

第 1 章 绪论

机器人作为智能制造的重要载体,被誉为“制造业皇冠顶端上的明珠”,其研发、制造、应用水平是衡量高端制造业发达程度的重要标志。除制造业之外,机器人也在军事、航天、核工业、农业、交通、医疗、服务业等领域和行业得到非常广泛的应用。因此,机器人技术受到世界上诸多国家的高度重视。近年来,主要发达国家纷纷出台新的政策,促进机器人的发展。例如,2013年美国发布了《机器人路线图》,对未来需要攻克的人工智能机器人关键技术进行了部署。2011年美国发布了《先进制造业计划1.0》,2014年美国启动了《先进制造业计划2.0》,重点支持新一代机器人研发,包括工业、医疗、宇航机器人等。2014年欧盟启动民用机器人研发计划“SPARC (Public-Private Partnership in Robotics)”,由欧洲委员会和欧洲机器人协会共同投入28亿欧元,推动机器人研发,扩大机器人在工厂、空中、陆地、水下、农业、医疗、救援服务等行业的应用,提升机器人技术对欧洲的经济和社会的影响^[C1-1]。2015年日本发布了《机器人新战略》,推进人工智能、识别、机构、驱动、控制、操作系统和中间件等下一代技术研发。2015年我国发布了《中国制造2025》,描绘了我国智能制造的蓝图^[C1-2]。2016年我国发布了《机器人产业发展规划(2016-2020年)》,对我国机器人的产业发展方向进行了顶层设计。2017年我国启动《智能机器人》重点专项,从机器人基础前沿技术、共性技术、关键技术与装备、应用示范四个层次,围绕智能机器人基础前沿技术、新一代机器人、关键共性技术、工业机器人、服务机器人、特种机器人6个方向部署实施。目前,机器人已经进入蓬勃发展阶段,对未来的国民经济发展必将产生深远的影响。

1.1 机器人的起源与现状

1.1.1 机器人三原则

美国科幻小说作家艾萨克·阿西莫夫(Isaac Asimov)自1940年代开始,撰写了一系列关于机器人的科幻小说。在其科幻小说中,机器人具有一系列强大的能力,几乎无所不能^[C1-3]。阿西莫夫对机器人与人的关系进行了深入思考,在其科幻小说《I, Robot》中提出了“机器人三原则”。

- (1) 机器人不得伤害人类,或坐视人类受到伤害。
- (2) 除非违背第一条原则,机器人必须服从人类的命令。
- (3) 在不违背前两条原则的前提下,机器人必须保护自己。



图 1-1 艾萨克·阿西莫夫^[C1-3]

在民用机器人领域,科研人员对机器人的设计遵循了“机器人三原则”,机器人能够为

人类服务。但在军事领域,科研人员将机器人设计成战争工具,用于对敌方进行侦察或打击,军用机器人并未遵守“机器人三原则”。

1.1.2 机器人的起源与发展

机器人首先从工业机器人起步^[C1-4]。乔治·德沃尔(George Devol)和约瑟夫·恩格尔伯格(Joseph Engelberger)对阿西莫夫的机器人科幻小说喜爱有加,他们决心研制自己的机器人。德沃尔和恩格尔伯格合作成立了Unimation公司,研制能够代替工人搬运物料的机械臂。1959年,美国Unimation公司研制出世界上第一台工业机器人Unimate,见图1-2。这台工业机器人重达2吨,由液压驱动,其关节坐标可编程,利用存储在磁鼓的程序实现对机器人的控制。1961年,工业机器人Unimate被安装在位于新泽西的通用汽车(General Motor, GM)生产线,用于搬运热铸件,配合压铸机上下料。自从第一台工业机器人出现在生产线上以来,全世界的加工生产线发生了质的变化。可以毫不夸张地说,工业机器人重塑了加工制造业的生产线。

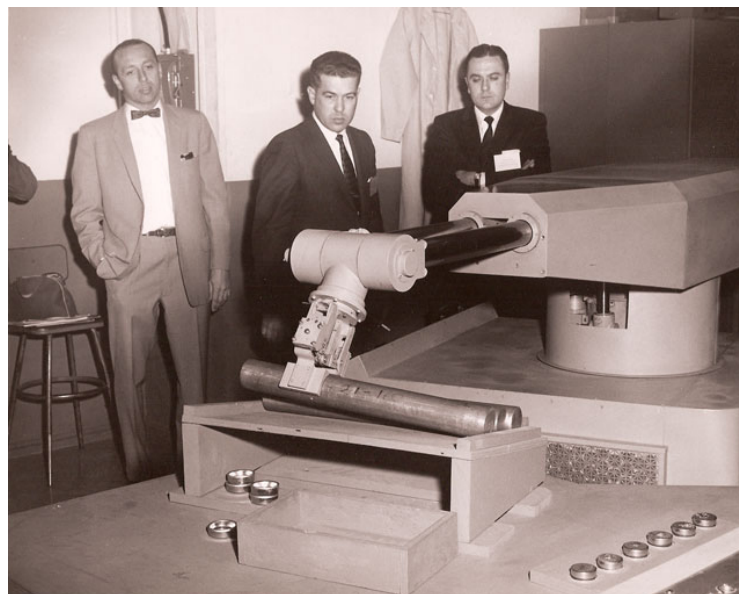


图1-2 世界上第一台工业机器人^[C1-4]

1962年,美国AMF(American Machine and Foundry)公司研制出第一台柱面坐标工业机器人Versatran。Versatran的名字来源于“Versatile transfer”,意为多用途搬运机器人。该机器人采用液压驱动,可进行点位和轨迹控制。1962年,在美国的福特(Ford)工厂安装了6台Versatran机器人^[C1-4]。

1969年,在美国洛兹敦(Lordstown)的通用汽车工厂建成世界上第一条汽车装配点焊生产线,见图1-3。该生产线装备了多台Unimate工业机器人,分布在生产线两侧,带动焊钳对汽车构件进行点焊作业^[C1-4]。点焊的焊钳很重,工人进行点焊作业时劳动强度高,工作环境恶劣。机器人点焊生产线不仅将焊接工人从繁重的点焊作业中解脱了出来,而且工作效率高,定位精度高,焊接一致性好,焊接质量得到了保证。

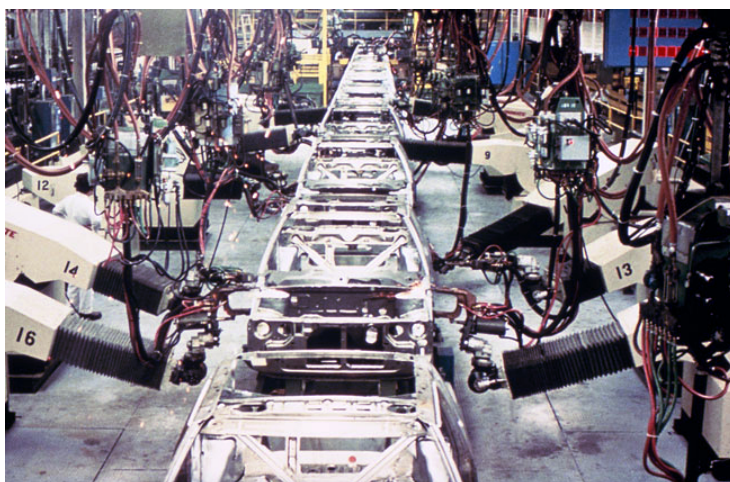


图1-3 通用汽车的点焊焊接生产线^[C1-4]

1969年，美国斯坦福研究所(Stanford Research Institute)研制出一款移动机器人，它采用双轮驱动，平衡轮支撑，并采用视觉系统导航。该移动机器人装备的视觉系统，由电视摄像机及其控制单元构成。斯坦福研究所将视觉系统引入移动机器人，属于视觉系统在移动机器人上的早期应用。1969年，日本日立公司(Hitachi)研制出世界上第一台基于视觉的全自动智能机器人，用于根据平面图对物体装配，实现了基于图像信息的积木方块码放操作。

1973年，德国库卡公司(KUKA)研制出机电驱动(Electromechanically driven)的6轴工业机器人FAMULUS，见图1-4。与此前的液压驱动工业机器人相比，库卡的机电驱动工业机器人体积明显缩小，重量大幅度降低，控制也更加便利。



图1-4 库卡研制的电机驱动6轴工业机器人^[C1-4]

1974年，日本川崎公司(Kawasaki)设计了机器人弧焊系统，将Unimate机器人用于弧焊焊接摩托车车架。同年，日本日立公司推出了“HI-T-HAND Expert”机器人，是第一台精密插入控制机器人。该机器人具有柔性腕和力反馈控制，能够以10 μ m间隙插入机械部件。同年，日本发那科(FANUC)研制出工业机器人，并于1977年开始出口海外。1977年，日本安川(YASKAWA)公司制造出垂直多关节工业机器人MOTOMAN-L10。1978年，日本山梨大学(University of Yamanashi)研制出SCARA(Selective Compliance Assembly Robot Arm) 机器人。

该机器人在X-Y方向具有一定柔性，在Z方向具有高刚度，故称为选择性柔性机器人。该机器人具有3个轴线平行的旋转关节和1个平移关节，第1和第2个旋转关节用于确定末端在X、Y方向的位置，第3个旋转关节用于确定末端绕Z轴的旋转角，平移关节用于确定末端在Z方向的位置。1978年，美国Unimation/Vicarm公司研制出PUMA (Programmable Universal Machine for Assembly)机器人，见图1-5，用于通用汽车的装配生产线。该机器人主要用于小型零件的装配。

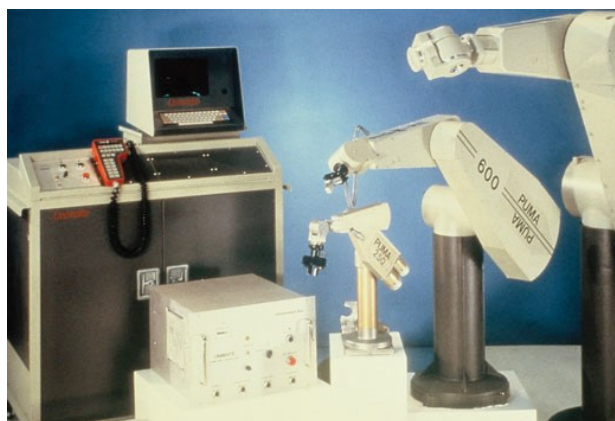


图1-5 PUMA机器人^[C1-4]

1984年，美国Adept研制出SCARA结构的工业机器人AdeptOne，见图1-6。该机器人采用直接驱动(Direct-drive)，省去了齿轮变速机构，具有运动速度快、连续工作鲁棒性高和精度高的特点。1984年，瑞士ABB公司研制出工业机器人IRB 1000，见图1-7。该机器人与Unimation相比，在结构上进行了重大改进。该机器人采用垂直臂和钟摆结构，能够在较大范围内快速运动。与同期的同类工业机器人相比，其速度提高50%，成为当时速度最快的工业机器人。



图1-6 Adept的SCARA结构机器人^[C1-4]



图1-7 ABB工业机器人^[C1-4]

1992年，瑞士Demaurex公司研制出第一台Delta并联机器人，见图1-8，用于食品包装生产线。2006年，德国库卡公司研制出自重最轻的工业机器人，见图1-9。该机器人采用铝制外壳，自重仅16kg，负载达到7kg。该机器人节能、轻便，具有非常广泛的用途。2007年，库卡研制出重载工业机器人，负载达到1000kg。



图1-8 Delta并联机器人包装生产线^[C1-4]



图1-9 库卡轻量机器人^[C1-4]

1997年，美国将索杰纳(Sojourner)火星车发射到火星表面。索杰纳火星车是一款小型自主移动机器人，见图1-10，其质量10.4kg，共有6个轮子，运动非常灵活，并具有较强的越障能力。索杰纳火星车既能自主运动，又能从地球进行遥控运动。它对火星岩石成分进行了分析，并拍摄了500多幅照片。2000年，日本本田(Honda)公司研制出第一代的人形机器人(Humanoid robot)阿西莫(ASIMO)，见图1-11。该人形机器人具有26个自由度，身高120cm，质量52kg，最高行走速度1.6km/h。人形机器人的出现，标志着机器人开始具有人类的外观。



