基于条纹投射三维测量的铆钉自动化检测技术

梁　莹[1],王云帆[2],林时雨[2,3],何庄达[2],李旭东[2,3],赵慧洁[2,3]
(1.上海航天精密机械研究所,上海 201600;2.北京航空航天大学 仪器科学与光电工程学院,北京 100191;
3.北京航空航天大学 青岛研究院,山东 青岛 266100)

摘　要: 针对大型薄壁结构铆接点位自动化检测问题,提出了基于条纹投射三维测量的铆钉检测技术,实现了铆钉镦头尺寸特征高精度测量以及裂纹缺陷自动化识别。在传统条纹投射三维测量的基础上,引入高动态范围(HDR)纹理合成,提出二、三维结合的点云分割策略,实现铆钉尺寸特征高效提取。搭建深度学习神经网络,实现镦头表面缺陷识别。本文搭建了系统原理样机,以铆接桁条样品和标准器作为样件进行系统实验验证。结果表明:实验室条件下,该方法直径测量精度为 0.040 mm,高度测量精度为 0.013 mm,缺陷识别准确率可达 99.30%。与传统方法相比,本文提出的方法更加易于集成,效率高,具有广泛应用价值。

关键词: 条纹投射; 三维测量; 铆钉检测; 点云分割; 尺寸特征; 缺陷检测
中图分类号: TP 391.41　　**文献标志码:** A　　**DOI:** 10.19328/j.cnki.2096-8655.2023.02.020

An Automatic 3D Rivet Detection Technique Based on Fringe Projection

LIANG Ying[1], WANG Yunfan[2], LIN Shiyu[2,3], HE Zhuangda[2], LI Xudong[2,3], ZHAO Huijie[2,3]
(1.Shanghai Spaceflight Precision Machinery Institute, Shanghai 201600, China; 2.School of Instrumentation and Optoelectronic Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China; 3.Qingdao Research Institute, Beihang University, Qingdao 266100, Shandong, China)

Abstract: Aiming at the problems of automatic detection for riveted large thin-wall structures, a rivet detection technique based on fringe projection is proposed, which enables high-accuracy dimension measurement and automatic crack detection. Based on the traditional three-dimensional (3D) fringe projection measurement, high dynamic range (HDR) texture merging is introduced, and a point cloud segmentation strategy combining two-dimensional (2D) and 3D information is proposed, with which the rivet size features can be efficiently extracted. A deep-learning neural network is built to achieve the intelligent detection of rivet cracks. Besides, a prototype of the system principle is built, and the riveted samples and standards are measured experimentally to verify the effectiveness and accuracy. The results show that under laboratory conditions, the accuracy of diameter measurement can achieve 0.040 mm, the accuracy of height measurement is 0.013 mm, and the accuracy of crack detection can reach 99.30%. Compared with traditional methods, the proposed method is easier to integrate, has high detection efficiency, and has extensive application value.

Key words: fringe projection; three-dimensional measurement; rivet detection; point cloud segmentation; dimension feature; crack detection

0　引言

铆接工艺在空天制造中广泛应用,对于大型薄壁结构来说,其制造加工过程所需铆钉多达数十万个。为了质量控制,有诸多铆接参数需要自动化测

收稿日期: 2021-12-12; **修回日期:** 2022-05-29
基金项目: 上海航天科技创新基金(SAST2019-058)
作者简介: 梁　莹(1983—),男,硕士,高级工程师,主要研究方向为自动化数字化装配与检测技术。王云帆(1995—),男,博士研究生,主要研究方向为光学三维测量,机器视觉和光电探测。并列第一作者
通信作者: 赵慧洁(1966—),女,博士,教授,主要研究方向为三维视觉感知与数据处理技术等。

量,其中包括铆钉镦头尺寸(直径、高度)以及缺陷检测。一方面,镦头尺寸是反映铆接件疲劳性能的关键参数之一,有助于估算铆接时施加的挤压力[1]和干涉值[2];另一方面,镦头表面开裂降低成品的安全性和完整性[3-4],需要及时反馈生产制造部门。然而,对于大型部件制造检测,由于铆接点数量较多,现有手段效率仍然低下,因此急需一种高精度的自动化铆钉镦头检测手段,提高生产制造及检测效率。

