

工业铸件缺陷无损检测技术的应用进展与展望

张辉¹ 张邹铨² 陈煜嵘¹ 吴天月² 钟杭¹ 王耀南¹

摘要 高端装备制造业是国民经济的支柱产业,是推动工业转型升级的引擎,发挥着举足轻重的作用。而铸造产业一直是人类现代生产生活中重要的、不可替代的产业,铸件产品既是工业制造产品,也是大型机械的组成部分。随着经济水平和工业自动化程度的不断提升,人们对于铸件的需求量呈指数爆炸式增长,铸件价值辐射到各行各业。与此同时,铸件在铸造、服役过程中经常会出现各种缺陷,而传统低效的人工检测方法难以保障工业界对中高端铸件的性能需求。因此亟需对铸件检测技术进行革新。本文首先对铸件铸造过程以及服役过程中各类缺陷的形成机理进行分析。然后阐述了基于声学、光学、电磁学等主流检测技术及其常规信号处理方法、磁粉检测技术与渗透检测技术等其他检测技术,并对近年来新兴的基于神经网络的信号处理方法进行了说明。在此基础上,分析了近年来铸件缺陷无损检测技术以及基于神经网络的信号处理方法的研究现状。最后,对铸件缺陷无损检测技术及应用的发展趋势进行了展望。

关键词 铸造缺陷,无损检测, X 射线探测,神经网络

引用格式 张辉,张邹铨,陈煜嵘,吴天月,钟杭,王耀南.工业铸件缺陷无损检测技术的应用进展与展望.自动化学报,2022,48(4):935-956

DOI 10.16383/j.aas.c210161

Application Advance and Prospect of Nondestructive Testing Technology for Industrial Casting Defects

ZHANG Hui¹ ZHANG Zou-Quan² CHEN Yu-Rong¹ WU Tian-Yue² ZHONG Hang¹ WANG Yao-Nan¹

Abstract High-end equipment manufacturing industry is the pillar industry of the national economy and the engine to promote industrial transformation and upgrading. It plays a pivotal role. Foundry industry has been an important and irreplaceable industry in modern production and life of human beings, and casting products are both industrial manufacturing products and components of large machinery. With the continuous improvement of economic level and industrial automation, the demand for castings is growing exponentially and explosively, and the value of castings radiates to all walks of life. At the same time, casting products often show various defects in the process of casting and service, and the traditional inefficient manual detection method is difficult to guarantee the performance requirements of the industry for middle and high-end castings. Therefore, it is urgent to improve the casting testing technology. Firstly, we analyze the formation mechanism of various defects in casting process and service process in this paper. Then we describe the main detection techniques based on acoustics, optics and electromagnetism and conventional signal processing methods, magnetic particle detection technology and penetration detection technology. We also describe the emerging signal processing methods based on neural network in recent years. On this basis, we analyze the research status of casting defect nondestructive testing technology and neural network-based signal processing method in recent years. At last, the development trend of casting defect nondestructive testing technology and its application are prospected.

Key words Casting defects, nondestructive testing, X-ray testing, neural network

Citation Zhang Hui, Zhang Zou-Quan, Chen Yu-Rong, Wu Tian-Yue, Zhong Hang, Wang Yao-Nan. Application advance and prospect of nondestructive testing technology for industrial casting defects. *Acta Automatica Sinica*, 2022, 48(4): 935-956

收稿日期 2021-02-26 录用日期 2021-06-06

Manuscript received February 26, 2021; accepted June 6, 2021

国家重点研发计划(2018YFB1308200),国家自然科学基金(61971071, 92148204),湖南省杰出青年科学基金项目(2021JJ10025),湖南省重点研发计划(2021GK4011, 2022GK2011),机器人学国家重点实验室联合开放基金(2021-KF-22-17)资助

Supported by National Key Research and Development Program of China (2018YFB1308200), National Natural Science Foundation of China (61971071, 92148204), Hunan Science Fund for Distinguished Young Scholars (2021JJ10025), Hunan key research and development program (2021GK4011, 2022GK2011) and Joint Open Foundation of State Key Laboratory of Robotics (2021-KF-22-17)

本文责任编辑 徐德

高端装备制造业是国民经济的支柱产业,是推动工业转型升级的引擎,发挥着举足轻重的作用。而铸造作为现代装备制造工业的基础共性技术之一,铸造产品被广泛运用在航空航天、工业船舶、机

Recommended by Associate Editor XU De

1. 湖南大学机器人学院 长沙 410082 2. 长沙理工大学电气与信息工程学院 长沙 410114

1. School of Robotics, Hunan University, Changsha 410082
2. School of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410114

械电子和交通运输等国民经济各部门。

常规的铸造过程是将固态金属溶化为液态后,注入到特定形状的铸型进行填充,待其凝固成形。铸造技术有着六千多年的悠久历史。直至今日,伴随着现代工艺的发展以及国际市场的庞大需求,各行各业亟需高端铸件作为工作基础建设。我国是精密铸造制造大国,无论是铸件的年产量,还是从业人员、企业数量已经位居世界首位,且精密铸造零件占全球精密铸造通用零部件 50% 以上。在全球铸造行业市场份额占比逐步扩大的同时,铸件质量问题成为了阻碍我国铸造行业发展的首要问题。

工业上对缺陷进行分类分级判定大多是通过对比被测工件与标准缺陷图样展示的缺陷类型是否相同,从而判定工件各方面能否达到合格指标。我国的 GB/T 11346^[1]、TB/T 3012^[2] 与美国材料实验协会 (American Society for Testing and Materials, ASTM) 系列标准^[3-4] 是现有的主要实施标准。由图谱与相关技术要求得以通晓:缺陷成因对缺陷周遭的晶体结构与形貌起主导性作用。根据缺陷形态、大小与形成原因的不同,Fiorese 等^[5] 将铸件表面和内部缺陷分为五种类别:收缩类缺陷、气孔类缺陷、夹杂类缺陷、不良相和热收缩类缺陷,中小型铸件对于孔洞直径、深度以及孔隙率有更严的标准,因此需要对微小孔洞缺陷进行更深入的研究。万谦等^[6] 通过观察孔洞三维形貌与其特征参数,对气孔、气缩孔、收缩孔这三类孔洞的体积和圆整度进行分析对比,发现三者在这方面差异显著。

铸件表面和内部各类缺陷^[7] 与复杂多变的铸造工艺过程以及工件服役过程中的外作用力息息相关。不论是从技术管理角度还是从成本控制角度,分析缺陷与形成机理的因果关系的判断都显得十分重要。判断出真实关系后,便可制定解决对策,调整铸件图与铸造装备设计。砂型铸造是现代铸造业使用最广泛的铸造工艺,是凝固成型技术中最基本的方法。Jatimurti 等^[8] 研究了在砂型铸造下,脱砂时间和冷却速率对铸铝 6061 合金组织和孔隙率的影响,并且发现冷却速率与孔隙率呈线性关系。而随着科技日新月异的进步,许多先进优质技术引入铸造工艺技术,并不断优化和发展,衍生出了种类繁多、特点各异的特种铸造手段。因此,针对生产工艺的特殊性,Chelladurai 等^[9]、Malhotra 等^[10] 与 Zhao 等^[11] 分别研究了砂型铸件、压铸件和连铸坯中缺陷与多种工艺参数的关系。Cao 等^[12] 通过真空辅助高压压铸工艺在不同的绝对压力下生产 AlSi9Cu3 合金铸件,研究了型腔中绝对压力对压铸件的孔隙率,组织和力学性能的影响,表明高真空

度有助于减少孔隙率。Jia 等^[13] 研究分析了不同垂直离心铸造条件下形成的钛铝合金铸造缺陷,表明离心力对小孔,微裂纹和夹杂物等缺陷的数量均具有显著影响。针对铸造过程中普遍的几何属性,Bijagare 等^[14] 将直浇道与冒口设计在多个位置,对金属液流动和金属凝固进行有限元模拟的分析,证明了冒口是影响收缩类缺陷产生的重要因素。此外,铸件也会因长时间的服役与各种应力在内外形成不可逆的裂纹缺陷。为此,Wang 等^[15] 研究了单调和循环拉伸载荷下孔隙对裂纹萌生的影响。通过 X 射线计算机层析成像三维表征材料的微观结构,验证了孔洞类缺陷在单调拉伸和循环加载条件下出现循环开合的趋势,从而引发裂纹。Rotella 等^[16] 将不同的 ASTM 指标与疲劳极限相关联,量化了缩孔对铸造铝合金疲劳极限的影响。结果表明,较小的表面缺陷也会导致致命的大裂纹。表 1 总结了各种类型缺陷影响因素特征,并附上缺陷示意图。

致命性缺陷往往会直接导致整个铸件报废^[17]。气孔类缺陷会引起其周围应力集中,降低铸件的抗冲击性和抗疲劳性。气孔还会降低铸件的气密性,致使某些要求处于强力、高速、高温等环境的铸件报废。大多数缺陷容易降低铸件本体的密封性、金属连续性,甚至会在使用期间造成断裂,引发难以估量的灾难。对于铸件的生产绩效来说,主要根据其质量、交货期和成本来对经济效益综合衡量。为了节约材料,提高经济效益,保障行业平稳发展,就更需要对铸件质量做全面核查。铸件缺陷检验是保障铸件正常运转的重要手段。如今传统的铸件缺陷检测方式是采用人工巡视检查的方法。但人工巡检方式时效长,风险高,划分标准难于统一。为了实时在线地获得铸件生产质量和疲劳程度信息,各种铸件无损检测方法应运而生。

本文在铸件缺陷检测的背景下,首先对缺陷成因和危害进行分析,然后对近年来基于光、声、电磁学的无损检测技术和基于神经网络的铸件缺陷检测方法的研究和应用进行综述,最后对工业铸件缺陷检测技术应用和发展趋势进行展望。

1 铸件缺陷无损检测技术

工业生产注重生产的效率和产品最终使用性能,故大部分铸件缺陷的检测对检测系统的实时性和精度都有要求。但对于铸件而言,其多样的加工工艺、灵活的加工手法所选原材料的差异,使最终成型的产品具有复杂的物理特性和广泛的用途。针对不同种类铸件制定了不同的生产标准,工业领域中的铸件现行标准多达 143 项,其中关于质量检测

表 1 铸件缺陷类型以及各损伤示意图
Table 1 Types of casting defects and diagrams of each damage

缺陷种类	成因	影响因素	特征	示例
气孔	合金凝固时气体析出	气体溶解度、浇铸温度、压射速度、砂粒度 ^[7]	在铸件内部、表面处有光滑孔眼, 有时附有一层氧化膜	
缩孔	铸件凝固过程中, 合金成分的液态收缩、凝固收缩以及固态收缩	铸件复杂度、浇注温度、冒口位置、铸造压力 ^[12,14,18]	在铸件厚断面内部, 交界面内部及厚断面处, 形状多为长尾状或凸形, 孔内粗糙不平, 晶粒粗大	
铸造裂纹	铸件表面或内部因各种原因发生断裂, 或机械加工产生的微缺陷	离心转速、涂料、浇铸温度及速度	在铸件上有穿透或穿透的裂纹, 开裂处金属表皮未氧化	
夹杂物	铸造合金在熔炼过程中杂质颗粒保留在固体金属内	浇注时间、碳含量	铸件内部出现不规则孔洞, 内含明显细粒	
偏析	凝固过程液相或固相的物理运动	铸件厚度、浇注温度	同一铸件上化学成分、金相组织和性能不一致	
疲劳裂纹	在铸件内部产生永久性累计损伤	循环应力、循环应变	疲劳扩展区裂纹表面光滑, 脆性断裂区表面粗糙	

的国家标准有 8 项. 此外, 尽管不同工业领域生产的铸件在物理特性上存在差异, 但其缺陷种类有一定的重合, 如划痕和裂纹等. 同种类型的缺陷往往也有通用的检测技术, 如超声检测技术和机器视觉检测技术等, 而与之信号分析算法也是一致的. 但对于铸件缺陷而言, 缺陷成因与其铸造工艺的关联性极大, 往往缺陷类内差异大, 使用通用缺陷可能得不到满足精度要求的结果. 因此, 在原本通用检测技术上, 发展出了一些专门针对某类铸件检测技术, 例如检测中小型铸件的 X 射线二维成像检测技术、专门检测管状铸件的远场涡流检测技术、检测厚度大铸件的超声波检测技术等.

主流的无损检测技术主要用于工程未知工艺缺陷的检验, 是在不损伤被测铸件的前提下, 利用光、声、电磁等物理场作用在铸件上产生的物理现象来探测表面和内部缺陷的技术. 主流无损检测技术以硬件为核心, 硬件的质量会直接影响后续检测效果.

1.1 基于光学的无损检测技术

1.1.1 X 射线二维成像技术

工业射线探测常使用 X 射线机或加速器作为射线源, 从铸件的一个侧面进行照射并穿过铸件, 照射部位的密度越大, 射线强度越低. 若内部有缺陷, X 射线穿过有缺陷路径的密度变小, 其强度相对变高. 由此, 能够将被测铸件的内部质量信息通过荧光屏、胶片或数字影像接收器等接收装置, 从而显示出铸件内部质量情况. 射线检测技术对气孔类、夹渣类等体积型缺陷最为敏感. X 射线二维成像检测技术具有以下特点:

- 1) 被测结果以图像形式展示, 直观且便于存储;
- 2) 适用于不同材质、复杂异形的铸件, 对具有一定空间分布的体积型缺陷可以高效表征;
- 3) 探测速度慢、成本高. 射线探测仪器的工作电压高达数万伏, 且射线对人体有辐射作用, 检测人员进行探伤作业时易危和到生命安全, 因此该技

术对环境要求极为苛刻;

4) 二维 X 射线只能提供单一方向的铸件阴影图, 而没有任何深度分辨率信息, 无法准确确定所检测到的潜在缺陷的位置和形状.

X 射线二维成像技术对射线能量选择和铸件透照布置有着极高标准^[19]. 探测系统硬件的优劣会直接影响检测人员对缺陷类别级别的判断. Hussein 等^[20]发现了能够产生超相对论电子束的激光尾场加速器, 其透射图像可以清晰展示铝硅工件的内部结构细节. 在连续制造工艺下, 由于重力和凝固收缩等现象, 连铸坯表面极易形成大范围的偏析缺陷, 这将会严重影响铸件性能, Lu 等^[21]使用基于同步加速器的放射成像技术对铸造过程中的铸件表面进行高效成像, 实时监测预警, 从而调整冷却系统速率以避免偏析缺陷的形成. Wang 等^[22]设计了一种基于电荷耦合器件的数字射线探测系统. 该系统能接收能量范围更广的 X 射线, 得到更高的成像质量.