图1-10 索杰纳火星车^[C1-5]



图1-11 人形机器人阿西莫^[C1-6]

在1980年代之前，工业机器人的示教以人工引导末端执行器的手把手示教和机械模拟装置示教为主，适合于点到点控制和不需要精确轨迹控制的场合，示教操作任务繁重。1980年之后，工业机器人开始采用示教盒示教，既能进行点位示教，又能进行轨迹示教，还能对机器人的运动速度进行设定。工业机器人经过示教后回放工作的方式，称为示教再现(Teaching/playback)方式(简称T/P方式)。示教盒示教方式不仅可以提高示教操作精度，而且使用非常简单，普通操作员经过简单培训就能操作。示教再现使机器人具有使用方式的通用性和灵活性，对工业机器人规模进入工厂发挥了非常重要的促进作用。从1980年代开始，机器人进入大发展阶段。随后，陆续出现多种类型的机器人，例如移动机器人、拟人机器人、特种机器人等，机器人也开始具有视觉、语音等功能，机器人的智能性逐渐增强。到2008年，全球已有各类机器人约860万台，已安装工业机器人130多万台。

1.1.3 机器人的现状

由于机器人种类繁多，其发展现状不能在此一一列举，本节选择具有代表性的工业机器人、服务机器人和人形机器人，对其发展现状进行讨论。

目前，工业机器人已经成为工厂自动化的重要装备，据国际机器人联合会(The International Federation of Robotics, IFR)统计，2017年全球销售工业机器人381335台，与2016年相比增加30%，其地区分布见图1-12^[C1-7]。其中，2017年在亚洲、澳大利亚和新西兰共销售工业机器人约261800台，比2016年增长37%，超过了2015年的全球销量；2017年在欧洲销售工业机器人约66300台，比2016年增长18%；2017年在美洲销售工业机器人约46100台，比2016年增长12%。全球73%的工业机器人销售在中国、日本、韩国、美国和德国。其中，在中国大陆销售工业机器人约137900台，比2016年增长59%；在日本销售工业机器人45566台，比2016年增长18%；在韩国销售工业机器人39732台，比2016年增长4%；在美国销售工业机器人33192台，比2016年增长6%；在德国销售工业机器人21404台，比2016年增长7%。2017年全球工业机器人销售额为162亿美元，带动机器人系统的市场价值达到480亿美元，形成了巨大的市场。在中国大陆市场，2017年国产工业机器人销售34700台，约占全年中国大陆工业机器人销售量的25%。

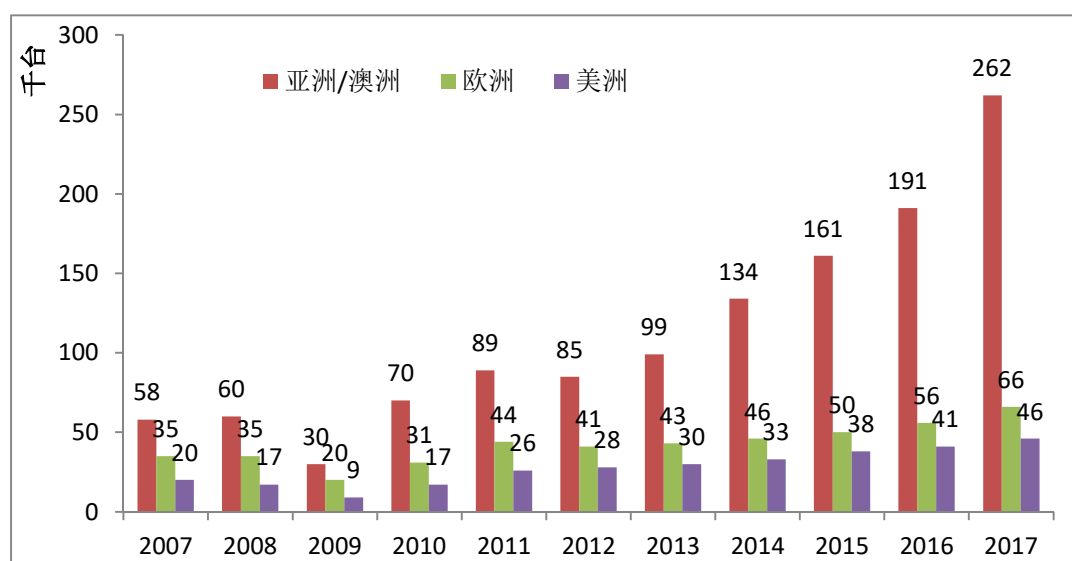


图1-12 2007-2017年工业机器人销售分布图^[C1-7]

2017年，全球工业机器人保有量达到2097500台，全球每万名产业工人平均拥有工业机器人85台。其中，韩国工业机器人的密度最高，达到每万名产业工人平均拥有工业机器人710台；欧洲工业机器人的密度较高，达到每万名产业工人平均拥有工业机器人101台；中国工业机器人的密度较高，达到每万名产业工人平均拥有工业机器人97台；美国工业机器人的密度较高，达到每万名产业工人平均拥有工业机器人91台。2016年，全球每万名产业工人拥有工业机器人数量平均74台。其中，韩国每万名产业工人平均拥有工业机器人631台，新加坡每万名产业工人平均拥有工业机器人488台，德国每万名产业工人平均拥有工业机器人309台，日本每万名产业工人平均拥有工业机器人303台，中国每万名产业工人平均拥有工业机

器人68台。2016年的工业机器人密度，见图1-13^[C1-7]。

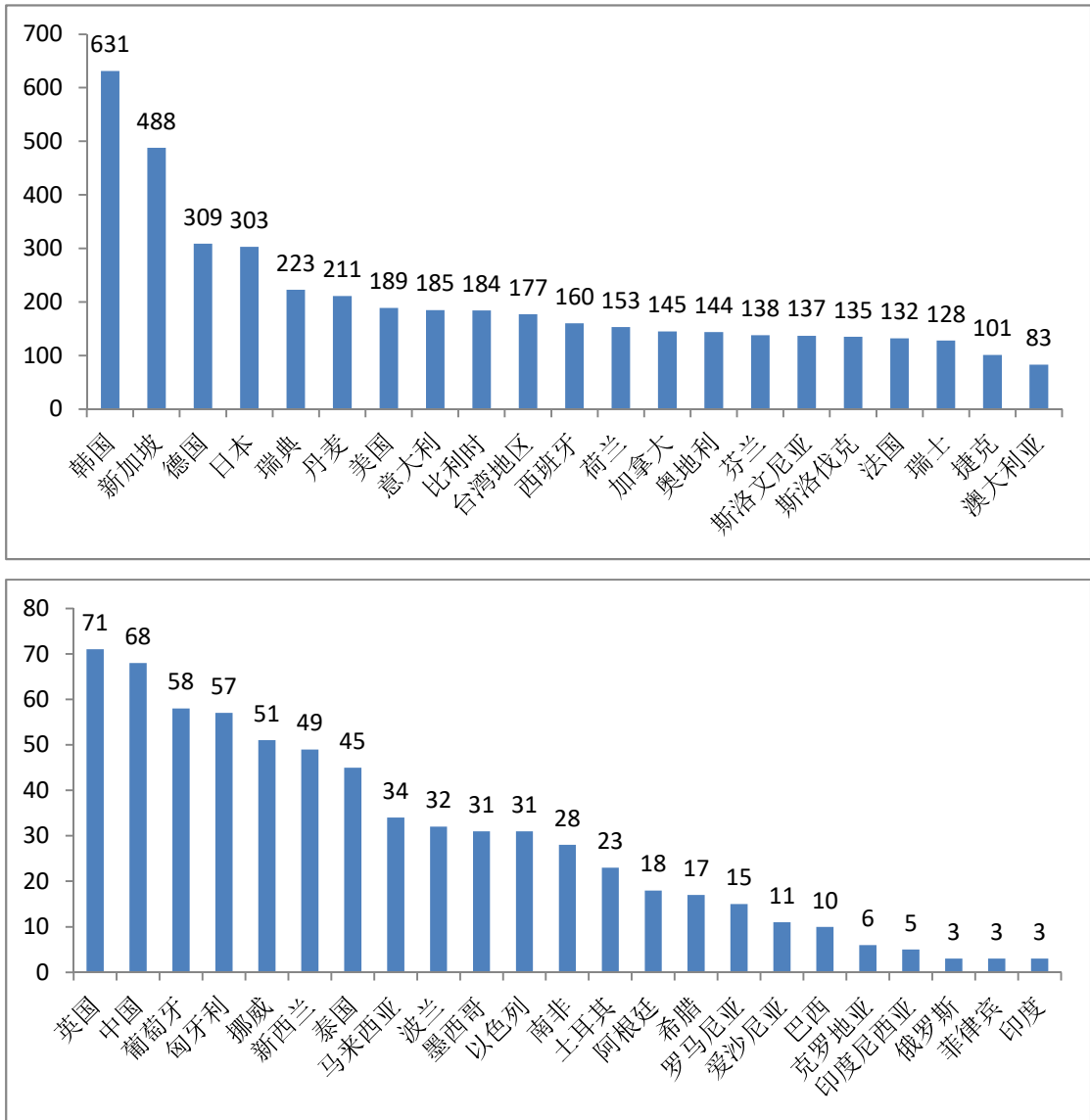


图1-13 2016年每万名产业工人拥有工业机器人数量^[C1-7]

工业机器人被广泛用于汽车、机械加工、电子、食品、物流等行业。工业机器人密度最高的行业是汽车制造业，目前汽车生产线已经普遍采用工业机器人进行作业。2017年在韩国的汽车制造业，每万名产业工人平均拥有工业机器人2435台，约为2010年的两倍。在汽车制造业，2017年每万名产业工人平均拥有工业机器人超过千台国家还包括加拿大(1354台)、美国(1200台)、德国(1162台)、法国(1156台)、澳大利亚(1083台)和斯洛文尼亚(1075台)。工业机器人的用途主要包括焊接、装配、搬运、喷涂等作业。图1-14为一汽大众的机器人点焊汽车生产线^[C1-8]，该生产线采用库卡机器人进行汽车车身的自动化焊接作业。图1-15为长城的机器人点焊汽车生产线^[C1-9]，该生产线采用发那科机器人进行汽车车身的自动化焊接。可见，目前在汽车生产线上已经采用了大量工业机器人进行自动化作业。



图1-14 一汽大众的汽车生产线^[C1-8]



图1-15 长城的汽车生产线^[C1-9]

目前，国际上的工业机器人主要厂商包括ABB、库卡、安川、发那科、那智不二越等。ABB、库卡、安川、发那科被称为工业机器人领域的四巨头，占据全球工业机器人本体约50%的市场份额。ABB、库卡、安川、发那科在我国均建立了生产基地或者合资企业，在国内生产、销售工业机器人。在机器人系统集成方面，除工业机器人生产商之外，知名的独立系统集成商还包括德国杜尔、徕斯和意大利柯马等。在机器人减速器方面，日本纳博特斯克(Nabtesco)和哈默纳科(Harmonic)占据了70%以上市场份额^[C1-2]。我国的工业机器人主要厂商包括沈阳新松机器人自动化股份有限公司、安徽埃夫特智能装备有限公司、广州数控设备有限公司、哈尔滨博实自动化股份有限公司、上海新时达机器人有限公司、南京埃斯顿自动化股份有限公司等。由于我国尚不能自主生产工业机器人的高性能减速器，所以国产工业机器人以中低端产品为主，主要用于搬运和上下料。国产机器人的减速器依赖进口，导致国内机器人厂商生产的工业机器人成本较高，影响了国产机器人的市场竞争力。