现有检测手段以无损探伤裂纹检测为主,缺少几何尺寸检测。电涡流技术(Eddy Current, EC)采用电磁感应探头检测次表面损伤,常见探头包括传感线圈[5]、霍尔传感器[6]、巨磁变传感器[7]或磁光成像传感器[8]等。超声检测[9]利用超声信号频谱分析检测裂纹,利用飞行时间法估计裂纹深度。这些方法可以有效探测远端缺陷,但是无法检测结构尺寸,并且需要额外的传感器来定位铆钉,因此很难实现大型结构的自动化测量。除无损探伤以外,机器视觉技术[10-13]也被用于定位和检查铆钉。LIU等[11]开发了一种名为EOL(Edge of Light™)的增强视觉检测系统,可以实现铆钉自动定位,并检测隐藏的腐蚀损伤。然而,该系统只能采集二维图像,同样无法提取几何尺寸。

在镦头尺寸检测方面,目前主流检测过程仍然采用卡尺等方式手工检测,其精度受限于人员操作,且不适用于大规模铆接检测。2020年,XIE等[14]利用三维扫描仪实现了铆接点的自动化分析,使用商用三维激光扫描仪获取铆接的飞机蒙皮的三维数据,然后进行多重结构拟合来检测铆钉;但现有扫描设备测点云质量较差、噪声严重、轮廓缺失且点云密度各向异性,影响算法稳定性。

同时获取铆接件表面致密的三维数据以及二维纹理图像是镦头尺寸参数提取和表面裂纹缺陷识别的关键。条纹投射法是一种广泛应用于三维形貌测量的方法,其具有精度高、速度快、测量灵活、点云稠密的优点[15]。高动态范围(High Dynamic Range,HDR)条纹投射法[16]可以有效克服镦头表面强反光等问题,实现表面三维重构[17],适用于铆接件的自动化三维测量。此外,其恢复的纹理信息可以进一步提高缺陷检测精度。在此基础上,本文提出一种基于条纹投射三维测量的铆钉自动化检测技术,可以实现铆接镦头的自动化识别、分割、尺寸特征提取以及缺陷识别。

1 基本原理

1.1 整体思路

条纹投射法通过向被测物表面投射相移正弦条纹图案,如图1所示,相机同步采集,根据条纹图像解算的绝对相位和双目立体视觉原理实现稠密三维测量,该方法可以同时获取点云数据和二维纹理图像[18]。

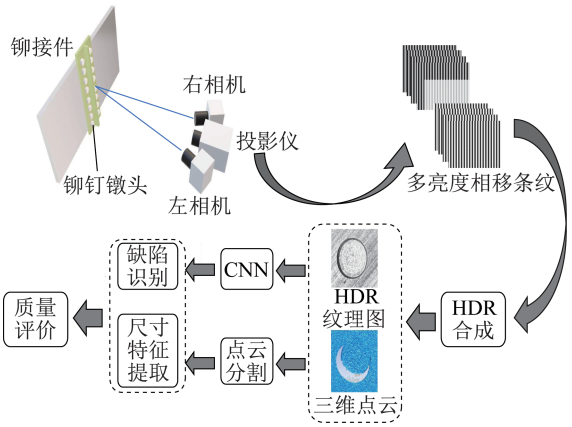


图1 基于条纹投射的铆钉检测原理

Fig.1 Rivet detection principle based on fringe projection

由于铆接件表面存在强反光,采用HDR技术可以有效提升拍摄图像动态范围,避免图像饱和与失真。在获取镦头三维和二维数据后,铆接点可以通过二、三维结合的方法进行点云分割,其中镦头特征尺寸可以在点云上自动化提取。由于表面反射率不均一,三维点云容易出现点云缺失或噪声过大,而二维纹理图像相对稳定,因此本文使用二维图像进行缺陷识别。

整体思路如图2所示,首先通过HDR条纹获取技术,获得多亮度条纹图像,分别用于HDR条纹合成和HDR纹理合成。其中,HDR条纹用于相位获取和三维重建,HDR纹理图用于铆接点定位和感兴趣区域(Region of Interest,ROI)分割。根据纹理图的ROI区域,查找对应的三维点云,进行精分割,同时提取直径和高度等尺寸参数。分割后的ROI纹理图输入缺陷识别神经网络,用于对有缺陷的铆接点二分类。

