

分类号: TP242.2

密 级: 公开

学校代码: 10363

学 号: 2210120136



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

硕士学位论文

题 目 工业机器人装配作业环境感知和
信息融合研究

论 文 作 者 赵剑飞

校 内 导 师 许德章 (教授)

校 外 导 师 李公文 (高级工程师)

专业学位类别 机械

研究方向 (领域) 智能机器人

论文提交日期: 2024 年 5 月 24 日

分类号：TP242.2

单位代码：10363

密 级：公开

学 号：2210120136

工业机器人装配作业环境感知和信息融合研究

RESEARCH ON ENVIRONMENT SENSING AND INFORMATION FUSION FOR INDUSTRIAL ROBOT ASSEMBLY OPERATION

学生姓名：	赵剑飞
校内导师：	许德章（教授）
校外导师：	李公文（高级工程师）
专 业：	机械
研究方向：	智能机器人

论文答辩日期：2024 年 5 月 24 日

安徽工程大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：我恪守学术道德，崇尚严谨学风。所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已明确注明和引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品及成果的内容。论文为本人亲自撰写，我对所写的内容负责，并完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

学位论文作者签名：赵剑飞

日期：2024年5月28日

安徽工程大学学位论文版权使用授权书

学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅或借阅。本人授权安徽工程大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

保密 ☐，在 _____ 年解密后适用本版权书。

本学位论文属于

不保密 ☒。

学位论文作者签名：赵剑飞

指导教师签名：许洪平

日期：2024年5月28日

日期：2024年5月28日

工业机器人装配作业环境感知和信息融合研究

摘 要

随着人工智能技术的发展,工业机器人代替人工作业成为智能制造领域不可或缺的一部分。然而依靠传统示教编程的工业机器人识别定位精度低、适应性差,难以满足机械装配等高精度作业要求。提高机器人环境感知能力是实现非特定环境自主作业、提升作业精度的先决条件。以轴孔装配典型作业为例,开展视觉多模态感知、装配件位置和姿态识别、力控柔顺装配策略研究,主要研究工作如下。

(1) 机器人装配系统研究。依据装配作业特点,提出装配系统整体设计方案,包括机器人执行系统、视觉感知系统、力觉控制系统,分析装配作业接近、搜孔、插孔过程,建立机器人运动学模型,开展机器人正逆运动学分析,运用视觉成像原理建立相机成像模型,利用相机标定与手眼标定获取相机内外参数,采用零点标定与重力补偿法减小力传感器测量误差,通过力传感器重力补偿实验验证标定结果准确可靠。

(2) 基于改进 YOLOv5s 零件识别定位研究。依据装配过程中实时、精确识别目标零件和获取零件位姿要求,提出一种基于改进 YOLOv5s 零件识别定位算法,以 YOLOv5s 算法为基础,引入 CBAM 注意力机制、运用深度可分离卷积替换部分普通卷积层、采用 DIOU 损失函数与 WBF 加权融合框改进识别框架,提高零件识别精度,实现目标零件识别与目标孔初步定位,开展改进 YOLOv5s 消融实验与零件识别定位实验,对比原算法证明改进 YOLOv5s 算法准确有效。

(3) 基于 MLP 多层感知器与力位混合控制的搜孔算法研究。依据装配过程中轴孔位姿精确对齐要求,提出一种基于 MLP 多层感知器与力位混合

控制的搜孔算法,通过力传感器采集接触力与力矩信息制作样本集,运用分类样本集训练 MLP 四分类器,通过自适应学习率算法优化 MLP 网络结构,结合力反馈控制策略优化寻孔轨迹,实现装配轴孔位姿精确对齐,开展寻孔实验,对比传统螺旋搜孔算法验证该算法准确有效。

(4) 基于导纳原理的柔顺控制研究。依据装配柔顺插孔要求,分析轴孔装配接触点变化过程,建立接触为倒角、单点、两点阶段轴孔力学模型,采用模型参考自适应控制优化导纳控制模型,搭建力反馈自适应导纳控制系统,实现机器人柔顺控制。

(5) 机器人轴孔装配实验研究。搭建轴孔装配实验平台,分析装配过程末端接触力与力矩变化,完成视觉感知与力控制信息融合,验证视觉定位与柔顺控制算法有效性,实现轴孔柔顺装配。

研究工作的亮点和特色体现在运用多种改进模块提高视觉识别算法精度;集视觉检测、末端力控制、上位机和机器人实时通信于一体的装配系统构建。

关键词: 工业机器人, 轴孔装配, 环境感知, 信息融合, 神经网络

RESEARCH ON ENVIRONMENT SENSING AND INFORMATION FUSION FOR INDUSTRIAL ROBOT ASSEMBLY OPERATION

ABSTRACT

With the development of artificial intelligence technology, industrial robots have become an indispensable part of the intelligent manufacturing field instead of manual work. However, industrial robots relying on the traditional schematic programming have low recognition and localization accuracy and poor adaptability, making it difficult to meet the requirements of high-precision operations such as mechanical assembly. Improving the robot's environment sensing ability is a prerequisite for realizing autonomous operation in non-specific environments and improving operation accuracy. Taking the typical operation of shaft hole assembly as an example, we carry out the research on visual multimodal perception, position and attitude recognition of assembly parts, and force-controlled smooth assembly strategy, and the main research work is as follows.

(1) Robot assembly system research. According to the characteristics of assembly operation, put forward the overall design scheme of assembly system, including robot execution system, visual perception system, force perception control system, analyze the process of approaching, searching holes and inserting holes in the assembly operation, establish the robot kinematic model, carry out the positive and negative kinematics analysis of the robot, establish the camera imaging model by using the principle of visual imaging, obtain the internal and external parameters of the camera by using the camera calibration and the hand-eye calibration, and reduce the measurement error of the force sensor by adopting the zero calibration and gravity compensation method. The zero-point calibration and gravity compensation method are used to reduce the measurement error of the force sensor, and the calibration results are verified to be accurate and reliable

through the gravity compensation experiment of the force sensor.

(2) Based on the improved YOLOv5s part identification and localization research. According to the requirements of real-time and accurate identification of target parts and acquisition of part position in the assembly process, a part identification and localization algorithm based on improved YOLOv5s is proposed. Based on the YOLOv5s algorithm, the CBAM attention mechanism is introduced, the depth-separable convolution is used to replace some of the ordinary convolutional layers, and the identification framework is improved by adopting the loss function of DIOU and the weighted fusion of WBF to improve part identification and accuracy. Accuracy, to achieve the target part identification and initial localization of target holes, carry out YOLOv5s ablation experiments and part identification and localization experiments, compared with the original algorithm to prove that the improved YOLOv5s algorithm is accurate and effective.

(3) Research on hole search algorithm based on MLP multilayer perceptron and force-position hybrid control. According to the requirement of precise alignment of shaft holes in the assembly process, a hole search algorithm based on MLP multilayer perceptron and force-position hybrid control is proposed. A sample set is made by collecting contact force and moment information through force sensors, and the MLP four classifiers are trained by using the classified sample set, the MLP network structure is optimized by the adaptive learning rate algorithm, and the optimized hole searching trajectory is combined with the force-feedback control strategy, so as to realize the precise alignment of the assembly shaft holes. Align and conduct hole searching experiments to verify the accuracy and effectiveness of the algorithm compared with the traditional spiral hole search algorithm.

(4) Research on the supple control based on the principle of the conductor. According to the requirements of assembly smooth jack, analyze the change process of the contact point of the shaft hole assembly, establish the mechanical

model of the shaft hole when the contact is chamfered, single-point, and two-point stage, use the model to reference the adaptive control to optimize the guide-and-conductor control model, and set up the force feedback adaptive guide-and-conductor control system, so as to realize the robot's smooth control.

(5) Experimental research on robot shaft hole assembly. Build a platform for shaft hole assembly experiment, analyze the change of contact force and torque at the end of the assembly process, complete the fusion of visual perception and force control information, verify the validity of visual localization and smooth control algorithm, and realize the smooth assembly of shaft holes.

The highlights and features of the research work are reflected in the use of a variety of improved modules to increase the accuracy of the visual recognition algorithm; the construction of an assembly system integrating visual detection, end force control, and real-time communication between the host computer and the robot.

Author: Zhao Jianfei (School of Mechanical Engineering, Anhui Polytechnic University)

Supervised by: Xu Dezhong

KEY WORDS: Industrial Robots, Shaft Hole Assembly, Environment Perception, Information Fusion, Neural Network

目录

摘 要	I
ABSTRACT	III
第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景与意义	1
1.2 国内外研究现状	2
1.2.1 工业机器人研究现状	2
1.2.2 视觉识别与定位方法研究现状	3
1.2.3 工业机器人柔顺装配研究现状	5
1.3 论文研究内容与章节安排	8
第 2 章 机器人装配系统	9
2.1 引言	9
2.2 装配系统整体结构	9
2.3 机器人执行系统	11
2.3.1 ER10-C60 机器人	11
2.3.2 机器人运动学建模	11
2.3.3 机器人正运动学分析	13
2.3.4 机器人逆运动学分析	14
2.4 视觉感知系统	18
2.4.1 RealSense 深度相机	18
2.4.2 相机成像模型	19
2.4.3 相机标定	22
2.4.4 手眼标定	22
2.5 力觉控制系统	25
2.5.1 KWR46B 力传感器	25
2.5.2 力传感器零点标定与重力补偿	25
2.5.3 力传感器重力补偿实验	29
2.6 本章小结	32
第 3 章 基于改进 YOLOv5s 零件识别定位	33

3.1 引言	33
3.2 YOLOv5s 算法	33
3.3 改进 YOLOv5s 零件识别算法	34
3.3.1 CBAM 注意力机制的引入	34
3.3.2 深度可分离卷积的替换	35
3.3.3 DIOU 函数的引入	36
3.3.4 WBF 代替 NMS	36
3.3.5 改进 YOLOv5s 框架	37
3.4 零件识别实验	37
3.4.1 实验平台搭建	37
3.4.2 实验评测指标	38
3.4.3 实验结果分析	39
3.5 零件定位实验	43
3.6 本章小结	44
第 4 章 基于力觉的机器人柔顺控制	45
4.1 引言	45
4.2 基于 MLP 与力位混合控制的搜孔算法	45
4.2.1 搜孔算法模型搭建	45
4.2.2 MLP 多层感知网络	46
4.2.3 基于 Adadelta 算法的 MLP 模型优化	47
4.2.4 MLP 样本搭建与模型训练	48
4.2.5 力位混合控制器搭建	51
4.3 基于导纳原理的柔顺装配算法	52
4.3.1 轴孔装配模型建立	52
4.3.2 轴孔装配力学分析	53
4.3.3 导纳控制原理	56
4.3.4 自适应导纳柔顺装配算法	58
4.4 搜孔实验	60
4.4.1 螺旋搜孔实验	60
4.4.2 MLP 搜孔实验	62

4.5 本章小结	63
第 5 章 机器人装配作业信息融合研究	64
5.1 引言	64
5.2 轴孔装配实验	64
5.2.1 实验平台搭建	64
5.2.2 实验过程分析	65
5.2.3 实验结果分析	66
5.3 本章小结	67
第 6 章 总结与展望	68
6.1 论文总结	68
6.2 工作展望	69
参考文献	70
攻读硕士期间学术成果	75
致谢	76

第 1 章 绪论

1.1 研究背景与意义

制造业作为国民经济的重要组成部分，承载着国家繁荣发展的重任，是国家经济高质量发展的重要保障^[1]。近来人工智能技术的飞速发展，促进了制造业向智能化方向转型，各国相继出台一系列战略措施，掀起智能制造工业化浪潮。美国实施了《国家先进制造战略规划》，德国制定了《工业 4.0 战略实施建议》，英国出台了《工业 2050 战略》，日本实施了《制造业白皮书》，作为制造业大国，我国于 2015 年提出“中国制造 2025”战略，明确指出智能制造是中国制造的核心要素，要加速传统产业转型升级，大力发展智能制造。随着我国人口老龄化加快，劳动力短缺问题日益凸显，因此以机器人代替传统人工成为现代制造业的重要发展趋势^[2]。工业机器人作为实现产业智能化的重要手段，广泛应用于多种生产制造领域，对经济发展和社会进步产生深远影响^[3]，图 1-1 为机器人在码垛、喷涂、装配、焊接场景下的应用。

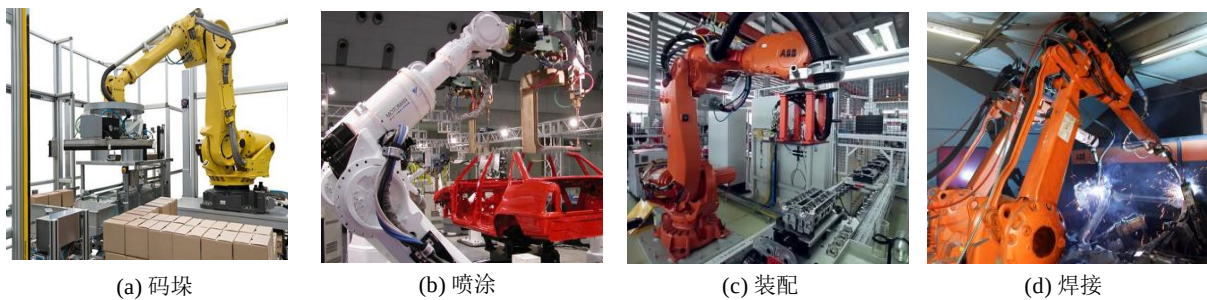


图 1-1 工业机器人应用场景

机械装配是机械制造最终工艺环节，决定机械部件成品质量。据统计，装配作业占整个产品生产制造 50%以上时间和 30%以上成本^[4]，提高装配作业产线自动化与智能化水平，可有效缩减成本、提高产能，对此各大企业与研究人员研发出多种用于装配作业的工业机器人取代人工操作，提高装配效率，如图 1-2。

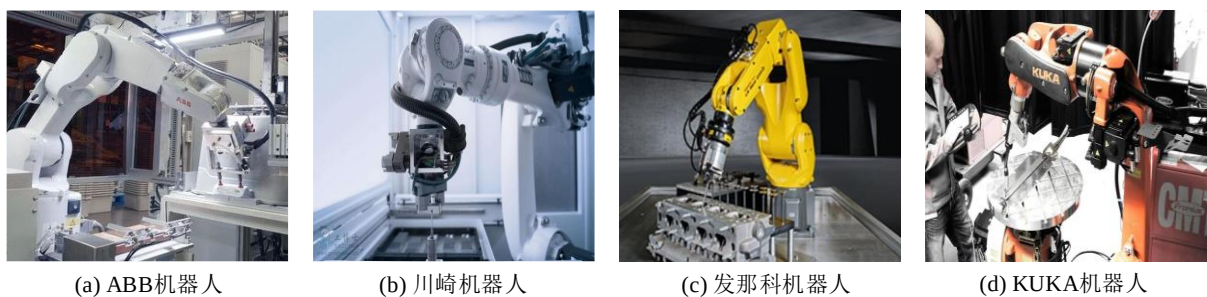


图 1-2 装配作业多种工业机器人

科学技术的突飞猛进带动机器人不断向智能化方向发展，然而当前多数机器人采用示教或离线编程控制方法，预先规划机器人运行轨迹并示教引导机器人作业，适用于精度要求不高且批量生产的流水线任务^[5]，由于机器人缺乏环境感知能力，不能依据环境变化及时调整自身姿态，难以胜任精密度要求较高的装配任务。因此，为完成零件智能识别抓取，实现柔顺装配，需在工业机器人上加装一系列传感器以提高其环境感知能力，如图 1-3。

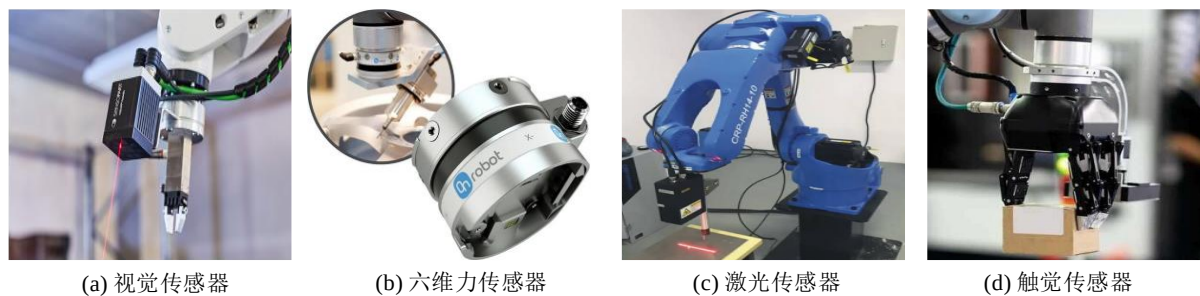


图 1-3 工业机器人传感器

以轴孔典型装配作业为例，研究方向分为基于视觉的零件识别定位与基于力的柔顺控制，视觉感知系统依靠视觉传感器获取图像信息，经处理后获得目标孔位姿，交由控制系统驱动机械臂到达指定位置，然而受视觉相机系统误差与标定误差影响，仅依靠视觉传感器难以实现轴孔精准对齐^[6]，且无法精确控制末端接触力；基于力的柔顺控制系统依靠力传感器采集末端接触力，采用主动或被动柔顺控制技术，实时调整机器人位姿实现柔顺装配，然而由于缺乏视觉引导，轴孔位置偏差较大，采用基于力的寻孔算法会消耗大量时间。

因此，结合视觉识别定位与力柔顺控制优势，可以快速实现由目标孔定位到轴孔对齐到柔顺插孔装配过程。开展基于视觉与力传感器环境感知，融合视觉与力觉装配作业信息，实现轴孔智能柔顺装配，对制造业自动化和智能化发展具有重要意义。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 工业机器人研究现状

工业机器人是一种经专门设计制造用于执行各种工业任务的自动化机器。早在 20 世纪 60 年代便广泛应用于制造业中；到 20 世纪 80 年代，随着计算机性能的提升、传感器技术的改进以及人工智能技术的突破，机器人技术迎来快速发展，机器人变得更加智能、灵活，并开始涉足更多领域，如医疗、服务、军事等。时至今日，随着机器学习、深度学习和感知技术的发展，机器人技术持续进步，应用领域更加广泛，如汽车生产、

电器制造、电子设备制造等^[7,8]。

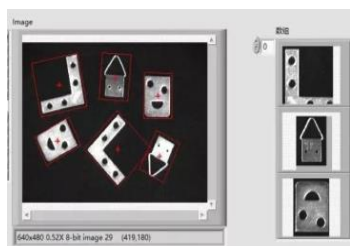
工业机器人起源于国外。1959 年，美国机器人专家恩格尔伯研制出世界上第一台工业机器人，取名为“Unimate”，开启了机器人时代新纪元；1968 年，日本早稻田大学教授加藤一郎研制出世界上第一台仿人机器人 WAP-1；1973 年，德国库卡公司研发出世界上第一台机电六轴驱动的机器人 FAMULUS；1974 年，日本 ABB 公司研发出全球第一台全电控式工业机器人 IRB6。当前机器人市场由瑞士 ABB、日本发那科、德国 KUKA 与日本安川电机“四大家族”占据主要份额。

我国机器人起步于 70 年代，经 40 多年发展，多项机器人技术已达到世界水准。1986 年，我国开始实施 863 计划，将机器人作为重点研发项目，加速了机器人技术的进步；1988 年，广州机械科学研究院成功研发出我国第一台微机控制工业机器人 JSS35；1993 年，北京自动化研究所研制出喷涂机器人，并于 1995 年研制出高压水切割机器人。近年来，随着我国机器人技术不断突破，国产品牌如埃夫特、新松、配天、埃斯顿等机器人展现出强大创新能力和竞争优势，推动中国制造业智能化发展。

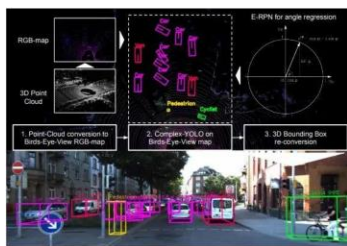
综合而言，在智能制造大环境下，机器人产业迅速蓬勃发展。机器人代替人工劳动已成为不可逆转的趋势。随着新一轮科技浪潮的涌现，工业机器人正积极融合神经网络、数字孪生、云计算、5G 通信等前沿技术，朝着更高层次智能化方向迈进。这一趋势不仅推动了机器人技术不断创新，也为全球智能制造注入新活力。未来，随着各项技术的深度融合，工业机器人将发挥更为关键作用，进一步提升企业生产效率和工业智能化水平。

1.2.2 视觉识别与定位方法研究现状

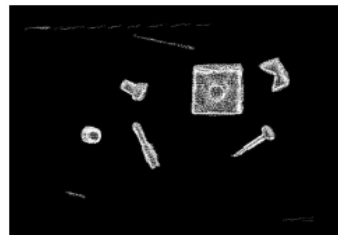
视觉识别即通过计算机视觉技术、深度学习等方法在图像或视频中检测和辨认特定对象或物体，将机器视觉应用于装配作业可快速获取目标零件信息。目前主流视觉识别方法包括基于二维图像模板匹配、基于深度学习的图像处理、基于三维点云信息的识别^[9-12]，如图 1-4。



(a) 模板匹配



(b) 深度学习



(c) 点云分割

图 1-4 视觉识别方法

基于二维图像模板匹配,将已存在的特征组合为一个模板库,提取待测图像特征并与模板图像比较,计算两个特征向量相关性,完成识别与分类任务,包括二维图像特征模板匹配与二维图像灰度模板匹配。舒容梓竣提出了一种基于 SVM 特征选择和参数优化遗传粒子群算法用于轴类零件识别,通过双目视觉二次定位获取到零件坐标^[13]; Wei 等人运用边缘检测、形状匹配与超像素分割算法,通过单目相机提取目标轮廓信息,采用模板匹配完成零件定位^[14]; Ralis 等人设计了轴孔装配特征处理算法,可快速提取轴孔零件特征,实现了轴孔自动化装配^[15]。

随着人工智能技术的发展,深度学习算法广泛应用于机器视觉研究中,内容包括语义分割、目标分类、目标检测和目标分割^[16-18],具有识别准确、速度快,无需建立模板库等优点。深度学习算法包含多种网络模型,其中卷积神经网络(CNN)衍生算法在无人驾驶、自动巡航、视觉导航等领域发挥出巨大作用,包括 Fast R-CNN^[19]、Faster R-CNN^[20]、Mask R-CNN^[21]、SSD^[22]、YOLO^[23]等。王晨露在 YOLOv5 中引入融合空间注意力机制(Spatial Attention)与坐标注意力机制(Coordinate Attention Module),采用局部特征表征端到端 6D 位姿估计算法,实现了目标零件的识别与位姿估计^[24];唐嘉辉在 TF-RCNN 算法中引入空间注意力机制并改进分类策略,实现了滚动轴承故障类型定位识别^[25];董晟在 SSD 算法中添加特征图像金字塔(FPN)、改进非极大值抑制预测框,完成了小物体目标检测任务^[26];Ahmed 等人以 CNN 为框架,融合 SSD 和 YOLO 算法,完成协作机器人多目标检测跟踪任务^[27]。

基于三维点云信息目标识别,通过激光扫描、立体视觉、深度传感器等方式获取物体三维点云数据,提取目标特征信息,检测并识别场景目标物体;陈荣荣提出一种三维假设生成和假设验证算法,结合点云数据有效剔除坏点,锁定识别目标,通过 RANSAC 算法拟合边缘直线,获取目标位姿^[28];朱禹轲融合双目立体视觉与激光扫描采集点云数据,运用改进 PPF 位姿估计算法实现目标零件精准定位^[29];刘泽园提出一种基于局部点对特征与 ICP(Iterative Closest Point)的点云识别算法,避免了目标识别算法陷入局部最优解,有效提高了工件拾取准确率^[30];王瑞丰通过深度图像自适应超像素分割算法(Depth-Adaptive Super Pixels)减少超像素跨越物体边界范围,改进了局部凸连接生长算法(Locally Convex Connected Patches),联合多视角位姿估计法,实现了复杂堆叠环境下多零件定位^[31];Tao 等针对复杂背景下物体识别准确率低的问题,提出了一种关键点局部参考帧 LRF(Local Reference Frame)聚类方法,提高了物体检测精度^[32];Drost 通过提取物体点对特征(Point Pair Feature)并对特征向量编码,储存模型与环境点云匹配特征,通过

聚类投票方式匹配最佳位姿^[33]。

综上所述，基于模板匹配的识别定位方法计算速度快，可快速部署，但需要准确模板图像，鲁棒性差，易误检和漏检；基于三维点云信息的识别定位方法可获取物体丰富几何信息，定位精度较高，但所需数据量较大，计算成本高，对系统要求较高；基于深度学习的目标识别定位算法适应性强，鲁棒性高，需大量数据训练模型，优化网络结构，轻量化部署视觉识别模型是当前学界亟待解决的问题。本文以 YOLOv5s 算法网络为基础，通过改进卷积层结构，添加注意力机制等措施改进网络结构，轻量化网络模型，保障视觉识别准确可靠。

1.2.3 工业机器人柔顺装配研究现状

受系统误差影响，视觉定位获取目标孔位姿坐标结果不准确，轴孔装配前需完成搜孔任务，确保轴与孔中心对齐。搜孔方法分为盲搜索法与机器学习搜索法。盲搜索法指机器人不依赖外部传感器，通过特定运动轨迹搜孔，包括螺旋搜索、方波搜索，圆锥搜索等。HABIB 等人通过多机器人覆盖算法，规划机器人搜索路径，实现了轴孔精准定位^[34]；薛亚东融合倾斜螺旋搜孔算法和力反馈轴孔装配策略，对比原算法缩短了装配时间^[35]。盲搜索算法模型简单且易于移植，适用广泛，然而搜孔过程中需机器人末端遍历特定轨迹，轨迹包含大量无效点，耗时较长，效率低下。机器学习搜索法通过人工智能算法，如强化学习和深度学习等训练搜孔模型，缩短了搜孔时间，提高了搜孔成功率。Cortesao Rui 等人通过融合视觉和姿态感知柔顺运动信号训练神经网络模型，缩短了搜孔时间^[36]。王子辰运用强化学习算法训练孔件搜索模型，引入马尔科夫决策过程，完成了高精度搜孔任务^[37]。

当前大多数工业机器人控制系统属于位置控制，主要用于搬运、码垛、喷漆、焊接等不与外界有直接接触的工作^[38]，执行如轴孔配合、恒力打磨、工件磨抛等高精度生产工作时，需依据外界环境维持或实时改变自身姿态，机器人需具备柔顺性。采用柔顺装配策略可有效调整机器人位姿，完成柔顺装配任务。柔顺装配策略可分为被动柔顺、主动柔顺与智能柔顺。

被动柔顺指机器人系统在外力作用下，通过机械臂末端辅助柔顺机构(如弹簧、阻尼等)实现力缓冲。应用于早期装配作业的被动柔顺结构较为简单，部署方便，工作效率高，如图 1-5，MIT Draper 实验室设计了世界上第一款被动柔顺装置 RCC 柔性手腕^[39]，在此基础上后续学者提出多种改进措施，如 DRCC (Dynamic RCC)^[40]、VRCC

(Variable RCC, VRCC) [41]等。

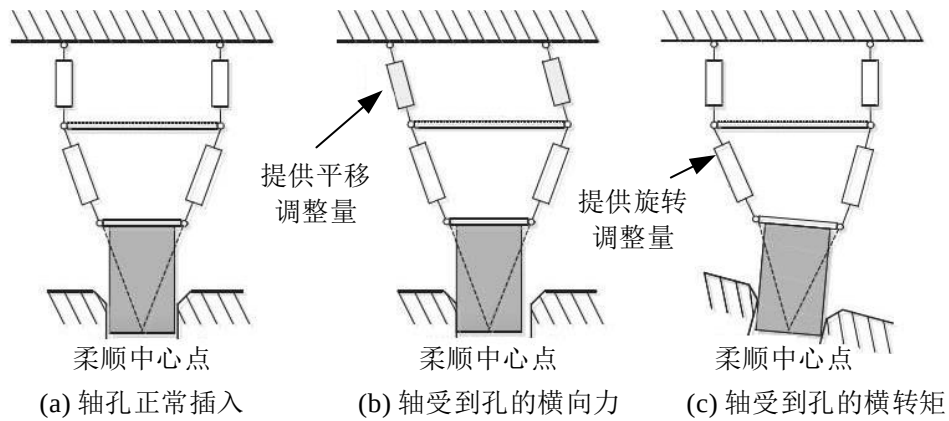


图 1-5 RCC 手腕工作原理

主动柔顺是指机器人系统具备主动调整和变形的能力[42]，可灵活适应外部环境、任务需求或实现高精密控制，通过力控制策略实时改变机器人末端位姿，适应外界应力变化，分为力位混合控制与阻抗控制。Mason 根据力、位置与机器人关节的相互关系，提出一种力位同时控制策略[43]；Raibert 在此基础上提出了力位混合控制策略，将机器人笛卡尔空间划分为位置子空间与力子空间，由力约束位置控制方向，由位置约束力控制方向，通过选择矩阵判断机器人下一时刻状态，如图 1-6。

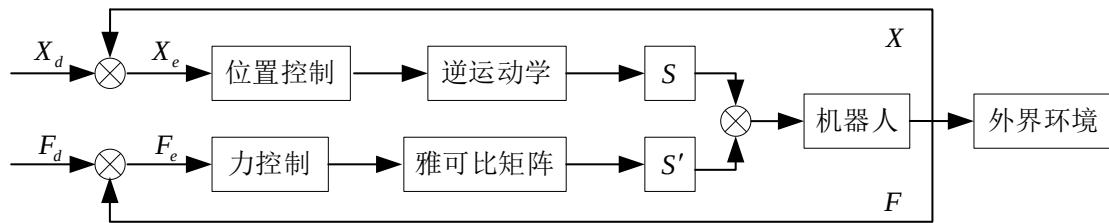


图 1-6 力/位混合控制原理

Hogan 将机器人末端受力状态等价转化为“质量-阻尼-弹簧”模型，提出了阻抗控制策略，通过调整阻抗模型参数实现机器人柔顺控制[44]。阻抗控制根据控制策略不同，分为基于力的阻抗控制和基于位置的阻抗控制，简称为阻抗控制和导纳控制，如图 1-7。

