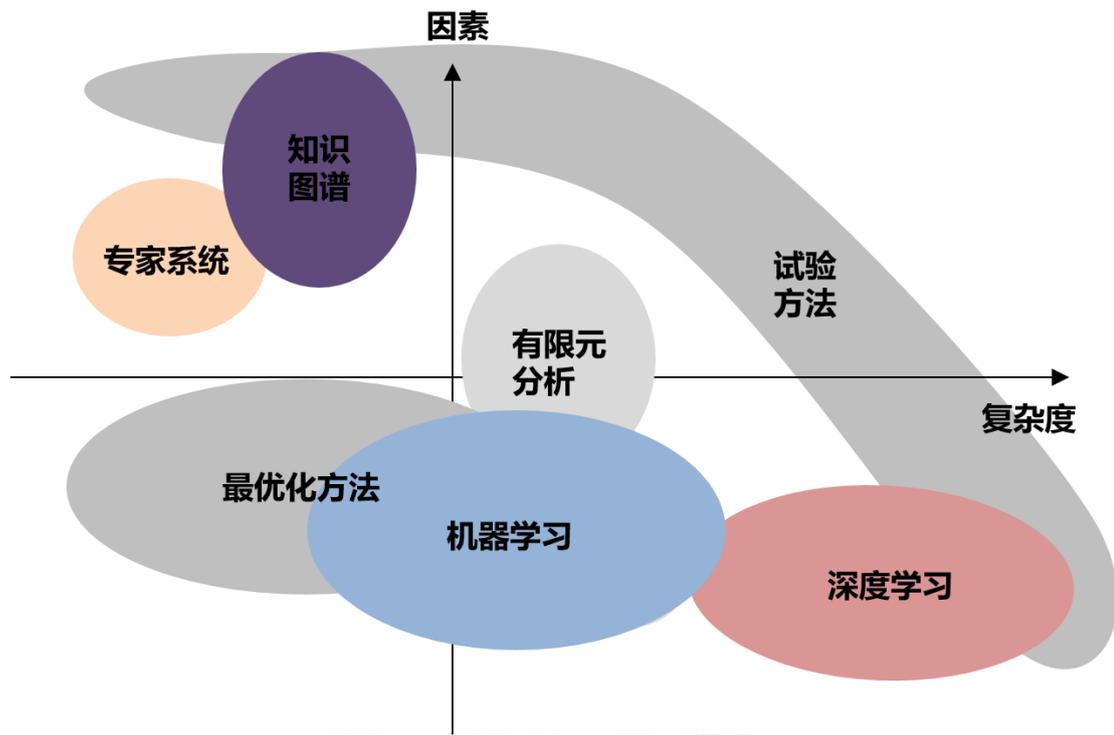


图 3: 工业智能的主要类型

深度学习和知识图谱是当前工业智能实现的两大技术方向，正不断拓展可解工业问题的边界。“根据已知结果梳理实现自动问答”是基于以知识图谱、专家系统为代表的认知科学，是解决已知工业知识的主要途径。“绕过机理直接通过数据形成结果”是基于以深度学习和机器学习为代表的科学，能更好地解决机理未知或模糊的工业问题。当前工业智能主要体现在以知识图谱为代表的知识工程以及以深度学习为代表的机器学习两大技术领域的突破，其中深度学习侧重于解决影响因素较少，但计算高度复杂的问题，如产品复杂缺陷质量检测。而知识图谱侧重于解决影响因素较多，但机理相对简单的问题，如供应链管理等。多因素复杂问题可以分解为多因素简单问题和少因素复杂问题进行求解，例如产品设计等。两大驱动技术

的发展，使工业领域内多因素简单问题与少因素复杂问题的可解范围进一步扩大，同时使部分多因素复杂问题可解。

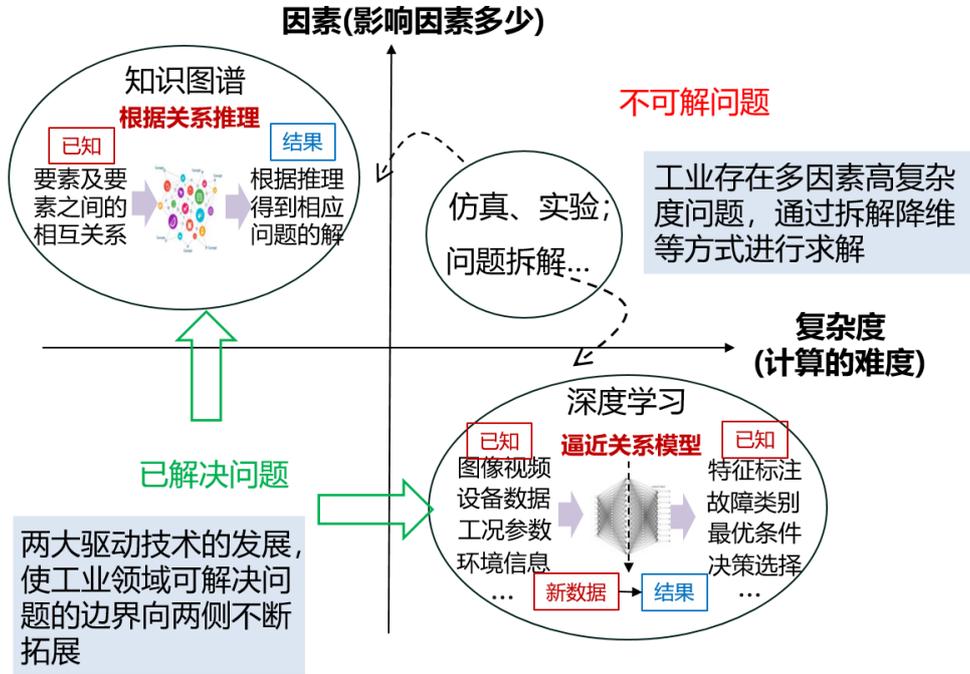


图 4: 当前工业智能两大技术方向

除上述两大技术方向外，工业领域还存在许多解决问题的其它方法：对于影响因素少、计算复杂度低的问题，通常采用最优化方法进行精确求解。对于影响因素相对较多、计算复杂度相对复杂的问题，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，实质是对复杂问题拆分为若干简单问题的近似求解。对于复杂度较高且影响因素较多的问题，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。

