



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

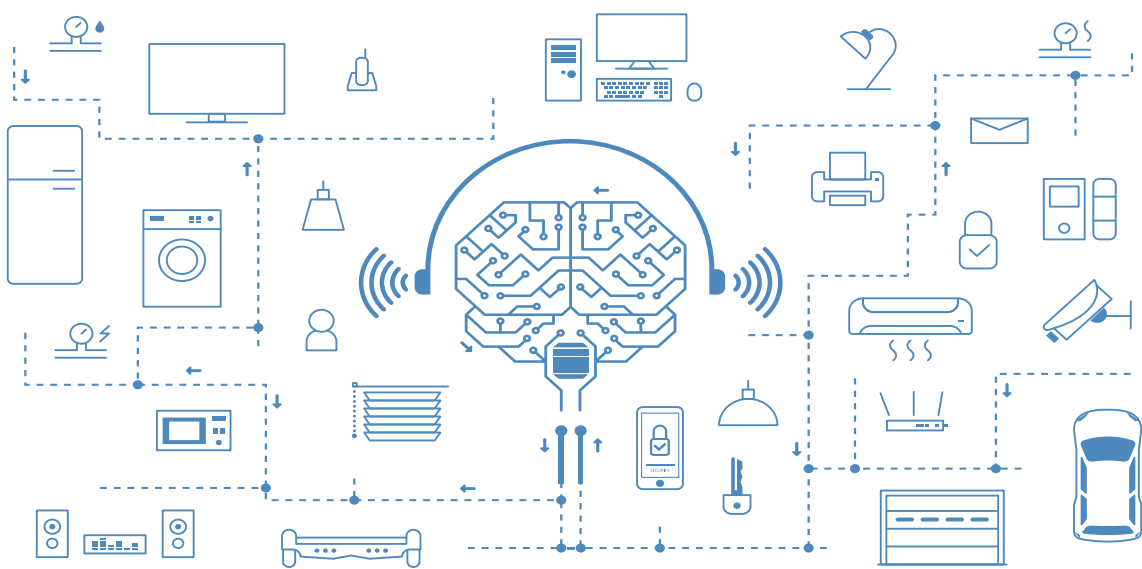
WRITE INSTRUCTIONS

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。

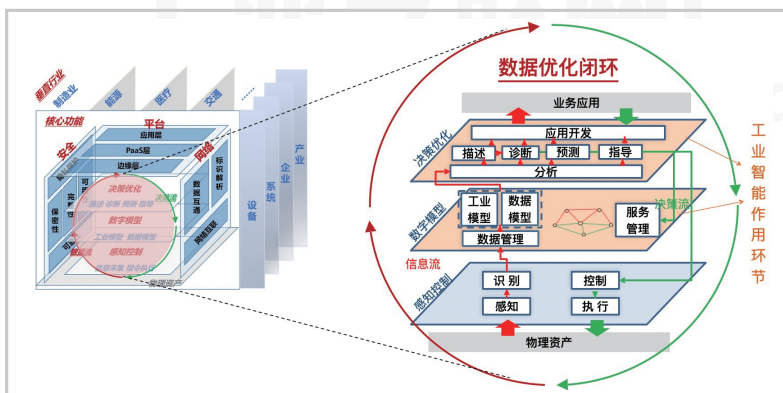


图 1：工业互联网的数据功能原理

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

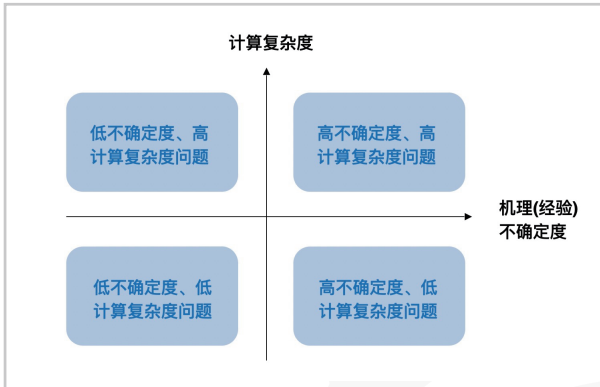


