

航天器制造过程多余物控制机器视觉方法综述

张悦^{1,2}, 孙胜利¹, 刘会凯^{1,2}, 雷林建^{1,3}, 向玉开^{1,3}

(1. 中国科学院上海技术物理研究所, 上海 200083;

2. 中国科学院大学, 北京 100049; 3. 上海科学技术大学, 上海 201210)

摘要: 多余物控制是航天产品智能制造过程中的最大难题之一, 而多余物检测是控制的基础; 由于航天产品结构复杂性和多余物特征的多样性, 没有一个数据集基准, 多余物的机器视觉在线检测仍面临着很多挑战; 介绍了多余物产生的危害和检测的必要性, 对多余物检测技术的国内外发展现状进行阐述, 分析对比了各自优缺点, 重点介绍视觉多余物检测, 并综合分析了智能制造过程多余物机器视觉控制特点; 对机器视觉多余物检测技术进行分类, 从智能实验室的角度, 提出了机器视觉多余物检测面临的难点和可能的解决方案。

关键词: 智能制造; 航天产品; 过程控制多余物; 机器视觉方法

A Survey of Machine Vision Methods for Control of Remainers in Intelligent Manufacturing Process of Aerospace Products

Zhang Yue^{1,2}, Sun Shengli¹, Liu Huikai^{1,2}, Lei Linjian^{1,3}, Xiang Yukai^{1,3}

(1. Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

3. Shanghai Tech University, Shanghai 201210, China)

Abstract: Remainder controlling is one of the most difficult problems in the intelligent manufacturing process of aerospace products, and detection of remainders is the basis of the control. Due to the complexity of aerospace products' structure and the diversity of remainders' features, there is no dataset, machine vision-based online detection of remainders faces many challenges. The harm of remainders and the necessity to detect were elaborated, as well as the development status of the detection technology, especially the vision method. The comparison of each method was studied. The feature of intelligent manufacturing process was synthetically analyzed. Then the machine-vision based detection technology of remainders were classified. From the perspective of the intelligent laboratory, the difficulties and possible solutions were proposed.

Keywords: intelligent manufacturing; aerospace products; process control of remainders; machine vision

0 引言

随着“工业 4.0”等与智能制造相关的概念被提出, 未来智能制造业主要分为“智能实验室/工厂”及“智能生产”两大主题^[1]。“十二五”中期以来, 智能制造成为未来十年我国制造业转型升级的发展方向^[2], 而航空制造业是先进制造技术领航领域, 智能实验室作为未来航天产品制造基础设施, 其智能化是必然。航天产品研发工艺复杂, 产品多属于单件生产, 技术状态要求严格, 容易因制造工艺及控制方法的限制或人工操作失误等将导线段、焊锡飞溅物、垫圈、螺母甚至毛发^[3]等封装在产品内部形成多余物, 造成设备短路或误动作从而导致航天器发射失败或失效。多余物产生的原因和环境不同, 造成了其突发性和随

机性, 因此很难被检测和控制。早在 20 世纪 60 年代就有因多余物造成的事故, 表 1 为多余物引发事故部分汇总。

由于航空航天领域的保密特性, 未完全统计由多余物产生的航天故障, 但多余物产生的危害可见一斑。多余物的检测和控制是确保航天型号安全性和可靠性以及国防武器装备系统完整性的重要环节。对近几十年来国内外研究成果进行了综述, 以期为该领域研究工作提供参考, 并在此基础上寻求新的探索 and 发现。

1 多余物检测技术研究现状及发展趋势

1.1 常用技术简介

航天产品生产过程复杂, 多余物形成机理、存在环境以及大小材质等不同, 有不同的检测方法, 如表 2。多余物检测的首要问题是定义, 在航天产品中, 多余物定义为设计文件、工艺文件和标准文件规定之外的一切遗留物品, 其中较大质量多余物检测和清除较为容易, 小质量多余物是检测难点。X 射线照相法采用 X 射线照射电子产品以检测内部多余物, 仅针对密封器件内可对 X 光成像的多余物, 航天产品结构复杂, 某些可穿透多余物无法被检测出来, 且 X 光片图像处理难度大, 该方法应用较少。文献 [8] 提

