

缺陷检测技术的发展与应用研究综述

李少波^{1,2,3} 杨静^{1,3} 王铮¹ 朱书德¹ 杨观赐²

摘要 为满足智能制造企业对产品质量检测的需求,服务制造企业生产管理,对缺陷检测技术的研究现状、典型方法和应用进行梳理。首先总结了磁粉检测法、渗透检测法、涡流检测法、超声波检测法、机器视觉和基于深度学习的缺陷检测技术的优缺点;对比分析了磁粉检测法、渗透检测法、涡流检测法、超声波检测法、机器视觉检测的主流缺陷检测技术和基于深度学习的缺陷检测技术的研究现状;然后,梳理了缺陷检测技术在电子元器件、管道、焊接件、机械零件和质量控制中的典型应用;最后,对缺陷检测技术的研究情况进行了总结和展望,指出该研究领域亟需解决的问题和未来发展的方向,并从高精度、高定位、快速检测、小目标、复杂背景、被遮挡物体检测、物体关联关系等几个方面总结近年来发表在 ICCV (International Conference on Computer Vision) 和 CVPR (International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition) 等知名国际会议上相关论文的核心思想和源代码,为缺陷检测技术的进一步发展提供理论和应用上的借鉴与参考。

关键词 缺陷检测, 缺陷分类, 故障预测, 深度学习

引用格式 李少波, 杨静, 王铮, 朱书德, 杨观赐. 缺陷检测技术的发展与应用研究综述. 自动化学报, 2020, 46(11): 2319–2336

DOI 10.16383/j.aas.c180538



开放科学(资源服务)标识码(OSID):

Review of Development and Application of Defect Detection Technology

LI Shao-Bo^{1,2,3} YANG Jing^{1,3} WANG Zheng¹ ZHU Shu-De¹ YANG Guan-Ci²

Abstract To satisfy the requirements of intelligent manufacturing enterprises for product quality detection and service manufacturing enterprises production management, this paper summarizes the research status and typical methods and applications of defect detection technology. Firstly, we summarize the advantages and disadvantages of magnetic particle testing, penetration testing, eddy current testing, ultrasonic testing, machine vision testing and depth learning based defect detection. Meanwhile, we compare and analyze the current status of the mainstream defect detection technology of magnetic particle testing, penetration testing, eddy current testing, ultrasonic testing, machine vision testing and depth learning based defect detection technology. Then, we summarize the typical applications of defect detection technology in electronic components, pipes, welded parts, mechanical parts and quality control. Finally, we summarize and forecast the research of defect detection technology, and point out the problems that need to be solved in this research field and the direction of future development. We also summarize the core ideas and code of relevant papers published in well-known international conferences such as ICCV (International Conference on Computer Vision) and CVPR (International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition) in recent years from high precision, high positioning, fast detection, small objects, complex backgrounds, occluded object detection, and object correlation. We hope that this research can provide theoretical and practical reference and reference for researchers of defect detection technology.

Key words Defect detection, defect classification, fault prediction, deep learning

Citation Li Shao-Bo, Yang Jing, Wang Zheng, Zhu Shu-De, Yang Guan-Ci. Review of development and application of defect detection technology. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(11): 2319–2336

收稿日期 2018-08-08 录用日期 2018-12-12
Manuscript received August 8, 2018; accepted December 12, 2018

国家自然科学基金(51475097, 91746116), 工信部资助项目(工信部联装[2016]213号), 贵州省科技计划项目(黔科合人才[2015]4011, 黔科合平台人才[2016]5103), 黔教合协同创新字[2015]02, 贵州省研究生创新基金(黔教合 YJSCXJH[2018]052) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (51475097, 91746116), The Ministry of Industry and Information Technology of the People's Republic of China ([2016]213), and Science and Technology Project of Guizhou Province (Talents [2015]4011, [2016]5103, [2015]02), Collaborative Innovation of Guizhou Province (YJSCXJH[2018]052)

本文责任编辑 董峰
Recommended by Associate Editor DONG Feng

在生产和日常的应用过程中,由于加工、设计、机床生产设备故障和工况恶劣等因素,制造产品极易发生产品内部孔洞、凹陷和擦伤等缺陷,在日常的应用过程中极易发生腐蚀和疲劳破坏等,使得企业

1. 贵州大学机械工程学院 贵阳 550025 2. 贵州大学现代制造技术教育部重点实验室 贵阳 550025 3. 贵州大学省部共建公共大数据重点实验室 贵阳 550025

1. School of Mechanical Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025 2. Key Laboratory of Advanced Manufacturing Technology of Ministry of Education, Guizhou University, Guiyang 550025 3. State Key Laboratory of Public Big Data, Guizhou University, Guiyang 550025

生产成本增加,造成巨大的资源浪费和经济损失,甚至给人们的生命安全造成巨大的伤害。随着我国装备制造行业的不断发展,高端制造装备对高标准、高质量的产品需求更加旺盛,同时对设计人员以及现场检测人员水平提出了更高的要求,因此在复杂工业过程中,对制造产品缺陷进行检测,在不影响生产的前提下,提高制造产品的质量是制造企业的核心竞争力^[1]。自动缺陷检测技术相较于人工检测优势明显,不仅可以适应恶劣的环境,还能长时间、高精度、高效率的工作^[2]。研究质量检测技术,可以降低生产成本,提高生产效率和产品质量,为制造业的智能化转型打好坚实的基础^[3]。

为了推动国内外缺陷检测技术的发展,辅助研究人员及相关从业者更好地了解缺陷检测技术的发展现状,在缺陷检测相关的技术和应用方面做了如下调研。文献[4]从检测理论、传感器、信号处理方法及工程应用上对脉冲涡流无损检测技术进行综述,以期更好地推动脉冲涡流检测技术的发展。文献[5]对晶体管的缺陷类型、浓度、空间分布和流动性进行综述,分析了基于缺陷检测系统的参数估计方法,介绍了纳米技术与缺陷检测技术的发展趋势。文献[6]针对油气管道泄露的缺陷问题,对油气管道的泄露监测与实时监测技术的国内外研究现状和发展进行综述。针对钢轨缺陷问题,文献[7]回顾了国内外钢轨无损检测技术的特点,分析了多模态多物理集成传感与可视化成像检测、无损检测与评估、健康检测与集成融合。针对制药产品的缺陷检测技术,文献[8]从高光谱、振动光谱和 IR 等光谱技术的应用情况进行综述。通过调研发现,目前的研究主要集中在产品有无缺陷和具有什么样的缺陷内容上,通过调研没有发现对制造产品主流缺陷检测技术在国内外研究现状进行回顾和总结的相关研究,特别是针对深度学习技术的调研,对产品缺陷检测和基于所检测到的缺陷信息进行产品分类和故障预测的研究较少。本文针对上述问题,首先综述了制造产品中的缺陷检测技术,对缺陷检测技术的实验结果进行对比分析,对缺陷检测技术在电子元器件、管道、焊接件、机械零件和质量控制中的典型应用进行总结;指出了缺陷检测技术未来的热点研究方向。

论文的主要内容如下,第1节总结了缺陷检测技术的优缺点,主要包括:主流的缺陷检测技术和基于深度学习的缺陷检测技术;第2节对缺陷检测技术的实验结果进行了对比分析,主要包括:主流的缺陷检测技术和基于深度学习的缺陷检测技术实验结果分析;第3节梳理了缺陷检测技术在电子元器件、管道、焊接件、机械零件和质量控制中的典型应用;第4节针对缺陷检测技术中存在的问题进行了展望;

第5节总结了全文并从高精度、高定位、快速检测、小目标、复杂背景、被遮挡物体检测、物体关联关系等几个方面总结近年来发表在 ICCV 和 CVPR 等顶级国际会议上较优论文的核心思想和源代码。

1 缺陷检测技术

产品缺陷检测技术是指对检测样本的表面斑点、凹坑、划痕、色差、缺损和内部结构等缺陷进行检测,获得检测样本表面或内部的缺陷深度、大小、轮廓、缺陷类别等相关信息。以时间为主线,本文把磁粉检测法、渗透检测法、涡流检测法、超声波检测法、X 射线检测和机器视觉缺陷检测技术称为主流的缺陷检测技术;将近年来兴起的基于深度学习的缺陷检测技术进行单独综述。

1.1 主流的缺陷检测技术

针对不同种类的缺陷,常用的缺陷检测方式主要包括:磁粉检测法、渗透检测法、涡流检测法、超声波检测法、X 射线检测和机器视觉检测法。

磁粉检测法主要有湿法、干法和连续法检测。湿法磁粉检测是磁粉通过液体的带动和外部磁场的吸引标记出缺陷的位置等信息,该检测法灵敏度高,其液体介质可循环使用;干法磁粉检测由于其将磁粉直接附着在磁化的工件表面进行缺陷检测,因此,干法磁粉检测法不适合湿法检测的场合,如大铸件、焊接件等局部缺陷检测;连续磁粉检测法可在外磁场下观察缺陷,也可以中断磁场后观察。影响磁粉检测法检测精度的因素有:检测件的粗糙度和轮廓特征,缺陷的几何特性,选用的磁化方法,操作人员的素质等因素。影响渗透检测灵敏度的因素有:显像试剂、渗透液的性能、操作人员的素质和缺陷本身的影响等。影响涡流检测的检测精度因素主要包括:线圈的类型及参数,检测件的材料及外形轮廓等^[9-10]。

超声检测效果受缺陷面与超声波传播方向夹角的影响,当夹角垂直时,返回的信号最强,缺陷最容易被发现;当夹角水平时,返回信号最弱,容易出现漏检。因此需要选择适当的检测灵敏度和相应的探头才能减少漏检。影响超声检测的因素有:投影方向,探头效能、探头与被测试件的耦合情况、仪器的激励频率等^[11-12]。

机器视觉检测主要由图像采集和缺陷检测两个过程组成。由于不同图像采集设备、拍摄角度、光照条件和环境变化等因素,造成了所采集的图像具有不同的质量,决定了图像处理的难易程度;不同图像处理算法的特征提取能力和图像预处理方法的优劣将直接影响缺陷检测的准确率和误检率的高低^[13]。表1总结了常用产品缺陷检测方法的优缺点。

表 1 常用的缺陷检测方法的比较
Table 1 Comparison of common defect detection methods

编号	检测方法	缺陷特征	优点	缺点	适用材料
1	磁粉检测法 ^[14]	表面和近表面缺陷	可直观显示缺陷的位置、形状、大小, 适用于任意大小的工件检测, 具有高精度、低费用、工艺简单等特点	只适用于铁磁性材料, 检测结果受检测件形状的影响, 难以实现自动化检测	铁磁性材料 (如铸钢件、管材、棒材等)
2	渗透检测法 ^[15]	表面缺陷	不受材料种类和外形轮廓的影响, 对疏松和针孔缺陷灵敏度高	难以检测多孔材料, 检测速度慢, 检测结果受检测人员影响大, 难以实现自动化检测	非多孔材料 (如金属铸件、塑料、玻璃等)
3	涡流检测法 ^[16-17]	表面缺陷	非接触检测, 检测速度快, 灵敏度高, 适于高温环境下缺陷自动化检测	不能直观显示缺陷形状和大小, 适用材料有限, 对较深缺陷检测困难, 检测精度低	导电材料或非金属材料 (如工件、管材等)
4	X 射线检测法 ^[18]	表面和内部缺陷	无损检测、穿透力强、不受材料外形与结构的影响、操作方便、检测效率高	对参与检测的工作人员有一定的辐射副作用	材料不限
5	超声波检测法 ^[19]	表面和内部缺陷	使用方便、穿透力强、灵敏度高、设备便携、操作安全, 自动化检测	不适合用于结构复杂的工作, 检测效率低	材料不限
6	机器视觉检测法 ^[20]	表面缺陷	适用范围广、精度高、不受检测件外形轮廓影响、检测效率高, 自动化检测	只能检测表面缺陷	材料不限

1.2 基于深度学习的缺陷检测技术

近年来, 深度学习发展迅速, 在目标检测^[21]、智能机器人^[22]、显著性检测^[23] 等领域取得了较大进展. 深度学习是一种具有多个卷积层的神经网络结构, 通过对输入数据特征的学习, 将底层特征形成更加抽象的高层特征表示训练数据的属性类别或特征, 以向量、特征图谱等方式表达数据^[24], 从而提高深度学习算法的效果, 基于深度学习在大量数据中的强大学习能力和特征提取能力, 因此很多研究者尝试将深度学习技术应用在产品的缺陷检测中, 以提高产品的质量^[25-28], 主要包括:

1) 基于卷积神经网络 (Convolutional neural network, CNN)^[29] 的产品缺陷检测技术. 采用 CNN 进行缺陷检测可分为 2 种情况. 一种是通过设计复杂的多层 CNN 结构, 使用不同的网络结构图像内容特征, 通过完全端到端的训练实现图像的缺陷检测^[30-31], 另一种是将 CNN 与 CRF (Conditional random field) 模型相结合, 以 CRF 能量函数为约束对 CNN 进行训练或利用 CRF 对网络预测结果实行优化, 完成产品缺陷检测^[25].