大多数铸造车间已经摒弃了人工检测方法, 而是采取与图像处理算法对 X 射线二维图像进行处理分析, 图像处理算法是一种应用价值很高的检测方法, 可在解决人力资源成本的同时, 保障计算精度. 目前对铸件射线图像处理的研究, 主要可分为

新算法的引入和对原有算法的改进. Li 等^[23]提出了一种基于 X 射线的铸件内部缺陷检查系统. 将二阶导数和形态运算、逐行自适应阈值处理和二维小波变换方法进行对比. 由于小波技术可以选择小波基数和多级分辨率, 高效准确地检测裂纹、孔隙和异物等三种典型缺陷, 证实了二维小波变换是检测铸件内部缺陷的实用方法. Jin 等^[24]提出了一种基于 Relief 算法和 Adaboost 支持向量机的内部裂纹检测方法, 拥有比现有常用分类器更高精度和泛化能力. 针对遮挡现象, Zhao 等^[25]提出一种基于稀疏表示的铸造缺陷检测和分类系统, 实现了一种基于灰度排列对 (Gray arranging pairs, GAP) 的分割方法. 对结构复杂、水垢遮挡、噪声强度大的铸件射线图像, 能有效识别裂纹类、气孔类、缩孔类等多种普遍的铸造缺陷类型. 基于稀疏表示的检测算法如图 1 所示. 图像低对比度问题一直是经典检测算法中的难点. 为使机器获得清晰轮廓的图像, 克服因轮廓变化导致的难于分割前景与背景的问题, 文献 [26] 将单阈值处理大津阈值分割法、自适应阈值和中值滤波等传统分割方法进行比较. 其中, 空间平滑算法对铸件的四种常见缺陷准确率达到了 100%. 随着图像处理技术的广泛应用, 人们开始考虑不同算

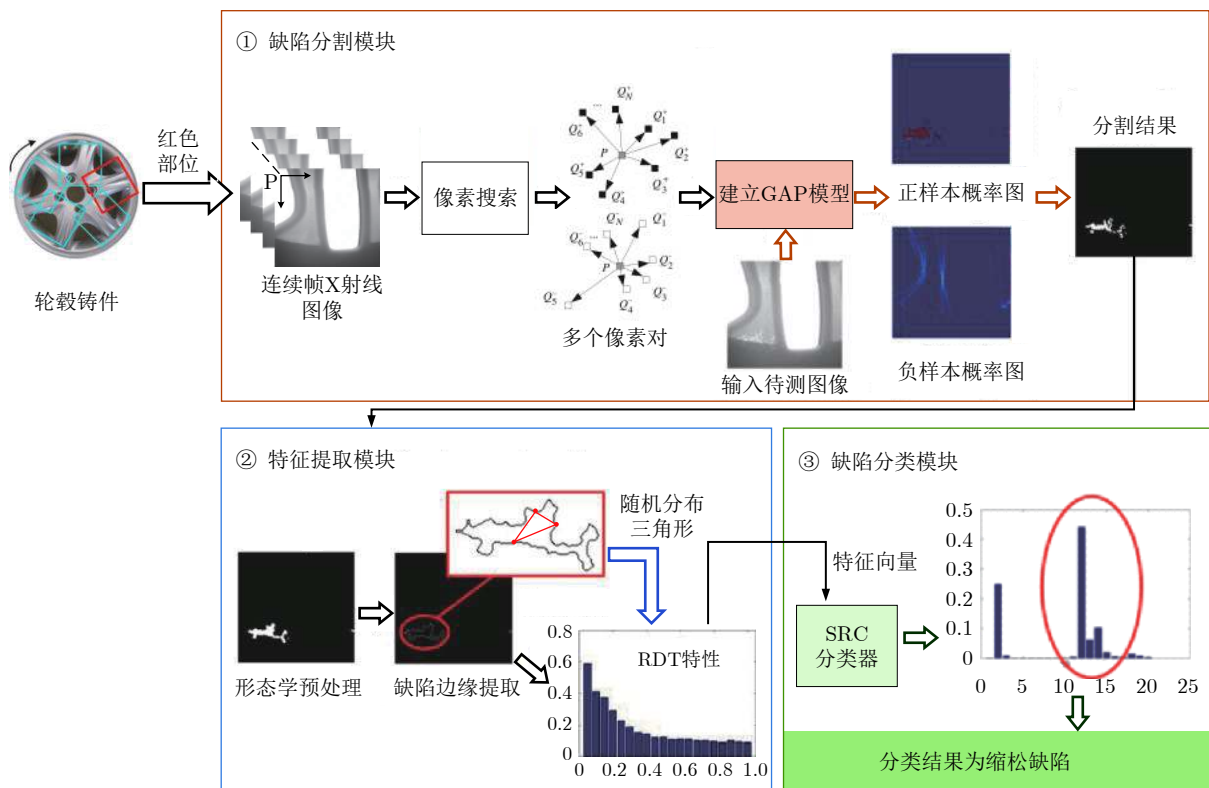


图 1 基于稀疏表示检测算法流程图

Fig.1 The flow chart of detection algorithm based on sparse representation

法之间的缺点和联系. Mery 等^[27] 将 Gabor、方向梯度直方图特征、局部二值模式 (Local binary patterns, LBP) 等三种特征工程方法与八种机器学习模型两两结合, 比较与评估了包括深度学习、稀疏表示、局部描述符等 24 种计算机视觉技术. 结果表明, LBP 结合梯度提升分类器方法可以获得最佳性能, 准确率达 89%. 说明图像处理算法具有很大的潜力.

1.1.2 X 射线三维成像技术

X 射线三维层析成像与计算机技术联系十分紧密, 它是一种依据射线数据重塑铸件断层物理特征分布图的检测技术. 该技术可以直观地表征铸件内槽腔等被遮挡部分的三维形貌, 且能将铸件尺寸测量和缺陷质量控制等两个任务在单个检查过程中同时实现, 提高了复杂铸件的检测效率^[28].

Plessis 等^[29] 利用 X 射线微计算机断层扫描技术构造出航空钛铸件内部的清晰视图, 并根据孔洞类缺陷的体积形态对其进行着色分类. 该技术能在不到 4 小时完成无损分析, 大大降低了检测时间与成本. Yang 等^[30] 研究了 X 射线计算机断层扫描 (Computed tomography, CT) 技术, 精确测量并建模气孔类缺陷和疲劳裂纹. 图 2 为拉伸杆和航空工件的原图像和 CT 图像数据, 铸件呈外表面透明, 孔洞类缺陷部位呈颗粒状^[31]. Plessis 等^[32] 分别采用医学 CT 和微型 CT 扫描仪器对钢制涡轮机叶片与钛铸件进行工业无损分析. 典型的工业 CT 扫描时间为 30 到 60 分钟, 而医用 CT 扫描仪仅在 5 秒内完成扫描. 对于医学扫描, 其成像结果缺乏一定的分辨率和清晰度, 在内部缺陷特征表征方面不会对检测结果造成太大偏差. 故医学 CT 是快速检测铸件表面缺陷和内部较大缺陷的首选. 但医用 CT 在尺寸测量方面的能力仅限于此. 由于医用 CT 缺乏良好的穿透性所造成的图像伪影与失真, 会导致重构铸件边缘的尺寸大于实际尺寸, 造成公差数值判定不准确, 后续操作不合理. 霍其润等^[33] 提出了一种后处理的伪影校正算法, 其从环形伪影的几何特性角度出发, 降低了极坐标系下处理图像伪影时其他细节信息的丢失, 并于算法中引入相对全变分约束形式, 以达到对伪影信息的抑制效果. Villarraga-Gómez 等^[34] 分析了 CT 技术中参数的选定对尺寸测量的影响, 实验结果表明, 投影数量 N_p 对尺寸准确度起重要作用. N_p 越大, 尺寸测量方差越小, 重建时间拉长. Liu 等^[35] 重点研究了环形铸件的尺寸精度测量方法, 针对环性铸件主要通过长度和角度来表征关键坐标点这一先验信息, 将极坐标引入确定性定位偏差分析算法中计算 CT 重构铸件的外观



图 2 拉伸杆和航空工件原图像及 CT 重建的三维图像
Fig.2 Original images of stretching rods and aerial parts and three dimensional images rebuilt by CT

尺寸与壁厚. 减少了信息处理、误差分解的步骤, 使计算过程更简单. 文献 [36] 将 ISO 15530 系列标准用于解决 CT 测量不确定度估算问题, 并运用外推近似计算方法成功使 CT 铸件扫描的测量值收敛在 $\pm 2 \mu\text{m}$ 以内.

Zhao 等^[37] 提出了一种基于三维学习缺陷自动识别方法. 该方法首先利用形态学闭运算和模板匹配的方法提取缺陷候选区域, 然后采用基于局部配准的方法生成精确的缺陷分割掩码, 最后计算了包括几何特征和灰度共生矩阵的纹理等 29 个特征. 采用快速随机森林分类器对候选区域进行无缺陷或无缺陷分类. 该系统在 31 幅工业铸件 CT 扫描图像上测试了 49 个气孔类缺陷, 准确率高达 94%. 为合理分配硬件资源, 提升生产线整体效能, Oeckl 等^[38] 提出了 X 射线计算机断层扫描重建和图像处理的融合, 经过图像处理步骤后, 对汽车铝铸件中潜在的缺陷区域进行高分辨率层析成像, 对其他铸件区域采用低分辨率重构. 该方法能在 25 秒内完成全铸件的缺陷检测, 满足铸造生产周期要求, 使 CT 检测技术紧贴工业实际.

在 X 射线三维成像技术中, 多是针对 CT 扫描时长进行优化, 这是由于铸造厂仅需知晓铸件有无致命缺陷, 便足以对其进行筛分, 故缺陷重构质量方面是次要的. 但随着精密铸造零件的普及, 铸件尺寸公差有着更严谨的验收标准, 所以未来, X 射线三维成像将朝着全尺寸、高精度、高时效等三个方面发展.

1.1.3 机器视觉检测技术

视觉是人类感知外界信息的重要手段, 通过人眼能够捕捉目标的大小、颜色、纹理等信息. 机器视觉就是用相机等机器设备代替人眼对信息进行观察与判断. 如今的机器视觉检测系统设计和质量管理机制已经在中国得到了广泛应用并不断革新和深化. 机器视觉检测系统主要包括光源、图像获取单元、图像处理单元和执行机构组成. 该技术的优缺点包括以下几点:

1) 机器视觉检测系统成本低, 自动化程度高, 可不间断地使用;

2) 图像获取速度快, 存储所需容量小、检测结果直观且易于保存;

3) 由于系统组成模块较多, 各模块一旦发生故障则会使整个系统的检测效果变差;

4) 机器视觉检测系统的图像获取阶段会由于环境和数据采集系统的影响, 而不可避免地存在遮挡、光线不均匀、对比度低等问题, 使得机器难于得到缺陷的纹理和实际边缘信息。

随着铸造行业对铸件质量、生产工艺、成本效率提出了多重需求^[39], 人们对机器视觉检测系统的智能化程度也提出了更高要求。同时, 我国制定了《中国制造 2025》、《智能制造装备产业“十三五”发展规划》等多个智能制造产业发展政策。伴随着政策的不断深入, 人工智能技术与工业越发密不可分, 逐渐在智能生产制造过程中发挥不可取代的作用。智能视觉机器人是现代机器人技术与机器视觉检测技术结合的产物, 实现了高端装备和工业过程控制的集成优化^[40]。

将机器视觉检测系统与空中无人驾驶技术相结合, 可令服役中的轨道巡检工作从局限的地面中解放出来, 实现对检测装置高度的自主化调整, 不受列车时刻表的限制, 使检测设备在时间与空间上更具灵活性。Singh 等^[41]在无人机上搭载了 DJI 幻影 3 专业版摄像头, 通过运用量化计算解决了航空影像难以生成航迹汇聚图问题。整个系统实现了对铁轨上存在的各种异常情况进行精准高效检查。铸电磁线会由于铸造加热不均匀而产生细微缺陷, Wan 等^[42]部署微型旋转轴机器人将微丝连续旋转 360°。该机器人系统由两个线性纳米定位器和一个旋转纳米定位器三个纳米定位器组成, 同时内嵌入扫描电子显微镜以获得微丝更多表面信息。针对风轮机叶片无法拆卸且待测部位距地面较远等现象, Wang 等^[43]利用无人飞行器拍摄图像, 开发了识别叶片裂纹的级联分类器与一种筛选图像并定位裂纹区域的机制。这种数据驱动框架具有高速检测性能, 可以在不到 0.09 s 完成图像获取。Frayman 等^[44]设计了一种铝压铸表面缺陷自动检测机器视觉系统。由机械臂将铸件从零件库中抓取并拍摄。在图像处理阶段, 采用参数学习算法与遗传算法对多尺度的压铸件缺陷进行检测。算法能够 100 % 识别直径大于 1 mm 的任何缺陷, 误检率为 0.25 %。该系统已应用于工业现场超过一年。

对于声、光、电磁等物理检测技术来说, 仪器性能为技术的核心。硬件的好坏会直接影响到检测效

果。而另一个与机器视觉检测硬件系统并列重要模块是图像检测算法, 其更专注于模型和算法能力。基于算法的检测主要分为两大类: 一类是图像处理的传统算法, 另一类是基于神经网络的方法。前者可以对特定对象具有针对性的去噪、增强和实时检测, 该领域的算法已经非常完善, 应用范围十分广泛。在很多工业生产中, 时效性确是一大重要的考量指标, 如果缺陷检测难以严格实时, 将会给铸件制造商带来巨大的经济损失。Li 等^[45]解决了连铸过程中低时效、低识别率的问题。首先, 采用图像裁剪算法剔除无缺陷的背景, 其次对剩余部分采用区域生长算法进行波纹缺陷检测。该方案在一定程度上替代了人工识别, 同时降低了铸工成本。Ma 等^[46]提出了一种面向不规则涡轮叶片损伤缺陷的基于边缘像素方向信息跟踪与检测方法, 该法处理速度约为 11 帧, 提高了生产效率和质量控制水平。虽然传统图像处理算法不依赖先验知识, 但是现有的缺陷检测技术准确性低。文献 [47] 使用四种传统图像分割方法来检测铸件表面夹杂物等缺陷, 比较了这些分类器的分类精度。

1.1.4 高光谱检测技术

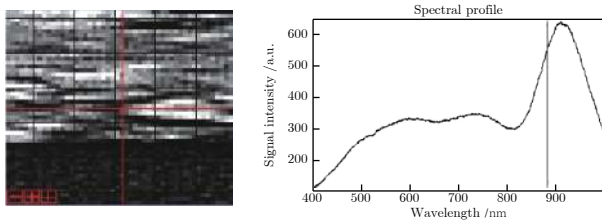
高光谱成像是一个复杂, 多学科高度融合的领域。该技术可以在连续光谱带中采集空间图像。所以高光谱图像除了有二维空间信息以外, 每个像素都包含完整的光谱信息, 可反映铸件内部的物理属性与结构成分的差异^[48]。高光谱成像技术是一项新兴的, 非侵入性光学技术。

铸造行业需要实时监控铸件表面和内部质量变化。检测人员仅能够捕捉肉眼可观测的缺陷, 而高光谱成像能够得到这些缺陷更详尽的信息, 并跟踪铸件内发生的任何变化。Mehruboglu 等^[49]首次有针对性地分析高光谱成像在铸件检测领域的应用, 采用高光谱成像仪显示出潜在缺陷处突变为低强度的光谱轮廓, 映射并量化了铝铸件表面裂纹缺陷区域。铝铸件的光谱数据如图 3 所示。缺陷在连续波段光谱下的数据绘制出一条与光照强度相关的对应特定曲线。

目前, 高光谱技术在工业界多领域都是重点研究的方向, 然而如今铸造业尚未普及高光谱检测技术, 这是由于该技术应用于铸件缺陷检测过程中存在以下难点:

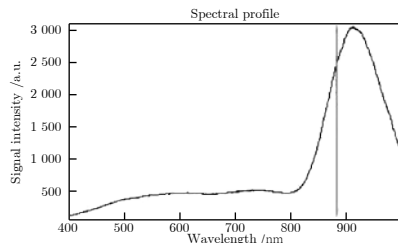
1) 照射铸件的光源会由于铸件表面的强反射作用, 使得难于对光谱强度信息进行有力判断;

