基于激光再制造机器人的表面浅斑缺陷识别研究

方 艳 杨洗陈 雷剑波

(天津工业大学激光技术研究所,天津 300160)

摘要 机器视觉系统对于提高激光机器人再制造质量有重要作用。针对浅斑类缺陷无法在点云数据中定位的问题,开发了专用识别系统,将二维图片和三维点云结合起来实现该类缺陷的三维检测。对灰度图片进行处理,包括图像频域增强、区域标记和区域合并等,实现了二维图片中的缺陷定位;利用双目立体视觉系统对再制造零件表面进行扫描,获取零件表面三维点云数据,同时将二维缺陷边界转换为三维缺陷边界,实现了点云数据中缺陷的定位。实验结果表明,该系统能有效识别浅斑类缺陷,并且再制造精度高。

关键词 激光技术;机器视觉;检测;再制造;图像处理

中图分类号 TN249

文献标识码 A

doi: 10.3788/CJL201239.1203005

Research on Shallow Spot Defect Detection Based on Laser Remanufacturing Robot

Fang Yan Yang Xichen Lei Jianbo

(Laser Processing Center, Tianjin Polytechnic University, Tianjin 300160, China)

Abstract Machine vision system plays an important role in improving the quality of laser robot system. A system to detect three-dimensional (3D) shallow spot defects by combining two-dimensional (2D) images with 3D point clouds is carried out, which solves the problem of 3D positioning of shallow spot defects. With gray image processing, including image enhancement in the frequency domain, region marking and region merging, the system achieves the 2D positioning of defects. In order to obtain the 3D point cloud, laser remanufacturing part surfaces are scanned with binocular stereo vision system, and the 2D defect boundaries are then converted into 3D ones to realize the positioning of defects in the point cloud. Experimental results show that the system can effectively identify shallow spot defects, which further enables high precision remanufacturing of parts.

Key words laser technique; machine vision; detection; remanufacturing; image processing

OCIS codes 140.3460;150.0155;100.2960;040.1880

1 引 言

激光再制造损伤零件具有个性化和多样化的特点,并且基本没有原始图纸,当损伤部位位于自由曲面上时,如果采用传统的激光修复方法,则需要人工调整修复路径,这就导致激光光斑大小、形状不一致,熔覆层质量不均匀,修复精度低,很难满足工业生产要求。在该前提下,天津工业大学课题组开展了基于机器视觉的激光再制造机器人技术研究[1~3]。利用零件表面缺陷检测系统实现缺陷的定

位、损伤区域特征信息提取以及机器人路径规划,对 损伤零件进行智能化三维修复,实现没有标准工件 模型前提下的零件再制造,恢复原有零件的形状和 尺寸,恢复甚至提高其使用性能。

激光再制造零件的缺陷类型分为凹坑、深度裂纹、划痕和浅斑等。对于凹坑和深度裂纹类缺陷,可采用三维扫描仪获取其点云,利用一定识别算法提取损伤区域的边界并优化^[4.5],根据损伤区域的点云数据提取参数,进行加工工艺规划,生成机器人加

收稿日期: 2012-07-09; 收到修改稿日期: 2012-08-28

基金项目: 国家自然科学基金(60908017)和天津市科技支撑计划重点项目(08ZCKFGX0230)资助课题。

作者简介: 方 艳(1980—),女,博士研究生,讲师,主要从事激光加工、机器人理论及应用和机器视觉等方面的研究。 E-mail: yanfang1108@163.com

导师简介:杨洗陈(1941—),男,教授,博士生导师,主要从事激光材料相互作用和激光加工理论及应用等方面的研究。 E-mail: yangxich@126.com 工路径。但是这种方法无法对浅斑类缺陷进行识别,这类缺陷的特点是:损伤深度基本都小于1 mm, 缺陷边界不规则,分布的面积较广,呈皮癣或麻坑状,统称为浅斑缺陷。由于扫描仪精度的限制,加上扫描过程中的反射光等原因,使三维扫描数据在该类缺陷的边界处发生畸变。在这种情况下,就无法对点云中的浅斑类缺陷进行识别。

针对自由曲面上的浅斑缺陷,本文提出利用二维(2D)灰度图片和三维(3D)点云数据相结合的方法来识别。首先利用二维灰度图片提取缺陷边界,然后通过标定、匹配等处理步骤,将二维缺陷边界转化为机器人坐标系下的三维缺陷边界,实现点云中缺陷区域的定位。