目前，服务机器人也已经进入实用化阶段，并呈现出快速发展的趋势。据IFR统计，2017年全球服务机器人销售109543台，与2016年相比增长85%。按照IFR的统计口径，服务机器人主要用于物流(Logistic systems)、国防、公共服务、奶业、医疗等领域。其中，2017年在物流领域新增服务机器人69000台，约10%(6721台)为制造环境中的自动导引车(Automated guided vehicles, AGV)；2017年在国防领域新增服务机器人11992台，约86%(10260台)为无人机(Unmanned aerial vehicles, UAV)；2017年在公共服务领域新增服务机器人10400台，约97%(10043)为移动导航与信息机器人(Robots for mobile guidance and information)；2017年在奶业领域新增服务机器人5386台；2017年在医疗领域新增服务机器人2931台，约51%(1502台)为手术或治疗辅助机器人^[C1-7]。IFR统计中，不包括家用服务机器人，如吸尘扫地机器人、教育机器人等。

国外的民用服务机器人企业有美国直觉外科(Intuitive Surgical)公司、美国iROBOT等。美国直觉外科公司生产的达芬奇(da Vinci)手术机器人，已经发展到第4代，见图1-16^[C1-10]。达芬奇手术机器人在2000年获得美国食品药品监督管理局(U. S. Food and Drug Administration, FDA)批准，成为当时全球第一个机器人腹腔镜手术系统，是目前国际上最先进的手术机器人系统。达芬奇手术机器人由外科医生控制台、床旁机械臂系统、成像系统三部分组成，

在医生的操作下可以完成复杂的微创外科手术。图1-17为医生使用达芬奇手术机器人进行手术的情景示意图^[C1-11]。iROBOT公司生产的家用吸尘扫地机器人，销售已超过1400万台。美国iROBOT公司生产的吸尘扫地机器人Roomba 980，见图1-18，能够根据地面情况自动切换清洁模式，可自动创建地图并规划运动路径，并能够自动充电^[C1-12]。国内服务机器人方面骨干企业主要有科沃斯电器有限公司、北京康力优蓝机器人科技有限公司等。科沃斯生产的吸尘扫地机器人占领了国内2/3左右的市场份额，康力优蓝生产的教育机器人占领了国内大部分市场^[C1-2]。

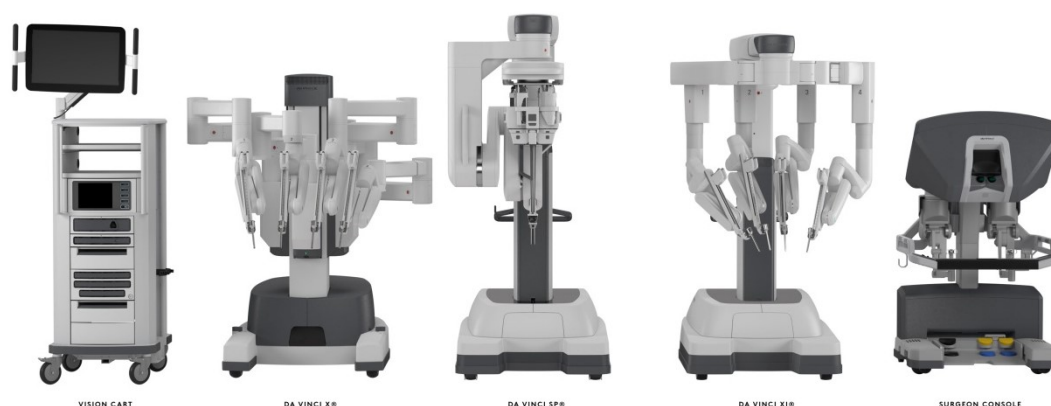


图1-16 达芬奇手术机器人^[C1-10]



图1-17 医生使用达芬奇手术机器人做微创手术的示意图^[C1-11]



图1-18 iROBOT公司生产的吸尘扫地机器人^[C1-12]

目前，AGV已经进入实用化阶段。在智能工厂中，AGV用于车间智慧物流，负责对车间内的物料、部件或者产品进行自动运输。国内AGV的主要生产厂商包括云南昆船第一机械有限公司、沈阳新松机器人自动化股份有限公司、机科发展科技股份有限公司等。图1-19(1)为云南昆船第一机械有限公司生产的激光导引AGV，采用双驱动轮和转向方式实现全方位运动，额定载荷2吨，导引精度 $\pm 10\text{mm}$ ，停位精度 $\pm 3\text{mm}$ ^[C1-13]。图1-19(2)为机科发展科技股份有限公司生产的重载AGV，采用多轮系驱动方式，具有大载荷、高精度的特点，设计最大载荷为60吨^[C1-14]。



(1)

(2)

图1-19 车间用AGV，(1) 云南昆船第一机械有限公司的AGV^[C1-13]，(2) 机科发展科技股份有限公司的AGV^[C1-14]

日本本田公司研制的ASIMO人形机器人，虽然能够像人一样直立，但其行走方式是屈膝行走。2015年之前，世界上最先进的人形机器人非ASIMO人形机器人莫属。目前，新款的ASIMO人形机器人身高130cm，体重50kg，最高行走速度2.7km/h，最高跑动速度7km/h，全身具有57个自由度，包括颈部2个自由度，每条手臂7个自由度，每条腿6个自由度，每只手13个自由度^[C1-15]。让机器人具有人类的形状，像人一样直立行走，一直是机器人研发人员的梦想之一。2016年初，波士顿动力公司(Boston Dynamics)推出了一款人形机器人Atlas，见图1-20。该人形机器人身高150cm，体重75kg，负载能力11kg，液压驱动，全身具有28个关节。该人形机器人不仅能在崎岖不平的地形上行走自如，还能自己开门走出房间，穿越白

雪覆盖的林地，能够完成蹲下、拾物、搬运、放置等动作。波士顿动力公司发布的视频显示，在工作人员利用曲棍球棒推动人形机器人Atlas时，它仍能保持自身的平衡。用棍子将它搬运的盒子打落后，它能过够重新对盒子定位并搬起盒子。在被猛推倒地后，它能够自行爬起并站立^[C1-16]。2017年，人形机器人Atlas实现了后空翻。人形机器人Atlas具有极强的平衡能力，动态性能首屈一指，被认为是人形机器人的一个重要里程碑。2017年，波士顿动力公司推出了轮腿机器人Handle，见图1-21。该机器人采用轮腿结构，直立站立时身高2m，体重105kg，负载能力45kg，液压驱动，全身具有10个关节。该机器人的灵巧性和动态性能令人惊叹，不仅其运动速度是目前腿型机器人中最快的，而且能够实现腾空跳跃、高速通过单边桥、零半径快速旋转、下楼梯、运动中改变身高、身体变姿态时手臂末端定点控制等。

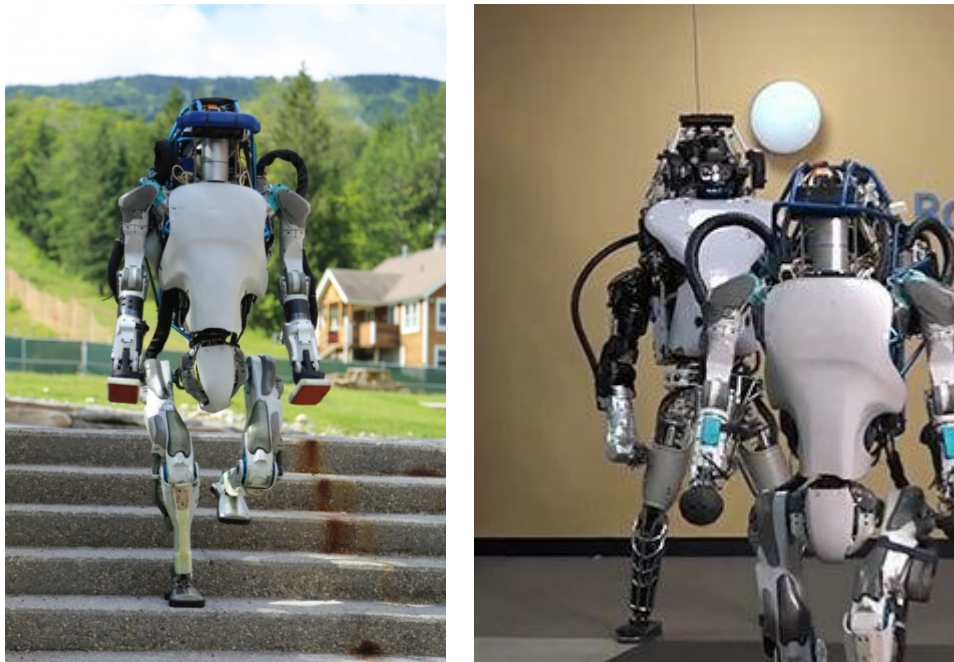


图1-20 波士顿动力公司的人形机器人Atlas^[C1-16]

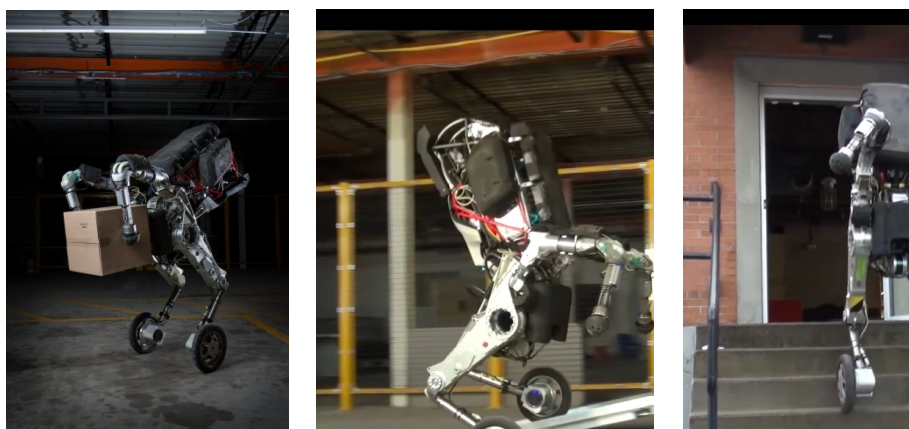


图1-21 波士顿动力公司的人形机器人Handle^[C1-16]



图1-22 NAO人形机器人

上述人形机器人还没有达到实用化程度，目前仅用于展览、演示等。值得一提的是法国阿尔德巴兰机器人(Aldebaran Robotics)公司生产的小型人形机器人NAO，它是世界教育与学术领域应用最广泛的人形机器人，已有30个国家的450多个实验室将其作为研究工具，机器人世界杯(RoboCup)组委会也将其选作比赛标准平台。人形机器人NAO身高58cm，体重5.2kg，具有25个自由度，包括颈部2个自由度，胯部1个自由度，每条手臂5个自由度，每只手1个自由度，每条腿5个自由度。它具有100多个传感器，支持23国语言，支持远程控制，可实现完全编程^[C1-17]。人形机器人NAO使用Intel的嵌入式处理器，可以在多种平台上编程并且拥有一个开放式的

编程构架，可在Linux、Windows或Mac OS等操作系统下编程，编程语言为C++、Python、Java和Matalab等，还可以通过图形编程平台进行编程。人形机器人NAO是具有丰富传感器的开放式机器人平台，能够为研究人员提供较大的便利。

1.2 机器人的定义与分类

1.2.1 机器人的定义

世界上最早出现的机器人是工业机器人，所以关于机器人的定义最初也是针对工业机器人进行的描述。以下是机器人的早期定义^{[C1-18][C1-19]}：

- ◆ 美国机器人协会(RIA)的定义：机器人是用以搬运材料、零件、工具的可编程序的多功能操作器或是通过可改变程序动作来完成各种作业的特殊机械装置。
- ◆ 日本工业机器人协会(JIRA)的定义：工业机器人是一种装备有记忆装置和末端执行器(End-effector)的，能够转动并通过自动完成各种移动来代替人类劳动的通用机器。
- ◆ 美国国家标准局(NBS)的定义：机器人是一种能够进行编程并在自动控制下执行某些操作和移动作业任务的机械装置。
- ◆ 国际标准化组织(ISO)的定义：机器人是一种自动的、位置可控的、具有编程能力的多功能机械手，这种机械手具有几个轴，能够借助于可编程序操作来处理各种材料、零件、工具和专用装置，以执行种种任务。