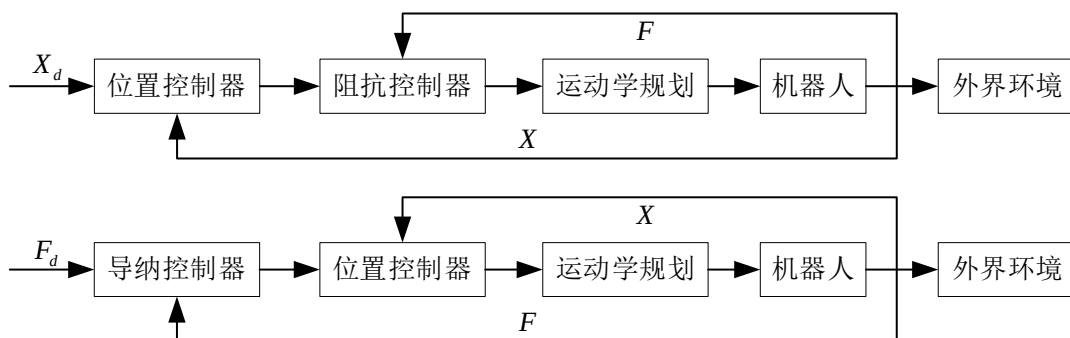


图 1-7 阻抗控制和导纳控制原理

国内外学者针对柔顺控制算法作了大量研究。王通针对圆-长方形不规则轴孔装配,运用改进阻抗控制模型在仿真环境下完成了装配任务^[45];梁华侠采用自适应控制原理,提高了阻抗控制力响应速度和精度,设置恒力控制器减小了装配震荡^[46];邹鹏针对复杂动态插孔过程提出了一种基于模糊 Q-learning 轴孔装配优化算法,学习阻抗控制器最佳参数,实现了轴孔柔顺装配^[47];纪秋楠提出一种基于力误差的阻抗控制算法,补偿了未知环境下机械臂末端期望位姿偏差,实现了机械臂的柔顺控制^[48];Jasim 提出了一种非线性操纵器端点施加期望的笛卡尔阻抗反馈控制算法,无需机器人逆运动学求解便可实现机器人末端柔顺控制,优化了阻抗控制模型^[49];Sotirov 基于无源性自适应控制原理,减小了阻抗控制初始状态误差引起的装配不精确问题^[50]。

随着人工智能技术兴起,一些深度学习算法被用于柔顺装配作业,称为智能柔顺装配,相较于需要建立准确数学模型的主动柔顺装配,智能柔顺控制稳定,泛化性高。强化学习通过建立智能体与环境交互获得当前任务最优控制策略^[51],运用强化学习算法可使机器人在装配过程中不断学习装配技能。Gerrit 运用强化学习方法,结合经典控制器理论,构建装配过程图像特征状态空间,通过多种插装实验证明了该方法的有效性^[52];Stolt 提出了一种力/力矩瞬态检测系统,训练基于机器学习的分类器,将分类器应用于装配任务中,提高了力控制精度、减少了装配时间^[53]。Roveda 提出了一种基于模型的强化学习(MBRL)变阻抗控制器,利用人机交互动态模型人工神经网络捕捉环境不确定性,将该模型应用于控制器中,有效辅助人类完成任务^[54];戈振鹏提出了基于随机化逆向任务的自动课程生成算法(ACG-RIT),解决了装配路径规划奖励稀疏问题,通过生成难度有序的课程,在仿真环境开展阶段性训练,有效提高了强化学习效率^[55];李凤鸣针对复杂零部件机器人装配,提出了基于深度 Q 学习的姿态调整技能学习方法,通过设计奖惩函数和优化策略模型,实现了机器人对夹具、零件定位偏差等变化的自适应调整,提高了机器人柔性装配作业环境适应性^[56]。

总体来说,对于搜孔任务,人工智能算法识别精度高,耗时少,优于盲搜索法。对于插孔任务,被动柔顺结构只适用于特定场合,泛化性不高,被动柔顺性导致系统精度损失;引入柔顺性使机器人相对刚性系统减弱,因此被动柔顺不适用精密轴孔装配任务。主动柔顺中力位混合控制器力控制和位置控制的耦合问题难以解决,控制系统较为复杂;阻抗控制参数较多,在处理非线性问题时稳定性难以保证;智能柔顺装配需采集大量数据训练模型,对设备要求较高,因此本文采用人工智能搜孔算法与基于导纳控制的轴孔柔顺装配算法实现柔顺装配。

1.3 论文研究内容与章节安排

本文以实现轴孔柔顺装配为目标，在工业机器人上搭载视觉与力觉传感器，通过视觉检测获取零件信息，实现零件识别与定位；通过力传感器感知末端接触力，结合柔顺算法控制，实时调整机器人位姿，完成轴孔装配任务，各章主要内容如下。

第 1 章，阐述装配作业背景与应用现状，介绍了工业机器人、视觉识别定位算法、柔顺装配研究现状，分析国内外学者的研究成果，并总结其不足之处。

第 2 章，设计机器人装配系统总体方案。依据视觉感知与力控制特点，提出装配系统的整体设计方案，确定工业机器人、深度相机、六维力传感器设备选型以及视觉感知系统、力觉控制系统及机器人控制系统的搭建。对深度相机开展相机标定与手眼标定，对六维力传感器开展零点标定与重力补偿，对工业机器人开展运动学分析，为后续内容提供理论依据。

第 3 章，开展目标零件识别定位研究。依据装配过程中实时、精确识别目标和估计目标位姿要求，以 YOLOv5s 为基础，引入 CBAM 注意力机制、运用深度可分离卷积替换部分卷积层以及采用 DIOU 位置损失函数结合 WBF 加权融合框改进算法框架，提高目标识别检测的精度，实现零件识别与初步定位。

第 4 章，开展基于力觉的机器人柔顺控制研究。设计基于 MLP 多层感知器与力位混合控制的搜孔算法，对比与传统螺旋搜孔算法，开展搜孔实验；建立轴孔装配力学模型，引入模型参考自适应控制优化导纳控制器，实现自适应插孔。

第 5 章，开展机器人轴孔装配实验研究。搭建轴孔装配实验平台，开发视觉检测系统、力控制系统、上位机控制系统，建立机器人通信系统。

第 6 章，总结主要研究内容，分析研究不足之处，展望未来研究方向。

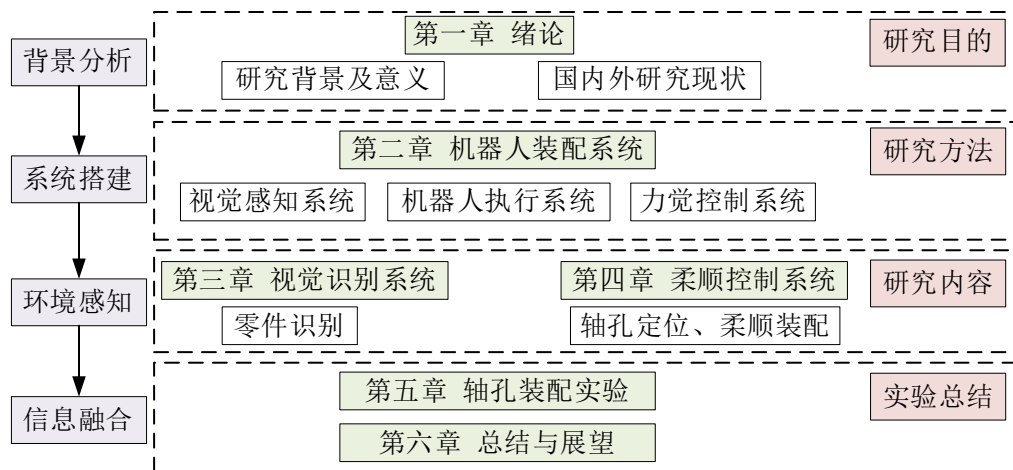


图 1-8 章节安排

第2章 机器人装配系统

2.1 引言

实现机器人柔顺装配，需建立机器人装配系统，包括机器人执行系统、视觉感知系统与力觉控制系统。机器人执行系统通过接收视觉与力觉信号，融合多源感知信息，调整自身姿态，完成装配任务，包含机器人运动学建模与机器人正逆运动学分析；视觉感知系统通过深度相机获取零件像素坐标系位姿，经坐标转换得到零件基坐标系位姿，完成目标零件识别与定位，包含相机成像模型建立、相机参数标定、相机手眼标定；力觉控制系统通过六维力传感器采集末端轴孔接触力，通过搜孔与插孔算法实时调整末端执行器位姿，实现机器人柔顺控制，包含力传感器标定、重力补偿及力传感器重力补偿实验。

2.2 装配系统整体结构

机器人智能制造系统，依靠搭载在机器人上的各类传感器感知周围环境，获取多源环境信息，机器人接收反馈信息后多时段信号融合，实时调整自身姿态，完成多场景、多阶段工作任务。

机器人智能装配系统通过安装视觉传感器与力传感器，获取环境中视觉与接触力信息，反馈至机器人控制器完成信号融合并驱动机器人改变自身位姿，自适应完成装配任务。其中机器人执行系统实现整体装配过程，视觉感知系统实现目标零件识别与定位，力觉控制系统实现轴孔柔顺装配。由于机器人安装在非结构化环境，受难以避免外部扰动或安装误差等影响，视觉定位测量精准度难以保证，仅依靠视觉定位信息无法获取目标零件精确位姿，需在视觉定位后采用搜孔算法实现目标零件精准定位。

经上述分析，搭建工业机器人柔顺装配系统，包括机器人执行系统、视觉感知系统、力觉控制系统，机器人装配系统如图 2-1。

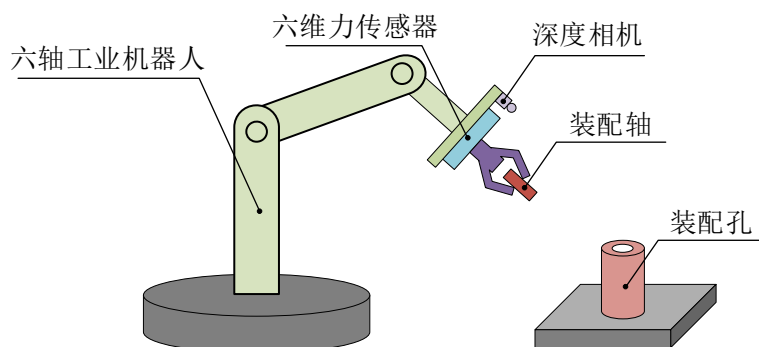


图 2-1 机器人装配系统示意图

实际工业生产中，涉及装配工艺种类繁多、装配零件不尽相同，为简化研究任务，选取典型圆形轴孔装配作业为研究对象，开展轴孔装配过程分析。

以轴孔装配作业为例，装配过程分三个阶段，如图 2-2，包括接近阶段、搜孔阶段和插孔阶段。接近阶段依靠视觉传感器识别目标孔件，获取孔中心坐标位姿信息并实时传至机器人执行系统，机器人控制器驱动末端夹爪到达指定位置，完成目标零件识别与孔件初步定位；搜孔阶段依靠基于力的搜孔算法实现轴孔精确定位，弥补视觉定位误差；插孔阶段依靠六维力传感器获取末端接触力，采用自适应导纳控制插孔算法实时调整机器人末端位姿，避免卡阻损坏工件，实现轴孔柔顺装配。

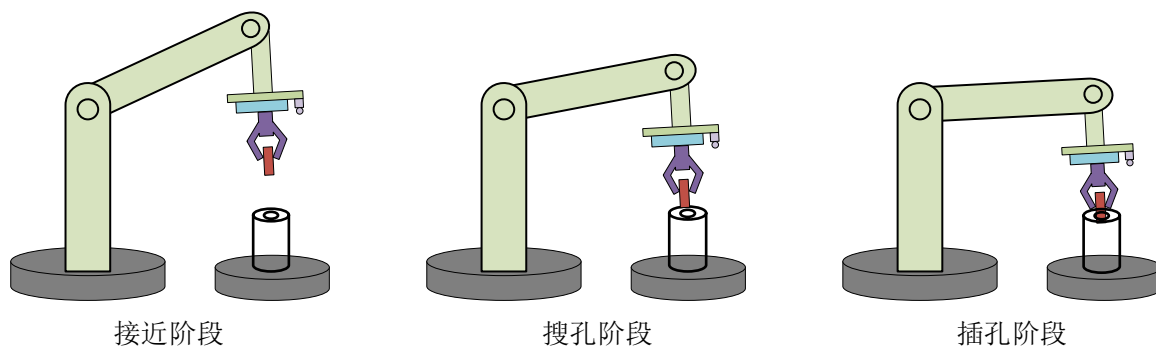


图 2-2 装配阶段示意图

由此完成了机器人柔顺控制装配设计方案，轴孔装配实现过程如图 2-3。

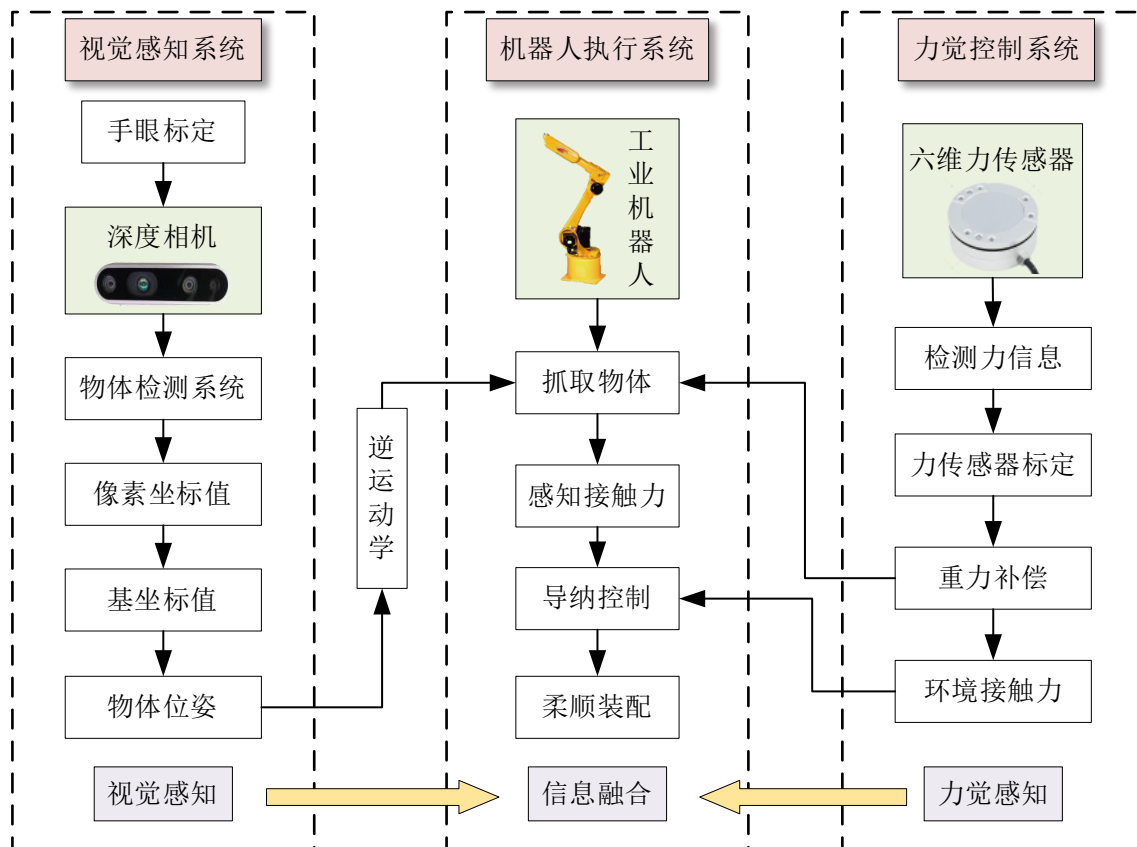


图 2-3 装配方案实现图

2.3 机器人执行系统

2.3.1 ER10-C60 机器人

ER10-C60 机器人是埃夫特公司生产的一款小负载六轴工业机器人，工作范围大、结构紧凑、手腕纤细，内含码垛、弧焊、视觉等软件功能包，应用方便，扩展性高，广泛应用于机床上下料、弧焊、装配、涂胶等领域，具体参数如表 2-1。

表 2-1 机器人参数表

性能指标	轴数	负载	重量	能耗	最大臂展	重复定位精度
参数	6 轴	10kg	221kg	3.5kW	2022mm	$\pm 0.06\text{mm}$



(a) ER10-C60 机器人本体



(b) 机器人控制柜

图 2-4 ER10-C60 机器人

2.3.2 机器人运动学建模

装配作业过程需实时获取机器人运动轨迹及末端执行器位姿，保证作业过程安全可靠，开展 ER10-C60 机器人运动学分析，获取机器人运动学模型。机器人由一系列可旋转与平移关节连接件构成的开环链条，将每个关节看作为一个坐标系，分析坐标系间转换关系，搭建机器人运动学模型。

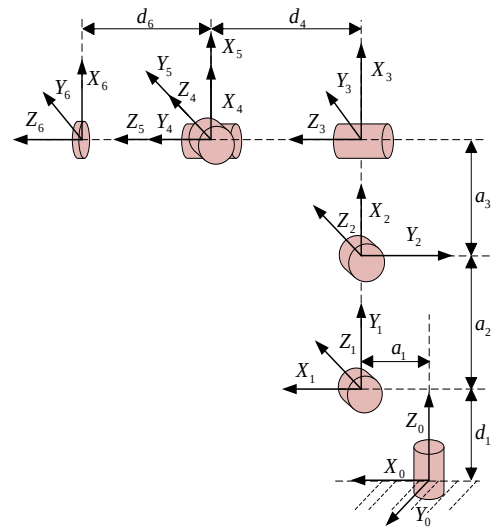
D-H 法用于描述机器人运动参数和各关节几何关系，分为标准 D-H 参数法与改进 D-H 参数法。通过标准 D-H 参数法建立 ER10-C60 机器人连杆坐标系^[57]，其中 z_0 表示底座连杆， $z_1 \sim z_6$ 表示 6 个关节转轴， a_i 表示沿 X_i 轴方向从 Z_i 移动到 Z_{i+1} 的距离， α_i 表示绕 X_i 轴方向从 Z_i 转动到 Z_{i+1} 的角度， d_i 表示沿 Z_i 轴方向从 X_{i-1} 移动到 X_i 的距离， θ_i 表示绕 Z_i 轴方向从 X_{i-1} 转动到 X_i 的角度，*offset* 表示机器人初始零位置，D-H 参数表如表 2-2，ER10-C60 机器人连杆坐标系如图 2-5。

表 2-2 机器人 D-H 参数表

连杆编号	$a_i / (mm)$	$\alpha_i / (^\circ)$	$d_i / (mm)$	$\theta_i / (^\circ)$	offset / (°)	关节范围 / (°)
1	195	90	435	θ_1	0	-165~165
2	680	0	0	θ_2	90	-135~80
3	175	90	0	θ_3	0	-75~165
4	0	-90	744.5	θ_4	180	-180~180
5	0	90	0	θ_5	0	-130~130
6	0	0	117.5	θ_6	0	-360~360



(a) 机器人实体



(b) 机器人 DH 坐标系

图 2-5 机器人连杆坐标系

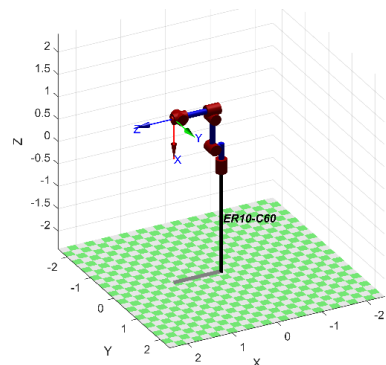
使用机器人工具箱 Robotic Toolbook for 仿真分析 ER10-C60 机器人，将表 2-2 中 ER10-C60 标准 D-H 参数代入 MATLAB 机器人工具箱模型，建立机器人仿真模型，如图 2-6(b)，MATLAB 中机器人 D-H 参数模型部分程序如图 2-6(a)，由结果可知，所得模型与实体一致。

命令窗口

ER10-C60 (6 axis, RPRRRR, stdDH, fastrNE)

j	theta	d	a	alpha	offset
1	q1	435	195	1.571	0
2	q2	0	680	0	0
3	q3	0	175	1.571	0
4	q4	744.5	0	-1.571	0
5	q5	0	0	1.571	0
6	q6	117.5	0	0	0

(a) 机器人实体



(b) 机器人 DH 坐标系

图 2-6 MATLAB 仿真图

2.3.3 机器人正运动学分析

机器人正运动学分析，通过给定六个关节角度求解末端坐标系到基坐标系的变换矩阵，机器人各关节齐次变换矩阵依次右乘，得到末端坐标系相对基坐标系的位姿，运动学正解具有唯一性^[58]，计算公式如式(2-1)

$$\begin{aligned}
 {}^{i-1}_iT &= {}^{i-1}_pT {}^p_QT {}^Q_RT {}^RiT \\
 &= Rot(Z, \theta_i) Trans(0, 0, d_i) Trans(a_i, 0, 0) Rot(X, \alpha_i) \\
 &= \begin{bmatrix} \cos \theta_i & -\sin \theta_i \cos \alpha_i & \sin \theta_i \sin \alpha_i & \alpha_i \cos \theta_i \\ \sin \theta_i & \cos \theta_i \cos \alpha_i & -\cos \theta_i \sin \alpha_i & \alpha_i \sin \theta_i \\ 0 & \sin \alpha_i & \cos \alpha_i & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}
 \end{aligned} \quad (2-1)$$

表 2-2 中 D-H 参数代入式(2-1)，获取机器人相邻两关节间齐次变换矩阵

$$\begin{aligned}
 {}^0_1T &= \begin{bmatrix} \cos \theta_1 & 0 & \sin \theta_1 & \alpha_1 \cos \theta_1 \\ \sin \theta_1 & 0 & -\cos \theta_1 & \alpha_1 \sin \theta_1 \\ 0 & 1 & 0 & d_1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; {}^1_2T = \begin{bmatrix} \cos \theta_2 & -\sin \theta_2 & 0 & \alpha_2 \cos \theta_2 \\ \sin \theta_2 & \cos \theta_2 & 0 & \alpha_2 \sin \theta_2 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\
 {}^2_3T &= \begin{bmatrix} \cos \theta_3 & 0 & \sin \theta_3 & \alpha_3 \cos \theta_3 \\ \sin \theta_3 & 0 & -\cos \theta_3 & \alpha_3 \sin \theta_3 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; {}^3_4T = \begin{bmatrix} \cos \theta_4 & 0 & -\sin \theta_4 & 0 \\ \sin \theta_4 & 0 & \cos \theta_4 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & d_4 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\
 {}^4_5T &= \begin{bmatrix} \cos \theta_5 & 0 & \sin \theta_5 & 0 \\ \sin \theta_5 & 0 & -\cos \theta_5 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; {}^5_6T = \begin{bmatrix} \cos \theta_6 & -\sin \theta_6 & 0 & 0 \\ \sin \theta_6 & \cos \theta_6 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & d_6 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}
 \end{aligned} \quad (2-2)$$

式(2-2)代入式(2-1)，获取机器人基座到末端齐次变换矩阵 0_6T

$${}^0_6T = {}^0_1T {}^1_2T {}^2_3T {}^3_4T {}^4_5T {}^5_6T = \begin{bmatrix} n_x & o_x & a_x & p_x \\ n_y & o_y & a_y & p_y \\ n_z & o_z & a_z & p_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2-3)$$

式(2-4)为式(2-3)对应元素值，其中向量 n 、 o 、 a 分别表示机器人末端坐标系 X、Y、Z 在基坐标系中旋转矩阵，向量 p 表示机器人末端执行器在基坐标系中位置矩阵，C 表示 cos 函数，S 表示 sin 函数，将 $\cos \theta_2 \cos \theta_3 - \sin \theta_2 \sin \theta_3$ 记为 $C_{23} = C_2 C_3 - S_2 S_3$ ，将 $\cos \theta_2 \sin \theta_3 + \cos \theta_3 \sin \theta_2$ 记为 $S_{23} = C_2 S_3 + C_3 S_2$ ，其他简写方式以此类推。

$$\begin{cases}
 n_x = S_6(C_4S_1 - C_1S_4C_{23}) - C_1(C_6S_5S_{23} + C_4C_5C_{23}) - C_5S_1S_4 \\
 o_x = C_6(C_4S_1 - C_1S_4C_{23}) - S_6[C_1(S_5S_{23} + C_4C_5C_{23}) + C_5S_1S_4] \\
 a_x = C_1(C_5S_{23} - C_4S_5C_{23}) - S_1S_4S_5 \\
 p_x = d_6(C_1C_5S_{23} - C_1C_4S_5C_{23} - S_1S_4S_5) + C_1(a_1 + d_4S_{23} + a_2C_2 + a_3C_{23}) \\
 n_y = C_6(S_1S_5S_{23} - C_1C_5S_4 + C_4C_5S_1C_{23}) - S_6(C_1C_4 - S_1S_4C_{23}) \\
 o_y = S_6(-S_1S_5S_{23} + C_1C_5S_4 - C_4C_5S_1C_{23}) - C_6(C_1C_4 + S_1S_4C_{23}) \\
 a_y = C_1(C_5S_{23} - C_4S_5C_{23}) - S_1S_4S_5 \\
 p_y = d_6(C_1C_5S_{23} - C_1C_4S_5C_{23} - S_1S_4S_5) + C_1(a_1 + d_4S_{23} + a_2C_2 + a_3C_{23}) \\
 n_z = C_6(S_5C_{23} + C_4C_5S_{23}) - S_4S_6S_{23} \\
 o_z = -S_6S_5C_{23} + C_4C_5S_{23} - C_6S_4S_{23} \\
 a_z = C_4S_5S_{23} - C_5C_{23} \\
 p_z = d_1 + a_2S_2 - C_{23}(d_4 + d_6C_5) + S_{23}(d_6C_4S_5 + a_3)
 \end{cases} \quad (2-4)$$

2.3.4 机器人逆运动学分析

机器人逆运动学分析即通过已知末端执行器目标位姿，反推出机器人各关节角度或位置。机器人逆运动学常用解析法与数值法求解，解析法可分为代数法与几何法。数值法通过迭代计算寻求最优解，适用范围广，但占用资源大且求解速度慢；几何法通过直观几何关系获得关节变量解析表达式，只适用于简单规则的机器人结构；代数法对于复杂、非线性系统的求解更具通用性，但需满足 Pieper 准则^[59]，当机器人六个关节均为旋转关节且后三个关节轴相交于一点，机器人具有封闭运动学逆解。由图 2-5(a)可知 ER10-C60 机器人六关节均为旋转关节，且第 4、5、6 关节轴线汇聚于一点，满足 Pieper 准则，因此通过代数法求机器人逆解效果最好，求解过程如下。

(1) θ_1 求解

由逆矩阵 ${}^0_1T^{-1}$ 左乘式(2-3)得

$${}^0_1T^{-1} {}^0_6T = {}^1_2T {}^2_3T {}^3_4T {}^4_5T {}^5_6T \quad (2-5)$$

将式(2-2)中对应转换矩阵代入式(2-5)得

$$\begin{bmatrix} C_1 & S_1 & 0 & -a_1 \\ 0 & 0 & 1 & -d_1 \\ S_1 & -C_1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} n_x & o_x & a_x & p_x \\ n_y & o_y & a_y & p_y \\ n_z & o_z & a_z & p_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = {}^1_2T {}^2_3T {}^3_4T {}^4_5T {}^5_6T \quad (2-6)$$

ER10-C60 机器人满足 Pieper 准则，为方便后续计算，令机器人第 4、5、6 关节坐标系原点重合，由图 2-5(b)分析，机器人末端关节到前一关节的距离 $d_6 = 0$ ，则式(2-6)可简化为

$$\begin{bmatrix} n_x C_1 + n_y S_1 & o_x C_1 + o_y S_1 & a_x C_1 + a_y S_1 & p_x C_1 + p_y S_1 - a_1 \\ n_z & o_z & a_z & p_z - d_1 \\ n_y C_1 - n_x S_1 & o_y C_1 - o_x S_1 & a_y C_1 - a_x S_1 & p_y C_1 - p_x S_1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = {}^1T_2 {}^2T_3 {}^3T_4 \quad (2-7)$$

计算等式(2-7)右边矩阵可得

$${}^1T_2 {}^2T_3 {}^3T_4 = \begin{bmatrix} C_4 C_{23} & -S_{23} & -S_4 C_{23} & a_2 C_2 + d_4 S_{23} + a_3 C_{23} \\ C_4 S_{23} & C_{23} & -S_4 S_{23} & a_2 S_2 - d_4 C_{23} + a_3 S_{23} \\ S_4 & 0 & C_4 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2-8)$$

观察式(2-7)与式(2-8)中第三行第四列元素，由矩阵对应关系可得 $p_y C_1 - p_x S_1 = 0$ ，

引入三角函数通解公式

$$\begin{cases} x \sin \theta + y \cos \theta = d \\ \theta = \arctan 2(\pm \sqrt{x^2 + y^2 - d^2}, d) - \arctan 2(x, y) \end{cases} \quad (2-9)$$

代入式(2-8)可得

$$\theta_1 = \arctan 2(\pm \sqrt{p_x^2 + p_y^2}, 0) - \arctan 2(p_x, -p_y) \quad (2-10)$$

(2) θ_3 求解

根据公式(2-7)和(2-8)矩阵元素对应相等，可得方程组

$$\begin{cases} p_x C_1 + p_y S_1 - a_1 = a_2 C_2 + d_4 S_{23} + a_3 C_{23} \\ p_z - d_1 = a_2 S_2 - d_4 C_{23} + a_3 S_{23} \\ p_y C_1 - p_x S_1 = 0 \end{cases} \quad (2-11)$$

