

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2210555

用于缺陷检测的指尖型大面积光学式 触觉传感器设计与性能研究

吴衍誉, 庄嘉权, 林忠麟, 黄峰, 杨铮
(福州大学机械工程及自动化学院 福州 350108)

摘要:对各种具有复杂曲面及平面的材料进行缺陷检测的过程中,传统触觉传感器存在探测面积小、探测效率低等缺点。针对这些问题设计并制备了一种指尖型大面积光学式触觉传感器,并将该传感器应用于多种材料的表面缺陷探测中。所设计的传感器外形类似人类手指尖端,同时具备指型曲面和平面双接触面,可满足各种复杂接触面的探测需求。传感器中设计了微型传动装置用于带动摄像头转动以提高成像质量,并通过转动采集多张图像使用 APAP 图像拼接算法对其进行拼接,增大单次探测有效面积。通过模拟多种材料表面缺陷并制作触觉图像数据集,采用 DeepLabv3 模型对其进行训练。实验结果表明,在单次采集的情况下,有效探测面积达到 16.3 cm^2 ,模型通过训练 MIoU 达到 91.2%,可实现多种材料复杂曲面和平面的缺陷探测。

关键词: 触觉传感器;缺陷检测;仿生结构;图像拼接

中图分类号: TP212 TH89 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4020

Design and performance research of a large-area fingertip optical tactile sensor for surface defect detection

Wu Xianyu, Zhuang Jiaquan, Lin Zhonglin, Huang Feng, Yang Zheng

(School of Mechanical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China)

Abstract: In the process of defect detection for various materials with complex curved surfaces or flat surfaces, conventional tactile sensors have disadvantages, such as small detection area and low detection efficiency. To address these problems, a fingertip type large-area optical tactile sensor is designed and prepared for multi-material surface defect detection. It is similar to the tip of human finger and has both finger-shaped curved and flat contact surfaces, which can meet the detection needs of various complex contact surfaces. A miniature actuator is designed in the sensor to drive the camera rotation to improve the imaging quality, and multiple images are collected by rotation and stitched together using the APAP image stitching algorithm to increase the effective area for single detection. A variety of material surface defects are simulated and a tactile image dataset is created, which is trained by the DeepLabv3 model. Experimental results show that, with a single acquisition, the effective detection area reaches 16.3 cm^2 , and the model achieves 91.2% MIoU through training, which enables the detection of defects on complex surfaces and planes of multiple materials.

Keywords: tactile sensor; defect detection; biomimetic structure; image stitching

0 引 言

视觉、听觉、触觉、嗅觉等是人类感知世界的基本方式^[1]。对于机器人而言,触觉感知也是机器人感知环境并与环境交互的重要方式。当前应用于机器人触觉的传感器主要有压阻式触觉传感器、电容式触觉传感器^[2]、光

电式触觉传感器^[3]等,这些传感器可以有效的检测温度、接触力等信息,但是所获取到的信息很大程度上仅限于对静态力的测量且容易受到外界影响。机器人与其所在环境交互过程中,还需要获取接触面的物理特性,如硬度、纹理、材质、粘度、物体形状等,通过对多信息的融合,帮助机器人做出判断与决策,提高执行复杂操作任务的能力。因此,高精度、高灵敏度、鲁棒性强、能够获取接触

面物理特性信息的触觉传感器对于机器人而言至关重要。在众多触觉传感器当中,光学式触觉传感器凭借其高分辨率、抗干扰能力强,并能够获取接触面物理属性、接触力检测等方面的优势,提高了机器人探测及抓握能力,正在越来越受到关注。

光学式触觉传感器通常由弹性体接触介质、发光二极管(light-emitting diode,LED)照明、摄像头3部分组成,传感器接触探测面时弹性体接触介质发生形变,LED灯提供照明,通过摄像头捕捉弹性体形变,获取触觉信息。2008年,Sato等^[4-5]提出了名为GelForce的半圆型光学式触觉传感器,透明硅胶作为其弹性接触介质,表面覆盖了由硅胶制成的黑色薄片并加入了红色和蓝色的标记点,白色LED灯作为照明,使用带广角镜头的电耦合器件(charge coupled device,CCD)相机捕捉标记点位移测量接触力。2014年,Li等^[6]提出了名为GelSight的光学式触觉传感器,传感器采用了立方体设计,透明硅胶作为其接触介质置于立方体上方,硅胶表面覆盖了半镜面的片状铝粉作为其涂层,红、绿、蓝、白4色LED灯作为照明,使用罗技C310相机捕捉触觉图像信息。2017年,Yuan等^[7-8]对GelSight进行改进,提出了外形接近于六角棱柱型的GelSight光学式触觉传感器,使用红、绿、蓝3色LED灯作为照明,采用哑光铝粉作为其表面覆膜,同样使用了罗技C310相机采集触觉信息。2020年,Lambeta等^[9]提出了名为DIGIT的棱柱型光学式触觉传感器,该传感器的硅胶实现快速更换且更加耐用,同样使用红、绿、蓝3色LED作为照明,采用OVM7692芯片自主设计成像模组。2020年,Gomes等^[10]提出了名为GelTip的手指型光学式触觉传感器,将喷涂有金属涂层的硅胶覆盖于透明试管表面,3组互成120°的LED置于传感器底部用以照明,使用Microsoft Lifecam Studio相机采集触觉图像。从目前所提出的光学式触觉传感器来看,传感器的应用场景多为平面或者几何形状规则的表面,单次探测面积小,难以对复杂的曲面进行探测,局限了该类型传感器的应用。拥有曲面接触面的传感器由于摄像头位置固定,所采集的图像产生拉伸变形,降低了图像质量,如上述的GelTip传感器,其所获取的触觉图像产生了一定的变形。

在工业生产中及日常生活中,常见的材料如铝材、钢材、木板、塑料等常会存在裂纹、划痕、凹陷等缺陷,这些缺陷会影响材料的耐用性、耐磨性等性能,严重时会导致事故发生,因此能够准确高效的对材料表面缺陷进行检测意义重大。传统的材料表面缺陷检测主要采用机器视觉检测方法,但采用传统机器视觉检测大多都是在特定的条件下进行,且准确性和实时性能较差,对于细微的缺陷或者物体表面存在污渍、遮挡等情况下,该方法容易误判,随着深度学习的快速发展,基于深度学习的物体表面缺陷在表面缺陷检测领域有较大的优势。沈希忠等^[11]