2 浅斑类缺陷识别的工作原理

浅斑缺陷识别的工作流程分为三个步骤,如图 1所示。1)二维缺陷的检测。在均匀照明条件

下,采集缺陷部位的二维图片,然后对图片进行一系列处理,包括图像频域增强、区域标记和区域合并等,从二维图片中提取出缺陷的边界。2)零件三维形貌重建及缺陷区域定位。由结构光发射器向物体表面投射结构光条纹,左右两个相机采集图像,经过标定、匹配等模块处理后,生成零件表面的三维点云数据,并将二维缺陷边界转换为机器人坐标系下的三维缺陷边界,实现点云中缺陷的定位。3)机器人路径规划。根据缺陷部位点云数据的特征信息和再制造要求,进行再制造工艺规划,包括激光功率、光斑大小、搭接率、送粉速率等参数,然后通过点云切片技术来获取激光再制造机器人路径,生成包含加工头位姿信息的离散点轨迹。最终生成机器人控制机器人带动激光头完成损伤零件的再制造。

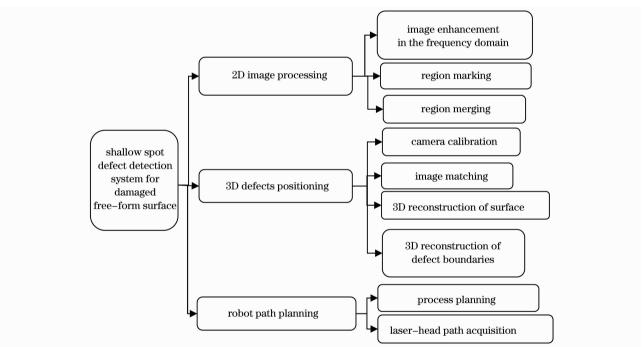


图 1 浅斑类缺陷检测系统

Fig. 1 Shallow spot defect detection system

3 缺陷识别硬件设备

双目立体视觉硬件设备如图 2 所示,由于该扫描设备体积小、重量轻,易于与机器人进行耦合。它主要由两个工业摄像机、镜头和结构光发生器组成。双目立体视觉系统中,两个摄像机夹角 α 为 30°,左、右摄像机之间基线距离设为 200 mm,镜头到加工工件之间的工作距离为 300~400 mm;相机光轴与

激光加工头光轴成 45°。

两摄像机均为 MV-1300UC-Mini 型高分辨率数字工业摄像机,最高分辨率 1280 pixel×1024 pixel;像素尺寸为 $5.2 \mu m \times 5.2 \mu m$,镜头焦距 8 mm,可编程控制。结构光发生器为具有线光斑的半导体激光器,主要技术参数为:输出波长 532 nm,输出功率 100 mW,光斑模式 TEM_{00} 。激光器向被测物体投射结构光,



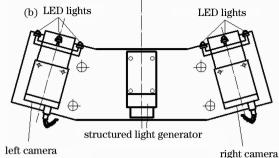


图 2 三维扫描设备。(a)安装图;(b)扫描设备

Fig. 2 Three-dimensional scanning device. (a) Installation diagram; (b) scanning device

目的是增加损伤零件的特征信息,用于物体特征点 的提取和匹配。

缺陷识别实验及其数据处理 4

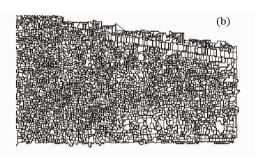
4.1 缺陷的二维检测

由于浅斑类缺陷损伤深度浅,边界不规则,容易 造成识别出的边界不封闭,所以采用分水岭算法对 二维边界进行识别。该算法具有较强的抑制噪声能

力,可以得到连通的、封闭的和位置准确的轮廓[6]。 但是由于光照、纹理细节和噪声等原因,使零件同一 表面的灰度不均匀,导致局部极值过多,所以,直接 运用分水岭算法进行图像分割时,通常会产生过度 分割的现象,如图 3(b)所示。为了解决过度分割问 题,分别采用了分水岭变换前的预处理方法和变换 后的区域合并法,取得良好的效果。







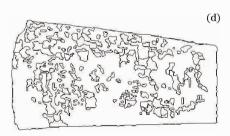


图 3 叶片的二维图像处理。(a)实物图像;(b)原始分水岭分割结果;(c)预处理后的分水岭分割结果;(d)最终分割结果 Fig. 3 Two-dimensional image processing of blade, (a) Original image; (b) segmentation of original watershed;

(c) watershed segmentation based on image preprocessing; (d) final watershed segmentation

