

基于机器视觉的喷涂机器人轨迹规划与 涂装质量检测研究综述

訾斌^{1,2†}, 徐锋¹, 唐锴¹, 王宜藩¹, 沙炜鹏¹

(1. 合肥工业大学 机械工程学院, 合肥 230009; 2. 合肥工业大学 安徽省智能互联系统实验室, 合肥 230009)

摘要: 随着智能喷涂技术的快速发展, 机器视觉在喷涂机器人系统中的研究和应用引起广泛关注, 合理的喷涂轨迹能保障油漆厚度均匀、减少漆膜缺陷产生, 并且融合涂装质量检测技术形成闭环的喷涂系统. 鉴于此, 针对机器视觉在喷涂机器人轨迹规划与涂装质量检测中的研究进行综述. 首先, 对喷涂系统在现代产品制造中的快速发展所面临的机遇、挑战和机器视觉技术进行介绍; 然后, 综述基于机器视觉技术的喷涂机器人轨迹规划和涂装质量检测的研究成果, 对基于机器视觉的喷涂机器人轨迹规划方法, 包括待喷涂工件的三维重建、基于点云数据的喷涂轨迹自动规划和基于视觉伺服的喷涂轨迹补偿进行分析和讨论, 并重点介绍机器视觉在涂装质量检测中的应用与研究现状, 从数据增强和模型选择两个方面, 对不同任务中基于深度学习的涂装质量检测算法性能的改善提供潜在解决方案; 最后, 总结与展望机器视觉技术在喷涂机器人轨迹规划与涂装质量检测中的研究方法和思路, 为喷涂系统朝着智能化、柔性化的方向发展提供参考.

关键词: 机器视觉; 喷涂机器人; 轨迹规划; 质量检测; 深度学习

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.1438

引用格式: 訾斌, 徐锋, 唐锴, 等. 基于机器视觉的喷涂机器人轨迹规划与涂装质量检测研究综述[J]. 控制与决策, 2023, 38(1): 1-21.

Trajectory planning for spray-painting robot and quality detection of paint film based on machine vision: A review

ZI Bin^{1,2†}, XU Feng¹, TANG Kai¹, WANG Yi-fan¹, SHA Wei-peng¹

(1. School of Mechanical Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China; 2. Intelligent Interconnected System Laboratory Anhui Province, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: With the rapid development of the intelligent spray-painting technology, the research and application of machine vision in the spray-painting robot system has attracted extensive attention. Reasonable trajectory of the spray-painting can ensure uniform paint thickness and reduce film defects. The closed-loop spraying system can be formed by combining the spraying trajectory with quality detection. In view of this, the research of trajectory planning for the spray-painting robot and quality detection of the paint film based on machine vision is reviewed. Firstly, the challenges, opportunities and machine vision technology of the spray-painting system are introduced in the rapid development of modern product manufacturing. Then, the research results of trajectory planning of the spray-painting robot and quality detection of the paint film are reviewed based on machine vision technology. The trajectory planning methods of the spray-painting robot based on machine vision are analyzed and discussed. The methods include the 3D reconstruction of the workpiece to be sprayed, the automatic trajectory planning based on the point cloud data and the compensation based on the visual servoing. This paper focuses on the application and research status of machine vision in the quality detection of the paint film. From two aspects of data enhancement and model selection, the potential solutions are provided to improve the performance of the algorithms for the quality detection based on deep learning in different tasks. Finally, the research methods and ideas of trajectory planning for the spray-painting robot and quality detection of the paint film are prospected and summarized based on machine vision. A reference for the development of the spraying system in the direction of intelligence and flexibility is also provided.

Keywords: machine vision; spray-painting robot; trajectory planning; quality detection; deep learning

收稿日期: 2022-08-09; 录用日期: 2022-10-09.

基金项目: 国家自然科学基金项目(51925502, 72188101); 装备预研教育部联合基金项目(6141A02022134).

†通讯作者. E-mail: zibinhfut@163.com.

0 引言

喷涂是现代化产品制造过程中的重要环节,广泛应用于汽车、家具、船舶、航空航天和军事装备等领域.喷涂的目的是使产品表面覆盖一层不同材料和性质的涂层,这些涂层的主要用途一般有3个方面:1)增强物体表面的色彩性、光泽性等提升美感,起到装饰作用;2)有效隔绝物体与各种介质(如水、空气等)的直接接触,防止被侵蚀,延长使用寿命;3)物体表面喷涂一些特殊材料,可以进行防水、防火、隐身伪装等.由于喷涂过程中会产生大量醛、笨等有毒气体,长期在该环境下工作会对操作人员的身心健康产生危害,而随着机器人等先进制造技术的发展,喷涂机器人逐渐取代人工喷涂的方式,使喷涂朝着智能化、柔性化的方向发展^[1],不仅改善了作业环境,而且提高了喷涂质量和生产效率,如图1所示.



(a) 人工喷涂 (b) 机器人自动化喷涂

图1 人工喷涂与机器人自动化喷涂

在智能喷涂系统中,喷涂机器人轨迹规划和涂装质量检测对于一些产品的外观和质量保障具有至关重要的作用.

现阶段喷涂机器人轨迹规划方式主要有人工示教和基于传统离线编程方法.人工示教的方式存在编程效率低、轨迹精度差、涂料利用率不高等缺点,因此只适用于一些简单的喷涂场合^[1-2].而基于传统离线编程的方法是将待喷涂工件精确的三维模型导入离线编程软件中,并结合喷涂工艺自动生成喷涂轨迹,因此具有较高的轨迹规划精度和效率^[3].虽然基于传统离线编程的方法取得了一定阶段的成果,能够获得更加精确的喷涂轨迹,但需要待喷涂工件的三维模型,并且要求仿真环境下的工件姿态与实际姿态完全一致,因此这些局限性导致其很难适应多品种、小批量的非标准工件的喷涂任务需求^[4].一些学者为提高喷涂机器人轨迹规划的精度和自动化程度进行了一系列研究,将传统离线编程与先进技术交叉结合,如人机交互式离线编程软件^[5]、基于成熟的刀具轨迹加工算法^[3,6-7]、基于高精度传感器的待喷涂工件表面信息提取等^[8-9],一定程度上提高了喷涂系统的柔性化和工作效率.

在实际喷涂过程中,由于设备磨损、涂装车间环

境、涂料配比、涂装工艺以及工人操作不当等因素,工件漆膜在喷涂过程中和喷涂后可能会产生不可避免的缺陷,这些缺陷在不同程度上影响着产品外观和性能,并且对于一些特殊设备可能会造成安全隐患,因此对涂装质量进行检测是十分必要的.现有的质量检测技术中,根据检测方式的不同主要分为有损检测和无损检测^[10],由于有损检测方式需要与待测物体直接接触,可能会对待测物体产生损伤,实际应用中使用范围较小,不适合用于涂装质量检测领域.无损检测技术又可进一步分为传统无损检测(如:红外、超声波、涡流和射线等检测方法)与机器视觉检测.

机器视觉作为人工智能领域的一个重要分支,是通过光学设备和非接触式传感器采集图像,并经一系列智能算法的处理完成最终的任务决策,可以替代人眼完成非接触式的测量和判断^[11].近年来,随着机器视觉等人工智能技术逐渐发展成熟,机器视觉逐渐应用于目标检测、机器人导航、无人驾驶、尺寸测量等任务.基于机器视觉的智能机器人系统具有更高的柔性化和智能化程度,可以满足高精度、高效率 and 强实时性的任务需求,非常适合现代喷涂系统中小批量、多品种、定制化和精细化的喷涂任务.因此,一些学者对机器视觉在喷涂系统中的应用进行了一定的研究,其主要用于喷涂机器人轨迹规划和涂装质量检测.

在轨迹规划方面,为使喷涂系统在非结构环境下对无精确三维模型的复杂喷涂工件进行自动轨迹规划,基于机器视觉的轨迹规划方法被引入到喷涂系统中,通过对待喷涂工件进行三维重建后再生成喷涂轨迹,提高了喷涂系统的智能化和柔性化^[4,12-15],并且可通过视觉伺服技术减小喷涂机器人轨迹规划的理论 and 实际误差^[16-17],进一步提高喷涂轨迹的精度.

由于涂装缺陷的复杂性,国内外对于基于机器视觉的涂装质量检测研究相对较少,主要运用传统机器视觉和基于深度学习的方法进行涂装质量检测.由于深度学习算法在缺陷检测方面的优越性,其逐渐取代了基于传统机器视觉的涂装质量检测方法^[18-21].基于上述分析可见,现有的喷涂机器人轨迹规划和涂装质量检测的研究工作大多是独立开展的,有待形成相互融合的智能喷涂系统,而机器视觉技术作为人工智能领域快速发展的一个分支,能够以机械为基础,与计算机、材料、控制、工程技术等学科深度交叉融合,形成新一代的智能喷涂机器人系统.

鉴于此,本文针对基于机器视觉的喷涂机器人轨迹规划与涂装质量检测研究进展进行全面系统地

总结,并以机器视觉为纽带对上述两种不同技术在智能喷涂系统中的交叉融合进行进一步的分析与展望. 首先,详细介绍机器视觉在喷涂机器人轨迹规划和涂装质量检测中的研究与应用,对现有喷涂系统进行分析;然后,总结与展望基于机器视觉的喷涂机器人轨迹规划和涂装质量检测的研究趋势和应用前景;最后,对智能喷涂系统需要进一步深入研究的方向给出一些潜在的解决思路和方法.

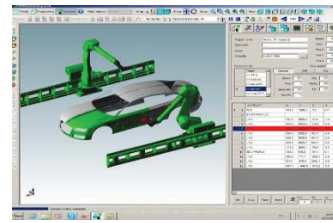
1 基于机器视觉的喷涂机器人轨迹规划

针对喷涂工件复杂几何形状的三维表面,合理的喷枪运动轨迹对于喷涂表面质量起着十分重要的作用^[6]. 为了保证喷涂工件表面漆膜质量的均匀性,喷涂轨迹通常需要喷枪在工件表面喷涂过程中与工件表面保持特定的高度、角度和速度.

为了实现引导喷涂机器人末端喷枪沿规划轨迹对目标表面进行喷涂,传统的轨迹规划方法主要是人工示教和计算机辅助喷枪运动路径规划CATP (computer aided tool path planning)^[22].

人工示教是基于示教人员对喷涂过程中涉及到的喷涂工艺、涂料特性、喷枪特性、环境特性等诸多因素的工程经验进行数字化的一种方法,主要包括人工拖动示教和点对点编程示教,如图2(a)所示. 人工拖动示教的方式能够引导机器人完成同种工件的自动喷涂作业,但操作人员需多次进行示教以得到较为满意的表面质量,另外无法优化喷枪运动轨迹^[2,23].

近年来,喷涂机器人自动轨迹规划技术快速发展,一些学者开始研究计算机辅助喷枪运动路径规划(CATP). CATP根据提供的工件CAD模型自动进行喷涂路径规划,如图2(b)所示. CATP自动建立待喷涂工件的CAD模型与喷涂工艺过程之间的关联,避



(a) 人工示教



(b) CMA 喷涂路径规划^[1]

图2 喷涂机器人人工示教

免操作人员长期暴露在有害的工作环境中^[24-27]. 基于工件的CAD模型进行喷涂路径离线规划技术不仅能够实现人的解放,同时提高了喷涂路径规划效率.

随着市场对喷涂工件的要求越来越多,尤其在家具等行业,种类多、小批量、个人定制化的喷涂产品需求越来越受欢迎^[1]. 面对种类繁多的待喷涂工件,以及一些未知尺寸的非标准喷涂产品,建立精确的CAD模型需要大量的人力和时间. 因此,一些学者开始研究通过机器视觉技术对未知待喷涂工件进行三维重建,获取工件表面的三维信息,通过点云曲面重建方法,建立待喷涂工件的三维模型. 然后对模型的数据进行切片,对待喷涂工件的轨迹信息进行求解,减少喷涂工件表面的喷涂路径规划时间,实现路径的自动规划^[15]. 本节将从基于视觉技术的待喷涂工件的三维重构、基于点云数据的轨迹规划、基于机器视觉的喷涂轨迹精度补偿3个方面分别介绍机器视觉技术在喷涂机器人轨迹规划中的应用,见图3.

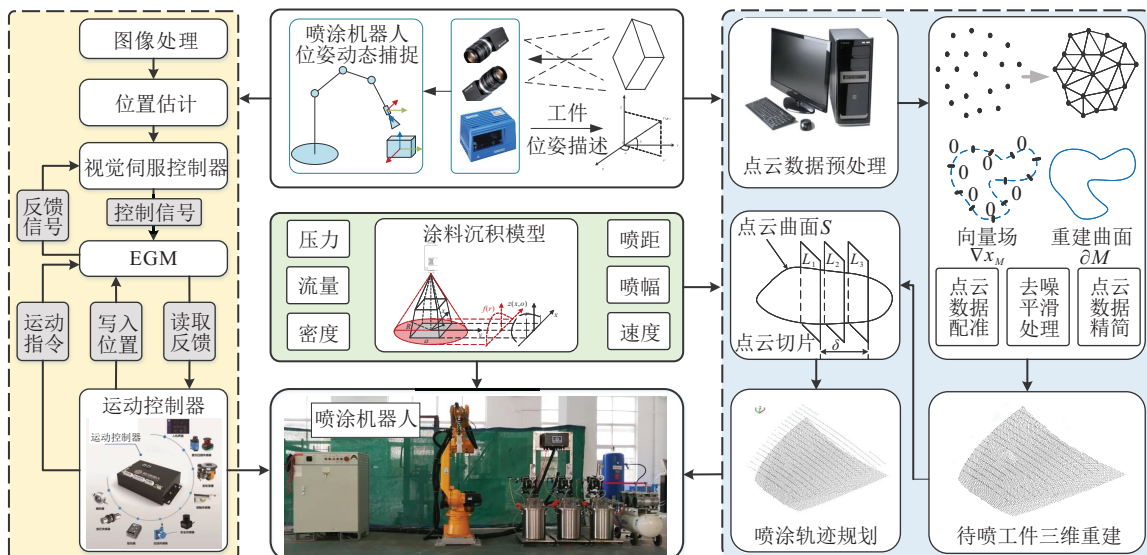


图3 基于机器视觉的喷涂机器人轨迹规划

1.1 未知待喷工件的三维重建

三维重建是机器视觉的重要研究领域之一,机器视觉技术提供了工件表面的三维信息,实现喷涂工件三维模型的重构,为随后的喷涂路径自动规划做好重要准备.通过非接触式光学设备和传感器等相关仪器,喷涂工件的三维重构对真实的工件物体进行视觉扫描,采集到相应的二维图像的数据信息;然后分析获取到的数据信息,对数据信息进行处理;最后基于三维重建的相关技术,重建出真实物理环境.待喷涂工件的复杂的表面轮廓数据信息如图4所示.