图 2：工业智能的基本框架

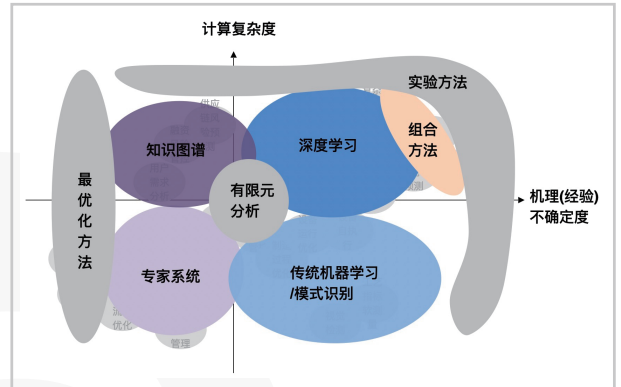


图 3：工业智能的主要类型

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

## （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。

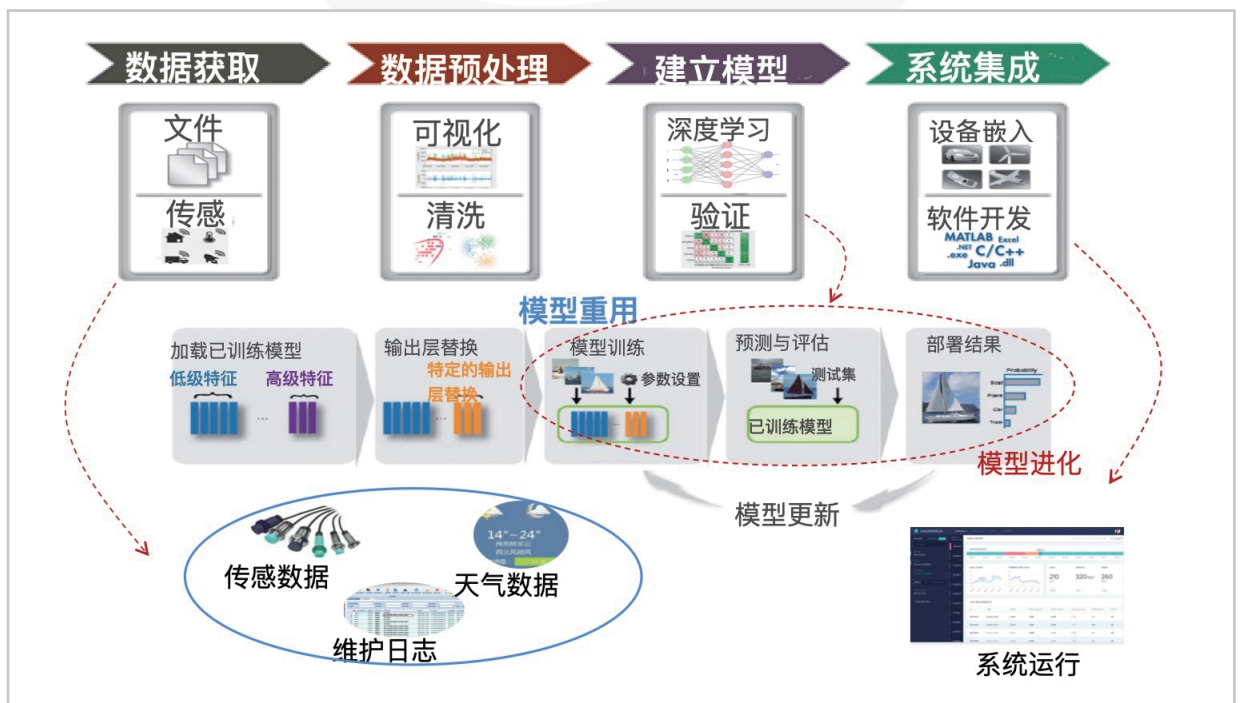


图 5: KONUX 设备预测性维护系统



# 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。

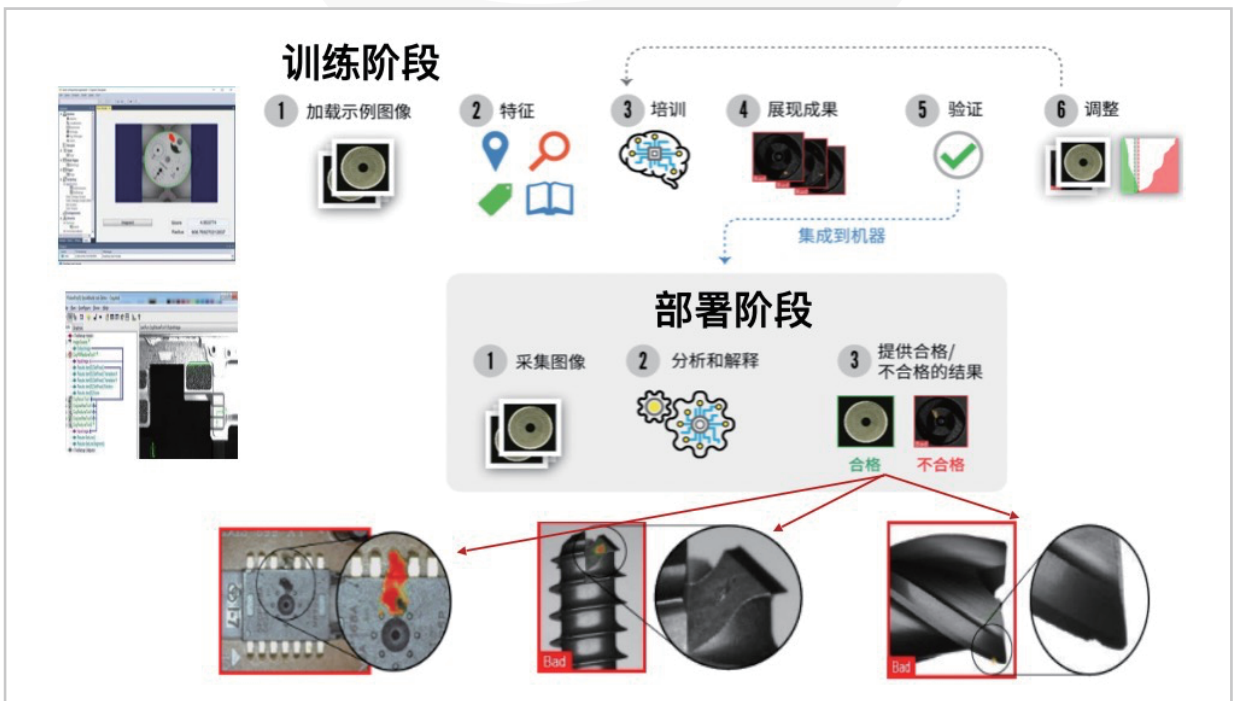