提出了一种基于YOLOv5的多尺度铝材物体表面缺陷检测模型,攻克了小缺陷检测的一大难点。胡勃等^[12]基于快速区域卷积神经网络(faster region-based convolutional neural networks,Faster RCNN)提出一种木板表面刮痕缺陷检测模型,识别和定位不同纹理背景下的木板表面刮痕缺陷。除了基于视觉的缺陷检测方法,光学式触觉传感器在缺陷检测方面有也一定应用,Jiang等^[13]基于光学式触觉传感器结合深度学习,提出一种基于视觉引导的主动触觉感知实现混凝土的裂缝检测。基于光学式触觉传感器的表面缺陷检测相较于视觉检测具有准确率高,抗干扰能力强的特点,但是目前其在缺陷检测方面应用较少,且探测表面多为平面。

针对上述不足,本文提出了一种指尖型超大探测面积的光学式触觉传感器,并基于DeepLabv3神经网络模型,实现对材料表面缺陷检测。接下来按如下顺序对本文研究进行介绍:1)设计并制作一款在外形及结构上更接近于人类指型,同时具备平面与曲面接触面的光学式触觉传感器以满足各种复杂环境的探测需求,改善光学系统设计,加入微型电机传动装置,摄像头及LED可转动至任意角度进行图像采集,提高成像质量。2)通过尽可能投影(as-projective-as-possible,APAP)图像拼接算法,对多角度图像进行图像拼接。3)测试传感器性能,验证传感器对常规模型和复杂曲面的探测性能。4)传感器采集不同材料样本表面缺陷的触觉图像制作数据集,使用DeepLabv3模型训练该数据集,对该模型性能进行验证,并模拟在外部条件干扰下,传感器对于不同材料的探测性能,验证其抗干扰能力。

1 传感器设计与制作

1.1 指尖型大面积光学式触觉传感器工作原理

现有的光学式触觉传感器工作原理^[14]大多如图1所示,其结构包括:摄像头、LED灯、透明亚克力支撑板、透明硅胶弹性体及金属反射涂层。传感器由其内部的RGB三色LED灯提供照明,透明硅胶弹性体及金属反射涂层作为弹性体接触介质,透明亚克力板作为支撑。当弹性体与物体接触时,弹性体会根据物体表面几何形状产生形变,通过摄像头捕捉形变,将触觉信息可视化。

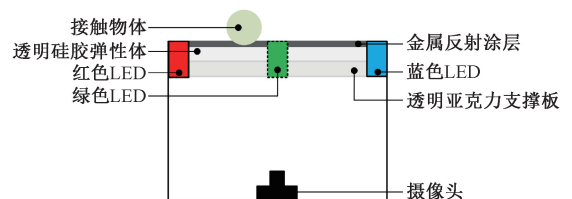


图1 光学式触觉传感器工作原理

Fig. 1 The working principle of the optical tactile sensor

本文所提出的光学式触觉传感器工作流程如图2所示,指尖型光学式触觉传感器与物体接触,成像模组及LED照明模组位于从位置开始捕捉该位置的触觉信息,获得触觉图像1,接着该模组转动一定角度,捕捉触觉图像,获得触觉图像2,然后再次旋转,获得触觉图像3。经过多次旋转,可以得到一组多个角度位置的触觉图像,将该组触觉图像采用图像拼接算法拼接成一张图片,即可获得一张完整的触觉图像,从而实现传感器的单次大面积探测。

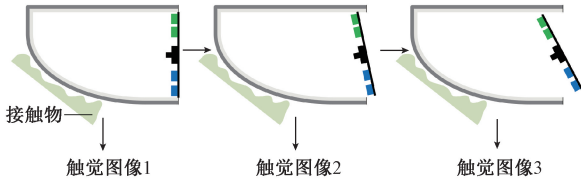


图2 传感器工作流程

Fig. 2 Workflow of the optical tactile sensor

1.2 传感器结构设计

本文所提出的指尖型大面积触觉传感器,其结构设计如图3所示。传感器同时具备上层平面接触面与下层指尖型曲面接触面,探接触面覆盖传感器外壳约90%的面积,传感器实现了全向感知。上、下接触面的组成一致,由外层至内层分别为金属反射涂层、透明硅胶层、透明支撑层。在其内部集成了成像模组、LED照明模组,微型电机传动装置,以及外部的控制电路模组。LED照明模组由红、绿、蓝三色LED灯呈环形阵列布置,环形阵列的布置使得照明更加聚集和均匀,摄像头嵌入至LED照明模组中央。在微型电机传动装置的驱动下,成像模组及LED照明模组可转动至任意角度进行图像采集。传感器尾部设计有机臂连接座,传感器可安装至机械臂平台上进行探测。指尖型曲面接触面的设计能够适应更多探测环境,例如凹凸不平的曲面、管道内部探测等。指尖型的触觉传感器在其形状上更加接近于人类指尖,能够更大程度上模拟人类指尖的触摸感知,在实现现有传

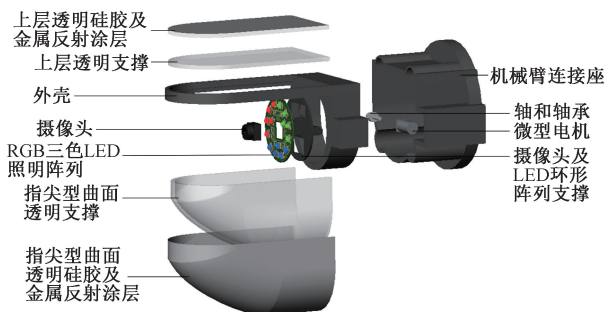


图3 传感器结构设计

Fig. 3 Structure design of the optical tactile sensor

感器对平面探测功能的基础上,加入曲面接触面,实现曲面探测,且拥有更大探测的面积,扩大了探测范围,传感器表面任意位置均可作为接触点。

1.3 光学系统设计

由传感器的原理可知,传感器通过相机获取触觉信息,因此光学系统的设计对于传感器而言至关重要。本文所提出的光路设计如图4所示,光学系统由成摄像头模组、RGB三色LED照明模组、微型电机传动装置组成。传感器的透明弹性体喷涂了不透光的金属反射涂层,没有弹性体覆盖的部分采用了不透光材料外壳,将外部光源隔绝,确保了传感器内部仅由LED灯提供照明且亮度恒定。当物体与弹性体接触时,弹性体产生形变,按压在透明支撑层上,金属反射涂层能够将细微的形变显现出来,同时,在微型电机传动装置的驱动下,内部成像系统根据物体与传感器接触的位置转动至多个成像角度进行触觉图像拍摄,LED灯光直射接触位置,光线经过金属反射涂层发生反射与折射,通过其内部的成像模组捕捉金属反射涂层呈现的触觉信息,从而实现触觉信息可视化。

