

第1章

概论

随着新工业革命的到来,移动互联网、大数据、云计算、人工智能、5G、物联网等新一代信息技术得到了快速发展以及普及应用。特别是新一代人工智能呈现出深度学习、跨界融合、人机协同、群智开放、自主操控等新特征,为人类提供了认识复杂世界的新思维和新手段,以及改造自然和社会的新技术。当然,新一代人工智能技术还处在加速发展的进程中,将继续从弱人工智能向强人工智能甚至向超人工智能跨越,不断拓展人类的脑力、洞察力。新一代人工智能已经成为新一轮产业革命的核心技术,为制造业转型升级提供了重大助力,同时成为推动经济社会发展的新引擎。

在新一轮的科技革命和产业发展变革中,智能制造已成为世界强国抢占发展机遇的制高点和主攻方向。近几年我国也在不断发展和完善智能制造相关产业政策,布局规划制造强国的推进路径。智能技术作为当前的热门技术,拥有强大的理论支持,在智能制造领域得到了广泛的应用。新一代人工智能技术驱动的智能制造,其产品和服务呈现高度智能化、个性化,生产制造过程呈现高质、智能、柔性、绿色等特征,产业组织模式等发生根本性变革,服务型制造业以及生产性服务业均得到大力发展,进而全面重塑制造业价值链,打造具有一定规模和国际竞争力的制造业。

1.1 智能技术简介

1.1.1 智能技术的定义

智能技术吸引着众多研究开发者投身于这一领域进行开拓,不同学者也从不同角度对人工智能(artificial intelligence, AI)的定义做了大量研究,但目前尚未形成统一定义。其中,曹承志和王楠将智能技术定义为:智能技术是在计算机科学、控制论、信息学、神经心理学、哲学、语言学等多种学科研究的基础上发展起来的一门综合性的边缘科学^[1]。智能科学与人工智能网站(中国科学院计算技术研究所智能信息处理重点实验室智能科学课题组建设的研究类网站)中智能技术的定义为:为了有效地达到某种预期的目的,利用知识所采用的各种方法和手段^[2]。Schalkoff认为智能技术隶属于通过现有计算过程来解释和模拟人类智能活动的研究领域^[3]。此外,斯坦福大学曾在发起的一项名为“人工智能100年”的研究项目中指出,人工智能是一门科学,同时也是一种计算机技术。斯坦福大学计算机科学

教授 Nils J. Nilsson 为人工智能提供了一个可供参考的定义：人工智能致力于使机器智能化，智能化是衡量实体在特定环境中的反应和判断能力的定量指标。中国电子信息产业发展研究院将人工智能解读为：人工智能是计算机科学或智能科学中涉及研究、设计和应用智能机器的一个分支，是用于模拟、延伸和扩展人的智能的理论、方法、技术及应用系统的一门新的技术科学^[4]。

1.1.2 人工智能的关键技术

2019 年中国人工智能产业年会上发布的《2019 年人工智能发展报告》中指出人工智能包含 13 个子领域：机器学习、知识工程、计算机视觉、自然语言处理、语音识别、计算机图形学、多媒体技术、人机交互、机器人、数据库技术、可视化、数据挖掘、信息检索与推荐。中国电子信息产业发展研究院提出人工智能的典型研究领域为：机器定理证明、机器翻译、专家系统、博弈、模式识别、机器学习、机器人与智能控制^[3]。曹承志和王楠指出人工智能的主要研究领域包含：问题求解、专家系统、机器学习、模式识别、自然语言理解、机器人学、人工神经网络^[1]。郑树泉提出人工智能的各项关键技术为：机器学习、知识图谱、自然语言处理、人机交互、计算机视觉、生物特征识别、虚拟现实/增强现实^[5]。钟珞等人认为智能技术的主要研究领域包括：模糊计算、神经网络计算、进化计算、群智能计算、免疫计算等^[6]。

上述文献资料都在积极探索智能技术，并提出了对智能技术研究领域的理解，归纳而言，智能技术主要包含：智能优化算法（问题求解、进化计算、群智能计算、免疫计算等）、模式与图像识别（模式识别、计算机图形学、计算机视觉、生物特征识别等）、模糊控制（模糊计算）、深度学习（神经网络）、知识工程（专家系统、知识图谱等）、商业智能（数据挖掘、信息检索与推荐等）。本书主要探讨上述智能技术的概念、机理、特征及其应用。