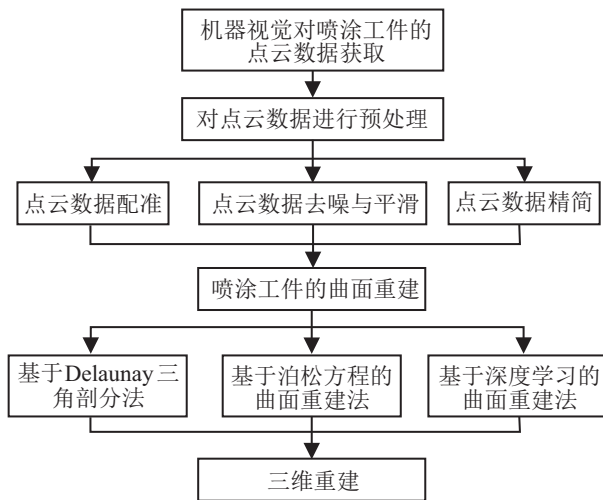


图4 基于机器视觉的喷涂工件三维重建

1.1.1 轨迹规划中待喷涂工件点云数据的获取

目前,国内外很多学者研究待喷涂工件的三维立体重构方法,主流方向有以下两类:

1) 基于视觉的三维重建,通过深度照相机、双目相机、多目相机对喷涂工件进行三维重建研究^[28-29].雷禧生等^[30]提出了一种基于 Kinect v2 的飞行时间(TOF)深度相机的喷涂工件三维重建算法,为喷涂轨迹规划提供完整的点云数据;叶超^[31]基于 Kinect 2 深度相机搭建了喷涂机器人工件的定位系统,实现了对工件表面的三维重建;曹树鹏^[32]设计了平行双目图像采集系统,对板材表面进行三维重构,规划路径,提高喷涂的均匀性.张文昊^[33]设计了一套四目立体视

觉系统,对面向民机钣金零件进行三维重建,为喷涂轨迹路径提供零件的三维信息.

2) 以激光扫描测距、激光雷达传感器、结构光等对测量的距离信息进行求解,计算出工件表面的三维数据,然后进行模型的三维重建^[34-35].如 CMA 公司最新开发的视觉自动编程采用最新的激光成像和光学传感技术,自动识别出工件外形,工件的三维模型完成重建后,机器人喷涂路径可以自动进行规划并生成喷涂程序,如图5所示.叶潇^[36]通过激光扫描仪采集到待喷涂工件表面三维点云数据,经过配准、滤波、除噪平滑和去冗余等步骤对采集的点云数据进行预处理,基于复杂曲面的三维重建技术实现了对真实环境下的待喷涂工件的模型建立.

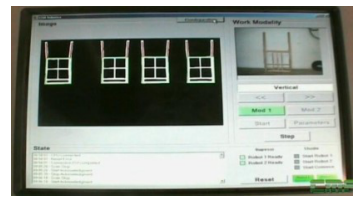


图5 CMA 视觉喷涂路径规划系统^[1]

不同类型的相机各有优缺点和适用范围,如表1所示.激光扫描测距适合工业测量,测量范围几米到几十米,测量效率较高,精度可以达到 $\pm 3 \times 10^{-2} \text{ mm}$,但是对待测物体型面的颜色和表面粗糙度有一定的要求,仪器的价格较为昂贵.结构光扫描模型适合光线不足的场景,结构简单、图像处理容易、测量精度较高,测量范围 $10 \sim 1000 \text{ mm}$,精度可以达到 $\pm 5 \times 10^{-3} \text{ mm}$,但是不适用于大型工件的数据测量.深度传感相机适合实时性要求高的领域,速度快、鲁棒性高,测量范围 $0.5 \sim 4.5 \text{ m}$,精度和效率都较好,但是视场狭小,深度图像分辨率低,噪声也比较大^[30].双目相机适合需要获取更大的视场、计算视差精度要求高的场合,近视场视野范围可达 $700 \times 700 \text{ mm}$,远视场视野范围 $1400 \times 1150 \text{ mm}$,测量效率高,但是误匹配点较多,实时性较差^[8].因此,在点云获取的过程中,应综合考虑待测物体型面尺寸大小、轮廓复杂度、测量精度及效率,确定合适的测量方案.

表1 用于点云获取的不同类型的相机比较分析

测量方法	精度/mm	应用场合	缺点
激光测距法	$\pm 3 \times 10^{-2}$	工业测量	对颜色和表面粗糙度有要求
结构光	$\pm 5 \times 10^{-3}$	光线不足场合	不适用于大型工件
深度传感相机	$\pm 2 \sim 4$	实时性高	视场狭小、深度图像分辨率低、噪声大
双目相机	± 5	大的视场,视差精度高	误匹配点较多,实时性较差

1.1.2 待喷涂工件点云数据曲面重建方法

点云数据处理的质量直接关系到最终喷涂件重建模型的精度.点云数据预处理方法一般为点云配

准、点云数据去噪、平滑及点云精简等部分^[37-38].经过预处理后的点云数据要构建涂装件的三维模型必须使用点云重构方法,并且必须使重建后工件的曲面

形状尽可能地与真实环境里待喷涂工件的表面形状相符合. 目前, 考虑到三维散乱点云的数据特征, 运用较为广泛的点云重建方法有: 基于Delaunay三角剖分的曲面重建法、基于泊松方程的曲面重建法、基于深度学习的模型重建法^[39-40].

基于Delaunay三角剖分的曲面重建法首先对工件散乱的点云数据进行预处理, 在Voronoi图的基础上, 通过Delaunay三角剖分将喷涂工作空间中采集到的散乱数据按一定的规则组合成直线, 形成闭合的网格结构; 然后运用三角剖分的原理, 将分布的点云数据在空间上建立最优三角网格模型, 从而对工件表面完成重建^[8,41-42], 如图6所示. 虽然Delaunay三角剖分方法和改进方法在一定程度上可以使得点云数据拓扑结构达到一致性的效果, 但是过多的点云数量容易导致重建的效率较低.

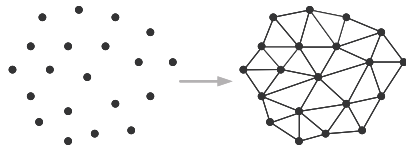


图6 三角剖分原理示意图^[8]

基于泊松方程的曲面重建法利用泊松方程求解问题的思路计算出曲面重建问题, 在泊松方程构造好的基础上结合最小二乘法计算出泊松方程的结果, 再进行等值面提取, 最终实现将散乱点云数据进行曲面重建^[8, 43-45], 如图7所示.

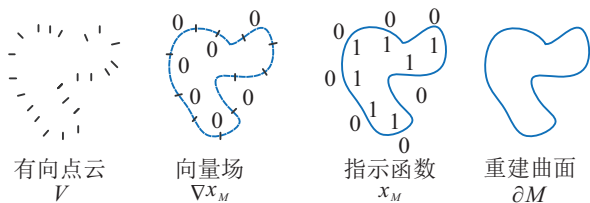


图7 泊松曲面重建方法^[8]

表2 不同点云数据曲面重建方法

点云数据曲面重建方法	重建精度	适用性	缺点
基于Delaunay三角剖分	高	密度大质量好的点云数据	效率较低, 易出现曲率突变的情况
基于泊松方程	高	光滑、封闭曲面	不易实现曲面形状编辑和控制
基于深度学习	较低	处理杂乱背景下的模型	学习样本量大, 调节超参数繁琐

基于泊松方程的曲面重建法是一种较好的全局重建方法, 可以生成一张封闭的、具有水密性且表面几何特征良好的曲面, 但适用范围局限, 只适用于不包含尖锐特征的光滑、封闭曲面. 基于深度学习的模型重建法通过对样本数据的学习, 可以适用于处理杂乱背景下的模型, 但是大量的样本数据学习和繁琐的超参数调节降低了重建效率, 并且重建模型的精度相对不高^[4].

基于深度学习的模型重建法将工件三维重构的问题建立在在深度神经网络架构之上进行研究, 如图8所示. Rezende等^[46]研究了三维结构的强化生成模型, 采用概率推理方法从二维图像中重建三维结构, 同时将模型与相应模型推理网络相结合, 直接形成二维图像的端到端模型, 避免了对地面真相3D标签的使用. 虽然基于深度学习的模型重构可以完成一些特定的模型重构任务, 但该方法需要对许多样本数据进行分析和数据学习, 所以在样本学习过程中给调节超参数增加了难度.

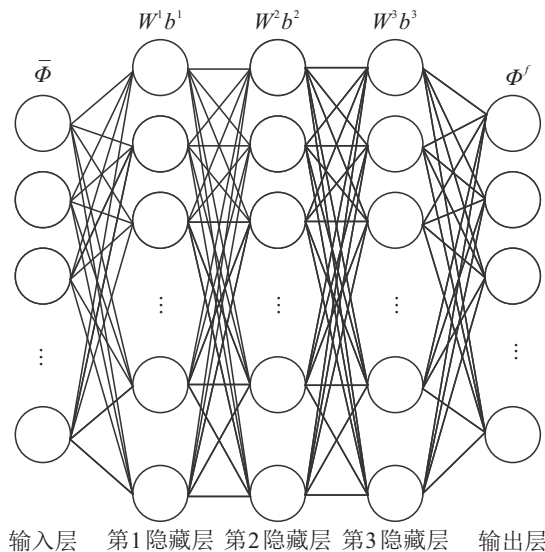


图8 基于深度学习的模型重建深度神经网络架构

常见的基于点云数据曲面重建方法在适用范围、重建效率、重建精度等方面各有优点, 具体如表2所示. 基于Delaunay三角剖分的曲面重建法适用于密度大、质量好的点云数据, 能够重建出比较接近真实的曲面模型, 但重建效率因过多的点云数量而受到制约. 同时, 在实际重建过程中会出现曲率突变的情况, 难以达到理想的曲面效果, 需要进一步平滑处理.

1.2 基于点云数据的喷涂轨迹规划

随着工艺水平和喷涂工艺要求的提高, 喷涂表面变得更加复杂. 为了帮助自由曲面、比较大的复杂曲面以及不同曲率的曲面进行喷涂轨迹的规划, 目前研究的热门方向是建立喷枪模型与规划喷枪轨迹. 基于机器视觉的轨迹规划在通过相机或者传感器获取喷涂工件的点云模型后, 对点云模型进行切片和轨迹生成, 该方法适用于复杂曲面的喷涂工件轨迹规划,

具有良好的效果^[47].

1.2.1 三维点云的分割

为了保证每个对象的点云空间位置划分准确,需要对点云聚集的区域进行划分,且要使得每个分块内所有点云面的夹角都处于参考阈值区间内,满足这样的要求才能在喷涂工艺过程中达到将块近似成平面的标准^[48].得到的点云数据模型一方面要展示出真实产品的表面特征,另一方面要有利于生成喷涂轨迹,减少轨迹规划的时间.

基于边缘的区域分割算法首先提取边界点,然后连接每一个边界点得到边界,最后将闭合区域作为分割结果.柯映林等^[49]为了保证点云数据中识别边特征数据的准确性,搭建了边特征栅格识别数学模型,分析了边特征栅格位置信息并对连通性判断函数进行判断,最终实现对点云数据的区域分割.基于面的区域分割算法将具有相似性质的点云划分为一个区域,然后给予一定的阈值使其生长获得分割结果.冯浩等^[50]以喷枪主轴与喷涂面法线允许的最大偏差角作为参考阈值,采用比较动态基准面的方法对点云三角模型进行分块处理.卢文翔等^[48]在处理包含大量规则面的工业零件点云数据时,采用基于特征面几何特性的分割算法,通过比较点云相邻点特征参数(如法线之间角度),输出满足平滑约束的连续相邻点,并通过区域生长算法分割点云集.

对于不规则的非结构化点云数据,采用深度学习的方法进行点云分割能够取得良好的效果.Charles等^[51]开创性地提出PointNet方法,使用共享MLPs和全局特征学习点云中每一个点的特征,进而根据不同特征对点云进行分割.Lawin等^[52]从多个虚拟相机的视角将三维点云映射到二维平面上,利用多流FCN预测合成图像的像素得分,通过融合不同视图上重新投影的分数获得每个点的语义标签,最终实现点云分割.Tchapmi等^[53]提出SEGCloud方法以实现细粒度和全局一致的语义分割,该方法引入确定性三次线性插值,将3D-FCNN^[54]生成的粗体素预测映射回点云.

传统算法和基于深度学习的方法均可实现三维点云的分割.基于深度学习的方法在对不规则、非结构化的复杂点云进行分割时,能取得较好的效果.而传统算法不需要进行模型训练,实时性较好.因此,可以根据不同的应用场景选择合适的方法.

1.2.2 基于点云切片的喷涂轨迹生成

经过模型曲面分片后,需要对点云进行切片以生成喷涂轨迹.点云切片的基本原理是将一组平面与

点云模型相交,得到的相交线为三维剖面数据.使用点云切片技术计算出点云轮廓数据,该数据能够形成喷涂轨迹^[55-57],如图9所示.点云切片技术的重要部分是平面与点云的相交算法^[58],在切片过程中,受到点云密度的限制,有可能无法在平面上获得足够多的数据生成完整的轮廓线,为了解决这一问题,需要用到插值最近邻点方法,运用线性插值理论获取到的切片数据,形成平面上的截面轮廓点集^[59].但是在喷涂过程中,末端执行器同时需要位置和姿态参数,此时得到的轮廓点集数据只包含位置信息,因此需要加入末端执行器的位姿算法才能生成完整的轨迹.