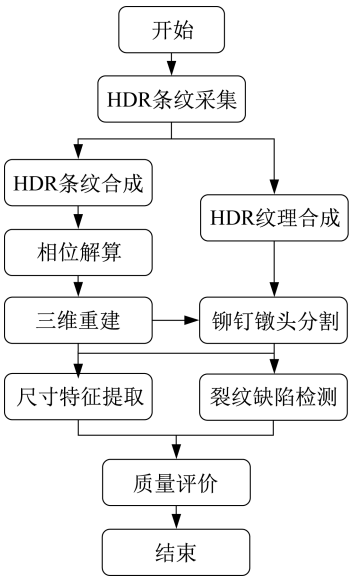


图 2　铆接件检测流程

Fig.2　Flow chart of rivet detection

1.2　高动态条纹投射三维测量及纹理合成

为了保证铆钉镦头强反光表面三维测量精度，采用外差多频相移技术，其基本原理是将相移正弦条纹序列投射至物体表面，从拍摄的图像中逐点解算出被物体形状调制的相位信息。对于四步相移算法，投射条纹可以表示为

$$I_i(x,y)=a(x,y)+b(x,y)\cos\left(\phi(x,y)+(i-1)\frac{\pi}{2}\right),i=1,2,3,4 \tag{1}$$

式中：(x,y)为投影仪坐标；$I_i(x,y)$为光强大小；$a(x,y)$为平均强度；$b(x,y)$为强度调制系数；$\phi(x,y)$为包裹相位。

$\phi(x,y)$可由下式求解：

$$\phi(x,y)=\arctan\left[\frac{I_4(x,y)-I_2(x,y)}{I_1(x,y)-I_3(x,y)}\right] \tag{2}$$

由于使用了反正切函数，解出的相位被包裹在$[-\pi,\pi]$范围内。进一步采用外差多频相展开法[18]确定条纹级数，消除2π不连续，获取绝对相位；继而使用展开的连续相位图进行双目立体匹配和三维重建。对于双目系统，每个相机可以表示为

$$s\begin{bmatrix}u\\v\\1\end{bmatrix}=A\left[\boldsymbol{R}|\boldsymbol{t}\right]\begin{bmatrix}X\\Y\\Z\\1\end{bmatrix} \tag{3}$$

式中：s为缩放系数；u、v为像平面坐标；A为相机内参数；$\boldsymbol{R}$为旋转矩阵；$\boldsymbol{t}$为平移向量；X、Y、Z为三维空间坐标。

或为简单起见：

$$sp=\boldsymbol{M}X \tag{4}$$

式中：$\boldsymbol{M}$为3×4投影矩阵，可通过相机标定[19]确定；p为像平面坐标；X为三维空间坐标。

结合左右相机方程，用相位匹配点坐标代入p，即可求出三维坐标X：

$$\begin{cases}sp^{\mathrm{l}}=\boldsymbol{M}^{\mathrm{l}}X\\sp^{\mathrm{r}}=\boldsymbol{M}^{\mathrm{r}}X\end{cases} \tag{5}$$

式中：上标l、r分别为左相机和右相机。

在实际应用中，由于铆接件表面粗糙度和材料反光性质不同，其表面反射率变化较大，该反射特性导致条纹投射传感器的信噪比不均匀，部分测量区域传感器饱和，故需使用HDR方法。在前期工作中[11]，提出了基于多亮度的HDR条纹获取方法。该方法通过改变投影仪投射亮度和相机曝光时间，采集不同亮度等级下的条纹图像。对于不同亮度等级的条纹图像，首先进行HDR相位解算，对不同亮度等级的条纹填，利用调制度最大原则合成HDR条纹图。计算掩膜$\mathrm{Mask}_n(x,y)$，公式如下：

$$B_n(x,y)=\begin{cases}\frac{1}{2}\sqrt{\left[I_{1n}(x,y)-I_{3n}(x,y)\right]^2+\left[I_{2n}(x,y)-I_{4n}(x,y)\right]^2},\\I_{\mathrm{m}}<255\\0,\text{其他}\end{cases} \tag{6}$$

$$\mathrm{Mask}_n(x,y)=\begin{cases}1,B_n(x,y)=\max\{B_k(x,y),k=1,\cdots,N\}\\0,\text{其他}\end{cases} \tag{7}$$