### (三) 工业智能的发展历程

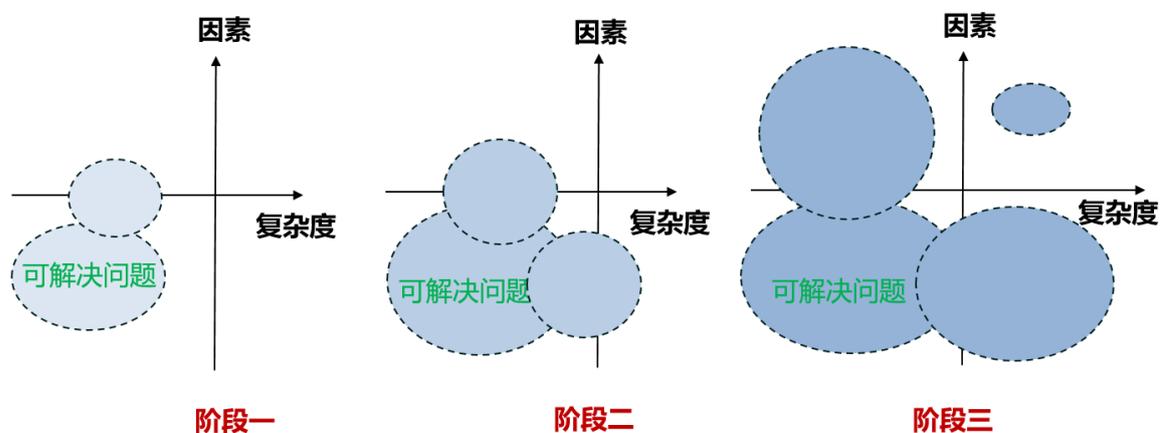


图 5: 工业智能的发展历程

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，工业智能经历了三个发展阶段，推动工业领域可解问题边界不断扩展。一是 80 年代开始的萌芽期，可概括为**基于规则的时代**，规则型专家系统逐渐成熟，并应用于工业企业信息系统中。如美国车间调度专家系统 ISIS，日本新日铁 FAIN 专家系统等。然而专家系统的实质是领域专家知识的程序化执行，并不具备前述定义的智能化特征，本文不过多论述。二是 90 年到 21 世纪初的渗透期，可概括为**传统人工智能方法渗透应用的时期**，通过机器学习、数据科学与工业机理结合解决相对复杂问题，典型代表是：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。然而以神经网络为代表的机器学习

方法是一种黑箱方法，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。三是 21 世纪初至今，可概括为**数据/知识深度洞察的时代**，以深度学习、知识图谱等为代表的新一代人工智能引发工业智能发展浪潮，典型代表有：基于工业大数据驱动优化、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实际应用。

## 二、工业智能的典型应用

工业智能在工业系统各层级各环节具有广泛应用，其细分应用场景达到数十种，如不规则物体分拣、复杂质量检测、供应链风险管理、融资风险管控、设备运行优化、复杂质量检测等。按照制造系统自下而上、产品、商业的维度，工业智能的应用领域可以总结为五大类，即**生产现场优化、生产管理优化、经营管理优化、产品全生命周期和供应链优化**，五类问题具有不同复杂度和影响因素。

工业智能主要通过三种方式解决上述问题：一是**通过知识图谱和专家系统解决多因素低复杂度问题**，在影响因素快速提升的场景，比如供应链风险管理、融资风险管控等，知识图谱的作用会更加明显。二是**通过机器学习与深度学习解决少因素高复杂度问题**，一些传统方法无法有效解决的场景如及微小故障的检测、不规则物体的分拣等，是深度学习发挥重要作用的领域，而随着场景机理的计算复杂度提升，深度学习则发挥更

大作用。三是通过问题拆解解决多因素高复杂度问题，如产品研发等。而在例如安全风险分析、生产排程等因素和复杂度都较低的场景，可以依靠人工经验或成熟的解析法解决，并不需工业智能方法。