1.1.3 智能技术的发展历史

1956 年夏，以麦卡赛、明斯基、罗切斯特和申农等为首的一批有远见卓识的年轻科学家在一起聚会，共同研究和探讨使用机器模拟智能的一系列问题，并首次提到了“人工智能”这一术语。它标志着人工智能这门新兴学科的正式诞生。下面探讨不同智能技术的发展历程。

1. 智能优化算法的发展

为了解决复杂的优化问题，受到仿生学机理的启发，人们提出了很多智能优化算法，诸如：模拟退火算法、遗传算法、蚁群优化算法、免疫算法、粒子群优化算法、禁忌搜索算法、差分进化算法、神经网络算法等。这些算法的共同点是：通过模拟生物群体的智能行为以及揭示某些自然界现象而得到发展。

其中，模拟退火（simulated annealing, SA）算法最早在 1953 年由 Metropolis 提出。1983 年，Kirkpatrick 最早使用模拟退火算法求解组合最优化问题。模拟退火算法是一种基于蒙特卡罗迭代求解策略的随机寻优算法，其出发点是基于金属材料的退火过程与一般组合优化问题之间的相似性，其目的是为具有非确定性多项式时间（non-deterministic polynomial, NP）复杂性的问题提供有效的近似求解算法。它克服了传统算法优化过程容

易陷入局部极值的缺陷和对初值的依赖性。目前,模拟退火算法已经被广泛运用到制造领域中的优化问题,比如生产调度、布局设计等问题。

遗传算法(genetic algorithm,GA)是模拟生物在自然环境中的遗传和进化过程而发展起来的自适应全局优化搜索算法。20世纪60年代,Holland教授及其学生们基于对自然和人工自适应系统的研究,提出了遗传算法。1967年,Holland的学生Bagley在其博士论文中首次用到“遗传算法”一词。70年代,De Jong基于遗传算法的思想,在计算机上进行了大量数值函数优化计算实验。进入80年代,Goldberg在一系列研究工作的基础上进行了归纳总结,期间随着在美国匹兹堡召开的第一届遗传算法大会,遗传算法逐渐进入实际应用阶段。

蚁群优化算法(ant colony optimization,ACO)最早是由意大利学者Dorigo于20世纪90年代初期提出的。它是通过模拟自然界中蚂蚁集体寻径行为而设计的一种基于种群的启发式随机搜索算法。1996年,Dorigo对蚁群优化算法的原理和应用做了进一步探讨,从而吸引了全世界各地学者的热情关注,把这一领域的研究推向国际学术的最前沿。在学者们对蚁群优化算法高涨的研究热情之下,1998年在比利时布鲁塞尔召开了第一届蚁群优化算法研讨会。之后,蚁群优化算法的研究成果多次被顶级学术期刊*Nature*发表。如今蚁群优化算法已经成为备受关注的课题,在智能决策中的应用也越来越广泛。

粒子群优化(particle swarm optimization,PSO)算法是在1995年由美国心理学家Kennedy和电气工程师Eberhart提出的。它模拟了自然界中鸟群觅食过程中的迁徙和群聚行为,是一种全局随机搜索算法。由于粒子群优化算法的算法机制比较简单、需要调节的参数较少、涉及的专业知识少、比较容易实现,因此自其被提出以来,受到国内外众多研究者的广泛关注,并且被运用到了越来越广泛的领域之中。

差分进化(differential evolution,DE)算法由Storn和Price于1995年提出,其最初的设想是用于解决切比雪夫多项式问题,后来发现它也是解决复杂优化问题的有效技术。

近几十年来,学者们相继提出大量的智能优化算法,比如布谷鸟搜索算法、生物地理学优化算法、回溯搜索算法、超启发式算法等。同时,学者们采用智能优化算法成功地解决了许多不同类型的实际工程问题,这表明智能优化算法的发展已经进入了较为成熟的阶段。