分别将三个方程左右两边平方后相加，整理得式(2-12)，为书写简便，使用 L 表示常数项 d 。

$$a_3 C_3 + d_4 S_3 = \frac{(p_z - d_1)^2 + p_x^2 + p_y^2 - 2a_1(p_x C_1 + p_y S_1) + a_1^2 - a_2^2 - a_3^2 - d_4^2}{2a_2} = L \quad (2-12)$$

代入式 2-9 得

$$\theta_3 = \arctan 2(\pm \sqrt{a_3^2 + d_4^2 - L^2}, L) - \arctan 2(a_3, d_4) \quad (2-13)$$

(3) θ_2 求解

由逆矩阵 ${}^2T_3 {}^1T_2 {}^0T_1$ 左乘式(2-3)得

$${}^2T_3 {}^1T_2 {}^0T_1 {}^1T_2 {}^0T_1 {}^0T_1 = {}^3T_6 \quad (2-14)$$

将式(2-2)中对应转换矩阵代入式(2-14)得

$${}^3_6T = \begin{bmatrix} n_x^* & o_x^* & a_x^* & p_x^* \\ n_y^* & o_y^* & a_y^* & p_y^* \\ n_z^* & o_z^* & a_z^* & p_z^* \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2-15)$$

$$\begin{cases} n_x^* = C_{23}(n_x C_1 + n_y S_1) + n_z S_{23} \\ o_x^* = C_{23}(o_x C_1 + o_y S_1) + o_z S_{23} \\ a_x^* = C_{23}(a_x C_1 + a_y S_1) + a_z S_{23} \\ p_x^* = C_{23}(p_x C_1 + p_y S_1 - a_1) + S_{23}(p_z - d_1) - a_2 C_3 - a_3 \\ n_y^* = n_x S_1 - n_y C_1 \\ o_y^* = o_x S_1 - o_y C_1 \\ a_y^* = a_x S_1 - a_y C_1 \\ p_y^* = p_x S_1 - p_y C_1 \\ n_z^* = S_{23}(n_x C_1 + n_y S_1) - n_z C_{23} \\ o_z^* = S_{23}(o_x C_1 + o_y S_1) - o_z C_{23} \\ a_z^* = S_{23}(a_x C_1 + a_y S_1) - a_z C_{23} \\ p_z^* = C_{23}(d_1 - p_z) + S_{23}(p_x C_1 + p_y S_1 - a_1) - a_2 S_3 \end{cases} \quad (2-16)$$

$${}^3_6T = {}^3_4T {}^4_5T {}^5_6T = \begin{bmatrix} C_4 C_5 C_6 - S_4 S_6 & -C_4 C_5 S_6 - C_6 S_4 & C_4 S_5 & 0 \\ C_5 C_6 S_4 + C_4 S_6 & -C_5 S_4 S_6 + C_4 C_6 & S_4 S_5 & 0 \\ -C_6 S_5 & S_5 S_6 & C_5 & d_4 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2-17)$$

式(2-15)和式(2-16)为等式(2-14)左边运算结果，式(2-17)为右边运算结果，根据等式左右两边一行四列与三行四列元素对应相等，列出如下方程

$$\begin{cases} C_{23}(p_x C_1 + p_y S_1 - a_1) + S_{23}(p_z - d_1) = a_2 C_3 + a_3 \\ S_{23}(p_x C_1 + p_y S_1 - a_1) + C_{23}(d_1 - p_z) = a_2 S_3 + d_4 \end{cases} \quad (2-18)$$

求解方程可得 θ_2 为

$$\begin{cases} \theta_{23} = \arctan 2(C_{23}, S_{23}) \\ \theta_2 = \theta_{23} - \theta_3 \end{cases} \quad (2-19)$$

(4) θ_4 θ_5 θ_6 求解

由式(2-17)解算 6_3T 参数值，可得

$$\theta_5 = \arctan 2(C_5, \pm \sqrt{1 - C_5^2}) \quad (2-20)$$

当 θ_5 不为 0 时

$$\theta_4 = \arctan 2(\pm C_4 S_5, \pm S_4 S_5) \quad (2-21)$$

根据 $\theta_1 \sim \theta_4$ 的值求解 4_6T ，代入式(2-9)求解 θ_6 可得

$${}^4_6T = \begin{bmatrix} C_5 C_6 & -C_5 S_6 & S_5 & 0 \\ S_5 C_6 & -S_5 S_6 & -C_5 & 0 \\ S_6 & C_6 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2-22)$$

$$\theta_6 = \arctan 2(\pm C_6, \pm S_6) \quad (2-23)$$

当 θ_5 为 0 时

$${}^3_6T = \begin{bmatrix} C_{46} & -S_{46} & 0 & 0 \\ S_{46} & C_{46} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & d_4 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2-24)$$

$$\theta_{46} = \arctan 2(C_{46}, S_{46}) \quad (2-25)$$

$$\theta_6 = \theta_{46} - \theta_4, (\theta_4 = 0) \quad (2-26)$$

计算结果表明，机器人第 1、3、5 关节分别有两组解，将解的结果两两组合，共获得 8 组逆解，在工业机器人实际应用中，为防止造成危险，各关节旋转角度均有所限制，上述某些逆解角度可能会超过机器人转动范围，造成奇异状态，机器人无法运行，因此在应用中需排除奇异逆解。为验证运动学分析的有效性，给出机器人一组关节角度 $\theta_1 \sim \theta_6(60, 30, -50, 30, -21, 60)$ ，正解获取末端坐标，逆解获取关节角度，8 组逆解结果如图 2-7 与表 2-3，所得数据符合推导结果。

表 2-3 机器人逆解结果表

编号	$\theta_1 / (^\circ)$	$\theta_2 / (^\circ)$	$\theta_3 / (^\circ)$	$\theta_4 / (^\circ)$	$\theta_5 / (^\circ)$	$\theta_6 / (^\circ)$
1	60.0216	30.1403	-50.21	30	-21.1645	60.14
2	60.0216	42.32	50.21	-25.4632	97.6218	31.52
3	60.0216	-82.3562	163.2545	-10.1257	42.3526	60.0254
4	60.0216	62.3562	-163.2545	83.1257	97.6218	24.25
5	230.4231	31.3562	-50.21	-4.1257	-21.1645	-95.26
6	230.4231	42.3562	50.21	-63.1257	97.6218	-60.5450
7	230.4231	-79.3562	163.2545	30.0628	42.3526	-85.2250
8	230.4231	60.6057	-163.2545	45.2513	97.6218	-10.5693

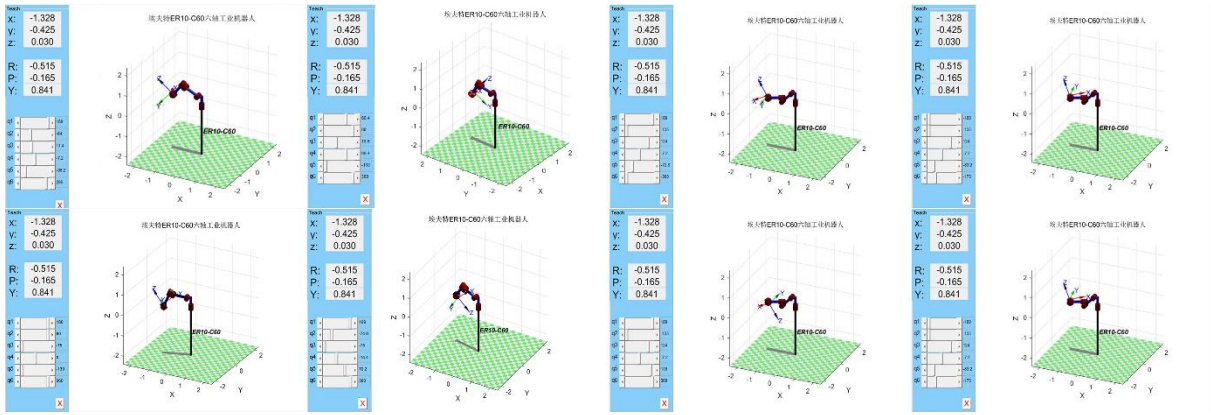


图 2-7 MATLAB 逆解仿真图

2.4 视觉感知系统

2.4.1 RealSense 深度相机

视觉感知系统通过视觉传感器采集零件图片并交由上位机实时分析，将目标零件位姿传递到机器人控制系统，控制器驱动机器人末端执行器到达指定位置，实现零件识别与初步定位。视觉识别是实现装配任务的前提，图像质量与处理速度直接影响后续装配工序，因此选取符合要求的相机至关重要，视觉识别常用相机类型包括 RGB 相机、深度相机、红外相机等，其中 RGB 相机与红外相机可捕捉物体颜色与轮廓信息，深度相机可获取物体像素点距离信息。

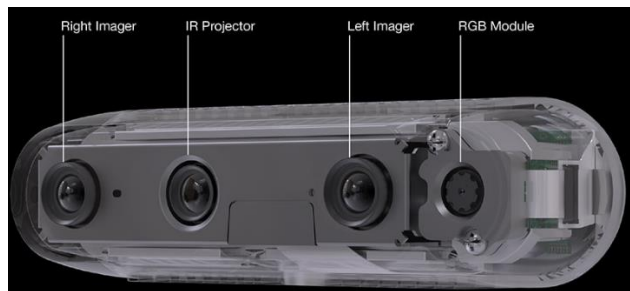
RealSenseD435 是由英特尔公司推出的一款深度相机，如图 2-8，包含一个 RGB 相机、两个红外相机以及一个红外发射器，支持多种编程语言，采用 USB 直连供电，操作简便，性能优越，参数如表 2-4。

表 2-4 相机参数表

参数名	RGB 分辨率	RGB 帧率	RGB 视场	深度分辨率	深度帧率	深度精度
参数值	1920 × 1080	30 FPS	69° × 42°	1280 × 720	90 FPS	2 米内<2%



(a) 相机外部结构



(b) 相机内部结构

图 2-8 D435 深度相机

2.4.2 相机成像模型

相机通过光学透镜系统将场景光线聚焦到感光元件上，经光电信号转换形成数字图像。相机标定是零件识别与定位的前提，标定前需依据相机成像原理，建立相机成像模型。将三维目标物体投影到二维图像，根据投影变换理论建立相机成像模型，如图 2-9。

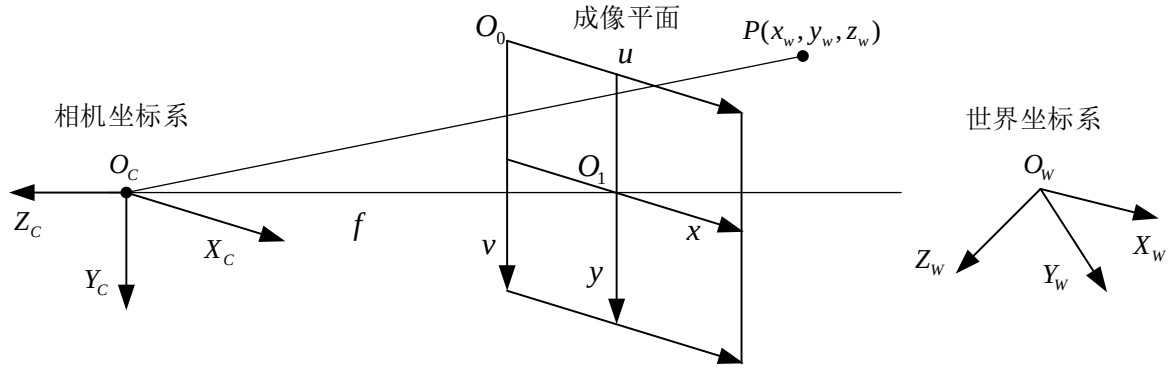


图 2-9 相机成像模型图

相机成像模型包含世界坐标系($O_w - X_w Y_w Z_w$)、相机坐标系($O_c - X_c Y_c Z_c$)、像素坐标系($O_0 - uv$)和图像坐标系($O_1 - xy$)。其中世界坐标系描述相机与物体的三维空间位置,单位为米(m);相机坐标系以相机光心 O_c 为原点,以相机光轴为 Z 轴,单位为米(m);像素坐标系以 O_0 为原点,以 u 表示水平方向, v 表示竖直方向,单位为像素(px);图像坐标系以相机光轴与成像平面的交点为原点,以 x/y 表示水平/竖直方向,单位为毫米(mm)。

像素与图像坐标系转换关系如式(2-27)

$$\begin{cases} u = \frac{x}{dx} + u_0 \\ v = \frac{y}{dy} + v_0 \end{cases} \Rightarrow \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{dx} & 0 & u_0 \\ 0 & \frac{1}{dy} & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2-27)$$

图像与相机坐标系转换关系如式(2-28),其中 f 为相机焦距, Z 为深度比例因子。

$$\begin{cases} x = f \frac{X}{Z} \\ y = f \frac{Y}{Z} \end{cases} \Rightarrow Z \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2-28)$$

相机与世界坐标系转换关系如式(2-29),其中 t 为平移矩阵, R 为旋转矩阵。

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2-29)$$

$$\begin{aligned} R &= R_x R_y R_z \\ &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \theta_x & -\sin \theta_x \\ 0 & \sin \theta_x & \cos \theta_x \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \theta_y & 0 & \sin \theta_y \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \theta_y & 0 & \cos \theta_y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \theta_z & -\sin \theta_z & 0 \\ \sin \theta_z & \cos \theta_z & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2-30)$$

联立上式得像素与世界坐标系转换关系,如式(2-31),其中 F_x 、 F_y 为等效焦距, M_1 、 M_2 为相机内参与外参。

$$Z \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{dx} & 0 & u_0 \\ 0 & \frac{1}{dy} & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} = M_1 M_2 \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2-31)$$

由此建立了物体 RGB 图像模型。求解物体三维坐标还需获取深度信息,通过采集物体深度图像获取像素坐标,与比例因子相乘,建立物体深度图像模型。

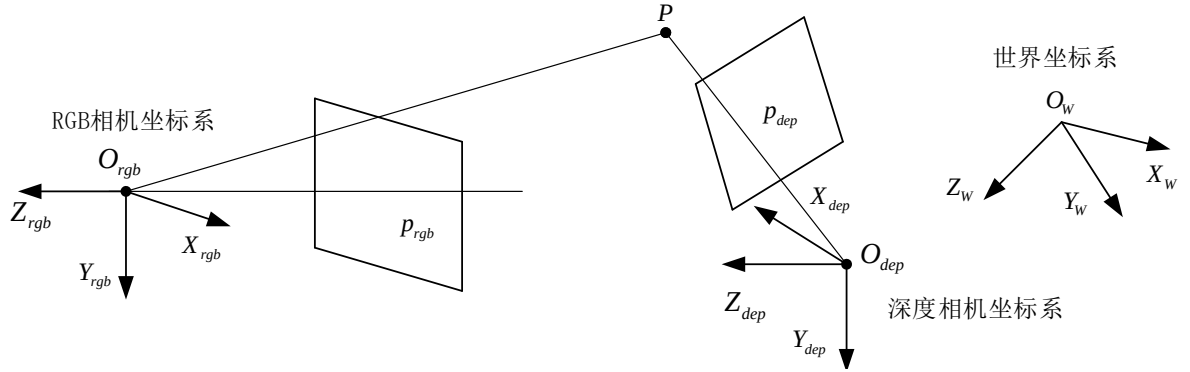


图 2-10 深度成像模型图

将 P 点分别转换至 RGB 相机坐标系和深度相机坐标系,其中 R_1 、 R_2 、 T_1 、 T_2 表示将世界坐标转换到 RGB、深度相机坐标下的旋转、平移矩阵。

$$\begin{cases} p_{rgb} = R_1 P_w + T_1 \\ p_{dep} = R_2 P_w + T_2 \end{cases} \quad (2-32)$$

RGB 相机与深度相机转换关系如式(2-33)

$$M = \begin{bmatrix} R & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_1 R_2^{-1} & -T_1 R_2^{-1} T_2 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2-33)$$

世界坐标系与 RGB 相机、深度相机转换关系如式(2-34)

$$Z_{rgb} \begin{bmatrix} u_{rgb} \\ v_{rgb} \\ 1 \end{bmatrix} = M_{1rgb} p_{rgb}, Z_{dep} \begin{bmatrix} u_{dep} \\ v_{dep} \\ 1 \end{bmatrix} = M_{1dep} p_{dep} \quad (2-34)$$

求解上式得 RGB 相机与深度相机的转换关系，如式(2-35)

$$\begin{bmatrix} u_{rgb} \\ v_{rgb} \\ 1 \end{bmatrix} = \frac{Z_{rgb}}{Z_{dep}} M_{1rgb} M M_{1dep}^{-1} \begin{bmatrix} u_{dep} \\ v_{dep} \\ 1 \end{bmatrix} \approx M_{1rgb} M M_{1dep}^{-1} \begin{bmatrix} u_{dep} \\ v_{dep} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2-35)$$

受外界条件干扰及相机自身属性影响，图像往往出现失真，称为相机畸变，包括径向畸变与切向畸变。畸变属于相机透镜固有属性，无法消除，为减小视觉畸变检测误差，需矫正目标物体坐标。

畸变矫正公式如式(2-36)，其中 (x, y) 为原图像坐标， (x_{c1}, y_{c1}) 为径向畸变矫正坐标， (x_{c2}, y_{c2}) 为切向畸变矫正坐标， r 为原图像坐标到原点的欧氏距离， k_1 、 k_2 和 k_3 为径向畸变系数， p_1 和 p_2 为切向畸变系数。

$$\begin{cases} x_{c1} = x(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) \\ y_{c1} = y(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) \\ x_{c2} = x + [2p_1 y + p_2(r^2 + 2x^2)] \\ y_{c2} = y + [2p_2 x + p_1(r^2 + 2y^2)] \end{cases} \quad (2-36)$$

由此建立了 D435 相机成像模型，实现了目标物体由图像坐标系世界坐标系的转换，相机坐标转换流程图如图 2-11。

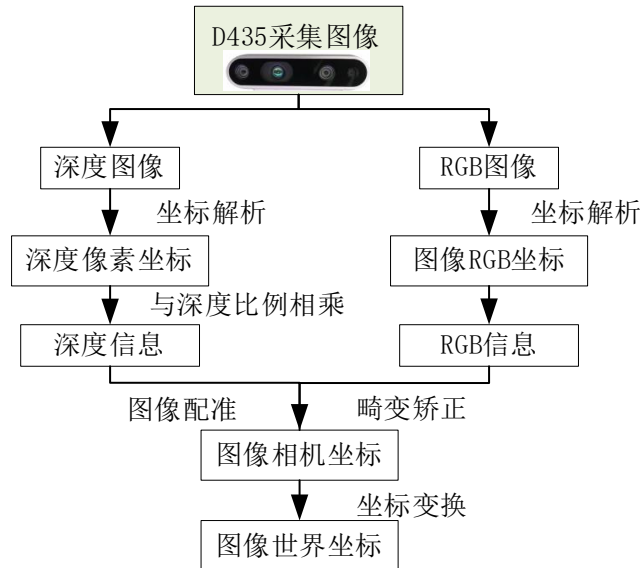


图 2-11 坐标转换流程图

2.4.3 相机标定

相机标定基于相机成像图形和几何光学关系，通过收集已知三维空间点图像投影，利用最小化误差方法确定相机内部参数，提高视觉检测目标准确性。传统相机标定法通过移动相机收集图像数据，运算求解相机内参与外参，精度低且稳定性较差；张正友标定法通过分析拍摄图像特征，提取图像特征点，建立图像坐标与物理坐标对应关系，准确计算相机内外参数^[60]，操作简便应用广泛。选用张正友标定法，使用 135×125 mm 棋盘格标定板，棋盘格如图 2-12(a)，相机标定过程如下。

标定板固定于桌面，多角度采集图像，利用角点检测函数提取图像角点坐标，通过张正友标定法计算相机内参。标定结果如图 2-12(b)，内参结果如式(2-37)和式(2-38)，其中 M 为相机内参， D 为深度比例。

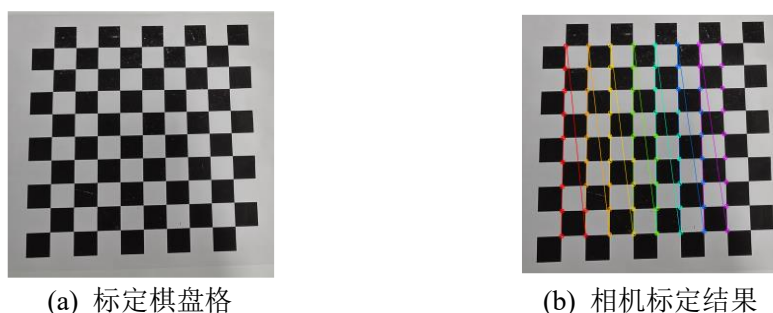


图 2-12 相机标定图

$$M = \begin{bmatrix} 613.9240514352743 & 0 & 323.3271552345342 \\ 0 & 613.987245100894 & 237.2498745291017 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2-37)$$

$$D = 0.001 \quad (2-38)$$

2.4.4 手眼标定

手眼标定可获取目标零件基坐标系位姿，实现目标零件定位。基于机器人与相机安装位置，手眼标定分为眼在手上(eye-in-hand)和眼在手外(eye-to-hand)，如图 2-13。

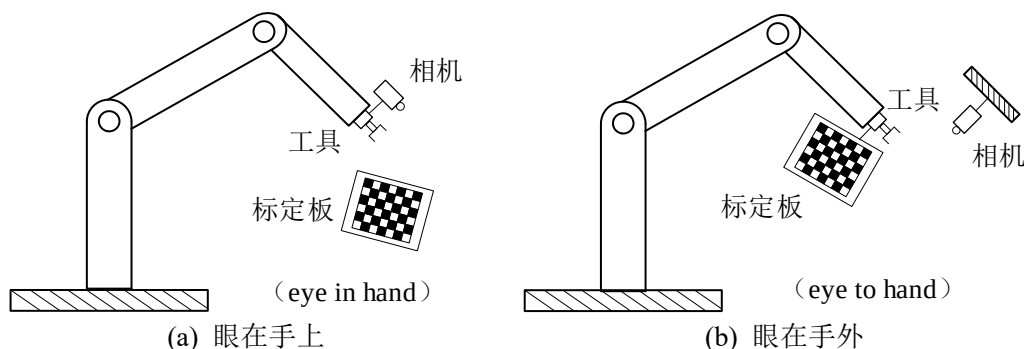


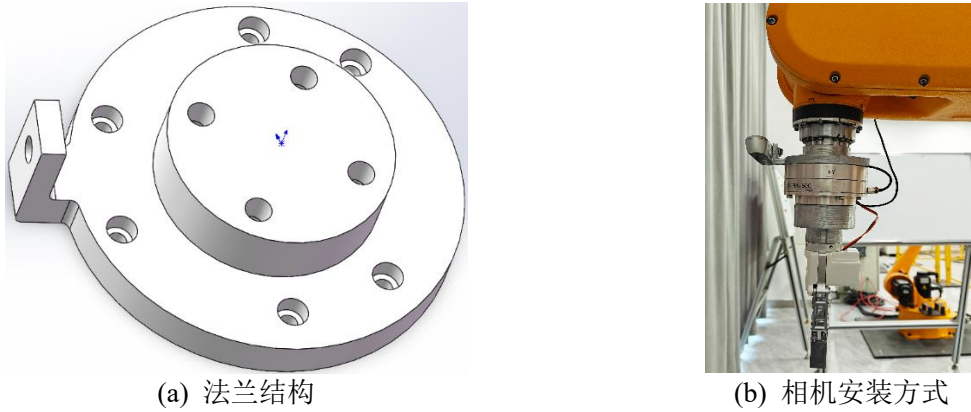
图 2-13 手眼结构安装方式

眼在手上结构如图 2-13(a)，相机安装于机械臂末端，随机械臂同步运动。协同运动

拉近了相机与物体距离，观测范围大、灵活性高且误差小，但相机稳定性易受末端执行器负载影响，需设计合理装配结构，保持相机采集过程稳定精确。

眼在手外结构如图 2-13(b)，相机固定在作业环境某一位置，与机器人基座相对静止。相机稳定性较高，由于位置固定，视野相对受限，需多组相机全方位覆盖环境。

受装配作业视觉检测速度要求，眼在手上安装方式相机拍摄角度更灵活，识别速度更快。因此采用该结构识别目标零件，设计固定相机法兰结构，保障视觉系统稳定可靠，固定法兰结构如图 2-14(a)，眼在手上安装方式如图 2-14(b)。



2-14 眼在手上安装方式图

依据眼在手上安装方式，建立相机手眼标定模型，其中 O_B 表示机器人基坐标系， O_E 表示机器人末端坐标系， O_D 表示标定板坐标系， O_C 表示相机坐标系， ${}^D_B T$ 表示 O_D 到 O_B 的转换矩阵，其他转换矩阵依此类推，手眼标定示意图如图 2-15。

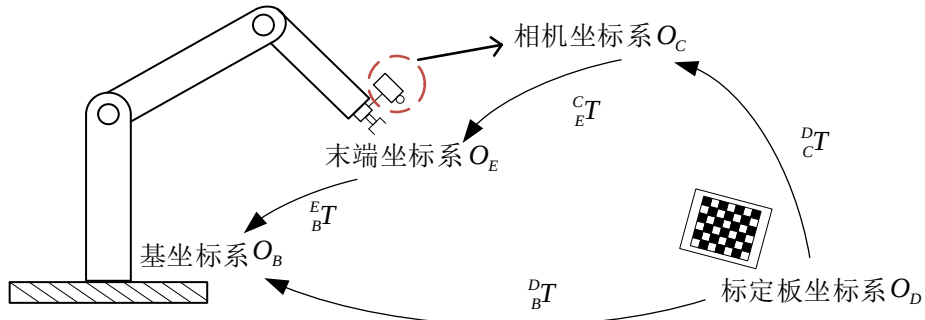


图 2-15 手眼标定示意图

由于标定板与机器人基座、相机与机器人末端相对位置固定，因此对应坐标转换矩阵 ${}^D_B T$ 、 ${}^C_E T$ 为常量，目标零件在基坐标系下的位姿矩阵 ${}^D_B T$ 计算公式如式(2-39)，其中 i 、 j 分别表示机器人移动过程中第 i 次和第 j 次的参数。

$$\begin{cases} {}^D_B T = ({}^D_C T) {}^C_E T ({}^E_B T)_i \\ {}^D_B T = ({}^D_C T) {}^C_E T ({}^E_B T)_j \end{cases} \quad (2-39)$$

化简方程可得

$$({}^D T_j)^{-1} ({}^D T)_i {}^C T = {}^C T ({}^E T)_j ({}^E T)_i^{-1} \quad (2-40)$$

令 $A = ({}^D T)_j^{-1} ({}^D T)_i$, $B = ({}^E T)_j ({}^E T)_i^{-1}$, $X = {}^C T$, 公式(2-40)化简为

$$AX = XB \quad (2-41)$$

运用 Tsai 提出的两步法求解矩阵 X [61], 使用旋转矩阵 R 和平移矩阵 t 修改上式。

$$\begin{bmatrix} R_A & t_A \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_X & t_X \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_X & t_X \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_B & t_B \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2-42)$$

$$\begin{bmatrix} R_A R_X & R_A t_X + t_A \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_X R_B & R_X t_B + t_X \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2-43)$$

整理得式(2-44)

$$\begin{cases} R_A R_X = R_X R_B \\ R_A t_X + t_A = R_X t_B + t_X \end{cases} \quad (2-44)$$

式(2-44)中, R_A 与 t_A 由机器人示教器中读取, 表示机器人末端旋转矩阵与平移矩阵, R_B 与 t_B 由上位机解算标定坐标获取, 表示相机外参矩阵, 将以上参数代入式(2-43)解算目标零件在基坐标系下转换矩阵 ${}^D T_B$ 。为获取方程参数, 设计手眼标定实验, 流程如下。标定板固定于实验台, 调节机械臂位置, 采集对应图像信息, 上位机解算标定板中心像素坐标值, 记录示教器机器人坐标值。重复该步骤并采集 16 组实验数据, 由式(2-44)计算转换矩阵 ${}^D T_B$, 结果如式(2-45)

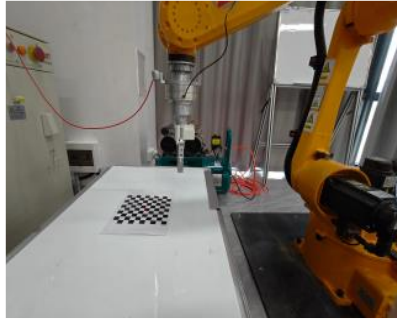


图 2-16 手眼标定实验

$${}^D T_B = \begin{bmatrix} -0.01023 & 0.83152 & -0.56696 & 0.49318 \\ 0.97607 & 0.00557 & -0.01965 & -0.30374 \\ -0.02602 & -0.51707 & -0.81338 & 0.70229 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2-45)$$

2.5 力觉控制系统

2.5.1 KWR46B 力传感器

视觉系统完成目标零件识别与初步定位后,依靠力传感器检测机器人末端接触力与力矩值,通过搜孔与插孔算法得到机器人末端姿态值,反馈至机器人控制器驱动末端夹爪完成轴孔柔顺装配作业。

准确有效的力信号采集依靠高精度的六维力传感器,经多种传感器型号对比,选用 KWR46B 六维力传感器,配备 KWH06 信号采集模块,如图 2-17。KWR46B 六维力传感器是一款高精度力觉传感器,可实时测量正交三方向的力和力矩。传感器基于应变电测原理设计,采用六轴联合标定技术,互通多款信号采集模块,支持 RS422、RS485、CAN、USB 和工业以太网等通信方式,精准度高、响应速度快,广泛应用于医疗测试、小型工业机器人、自动化测量等领域,传感器参数如表 2-5。

表 2-5 传感器参数表

类别	参数
力量程(N)	$F_x = F_y = F_z = 150$
力矩量程($N \cdot m$)	$T_x = T_y = T_z = 5$
分辨率($\%FS$)	0.03
准度($\%FS$)	0.5
重量(kg)	0.07