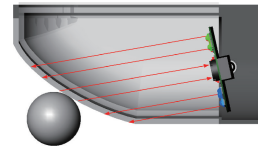


图4 传感器光路设计简图

Fig. 4 Optical path design of the optical tactile sensor

相较于现有的拥有曲面接触面的光学式触觉传感器,其成像系统和照明系统的位置和角度均是固定的,为了保证成像范围,大多数都采用视场角较大的摄像头,这样的设计导致了传感器仅能够保证部分接触位置的成像质量和照明亮度,其余位置由于接触面为曲面,且不处于中心成像位置,故采集到的图像产生较大程度的拉伸变形和畸变,严重影响成像质量。

本文所提出的设计有效解决了这一问题,通过加入电机传动装置,采用视场角为 60° 的成像模组,且成像模组照明模组可实现转动,使所有的接触位置均能够位于成像中央,并得到均匀、恒定的照明,减小图像的拉伸变形及畸变,大大提高了成像质量。

1.4 传感器曲面投影原理

对于现有的光学式触觉传感器,其接触面多为平面,通常很容易获得其接触表面和触觉图像之间的关系。然而,当接触面为曲面的情况下,则需要研究其投影函数。

如图5所示,将本文所提出的传感器指尖弧形表面部分近似建模为半径为 r 的球体,以相机的光学中心为制作为参原点 O ,则球心坐标为 $(x_0, 0, z_0)$,传感器弧形

表面的任意点 (x, y, z) 满足式(1)。

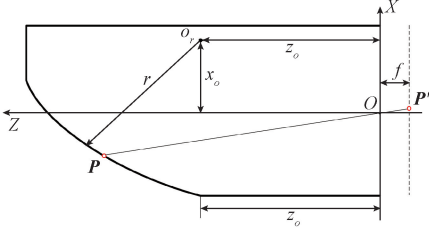


图5 传感器二维几何模型

Fig. 5 Two-dimensional geometry model of the sensor

$$(x - x_0)^2 + y^2 + (z - z_0)^2 = r^2 \quad (1)$$

同样以 O 为参考原点,建立指向 Z 轴的针孔相机模型,则接触点 $\mathbf{P} = [X_w, Y_w, Z_w]^T$ 到触觉图像上的像素点 $\mathbf{P}' = [u, v]^T$ 的变换可以表示为式(2)。

$$\lambda \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{K} \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{t} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中, \mathbf{P} 和 \mathbf{P}' 均用齐次坐标表示, λ 是像素点的比例因子, \mathbf{K} 是相机的内参矩阵, \mathbf{R} 和 \mathbf{t} 分别表示相机的旋转和平移,相机的内参矩阵可以如式(3)所示。

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} \frac{f}{d_x} & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & \frac{f}{d_y} & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中, f 表示相机的焦距, d_x 和 d_y 表示像素尺寸, (u_0, v_0) 是触觉图像的中心点。当传感器在采集图像时,相机绕 y 轴旋转且不存在平移,因此 \mathbf{R} 和 \mathbf{t} 分别如式(4)和(5)所示。

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \cos \theta & 0 & \sin \theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \theta & 0 & \cos \theta \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$\mathbf{t} = [0, 0, 0]^T \quad (5)$$

其中, θ 表示旋转角度,通过组合以上等式,可以得到式(6)。

$$\begin{cases} \lambda u = X_w(f_x \cos \theta - u_0 \sin \theta) + Z_w(f_x \sin \theta + u_0 \cos \theta) \\ \lambda v = -X_w v_0 \sin \theta + Y_w f_y + Z_w v_0 \sin \theta \\ \lambda = -X_w \sin \theta + Z_w \cos \theta \\ r^2 = (X_w - x_0)^2 + y^2 + (Z_w - z_0)^2 \end{cases} \quad (6)$$

其中, f_x 和 f_y 分别表示 $\frac{f}{d_x}$ 和 $\frac{f}{d_y}$,可通过式(6)计算传感器表面已知点 \mathbf{P} 对应的触觉图像上的点 \mathbf{P}' 。

1.5 传感器制备

本文所提出的传感器在几何形状、结构上较现有的传感器更为复杂,制作过程也更为复杂,经过反复实验尝试,提出了光学式触觉传感器透明硅胶弹性体及金属反射涂层制备方法。

透明弹性体作为传感器与外界的接触介质,是光学式触觉传感器的关键组成部分,制备出具有良好透明度及回弹性,硬度、粘度适中的平面和指尖型曲面弹性体是制备过程中的重点和难点。硅胶的原料采用了Smooth-on公司的Solaris与Slacker进行混合,通过对硅胶原料的配比进行微调并对比分析,实验结果如表1所示。通过不同的配比方案发现,各种比例的透明度和粘度均良好,当Solaris和Slacker比例为1:1:1时其回弹性较差,1:1:2时硅胶偏软,1:2:1时硅胶偏硬,1:1.5:1时硅胶硬度和回弹性均较为良好。故最后采用Solaris和Slacker混合比例为1:1:1.5制备透明硅胶弹性体。在确定了硅胶原料的比例后,将上述3种组分在容器中充分混合搅拌后倒入模具中,然后放在真空泵中去除硅胶中的大量气泡,最后静置于真空中自然凝固,也可放入恒温箱中加快凝固速度。

表1 硅胶原料的不同配比效果对比

Table 1 Comparison of the effect of different ratios					
硅胶原料	配比	硬度	透明度	粘度	回弹性
Smooth-on	1A:1B:1S	适中	良好	适中	较差
	1A:1.5B:1S(采用)	适中	良好	适中	良好
Solaris+	1A:1B:2S	偏软	良好	适中	较差
Slacker	1A:2B:1S	偏硬	良好	适中	较差

为了能够制备出指尖型曲面的特殊形状硅胶弹性体,故需要设计硅胶模具,模具分为上下两层。模具的制作采用光固化3D打印技术,并对其进行打磨抛光,保证硅胶表面光滑度。待硅胶凝固后,将上下部分模具分离即可得到指尖型曲面硅胶。上层平面硅胶透明弹性体的制备较简单,将硅胶原料混合搅拌后倒入一次性塑料培养皿中,待其凝固后截取所需的形状即可。