2) 基于自编码网络^[28] 的产品缺陷检测技术. 自编码网络主要包括编码和解码两个阶段, 在编码阶段, 将输入信号转换成编码信号, 进行特征提取; 在解码阶段, 将特征信息转换成重构信号, 再通过权值和偏置调节使重构误差最小, 实现缺陷检测. 自编码网络与其他机器学习算法最大的不同是, 自编码

网络的学习目标不是为了分类, 而是为了特征学习. 它具有非常强的自主学习能力和高度非线性映射能力, 能够学习非线性度量函数以解决复杂背景与前景区域分割的问题.

3) 深度残差神经网络^[32] 的产品缺陷检测技术, CNN、生成式对抗网络^[33] 等随着网络的深度增加特征增加, 但此时容易造成激活函数不收敛. 而深度残差网络的目的是在网络结构增加的同时, 使用残差优化不断增加网络层数, 使残差单元中卷积层的输出和输入元素维度相同, 再经过激活函数, 减少损失.

4) 全卷积神经网络^[34], 通常 CNN 网络在卷积层之后会增加若干个全连接层, 将卷积层产生的特征图映射成一个固定长度的特征向量. 而全卷积神经可以接受任意尺寸的输入图像, 采用反卷积层对最后一个卷积层的特征图谱进行上采样, 使它恢复到输入图像相同的尺寸, 从而每个像素都产生一个预测结果, 同时保留了原始输入图像中的空间信息, 最后在上采样的特征图谱上进行逐像素分类.

5) 循环神经网络^[35], 经典的 CNN 模型主要通过卷积操作和池化操作提取输入层测试样本特征信息. 而循环卷积神经网络使用循环卷积操作来代替 CNN 中的卷积操作. 区别是, 循环神经网络在进行循环操作提取输入层特征后并不进行池化层操作提取特征, 而是采用循环卷积操作的方式对样本进行特征处理.

2 缺陷检测技术实验结果对比分析

2.1 主流的缺陷检测技术实验结果对比分析

在制造产品缺陷检测中,分析不同的缺陷检测技术的实验结果有利于算法设计者更好地理解 and 设计算法,发现算法设计过程中存在的问题,从而方便快捷地获得和发现较优的缺陷检测技术的研究现状及在不同领域的应用情况,提高制造产品在缺陷检测中的检测能力和重用性.基于此,本部分从检测方法、实验对象、实验目的、实验结果和数据来源几个方面对经典的缺陷检测算法与其他算法的结合情况进行总结和分析.表3总结了常用的缺陷检测方法改进的实验方法和对应的实验结果.

观察表3可以发现,国内外的学者使用机器视觉与激光相结合、超声波检测方法、脉冲磁阻方法、脉冲涡流检测法、远场涡流技术等缺陷检测技术对

管道、铝材料、不锈钢、金属材料、焊缝、电池等制造相关领域产品进行缺陷检测,拟提高制造产品表面及亚表面缺陷、内部缺陷的检测与分类能力.在这些检测技术中,机器视觉因其具有对外形轮廓影响较小、检测效率和自动化程度高的特点,使其广泛应用于产品的缺陷检测过程中,文献[36]采用基于机器视觉与UMAN控制器的缺陷检测方法,对宽度为6.35 mm的预浸纱,间隙阈值为0.1 mm的检测效果较好.而在激光与机器视觉相结合的缺陷检测中,对管道表面的腐蚀和孔洞缺陷识别率可达到86.70%,裂缝缺陷的识别率可达到为90.00%.涡流检测技术是一种非接触检测,检测速度快,灵敏度高,适于高温环境,观察表3可以发现,涡流检测技术在文献[37]中,对铝材和铁磁性构建提取的频谱幅值特征能检测亚表面裂纹缺陷,随着缺陷深度增大,漏磁、扰动复合信号对涡流信号的影响变小,但

表2 基于深度学习的缺陷检测方法

Table 2 Deep learning defect detection methods

编号	检测方法	缺陷特征	优点	缺点	适用材料
7	卷积神经网络	表面和内部缺陷	对高维数据有较强的学习能力,可从输入数据中学习到抽象的、本质的、高阶的特征	网络的表达能力随着深度的增加而增加,网络越深,计算复杂越大	材料不限
8	自编码神经网络	表面和内部缺陷	具有很好的目标信息表示能力,可较好地提取复杂背景中的前景区域,对环境噪声具有较好的鲁棒性	必须保证自编码机的输入和输出的数据维度一致	材料不限
9	深度残差神经网络	表面和内部缺陷	残差网络有着更低的收敛损失,同时不会出现过高的过拟合现象,具有较好的分类性能	残差网络必须要配合较深的深度才能发挥其结构优势	材料不限
10	全卷积神经网络	表面和内部缺陷	可对任意尺寸的图像进行特征提取操作,并获得高层语义先验知识矩阵,对语义级别的目标检测具有较好的效果	需要结合底层特征进行特征矩阵变换才能取得更好地效果,模型收敛速度慢	材料不限
11	循环神经网络	表面和内部缺陷	当样本数据较少时,可较好地学习到数据的本质特征,减少池化过程中数据信息丢失	随着网络训练过程中迭代次数的增加,循环神经网络模型可能会出现过拟合的现象	材料不限

表3 主流缺陷检测技术研究现状(1997年~2018年)

Table 3 Research status of defect detection methods for manufacturing products

编号	检测方法/算法	实验对象	目的	实验结果	数据来源
12	机器视觉与UMAN控制器	铺丝成型构件	表面缺陷检测	对宽度为6.35 mm的预浸纱,间隙阈值为0.1 mm的检测效果较好	文献[36]图8
13	激光与机器视觉相结合	管道	表面缺陷检测	腐蚀和孔洞缺陷识别率为86.70%,裂缝缺陷为90.00%	文献[38]第4.9节
14	改进的超声波检测方法	铝样品和不锈钢	表面缺陷检测	可检测出铝材料和不锈钢材料的缺陷位置信息	文献[39]图2
15	脉冲磁阻方法	铁磁材料	表面缺陷检测	表面和亚表面缺陷深度为3 mm的峰值时间分别为16.59 ms和37.01 ms	文献[40]图5
16	电磁声学技术	钢管	表面及亚表面	对具有强干扰能力的缺陷具有较好的检测能力	文献[41]图5
17	脉冲涡流检测法	AL7075 铝型材	表面及亚表面	提取的频谱幅值特征能检测亚表面裂纹缺陷	文献[42]图3
18	脉冲涡流检测法	铁磁性构件	表面及亚表面	随着缺陷深度增大,漏磁、扰动复合信号对涡流信号的影响变小	文献[37]图6

表 3 主流缺陷检测技术研究现状 (1997 年~2018 年) (续表)

Table 3 Research status of defect detection methods for manufacturing products (continued table)

编号	检测方法/算法	实验对象	目的	实验结果	数据来源
19	微波技术	钢材涂层	表面缺陷检测	使用 PCA 与微波检测技术进行结合, 缺陷的形状和位置更加清晰	文献 [43] 图 3
20	杂波抑制和最小二乘法相结合的算法	缺陷的扫描图像	表面缺陷检测	通过最小二乘法处理后的图像可消除直通波与地面反射波, 便于提取缺陷的特征	文献 [44] 图 9
21	Hilbert 变换的超声波	金属材料	表面及内部缺陷	对缺陷的形状、大小及分布情况具有较好的检测能力	文献 [45] 图 12
22	改进超声衍射时差的杂波抑制检测技术	铝合金板	表面缺陷	缺陷深度在 1.9 sm ~ 6.2 sm 中的缺陷具有较好的检测效果	文献 [46] 图 8
23	超声透射时差法	金属棒	表面及内部缺陷	缺陷缝隙为 0.90 mm 和 0.60 mm 的检测准确率分别为 90.00% 和 60.00%	文献 [47] 图 15
24	远场涡流技术	管道	表面缺陷	对于面积为 20 mm ² 、深度为 7 mm 及更大体积物件具有较好的检测效果	文献 [48] 图 5
25	改进的 Gabor 滤波器	钢材材料	表面缺陷	单张图片的平均检测速度为 91.80 ms/帧, 表面缺陷检测的平均准确率为 95.80%	文献 [49] 图 5
26	机器视觉检测	钢轨	表面缺陷	缺陷检测的误检率为 7.30%, 漏检率为 6.20%	文献 [50] 第 3 节
27	亥姆霍兹电磁阵列技术	管道	表面缺陷	探头可检测轴向裂纹和周向裂纹以及缺陷轮廓	文献 [51] 第 4.2 节
28	X 射线图像缺陷检测技术	铝材焊缝	表面和内部缺陷	很难实现缺陷深度低于 2 mm 的检测	文献 [52] 图 2
29	X 射线图像缺陷检测技术	管道	表面缺陷	缺陷边缘检测、对焊缝特征动态提取的效果较好	文献 [53] 图 6
30	视觉检测	钢轨	表面缺陷	块状缺陷和线状缺陷识别率分别为 95.40% 和 91.70%	文献 [54] 图 4
31	光声信号	焊缝法兰组件	表面缺陷	焊缝法兰组件缺陷样本的识别率为 90.00%	文献 [55] 图 6
32	瞬态频率响应技术	管道	表面缺陷	验证了管道缺陷的检测范围, 灵敏度高	文献 [56] 表 1
33	视觉显著性检测	电池	表面缺陷	与传统的方法相比, 具有较高的准确度	文献 [57] 表 2
34	双目视觉检测	焊接件	焊缝缺陷	缺陷深度最大误差 1.9 mm, 平均绝对误差为 1.4 mm, 平均相对误差为 18.00%	文献 [58] 图 3
35	超声透射时差法	黄铜棒	表面和内部缺陷	缺陷测量误差 ± 0.01 mm, 轴向分率 0.007°, 最大测量直径 30 mm	文献 [59] 图 3
36	Kalman 滤波的 CPCI 算法	复合材料	表面和内部缺陷	图像重建缺陷面积与真实样件缺陷面积误差 0.54 cm	文献 [60] 表 3
37	图像处理技术	胶管	表面缺陷	胶管表面缺陷准确率 96.30%	文献 [61] 图 7
38	机器视觉	光伏组件	表面缺陷	实现 1.98 lp/mm 的空间分辨检测和 0.11 mm 线宽的最小单条纹缺陷检测	文献 [62] 图 6
39	非下采样 Shearlet 变换	磁瓦	表面缺陷	缺陷检测检测准确率 94.30%	文献 [63] 表 1
40	脉冲涡流热成像检测方法	焊球	表面和内部缺陷	实现检测微小尺寸焊球的缺陷位置及分类具有较好的检测效果	文献 [64] 图 4
41	X 射线	工业铸件	表面和内部缺陷	可较准确预测产品第一次缺陷发生的位置	文献 [65] 图 6
42	格林函数重构原理	平板	表面缺陷	谐振信号产生的噪声波可较准确地对缺陷的位置进行定位	文献 [66] 图 12
43	声发射技术	碳钢	表面和内部缺陷	频率带在 [100 kHz ~ 200 kHz] 时对焊缝缺陷检测准确率 60.00% 以上	文献 [67] 图 8
44	支持向量机	陶瓷	表面和内部缺陷	缺陷检测分类准确率 94.50%	文献 [68] 图 3
45	粗粒度检测方法	光学元件	表面和内部缺陷	缺陷识别定位准确率 94.44%	文献 [69] 图 4

对于较深的缺陷,采用涡流检测技术的效果有待进一步提高.基于超声波缺陷检测方法是一种基于信号处理的方式对检测样本进行缺陷检测的方法,因此其实验结果主要体现在超声波信号的表现,从而确定产品的缺陷.因此,在超声波缺陷检测的总结部分没有给出具体的准确率、识别率、召回率等指标,但给出了相关算法所获得的实验结果,以期对相关研究者提供参考.通过调研发现^[47,59],超声波具有使用方便、穿透力强的特点.