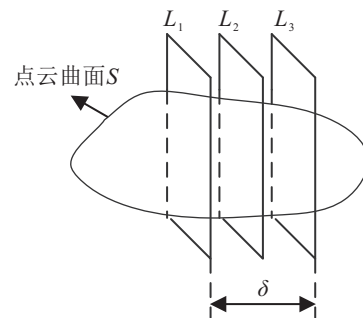


图9 点云切片示意图^[58]

一种方法是计算点云模型法向量上采样点的偏移量,包括喷涂过程中末端执行器的位置和方向,然后通过插值算法将数据点连接起来,形成机器人的连续空间路径^[60].此方法中,准确的法向量作为输入十分关键.目前,比较常用的针对点云的法向量估计方法有基于加权回归方法^[61-64]、基于Delaunay方法^[65-66]、基于M估计方法^[67-69]和基于深度学习的方法^[70-72].基于加权回归方法对点云数据进行主元素分析(principal component analysis, PCA),利用平面近似代替局部曲面,但是尖锐特征处的点云法向估计准确度需要改进;基于Delaunay方法发挥了Voronoi图的全局优势和PCA估计的局部优势,对包含噪声的点云具有良好的效果;基于M估计方法通过统计模型消除噪声和离群点的干扰,参数有可调节性,能够平衡计算准确性与计算效率之间的需求;基于深度学习的方法利用CNN的非线性能力对法向量进行连续映射,在点云法向量方面取得了较好的效果,但是尖锐特征处的法向量估计精度需进一步提高.

另一种方法是改变切片平面的方向.Wang等^[73]设计了一种自适应切片方向确定算法,提出利用交叉投影联合方法获取喷涂轨迹点以及采用多项式拟合和均匀插值法构造光滑的喷涂轨迹.Yu等^[74]为了计算点云模型的重心和特征向量,使用点云模型的协方差矩阵计算方法,取垂直于点云模型主导特征向量的方向作为点云切片的方向,提出一种网格投影算法获

取点云模型上相邻两片之间的网格点,网格点的涂层厚度被认为是整个喷涂表面的涂层厚度,因此大大减少了计算量。

对待喷涂工件轨迹进行规划时,工件的边缘质量也是非常重要的。三维点云中边缘提取的点云质量一般不是很好,难以找到点云的边缘特征。针对点云边缘提取的方法主要有两类:一类是将点云向二维平面投影转化为图像,利用图像的检测方法提取边缘,并将边缘反变换为三维数据完成点云边缘提取,称为“间接法”^[75-77];另一类是直接对三维点云进行特征分析从而找到点云的边缘,称为“直接法”^[78-79]。经过对点云边缘的提取,可以对待喷涂工件边缘处的几何特征进行分析,找出处于边缘位置的点,再对边缘数据点进行处理获得工件边缘处的喷涂路径,进一步提高喷涂的质量。

1.3 基于视觉动态捕捉的喷涂轨迹精度补偿方法

喷涂过程中,喷涂机器人的轨迹精度是一项重要的指标^[80],决定着喷涂件表面的喷涂质量,但是在实际的轨迹跟踪过程中,由于喷涂机器人传动机构在制造装配时和运行时存在间隙误差和磨损,再加上机械臂在快速移动过程中产生的额外惯性,使得机器人末端在跟踪理想的轨迹时存在误差^[81-82],无法按照规划的轨迹准确运动,降低了喷涂机器人的轨迹跟踪精度。若不加以修正,则会影响到整个喷涂过程的质量和效率,所以需要精度补偿技术以提高机器人的轨迹跟踪精度。

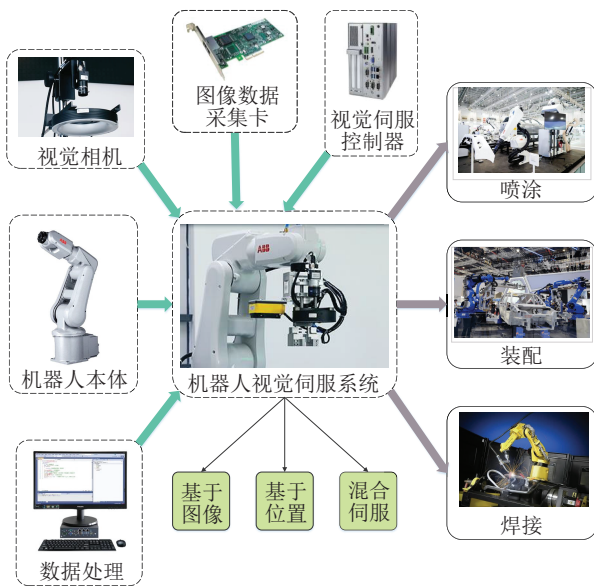


图 10 喷涂机器人视觉伺服补偿系统

当前机器人的精度补偿技术分为离线补偿^[83]、半闭环补偿^[84]、全闭环补偿^[85]。其中,全闭环补偿技术直接补偿整个系统的最终执行环节,理论上能达到

最高精度,其适应性好,效率高,比较适用于喷涂机器人这种对于轨迹跟踪精度要求较高的对象。在全闭环伺服控制中,相比于其他传感器,视觉传感器可靠性高、采集信息丰富、算法简单,因而基于机器视觉的视觉伺服控制技术^[16-17]被越来越多地用于机器人控制系统中。视觉传感器是机器人视觉伺服技术的核心,系统通过视觉传感器采集到的信息调整机器人的位置和姿态,如图 10 所示,它是机器人运动学与动力学、控制理论、高速图像处理 and 实时计算等许多领域相融合的系统^[86-88]。视觉伺服方法的分类有多种标准,根据反馈的控制误差形式可以分为 3 种:基于图像的视觉伺服,基于位置的视觉伺服,混合视觉伺服^[89]。

基于图像的视觉伺服(image-base visual servoing, IBVS)与基于位置的视觉伺服(position-based visual servoing, PBVS)结构相似,但两者的反馈校正原理有所不同,如图 11 所示。IBVS 将相机采集到的图像特征作为反馈,以描述机器人末端执行器与目标位置之间的误差^[90-91]。PBVS 采用机器人末端空间和位姿作为反馈^[92],通过提取、解释和变换等一系列操作,获取机器人的末端执行器相对于视觉系统的位姿信息,以此修正机器人的实际位姿。

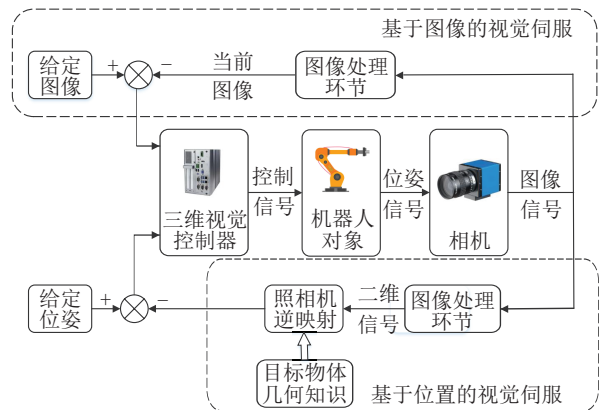


图 11 基于图像和位置的视觉伺服

IBVS 不需要对机器人的姿态进行估计便能使图像误差最小化,因此在进行机器人轨迹跟踪的精度补偿上具有更强的鲁棒性^[93],但需要求解较复杂的图像雅可比矩阵。赵栋杰等^[94]基于图像矩对喷雾机器人的自动对靶问题进行研究,以目标物的表面质心为圆心构建二维最小包围圈,并在此基础上研究图像矩阵特征变化量与相对位姿变化量之间的雅可比矩阵,实现了喷雾过程中稳定收敛的视觉跟踪算法。为了进一步提高机械臂在喷涂过程中的跟踪精度,Zhao 等^[95]使用单目相机与手眼相机混合的方式识别喷涂件,并且加上改进的速度势场算法,获

得了更好的跟踪效果.此外,在喷涂过程中,因为大型待喷涂工件表面不规则的形状使得喷涂的难度大大提高,Chen等^[96]在传统IBVS的基础上,提出了基于干涉图样投影的机器人喷涂路径优化方法,将待喷涂表面的形变直接反映到机器人末端执行器的位置和姿态,改善了大型工件喷涂的轨迹跟踪方法.PBVS相比IBVS能够感知三维空间信息,控制精度有较大提升.Lippiello等^[97]提出了一种多摄像机配置的PBVS算法,该算法通过遮挡检测和图像特征最优子集选择大幅度降低了图像处理的计算成本,不依赖相机的数量,实验表明在姿态跟踪精度方面具有优异的性能.PBVS对于动态目标的跟踪也有较好的效果.Dong等^[98]基于视觉的非合作目标位姿和运动估计算法,通过PBVS实现机械手爪的自动捕获功能.赵艳花等^[99]充分考虑机器人的动力学特性设计了卡尔曼滤波器,对采集的图像数据进行处理,通过滤波器估计机器人末端执行器运动状态,实现了机器人对目标运动的跟踪.

混合视觉伺服^[100](hybrid visual servoing, HVS)综合以上两种视觉伺服方法,机器人的位置误差用基于位置的三维信息补偿,机器人的姿态误差用基于图像的二维信息补偿,结构如图12所示.Deng等^[101]将IBVS与PBVS相结合,局部切换两种控制方法用于避免图像奇异性和图像局部最小,全局混合使用两种控制方法用于整合约束复杂的视觉伺服场景,获得了较好的轨迹跟踪效果.谷雨等^[102]根据目标件在相机拍摄平面内的不同位置,切换使用两种不同的混合视觉伺服方法,使得相机的视野始终跟随目标件,即使机器人末端的初始位姿误差很大依然能够完成任务.尽管HVS控制方法结合了IBVS和PBVS两种控制方法的优点,避免直接计算图像雅各比矩阵,但是对于单应性矩阵分解计算量较大.

以上3种视觉伺服方法各有特点,IBVS直接计算图像误差以产生控制信号,受标定误差和模型误差的影响较小,对轨迹的精度补偿效果较好;PBVS通过图像信息直接计算目标的空间位置,易受外界误差

的影响,系统的控制精度波动较大,对轨迹进行精度补偿的效果逊于IBVS;HVS结合了IBVS和PBVS的优点,精度补偿效果与IBVS相近,具体如表3所示.此外,IBVS需要目标的深度信息,在计算雅可比矩阵时易进入奇异点,导致控制器设计较为困难;PBVS因误差信号的特点系统鲁棒性较差,无法很好地跟踪目标;HVS需要实时计算并分解复杂的单应性矩阵,这对其轨迹精度补偿的性能也有一定影响.以上都是需要考虑并深入解决的技术重点和难点,应根据使用场景的不同选择最优的控制方法.

表3 3种视觉伺服方法对比分析

方法	精度动态补偿效果	存在的问题	拟解决的技术难点
IBVS	较好	控制器设计困难	雅可比矩阵的求解
PBVS	一般	易丢失跟踪目标	提高系统鲁棒性
HVS	较好	矩阵计算量较大	近似估计法求解矩阵

机器人智能控制技术与视觉伺服技术相结合的过程,是将机器人正逆运动学分析、机器人轨迹规划、电机伺服控制等机器人控制技术与视觉伺服技术相结合的过程,提高了机器人的控制精度和智能化程度,对于环境和作业适应性较强,可以保证喷涂过程中的各种工艺需求,能够大大提高喷涂生产线的效率和经济性.但是,现有的几种视觉伺服方法都存在求解矩阵具有奇异性、易陷入局部极小等缺陷.此外,视觉伺服系统本身的实时性并不理想,在轨迹跟踪过程中存在迟滞,并且一些伺服算法只在某些特定的条件下表现较好,当机器人系统中存在包括变化的光照条件、摄像机的参数误差、机器人振动、传输过程中的图像噪声等不确定元素时,视觉伺服系统的精确性、鲁棒性、稳定性均有所下降.为了视觉伺服技术在喷涂机器人系统中更广泛地应用,必须针对上述问题优化视觉伺服系统的设计,使其在复杂环境下也能够可靠地工作.