二维图像处理思路为:首先由灰度图像生成梯 度图像;其次采用预处理的办法来初步控制过度分 割现象,包括高频加强滤波和区域标记的方法,目的 是减少由于噪声和纹理细节产生的伪边界,抑制过 度分割,并将修改后的标记图像强制叠加到原始梯 度图像上,形成修正的梯度图像;在此基础上进行分 水岭变换,收到了较好的分割效果,如图 3(c)所示; 最后结合浅斑缺陷分布广泛的特点,还需要通过区 域合并的方法,来实现缺陷区域内部相邻接区域边 界的合并,如图 3(d)所示,该步骤可以减少缺陷区 域的数量,简化机器人再制造路径。

4.1.1 频域增强

损伤叶片的边缘主要反映在高频部分,为了消 除模糊、突出边缘,采用高频滤波的方法来锐化叶片 图像,但是理想的高频滤波后,图像丢失了很多叶片 原始表面信息,且对噪声没有任何抑制作用。为了

保留叶片原始信息,突出损伤边界、抑制噪声,在 Butterworth 高通滤波器 $H_h(u,v)$ 的基础上,建立 高频加强滤波器的传递函数^[7]

$$H(u,v) = bH_h(u,v) + a, \tag{1}$$

式中

$$H_h(u,v) = \frac{1}{1 + (\sqrt{2} - 1)[D_0/D(u,v)]^{2n}}, (2)$$

式中 D(u,v) 为从点(u,v) 到频率平面原点的距离, $D(u,v) = \sqrt{u^2 + v^2}, D_0$ 为截止频率,n 为函数的阶数。

若原始图像频谱为F(u,v),则滤波结果为

$$G(u,v) = \frac{b}{1 + (\sqrt{2} - 1) [D_0/D(u,v)]^{2n}} \times F(u,v) + aF(u,v).$$
(3)

实验中设定 a 的典型值为[0.25,0.5],b 的典型值为[1.5,2.0],n=2,高频加强处理后再用直方图均衡化对图像进行修正。

4.1.2 区域标记

叶片图像经过频域增强后,虽然消除了较多的暗噪声和不规则的细节纹理,在一定程度上控制了过度分割,但是图中仍然存在包含较多噪声的细小区域。所以,需要继续通过区域标记方法来屏蔽掉图中次要的轮廓,突出主要的轮廓,进一步避免过度分割现象。

扫描叶片梯度图像的所有像素,寻找极小区域。 找出所有局部最小值中梯度为极小值(G_{min})的点, 然后把与 G_{min} 点相连通的,并且与 G_{min} 点灰度值相 近的邻域像素点连接为极小区域,对其进行标记,把 标记放入记号数组;从剩余梯度图像中提取梯度极 小值区域作为一个标记,存在标记数组中;以此类 推,最终每个像素都有唯一的标记号。最后,应用强 制最小值技术,将标记所在位置的图像点置为最小 值0,并把修改后的标记图像覆盖在梯度图像上,这 样就可以在一定程度上消除次要轮廓。

4.1.3 区域合并

叶片预处理后的分水岭分割结果如图 3(c)所示,改善了边界识别效果,但是仍然存在过度分割现象,所以还需要进行区域合并。对于相邻的不同区域,主要根据区域的平均灰度、分水岭线的梯度值和区域的面积这三个要素来确定是否需要合并。区域的合并遵循以下原则。1)合并相似区域。如果两相邻区域的平均灰度相近,并且它们之间的分水岭线不明显时,对两个区域进行合并。2)合并极小区域。如果两相邻区域的面积之差较大,同时它们之间的

分水岭线不明显时,对两个区域进行合并,具体操作如下:

1) $|G_1 - G_2| < t_1, C_1 < t_2, C_2 < t_2$,其中 G_1 和 G_2 分别为区域 A_1 和 A_2 的平均灰度, C_1 和 C_2 是指区域 A_1 和 A_2 的梯度值分别与 A_1 和 A_2 之间分水岭线梯度值之差, t_1 、 t_2 为阈值;

2) $S_1 > t_3$, $S_2 < t_4$, $C_1 < t_2$, $C_2 < t_2$, S_1 和 S_2 分别为区域 A_1 和 A_2 的面积, t_3 , t_4 为阈值。

4.2 零件三维形貌重建

双目立体视觉系统中,两个摄像机从不同的角度获取零件的数字图像,两幅图像之间存在视差,该视差可以通过算法匹配出相应的像点而求出^[8]。最后再根据三角测量原理,重建损伤零件的三维形貌,并将零件表面的点云转换到机器人坐标系下,直接用于机器人加工。