图 6: 康耐视基于深度学习质量检测软件

# 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。

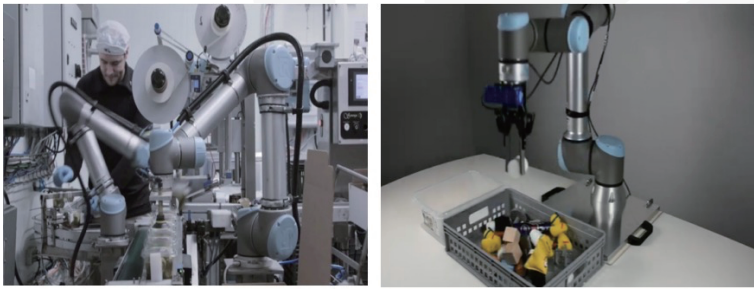


图 7: Robobrain®.vision 自动拣选系统

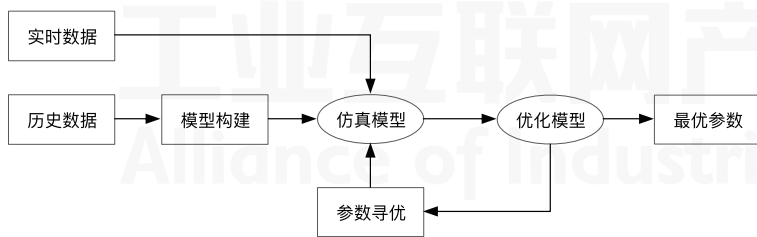


图 8: 阿里工业大脑工艺参数优化流程

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。

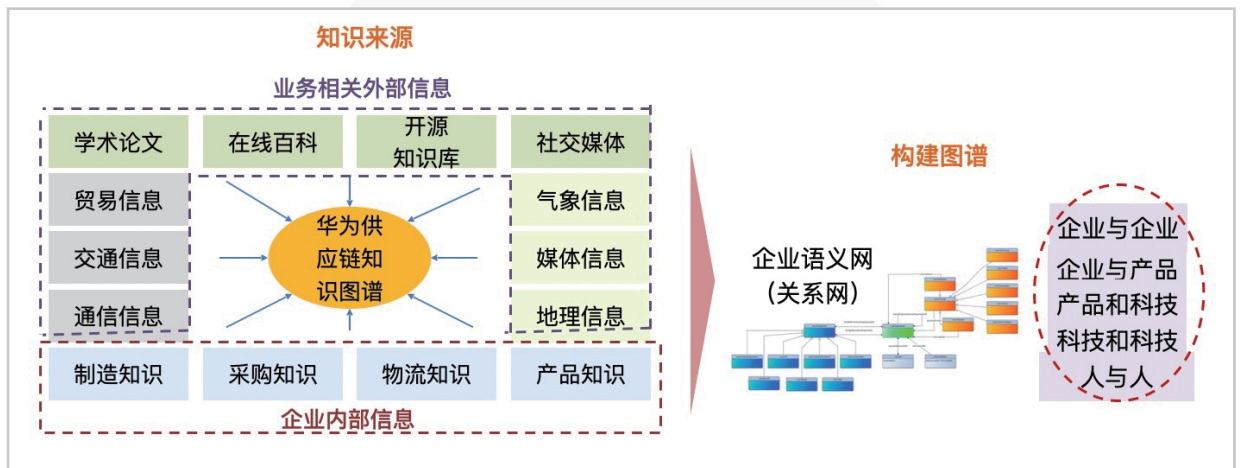