(a) KWR46B 传感器



(b) KWH06 信号采集模块

图 2-17 KWR46B 六维力传感器与信号采集卡

2.5.2 力传感器零点标定与重力补偿

六维力传感器通过法兰连接于末端夹爪与机械臂间,实时感知末端接触三维正交力与力矩。实际工作中,受系统自带误差、末端工具重力及机器人运动中加速度产生的力与力矩等影响,传感器采集数据并非严格意义上的末端装配接触力,装配任务前需完成传感器零点值标定与重力补偿,减小误差对测量力与力矩值的影响。

分析力传感器检测过程可知，装配过程中机器人运行较为平稳，可忽略加速度产生的力与力矩值，测量误差主要来源于力传感器系统误差(无负载时测量末端力不为0，称为传感器零点)、末端负载重力作用(包括夹爪、装配零件等工具)以及机器人安装位姿偏差，开展力传感器零点值标定、末端负载重力补偿以及机器人安装角计算。

零点值标定与重力补偿过程如下。建立轴孔装配坐标系，如图 2-18，世界坐标系为 $(O_W - X_W Y_W Z_W)$ 、基坐标系为 $(O_B - X_B Y_B Z_B)$ ，六维力传感器坐标系为 $(O_S - X_S Y_S Z_S)$ 、末端负载重力为 G ，负载重心在 O_S 下坐标为 (x, y, z) ，负载重力对力传感器各轴力与力矩值为 $(G_x, G_y, G_z, M_{gx}, M_{gy}, M_{gz})$ ，力传感器零点值为 $(f_{x0}, f_{y0}, f_{z0}, m_{x0}, m_{y0}, m_{z0})$ ，力传感器测量值为 $(f_x, f_y, f_z, m_x, m_y, m_z)$ 。

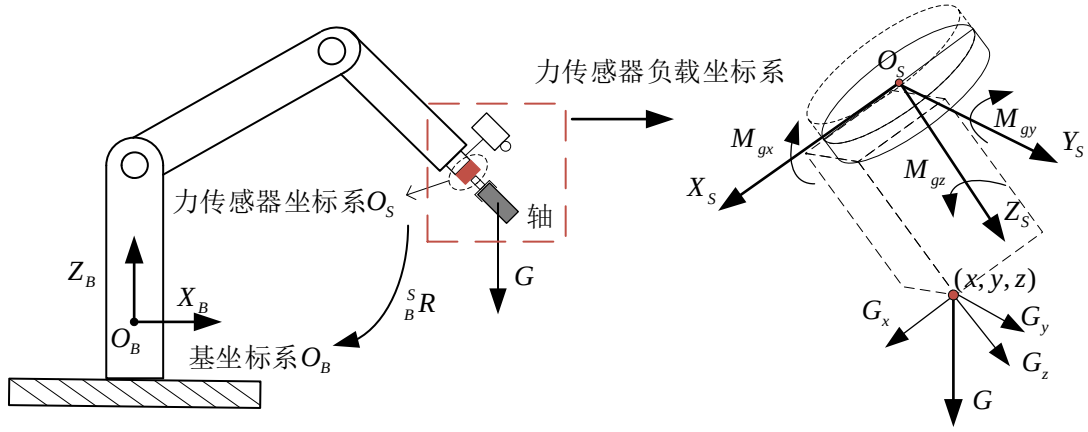


图 2-18 六维力传感器与末端负载坐标系

六维力传感器各轴力与力矩关系如式(2-46)

$$\begin{cases} M_{gx} = yG_z - zG_y \\ M_{gy} = zG_x - xG_z \\ M_{gz} = xG_y - yG_x \end{cases} \quad (2-46)$$

负载不受外力接触时

$$\begin{cases} G_x = f_x - f_{x0} \\ G_y = f_y - f_{y0} \\ G_z = f_z - f_{z0} \\ M_{gx} = m_x - m_{x0} \\ M_{gy} = m_y - m_{y0} \\ M_{gz} = m_z - m_{z0} \end{cases} \quad (2-47)$$

联立式(2-46)和式(2-47)得

$$\begin{cases} m_x = yf_z - zf_y + m_{x0} + zf_{y0} - yf_{z0} \\ m_y = zf_x - xf_z + m_{y0} + xf_{z0} - zf_{x0} \\ m_z = xf_y + yf_x + m_{z0} + yf_{x0} - xf_{y0} \end{cases} \quad (2-48)$$

负载重心坐标值与传感器零点值为常量，替换式(2-48)部分参数

$$\begin{cases} k_1 = m_{x0} + zf_{y0} - yf_{z0} \\ k_2 = m_{y0} + xf_{z0} - zf_{x0} \\ k_3 = m_{z0} + yf_{x0} - xf_{y0} \end{cases} \quad (2-49)$$

式(2-49)写为矩阵形式

$$\begin{bmatrix} m_x \\ m_y \\ m_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & f_z & -f_y & 1 & 0 & 0 \\ -f_z & 0 & f_x & 0 & 1 & 0 \\ f_y & -f_x & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ k_1 \\ k_2 \\ k_3 \end{bmatrix} \quad (2-50)$$

采集 n 组 ($n \geq 3$) 不同位姿机器人数据代入式(2-50)可得

$$\begin{bmatrix} m_{x1} \\ m_{y1} \\ m_{z1} \\ m_{x2} \\ m_{y2} \\ m_{z2} \\ \vdots \\ m_{xn} \\ m_{yn} \\ m_{zn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & f_{z1} & -f_{y1} & 1 & 0 & 0 \\ -f_{z1} & 0 & f_{x1} & 0 & 1 & 0 \\ f_{y1} & -f_{x1} & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & f_{z2} & -f_{y2} & 1 & 0 & 0 \\ -f_{z2} & 0 & f_{x2} & 0 & 1 & 0 \\ f_{y2} & -f_{x2} & 0 & 0 & 0 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & f_{zn} & -f_{yn} & 1 & 0 & 0 \\ -f_{zn} & 0 & f_{xn} & 0 & 1 & 0 \\ f_{yn} & -f_{xn} & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ k_1 \\ k_2 \\ k_3 \end{bmatrix} \quad (2-51)$$

简化可得

$$\begin{cases} m = f \times p \\ p = (f^T f)^{-1} \times f^T m \end{cases} \quad (2-52)$$

由此，通过式(2-52)可求解负载重心坐标值。

机器人安装位姿偏差可等效为基标系与水平面间绕 X_B 轴旋转角 γ_1 以及绕 Y_B 轴旋转角 γ_2 ，为解决机器人安装误差对检测坐标值影响，通过坐标变换解算机器人安装角，修正标定结果。设经 $\gamma_1 \gamma_2$ 旋转后机器人基标系为 $O_H - X_H Y_H Z_H$ ，沿用运动学分析中三角

函数的简写方式，坐标系 O_H 到 O_B 的旋转矩阵 ${}^H_B R$ 如式(2-53)

$${}^H_B R = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & C_1 & -S_1 \\ 0 & S_1 & C_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} C_2 & 0 & S_2 \\ 0 & 1 & 0 \\ -S_2 & 0 & C_2 \end{bmatrix} \quad (2-53)$$

设坐标系 O_H 绕 Z_H 、 Y_S 、 X_S 轴分别转动角度 γ_3 、 γ_4 、 γ_5 ，得到力传感器坐标系 O_S ，则 O_S 到 O_H 的旋转矩阵 ${}^S_H R$ 如式(2-54)

$${}^S_H R = \begin{bmatrix} C_3 & -S_3 & 0 \\ S_3 & C_3 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} C_4 & 0 & S_4 \\ 0 & 1 & 0 \\ -S_4 & 0 & C_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & C_1 & -S_1 \\ 0 & S_1 & C_1 \end{bmatrix} \quad (2-54)$$

负载重力 G 在 O_B 坐标系中可表示为 $G = [0, 0, -G]^T$ ，则 G 在 O_S 坐标系下可表示为

$$G_S = {}^S_H R {}^H_B R G = {}^S_B R \begin{bmatrix} GC_1 S_2 \\ -GS_1 \\ -GC_1 C_2 \end{bmatrix} \quad (2-55)$$

传感器实测值记为 $F = [f_x \ f_y \ f_z]^T$ ，实测力矩记为 $M = [m_x \ m_y \ m_z]^T$ ，零点值记为 $F_0 = [f_{x0} \ f_{y0} \ f_{z0}]^T$ ，零点力矩记为 $M_0 = [m_{x0} \ m_{y0} \ m_{z0}]^T$ ，负载重力 G 在传感器上作用力记为 $G_S = [G_x \ G_y \ G_z]^T$ ，力矩为 $M_S = [M_{gx} \ M_{gy} \ M_{gz}]^T$ 。当机械臂末端无外力接触时，力传感器测量值为零点力与负载力各个方向代数和，如式(2-56)

$$\begin{bmatrix} f_x \\ f_y \\ f_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_{x0} \\ f_{y0} \\ f_{z0} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \\ G_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_{x0} \\ f_{y0} \\ f_{z0} \end{bmatrix} + {}^S_B R \begin{bmatrix} GC_1 S_2 \\ -GS_1 \\ -GC_1 C_2 \end{bmatrix} \quad (2-56)$$

令

$$\begin{cases} g_x = GC_1 S_2 \\ g_y = -GS_1 \\ g_z = -GC_1 C_2 \end{cases} \quad (2-57)$$

式(2-57)可简写为式(2-58)。其中 I 表示 3×3 单位矩阵。

$$\begin{bmatrix} f_x \\ f_y \\ f_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} {}^S_B R & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} g_x \\ g_y \\ g_z \\ f_{x0} \\ f_{y0} \\ f_{z0} \end{bmatrix} \quad (2-58)$$

采集 n 组 ($n \geq 3$) 不同位姿机器人数据, 代入式(2-58)可得

$$\begin{bmatrix} f_{x1} \\ f_{y1} \\ f_{z1} \\ f_{x2} \\ f_{y2} \\ f_{z2} \\ \vdots \\ f_{xn} \\ f_{yn} \\ f_{zn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} {}^S_B R_1 & I \\ {}^S_B R_2 & I \\ \vdots & \vdots \\ {}^S_B R_n & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} g_x \\ g_y \\ g_z \\ f_{x0} \\ f_{y0} \\ f_{z0} \end{bmatrix} \quad (2-59)$$

令 $g = [g_x \ g_y \ g_z \ f_{x0} \ f_{y0} \ f_{z0}]^T$, 则上式可简写为

$$F = Rg \quad (2-60)$$

则

$$g = (R^T R)^{-1} R^T F \quad (2-61)$$

计算式(2-61)可得传感器零点分力 ($g_x \ g_y \ g_z$) 以及负载重力分力 ($f_{x0} \ f_{y0} \ f_{z0}$), 计算式(2-59)可得负载重力及机器人安装角。

$$G = \sqrt{g_x^2 + g_y^2 + g_z^2} \quad (2-62)$$

$$\begin{cases} \gamma_1 = \arcsin(-\frac{g_y}{G}) \\ \gamma_2 = \arctan(-\frac{g_x}{g_z}) \end{cases} \quad (2-63)$$

根据以上参数补偿传感器末端接触力与力矩值, 补偿后各方向力与力矩值表示为

$$\begin{bmatrix} F_{cx} \\ F_{cy} \\ F_{cz} \\ M_{cx} \\ M_{cy} \\ M_{cz} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_z - f_{z0} - G_z \\ f_x - f_{x0} - G_x \\ f_y - f_{y0} - G_y \\ m_x - m_{x0} - m_{gx} \\ m_y - m_{y0} - m_{gy} \\ m_z - m_{z0} - m_{gz} \end{bmatrix} \quad (2-64)$$

2.5.3 力传感器重力补偿实验

完成理论分析后, 通过标定实验获取机器人位姿, 解算力传感器零点值与机器人安装角, 步骤如下。定义机器人三组姿态, 如表 2-7, 令机器人在不同姿态下分别夹取三

根轴，如表 2-6，采集对应状态下的机器人位姿、末端接触力与力矩参数，代入以上公式计算，获取重力补偿参数，如表 2-8。

表 2-6 零件参数表

名称	直径 (mm)	长度 (mm)	重量 (N)
轴 1	10	80	0.44
轴 2	13	80	0.74
轴 3	16	80	1.13

表 2-7 机器人位姿参数表

机器人位姿	$\theta_1 / (^{\circ})$	$\theta_2 / (^{\circ})$	$\theta_3 / (^{\circ})$	$\theta_4 / (^{\circ})$	$\theta_5 / (^{\circ})$	$\theta_6 / (^{\circ})$
组 1	60	30	-50	30	-20	60
组 2	60	20	-30	30	-20	60
组 3	40	10	-10	30	-20	60

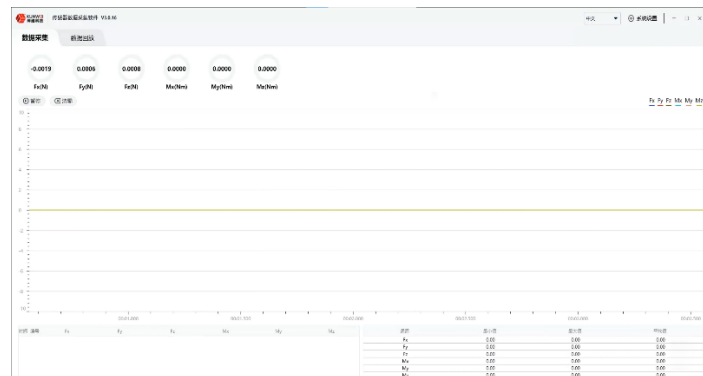
表 2-8 重力补偿参数表

名称	$\gamma_1 / (^{\circ})$	$\gamma_2 / (^{\circ})$	$G / (N)$	$x / (mm)$	$y / (mm)$	$z / (mm)$
轴 1	-0.32	0.16	0.31	0.21	4.15	37.54
轴 2	-0.28	0.15	0.65	0.36	3.68	36.42
轴 3	-0.33	0.19	1.06	0.51	4.02	38.06

为验证力传感器重力补偿方法有效性，设计机器人重力补偿实验，步骤如下。定义机器人初始姿态为表 2-7 中组 1 角度，定义末端夹爪为抓取轴 3 姿态，驱动机器人匀速运行一段轨迹，采集 20 组机器人不同位姿数据以及相应的力传感器数据，对比重力补偿前后数据图，验证重力补偿方法有效性。实验设备如图 2-19(a)，重力补偿前后各轴力与各轴向力矩变化对比结果如图 2-20。



(a) 实验设备



(b) 数据采集界面

图 2-19 重力补偿实验

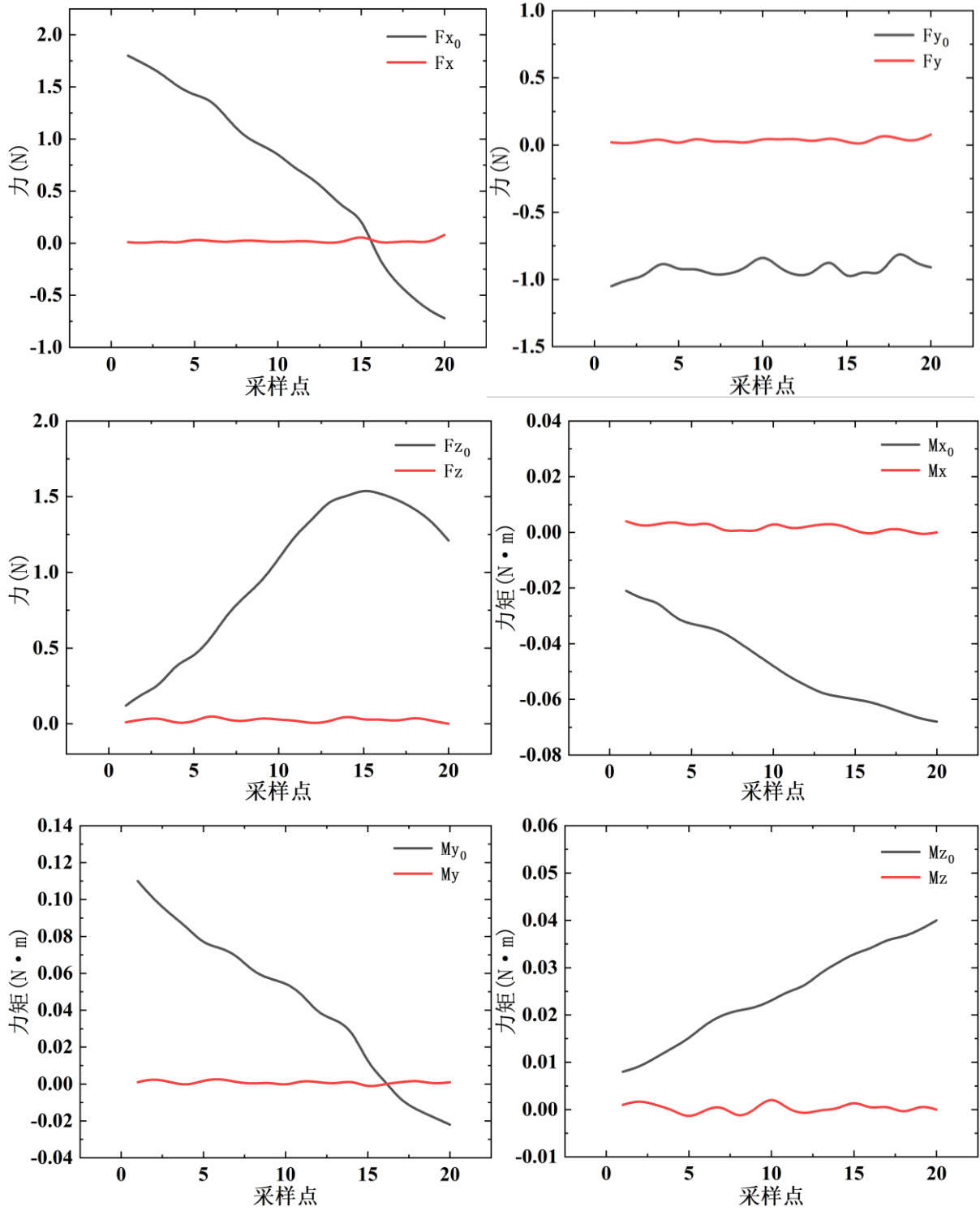


图 2-20 六维力传感器数据对比图

重力补偿前各轴力与力矩值记为 $(F_{x_0} F_{y_0} F_{z_0} M_{x_0} M_{y_0} M_{z_0})$ ，补偿后各轴数值记为 $(F_x F_y F_z M_x M_y M_z)$ ，分析图 2-20 结果可知，受力传感器零点值与负载重力影响，机器人在不同位姿下测量力与力矩值变化较大，重力补偿后各轴力与力矩值保持在 0N 左右，验证了重力补偿算法的有效性，由此可以获取准确机器人末端接触力。

2.6 本章小结

本章完成了机器人装配系统搭建，在机器人执行系统中确定了机器人选型、建立了机器人运动学模型并开展正逆运动学分析；在视觉感知系统中确定了深度相机选型、建立了相机成像模型、完成了相机标定以及手眼标定，获取到零件在基坐标系下的位姿；在力觉控制系统中确定了六维力传感器选型、对力传感器进行了零点标定与重力补偿、计算得到了机器人安装角，并通过重力补偿实验验证了力补偿值有效性，为后续章节展开奠定理论基础。

第3章 基于改进 YOLOv5s 零件识别定位

3.1 引言

轴孔装配接近阶段依靠视觉系统完成,选取合适识别算法有助于提高目标检测效率与准确度。本章通过分析 YOLOv5 结构原理,优化 YOLOv5s 算法网络模型,通过零件识别数据集测试,对比原算法验证改进算法的有效性,结合相机标定手眼标定实现了零件的识别与初步定位。

3.2 YOLOv5s 算法

机器学习目标识别,利用机器学习算法学习并训练输入数据,实现自动检测和识别图像、视频或传感器数据中目标或特定对象。视觉识别算法多种多样,其中 YOLO 系列算法因实时性高、调参量小,广泛应用于视觉检测、图像处理等任务。时至今日 YOLO 系列已发展到数个版本,其中 YOLOv5 算法模型轻量,容易部署,成为研究热门^[62],按结构可划分为 YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l、YOLOv5x,其中 YOLOv5s 模型量最小,适用于轴孔装配零件识别任务,因此本文选用 YOLOv5s 为基础网络模型,网络结构如图 3-1,由 Input、Backbone、Neck 和 Head 四部分组成。

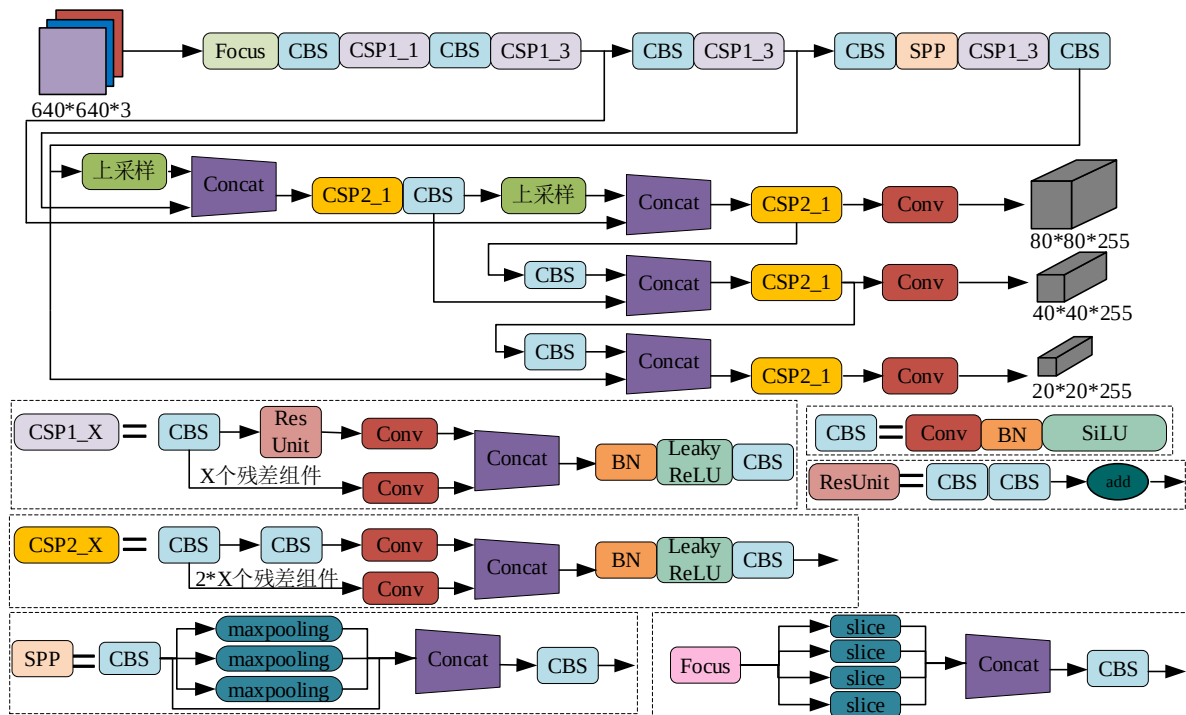


图 3-1 YOLOv5s 网络结构图

3.3 改进 YOLOv5s 零件识别算法

在 YOLOv5s 算法基础上作以下改进，主干网络(Backbone)引入高效注意力机制 CBAM；颈部网络(Neck)层使用深度可分离卷积层(DSC)替换部分普通卷积层，轻量化网络模型，提高系统运行性能，预测层(Backbone)使用 DIOU 函数提高模型泛化能力，采用加权框融合方法(WBF)提高模型识别精度，具体改进内容如下。

3.3.1 CBAM 注意力机制的引入

随着神经网络模型不断扩展、调节参数不断增加，易出现运算信息过载问题，需引入注意力机制，聚焦关键信息，减小模型运算量。神经网络常用注意力机制包括 SENet(Squeeze and Excitation Network)^[63]、ECANet(Efficient Channel Attention Network)^[64]以及 CBAM(Convolutional Block Attention Module)^[65]等。SENet 聚焦通道注意力，通过 Squeeze 和 Excitation 模块自主学习，获取每个特征通道重要程度，根据重要程度关系抑制或提升特征信息；ECANet 关注图像中不同空间位置之间关联性，允许模型动态调整对图像不同区域注意力，提高重要信息感知能力；CBAM 模块结合通道注意力和空间注意力，同时关注特征通道和空间位置信息，全面捕获图像特征关系。

视觉感知系统识别零件过程中，需权重分析各通道重要程度以及确定物体空间位置，采用 CBAM 注意力机制可有效提高模型性能，CBAM 原理如图 3-2。考虑到注意力机制添加位置会对算法性能有所影响，选择在主干网络 C3 以及 SPP 前部融合 CBAM 机制，经后续消融实验验证，该融合机制可有效提高零件识别准确率。

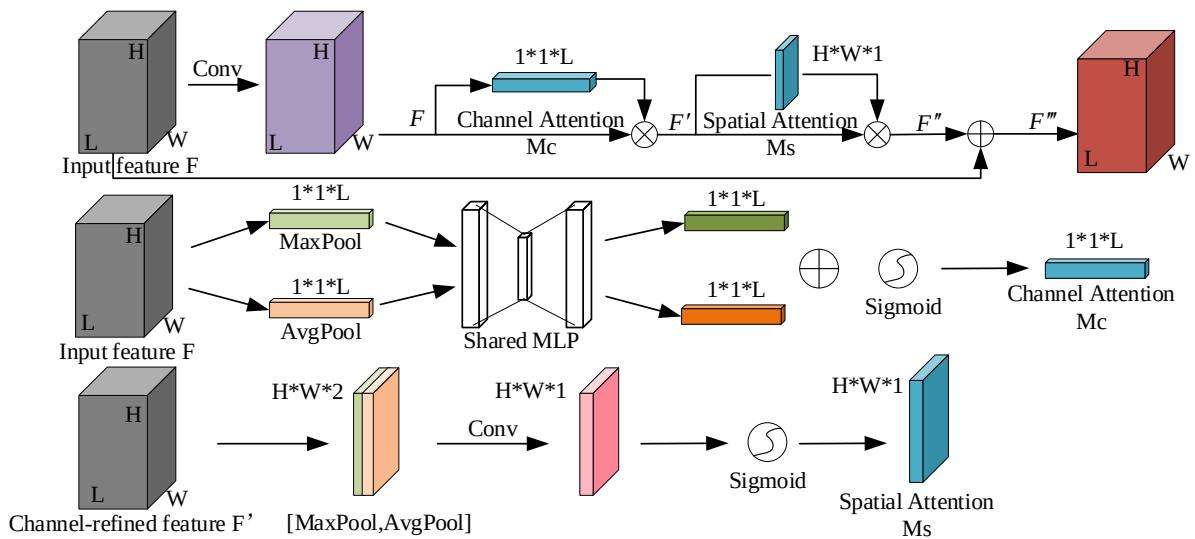


图 3-2 CBAM 注意力机制

3.3.2 深度可分离卷积的替换

深度可分离卷积(Depthwise Separable Convolution)简称 DSC，通过拆分空间维度和通道深度，显著减少参数数量和计算复杂度，普通卷积过程如图 3-3。

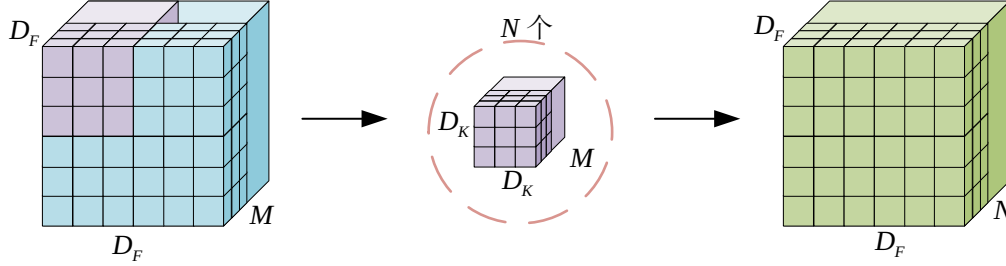


图 3-3 普通卷积过程

DSC 卷积过程如下，通过深度卷积，在二维平面内逐通道卷积输入特征图，产生与输入特征图通道数相同的特征映射；采用 1×1 卷积核逐点卷积深度卷积步骤生成的特征映射，在深度方向加权组合，实现维度转换，如图 3-4。

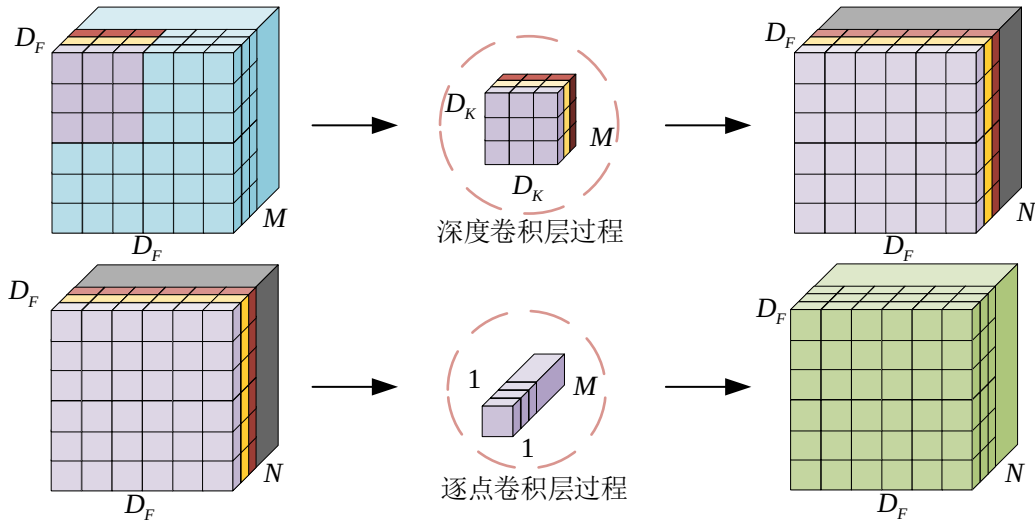


图 3-4 DSC 卷积过程

设输入特征大小 $D_F * D_F * M$ ，输出大小 $D_F * D_F * N$ ，则普通卷积计算量表示为

$$F_B = D_F^2 * D_K^2 * M * N \quad (3-1)$$

深度可分离卷积中深度卷积与点卷积特征计算量表示为

$$\begin{cases} F_D = D_F^2 * D_K^2 * M \\ F_P = D_F^2 * M * N \end{cases} \quad (3-2)$$