进一步观察 X 射线、改进的 Gabor 滤波、电磁阵列、微波等缺陷检测技术的实验结果可以发现,电池声学检测技术对具有强干扰能力的缺陷具有较好的检测能力,而改进的 Gabor 滤波器技术^[49]对钢材的划痕、孔洞、氧化皮、麻点擦伤、边裂、结疤等缺陷的平均检测速度可达 91.80 ms/帧,表面缺陷检测的平均准确率为 95.80%,可以看出,该方法对缺陷检测的识别准确率较高,但该方法只能检测出产品表面的缺陷,不能检测出产品内部的缺陷问题.而 X 射线检测技术对缺陷边缘检测具有较好的识别效果.除了上述从超声波、滤波、机器视觉对制造产

品进行缺陷检测外,也有相关的研究者尝试采用其他不同的技术对制造产品进行缺陷检测,如:采用振动信号与主成分分析相结合的方法、光电耦合器识别方法、剪切波和小波技术融合的方法等,这些方法具有很强的理论性,同时也获得了较好的检测效果,这些研究可为以后的制造产品缺陷检测提供理论和实践上的指导和参考.纵观表 2 可以发现,早期的大多数工作从产品的材料、形状、大小、颜色、表面和亚表面缺陷等单一的问题进行研究,各个研究方法各有其突出点,但没有形成一套系统的、全方位的缺陷检测体系,这也是目前研究中的一个难点.

2.2 基于深度学习的缺陷检测技术实验结果对比分析

随着人工智能技术的发展,基于深度学习的方法因其具有拟合任意复杂函数和较好的特征提取能力而被广泛应用于产品缺陷检测,观察表 4 可以发现,基于深度卷积神经网络的方法是缺陷检测领域使用较广的方法,其在纳米材料和管道中的最高识别准确率为 97.00%,在纳米材料和管道的单

表 4 深度学习的缺陷检测技术研究现状

Table 4 Research status of defect detection technology for deep learning

编号	检测方法/算法	实验对象	目的	实验结果	数据来源
46	卷积神经网络方法	精密铸件	表面缺陷检测	缺陷检测最大误差 5.52%, 最小误差 2.51%, 平均误差 3.87%	文献 [70] 图 7
47	小波变换与神经网络	纤维板	内部缺陷检测	对左端和中部鼓泡的识别率大于 90.00%, 对右端鼓泡识别率大于 80%	文献 [71] 第 3.1 节
48	深度卷积神经网络	机械零件	表面缺陷检测	在 640 × 480 像素的检测样本图像中具有较好的纹理特征, 缺陷检测时间为 0.217 s	文献 [72] 表 1
49	深度卷积神经网络	紧固件	表面缺陷检测	最高识别准确率为 96.72%, 单个样本的时间大约为 83 s, 训练时间大约为 133 min	文献 [73] 图 14
50	卷积神经网络和自适应	纳米材料	表面缺陷检测	单个样本图片的最高准确率为 97.00%, 单张测试样本的平均识别时间在 15 s ~ 50 s 之间	文献 [74] 图 2
51	3D 视觉传感器和神经网络	管道	表面缺陷检测	对缺陷的最高准确率为 97.00%, 单张图片的平均识别时间为 19 s	文献 [75] 图 12
52	深度卷积神经网络	手机壳	表面缺陷检测	平均召回率为 68.68%. 在验证集上的实验表明, 对抗性训练具有较好的效果	文献 [76] 图 11
53	深度卷积神经网络	胶囊	表面缺陷检测	32 × 32 像素的胶囊图片的最大准确率为 94.68%	文献 [77] 第 4.1 节
54	支持向量机和卷积神经网络	车轮	表面缺陷检测	车轮缺陷检测准确率大于 87.00%, 精度值大于 87.00%, 召回率大于 89.00%	文献 [78] 图 3
55	深度卷积神经网络	管道	表面缺陷检测	在 200 多条管道实验中的平均准确率和召回率分别为 86.20% 和 90.60%	文献 [79] 图 8
56	自编码网络	纳米材料	表面缺陷检测	512 × 512 大小样本的最高识别准确率为 96.60%, 最低为 68.80%	文献 [28] 图 4
57	全卷积神经网络	管道	表面缺陷检测	3000 × 3724 大小的管道图像最高的缺陷检测准确率为 95.00%	文献 [34] 图 2
58	循环神经网络	手机屏幕	表面缺陷检测	对具有复杂尺寸和形状样本的平均准确率为 90.36%	文献 [35] 图 1

张测试样本平均测试时间在 15 s~50 s 之间, 实验结果相对其他本文调研检测对象识别率最高. 而采用自编码网络在纳米材料 512×512 像素图像缺陷检测样本中的最高识别准确率为 96.60%, 最低为 68.80%. 采用全卷积神经网络在 3000×3724 像素的管道缺陷样本图像中最好的缺陷检测准确率为 95.00%; 而循环神经网络对于多尺寸和多形状的样本具有较好的检测能力, 在 128×128 像素的检测样本图像中的平均准确率为 90.36%; 这主要是因为 CNN 可以从经过少量预处理甚至最原始的数据中学习到的抽象的、本质的、高阶的特征, 因此采用卷积神经网络对缺陷样本进行检测可以获得较高的识别准确率, 但不同大小的图片对卷积神经网络的影响较大. 基于自编码网络对产品缺陷进行检测检测可以很好的表达检测的目标信息, 提取复杂背景中的前景区域, 对环境噪声具有较好的鲁棒性, 因此其在纳米材料中也能获得很好地检测效果. 而全卷积神经网络将卷积层产生的特征图映射成一个固定长度的特征向量, 可以接受任意尺寸的输入图像, 因此在 3000×3724 像素的管道图像样本中也能取得较好的检测效果. 循环神经网络在进行循环操作提取输入层特征, 但不采用池化层提取特征, 而是采用循环卷积操作的方式对样本进行循环特征提取, 这样的特征提取机制有利于对尺寸和形状具有较大变化样本的缺陷检测.

3 缺陷检测技术的典型应用

3.1 电子元器件的缺陷检测

近年来, 社会对轻便化和微型化的高科技电子产品需求日益旺盛, 对电子元器件和工艺的要求更加严格. 值得庆幸的是, 目前较多的电子元器件生产企业已实现了自动化生产, 但在质量检测环节, 对电子元器件进行抽检仍然是国内电子元器件生产企业的主流检测方式之一. 这种人工抽样检测方式容易受主观因素的影响, 劳动强度大, 效率低. 本文拟通过对电子元器件缺陷检测技术应用情况进行综述, 探索适用于电子元器件的缺陷检测方法.

为了更好地解释集成、模拟电路的故障根源和设计机理, 获得高质量的电子产品, 2002 年 Shaw 等率先分析了电路典型故障机理, 利用 VHDL 结构电路模拟 CMOS 结构中晶体管的缺陷, 开发缺陷检测软件对电路缺陷进行检测^[80]. 针对封装集成电路的缺陷检测问题, 文献 [81] 利用 X 射线探测技术从器件正面、侧面获取电路内部结构并应用锁定热成像技术和 X 射线探测技术, 实现在不开封前提下进行 3D 叠层封装集成电路内部缺陷检测. Wu 等^[82-83] 分析了原始泄漏电流与内部泄漏电流之间的相互关

系, 采用 FA 技术对集成电路的缺陷进行检测. 以上这些方法从电路原理、电子元器件设计机理等方面对集成电路内部的缺陷进行检测. 而 Chao 等^[84-87] 分别采用聚类索引技术、观察缺陷矩阵与元器件参数的关联关系、数学形态学理论来提高电子元器件的内部缺陷检测准确率.

针对电子元器件的外部缺陷, 目前的研究主要采用图像分析和人工智能的方法对电子元器件外部缺陷进行检测. Jung 等^[88-89] 利用摄像机系统捕获板材产品缺陷数据图像, 通过对图像进行分析处理, 提出基于图像处理的裂纹检测技术, 该检测方法主要对电子元器件的缺陷位置进行定位, 实现裂纹缺陷检测. 另外, 还有一些工作是针对缺陷检测的执行时间进行研究, Hartmann 等^[90-91] 从模拟故障出发, 通过对功能失效的集成电路进行详细分析, 采用新型缓解电容器对集成电路设备进行缺陷检测, 以求缩短集成电路的缺陷检测时间, 提高设备使用寿命, 但对集成电路物理缺陷位置的定位准确度有待进一步提高.

通过以上分析可以发现, 目前的研究主要集中在电子元器件的内部缺陷、外部缺陷和提高电子元器件的执行时间方面, 如何集成这些技术, 开发一套能够高效准确地检测电子元器件产品的内、外部缺陷的缺陷检测集成系统, 将促进电子元器件行业的发展.

3.2 管道缺陷检测

随着科学技术的发展, 继铁路、公路、航空运输、水运之后的第五大运输工具, 管道运输被广泛应用于物流、燃气等方面. 为应对环境影响, 人为破坏等因素导致的管道事故频发问题, 对管道进行缺陷检测是学术界和工业界研究的热点问题^[92].

而管道内壁缺陷^[93]、缺陷尺寸和深度检测^[94-96]、管道抗腐蚀能力^[97]、管道中的小缺陷^[98-99] 和厚度管道^[100] 是研究者主要的研究问题. 如: 文献 [93] 针对管道内壁缺陷的检测问题, 提出了一种基于缺陷信息定位的模糊控制方法, 对管道内壁缺陷进行检测. 针对管道缺陷尺寸和深度的检测, 文献 [94-96] 提出了一种结合力、强度性指标的管道缺陷尺寸检测方法, 采用有限元分析软件对管道周向兰姆波的传播特性进行分析, 对不同深度的管道缺陷进行检测. 而针对管道中的抗腐蚀, 文献 [97] 采用多传感器数据融合技术和小波提取管道缺陷信息, 采用神经网络的管道缺陷检测方法对管道抗腐蚀能力进行检测. 针对管道小缺陷进行检测, 文献 [98-99] 依据管道超声导波实测信号的采样频率、中心频率以及杜芬方程特性, 提出了基于杜芬方程最大 Lyapunov 指数的超声导波管道小缺陷检

测方法. 针对厚壁管道的缺陷检测, 文献 [100] 详细分析了提高信噪比的机制和影响信噪比的因素, 使用电磁表面波传感器对厚壁管道上周缺陷进行检测, 但当缺陷深度不及表面波波长的 $1/4$ 时, 检测效果还有待提高.

为了进一步提高管道缺陷的检测能力, 也有研究者尝试声学的角度对管道缺陷进行检测, 2018 年文献 [101] 采用声学监测技术, 通过声音传感器捕获管道系统声音数据, 使用机器学习算法对数据进行对比分析, 将原声音信号转换为特征预测因子, 对管道泄漏缺陷进行检测. 另外, 还有一些工作是为了减少管道缺陷检测的执行时间, 如: Duan^[102] 通过分析了 TFR 方法和不确定性因素对 TFR 方法适用性的影响, 提出一种基于瞬态频率响应的管道泄漏检测方法, 虽然该方法响应及时, 但其准确性有待进一步提高. 通过上面的分析发现, 管道缺陷检测因其使用环境复杂, 存在的缺陷类型多样, 但在缺陷发生之前, 结合使用环境对管道进行寿命预测是一个具有研究意义的工作.

3.3 焊接件缺陷检测

在焊接件缺陷的检测中, 焊缝内部特征及缺陷在焊缝中的位置, 即: 缺陷定位, 对于缺陷修补、缺陷风险评价及对焊接工艺分析都是重要的信息. 在常规的五大无损检测技术中, 超声波缺陷检测法^[103]和射线缺陷检测法^[104]是一种检测焊接件内部缺陷的常用方法. 使用超声波对缺陷样本进行缺陷检测可在一定程度获得缺陷的内部结构信息, 因此, 有研究者将超声波缺陷检测方法应用在焊接件.

在缺陷定位方面, 文献 [105 – 107] 等分析焊接工艺过程中缺陷检测形成的激光脉冲宽度、能量、峰值等参数, 结合卡尔曼滤波器计算缺陷的三维位置, 对缺陷焊缝位置和大小孔隙进行检测. 而为了提高缺陷定位的准确性, 文献 [108] 分析焊接件的光谱信号, 利用 Fisher 距离准则选择缺陷特征信息, 提出了一种基于脉冲钨极氩弧焊的缺陷检测方法, 具有较好的缺陷定位能力. 从超声波检测方法的角度, 文献 [109 – 110] 采用脉冲回波超声信号对焊接件进行缺陷检测, 该方法对于相同类型的焊接件具有较好的缺陷检测能力, 但对于不同类型的焊接件的缺陷检测能力有待增强. 针对不同类型的焊接件缺陷检测, 文献 [111] 分析了四种焊接件的超声波回波信号, 对小波变换的时域、频域和时频域数据进行整理, 提取多个反映不同类型焊缝的超声特征信号, 提高焊接件内部的缺陷检测能力.