收稿日期:2018-08-16; 修回日期:2018-09-07。

作者简介: 张悦(1993-), 女, 山西省闻喜县人, 博士研究生, 主要从事计算机视觉以及多模信号与信息获取、处理方向的研究。

孙胜利(1970-), 男, 内蒙古人, 研究员, 博士生导师, 主要从事光电仪器的现代设计方法、数字化制造和全过程量化测试方向的研究。

表 1 多余物引发的航天事故部分汇总

年份	国家	发生事故设备	事故原因
1960	美国	阿特兰蒂斯号航天飞机	舱内多余物沉淀使改进型 OSO-8 的 Lyman-Alpha 仪器提前 40 天失效 ^[4]
1972	美国	陆地卫星	震动、噪声、失重等导致多余物沉积导致性能下降
1987	德国	TVSat1 直播卫星功能丧失	发射前太阳电池阵中的固定夹未取出
1990	法国	“阿里安”系列火箭	发动机供水管道内有多余物致爆炸 ^[5]
1991	日本	BS-2H 通信卫星	碎片堵塞发动机管道 ^[6]
1992	中国	长征二号 E-澳星 B1 卫星	火箭控制系统内存在铝制多余物导致发动机点火系统失效 ^[5]
1999	俄罗斯	质子号运载火箭	发动机内部多余物导致组件着火 ^[6]
2002	中国	神舟三号地面控制设备	继电器内存在的点焊飞溅多余物 ^[3]
2002	中国	遥四火箭研发	失效 28 项, 多余物导致的失效 5 项, 占 17.9%
2006	俄罗斯	质子号运载火箭	多余物堵塞液氢泵喷嘴, 发动机关闭 ^[7]
2011	俄罗斯	“进步号 M12M”货运飞船	燃料管多余物堵塞导致发射失败
2013	中国	资源一号 03 星发动机	发动机燃料管内存在多余物
2014	美国	心宿二运载火箭	E15 发动机液氧涡轮泵中存在钛和硅多余物导致爆炸

出了一种改进型 MARTRA 方法, 准确度达到 10%, 可作为 PIND 的补充, 但仅针对密封电子器件内游离的多余物, 因测试条件单一, 试验周期长, 灵敏度低而为在多余物检测中得到重视; 目前美国宇航局提出的颗粒碰撞噪声检测 (particle impact noise detection, PIND)^[9-10] 法因其成本低廉、工艺成熟、操作简便、检测率高而被广泛应用并不断改进。

表 2 多余物检测方法汇总表格

较大质量多余物检测	小质量多余物检测
看: 通过光纤、放大镜等工具	看: 密封前镜检法
听: 摇晃装置, 听是否发生碰撞	密封后 X 射线照相检测
吸: 超声波吸除	电: Matrah 上电测试法
洗: 洗液清洗	颗粒碰撞噪声检测 (PIND)
机器视觉: 图像分析	机器视觉: 单图像处理或机器学习

国外的 PIND 方法起步较早, 1994 年, L. J. Scaglione^[11] 提出了将 BP 神经网络和自组织神经网络应用到 PIND 多余物检测, 精确度高达 98% 以上, 但因数据庞大及 BP 神经网络本身的一些缺陷, 之后的研究进入了瓶颈期。20 世纪 90 年代后国外的研究重点转移到从生产源头上控制多余物, 这与本文的研究目的不谋而合。目前国内的 PIND 多余物研究主要集中在哈尔滨工业大学, 文献 [3] 提出多传感器特征层融合方法, 采用非负张量 (NTF) 提取特征, 对 0.5 mg 多余物检测准确率达 87%; 文献 [12] 针对正弦振动试验频率难以确定问题提出一种随机振动的 PIND 方法, 对军用电子器件中 0.02 mg 以上的多余物其检测率达到 90% 以上。此外还有很多改进 PIND 方法对多余物检测做出了贡献。但航天产品结构复杂、信号畸变严重、小质量高粘度多余物信号微弱、数据庞大等导致了计算复杂性。