对比二者计算量，可得

$$\frac{F_D + F_P}{F_B} = \frac{D_F^2 * D_K^2 * M + D_F^2 * M * N}{D_F^2 * D_K^2 * M * N} = \frac{1}{N} + \frac{1}{D_K^2} < 1 \quad (3-3)$$

由上可知，DSC 计算量小于普通卷积层，将 YOLOv5s 颈部网络部分普通卷积层替换为 DSC，可降低模型运算量，实现模型轻量化。

3.3.3 DIOU 函数的引入

传统 YOLOv5s 算法采用 IOU(Intersection over Union)函数筛选候选框，当零件间距过近时，该算法会删除超出阈值的检测框，导致检测精度下降。为避免删除有效信息，选用 DIOU(Distance Intersection over Union)函数，DIOU^[66]是一种在物体检测中计算边界框之间相似性的评估指标，旨在更准确度量两边界框间重叠程度。DIOU 通过检测对角线距离，将真实框和预测框中心点归一化，在相同 IOU 值下，两框中心点归一化距离越小，代表预测框与目标框对比效果越好，检测原理如图 3-5，c 为最小外接矩形对角线距离，d 为真实框和预测框中心点距离，损失函数公式为式(3-4)和式(3-5)。

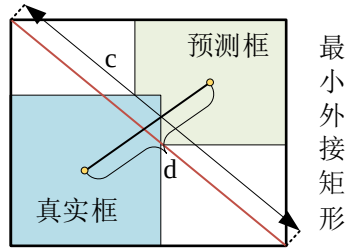


图 3-5 DIOU 检测原理

$$DIOU = IOU - \frac{d^2}{c^2} \quad (3-4)$$

$$L_{DIOU} = 1 - IOU + \frac{d^2}{c^2} \quad (3-5)$$

3.3.4 WBF 代替 NMS

传统 YOLOv5s 算法采用 NMS(Non-Maximum Supression)去除冗余检测框^[67]，处理单目标识别问题简单高效，当检测目标密集时，通过 NMS 设定阈值识别物体易出现误检、漏检等现象，对此采用 WBF (Weighted Boxes Fusion)加权框融合算法^[68]，结合多检测模型预测框，通过置信度权重生成识别结果，如图 3-6。

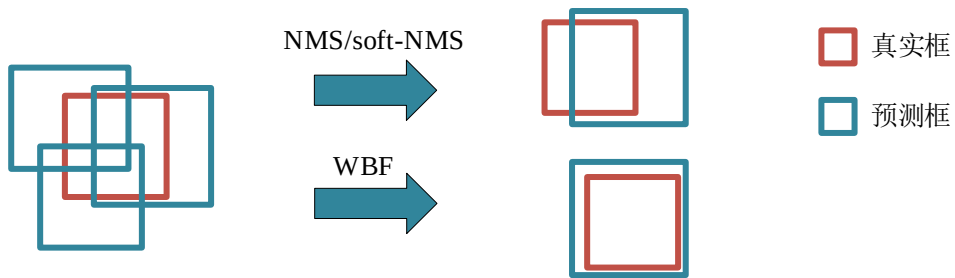


图 3-6 NMS 与 WBF 检测原理

3.3.5 改进 YOLOv5s 框架

对主干网络(Backbone)、颈部网络(Neck)、预测层(Prediction)改进的 YOLOv5s 网络模型结构如图 3-7。为验证改进 YOLOv5 算法有效性,开展改进 YOLOv5 与原算法零件识别对比试验。

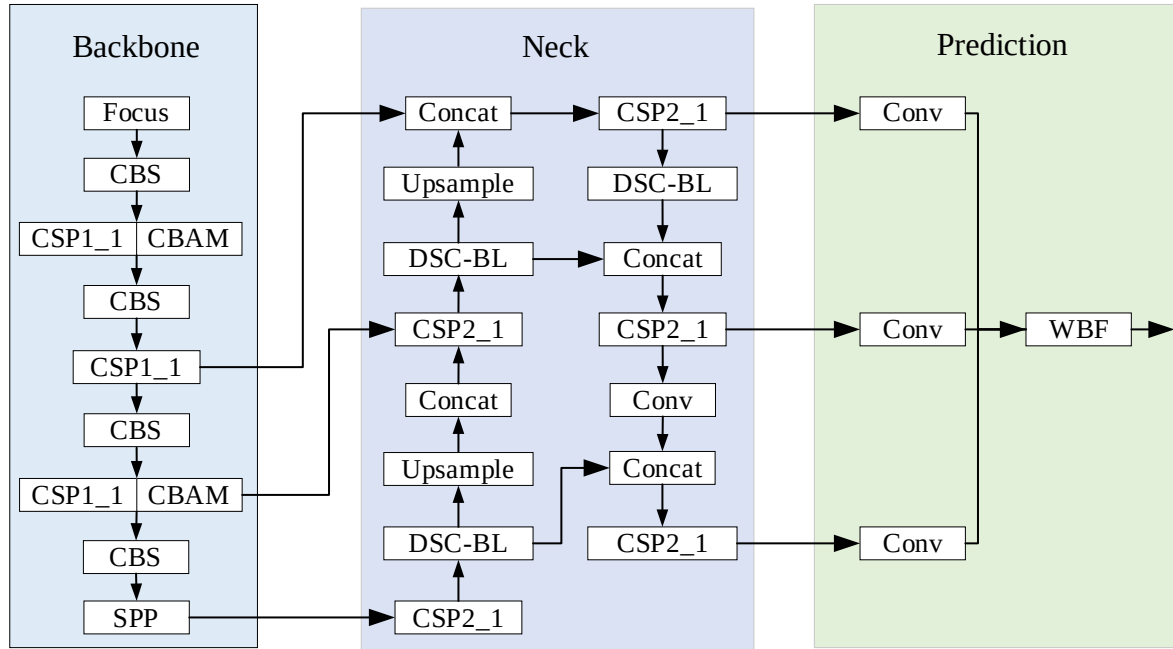


图 3-7 改进 YOLOv5s 网络结构图

3.4 零件识别实验

3.4.1 实验平台搭建

零件视觉识别实验以 windows 10 为操作系统,通过 Pytorch 搭建深度学习框架,实验设备具体参数见表 3-1。

表 3-1 实验设备配置参数表

名称	配置
操作系统	Windows 10
CPU	11th Gen Intel(R) Core(TM) i7-11800H
GPU	NVIDIA GeForce RTX 3060
内存	16GB
深度学习框架	Pytorch1.13.1 CUDA 11.6

选用 D435 深度相机拍摄 1500 张零件图片,包括轴类(axle)与孔类(hole)零件,使用 Labellmg 软件标注零件数据,参照 MS COCO 格式制作零件数据集,其中训练集 1000 张、测试集 220 张、验证集 280 张,数据标注如图 3-8。

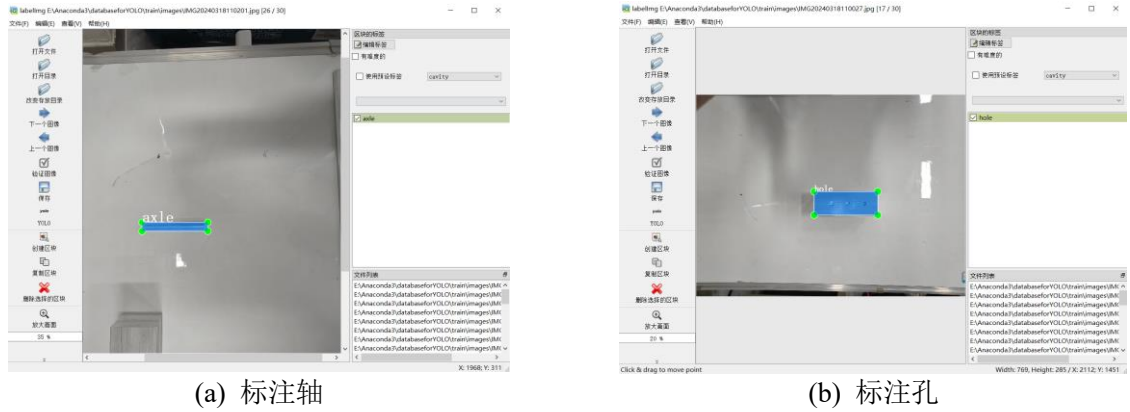


图 3-8 LabelImg 数据标注

为提高改进模型的泛化能力，将模型训练前 50 轮设为冻结训练，后 50 轮设为解冻训练，两种训练模式超参数如表 3-2，其中 Momentum 表示动量因子，Weight Decay 表示权重衰减系数，Base Learning Rate 表示学习率，Batch Size 表示每次迭代训练模型使用的图像数量，Epoch 表示训练轮次。

表 3-2 不同训练模式超参数表

参数名	Momentum	Weight Decay	Base Learning Rate	Batch Size	Epoch
冻结训练	0.92	0.0005	0.001	8	50
解冻训练	0.92	0.0005	0.0001	4	50

3.4.2 实验评测指标

目标检测算法性能评估包含多种指标，常用评测指标包括精准度 *Precision*、召回率 *Recall*、 F_1 分数 (F_1 Score) 和平均精度值 *mAP* (*mean Average Precision*)。精准度 *Precision* 指模型正确检测到正样本数量与所有被模型预测为正样本数量之比，衡量模型检测准确性；召回率 *Recall* 指模型检测正样本数量与所有正样本数量之比，评估模型完整性和覆盖率； F_1 分数值精确度和召回率的调和平均数，综合评估模型准确性和完整性；平均精度值 *mAP* 指所有类别平均精度均值，评估模型多类别整体性能，计算方式如下。

计算 PR 曲线(以 *Precision* 和 *Recall* 作为纵、横轴坐标的二维曲线)与坐标轴所围面积，获取单类别精确率 AP，将 AP 值相加，除以类别数，获取平均精度值 *mAP*，通常以 $IOU=0.5$ 时计算 *mAP* 值，记为 *mAP@0.5*，其中 IOU 为预测框与真实框的交并比。精准度、召回率、平均精度值、 F_1 分数计算公式如式(3-6)至式(3-10)。其中 *TP* 表示预测样本与实际样本均为正样本，*TN* 表示预测样本与实际样本均为负样本，*FP* 表示预测样本为正样本，实际样本为负样本，*FN* 表示预测样本为负样本，实际样本为正样本。

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3-6)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3-7)$$

$$AP = \int_0^1 P(R) \quad (3-8)$$

$$mAP = \frac{\sum_{i=1}^C AP_i}{C} \quad (3-9)$$

$$F_1 = 2 \frac{PR}{P + R} \quad (3-10)$$

3.4.3 实验结果分析

(1) YOLOv5s 与改进 YOLOv5s 训练模型分析

通过轴类与孔类零件数据集,训练两种算法模型,由图 3-9 可知随着训练轮次 Epoch 不断增加,两种模型 Loss 值逐渐降低,训练至 8 轮左右模型开始收敛,训练至 50 轮时进入解冻阶段,模型 Loss 值有所上升,达到 80 轮时基本稳定。分析结果可知,在冻结阶段模型有效学习到训练集图像特征,在解冻阶段 Loss 值上升后迅速趋于平稳,证明模型泛化能力有所提高;对比两种算法,改进 YOLOv5s 初始 Loss 值更低,泛化能力和收敛速度均优于 YOLOv5s。

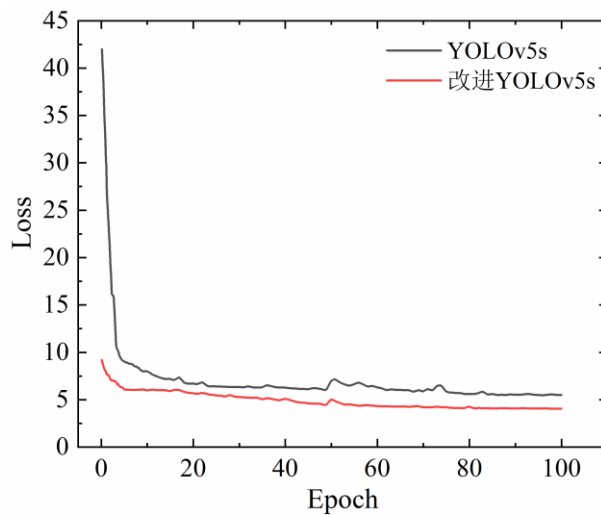


图 3-9 网络模型训练损失图

(2) YOLOv5s 与改进 YOLOv5s 评测指标分析

对训练完成的两种模型开展验证集测试,获取轴与孔类零件 AP 和 F_1 分数值,图 3-10 和图 3-11 分别为轴类零件 AP 值和 F_1 分数值,图 3-12 和图 3-13 分别为孔类零件 AP

值和 F_1 分数值，左图为 YOLOv5s 算法结果，右图为改进 YOLOv5s 算法结果。

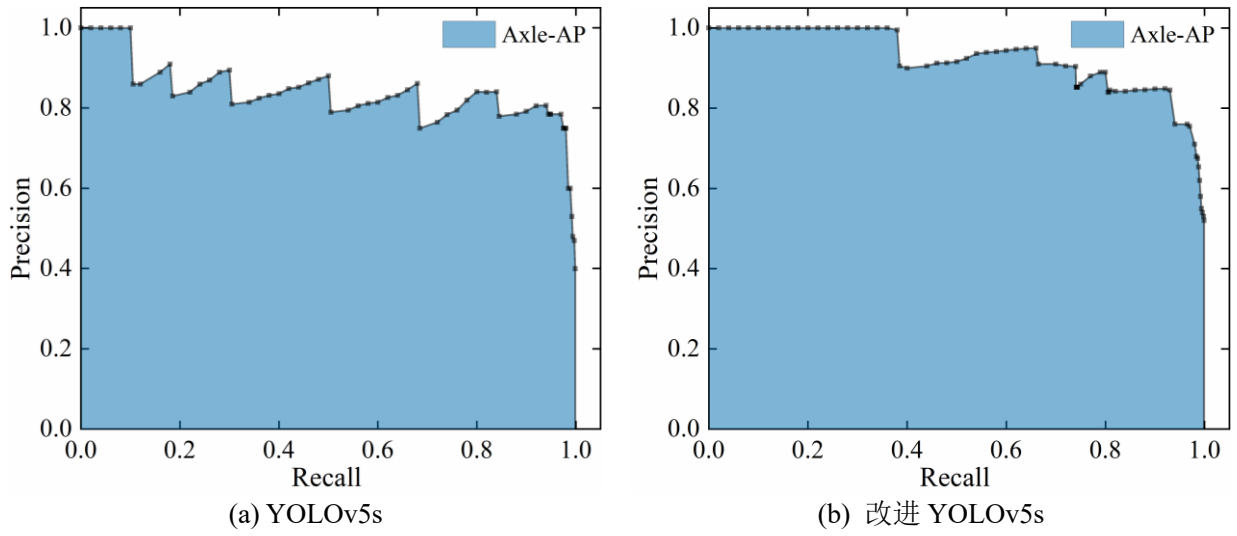


图 3-10 轴类零件 AP 值对比图

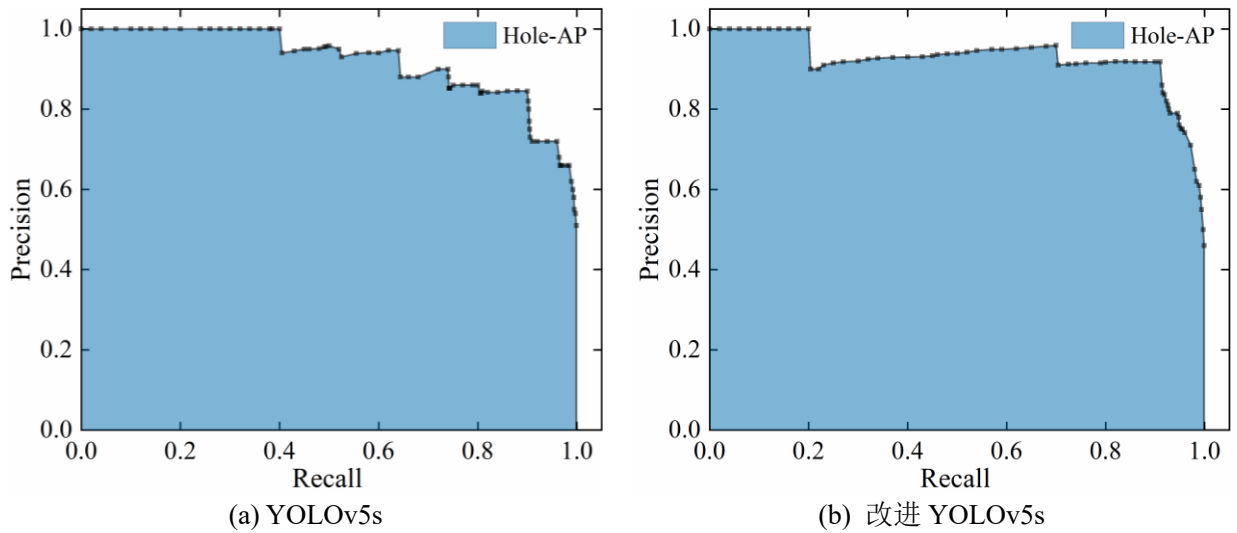


图 3-11 孔类零件 AP 值对比图

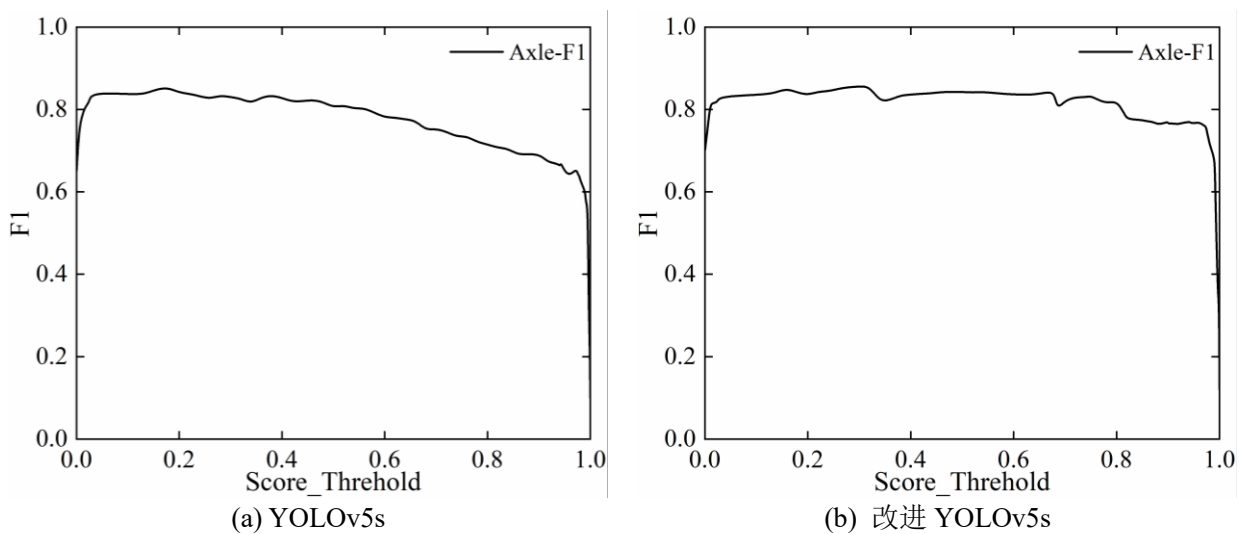


图 3-12 轴类零件 F_1 值对比图

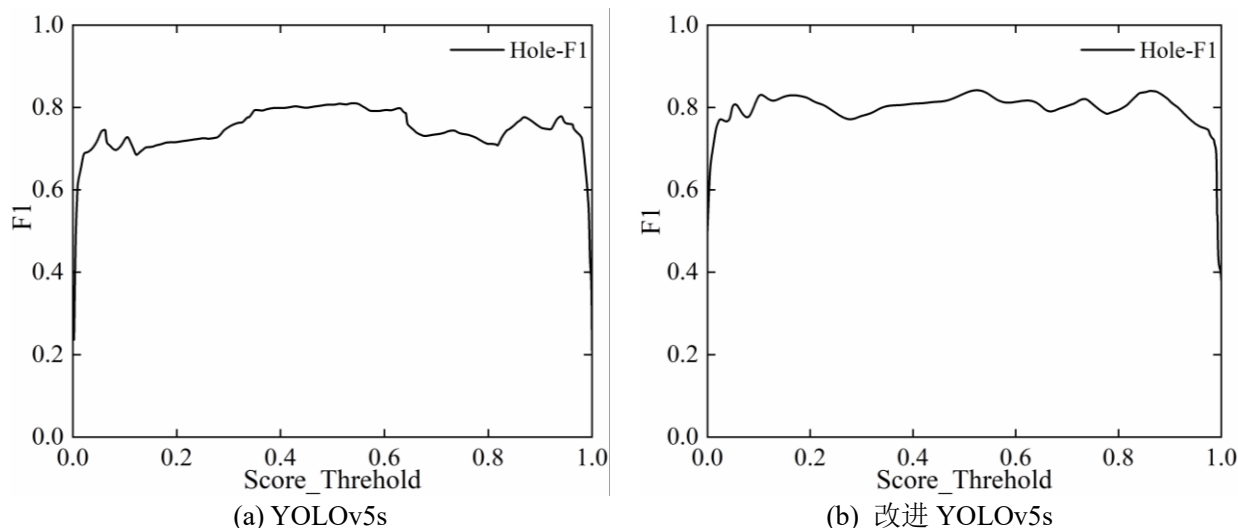
图 3-13 孔类零件 F_1 值对比图

图 3-10 至图 3-13 验证集测试结果表明,改进 YOLOv5s 算法轴类、孔类零件 AP 值和 F_1 分数相比原 YOLOv5s 算法均有提升,证明了上述 4 种改进算法模块能有效融合于原模型中,经模型训练后显著提高了零件识别准确性。

(3) 改进 YOLOv5s 算法消融实验分析

为验证 4 种改进算法模块对原算法性能提升效果,利用轴类与孔类零件数据集,开展改进 YOLOv5s 算法模块消融实验,实验结果如表 3-3,为确保实验结果准确有效,输入图片大小(Input)设置为 640×640 mm,实验设备参数同表 3-1。

表 3-3 消融实验结果

Method	Input	$mAP@0.5$	Recall	Precision	FPS
YOLOv5s	640×640	0.867	0.942	0.902	42.53
YOLOv5s+ CBAM	640×640	0.926	0.946	0.931	38.02
YOLOv5s+CBAM+DSP	640×640	0.930	0.945	0.933	29.43
YOLOv5s+CBAM+DSP+DIUO	640×640	0.948	0.961	0.953	31.60
YOLOv5s+CBAM+DSP+DIUO+ WBF	640×640	0.953	0.972	0.964	33.87

由表 3-3 可知,引入 CBAM 注意力机制后,零件识别精准度 *Precision* 有较大提升;将普通卷积层替换深度卷积层 DSP 后,检测速度 FPS 值明显下降,实现了算法模型轻量化;将传统 IOU 损失函数替换为 DIUO 损失函数、NMS 预测框替换为 WBF 加权融合框后,零件召回率 *Recall* 有较大提升。总体来说,YOLOv5s 算法融合四种模块后, mAP 值提升了 8.6%,*Recall* 值提升了 3%,*Precision* 提升了 6.2%,消融实验结果表明,通过逐步融合不同改进模块,YOLOv5s 算法整体性能不断提高。

(4) YOLOv5s 与改进 YOLOv5s 零件识别分析

为进一步测试改进 YOLOv5s 算法有效性, 通过 D435 深度相机拍摄零件图像, 上传至两种训练后的算法模型, 获取零件识别精度, 实验结果如图 3-14 和图 3-15, 其中 3-14 为轴类零件识别结果, 3-15 为孔类零件识别结果, 左侧为 YOLOv5s 算法结果, 右侧为改进 YOLOv5s 算法结果。

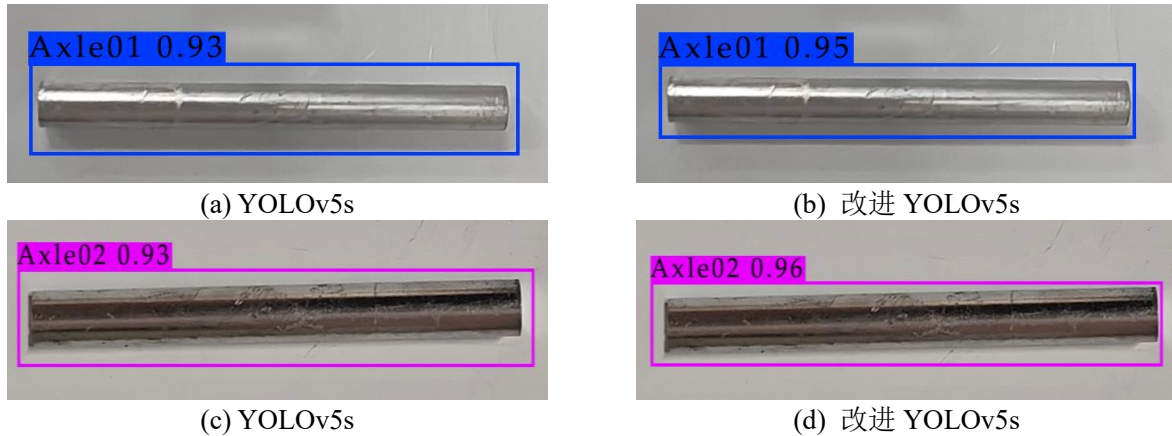


图 3-14 轴类零件算法识别结果

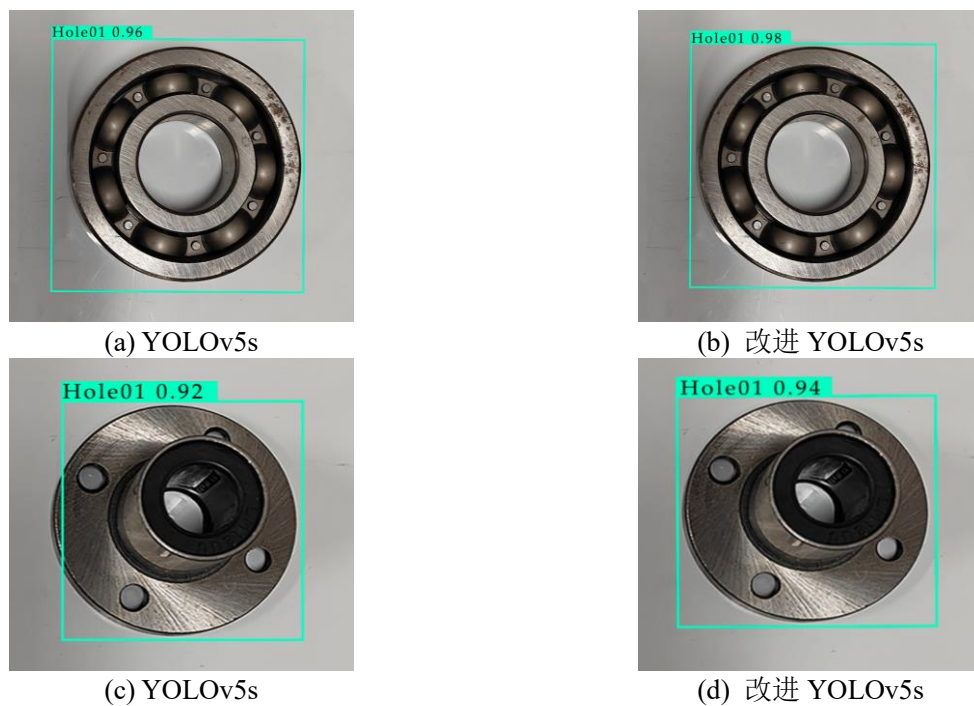


图 3-15 孔类零件算法识别结果

分析零件识别实验结果可知, 改进 YOLOv5s 算法零件预测框更接近原图像, 且预测值高于 YOLOv5s 算法, 实验表明, 运用改进 YOLOv5s 算法识别目标零件更为精确有效。

3.5 零件定位实验

视觉感知系统识别目标零件后，需进行零件初步定位，减小轴孔位置偏差，为后续寻孔与插孔过程做铺垫。

零件定位实验过程如下，通过相机标定计算相机内参和外参矩阵，利用改进 YOLOv5s 算法识别目标零件，利用深度相机获取零件像素坐标值，通过手眼标定转换零件坐标系，得到目标零件在机器人基坐标系下位姿。零件位姿数据结果如表 3-4，定位实验如图 3-16，其中 3-16(a)为零件彩色信息，3-16(b)为零件深度信息。



图 3-16 零件定位图

表 3-4 目标零件位姿

旋转矩阵 R			平移矩阵 T
0.18546	0.12143	-0.03265	-26.35424
-0.22655	0.20265	-0.25126	576.48752
0.12126	-0.14521	-0.27743	362.19574

以上利用改进 YOLOv5s 算法完成了目标零件识别，获取到零件在基坐标系下位姿信息。受相机质量、镜头畸变、环境变化等因素影响，视觉定位系统存在难以消除的误差，为研究视觉误差对定位结果的影响，对改进 YOLOv5s 算法开展零件定位误差实验，步骤如下。

搭建如图 3-16 所示实验平台，将目标孔件放置于工作台，驱动机器人夹爪夹取轴件，控制末端夹爪运动至孔件正上方，调整机器人位姿，令轴孔处于对齐且非接触状态，记录当前机器人末端位姿，标记为实际位姿；通过改进 YOLOv5s 算法识别定位目标孔件，通过坐标转换解算目标零件位姿，标记为计算位姿，由此完成一次定位实验。为防止轴孔接触力过大破坏零件，轴孔零件在 z 轴距离偏差不予考虑，仅考虑位于 x-y 平面