2. 模式识别的发展

1929年,G. Tauschek发明了能够阅读数字0~9的阅读机,就此拉开了模式识别的序幕。模式识别是指对表征事物或现象的各种形式的(数值的、文字的和逻辑关系的)信息进行处理和分析,以对事物或现象进行描述、辨认、分类和解释的过程,是信息科学和人工智能的重要组成部分。早期的模式识别研究着重在数学方法上,20世纪30年代Fisher提出统计分类理论,奠定了统计模式识别的基础。Noam Chomsky在1956年提出了语言描述理论;在1957年,Chow Chi-Keung提出了用统计决策理论求解模式识别问题,促进了模式识别研究工作的迅速发展;1962年,R. Narasimhan提出了一种基于基元关系的句法识别方法;美籍华人付京孙(K. S. Fu)提出了句法结构模式识别,并于1974年出版了专著*syntactic methods in pattern recognition*。同期,20世纪60年代,L. A. Zadeh提出了模糊集理论,在此阶段,模糊模式识别理论也得到了较广泛的应用。1973年,美国电气与电子工程师协会(The Institute of Electrical and Electronics Engineers,IEEE)组织了第一次关于模式识别

的国际会议(International Conference on Pattern Recognition ICPR),进一步激发了众多学者对模式识别的研究热情,促进了模式识别的实际应用。20 世纪 80 年代,Hopfield 提出了神经网络模型,极大地推动了模式识别的研究工作,短短几年在很多应用方面就取得了显著成果,从而形成了模式识别的人工神经网络方法的新学科方向。进入 20 世纪 90 年代以来,新方法不断涌现,例如支持向量机识别方法、以隐马尔可夫模型为代表的随机场方法等,为模式识别的发展提供了理论基础。同时模式识别也大规模地进入人们的日常生活,如人脸识别、自动驾驶、医疗诊断、生物识别、雷达信号识别等。

如今,模式识别技术已成功应用在工业、农业、国防、生物、医学等许多领域。智能化是当今科技发展的重要趋势之一,模式识别技术以其超强的信息处理能力有着广阔的用武之地,所需处理的模式对象和识别任务需求也将随之快速增长。

3. 模糊控制的发展

模糊控制系统是以模糊集合论、模糊逻辑推理和模糊语言变量为基础的一种数字控制技术。1965 年,美国自动控制理论专家 L. A. Zadeh 创立了模糊集理论。之后,他在 1968 年提出了模糊算法的概念,在 1970 年提出模糊决策,并在 1971 年提出了模糊排序。1973 年,他发表了另一篇开创性文章 *Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes*,在引入语言变量这一概念的基础上,提出了用模糊 IF-THEN 规则来量化人类知识。

1974 年,英国学者 Mamdani 和 Assilian 首次用模糊控制语句组成了模糊控制器,并成功地把它应用于蒸汽机和锅炉的控制中,这项创新在实验室里实验仿真获得了成功,标志着模糊控制论的诞生。1976 年,Holmblad 和 Ostergaard 在水泥行业开发了模糊系统——模糊水泥窑控制器,这是模糊控制理论的第一个工业应用,此模糊系统在丹麦于 1982 年开始正式运行。1980 年,Sugeno 开创了日本的首次模糊应用——控制一家富士(Fuji)电子水净化工厂。1983 年,他又开始研究模糊机器人,这种机器人能够根据呼唤命令来自动控制汽车的停放。1983 年,日本仙台市城市地铁成为第一个成功应用模糊控制的大型工程。到了 20 世纪 90 年代初,市场上已经出现了大量的模糊消费产品。

1992 年 2 月,首届 IEEE 模糊系统国际会议在智利首都圣地亚哥召开。此次大会标志着模糊理论已被世界上最大的工程师协会——IEEE 所接受,而且 IEEE 还于 1993 年创办了 IEEE 模糊系统会刊。此外,从理论角度来看,模糊系统与模糊控制在 20 世纪 90 年代的发展是迅猛的,例如利用神经网络技术系统地确定隶属度函数及严格分析模糊系统的稳定性。

进入 21 世纪,模糊控制的应用范围正向高一级的新领域扩展,例如工业制造、自动控制、汽车生产、控触系统、医药、游戏理论等。

4. 深度学习的发展

深度学习是近十几年来机器学习领域发展最快的一个分支。由于其重要性,Geoffrey Hinton、Yann Lecun、Yoshua Bengio 3 位教授同时获 2018 年图灵奖。