从上述定义可以发现，首先，机器人是机械装置；其次，机器人是可编程的；再者，机器人是能够自动作业的。ISO在1994年给出的机器人定义，也只是针对工业机器人进行的描述。随着机器人的发展，虽然上述定义的机器人仍然属于机器人，但是上述定义早已不能涵盖目前的机器人。2012年，ISO在编号ISO 8373:2012的国际标准中对机器人的定义进行了修订，使得新定义既能包含工业机器人也能包含服务机器人。同时，ISO还对工业机器人和服务机器人进行了定义。目前，IFR采用ISO在2012年对机器人的定义。以下是ISO在2012年对

机器人的定义^[C1-20]：

◆ 机器人：是一种受驱动以执行预期任务的机械装置，其2个及以上的轴可编程，具有一定的自治能力，可在所处环境中运动。ISO在机器人定义的备注中注明，机器人包括控制系统以及控制系统界面，机器人根据用途可分为工业机器人和服务机器人。

◆ 工业机器人：是一种自动控制、可重编程、多用途的操作器(manipulator)，其3个及以上的轴可编程；在工业自动化应用中，它既可以固定位置安装的，也可以是可移动的。ISO在工业机器人定义的备注中注明，工业机器人包括操作器和控制器，操作器含有驱动器(Actuators)，控制器含有示教盒(Teach pendant)和通讯界面；工业机器人包括集成的外部轴。

◆ 服务机器人：除工业自动化应用之外，为人类或者设备执行任务的机器人。ISO在服务机器人定义的备注中注明，工业自动化应用包括但不限于制造、检验、包装、装配等；关节式机器人(Articulated robots)，用于生产线上时属于工业机器人，用于分发食物时属于服务机器人。

近年来，牛津词典也对机器人进行了解释，维基百科(Wikipedia)对机器人的定义采用了牛津词典的解释。百度百科也对机器人进行了定义，维基百科还对认知机器人进行了定义。

◆ 牛津词典对机器人的解释^[C1-21]：一种能够自动执行一系列复杂动作的机器，特别是由计算机编程的机器。

◆ 百度百科的机器人定义^[C1-22]：机器人是自动执行工作的机器装置。它既可以接受人类指挥，又可以运行预先编排的程序，也可以根据以人工智能技术制定的原则纲领行动。它的任务是协助或取代人类的工作，例如生产业、建筑业，或是危险的工作。

◆ 维基百科的认知机器人定义^[C1-23]：认知机器人(Cognitive robot)是具有智能行为的机器人，通过提供给它一种处理结构，它能够学习与推理如何行动以便在复杂世界中完成复杂任务。

1.2.2 机器人的分类

机器人种类繁多，分类维度多样。常见的分类维度包括用途、几何结构、移动性等，不同的分类维度之间具有重叠。

1.2.2.1 按照用途分类

ISO按照机器人的用途将机器人分为两大类，分别为工业机器人和服务机器人。用于工业自动化用途的3轴及以上的机器人，分类为工业机器人。除工业机器人之外的机器人，分类为服务机器人。我国按照用途将机器人分为三大类，分别为工业机器人、服务机器人和特种机器人。其中，我国对工业机器人的分类与ISO的分类类似。具体分类如下：

◆ 工业机器人：应用于工业生产，主要应用于制造业的机器人，如焊接机器人、喷涂机器人、装配机器人等。

◆ 服务机器人：一种自主或半自主工作，为人们提供服务的机器人，如导游机器人、家用机器人、娱乐机器人等。

◆ 特种机器人：除工业机器人和服务机器人外的机器人，以及在特殊环境下服役的机

机器人，如太空探索机器人、军事机器人、医疗机器人等。

按照具体的用途，上述每一大类机器人又可以分为很多类型。例如，工业机器人又可以分为焊接机器人、喷涂机器人、装配机器人、搬运机器人、码垛机器人、打磨机器人、检验机器人等；服务机器人的种类更加繁多，可以分为巡检机器人、导游机器人、娱乐机器人、清洁机器人、教育机器人、助老/助残机器人、轮椅机器人等；特种机器人可以分为太空探索机器人、军事机器人、医疗机器人、水下机器人、核电站机器人等。机器人具有通用性，特别是工业机器人，同一台机器人加装不同的末端工具并配置相应的程序后，可以成为焊接机器人、喷涂机器人或者装配机器人等。下面给出部分服务机器人和特种机器人的例子。图1-23为中国科学院自动化研究所研制的机器海豚跃出水面的情形。图1-24为美国波士顿动力公司研制的大狗(BigDog)机器人在斜坡雪地行走的情形，该机器人具有良好的平衡能力和运动能力，可以在草地、雪地、冰面以及崎岖地面上行走。图1-25为北京理工大学研制的人形机器人对打乒乓球，其中视觉系统由中国科学院自动化研究所研制，两台人形机器人可实现100多个回合的对打。图1-26为外骨骼机器人^{[C1-24][C1-25]}，人穿戴外骨骼机器人后能够助力行走，还有的外骨骼机器人能够帮助人大幅度提升负重能力，将普通人变成大力士。图1-27为机器人假肢，其中图1-27(1)为机器人下肢^[C1-26]，图1-27(2)为机器人上肢^[C1-27]，机器人假肢与人体肌电信号相连接，能够根据人的意图进行运动，能够为残疾人提供极大的便利。图1-28为无人机，其中，图1-28(1)为我国的彩虹CH-5无人机^[C1-28]，图1-28(2)为美国的X-47B无人机^[C1-29]。上述无人机具有侦察和打击目标的能力，但其打击目标由人确认，打击指令由人下达。目前，上述无人机均已进入现役。图1-29为无人驾驶智能汽车，图1-29(1)为百度的无人驾驶智能汽车^[C1-30]，图1-29(2)为美国谷歌(Google)的无人驾驶智能汽车^[C1-31]。在2014年，谷歌无人驾驶智能汽车的软件系统可同时“紧盯”街上的“数百个”目标，包括行人、车辆。谷歌无人驾驶智能汽车曾在加州山景城(Mountain View)长期行驶，已经记录到了数千英里的数据，但也出过车祸致人死命。百度无人驾驶智能汽车利用百度的三维道路信息，能在cm级精度实现车辆定位，还可以实现高精度车辆探测识别、跟踪、距离估计、速度估计、路面分割、车道线检测等。无人驾驶智能汽车还处于研制和测试阶段，离实际应用还有一定的距离。机器人领域的许多学者认为无人机和无人驾驶智能汽车属于机器人领域，认为它们本身符合ISO关于机器人的定义。但也有许多学者认为无人机和无人驾驶智能车不属于机器人领域，认为无人机属于飞机领域，无人驾驶智能汽车属于汽车领域。当然，也可以认为它们是跨领域的。





图1-23 中国科学院自动化研究所机器海豚跃出水面



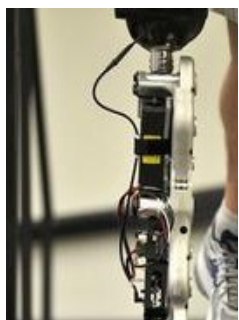
图1-24 美国波士顿动力公司的BigDog机器人



图1-25 人形机器人打乒乓球



图1-26 外骨骼机器人^{[C1-24][C1-25]}



(1)



(2)

图1-27 机器人假肢，(1) 下肢假肢，(2) 上肢假肢



(1)

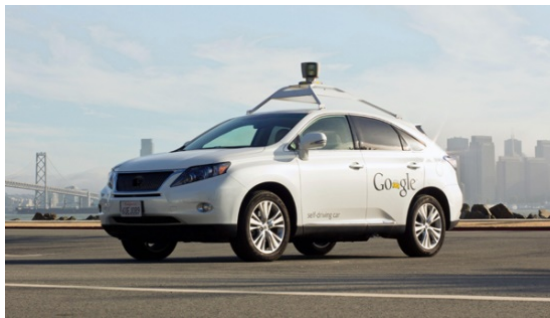


(2)

图1-28 无人机, (1) 中国CH-5无人机^[C1-28], (2) 美国X-47B无人机^[C1-29]



(1)



(2)

图1-29 无人驾驶智能车, (1) 百度的智能车^[C1-30], (2) 谷歌的智能车^[C1-31]

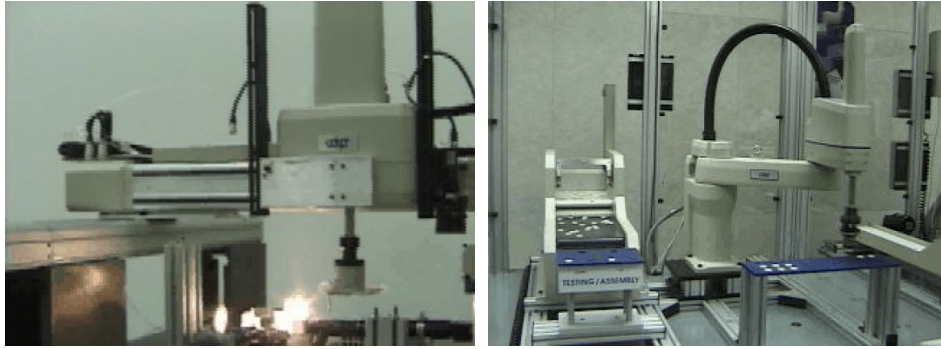
此外,人们还习惯于按照行业对机器人进行分类。例如,用于农业生产的机器人习惯上称为农业机器人,用于采矿的机器人称为采矿机器人等。

1.2.2.2 按照几何结构分类

机器人按照几何结构分类时,又具有不同的分类方法,包括利用坐标特性分类、利用机构特性分类、利用几何尺寸分类等。利用坐标特性,可以将工业机器人分类为直角坐标机器人、柱面坐标机器人和球面坐标机器人。

- ◆ 直角坐标机器人: 由互相垂直的导轨和手臂构成,工作区间为长方体空间。
- ◆ 柱面坐标机器人: 主要由垂直柱子、水平手臂和底座构成,工作区间为圆柱体空间。
- ◆ 球面坐标机器人: 由底座、球关节和手臂构成,其工作区间为球体空间。其中,最常见的是关节式球面坐标机器人,由躯干、上臂和前臂等构成。

图1-30给出了直角坐标机器人和柱面坐标机器人,其中,图1-30(1)为直角坐标机器人,图1-30(2)为柱面坐标机器人。此外,图1-6为柱面坐标机器人,图1-7和图1-9均为球面坐标机器人。直角坐标机器人的各个运动轴相互影响较小,在各运动轴垂直的情况下,各个运动轴的运动与末端位置坐标是解耦的。SCARA结构的机器人属于柱面坐标机器人,其Z轴位置由Z轴平移运动决定,与其他运动轴解耦。球面坐标机器人的末端位置和姿态由各个关节的位置共同决定,位置与姿态之间具有耦合。



(1)

(2)

图1-30 直角坐标机器人和柱面坐标机器人, (1) 直角坐标机器人, (2) 柱面坐标机器人

利用机构特性,可以将工业机器人分类为串联机器人和并联机器人。串联机器人的各连杆为串联关系,并联机器人的各连杆为并联关系。图1-6、图1-7、图1-9和图1-30给出的机器人,均为串联机器人。图1-8中的Delta机器人为并联机器人。图1-31给出了并联机器人的例子。其中,图1-31(1)是Adept的4自由度并联机器人^[C1-32],该类机器人具有运动部分重量轻、速度高、动态响应好的特点,广泛用于食品包装生产线。图1-31(2)是Stewart结构的并联机器人^[C1-33],具有刚度大、承载能力强、位置误差不累积等特点,具有非常广泛的用途。图1-32为北京蓝天航空科技股份有限公司研制的商飞C919驾驶模拟器,它由Stewart结构的并联机器人构成^[C1-34]。



(1)



(2)

图1-31 并联机器人, (1) Adept并联机器人^[C1-32], (2) Stewart结构并联机器人^[C1-33]