也有研究者采用机器视觉的方法对焊接件进行缺陷检测, 文献 [112] 利用图像处理方法对焊缝轮廓和特征进行分析, 提出一种基于机器视觉的无损

焊缝缺陷检测方法, 该方法对焊缝尺寸测量较好, 但对于具有噪声图像的处理方法没有进行相应的阐述. 因此, 文献 [113] 采用高斯低通的图像去噪去除焊缝图像噪声, 采用梯度幅值来增强图像特征的方法, 实现了焊接件焊缝缺陷的检测. 在深度学习方面, 文献 [114] 提出了一种基于卷积神经网络的焊接件缺陷图像分类方法, 建立了不同深度和层节点的卷积神经网络模型, 进行在线焊接件缺陷自动检测. 其他方面, 2018 年文献 [115] 从数学理论出发, 利用多项式模型和期望-最大化 (Expectation-maximization, EM) 算法对焊缝数据进行拟合分析, 提出了一种基于多项式模型的焊缝分类方法, 该方法能计算出焊缝宽度和高度.

通过上面分析可以发现, 超声波检测穿透力强, 对面积型缺陷的检测率高, 对缺陷的定位较准确, 但超声波检测对检测样本的定量分析仍需要做大量的研究, 对具有复杂形状和不规则的检测样本采用超声波检测具有困难. 因此, 将超声探头获得的缺陷数据, 运用深度学习的方法进行分析, 对于超声波检测的定量分析是一种值得尝试的方法.

3.4 机械零件的缺陷检测

机械零件的缺陷检测主要是指采用缺陷检测技术, 对机械零件的外观和内部进行缺陷检测^[116]. 2011 年文献 [117] 通过阈值去噪法和分析信号中叠加信号的振幅和相位的差异, 提出一种基于相位检测频率域反射仪的电缆缺陷检测方法. 文献 [118–119] 为检测金属表面裂纹, 设计了基于有限差分域的矢量衍射理论的电磁仿真模型, 研究了微观散射的暗场成像规律, 提出了一种基于集成波导技术的新型微波探头缺陷检测方法. 文献 [120] 对超声探头的声场特性进行分析研究, 利用时间数字转换器得到回波信号的时差值并将采集到的不同时差值进行数学分析, 提出了一种基于超声透射时差的缺陷检测方法. 文献 [121 – 122] 等将主成分分析与移动窗相结合的策略对缺陷数据进行拆分, 用低秩矩阵提取背景信息, 提出一种基于射线技术的缺陷检测方法, 该方法对检测样本材料中的夹杂物和空洞等缺陷问题具有较好的检测效果. 以上的分析主要是采用超声波和射线检测法对电缆和金属表面裂纹进行缺陷.

在图像处理方面, 文献 [123–124] 分析了不同尺寸、不同深度、不同表面和次表面异常的工业金属零件缺陷, 提出一种基于感应热成像的制造产品检测方法, 但检测效果有待提高. 为了进一步提高检测效果, 文献 [125 – 126] 基于数据驱动的机器视觉检测方法检测裂纹缺陷, 开发了一种金属部件生产过程中缺陷控制的缺陷检测系统. 而针对腐蚀缺陷,

2016 年文献 [127] 基于图像处理技术, 结合直方图均衡化、形态学处理和 RGB 彩色模型知识, 提出了一种防震锤锈蚀缺陷检测方法, 通过防震锤正常与锈蚀情况进行模板匹配, 对锈蚀缺陷进行缺陷检测. 而针对复杂图像的处理, 文献 [128] 提出了一种基于局部方向模糊方法的图像背景提取方法, 用于定位检测整个视角区域的缺陷. 而文献 [129] 从图像处理技术出发, 采用图像剪切、中值滤波和 Canny 边缘提取以及形态学膨胀等方法, 清除与图像边界连接区, 对缺陷区域图像进行分割与检测, 实现胶管表面缺陷的在线检测.

在深度学习方面, 文献 [130] 为了检测太阳能电池的缺陷, 建立了太阳能电池板的电极发光图像与缺陷类型间的神经网络预测模型, 对太阳能电池板不同类型缺陷进行自适应定位检测. 为了提高缺陷检测的准确性, 文献 [131 - 132] 将新型神经结构与启发式搜索相融合, 提出了一种新型神经网络体系结构, 对机械零件缺陷进行检测.

综上所述, 目前在机械零件缺陷检测方面的研究较多, 但都从不同的机械零件样本进行相应的研究, 没有系统地归纳各种机械零件的缺陷类型. 针对常用的缺陷类型, 提出一些普适的机械零件缺陷检测方法. 同时, 面向航空航天精密机械零部件缺陷检测的研究较少.

3.5 缺陷检测技术在质量控制中的典型应用

缺陷检测技术在质量控制中的典型应用是指通过缺陷检测技术对制造产品进行缺陷检测, 获得缺陷产品的缺陷信息, 结合制造企业需求, 对有缺陷的产品和无缺陷的产品反馈给自动控制系统进行“后操作”的过程. 缺陷检测技术在质量控制中的典型应用主要包括“优劣”产品分类应用和基于缺陷检测技术的智能装备故障预测和诊断; 值得说明的是: 现代质量工程技术把质量控制划分为若干阶段, 在产品开发设计阶段的质量控制叫做质量设计; 在制造中需要对生产过程进行监测, 该阶段称为质量监控阶段; 以抽样检验控制质量和根据经验获得的产品缺陷进行反馈, 被称之为事后质量控制. 因此, 本文的质量控制技术是指事后质量控制.

3.5.1 缺陷检测技术在制造产品分类中的应用

缺陷检测技术在制造产品分类中的应用是指采用缺陷检测技术对样本进行缺陷检测所产生的数据, 经过分析处理传递到其他系统, 作为自动控制系统的信息输入端, 给机器人及其他智能分拣设备对有缺陷的产品进行回收处理^[133].

缺陷检测技术在制造产品分类的应用中, 结合缺陷数据采用合适的分类算法对产品进行分类是实现缺陷检测技术在制造产品分类应用中的重要组成

部分. 采用统计学和图像处理方法对产品进行分类是常用的分类方法, 从统计学角度, 文献 [134 - 135] 采用多层边缘分割例程, 详细分析了 SPIF 成形零件的特点, 考虑几何、曲率、位置、方位和过程参数, 通过缺陷检测技术检测出产品不同缺陷特征, 通过对不同特征的分析, 采用统计学的方法 (如: 时域分类器^[136]) 对不同缺陷产品优劣分类, 在结合分拣设备进行“剔废”. 从图像处理角度, 文献 [137 - 138] 通过总结产品缺陷类型及产生原因, 采用图像分割方法提取直方图的多个纹理特征, 根据序列特征对纹理进行自动排序, 根据枪管内壁缺陷情况采用直方图对优劣产品进行分类. 而随着深度学习的发展, 采用神经网络对特征数据进行分析, 结合较优的分类算法对产品优劣进行分类处理, 实现事后质量控制. Greska 等^[139-140] 对零件的检测信息数据进行深入分析, 如: 表面缺陷公差的分析, 结合计算机理论以及信息处理技术, 摒弃了传统分类系统的零件检索和粗糙分类方法, 将数学理论与神经网络相结合, 建立了基于人工神经网络的监督学习分类器, 提出了基于 SoftMax 分类算法^[141] 的零件分类方法.

以上的研究主要集中在采用合适的分类算法, 结合检测对象属性对产品进行质量控制, 而零件缺陷特征与执行机构控制的关联关系模型相关的研究较少. 如何结合企业实际生产需要, 结合零件缺陷特征与执行机构控制的关联关系模型, 建立“剔废”执行机构、控制器、反馈执行单元等相结合的多模态缺陷分类控制系统将具有较好的应用价值.

3.5.2 缺陷检测技术在智能装备故障预测和诊断的应用

将缺陷检测技术获得的缺陷数据反馈给生产设备进行故障预测和故障分析是控制产品质量的重要一环^[142]. 随着大数据和深度学习的发展, 国内外学者相继从制造产品缺陷检测数据角度出发, 对制造产品的质量控制进行深入研究. Shin 等^[143-148] 采用小波变换、分量法、最小二乘法和线性滤波等算法对缺陷数据和智能装备生产数据进行分析, 并结合机械故障诊断知识, 在神经网络理论的基础上, 结合 SoftMax 分类算法, 提出一种基于神经网络的机械故障预测方法, 并在滚动轴承、滑动轴承以及变速箱中实验验证了所提方法的可行性. 除了 SoftMax 分类算法外, 基于支持向量机的分类算法也是目前常用的预测算法之一. 如: Pichler 等^[149-151] 通过不断测试刹车片和阀门缺陷数据, 运用数学理论对有裂纹或损坏的往复式压缩机阀门和刹车片数据进行处理分析, 利用 Logistic 回归和支持向量机对特征进行分类, 对压缩机和刹车系统进行故障预测. 文献 [152] 通过对遗传算法、阈值尺度因子、快速异常检

表 5 基于深度学习的缺陷检测方法

Table 5 Deep learning defect detection methods

编号	论文	录用信息	核心思想	开源代码
60	高精度的目标检测 ^[155]	CVPR 2017	用普通分类网络的卷积层获得样本的特征图, 采用感兴趣区域算法在特征图中获得待测目标对象, 提高目标检测的精度.	https://github.com/daijifeng001/R-FCN
61	高定位能力的目标检测 ^[156]	CVPR 2017	改进 Faster R-CNN ^[157] 网络, 提高检测速度; 在提取感兴趣区域时, 增加一次池化操作提高感兴趣区域对位置定位的准确性.	https://github.com/TuSimple/mx-maskrcnn
62	快速的目标检测 ^[158]	CVPR 2017	采用候选框对物体进行特征选择, 增加对候选框物体判定的二分类函数, 采用多尺度预测的思想, 对预测位置进行准确判定.	https://github.com/pjreddie/darknet
63	端到端的小目标检测 ^[159]	CVPR 2017	采用端到端的思想, 结合位置回归, 将语义信息融合到底层网络特征中, 提高对小目标的目标检测能力.	https://github.com/MTCLOUDVISION/mxnet-dssd
64	从零开始训练网络策略 ^[160]	ICCV 2017	提出一种从零开始的网络训练策略, 提出了收敛区域和图像空间不匹配问题的解决思路.	https://github.com/szq0214/DSOD
65	小目标检测 ^[161]	CVPR 2017	针对池化操作会引起特征信息丢失的问题, 采用网络的高层特征和底层特征进行学习和训练, 提高小目标的检测效果	https://github.com/unsky/FPN
66	数据样本不均衡的目标检测 ^[162]	ICCV 2017	针对检测目标的多样性, 采用可变形的卷积网络和感兴趣区域提高在复杂背景下不规则形状物体的检测能力	https://github.com/msracver/Deformable-ConvNets
67	复杂背景目标检测 ^[163]	ICCV 2017	针对背景样本复杂, 通过增加语义层过滤无用背景信息, 后阶段的特征和分类器只负责处理过滤后的少量样本	https://github.com/wk910930/ccnn
68	被遮挡物体检测 ^[164]	ICCV 2017	在训练过程中, 提出多尺度训练策略, 通过调整阈值函数提高被遮挡物体的检测能力	https://github.com/bharatsingh430/soft-nms
69	基于物体之间的关联关系的目标检测 ^[165]	CVPR 2018	提出物体间关联关系的度量方法, 将关联信息融入提取后的特征中, 并保持特征维数不变, 提高相似性物体之间的特征识别能力.	https://github.com/msracver/Relation-Networks-for-Object-Detection

测、核函数进行详细分析与研究, 提出了一种基于支持向量机的故障预测算法, 以飞机故障检测为具体的实验对象, 以缺陷检测反馈的数据为核心, 对飞机进行故障预测. 其他方面, 文献 [153 – 154] 对高速列车的车轮轴承故障、噪声和干扰进行分析研究, 利用故障脉冲信号的卷积稀疏特性, 提出一种基于冲击响应卷积稀疏编码技术的故障预测方法, 从数据分析处理及反馈的角度对轴承进行故障预测.