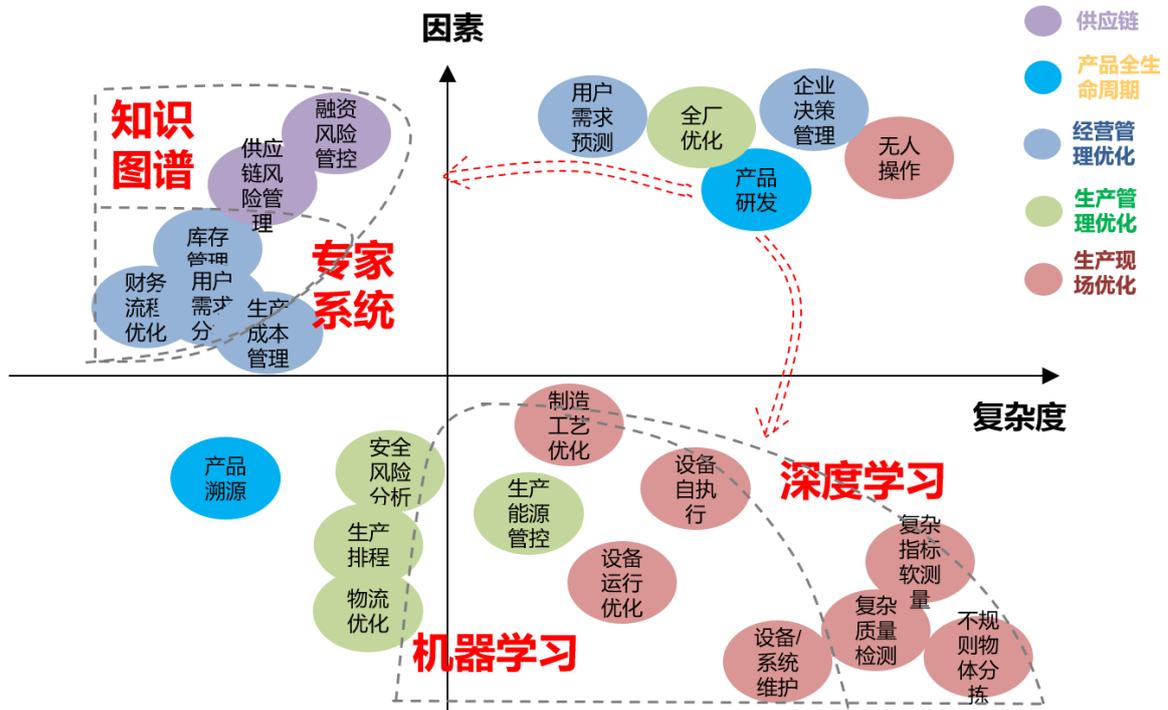


图 6: 工业智能应用总体视图

### (一) 高计算复杂度、少影响因素问题

针对高度复杂问题，深度学习方法能够绕过机理障碍，解决传统方法无法解决的问题，如复杂质量（缺陷）检测、复杂（环境/系统）指标软测量、不规则物体分拣等。

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。另一方面，基于深度学习的技术协作有望解决更复杂问题，如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。



图 7: 康耐视基于深度学习质量检测软件

复杂（环境/系统）指标软测量场景中，通过深度学习方法挖掘更深层次隐藏结构与特征的抽象关系，能够打破传统机器学习模型的泛化能力界限，同时保障模型的精确性和鲁棒性，

已在食品、冶金、化工等领域得到实验验证，并逐步实现工业应用。

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。

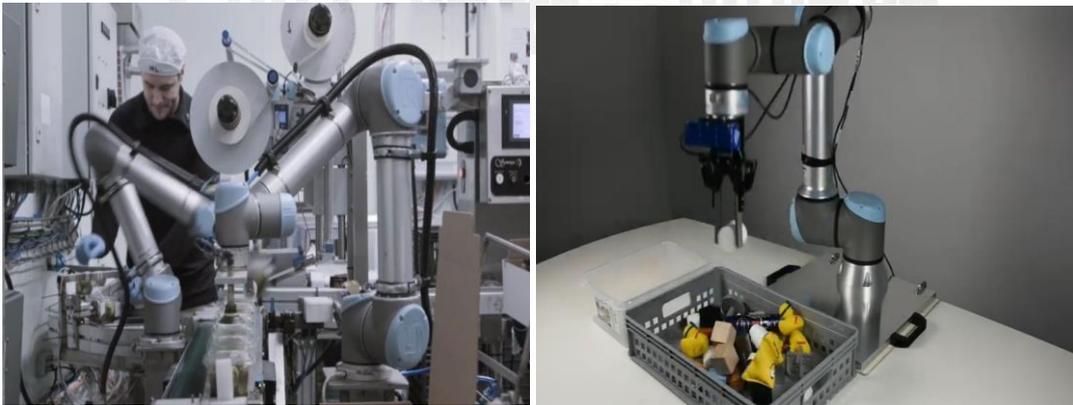


图 8: robobrain<sup>®</sup>.vision 自动拣选系统

针对较为复杂问题，利用机器学习方法增强传统场景的应用效果/性能，如设备自执行、设备（系统）维护、设备/制造工艺优化等。

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，实现生产量提高 25%；德国 Bahlsen 应用协作机器人进行食品包装，实现生产效率提升三倍；Novarc 焊接协作机器人的应用部署，使吞吐量和生产能力提高四倍。

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以及实时性能测量（负载行为等）和天气数据检测和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。

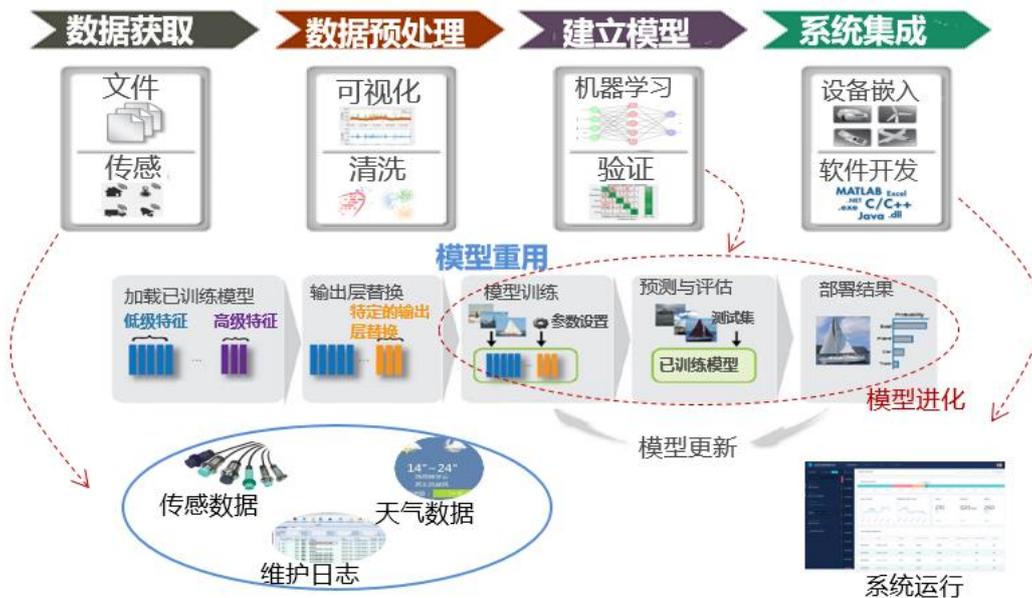


图 9: KONUX 设备预测性维护系统

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。德国 SCANLAB 公司开发了将检流计扫描仪与数字角度传感器相结合，并配备了基于机器学习控制系统的智能扫描头，能够实时独立地计算控制参数，从而帮助系统更快、更精确地工作。西门子利用机器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。恒逸石化、天合光能等企业借助阿里云 ET 工业大脑的机器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，提升效率与在制品良品率。经统计，恒逸石化燃煤效率提升 2.6%，天合光能生产 A 品率的测试值提升 7%。TCL 格创东智针对液晶面板的成膜工序，通过机器学习算法建立过程数据和膜厚之间