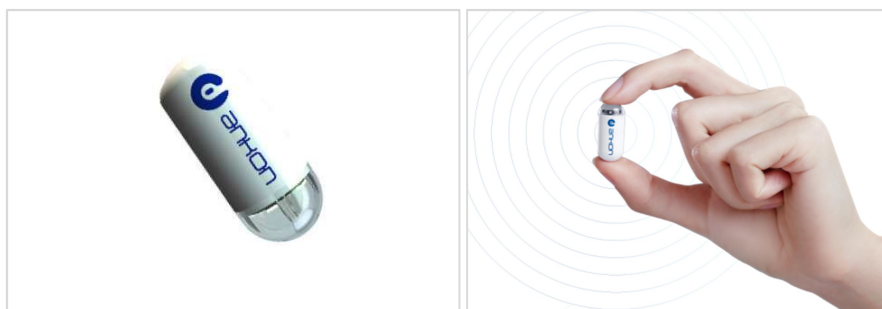
按照尺寸分类,机器人可以分为大型机器人、一般机器人、微小型机器人。前述机器人,如图1-1-6、图1-7、图1-9等所示机器人,为一般尺寸机器人。图1-32为中国铁建重工集团有限公司生产的双护盾掘进机ZTT5490,属于大型机器人,广泛应用于轨道交通工程、水利水电工程、煤矿平硐工程等领域。该双护盾掘进机的整机长度约310m,开挖直径5490mm,设计最大掘进速度120mm/min,最小转弯半径500m^[C1-35]。图1-33为上海安翰医疗技术有限公司研制的胶囊胃镜机器人,属于微小型机器人,可实现不插管做胃镜检查的目标。患者只需吞下一粒胶囊大小的胶囊胃镜机器人,即可实现胃镜检查^[C1-36]。



图1-31 C919的驾驶模拟器^[C1-34]



图1-32 双护盾掘进机ZTT5490^[C1-35]



1-33 NaviCam遥控胶囊胃镜机器人^[C1-36]

值得一提的是维/纳机器人。维/纳机器人有两种含义，一种是尺度上为微米或纳米的机器人，一种是精度为微米或纳米的机器人。尺度上达到微米或者纳米的机器人，尺寸太小，很难实现。精度上达到微米或者纳米的机器人，其尺寸较大，是比较常见一类机器人，常用于高精度作业。

1.2.2.3 按照移动性分类

按照是否具有移动性，可将机器人分为固定式机器人和移动机器人。固定式机器人固定

在底座上，不具有整体移动性，如固定底座的工业机器人等。移动机器人能够整体移动，其移动方式多样，包括轮式、履带式、足式等。在一般情况下，研究人员提到的移动机器人，专指轮式移动机器人。

1.3 机器人学研究领域

1.3.1 机器人学的主要研究领域

机器人涉及机械、电子、控制、软件、计算机、人工智能等众多学科，机器人学的主要研究领域包括机构、感知、驱动、建模、规划、控制、编程、交互、计算、应用等诸多方面。

1.3.1.1 机构

机器人的主体机构是机器人的实体装置，常被称为机器人本体。除了机器人的本体之外，执行机构或者末端机构也非常重要，是机器人灵巧作业的硬件基础。机构方面的研究与设计主要包含以下内容：

◆ 仿生机构设计：仿照生物特性或者结构开展的机构设计，力求获得良好的运动性能。比较常见的仿生机构设计，包括人形机器人、机器鱼、机器蛇、机器狗、机器鸟等的机构设计。例如，波士顿动力公司设计的人形机器人的腿，本田公司设计的人形机器人的腿，二者各有特色，但波士顿动力公司设计的人形机器人的腿明显具有侧向柔性，也表现出更强的灵活性与适应性。中国科学院自动化所设计的仿鳐科机器鱼，采用多关节机构形成鱼尾，通过控制尾部摆动实现高效游动和快速转弯。

◆ 新型构型设计：为了实现特殊的任务，往往需要特殊的机器人构型。就机器人机构而言，多种方式的结合一直是研究的热点之一。其中，为了增加越障能力，研究人员提出了许多不同的组合式构型，例如，将履带与轮相结合的履带轮结构，将摆臂与轮相结合的摆臂轮结构，将轮与腿相结合的轮腿结构等。为了增加负载能力，研究人员将并联与串联机构相结合，提出了多种串并联机器人结构等。为了增加适应能力，研究人员将机器人设计成模块化结构，不同的模块可以进行重组，能够形成不同的构型。

◆ 操作手设计：仿照人手进行的机构设计，通常由多手指构成，力求获得灵巧作业的能力。常见的灵巧操作手包括两指、三指、四指和五指操作手，其共同点是都具有拇指。在拇指和其他手指的共同作用下，可以实现抓取、装配等作业。

◆ 末端执行机构：常见的末端执行机构包括夹持器、喷枪、焊枪、焊钳等。比较常见的夹持器是开关式夹持器，驱动方式包括电动和气动等。近年来，研究人员设计出了多种多样的自适应夹爪，可以在较大范围内实现不同尺寸物体的有效夹持。特别值得一提的是，苏州柔触机器人科技有限公司研制的自适应柔性夹爪，采用气动驱动，能够柔性抓取水果、海鲜、器件、部件等多类物体，可广泛应用于食品、汽车、服装、电子等多个行业自动化生产线的上下料和包装等^[C1-37]。吸附式夹持器也是广泛采用的一类夹持器，它可以同时夹持多个物体，具有效率高、对被夹持物体影响小的特点。一般地，末端执行器对机器人系统的效

率、精度等具有重要影响。末端执行器在机器人系统中具有重要地位，是机器人自动化生产线的关键部件之一。

◆ **减速器**：减速器是机器人的关键基础部件，是我国机器人领域长期攻关的重要研究内容。特别是工业机器人用的大减速比减速器，其精度与寿命受到众多因素影响。

◆ **新型材料**：新型材料是机器人领域的热点之一，包括机器人减速器用的材料、机器人连杆材料、机器人皮肤材料等。

1.3.1.2 感知

感知是机器人获取内部和外部信息的基础。感知方面的研究既包括传感器和传感系统的研究，又包括感知方法的研究。感知方面主要包括以下研究内容：

◆ **传感器**：工业机器人和地面移动机器人常用的传感器包括位置、速度、加速度、力等传感器。其中，旋转编码器和光栅尺是常用的位置和速度传感器，旋转编码器可以用于检测工业机器人的关节位置和速度，检测移动机器人轮子的运动里程和速度，光栅尺用于检测直线运动的位置和速度。旋转编码器和光栅尺已经比较成熟，未来的发展方向是进一步提高分辨率。惯性传感器包括陀螺和加速度计，常用于移动机器人的惯性导航和定位。惯性传感器的研究集中在信号处理、纠偏以及漂移校正等方面。力传感器在工业机器人中比较常用，可实现力和力矩检测。触觉传感器可用于工业机器人和人形机器人，用于检测接触力的分布。视觉、听觉、触觉等传感器，需要经过信息的深度加工才能给出输出结果，属于智能传感器。目前的智能传感器体积大、功耗高、集成度低，如何利用嵌入式系统实现智能传感器，即研制嵌入式微型智能传感器，是未来传感器研究的重要方向。此外，在恶劣工况下，信号容易受到干扰，鲁棒性和稳定性较差。如何突破恶劣工况下的鲁棒传感技术，也是未来传感器研究的重要方向。

◆ **传感系统设计**：机器人往往既要获得内部状态，又要获得外部的状态，需要多种、多个传感器。因此，传感系统的设计成为机器人系统设计的重要组成部分。传感系统设计的内容，主要包括传感器的选型、布局、信号传输等。对于感知机器人内部状态的传感器，其布局和信号传输比较简单，已经比较成熟。对感知机器人外部状态的传感器，其布局和信号传输还有待进一步深入研究。对于分布于较大场景环境中传感器，为了减少布线和保证信号传输可靠性，研究人员提出了无线传感网络。无线传感器节点、网络拓扑、通讯协议、组网技术、唤醒机制、基于网络的定位、能源管理等，是无线传感网络研究的重要内容。

◆ **传感信息融合**：每一种传感器都有其优点和缺点，有其优势和不足。为了获得可靠、准确的信息，研究人员往往采用多种、多个传感器对某一参量进行检测与测量。利用多种、多个传感器的信息进行融合，可以解决信号不确定性、噪声干扰等问题，提高检测与测量的精度与可靠性。目前，多传感器信息融合的方法有很多，包括加权法和扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman filter, EKF)、粒子滤波(Particle filter)、D-S证据推理等。

◆ **导航与定位**：导航与定位是移动机器人的重要研究内容。导航是要解决机器人往哪里去的问题，定位是要解决机器人当前在哪里的问题。常见的导航方法包括惯性导航、视觉

导航、地图导航、无线导航等，常见的定位方法包括里程计推算定位、视觉定位、GPS(Global positioning system)定位、超声波定位、红外定位、激光雷达定位、地图定位等。定位与导航具有关联性，在目标位置已知的情况下，只要能够实现机器人自身的定位，就可以进行导航。例如，设定了机器人的目标位置后，只要机器人自身的位置已知，就可以根据当前的环境情况确定机器人下一步的运动方向，即实现机器人的导航。在未知环境中，机器人在探索环境的同时进行自定位，可实现同时定位与地图构建(Simultaneous localization and mapping, SLAM)。SLAM常采用的传感器包括超声波传感器、激光雷达、视觉传感器等，其中基于视觉的SLAM是近年来机器人导航与定位研究的热点。

◆ **机器人视觉：**视觉是机器人感知外部环境的最重要方式，视觉传感系统已经成为机器人的基本配置。视觉系统利用相机获取图像后，需要对图像中的信息进行深度加工，例如图像处理、目标分割、特征提取、目标识别等，才能获得机器人所需要的感知结果。机器人视觉广泛应用于工业机器人和服务机器人，为机器人的自主控制提供了重要的外部信息。机器人视觉注重实时性、准确性和鲁棒性，如何兼顾实时性和鲁棒性、如何提高光照适应性一直是机器人视觉的重要研究内容。具有智能性的视觉感知被称为智能视觉感知，是近年来机器人感知的重要研究方向。能够主动改变参数的主动视觉与高速运动视觉，也是机器人视觉的重要发展方向。此外，视觉算法的硬件化是近年来新兴的重要发展方向。

1.3.1.3 驱动

驱动是机器人运动系统的重要组成部分。常见的驱动方式包括电机驱动、液压驱动、气体驱动、压电驱动等。其中，气体驱动推力较小，主要用于夹持器的驱动，在此不展开介绍。驱动方面主要包括以下研究内容：

◆ **超低惯性电机：**超低惯性电机是机器人关节常采用的电机，其性能对机器人的关节特性具有重要影响。特别是人形机器人的关节电机，需要体积小、功率大，目前主要依赖进口瑞士Maxon电机。

◆ **伺服驱动器：**对工业机器人而言，其关节电机一般采用交流伺服电机，由伺服驱动器驱动，因此，伺服驱动器的性能直接影响机器人的性能。利用伺服驱动器，可实现对工业机器人关节的速度伺服控制和力矩控制等。关节电机的低速特性和零速转矩保持等，是伺服驱动器需要解决的关键问题。

◆ **直驱：**直驱是指直接驱动，电机直接和运动执行部件结合，没有中间的机械传动、变速等环节。典型的直接驱动电机包括直线电机、力矩电机、外转子电机等。直线电机用于直线运动，常用于高速、高精度的直角坐标机器人。力矩电机用于旋转运动，广泛用于高精度的速度或位置伺服系统。外转子电机常制作成车轮，常用于移动机器人。直接驱动不仅具有惯量小、动态性能好等特点，而且构成的运动系统运动速度高、噪音低。在直驱技术方面，直驱电机的设计和控制是需要进一步深入研究的内容。

◆ **液压驱动：**液压驱动能够提供巨大的推力，在大型机器人中比较常用，但系统成本高，维护不方便。近年来，波士顿动力公司在BigDog、Atlas、Handle机器人中均采用了液