且 PIND 方法在碰撞过程有可能破坏设备内部的接插件从而形成新的多余物或对内壁造成损伤。此外, 前述几种方法均面向零组件级如继电器、集成电路、发动机等, 在

器件密封后进行的“终点”检测, 大多依赖人工, 未能面向航天产品智能制造过程中多余物在线源头监测。今后多余物检测将从面向电子元器件到航天电子设备转变^[13]。

1.2 机器视觉多余物检测

针对小质量多余物信号微弱难以检测的问题, 华中科技大学提出了基于视觉的零组件多余物成像检测。陈静^[14] 基于模式识别提出一种显著性元器件多特征序贯融合检测算法, 对 4 类器件进行多余物成像检测, 检测率为 85.3%~94.6%。李旭^[15] 提出了器件多余物成像检测系统七层模型, 针对三种显著几何几元器件多余物进行检测, 检测率达到 90.6% 以上。彭涛^[16] 根据数据库中多余物的模型信息, 采用边缘位置匹配算法识别定位舱体中可能存在的多余物如螺母。

基于机器视觉的多余物检测相关文献屈指可数, 且都是面向零组件级。本文加以借鉴, 更强调航天产品智能制造过程中多余物控制机器视觉在线检测方法。机器视觉目标识别技术基于数字图像分析, 结合人工智能、虚拟现实等知识^[17], 被广泛应用于工业制造、航天、医疗等诸多领域。智能制造随着“中国制造 2025”的提出而蓬勃发展^[18], “智能基于信息, 智能寓于系统”^[19], 智能实验室通过信息化和数字化获得系统集成化、过程自动化、决策智能化和服务主动化^[19] 等特征。其现阶段面临着三个问题: 1) 物理实体信息获取要素; 2) 通过语义理解建立检测和评价模型; 3) 智能决策^[1]。相应的机器视觉多余物控制系统, 包括: 图像获取、多余物检测和评价、智能抓取。多余物检测是控制的基础, 作为智能实验室的“眼睛”, 实时监控多余物产生的“源头”保证实验室“清洁”。机器视觉方法作为一种不接触、不引入人为因素的无损检测方法, 侧重于航天产品生产过程中的实时监测。目前智能制造中没有涉及到多余物的机器视觉在线控制, 而现有的多余物检测方法也不完全符合智能制造过程控制的特征。因此机器视觉多余物在线控制系统亟待系统化、自动化、智能化。

2 多余物机器视觉方法分类及难点分析

从数据来源和图像处理的角度将多余物检测问题划分如表 3。相对简单背景, 复杂背景某些区域可能包括难以与多余物区分的正常物体或存在遮挡、人与多余物的互动等; 按多余物尺度/形状可分为较大质量多余物/规则多余物(如扳手、螺母等)与小质量多余物/不规则多余物(如焊锡飞溅物、毛发); 数据来源有静止图片目标和视频序列数据。按照处理依据可划分为单图像处理 and 机器学习方法; 相应的在算法选择上可以采用传统图像分析进行简单背景下的较大多余物检测, 或通过样本学习实现复杂背景下的较小多余物分类识别。

根据表 3 对智能制造过程中多余物视觉在线检测面临的难点进行分析。

表 3 多余物检测问题分类

分类依据		类别	
数据来源	图像背景	简单背景	复杂背景
	多余物种类	较大质量多余物	较小质量多余物
	图像来源	静止目标	运动目标
图像处理	处理依据	单图像处理	机器学习
	算法选择	单图像目标检测	分类识别

1) 数据库的建立: 多余物种类繁多、大小不一、材质各异、产生环境复杂, 没有标准公共数据集。类内和类间差异以及不同人对同一图像的语义理解^[20]也有所差异, 其定义、分类、表示、提取等十分困难;

2) 信息获取要素: 在航天产品智能制造过程中, 拍摄角度、光照以及遮挡等因素导致图像中多余物的表现特征不是标准不变, 这对图像获取条件提出了很高的要求;