1943 年,Warren McCulloch 和 Walter Pitts 受人类大脑启发,提出了最早的神经网络数学模型,这种模型后来也被称为 McCulloch-Pitts Neuron 结构。Frankd Rosenblatt 在 1958 年提出了前馈式人工神经网络“感知器”,它本质上是一种线性模型,可以对输入的训

练集数据进行二分类,并且能够在训练集中自动更新权重。感知器的出现对神经网络的发展具有里程碑式的意义,引起了神经网络研究的第一次浪潮。纵观科学发展史,技术的发展无疑都是充满曲折的。Marvin Minsky 和 Seymour Papert 于 1969 年发现了感知器的缺陷:不能处理异或等非线性问题,以及当时的计算能力不足以处理大型神经网络。于是,整个神经网络的研究进入停滞期,直到 1986 年,Geoffrey Hinton 提出了一种适用于多层感知器的反向传播算法——BP(back-propagation)算法。BP 算法在传统神经网络正向传播的基础上,增加了误差的反向传播过程。反向传播过程不断地调整神经元之间的权重值和阈值,直到输出的误差达到允许的范围之内,或达到预先设定的训练次数为止。BP 算法完美地解决了非线性分类问题,迎来了深度学习技术的第二次研究热潮。但是在 20 世纪 80 年代,计算机的计算能力十分有限,导致当神经网络的规模增大时,使用 BP 算法会出现“梯度消失”的问题,这使得 BP 算法的发展受到了很大的限制,深度学习的发展又一次停滞。直到 2006 年,Geoffrey Hinton 和 Ruslan Salakhutdinov 于顶级学术期刊 *Science* 上发表 *Reducing the dimensionality of data with neural networks* 一文,正式提出了深度学习的概念,并详细地给出了“梯度消失”问题的解决方案,此研究立即在学术圈引起了巨大的反响,带来了深度学习技术的第三次研究热潮。2016 年,随着谷歌公司基于深度学习开发的阿尔法围棋(AlphaGo)以 4:1 的比分战胜了围棋世界冠军李世石,深度学习的热度一时无两。

5. 知识工程的发展

1956 年的达特茅斯会议之后,Rosenblatt 等人于 1957 年提出了运用逻辑学和模拟心理活动的一些通用问题求解器(general problem solver,GPS),它们可以证明定理和进行逻辑推理。1965 年,Robinson 提出了归结原理,使定理证明向前迈进一大步。1968 年,Feigenbaum 和 Lederber 合作,利用光谱与分子结构关系规则表示知识,研制了世界上第一个专家系统 DENDRAL。这一时期的知识表示方法主要有产生式规则(Newell 于 1967 年提出)、语义网络(Ouillian 于 1968 年提出)。

从 20 世纪 70 年代开始,人工智能开始转向建立基于知识的系统,通过“知识库+推理机”实现机器智能。这一时期涌现出了很多成功的限定领域专家系统,比如比较知名的 PROSPECTOR 矿藏勘探专家系统、MYCIN 医疗诊断专家系统以及计算机故障诊断 XCON 专家系统等。

1974 年,以 Minsky 提出的框架理论为代表的新知识表现形式理论广泛流行,有关知识工程基础研究的成果开始逐步积累。1977 年,在第五届国际人工智能会议上,E. A. Feigenbaum 系统地阐述了专家系统的思想,并提出了“知识工程”这一概念,正式确立知识工程在人工智能中的核心地位。20 世纪 80 年代,具有应用导向的专家系统集中出现并且逐步商业化。例如:1983 年,IntelliCorp 公司推出 KEE(结合多样知识表示与推理方法的专家系统建构工具)。随后大量专家系统建构工具逐步进入市场,如 ART、Knowledge Craft。1985 年,美国国家航空航天局(NASA)开发推出 CLIPS 专家系统工具。1988 年,Gallant 提出以类神经网络为基础的专家系统架构。

20 世纪 90 年代以后,进入到商业竞争时代,大量专家系统被广泛应用到各行业。从 1990 年到 2000 年,出现了很多人工构建的大规模知识库,包括广泛应用的英文 WordNet,采用一阶谓词逻辑知识表示的 Cyc 常识知识库,以及中文的 HowNet。