式中：B_n为调制度；N为亮度等级数；$I_{in}(x,y)$为第n个亮度等级下第i步条纹图像，$n=1,2,\cdots,N$。

获取掩膜后，分别与条纹图像相乘，获得HDR条纹图$F_i(x,y)$，即：

$$F_i(x,y)=\sum_{n=1}^{N}\mathrm{Mask}_n(x,y)I_{\mathrm{m}}(x,y),i=1,2,3,4 \tag{8}$$

之后，运用式(2)获取包裹相位，并利用外差多频法展开相位，根据前述原理三维重建，即可获得三维点云数据。其次，合成HDR二维纹理图像。根据采集到的条纹图，分别计算各个亮度等级下的纹理图像：

$$I_{0n}(x,y)=\frac{I_{1n}(x,y)+I_{2n}(x,y)+I_{3n}(x,y)+I_{4n}(x,y)}{4} \tag{9}$$

式中:$I_{0n}(x,y)$为第n个亮度等级下的纹理图像。

然后利用Mertans HDR成像技术[20]合成HDR二维纹理图像,该方法无需估计相机响应曲线,可直接对不同亮度等级下计算的纹理图像$I_{0n}(x,y)$进行HDR合成,计算相率更高。

1.3 二、三维结合的铆接点点云分割及尺寸特征提取

分割目的是对铆接点进行识别定位,并分离镦头上下表面。由于直接在稠密三维点云上运行特征提取速度较慢、精度较差,因此本文采取二、三维结合的铆接点分割策略,基本流程如图3所示。

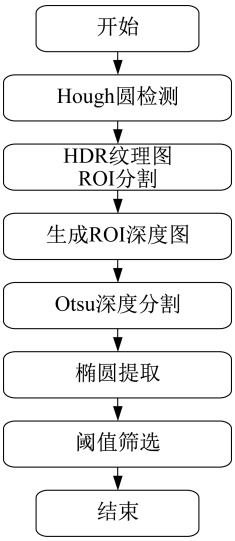


图3 分割算法流程

Fig.3 Flow chart of the segmentation algorithm

镦头分割需要确定铆接点位ROI区域,并将区域内的镦头点云分割为上表面及底面。首先,采用Hough圆变换算法[21]在HDR二维纹理中定位铆接点,并分割直径1.5倍矩形区域作为ROI区域进行进一步处理。然后,针对每一个ROI区域,查找像素对应的三维点深度值Z,生成ROI深度图。由于镦头上表面与桁条等铆接底面之间存在高度差阶跃,可以使用Otsu算法[22]进行分割,将ROI深度图分割为镦头上表面和底面。最后,遍历每个ROI深度图上表面,采用Canny算子[23]和插值方法进行亚像素边缘图提取。针对每个边缘轮廓,分别进行椭圆拟合,并根据平均深度、长短轴比、面积阈值条件进行初步筛选,剔除长短轴比过大、面积较小、平均深度较小的边缘。最终留下的则为包含镦头上下表面的ROI区域,其中椭圆轮廓内为镦头上表面,其余区域为镦头下表面。根据ROI图像像素坐标即可查找对应三维点云,实现点云分割。

分割上下表面点云之后,即可提取尺寸特征。尺寸提取过程中,分别对得到的n组ROI点云进行平面拟合及椭圆拟合来完成最终的参数提取,主要步骤包括:① 对n组ROI点云依次进行处理。每一组点云中分别对铆钉镦头上表面点云和底面点云进行迭代平面拟合,剔除离群点的同时得到各自的平面法线。② 将剔除了离群点的镦头上表面点云,根据其平面法线投影至平面,再对投影至平面的铆钉表面点生成凸包。③ 将生成的凸包点视为铆钉边缘,对其进行椭圆拟合,再利用标定参数将其反演到三维点云,得到空间椭圆。④ 计算椭圆中心点至底面的距离,即为镦头高度,再根据椭圆长短轴计算镦头直径。

1.4 基于深度学习的镦头缺陷识别

铆钉镦头检测的另一个需求是缺陷识别,即判断视场范围内的镦头表面是否有裂缝缺陷。由于点云容易受噪声和缺失影响,而二维纹理图像相对稳定,本文采用深度学习技术,对镦头ROI的HDR二维纹理图像进行特征提取和缺陷识别。