3) 计算复杂性和实时性: 多余物的多样性、特征描述子的维度及大量标注数据的训练导致计算的复杂性, 同时导致高维空间稀疏的特征描述^[21]; 此外, 计算的复杂性导致时间上的大量占用, 如何对算法进行改进以提高检测率和检测范围, 满足实时性要求也是难点;

4) 样本数量: 一方面多余物种类繁多导致数据冗余, 数据的采集、标注、特征提取都十分困难, 而机器学习可以解决这一难题; 另一方面, 因航天产品不像流水作业, 其都是单件生产, 多余物样本数量较少, 深度学习多余物识别又面临着样本数量不足的问题。

3 多余物控制机器视觉方法

根据上节的多余物检测问题分类与难点分析, 视觉多余物检测技术可大致分为传统图像处理和基于机器学习的目标识别。

3.1 传统图像处理

基于图像分析的多余物检测主要采用模板匹配^[16]或背景差分法^[14-15], 如图 1 所示。

在航天产品智能制造中, 多余物图像存在光照、遮挡、旋转、位移等变化, 需先进行参考图像与实时图像的配准。



图 1 基于图像分析的多余物检测

图像配准包括基于区域互相关的配准、基于变换域的配准^[22-23]和基于特征的配准。

3.1.1 基于区域的匹配

也称模板匹配, 是在像素层面从一幅较大实时图像中定位一幅给定的子图像。模板匹配分为基于先验知识和无先验知识两种。前者利用事先制定的模板作为基准, 直接搜索实时图像中与其匹配的目标。首先建立多余物模板数据库, 输入图像与数据库中的模板逐一比较判断是否有多余物。具体数学描述为: 设检测模板为 t 模板中心与图像中某一像素重合, 检测与的重合部分相似度量, 寻找最优匹配。常用的相似度量有距离度量(包括马氏距离、街区距离和 Hausdorff 距离)角度度量和相关度量。

为了降低计算复杂度, 提高匹配的准确性, Barnea^[24]等人提出了序贯相似算法(SSDA)。吉书鹏^[25]等人为了减少匹配算法的运算量, 利用帧间帧内相关性提出了一种空间灰度多尺度分解算法。文献[26]给出一种基于不相似性度量的基于模板匹配的多尺度小目标检测方法(AGADMM)。但是由于实时检测时多余物形态与模板库中的形态不一定相同, 因此实时性较差^[27]。基于无先验知识的模板匹配, 是在实时图像序列初始图像中截取目标所在区域中固定大小的子区域(ROI)作为模板, 以适应不同状态的目标。但由于多余物的随机性和突发性, ROI 区域相应地也具有不确定性, 该方法并不适用直接进行多余物模板匹配, 但可以应用在图像配准中。

3.1.2 基于特征的匹配

傅卫平^[28]等人提出一种融合 SIFT 特征、马氏距离和仿射变换的匹配定位方法, 其仿射参数均方误差 RMES 最大不超过 0.5, 保证定位精度不低于一个像素且满足实时性要求。Marko^[29]等人首次提出将中心对称的 LBP(Local binary patterns)引入 SIFT 描述中(CS-LBP), 之后郑永斌^[30]对其进行了改进, 提出融合 SIFT 和旋转不变的 LBP 特征的图像匹配算法。

3.1.3 基于变换域的匹配

频域特征因其平移、旋转、尺度变特性而在图像匹配中得到广泛关注, 如 Hongjie Xie^[22]等人实现了一种基于 FFT 的图像自动配准并成功应用到 ENVI(ENvironment for Visualizing Images)中。Nicolai Gotze^[23]用 Fast-Fourier Mellini 变换描述了一种尺度、方向、位移不变的目标识别方法等。

视觉多余物检测中,在平稳简单背景下,提出基于圆、单直线和直线集合三种器件显著几何特征匹配^[15];文献[14]认为相比多余物的多样性,背景更加稳定,因此提出复杂背景区域显著多特征序融合识别算法,采用类内一类间距离之比定义显著性度量,并依此赋予特征先验概率以识别显著区域。多特征融合策略相比单一特征具有显著优越性,文献[26]也认为未来应更关注多级特征模型,以提高多尺度小目标检测方法的有效性。为了防止噪声点造成的虚警,文献[14-15]均采用了基于不相似性度量的均值反差滤波法^[31]检测残差图像中的灰度奇异区域,对小目标有较好的滤波效果。其他背景滤波法不一一赘述。