2 基于机器视觉的涂装质量检测

涂装缺陷是工业生产中最常见的一种外观缺陷,主要有涂层厚度分布不均、橘皮、划痕、微粒、缩孔、气泡等.对于涂层厚度分布不均这类缺陷,需要借助特殊的设备和方法进行检测,如涡流测厚法^[103]、超声测厚法^[104-106]、磁性测厚法^[107]、光热测厚法^[108-109]等.由于这些方法都过多涉及机器视觉的研究范畴,本文对其不再展开介绍.其他涂装缺陷及形成原因如图13和表4所示.可知,涂装缺陷形成的过程具有不确定性,呈现出种类多、形态大小差异较大、检测背景复杂等特点,给实际检测过程带来巨大挑战.对于涂装质量检测而言,传统的人工检测存在效率低、

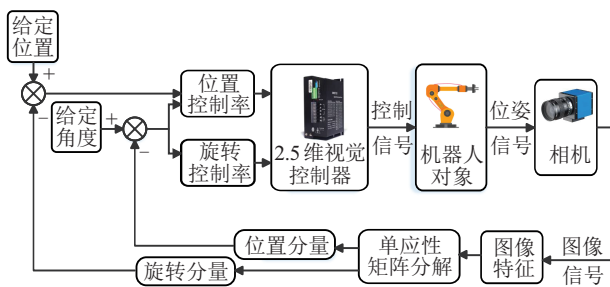


图12 混合视觉伺服结构^[87]

实时性差、易受主观因素影响等缺点,无法满足现代化大批量生产线的质量和效率要求,而机器视觉由于具有效率高、稳定性好、识别准确率高等优点,基于机器视觉的涂装质量检测技术逐渐取代人工检测,成为质量检测领域的主流方法。

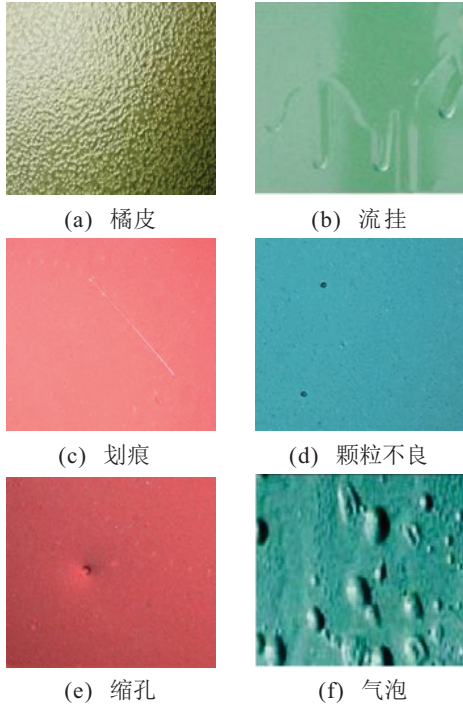


图 13 常见涂装缺陷

表 4 常见缺陷成因分析

种类	成因分析
橘皮	油漆黏度或流平段温度太高、油漆的溶剂沸点太低挥发过快、喷枪的雾化压力偏大等。
流挂	喷涂室温度偏低;喷枪出漆量大,使稀释剂来不及挥发,由于重力影响涂料自上而下流下。
划痕	钝器与涂层产生碰撞或工人操作不当
颗粒不良	工件表面灰尘、表面粗糙和喷枪嘴积漆等会导致颗粒不良的现象
缩孔	在漆膜干燥的过程中,由于温度和湿度差,面漆表面出现皱纹或收缩变形现象
气泡	漆膜吸水后产生过大的附着力、漆膜内存在气体、漆膜内存在残留的溶剂

基于机器视觉的涂装质量检测的目的是运用图像处理等方法将图片中各种缺陷特征(如轮廓、尺寸、纹理等信息)提取出来并进行分类和定位,然后根据企业要求判断该产品是否合格。一个典型的基于机器视觉的涂装质量检测系统主要由光学照明、图像采集、图像处理与缺陷检测3个模块组成^[110],如图14所示。其中根据图像处理与缺陷检测方法的不同,又可分为传统机器视觉算法和基于深度学习的机器视觉算法。

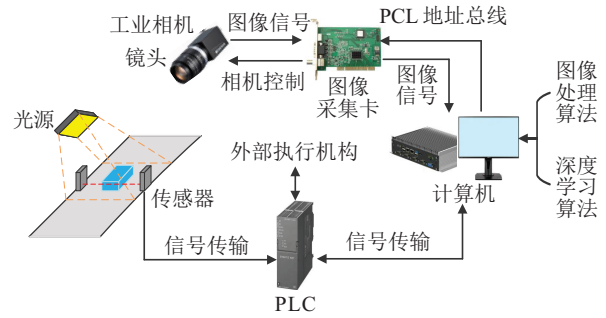


图 14 基于机器视觉的涂装质量检测系统

2.1 基于传统视觉的涂装质量检测

现有的针对涂装质量检测任务的方法大多基于传统机器视觉方法。目前,国外众多车企已经建立了基于机器视觉检测的涂装车身缺陷检测与监控全自动化检测装置,能够自动检测和定位涂装缺陷^[111],如图15所示。

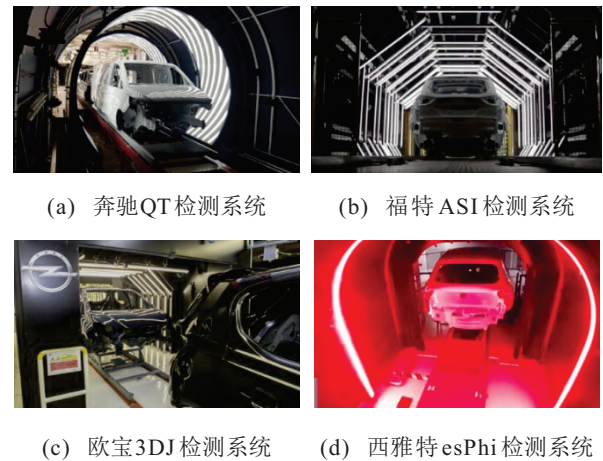


图 15 车辆涂装质量检测系统^[111]

Kieselbach等^[112]介绍了一种车身表面涂层自动检测系统,该系统能够区分不同类型的缺陷特征,并将缺陷信息及时提供给喷涂系统,以便系统采取进一步措施,从而优化喷涂过程和工艺,如图16所示。对于车身喷涂过程中的小缺陷,Molina等^[113]提出一种两步算法:第1步引入新的图像预处理步骤增强像素之间的对比度;第2步基于局部定向模糊提出一种新的后处理方法,在后处理过程中使用多层次结构进行多次处理以检测不同大小的缺陷,如图17所示。

Tolba等^[114]提出一种基于结构相似性索引(MS-SSIM)的自动缺陷检测算法,避免了Gabor滤波器等现有方法中的参数选择问题,达到了与log-Gabor滤波器等缺陷检测方法相当的精度,但计算复杂度较低,从而能够快速地对涂层缺陷进行检测。

国内学者在基于传统机器视觉的涂装质量检测方面也进行了深入研究。兰天等^[115]提出了一种基于机器视觉的表面喷涂缺陷在线检测系统,主要运用

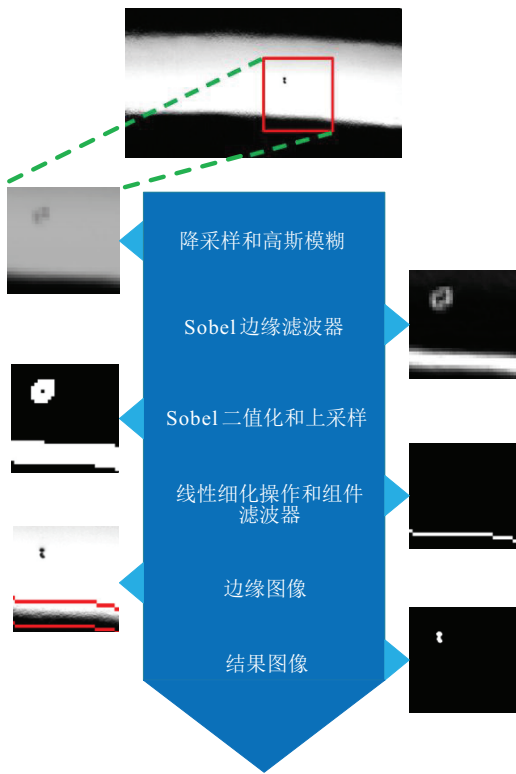


图 16 涂装缺陷检测流程^[112]

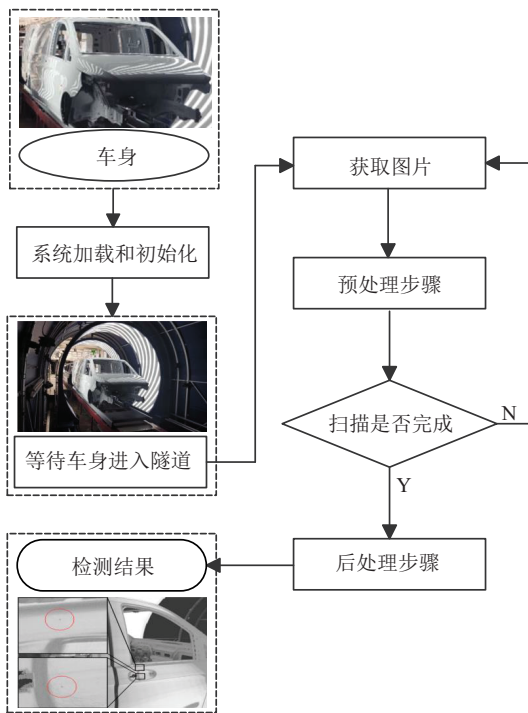


图 17 车身涂层缺陷检测系统流程^[113]

图像增强和 K -means 聚类分割算法提取复杂表面喷涂缺陷的纹理、轮廓及尺寸等特征信息,根据像素数的相关特征判断喷涂质量是否合格,最终检测准确率为 92%。刘鹏^[116] 基于数字图像处理技术研发一套薄膜涂层缺陷检测系统,提高了产品的质量。胡继文等^[117] 针对铝型材喷涂质量检测,提出一种基于 Gabor 滤波^[118] 和支持向量机 (SVM)^[119] 的质量检测方法,利用 Gabor 滤波对归一化后的图片进行纹理分

析,将提取到的能量和方差纹理特征作为支持向量机的输入进行训练和学习,从而实现喷涂缺陷的分类。

岳晓峰等^[120] 为解决人工检测铝型材表面喷涂质量效率低且容易疲劳的问题,提出了一种基于数学形态学颗粒分析和改进后的模糊核聚类的喷涂质量检测方案,通过形态学颗粒分析并利用数学形态学的并行结构特性对核函数在特征空间中进行模糊核聚类,以达到喷涂质量检测的目的。Cheng 等^[121] 提出了一种基于图像处理的涂膜缺陷检测方法,根据涂膜缺陷的特性和类型,将 6 个几何特征和 16 个灰度特征作为缺陷特征参数,通过形态学图像增强和基于图论的图像分割方法完成图像处理,然后对特征数据进行标准化和降维,并利用支持向量机 (SVM) 识别涂膜缺陷,其中颗粒、流挂、划痕和橘皮这 4 种缺陷识别率均超过 90%。Xu 等^[122] 认为传统的边缘检测算法 (如 Sobel、LoG、Canny 等),无法实现涂层缺陷的自适应边缘检测,由此提出一种基于汽车涂料特征的蚁群优化边缘检测算法 (APF-ACO),将全局更新与局部更新相结合,提高了蚁群算法的收敛速度,同时为有效保留检测图像的边缘细节,使用一种新的信息素计算和更新方法,并设计了一种基于 HSV 颜色空间的反射区域检测算法,以检测反射区域并消除干扰,该方法的缺陷检测准确率为 97.76%。

目前,基于传统机器视觉的涂装质量检测方法,主要通过对图像进行预处理以缓解背景噪声的干扰,然后根据缺陷的特征人工设计 Gabor 滤波、SIFT^[123]、HOG^[124] 等特征提取算子提取缺陷特征,最后通过支持向量机、 K 最近邻 (KNN)^[125]、随机森林等分类器对缺陷特征进行分类。传统机器视觉虽然在一定程度上能够对涂装质量进行检测,但其特征提取算子设计难度大,且人工设计的特征易受外界环境的干扰,对于动态变化的复杂场景稳定性较差,只适合于一些特定环境下的简单涂装质量检测。

2.2 基于深度学习的涂装质量检测

由于传统机器视觉的特征提取能力较弱,不适合于一些复杂的检测场景和任务,而基于深度学习的目标检测算法可利用卷积神经网络 (CNN) 从大量训练数据中自动提取同一目标丰富的特征进行模型训练,算法的鲁棒性和泛化能力更强,因此,基于深度学习的机器视觉方法开始成为缺陷检测领域的主流算法^[126-131]。然而,由于涂装缺陷检测任务的复杂性,对于基于深度学习的涂装缺陷检测任务而言,模型检测的准确率和效率主要取决于数据集的质量和模型的性能。

2.2.1 数据增强策略的选择与应用

目前,在深度学习领域,大量的工作主要集中在模型结构的设计和优化等方面,对数据增强方面的关注相对较少.对于实际基于深度学习的涂装缺陷检测任务而言,一个算法的整体性能不仅取决于模型结构,其训练数据集的大小、特征多样性和分布同样起到了至关重要的作用.然而,在许多自然场景下收集图片是昂贵和困难的,并且数据的标注工作同样繁重,因此数据增强被提出,旨在通过扩充和丰富样本数据,解决原始数据集存在的样本量少、各类别分布不均衡等问题,从而提高模型的泛化能力,现已被证明是十分有效的策略^[132-134].

目前,数据增强方法主要分为3类^[135-136]:基于策略搜索、无模型和有模型.无模型方法主要使用图像处理和混合图片的方式^[132,137-141];基于模型的方法利用训练图片生成特定的数据增强模型^[142-144];基于优化策略的方法旨在搜索空间中找到最优操作或其组合^[145-146].对于实际任务而言,基于模型和策略搜索的方法会引入大量的计算开销和训练时间,并且对硬件的要求较高,不适合于涂层缺陷检测任务.在无模型的数据增强方法中,由于涂层缺陷的固有特性,对小缺陷目标使用些先进的数据增强方法(如CutMix^[137]、GridMask^[139]、Cutout^[132]和MixUp^[147]等)会造成部分涂装缺陷的特征丢失和回归框精度的下降.实际工业检测中,大多需要根据检测的背景环境和缺陷的特性进行分析后,采用基于无模型的数据增强方法对采集到的缺陷图片做进一步数据增强,常用的方法主要有随机裁剪大小、随机翻转、随机平移、随机亮度、随机添加噪声、随机旋转和Mosaic等^[141],将其进行随机组合使用,进一步扩充数据集.

Lan等^[148]为防止训练过程中发生过拟合,采用离线和在线结合的方法对缺陷图片进行数据增强,其中离线数据增强使用裁剪大小、旋转图片、调整对比度、添加噪声等方式,在线数据增强使用随机翻转的

方式,增加数据集的丰富度和多样性.Zeng等^[149]为提高缺陷检测的准确率,使用上下翻转、左右翻转、随机亮度和随机高斯噪声等传统图像处理方法进行数据增强.Chiu等^[150]为提高模型检测混合型缺陷的能力,在训练数据集上采用复制粘贴的数据增强方法,将不同缺陷类型的图片混合生成新的图片,并添加到训练数据集中.Zhu等^[151]利用随机剪切、随机翻转、直方图均衡化、添加辅助掩膜、随机亮度和随机添加噪声这6种数据增强策略进行随机组合,以平衡缺陷样本的分布,提高模型对于缺陷检测的准确率.对于微小缺陷的检测,Zheng等^[152]使用Mosaic数据增强提高模型对于小目标的检测能力.

在实际任务中,需要结合喷涂环境和涂装缺陷特性,并选择合适的数据增强方法进一步提高基于机器视觉的涂装缺陷检测系统的性能.