金属反射涂层能够呈现出弹性体与物体接触产生的形变,从而获得物体表面真实的触觉信息,故金属反射涂层需要与透明硅胶弹性体有良好的贴合性且不透光。金属反射涂层其精细度、透光度、表面反射光等对所呈现的触觉信息有较大影响。用于金属反射涂层的材料需要与硅胶表面有良好的贴合性以及耐磨性,Smooth-on公司的Psycho Paint硅胶涂层可用于硅胶模型表面的着色基底,并且不容易开裂。采用精度为 1×10^{-6} m,纯度为99.7%的铝粉能够在采集接触物体表面如指纹、织物纤维等精

细纹理时有更好的效果,并加入银色颜料以减小金属反射涂层的透光度。在制备过程中,首先将 Psycho Paint 的 A、B 两部分按照 1:1 比例加入杯中进行充分搅拌混合,然后将适量铝粉和 Smooth-on 公司的 Cast Magic Silver Bullet 银色颜料粉以 3:2 的比例加入杯中,进行充分混合搅拌,最后边加入溶剂边搅拌,直到充分溶解呈液状,溶剂选择了 Smooth-on 公司的 NOVOCS Matte 有机硅溶液。用于金属反射涂层制备的溶液制作完成后,使用喷枪将溶液喷涂于透明硅胶弹性体表面,待均匀喷涂后,静置于真空中等待其凝固。

1.6 控制系统设计

传感器的控制系统需要实现的功能主要有以下几点。首先,成像模块进行图像采集,并向上位机发送所采集的图像,其次,上位机通过串口通讯模块与单片机进行通讯,发送控制信号并接收单片机的反馈信号,最后,电机驱动模块及 LED 驱动模块分别对微型步进电机和环形阵列 LED 照明电路进行驱动。控制系统组成如图 6 所示。

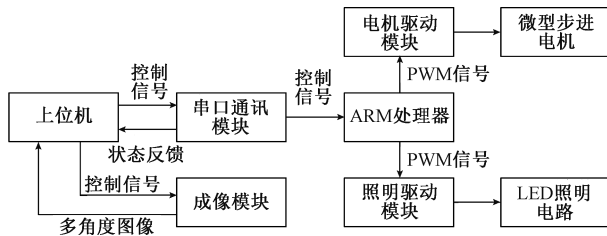


图 6 控制系统组成

Fig. 6 Components of the control system

成像模块中摄像头模组采用得鸿科技型号为 DH-1966 定焦摄像头,其尺寸较小符合使用要求。该摄像头模组采用了 500 万 pixel 的高性能图像传感器 OV5640,通过 USB 摄像头控制器 AU3841 采集图像数据传输至上位机。采用 ARM 处理器 STM32F407ZET6 对微型电机和 LED 照明电路进行控制。串口通讯模块采用 CH340 实现上、下位机通讯,上位机发送控制指令,ARM 处理器收到指令后,根据指令分别输出脉冲宽度调制(pulse width modulation, PWM)信号至 L298N 电机驱动以及 LED 驱动 ULN2003 实现对微型电机以及环形阵列 LED 照明电路的控制。并且设计了一套与传感器相对应的上位机,上位机实现采集图像,控制微型电机的启停、转向、加减速和 LED 的亮度调节、颜色调整等功能。在探测过程中,根据上位机界面实时显示的摄像头采集画面,控制电机带动摄像头和 LED 照明旋转,获取多个角度的视觉图像。

1.7 装配与连接

传感器的各部分都制作完成后,需要对各部分进行装配连接。将平面和指尖型透明硅胶弹性体及金属反射涂层分别装配至指尖型传感器的上、下对应位置,微型摄

像头嵌入至环形阵列 LED 电路中央,一同装配至对应的支撑板上,支撑板通过传动轴和轴承与微型电机连接,集成于传感器内部,实现 LED 照明电路和摄像头旋转。传感器通过机械臂连接座装配于机械臂末端。电机及 LED 照明电路、控制电路印制线路板 (printed circuit board, PCB)、上位机依次连接,摄像头和控制电路通过 USB 与上位机相连,实现上位机对传感器内部各部分的控制。传感器整体装配与完整连接效果如图 7 所示。

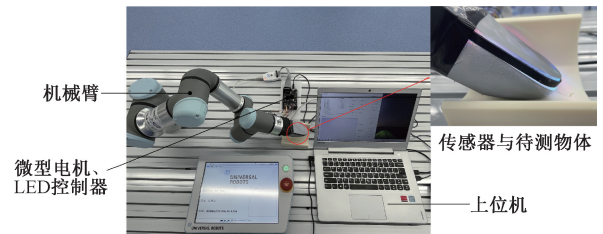


图 7 传感器整体装配

Fig. 7 Sensor assemble

2 图像拼接

2.1 图像拼接算法原理

本文所提出的光学式触觉传感器拥有较大的接触面,包括上方的平面接触面及下方的指尖型曲面接触面,拥有曲面接触面的传感器在探测过程中,单次拍摄所得到的触觉图像在部分位置产生较大的拉伸变形,降低了成像质量。因此本文所提出的触觉传感器通过其内部的微型电机传动装置,带动成像模块捕捉多个角度触觉图像,并采用图像拼接技术,在保证成像质量的基础上,实现传感器单次大面积探测。本文共尝试了如下 3 种拼接方法。

1) 基于全局变换模型的图像拼接方法首先检测序列图像的尺度不变特征变换 (scale invariant feature transform, SIFT)^[15] 特征信息进行匹配,通过匹配点对计算图像间全局单应性矩阵,利用光束平差法 (bundle adjustment) 方法^[16] 估计图像坐标转换参数,对序列图像进行柱面投影,最后采用多频段融合^[17] 得到拼接图像。

2) 基于标定先验的图像拼接方法利用相机标定信息计算图像配准参数,得到图像间的投影变换关系,后续正式拼接时,仅需根据已求得的变换关系进行投影映射并融合,得到大视场图像。该方法可避免对拼接场景特征丰富情况的依赖,拼接更加稳定,鲁棒性更强,且无需再进行特征提取与匹配等耗时步骤,可一定程度上提高拼接效率。

3) APAP 图像拼接算法^[18] 是局部变换方法中最具有代表性的图像拼接方法。当输入图像存在较明显的视差时,基于全局单应矩阵的图像拼接方法无法得到准确

的图像变换模型,会出现明显的拼接异常,因此提出了 APAP 算法。APAP 算法将输入图像分割为密集网格,每个图像网格分别使用一个局部单应矩阵进行对齐,相比于全局的拼接方法,APAP 可以更好地解决局部变形情况,配准精度与适应性更好,其大致实现流程如下:

(1) 图像配准。利用 SIFT 算法检测输入图像的特征信息,然后使用随机抽样一致(random sample consensus, RANSAC)算法剔除所检测出的特征点中的外点,保留内点进行特征匹配,利用匹配点对计算全局单应关系,完成图像预配准。