的关系模型，实现关键指标的预测与品质优化，使站点抽检比例降低 30%，年效益近千万。

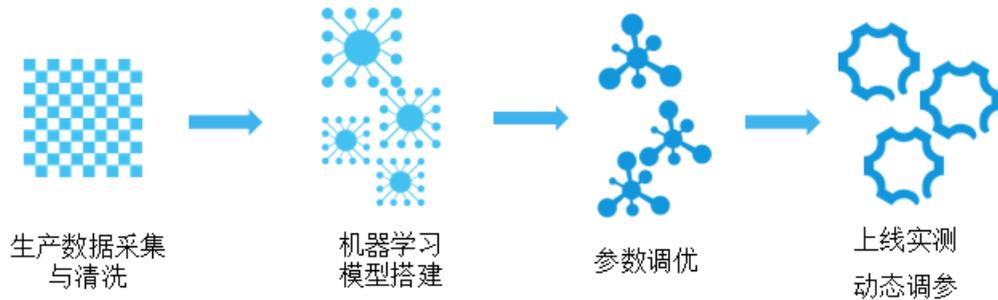


图 10：阿里工业大脑工艺参数优化流程

## （二）低计算复杂度、多影响因素问题

针对场景影响因素较多的问题，构建知识图谱能够明确各影响因素相互关系，解决此类问题，包括供应链风险管理和融资风险管控等应用场景。

供应链管理场景中，通过知识图谱汇集影响供应链各环节的因素并提供管理建议，能够实现各类风险预判并保证供应链稳定。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。

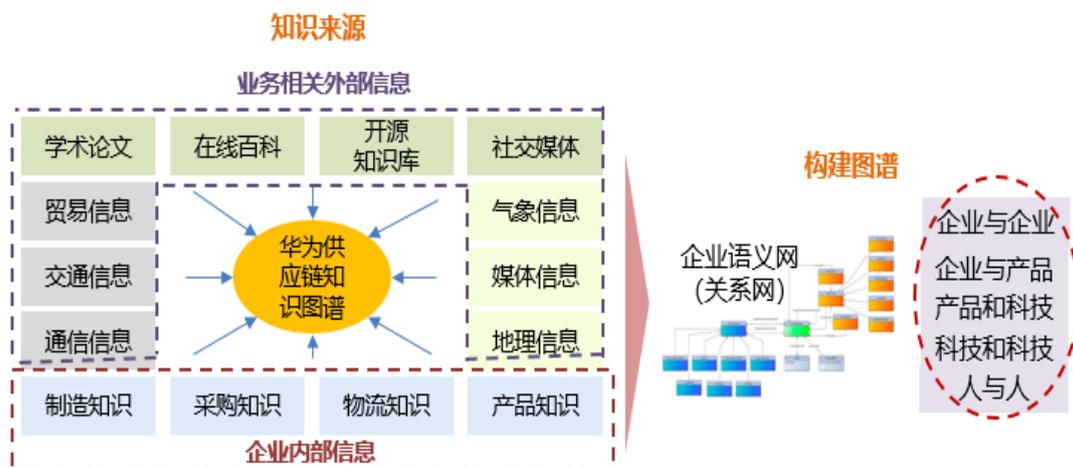


图 11: 华为供应链知识图谱

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。

### （三）高计算复杂度、多影响因素问题

针对多影响因素高复杂性问题，利用知识图谱和深度（机器）学习可以将问题简化为少因素问题和（或）低复杂性问题进行解决，如产品研发、企业决策管理等场景。

产品研发场景中，通过知识图谱构建设计方案库，再运用深度学习进行搜索与优化计算，能够实现复杂产品的智能化设计。例如，UTC 联合技术研究中心将知识图谱与深度学习引入设计过程中，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。瑞士创业公司 Neural Concept 开发了人工智能软件并应用于自行车设计，首先构建结构形状库，然后利用深度学习网络对不同设计方案进行空气动力学分析，在几分钟内设计出的产品动力学特性比传统方法高 5-20%，并有望应用于无人机、风力涡轮机和飞机等设计过程。

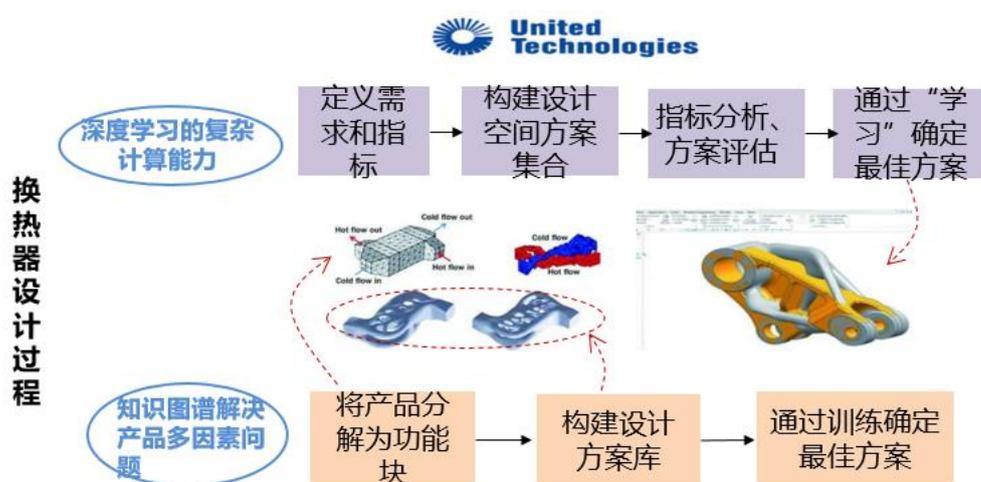


图 12: UTC 换热器智能设计

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。

### 三、工业智能的关键技术

工业智能依靠通用技术与专用技术协同实现智能化应用。一方面，通用技术以工业互联网和工业大数据为核心，整体上遵循人工智能的数据、算力和算法三要素的逻辑，包含智能算

力、工业数据、智能算法和智能应用四大模块，以工业大数据系统的工业数据为基础，依托硬件基础能力和训练、推理运行框架，完成工业数据建模和分析。其本质是实现工业技术、经验、知识的模型化，为两大核心技术赋能，从而实现各类创新的工业智能应用。此外，工业智能的部署方式一般有公有云、私有云、边缘和设备四种，其整体系统管理和安全防护一般托管给其嵌入的边缘或设备系统，或者是其作为组成部分的工业互联网平台。另一方面，通用技术往往无法满足工业场景与问题的复杂性与特殊性要求，现阶段依然存在大量特性问题需要解决，符合工业领域需求的技术定制化是工业智能两大关键技术未来的发展趋势。