2.2.2 涂装质量检测模型的选择与应用

基于深度学习的目标检测算法主要分为两类,一类是先通过RPN网络等方法生成候选区域,然后对候选区域进行分类和边框回归,称为两阶段方法,主要包括R-CNN系列^[153-155]等;另一类是基于回归,对提取到的输出特征直接预测类别和位置,主要包括YOLO系列^[141,156-157]、SSD^[158]、RetinaNet^[159]、FCOS^[160]等.国内外学者对深度学习目标检测的两阶段和单阶段方法在涂装质量检测方面的应用开展了一系列研究,主要集中在对一些经典的两阶段和单阶段方法进行应用和改进,以提高模型在特定背景下涂装缺陷检测的准确率和速度.

高立明等^[161]提出一种改进的Faster R-CNN绝缘轴承表面陶瓷涂层缺陷检测算法,通过ROI Align对ROI Pooling进行改进,以解决量化造成定位误差的问题,并且为了进一步提高准确率,在算法中加入在线难例挖掘策略,识别准确率达到91.2%,实现了绝缘轴承表面陶瓷涂层的凹坑、夹杂和擦伤等缺陷检测,其模型结构如图18所示.

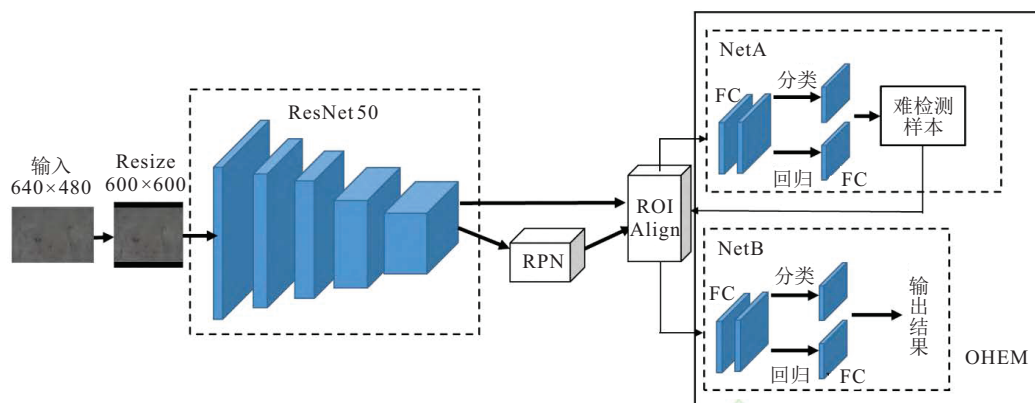


图 18 改进的 Faster R-CNN 网络整体结构^[161]

由于传统的基于手工设计的半导体晶圆缺陷特征提取算子严重依赖专业知识,具有一定的局限性,Wen等^[162]提出了一种基于深度卷积神经网络的半导体表面缺陷检测的新方法.首先通过一种新的带有空洞卷积的特征金字塔(FPNAC)结构进行特征提取,然后将生成的特征图输入区域建议网络(RPN)生成候选区域,最后将候选区域作为深度多分支神经网络(DMBNN)的输入,对涂层缺陷进行精确的分类和分割.Chen等^[163]提出一种基于深度学习的铝合金表面缺陷检测方法,对Faster R-CNN进行了如下改进:1)通过特征金字塔网络实现底层结构信息与高层语义信息的融合,同时提高小目标的特征图分辨率;2)在合适的地方添加可变形卷积网络;3)通过数

据增强技术优化训练过程.实验结果表明,该方法与现有的深度学习方法相比具有优异的性能.针对现有深度学习算法不易检测出一些微小、异形的缺陷目标的问题,Zhao等^[164]对Faster R-CNN进行了一系列的改进措施,如图19所示.通过使用多尺度特征融合和可变形卷积网络对Faster R-CNN网络结构进行重构,提高了钢表面的小缺陷和复杂缺陷的检测准确率,为涂层的自动缺陷检测提供了参考.基于深度学习两阶段的涂装缺陷检测算法相对于单阶段算法具有较高的精度,但因为需要先生成候选区域,所以模型推理的复杂度也相对较高,部署在一些边缘设备时难以达到实时的检测速度.

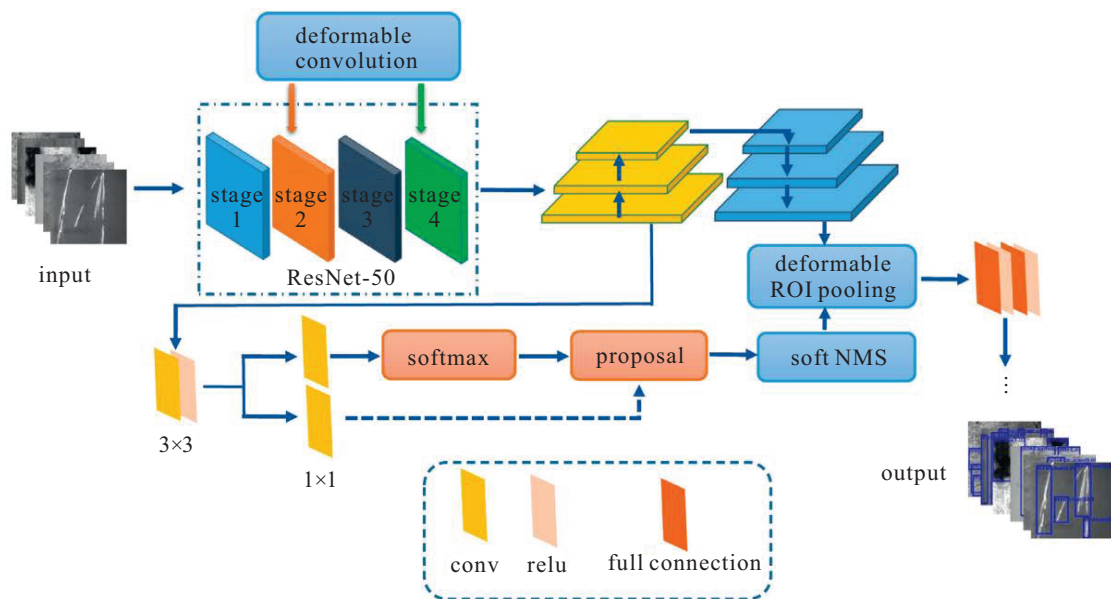


图19 改进的Faster R-CNN结构^[164]

为了平衡涂装质量检测算法的速度和精度,一些学者对单阶段算法进行了研究.赵辉^[18]设计了一种基于机器视觉的迷彩喷涂质量检测系统,通过对MobileNetV2进行改进,采用交叉验证和迁移学习的训练方式,对龟裂、流挂、露底和橘皮等4种常见涂层缺陷进行检测,实现了迷彩涂层缺陷检测.为满足迷彩喷涂任务对于精度和实时性的要求,顾旭^[19]对YOLOv3-tiny这种轻量级模型进行了改进,首先使用K-means++聚类算法生成锚框Anchor尺寸,然后在目标网络中引入DenseNet模块以提高检测准确率,最后构建基于视觉的工件表面质量检测系统.为解决当前涂层表面缺陷检测中难以描述缺陷特征,较难满足工业需求的问题,Zhao等^[20]提出一种基于卷积神经网络的涂层缺陷分类方法,通过交叉验证训练测试,实现了多种涂层缺陷的分类.Zhang等^[21]为提高

车辆喷涂缺陷检测的效率和准确率,采用深度学习的方法提出一种新的数据增强算法以缓解小样本数据集的过拟合现象,对MobileNet-SSD模型的特征层进行改进并优化bounding box的匹配策略,实验结果表明改进的MobileNet-SSD的准确率达到95%,比传统SSD算法快10%,能够实现喷涂缺陷的实时检测.改进的MobileNet-SSD模型结构如图20所示.

由于车身表面局部区域复杂、边缘模糊、对比度低等问题使得车身涂层缺陷检测更具挑战性,为此Chang等^[165]开发了一种基于机器视觉的新型移动检测系统,设计一个专用的图像采集模块(IAM),通过高分辨率相机、平面二极管和激光测距仪捕获清晰的表面图像,提出一种特殊的深度集成学习算法TinyDefectNet,识别从IAM在线获得的大图像中的微小缺陷,整个检测流程如图21所示.

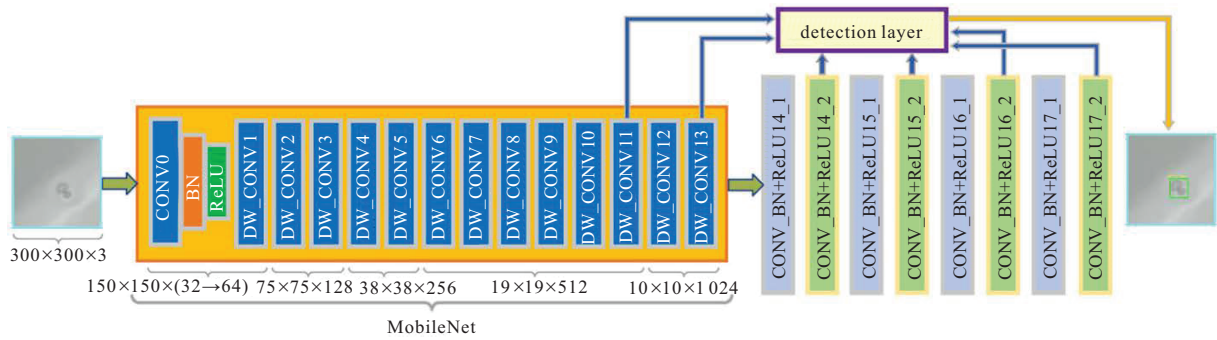


图 20 改进的 MobileNet-SSD 模型结构^[21]

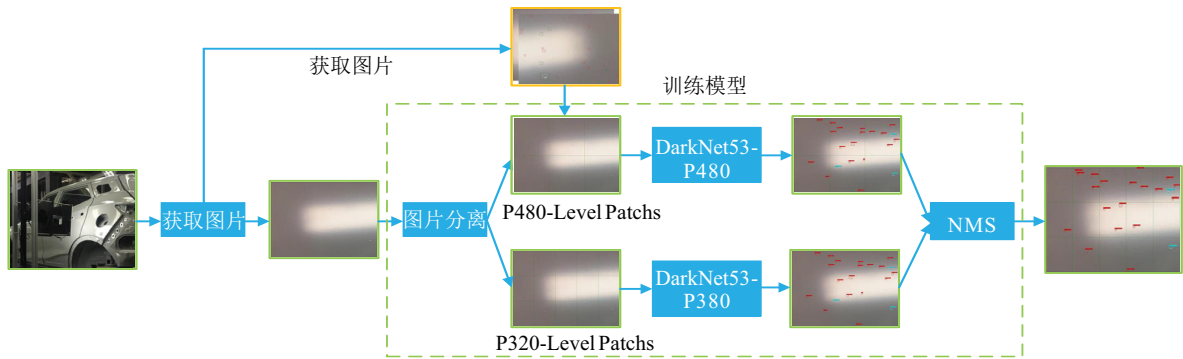


图 21 TinyDefectNet 算法检测流程^[144]

3 总结与展望

近年来,虽然面向喷涂机器人系统的研究取得了一定的成果,但随着现代制造业水平的不断发展,对于喷涂系统的要求也不断提高.针对一些多样性和复杂性的喷涂任务,现有的喷涂系统在定制化、多样化和精细化等方面仍有很大的发展空间.在喷涂系统朝着智能化、柔性化方向发展的过程中,喷涂机器人轨迹规划和涂装质量检测两种技术扮演了重要角色.鉴于此,本文综述了基于机器视觉的喷涂机器人轨迹规划和涂装质量检测的国内外研究进展,针对其中有待进一步思考和解决的问题,从以下两个方面对未来的研究工作进行了分析和展望,并给出一些潜在的解决方案:

1) 现有的基于传统离线编程的喷涂机器人轨迹规划方法具有较高的精度,但对于一些小批量、多品种非标准工件的喷涂仍然存在着一定的局限性.随着机器视觉的发展,国内外一些学者开始将机器视觉引入到轨迹规划中,通过机器视觉的非接触性、灵活性等优势和特点解决一些复杂的喷涂任务,提高了在非结构环境下喷涂系统的智能化和柔性化水平.虽然基于机器视觉的喷涂机器人轨迹规划能够满足一些复杂喷涂任务的需求,但在实际应用过程中仍有如下方面需要进一步提升:

① 基于机器视觉的轨迹规划方法通常需要先通过视觉传感器实现未知工件的三维重建.目前基于

视觉的三维重建技术存在精度不高、易受外界环境干扰的问题.而基于激光的三维重建方法具有较好的精度,但成本相对较高.因此,需根据不同喷涂任务选择对应的三维重建方法,并重点研究基于视觉方法的滤波性能,降低环境噪声对算法的影响.

② 由于三维重建过程中会引入点云噪声,一些复杂微小的特征和边缘棱角等容易出现特征丢失的情况,且点云处理过程复杂,在实际工业应用中较少.后续的研究可对三维重建和点云处理算法进行改进,提升算法的鲁棒性,并对三维重建方案进行优化,提高三维重建方法的抗干扰能力和精度.

③ 基于机器视觉的三维重建技术过程复杂,有高性能的运算需求,对于处理系统的硬件性能要求较高.随着计算机技术的高速发展,中央处理器和图形处理器的运算性能得以不断提升.因此,基于机器视觉的智能喷涂系统可以借助先进的 GPU 和其他边缘计算设备,同时配合运算量较低的算法,提高系统整体的运行效率和实时性.

④ 喷涂质量依赖于平滑、合理的喷枪运动轨迹,而现有的喷涂轨迹多由点云切片方法生成.切片的选择一般考虑到切片密度,即相邻喷涂轨迹间距,很少考虑影响喷涂质量的喷枪移动速度、喷距、喷幅、涂料沉积模型等喷涂工艺参数.因此,未来研究应将喷涂工艺参数与工件三维模型、智能规划方法等融合,提高喷涂轨迹生成效率和涂层质量.