(2) 划分图像网格,计算局部单应模型。将输入图像划分为 $C_1 \times C_2$ 个网格单元,利用移动直线线性变换(moving direct linear transformation, MDLT)方法计算出对应的局部单应模型,MDLT 算法计算网格中心与特征点匹配点对的高斯距离进行加权,在加权平方和中误差最小值时估计所需的局部单应模型,待估计的局部单应性矩阵 $\hat{\mathbf{h}}^k$ 可通过如式(7)~(9)计算,通过求解最小奇异值对应的特征向量可得到最终所需的局部变换矩阵 \mathbf{h}^k 。

$$\hat{\mathbf{h}}^k = \arg \min_{\mathbf{h}} \sum_{i=1}^n \|\mathbf{w}_i^k \mathbf{a}_i \mathbf{h}\|^2 = \arg \min_{\mathbf{h}} \|\mathbf{W}^k \mathbf{A} \mathbf{h}\|^2 \quad (7)$$

$$\mathbf{W}^k = \text{diag}([w_1^k \quad w_1^k \quad w_2^k \quad w_2^k \cdots w_n^k \quad w_n^k]) \quad (8)$$

$$\mathbf{A} = (\mathbf{a}_1 \quad \mathbf{a}_2 \quad \cdots \quad \mathbf{a}_n)^T \quad (9)$$

其中, \mathbf{a}_i 为所转换的匹配特征点变量关系所对应的线性参数矩阵, $\|\mathbf{h}\|$ 规定为 1, n 为匹配点对的数量,而 w_i^k 为特征点 (x_i, y_i) 所对应的权重, w_i^k 的求解公式如式(10)所示。

$$w_i^k = \max \left(\exp \left(- \frac{((x^k - x_i)^2 + (y^k - y_i)^2)}{\sigma^2} \right), \gamma \right),$$

$$\gamma \in (0, 1), k \in [1, C_1 \times C_2] \quad (10)$$

式中: σ 为高斯尺度因子, γ 为忽略离网格中心过远特征点设定的阈值,而 x^k 与 y^k 是第 k 个网格中心对应的坐标值。

(3) 图像变换与融合。利用(2)中所求的局部单应模型对输入图像进行扭曲变换,将变换后图像与参考图像一起映射至拼接掩膜上进行像素融合,得到所需要的拼接图像。

2.2 算法对比

传感器所采集到的多角度触觉图像在实际拼接中先后采取了如上的3种拼接方法,其效果对比如下表2所示。首先采用基于全局单应矩阵的图像拼接方法,该方法实现简单,发展成熟,但在拼接过程中发现,由于触觉图像上的特征点过于稀少,故所求得的全局单应矩阵并不准确或者无法求得全局单应矩阵,导致了拼接效果不佳甚至无法拼接。该方法适用于相机纯旋转或者纯平移的情况,不适用于传感器多角度图像采集拼接的情况。

其次采用了基于标定先验的图像拼接方法,在传感器表面覆盖了特征描述符图案,传感器内部相机按照固定角度多次旋转并拍摄各角度的特征描述符图像,对所拍摄的图像进行预拼接,得到相邻角度图像间的投影变换关系。在多角度触觉图像拼接过程中,根据所求的变换关系,对按照固定角度旋转拍摄得到的多张图像进行拼接。该拼接方法效果良好,拼接速度较快,但其需要传感器在采集集中按照固定的采集模式进行触觉图像采集,故实际应用普适性较差。

表2 不同拼接方法效果

Table 2 Results of different image stitching methods

拼接方法	拼接效果	拼接速度	实际应用
基于全局单应性矩阵	不佳	较快	不可用
基于标定先验	良好	较快	普适性较差
APAP(采用)	一般	较慢	可普遍应用

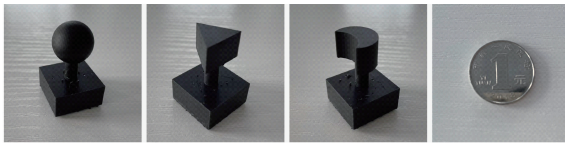
最后,采用了 APAP 图像拼接方法。该方法计算的配准关系准确,可满足许多场景的拼接,算法普适性较强,且拼接效果良好。传感器在采集过程中,摄像头大多在偏转一定角度的情况下拍摄,且拍摄对象并不在一个平面,故存在较大的视差,APAP 算法能够很好的解决这一问题,但是在其拼接的过程中,输入图像被分割成多个网格,分别计算每个网格的局部单应性矩阵,这一步骤耗时较严重,导致图像拼接速度较慢。相比上述的两种方法,APAP 算法虽然图像拼接速度性能上较差,但该算法在拼接效果和实际应用等方面有着较好的表现,故采取 APAP 算法作为传感器图像拼接方法。

3 实验验证

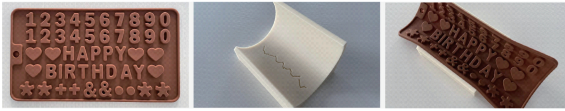
3.1 试验准备

将传感器搭载至 UR3 机械臂平台开展实验,如图7所示。实验分为两个部分,首先,验证传感器对常规几何形状表面物体的探测性能,其次是验证传感器一次接触探测情况下,计算其单次探测面积,并验证传感器对曲面探测性能。

实验前准备了多个模型用以模拟探测场景,如图8所示。首先,准备了如图8(a)所示的球形、三角形、月牙形、硬币等模型用于测试传感器常规采集性能。其次,准备了如图8(b)所示的带有表面凹凸图案的软硅胶模型覆盖于曲型表面用以计算传感器在单次探测情况下所探测的有效面积,并且准备了曲面管道模型以测试传感器在曲面上的采集能力。上述条件准备完成后,即可开始实验。



(a) 球型模型、三角形模型、月牙形模型、硬币
(a) Spherical model, triangle model, crescent shaped model, coin



(b) 硅胶模型、管道裂缝模型、面积测算模型
(b) Silicone model, pipe crack model, and area measurement model

图8 试验准备

Fig. 8 Experiment preparation

3.2 常规模型采集

将图8(a)中球型、三角形、月牙形、硬币及指纹分别与指尖型传感器的上方平面与下方指尖型曲面进行接触,如图9所示为传感器所采集到的触觉图像。图9上方为传感器的上方平面所采集到的触觉图像,下方为传感器的下方指尖型曲面采集到的触觉图像,两个接触面均能够清晰的呈现出物体的表面几何形状,对于指纹、硬币这类的细微表面也能够获取其纹理信息。