2) 工业界需要对铸件进行实时检测, 保障经济效益, 而常规的光谱成像系统扫描速度缓慢, 成像时间长;



(a) 潜在缺陷点定位及频谱图

(a) Location of potential defects and spectrogram



(b) 铸件无缺陷处的频谱图

(b) Spectrogram of the casting without defects

图3 铝铸件缺陷与无损伤处的高光谱数据

Fig.3 Hyperspectral data of aluminum casting defects and no damage

3) 多光谱高分辨率图像存储所需空间大、冗余度高、噪声更易引入, 最终导致检测结果精度难于提高, 且判断缺陷过程复杂而耗时;

4) 光谱图像不仅包括丰富的光谱信息, 空间信息也是不可忽视的, 现有的信号处理方法对这项新兴技术的融入还存在局限。

高光谱成像技术拥有极大的发展潜力, 但相应的信号分析算法还需要不断更新优化。正在兴起的深度学习算法领域对数据具有强分辨能力, 能够深度挖掘与提炼缺陷的波段空间特征。未来, 深度学习模块与组件将完美地整合高光谱技术独特优势。

1.2 基于声学的无损检测技术

1.2.1 常规超声检测技术

超声波是指频率高于 20 kHz 的弹性波。超声检测技术是指利用超声波对铸件内部宏观缺陷进行检查的一种主流无损探伤方法。其采用常规探头对准铸件待测位置的表面发射超声波, 利用超声波在遇到两侧声阻抗有差异的界面时产生反射波的特性, 进而分析不同反射信号传递到探头的声波信号和时间差, 即可获得铸件内部缺陷信息。超声波检测技术具有以下特点:

1) 厚度较大的铸件无法采用 X 射线检测技术和涡流热成像检测技术对其进行充分探测。基于超声波本身具有穿透能力强、能量衰减小的特性, 足以对大厚度铸件的内部裂纹、夹杂类缺陷与孔洞类

缺陷进行深度可达数米的检测、定位、评估和诊断;

2) 超声波探测装置硬件成本低, 对人体无害, 且不污染环境;

3) 可对被测铸件进行高速、多角度探测, 获取内部缺陷的位置、大小和形态等特征信息;

另一方面, 超声波检测技术不易检查结构复杂铸件, 并对被测表面的平整度有一定要求, 且需要耦合剂辅助超声波传入铸件。所以, 在选择检测手段时, 应贴合铸造厂实际需求, 注重资源整合, 推动资源聚集以提升整体效能。

针对球墨铸铁件中孔洞类、夹杂类和冷隔等多类缺陷, 李小青等^[50]分析了与缺陷类别对应的正面和背面超声波形反射特征。得出超声探测过程中使用反射波信号对缺陷进行定性定量时, 会存在较大偏差的结论。Xiao 等^[51]结合改进的超声测量模型 (Improved ultrasonic measurement model, IUMM) 和支持向量机 (Support vector machine, SVM), 提出了一种使用扫描声显微技术识别金属材料中夹杂物和空腔的新方法。在 IUMM 中, 开发了 Born 近似和 Kirchhoff 近似的混合模型来计算孔洞类缺陷的远场散射幅度, 从而提高了预测缺陷脉冲回波信号的相位和幅度的准确性。SVM 分类器以预测回波信号的幅度和峰值频率为主要特征, 区分夹杂物和孔洞类缺陷。实验结果表明, 所提出的 IUMM 预测的回波信号在幅度和频率上都比传统的 UMM 更为准确。SVM 分类器也能够成功识别各处缺陷, 实现了超声波信号的智能分析。

1.2.2 相控阵超声检测技术

相控阵超声检测技术是超声探伤领域的一个重要分支。与常规超声不同的是, 相控阵超声探头由多个独立的压电晶片排列构成阵列, 并按照人为设定的延迟时间激发各晶片产生超声波, 所有晶片响应叠加后形成新的波阵面。因此, 相控阵超声检测技术能够实现可控的动态聚焦与相位偏转等多种相控效果, 可有效地检出铸件内部各种面状缺陷与体积型缺陷。

Tkocz 等^[52]设计了一种低成本的四通道相控阵电磁超声换能器系统, 其聚焦生成的超声波束完成了在 32 cm 厚的粗糙铸钢板上的缺陷检测实验, 由脉冲回波 A 扫描数据可知, 该系统可检测到 16 cm 深的人工缺陷。苏宣机等^[53]运用相控阵超声波技术对正火状态下的阀门铸钢件进行探测, 可快速得到 C、B、D、S 扫描和 A 型脉冲显示和三维立体成像, 但缺陷表征与实际缺陷存在偏差。其中, 缺陷长度最大偏差为 3 mm, 深度最大偏差为 0.6 mm。增益补偿是量化超声相控阵检测缺陷的关键参数, 适当

的增益能提高该技术的缺陷分辨率,增强缺陷判别的可靠性. Xue 等^[54]深入研究了缺陷位置、缺陷尺寸、缺陷重叠和边界距离这四种变量对相控阵超声能量增益值之间的关系. 结果表明,增益补偿和缺陷深度之间存在严格的线性正相关,与缺陷尺寸之间存在严格的线性负相关;对于近表面缺陷,增益补偿随着缺陷与边界距离的减小而减小;对于缺陷重叠情况,则有必要对待测铸件进行纵向波和横向波扫描. 蒋毓良等^[55]将超声相控阵技术应用在轮毂球铁件的缺陷检测,能分辨出相邻的小缺陷,有利于对缺陷级别的准确评定.

Han 等^[56]使用带编码器的相控阵扫描装置,对距离配置信息的数据进行采集和成像,以实现基于超声数据的高精度三维成像. 经过平滑过滤器等传统图像处理技术,重建图像测量误差小于 5%. 该系统可以在空间上形成更直观的缺陷表现,可以准确反映缺陷的位置、形状和大小信息. 但由于工业检测环境、铸件材料性能和缺陷的复杂特性等原因,基于相控超声的三维成像仍处于发展阶段.

1.2.3 全聚焦相控阵超声检测技术

许多铸件表面纹理粗糙,使得相控阵超声波反射特性难表征,成像模糊. 这是因为相控阵超声检测成像的所有帧都在一个恒定的深度上聚焦. 位于聚焦区域之外的反射区域会显得模糊不清. 全聚焦方法 (Total focusing method, TFM) 对此做出了良好改进. 其依次激活单个阵元产生扩散角度大的超声波,并在所有阵元上接收反射信号,因此可以为聚焦区域内的任何位置生成高度清晰的图像^[57].

文献 [58] 对于表面纹理呈树枝状的轻合金铸件进行全聚焦方法进行高分辨率成像. 由于 TFM 可以从不同的方向传输和接收,覆盖大范围探测区域,所以输出图像的信噪比极高,贾乐成等^[59]采用 16 阵元相控阵探头,对带有人工缺陷的铝块进行检测试验,通过索引数据加速技术可以将每帧图像成像时间缩短至 135 ms 以内,并添加指向性校准模型以优化最终的图像质量.

1.2.4 激光超声检测技术

激光超声技术是一种无接触,高精度的新型超声检测技术. 用激光脉冲照射工件表面,通过烧蚀、热弹性和等离子体三种不同的效应在铸件表面激发超声波,随后用光学干涉仪对其进行非破坏性与非接触测量来获取工件厚度、内部和表面缺陷,材料参数等工件信息. 该技术结合了超声探测的高空间分辨率和光学探测非接触的优势,具有高灵敏度、高探测带宽的优点,可全方位在线扫描工件中表面和亚表面缺陷^[60-61].

Liu 等^[62]提出了一种采用非接触式双激光超声系统的双激光诱导非线性超声调制技术,该系统检测金属铸件样品中的疲劳裂纹效果优良. 曾伟等^[63]提出了一种基于能量分析的激光超声技术对表面缺陷进行检测,通过观察金属铸件中超声波能量分布图,对缺陷的位置、大小、形状等缺陷信息进行检测. 在铝材料和不锈钢两种材料上的试验,取得了良好的定位性能. Liu 等^[64]提出了一种基于非线性激光超声和基于状态空间的方法. 经过两个激光脉冲扫描后铸件内部产生超声波,波形数据被高频传感器所记录,并据此重建出基于状态空间的吸引子. 通过观察平均局部吸引子方差比的空间分布,高效地检测与定位铸件裂纹. Grün 等^[65]和 Roither 等^[66]运用该激光超声装置,对以 1.6 mm/s 速度连续铸造的铸铝板进行在线超声检测,能实时获得探测波形信号. 其超声波信号幅度、高超声频率与微观结构噪声的规律变化,都证实了激光超声检测判断凝固裂纹有无的可行性,该系统能在铸造过程中及时获取铸件缺陷信息,在保证铸件质量的同时,也缩短了工艺时间,提高铸造厂的经济效益. 图 4 为凝固扩展裂纹的超声波透射归一化信号与反射归一化信号.

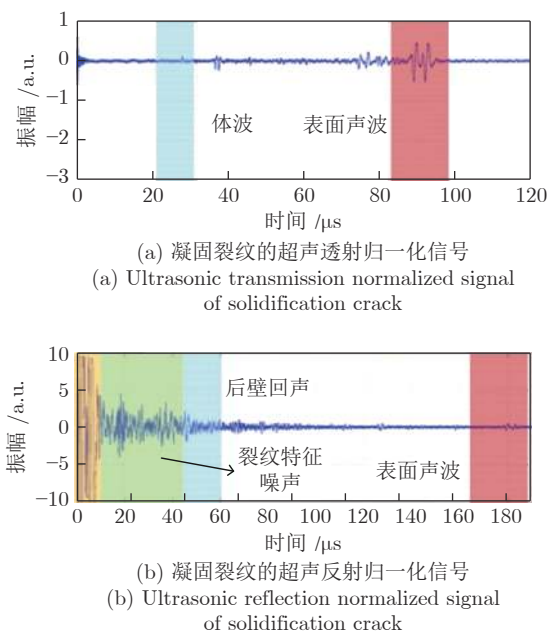


图 4 凝固扩展裂纹的超声波信号
Fig. 4 Ultrasonic signal of solidification propagation crack

1.3 基于电磁学的无损检测技术

1.3.1 涡流检测技术

涡流检测技术是一种广泛使用并易于理解的无接触式检测技术,是建立在电磁感应理论基础上的

无损方法. 用通有交变电流的线圈靠近或嵌套待探测铸件, 根据法拉第电磁感应定律, 在铸件中会产生感应电流进而产生连续涡流. 线圈在工件上移动时, 会因铸件自身各因素变化, 如形状、尺寸、缺陷等, 导致涡流磁场强度和分布发生突变, 便能判定铸件对应部位的性质和状态. 传统涡流检测技术对复杂铸件束手无策, 但是对形状简单的铸件具有高灵敏度与高检测效率. 具体来说, 其是唯一能够以高达 1200 °C 的温度和高达 150 m/s 的速度下对诸如电线、棒材和管状工件等铁磁性和非铁磁性金属导电材料进行自动化检测的传统技术^[67], 是其他现有新兴无损检测技术无可比拟的. 与其他技术相比, 涡流检测技术的主要优势有:

- 1) 在探测过程中, 无需接触铸件或在装置与铸件间使用耦合剂, 故能够在高温环境下快速探测, 并具备良好的探测性能;
- 2) 对导电金属铸件表面和近表面缺陷的探测效率很高;
- 3) 以电信号作为检测结果, 方便存储、再现和进行数据比较与处理.

同样, 涡流检测技术存在着技术不足:

- 1) 只适用于导电金属型或能产生感生涡流的结构简单的铸件, 复杂铸件难于运用. 检测结果易受铸件结构形状、材料特性和外界磁场的影响;
- 2) 涡流检测技术难以区分缺陷类别与形态, 不能对缺陷进行有效地分类分级, 且无法检测到铸件内部缺陷.

随着微电子学和计算机技术的发展和各种信号处理技术的采用, 涡流信号处理技术和涡流探伤仪器等方面长足发展. 传统涡流检测技术也开始不局限于单频信号处理. Bernieri 等^[68]通过组合各种正弦频率信号以激发具有期望幅度的频率分量来实现多频信号, 使用高灵敏度的巨型磁阻 (Giant magneto resistance, GMR) 传感器对含裂纹的铝合金的感生磁场实时进行信号采集, 并在频域中对采集数据进行分析. 针对普通涡流检测方法只能实现缺陷检测而难以实现缺陷分类的问题, Betta 等^[69]提出一种采用线性调频信号激励涡流传感器和探测信号谱分析的多频涡流检测方法. 该方法采用线性调频信号激励位于交流电桥中的线圈涡流传感器, 放大和采集输出信号进行谱分析, 根据谱图能量变化, 可以检出缺陷; 同时, 为了有效地实现缺陷分类, 对多频涡流信号构建二维图像, 运用图像处理方法提升了该技术缺陷检测性能.

1.3.2 远场涡流检测技术

远场涡流检测技术 (Remote field eddy current, RFEC) 是在传统涡流检测的基础上, 对管状

铸件更具针对性的优化技术. 远场涡流检测探头为内置型探头. 一般由激励线圈、检测线圈与减震器组成. 当激励线圈通有变化的电流后, 其所发散出的磁力线穿过内壁, 并再次穿过工件壁与接收线圈形成闭合磁场. 检测线圈接收到的信号通过一定的可视化方法提取管状铸件的缺陷信息.

She 等^[70]针对 RFEC 装置进行结构优化, 通过在 RFEC 探针的激励线圈和检测线圈之间插入屏蔽板, 使得探头的尺寸缩短 2 倍, 并在铁磁管道的外部引入了一个铁磁环以产生更强的磁通密度, 提高检测线圈信号接收性能. 同样是为解决传统传感器的缺点, 鉴于传统传感器的信号普遍存在信噪比低和对轴向裂纹的敏感性差的缺点, Xu 等^[71]提出了一种基于正交磁场激励的新型高灵敏 RFEC 传感器. 对新型自差模拾取线圈在内的不同类型的检测线圈进行设计和分析, 最终在铁磁性管道上使用, 由实验结果可知, 新型传感器可以大大提高缺陷检测的灵敏度, 对于深度小于壁厚 40 % 的轴向裂纹同样具有高检出率. 文献 [72] 比较了 GMR 传感器和各向异性磁阻 (Anisotropic magneto resistive, AMR) 传感器在高灵敏度线性模式下进行远场涡流检测的性能. 建立了两个远程场涡流探头, 以比较纵向和横向缺陷的检测和表征能力, 结果表明, 在磁场强度变化方面, GMR 传感器比 AMR 传感器更为敏感, 可提取的缺陷信息更详尽.

仪器的检测线圈远在激励线圈的 2 ~ 3 倍管道直径之外, 因此, 检测线圈所接收到的远场变化信息参杂了许多杂散电磁场干扰, 使得 RFEC 信号提取缺陷特征面临困难. 吴德会等^[73]采用 ANSYS 软件建立三维远场涡流有限元仿真模型, 分析了磁场在管壁内的分布特性. 通过三维仿真模型评估了轴向裂纹几何尺寸参数对远场涡流探测信号的影响, 裂纹的几何尺寸与远场涡流探测信号之间的关系如图 5 所示.