万维网之父 Tim Berners-Lee 最初设计互联网的目的是通过网络把全世界的知识互联在一起,使得知识从封闭走向开放,从分散走到集中。要实现知识互联,必须把互联网上海量的内容信息转化为计算机可以识别和理解的知识形式。早期(1990—2005 年)专家系统中人工构建知识库的方式没有能力实现知识互联这一目的。从 2006 年开始,维基百科类知识资源的出现以及网络大规模信息提取方法的进步,使得大规模知识获取方法取得了巨大进展。与 Cyc、WordNet 和 HowNet 等人工构建的知识库不同,这一时期的知识库是自动构建的。当前自动构建的知识库已成为语义搜索、大数据分析、智能推荐的强大资产,在各个领域中均得到广泛使用。比如:谷歌收购 Freebase 后在 2012 年推出的知识图谱(knowledge graph)、Facebook 图谱搜索、Microsoft Satori 以及商业、金融、生命科学等领域特定的知识库。

6. 商业智能的发展

1958 年,汉斯·彼得·卢恩(Hans Peter Luhn)在文章“A business intelligence system”中首次描述了商业智能的价值,但此时商业智能并未得到进一步发展并受到重视。30 年之后,于 1988 年,在意大利罗马举办的数据分析联盟会议是商业智能的里程碑。自此之后,商业智能开始得到进一步的发展。1989 年,美国高德纳咨询公司(Gartner Group)的霍华德·德斯纳(Howard Dresner)再次将商业智能带入大家的视野,他将商业智能作为涵盖数据存储和数据分析的统称,避免了烦琐的名称。1996 年,高德纳咨询公司正式提出了商业智能的定义^[7]:根据准确的最新信息制定合理的业务决策不仅仅需要直觉,关键在于利用数据仓库、数据挖掘和在线分析等技术对经营数据进行分析研究,从而合成有价值的信息,这些工具都属于商业智能类别。到了 20 世纪 90 年代末,商业智能包含两个基本功能:生成数据和报告,并以可视化的方式展示。但此时,商业智能面临着时效性的问题,即制定和提交报告需要很长的时间。进入 21 世纪,随着实时处理技术的发展,时效性这一问题得到了解决,进而允许企业依据最新的信息快速做出决策。到 2010 年年底,67% 的一流公司都有某种形式的自助服务(self-service)商业智能。2010 年以后,商业智能成为跨国企业以及中小企业中所有人的标配工具。目前商业智能已经可以跨多个设备,并可以完成可交互式的分析推理。

1.2 智能技术在智能制造中的应用

1.2.1 智能制造的特征

目前,国内外对智能制造尚无严格统一的定义。工业和信息化部下发的《智能制造发展规划(2016—2020 年)》中将智能制造定义为:基于新一代信息通信技术与先进制造技术深度融合,贯穿于设计、生产、管理、服务等制造活动的各个环节,具有自感知、自学习、自决策、自执行、自适应等功能新型生产方式。

智能制造具有 3 个典型特征:自感知、自决策、自执行。举例说明:端一杯水时,通过眼睛看到水杯在哪(自感知),用手握住把手(自决策,选择握住把手而不是杯身),端起水杯(自执行),这些动作可以轻易完成。而对于机器来说,这并不容易。首先机器需要自动识别水杯的坐标位置,水杯的外形、高度、材质等(自感知),然后需要判断如何抓起水杯,握把手还

是杯身等(自决策),最后完成抓取杯子的动作(自执行),这一整套连贯动作的执行决策需要各种数据作为支撑,需要借助大数据分析、人工智能等技术来实现。

随着智能制造的发展,智能技术日渐成为实现制造知识化、自动化、柔性化以及实现对市场快速响应的关键技术。工业界对制造智能技术日益关注的根源在于各种智能技术在工业界扮演着日益重要的、不可替代的角色,在某些领域智能技术的应用已经成为企业核心竞争力,例如基于智能优化算法的优化设计,基于模式识别的故障识别、诊断,基于模糊控制的智能调节和控制,基于深度学习的智能检测、故障诊断,基于类比推理、归纳学习与基于实例推理的知识系统,基于商业智能的决策支持系统等。接下来,本章简要介绍若干关键智能技术在智能制造领域中的典型应用。