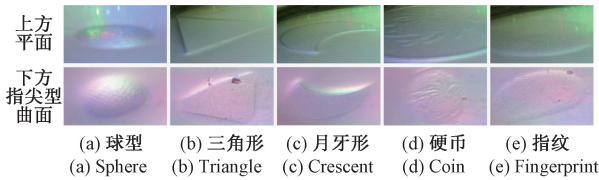


图9 采集结果

Fig. 9 Collect results

3.3 单次探测面积计算

为了计算指尖型光学式触觉传感器单次探测面积,准备了如图8(b)左侧带有凹凸图案的硅胶模型,将其覆盖于图8(b)中间的曲面管道表面,其效果如图8(b)右侧图所示。分别对传感器物理探测面积和单次探测有效面积进行计算。传感器其实际物理探测面积包括上方平面接触面和下方的指尖型曲面接触面两部分,经过计算可得上述两部分的面积总和约为 0.0105 m^2 。传感器搭载于机械臂上,单次探测所得结果如图10所示,将该探测结果对应至如图8(b)左侧的硅胶模型可计算出传感器单次探测的面积约为 0.00163 m^2 。

3.4 不规则曲面上的采集

为了验证所提出的传感器在不规则曲面环境的探测性能,故通过3D打印了如图8(b)中的曲面管道模型,通过控制机械臂与内部相机两者进行联动对管道模型进行

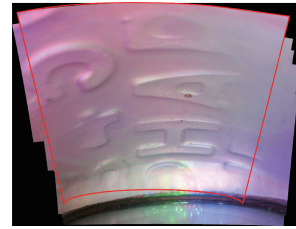
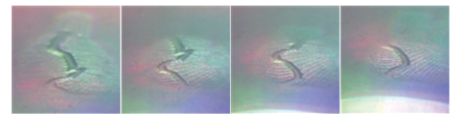


图10 传感器单次探测

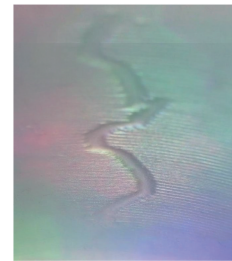
Fig. 10 Single detection by the sensor

探测,机械臂模拟人类的指尖触摸物体的运动轨迹,传感器对管道表面的裂纹进行探测,机械臂运动的同时,传感器内部相机进行转动,保持接触点位置在成像中央,减小图像拉伸变形,提高单张图像的成像质量。传感器采集到的多张图像如图11(a)所示,通过APAP图像拼接算法,对单次采集到的多角度触觉图像依次拼接,结果如图11(b)所示。



(a) 多角度采集图像

(a) Images captured from multiple angles



(b) 多角度图像拼接结果

(b) The result of image stitching from multiple angles

图11 管道内表面裂缝探测结果

Fig. 11 Detection results on the inner surface of the pipeline

4 多材料表面缺陷检测

4.1 DeepLabv3模型

DeepLab系列是Google团队近几年来提出的用于语义分割最佳的架构,DeepLabv3^[19]的网络模型如图12所示,该模型采用“串联”结构,以ResNet作为骨干网提取特征,并将空洞卷积应用在级联模块中,并且引入了空洞卷积金字塔池化(atrous spatial pyramid pooling, ASPP)。输入图像通过骨干网络生成高级语义特征图,ASPP模块可以扩大感受野,提取不同尺度的图像特征,其中包含1个 1×1 卷积层和3个 3×3 的空洞卷积,再通过全局平均池化层获取图像的全局特征,将5种特征进行通道拼接,

融合多尺度信息,使用 1×1 卷积处理该多尺度信息,减少特征层通道数,最后进行上采样处理并输出预测图像。本文的输入图像为传感器单次所探测的多个角度图像通过 APAP 图像拼接得到的触觉图像,输出预测图像即为输入图像中缺陷部分语义分割结果。

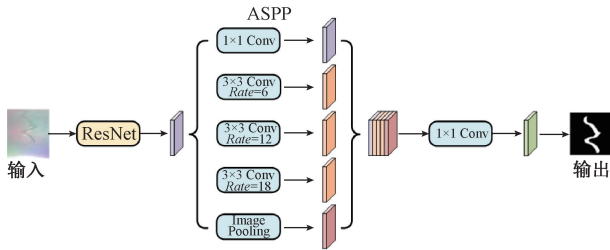


图 12 DeepLabv3 模型结构

Fig. 12 Architecture of the deeplabv3 model

4.2 触觉图像数据集与模型训练

本实验数据集的图像来源于所设计的触觉传感器采集的触觉图像,数据集包含两部分,分别为传感器采集的单张图像和多个角度图像拼接而成的完整图像,该数据集一共包含 1 000 张图像。

我们使用了多种材料样本模拟其表面缺陷,在每种材料表面制造不同宽度的裂缝和不同形状、尺寸的表面缺陷,将我们的传感器搭载至 UR3 机械臂上,并设计了一套采集软件,机械臂按照预定轨迹采集触觉图像。完成触觉图像采集后,将图像尺寸统一修改为 512×512 ,通过 Labelme 软件对触觉图像进行标注,生成 Json 格式文件后使用 Python 脚本将 Json 格式文件转换成 PASCAL VOC 数据格式即可进行训练。按照 8:2 的比例对测试集和验证集进行随机划分,即 800 张用于训练,200 张用于测试。

本实验环境配置为 Window 11 操作系统、Intel Core i9-12900K CPU 处理器、NVIDIA GeForce RTX 3090 显卡和 Pytorch 深度学习框架。本文采用残差网络(residual network, ResNet101)^[20]作为主干网,为了加快网络训练的收敛速度,训练过程中加载了预选训练好的 ResNet101 网络结构权重,实验中初始学习率设置为 0.007,使用随机梯度下降(stochastic gradient descent, SGD)优化器,权重衰减率设为 0.000 4, batch size 设置为 8, epoch 设置为 250。

4.3 表面缺陷检测结果

为了评估网络模型的性能,图像分割领域常用的评价指标包括交并比(mean intersection over union, MIoU),像素精度(pixel accuracy, PA),平均像素精度(mean pixel accuracy, MPA)等。MPA 表示所有类别像素精度的均值,如式(11)所示,MIoU 表示的是真实值和预测值的交集比并集,如式(12)所示,其中 MPA 侧重表现像素