考虑到缺陷样本数据集的规模较小,为了避免模型过拟合,本文搭建了一个采用了残差块[24]结构的小规模卷积神经网络模型,其结构如图4所示。模型采用残差块结构来对镦头的HDR二维纹理图像进行特征提取。网络的输入是根据1.3节中的方法分割得到ROI铆接镦头HDR纹理图像,输出为缺陷镦头概率。网络共使用3个残差块,每个残差块包括2层卷积以及连接输入、输出的短路连接通路,在每个残差块结构前,网络采用了卷积层和最大值池化进行特征提取和数据的降采样,从而降低了模型的复杂度。具体来说,输入的ROI图像首先经由3×3×8的卷积层池化层,后输入进由两个3×3×8卷积层构成的残差块;然后传入3×3×16的卷积层池化层,输入进由两个3×3×16卷积层构成的残差块;最后,传入3×3×24的卷积层池化层,输入进由两个3×3×24卷积层构成的残差块,经由全连接和Softmax层预测结果。通过以上的特殊结构,数据特征的利用效率得到了提升,从而使模型在小规模的数据集上取得了更好的训练和测试结果。

在特征提取后，模型采用3层全连接网络进行分类。排列成1维的特征数据被输入到全连接网络，输出包含2个元素的分类结果，对分类结果数据进行softmax操作，即可得到墩头存在缺陷的概率。为了减小过拟合，在训练时对除了输出层以外的全连接层进行了dropout操作，即按照一定比例，随机地丢弃网络节点，从而削弱全连接层网络节点间的协同关系，提高模型的泛化能力。

2　实验及结果分析

2.1　实验装置

系统采用双目条纹投射配置，其中相机分辨率4 096×2 168，焦距25 mm，投影仪分辨率为1 280×800。系统工作距离为400 mm，视场范围为300 mm×200 mm。选用多频外差相展开法，条纹周期为13、14、15，并应用7个亮度等级进行HDR测量，系统实物如图5所示。

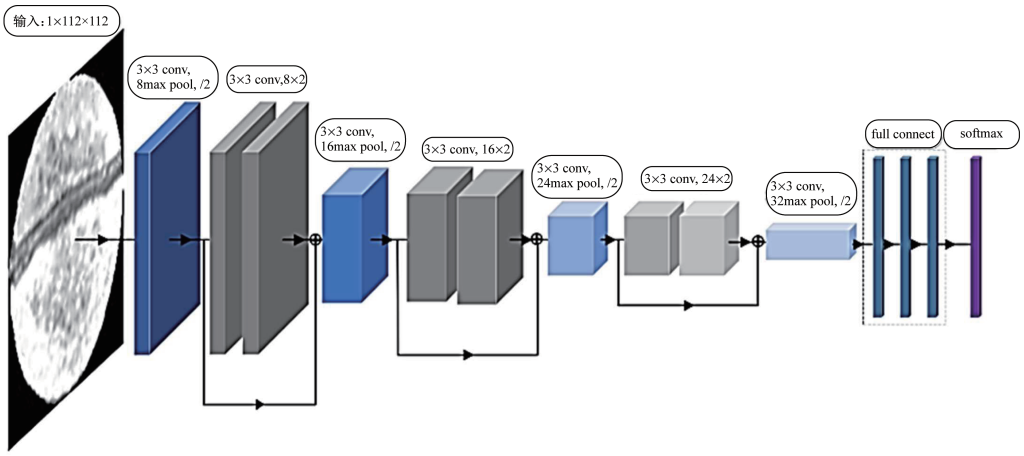


图4　模型结构

Fig.4　Model structure diagram

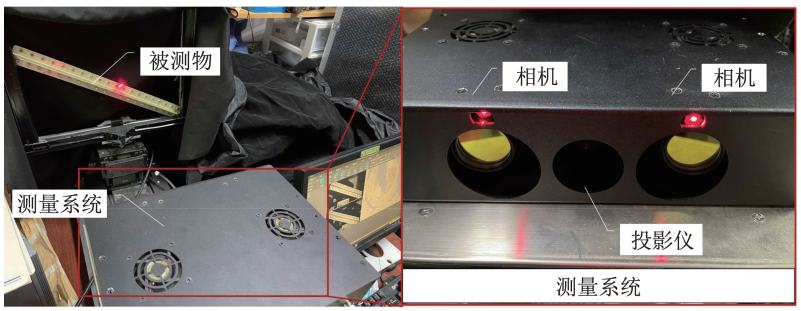


图5　系统实物

Fig.5　System objects

2.2　尺寸检测精度评价

由于铆钉镦头的真实尺寸难以获取，为了评价尺寸提取精度，本文分别采用直径、厚度标准器评价系统直径测量和厚度测量精度，实测数据见表1。

直径精度评价采用7、8、9 mm钨钢针规进行测试。针规端面为标准圆，且反射特性与铆钉镦头类似。为减少随机误差影响，每个针规重复测量5次，取均值作为最终实测值，直径以长短轴均值计算。