压驱动，取得了非常好的效果，这些机器人的运动性能十分优异。

◆ **压电驱动：**压电驱动采用压电陶瓷，具有精度高、刚度高的特点，可达到nm级的位置精度。压电驱动面临的主要问题包括运动范围小、存在漂移、具有滞回特性等，其中，通过闭环控制可以降低漂移对位置控制精度影响，通过建模可以消除滞回特性的影响。目前，如何扩大压电驱动的运动范围是需要探索的关键问题。

1.3.1.4 建模

建模是对对象特性或者变化过程的描述。机器人系统的建模涉及传感模型、控制模型、机器人模型、对象模型、环境模型等。

◆ **传感模型：**根据所用传感器的不同，传感模型可以分为视觉传感模型、力传感模型等。镜头畸变可以忽略的线性相机，成像模型常采用小孔模型。图像坐标与笛卡尔坐标之间的关系，常采用透视投影(Perspective projection)、仿射投影(Affine projection)等变换来描述。相机坐标系与机器人坐标系之间的关系，采用齐次坐标变换描述。镜头具有大畸变的相机，其镜头常采用Brown模型描述。全景相机，其成像常采用球面模型描述。图像坐标变化率与相机运动速度之间的关系，采用矩阵表示，该矩阵称为交互矩阵(Interaction matrix)，又称为图像雅可比矩阵(Image Jacobian matrix)。交互矩阵的获取是基于图像的视觉伺服(Image-based visual servoing)的关键。力传感器在一定范围内采用线性模型，但数据往往具有高频随机噪声，需要进行滤波处理。通常，从控制系统的被测量角度来看，传感器可以利用线性模型描述，有时需要考虑时延因素和非线性因素。

◆ **控制模型：**机器人的控制模型是指控制策略、控制算法或控制律的模型。控制模型分为显式数学模型和隐式模型。显式数学模型能够采用数学表达式描述，隐式模型不能利用数学表达式描述。控制策略以显式数学模型为主，控制律既有显式数学模型又有隐式模型。例如，传统的PID控制为显式数学模型，模糊控制为隐式模型。控制模型的研究重点为控制律设计，只有好的控制律才能保证控制系统具有好的动态性能。

◆ **机器人模型：**机器人模型是对机器人特性或状态的描述。工业机器人的模型包括运动学模型、动力学模型等，运动学模型用于运动前后位姿的描述，动力学模型用于对受力与运动状态的描述。工业机器人的动力学模型虽然具有建模方法，但很难获得比较准确的模型。对于机器人的关节，在运动速度较低的情况下，关节速度可以建模为一阶惯性环节模型。常见的轮式移动机器人也具有运动学模型、动力学模型等，但其3自由度运动由两轮驱动，属于欠驱动系统。轮式移动机器人受到非完整性约束(Non-holonomic constraint)，其旋转运动与平移运动具有较强耦合性。

◆ **对象模型：**被机器人操作的对象常采用三维模型表示。为了获得对象的三维模型，往往首先获得其表面数据或者边缘数据。表面数据的获取方法包括激光扫描法、结构光法、立体视觉法等，但立体视觉仅适用于有纹理的物体表面。获得物体的表面点云数据后，利用三维重建获得三维模型。边缘数据的获取，可以采用视觉方法。获得物体的边缘后，可以形成物体的轮廓模型。建立对象模型的关键问题是实时性、准确性以及模型精度。

◆ **环境模型**：对于在大范围环境中运动移动机器人，往往需要获得其运动环境的信息和模型，这就需要对环境进行建模。环境地图是最常见的环境模型，可分为语义地图、拓扑地图、网格地图模型等。网格地图将环境分为若干网格，在网格中给出是否具有障碍物的信息，仅适用于比较简单的应用。拓扑地图利用拓扑结构给出环境中的路径信息，适合于大范围环境建模。语义地图给出了环境中路径、物体等信息，有利于目标搜索和路径规划，建图比较复杂，但对于自动驾驶具有重要作用。

1.3.1.5 规划

规划是机器人自主运动和自主作业的关键环节。对于工业机器人、移动机器人、多机器人系统，其规划具有不同的内容，包括了从运动规划、路径规划到任务规划等不同的层级。规划方面主要包括以下研究内容：

◆ **运动规划**：主要是对工业机器人的运动进行规划，包括关节空间运动规划和笛卡尔空间运动规划。关节空间运动规划是按照时间对关节坐标进行插值，比较常见的插值方法包括多项式插值、抛物线过渡的线性插值、B样条插值等。目前，工业机器人关节空间常采用三次B样条插值。笛卡尔空间运动规划是对于给定的笛卡尔空间路径，计算一系列路径点上的机器人末端位置和姿态。在对工业机器人进行笛卡尔空间运动规划时，需要考虑机器人的可达性和关节限位等问题。

◆ **路径规划**：主要是对移动机器人的运动路径进行规划，分为全局路径规划和局部路径规划。全局路径规划适用于结构化的已知环境，在环境中寻找机器人从起点到终点的最佳路径。全局路径规划方法众多，常见的方法包括A*算法、人工势场法、模拟退火算法(Simulated annealing algorithm)、禁忌搜索算法等传统算法，C空间法、栅格法、自由空间法、维诺图(Voronoi)法等图形学方法，以及遗传算法、蚁群算法、粒子群算法等仿生学算法。局部路径规划适合于未知环境或者动态环境，根据传感器获得的环境局部信息对机器人下一步的运动进行规划。常见的局部路径规划包括基于模糊逻辑、基于行为的路径规划等。移动机器人的路径规划是机器人领域长盛不衰的重要研究内容。

◆ **机器人调度**：对于多移动机器人系统，路径资源有限，不同的机器人需要分时段共享路径。机器人调度是机器人的交通指挥系统，调度问题属于优化问题。如何充分利用有限的路径资源，在考虑机器人性能的前提下提高整体系统的运行效率，是机器人调度所要研究的主要问题。

◆ **任务规划**：任务规划是多任务机器人系统的上层规划，用于对将要执行的任务进行合理的排列或组合，对任务参数进行赋值等。任务规划也属于优化问题。

1.3.1.6 控制

控制是机器人的重要环节，直接关系到机器人性能的优劣。机器人的控制具有多个层面，包括控制算法或控制律、控制箱、控制系统等。控制方面主要包括以下研究内容：

◆ **控制器**：机器人的控制器具有两层含义，一层含义是控制箱，另一层含义是控制算法或控制律。控制箱含有硬件和软件，硬件包括驱动器、通讯板等，软件包括示教、运动控

制、通讯、交互等模块。控制算法或控制律多种多样，包括传统的PID控制算法、智能控制算法等。控制策略、控制算法或控制律设计，是机器人控制的重要研究内容。

◆ **控制系统：**控制系统包括传感器、控制器、机器人对象等。按照被控量的不同，控制系统可以分为位置控制系统、速度控制系统、力控制系统等。控制系统的设计，需要考虑系统的稳态性能和动态性能。其中，控制系统结构、控制算法或控制律是控制系统设计的关键。

◆ **智能控制：**传统控制方法采用PID算法，通过调整比例、积分和微分项的系数，可以保证定常二阶线性系统的稳定性并获得较好的动态性能。但在机器人负载变化或者具有不确定性时，传统的PID控制的效果往往不够理想。针对此类问题，研究人员提出了大量的智能控制算法，例如自适应控制、模糊控制、预测控制、神经网络控制等。机器人智能控制算法，是提高机器人智能性的关键因素，也是机器人控制最重要的研究方向之一。

◆ **视觉伺服：**视觉伺服是指在控制机器人运动的伺服环内采用视觉信息。视觉伺服常用于跟踪或趋近目标，在工业机器人和服务机器人中都有广泛应用。按照采用的视觉信息所处空间，视觉伺服分为基于位置的视觉伺服、基于图像的视觉伺服和混合视觉伺服。基于位置的视觉伺服在笛卡尔空间设定期望值，视觉反馈信息是位置和姿态，控制律设计比较直观，但机器人和视觉系统建模误差对稳态误差有影响，控制精度较低。基于图像的视觉伺服在图像空间设定期望值，视觉反馈信息是图像特征当前值，在图像空间构成闭环，对机器人和视觉系统建模误差不敏感，控制精度较高，但控制律设计不直观，稳定性分析困难，控制系统只是局部稳定，伺服过程中目标容易丢失导致伺服失败。部分研究人员将基于位置的视觉伺服与基于图像的视觉伺服相结合，部分自由度采用基于位置的视觉伺服，部分自由度采用基于图像的视觉伺服，充分利用两者的优点，在保证稳定性的同时提高控制精度。如何在视觉伺服中处理位置与姿态的耦合以及机器人、环境的运动约束，是视觉伺服研究中亟待解决的关键问题。

◆ **协调控制：**在多机器人共同完成一项任务过程中，机器人之间往往需要协调运动，即需要对机器人进行协调控制。常见的协调控制方式包括主从式、协商式等。主从式协调控制以一台机器人的运动为主，其他机器人进行跟随。主从式协调控制又称为Leader-Follower式协调控制。协商式协调控制由多台机器人进行协商，根据要完成的任务、约束条件、机器人特性等给出运动参数，所有机器人共同遵守并一同运动。协调控制是多台机器人共同作业的重要保障，是多机器人系统的重要研究内容。

1.3.1.7 编程

编程是实现机器人作业的基础，与机器人使用的方便性密切相关。机器人编程方面主要包括以下研究内容：

◆ **运动自编程：**一般地，工业机器人为用户提供许多运动函数或者G代码，用于用户对机器人的运动控制。利用这些运动函数或者G代码，可以实现机器人的运动自编程。例如，喷涂机器人根据对象模型对机器人的运动进行规划，再把规划结果转换成一系列运动函数或

者G代码,即可实现喷涂运动自编程。对于服务机器人,可以通过视觉系统提取人演示过程中的运动轨迹,经过处理后转化成机器人的运动轨迹,机器人就可以模仿人的动作。这种通过演示完成机器人运动编程的过程,称为演示编程(Programming by demonstration)。无论工业机器人的运动自编程,还是服务机器人的演示编程,都能为机器人的应用带来极大的便利,同时也是提高机器人智能性的重要途径。

◆ 操作系统: 机器人操作系统ROS(Robot operation system)是斯坦福大学(Stanford University)在2005年左右发起的机器人开源代码库^[C1-38],是仿照计算机操作系统的一种机器人开发环境。ROS提供一系列程序库和工具,提供了硬件抽象、设备驱动、函数库、可视化工具、消息传递和软件包管理等功能,能够帮助软件开发者快速创建机器人应用软件。目前,ROS已能够支持大量的机器人平台。

1.3.1.8 交互

交互是人与机器人交流的重要途径,是实现人机共融的基础。传统的人机交互利用键盘、手柄与显示器进行信息传递,键盘用于输入信息,手柄用于运动信息输入,显示器用于输出信息。把机器人作为人对待,对于提高交互的便捷性和有效性具有很大帮助。除了传统的人机交互方式之外,人与机器人之间的交互主要包括以下研究内容:

◆ 视觉交互: 视觉交互主要用作机器人的信息输入。视觉交互包括手势、手姿、动作序列等,其中,视觉识别、模态提取与动作提取等是其主要研究内容。

◆ 语音交互: 语音交互既能用于机器人的信息输入,又能用于机器人的信息输出。用于信息输入时,由人通过说话给机器人发出指令,涉及语音识别、说话人识别等关键技术问题。用于信息输出时,由机器人通过语音合成以说话的形式给出信息,涉及文本分析、韵律生成、语调控制等关键技术问题。

◆ 接触交互: 接触交互是指人与机器人通过接触进行交互的方式,可以用于人对机器人的手把手示教。其中,如何感知人的意图是接触交互的关键。

1.3.1.9 计算

此处的计算是指机器人的计算系统或计算机系统。主要包括以下研究内容:

◆ 嵌入式: 嵌入式计算机是机器人普遍采用的计算机系统。

◆ 分布式: 由于嵌入式计算机的资源有限,常常采用多台嵌入式计算机,将不同的计算功能分配给不同的嵌入式计算机,嵌入式计算机之间利用总线或者通讯进行联接。例如,运动控制、视觉感知等分别采用不同的嵌入式计算机完成。