内误差。重复上述操作 20 次，记录相应次数计算位姿与实际位姿，将 x 轴和 y 轴于 x-y 平面投影位姿差绝对值绘制为坐标误差图，如图 3-17。

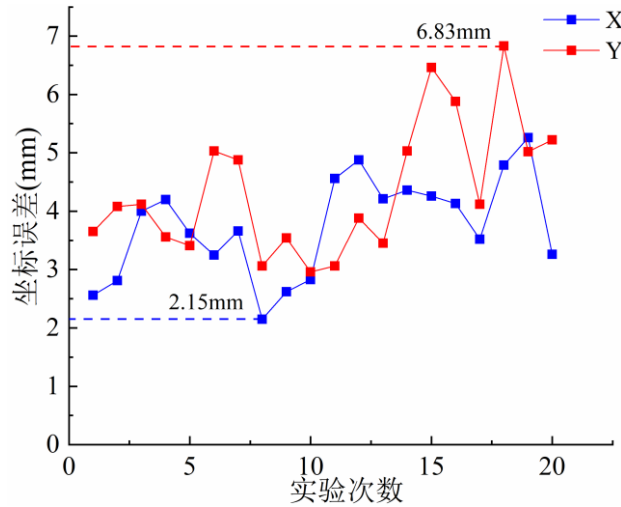


图 3-17 定位坐标系误差图

分析结果可知，改进 YOLOv5s 算法在 x-y 投影平面内最大误差值为 6.83mm，可有效减小轴孔 x-y 平面内位置偏差，实现零件初步定位。

3.6 本章小结

本章阐述了 YOLOv5s 目标检测算法原理，通过引入 CBAM 注意力机制、运用深度可分离卷积 DSC 替换部分普通卷积层、采用 WBF 加权框与 DIOU 损失函数优化了网络模型结构，利用自制零件数据集训练了改进 YOLOv5s 模型，通过零件识别实验与原算法进行了对比，证明了改进后的算法识别率与响应速度均有所提升，结合相机标定与手眼标定，得到了目标零件在基坐标系下的坐标，分析了视觉识别系统标定误差，实现了目标零件识别与初步定位。

第 4 章 基于力觉的机器人柔顺控制

4.1 引言

视觉感知系统实现了目标零件识别与初步定位，完成了轴孔接近过程，本章针对轴孔精确定位问题提出融合多层感知 MLP 与力位混合控制控制的搜孔方法，并传统螺旋搜孔方法进行实验对比，针对轴孔装配问题，采用自适应导纳控制插孔算法，实现轴孔柔顺装配。

4.2 基于 MLP 与力位混合控制的搜孔算法

4.2.1 搜孔算法模型搭建

由第三章分析可知，轴孔装配接近阶段完成后，轴孔间仍存在坐标位姿误差，需采用搜孔算法，减小轴孔位置误差，实现轴孔精确对齐。传统盲搜孔法包括螺旋搜孔、方波搜孔、倾斜搜孔等，通过遍历特定轨迹寻孔，耗时较长，效率低下，难以实时完成轴孔装配任务；机器学习搜孔法包括强化学习和深度学习等，通过数据学习和模型训练，缩短搜索时间，提高搜索效率。

受搜孔时效要求，提出一种基于多层感知器(Multi-Layer Perceptron, MLP)与力位混合控制的搜孔算法^[69]，内容包括寻孔轨迹规划与力位混合控制，顶层寻孔轨迹规划算法通过六维力传感器采集孔件不同位置力与力矩信息，制作接触点力与力矩数据集，利用数据集训练 MLP 分类器模型，获取下一时刻轴运动方向；底层力位混合控制接收位置信息，驱动机器人靠近目标孔位，实现轴孔精准对齐。力位混合控制器中力控制部分采用基于位置的阻抗控制策略，将传感器实测值与期望值之差作为输入端，将末端执行器实际速度与期望速度之差作为输出端，实现机器人柔顺控制。搜孔控制过程如图 4-1。

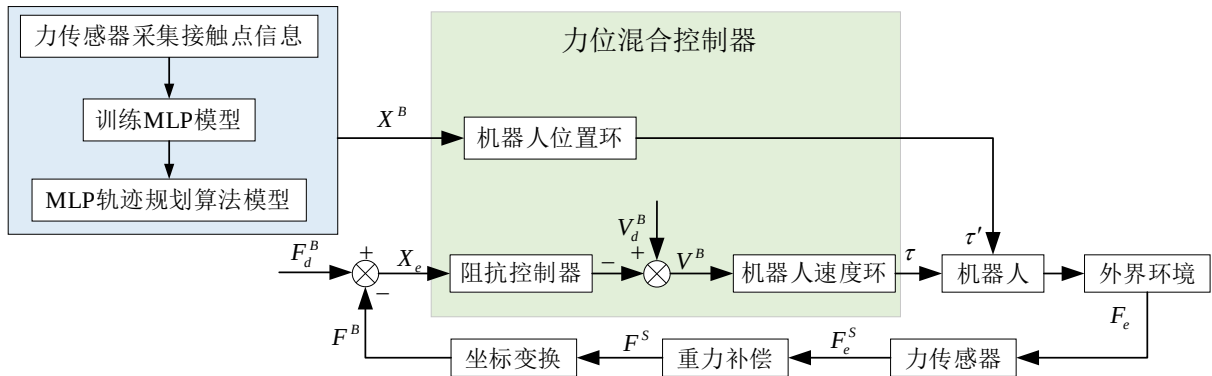


图 4-1 MLP 与力位混合控制搜孔流程图

4.2.2 MLP 多层感知网络

MLP 多层感知器属于一种前馈神经网络结构，通过将多个输入数据集映射到单一输出数据集方式，解决了传统单层感知器无法求解的非线性难题，同时多隐藏层设计提高了模型泛化能力，在图像处理、目标识别与决策方面表现出色，图 4-2 为 MLP 结构。

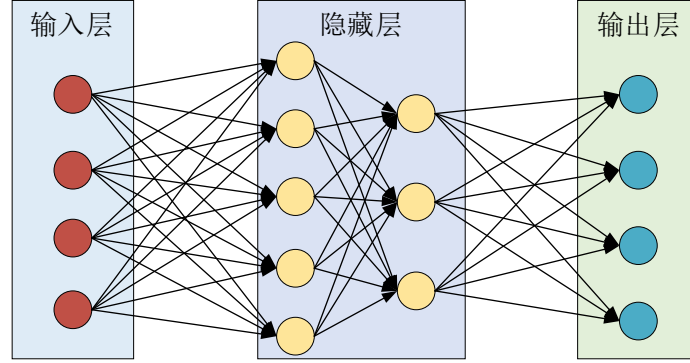


图 4-2 MLP 多层前馈神经网络结构

由图 4-2 可知，输入层、隐藏层、输出层的神经元个数分别为 4、5、4。由于隐藏层与输出层参与特征运算，输入层不参与运算，因此该模型实际层数为 2；将相邻两层神经元相互连接层称为全连接层，则 MLP 隐藏层与输出层均为全连接层。设 MLP 感知器输入采样为 $X \in R^{n \times d}$ ，数据量大小为 n ，输入层数量为 d ，假定隐藏层为单层，其单元数量为 h ，输出为 H ， $H \in R^{n \times h}$ ，由于 MLP 隐藏层与输出层均为全连接层，将隐藏层权重和偏差参数记为 $W_h \in R^{d \times h}$ 和 $b_h \in R^{1 \times h}$ ，输出层权重和偏差参数记为 $W_o \in R^{h \times q}$ 和 $b_o \in R^{1 \times q}$ 。

对于单隐藏层 MLP 分类器，其输出 $O \in R^{n \times q}$ 计算公式为

$$H = XW_h + b_h \quad (4-1)$$

$$O = HW_o + b_o \quad (4-2)$$

将隐藏层的处理结果传递至输出层，联立上式可得

$$O = (XW_h + b_h)W_o + b_o = XW_hW_o + b_hW_o + b_o \quad (4-3)$$

由式(4-3)可知，虽然 MLP 模型引入隐藏层，整体结构依然为单层神经网络，输出层权重参数与偏差参数分别为 W_hW_o 和 $b_hW_o + b_o$ ，持续添加隐藏层数量无法改变单层网络结构，需引入激活函数非线性变换隐藏层，增加模型非线性拟合能力，将单层神经网络扩展为多层神经网络，常用激活函数包括 ReLU (Rectified Linear Unit)函数、sigmoid 函数、tanh(双曲正切)函数等，ReLU 函数保留正值元素，清除负值元素；sigmoid 函数可将元素值转换至 0 到 1 之间；tanh 函数可将元素值转换至 -1 到 1 之间，式(4-4)、式(4-5)、式

(4-6)分别为三种函数方程式

$$\text{ReLU}(x) = \max(x, 0) \quad (4-4)$$

$$\text{sigmoid}(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (4-5)$$

$$\tanh(x) = \frac{1 - \exp(-2x)}{1 + \exp(-2x)} \quad (4-6)$$

综上所述, MLP 多层感知器通过使用不同激活函数转换隐藏层输出结果, 对于非线性变换后的 MLP 多层感知器输出值, 计算如下

$$H = \varnothing(XW_h + b_h) \quad (4-7)$$

$$O = XW_o + b_o \quad (4-8)$$

式(4-7)中 $\varnothing$ 表示 MLP 模型所用激活函数。运用 MLP 制作分类器模型时, 对输出结果 O 采用 Softmax 运算, 将 MLP 神经网络输出向量映射到概率分布范围内, 输出向量每个元素都转化为[0 1]中的某个值, 并归一化处理, 使所有元素之和为 1, 得到一个多类别概率分布模型, 预测分类结果。Softmax 计算公式如式(4-9), 其中 z 表示 MLP 网络输出向量, z_i 表示第 i 个元素, K 表示类别数量。

$$\text{Softmax}(z)_i = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^K e^{z_j}} \quad (4-9)$$

4.2.3 基于 Adadelata 算法的 MLP 模型优化

MLP 通常运用反向传播算法(Backpropagation)结合梯度下降优化算法训练网络参数, 梯度下降算法(Gradient descent, GD)通过迭代调整模型参数, 优化目标函数值, 寻求方程最优解, 将目标函数对模型参数偏导数称为梯度, 梯度下降算法按梯度反方向更新模型参数。GD 作为一种常用神经网络优化方法, 广泛应用于机器学习模型训练, 而 GD 通过梯度信息更新参数, 易在参数空间局部最优解处停滞, 无法达到全局最优解; 运用 GD 优化模型需手动调整学习率, 降低了算法收敛速度, 增加了模型训练复杂度。

自适应学习率调整(Adadelata)算法作为梯度下降算法改进版本, 弥补了传统梯度下降算法一些不足。Adadelata 算法根据梯度历史信息动态自适应调整各参数学习率, 无需设置全局学习率, 避免学习率过早衰减, 可有效提高模型训练稳定性, 因此, 采用 Adadelata 算法训练 MLP 分类器模型可有效提高模型精确度。Adadelata 算法主要分为梯度积分和更新规则两部分, 梯度积分用于存储梯度的平方指数加权移动平均值, 更新规则存储参数更新的平方指数加权移动平均值, Adadelata 模型优化过程如下。

对 Adadelta 优化 MLP 模型算法作以下说明，初始化 MLP 模型权重矩阵和偏置向量，设定累积梯度平方和为 $E[g^2]$ ，累积参数更新平方和为 $E[\Delta\theta^2]$ ，其中 $E[g^2]_t$ 为第 t 步的梯度平方累积和， $\Delta\theta_t$ 为第 t 步的参数更新值， $E[\Delta\theta^2]_t$ 为第 t 步的参数更新平方累积和， $\nabla J(\theta_t)$ 为第 t 步的梯度值， ρ 为指数加权移动平均值衰减率，通常取 0.9， ε 为常数，确保分母不为 0，通常取 10^{-8} 。

对于每次迭代过程，通过前向传播计算损失函数，通过反向传播计算梯度 $\nabla J(\theta_t)$ ，使用梯度更新参数 $\Delta\theta_t$ ，更新累积梯度平方和与累积参数更新的平方和。

计算梯度平方累积和 $E[g^2]_t$

$$E[g^2]_t = \rho E[g^2]_{t-1} + (1 - \rho)(\nabla J(\theta_t))^2 \quad (4-10)$$

计算参数更新时的 RMS(均方根梯度)

$$RMS[\Delta\theta]_t = \sqrt{E[\Delta\theta^2]_{t-1} + \varepsilon} \quad (4-11)$$

计算累计参数更新平方和 $E[\Delta\theta^2]_t$

$$E[\Delta\theta^2]_t = \rho E[\Delta\theta^2]_{t-1} + (1 - \rho)(\Delta\theta_t)^2 \quad (4-12)$$

计算参数更新量 $\Delta\theta_t$

$$\Delta\theta_t = -\frac{RMS[\Delta\theta]_{t-1}}{RMS[g]_t} \nabla J(\theta_t) \quad (4-13)$$

使用参数更新量 $\Delta\theta_t$ 更新参数

$$\theta_{t+1} = \theta_t + \Delta\theta_t \quad (4-14)$$

由此，通过 Adadelta 算法训练了 MLP 网络参数，实现了神经网络模型自适应学习，优化了 MLP 训练器结构。

4.2.4 MLP 样本搭建与模型训练

搜孔过程依靠 MLP 多层感知模型预测机器人末端移动方向，通过训练 MLP 多层感知器，获取预测类别为上、下、左、右方向四分类器模型，完成搜孔过程末端执行器移动方向判定，规划搜孔路线。

MLP 分类器模型训练样本数据来源于三部分，分别为机器人末端接触力值、接触力矩值和机器人末端位姿。通过六维力传感器采集轴孔接触时机器人末端力与力矩值，记录对应时刻下机器人末端位姿，遍历接触范围采样点，整理实验数据，完成样本数据搭建。

由第三章零件定位实验可知，视觉系统完成轴孔初步定位后，轴孔中心 x - y 平面坐标投影误差小于 10 mm，因此以目标孔中心为原点，构建边长为 20 mm 采样平面，操作机器人到达孔正上方(原点位置)，以步长 0.2 mm 遍历采集边界内样本数据，采样过程如图 4-3。

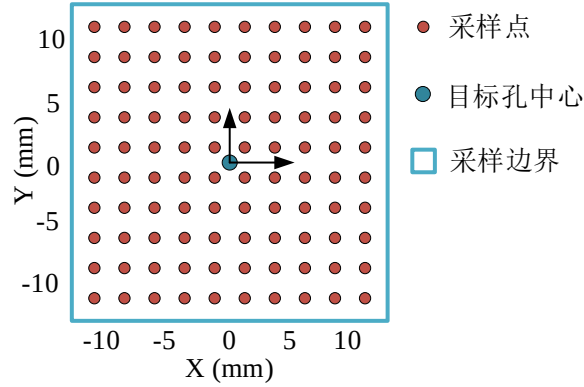


图 4-3 MLP 分类器采样过程

为消除机器人末端角度变化对力、力矩影响，搜孔过程中末端姿态保持不变；由于机器人末端接触力过大会破坏零件，接触力过小会导致采样点数据不精确，因此使用力位混合控制器控制轴孔稳定接触，在 Z 轴方向采用阻抗控制，设定 Z 轴方向期望力为 5 N，垂直于 Z 轴方向采用位置控制，优先执行底层力控制器，设定接触力阈值为 0.1 N，当 Z 轴方向接触力误差小于阈值时，记录采样点信息，完成后机器人移动至下一个采样点，保障采样信息准确可靠。采样完成后，获得 101×101 组数据点，每组数据包含 9 个参数，记为 $(F_x F_y F_z M_x M_y M_z x y z)$ ，前 6 列为六维力传感器测得真实力与力矩值，后 3 列为基座标下机器人末端 $x y z$ 轴位置信息。数据采集后需分类标注，用以训练分类器模型。基于目标孔中心点位置，将以上采集数据划分为四类，包括向上移动、向下移动、向左移动和向右移动，如图 4-4。

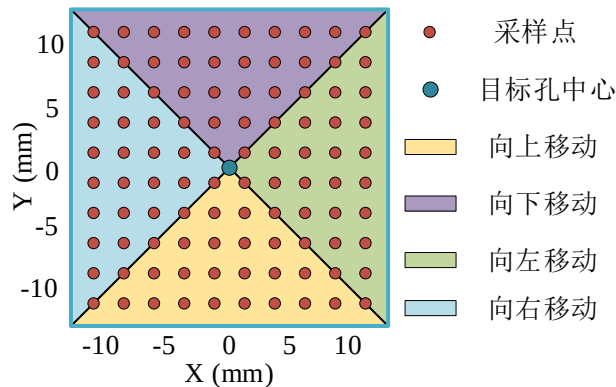


图 4-4 数据分类示意图

数据标注过程如下，采集数据点中，使用轴位置坐标减去孔原点位置坐标，获取轴相对于孔位置之差 d_x 与 d_y ，按照以下规则标注样本，

If $d_y < -d_x$ and $d_y \leq d_x$ ，标注类别为 0，表示向上移动；

If $d_y > -d_x$ and $d_y \geq d_x$ ，标注类别为 1，表示向下移动；

If $d_y \geq -d_x$ and $d_y < d_x$ ，标注类别为 2，表示向左移动；

If $d_y \leq -d_x$ and $d_y > d_x$ ，标注类别为 3，表示向右移动。

为直观展示 MLP 分类器寻孔过程，模拟一次寻孔运动轨迹，如图 4-5，其中灰色圆代表轴位置，中心圆代表孔位置，红色箭头表示经 MLP 算法规划路径后，轴即将运动方向。

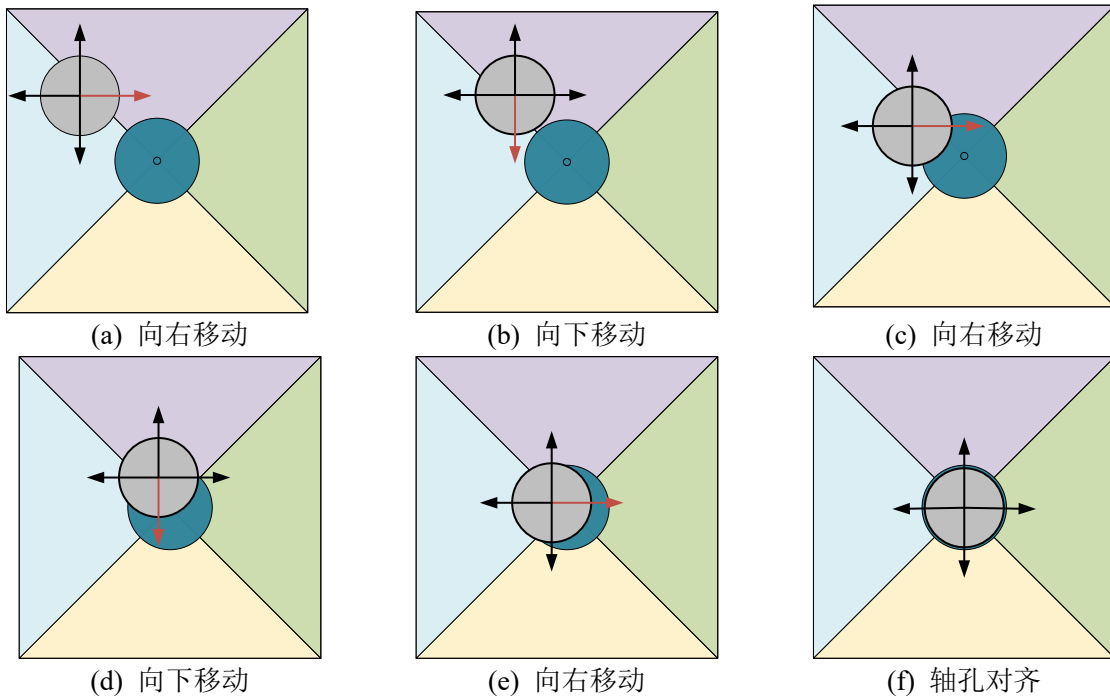


图 4-5 MLP 模型寻孔示意图

利用 Scikit-learn 机器学习库 MLP Classifier 模块搭建 MLP 四分类器模型，网络结构为 4-100-50-4，表示四输入四输出双隐藏层模型，隐藏层神经元数目分别为 100 和 50，设输入数据为 $(f_x \ f_y \ M_x \ M_y)$ ，输出数据为 (0 1 2 3)，代表机器人末端运动四个方向。训练过程如下，通过 pandas 模块从.csv 文件中导入样本数据，将数据集以 5: 1 划分为训练集和测试集，通过 Softmax 函数将样本数据归一化，采用 ReLU 损失函数与 Adadelta 算法训练模型，训练完成后得到一个 MLP 四分类器模型，保存该模型结构，用以完成后续搜孔任务，MLP 分类器模型训练设置的超参数如表 4-1。

表 4-1 MLP 模型训练参数

参数名	Weight Decay	Learning Rate	Batch Size	Epoch
MLP 分类模型	0.00005	0.001	8	100

采用精准度 *Precision*、召回率 *Recall*、 F_1 分数(F_1 Score)指标评价 MLP 寻孔轨迹规划模型性能, 结果如表 4-2。

表 4-2 MLP 轨迹规划算法评价

分类	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	F_1 Score
0	0.89	0.91	0.89
1	0.78	0.65	0.68
2	0.68	0.88	0.71
3	0.77	0.71	0.75

分析表 4-2 可知, MLP 四分类器对 0 类方向识别率最高, 四种类别的平均准确率为 78%, 分类效果良好, 可实现寻孔轨迹规划目标, 完成寻孔任务。

4.2.5 力位混合控制器搭建

采用力位混合控制器作为搜孔控制模型, 包含力控制器与位置控制器, Z 轴方向采用基于位置的阻抗控制模型, 通过计算测量力值与期望力值之差, 转换为位置修正量, 实现机器人柔顺控制, 水平方向采用位置控制模型, 通过接收顶层规划器轨迹指令, 实现搜孔任务, 阻抗控制模型系统如图 4-6, 其中 F_d^B 表示期望力值, F^B 表示实际力值, V_d^B 表示期望速度, V^B 表示实际速度, M 表示惯量系数, B 表示阻尼系数, K 表示环境刚度, T^R 表示系统惯性上升时间, T^d 表示控制系统延时常数, T^F 表示滤波时间常数。

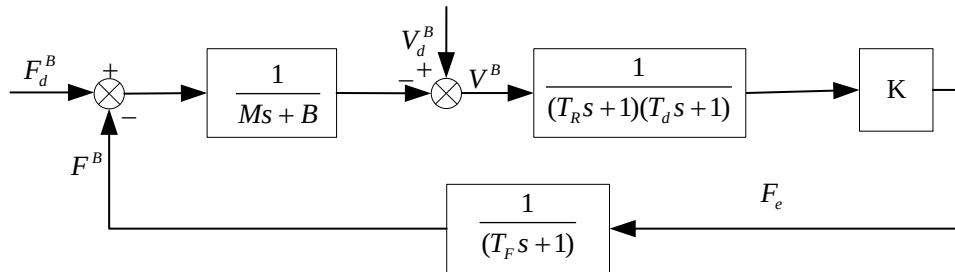


图 4-6 阻抗控制模型

阻抗控制系统传递函数为

$$\varphi(s) = \frac{(T_F s + 1)K}{(Ms + B)(T_R s + 1)(T_d s + 1)(T_F s + 1) + K} \quad (4-15)$$

根据劳斯判据选择惯量系数 M 与阻尼系数 B ，使系统稳定，令

$$G_F(s) = \frac{1}{(T_F s + 1)} \quad (4-16)$$

则控制系统误差表示为

$$E(s) = F_d(s) - F_e(s)G_F(s) = F_d(s)[1 - \varphi(s)G_F(s)] \quad (4-17)$$

系统稳态误差 e 为

$$e = \lim_{s \rightarrow 0} sE(s) = \lim_{s \rightarrow 0} sF_d(s)[1 - \varphi(s)G_F(s)] \quad (4-18)$$

输入阶跃信号时，稳态误差 e 为

$$e = \lim_{s \rightarrow 0} s \times \frac{1}{s} \left[1 - \frac{K}{B + K} \right] = \frac{K}{B + K} \quad (4-19)$$

通常 $K \gg B$ ， $e \approx 0$ ，基于位置的阻抗控制系统稳态误差约为 0，采用该阻抗控制器可有效将末端接触力稳定在期望值左右，完成寻孔任务。

4.3 基于导纳原理的柔顺装配算法

搜孔阶段消除了轴孔位置误差，轴孔间仍存在姿态误差。若不控制末端接触力，受姿态误差影响，易产生卡阻或楔入问题，同时过大接触力可能损坏工件，导致装配失败。因此，插孔过程需限制轴孔接触力，通过自适应控制器使机器人具备柔顺能力，根据反馈力与力矩值自我调节位姿，实现柔顺插孔。轴孔接触调整过程如图 4-7。

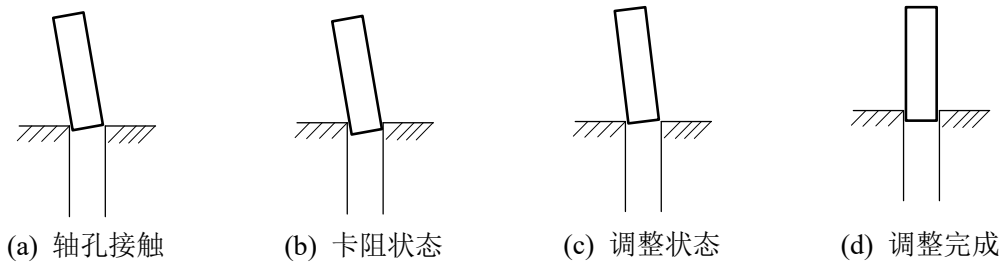


图 4-7 轴孔接触调整过程

4.3.1 轴孔装配模型建立

轴孔装配过程繁多，受力复杂，为获取轴孔装配接触力与接触模型，搭建轴孔装配柔顺控制系统，需分析轴孔装配过程及接触点受力变化，建立轴孔多阶段装配力学模型。为方便轴孔受力分析，作以下假设，

- (1) 轴孔均为刚性件，力传感器受力面横向刚度 k 与扭转刚度 k_θ 无耦合关系；
- (2) 轴孔装配过程接触状态视为准静态平衡；
- (3) 动静摩擦系数相同。

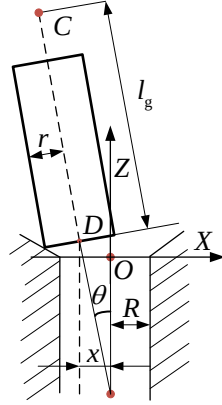


图 4-8 轴孔装配模型

轴孔装配模型如图 4-8。其中 r 为轴半径， R 为孔半径， l_g 表示六维力传感器与末端夹爪组合件重心到轴末端中心距离，装配误差来源于轴中心点与孔中心线位置误差 x 和轴与孔的轴线角度误差 θ 。

稳定状态末端夹爪对轴施加力 F_x 和力矩 M_θ 分别满足方程

$$\begin{cases} F_x = k \times \Delta x \\ M_\theta = k_\theta \times \Delta \theta \end{cases} \quad (4-20)$$

4.3.2 轴孔装配力学分析

倒角轴孔存在装配误差时，轴孔接触到装配结束经过三个阶段，分别为倒角阶段、单点接触阶段和两点接触阶段。接触点轴受力记为 $F = [F_x, F_z, M_\theta]^T$ ，其中 F_x 表示轴孔接触横向力， F_z 表示轴插入孔时受力， M_θ 表示装配转矩。

(1) 倒角阶段力学分析

倒角接触受力分析如图 4-9。其中 N 为倒角面对轴法向接触力， f 为摩擦力， x_0 和 θ_0 为初始误差。

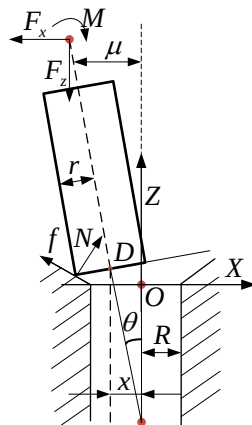


图 4-9 倒角接触模型

平衡方程如式(4-21)

$$\begin{cases} N \sin(\alpha + \theta) - f \cos(\alpha + \theta) - F_x = 0 \\ N \cos(\alpha + \theta) + f \sin(\alpha + \theta) - F_z = 0 \\ F_z r + M_\theta - F_x l_g = 0 \end{cases} \quad (4-21)$$

几何方程如式(4-22)

$$\begin{cases} x - x_0 = (z_0 - z) / \tan(\alpha + \theta) \\ u - u_0 = x - x_0 - l_g(\alpha + \theta) \end{cases} \quad (4-22)$$

物理性质方程如式(4-23)

$$\begin{cases} F_x = k(u - u_0) \\ M_\theta = k(\theta - \theta_0) \\ f = \mu N \end{cases} \quad (4-23)$$

综上，系统受力如式(4-24)，参数值如式(4-25)、式(4-26)与式(4-27)

$$F = \begin{bmatrix} F_x \\ F_z \\ M_\theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k(u - u_0) \\ AF_x \\ k_\theta(\theta - \theta_0) \end{bmatrix} \quad (4-24)$$

$$A = \frac{\cos(\alpha + \theta) + \mu \sin(\alpha + \theta)}{\sin(\alpha + \theta) - \mu \cos(\alpha + \theta)} \quad (4-25)$$

$$\mu - \mu_0 = \frac{k_\theta(z_0 - z) / \tan(\alpha + \theta)}{k_\theta + kl_g(l_g - Ar)} \quad (4-26)$$

$$\theta - \theta_0 = \frac{kl_g(l_g - Ar)(z_0 - z) / \tan(\alpha + \theta)}{k_\theta + kl_g(l_g - Ar)} \quad (4-27)$$

