

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407739

基于触觉感知的新型视触觉传感器设计*

童天宏 梁冬泰 谢林涛

(宁波大学机械工程与力学学院 宁波 315211)

摘要:针对现有视触觉传感器普遍存在的制造成本高的问题,提出了一种新型的 GelSight 指尖视触觉传感器设计方案,对视触觉传感器触觉皮肤中的单层弹性体反射膜改进,使用了一种双层的反射膜涂层工艺。在材料选择上,使用了两种不同性质的涂料,分别用于内外反射层的涂层,以通过化学键合的方式将两种不同的反射层紧密结合,实现对细微形变的高灵敏度响应。基于这一工艺技术,设计制造了一种新型的视触觉传感器,并基于光度立体设计了一种重建算法,以实现触觉三维重建。为了验证改进工艺的有效性,对使用该工艺制造的 GelSight 传感器与其他先进的视触觉传感器在感知分辨率上进行了对比实验。实验结果表明,新型传感器在感知分辨率上优于现有工艺制造的传感器。对具有不同形状和纹理的物体进行了三维重构及位姿估计的实验,结果显示,新型传感器在纹理细节方面具有更优的灵敏度,并且能够对实际物体进行高精度的三维重建和位姿估计。其中,表面接触区域的重建均方误差不超过 100 μm ,位姿估计的精度可以达到亚毫米级,显示了其在实际应用中的潜力。

关键词: 视触觉传感器;反射层(膜);触觉感知;三维重建;位姿估计

中图分类号: TP242.6; TN205

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 460.4020

Design of a new visual and tactile sensor based on tactile perception

Tong Tianhong Liang Dongtai Xie Lintao

(School of Mechanical Engineering and Mechanics, Ningbo University, Ningbo 315211, China)

Abstract: In response to the high manufacturing cost of existing vision-tactile sensors, a novel GelSight fingertip vision-tactile sensor design was proposed, which improved the single-layer elastic reflective film in the tactile skin of the sensor and used a dual-layer reflective coating process. In terms of material selection, two types of coatings with different properties were used for the inner and outer reflective layers, respectively, to bond the two different reflective layers chemically and achieve high sensitivity to subtle deformation. Based on this process technology, a novel vision-tactile sensor was designed and a reconstruction algorithm based on photometric stereo was developed to achieve tactile 3D reconstruction. To verify the effectiveness of the improved process, an experimental comparison of the perception resolution of the GelSight sensors manufactured using the improved process with advanced vision-tactile sensors was conducted. The experimental results showed that the new sensor had better perception resolution than the existing sensors manufactured using the existing process. Experimental tests were conducted to reconstruct the 3D shape and pose of objects with different shapes and textures. The results showed that the new sensor had better sensitivity in texture details and could accurately reconstruct and estimate the 3D shape and pose of real objects with high precision. The reconstruction root mean square error of the contact surface was less than 100 μm , and the positioning accuracy was sub-millimeter level, showing its potential for practical applications.

Keywords: vision-based tactile sensor; reflective layer (membrane); tactile sensing; 3D reconstruction; pose estimation

0 引言

当机器人进行精细操作时,对未知物体进行感知以获取其表面形状的先验知识至关重要。视觉传感器可以便捷地获取物体的三维信息,但在光线不足及存在遮挡等环境,或对透明及镜面材料的物体感知时,很难提供可靠的位置和形状信息^[1-2]。在这些情况下,触觉传感器可以通过和物体间发生接触来对物体的三维形状进行直接准确的感知。

GelSight 类视触觉传感器(GelSight 传感器)是一种新兴的基于视觉的指尖型触觉传感器,主要由触觉皮肤、光源和相机传感器组成。其原理是通过相机传感器捕捉触觉皮肤与物体接触时的表面变形图像并传输给计算机,然后结合计算机视觉技术转化成三维特征。相比于传统的视觉感知技术,GelSight 传感器能够直接对物体表面进行高精度的三维重建,具有成本低、易集成等优点,可应用于表面纹理识别^[3]、缺陷检测^[4]、硬度估计^[5]、物体姿态估计^[6]等各种场合。