另一方面, 由于涡流信号会从激发线圈和接收线圈处 2 次穿透管壁, 所以同一缺陷必然影响 2 次远场涡流信号的传输, 在接收信号中体现为主峰和伪峰. 主峰包含了管道缺陷的位置等信息, 而伪峰则会对缺陷定位造成负面影响. 为了排除伪峰对管道缺陷定位的干扰, 罗清旺等^[74]和孙虎等^[75]提出了两种新的远场涡流伪峰移除方法, 分别利用维纳去卷积滤波与数学形态学滤波器滤除缺陷信号的基线偏移. 仿真实验和实际数据处理结果表明, 两类方法都具有良好的伪峰移除效果与普适性.

1.3.3 脉冲涡流检测技术

传统涡流检测技术可以在铸件中找到微裂纹的位置, 而采用脉冲涡流检测技术 (Pulsed eddy

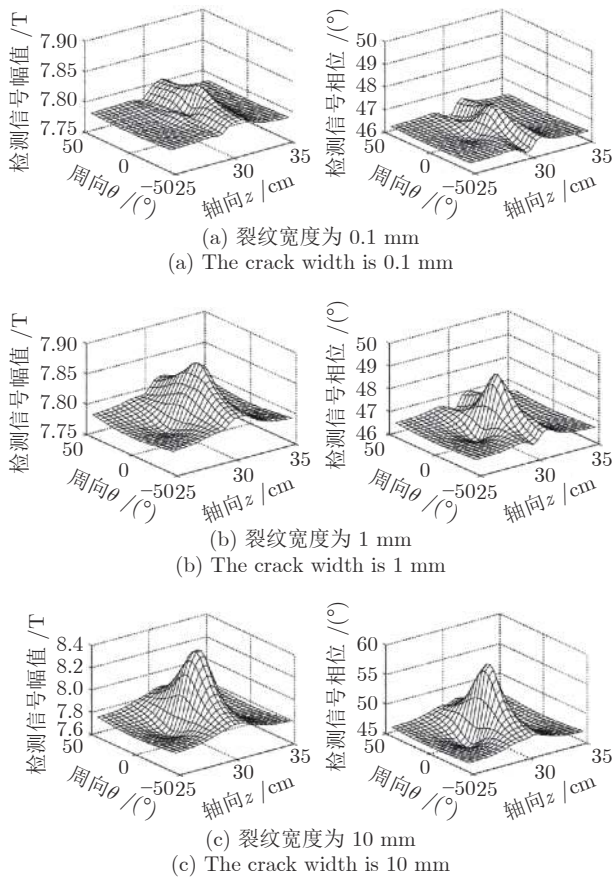


图 5 裂纹的几何尺寸与远场涡流探测信号关系

Fig.5 The relationship between the crack geometry size and the far-field eddy current detection signal

current, PEC) 可以根据微裂纹的位置信息自动获取有关微裂纹深度的信息^[76]. PEC 技术是一项可靠且成熟的技术, 其具有涡流检测所有的优点, 并且比前者的频率范围更宽, 可提供足够信息进行缺陷识别和定量评估.

脉冲涡流通常是以一定占空比的方波作为激励信号施加于初级线圈, 当初级线圈接近导电型金属铸件时, 内部会感应产生变化的涡流和再生磁场. 瞬时涡流大小和衰减状况与工件的电磁特性、几何形状和耦合状况密切相关, 次级线圈接收到的涡流再生磁场包含有丰富的缺陷信息, 由此可实现对铸件的探测与评估.

针对提振效应、测量噪声和表面氧化物对脉冲涡流检测分类产生负面影响的问题, Qiu 等^[77] 应用基于主成分-线性判别分析 (Principal component analysis plus to linear discriminant analysis, PCA-LDA) 和基于主成分-贝叶斯分析 (Principal component analysis plus Bayes, PCA-Bayes) 的 PEC 技术, 两者都能有效地对连铸件表面和亚表面模拟裂缝和孔洞缺陷进行精确分类. Peng 等^[78] 提取本

征模函数 (Intrinsic mode functions, IMF) 的功率谱密度作为分类特征. 缺陷分类算法同样采用 PCA-LDA 和 PCA-Bayes 的 PEC 技术. IMF 是通过经验模式分解 (Empirical mode decomposition, EMD) 和整体 EMD 得出的, 进一步优化缺陷分类性能. 在实际工业探测过程中, 提振噪声难于避免, 在一定程度上会模糊 PEC 探测的有用信息. 针对这一现象, Yu 等^[79] 采用理论与实验的方法对铝合金缺陷进行分析. 且在实验结果基础上, 提出了一种降低缺陷几何信息提取噪声的方法. 该方法能降低有色金属铸件在 PEC 无损探测中的提振噪声, 使得缺陷检测定位更准确. 金属内部结构在探测过程中也会导致 PEC 信号变化响应, 进而产生误检. Benyahia 等^[80] 对时频域中 PEC 信号运用连续小波变换分解, 将真实信号与噪声等有害信号分离. 来增强铝结构的脉冲涡流响应. 能量损耗是脉冲方波信号无法避免的弊端之一. Li 等^[81] 提出了一种选频带脉冲涡流检测 (Frequency-bandselecting pulsed eddy current testing, FSPECT) 方法. 与能量等价的方波形 PEC 技术相比, FSPECT 技术对深度缺陷的响应更大更迅速. Tao 等^[82] 提出一种使用卷积稀疏编码模型的 ECT 新特征提取方法. 在恢复缺陷信号段方面能达到 98% 的准确性, 获得了较好的检测结果.

1.3.4 脉冲涡流热成像技术

脉冲涡流热成像技术是脉冲涡流技术结合红外热成像技术的无损检测技术. 具有检测精度高、面积大、检测结果直观等特点. 脉冲涡流热成像技术主要包括三个步骤: 电磁感应形成涡流场、感生电流产生的焦耳热形成温度场、利用热像仪建立热场分布模型^[83]. 该技术结合电磁热等多物理效应, 大幅度增强缺陷表征能力.

脉冲涡流热成像技术就是利用了二维铸件中出现的电流流动现象及其传热特性^[84], 铸件缺陷与温度场关系是该技术研究重点. Franzini 等^[85] 设计了一种应用于金属铸造的高分辨率热成像检测系统, 能够实时提供高解析度的红外图像. Singh 等^[86] 提出了主动脉冲红外热成像技术检测方法. 使用 Fluke Ti 32 红外热像仪, 记录金属铸件加热和温度衰减过程. 利用含缺陷区域比无缺陷区域具有更高的温度这一先验知识, 表征出具有高热浓度的缺陷区域和缺陷的大小和深度. 经实验证明, 含缺陷区域的冷却过程需要消耗更长时间. 工件内部气孔缺陷 3D 热成像模型如图 6 所示. Zhu 等^[87] 提出了一种基于概率检测的分析框架涡流脉冲热成像系统. 通过最大热响应、一阶微分成像和一阶微分成像的比

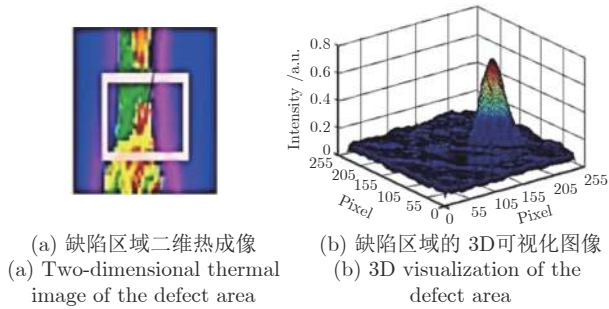


图 6 合金样品的缺陷区域热成像 3D 模型

Fig. 6 Thermal imaging 3D model of defect area of alloy sample

值来映射特征, 由线性拟合得出铸件裂缝长度. 文献 [88] 设计了一种感应加热的主动热成像系统. 通过用红外热像仪记录表面温度, 对整个红外图像序列使用傅里叶变换进行评估, 并对相位图像进行处理以检测表面裂纹, 同时分析计算不同深度裂缝周围的信号分布, 确定裂纹深度. 在该模型下, 设立 z - y 平面为铸件表面, x 轴正方向为铸件深度, $y=0$ 为裂纹的位置. 工件受到瞬时加热脉冲后, 由深度为 d 的垂直裂纹引起的表面额外温度升高为:

$$T_{crack, inst}(x=0, y, t) = \frac{Q}{2\lambda} \sqrt{\frac{\kappa}{\pi t}} e^{-\frac{y^2}{4\kappa t}} \operatorname{erf}\left(\frac{d}{2\sqrt{\kappa t}}\right) \quad (1)$$

其中, κ 表示热扩散率, λ 表示材料的热导率, Q 表示施加的表面热通量. 这个随时间连续的积分方程体现温度大致变化. 下列公式得出裂纹的位置:

$$T_{crack, step}(x=0, y=0, t) = \frac{Q}{\lambda\pi} \left(d\operatorname{Ei}\left(\frac{d^2}{4\kappa t}\right) + 2\sqrt{\pi\kappa t} \operatorname{erf}\left(\frac{d}{2\sqrt{\kappa t}}\right) \right) \quad (2)$$

在加热 t 时间后, 表面的温度升高为:

$$T_{sound, step}(x=0, y, t) = \frac{2Q}{\lambda} \sqrt{\frac{\kappa t}{\pi}} \quad (3)$$

由式 (1) ~ (3) 可以推断裂纹距离:

$$d_{th} = 2\sqrt{\kappa t} \quad (4)$$

1.4 其他无损检测技术

磁粉检测技术和渗透检测技术都属于五大常规无损检测技术. 近年来, 相关国家标准持续更新^[89-90], 在材料控制、工艺规范制定上趋于完善, 提供了详细的工艺材料要求和验收标准, 是不可替代的两种铸件表面缺陷检测方法. 从本质上来看, 这两种技术都是对表面和近表面缺陷的颜色或纹理特征进行增强. 与基于光学、声学、电磁学等无损检测

技术有所不同的是, 如今的磁粉检测技术和渗透检测技术于试剂喷洒阶段、铸件纠偏阶段与缺陷检测阶段都需要检测人员直接或间接参与. 因此, 铸件缺陷检测结果的正确与否与检测人员操作息息相关.

1.4.1 磁粉检测技术

磁粉检测是利用铁磁性工件表面处缺陷在磁场中存在漏磁现象, 在特殊介质下特征显著的一种无损检测方法. 由 DT4A 超高纯低碳纯铁轧制成的标准试片, 可以检验铁磁性铸件有效磁化区以及大致的有效磁场强度和方向, 被广泛用于磁粉探伤领域中. 对于异形铸件磁粉检测, 也可采用合适的标准试片, 将其固定于变截面处, 吸引磁粉或磁悬液形成缺陷轮廓以完成探测阶段. 受漏磁场吸引所显现的真实磁痕特征反映了缺陷本质. 经过相关铸件缺陷图谱比照后, 对缺陷进行定位、定性和定量分析. 在探测阶段, 铸件会因为表面不平滑而需要铸造工作者对铸件进行打磨, 在人工检测阶段, 铸造检测人员的感知能力与表面处理能力对裂纹检测的效率有着决定性影响^[91]. 磁粉检测技术具有以下优缺点:

- 1) 操作简单方便, 检测成本低, 灵敏度高;
- 2) 可显现出目视难以看出的细微缺陷;
- 3) 只适用于探测铁磁性铸件的表面和近表面, 对被测铸件的表面光滑度要求高;
- 4) 磁化后的铸件需进行退磁处理.

对于磁粉检测技术而言, 仪器设备的更新升级是带动技术的重要发展的重要途径. 陈新波等^[92]设计了一套智能磁粉探伤机, 从移动磁化系统、移动夹紧系统, 到喷液和回收机构等操作控制全部集成于一个设备控制面板上, 实现了对中大型工件局部和整体的磁粉自动检测. 李泽鑫等^[93]设计了一种便携式磁粉探伤机, 可对不易搬运的大型铸件实时进行磁粉探测, 加速了检测时间, 对需定期检修的服役铸钢零件表面缺陷检测提供了更为优选技术方案.

1.4.2 渗透检测技术

渗透检测技术利用了液态着色剂与荧光剂在固液交界下的毛细现象以及其于特定光照下的显像现象^[94]. 具体就是将检测试剂涂抹于表面处理后干燥的待测工件表面, 等待时间至少 7 分钟. 在特定光源下, 通过目视法或选用 3 倍以下的放大镜进行观察和标记, 清洗过后采用扫描电镜对显像处进一步评定铸件表面缺陷的类型、形状和大小等多种属性. 在检测过程中, 易受多方面因素影响而造成漏检, 重复检验结果会有所不同, 采用渗透检测法检测铸件的优点有检测灵敏度高、表面缺陷表示直观、不受铸件形状和化学成分等因素影响, 且由于材质适用范围广, 渗透检测比磁粉检测更多地应用于铸造

生产中^[95]. 但缺点也显而易见: 渗透检测技术耗时长、对铸件内部缺陷无能为力、工艺流程复杂且自动化程度低, 且铸造工作者需要与有害、易燃和挥发性材料接触, 同时要求在要暗室和黑光灯环境下检测.

本文总结比较了各类铸件缺陷无损检测技术如表 2 所示.

2 基于神经网络的探测信号处理方法

在铸件缺陷无损检测过程中, 探测阶段所采集到的缺陷信号载体的物理特性不同, 往往需要根据其特性有针对性地进行信号分析方法研究. 同时, 信号存在各种噪声干扰, 增加了缺陷特征提取难度, 因此各类噪声信号处理方法也需要提出和改良. 而不同信号分析方法和信号处理方法的叠加, 使得每种缺陷检测方法的工作量增大, 使用范围变窄. 近年来, 国内外学者对基于神经网络的信号处理方法

展开研究, 利用神经网络可以通过逐级迭代获取输入和输出内在联系的特点, 将神经网络结构运用于各种探测信号分析. 同时, 神经网络的鲁棒特性, 使得其对含噪声的信号仍具有高检测效率. 此外, 基于样本学习的方法可以完美融入大数据分析策略, 通过对铸件缺陷数据库的学习来保障自身的高效性能.