虽然故障预测和诊断是工业界一直研究的热点和难点问题, 而在产品生产过程中, 系统的不同组成单元之间进行相互关联, 相互耦合, 导致了生产系统具有强烈的不确定性和非线性特征, 而通过对产品缺陷检测数据进行研究, 预测生产系统可能故障单元将对故障诊断准确率的提高具有重要意义.

4 展望

通过综述发现, 质量相关的故障预测和诊断技术的研究目前还处于一个相对初步的探索阶段, 现有的方法大多是基于缺陷检测的优劣产品分类上, 对工业机器人和智能分拣设备等的理论和实际应用

的研究较少; 同时, 在线的缺陷检测技术的识别精度有进一步提高的空间, 因此, 有必要进一步提高缺陷检测的精度, 并深入分析缺陷检测相关的反馈技术、故障预测和诊断技术, 具体可从以下几个方面开展研究工作:

1) 深度学习本质是数据驱动的, 需要大量不同产品的角度、位置、大小、形状等信息, 而现有数据集的数据量相对较少, 且现有的 CNN、自编码网络、深度残差网络、全卷积神经网络和循环神经网络方法各有优缺点. 如何获得普适的深度学习模型进行缺陷检测是接下来可以进一步深入研究的难点.

2) 在图像采集过程中, 目标物体的表现特征会随着光照条件、拍摄视角、以及拍摄距离不同产生较大变化, 且由于检测目标背景不同, 很多噪声干扰以及被检测样本的部分遮挡也会对检测结果产生较大影响, 因此, 如何基于深度学习强大的特征提取能力来提高缺陷检测样本的准确度是需要进一步解决的问题.

3) 目前的缺陷检测方法主要针对二维图像的物体表面缺陷检测, 主要检测对象是物体的表面划痕、

擦伤等, 而二维图像序列获得的视角信息较为单一, 无法获得任意视角产品的信息. 如何通过多摄像机对传送带中的产品进行三维建模, 更加清楚地表达产品各视角下的信息, 提高产品缺陷检测的准确性将是未来研究的一个方向.

4) 随着智能制造企业对缺陷检测技术的重视, 如何采用嵌入式传感设备对制造产品进行在线实时检测, 并将多种缺陷检测方法进行融合和互补, 结合智能传感器和机械机构实现制造产品的多模态实时缺陷检测, 将有利于实际的智能工厂应用.

5) 结合缺陷检测技术在制造产品分类中的应用, 设计制造产品分拣机构; 建立产品缺陷特征与反馈的关联关系模型; 最后, 结合机械臂或机械分拣装置剔除缺陷产品, 是实现工业应用的重要研究方向之一.

6) 基于缺陷检测技术的智能装备故障预测, 将产品信息加以处理分析, 在明确产品缺陷或故障信息产生原因后, 将缺陷或故障信息反馈给本机系统, 实现产品在线生产与自我纠错, 从而提高产品质量, 降低人力物力和生产成本.

5 结论

质量作为产品生产中的重要一环, 缺陷检测对其应用具有极大的实际意义, 也是广大科研工作者和企业研究的热点之一. 本文针对复杂工业过程中制造产品相关的缺陷检测的研究现状进行了较为全面的综述, 对缺陷检测技术的优缺点进行了总结, 对缺陷检测技术的实验结果进行了分析概括; 针对所获得的缺陷信息, 概述了缺陷检测技术在电子元器件、管道、制造装备、焊接件和制造产品缺陷分类和故障预测中的应用情况, 以期对智能装备的“后操作”提供辅助支持. 同时, 结合实际应用需求和人工智能的发展, 指出未来有待深入研究的问题. 这些问题的解决将促进缺陷检测技术具有更好地普适性、更高的缺陷检测准确率和满足企业实时性检测的需求. 为了进一步辅助研究者和企业工程师将深度学习的方法应用在产品的缺陷检测, 表 5 从高精度、高定位、快速检测、小目标、复杂背景、被遮挡物体检测、物体关联关系等几个方面总结近年来发表在 ICCV 和 CVPR 等知名国际会议上的相关论文, 并总结了这些较优论文的核心思想和源代码, 以辅助研发人员进行知识重用和创新设计.

References

- Zhou Liang, Wang Zhen-Huan, Sun Dong-Chen, Mu Nai-Feng. Present situation and development of modern precision measurement technology. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, **38**(8): 1869–1878
(周亮, 王振环, 孙东辰, 穆乃锋. 现代精密测量技术现状及发展. 仪器仪表学报, 2017, **38**(8): 1869–1878)
- Peng Kai-Xiang, Ma Liang, Zhang Kai. Review of quality-related fault detection and diagnosis techniques for complex industrial processes. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(3): 349–365
(彭开香, 马亮, 张凯. 复杂工业过程质量相关的故障检测与诊断技术综述. 自动化学报, 2017, **43**(3): 349–365)
- Kumar A. Computer-vision-based fabric defect detection: A survey. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2008, **55**(1): 348–363
- Wu Xin-Jun, Zhang Qing, Shen Gong-Tian. Review on advances in pulsed eddy current nondestructive testing technology. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, **37**(8): 1698–1712
(武新军, 张卿, 沈功田. 脉冲涡流无损检测技术综述. 仪器仪表学报, 2016, **37**(8): 1698–1712)
- Seebauer E G, Noh K W. Trends in semiconductor defect engineering at the nanoscale. *Materials Science and Engineering: R: Reports*, 2010, **70**(3–6): 151–168
- Li Jian, Chen Shi-Li, Huang Xin-Jing, Zeng Zhou-Mo, Jin Shi-Jiu. Review of leakage monitoring and quasi real-time detection technologies for long gas & oil pipelines. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, **37**(8): 1747–1760
(李健, 陈世利, 黄新敬, 曾周末, 靳世久. 长输油气管道泄漏监测与准实时检测技术综述. 仪器仪表学报, 2016, **37**(8): 1747–1760)
- Tian Gui-Yun, Gao Bin, Gao Yun-Lai, Wang Ping, Wang Hai-Tao, Shi Yong-Sheng. Review of railway rail defect non-destructive testing and monitoring. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, **37**(8): 1763–1780
(田贵云, 高斌, 高运来, 王平, 王海涛, 石永生. 铁路钢轨缺陷损伤巡检与监测技术综述. 仪器仪表学报, 2016, **37**(8): 1763–1780)
- Kandpal L M, Park E, Tewari J, Cho B K. Spectroscopic techniques for nondestructive quality inspection of pharmaceutical products: A review. *Journal of Biosystems Engineering*, 2015, **40**(4): 394–408
- Shen Gong-Tian, Li Jian, Wu Xin-Jun. Research and application of pulsed eddy current testing technology for pressure equipment. *Journal of Mechanical Engineering*, 2017, **53**(4): 49–58
(沈功田, 李建, 武新军. 承压设备脉冲涡流检测技术研究及应用. 机械工程学报, 2017, **53**(4): 49–58)
- Huang Feng-Ying. Quantitative evaluation method for eddy current testing of rail surface crack. *China Railway Science*, 2017, **38**(2): 28–33
(黄凤英. 钢轨表面裂纹涡流检测定量评估方法. 中国铁道科学, 2017, **38**(2): 28–33)
- Zhou Zheng-Gan, Sun Guang-Kai. New progress of the study and application of advanced ultrasonic testing technology. *Journal of Mechanical Engineering*, 2017, **53**(22): 1–10
(周正干, 孙广开. 先进超声检测技术的研究应用进展. 机械工程学报, 2017, **53**(22): 1–10)
- Wang Xing-Guo, Wu Wen-Lin, Chen Zheng-Lin, Wu Nan-Xing. Air-coupling ultrasonic testing of defects in LY12 duralumin alloys. *China Mechanical Engineering*, 2017, **28**(21): 2582–2587
(王兴国, 吴文林, 陈正林, 吴南星. LY12 硬铝合金损伤缺陷的空气耦合超声检测. 中国机械工程, 2017, **28**(21): 2582–2587)

- 13 Lu Wen-Hao, Li Ya-Li, Wang Sheng-Jin, Ding Xiao-Qing. Improvements of 3D object detection with part-based models. *Acta Automatica Sinica*, 2012, **38**(4): 497–506
(鹿文浩, 李亚利, 王生进, 丁晓清. 基于部件的三维目标检测算法新进展. *自动化学报*, 2012, **38**(4): 497–506)
- 14 Ma Tao, Sun Zhen-Guo, Chen Qiang. Crack detection algorithm for fluorescent magnetic particle inspection based on shape and texture features. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 2018, **58**(1): 50–54
(马涛, 孙振国, 陈强. 基于几何与纹理特征相融合的磁粉探伤裂纹提取算法. *清华大学学报(自然科学版)*, 2018, **58**(1): 50–54)
- 15 Huang Zhan-Hong, Huang Chun-Fang, Zhang Jian-Wei, Jiang Da-Zhi, Ju Su. Acoustic emission technique for damage detection and failure process determination of fiber-reinforced polymer composites: An application review. *Materials Review*, 2018, **32**(7): 1122–1128
(黄展鸿, 黄春芳, 张鉴炜, 江大志, 鞠苏. 声发射技术在纤维增强复合材料损伤检测和破坏过程分析中的应用研究进展. *材料导报*, 2018, **32**(7): 1122–1128)
- 16 Zhou De-Qiang, Pan Meng, Chang Xiang, Wang Hua, Cao Pi-Yu. Research on detection modes of ferromagnetic component defects using pulsed eddy current. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, **38**(6): 1498–1505
(周德强, 潘萌, 常祥, 王华, 曹丕宇. 铁磁性构件缺陷的脉冲涡流检测模式研究. *仪器仪表学报*, 2017, **38**(6): 1498–1505)
- 17 Shen Gong-Tian. Development status of nondestructive testing and evaluation technique for pressure equipment. *Journal of Mechanical Engineering*, 2017, **53**(12): 1–12
(沈功田. 承压设备无损检测与评价技术发展现状. *机械工程学报*, 2017, **53**(12): 1–12)
- 18 Wu Guan-Hua, Xiong Hong-Jian. Radiography testing in China. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, **37**(8): 1683–1695
(邬冠华, 熊鸿建. 中国射线检测技术现状及研究进展. *仪器仪表学报*, 2017, **37**(8): 1683–1695)
- 19 Tan Chao, Dong Feng. Parameters measurement for multi-phase flow process. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(11): 1923–1932
(谭超, 董峰. 多相流过程参数检测技术综述. *自动化学报*, 2013, **39**(11): 1923–1932)
- 20 Yuan Wei-Qi, Xue Dan. Review of tunnel lining crack detection algorithm based on machine vision. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, **38**(12): 3100–3111
(苑玮琦, 薛丹. 基于机器视觉的隧道衬砌裂缝检测算法综述. *仪器仪表学报*, 2017, **38**(12): 3100–3111)
- 21 Yang J, Li S B, Gao Z, Wang Z, Liu W. Real-time recognition method for 0.8 cm darning needles and KR22 bearings based on convolution neural networks and data increase. *Applied Sciences*, 2018, **8**(10): Article No. 1857
- 22 Yang G C, Yang J, Sheng W H, Junior F E F, Li S B. Convolutional neural network-based embarrassing situation detection under camera for social robot in smart homes. *Sensors*, 2018, **18**(5): Article No. 1530
- 23 Li Dong-Min, Li Jing, Liang Da-Chuan, Wang Chao. Multiple salient objects detection using multi-scale prior and deep features. *Acta Automatica Sinica*, 2019, **45**(11): 2058–2070
(李东民, 李静, 梁大川, 王超. 基于多尺度先验深度特征的多目标显著性检测方法. *自动化学报*, 2019, **45**(11): 2058–2070)
- 24 Zhang Hui, Wang Kun-Feng, Wang Fei-Yue. Advances and perspectives on applications of deep learning in visual object detection. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(8): 1289–1305
(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. *自动化学报*, 2017, **43**(8): 1289–1305)
- 25 Fang F, Li L, Gu Y, et al. A novel hybrid approach for crack detection. *Pattern Recognition*, 2020, 107: 107474.
- 26 Jiang J F, Chen Z M, He K J. A feature-based method of rapidly detecting global exact symmetries in CAD models. *Computer-Aided Design*, 2013, **45**(8–9): 1081–1094
- 27 Cheng J C P, Wang M Z. Automated detection of sewer pipe defects in closed-circuit television images using deep learning techniques. *Automation in Construction*, 2018, **95**: 155–171
- 28 Bergmann P, Löwe S, Fauser M, Sattlegger D, Steger C. Improving unsupervised defect segmentation by applying structural similarity to autoencoders. arXiv preprint arXiv: 1807.02011, 2018
- 29 Yang J, Yang G C. Modified convolutional neural network based on dropout and the stochastic gradient descent optimizer. *Algorithms*, 2018, **11**(3): Article No. 28
- 30 Lin J H, Yao Y, Ma L, Wang Y J. Detection of a casting defect tracked by deep convolution neural network. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2018, **97**(1): 573–581
- 31 Wei F, Yao G, Yang Y, et al. Instance-level recognition and quantification for concrete surface bughole based on deep learning. *Automation in Construction*, 2019, 107: 102920
- 32 Tao X, Wang Z H, Zhang Z T, Zhang D P, Xu D, Gong X Y, et al. Wire defect recognition of spring-wire socket using multitask convolutional neural networks. *IEEE Transactions on Components, Packaging and Manufacturing Technology*, 2018, **8**(4): 689–698
- 33 Lin Yi-Lun, Dai Xing-Yuan, Li Li, Wang Xiao, Wang Fei-Yue. The new frontier of AI research: Generative adversarial networks. *Acta Automatica Sinica*, 2018, **44**(5): 775–792
(林懿伦, 戴星原, 李力, 王晓, 王飞跃. 人工智能研究的新前线: 生成式对抗网络. *自动化学报*, 2018, **44**(5): 775–792)
- 34 Xue Y D, Li Y C. A fast detection method via region-based fully convolutional neural networks for shield tunnel lining defects. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2018, **33**(8): 638–654
- 35 Lei J, Gao X, Feng Z L, Qiu H M, Song M L. Scale insensitive and focus driven mobile screen defect detection in industry. *Neurocomputing*, 2018, **294**: 72–81
- 36 Wen Li-Wei, Song Qing-Hua, Qin Li-Hua, Xiao Jun. Defect detection and closed-loop control system for automated fiber placement forming components based on machine vision and UMAC. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2015, **36**(12): 3991–4000
(文立伟, 宋清华, 秦丽华, 肖军. 基于机器视觉与 UMAC 的自动铺丝成型构件缺陷检测闭环控制系统. *航空学报*, 2015, **36**(12): 3991–4000)