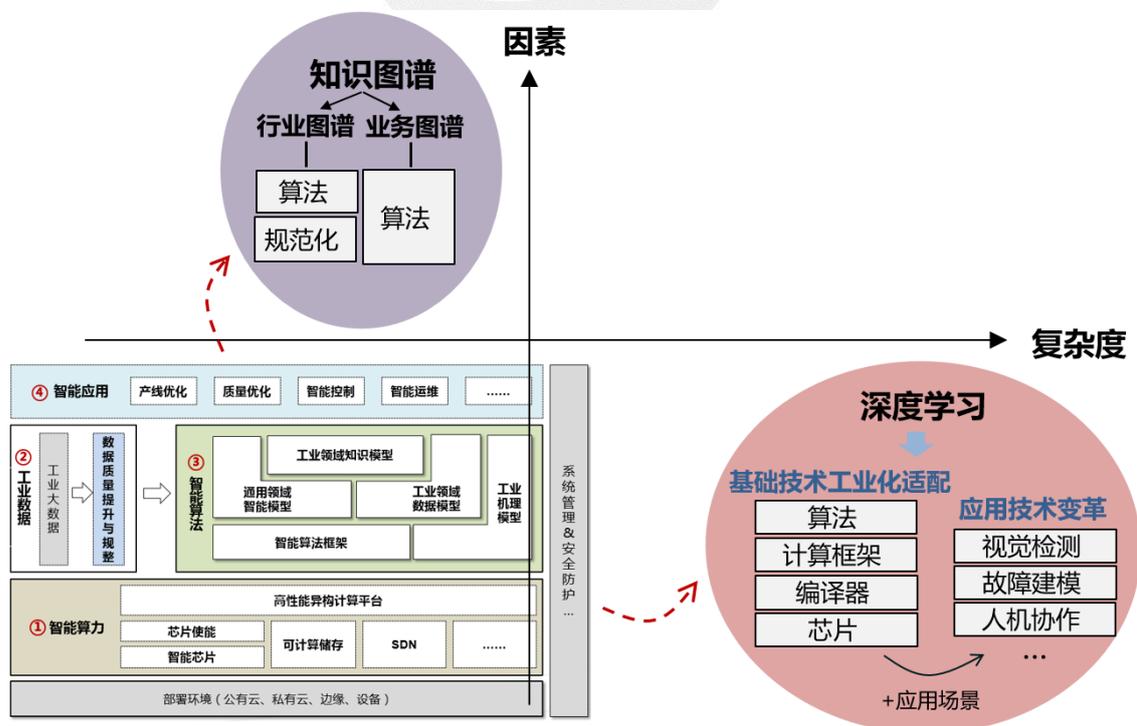


图 13: 工业智能关键技术架构

## （一）深度学习基础技术的工业化适配是未来发展方向

深度学习是当前工业智能的两大核心技术之一，基础技术由下至上涵盖芯片、编译器、计算框架和算法四方面。工业领域的特殊性对深度学习基础技术提出了新的要求，基础技术的工业化适配是未来发展方向。

### 1、FPGA 半定制化芯片解决深度学习在工业领域的算力和实时性等需求，可能成为工业推理芯片发展重点

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。

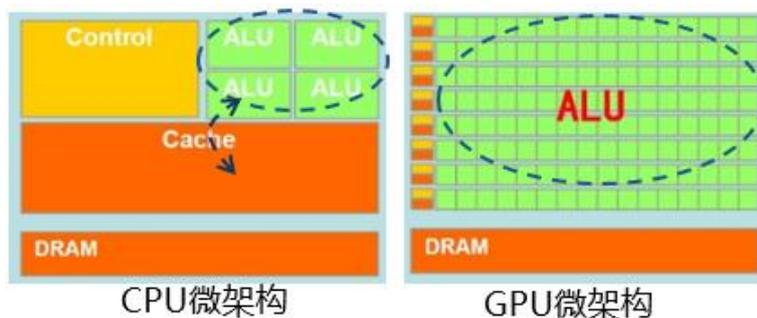


图 14: CPU 与 GPU 架构对比

实时性要求促使专用 AI 芯片向工业领域延伸，端侧推理需求迫切。深度学习包括训练和推断两个环节，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。相比于云侧推断环节，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，专用芯片需求更为迫切。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。

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。

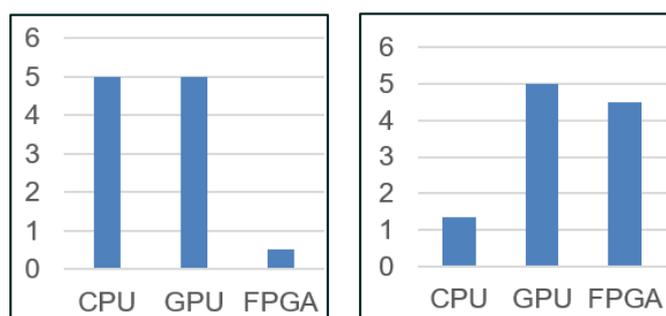


图 15-1：算法耗时对比(毫秒，左)与峰值浮点对比(TFlops，右)