1.2.2 智能优化算法

智能优化算法在生产运营管理、机械设计、制造系统规划设计等领域具有大量研究成果和广泛的实际应用。

智能优化算法在车间生产调度中发挥了重要作用。传统的人工排产方式通常工作强度较大,对人员依赖度较高,而且由于工序繁多还有可能导致生产计划不合理、效率低。采用智能优化算法可以帮助企业进行资源和系统的整合、集成与优化,实现动态最优化的排程,进而帮助企业实现按需生产,提高运行效率,缩短产品周期,提升企业的产能。以电梯制造企业为例,采用智能优化算法的动态智能排产系统可以将计划制定的时间缩短 75%。

在仓库和物流优化配置问题中,可以通过数学规划等运筹优化算法和遗传算法进行优化决策;多个分拣机器人的路径规划和协调行动可通过多智能体算法——蚁群优化算法进行规划。

此外,智能优化算法在机械设计方面也有很广泛的应用。机械设计的优化过程中,可能会遇到对目标函数的可导性有严格要求的问题或者陷入局部最优值这一类问题,以往传统的优化方法很难得到满意的结果,将智能优化算法运用到实际优化问题中,有利于解决以往传统优化方法所不能解决的非连续的、非凸的、非线性等复杂问题。

同时,智能优化算法在智能制造系统的最佳加工性能综合评估中也有成功应用,例如利用遗传算法求解车削的最佳切削条件。在智能制造系统框架下,工业机器人的仿真研究用到智能最优算法。在制造系统中,考虑维修成本和维修时间等多个约束的选择性维修决策(组合优化)模型,可通过蚁群优化算法进行快速求解。在智能制造系统中,利用物料需求计划(material requirement planning, MRP)相关文档中的供需位置来模拟销售人员需到达的地点,并采用蚁群优化算法,可以找到最短路径,从而提高相关人员的效率。

1.2.3 模式识别

模式识别是信息科学和人工智能的重要组成部分,主要被应用于图像分析与处理、语音识别、声音分类、通信、计算机辅助诊断等方面。在制造行业,模式识别技术大量应用于产品检验领域。

在制造生产过程中,几乎所有的产品都需进行质量检测。传统的手工检测存在许多不足:首先,人工检测的准确性依赖于工人的状态和熟练程度;其次,人工操作效率相对较

低,不能很好地满足大量生产检测的要求;此外,由于工作强度高,容易引起操作人员的疲劳,从而导致次品率高;最后,近年来人工成本也在逐步上升。因此,模式识别技术被广泛用于产品检测中,用于替代人工检测。

产品缺陷检测的对象往往可以建模为二维平面上的元素,包括孔洞、污渍、划痕、裂纹、亮点、暗点等常见的表面缺陷,这些缺陷特别是孔洞和裂纹等,可能严重影响产品质量和使用的安全性,因此,准确识别缺陷产品非常重要。以芯片企业为例,模式识别技术的应用实施可以大幅降低次品率,同时通过分析次品原因还可以降低产品的报废率,并优化产品设计与生产工艺,达到进一步降低检验成本的目的。此外,将模式识别技术应用到智能制造过程中复合材料的分类上,可以使分类更加精准。在半导体制造中可以使用混合自组织图和支持向量机(self-organizing map and support vector machine, SOM-SVM)的方法对晶圆箱图进行分类,进一步进行缺陷识别。在用锡罐包装的香烟的制造过程中,应用模式识别技术可以开发缺陷自动检查系统。在滚动轴承故障检测中,可以将从振动信号中提取的特征向量作为支持向量机的输入,从而对故障模式进行识别。

除此之外,模式识别技术在定位被测零件时,也有重要的应用。制造过程中的物体测量也会应用模式识别技术,测量应用对象如齿轮、接插件、汽车零部件等。

在智能制造和检验的过程中,可进一步改进模式识别技术,从而使得故障识别更加精确和高效。例如:在轴承故障的检测中,基于局部均值分解(local mean decomposition, LMD)能量矩概念,针对故障振动信号特征值的内在联系,将 LMD 能量矩与变量预测模型模式识别相结合,可以得到一种轴承故障智能诊断的新方法。在荧光磁粉无损检测技术的基础上,使用一种电荷耦合器件(charge coupled device, CCD)图像获取系统进行图像采集,然后使用相关算法进行图像处理和模式识别,可以更准确地检测表面缺陷的类型和程度。此外,基于系统健康指标,构建新的模式识别技术,可以得到一种能用于系统故障检测和诊断的有效方法。