表1　标准器实验结果

Tab.1　Test results of standards

测量项	标称值/mm	实测值/mm	绝对误差/mm
直径	7.000	6.960	0.040
	8.000	7.997	0.003
	9.000	8.984	0.016
厚度	2.000	2.002	0.002
	1.800	1.790	0.010
	1.200	1.213	0.013

厚度采用标准金属量块进行评测,两个量块叠加在一起,则其厚度为上方量块标称厚度。实验结果可知,系统直径测量精度可达 0.040 mm,厚度测量精度可达 0.013 mm。

2.3 深度学习网络训练和测试

由于带有裂缝的镦头样本较难收集,实验采用电笔划伤的镦头作为缺陷样本,并采用前述实验系统采集HDR纹理数据作为模型的输入数据。考虑系统硬件参数配置,实验构建的数据集图像分辨率为112×112,包含纹理图像总数为310张,其中存在缺陷的纹理图像占比约8%。由于数据集规模较小,且标签的分布不均衡,本文对数据集进行了数据增强处理。首先,在数据集中选取20张作为原始测试集(其中缺陷纹理图像占比约1/3),剩余的290张图像作为原始训练集;其次,对训练集中的缺陷纹理图像进行翻转、裁剪、旋转以及亮度和对比度变换,从而扩增了缺陷纹理图像数量,使训练集中缺陷纹理图像占比约1/3,训练集总数达到380张;最后,在模型训练的每次迭代过程中,对输入的训练纹理图像进行随机的翻转、裁剪、旋转变换。在模型测试过程中,同样对测试数据进行随机的翻转和旋转变换。另外,考虑到实际测量时墩头的HDR纹理数据可能受到多种噪声影响,在训练数据中随机地掺入了一定比例的黑像素,并加入了高斯模糊。以上数据增强过程平衡了数据集的标签分布,扩增了数据集的规模,使训练好的模型有更好的泛化性能和鲁棒性。

模型的训练采用Adam优化器,权重衰减系数设置为0.000 1,损失函数为交叉熵函数。模型在训练集和测试集的正确率如图6所示。模型在约1 000次迭代后趋向收敛,表现最优的模型在训练集的准确率达到100%,在测试集的检测准确率达到99.97%,表明本文采用的深度网络模型实现了对铆钉墩头缺陷的高精度检测。

2.4 实物检测

为验证系统在实际场景中的缺陷检测效果,本文采用4段铆接桁条作为被检样本,分为9个单视场进行实物检测。在142个被检测墩头中,141个墩头被正确检测,检测的准确率达到99.30%。墩头缺陷检测的具体结果见表2。

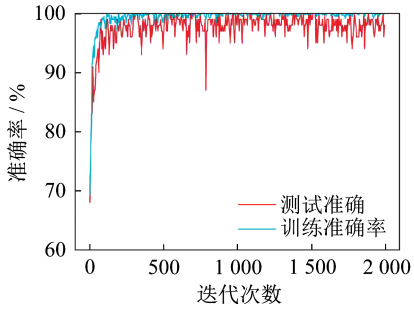


图6 训练和测试准确率

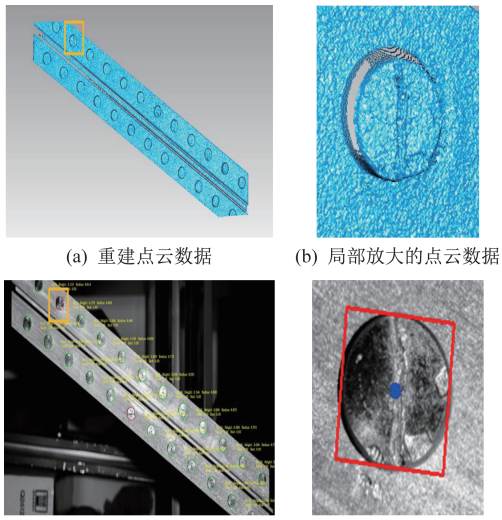
Fig.6 Training and testing accuracy

表2 缺陷检测结果

Tab.2 Results of crack detection

序号	无缺陷镦头数	缺陷镦头数	检出镦头数	正确识别镦头数	准确率/%
1	32	4	36	36	100
2	37	5	42	42	100
3	28	4	32	32	100
4	28	4	32	31	96.88
共计	125	17	142	141	99.30