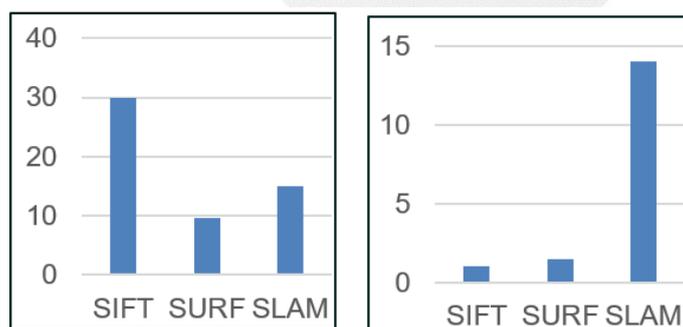


图 15-2：FPGA 与 CPU 感知算法加速比（左）和节能比（右）

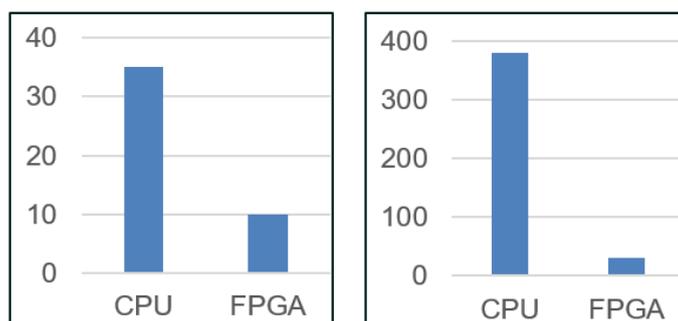


图 15-3：CNN 计算耗时(毫秒，左)与计算能耗对比(焦，右)

来源：公开资料整理

图 15：CPU、GPU 及 FPGA 相关性能对比

## 2、只有兼容性编译器才能满足工业领域可移植性和适配性需求

工业领域存在可移植性和适配性问题，对编译器需求较为迫切。可移植性是指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。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。适配性指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 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、只有面向工业领域开发的专用端侧推断框架才能解决端侧需求

训练框架方面，Tensorflow 等框架已能满足工业训练应用需求。例如 GE 的贝克休斯公司基于 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。

推断框架方面，端侧推断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断基本采用 TensorRT，一方面由于现有云侧推断框架种类较少，而 TensorRT 对各训练框架兼容性较强，基本能够满足云端推断需求；另一方面，工业云端芯片基本为英伟达，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，端侧推断框架需求较为紧迫，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断框架，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。

#### 4、工业可靠性和可解释性需求急需场景定制化深度学习算法与透明化研究

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，高计算能力场景定制化算法成为迫切需求。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、辅助和最终以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。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，

技术透明化在未来可能实现。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。

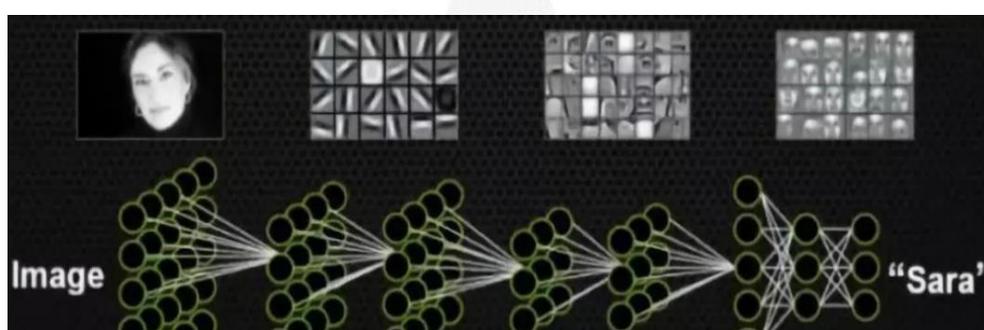


图 16：深度学习图像处理步骤可视化

## （二）深度学习应用技术变革极大提升可解问题的复杂度与效果

深度学习技术与工业机理或具体场景结合能够明确应用技术路径的形成或演进，拓展可解问题的复杂度边界，提升应用效果，以质量检测技术、故障建模技术及人机协作技术为例：

随着质量检测复杂性与需求不断提升，深度学习已经针对不同的检测场景形成较为明确的技术路径，可解问题的复杂度上限不断提升，主要为三类模式。一是**依赖机理**。针对工件缺陷类型可知，机理清晰的任务，如钢板裂纹检测，根据机理或传统图像处理方法检测，无训练过程，计算复杂度较低，应用

十分成熟广泛。二是**依赖机理+学习**。针对工件和缺陷特征较为明显的任务，基于机器学习的检测方法人为提取特征，需要训练过程，已有成熟的产业化应用。三是**深度学习发挥主要作用**。针对微小瑕疵检测，工件形状、位置、光照或缺陷大小位置变化，如玻璃盖板检测等复杂场景，基于深度学习的检测方法，无需人为提取特征，计算复杂度高，已有相对成熟的产业化应用。未来，预计**多技术协作将成为新兴路径**。针对未知缺陷、超高精度或三维图像等复杂场景，如精密元器件质量检测。使用深度+半监督学习、深度+光学显微镜、深度+三维视觉技术等，国外基本处于试验室阶段，国内相对较少。