1.2.4 模糊控制

模糊控制在智能化自动控制系统中得以广泛应用。精准的智能化自动控制系统,可以批量、集中地处理大量的信息和复杂的工作任务,从而提高企业内产品生产的效率、技术指标等。同时,也可以减少原料、人力的投入。模糊控制是以模糊推理、模糊语言为基础,把专家的经验当作控制规则,实现智能化控制的一种控制方式。其本质是采用基于模糊模型的模糊控制器,实现智能制造自动化系统的控制过程。在实际应用的过程中,根据模糊逻辑推理原则,利用计算机技术,构建自动控制系统,提高控制的效率。

例如:基于互补式金属氧化物半导体(complementary metal-oxide-semiconductor, CMOS)传感器的自主循迹智能车,搭载了一套自适应模糊控制器。与传统的模糊控制器相比,自适应模糊控制器在结构上得到了较大的改善。在数控火焰切割机自动调高系统的设计过程中,通过分析影响切割机自动调高系统运行稳定性及精度的主要因素,采用脉冲宽度调制(pulse width modulation, PWM)控制技术,设计出了基于模糊控制方法的自动调高控制系统。在 AGV 小车调速控制系统中,也应用到了模糊控制技术。另外,在调节阀定位器控制系统中,采用模糊控制理论中的合成推理方法,可以使得定位精度由传统阀门定位器的 $\pm 1\%$ 提高到 $\pm 0.5\%$ 。在注塑零件的焊接线位置控制系统中,将模糊控制技术与计算机辅

助工程(computer aided engineering, CAE)软件结合,从而加快了模具的设计过程。在智能制造过程中,还有通过模糊控制算法监控放电电流可以减小表面粗糙度,通过模糊控制算法监控火花间隙避免有害的电弧效应等的成功应用。

1.2.5 深度学习

随着数据爆炸式的增长,传统的统计建模方式已经难以处理高维度、非结构化的数据。此时,深度学习技术因其具备处理高维度、非线性数据模式的固有能力,开始登上历史舞台。

在智能制造大力发展的今天,深度学习技术可以辅助零部件和材料缺陷检测。在生产制造过程中,可能会出现划痕、裂纹等损坏,使产品不能用于生产线的下一道工序。深度学习技术可以在几毫秒内检测到裂纹、划伤等缺陷。通过深度神经网络系统,可以从历史样本中自动提取各种缺陷特征,从图片中自动识别可能的缺陷并加以标识,能够让工作人员快速发现并且纠正缺陷,从而提高产品质量和工作效率。其实这种应用非常类似于之前 Watson 的医疗诊断应用,都是通过图片信息来识别问题所在,在这方面机器的效率要远远高于普通工人。深度学习的算法可以在 1s 之内完成几万张图片的识别和标注,如果人为操作至少需要 2h。据 IBM 资料显示,通过深度学习,机器还可以在更多生产领域实现智能制造,比如工件定位(例如,工件在机械臂上的位置情况)、工件精度测量、不良品分拣以及工件装配检查等方面。

美国斯坦福大学计算机系教授吴恩达携手富士康,帮助传统制造业借助人工智能转型升级。比如:利用深度学习、神经网络,可以让计算机快速学习做自动检测的工作。在人工智能介入了以后,工厂的误判率会在上线时达到 3%~4% 的水平,并且会逐步减少。

2018 年德国汉诺威工业展上,西门子展位展示的搭载西门子 Autonomous 系统(用人工智能技术打造的增加生产柔性的系统)的 KUKA 机器人,其最大优势在于其出色的灵活性。其中一台样机搭载了三维感知摄像机,基于图像识别和深度学习技术,能对现场任何环境变化做出灵敏反应,即时调整操作轨迹。这种技术可以大大地增强生产线的柔性,不再局限于生产标准化产品。

此外,深度学习系统可以根据数百个工厂过程参数和产品设计变量来跟踪用电量的模式,并可以动态地推荐最佳实践以实现最佳利用率。例如:在可再生能源行业,可以利用深度学习算法预测并绘制从依赖化石燃料到使用可持续能源的最佳过渡轨迹,而传统的预测性分析方法很难处理这种问题。