- 37 Zhou De-Qiang, Wang Jun, Zhang Qiu-Ju, Wu Jing-Jing, Zhang Hong. Research on sensing mechanism of ferromagnetic component flaw using pulsed eddy current testing. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2015, **36**(5): 989–995
(周德强, 王俊, 张秋菊, 吴静静, 张洪. 铁磁性构件缺陷的脉冲涡流检测传感机理研究. 仪器仪表学报, 2015, **36**(5): 989–995)
- 38 Wu Ting, Lu Shao-Hui, Han Wang-Ming, Hu Ke-Gang, Tang Yi-Ping. In-pipe internal defect inspection method based on active stereo omni-directional vision sensor. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2015, **36**(10): 2258–2264
(吴挺, 鲁少辉, 韩旺明, 胡克钢, 汤一平. 基于主动式全景视觉传感器的管道内部缺陷检测方法. 仪器仪表学报, 2015, **36**(10): 2258–2264)
- 39 Zeng Wei, Wang Hai-Tao, Tian Gui-Yun, Fang Lin, Wang Wen, Wan Min, et al. Research on laser ultrasonic defect signal detection technology based on energy analysis. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2014, **35**(3): 650–655
(曾伟, 王海涛, 田贵云, 方凌, 汪文, 万敏, 等. 基于能量分析的激光超声波缺陷检测研究. 仪器仪表学报, 2014, **35**(3): 650–655)
- 40 Wilson J W, Tian G Y. Pulsed electromagnetic methods for defect detection and characterisation. *NDT & E International*, 2007, **40**(4): 275–283
- 41 Shi D Q, Gao G L, Xiao P, Gao Z W. Defects detection system for steel tubes based on electromagnetic acoustic technology. *Procedia Engineering*, 2012, **29**: 252–256
- 42 Zhou De-Qiang, Tian Gui-Yun, You Li-Hua, Wang Hai-Tao, Wang Ping. Study on pulsed eddy current defect signal detection technology based on spectrum analysis. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2011, **32**(9): 1948–1953
(周德强, 田贵云, 尤丽华, 王海涛, 王平. 基于频谱分析的脉冲涡流缺陷检测研究. 仪器仪表学报, 2011, **32**(9): 1948–1953)
- 43 Zhang H, Gao B, Tian G Y, Woo W L, Bai L B. Metal defects sizing and detection under thick coating using microwave NDT. *NDT & E International*, 2013, **60**: 52–61
- 44 Lin Nai-Chang, Yang Xiao-Xiang, Lin Wen-Jian, Zhu Zhi-Bin. Defect detection of TOFD D scanning image based on parabola fitting. *Transactions of The China Welding Institution*, 2014, **35**(6): 105–108
(林乃昌, 杨晓翔, 林文剑, 朱志彬. 基于抛物线拟合的 TOFD 图像缺陷检测. 焊接学报, 2014, **35**(6): 105–108)
- 45 Zeng Wei, Wang Hai-Tao, Tian Gui-Yun, Fang Ling, Wang Wen. Application laser ultrasound imaging technology for detecting defect based on Hilbert transform. *Chinese Journal of Lasers*, 2014, **41**(5): 182–188
(曾伟, 王海涛, 田贵云, 方凌, 汪文. 基于 Hilbert 变换的激光超声波成像技术在缺陷检测中的应用. 中国激光, 2014, **41**(5): 182–188)
- 46 Chi Da-Zhao, Gang Tie. Defect detection method based on ultrasonic clutter wave suppression. *Transactions of the China Welding Institution*, 2015, **36**(10): 17–20
(迟大钊, 刚铁. 基于超声杂波抑制的缺陷检测. 焊接学报, 2015, **36**(10): 17–20)
- 47 Huang Gang. Research on defect detection system for material based on ultrasonic transmission method. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, **37**(4): 818–826
(黄刚. 基于超声透射时差法的金属棒缺陷检测研究. 仪器仪表学报, 2016, **37**(4): 818–826)
- 48 Shi Yi-Bing, Luo Qing-Wang, Wang Zhi-Gang, Zhang Wei, Ma Dong. Research on the detection of local defects of pipes based on dual receivers. *Acta Electronica Sinica*, 2018, **46**(1): 197–202
(师奕兵, 罗清旺, 王志刚, 张伟, 马东. 基于多元接收线圈的管道局部缺陷检测方法研究. 电子学报, 2018, **46**(1): 197–202)
- 49 Qu Er-Qing, Cui Yue-Jiao, Xu Sen, Sun He-Xu. Saliency defect detection in strip steel by improved Gabor filter. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Nature Science Edition)*, 2017, **45**(10): 12–17
(屈尔庆, 崔月皎, 徐森, 孙鹤旭. 改进的 Gabor 滤波器带钢表面缺陷显著性检测. 华中科技大学学报 (自然科学版), 2017, **45**(10): 12–17)
- 50 Yuan Xiao-Cui, Wu Lu-Shen, Chen Hua-Wei. Improved image preprocessing algorithm for rail surface defects detection. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2014, **26**(5): 800–805
(袁小翠, 吴禄慎, 陈华伟. 钢轨表面缺陷检测的图像预处理改进算法. 计算机辅助设计与图形学学报, 2014, **26**(5): 800–805)
- 51 Ge J H, Li W, Chen G M, Yin X K, Yuan X N, Yang W C, et al. Multiple type defect detection in pipe by Helmholtz electromagnetic array probe. *NDT & E International*, 2017, **91**: 97–107
- 52 Kazantsev I G, Lemahieu I, Salov G I, Denys R. Statistical detection of defects in radiographic images in nondestructive testing. *Signal Processing*, 2002, **82**(5): 791–801
- 53 Tian Y, Du D, Cai G R, Wang L, Zhang H. Automatic defect detection in X-Ray images using image data fusion. *Tsinghua Science & Technology*, 2006, **11**(6): 720–724
- 54 He Zhen-Dong, Wang Yao-Nan, Mao Jian-Xu, Yin Feng. Research on inverse P-M diffusion-based rail surface defect detection. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(8): 1667–1679
(贺振东, 王耀南, 毛建旭, 印峰. 基于反向 P-M 扩散的钢轨表面缺陷视觉检测. 自动化学报, 2014, **40**(8): 1667–1679)
- 55 Yang Li-Jian, Cao Hui. Deep learning based weld and flange identification in pipeline. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018, **39**(2): 193–202
(杨理践, 曹辉. 基于深度学习的管道焊缝法兰组件识别方法. 仪器仪表学报, 2018, **39**(2): 193–202)
- 56 Duan H F. Transient frequency response based leak detection in water supply pipeline systems with branched and looped junctions. *Journal of Hydroinformatics*, 2017, **19**(1): 17–30
- 57 Qian Xiao-Liang, Zhang He-Qing, Zhang Huan-Long, He Zhen-Dong, Yang Cun-Xiang. Solar cell surface defect detection based on visual saliency. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, **38**(7): 1570–1578
(钱晓亮, 张鹤庆, 张焕龙, 贺振东, 杨存祥. 基于视觉显著性的太阳能电池片表面缺陷检测. 仪器仪表学报, 2017, **38**(7): 1570–1578)
- 58 Chi Da-Zhao, Li Sun-Jue, Sun Chang-Li, Gang Tie. Binocular visual based defect buried depth testing method. *Transactions of the China Welding Institution*, 2016, **37**(11): 7–10
(迟大钊, 李孙珏, 孙昌立, 刚铁. 基于双目视觉的缺陷深度测量方法. 焊接学报, 2016, **37**(11): 7–10)