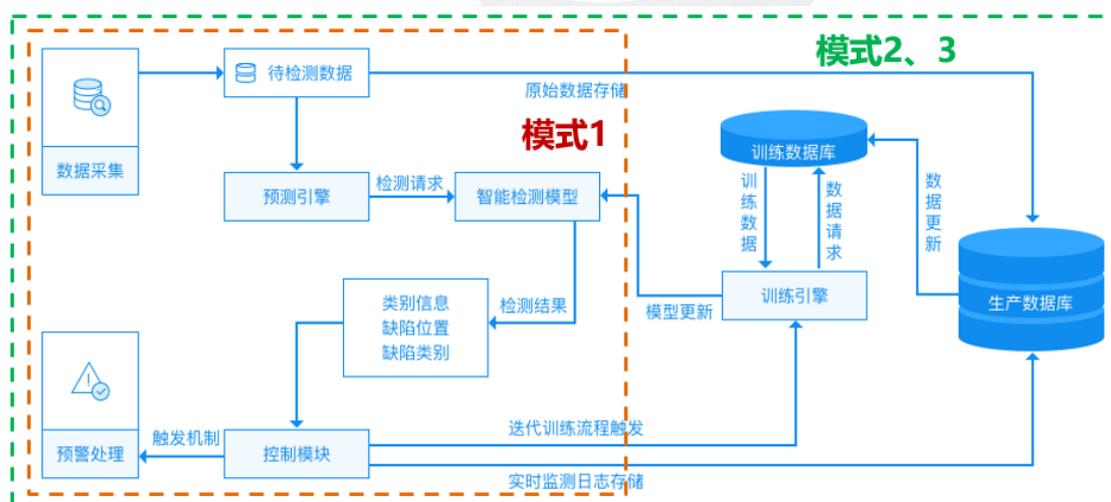


图 17: 产品质量检测技术路径

故障建模技术的演进路径相对清晰，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：机理模型发挥主导作用。设备运行模型的建立是关键环节，即利用物理、热力、动力学等机理建立航空发动机、涡轮机组、燃气轮机等设备的理论模型，人为设定故障阈值实时监测。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。

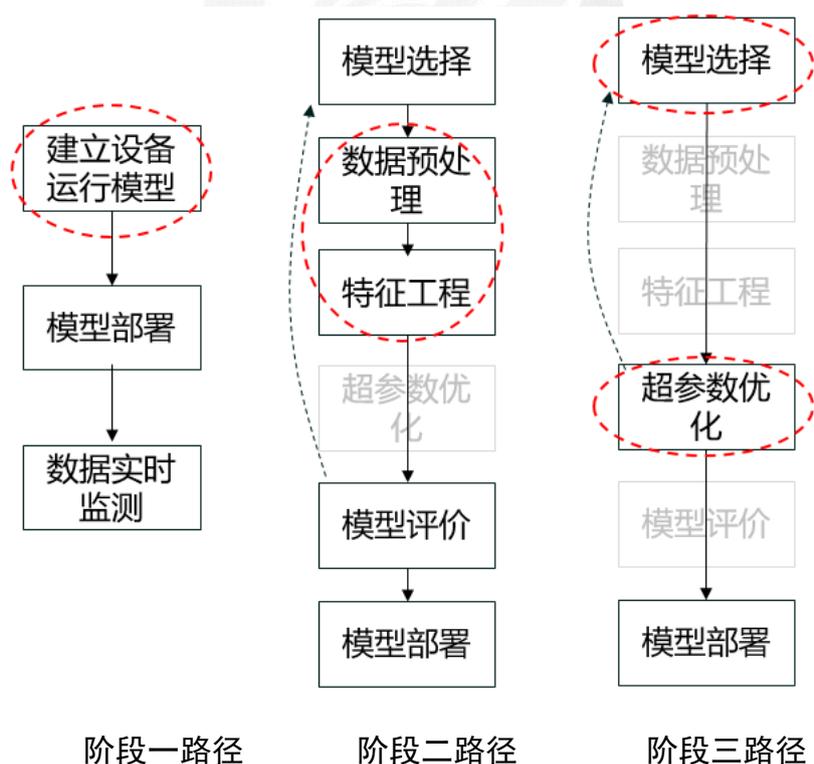


图 18: 设备预测维护技术路径

人机协作技术的计算复杂度增加，深度学习提升协作机器人性能。一是协作机器人的感知能力不断增强，替代传统基于机理的感知方式。传统依靠触觉、力觉或距离等物理机理的机器

人仅具有防碰撞等简单功能，深度学习使机器人具有复杂的智能功能，能感受工作环境，甚至听懂人的说话。如越疆科技人机协作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。二是协作机器人的学习能力不断增强，替代传统基于编程的控制方式。传统协作机器人只能通过编程或示教器等方式进行编程学习，深度学习使机器人能够进行复杂计算，完成智能学习功能。如在复杂指令解析方面，西门子协作机器人依靠深度学习复杂计算能力自动读取并遵循 CAD 说明，无需编程构建零件；在复杂动作学习方面，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 19：人机协作机器人（左，西门子；右，谷歌）

### （三）知识图谱通用技术的规范化适配成为主要推进方向

#### 1、知识图谱技术体系较为成熟，在工业领域具有通用性

依托知识建模、知识抽取、知识融合、知识存储和知识计算五大关键环节，已形成较为成熟的技术体系。知识建模是建立知识图谱的概念模式的过程，通常采用自顶向下或自底向上两种方式。知识抽取是从不同来源、不同类型数据中进行提取，

形成知识存入到图谱的过程。**知识融合**将不同来源的知识进行对齐、合并的工作，形成全局统一的知识标识和关联，包含数据模式层的融合和数据层的融合。**知识存储**包括单一式存储和混合式存储两种方案，对于知识存储介质，可以分为原生（如 neo4j, allegrograph 等）和基于现有数据库（Mysql, Mongo 等）两类，目前尚无统一的存储方式，需要根据自身特点选择特定方案。**知识计算**是工业知识图谱能力输出的主要方式，以图挖掘计算和知识推理为代表，其中图挖掘计算基于图论实现对图谱的探索与挖掘，知识推理包括基于本体的推理和基于规则的推理，一般需根据业务特征进行规则定义，并基于本体结构与所定义的规则执行推理过程并给出结果。