2.1 基于深度学习的图像处理方法

在图像缺陷检测领域中, 深度学习算法以硬件的图像处理模块为载体, 是重要的组成部分. 与主流无损检测方法侧重点不同的是, 它是对目标特征进行深度挖掘, 并更侧重于深度学习网络性能, 不易受到硬件水平的制约. 与传统图像处理方法不同的是, 传统方法中的特征提取主要依赖于人工设计的提取器, 需要从头开始进行数据筛选. 根据数据的特异性, 要采取不同的特征提取方法和分类器结

表 2 铸件缺陷无损检测与评估技术对比
Table 2 Comparison of non-destructive testing and evaluation techniques for rail defects

物理学分类	检测技术	铸件类型	缺陷类型	优点	缺点
基于光学的无损检测技术	X射线二维成像技术	所有铸件	孔洞类缺陷、夹杂类缺陷	可探测复杂异形铸件、结果直观且便于存储、对气孔类缺陷检测良好 ^[21-27]	检测环境要求高、速度慢、成本高、无法表征完整的缺陷轮廓及形态 ^[21-27]
	X射线三维成像技术	所有铸件	孔洞类缺陷、夹杂类缺陷及裂纹	可探测复杂异形铸件、结果直观且便于存储、对三维缺陷表达能力强 ^[15, 28-38]	检测环境要求高、速度慢、成本高 ^[28-38]
	机器视觉检测技术	所有铸件	表面缺陷	硬件成本低、可检测复杂铸件表面缺陷、结果直观且便于存储、检测速度快 ^[41-47]	系统抗干扰能力弱、成像质量易受外界因素影响 ^[41-47]
	高光谱检测技术	所有铸件	孔洞类缺陷	可探测复杂异形铸件、能获得缺陷更详尽的特征、预测潜在缺陷 ^[48-49]	成像过程极长、图像所占内存量大、结果无法直观地判别缺陷 ^[48-49]
基于声学的无损检测技术	超声检测技术	所有铸件	内部缺陷	探测速度快、检测成本低、穿透能力强、对环境无污染 ^[50-51]	需要耦合剂、对铸件表面光滑度有要求、信号信噪比低 ^[50-51]
	相控阵超声检测技术	所有铸件	内部缺陷	探测速度快、声束角度及深度人为可控 ^[52-56]	需要耦合剂、对铸件表面光滑度有要求 ^[52-56]
	全聚焦相控阵超声技术	所有铸件	内部缺陷	探测速度快、可高分辨率成像 ^[57-59]	需要耦合剂、探测手段尚未成熟 ^[57-59]
	激光超声检测技术	复杂铸件	内部缺陷	无需耦合剂、可探测复杂铸件、穿透能力强、对细微裂纹敏感、能检测缺陷位置及大小 ^[60-66]	探测手段尚未成熟
基于电磁学的无损检测技术	涡流检测技术	铁磁性铸件	表面及近表面缺陷	无需耦合剂、可在高温下检测、探测速度快、检测电信号便于数据比较与存储 ^[67-69]	只能探测结构简单铸件、难以定量性地评估缺陷 ^[67-69]
	远场涡流技术	铁磁性铸件	表面缺陷及内部裂纹	无需耦合剂、探测速度快、对管状类铸件缺陷检测效果极佳 ^[70-75]	只能检测管状铸件 ^[70-75]
	脉冲涡流检测技术	铁磁性铸件	表面及内部缺陷	无需耦合剂、探测速度快、能对缺陷定量评估 ^[76-81]	易受频率影响, 检测时效性低、对微小裂纹异常敏感 ^[76-81, 96]
其他无损检测技术	脉冲涡流热成像技术	金属型铸件	表面及内部缺陷	无需耦合剂、检测结果直观、精度高、检测面积大 ^[83-88]	对铸件本身会有一定损耗 ^[83-88]
	磁粉检测技术	铁磁性铸件	表面及近表面缺陷	检测结果直观、成本低、对表面细微缺陷敏感 ^[91, 95]	需要磁悬液、对铸件表面光滑度有要求、人工参与度高 ^[89, 91, 95]
	渗透检测技术	所有铸件	表面及近表面缺陷	可探测复杂铸件、检测结果直观、成本低 ^[94-95]	使用试剂对人与环境有害、检测流程复杂、速度慢、人工操作、检测环境有要求 ^[90, 94-95]

合, 经过大量尝试, 才能得到满足工业场景需求的特定方法, 过程低效又昂贵. 每个传统图像算法都是针对具体应用, 不具有普适性^[97].

大多数车间不愿意投资深度学习的研发工作, 依旧凭借传统图像算法作为工业解决方案, 深度学习的应用正面临着严峻挑战^[98]. 实际上, 各类探测仪器的成本逐年降低, 更易获取大量图像和数据. 同时, 随着感知机研究的不断推进和计算机硬件的换代升级, 深度学习为图像检测领域带来了革命性的变革. 学术界也纷纷涌现出各种高效又健壮的网络框架, 得以对 X 射线检测系统、机器视觉系统等系统所获得的多样化目标进行强大的感知和处理, 其图像检测任务中的准确率已然能与人类视觉能力相媲美, 推进速度令人瞩目. 图像和数据处理需要用更先进、更灵活的检测手段才能保障铸造厂的效率和性能, 提高整体生产率.

文献 [99] 将原始铸件视觉图片等比分割成九块区域, 再引入卷积神经网络 (Convolutional neural network, CNN) 模块实现对铸件表面夹杂物、气孔和裂纹缺陷检测, 检测精度高达 97.25 % 以上. 图 7 为文献 [99] 设计的机器视觉系统检测流程. 在深度学习模型中, 需要高质量的数据集进行训练, 而对于铸件内部缺陷检测, 采集的图像常存在缺陷边界不清晰的问题. 传统方法对于类间差异小的缺陷无法准确分类, 且标签的错误最后会导致网络性能下降. Yu 等^[100] 提出了一种自适应深度和感受野选择机制, 使用“惰性标签”对边缘模糊的缺陷进行标注, 可以克服缺陷边缘模糊而导致的贴标不准确问题. 使用该方法, 可减少人工标注的主观错误, 提高标签的准确性, 获得质量更高的标签数据. 网络识别的缺陷类别、位置和区域如图 8 所示. 其中 SS 为海绵缩松, MDFM 为高密度夹杂, GP 为针孔, LDFM 为低密度夹杂, GH 为气孔, SC 为缩孔, Background 为无缺陷的背景区域.

另外, 为了降低机器对精确标注样本的依赖性, Hu 等^[101] 提出了一种新颖的训练策略, 该策略在训练阶段将新的对象级注意机制融入学习模型中, 仅使用图像级标签训练包含孔洞与夹杂类缺陷的数据集, 利用双线性池提高模型检测局部对比铸件缺陷的能力, 并将类激活图 (Class activation maps, CAM) 扩展到双线性 CAM, 这一新型可视化技术增强了模型的可解释性. 最终减少额外的人工消耗并提高模型性能. 同时, 由于铸件种类繁多, 铸件上可获取的各类缺陷图片较少, 而神经网络中包含大量的参数, 需要大量数据进行训练. 小数据集可能会导致网络过拟合, 所以在铸件缺陷检测中, 小样

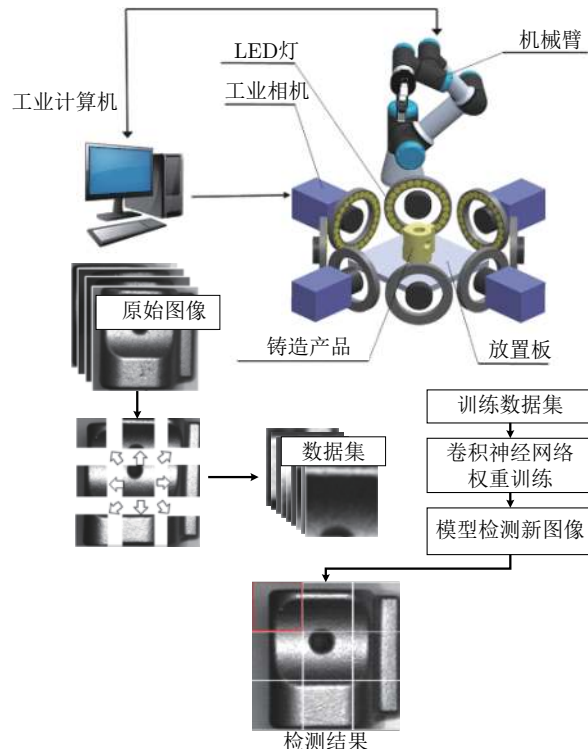


图 7 机器视觉系统示意图

Fig. 7 Schematic diagram of machine vision system

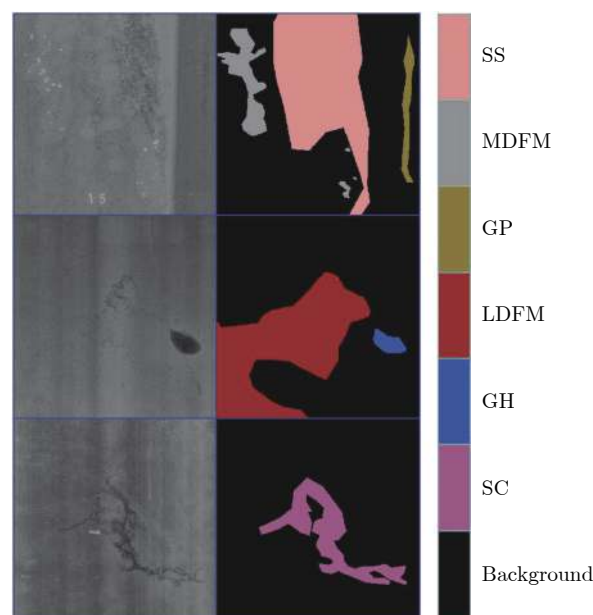


图 8 图像识别缺陷的类别、位置和区域

Fig. 8 Image recognition defect category, location and area

本是亟需解决的问题. Du 等^[102] 讨论了扩充数据集对网络性能的影响. 通过实验发现, 当图片增加到一定数量后, 网络性能会下降, 所以在进行数据扩

充时,不能过度扩充,故使用单一数据扩充方法对网络性能的提升有限的。

除了数据集外,网络结构也是影响网络性能的重要因素. Ferguson 等^[103]将 ResNet-101、VGG-16 等主流的特征提取网络与 Faster R-CNN、SSD、R-FCN 等网络模型两两结合,比较了各算法的定位精度和计算性能. 气孔、缩孔等都是铸件内部的常见缺陷,而这些缺陷相对于铸件来说都是微小缺陷. 在相关标准中对铸件孔洞类、夹杂类缺陷的大小皆有等级划分: GB/T11346 在 50 mm×50 mm 的参考底片下,将各缺陷分为 8 级; TB/T3105.4 在 177 mm×127 mm 的参考底片下,将各缺陷分为 5 级. 缺陷级数越低时,缺陷相对越小,纹理信息越模糊,目标特征细微而难于检测. 随着神经网络的加深,许多浅层信息不可避免会丢失,这将会严重影响网络对微小缺陷的检测精度. 文献 [102] 针对这一问题,提出特征金字塔网络,对图片包含的各层特征进行多尺度预测,保留了图片中的浅层特征信息,在微小缺陷检测任务中表现出了良好的性能. 其中, Faster R-CNN 结合 ResNet-101 网络的平均精度均值 (Mean average precision, mAP) 达 92.1%. 由于微小缺陷包含语义信息较少,容易产生误检和漏检的情况. Lin 等^[104]提出了一种基于视觉注意力机制和特征图深度学习的鲁棒检测方法. 采用中心边缘差分法来模拟生物视觉信息处理机制,提取出疑似缺陷区域,并剔除不必要的信息,再使用深度卷积网络提取连续图像中包含的空间特征信息,有效地跟踪缺陷,大大降低了误检和漏检的可能性. 图 9 为帧间深度卷积神经网络结构图.

Tang 等^[105]研究了基于 X 射线图像的缺陷检测算法,结合深度卷积神经网络中的空间关注机制和双线性池这两种技术对网络进行优化,提出了一种新的空间注意双线性卷积神经网络,以增强 CNN 的表示能力,得以表达潜在的特征属性. 实验结果表明,与一般的 CNN 缺陷检测器进行比较,优化后的模型有显著的性能提升. 表 3 为近 5 年来,学术界运用深度学习算法在铸件缺陷检测领域上所取得的研究成果.

在铸件缺陷检测中,上述的微弱缺陷和小样本问题十分棘手,微弱缺陷问题在本质上是由于缺乏肉眼可见的详细特征,而导致检测过程也难于区分前景与背景. 学术界针对这些问题做了深入研究. Bai 等^[114]提出一种端到端的多任务生成对抗网络 (Multi-tasks generative adversarial networks, MTGAN) 以检测微弱目标. 其将生成器搭建为可以将模糊图像采样转化为精细图像的超分辨率网

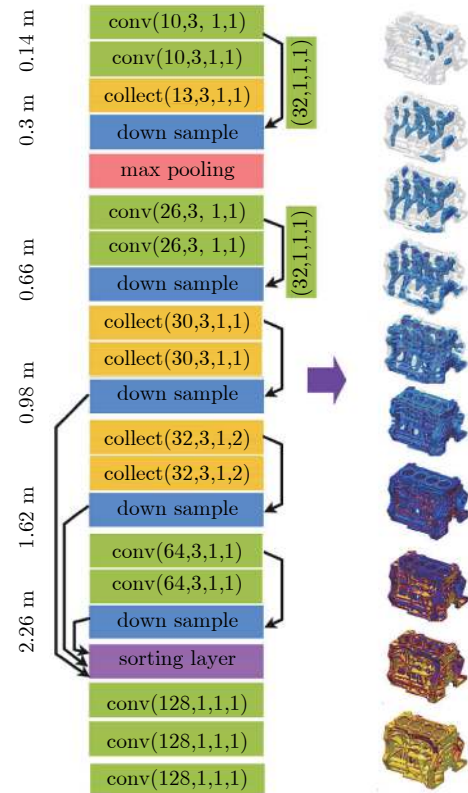


图 9 帧间深度卷积神经网络结构图

Fig. 9 Inter-frame deep convolution neural network structure diagram

络,判别器结合多任务模型进行分类和回归损失计算,并反向传播更新生成器,循环往复. 由广泛的实验得出, MTGAN 在 AP 性能上超过了现有最新的微弱目标检测技术. Dong 等^[115]用随机森林 (Random forest, RF) 算法替换 U-Net 网络中最终的 softmax 层, U-Net 所提取的特征再对 RF 进行训练,使其拥有对图像中各像素分类的能力. 此方法足以检测到数据集中 84.5% 的缺陷,在图像分割上优于其他传统算法. Barz 等^[116]将 5 个细粒度小样本在同一深度学习模型上训练,发现在 softmax 层使用余弦损失比交叉熵能得到更高的分类精度.