- 59 Galan U, Orta P, Kurfess T, Ahuett-Garza H. Surface defect identification and measurement for metal castings by vision system. *Manufacturing Letters*, 2018, **15**: 5–8
- 60 Yang Li-Jun, Tian Hong-Gang, An Li-Ming, Wen Yin-Tang, Luo Xiao-Yuan. Bonding defect detection method of aeronautical insulating composites based on coplanar capacitance imaging reconstruction. *Acta Armamentarii*, 2017, **38**(12): 2488–2496
(杨丽君, 田洪刚, 安立明, 温银堂, 罗小元. 基于同面电容成像的航天隔热复合材料粘接缺陷检测方法. *兵工学报*, 2017, **38**(12): 2488–2496)
- 61 Zhu Yan-Yan, Zuo Jian-Hua, Lu Ji-Ping, Xu Dong-Xiao. A on-line detection system development based on image processing for rubber hose defects. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2017, **37**(9): 937–941
(朱妍妍, 左建华, 卢继平, 徐东晓. 基于图像处理的胶管缺陷在线检测系统开发. *北京理工大学学报*, 2017, **37**(9): 937–941)
- 62 Lin Jian-Chun, Yang Ai-Jun, Shen Yi-Hui. Evaluation of imaging performance for electroluminescence defect detector. *Optics and Precision Engineering*, 2017, **25**(6): 1418–1424
(林剑春, 杨爱军, 沈耀辉. 电致发光缺陷检测仪的成像性能评估. *光学精密工程*, 2017, **25**(6): 1418–1424)
- 63 Yang Cheng-Li, Yin Ming, Xiang Zhao-Wei, Fan Kui. Defect detection in magnetic tile images based on non-subsampled Shearlet transform. *Advanced Engineering Sciences*, 2017, **49**(2): 217–224
(杨成立, 殷鸣, 向召伟, 范奎. 基于非下采样 Shearlet 变换的磁瓦表面缺陷检测. *工程科学与技术*, 2017, **49**(2): 217–224)
- 64 Zhou Xiu-Yun, Xue Yun, Zhou Jin-Long. Defect detection of solder balls based on multi-physical field. *Journal of Southwest Jiaotong University*, 2017, **52**(2): 363–368
(周秀云, 薛云, 周金龙. 基于多物理场的焊球缺陷检测方法. *西南交通大学学报*, 2017, **52**(2): 363–368)
- 65 Fieres J, Schumann P, Reinhart C. Predicting failure in additively manufactured parts using X-ray computed tomography and simulation. *Procedia Engineering*, 2018, **213**: 69–78
- 66 Chehami L, Moulin E, de Rosny J, Prada C, Chatelet E, Lacerra G, et al. Nonlinear secondary noise sources for passive defect detection using ultrasound sensors. *Journal of Sound & Vibration*, 2017, **386**: 283–294
- 67 Droubi M G, Faisal N H, Orr F, Steel J A, El-Shaib M. Acoustic emission method for defect detection and identification in carbon steel welded joints. *Journal of Constructional Steel Research*, 2017, **134**: 28–37
- 68 D'Angelo G, Rampone S. Feature extraction and soft computing methods for aerospace structure defect classification. *Measurement*, 2016, **85**: 192–209
- 69 Pichler K, Lughofer E, Pichler M, Buchegger T, Klement E P, Huschenbett M. Fault detection in reciprocating compressor valves under varying load conditions. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, **70–71**: 104–119
- 70 Yu Yong-Wei, Du Liu-Qing, Zeng Cui-Lan, Zhang Jian-Heng. Automatic localization method of small casting defect based on deep learning feature. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, **37**(6): 1364–1370
(余永维, 杜柳青, 曾翠兰, 张建恒. 基于深度学习特征匹配的铸件微小缺陷自动定位方法. *仪器仪表学报*, 2016, **37**(6): 1364–1370)
- 71 Sun Jian-Ping, Wang Feng-Hu, Zhu Xiao-Dong. Application of wavelet-neural network in defect location non-destructive testing of MDF. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2008, **29**(5): 954–958
(孙建平, 王逢瑚, 朱晓冬. 小波-神经网络在 MDF 缺陷定位检测中的应用. *仪器仪表学报*, 2008, **29**(5): 954–958)
- 72 Park J K, Kwon B K, Park J H, Kang D J. Machine learning-based imaging system for surface defect inspection. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology*, 2016, **3**(3): 303–310
- 73 Chen J W, Liu Z G, Wang H R, Núñez A, Han Z W. Automatic defect detection of fasteners on the catenary support device using deep convolutional neural network. *IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement*, 2018, **67**(2): 257–269
- 74 Napoletano P, Piccoli F, Schettini R. Anomaly detection in nanofibrous materials by CNN-based self-similarity. *Sensors*, 2018, **18**(1): Article No. 209
- 75 Yang Z Y, Lu S H, Wu T, Yuan G P, Tang Y P. Detection of morphology defects in pipeline based on 3D active stereo omnidirectional vision sensor. *IET Image Processing*, 2018, **12**(4): 588–595
- 76 Yuan Z C, Zhang Z T, Su H, Zhang L, Shen F, Zhang F. Vision-based defect detection for mobile phone cover glass using deep neural networks. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, 2018, **19**(6): 801–810
- 77 Liu R, Gu Q, Wang X, Yao M. Region-convolutional neural network for detecting capsule surface defects. *Boletin Tecnico/Technical Bulletin*, 2017, **55**(3): 92–100
- 78 Krummenacher G, Ong C S, Koller S, Kobayashi S, Buhmann J M. Wheel defect detection with machine learning. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2018, **19**(4): 1176–1187
- 79 Kumar S S, Abraham D M, Jahanshahi M R, Iseley T, Starr J. Automated defect classification in sewer closed circuit television inspections using deep convolutional neural networks. *Automation in Construction*, 2018, **91**: 273–283
- 80 Shaw D, Al-Khalili D, Rozon C. Fault security analysis of CMOS VLSI circuits using defect-injectable VHDL models. *Integration*, 2002, **32**(1–2): 77–97
- 81 Lin Xiao-Ling, En Yun-Fei, Yao Ruo-He. Defect localization method of 3D stacked-die packaged integrated circuits. *Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition)*, 2016, **44**(5): 36–41, 47
(林晓玲, 恩云飞, 姚若河. 3D 叠层封装集成电路的缺陷定位方法. *华南理工大学学报(自然科学版)*, 2016, **44**(5): 36–41, 47)
- 82 Wu C L, Yao S Y, Corinne B. Leakage current study and relevant defect localization in integrated circuit failure analysis. *Microelectronics Reliability*, 2015, **55**(3–4): 463–469
- 83 Chen X L, Liu L Y, Li E L. Metal defect localization of GaAs or Si based ICs by dynamic emission microscopy. *Microelectronics Reliability*, 2017, **72**: 24–29

- 84 Chao L C, Tong L I. Wafer defect pattern recognition by multi-class support vector machines by using a novel defect cluster index. *Expert Systems with Applications*, 2009, **36**(6): 10158–10167
- 85 Bouwens M A J, Maas D J, van der Donck J C J, Alkemade P F A, van der Walle P. Enhancing re-detection efficacy of defects on blank wafers using stealth fiducial markers. *Microelectronic Engineering*, 2016, **153**: 48–54
- 86 Zhou Qi-Zhong, Xie Yong-Le. Algebraic methodology on fault diagnosis and parametric identification for analog integrated circuits. *Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition)*, 2016, **48**(4): 158–166
(周启忠, 谢永乐. 模拟集成电路故障诊断与参数辨识的代数方法. 四川大学学报(工程科学版), 2016, **48**(4): 158–166)
- 87 Wang J P, Wu Y, Zhao T W. Short critical area model and extraction algorithm based on defect characteristics in integrated circuits. *Analog Integrated Circuits and Signal Processing*, 2017, **91**(1): 83–91
- 88 Jung H K, Lee C W, Park G. Fast and non-invasive surface crack detection of press panels using image processing. *Procedia Engineering*, 2017, **188**: 72–79
- 89 Shi Q Z, Liu J Y, Wang Y, Liu W Y. Study on the detection of CFRP material with subsurface defects using barker-coded thermal wave imaging (BC-TWI) as a non-destructive inspection (NDI) tool. *International Journal of Thermophysics*, 2018, **39**(8): Article No. 92
- 90 Hartmann C, Wieberneit M. Investigation on BIST assisted failure analysis on digital integrated circuits. *Microelectronics Reliability*, 2010, **50**(9–11): 1464–1468
- 91 Roesch W J, Hamada D J M. Discovering and reducing defects in MIM capacitors. *Microelectronics Reliability*, 2018, **81**: 299–305
- 92 Huang Song-Ling, Wang Zhe, Wang Kun, Zhao Wei. Review on advances of pipe electromagnetic ultrasonic guided waves technology and its application. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018, **39**(3): 1–12
(黄松岭, 王哲, 王琮, 赵伟. 管道电磁超声导波技术及其应用研究进展. 仪器仪表学报, 2018, **39**(3): 1–12)
- 93 Lei Xiao-Jun, Fu Zhuang, Cao Qi-Xin, Zhao Yan-Zheng. Fuzzy control of autonomous defect location for submarine in-pipeline inspection robots. *Robot*, 2005, **27**(3): 252–255
(雷小军, 付庄, 曹其新, 赵言正. 海底管道检测机器人自主缺陷定位的模糊控制研究. 机器人, 2005, **27**(3): 252–255)
- 94 Grin E A, Bochkarev V I. Estimate of the allowable dimensions of diagnosed defects in category III and IV welded pipeline joints. *Power Technology & Engineering*, 2013, **46**(5): 394–398
- 95 Liu Su-Zhen, Zhang Yan-Wei, Zhang Chuang, Jin Liang, Yang Qing-Xin. Research on simulation analysis of electromagnetic ultrasonic circumferential lamb waves and defect feature detection in pipeline. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2017, **32**(22): 144–151
(刘素贞, 张严伟, 张闯, 金亮, 杨庆新. 电磁超声管道周向兰姆波仿真分析及缺陷检测特性研究. 电工技术学报, 2017, **32**(22): 144–151)
- 96 Song Q, Ding W X, Peng H, Gu J J, Shuai J. Pipe defect detection with remote magnetic inspection and wavelet analysis. *Wireless Personal Communications*, 2017, **95**(3): 2299–2313
- 97 Mao B Y, Lu Y, Wu P L, Mao B Z, Li P F. Signal processing and defect analysis of pipeline inspection applying magnetic flux leakage methods. *Intelligent Service Robotics*, 2014, **7**(4): 203–209
- 98 Wu Jing, Zhang Wei-Wei, Nie Zhen-Hua, Ma Hong-Wei, Yang Fei. Tests for detecting crack locations in a pipe with ultrasonic guided wave based on Lyapunov exponent. *Journal of Vibration and Shock*, 2016, **35**(1): 40–45, 53
(武静, 张伟伟, 聂振华, 马宏伟, 杨飞. 基于 Lyapunov 指数的管道超声导波小缺陷定位实验研究. 振动与冲击, 2016, **35**(1): 40–45, 53)
- 99 Zhou Jin-Jie, Zheng Yang, Yang Qi, Zhang Zong-Jian. Pipeline section time reversal inspection method with ultrasonic guided waves. *Journal of Mechanical Engineering*, 2017, **53**(12): 78–86
(周进节, 郑阳, 杨齐, 张宗健. 管道超声导波分段时间反转检测方法研究. 机械工程学报, 2017, **53**(12): 78–86)
- 100 He Cun-Fu, Deng Peng, Lv Yan, Jiao Jing-Pin, Wu Bin. A new surface wave EMAT with high SNR and the application for defect detection in thick-walled pipes. *Journal of Mechanical Engineering*, 2017, **53**(4): 59–66
(何存富, 邓鹏, 吕炎, 焦敬品, 吴斌. 一种高信噪比电磁声表面波传感器及在厚壁管道检测中的应用. 机械工程学报, 2017, **53**(4): 59–66)
- 101 Oh S W, Yoon D B, Kim G J, Bae J H, Kim H S. Acoustic data condensation to enhance pipeline leak detection. *Nuclear Engineering and Design*, 2018, **327**: 198–211
- 102 Duan H F. Accuracy and sensitivity evaluation of TFR method for leak detection in multiple-pipeline water supply systems. *Water Resources Management*, 2018, **32**(6): 2147–2164
- 103 He Cun-Fu, Zheng Ming-Fang, Lv Yan, Deng Peng, Zhao Hua-Ming, Liu Xiu-Cheng, et al. Development, applications and challenges in ultrasonic guided waves testing technology. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, **37**(8): 1713–1735
(何存富, 郑明方, 吕炎, 邓鹏, 赵华民, 刘秀成, 等. 超声导波检测技术的发展、应用与挑战. 仪器仪表学报, 2016, **37**(8): 1713–1735)
- 104 Shi Duan-Hu, Gang Tie, Yang Gen-Xi, Huang Chuan-Hui. Automatic extraction of locating data for bulk defects in I-shaped laser weldments. *Transactions of the China Welding Institution*, 2009, **30**(10): 49–52
(石端虎, 刚铁, 杨根喜, 黄传辉. 工字形激光焊件中批量缺陷定位数据的自动提取. 焊接学报, 2009, **30**(10): 49–52)
- 105 Rodil S S, Gómez R A, Bernárdez J M, Rodríguez F, Miguel L J, Perán J R. Laser welding defects detection in automotive industry based on radiation and spectroscopical measurements. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2010, **49**(1–4): 133–145
- 106 Lindgren E. Detection and 3-D positioning of small defects using 3-D point reconstruction, tracking, and the radiographic magnification technique. *NDT & E International*, 2015, **76**: 1–8