3.2 机器学习多余物检测

基于机器学习的视觉多余物分类检测技术目前涉及到的也只有寥寥几笔。文献[32]将 IC 互连中的多余物定义为一种缺陷,并采用 BP 神经网络对几种缺陷进行性分类检测。航天产品智能制造过程中的多余物除了其本身及产生环境的特殊性,可借鉴机器视觉目标识别技术进行检测。随着人工智能(Artificial Intelligence, AI)的迅速崛起和视觉机制的研究不断深入,机器视觉目标检测的应用越来越广泛,自动视觉目标检测在高精度、非接触和自动化方面十分具有优势^[33]。在过去的许多年里,机器学习的最佳应用案例是“计算机视觉”,其中深度学习在图像分类和目标检测中取得了许多突破性进展。智能实验室中的复杂多尺度多余物在线分类识别,深度学习当仁不让。以下对目前广泛采用的机器学习视觉检测技术进行阐述。

3.2.1 基于区域建议的目标视觉检测

卷积神经网络(CNN)在目标检测上取得了很多进展,Krizhevsky^[34]等人将 CNN 模型应用到 ImageNet LSVRC-2010 比赛中,进行 120 万张图像的 1000 个分类,取得 top-1 错误率 37.5%、top-5 错误率 17% 的结果。Girshick^[35]提出了 RCNN 网络将目标检测问题转化为分类问题。首先采用滑动窗生成类别独立的候选区域获得目标位置信息,用 CNN 对每个区域进行固定长度特征向量的提取,将特征输入一对多线性 SVM^[36]对每个区域进行分类。如图 2。

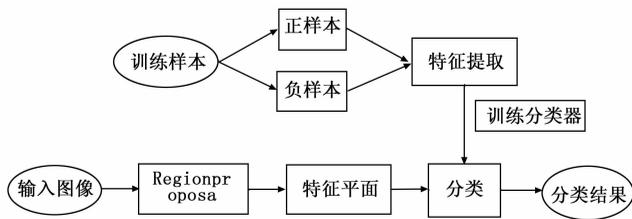


图 2 proposal+分类目标视觉分类检测

RCNN 对所有 region 进行特征提取时重复计算增大了时间空间复杂度, Girshick^[37]在 2015 年 ICCV 上提出了 Fast-RCNN, 采纳了 SPPnet 思想, 将区域建议框设计在卷积操作之后, 训练深度 VG16 网络比 R-CNN 快 9 倍, 比 SPPnet 快 3 倍。但其采用选择性搜索算法^[38]单独生成

regions 时耗时严重, 实时性差, 因此 Ren^[39]等人提出了利用 RPN (Region Proposal Network) 融合 Fast-RCNN 构成了端到端的目标检测框架 (Faster-RCNN), 将 region-proposal 的工作也交给 CNN 来做, 之后用 Fast-RCNN 做分类和 region 框的修正工作。在 PASCAL VOC 2007 上实现了最新的目标检测精度 (73.2% mAP)。RCNN 框架将目标检测转化为对图像局部区域的分类问题, 不能充分利用局部目标在整体图像中的上下文信息, 由于丢失了细节信息, 定位精度差, 对小尺寸物体的检测效果并不好, 对多尺度多余物的检测效果有待验证。

3.2.2 基于无区域建议的方法

基于无区域建议的网络, 主要是将目标检测转化为回归问题求解, 如 Szegedy 等^[40]提出一种深度神经网络 (DNN), 输出对象边界框二进制掩码, 并判断某像素是否位于给定的边框内从而精确定位。此外还有端到端的目标检测框架被提出如 YOLO^[41]、SSD^[42]等。不同于 RCNN 基于图像局部区域特征, YOLO 将整幅图像作为 CNN 的输入, 直接在输出层预测 boundingbox^[40]的位置和类别信息。具体流程如图 3 所示。