然而,GelSight 传感器高昂的制造成本和复杂的制造工艺严重制约了其在实际生产中的大规模应用。特别是触觉传感皮肤中表面反射膜的制造,是 GelSight 传感器中制作过程最困难的部分之一。目前,制造反射膜的主流方法包括喷涂^[7]、直接涂抹^[8]和溅射^[9]。其中,喷涂是最常使用的方法,该方法通过将涂料填充进喷枪,然后使用泵喷涂到弹性体上以形成优质的反射膜。但该方法对涂料的配制要求较高,不适当的混合比例可能会导致喷涂得到的反射膜质量不佳。溅射是一种高精度的反射膜制备方法,主要是通过溅射技术使材料沉积弹性体表面,缺点是加工成本较高。直接涂抹是直接材料手工涂抹在弹性体表面,其优点是制造工艺较为简单,缺点是传感精度相对较低。近年来,也有研究者在上述主流制造方法的基础上提出了一些新方法优化制造工艺、降低制造成本。例如,文献[10]提出使用有机树脂漆代替通常使用的金属漆以降低材料成本,但相较于普通金属漆,有机树脂漆的不透明度更低,这导致了使用树脂材料制作的反射膜制造工艺更复杂。文献[11]提出使用铜箔和镀金工艺制造反射层以简化制造工艺,但使用这种工艺制作的反射膜存在使用寿命短等问题。

综上所述,喷涂和溅射的方法可以制作出一致性和精度相对较高的反射膜,但对设备、材料和技术要求相对较高。直接喷涂和一些改进了材料及制作工艺的新方法可以生产出成本较低的反射膜,但反射膜的质量相对较低,需要增加额外的工序来保证精度。针对这些问题,本研究提出了一种新型的触觉皮肤反射膜制作工艺。传统触觉皮肤反射膜在弹性体表面涂抹干的涂料粉末作为感

知反射层,然后在其外部用一层硅胶覆盖以作为外部保护^[8,12]。本研究提出了一种双层结构的反射膜,通过改进反射膜的材料和制作工艺,可以在不增加制造成本的前提下提高传感器的感知分辨率,以达到传感器性能和经济性的双重优化。基于这种工艺,本研究研制了一种新型的 GelSight 传感器,并将此传感器应用于高分辨率的物体感知三维重建,设计了一种基于光度立体的重建算法,最终实现 GelSight 传感器的高分辨率感知重建。

1 传感器设计与制造

基于文献[13]提出的传感器结构,设计了一种新型的 GelSight 传感器,与现有的 GelSight 传感器不同,使用了一种改良反射膜涂层工艺进行触觉皮肤反射膜制作,使得传感器在保证高分辨率和使用寿命的同时制造成本更低;优化了光学系统,使用了双层滤光模块,并对光路设计改良,使得整体光照更均匀。传感器的具体三维结构如图 1(a)所示,主要包括触觉传感皮肤、光学系统以及外部机械支撑。图 1(c)为各个零部件组装后的结果,其中的大部分部件和模具可以直接使用现有商品或由外部工厂加工,一些关键零部件则需要手工制作,设计和制备的具体细节如下。

1.1 触觉皮肤制造

触觉传感皮肤是 GelSight 传感器的核心部件,由透明弹性体和表面的反射涂层组成,其具体制造过程如图 2 所示。

硅橡胶材料作为一种高性能弹性材料,具有优良的柔韧性和良好的抗拉强度。因此,选择同一类型不同规格的两种硅橡胶材料(Ecoflex00-45NearClear-Smooth-OnInc(A&B))以 1:1 的比例混合作为合成透明弹性体的材料。制作合成的弹性体厚度为 2 mm,确保其兼具良好的柔顺性和快速回弹性。制备弹性体的整体制作工艺与文献[7]的工作近似。首先将 A、B 类硅胶倒入容器混合,沿一个方向缓慢搅拌 2 min,如图 2(a)所示。然后,将混合物放置在一个封闭的空间中,让可见的气泡从混合物中完全逸出。最后,将混合物倒入准备好的亚克力模具中,在室温下的封闭空间中固化约 24 h,待完全固化后脱模,使用异丙醇清洁表面,切割边缘以得到最终的弹性体。

常规 GelSight 传感器反射膜通常是单层的,制作时需要使用专门的工具在硅胶弹性体上涂上专门的金属反射漆作为反射层,然后在最外侧覆盖一层仅用于保护的镀层。本研究使用了一种重复涂层的工艺技术来制作触觉皮肤反射膜。在弹性体表面的单层反射层外侧增涂一层反射层,两层都能起到反射效果,最外层同时也能起到保护层的作用。相比于单层反射膜,双层反射层的设计