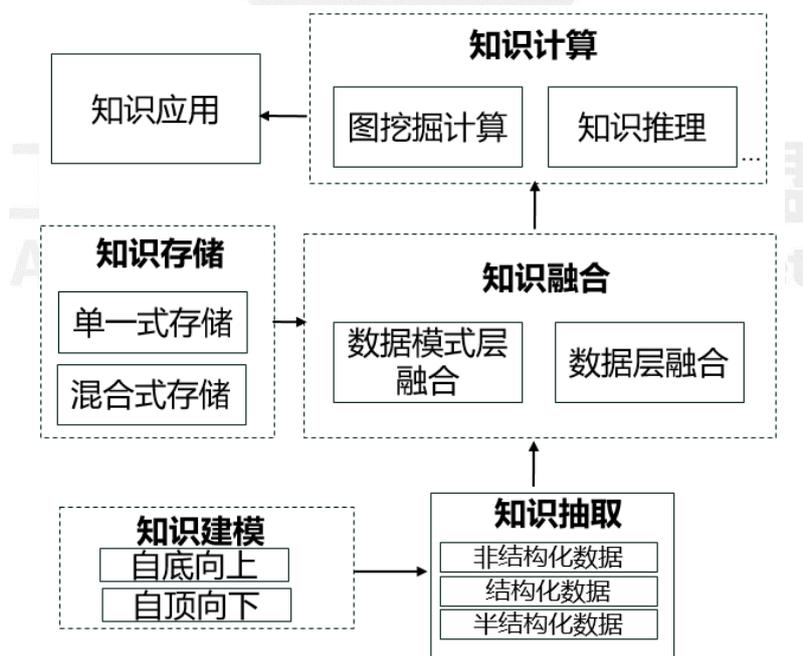


图 20: 知识图谱技术体系

## 2、统一的行业标准体系和高效建模方法是知识图谱工业应用的核心问题

工业知识图谱按用途分为两类，技术需求不同。一是行业知识图谱，以行业内的查询检索功能为主，具有行业通用性要求。规范约束是核心：与人类通用知识不同，现阶段工业各行业内的技术标准、接口、组件规范差异较大，行业技术体系的规范化是行业知识图谱构建基础。二是业务知识图谱，遵循提出问题、业务分析、图谱构建和部署应用的步骤，以解决单点或某类工业问题为主，应用成本是关键问题，通常不具有行业通用性。成本约束是核心：通用知识图谱异常巨大，极为耗费计算资源，如百度知识图谱拥有亿级实体、千亿事实，依托于约 3W 台服务器；Google 知识图谱规模已经达 700 亿左右，依靠超过 45W 台服务器。从计算成本角度来看，将业务知识图谱设计成小而轻的存储载体极为重要，高效的建模方式降低业务知识图谱构建与部署成本。

## 四、工业智能的产业发展

当前工业智能尚未形成明确并具规模性的商业化应用，基于工业智能两大关键技术架构梳理形成现阶段工业智能产业结构。每类技术的产业结构包含上下两层：底层是基础技术研究的相关主体，上层是将技术与主要工业场景问题结合形成工业智能应用的集成主体。

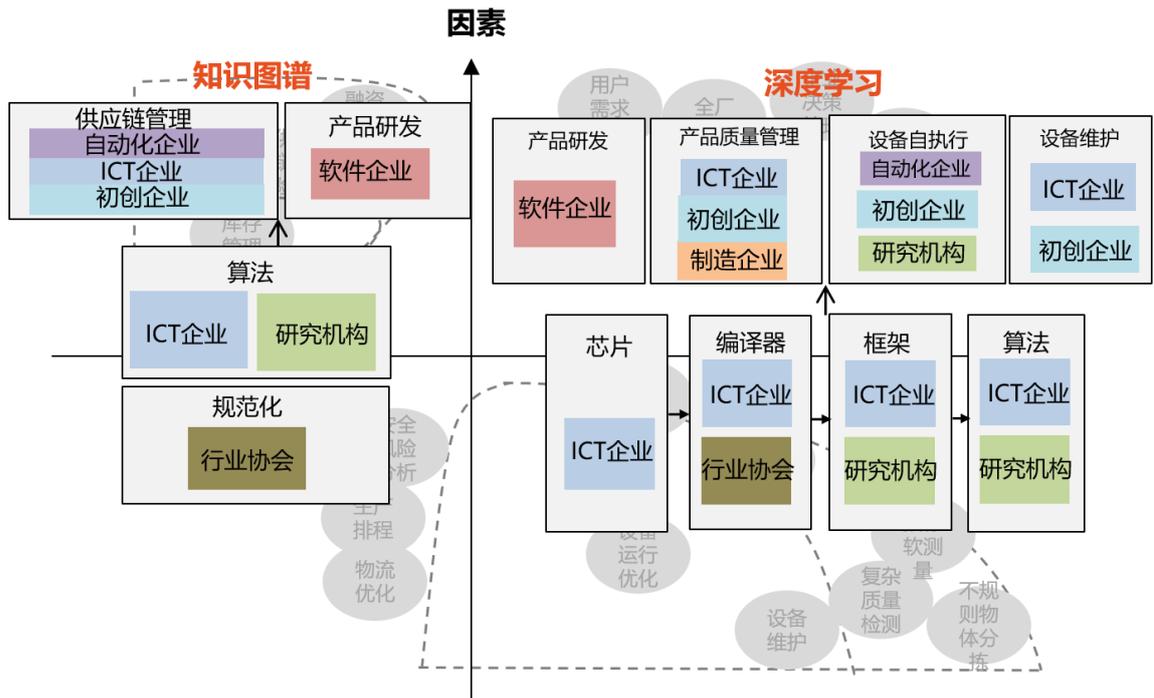


图 21: 工业智能产业结构

### (一) 工业智能形成两横两纵产业视图

当前，工业智能产业视图体现为“两横两纵”，横向为知识图谱和深度学习两大关键技术，纵向为通用技术和应用集成两方面。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 22: 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、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、赛灵思、莱迪思、美高森美等开展 GPU、FPGA 等深度学习芯片研发；微软、Facebook、英特尔、谷歌、亚马逊等开展了深度学习编译器研发；谷歌、亚马逊、微软、Facebook、苹果、Sky mind、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

各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、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。

## **(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。现阶段端侧推断框架主要由五大 ICT 巨头企业主导，初步判断，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。百度 Paddle-mobile 深度学习框架支持包括 FPGA 的多种硬件平台，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 及亚马逊的 NNVM TVM 框架初步具备兼容 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、微软亚研究院、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。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 Tech 30% 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化工、光伏、电力 3 大行业知识图谱，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。海康威视主营业务视频监控行业，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 DexNet 2.0 搭载深度学习系统，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。

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