其中一个视场的检测结果如图7所示。图7(a)为系统重建点云数据,图7(c)为合成HDR二维纹理数据,图7(b)、7(d)为黄色方框内缺陷镦头的局部放大图。图7(c)中,红色框标识缺陷镦头,绿色框标识正常镦头,可以看到算法正确识别了该视场内的缺陷镦头。从图7(b)和图7(d)也可看到,电笔划伤的缺陷无论在纹理图还是三维点云中均可检测到,系统具有良好的适应性。



(a) 重建点云数据 (b) 局部放大的点云数据

(c) HDR纹理图像 (d) 局部放大的HDR纹理图像

图7 铆钉检测结果

Fig.7 Results of rivet detection

3 结束语

本文提出了基于条纹投射三维测量的铆钉自动化检测技术,采用基于HDR原理的条纹投射光学三维测量技术,采集铆接件表面三维点云和二维纹理图像。本文的主要贡献:① 通过二、三维结合的点云分割,实现了铆钉镦头特征尺寸的高精度提取。根据尺寸检测精度评价结果,铆钉墩头直径检测精度优于 0.040 mm,厚度检测精度优于 0.013 mm。② 搭建卷积神经网络,采用数据增强方法,在小规模数据集上训练网络模型,实现裂痕缺陷识别,经实物检测验证,缺陷检测精度达到 99.30%。

后续工作将在本文提出的单视场铆接件检测方法基础上,开展大型结构件中多个铆接点的定位及自动化检测应用,研究考虑测量拼接、路径规划、全局坐标系配准、镦头定位等问题的综合检测技术,满足铆钉镦头自动化检测的需要。

参考文献

[1] DE RIJCK J J M, HOMAN J J, SCHIJVE J, et al. The driven rivet head dimensions as an indication of the fatigue performance of aircraft lap joints [J]. International Journal of Fatigue, 2007, 29(12): 2208-2218.

[2] LEI C Y, BI Y B, LI J X, et al. Effect of riveting parameters on the quality of riveted aircraft structures with slug rivet[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2017, 9(11): 12.

[3] SKORUPA M, MACHNIEWICZ T, SKORUPA A, et al. Fatigue strength reduction factors at rivet holes for aircraft fuselage lap joints[J]. International Journal of Fatigue, 2015, 80: 417-425.

[4] YU H D, ZHENG B, XU X, et al. Residual stress and fatigue behavior of riveted lap joints with various riveting sequences, rivet patterns, and pitches [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part B: Journal of Engineering Manufacture, 2019, 233(12): 2306-2319.

[5] HORAN P, UNDERHILL P R, KRAUSE T W. Pulsed eddy current detection of cracks in f/a-18 inner wing spar without wing skin removal using modified principal component analysis [J]. Ndt & E International, 2013, 55: 21-27.

[6] KIM J, LE M, LEE J, et al. Nondestructive evaluation of far-side corrosion around a rivet in a multilayer structure [J]. Research in Nondestructive Evaluation, 2018, 29(1): 18-37.

[7] YANG G, DIB G, UDPA L, et al. Rotating field ec-gmr sensor for crack detection at fastener site in layered structures[J]. IEEE Sensors Journal, 2015, 15(1): 463-470.

[8] ZENG Z, LIU X, DENG Y, et al. A parametric study of magneto-optic imaging using finite-element analysis applied to aircraft rivet site inspection [J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2006, 42(11): 3737-3744.

[9] LE M, KIM J, KIM S, et al. B-scan ultrasonic testing of rivets in multilayer structures based on short-time fourier transform analysis [J]. Measurement, 2018, 128: 495-503.

[10] JIANG T, CHENG X S, CUI H H, et al. Dual-camera-based method for identification and location of scattered self-plugging rivets for robot grasping [J]. Measurement, 2019, 134: 688-697.