由于卷积神经网络中有大量参数,需要大量训练样本才能使网络匹配缺陷特征,但在铸件生产检测过程中,面临着样本数据少、图像采集耗时、标注代价高等问题,进而易造成在小样本数据集上过拟合、网络优化难、泛化能力不佳等一系列负面影响. Keshari 等^[117]基于该理念提出了一个新的 CNN 模型,重点学习滤波器的“结构”和“强度”. 结果表明,其在小样本数据集上的识别精度有巨大提升. Wang 等^[118]改进的 Faster R-CNN 能够在目标样本很少的情况下,对原训练模型鲁棒性适配,其提

表 3 基于深度学习的铸件缺陷检测研究现状
Table 3 Research status of casting defect detection based on deep learning

方法	实验对象	检测目标	结果分析	数据来源
新的空间注意力双线性卷积神经网络	所有铸件	气孔及人工钻孔缺陷	精度高达93.30%,可以有效地学习并鉴别特征	文献[105]中的表3
基于深度学习特征匹配的铸件缺陷三维定位方法	精密铸件	0.3~1 mm 大小的渣孔缺陷	在实现自动定位的基础上精度优于传统方法,平均定位误差低于传统平移视差法8.69%	文献[106]中的表3
采用特征金字塔网络提取特征,结合区域特征聚集方式的ROI Align	汽车铸铝件	微小孔洞类缺陷	与Faster R-CNN相比,使用FPN后,平均精度提高40.9%;使用ROI Align后,精度提高了23.6%	文献[103]中的表3~6
自适应深度与感受野选择语义分割的网络	铝合金铸件	海绵收缩、低密度异物、高密度异物、孔洞类缺陷	此方法的mIoU比最新的语义分割模型Dense-ASPP高出3.85%	文献[100]中的表3和图7
基于对象级注意机制和双线性池化构建有效的CNN模型	铸铝件	一般缺陷	对于每个定量指标(准确率、精确度、召回率),提出的模型均优于其他经典深度学习分类模型	文献[102]中的表3~5
通用特征网络和微妙特征网络结合的网络模型	汽车铸铝件	20种铸造缺陷	该模型在实际X射线图像的每个指标上均优于其他分类模型	文献[107]中的表1
基于视觉注意力机制和特征图深度学习的鲁棒跟踪检测方法	三类工件	缩孔、孔隙率	铸件缺陷的误检率和漏检率均小于4%,缺陷检测的准确率大于96%	文献[104]中的图7
基于深度残差网络的铸件外观缺陷检测方法	汽车制动支架	暗孔、浅坑、裂纹、缺口、凸起、凹陷	ResNet-34ASoftReLu方法的准确率达到93.7%,远远高于传统检测方法	文献[108]中的表1~2
基于自适应神经模糊推理系统的阀门铸件影像智能故障诊断系统	阀门铸件	裂纹、气体夹杂物、缩孔	缺陷分类的平均准确性为80%	文献[109]中的表3
3D卷积神经网络结合非线性拓扑尺寸参数和经验模型	二十种铸造模型	缩孔、夹杂物、裂纹	所提出的CNN在平均精度上优于现有方法的10%至20%	文献[110]中的表2
改进的Faster R-CNN算法	钢带	六类表面缺陷	以20帧每秒的速度实现了98.32%的平均精度均值,97.02%的查全率和99%的检测率	文献[111]中的表2~3
基于选择性注意机制和深度学习特征匹配的缺陷动态跟踪检测方法	一般铸件	渣孔	误检率和漏检率均低于3%,缺陷检测准确率超过97%.与极线约束跟踪等方法比较,准确率提高5个百分点以上	文献[112]中的表2~4
用于识别X射线图像中铸件缺陷的基于Mask-RCNN的体系结构	汽车铸铝件	一般缺陷	超过了缺陷检测算法在GD-Xray数据集上的最高性能,mAP达95.7%	文献[113]中的表4

出的基于分割池和实例感兴趣区域 (Region of interesting, ROI) 采样的特征配对机制,可在图像和目标实例级别上对成对的特征进行域适配.提出的实例级适配模块对成对的目标特性进行了语义对齐,缓解了域漂移问题.该模型在 SIM10K 数据集上对已检测目标有着较高置信度.显著减少了训练所需的参数量,同时在测试数据库上显示出高准确性. Ren 等^[119]提出了一种基于深度学习算法的通用表面检测算法.在工业小样本分割任务中,该方法仅需 5 张图像进行网络训练,检测结果达到了 0.0 % 的错误逃逸率,具备自动适应小样本、强噪声的复杂工业生产场景的能力. Wang 等^[120]引入配对机制,提出一种双级模块,使训练检测器适应目标域.该团队采用注意区域生成网络和多关系检测器的少热目标检测,利用小样本的相似性来检测新的目标,同时抑制主干网络中的错误检测.为解决数据呈长尾分布而易造成模型过拟合问题, Liu 等^[121]提出了

一种改进的 VGG-16 主干网络,通过添加更强的正则化器并使用批归一化,使网络具有更强的泛化性,针对不同样本无需重新设计特定网络模型.该模型在公共小样本数据集上实现了 8.45 % 的低错误率,消除了过度拟合. Xu 等^[122]提出了一种小型数据驱动的卷积神经网络,该算法通过集成方法对小样本进行预处理,使用标签扩张解决类分配不平衡的问题.并提出了一种半监督数据扩充方法,以更有效、可控的方式扩展数据集.通过对改进的 4 种常用的卷积神经网络进行一系列比较实验和评估发现, SDD-Inception v3 结构在小样本检测任务中,具有出色的性能.

2.2 基于神经网络的其他信号处理方法

与大多数基于光学的无损探测技术所得到的直观图像不同的是,基于声、电磁学的无损探测技术的直接探测结果大多是在二维坐标轴下波形形式表征的.这增加了检测人员提取缺陷特征的难度.神

神经网络的出现,打破了传统信号分析方法的局限性,在精度上显著优于传统方法,成为最新的研究热点.运用人工神经网络等理论知识,以提高复杂工况背景下复杂连续信号的处理能力.

Meng 等^[123]从钢板内 18 个近表面不同深度的缺陷中获取了 48 000 组 ECT 信号,将其制作成数据集.并把缺陷深度评估问题表述为时间序列分类问题,训练和评估了各种一维残差卷积神经网络在分类任务中的检测性能.其中,38 层一维 ResNeXt 卷积网络的检测精度达到 93.58%,且不受提离信号的影响.Park 等^[124]将原始管状工件的一维 ECT 数据按轴向顺序堆叠为二维数据,进而转化为二维图像,然后设计了嵌有 Dropout 层的深度神经网络对进行缺陷分类,使神经网络的平均分类精度提升至 97.19%.文献 [125]通过对数值模拟得到的信号数据进行深度学习的方法,解决了 ECT 信号估计裂纹深度的计算速度问题,计算时间小于 1 秒.Miao 等^[126]提出了基于涡流检测小波时频图 CNN 的缺陷识别方法.一方面,连续小波变换产生的焊缝时频图可以有效地反映窄搭接焊缝涡流探测信号的时频特征;另一方面,将小波时频图作为 CNN 网络的输入,避免了特征表达不足和识别精度不高的问题.Wang 等^[127]研究了铁磁材料中裂纹的 PEC 信号,提出了一种基于遗传算法的反向传播神经网络模型,可以很好地解决 PEC 中的非线性问题,精确表征裂纹深度与宽度.

针对超声检测技术生成的信号,文献 [128]使用卷积神经网络,深度神经网络,多层感知器三种模型对时域上的超声信号进行训练和测试,实验结果表明,所有模型都可以准确评估孔洞类缺陷,其中 CNN 效果最佳,检测精度达到 94.5%.但工件表面的粗糙程度会引入大量噪声信号,降低训练模型的准确性.为了减少噪声对分析结果的影响,Munir 等^[129]将超声信号数据集扩充至原来的 5 倍,每个信号设有 2 048 个采样点,并基于 CNN 的鲁棒性,使用仅有两层卷积的神经网络用于提取超声特征,改善了模型分类性能和适用性.张伟等^[130]采用波形逼近技术在磁场信号中获得波形参数信息,从而与缺陷尺寸建立映射关系,解决了裂纹缺陷远场涡流定量反演时特征难匹配问题.Falque 等^[131]研究了一种 RFEC 信号转换为二维图像的经典分割方法.该法使用反卷积结合 SVM 分类器处理 RFEC 信号,提取了信号内真实缺陷信息.

3 展望

随着铸造技术的不断发展,目前的铸件检测系

统仅依靠软硬件技术的升级优化,已无法满足铸件缺陷检测技术的现实需求^[132].针对铸件全尺寸、高精度、高时效等检测要求,高端铸件缺陷检测技术必须考虑以下几点问题,展望概述如图 10 所示:

1) 对于铸件缺陷检测过程,探测技术本身存在的缺点不可避免,且单一的声或光信息难以对复杂铸件作全方面检测.融合多种探测方法对铸件进行全方位探测技术开始出现.但仅仅通过串联多种探测技术来组合成一条自动检测线,是无法满足工业中对于检测速度的要求^[133].如何利用多模态技术将多维信息融合实现对铸件缺陷特征进行高效且全面地检出,将是未来检测技术发展研究的方向之一.

2) 目前,机器人技术与铸造行业质量监测的联系越发紧密,机器视觉系统与机器人技术融合技术崭露头角:结合机器人系统的机器视觉检测技术实现了铸件多角度信息获取,消除了空间对检测效果的限制.而其他检测手段也正面临着过分依赖人的参与、辅助时间长、检测效率低等问题,亟需加速践行新一代信息技术与质检技术的深度融合,在时间与空间上提高检测设备灵活性.如何将各种检测手段与机器人技术有效结合,促进传统铸件检测技术的智能化升级,是未来研究方向之一.

3) 在铸造行业实际场景中,“大数据”往往是伪命题,“小样本”却更为常见.经过多年的学术研究,国内外研究员从数据扩充、模型优化和迁移学习三个方面改进了神经网络对数据采集量的需求^[134].但多数研究仅考虑到检测的精度,并未过多考虑检测实时性,这在工业领域是无法接受的.此外,多数针对小样本的检测模型是在自然图像数据集或公共数据集上进行预训练再针对下游任务进行微调的,工业场景实际应用少.针对小样本检测网络的实时性和更有针对性的模型预训练方法展开研究,可以将自然领域或医学领域小样本检测模型迁移至工业领域,具有广阔的发展前景.

4) 铸件缺陷检测任务通常仅包含检测与分类,这无法包罗本文所需要的全部质检信息.对于单个铸件,逐一进行缺陷检测、尺寸测量、表面粗糙度测定等程序耗时耗力.特别是针对图像检测任务,需要同时实现铸件尺寸测量、缺陷分类、表面粗糙度评定等多个任务.在深度学习领域,多任务学习可以学到多个任务的共享表示,这个共享表示具有较强的抽象能力,能够适应多个不同但相关的特征.由于使用共享表示,多个任务同时进行预测时,同样能减少了样本来源的数量和整体模型参数的规模,使得具有更小容量的模型就可以获得同水平或更好的泛化能力,预测更加高效.由此可见,“多任务”与铸件质量检测结合是一个值得深入探讨的问题.

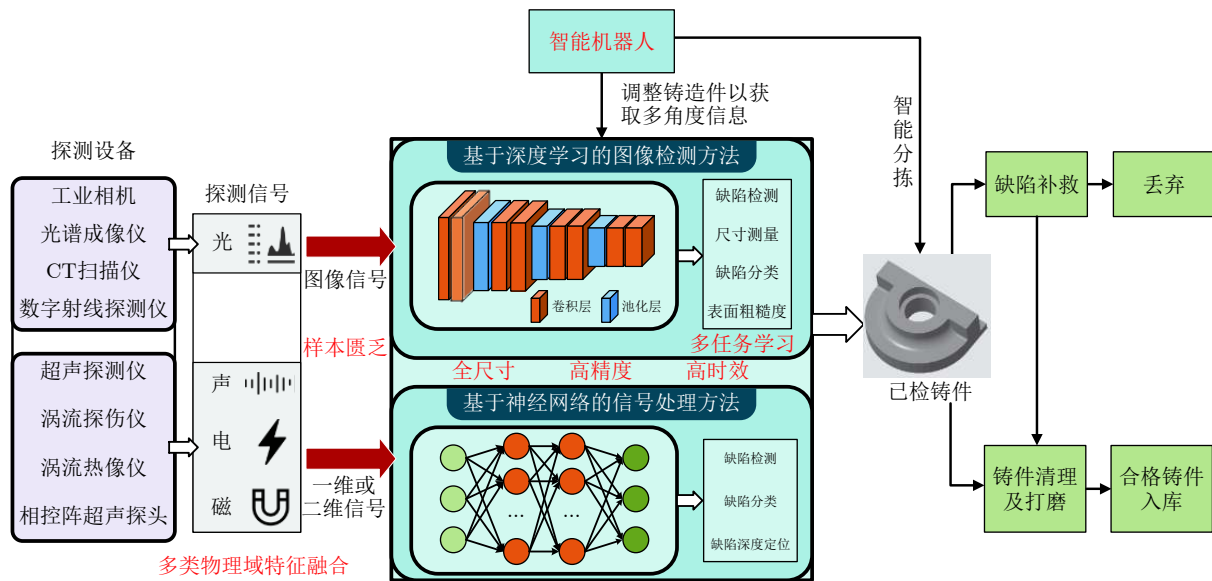


图 10 高端铸件缺陷检测技术展望概述

Fig. 10 Overview of the prospect of high-end casting defect detection technology

4 结束语

铸件的生产加工工序繁多、条件复杂, 加工工艺本身的不足和操作失误都有可能使铸件在加工完成时就存在缺陷, 而在服役过程中, 受力不均或使用不当也会产生缺陷, 这些缺陷会影响铸件的整体性能, 需要进行监测与排除。随着工业生产规模的不断扩大, 纯人工检测方法的检测效率不足以满足生产效率要求, 需要自动化的铸件缺陷检测方法来提高检测效率。

本文针对铸件生产和服役过程中产生的孔洞类缺陷、裂纹、偏析和夹杂等缺陷的成因进行分析。阐述了基于声学、光学、电磁学等主流检测技术及其常规信号处理方法、磁粉检测技术与渗透检测技术等其他检测技术, 并对近年来新兴的基于神经网络的信号处理方法进行了说明。对基于神经网络的信号处理方法对比分析发现, 铸件无损检测方法已经趋于完整。而深度学习网络作为新兴图像检测方法的核心, 能够发掘出图像包含的深层信息, 这些深层信息能够对铸件缺陷分类提供指导。并且, 神经网络具有强鲁棒性, 轻量化神经网络的应用又进一步提高了检测效率。因此, 将具有强鲁棒性、性能优越的神经网络运用在铸件缺陷检测与分类上是未来主要的研究方向。

References

- 1 中华人民共和国国家市场监督管理总局. 铝合金铸件射线照相检测 缺陷分级: GB/T 11346-2018, 2018
- 2 中华人民共和国国家铁路局. 铁道货车铸钢摇枕、侧架: TB/T 3012-2016, 2016
- 3 ASTM International. Standard reference radiographs for heavy-walled (41/2 to 12-in. [114 to 305-mm]) steel castings: ASTM E280, 2010
- 4 ASTM International. Standard reference radiographs for steel castings up to 2 in. (50.8 mm) in thickness: ASTM E446, 2010
- 5 Fiorese E, Bonollo F, Timelli G, Arnberg L, Gariboldi E. New classification of defects and imperfections for aluminum alloy castings. *International Journal of Metalcasting*, 2015, **9**(1): 55-66
- 6 Wan Qian, Zhao Hai-Dong, Zou Chun. Three-dimensional characterization and distribution of micropores in aluminum alloy high pressure die casting. *Acta Metallurgica Sinica*, 2013, **49**(3): 284-290
(万谦, 赵海东, 邹纯. 铝合金压铸铸件微观孔洞三维特征及分布的研究. *金属学报*, 2013, **49**(3): 284-290)
- 7 Salonitis K, Zeng B, Mehrabi H A, Jolly M. The challenges for energy efficient casting processes. *Procedia CIRP*, 2016, **40**: 24-29
- 8 Jatimurti W, Alexander B, Toto Wibisono A. Effect of degassing time and cooling rate on microstructure and porosity of aluminum 6061 alloy using sand casting method. *Materials Science Forum*, 2019, **964**: 124-129
- 9 Chelladurai C, Mohan N S, Hariharashayee D, Manikandan S, Sivaperumal P. Analyzing the casting defects in small scale casting industry. *Materials Today: Proceedings*, 2021, **37**: 386-394
- 10 Malhotra V, Kumar Y. Study of process parameters of gravity die casting defects. *International Journal of Mechanical Engineering and Technology*, 2016, **7**(2): 208-211
- 11 Zhao L P, Dou R S, Yin J J, Yao Y Y. Intelligent prediction method of quality for continuous casting process. In: Proceedings of the 2016 IEEE Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference. Xi'an, China: IEEE, 2016.1761-1764
- 12 Cao H X, Hao M Y, Shen C, Liang P. The influence of different vacuum degree on the porosity and mechanical properties of aluminum die casting. *Vacuum*, 2017, **146**: 278-281
- 13 Jia L M, Xu D M, Li M, Guo J J, Fu H Z. Casting defects of