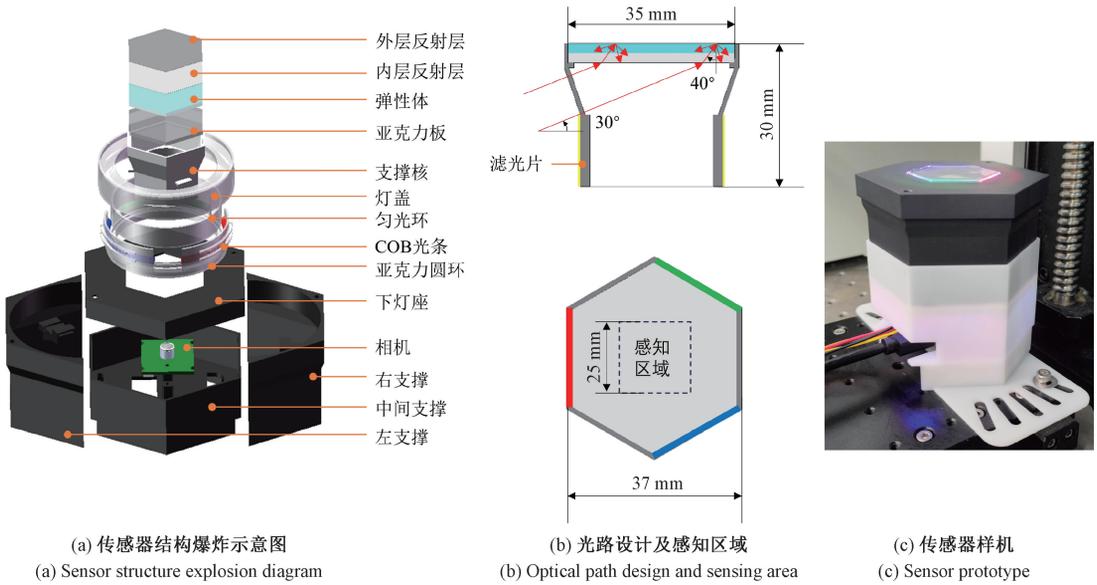


图 1 GelSight 传感器结构

Fig. 1 GelSight sensor structure

能够提高反射膜的灵敏度和耐用性,增加 GelSight 传感器的使用寿命。制备细节如下:首先,使用 3 000 目铝粉进行内层反射层涂层,形成三维形状感知敏感的哑光表面^[14]。如图 2(b)所示,将适量的铝粉涂抹在弹性体上,并用一个光滑的勺子将它们铺满整个表面。由于制造弹性体的硅橡胶材料是油性的,因此材料会自然粘结在表面。接着,通过反复刮擦表面以去除多余铝粉,保证表面铝粉涂抹均匀且光线无法透过。然后,使用铝粉和硅胶混溶的材料进行外层反射层涂层,铝粉和硅胶混溶的比例为 1 : 26。两种材料的混溶可以使得外层反射层能兼具感知和保护的特性,提高表面感知分辨率,并且使反射膜层间形成稳定的化学连接,减少使用过程中外部材料的脱落。为了保证涂覆过程中外层反射层材质完整

且分布均匀,设计了一个亚克力中空外壳来包裹弹性体,它只比弹性体高 0.3 mm。如图 2(c)所示,先将足量的混合材料尽可能均匀地涂抹在内层反射层上,然后慢慢使用玻璃棒在外壳表面滑动去除多余的材料以保证表面平整。脱模后可以得到最终的触觉感知皮肤,如图 2(d)所示。本研究采用的双层反射膜制作工艺在一定程度上降低了对表面材料完整性和均匀性的严格要求。尽管由于涂层过程手工进行,无法确保不同批次的触觉皮肤在表面反射层材料分布上完全一致,但实验结果表明,在制造误差所允许的精度范围内,采用相同工艺制造的各批次触觉皮肤的感知分辨率没有明显区别,手工制造的误差不会对传感器的性能有显著影响。