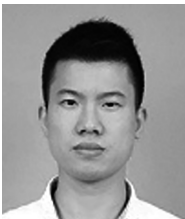
- 107 Makhutov N A, Ushakov B N, Vasilév I E. Strength assessment and defect detection in welded pipeline seams by means of brittle tensosensitive coatings. *Russian Engineering Research*, 2011, **31**(2): 123–127
- 108 Zhang Z F, Kannatey-Asibu E Jr, Chen S B, Huang Y M, Xu Y L. Online defect detection of Al alloy in arc welding based on feature extraction of arc spectroscopy signal. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2015, **79**(9–12): 2067–2077
- 109 Kim H M, Choi D H. Defects detection of gas pipeline near the welds based on self quotient image and discrete cosine transform. *Russian Journal of Nondestructive Testing*. 2016, **52**(3): 175–183
- 110 Mirapeix J, Ruiz-Lombera R, Valdiande J J, Rodriguez-Cobo L, Anabitarte F, Cobo A. Defect detection with CCD-spectrometer and photodiode-based arc-welding monitoring systems. *Journal of Materials Processing Technology*, 2011, **211**(12): 2132–2139
- 111 Liu J, Xu G C, Ren L, Qian Z H, Ren L Q. Defect intelligent identification in resistance spot welding ultrasonic detection based on wavelet packet and neural network. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2017, **90**(9–12): 2581–2588
- 112 Chu H H, Wang Z Y. A vision-based system for post-welding quality measurement and defect detection. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2016, **86**(9): 3007–3014
- 113 Malarvel M, Sethumadhavan G, Bhagi P C R, Kar S, Saravanan T, Krishnan A. Anisotropic diffusion based denoising on X-radiography images to detect weld defects. *Digital Signal Processing*, 2017, **68**: 112–126
- 114 Guo Z Y, Ye S F, Wang Y J, Lin C. Resistance Welding spot defect detection with convolutional neural networks. In: *Proceedings of the 2017 International Conference on Computer Vision Systems*. Cham: Springer, 2017. 169–174
- 115 Ye G L, Guo J W, Sun Z Z, Li C, Zhong S Y. Weld bead recognition using laser vision with model-based classification. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2018, **52**: 9–16
- 116 Wen Yin-Tang, Zhao Li-Mei, Zhang Yu-Yan, Pan Zhao, Wang Hong-Rui. Defect detection of the adhesive layer of composite component based on the ECT technology. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2015, **36**(8): 1783–1791
(温银堂, 赵丽梅, 张玉燕, 潘钊, 王洪瑞. 基于 ECT 的复合材料构件胶层缺陷检测. *仪器仪表学报*, 2015, **36**(8): 1783–1791)
- 117 Jing T, Zhang S B, Shi X D, Wang L W. Design of aircraft cable fault diagnose and location system based on aircraft airworthiness requirement. *Procedia Engineering*, 2011, **17**: 455–464
- 118 Mazlumi F, Gharanfeli N, Sadeghi S H H, Moini R. An open-ended substrate integrated waveguide probe for detection and sizing of surface cracks in metals. *NDT & E International*, 2013, **53**: 36–38
- 119 Yang Y Y, Chai H T, Li C, Zhang Y H, Wu F, Bai J, et al. Surface defects evaluation system based on electromagnetic model simulation and inverse-recognition calibration method. *Optics Communications*, 2017, **390**: 88–98
- 120 Zhang J, Drinkwater B W, Wilcox P D, et al. Defect detection using ultrasonic arrays: The multi-mode total focusing method. *NDT & E International*, 2010, **43**(2): 123–133
- 121 Ghose B, Kankane D K. Estimation of location of defects in propellant grain by X-ray radiography. *NDT & E International*, 2008, **41**(2): 125–128
- 122 Yan Z B, Chen C Y, Luo L K, Yao Y. Stable principal component pursuit-based thermographic data analysis for defect detection in polymer composites. *Journal of Process Control*, 2017, **49**: 36–44
- 123 Benmoussat M S, Guillaume M, Caulier Y, Spinnler K. Automatic metal parts inspection: Use of thermographic images and anomaly detection algorithms. *Infrared Physics & Technology*, 2013, **61**: 68–80
- 124 Zheng K Y, Chang Y S, Wang K H, Yao Y. Thermographic clustering analysis for defect detection in CFRP structures. *Polymer Testing*, 2016, **49**: 73–81
- 125 Ghidoni S, Antonello M, Nanni L, Menegatti E. A thermographic visual inspection system for crack detection in metal parts exploiting a robotic workcell. *Robotics and Autonomous Systems*, 2015, **74**: 351–359
- 126 Holzmond O, Li X D. In situ real time defect detection of 3D printed parts. *Additive Manufacturing*, 2017, **17**: 135–142
- 127 Song Wei, Zuo Dan, Deng Bang-Fei, Zhang Hai-Bing, Xue Kai-Wen, Hu Hong. Corrosion defect detection of earthquake hammer for high voltage transmission line. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, **37**(S1): 113–117
(宋伟, 左丹, 邓邦飞, 张海兵, 薛凯文, 胡泓. 高压输电线防震锤锈蚀缺陷检测. *仪器仪表学报*, 2016, **37**(S1): 113–117)
- 128 Molina J, Solanes J E, Arnal L, Tornero J. On the detection of defects on specular car body surfaces. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2017, **48**: 263–278
- 129 Meng F, Ren J, Wang Q, et al. Rubber hose surface defect detection system based on machine vision. In: *Proceedings of the 2018 IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. 2018, **108**(2): 022057
- 130 Shen Ling-Yun, Zhu Ming, Chen Xiao-Yun. Solar panels defect detection based on radial basis function neural network. *Chinese Journal of Luminescence*, 2015, **36**(1): 99–105
(沈凌云, 朱明, 陈小云. 基于径向基神经网络的太阳能电池缺陷检测. *发光学报*, 2015, **36**(1): 99–105)
- 131 Woźniak M, Polap D. Adaptive neuro-heuristic hybrid model for fruit peel defects detection. *Neural Networks*, 2018, **98**: 16–33
- 132 Gupta R K, Gurumoorthy B. Classification, representation, and automatic extraction of deformation features in sheet metal parts. *Computer-Aided Design*, 2013, **45**(11): 1469–1484
- 133 Hou Zhong-Sheng, Xu Jian-Xin. On data-driven control theory: The state of the art and perspective. *Acta Automatica Sinica*, 2009, **35**(6): 650–667
(侯忠生, 许建新. 数据驱动控制理论及方法的回顾和展望. *自动化学报*, 2009, **35**(6): 650–667)

- 134 Behera A K, Lauwers B, Dufflou J R. Advanced feature detection algorithms for incrementally formed sheet metal parts. *Transactions of Nonferrous Metals Society of China*, 2012, **22**(S2): S315–S322
- 135 Tao X, Xu D, Zhang Z T, Zhang F, Liu X L, Zhang D P. Weak scratch detection and defect classification methods for a large-aperture optical element. *Optics Communications*, 2017, **387**: 390–400
- 136 Martínez-Rego D, Fontenla-Romero O, Alonso-Betanzos A, Principe J C. Fault detection via recurrence time statistics and one-class classification. *Pattern Recognition Letters*, 2016, **84**: 8–14
- 137 Shanmugamani R, Sadique M, Ramamoorthy B. Detection and classification of surface defects of gun barrels using computer vision and machine learning. *Measurement*, 2015, **60**: 222–230
- 138 Hanzaei S H, Afshar A, Barazandeh F. Automatic detection and classification of the ceramic tiles' surface defects. *Pattern Recognition*, 2017, **66**: 174–189
- 139 Greska W, Franke V, Geiger M. Classification problems in manufacturing of sheet metal parts. *Computers in Industry*, 1997, **33**(1): 17–30
- 140 Martínez S S, Vázquez C O, García J G, Ortega J G. Quality inspection of machined metal parts using an image fusion technique. *Measurement*, 2017, **111**: 374–383
- 141 Cui X D, Goel V, Kingsbury B. Data augmentation for deep neural network acoustic modeling. *IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 2015, **23**(9): 1469–1477
- 142 Chen X F, Wang S B, Qiao B J, Chen Q. Basic research on machinery fault diagnostics: Past, present, and future trends. *Frontiers of Mechanical Engineering*, 2018, **13**(2): 264–291
- 143 Shin H J, Eom D H, Kim S S. One-class support vector machines—an application in machine fault detection and classification. *Computers & Industrial Engineering*, 2005, **48**(2): 395–408
- 144 Chauhan V, Surgenor B. A comparative study of machine vision based methods for fault detection in an automated assembly machine. *Procedia Manufacturing*, 2015, **1**: 416–428
- 145 Gketsis Z E, Zervakis M E, Stavrakakis G. Detection and classification of winding faults in windmill generators using Wavelet Transform and ANN. *Electric Power Systems Research*, 2009, **79**(11): 1483–1494
- 146 Zarei J, Tajeddini M A, Karimi H R. Vibration analysis for bearing fault detection and classification using an intelligent filter. *Mechatronics*, 2014, **24**(2): 151–157
- 147 Guo X, Chen L, Shen C. Hierarchical adaptive deep convolution neural network and its application to bearing fault diagnosis. *Measurement*, 2016, **93**: 490–502
- 148 Ruiz M, Mujica L E, Alférez S, Acho L, Tutivén C, Vidal Y, et al. Wind turbine fault detection and classification by means of image texture analysis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, **107**: 149–167
- 149 Prytz R, Nowaczyk S, Rönngvaldsson T, et al. Predicting the need for vehicle compressor repairs using maintenance records and logged vehicle data. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2015, **41**: 139–150.
- 150 Liu J, Li Y F, Zio E. A SVM framework for fault detection of the braking system in a high speed train. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, **87**: 401–409
- 151 Kuo C F J, Lai C Y, Kao C H, Chiu C H. Integrating image processing and classification technology into automated polarizing film defect inspection. *Optics and Lasers in Engineering*, 2018, **104**: 204–219
- 152 Zhou Y M, Wu K, Meng Z J, Tian M J. Fault detection of aircraft based on support vector domain description. *Computers & Electrical Engineering*, 2017, **61**: 80–94
- 153 Ding J M. Fault detection of a wheelset bearing in a high-speed train using the shock-response convolutional sparse-coding technique. *Measurement*, 2018, **117**: 108–124
- 154 Hameed Z, Hong Y S, Cho Y M, Ahn S H, Song C K. Condition monitoring and fault detection of wind turbines and related algorithms: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2009, **13**(1): 1–39
- 155 Chen L C, Papandreou G, Kokkinos I, Murphy K, Yuille A L. DeepLab: Semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected CRFs. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2018, **40**(4): 834–848
- 156 He K M, Gkioxari G, Dollár P, Girshick R. Mask R-CNN. In: Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Venice, Italy: IEEE, 2017. 2980–2988
- 157 Ren S Q, He K M, Girshick R, Sun J. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2017, **39**(6): 1137–1149
- 158 Redmon J, Farhadi A. YOLO9000: Better, faster, stronger. In: Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, USA: IEEE, 2017. 6517–6525
- 159 Fu C Y, Liu W, Ranga A, Tyagi A, Berg A C. DSSD: Deconvolutional single shot detector. arXiv preprint arXiv: 1701.06659, 2017
- 160 Shen Z Q, Liu Z, Li J G, Jiang Y G, Chen Y R, Xue X Y. DSOD: Learning deeply supervised object detectors from scratch. In: Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Venice, Italy: IEEE, 2017. 1937–1945
- 161 Lin T Y, Dollár P, Girshick R B, He K M, Hariharan B, Belongie S. Feature pyramid networks for object detection. In: Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, HI, USA: IEEE, 2017. 936–944
- 162 Lin T Y, Goyal P, Girshick R, He K M, Dollár P. Focal loss for dense object detection. In: Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Venice, Italy: IEEE, 2017. 2999–3007

- 163 Ouyang W L, Wang K, Zhu X, Wang X G. Chained cascade network for object detection. In: Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Venice, Italy: IEEE, 2017. 1956–1964
- 164 Bodla N, Singh B, Chellappa R, Davis L S. Soft-NMS-improving object detection with one line of code. In: Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Computer Vision. Venice, Italy: IEEE, 2017. 5562–5570
- 165 Hu H, Gu J Y, Zhang Z, Dai J F, Wei Y C. Relation networks for object detection. In: Proceedings of the 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, UT, USA: IEEE, 2018. 3588–3597



李少波 贵州大学机械工程学院教授。主要研究方向为智能制造, 大数据。
E-mail: lishaobo@gzu.edu.cn
(**LI Shao-Bo** Professor at the School of Mechanical Engineering, Guizhou University. His research interest covers intelligence manufacture and big data.)



杨 静 贵州大学机械工程学院讲师。2018 年 9 月~2019 年 9 月美国俄克拉荷马州立大学联合培养博士研究生。主要研究方向为机器视觉, 智能制造, 机器人。本文通信作者。
E-mail: yang.jing0903@163.com
(**YANG Jing** Lecturer at the School of Mechanical Engineering, Guizhou University. He studied in Oklahoma State University as a joint Ph. D. candidate from September 2018 to September 2019. His research interest covers machine vision, intelligence manufacture and robots. Corresponding author of this paper.)



王 铮 贵州大学硕士研究生。2017 年获得贵州大学学士学位。主要研究方向为机械产品在线无损质量检测。
E-mail: zhengwang0216@123.com
(**WANG Zheng** Master student at Guizhou University. He received bachelor degree in 2017 from Guizhou University. His main research interest is on-line nondestructive quality inspection of the mechanical products.)



朱书德 贵州大学机械工程学院硕士研究生。2017 年获得福州大学学士学位, 主要研究方向为质量管控, 智能制造。
E-mail: shudezhu89@163.com
(**ZHU Shu-De** Master student at the School of Mechanical Engineering, Guizhou University. He received his bachelor degree in 2017 from Fuzhou University. His research interest covers quality control and intelligent manufacturing.)



杨观赐 贵州大学现代制造技术教育部重点实验室教授。主要研究方向为智能与自主机器人, 计算智能与智能系统。
E-mail: guanci.yang@163.com
(**YANG Guan-Ci** Professor at the Key Laboratory of Advanced Manufacturing Technology of Ministry of Education, Guizhou University. His research interest covers intelligent autonomous social robots, computational intelligence and intelligent systems.)