如果系统突然发出故障报警,利用深度学习算法,可以使机器能够自己进行诊断,找到问题出在哪里、原因是什么,同时还能够根据历史维护的记录或者维护标准,告诉管理者如何解决故障,甚至让机器自己解决问题、自我恢复。例如:在一个电网中,当出现故障时,若利用常规方法识别电网的哪个地方出现了问题,通常准确识别定位的可靠概率是 80%。而西门子利用了深度学习技术对历史故障事件进行学习来更好地判断电网出了什么问题、出在哪个地方等。

在智能制造的过程中,可将深度学习技术与其他技术进行融合,从而使得智能制造的过程更加精确和高效。例如:将神经网络融合到模式和图像识别技术中,有助于提取图像特征、优选特征向量组成方案,从而优化智能制造系统图像识别技术。利用基于多物理域信息

多模式融合与深度学习的智能加工机器自主感知方法,可以有效地解决智能机器自主感知问题。在深度学习的基础上利用大数据分析技术,可以提高对机械零部件故障诊断的识别分类精度。此外,将深度学习、数字孪生(digital twin,DT)和信息物理系统(cyber-physical systems,CPS)的架构进行集成,可以促进传统制造向智能制造和工业 4.0 的转型。

1.2.6 知识工程

知识工程是以知识为处理对象,为那些需要专家知识才能解决的应用难题提供求解的手段,借用工程化的思想,对如何用人工智能的原理、方法、技术来设计、构造和维护知识型系统的一门学科。

在智能制造领域,产品的创新性设计在很大程度上是基于以往的知识,具有很强的继承性。这些知识包括设计历史资料、设计参数的选择及其依据、国家法规、设计标准、设计流程、实验数据、材料数据、用户反馈的信息、各种失误的原因等所有与制造业产品开发有关的信息。系统地使用知识工程思想指导制造业产品智能设计,将知识和设计流程软件化,使设计开发的自动化程度大大提高,因而大大减轻了设计人员的劳动强度,节省了产品设计成本,缩短了产品设计周期。同时,使企业的知识积累规范化、制度化和软件化,并且使产品设计变得更加灵活、高效和智能化,推动企业的科技进步。

知识工程思想在智能制造中的具体应用也有很多。例如:在阀门设计中,通过引入知识工程的思想,可以开发基于知识工程的阀门智能设计系统,从而实现从阀门总体设计到零部件设计的智能化。在零部件的设计过程中,采用基于知识工程的参数化设计方法,为零部件产品建立一个产品知识库,可以实时地检验设计。在汽车车身的制造过程中,采用基于知识工程技术的车身侧围设计软件,并将该软件与基于面向制造设计技术的一步逆成形冲压分析软件进行集成应用,可以更精确地进行设计。在船舶制造的过程中,通过分析船舶制造生产计划与控制中存在的问题,以及结合现代船舶生产制造模式,可以建立基于知识工程的船舶生产计划与控制系统模型。在热锻设计过程中,通过开发基于知识的工程系统,可以将热锻设计过程集成到一个框架中,从而便于收集设计工程师的知识和经验。

此外,知识工程在智能制造业的应用还包含数字员工和数字孪生。数字员工管理平台在企业制造过程信息化建设中有着重要的意义,其关键目标是实现企业制造过程中的信息全面化。生产过程中,数字孪生可通过收集各种传感器发出的信号,获取与实际制造过程相关的运营和环境数据,从而能够识别偏离理想状态的异常情况,并进行报警。

1.2.7 商业智能

仅凭生产更优质的产品即可创造和获得价值的时代已经结束,以大数据技术为核心驱动的智能制造,正以汹涌之势席卷全球。要实现智能转型,离不开大数据分析平台的构建,离不开密切关联的制造业商业智能(business intelligence,BI)。通过帮助企业建立数据化运营体系,真正实现数据驱动决策。通过数据化运营,业务人员将数据转化成运营策略,从而能够判断趋势,展开有效行动,帮助自己发现问题,推动创新或解决方案出现。

制造和零售业是商业智能应用最具潜力的行业。在智能制造行业中,商业智能的应用