2) 目前在涂装质量检测方面,需要进一步对涂装质量检测存在的诸多难点进行统一分析和建模.检测算法大多采用传统视觉算法,较少利用深度学习算法进行检测.一些学者对基于深度学习的涂装质量检测算法的研究大多着眼于模型的改进,导致算法对具体任务的适应性和运算能力的提升有限.因此,需结合具体的生产工艺,从更多的角度入手提升现有算法的性能.本文主要从以下方面对涂装质量视觉检测方法进行分析和展望:

① 大多对于涂装质量检测性能的提升工作主要集中在模型结构的设计和优化方面,针对数据增强方面的研究较少.后续可加深这一方面的研究,通过使用图像处理和混合图片的方式,如随机裁剪大小、随机翻转、随机平移、随机亮度、随机添加噪声、随机旋转和Mosaic等进行随机组合使用,避免过拟合,提高模型的泛化性能.

② 在深度学习模型的选择和改进方面仍有很大的提升空间,而且随着新的深度学习算法的不断提出,如何将这些算法与硬件和系统进行结合,优化整个涂装检测系统的方案,仍是一个有待研究的问题.未来对于模型的选择与改进可根据实际任务需求,选择单阶段或两阶段算法,通过特征融合、增加检测头、改进骨干网络结构和损失函数等方法进一步提高模型的精度和速度.

③ 喷涂作业完成后,可以通过涂装质量检测技术对工件进行识别和分类,并将决策信息反馈给上位机,指导机器人下一步动作.未来可考虑构建涂装缺陷智能识别与分拣系统,如图22所示.该系统由数据集制作模块、图像采集模块、模型训练与部署模块和机器人运动控制模块组成,各系统之间通过TCP通讯进行信息交互传递,与喷涂机器人系统形成闭环反馈回路,以提升喷涂系统的整体性能.

④ 针对涂装质量检测中存在的难点,本文基于机器视觉技术给出了潜在的解决方案和完善的系统框架.首先对涂装缺陷进行分析,根据涂装缺陷特性进行适当的数据增强;然后为平衡检测速度和精度,考虑使用合适的深度学习模型,并对实际涂装缺陷存在的难点进行模型改进,以提高模型的泛化能力和精度;最后结合涂装缺陷智能识别与分拣系统,形成了喷涂机器人系统的反馈回路,提高其柔性化和智能化.

综上所述,基于机器视觉的喷涂机器人轨迹规划和涂装质量检测目前已经取得了一定的研究成果和应用,但仍有很多难点和挑战需要解决.如何通过改进机器视觉算法来提高喷涂机器人轨迹规划的精度和智能化,以及涂装质量检测的准确率和实时性,是今后一段时期的发展方向.并且随着新一代信息技

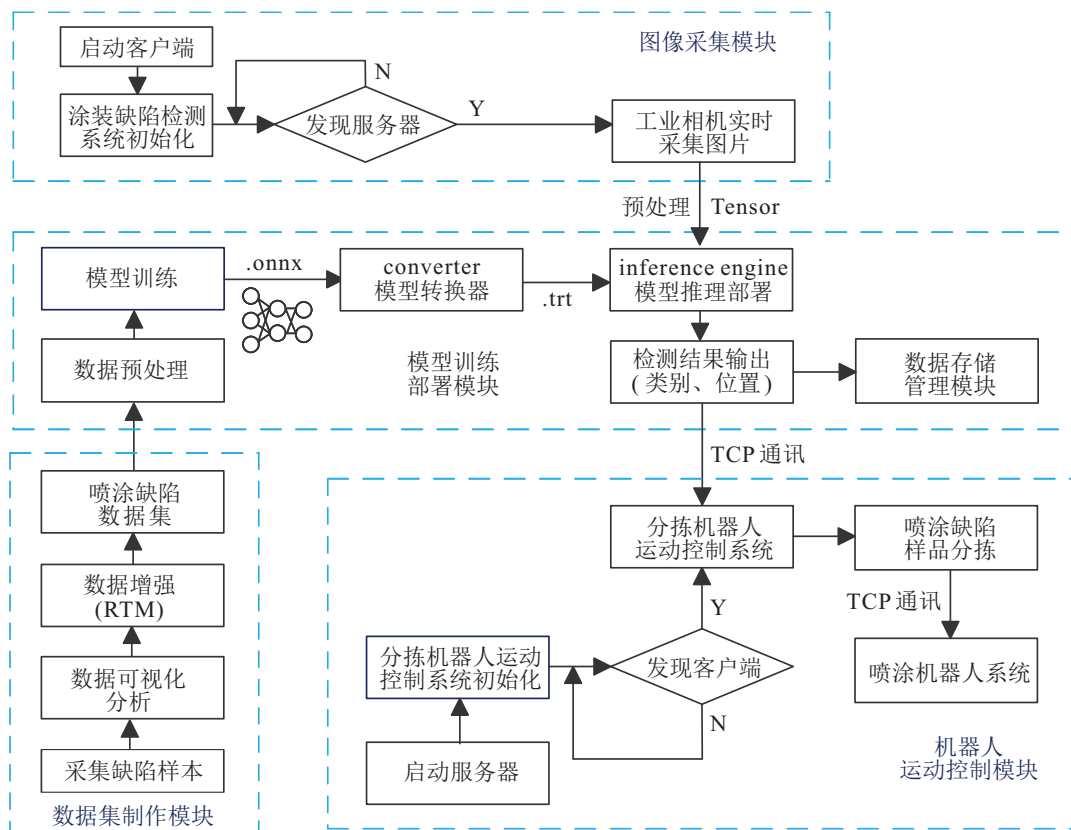


图22 涂装缺陷智能识别与分拣系统

术、数字孪生与智能制造的高速发展,以及机械、自动化、计算机、人工智能、材料和工程技术等多学科的深度交叉融合,基于机器视觉的喷涂机器人系统正朝着数字化、网络化和智能化的方向发展.未来基于机器视觉的喷涂机器人系统将展现出更加广阔的研究价值和前景.

参考文献(References)

- [1] 刘亚军, 訾斌, 王正雨, 等. 智能喷涂机器人关键技术研究现状及进展[J]. 机械工程学报, 2022, 58(7): 53-74.
(Liu Y J, Zi B, Wang Z Y, et al. Research progress and trend of key technology of intelligent spraying robot[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(7): 53-74.)
- [2] Chen H P, Xi N. Automated tool trajectory planning of industrial robots for painting composite surfaces[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2008, 35(7/8): 680-696.
- [3] 曹培. 面向复杂曲面的喷涂轨迹规划与涂层质量研究[D]. 天津: 天津工业大学, 2021.
(Cao P. Research on spray trajectory planning and coating quality for complex surfaces[D]. Tianjin: Tianjin Polytechnic University, 2021.)
- [4] 杨居帛. 基于激光传感器的家具自动喷涂路径获取研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2020.
(Yang J B. Research on automatic spray path acquisition of furniture based on laser sensor[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2020.)
- [5] Du G L, Chen M X, Liu C B, et al. Online robot teaching with natural human-robot interaction[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(12): 9571-9581.
- [6] Chen H P, Sheng W H, Xi N, et al. Automated robot trajectory planning for spray painting of free-form surfaces in automotive manufacturing[C]. Proceedings 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Washington DC, 2002: 450-455.
- [7] Klein A. CAD-Based off-line programming of painting robots[J]. Robotica, 1987, 5(4): 267-271.
- [8] 宋瑞. 基于点云数据的大型复杂曲面重建方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2019.
(Song R. Research on reconstruction method of large complex surface based on point cloud data[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2019.)
- [9] Huo G Y, Wu Z Y, Li J B, et al. Underwater target detection and 3D reconstruction system based on binocular vision[J]. Sensors: Basel, Switzerland, 2018, 18(10): 3570.
- [10] 魏秀琨, 所达, 魏德华, 等. 机器视觉在轨道交通系统状态检测中的应用综述[J]. 控制与决策, 2021, 36(2): 257-282.
(Wei X K, Suo D, Wei D H, et al. A survey of the application of machine vision in rail transit system inspection[J]. Control and Decision, 2021, 36(2): 257-282.)
- [11] Ren Z H, Fang F Z, Yan N, et al. State of the art in defect detection based on machine vision[J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology, 2022, 9(2): 661-691.
- [12] 熊浩. 面向小曲率曲面的喷涂机器人喷涂轨迹规划[D]. 重庆: 重庆大学, 2016.
(Xiong H. Spraying trajectory planning of spraying robot on small curvature surface[D]. Chongqing: Chongqing University, 2016.)
- [13] 刘伟良. 面向复杂自由曲面的机器人喷涂轨迹规划[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018.
(Liu W L. Research on robot trajectory planning for spray painting of complex free-form surface[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2018.)
- [14] 童宁. 基于三维点云的喷涂机器人路径规划方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019.
(Tong N. Research on path planning method of spraying robot based on three dimensional point cloud[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2019.)
- [15] 王银安. 喷涂机器人自动轨迹规划方法研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2021.
(Wang Y A. Research on automatic trajectory planning of spraying robot[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2021.)
- [16] Kim D H, Lee M C. 6-DOF robot arm visual servoing with canny edge-based object detection[C]. The 21st International Conference on Control, Automation and Systems. Jeju, 2021: 147-150.
- [17] 赵清杰, 连广宇, 孙增圻. 机器人视觉伺服综述[J]. 控制与决策, 2001, 16(6): 849-853.
(Zhao Q J, Lian G Y, Sun Z Q. Survey of robot visual servoing[J]. Control and Decision, 2001, 16(6): 849-853.)
- [18] 赵辉. 基于机器视觉的迷彩涂层质量检测技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2021.
(Zhao H. Research on detection technology of camouflage coating quality based on machine vision[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2021.)
- [19] 顾旭. 基于视觉的工件表面质量检测系统的设计与实现[D]. 北京: 中国科学院大学, 2021.
(Gu X. Design and realization of the inspection system for the surface quality of the workpiece based on vision[D]. Beijing: Chinese Academy of Science, 2021.)
- [20] Zhao H, Lv Y S, Sha J J, et al. Research on detection method of coating defects based on machine vision[C]. IEEE International Conference on Artificial Intelligence and Computer Applications. Dalian, 2021: 519-524.
- [21] Zhang J D, Xu J B, Zhu L Y, et al. An improved MobileNet-SSD algorithm for automatic defect detection on vehicle body paint[J]. Multimedia Tools and Applications, 2020, 79(31/32): 23367-23385.
- [22] Chen H P, Fuhlbrigge T, Li X Z. A review of CAD-based robot path planning for spray painting[J]. Industrial

- Robot: An International Journal, 2009, 36(1): 45-50.
- [23] Jarvis D E. The case for the spray painting robot[J]. *Production Engineer*, 1973, 52(5): 171.
- [24] 王金涛, 徐金亭. 复杂曲面上机器人自动喷涂路径规划方法[J]. *中国机械工程*, 2015, 26(14): 1916-1919.
(Wang J T, Xu J T. A method for generating robot spraying paths on complex surfaces with islands[J]. *China Mechanical Engineering*, 2015, 26(14): 1916-1919.)
- [25] 张盼盼. 面向复杂自由曲面的喷涂机器人作业规划方法研究与实现[D]. 南京: 东南大学, 2016.
(Zhang P P. The research and implementation of painting robot operation planning system for complex surface[D]. Nanjing: Southeast University, 2016.)
- [26] 赵德安, 陈伟, 汤养. 基于遗传算法的喷涂机器人喷枪路径规划[J]. *中国机械工程*, 2008, 19(7): 777-779.
(Zhao D A, Chen W, Tang Y. Tool path planning of spray painting robot based on genetic algorithms[J]. *China Mechanical Engineering*, 2008, 19(7): 777-779.)
- [27] Hensinger D M, Ames A L, Kuhlmann J L. Motion planning for a direct metal deposition rapid prototyping system[C]. *IEEE International Conference on Robotics and Automation. Symposia Proceedings*. San Francisco, 2002: 3095-3100.
- [28] Namitha N, Vaitheeswaran S M, Jayasree V K, et al. Point cloud mapping measurements using kinect RGB-D sensor and kinect fusion for visual odometry[J]. *Procedia Computer Science*, 2016, 89: 209-212.
- [29] Chai X J, Wen F, Cao X W, et al. A fast 3D surface reconstruction method for spraying robot with time-of-flight camera[C]. *IEEE International Conference on Mechatronics and Automation*. Takamatsu, 2013: 57-62.
- [30] 雷禧生, 肖昌炎, 蒋仕龙. 基于TOF相机的喷涂工件在线三维重建[J]. *电子测量与仪器学报*, 2017, 31(12): 1991-1998.
(Lei X S, Xiao C Y, Jiang S L. TOF camera based 3D-object modeling for spraying production line[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2017, 31(12): 1991-1998.)
- [31] 叶超. 基于立体视觉的自动喷漆机器人工件定位系统设计[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017.
(Ye C. Design of workpiece positioning system for automatic painting robot based on stereo vision[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2017.)
- [32] 曹树鹏. 面向机器喷涂的板材表面双目视觉三维重建方法[D]. 深圳: 深圳大学, 2020.
(Cao S P. 3d reconstruction method of plate surface based on binocular vision for machine spraying[D]. Shenzhen: Shenzhen University, 2020.)
- [33] 张文昊. 面向民机钣金零件喷漆的三维重建系统的研究与开发[D]. 北京: 北京工业大学, 2020.
(Zhang W H. Research and development of 3D reconstruction system for painting of civil aircraft body parts[D]. Beijing: Beijing University of Technology, 2020.)
- [34] 张爱武, 孙卫东, 李凤亭. 基于激光扫描数据的室外场景表面重建方法[J]. *系统仿真学报*, 2005, 17(2): 384-387.
(Zhang A W, Sun W D, Li F T. A method of surface reconstruction of outdoor scenes from laser scanning data[J]. *Acta Simulata Systematica Sinica*, 2005, 17(2): 384-387.)
- [35] Thanh N T, Liu X G, Wang H P, et al. 3D model reconstruction based on laser scanning technique[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2011, 48(8): 081201.
- [36] 叶潇. 激光三维建模及喷漆轨迹规划[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018.
(Ye X. Laser three-dimensional modeling and spray trajectory planning[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2018.)
- [37] Johnson A E, Hebert M. Using spin images for efficient object recognition in cluttered 3D scenes[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1999, 21(5): 433-449.
- [38] Poreba M, Goulette F. A robust linear feature-based procedure for automated registration of point clouds[J]. *Sensors: Basel, Switzerland*, 2015, 15(1): 1435-1457.
- [39] Lorensen W E, Cline H E. Marching cubes: A high resolution 3D surface construction algorithm[J]. *ACM Siggraph Computer Graphics*, 1987, 21(4): 163-169.
- [40] Zhou D S, Xu Y, Zhang Q, et al. A new triangulation algorithm from 3D unorganized dense point cloud[C]. *TENCON 2015—2015 IEEE Region 10 Conference*. Macao, 2015: 1-6.
- [41] Amenta N, Bern M. Surface reconstruction by voronoi filtering[J]. *Discrete & Computational Geometry*, 1999, 22(4): 481-504.
- [42] Forero M G, Gomez F A, Forero W J. Reconstruction of surfaces from points-cloud data using Delaunay triangulation and octrees[C]. *International Symposium on Optical Science and Technology*. Seattle, 2002, 4794: 184-194.
- [43] Bolitho M, Kazhdan M, Burns R, et al. Parallel poisson surface reconstruction[C]. *Advances in Visual Computing*. Berlin, 2009: 678-689.
- [44] Kazhdan M, Hoppe H. Screened poisson surface reconstruction[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2013, 32(3): 1-13.
- [45] 孙殿柱, 郭洪帅, 李延瑞, 等. 基于局部泊松曲面重建的点云刚性配准方法[J]. *机械工程学报*, 2018, 54(15): 141-149.
(Sun D Z, Guo H S, Li Y R, et al. Method of rigid registration based on poisson reconstruction of local sample points[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2018, 54(15): 141-149.)
- [46] Rezende D J, Eslami S, Mohamed S, et al. Unsupervised learning of 3d structure from images[J/OL]. 2016, arXiv: 1607.00662.
- [47] Gao H J, Ye C, Lin W Y, et al. Complex workpiece positioning system with nonrigid registration method