(2) 单点接触阶段力学分析

倒角阶段后，轴持续下移，进入单点接触阶段，单点受力如图 4-10， l 为入孔深度。

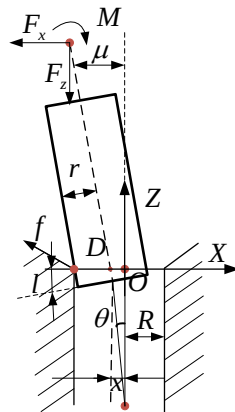


图 4-10 单点接触模型

如图 4-10，轴左侧倾斜接触孔壁，持续下移，当右侧与孔壁虚接触时，达到单点接触临界状态，此时轴倾斜角度 θ_m 记为 $\arctan \sqrt{(R-r)/r}$ ，平衡方程如式(4-28)

$$\begin{cases} N - F_x = 0 \\ f - F_z = 0 \\ F_z r + M_\theta - F_x (l_g - l) = 0 \end{cases} \quad (4-28)$$

几何方程如式(4-29)

$$\begin{cases} x - x_0 = z_0 / \tan(\alpha + \theta) + l(\theta - \theta_0) \\ u - u_0 = x - x_0 - l_g(\theta - \theta_0) \end{cases} \quad (4-29)$$

联合物理性质方程，系统受力如式(4-30)，参数值如式(4-31)与式(4-32)

$$F = \begin{bmatrix} F_x \\ F_z \\ M_\theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k(u - u_0) \\ AF_x \\ k_\theta(\theta - \theta_0) \end{bmatrix} \quad (4-30)$$

$$\mu - \mu_0 = \frac{k_\theta z_0 / \tan(\alpha + \theta)}{k_\theta + kl_g(l_g - l)(l_g - l - \mu r)} \quad (4-31)$$

$$\theta - \theta_0 = \frac{k(l_g - l - \mu r)z_0 / \tan(\alpha + \theta)}{k_\theta + k(l_g - l)(l_g - l - \mu r)} \quad (4-32)$$

(3) 两点接触阶段受力分析

单点接触阶段后，轴继续下移，另一端接触孔壁，进入两点接触阶段，两点受力如图 4-11。

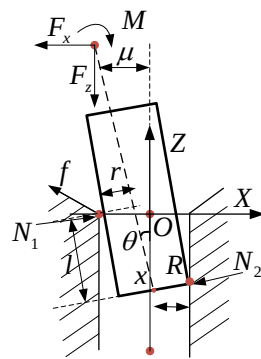


图 4-11 两点接触模型

平衡方程如式(4-33)

$$\begin{cases} N_1 - N_2 - F_x = 0 \\ f_1 + f_2 - F_z = 0 \\ f_1 + N_1 l_2 + M_\theta = F_x l_g + f_2 r \end{cases} \quad (4-33)$$

几何方程如式(4-34)

$$\begin{cases} l_2 \theta = 2(R-r) \\ u - u_0 = x - x_0 - l_g (\theta - \theta_0) \end{cases} \quad (4-34)$$

联合物理性质方程，系统受力如式(4-35)，参数值如式(4-36)与式(4-37)

$$F = \begin{bmatrix} F_x \\ F_z \\ M_\theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k(u - u_0) \\ \frac{2\mu}{l_2} \left[F_x \left(l_g - \frac{1}{2} l_2 - \mu r \right) - M_\theta \right] \\ k_\theta (\theta - \theta_0) \end{bmatrix} \quad (4-35)$$

$$\mu - \mu_0 = R - r - l_g (\theta - \theta_0) - \mu_0 \quad (4-36)$$

$$\theta - \theta_0 = \frac{2(R-r)}{l_g} - \theta_0 \quad (4-37)$$

轴孔接触点受力分析可知，单点接触后，轴可沿接触点持续下移，至轴孔两点接触时停止，若此时未减小接触力，易产生卡阻或楔入现象。两点接触时，减小轴孔表面摩擦系数、改变轴不同方向受力大小，可避免卡阻或楔入现象发生。

至此，建立了轴孔装配力学模型，对后续轴孔装配方案作理论铺垫。

4.3.3 导纳控制原理

轴孔力学分析可知，为避免装配失败，插孔过程需引入力控制器，实时调整接触力大小，实现机器人柔顺插孔。基于位置的阻抗控制又称为导纳控制，通过接收接触力信息，计算测量值与期望值之差，输入阻抗控制器获取位置修正量，改变机器人运动轨迹，实现机器人柔顺控制。导纳控制属于位置控制，无需精确数学模型，但控制效果依赖环境刚度参数选取，而实际装配中环境刚度难以确立，需采用控制策略改进导纳控制模型。导纳控制系统结构可等效为“质量-阻尼-弹簧”模型，如图 4-12。

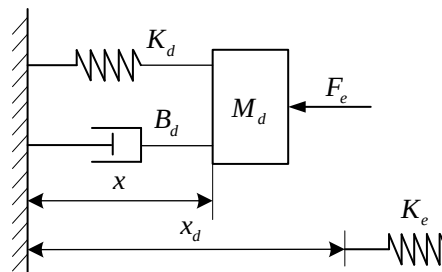


图 4-12 导纳控制系统等效模型

此时系统力平衡方程为

$$F = M_d \ddot{x} + B_d \dot{x} + K_d x \quad (4-38)$$

$$x_e = x - x_d \quad (4-39)$$

$$F_e = F - F_d \quad (4-40)$$

其中 x 与 x_d 分别表示机器人末端执行器实际位置与期望位置， F_e 与 F_d 分别表示实测力与期望力值， M_d 、 B_d 与 K_d 分别表示惯性矩阵、阻尼矩阵与刚度矩阵。

代入式(4-38)得

$$\ddot{x} = \frac{F - B_d \dot{x} - K_d x}{M_d} \quad (4-41)$$

引入欧拉变换公式得

$$\ddot{x}_e^{n+1} = \dot{x}_e^n + \ddot{x}_e^n dt \quad (4-42)$$

式(4-42)积分得

$$x_e^{n+1} = x_e^n + \dot{x}_e^n dt \quad (4-43)$$

联立式(4-41)、式(4-42)和式(4-43)，计算位置修正量 x_e^{n+1} 得

$$x_e^{n+1} = x_e^n + \left[\dot{x}_e^n + \left(\frac{F - B_d \dot{x}_e^n - K_d x_e^n}{M_d} \right) dt \right] dt \quad (4-44)$$

将环境等效为弹簧模型，则有

$$\begin{cases} F = 0 & (x \leq x_e) \\ F = K_e(x - x_e) & (x > x_e) \end{cases} \quad (4-45)$$

接触时阻抗平衡方程为

$$\begin{cases} F_d = M\ddot{e} + B\dot{e} + (K + K_e)e \\ x = \frac{F}{K_e} + x_e \end{cases} \quad (4-46)$$

x_d 为常量，即 $\dot{x}_d = \ddot{x}_d = 0$ ，设期望力 F_d 不变，即 $\dot{F}_d = \ddot{F}_d = 0$ ，系统误差方程为

$$M\ddot{e}_d + B\dot{e}_d + (K + K_e)e_d = KF_d - K \times K_d(x_d - x_e) \quad (4-47)$$

稳态误差 e_s 为

$$e_s = \frac{K}{K + K_e} [F_d + K_e(x_e - x_d)] \quad (4-48)$$

分析可知，导纳控制系统稳态误差与期望位置 x_d 和期望力 F_d 有关，而期望位置与环境刚度有关。搜孔过程轴孔接触状态量小，力位混合控制器受环境刚度影响量小，运用导纳控制原理可有效控制末端接触力；插孔过程轴孔受力复杂，环境刚度难以确立，需采用自适应控制策略调整导纳控制模型，实现柔顺插孔。

4.3.4 自适应导纳柔顺装配算法

模型参考自适应控制(Model Reference Adaptive Control, MRAC) 常用于处理具有未知动态特性或模型不确定性系统, 通过自适应调节参考模型, 实现目标模型与参考模型跟踪。MRAC 控制器内环与外环并联, 内环包括被控对象与控制器, 外环包括自适应机构与参考模型, 如图 4-13。

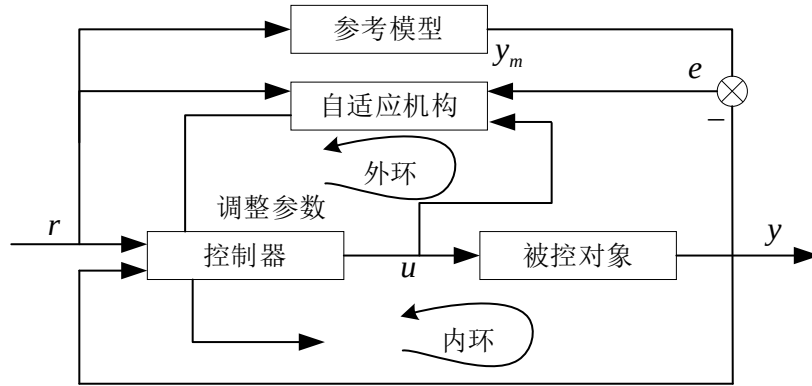


图 4-13 MRAC 结构图

MRAC 控制流程如下。设计控制器参考模型, 将周期内参考模型输出 y_m 与被控对象 y 作差, 获取误差信号 $e = y_m - y$, 使用李雅普诺夫第二稳定判据, 将控制律问题转化为系统稳定性问题, 通过调节控制器参数, 推导自适应控制律, 使被控模型输出趋近参考模型输出, 保证系统全局稳定^[70]。运用 MRAC 优化导纳控制模型过程如下。

机器人末端与环境稳定接触后, 引入修正值 $\alpha x_r(t)$ 引导机器人跟踪环境, 其中 $x_r(t_0)$ 表示接触初始参照位置, $x_r(t)$ 表示跟踪位置, 如式(4-49)

$$x_r(t) = x_r(t_0) + \alpha x_r(t) \quad (4-49)$$

改写式(4-49), 其中 $g(t)$ 为静态误差补偿值, $p(t)$ 为比例因子, $e(t)$ 为跟踪误差, $d(t)$ 为微分因子。

$$\Delta x_r(t) = g(t) + p(t)e(t) + d(t)\dot{e}(t) \quad (4-50)$$

代入稳态误差方程得

$$\ddot{e} + \left[\frac{B + KK_e d(t)}{M} \right] \dot{e} + \left[\frac{K + K_e + KK_e p(t)}{M} \right] e = \frac{K[F_d + K_e x_e - K_e g(t) - K_e x_r(t_0)]}{M} \quad (4-51)$$

令

$$\begin{cases} a(t) = \frac{B + KK_e d(t)}{M} \\ b(t) = \frac{K + K_e + KK_e p(t)}{M} \\ w(t) = \frac{K[F_d + K_e x_e - K_e g(t) - K_e x_r(t_0)]}{M} \end{cases} \quad (4-52)$$

式(4-51)可写为

$$\ddot{e} + a(t)\dot{e} + b(t)e = w(t) \quad (4-53)$$

令 $E = \begin{bmatrix} e \\ \dot{e} \end{bmatrix}$, 式(4-53)可写为

$$\dot{E} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -b(t) & -a(t) \end{bmatrix} E + \begin{bmatrix} 0 \\ w(t) \end{bmatrix} = A(t)E + \begin{bmatrix} 0 \\ w(t) \end{bmatrix} \quad (4-54)$$

参考模型二阶线性系统方程为

$$\ddot{e}_m + a_m \dot{e}_m + b_m e_m = 0 \quad (4-55)$$

令 $E = \begin{bmatrix} e_m \\ \dot{e}_m \end{bmatrix}$, 式(4-55)可写为

$$\dot{E}_m = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -b_m & -a_m \end{bmatrix} E_m = A_m E_m \quad (4-56)$$

联立上式, 实际响应与理想响应误差为

$$\dot{E}_e = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -b_m & -a_m \end{bmatrix} E_e + \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ b(t) - b_m & a(t) - a_m \end{bmatrix} E_e + \begin{bmatrix} 0 \\ -w(t) \end{bmatrix} \quad (4-57)$$

构造李雅普诺夫函数

$$V(E_e, t) = \frac{E_e^T P E_e}{2} + \frac{Z^T R Z}{2} = \frac{E_e^T P E_e}{2} + \frac{\beta_0 [b(t) - b_m]^2}{2} + \frac{\beta_1 [a(t) - a_m]^2}{2} + \frac{\beta_2 w^2(t)}{2} \quad (4-58)$$

$$\text{其中 } Z = \begin{bmatrix} b(t) - b_m \\ a(t) - a_m \\ w(t) \end{bmatrix}, \quad R = \begin{bmatrix} \beta_0 & 0 & 0 \\ 0 & \beta_1 & 0 \\ 0 & 0 & \beta_2 \end{bmatrix}, \quad P = \begin{bmatrix} p_1 & p_2 \\ p_2 & p_3 \end{bmatrix}, \quad V(E_e, t) > 0。$$

令正定矩阵 $Q = -(A_m^T P + P A_m)$, 式(4-58)求导得

$$\begin{aligned} \dot{V}(E_e, t) &= \frac{-E_e^T Q E_e}{2} + [b(t) - b_m] [n\dot{e} + \beta_0 \dot{b}(t)] \\ &\quad + [a(t) - a_m] [n\dot{e} + \beta_1 \dot{a}(t)] + w(t) [\beta_2 \dot{w}(t) - n] \end{aligned} \quad (4-59)$$

其中 $n = p_2(e_m - e) + p_3(\dot{e}_m - \dot{e})$, 令 $\dot{V}(E_e, t) < 0$, 则自适应阻抗参数为

$$\dot{a}(t) = -\frac{n}{\beta_1} \dot{e}, \dot{b}(t) = -\frac{n}{\beta_0} e, \dot{w}(t) = \frac{n}{\beta_2} \quad (4-60)$$

理想情况下, 令 $e_m = 0$, $\dot{e}_m = 0$, 使用机器人关节速度代替末端接触力, 则自适应阻抗控制系统控制方程为

$$\begin{cases} n(t) = \omega_1 e(t) + \dot{\omega}_2 \dot{e}(t) \\ d(t) = d_0 + \alpha_1 \int_0^t n(t) \dot{x}(t) dt \\ p(t) = p_0 + \alpha_2 \int_0^t n(t) e(t) dt \\ g(t) = g_0 + \alpha_3 \int_0^t n(t) dt \end{cases} \quad (4-61)$$

其中 ω_1 、 ω_2 、 α_1 、 α_2 、 α_3 为正数, d_0 、 p_0 、 g_0 为初始参数, 则自适应阻抗控制器输出为

$$\Delta x_r(t) = g(t) + p(t)e(t) - d(t)\dot{x}(t) \quad (4-62)$$

4.4 搜孔实验

为验证基于 MLP 与力位混合控制搜孔算法的有效性, 开展 MLP 搜孔实验与传统螺旋搜孔实验对比分析, 实验过程与结果如下。

4.4.1 螺旋搜孔实验

螺旋搜孔以阿基米德螺旋线为搜孔轨迹, 通过遍历各离散采样点寻孔。阿基米德螺旋线如图 4-14, 其在笛卡尔坐标系表达式如式(4-63), 其中 θ 表示原点与轨迹点连线与坐标轴夹角, a 表示当 θ 为 0 时极径, b 表示相邻两螺旋线间长度, 螺线跨距记为 $2\pi b$ 。

$$\begin{cases} x = (a + b\theta) \cos \theta \\ y = (a + b\theta) \sin \theta \end{cases} \quad (4-63)$$

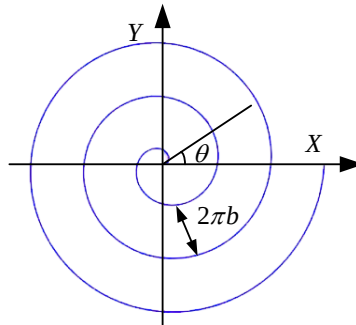


图 4-14 螺旋搜孔轨迹

搜孔成功满足

$$b < \frac{D-d}{2\pi} = 0.000159 \quad (4-64)$$

式(4-64)中, D 表示目标孔直径, d 表示轴直径。令 θ 取部分离散值, 范围为 $(0^\circ \sim 360^\circ)$, 以步长 10° 递增, $a = 0.001$, $b = 0.00015$ 。

螺旋搜孔实验过程如下, 驱动机器人至初始状态, 调整机器人末端执行器位姿, 使轴孔位姿一致, 沿阿基米德螺旋轨迹搜孔, 使用力位混合控制器保持轴孔稳定接触, 力传感器读数稳定后, 控制机器人移动至下一轨迹点, 直至轴插入孔 3 mm 结束一次搜孔实验。重复 50 次螺旋搜孔实验, 记录机器人末端接触点 x-y-z 轴位置坐标与搜孔步数, 绘制螺旋搜孔轨迹与搜孔步数图, 任取两组实验结果(记为实验 1 和实验 2), 如图 4-15, 由图可知实验 1 经 210 步完成搜孔, 实验 2 经 276 步完成搜孔。

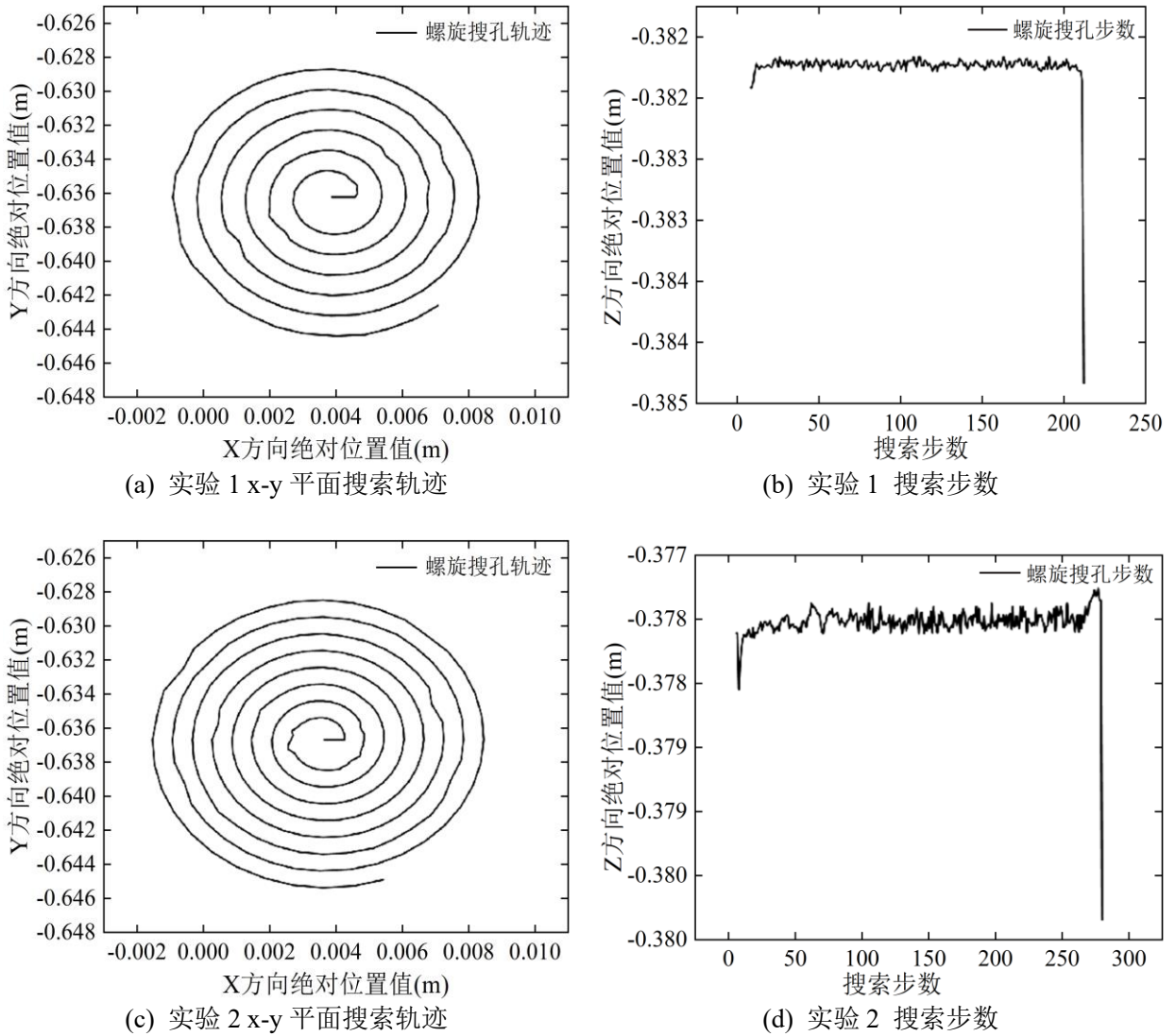


图 4-15 螺旋搜孔实验

4.4.2 MLP 搜孔实验

基于 MLP 多层感知器与力位混合控制的搜孔实验(简称 MLP 搜孔实验)过程如下,调整机器人末端执行器位姿,与螺旋搜孔一致,采用 MLP 轨迹规划算法寻孔,使用阻抗控制器保持轴孔稳定接触。传感器读数稳定后,记录接触力与力矩值,输入至 MLP 分类器模型,获取末端执行器下一时刻运动方向,重复操作,直至 1 分钟内轴插入孔 3 mm 结束一次搜孔实验。

重复 50 次 MLP 搜孔实验,记录机器人末端接触点 x-y-z 轴位置坐标与搜孔步数,绘制螺旋搜孔轨迹与搜孔步数图,任取两组实验结果(记为实验 1 和实验 2),如图 4-16,由图可知实验 1 经 19 步完成搜孔,实验 2 经 20 步完成搜孔。

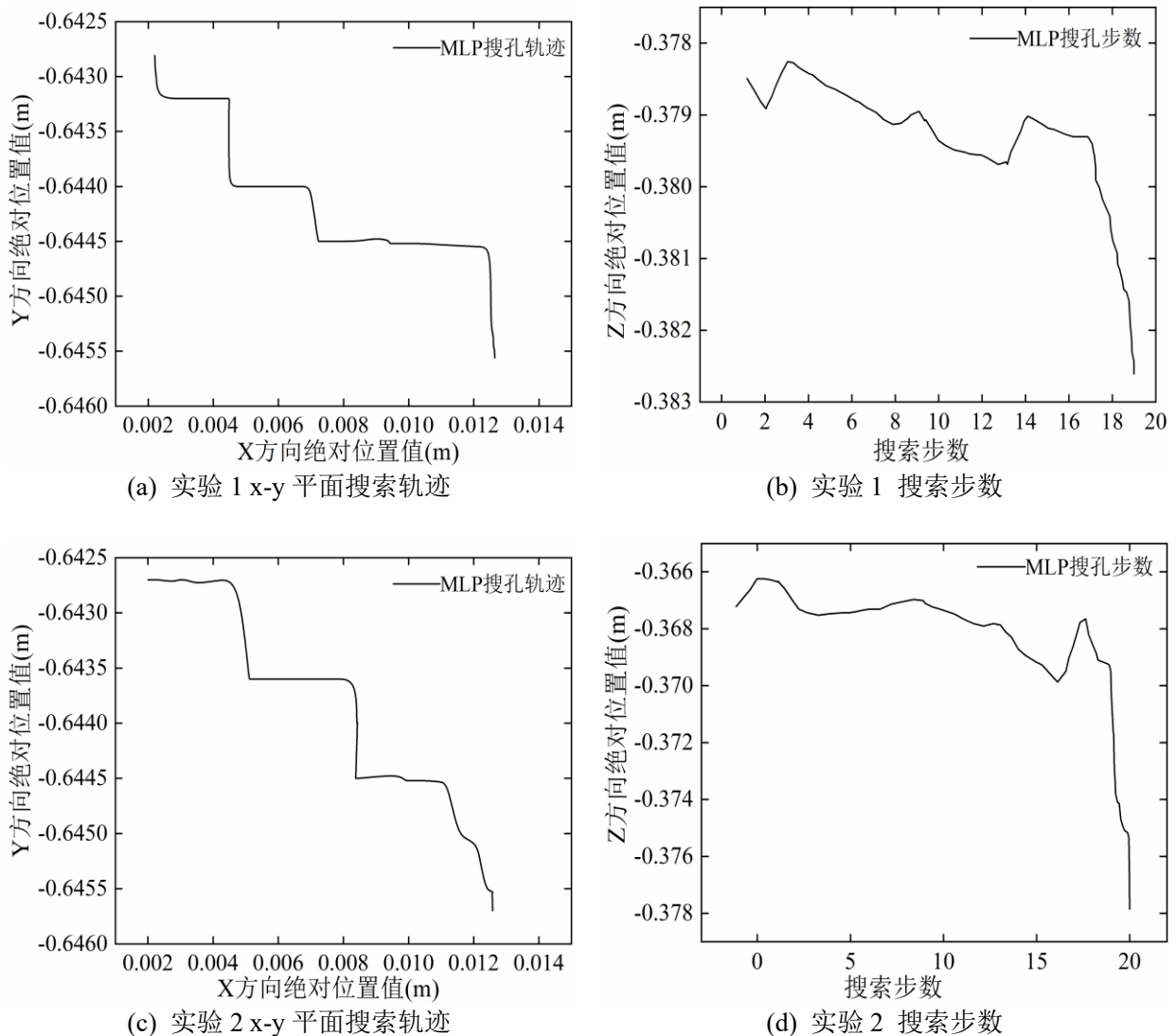


图 4-16 MLP 搜孔实验

为进一步验证 MLP 算法搜孔有效性,对比两实验 50 组实验结果,计算二者平均搜孔步数与搜孔成功率,实验数据如表 4-3。

表 4-3 搜孔实验结果

实验组数	螺旋搜孔步数					基于 MLP 与力位混合控制搜孔步数				
1-5	134	125	98	154	78	16	19	18	25	30
6-10	36	185	210	103	116	18	31	26	24	28
11-15	201	132	95	118	154	21	25	失败	34	19
16-20	142	226	130	117	85	15	18	16	25	28
21-25	157	146	162	89	103	19	22	18	失败	24
26-30	185	234	115	257	94	22	21	17	25	21
31-35	126	135	114	198	109	16	18	16	失败	24
36-40	95	106	206	105	129	18	22	24	19	30
41-45	168	176	125	276	135	20	25	19	17	16
46-50	146	263	145	177	164	16	失败	24	26	19
平均搜孔步数	206.65					20.54				
成功率(%)	100					92				

分析表 4-3 结果，基于 MLP 多层感知与力控制的搜孔算法搜索步数远小于螺旋搜孔法，搜孔成功率达到 92%，证明该算法可以有效规划末端执行器运行轨迹，完成搜孔任务。

4.5 本章小结

本章主要完成了装配过程中搜孔与插孔任务，搜孔过程采用基于 MLP 多层感知器与力位混合控制搜孔算法，插孔过程采用基于 MRAC 的自适应导纳控制柔顺装配算法，开展螺旋搜空与 MLP 搜孔对比实验，验证 MLP 寻孔算法优于螺旋搜孔算法，可有效实现轴孔位姿对齐。

第5章 机器人装配作业信息融合研究

5.1 引言

经第二章视觉感知系统、力控制系统与机器人控制系统理论分析、第三章基于改进YOLOv5s 目标零件识别定位、第四章基于 MLP 多层感知器与力位混合控制的搜孔算法与自适应导纳柔顺装配算法研究后，机器人实现了环境中视觉与力觉信息感知，本章通过典型轴孔装配作业，融合获取的视觉信息与力信息，结合柔顺控制算法，实现轴孔柔顺装配。

5.2 轴孔装配实验

5.2.1 实验平台搭建

机器人装配实验系统由机器人执行系统、视觉感知系统、力觉控制系统及上位机控制系统构成，硬件包括 ER10-C60 六轴工业机器人及相应的控制器、RealSenseD435 深度相机、KWR46B 六维力传感器及信号采集模块，其中圆环装置连接机器人末端与力传感器法兰，相机固定于圆环装置外孔部位，六维力传感器末端通过法兰连接夹爪。

实验材料包括 3 种轴与孔，所用孔直径分别为 10.5 mm、13.5 mm、16.5 mm，孔深 40 mm，所用轴与 2.5.4 小结实验用轴一致，直径分别为 10 mm、13 mm、16 mm，长度为 80 mm，详细参数见表 2-6，上位机配置见表 3-1，机器人装配实验平台如图 5-1。

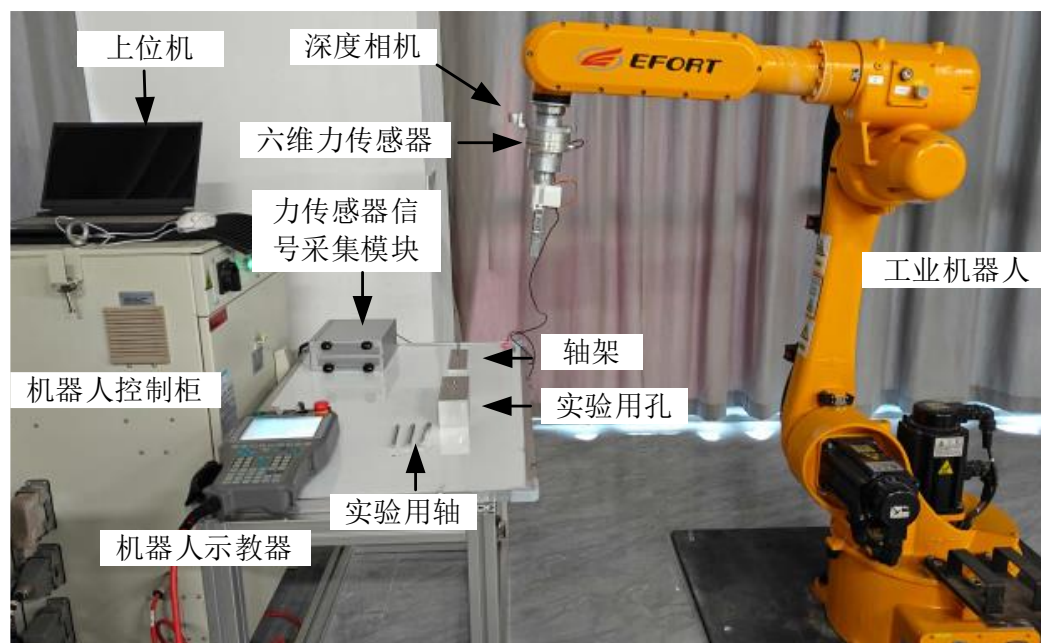


图 5-1 机器人轴孔装配实验平台

机器人轴孔装配作业通信系统结构如下，RealSenseD435 深度相机通过 USB 向上位机传输图像信息；KWR46B 六维力传感器感知力信息后通过 IO 接口将模拟量传到 KWH06 信号采集模块，经数模转换后通过 CAN(Controller Area Network)协议发送至上位机，上位机接收视觉与力信息后处理数据，通过 TCP(Transmission Control Protocol)协议将处理结果发送至机器人控制器，控制器通过 IO 接口驱动机器人运动，同时接收机器人运动信息并传递到上位机系统，轴孔装配通信系统如图 5-2。