图 9：华为供应链知识图谱

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。

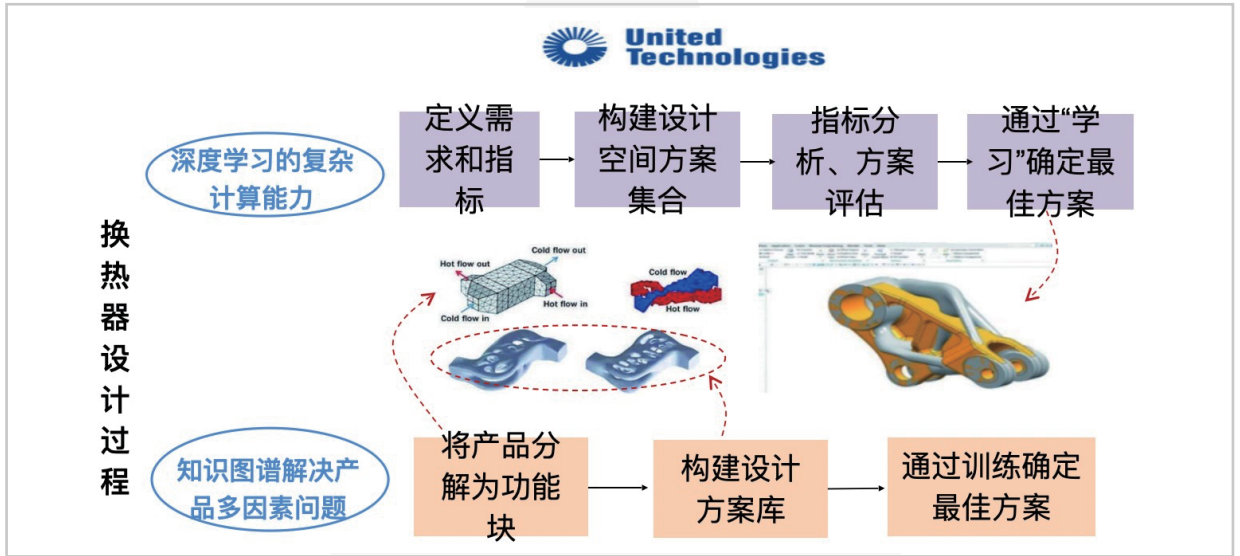


图 10：UTC 换热器智能设计

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

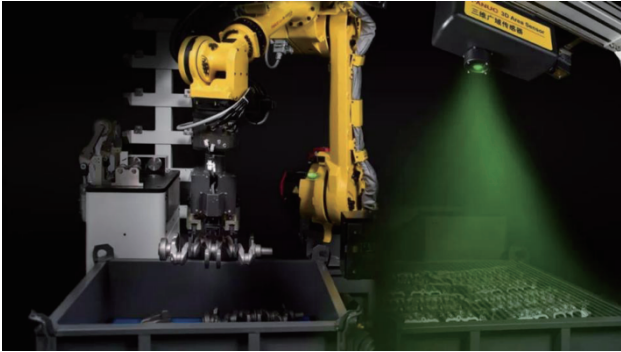


图 11：日本发那科公司混合拆垛机器人

## 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%。