- Ti-6Al-4V alloy in vertical centrifugal casting processes with graphite molds. *Metals and Materials International*, 2012, **18**(1): 55–61
- 14 Bijagre V, Deulgaonkar V. Modeling and finite element analysis for a casting defect in thin wall structures. *International Journal of Emerging Engineering Research and Technology*, 2015, **3**(5): 77–82
- 15 Wang L, Limodin N, El Bartali A, Witz J F, Seghir R, Buffiere J Y, et al. Influence of pores on crack initiation in monotonic tensile and cyclic loadings in lost foam casting A319 alloy by using 3D in-situ analysis. *Materials Science and Engineering: A*, 2016, **673**: 362–372
- 16 Rotella A, Nadot Y, Piellard M, Augustin R, Fleuriot M. Fatigue limit of a cast Al-Si-Mg alloy (A357-T6) with natural casting shrinkages using ASTM standard X-ray inspection. *International Journal of Fatigue*, 2018, **114**: 177–188
- 17 Jamil M, Khan A M, Hegab H, Sarfraz S, Sharma N, Mia M, et al. Internal cracks and non-metallic inclusions as root causes of casting failure in sugar mill roller shafts. *Materials*, 2019, **12**(15): 2474
- 18 Joshi A, Jugulkar L M. Investigation and analysis of metal casting defects and defect reduction by using quality control tools. *International Journal of Mechanical and Production Engineering*, 2014, **2**(4): 87–92
- 19 中华人民共和国国家市场监督管理总局. 铸件 射线照相检测: GB/T 5677-2018, 2018.
- 20 Hussein A E, Senabulya N, Ma Y, Streeter M J V, Kettle B, Dann S J D, et al. Laser-wakefield accelerators for high-resolution X-ray imaging of complex microstructures. *Scientific Reports*, 2019, **9**: 3249
- 21 Lu W Q, Zhang S G, Zhang W, Li J G. Imaging of structure evolution in solidifying Al-Bi immiscible alloys by synchrotron radiography. *Journal of Materials Science & Technology*, 2016, **32**(12): 1321–1325
- 22 Wang K Y, Cheng Y Y. Design of X-ray digital imaging and data acquisition system. *Russian Journal of Nondestructive Testing*, 2009, **45**(5): 362–366
- 23 Li X L, Tso S K, Guan X P, Huang Q. Improving automatic detection of defects in castings by applying wavelet technique. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2006, **53**(6): 1927–1934
- 24 Jin C, Kong X G, Chang J T, Cheng H, Liu X J. Internal crack detection of castings: a study based on relief algorithm and Adaboost-SVM. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2020, **108**(9): 3313–3322
- 25 Zhao X Y, He Z X, Zhang S Y, Liang D. A sparse-representation-based robust inspection system for hidden defects classification in casting components. *Neurocomputing*, 2015, **153**: 1–10
- 26 Kamalakannan A, Rajamanickam G. Spatial smoothing based segmentation method for internal defect detection in X-ray images of casting components. In: Proceedings of the 2017 Trends in Industrial Measurement and Automation. Chennai, India: IEEE, 2017.1–6
- 27 Mery D, Arteta C. Automatic defect recognition in X-ray testing using computer vision. In: Proceedings of the 2017 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision. Santa Rosa, CA, USA: IEEE, 2017.1026–1035
- 28 Kruth J P, Bartscher M, Carmignato S, Schmitt R, De Chiffre L, Weckenmann A. Computed tomography for dimensional metrology. *CIRP Annals*, 2011, **60**(2): 821–842
- 29 du Plessis A, Rossouw P. X-ray computed tomography of a titanium aerospace investment casting. *Case Studies in Nondestructive Testing and Evaluation*, 2015, **3**: 21–26
- 30 Yang Z F, Kang J D, Wilkinson D S. Characterization of pore defects and fatigue cracks in die cast AM60 using 3D X-ray computed tomography. *Metallurgical and Materials Transactions B*, 2015, **46**(4): 1576–1585
- 31 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
- 32 du Plessis A, le Roux S G, Guelpa A. Comparison of medical and industrial X-ray computed tomography for non-destructive testing. *Case Studies in Nondestructive Testing and Evaluation*, 2016, **6**: 17–25
- 33 Huo Qi-Run, Li Jian-Wu, Lu Yao, Qin Ming. Variation-based ring artifact correction in CT images. *Acta Automatica Sinica*, 2021, **45**(9): 1713–1726
(霍其润, 李建武, 陆耀, 秦明. 基于变分的CT图像环形伪影校正. 自动化学报, 2021, **45**(9): 1713–1726)
- 34 Villarraga-Gómez H, Smith S T. Effect of the number of projections on dimensional measurements with X-ray computed tomography. *Precision Engineering*, 2020, **66**: 445–456
- 35 Liu C H, Jin S, Lai X M. Dimensional precision control of large castings. *Precision Forming Technology of Large Superalloy Castings for Aircraft Engines*. Singapore: Springer, 2021. 279–353
- 36 Villarraga-Gómez H, Lee C B, Smith S T. Dimensional metrology with X-ray CT: A comparison with CMM measurements on internal features and compliant structures. *Precision Engineering*, 2018, **51**: 291–307
- 37 Zhao F, Mendonça P R S, Yu J, Kaucic R. Learning-based automatic defect recognition with computed tomographic imaging. In: Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Image Processing Melbourne, VIC, Australia: IEEE, 2013.2762–2766
- 38 Oeckl S, Wenzel T, Gondrom S, Rauch F. Real inline X-ray 3D CT with short cycle times for light metal casting inspection in production. In: Proceedings of the 2018 IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record. Dresden, Germany: IEEE, 2008.562–564
- 39 Yu Sheng-Ping, Chai Tian-You. Rescheduling method for starting time delay in steelmaking and continuous casting production processes. *Acta Automatica Sinica*, 2016, **42**(3): 358–374
(俞胜平, 柴天佑. 开工时间延迟下的炼钢-连铸生产重调度方法. 自动化学报, 2016, **42**(3): 358–374)
- 40 Chai Tian-You. Development directions of industrial artificial intelligence. *Acta Automatica Sinica*, 2020, **46**(10): 2005–2012
(柴天佑. 工业人工智能发展方向. 自动化学报, 2020, **46**(10): 2005–2012)
- 41 Singh A K, Swarup A, Agarwal A, Singh D. Vision based rail track extraction and monitoring through drone imagery. *ICT Express*, 2019, **5**(4): 250–255
- 42 Wan W F, Lu H J, Zhukova V, Ipatov M, Zhukov A, Shen Y J. Surface defect detection of magnetic microwires by miniature rotatable robot inside SEM. *AIP Advances*, 2016, **6**(9): 095309
- 43 Wang L, Zhang Z J. Automatic detection of wind turbine blade surface cracks based on UAV-taken images. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, **64**(9): 7293–7303
- 44 Frayman Y, Zheng H, Nahavandi S. Machine vision system for automatic inspection of surface defects in aluminum die casting. *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, 2006, **10**(3): 281–286
- 45 Li L Y, Hao P F. Steel plate corrugation defect intelligent detection method based on picture cropping and region growing

- algorithm. In: Proceedings of the 2019 14th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications. Xi'an, China: IEEE, 2019.587-590
- 46 Ma L Y, Hua C S, He Y Q. Defect detection of the irregular turbine blades based on edge pixel direction information. In: Proceedings of the 2018 4th Annual International Conference on Network and Information Systems for Computers. Wuhan, China: IEEE, 2018.165-170
- 47 Pastor-López I, Santos I, Santamaría-Ibirika A, Salazar M, de-la-Peña-Sordo J, Bringas P G. Machine-learning-based surface defect detection and categorisation in high-precision foundry. In: Proceedings of the 2012 7th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications. Singapore: IEEE, 2012.1359-1364
- 48 Shaw G, Manolakis D. Signal processing for hyperspectral image exploitation. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2002, **19**(1): 12-16
- 49 Mehrubeoglu M, Simionescu P A, Robinson S, McLauchlan L. A comparative study of three vision systems for metal surface defect detection. In: Imaging Spectrometry XX. San Diego, California, USA: International Society for Optics and Photonics, 2015.96110L
- 50 Li Xiao-Qing, Liu Qiang-Hu, Zhu Ming, Jiang He. Investigation on ultrasonic test technique of heavy wind power nodular iron castings. *Modern Cast Iron*, 2017, **37**(2): 19-24
(李小青, 刘强虎, 朱明, 蒋赫. 大型风电球墨铸铁件超声波检测技术研究. 现代铸铁, 2017, **37**(2): 19-24)
- 51 Xiao H F, Chen D, Xu J W, Guo S F. Defects identification using the improved ultrasonic measurement model and support vector machines. *NDT & E International*, 2020, **111**: 102223
- 52 Tkocz J, Greenshields D, Dixon S. High power phased EMAT arrays for nondestructive testing of as-cast steel. *NDT & E International*, 2019, **102**: 47-55
- 53 Su Xuan-Ji. Phased array ultrasonic inspection of valve steel castings with irregular structure area. *Nondestructive Testing*, 2020, **42**(12): 15-19
(苏宣机. 阀门铸钢件异形结构区域的相控阵超声检测. 无损检测, 2020, **42**(12): 15-19)
- 54 Xue S N, Le Q C, Jia Y H, Jiang L P, Zhang Z Q, Bao L. Ultrasonic flaw detection of discontinuous defects in magnesium alloy materials. *China Foundry*, 2019, **16**(4): 256-261
- 55 Jiang Yu-Liang, Xu De-Min, Zhang Wei, Wu Tie-Ming, Chen Kai-Lai, Chen Shu. Ultrasonic phase controlling array technique detection of nodular iron casting. *Modern Cast Iron*, 2014, **34**(4): 22-27
(蒋毓良, 徐德民, 张伟, 吴铁明, 陈开来, 陈树. 球墨铸铁件的超声相控阵技术检测. 现代铸铁, 2014, **34**(4): 22-27)
- 56 Han Z W, Lu C, Liu Z H. Research on 3D imaging based on linear ultrasonic phased array. In: Proceedings of International Conference on Intelligent and Interactive Systems and Applications. Cham, Switzerland: Springer, 2016.322-328
- 57 Qiang Tian-Peng, Yang Gui-De, Du Nan-Kai, Chen Jian-Hua, Zhang Guo-Qiang, Gong Cheng-Gang. Preliminary study on the acoustic field characteristics of full focus phased array technology. *Nondestructive Testing*, 2020, **42**(1): 1-6
(强天鹏, 杨贵德, 杜南开, 陈建华, 张国强, 龚成刚. 全聚焦相控阵技术声场特性初探. 无损检测, 2020, **42**(1): 1-6)
- 58 Deutsch K, Roye W, Rast H, Benoist P. High resolution phased array imaging using the total focusing method. In: Proceedings of the 19th World Conference on Non-Destructive Testing. Munich, Germany, 2016.1-8
- 59 Jia Le-Cheng, Chen Shi-Li, Bai Zhi-Liang, Zeng Zhou-Mo, Yang Xiao-Xia. Correction model and accelerating algorithm for ultrasonic total focusing method. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, **38**(7): 1589-1596
(贾乐成, 陈世利, 白志亮, 曾周末, 杨晓霞. 超声全聚焦成像校正模型及加速算法. 仪器仪表学报, 2017, **38**(7): 1589-1596)
- 60 Song Yan-Xing, Wang Jing. Influence of laser parameters and laser ultrasonic detection method on ultrasonic signals. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, **43**(5): 1433-1437
(宋燕星, 王晶. 激光参数及激光超声探测方法对超声信号影响. 红外与激光工程, 2014, **43**(5): 1433-1437)
- 61 Yang C H, Jeyaprkash N, Chan C K. Inhomogeneous mechanical properties in additively manufactured parts characterized by nondestructive laser ultrasound technique. *NDT & E International*, 2020, **116**: 102340
- 62 Liu P P, Jang J, Yang S, Sohn H. Fatigue crack detection using dual laser induced nonlinear ultrasonic modulation. *Optics and Lasers in Engineering*, 2018, **110**: 420-430
- 63 Zeng Wei, Wang Hai-Tao, Tian Gui-Yun, Fang Ling, 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)
- 64 Liu Y Q, Yang S X, Liu X K. Reference-free crack detection and localization by nonlinear laser ultrasonic. In: Proceedings of the 2018 15th International Conference on Ubiquitous Robots. Honolulu, USA: IEEE, 2018.791-796
- 65 Grün H, Mitter T, Roither J, Betz A, Bozorgi S, Burgholzer P. Center crack detection during continuous casting of aluminum by laser ultrasonic measurements. In: Proceedings of Thermosense: Thermal Infrared Applications XXXVI. Baltimore, Maryland, USA: International Society for Optics and Photonics, 2014.91050A
- 66 Roither J, Mitter T, Reitingner B, Wiesinger A, Hofer C, Grün H, et al. Detection of casting defects in aluminum slabs by laser ultrasonic measurements. In: the 19th World Conference on Non-Destructive Testing. Munich, Germany, 2016.
- 67 García-Martín J, Gómez-Gil J, Vázquez-Sánchez E. Non-destructive techniques based on eddy current testing. *Sensors*, 2011, **11**(3): 2525-2565
- 68 Bernieri A, Betta G, Ferrigno L, Laracca M. Crack depth estimation by using a multi-frequency ECT method. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2013, **62**(3): 544-552
- 69 Betta G, Ferrigno L, Laracca M, Burrascano P, Ricci M, Silipigni G. An experimental comparison of multi-frequency and chirp excitations for eddy current testing on thin defects. *Measurement*, 2015, **63**: 207-220
- 70 She S B, Chen Y F, He Y Z, Zhou Z J, Zou X. Optimal design of remote field eddy current testing probe for ferromagnetic pipeline inspection. *Measurement*, 2021, **168**: 108306
- 71 Xu X J, Liu M, Zhang Z B, Jia Y L. A novel high sensitivity sensor for remote field eddy current non-destructive testing based on orthogonal magnetic field. *Sensors*, 2014, **14**(12): 24098-24115
- 72 Ribeiro A L, Ribeiro A L, Ramos H G, Rocha T J. Defect detection in stainless steel tubes with AMR and GMR sensors using remote field eddy current inspection. *Acta Ineko*, 2015, **4**(2): 62-67
- 73 Wu De-Hui, Huang Song-Ling, Zhao Wei, Liu Hong-Qing. Research on 3-D simulation of remote field eddy current detection for pipeline cracks. *Journal of System Simulation*, 2009, **21**(20): 6626-6629
(吴德会, 黄松岭, 赵伟, 刘洪清. 管道裂纹远场涡流检测的三维仿