- for 6-DoFs automatic spray painting robot[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2021, 51(12): 7305-7313.
- [48] 卢文翔, 熊瑞平, 徐毅松, 等. 基于特征分割识别的点云配准[J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2022(4): 32-35.
(Lu W X, Xiong R P, Xu Y S, et al. Point cloud registration based on feature attribute matching[J]. *Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique*, 2022(4): 32-35.)
- [49] 柯映林, 单东日. 基于边特征的点云数据区域分割[J]. *浙江大学学报: 工学版*, 2005, 39(3): 377-380.
(Ke Y L, Shan D R. Edge-based segmentation of point cloud data[J]. *Journal of Zhejiang University: Engineering Science*, 2005, 39(3): 377-380.)
- [50] 冯浩, 龙迁瑶, 潘海鹏. 适用于喷涂的点云模型分块处理[J]. *机械设计与制造*, 2016(3): 257-260.
(Feng H, Long Q Y, Pan H P. Blocking processing of point cloud model for spraying[J]. *Machinery Design & Manufacture*, 2016(3): 257-260.)
- [51] Charles R Q, Hao S, Mo K C, et al. PointNet: Deep learning on point sets for 3D classification and segmentation[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Honolulu, 2017: 77-85.
- [52] Lawin F J, Danelljan M, Tosteberg P, et al. Deep projective 3D semantic segmentation[C]. *Computer Analysis of Images and Patterns*. Springer, 2017: 95-107.
- [53] Tchapmi L, Choy C, Armeni I, et al. SEGCloud: Semantic segmentation of 3D point clouds[C]. *International Conference on 3D Vision*. Qingdao, 2017: 537-547.
- [54] Long J, Shelhamer E, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Boston, 2015: 3431-3440.
- [55] 柯映林, 王青. 反求工程中的点云切片算法研究[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2005, 17(8): 1798-1802.
(Ke Y L, Wang Q. Research on point cloud slicing technique in reverse engineering[J]. *Journal of Computer Aided Design & Computer Graphics*, 2005, 17(8): 1798-1802.)
- [56] Wu Y F, Wong Y S, Loh H T, et al. Modelling cloud data using an adaptive slicing approach[J]. *Computer-Aided Design*, 2004, 36(3): 231-240.
- [57] Woo H, Kang E, Wang S, et al. A new segmentation method for point cloud data[J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 2002, 42(2): 167-178.
- [58] 周峰, 卢章平, 戴立玲, 等. 采用点云切片技术的喷漆机器人轨迹生成[J]. *工程图学学报*, 2009, 30(6): 61-65.
(Zhou F, Lu Z P, Dai L L, et al. Spray Gun trajectory generation based on point cloud slicing[J]. *Journal of Engineering Graphics*, 2009, 30(6): 61-65.)
- [59] Li M Z, Lu Z P, Sha C F, et al. Trajectory generation of spray painting robot using point cloud slicing[J]. *Applied Mechanics and Materials*, 2010, 44/45/46/47: 1290-1294.
- [60] Chen W, Li X, Ge H L, et al. Trajectory planning for spray painting robot based on point cloud slicing technique[J]. *Electronics*, 2020, 9(6): 908.
- [61] 张昭晨. 散乱点云法向量估计方法研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2021.
(Zhang Z C. Research on normal vectors estimation method for unstructured point clouds[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2021.)
- [62] Hoppe H, De Rose T, Duchamp T, et al. Surface reconstruction from unorganized points[J]. *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, 1992, 26(2): 71-78.
- [63] Yuan X C, Wu L S, Chen H W. Normal estimation of scattered point cloud with sharp feature[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, 24(10): 2581-2588.
- [64] Mitra N J, Nguyen A, Guibas L. Estimating surface normals in noisy point cloud data[C]. *World Scientific Publishing Company*. New York: ACM, 2004: 261-276.
- [65] Ouyang D S, Feng H Y. On the normal vector estimation for point cloud data from smooth surfaces[J]. *Computer-Aided Design*, 2005, 37(10): 1071-1079.
- [66] Dey T K, Goswami S. Provable surface reconstruction from noisy samples[J]. *Computational Geometry*, 2006, 35(1/2): 124-141.
- [67] Huber P J, Ronchetti E M. Robust statistics[M]. The 2nd edition. Hoboken: John Wiley & Sons, Inc., 2009: 406-410.
- [68] Boris M, Luiz V, de Figueiredo L H. Robust smoothing of noisy point clouds[C]. *Proceedings of the Geometric Modeling and Computing*. Brentwood: Nashboro Press, 2004: 405-416.
- [69] Li B, Schnabel R, Klein R, et al. Robust normal estimation for point clouds with sharp features[J]. *Computers & Graphics*, 2010, 34(2): 94-106.
- [70] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. *Communications of the ACM*, 2017, 60(6): 84-90.
- [71] Boulch A, Marlet R. Deep learning for robust normal estimation in unstructured point clouds[J]. *Computer Graphics Forum*, 2016, 35(5): 281-290.
- [72] He T, Huang H B, Yi L, et al. GeoNet: Deep geodesic networks for point cloud analysis[C]. *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Long Beach, 2019: 6881-6890.
- [73] Wang G L, Cheng J H, Li R H, et al. A new point cloud slicing based path planning algorithm for robotic spray painting[C]. *IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics*. Zhuhai, 2015: 1717-1722.
- [74] Yu X Y, Cheng Z Y, Zhang Y K, et al. Point cloud modeling and slicing algorithm for trajectory planning of spray painting robot[J]. *Robotica*, 2021, 39(12): 2246-2267.
- [75] Wang Y, Ewert D, Schilberg D, et al. Edge extraction by merging 3D point cloud and 2D image data[C]. *The*

- 10th International Conference and Expo on Emerging Technologies for a Smarter World. Melville, 2013: 1-6.
- [76] Li H, Zhong C, Hu X G, et al. New methodologies for precise building boundary extraction from LiDAR data and high resolution image[J]. *Sensor Review*, 2013, 33(2): 157-165.
- [77] Li Y, Wu H Y, An R, et al. An improved building boundary extraction algorithm based on fusion of optical imagery and LIDAR data[J]. *Optik—International Journal for Light and Electron Optics*, 2013, 124(22): 5357-5362.
- [78] Altantsetseg E, Muraki Y, Matsuyama K, et al. Feature line extraction from unorganized noisy point clouds using truncated Fourier series[J]. *The Visual Computer*, 2013, 29(6/7/8): 617-626.
- [79] Song H, Feng H Y, Ouyang D. Automatic detection of tangential discontinuities in point cloud data[J]. *Journal of Computing and Information Science in Engineering*, 2008, 8(2): 021001.
- [80] 潘敬锋, 訾斌, 王正雨, 等. 基于试验与仿真联合分析的喷涂机器人轨迹精度可靠性研究[J]. *机械工程学报*, 2020, 56(19): 210-220.
(Pan J F, Zi B, Wang Z Y, et al. Research on reliability of spray robot trajectory accuracy based on conjoint analysis of experiment and simulation[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2020, 56(19): 210-220.)
- [81] Yin X X, Pan L. Enhancing trajectory tracking accuracy for industrial robot with robust adaptive control[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2018, 51: 97-102.
- [82] Baek J, Cho S, Han S. Practical time-delay control with adaptive gains for trajectory tracking of robot manipulators[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 65(7): 5682-5692.
- [83] Olabi A, Damak M, Bearee R, et al. Improving the accuracy of industrial robots by offline compensation of joints errors[C]. *IEEE International Conference on Industrial Technology*. Athens, 2012: 492-497.
- [84] Möller C, Schmidt H C, Koch P, et al. Machining of large scaled CFRP-parts with mobile CNC-based robotic system in aerospace industry[J]. *Procedia Manufacturing*, 2017, 14: 17-29.
- [85] 何庆稀, 游震洲, 孔向东. 一种基于位姿反馈的工业机器人定位补偿方法[J]. *中国机械工程*, 2016, 27(7): 872-876.
(He Q X, You Z Z, Kong X D. Positioning error compensation method of industrial robot based on closed-loop feedback of position and orientation[J]. *China Mechanical Engineering*, 2016, 27(7): 872-876.)
- [86] Hussein M T. A review on vision-based control of flexible manipulators[J]. *Advanced Robotics*, 2015, 29(24): 1575-1585.
- [87] 王麟琨, 徐德, 谭民. 机器人视觉伺服研究进展[J]. *机器人*, 2004, 26(3): 277-282.
(Wang L K, Xu D, Tan M. Survey of research on robotic visual servoing[J]. *Robot*, 2004, 26(3): 277-282.)
- [88] Hashimoto K. A review on vision-based control of robot manipulators[J]. *Advanced Robotics*, 2003, 17(10): 969-991.
- [89] Chaumette F, Hutchinson S. Visual servo control part I: Basic approaches[J]. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 2006, 13(4): 82-90.
- [90] Conticelli F, Allotta B, Khosla P K. Image-based visual servoing of nonholonomic mobile robots[C]. *Proceedings of the 38th IEEE Conference on Decision and Control*. Phoenix, 1999: 3496-3501.
- [91] Siradjuddin I, Behera L, McGinnity T M, et al. Image-based visual servoing of a 7-DOF robot manipulator using an adaptive distributed fuzzy PD controller[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2014, 19(2): 512-523.
- [92] 王耀南, 陈铁健, 贺振东, 等. 智能制造装备视觉检测控制方法综述[J]. *控制理论与应用*, 2015, 32(3): 273-286.
(Wang Y N, Chen T J, He Z D, et al. Review on the machine vision measurement and control technology for intelligent manufacturing equipment[J]. *Control Theory & Applications*, 2015, 32(3): 273-286.)
- [93] 刘晓玉, 方康玲. 基于图像的机器人视觉伺服控制[J]. *武汉科技大学学报: 自然科学版*, 2006, 29(5): 482-485.
(Liu X Y, Fang K L. Robot visual servo control based on image[J]. *Journal of Wuhan University of Science and Technology: Natural Science Edition*, 2006, 29(5): 482-485.)
- [94] 赵栋杰, 张宾, 王学雷, 等. 基于图像矩的室内喷雾机器人自动对靶研究[J]. *农业机械学报*, 2016, 47(12): 22-29.
(Zhao D J, Zhang B, Wang X L, et al. Automatic target of indoor spray robot based on image moments[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2016, 47(12): 22-29.)
- [95] Zhao D J, Zhang B, Zhao Y, et al. Research on motion planning for an indoor spray arm based on an improved potential field method[J]. *PLoS One*, 2020, 15(1): e0226912.
- [96] Chen R, Wang G L, Zhao J G, et al. Fringe pattern based plane-to-plane visual servoing for robotic spray path planning[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2018, 23(3): 1083-1091.
- [97] Lippiello V, Siciliano B, Villani L. Position-based visual servoing in industrial multirobot cells using a hybrid camera configuration[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2007, 23(1): 73-86.
- [98] Dong G Q, Zhu Z H. Position-based visual servo control of autonomous robotic manipulators[J]. *Acta Astronautica*, 2015, 115: 291-302.
- [99] 赵艳花, 张伟民. 基于位置的机器人视觉伺服控制系统研究[J]. *自动化与仪器仪表*, 2010(5): 3-4.
(Zhao Y H, Zhang W M. Research of robot visual servo control system based on position[J]. *Automation*