4.2.1 系统标定

视觉系统的标定包括摄像机标定和机器人手眼标定,目的是确定摄像机模型中各参数精确值,包括两摄像机的内外参数矩阵 M_l 和 M_r ,两摄像机相对位置标定,即按变换矩阵 $M_{lr} = [R_{lr} \ T_{lr}]$ 进行计算,双目摄像机和机器人末端的手眼关系标定,按照变换矩阵 $M_{he} = [R_{he} \ T_{he}]$ 求取。其中 l 表示左相机,r 表示右相机,l he 表示由相机坐标系变换到机器人末端坐标系。

首先分别对两摄像机进行标定,得到两个摄像机的内外参数,再通过同一世界坐标系中的一组定标点来建立两个摄像机之间的位置关系。采用非线性标定法^[9],以二维平面靶标上的方格点为标定点,建立非线性模型,通过多角度视点采集靶标图像,实现摄像机的标定。

由于双目视觉系统检测出的数据位于摄像机坐标系,而机器人执行任务是相对于机器人坐标系的,因此,视觉系统还必须完成手眼标定,确立机器人坐标系和摄像机坐标系之间的对应关系,把摄像机坐标系中的零件表面数据信息转换到机器人坐标系下,实现全局坐标系的统一,无需再进行坐标转换,可直接实现机器人加工路径的规划。

4.2.2 图像匹配

如果已知叶片表面同一点在左右两幅图像中的 坐标,就可以求出该点的三维空间坐标,所以需要对 两幅图像中的对应点进行匹配。采用基于特征的匹 配方法,利用结构光来增加特征点,提高匹配精度: 机器人带着视觉系统在工件上方移动,同时激光投 射器发出的线结构光扫描待测工件表面,在物体表 面生成单个亮条纹,这个光条受零件表面形貌的调制而发生畸变,最后视觉系统从畸变的光条图像中 获取物体表面的三维信息,流程如图 4 所示。

由于激光投射器发射的结构光是经过柱透镜扩 束的单色线光源,实际条纹宽度大于像素尺寸,所以 还需要提取结构光条纹中心。激光条纹光强符合高 斯分布,本文采用梯度重心法提取亚像素级结构光条纹中心,然后依据极线几何约束,完成图像匹配。由于一幅图像的激光条纹上点的对应点,一定在另一幅图像的激光条纹上,所以搜索范围从整幅图像减小到一条直线上,大大提高了匹配速度^[10]。

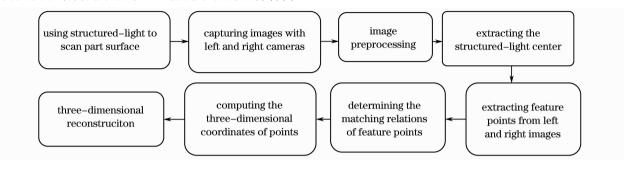


图 4 匹配流程图

Fig. 4 Flowchart of matching

完成匹配后,就可以进行空间点的重建了。由一对匹配像点的坐标,就可以计算出空间物点的三维坐标。在完成物体各点测量后,用光滑曲线将坐标点连接,得到物体的外轮廓线;经过插值就可以生成三维重构模型。

5 实 验

图 5 是某电厂汽轮机叶片缺陷识别实例。由于 长期接触蒸气等腐蚀介质,在叶片迎风面形成坑状 和片状气蚀,如图 5(a)所示。经测量,叶片气蚀面 积约 29000 mm²,大部分损伤部位的腐蚀深度为 0.3~1.0 mm。由于叶片表面属于自由表面,并且 没有原始图纸,如果采用人工识别的方法进行激光 再制造,精度将大大降低,所以,采用浅斑缺陷识别 系统来辅助完成激光再制造,提高零件精度。

由于腐蚀深度太浅,无法在点云数据中实现缺陷的定位。采用二维图片和三维点云相结合的方法对损伤部位进行识别:采集图像前先将叶片损伤表面擦拭干净,利用扫描设备对叶片表面进行扫描,如图 5(c)所示。得到叶片的点云数据,如图 5(d)所

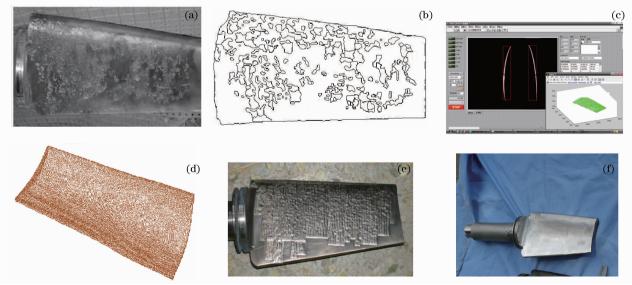


图 5 叶片的激光再制造。(a)损伤叶片图;(b)二维图像处理结果;(c)扫描界面;(d)叶片的点云数据;(e)激光再制造结果;(f)叶片加工图

Fig. 5 Laser remanufacturing of the blade. (a) Photo of damaged blade; (b) result of 2D image processing; (c) scanning blade interface; (d) point cloud; (e) laser remanufacturing result; (f) processing figure of blade