级的准确率,而 MIoU 侧重表现模型计算分割区域的完整性以及分割位置的准确性。

$$MPA = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{P_{ii}}{\sum_{j=0}^k P_{ij} + \sum_{i=0}^k P_{ji} - P_{ii}} \quad (11)$$

$$MIoU = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{P_{ii}}{\sum_{j=0}^k P_{ij} + \sum_{i=0}^k P_{ji} - P_{ii}} \quad (12)$$

式中: k 表示类别总数, P_{ij} 表示实际像素类别 i , 被预测为类别 j 的像素数量, P_{ii} 表示实际像素类别为 i , 被预测为类别 i 的像素数量, $k+1$ 表示分割类别的数量,其中含有一个背景类。

在本实验中,使用 ResNet101 为主干网在自制的数据集上进行训练,MIoU 达到 91.2%。为进一步验证所训练模型的性能,准备了 3 种不同材料的样本,分别为铝板、木板、亚克力板 3 种生活中常见的材料,并在其表面手动制造了细微的痕,刮痕宽度均小于 0.001 m,使用传感器分别对上述 3 种材料分别进行探测,采集触觉图像,并使用训练好的模型对其进行预测,训练结果如图 13 所示,从结果来看,所训练的模型可以将表面刮痕的大致轮廓预测出来,实验证明我们的传感器结合深度学习神经网络可以对材料表面细微的缺陷进行成功检测并对其进行分割,但是在细节上依然着些许不足,部分的区域存在误判,需要对我们的模型进行改进。

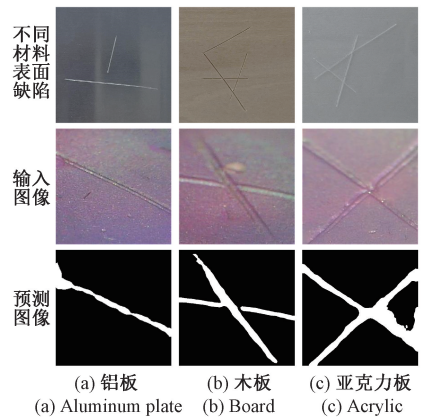


图 13 多材料表面缺陷检测检测结果

Fig. 13 Multi-material surface defect detection results

4.4 抗干扰实验验证

为了验证光学式触觉传感器的抗干扰能力,本文模拟了不同材料在光照昏暗和材料表面存在污渍的条件下,传感器能够克服视觉检测的不足,依旧能够对材料表面的缺陷进行正常探测。验证结果如图 14 所示,采用了铝板、木板、亚克力板 3 种不同的材料,自然条件下能够观察到的细微刮痕,在光照昏暗的条件下难以观测,所能观察到的结果如图 14 的实线方框部分所示。使用黑

色记号笔在材料表面模拟污渍的条件,有刮痕区域和无刮痕区域均模拟了黑色污渍,图14中虚线方框为有刮痕区域,在有黑色污渍的情况下,表面的细微刮痕同样难以被发现,视觉检测容易存在误判的情况。针对于以上两种存在外部条件干扰的情况,传感器的采集不受影响,依旧能够对不同材料的表面缺陷进行探测,有效验证了光学式触觉传感器抗干扰能力强的特点,能够弥补视觉检测技术的不足。

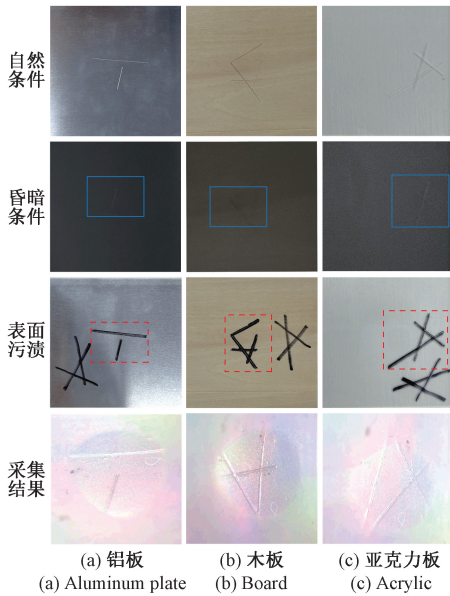


图14 传感器抗干扰能力验证结果

Fig. 14 Anti-jamming capability verification results

5 结 论

设计并制备了指尖型大面积光学式触觉传感器,相较于现有的光学式触觉传感器,在平面接触面的基础上加入了指尖型曲面接触面,其外形类似于人类的手指尖端,拥有更大的物理接触面积。加入了微型电机传动装置,带动摄像头和LED照明旋转,改善光路设计,实现多角度捕捉触觉图像,提高了成像质量,解决光学式触觉传感器由于曲面接触面产生的触觉图像拉伸变形严重的问题。通过APAP图像拼接算法对多角度图像进行拼接,增大了传感器单次探测面积,达到了 0.00163 m^2 。通过传感器直接接触物体表面的方式,采集接触表面的触觉图像,采用DeepLabv3模型训练自制的触觉图像数据集,实现对多材料表面缺陷检测,相较于视觉探测方式,有效的避免了外部条件干扰下从而影响探测准确率的情况。

与此同时,传感器还存在如下不足,首先由于采用了定焦的摄像头,摄像头旋转到不同角度捕捉图像时,接触到摄像头的距离不同,故导致了部分接触点所捕捉到的触觉图像模糊的问题。其次,目前的传感器在采集过程中不能自动检测接触点并让内部摄像头自动跟踪接触点位置,需要进一步完善采集算法。最后,对于细微的表面缺陷探测语义分割结果还需进行优化,可以通过扩大数据集数量,采用效果更佳的模型等途径进行改进。

在后续的工作中,我们将在以下3个方面展开研究与改进。1)为了解决边缘图像模糊的问题,可以将定焦的摄像头升级为变焦型号,但由于变焦摄像头尺寸较大,需要做到二者兼顾;2)完善采集算法,结合机械臂与传感器内部电机,实现全自动探测与触觉图像采集;3)完善数据集,提升深度学习模型的泛化性能,使其具备更高的实际应用价值。

参考文献

- [1] MYERS D G. Psychology [M]. 9th ed. New York: Worth Publishers, 2010.
- [2] 赵海文, 王曼菲, 刘吉晓, 等. 基于双电层电容的柔性触觉传感器机理研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(2): 25-32.
ZHAO H W, WANG M F, LIU J X, et al. Mechanism study of flexible tactile sensor based on electrical double-layer capacitor [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(2): 25-32.
- [3] 钱牧云, 张姣姣, 魏新园. 光纤光栅柔性触觉传感器的材质识别功能研究[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(4): 206-212.
QIAN M Y, ZHANG J J, WEI X Y. Research on material recognition function of fiber Bragg grating flexible tactile sensor [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(4): 206-212.
- [4] SATO K, KAMIYAMA K, KAWAKAMI N, et al. Finger-shaped GelForce: Sensor for measuring surface traction fields for robotic hand[J]. IEEE Transactions on Haptics, 2009, 3(1): 37-47.
- [5] SATO K, SHINODA H, TACHI S. Vision-based cutaneous sensor to measure both tactile and thermal information for teleexistence[C]. 2011 IEEE International Symposium on VR Innovation, IEEE, 2011: 119-122.
- [6] LI R, PLATT R, YUAN W, et al. Localization and manipulation of small parts using GelSight tactile