- & Instrumentation, 2010(5): 3-4.)
- [100] Malis E, Chaumette F, Boudet S. 2 1/2 D visual servoing[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1999, 15(2): 238-250.
- [101] Deng L F, Janabi-Sharifi F, Wilson W J. Hybrid motion control and planning strategies for visual servoing[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2005, 52(4): 1024-1040.
- [102] 谷雨, 李平, 韩波, 等. 一种基于混合视觉伺服的切换控制方法[J]. 传感技术学报, 2009, 22(4): 602-607.
(Gu Y, Li P, Han B, et al. A switching control approach based on hybrid visual servoing[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2009, 22(4): 602-607.)
- [103] 来超. 多涂层厚度涡流无损检测技术及其实现方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2015.
(Lai C. Study on eddy current nondestructive testing of multicoating thickness and its realization[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2015.)
- [104] Akafuah N, Poozesh S, Salaimeh A, et al. Evolution of the automotive body coating process—A review[J]. Coatings, 2016, 6(2): 24.
- [105] 刘柯, 郭冠华, 石剑, 等. 涡轮叶片NiCoCrAlYTa涂层超声测厚[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(5): 708-713.
(Liu K, Wu G H, Shi J, et al. Ultrasonic thickness measurement of NiCoCrAlYTa coating on turbine blade[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(5): 708-713.)
- [106] Liu Y Q, Yang S X, Gan C B. A novel laser ultrasonic thickness measurement method for metal plate based on spectral analysis[C]. The 12th International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence. Goyang, 2015: 324-329.
- [107] 莫英桂, 苏翼雄, 康慧雯, 等. 漆膜涂层厚度检测方法及其发展趋势[J]. 现代制造技术与装备, 2020, 56(10): 123-126.
(Mo Y G, Su Y X, Kang H W, et al. Testing methods and development trend of film coating thickness[J]. Modern Manufacturing Technology and Equipment, 2020, 56(10): 123-126.)
- [108] 何凌云. 基于红外无损检测技术的涂层厚度检测方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2018.
(He L Y. Research on coating thickness measurement based on infrared nondestructive testing technology[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2018.)
- [109] Dovger V I, Tibilov A S, Danilov O B, et al. Determining the thickness of paint-and-varnish coatings on metals by remote thermo-optical probing[J]. Journal of Optical Technology, 2006, 73(11): 793.
- [110] de Leo G, Liguori C, Pietrosanto A, et al. A vision system for the online quality monitoring of industrial manufacturing[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2017, 89: 162-168.
- [111] Muñoz A, Mahiques X, Solanes J E, et al. Mixed reality-based user interface for quality control inspection of car body surfaces[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2019, 53: 75-92.
- [112] Kieselbach K K, Nöthen M, Heuer H. Development of a visual inspection system and the corresponding algorithm for the detection and subsequent classification of paint defects on car bodies in the automotive industry[J]. Journal of Coatings Technology and Research, 2019, 16(4): 1033-1042.
- [113] Molina J, Solanes J E, Arnal L, et al. On the detection of defects on specular car body surfaces[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2017, 48: 263-278.
- [114] Tolba A S, Raafat H M. Multiscale image quality measures for defect detection in thin films[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2015, 79(1/2/3/4): 113-122.
- [115] 兰天, 何炳蔚, 郑博文, 等. 工艺品表面喷涂缺陷在线检测系统[J]. 计算机应用, 2020, 40(S2): 221-224.
(Lan T, He B W, Zheng B W, et al. On-line detection system of spray defects on craft surface[J]. Journal of Computer Applications, 2020, 40(S2): 221-224.)
- [116] 刘鹏. 基于数字图像处理的薄膜涂层缺陷检测软件设计与实现[D]. 哈尔滨: 黑龙江大学, 2018.
(Liu P. Design and implementation of film coating defect detection software based on digital image processing[D]. Harbin: Heilongjiang University, 2018.)
- [117] 胡继文, 岳晓峰. 基于计算机视觉铝型材喷涂质量检测[J]. 长春工业大学学报, 2016, 37(2): 110-114.
(Hu J W, Yue X F. Detection of aluminum coating quality based on computer vision[J]. Journal of Changchun University of Technology, 2016, 37(2): 110-114.)
- [118] 吴冰, 杨翠, 魏文英. Gabor滤波与数学形态学结合下激光图像亚像素边缘检测[J]. 激光杂志, 2020, 41(11): 110-114.
(Wu B, Yang C, Wei W Y. Laser image sub-pixel edge detection combined with Gabor filter and mathematical morphology[J]. Laser Journal, 2020, 41(11): 110-114.)
- [119] 毛伊敏, 郭斌斌, 易见兵, 等. 基于相对熵和余弦相似度的并行SVM算法[J]. 计算机集成制造系统, DOI: 11.5946.tp.20220708.1134.010.html.
(Mao Y M, Guo B B, Yi J B, et al. Parallel support vector machine algorithm based on relative entropy and cosine similarity[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, DOI: 11.5946.tp.20220708.1134.010.html.)
- [120] 岳晓峰, 胡继文. 铝型材表面喷涂质量的图像检测与研究[J]. 吉林大学学报: 信息科学版, 2016, 34(3): 413-418.
(Yue X F, Hu J W. Image inspection and research of aluminum surface coating quality[J]. Journal of Jilin University: Information Science Edition, 2016, 34(3): 413-418.)
- [121] Cheng P, Cui A, Yang Y J, et al. Recognition and classification of coating film defects on automobile body based on image processing[C]. The 10th International

- Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics. Shanghai, 2017: 1-5.
- [122] Xu J B, Zhang J D, Zhang K P, et al. An APF-ACO algorithm for automatic defect detection on vehicle paint[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2020, 79(35/36): 25315-25333.
- [123] 周鹏, 徐科, 杨朝霖. 基于SIFT的中厚板表面缺陷识别方法[J]. *清华大学学报: 自然科学版*, 2018, 58(10): 881-887.
(Zhou P, Xu K, Yang C L. Surface defect recognition for moderately thick plates based on a SIFT operator[J]. *Journal of Tsinghua University: Science and Technology*, 2018, 58(10): 881-887.)
- [124] 陈寿宏, 赵爽, 马峻, 等. 基于多特征的SVM多分类PCB焊点缺陷检测方法[J]. *激光杂志*, 2019, 40(6): 21-26.
(Chen S H, Zhao S, Ma J, et al. Solder joint defect detection method of SVM multi-classification PCB based on multi-feature[J]. *Laser Journal*, 2019, 40(6): 21-26.)
- [125] 潘卫军, 吴郑源, 张晓磊. 基于 k 最近邻的激光雷达飞机尾涡识别[J]. *激光技术*, 2020, 44(4): 471-477.
(Pan W J, Wu Z Y, Zhang X L. Identification of aircraft wake vortex based on k -nearest neighbor[J]. *Laser Technology*, 2020, 44(4): 471-477.)
- [126] Wan G, Fang H B, Wang D Z, et al. Ceramic tile surface defect detection based on deep learning[J]. *Ceramics International*, 2022, 48(8): 11085-11093.
- [127] Luo J X, Yang Z Y, Li S P, et al. FPCB surface defect detection: A decoupled two-stage object detection framework[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 1-11.
- [128] Tan Y, Cai R Y, Li J R, et al. Automatic detection of sewer defects based on improved you only look once algorithm[J]. *Automation in Construction*, 2021, 131: 103912.
- [129] Zhang Q Y, Barri K, Babanajad S K, et al. Real-time detection of cracks on concrete bridge decks using deep learning in the frequency domain[J]. *Engineering*, 2021, 7(12): 1786-1796.
- [130] Xu R G, Hao R Y, Huang B Q. Efficient surface defect detection using self-supervised learning strategy and segmentation network[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2022, 52: 101566.
- [131] Ren X, Lin W, Yang X, et al. Data augmentation in defect detection of sanitary ceramics in small and non-i.i.d datasets[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, DOI: 10.1109/TNNLS.2022.3152245.
- [132] Taylor L, Nitschke G. Improving deep learning using generic data augmentation[J/OL]. 2017, arXiv: 1708.06020.
- [133] Sun C, Shrivastava A, Singh S, et al. Revisiting unreasonable effectiveness of data in deep learning era[C]. *IEEE International Conference on Computer Vision*. Venice, 2017: 843-852.
- [134] Halevy A, Norvig P, Pereira F. The unreasonable effectiveness of data[J]. *IEEE Intelligent Systems*, 2009, 24(2): 8-12.
- [135] Xu M L, Yoon S, Fuentes A, et al. A comprehensive survey of image augmentation techniques for deep learning[J/OL]. 2022, arXiv: 2205.01491.
- [136] Shorten C, Khoshgoftaar T M. A survey on image data augmentation for deep learning[J]. *Journal of Big Data*, 2019, 6(1): 1-48.
- [137] Yun S, Han D, Chun S, et al. CutMix: regularization strategy to train strong classifiers with localizable features[C]. *IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*. Seoul, 2019: 6022-6031.
- [138] Devries T, Taylor G W. Improved regularization of convolutional neural networks with cutout[J/OL]. 2017, arXiv: 1708.04552.
- [139] Chen P, Liu S, Zhao H, et al. Grid mask data augmentation[J/OL]. 2020, arXiv: 2001.04086.
- [140] Liu X L, Furoo S, Zhao J, et al. RandomMix: A mixed sample data augmentation method with multiple mixed modes[J/OL]. 2022, arXiv: 2205.08728.
- [141] Alex B, Wang C Y, Liao H. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection[J/OL]. 2020, arXiv: 2004.10934.
- [142] Chen L, Jiang Z H, Tong L, et al. Perceptual underwater image enhancement with deep learning and physical priors[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2021, 31(8): 3078-3092.
- [143] Liu L Z, Cao D H, Wu Y B, et al. Defective samples simulation through adversarial training for automatic surface inspection[J]. *Neurocomputing*, 2019, 360: 230-245.
- [144] Bowles C, Chen L, Guerrero R, et al. Gan augmentation: Augmenting training data using generative adversarial networks[J/OL]. 2018, arXiv: 1810.10863.
- [145] Cubuk E D, Zoph B, Shlens J, et al. Randaugment: Practical automated data augmentation with a reduced search space[C]. *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. Seattle, 2020: 3008-3017.
- [146] Cubuk E D, Zoph B, Mané D, et al. AutoAugment: learning augmentation strategies from data[C]. *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Long Beach, 2019: 113-123.
- [147] Zhang H, Cisse M, Dauphin Y N, et al. Mixup: Beyond empirical risk minimization[J]. 2017, arXiv: 1710.09412.
- [148] Lan Z, Hong Y, Li Y. An improved YOLOv3 method for PCB surface defect detection[C]. *IEEE International Conference on Power Electronics, Computer Applications*. Shenyang, 2021: 1009-1015.
- [149] Zeng W, You Z Y, Huang M Y, et al. Steel sheet defect detection based on deep learning method[C]. *Tenth International Conference on Intelligent Control and Information Processing*. Marrakesh, 2019: 152-157.

- [150] Chiu M C, Chen T M. Applying data augmentation and mask R-CNN-based instance segmentation method for mixed-type wafer maps defect patterns classification[J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2021, 34(4): 455-463.
- [151] Zhu Z W, Han G J, Jia G Y, et al. Modified DenseNet for automatic fabric defect detection with edge computing for minimizing latency[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(10): 9623-9636.
- [152] Zheng D Y, Li L M, Zheng S B, et al. A defect detection method for rail surface and fasteners based on deep convolutional neural network[J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2021, 2021: 2565500.
- [153] Girshick R, Donahue J, Darrell T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus, 2014: 580-587.
- [154] Girshick R. Fast R-CNN[C]. IEEE International Conference on Computer Vision. Santiago, 2015: 1440-1448.
- [155] Ren S Q, He K M, Girshick R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [156] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, 2016: 779-788.
- [157] Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: An incremental improvement[J/OL]. 2018, arXiv: 1804.02767.
- [158] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: Single shot multibox detector[C]. Computer Vision—ECCV 2016. Cham: Springer International Publishing, 2016: 21-37.
- [159] Lin T Y, Goyal P, Girshick R, et al. Focal loss for dense object detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(2): 318-327.
- [160] Tian Z, Shen C H, Chen H, et al. FCOS: A simple and strong anchor-free object detector[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 44(4): 1922-1933.
- [161] 高立明, 贾书海, 林子涵, 等. 改进Faster R-CNN的绝缘轴承表面缺陷检测方法[J]. 轴承, DOI: 41.1148.TH.20220510.1548.004.
(Gao L M, Jia S H, Lin Z H, et al. Surface defect detection method of insulated bearings based on improved faster R-CNN[J]. Bearing, DOI: 41.1148.TH.20220510.1548.004.)
- [162] Wen G J, Gao Z J, Cai Q, et al. A novel method based on deep convolutional neural networks for wafer semiconductor surface defect inspection[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(12): 9668-9680.
- [163] Chen K Y, Zeng Z Y, Yang J F. A deep region-based pyramid neural network for automatic detection and multi-classification of various surface defects of aluminum alloys[J]. Journal of Building Engineering, 2021, 43: 102523.
- [164] Zhao W D, Chen F, Huang H C, et al. A new steel defect detection algorithm based on deep learning[J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2021, 2021: 5592878.
- [165] Chang F, Liu M, Dong M Y, et al. A mobile vision inspection system for tiny defect detection on smooth car-body surfaces based on deep ensemble learning[J]. Measurement Science and Technology, 2019, 30(12): 125905.

作者简介

訾斌(1975—), 男, 教授, 博士生导师, 从事柔性驱动机器人理论与装备、智能制造系统控制与自动化等研究, E-mail: zibinhfut@163.com;

徐锋(1988—), 男, 博士生, 从事喷涂机器人运动规划与控制、涂装质量视觉检测技术等研究, E-mail: xufeng_hfut@163.com;

唐锴(1994—), 男, 博士生, 从事喷涂机器人运动控制与轨迹规划、深度学习目标检测技术等研究, E-mail: tk1125097091@163.com;

王宜藩(1997—), 男, 硕士生, 从事喷涂机器人运动控制与轨迹规划的研究, E-mail: allenwangyifan@163.com;

沙炜鹏(1998—), 男, 硕士生, 从事喷涂机器人控制技术及其应用的研究, E-mail: shaweipeng@126.com.

科研团队简介

合肥工业大学“智能机器人”研究团队以訾斌教授为学术带头人, 现有中青年骨干教师10余人。近年来, 团队承担了国家重点研发计划、国家杰出青年基金项目、区域创新发展联合基金重点项目、重大研究计划项目、军委装备预研项目、装备预研教育部联合基金等各类科研项目80余项, 出版中英文专著5部, 发表高水平学术论文200余篇, 授权美国、加拿大、中国发明专利100余项。先后获安徽省科技进步奖、中国电子学会技术发明奖、中国机械工业科技进步奖多项省部级科技奖励。团队与美国马里兰大学、纽约州立大学、德国慕尼黑工业大学、香港中文大学、澳门大学、中航工业集团、埃夫特、江淮汽车等多所高校和企业建立了良好的合作关系。

(责任编辑: 郑晓蕾)