示;然后利用系统获取的二维图像识别出缺陷边界,实现二维图像中缺陷的定位,处理结果如图 5(b)所示。同时,对缺陷边界进行匹配,将识别出的二维缺陷边界通过相关计算,转化为三维缺陷边界。由于三维缺陷边界与点云都位于机器人坐标系中,可以通过比较点的坐标,提取出缺陷区域内部的点云数据,然后依据缺陷内部点云数据进行激光再制造路径规划,仿真后传输给机器人系统。

为了减少叶片再制造时的变形并防止开裂,在激光再制造前进行预热,再制造后使用专用缓冷装置。加工结果如图 5(e)所示。叶片再制造过程后,还需要精密机械加工,采用数控加工中心和钳工对其进行加工修整,去除多余材料,达到原件的形状和尺寸要求,加工结果如图 5(f)所示。加工后,激光再制造层硬度与基体硬度接近,叶片经过探伤和变形检查均符合验收标准。

6 结 论

将缺陷识别技术应用于激光再制造机器人系统中的损伤零件,针对浅斑缺陷损伤的零件研制出专用缺陷识别系统。该系统在均匀照明条件下,采集二维图像,通过对图像进行处理,实现二维图像中缺陷的定位;然后扫描零件表面,生成零件的点云数据,同时把识别出的二维缺陷边界转化为三维点云数据,来实现该类缺陷的三维定位。实验证明该方法能准确地识别出复杂形貌零件表面的浅斑缺陷,再制造精度高。

参考文献

1 Yang Xichen. Laser processing robot and its industrial applications[J]. Chinese J. Lasers, 2009, 36(11): 2780~2798

- 杨洗陈. 激光加工机器人技术及工业应用[J]. 中国激光, 2009, 36(11): 2780 \sim 2798
- 2 Yang Xichen, Zhang Haiming, Liu Lifeng. Machine vision in laser remanufacturing robot[J]. Chinese J. Lasers, 2011, 38(6): 0601008
- 杨洗陈,张海明,刘立峰. 激光再制造机器人光电视觉技术进展[J]. 中国激光,2011,38(6):0601008
- 3 Liu Lifeng, Yang Xichen. Path planning of laser remanufacturing robot based on reverse engineering [J]. Chinese J. Lasers, 2011, 38(7): 0703008
- 刘立峰,杨洗陈.基于逆向工程的激光再制造机器人路径规划[J].中国激光,2011,38(7):0703008
- 4 Fang Yan, Yang Xichen. Research on key techniques of defect detection for laser remanufacturing [J]. *Chinese J. Lasers*, 2012, **39**(4): 0403001
 - 方 艳, 杨洗陈. 激光再制造中缺陷识别关键技术研究[J]. 中国激光, 2012, **39**(4): 0403001
- 5 Xu Ke, Yang Chaolin, Zhou Peng et al.. 3D detection technique of surface defects for steel rails based on linear lasers [J]. J. Mechanical Engineering, 2010. 46(8): 1~5
 - 徐 科,杨朝霖,周 鹏等.基于激光线光源的钢轨表面缺陷三维检测方法[J]. 机械工程学报,2010,46(8): $1\sim5$
- 6 K. Karantzalos, D. Argialas. Improving edge detection and watershed segmentation with anisotropic diffusion and morphological levellings [J]. International J. Remote Sensing, 2006, 27(24), 5427~5434
- 7 Gong Shengrong, Liu Chunping, Wang Qiang *et al.*. Digital Image Processing and Analysis[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2006. 73~75
- 龚声蓉, 刘纯平, 王 强 等. 数字图像处理与分析[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006. 73~75
- 8 Jia Yunde. Machine Vision[M]. Beijing: Science Press, 2000. 160∼166
 - 贾云得. 机器视觉[M]. 北京: 科学出版社, 2000. 160~166
- 9 Z. Y. Zhang. A flexible new technique for camera calibration [J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330~1334
- 10 Gao Gui, Yang Xichen, Zhang Haiming. Measurement of laser remanufacturing workpieces on structured light stereo vision[J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Nankaiensis, 2011, 44(1): 36~41
 - 高 贵,杨洗陈,张海明. 基于结构光立体视觉的激光再制造工件的测量[J]. 南开大学学报(自然科学版), 2011, 44(1): 36~41

栏目编辑: 李文喆