[11] LIU Z, FORSYTH D S, MARINCAK A, et al. Automated rivet detection in the eol image for aircraft lap joints inspection[J]. Ndt & E International, 2006, 39(6): 441-448.

[12] 邢雪亮,甘文波,蒋朝根.基于机器视觉的航空铆钉尺寸检测技术[J].计量学报,2020,41(5):6.

[13] 郭全民,胡辉.基于机器视觉的多铆钉自动检测算法研究[J].传感器与微系统,2013,32(4):4.

[14] XIE Q, LU D N, DU K P, et al. Aircraft skin rivet detection based on 3D point cloud via multiple structures fitting [J]. Computer-Aided Design, 2020, 120: 10285.

[15] GORTHI S S, RASTOGI P. Fringe projection techniques: whither we are?[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2010, 48(2): 133-140.

[16] JIANG H Z, ZHAO H J, LI X D. High dynamic range fringe acquisition: a novel 3-D scanning technique for high-reflective surfaces [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2012, 50(10): 1484-1493.

[17] WANG Y., ZHAO H, LI X, et al. High-Accuracy 3-D sensor for rivet inspection using fringe projection profilometry with texture constraint[J]. Sensors, 2020, 20(24): 7270.

[18] ZHANG S. Absolute phase retrieval methods for digital fringe projection profilometry: a review[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2018, 107: 28-37.

[19] ZHANG Z. A Flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330-1334.

[20] MERTENS T, KAUTZ J, VAN REETH F. Exposure fusion [C]// 15th Pacific Conference on Computer Graphics and Applications (PG'07). Maui: IEEE, 2007: 382-390.

[21] ATHERTON T J, KERBYSON D J. Size invariant circle detection [J]. Image and Vision Computing, 1999, 17(11): 795-803.

[22] GONZALEZ R C, WOODS R E. Digital image processing [M]. 3rd ed. Englewood: Prentice-Hall, Inc., 2006.

[23] CANNY J. A computational approach to edge detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(6): 679-698.

[24] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas: IEEE, 2016: 770-778.

(上接第 117 页)

[8] 王兴申,田康生,刘婕.基于运动方程的目标航迹模拟方法[J].现代电子技术,2006(5):4-6,9.

[9] 严平,丁明跃,周成平,等.飞行器多任务在线实时航迹规划[J].航空学报,2004(5):485-489.

[10] 黄晓冬,何友,赵峰.几种典型情况下的航迹关联研究[J].系统仿真学报,2005(9):2085-2088,2174.

[11] 钱进,徐兴柱,刘赵云.巡航导弹航迹规划技术初探[J].飞航导弹,2008(1):16-19.

[12] 赵国荣,瞿军,李善高.导弹运动方程的逆解析解[J].飞行力学,2000(3):35-37.

[13] 费景高.飞行控制软件导航仿真模型遥测数据注入仿真[J].现代防御技术,2003(2):55-59.

[14] 郝睿君.导弹飞行控制计算机仿真方法设计与应用[C]//仿真计算机与软件、仿真方法与建模学术交流会论文集.2004:25-30.

[15] 慕德俊,佟明安,戴冠中.GPS/惯性组合导航系统的并行算法研究[J].西北工业大学学报,2000(2):208-211.

[16] 张宗麟,胡志强,郝顺义,等.某型飞机惯性导航系统校正研究[J].空军工程大学学报(自然科学版),2000(1):6-8.

[17] 周露,闻新,周秀芬.组合导航制导系统的容错技术及特点[J].上海航天,1999(2):60-63.

[18] 陈兵舫,张育林,赵华丽.组合导航系统时间不同步对INS初始对准的影响[J].中国空间科学技术,2001(5):16-23.

[19] 何秀凤,刘建业.GPS/IMU组合导航系统中杆臂效应分析(英文)[J].Transactions of Nanjing University of Aeronautics & Astronaut, 2002(1):59-64.

[20] 柏菁,刘建业,熊智.地形辅助/惯性/GPS组合导航系统的可视化仿真研究[J].中国惯性技术学报,2003(1):24-29.

[21] 邢瑞阳,吴启星,翟华.一种高低轨卫星联合到达时间被动定位技术[J].上海航天(中英文),2022,39(2):119-126.

[22] 侯博文,王炯琦,周萱影,等.弹道跟踪数据野值剔除方法性能分析[J].上海航天,2018,35(4):91-100.