◆ 云计算: 将部分计算量大的工作放在云端完成,形成的计算结果发送给机器人。例如,大型场景中的视觉感知可以放在云端完成,离线优化、神经网络训练等需要大量计算资源的工作放在云端完成。

◆ 计算机化: 仿照计算机的架构,将机器人的各个组成部分设计成模块化结构,并在主机配置丰富的驱动资源,实现各类传感器、驱动器、控制器的即插即用。机器人的计算机化,是机器人未来发展的重要方向。

1.3.1.10 应用

机器人应用广泛,但不同应用领域的机器人具有自身的特色。因此,面向应用领域开展机器人的研究具有重要意义。机器人的主要应用包括:

- ◆ 机器人在工业、农业、建筑业的应用
- ◆ 机器人在服务业的应用
- ◆ 机器人在核能、高空、水下等危险环境中的应用
- ◆ 机器人军事领域的应用
- ◆ 机器人在医疗领域的应用
- ◆ 机器人在CMIS和FMS中的应用
- ◆ 机器人在微观领域的应用
- ◆ 以机器人为单元的可重构加工制造系统(无人化的智能工厂)

1.3.2 相关期刊与会议

由于机器人领域研究内容非常广泛,所以与机器人相关的期刊众多。国际期刊主要包括:《IEEE Transactions on Robotics》、《IEEE Transactions on Automation Science and Engineering》、《IEEE Transactions on Cybernetics》、《IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems》、《IEEE/ASME Transaction on Mechatronics》、《IEEE Transactions on Industrial Electronics》、《IEEE Transactions on Control Systems Technology》、《Autonomous Robot》、《International Journal of Robotics Research》、《Robotics and Autonomous Systems》、《Robotica》、《Journal of Robotic System》、《Advanced Robotics》、《Journal of Intelligent & Robotics Systems》、《Robotics and Computer-Integrated Manufacturing》、《Journal of Robotics and Mechatronics》、《Artificial Life and Robotics》、《Journal of Dynamic System, Measurement, and Control》、《International Journal of Robotics and Automation》、《The International Journal of Advanced Manufacturing Technology》、《International Journal of Computing and Automation》等。国内学术期刊主要包括:《自动化学报》、《机器人》、《控制与决策》、《控制理论与应用》、《机械工程学报》、《高技术通讯》等。

此外,每年都有很多涉及机器人的国际、国内学术会议。例如,“IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)”,“IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)”,“IEEE International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)”,“American Control Conference (ACC)”,“IEEE Conference on Decision and Control (CDC)”,“International Federation of Automatic Control (IFAC) World Congress”,“International Conference on Advanced Robotics (ICAR)”,“IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)”,“IEEE Conference on Robotics, Automation and Mechatronics (RAM)”,“International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV)”,“中国控制会议(CCC)”,“中国智能机器人学术会议”等。

1.4 机器人未来发展趋势

机器人总体上向着智能化方向发展，部分具体的发展方向如下：

- ◆ 智能化：不仅外观像人，能力与智能也像人。
- ◆ 灵巧化：运动精度、操作精度大幅度提高，灵活性、适应性加强。
- ◆ 群体化：大量机器人形成群体，分工、协作完成复杂任务。
- ◆ 计算机化：像计算机一样，实现部件的即插即用。
- ◆ 多功能化：具有多种多样的功能，可为人类提高多种高质量的服务。
- ◆ 普及化：各种机器人玩具、教育机器人等。
- ◆ 大型化与小型化：机器人尺寸上大的更大，小的更小。

上述发展方向中，智能化是机器人最重要的发展方向。因此，下面以机器人操作技能学习为例，对机器人的智能化进行简要讨论。

目前，机器人主要被作为工具使用。在医疗领域，手术机器人由有经验的医生操作，医生既要有手术经验，又要有操作机器人的经验。医生操作机器人每做一次手术，其手术技能就向机器人展示一次。但由于手术机器人没有技能学习能力，医生展示的技能白白浪费了。在防暴领域，防暴机器人虽然具有一定的自主运动能力，但为安全起见主要由操作人员利用遥控器操作。操作人员根据机器人相机传回的图像，利用遥控器向机器人发出指令，控制机器人趋近、抓取疑似爆炸物，并将其放入防暴桶中。操作员的每一次操作，也是操作员技能的演示，机器人不能学习并掌握这些技能，实在可惜。在工业领域，常常采用示教再现的方式对工业机器人的作业进行编程。技术人员利用示教盒对机器人进行示教。由操作员将机器人末端运动到某一位姿，记录该位姿和关节参数，完成一个点的示教。完成多点示教后，对路径进行拟合，并设定运动速度等参数。机器人工作时，只是简单重复示教过的动作。可见，工业机器人虽然能够自动工作，但其作业的灵活性、智能性很低。

机器人操作技能学习是指机器人学习人类操作技能的过程，通过对人做过的操作或动作的观察与记忆，结合各类传感器信息，机器人经过模仿、优化，学会并能完成人教给的操作或动作。机器人一旦具有操作技能学习能力，那么人类就可以根据需要对机器人传授不同的操作技能，机器人就可以由工具转变为工匠，机器人就有可能成为技术工人，甚至成为手术医生和手工艺人。对机器人赋予智能，让机器人能够象人一样自主、智能地工作，一直是人类的梦想。机器人的学习机制可以使机器人具有智能性，可以不针对具体任务预编程而完成某些任务。根据数据或者样本是否具有标记，机器人学习可以分为监督学习、无监督学习和强化学习。三者各有特点，监督学习的数据或样本中具有明确的期望输出，学习的目标是建立输入数据或样本与期望输出之间的映射，该映射具有强泛化能力；无监督学习的数据或样本中没有标记，学习的目标是寻找规律性；强化学习的数据或样本没有标记，但有整体期望，学习的目标是获得最大的累积回报。

演示学习(Learning from Demonstration, LFD)是从演示过程中学习策略的一类方法^[C1-39],

在机器人技能学习中较常用。演示学习通常由人进行演示，机器人观察人的演示过程，从中进行策略提取(Policy derivation)，进而模仿演示者的运动、动作或反应，并处理所在各种环境中的误差。图1-34为演示学习示意图。监督学习、无监督学习和强化学习，都是在演示学习中经常采用的学习方法。

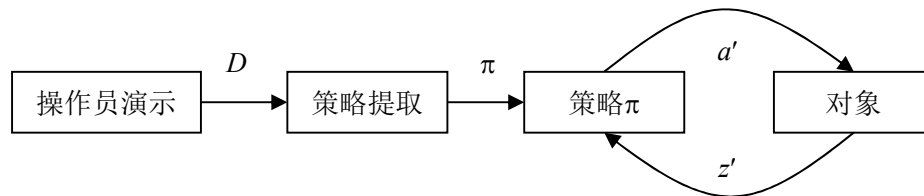


图1-34 演示学习示意图^[C1-39]，其中D是数据， π 是策略， a' 是动作， z' 是观测到的状态

深度学习是目前特别流行一种学习方法。深度学习属于监督学习，是一种特征学习方法^[C1-40]。它利用多层神经网络，把原始数据通过一些简单的非线性模型转变成为更高层次的、更加抽象的表达，从而实现数据到结果的映射。卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)是深度学习常用的一类网络，其优势在于不需要专门提取特征，抽象能力强，对同类目标的识别能力强。但其缺点也十分明显。第一，其训练过程十分繁杂，不仅需要大量的样本，而且需要对样本进行标注^{[C1-41][C1-42]}。大量采集样本并标注，工作量巨大。第二，对于数据量较小的样本集，深度学习的效果并不理想。由于形成操作动作样本的成本较高，所以难以形成大样本数据集。因此，深度学习不太适合于具有较多动作的操作过程的学习，但比较适合于技能学习中的智能感知。

Argall等认为人的演示方式有两种，一种方式由人直接进行相应作业，机器人通过视觉采集人的动作，提取策略后进行模仿；另一种方式利用机器人进行相应作业，机器人记录相应动作，提取策略后进行模仿。演示的动作又分为批量演示和交互演示，批量演示将所有作业过程整体演示一遍，交互演示在演示的过程中人与机器人进行交互^{[C1-39][C1-43]}。在演示学习中，学习的内容分为三类，分别为观测量到动作的映射、环境模型与环境状态关联的奖励函数、动作前后条件以及动作序列^[C1-43]。在笛卡尔空间中对任务或过程进行监督学习，是演示学习中较常见的方式。为了加强学习效果，研究人员将强化学习引入到在笛卡尔空间的任務或过程学习。文献^{[C1-44][C1-45]}在笛卡尔空间对装配过程进行学习，学习整个装配任务，并根据反馈信息，实时调整运动轨迹以顺利完成装配任务。通过对装配任务与过程的学习，有利于降低环境中不确定性干扰的影响，如传感器反馈的误差和噪声、执行机构的误差等，保证装配效果。在笛卡尔空间中的学习，往往采用视觉系统采集机器人末端的位姿，形成机器人末端在笛卡尔空间的轨迹。但在笛卡尔空间学习得到的轨迹，转换到机器人的关节空间时有时会存在问题，例如奇异点问题、关节限位问题等，这些问题会导致机器人末端不能到达学习得到的轨迹或位姿。

为了克服在笛卡尔空间学习后向关节空间转化存在的不足，研究人员将目光转向了机器人的关节空间。动态运动基元(Dynamic Movement Primitives, DMPs)是运动系统执行动作的基本单元，是控制策略表示的一种简约的方法^{[C1-46][C1-47]}。通常从人类演示中获取运动基元

的初始策略参数。一系列的运动基元可实现一个具有目标导向的行为，可以解决感知信息到机器人行为的转化^[C1-48]。例如，Peters等人利用运动基元描述机器人的运动，通过模仿学习获得运动基元的参数，通过模仿学习和强化学习获得机器人球拍的击球策略，实现了工业机器人打乒乓球，取得了很好的打球效果^{[C1-49][C1-50]}。基于运动基元的技能学习，其着眼点在机器人关节的运动，可以很好地实现运动技能学习，模仿期望的运动轨迹。基于运动基元形成的机器人末端运动轨迹平滑稳定，但不能严格跟踪机器人末端在笛卡尔空间的期望轨迹或者者的位姿，只是轨迹或者末端位姿的近似。因此，基于运动基元的技能学习适合于对机器人在笛卡尔空间末端轨迹和位姿要求不严格的场合，例如机器人打乒乓球，但不适合于装配、加工操作等对末端轨迹和位姿要求严格的应用。

此外，基于强化学习的方法在机器人系统中比较常见，并有许多成功应用实例。例如，Pastor等^[C1-51]提出基于路径积分策略改进(Policy Improvement with Path Integrals)的强化学习方法，从示例中获取新的运动技能，机器人能够从一个粗糙的示例中学习好的操作技能并提高复现的成功率。同时，采用传感反馈学习任务输出的预测模型，使系统能够学习本体感觉以在线检测后继任务的执行。利用PR2双臂机器人，经过学习后分别实现打台球和用筷子翻转盒子等任务。在打台球实验中，任务变量主要包括球杆初始位移、球杆姿态、手臂姿态等，每个变量具有一个不同形式的变换系统，系统参数包括出球速度、球到目标的位置偏差、击球前球杆末端与球的距离等。学习任务中损失函数的设计较为复杂，如何合理地平衡各变量的关系是关键，这需要设计者丰富的经验。当机器人用约20分钟完成了22组试探后，损失函数收敛。用筷子翻转盒子90度的任务更加精细。设计者在目标损失函数之外，还引入了瞬时损失函数(动作值函数)。其中，目标损失函数依据箱子的最大翻转角度以及最终翻转角度进行设计，用于评价系统的最终效果。损失函数依据盒子的加速度、作用力、以及夹持器的加速度进行设计，用于实时估计当前状态的奖赏值，从而调整策略。利用约41分钟进行32组试探后，目标损失函数收敛，任务成功率从3%提升到86%。Peters等^[C1-52]采用基于强化学习的策略梯度法对机器人技能学习进行研究，并与有限差分梯度法、普通梯度下降法、自然梯度法、自然演员评论家算法等进行了比较。Gullapalli等^[C1-53]将随机实值(Stochastic Real-Valued, SRV)强化学习描述为两个不同的多层神经网络，利用SRV与反向传播耦合形成一个三层五输出的网络，通过一系列不同初始状态的试错进行控制器训练，利用Zebra Zero机器人实现了在多干扰下的轴孔插入装配。Lowe等^[C1-54]采用自学习(Self-learning)方法选择并动态改变装配序列，用强化学习惩罚失败的装配步骤，以利于反馈序列的选择；其评价是建立在零件特征基础之上的，而非零件之间的关系，省去了对零件先验知识的构建。