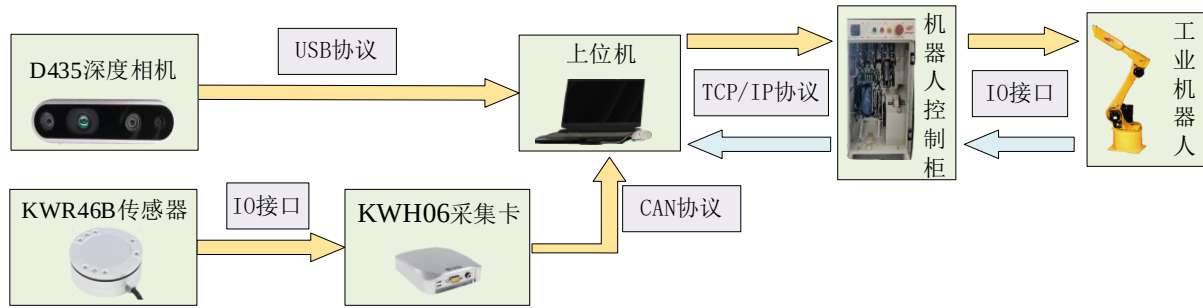


图 5-2 机器人轴孔装配通信系统

5.2.2 实验过程分析

结合 2.2 小结提出的装配过程三阶段，本实验添加识别并夹取轴件阶段，实现从抓取零件到轴孔装配全过程，以下对轴孔装配四阶段阐述说明。

夹爪抓取轴件阶段，由深度相机拍摄零件图片交由上位机分析，同时运用改进 YOLOv5s 算法准确识别目标轴，并由手眼标定获取轴在基坐标系下的位姿信息，通过逆运动学分析反解机器人关节角，将机器人位姿传递到控制器，控制器驱动机器人抓取轴件，完成装配轴抓取任务；夹爪接近目标孔阶段，同样依靠视觉感知系统识别目标孔位姿信息，重复上一阶段操作，控制器驱动夹爪到达目标孔上方位，完成零件的识别与初步定位任务；搜孔阶段，夹爪下移，六维力传感器实时感知轴末端接触力与力矩值，运用 MLP 多层感知器与力位混合控制搜孔算法规划搜孔轨迹，消除轴孔位置偏差，完成轴孔对齐任务；插孔阶段，夹爪继续下移，六维力传感器将实时感知轴末端力传递到自适应导纳控制系统，获取力修正值，由逆运动学将修正值转换为关节控制量，实现轴孔柔顺装配。

自适应导纳控制系统初始参数如下， $M = [120, 120, 120, 15, 15, 15]$ ， $F_d = [0, 0, 5, 0, 0, 0]$ ， $V_d = [0, 0, 0, 0, 0, 0]$ ， $B = [0.008, 0.008, 0.008, 0.008, 0.008, 0.008]$ ， $T = 0.008$ ，视觉识别初步定位后，为使机器人下移，在垂直孔方向(Z 轴)设置 5 N 期望力，当机器人末端下移 40mm 时，判定轴孔装配任务结束。实验流程如图 5-3，实验过程如图 5-4。

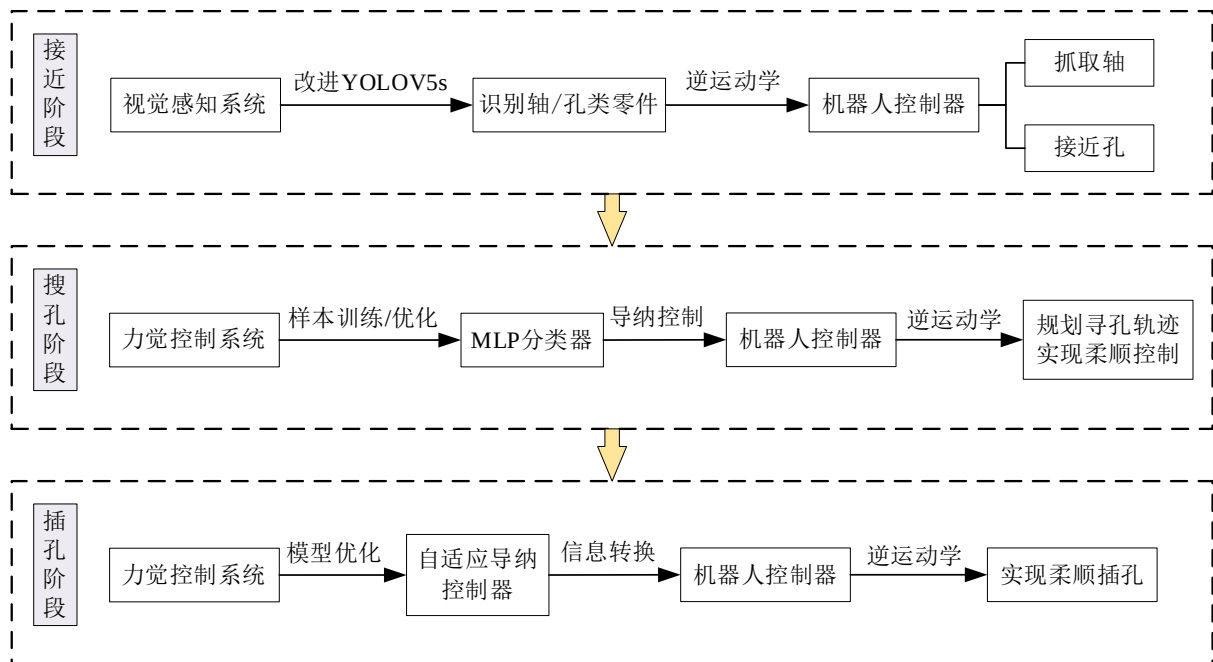


图 5-3 机器人轴孔装配流程图

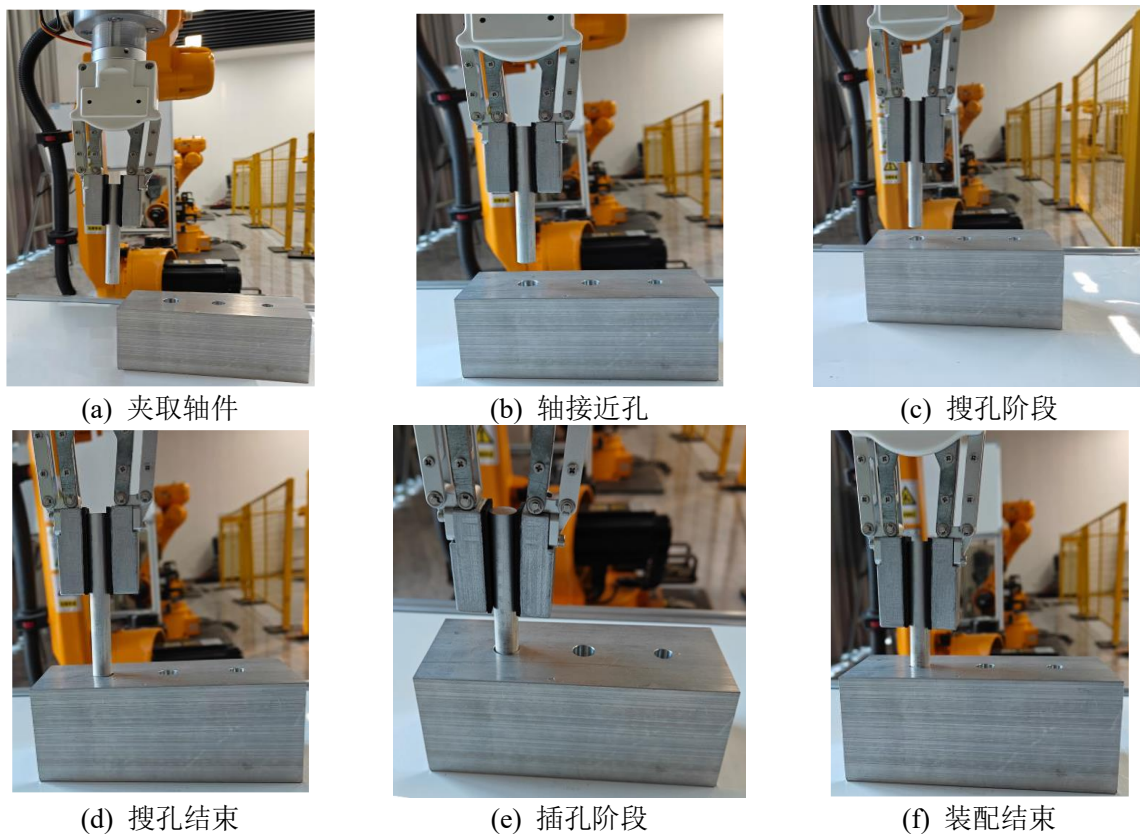


图 5-4 机器人轴孔装配实验图

5.2.3 实验结果分析

分析图 5-4 可知，轴孔装配可分为四个过程，分别为夹取目标轴、轴接近孔、搜孔、插孔过程。通过六维力传感器采集末端接触点力与力矩信息，对比分析搜孔、插孔阶段力与力矩值，结果如图 5-5。

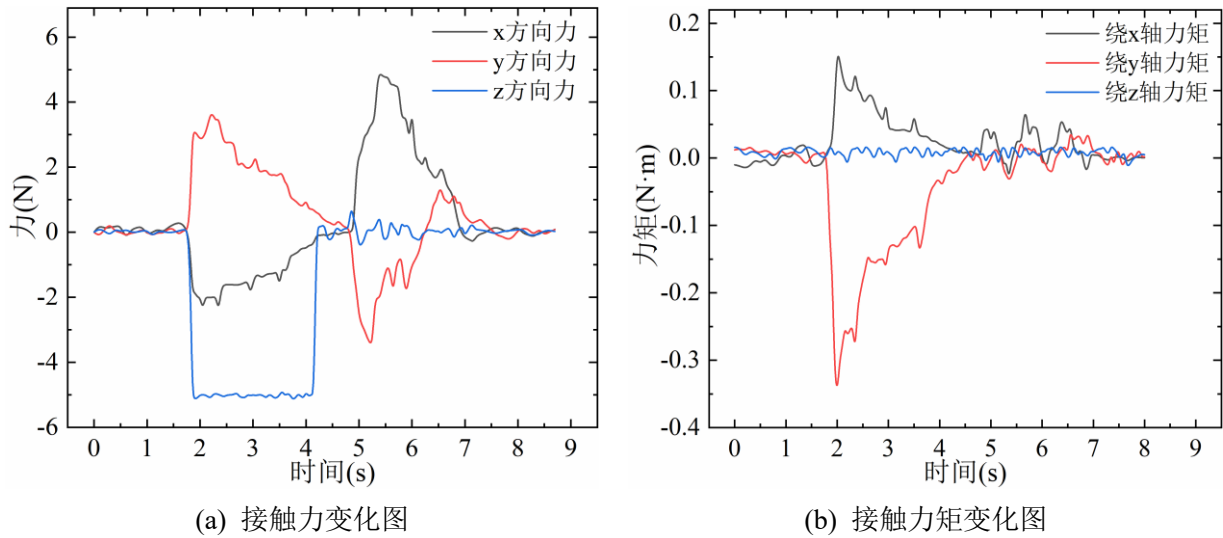


图 5-5 机器人轴孔装配末端力与力矩变化图

由图可知, 0-2 s 左右为轴孔接近阶段, 经传感器重力补偿后, 接触点力与力矩值稳定在零点左右, 通过改进 YOLOv5s 零件识别定位算法, 实现了轴类零件抓取以及轴孔初步定位; 2-5 s 左右为搜孔阶段, 轴孔处于接触状态, Z 轴稳定于期望力 5 N 附近, X 与 Y 轴力与力矩值波动明显, 通过 MLP 多层感知分类器模型规划寻孔轨迹, 结合导纳控制消除了轴孔位置偏差, 实现了轴孔精确对齐, 4.5 s 左右时搜孔结束, 各轴力与力矩值稳定在零点左右; 5-7 s 左右为插孔阶段, 轴接触孔内壁经历单点接触与两点接触过程, X 与 Y 轴力与力矩值发生较大波动, 力传感器采集接触点力与力矩值, 通过自适应导纳控制器转换为机器人位置变量, 控制器驱动机器人调整位姿, 使轴孔处于相同姿态, 经调整后各轴力与力矩值逐渐减小; 8-9 s 时轴孔消除了姿态偏差, 各轴力与力矩值稳定在零点左右, 轴顺利插入孔中, 装配结束。

轴孔装配实验表明, 基于 MLP 多层感知器与力位混合控制的搜孔算法可有效规划寻孔轨迹, 消除轴孔位置误差; 自适应导纳柔顺装配算法可有效调节接触点末端力与力矩值, 实现轴孔柔顺装配。

5.3 本章小结

本章完成了轴孔柔顺装配实验, 搭建了融合视觉与力觉模块的轴孔装配实验平台, 提出了一种结合机器视觉引导、MLP 多层感知器与力位混合控制、自适应导纳柔顺控制策略的机器人轴孔装配方法, 实验结果表明, 融合视觉与力觉的机器人轴孔装配技术, 可实现轴孔高精度对齐及柔顺插孔过程。

第 6 章 总结与展望

6.1 论文总结

本文研究工作得到国家自然科学基金——基于感知交互的步态康复机器人痉挛在线测评及其防范控制研究(61741101)、国家自然科学基金——工业机器人 3D 全结构刚柔耦合交互特性视觉测量方法研究(52005003)、安徽高校协同创新项目——面向老年人和半失能患者的智能召唤自主循迹座便器研发(GXXT2023076)等项目资助。

制造业领域存在工业机器人识别定位精度低、适应性差，难以满足高精度装配等问题，为提高机器人环境感知能力，完成柔顺装配任务，以轴孔装配作业为例，开展视觉多模态感知、装配件位置和姿态识别、力控柔顺装配策略研究，主要研究工作如下。

(1) 机器人装配系统研究。依据装配作业特点，提出了装配系统整体设计方案，分析了装配作业接近、搜孔、插孔过程；建立了机器人运动学模型，分析了机器人正逆运动学，利用相机标定与手眼标定，获取到目标零件在基坐标系下的位姿，采用力传感器零点标定方法，设计了力传感器重力补偿实验，验证了标定结果准确可靠。

(2) 基于改进 YOLOv5s 零件识别定位研究。针对 YOLOv5s 目标检测精度欠缺的问题，引入 CBAM 注意力机制、运用深度可分离卷积替换部分卷积层、采用 DIoU 损失函数与 WBF 加权融合框改进算法框架，提高了零件识别精度，实现了目标零件识别与目标孔初步定位。

(3) 基于 MLP 多层感知与力位混合控制的搜孔算法。针对传统搜孔方法效率低下的问题，提出一种基于 MLP 多层感知器与力位混合控制的搜孔算法，通过训练 MLP 前馈神经网络分类器模型，结合力反馈策略优化寻孔轨迹，实现装配轴孔位姿精确对齐，对比传统螺旋搜孔算法验证了该算法的有效性。

(4) 基于导纳原理的柔顺控制研究。通过分析轴孔装配力与力矩变化过程，建立了接触为倒角、单点、两点阶段轴孔力学模型，采用自适应导纳控制策略优化导纳模型，搭建了力反馈导纳控制系统，实现了机器人柔顺控制。

(5) 机器人轴孔装配实验验证。搭建了轴孔装配实验平台，分析了装配过程末端力与力矩变化，验证了视觉识别定位与柔顺控制算法有效性，完成了视觉感知与力控制信息融合，实现了工业机器人轴孔柔顺装配。

6.2 工作展望

本文研究了工业机器人装配作业中存在的环境感知力差、柔顺性不高的问题，提出了融合视觉识别与力控制于一体的工业机器人轴孔装配系统，实现了轴孔柔顺装配作业，但过程中仍存在一些值得探讨的问题。

(1) 目标识别与定位方法准确性问题。本文运用改进 YOLOv5s 实现目标识别与初步定位，未考虑当零件遮挡时的识别情况，后续可以采用更新的 YOLO 算法优化模型，提高在复杂环境下的识别准确率。

(2) 搜孔算法部署问题。本文选用基于 MLP 和力控制的搜孔算法，虽然优于传统算法，但部署到设备端依然存在算力消耗大。占用资源多等问题，后续可以选用不同的算法模型，减小内存资源消耗，提高搜孔效率。

(3) 轴孔装配实验的泛化性。本文只研究了圆形标准轴孔装配过程，对于异形孔、轴件装配策略还有待发掘，后续可以在本研究的基础上继续探讨异形件的装配策略。

参考文献

- [1] 王青,王宇璐.工业机器人应用对制造业高质量发展影响研究[J].工业技术经济, 2023, 42 (02): 115-124.
- [2] 姜岩.面向装配场景的机械臂柔顺控制技术研究[D].江苏大学, 2021.
- [3] 何茜茜,高翔,黄建忠.工业机器人应用与制造业产业链供应链韧性提升——来自中国企业全球价值链嵌入的证据[J].国际贸易问题, 2024, (02): 71-89.
- [4] 石宪闪.面向装配过程的工业机器人关键技术的研究[D].中北大学, 2023.
- [5] 李正义.机器人与环境间力/位置控制技术研究与应用[D].华中科技大学, 2011.
- [6] 王康瑞.面向孔轴装配的机器人视觉引导和柔顺控制方法研究[D].华中科技大学, 2021.
- [7] Peng C, Rui L, Mehrdad D, et al. A Shared Control Method for Collaborative Human-Robot Plug Task[J].IEEE ROBOTICS AND AUTOMATION LETTERS, 2021, 6 (4): 7429-7436 .
- [8] Anonymous. Robots Automate Assembly of Automotive Connectors [J]. Assembly, 2024,67 (1): 21-21.
- [9] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, et al.ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF[C]//2011 International conference on computer vision. Ieee, 2011: 2564-2571.
- [10] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, et al. Speeded-up robust features (SURF)[J]. Computer vision and image understanding, 2008, 110(3): 346-359.
- [11] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant features[C]//Proceedings of the seventh IEEE international conference on computer vision. Ieee, 1999, 2: 1150-1157.
- [12] Drost B, Ulrich M, Navab N, et al. Model globally, match locally: Efficient and robust 3D object recognition[C]//2010 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition. Ieee, 2010: 998-1005.
- [13] 舒容梓竣.基于多目视觉轴类装配零件识别与位姿纠偏研究[D].哈尔滨理工大学,2023.
- [14] Wei H A , Chen Y B. Robotic object recognition and grasping with a natural background [J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2020, 17 (2): 1729881420921102.
- [15] Ralis S ,Vikramaditya B ,Nelson B .Micropositioning of a weakly calibrated microassembly system using coarse-to-fine visual servoing strategies[J].IEEE Transactions on Components Packaging and Manufacturing Technology,2000,23(2):123-

131.

- [16] Levine S ,Finn C ,Darrell T , et al. End-to-End Training of Deep Visuomotor Policies. [J]. Journal of Machine Learning Research, 2016, 17 39:1-39:40.
- [17] 丁鹏欣.基于深度学习的图像目标检测关键技术研究[D].四川大学, 2021.
- [18] 杨纯.基于深度学习的烟雾视频检测系统研究与开发[D].南京邮电大学, 2020.
- [19] Girshick R. Fast r-cnn[C]//Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. 2015: 1440-1448.
- [20] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. Advances in neural information processing systems, 2015, 28.
- [21] He K, Gkioxari G, Dollár P, et al. Mask r-cnn[C]//Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. 2017: 2961-2969.
- [22] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. Ssd: Single shot multibox detector[C]//Computer Vision–ECCV 2016: 14th European Conference, Amsterdam, The Netherlands, October 11–14, 2016, Proceedings, Part I 14. Springer International Publishing, 2016: 21-37.
- [23] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016: 779-788.
- [24] 王晨露.基于 YOLOv5 的目标检测与 6D 位姿估计算法研究[D].河南大学,2023.
- [25] 唐嘉辉.基于目标检测理论的滚动轴承故障诊断方法研究[D].西安理工大学,2023.
- [26] 董晟.基于改进 SSD 和 FPN 算法的目标检测算法研究[D].西南大学,2023.
- [27] Ahmed I, Din S, Jeon G, et al. Towards collaborative robotics in top view surveillance: A framework for multiple object tracking by detection using deep learning[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2021, 8(7): 1253-1270.
- [28] 陈荣荣.基于点云的工件检测与定位[D].东南大学,2022.
- [29] 朱禹轲.基于激光点云的工件识别定位及抓取系统研究[D].上海交通大学,2020.
- [30] 刘泽园.基于特征匹配的点云识别算法及其在工件拾取中的应用与研究[D].长春工业大学,2023.
- [31] 王瑞丰.基于点云配准的无纹理堆叠物体 6D 位姿估计算法研究[D].广东工业大学,2023.
- [32] Tao W, Hua X, Yu K, et al. A pipeline for 3-D object recognition based on local shape description in cluttered scenes[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020, 59(1): 801-816.

- [33] Drost B, Ulrich M, Navab N, et al. Model globally, match locally: Efficient and robust 3D object recognition[C]//2010 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition. Ieee, 2010: 998-1005.
- [34] Habib M A, Alam M S, Siddique N H. Optimizing coverage performance of multiple random path-planning robots[J]. Paladyn, Journal of Behavioral Robotics, 2012, 3(1): 11-22.
- [35] 薛亚东,陈庆盈,尹建平.基于力反馈的轴孔柔顺装配策略[J].自动化与仪器仪表,2021(04):152-155+163.
- [36] Cortesão R, Koeppe R, Nunes U, et al. Data fusion for robotic assembly tasks based on human skills[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2004, 20(6): 941-952.
- [37] 王子辰.基于强化学习的高精度轴孔装配策略搜索算法研究[D].哈尔滨工业大学,2020.
- [38] 刘鹏.机器人轴孔精密装配策略与柔顺控制研究[D].湖北文理学院,2024.
- [39] Whitney D E. What is the remote centre compliance (RCC) and what can it do?[C]//Proceedings of the 9th International Symposium on Industrial Robots, 1979. 1979.
- [40] 杜松年,彭商贤,金佐中.层叠型弹性杆 RCC 柔顺手腕设计计算[J].天津大学学报,1995(01):19-25.
- [41] 袁军.基于力控制的机器人装配作业实验研究[J].航天控制,1995(04):7-13.
- [42] Kim Y L, Song H C, Song J B. Hole detection algorithm for chamferless square peg-in-hole based on shape recognition using F/T sensor[J]. International journal of precision engineering and manufacturing, 2014, 15: 425-432.
- [43] Mason M T. Compliance and force control for computer controlled manipulators[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1981, 11(6): 418-432.
- [44] Neville,Hogan.Impedance Control: An Approach to Manipulation: Part II—Implementation[J].Journal of Dynamic Systems Measurement & Control, 1985.
- [45] 王通.圆-长方形复合孔类零件的机器人装配理论与方法研究[D].哈尔滨工业大学,2020.
- [46] 梁华侠.力位混合控制的工业机器人精密轴孔柔顺装配[D].佛山科学技术学院,2022.
- [47] 邹鹏.工业机器人柔顺轴孔装配方法研究[D].浙江大学,2021.
- [48] 纪秋楠.一种机器人智能柔顺装配系统研究[D].北京邮电大学,2021.
- [49] Jasim I F, Plapper P W. Contact-state recognition of compliant motion robots using expectation maximization-based Gaussian mixtures[C]//ISR/Robotik 2014; 41st

- International Symposium on Robotics. VDE, 2014: 1-8.
- [50] Soitrov Z M, Botev R G. A model reference approach to adaptive impedance control of robot manipulators[C]//Proceedings of 1993 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS'93). IEEE, 1993, 2: 727-733.
- [51] 陈卫东,席裕庚,顾冬雷.自主机器人的强化学习研究进展[J].机器人,2001(04):379-384.
- [52] Schoettler G, Nair A, Luo J, et al. Deep reinforcement learning for industrial insertion tasks with visual inputs and natural rewards[C]//2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2020: 5548-5555.
- [53] Stolt A, Linderöth M, Robertsson A, et al. Detection of contact force transients in robotic assembly[C]//2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2015: 962-968.
- [54] Roveda L, Maskani J, Franceschi P, et al. Model-based reinforcement learning variable impedance control for human-robot collaboration[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2020, 100(2): 417-433.
- [55] 戈振鹏.基于主动视觉和强化学习的机械臂装配研究[D].电子科技大学,2023.
- [56] 李凤鸣.面向复杂零部件的机器人柔性装配方法研究[D].山东大学,2021.
- [57] Jones B A, Walker I D. Kinematics for multisection continuum robots[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2006, 22(1): 43-55.
- [58] Shang J, Bridge B, Sattar T, et al. Development of a climbing robot for inspection of long weld lines[J]. Industrial Robot: An International Journal, 2008, 35(3): 217-223.
- [59] Pieper D L. The kinematics of manipulators under computer control[M]. Stanford University, 1969.
- [60] Zhang Z. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2000, 22(11): 1330-1334.
- [61] Tsai R Y, Lenz R K. A new technique for fully autonomous and efficient 3 d robotics hand/eye calibration[J]. IEEE Transactions on robotics and automation, 1989, 5(3): 345-358.
- [62] Zhu X, Lyu S, Wang X, et al. TPH-YOLOv5: Improved YOLOv5 based on transformer prediction head for object detection on drone-captured scenarios[C]//Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision. 2021: 2778-2788.
- [63] Lin T Y, Dollár P, Girshick R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2017: 2117-2125.

- [64] Wang Q, Wu B, Zhu P, et al. ECA-Net: Efficient channel attention for deep convolutional neural networks[C]//Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2020: 11534-11542.
- [65] Woo S, Park J, Lee J Y, et al. Cbam: Convolutional block attention module[C]//Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV). 2018: 3-19.
- [66] Zheng Z, Wang P, Liu W, et al. Distance-IoU loss: Faster and better learning for bounding box regression[C]//Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence. 2020, 34(07): 12993-13000.
- [67] Bodla N, Singh B, Chellappa R, et al. Soft-NMS--improving object detection with one line of code[C]//Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. 2017: 5561-5569.
- [68] Solovyev R, Wang W, Gabruseva T. Weighted boxes fusion: Ensembling boxes from different object detection models[J]. Image and Vision Computing, 2021, 107: 104117.
- [69] Tolstikhin I O, Houlsby N, Kolesnikov A, et al. Mlp-mixer: An all-mlp architecture for vision[J]. Advances in neural information processing systems, 2021, 34: 24261-24272.
- [70] 吴忠强,朴春俊.模型参考自适应控制理论发展综述[J].信息技术,2000,(07):33-35.

攻读硕士期间学术成果

- [1] 赵剑飞, 许德章. 基于混合遗传蚁群算法的异类货物装载研究[J]. 淮阴工学院.(已录用)
- [2] 赵剑飞, 许德章. 基于改进的 YOLOv5s 与 EPnP 装配零件识别定位[C]. 第十六届中国智能机器人大会电子论文集.(已录用)
- [3] 许德章, 赵剑飞. 一种基于机器学习的机器人 RV 减速器故障检测方法[P]. (实质审查)

致谢

时光飞逝，转眼又到毕业时刻，回顾三年硕士生涯，不禁感慨万千，三年间我受益良多，在此，我向所有帮助过我的人表达最诚挚的感谢！

感谢导师许德章教授。许老师治学严谨、求真务实，在上课时他总能用通俗幽默的语言讲解繁琐的知识；在处理事情时总是亲力亲为，他那“五加二、白加黑”的工作作风为研究生树立了良好的榜样；在论文选题上，许老师精准把握时代潮流，选题新颖有实用价值，在论文撰写过程中，许老师教我们语法结构、行文逻辑，除此之外许老师经常在工作与生活中教导我们，开阔了我们的眼界与思维。在许老师的教诲下，我在学术、工作和生活方面都有所提升，增长了许多看待问题的经验，在此向您致以崇高的敬意。

感谢我的父母。感谢他们在三年内对我的理解与支持，感谢他们在生活上对我的照顾。

感谢同课题组好友与芜湖安普机器人产业技术研究院有限公司各领导与员工。感谢方庆、欧阳俊祎、陈清清在学习和生活中对我的帮助；感谢郭雨、程万里、李阅文、朱磊、刘声中、朱超师兄们在实习单位对我的帮助；感谢李公文、梁利东、乔文慧、西红桥、许刚、古宏程、程丙南等数位老师与工程师在机器人操作和数字孪生技术方面给予我的帮助。感谢室友毛飞、刘恩智、刘蒙蒙在生活上的关心和照顾。

感谢所有一起玩音乐的朋友。感谢好友王瑞丰、戴燕、盛健、Rich、张广嵩、张炜华、林庆泽、黄子宸、刘杨洋、王步洲、李杰、宫贞旭、毛一舟、洪灵宁，一起玩音乐的时光总是美好又短暂，希望青核音乐工作室越办越好，希望独立主格乐队能越走越远，念念不忘，必有回响。

尚德敏学，唯实惟新，我会永远谨记母校的校训，秉持诚实做人、踏实做事、扎实做学问的理念，不忘求学初心，问道方得始终，终会有所作为。

赵剑飞

2024年5月1日

尚德敏学 唯实惟新