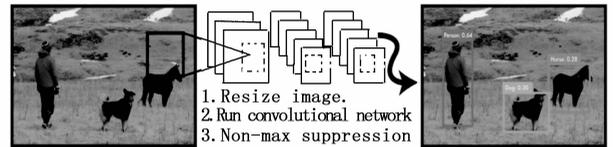


图 3 YOLO 目标检测系统

将输入划分成的网格, 对每个格子预测 B 个边框和 C 个条件概率, 每个边框包含 5 个预测值, 编码成为维张量。该网络借鉴了 GoogleNet, 有 24 个卷积层进行特征提取, 2 个全连接层输出预测概率。相比 Fast-RCNN, 虽然 YOLO 对相邻目标或成群小目标定位效果较差, 但其可以达到实时检测的要求。SSD 采用特征金字塔结构, 相比 YOLO 提高了 mAP (平均达到 75.1%) 的同时也兼顾了实时性, 在 PASCAL VOC、MS COCO 和 ILSVRC 数据集上的实验显示 SSD 比 Fast-RCNN 有明显速度优势。此后还有 YOLOv2^[43]、YOLOv3^[44]等改进网络的提出, 在分类准确率、召回率及实时性上进行不断改进。其中 YOLOv3 经验证可准确实时检测出视频监控中的人、车、伞甚至手机。实时性和准确率十分可观。

3.2.3 少量样本目标检测

目前多余物并无标准数据集, 而航天产品多单件生产, 多余物样本较少。少量样本目标识别工作通常是利用局部特征, 文献[45]提出了一种局部自适应方向特征 (LAS), 通过得到的图像局部主方向信息进行奇异值分解, 用三个主方向分量表示局部特征, 在此基础上提出训练投票空间的少量样本快速目标检测, 实现 LFW 人脸数据集上的有效检测, UIUC 汽车数据集多尺度 94.6% 以上检测率以及 Walk 数据集上平均 95.1% 的检测率等。许凤晖^[46]等针对样本量小而导致的分类精度低问题, 结合非下采样 contourlet

变换(NSCT)、DCNN以及多核支持向量机(MKSVM),提出了一种基于多尺度卷积神经网络(MS-DCNN)的遥感图像场景分类方法,对UCM_LandUse和HRSS两个数据集的分类正确率分别达到91.34%和90.05%。

纵观上述算法,在各自的检测领域均取得的较好的处理效果,但是在航天产品智能制造过程多余物在线检测方面的应用还有很大的发展空间。

4 总结与展望

本文介绍了多余物在航空领域造成的危害,对现有多余物检测技术的发展现状及各自的特点进行了梳理,并从智能制造过程控制的特点出发对比了视觉检测方法与其他方法,在此基础上对视觉多余物检测问题进行了分类和难点分析,针对传统方法和机器学习方法,均给出其核心思想。随着2012年深度学习的爆发,许多基于深度学习的目标视觉检测方法陆续出现,并取得可观成果。而同时当小样本遇上机器学习又会碰撞出怎样的火花。多尺度小样本多余物的检测还有很大的研究前景,将自动视觉在线检测和机器学习应用到航天产品智能制造过程中多余物自动在线控制是对智能实验室自动化进程的有力推进。

参考文献:

- [1] 廖星星,孙胜利,金钢. 实验室智能化水平评价方法[J]. Research & Exploration in Laboratory, 2017, 36(12): 255-260.
- [2] 赛迪智库. 2015 智能制造和工业软件发展白皮书[J]. 数字商业时代, 2015(4): 18-19.
- [3] 陈蕊. 航天电子装置多余物检测与材质识别方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2014.
- [4] 熊涛. 航天器总装多余物控制方法探讨[J]. 航天器环境工程, 2006(5): 277-281.
- [5] 乌英嘎. 星载电子设备活动多余物识别方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2011.
- [6] 戚乐. 航天发动机多余物检测系统的研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2014.
- [7] 于晓蕾. 质子号导航卫星发射任务失败[J]. 中国航天, 2013(9): 22-25.
- [8] 牛鹏飞. 基于改进型马特拉方法的航天继电器多余物检测技术研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2015.
- [9] 张辉,王淑娟,王立忠,等. 航天继电器多余物检测方法的综合分析与讨论[J]. 机电元件, 2003, 23(2): 53-60.
- [10] 孙永玲,王兰涛,王育红,等. 战术导弹活动多余物检测技术[J]. 航天工艺, 2000(4): 8-13.
- [11] Scaglione L J. Neural network application to particle impact noise detection [A]. 1994 IEEE World Congress on Computational Intelligence [C]. IEEE, 5: 3415-3419.
- [12] 唐晓庆,张龙,王国涛,等. 基于随机振动的航天继电器多余物自动检测系统[J]. 低压电器, 2010(8): 40-42.
- [13] 钱鑫,王国涛,王淑娟. 密封电子元件及设备多余物的PIND方法研究进展[J]. 航天制造技术, 2016(6): 002.
- [14] 陈静. 复杂背景下器件多余物成像检测的若干关键技术研究[D]. 武汉:华中科技大学, 2010.
- [15] 李旭. 平稳背景下器件成像多余物检测技术[D]. 武汉:华中科技大学, 2010.
- [16] 彭涛. 面向舱体内结构的智能装配技术与应用研究[D]. 武汉:华中科技大学, 2009.
- [17] 谢永杰,智贺宁. 基于机器视觉的图像识别技术研究综述[J]. 科学技术创新, 2018(7): 74-75.
- [18] 王成城,王春喜,刘卓,等. 智能制造中的生产过程质量控制标准化体系研究[J]. 中国标准化, 2018(4).
- [19] 涂序彦. 广义智能系统的概念,模型和类谱[J]. 智能系统学报, 2006, 1(2): 7-10.
- [20] 张慧,王坤峰,王飞跃. 深度学习在目标视觉检测中的应用进展与展望[J]. 自动化学报, 2017, 43(8): 1289-1305.
- [21] Zhang X, Yang Y H, Han Z, et al. Object class detection: A survey [J]. ACM Computing Surveys (CSUR), 2013, 46(1): 10.
- [22] Xie H, Hicks N, Keller G R, et al. An IDL/ENVI implementation of the FFT-based algorithm for automatic image registration [J]. Computers & Geosciences, 2003, 29(8): 1045-1055.
- [23] Gotze N, Drue S, Hartmann G. Invariant object recognition with discriminant features based on local fast-fourier mellin transform [A]. 2000 Proceedings 15th International Conference on Invariant object recognition with discriminant features based on local fast-fourier mellin transform. Pattern Recognition [C]. IEEE, 2000: 948-951.
- [24] Barnea D I, Silverman H F. A class of algorithms for fast digital image registration [J]. IEEE transactions on Computers, 1972, 100(2): 179-186.
- [25] 吉书鹏,张桂林,丁晓青. 地面复杂场景图像相关跟踪算法研究[J]. 激光与红外, 2002, 32(6): 428-430.
- [26] Wang G, Zhang T, Wei L, et al. Efficient method for multi-scale small target detection from a natural scene [J]. Optical Engineering, 1996, 35(3): 761-769.
- [27] 胡璟璟. 复杂场景下目标跟踪的多模板匹配算法研究[D]. 长沙:国防科学技术大学, 2010.
- [28] 傅卫平,秦川,刘佳,等. 基于SIFT算法的图像目标匹配与定位[J]. 仪田仪表学报, 2011, 32(1): 163-169.
- [29] Heikkilä M, Pietikäinen M, Schmid C. Description of interest regions with local binary patterns [J]. Pattern recognition, 2009, 42(3): 425-436.
- [30] 郑永斌,黄新生,丰松江. SIFT和旋转不变LBP相结合的图像匹配算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2010, 22(2): 286-292.
- [31] 陈振学,汪国有,马于涛,等. 基于均值反差滤波的红外小目标检测算法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2007, 32(6): 560-563.
- [32] 周文. IC互连中的缺陷检测方法及其对电路可靠性的影响[D]. 西安:西安电子科技大学, 2010.