通常情况下，在真实机器人上进行技能示教，不仅会占用生产工时，而且一台设备只能由一个人逐次示教，获取的示教数据的样本量较少，学习到的技能在复现阶段存在潜在风险。例如，在微装配任务中，微器件结构精密、加工难度高，所以导致实验一次消耗成本较高。在实际机器人平台上测试新方法，若产生未知的不可靠行为，可能损伤甚至损坏实际系统。在机器人技能学习中应用三维仿真技术，在仿真环境下进行技能示教、技能复现和强化学习，

可提高技能学习的效率 and 安全性，并大幅度降低成本。例如，Wang等^[C1-55]提出了一种多模态的技能学习系统，可将观察到的原始示范视频解析为符号表示的技能序列，并可基于ABB RoboStudio仿真器验证技能学习系统的有效性。深度强化学习在真实机器人上存在学习过程漫长的问题，但在仿真环境中展示出了良好效果^{[C1-56][C1-57]}。Rusu等^[C1-58]基于渐进式网络(Progressive Neural Networks, PNN)，将仿真环境中学习到的技能策略迁移到真实机器人上。该方法首先在仿真环境中学习到一个演员评论家(Actor-Critic)网络，然后在真实的机器人上针对相似的任务进行网络模型训练，且该模型与仿真环境下得到的网络进行横向非线性的连接。相对于传统的方法，该方法显著提高了真实机器人技能学习的效率。

虽然可以用于机器人技能学习的方法众多，但离机器人通过学习掌握操作技能，还有很长的路要走。目前的学习方法注重动作或者轨迹的模仿，对行为缺乏理解，对行为的意图更是没有涉及。对行为意图的理解，不仅对于技能学习具有重要作用，而且对于行为的复现具有深远的影响。例如，击球、趋近这类行为，对运动快速性、轨迹平滑性具有较高要求，对精度的要求较低，在明确行为意图的情况下，可以经过强化学习获得关节运动规律，进而利用关节空间的运动组合实现机器人末端的快速平滑运动。

机器人技能学习的样本数据集一般较小。对于小的数据集来说，当有标签的样本很少或者正样本很少时，无监督的预训练可以防止过拟合，同时可以带来更好的泛化性能^[C1-40]。因此，针对小数据样本集的演示学习，如何结合监督学习、无监督学习和强化学习的特点，结合笛卡尔空间和关节空间模仿的各自优势，充分发挥机器人精度高和人智能性强的特点，提高机器人操作技能学习的有效性和方便性，是值得深入研究的问题。

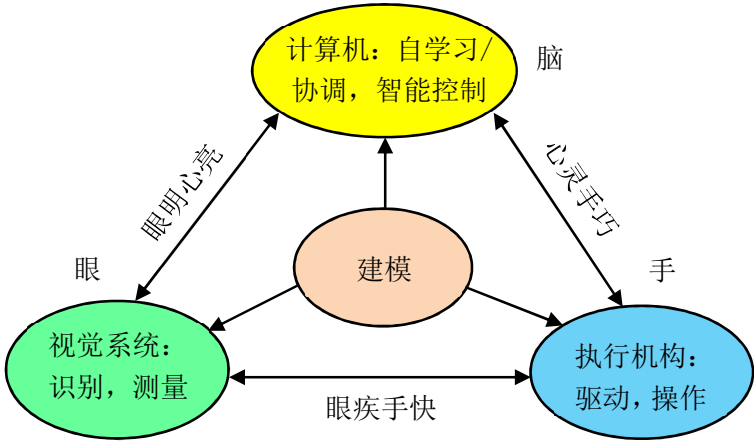


图1-35 “手-眼-脑”一体化

除了技能学习之外，在机器人由自动化向智能化发展过程中，“手”、“眼”、“脑”之间的协调一致具有十分重要的作用。“手”是执行机构，“眼”是视觉系统，“脑”是计算机，“手”、“眼”、“脑”之间的关系见图1-35。“眼”与“脑”的结合，追求的目标是“心明眼亮”，即智能感知。“手”与“眼”的结合，追求的目标是“眼疾手快”，即视觉伺服。“脑”与“手”，的结合，追求的目标是“心灵手巧”，即灵巧精准作业。如何结合机器人“手”、“眼”、“脑”的特点，充分运用人工智能、仿生学的最新研究成果，提高“手-眼-脑”一体化程度，提高机器人的感知智能性和作业灵巧性，是值得深入研究的问题。

参考文献

- [C1-1] 刘金国, 张学宾, 曲艳丽, 欧盟“SPARC”机器人研发计划解析, 机器人技术与应用, (2): 24-29, 2015.
- [C1-2] 中国机器人产业发展白皮书, 工业和信息化部赛迪研究院, 2016.
- [C1-3] <https://baike.sogou.com/h260448.htm?sp=1152479173>
- [C1-4] <https://www.ifr.org/robot-history>
- [C1-5] <https://baike.baidu.com/item/火星车/4561431?fr=aladdin>
- [C1-6] <https://baike.baidu.com/item/ASIMO>
- [C1-7] <https://www.ifr.org/>
- [C1-8] <http://auto.chengdu.cn/2018/0712/1987889.shtml>
- [C1-9] <http://auto.eastday.com/a/171104091240680-2.html>
- [C1-10] <https://www.intuitive.com/en/products-and-services/da-vinci/systems/sp>
- [C1-11] <https://baike.baidu.com/item/达芬奇手术机器人>
- [C1-12] <http://www.irobot.cn/roomba/900>
- [C1-13] <http://www.ksec.com.cn/list/kcwlgspe/10/623/auto/20/0.html>
- [C1-14] <http://www.mtd.com.cn/channel/58.html>
- [C1-15] <http://asimo.honda.com/asimo-specs/>
- [C1-16] <https://www.bostondynamics.com/>
- [C1-17] <https://baike.baidu.com/item/NAO/18025769>
- [C1-18] 蔡自兴, 机器人学, 北京: 清华大学出版社, 2000
- [C1-19] 谭民, 徐德, 侯增广, 王硕, 曹志强, 先进机器人控制, 北京: 高等教育出版社, 2007.
- [C1-20] <https://www.iso.org/obp/ui/#iso:std:iso:8373:ed-2:v1:en>
- [C1-21] <https://en.oxforddictionaries.com/definition/robot>
- [C1-22] <https://baike.baidu.com/item/机器人/888>
- [C1-23] https://en.wikipedia.org/wiki/Cognitive_robotics
- [C1-24] <http://news.mydrivers.com/1/555/555673.htm>
- [C1-25] <http://tech.huanqiu.com/front/2018-06/12237759.htm>
- [C1-26] <http://discovery.163.com/13/1001/10/9A3H4L2N000125LI.html>
- [C1-27] <https://robot.ofweek.com/2016-08/ART-8321203-8440-30021417.html>
- [C1-28] <http://sh.qihoo.com/pc/9fcd755d370c98865>
- [C1-29] <http://mil.huanqiu.com/gt/2017-12/2890284.htm>
- [C1-30] http://www.sohu.com/a/119087296_119038
- [C1-31] <http://enjoy.caixin.com/2014-05-15/100677787.html>
- [C1-32] <http://www.jinkoucaigou.com/company/adept-technology/adept-quattro-s800h-parallel-robot-industrial-max-4-kg.html>
- [C1-33] http://www.sohu.com/a/168981639_99901372
- [C1-34] <http://baijiahao.baidu.com/s?id=1555757745592631&wfr=spider&for=pc>
- [C1-35] <http://www.crchi.com/col/col2450/index.html>
- [C1-36] <https://www.ankoninc.com.cn/assets/home.html>
- [C1-37] <http://www.rorobot.cc/>
- [C1-38] <http://www.ros.org/>
- [C1-39] B. D. Argall, S. Chernova, M. Veloso, B. Browning, A survey of robot learning from

- demonstration, *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 57, no. 5, pp. 469-483, 2009.
- [C1-40] Y. LeCun, Y. Bengio, G. Hinton, Deep learning, *Nature*, vol. 521, no. 7553, pp. 436-444, May 2015.
- [C1-41] R. Girshick, J. Donahue, T. Darrell, J. Malik, Region-based convolutional networks for accurate object detection and segmentation, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 38, no. 1, pp. 142-158, 2016.
- [C1-42] R. Girshick, Fast R-CNN, *IEEE International Conference on Computer Vision*, pp. 1440-1448, 2015.
- [C1-43] B. D. Argall, B. Browning, M. Veloso, Learning Robot Motion Control with Demonstration and Advice-Operators, 2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Nice, France, Sept. 22-26, 2008
- [C1-44] J. Chen and A. Zelinsky, Programing by demonstration: coping with suboptimal teaching actions, *The International Journal of Robotics Research*, vol. 22, no. 5, pp. 299-319, 2003.
- [C1-45] J. Chen, Constructing task-level assembly strategies in robot programming by demonstration, *International Journal of Robotics Research*, vol. 24, no. 12, pp. 1073-1085, 2005.
- [C1-46] S. Schaal, C. G. Atkeson, Learning control in robotics, *IEEE Robotics & Automation Magazine*, vol. 17, no. 2, pp. 20-29, 2010.
- [C1-47] S. Schaal, Is imitation learning the route to humanoid robots? *Trends in Cognitive Sciences*, vol. 3, no. 6, pp. 233-242, 1999.
- [C1-48] S. Schaal, J. Peters, J. Nakanishi, et al., Control, planning, learning, and imitation with dynamic movement primitives, *Workshop on Bilateral Paradigms on Humans and Humanoids*, IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2003.
- [C1-49] J. Peters, J. Kober, K. Mülling, et al., Towards robot skill learning: From simple skills to table tennis, *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 8190, Part 3, pp. 627-631, 2013.
- [C1-50] J. Peters, K. Mülling, J. Kober, et al., Towards motor skill learning for robotics, *Springer Tracts in Advanced Robotics*, vol. 70, n STAR, pp. 469-482, 2011
- [C1-51] P. Pastor, M. Kalakrishnan, S. Chitta, et al., Skill learning and task outcome prediction for manipulation, *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 3828-3834, 2011.
- [C1-52] J. Peters, S. Schaal, Reinforcement learning of motor skills with policy gradients, *Neural Network*, vol. 21, no. 4, pp. 682-97, 2008.
- [C1-53] V. Gullapalli, J. A. Franklin, and H. Benbrahim, Acquiring robot skills via reinforcement learning, *IEEE Control Systems*, vol. 1994, no. 1, pp. 13-24, 1994
- [C1-54] G. Lowe, B. Shirinzadeh, Dynamic assembly sequence selection using reinforcement learning, *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 2633-2638, 2004.
- [C1-55] Y. Wang, Y. Jiao, R. Xiong, et al., MASD: A Multimodal Assembly Skill Decoding System for Robot Programming by Demonstration, *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, in press (web available), 2018.
- [C1-56] V. Mnih, A. P. Badia, M. Mirza, et al., Asynchronous methods for deep reinforcement learning, *International Conference on Machine Learning*, pp. 1928-1937, 2016.
- [C1-57] J. Schulman, P. Moritz, S. Levine, et al., High-dimensional continuous control using generalized advantage estimation, *International Conference on Learning Representations*, 2016.
- [C1-58] A. A. Rusu, M. Vecerik, T. Rothörl, et al., Sim-to-Real Robot Learning from Pixels with Progressive Nets, *Conference on Robot Learning*, pp. 262-270, 2017.