- 真研究. 系统仿真学报, 2009, **21**(20): 6626–6629
- 74 Luo Qing-Wang, Shi Yi-Bing, Wang Zhi-Gang, Ma Dong. Location and inspection method for large area pipe defect based on RFEC testing. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2015, **36**(12): 2790–2797
(罗清旺, 师奕兵, 王志刚, 马东. 一种基于远场涡流的管道大面积缺陷定位检测方法. 仪器仪表学报, 2015, **36**(12): 2790–2797)
- 75 Sun Hu, Shi Yi-Bing, Zhang Wei, Li Yan-Jun. A pseudo-peak removing method of remote field eddy current in ferromagnetic pipelines. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, **40**(5): 60–67
(孙虎, 师奕兵, 张伟, 李焱骏. 一种铁磁管道中远场涡流的伪峰移除方法. 仪器仪表学报, 2019, **40**(5): 60–67)
- 76 Wang Z W, Yu Y T. Traditional eddy current-pulsed eddy current fusion diagnostic technique for multiple micro-cracks in metals. *Sensors*, 2018, **18**(9): 2909
- 77 Qiu X B, Zhang P, Wei J L, Cui X C, Wei C, Liu L L. Defect classification by pulsed eddy current technique in con-casting slabs based on spectrum analysis and wavelet decomposition. *Sensors and Actuators A: Physical*, 2013, **203**: 272–281
- 78 Peng Y, Qiu X B, Wei J L, Li C L, Cui X C. Defect classification using PEC responses based on power spectral density analysis combined with EMD and EEMD. *NDT & E International*, 2016, **78**: 37–51
- 79 Yu Y T, Yan Y, Wang F, Tian G Y, Zhang D J. An approach to reduce lift-off noise in pulsed eddy current nondestructive technology. *NDT & E International*, 2014, **63**: 1–6
- 80 Benyahia A, Zergoug M, Amir M, Fodil M. Enhancement of pulsed eddy current response based on power spectral density after continuous wavelet transform decomposition. *International Journal of Computer and Information Engineering*, 2018, **12**(2): 116–119
- 81 Li P, Xie S J, Wang K D, Zhao Y, Zhang L, Chen Z M, et al. A novel frequency-band-selecting pulsed eddy current testing method for the detection of a certain depth range of defects. *NDT & E International*, 2019, **107**: 102154
- 82 Tao Y, Xu H Y, Avila J R S, Ktistis C, Yin W L, Peyton A J. Defect feature extraction in eddy current testing based on convolutional sparse coding. In: Proceedings of the 2019 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference. Auckland, New Zealand: IEEE, 2019.1–6
- 83 Zuo Xian-Zhang, Chang Dong, Qian Su-Min, Fei Jun-Biao, Zhang Tao. Simulation analysis of crack detecting mechanism using pulsed eddy current thermography. *Laser & Infrared*, 2012, **42**(9): 998–1003
(左宪章, 常东, 钱苏敏, 费骏彪, 张韬. 脉冲涡流热成像裂纹检测机理仿真分析. 激光与红外, 2012, **42**(9): 998–1003)
- 84 Tsopelas N, Siakavellas N J. Experimental evaluation of electromagnetic-thermal non-destructive inspection by eddy current thermography in square aluminum plates. *NDT & E International*, 2011, **44**(7): 609–620
- 85 Franzini J R, Lyles M B, Murphy R H. High Resolution Inspection Device for Casting Defects Using IR Imaging, U. S. Patent 10481116, November 2019
- 86 Singh R R B, Sasikumar T, Suresh S, Ramanan G. A novel detection of defects in Al-SiC composite by active pulsed infrared thermography using data and image processing. *Transactions of the Indian Institute of Metals*, 2020, **73**(11): 2767–2783
- 87 Zhu J Z, Min Q X, Wu J B, Tian G Y. Probability of detection for eddy current pulsed thermography of angular defect quantification. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2018, **14**(12): 5658–5666
- 88 Oswald-Tranta B, Schmidt R. Crack depth determination with inductive thermography. In: Proceedings of Thermosense: Thermal Infrared Applications XXXVII. Baltimore, Maryland, USA: International Society for Optics and Photonics, 2015.94850C
- 89 中华人民共和国国家市场监督管理总局. 铸钢铸件磁粉检测: GB/T 9444-2019, 2019
- 90 中华人民共和国国家市场监督管理总局. 铸钢铸件渗透检测: GB/T 9443-2019, 2019
- 91 Lau S. Effects of Surface Roughness on the Reliability of Magnetic Particle Inspection for The Detection of Subsurface Indications in Steel Castings[Master dissertation], Iowa State University, USA, 2019
- 92 陈新波, 孙金立, 袁英民, 张海兵, 李小丽, 朱龙翔. 智能磁粉探伤机, 中国, CN105866242A, 2016-08-17
- 93 李泽鑫, 王珏炜, 夏海萍, 李国林, 张虎光. 一种便携式磁粉探伤机, 中国, CN208239356U, 2018-12-14
- 94 Manikandan K R, Sivagurunathan P A, Ananthan S S, Moshi A A M, Bharathi S R S. Study on the influence of temperature and vibration on indications of liquid penetrant testing of A516 low carbon steel. *Materials Today: Proceedings*, 2021, **39**: 1559–1564
- 95 Luk B L, Chan A H S. Human factors and ergonomics in dye penetrant and magnetic particles nondestructive inspection methods. *Engineering Letters*, 2007, **15**(1): EL15125
- 96 Yang G, Tamburrino A, Udpa L, Udpa S S, Zeng Z W, Deng Y M, Que P W. Pulsed eddy-current based giant magnetoresistive system for the inspection of aircraft structures. *IEEE transactions on magnetics*, 2010, **46**(3): 910–917
- 97 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
(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)
- 98 Würschinger H, Mühlbauer M, Winter M, Engelbrecht M, Hanenkamp N. Implementation and potentials of a machine vision system in a series production using deep learning and low-cost hardware. *Procedia CIRP*, 2020, **90**: 611–616
- 99 Nguyen T P, Choi S, Park S J, Park S H, Yoon J. Inspecting method for defective casting products with convolutional neural network (CNN). *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology*, 2021, **8**(2): 583–594
- 100 Yu H, Li X J, Song K C, Shang E F, Liu H Y, Yan Y H. Adaptive depth and receptive field selection network for defect semantic segmentation on castings X-rays. *NDT & E International*, 2020, **116**: 102345
- 101 Hu C, Wang Y. An efficient convolutional neural network model based on object-level attention mechanism for casting defects detection on radiography images. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020, **67**(12): 10922–10930
- 102 Du W Z, Shen H Y, Fu J Z, Zhang G, He Q. Approaches for improvement of the X-ray image defect detection of automobile casting aluminum parts based on deep learning. *NDT & E International*, 2019, **107**: 102144
- 103 Ferguson M, Ak R, Lee Y T T, Law K H. Automatic localization of casting defects with convolutional neural networks. In: Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Big Data. Boston, MA, USA: IEEE, 2017.1726–1735
- 104 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
- 105 Tang Z H, Tian E G, Wang Y X, Wang L C, Yang T C.

- Nondestructive defect detection in castings by using spatial attention bilinear convolutional neural network. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2021, **17**(1): 82–89
- 106 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)
- 107 Wang Y X, Hu C F, Chen K, Yin Z. Self-attention guided model for defect detection of aluminium alloy casting on X-ray image. *Computers & Electrical Engineering*, 2020, **88**: 106821
- 108 Jiang X Z, Wang X F, Chen D F. Research on defect detection of castings based on deep residual network. In: Proceedings of the 2018 11th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics. Beijing, China: IEEE, 2018.1–6
- 109 Khedkar S S, Awari G K, Untawale S P, Trikal S P. Intelligent fault diagnosis system for radiographic images of valve casting using adaptive neuro fuzzy inference system. *The e-Journal of Nondestructive Testing & Ultrasonics*, 2015, **20**(6): 1–8
- 110 Lin J H, Ma L, Yao Y. Segmentation of casting defect regions for the extraction of microstructural properties. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2019, **85**: 150–163
- 111 Ren Q R, Geng J H, Li J Y. Slighter Faster R-CNN for real-time detection of steel strip surface defects. In: Proceedings of the 2018 Chinese Automation Congress. Xi'an, China: IEEE, 2018.2173–2178
- 112 Yu Yong-Wei, Du Liu-Qing, Yan Zhe, Xu He-Zuo. Dynamic detection of casting defects radiographic image based on deep learning feature. *Chinese Journal of Agricultural Machinery*, 2016, **47**(7): 407–412
(余永维, 杜柳青, 闫哲, 许贺作. 基于深度学习特征的铸件缺陷射线图像动态检测方法. *农业机械学报*, 2016, **47**(7): 407–412)
- 113 Ferguson M K, Ronay A K, Lee Y T T, Law K H. Detection and segmentation of manufacturing defects with convolutional neural networks and transfer learning. *Smart and sustainable manufacturing systems*, 2018: 2
- 114 Bai Y C, Zhang Y Q, Ding M L, Ghanem M. SOD-MTGAN: Small object detection via multi-task generative adversarial network. In: Proceedings of the European Conference on Computer Vision. Munich, Germany: 2018: 206–221
- 115 Dong X H, Taylor C J, Cootes T F. Small defect detection using convolutional neural network features and random forests. In: Proceedings of the European Conference on Computer Vision. 2018: 398–412
- 116 Barz B, Denzler J. Deep learning on small datasets without pre-training using cosine loss. In: Proceedings of the 2020 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision. Snowmass, CO, USA: 2020.1371–1380
- 117 Keshari R, Vatsa M, Singh R, Noore A. Learning structure and strength of CNN filters for small sample size training. In: Proceedings of the 2018 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, USA: 2018.9349–9358
- 118 Wang T, Zhang X P, Yuan L, Feng J S. Few-shot adaptive faster R-CNN. In: Proceedings of the 2019 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Long Beach, USA: 2019.7173–7182
- 119 Ren R X, Hung T, Tan K C. A generic deep-learning-based approach for automated surface inspection. *IEEE transactions on cybernetics*, 2018, **48**(3): 929–940
- 120 Wang T, Yuan L, Zhang X P, Feng J S. Distilling object detectors with fine-grained feature imitation. In: Proceedings of the 2019 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Long Beach, USA: 2019.4933–4942
- 121 Liu S Y, Deng W H. Very deep convolutional neural network based image classification using small training sample size. In: Proceedings of the 2015 3rd IAPR Asian conference on pattern recognition. Kuala Lumpur, Malaysia: 2015.730–734
- 122 Xu X H, Zheng H, Guo Z Y, Wu X B, Zheng Z H. SDD-CNN: Small data-driven convolution neural networks for subtle roller defect inspection for subtle roller defect inspection. *Applied Sciences*, 2019, **9**(7): 1364
- 123 Meng T, Tao Y, Chen Z, Avila J R S, Ran Q, Shao Y, et al. Depth evaluation for metal surface defects by eddy current testing using deep residual convolutional neural networks. arXiv preprint arXiv: 2104.02472, 2021
- 124 Park J, Han S J, Munir N, Yeon Y T, Song S, Kim H J, et al. MRPC eddy current flaw classification in tubes using deep neural networks. *Nuclear Engineering and Technology*, 2019, **51**(7): 1784–1790
- 125 Demachi K, Hori T, Perrin S. Crack depth estimation of non-magnetic material by convolutional neural network analysis of eddy current testing signal. *Journal of Nuclear Science and Technology*, 2020, **57**(4): 401–407
- 126 Miao R, Gao Y T, Ge L, Jiang Z H, Zhang J. Online defect recognition of narrow overlap weld based on two-stage recognition model combining continuous wavelet transform and convolutional neural network. *Computers in Industry*, 2019, **112**: 103115
- 127 Wang Z W, Yuan F, Ye P X, Qiu F S, Tian G Y, Woo W L. Crack characterization in ferromagnetic steels by pulsed eddy current technique based on GA-BP neural network model. *Journal of Magnetism and Magnetic Materials*, 2020, **500**: 166412
- 128 Park S H, Hong J Y, Ha T, Choi S, Jhang K Y. Deep learning-based ultrasonic testing to evaluate the porosity of additively manufactured parts with rough surfaces. *Metals*, 2021, **11**(2): 290
- 129 Munir N, Kim H J, Park J, Song S J, Kang S S. Convolutional neural network for ultrasonic weldment flaw classification in noisy conditions. *Ultrasonics*, 2019, **94**: 74–81
- 130 Zhang Wei, Shi Yi-Bing, Wang Zhi-Gang, Ao Yong-Cai. Research on the quantitative inverse method of RFEC inspection for pipe cracks. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2013, **34**(8): 1681–1689
(张伟, 师奕兵, 王志刚, 敖永才. 管道裂纹远场涡流检测的定量反演方法研究. *仪器仪表学报*, 2013, **34**(8): 1681–1689)
- 131 Falque R, Vidal-Calleja T, Miro J V. Defect detection and segmentation framework for remote field eddy current sensor data. *Sensors*, 2017, **17**(10): 2276
- 132 Vijayaram T R, Sulaiman S, Hamouda A M S, Ahmad M H M. Foundry quality control aspects and prospects to reduce scrap rework and rejection in metal casting manufacturing industries. *Journal of Materials Processing Technology*, 2006, **178**(1-3): 39–43
- 133 Oswald-Tranta B, O'Leary P L. Fusion of geometric and thermographic data for automated defect detection. *Journal of Electronic Imaging*, 2012, **21**(2): 021108
- 134 Liu Ying, Lei Yan-Bo, Fan Jiu-Lun, Wang Fu-Ping, Gong Yan-Chao, Tian Qi. Survey on image classification technology based on small sample learning. *Acta Automatica Sinica*, 2021, **47**(2): 297–315
(刘颖, 雷研博, 范九伦, 王富平, 公衍超, 田奇. 基于小样本学习的图像分类技术综述. *自动化学报*, 2021, **47**(2): 297–315)



张 辉 湖南大学机器人学院教授. 2004 年、2007 年和 2012 年获得湖南大学学士、硕士和博士学位. 主要研究方向为工业机器视觉和数字图像处理. 本文通信作者.

E-mail: zhanghuihy@126.com

(ZHANG Hui Professor at the School of Robotics, Hunan University. He received his bachelor, master and Ph.D. degrees from Hunan University in 2004, 2007 and 2012. His research interest covers industrial machine vision and digital image processing. Corresponding author of this paper.)



张邹铨 长沙理工大学电气与信息工程学院硕士研究生. 主要研究方向为深度学习和视觉检测.

E-mail: zouquan_zhang@163.com

(ZHANG Zou-Quan Master student at the School of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science and Technology. His research interest covers deep learning and visual inspection.)



陈煜嵘 湖南大学电气与信息工程学院博士研究生. 2020 年获美国匹兹堡大学硕士学位. 主要研究方向为图像处理, 机器学习和领域自适应.

E-mail: chenyrong1998@outlook.com

(CHEN Yu-Rong Ph.D. candidate at the School of Electrical and Information Engineering, Hunan University. He received his master degree from University of Pittsburgh in 2020. His research interest covers image processing, machine learning and domain adaption.)



吴天月 长沙理工大学电气与信息工程学院硕士研究生. 主要研究方向为深度学习和视觉检测.

E-mail: yue_wuwuwu@163.com

(WU Tian-Yue Master student at the School of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science and Technology. Her research interest covers deep learning and visual inspection.)



钟 杭 湖南大学博士后. 2013 年、2016 年和 2020 年获得湖南大学学士、硕士和博士学位. 主要研究方向为机器人控制, 视觉伺服和路径规划.

E-mail: zhonghang@hnu.edu.cn

(ZHONG Hang Postdoctor at Hunan University. He received his bachelor, master and Ph.D. degrees from Hunan University in 2013, 2016 and 2020. His research interest covers robotics control, visual servo and path planning.)



王耀南 中国工程院院士, 湖南大学机器人学院教授. 1995 年获湖南大学博士学位. 主要研究方向为机器人学, 智能控制和图像处理.

E-mail: yaonan@hnu.edu.cn

(WANG Yao-Nan Academician at Chinese Academy of Engineering, professor at the School of Robotics, Hunan University. He received his Ph.D. degree from Hunan University in 1995. His research interest covers robotics, intelligent control and image processing.)