- sensing[C]. 2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, IEEE, 2014; 3988-3993.
- [7] YUAN W, DONG S, ADELSON E H. Gelsight: High-resolution robot tactile sensors for estimating geometry and force[J]. *Sensors*, 2017, 17(12): 2762.
- [8] YUAN W, ZHU C, OWENS A, et al. Shape-independent hardness estimation using deep learning and a GelSight tactile sensor[C]. 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), IEEE, 2017; 951-958.
- [9] LAMBETA M, CHOU P W, TIAN S, et al. DIGIT: A novel design for a low-cost compact high-resolution tactile sensor with application to in-hand manipulation[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2020, 5(3): 3838-3845.
- [10] GOMES D F, LIN Z, LUO S. GelTip: A finger-shaped optical tactile sensor for robotic manipulation[C]. 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), IEEE, 2020; 9903-9909.
- [11] 沈希忠, 吴迪. 基于YOLO的铝型材料表面小缺陷检测[J]. *浙江工业大学学报*, 2022, 50(4): 372-380.
SHEN X ZH, WU D. Detection of small defects on aluminum profile surface based on YOLO[J]. *Journal of Zhejiang University of Technology*, 2022, 50(4): 372-380.
- [12] 胡勃, 秦威, 刘成良, 等. 具有复杂纹理的木板表面刮痕缺陷检测模型[J/OL]. *计算机集成制造系统*; 1-20 [2023-03-27]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20211109.1542.008.html>
HU Q, QIN W, LIU CH L, et al. Scratch defect detection model on wooden board surface with complex texture [J/OL]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 1-20 [2023-03-27]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20211109.1542.008.html>
- [13] JIANG J, CAO G, GOMES D F, et al. Vision-guided active tactile perception for crack detection and reconstruction[C]. 2021 29th Mediterranean Conference on Control and Automation (MED), IEEE, 2021; 930-936.
- [14] JIA X, LI R, SRINIVASAN M A, et al. Lump detection with a gelsight sensor [C]. 2013 World Haptics Conference (WHC), IEEE, 2013; 175-179.
- [15] 张绍荣, 张闻宇, 李云, 等. 基于FAST角点和FREAK描述符改进的无人机景象匹配算法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2020, 34(4): 102-110.
ZHANG SH R, ZHANG W Y, LI Y, et al. Improved UAV scene matching algorithm based on FAST corner and FREAK descriptor[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2020, 34(4): 102-110.
- [16] 朱添翼, 范强, 方俊永, 等. 无序高空间分辨率影像快速拼接方法[J]. *光学技术*, 2019, 45(1): 90-94.
ZHU T Y, FAN Q, FANG J Y, et al. Rapid mosaicking algorithm of disorderly images with high spatial resolution[J]. *Optical Technique*, 2019, 45(1): 90-94.
- [17] 何佳华. 基于改进SIFT的柱面全景图像拼接算法研究[D]. 绵阳:西南科技大学, 2018.
HE J H. Research of cylindrical panoramic image stitching algorithm based on improved SIFT [D]. Mianyang: Southwest University of Science and Technology, 2018.
- [18] ZARAGOZA J, CHIN T, TRAN Q, et al. As-projective-as-possible image stitching with moving DLT [J]. *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, IEEE, 2014, 36(7): 1285-1298.
- [19] CHEN L C, PAPANDREOU G, SCHROFF F, et al. Rethinking atrous convolution for semantic image segmentation[J]. *ArXiv Preprint*, 2017, ArXiv:1706.05587.
- [20] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [C]. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016; 770-778.

作者简介



吴衍誉, 2011年于中国电子科技大学获得学士学位, 分别于2014年和2018年获得北卡罗来纳州立大学硕士、博士学位, 现为福州大学副教授, 主要研究方向为遥感及光谱成像。

E-mail: xwu@fzu.edu.cn

Wu Xianyu received his B.Sc. degree from University of Electronic Science and Technology of China in 2011, and received his M.Sc. degree and Ph.D. degree both from North Carolina State University in 2014 and 2018, respectively. He is

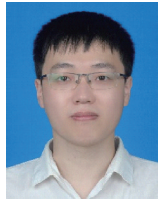
currently an associate professor at Fuzhou University. His main research interests include remote sensing and spectral imaging.



庄嘉权, 2020 年于南京工业大学获得学士学位, 现为福州大学硕士研究生, 主要研究方向为光机电一体化, 光学式触觉传感器研究。

E-mail: zhuangjq0105@163.com

Zhuang Jiaquan received his B.Sc. degree from Nanjing Tech University in 2020. He is currently a master student at Fuzhou University. His main research interests include optomechanics and the study of optical tactile sensor.



林忠麟 (通信作者), 分别于 2012 年、2015 年和 2019 年获得南京航空航天大学学士、硕士和博士学位, 现为福州大学讲师, 主要研究方向为机器人伺服控制、系统建模与仿真。

E-mail: linzhonglin@gmail.com

Lin Zhonglin (Corresponding author) received his B.Sc. degree, M.Sc. degree and Ph.D. degree all from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2012, 2015, and

2019, respectively. He is currently a lecturer at Fuzhou University. His main research interests include the areas of robotic servo control, system modeling and simulation.



黄峰, 2004 年于陆军工程大学获得学士学位, 2010 年于陆军工程大学获得博士学位, 现为福州大学教授, 主要研究方向为光电探测成像。

E-mail: huangf@fzu.edu.cn

Huang Feng received his B.Sc. degree and Ph.D. degree both from Army Engineering University of PLA in 2004 and 2010, respectively. He is currently a professor at Fuzhou University. His main research interest is photodetection imaging.



杨铮, 2020 年于南京农业大学获得学士学位, 现为福州大学硕士研究生, 主要研究方向为图像拼接算法。

E-mail: yz97527@163.com

Yang Zheng received his B.Sc. degree from Nanjing Agricultural University in 2020. He is currently a master student at Fuzhou University. His main research interest is image stitching.