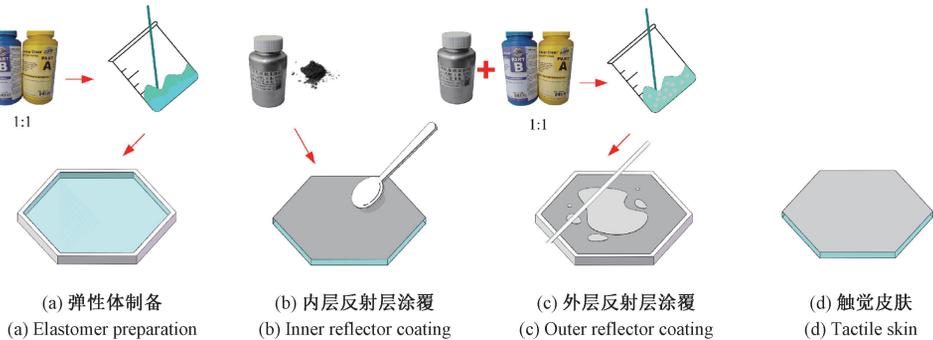


图 2 触觉皮肤制造流程

Fig. 2 Tactile skin manufacturing process

1.2 光学系统及外部支撑机构设计

光学系统主要包括相机、光源以及用于减弱光强的

滤光模块。

成像上,选择 USB 自动对焦相机 (RER-USB500W04AF) 收集图像而非像以往的传感器使用树莓派相机^[9,11-12],以支持多平台设备,避免繁琐的对焦工作。该相机最高可以提供 2 592 dpi×1 944 dpi 的分辨率和 60 FPS 的视频传输帧率,视场为 60°。照明上,选择 RGB 3 种颜色的商用 COB 光条嵌套在亚克力圆环中形成光环以进行照明。考虑到传感器内狭小的空间,使用柔性的 COB 光条作为光源进行照明可以获得更宽的照明角度和更均匀的照明效果,并且可以满足自适应弯曲,方便拆卸和调整。照明时,光线从光环中发射,通过带有灰色滤光片的支撑芯和漫射滤光片组成的双层滤光模块,倾斜射入六边形亚克力支撑板和弹性体,再经过折射照亮触觉皮肤的内层反射层,如图 1(b)所示。这样的光路设计能对照射光线的入射角和强度进行调整,有效减弱触觉图像中的阴影和异常亮点。

整体结构上,传感器是一个完全封闭的系统,通过外部的机械支撑将光学系统模块和触觉传感皮肤集成到外壳中。其内部为一个黑暗环境,全部照明由光源模块提供,以减少外部光照的干扰;外部由 3D 打印的黑色亚克力框架支撑,包括主体的中间支撑结构,左右两侧的支撑结构以及顶部封盖。中间的支撑用来固定相机以及充当底座,下部留有用于固定的外部接口;左右两侧的支撑以及顶部封盖用于封闭整体结构,保护传感器。

2 重建算法

本研究基于光度立体^[15]设计了一种应用于物体表

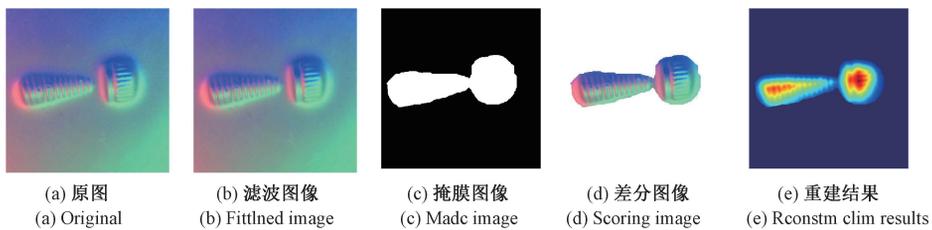


图 3 重建流程

Fig. 3 Pipeline of reconstruction

$$I(x, y) = R \left(\frac{\partial h(x, y)}{\partial x}, \frac{\partial h(x, y)}{\partial y} \right) \quad (1)$$

式中: $I(x, y)$ 表示图片上各位置的像素点强度; $\frac{\partial h(x, y)}{\partial x}$ 、 $\frac{\partial h(x, y)}{\partial y}$ 表示该像素点在 x 方向和 y 方向的法向量; R 表示同一照明条件和表面反射率下,图像上各像素点强度和表面法向量的函数映射关系,由光源信息和重建表面决定,与法向量呈非线性关系。因此,利用光度立体技术重建物体表面形状的核心步骤就是求解以得到图片上像素点的强度和表面梯度的函数 R_k 。

面感知的三维重建算法,可以分为离线标定和在线重建两个步骤。在离线标定阶段,通过标准圆球进行离线标定以获得表面梯度,并基于数据驱动的方法建立图片像素强度-表面梯度映射的神经网络模型。在在线重建阶段,通过已经建立的网络模型从预处理后的触觉图像中恢复表面法向量,求解泊松方程计算表面高度以得到深度图,并将深度图转化成三维点云和稠密网格,便于后续的处理和使用。

2.1 图像预处理

使用 GelSight 传感器时,由于存在细小杂质,触觉图像含有较多表面噪声,需进行图像预处理减少误差,具体过程如下:首先,裁剪收集到的原触觉图像以去除边缘,并使用两个 7×7 的卷积核进行对裁剪得的触觉图像进行高斯滤波。然后,接触时获得的触觉图像与未接触时的背景图像差分处理,对差分后的图像进行二值化、空穴填充、形态学处理、连通域去除和边缘提取等处理以得到边缘清晰的掩膜图像。为避免多次按压造成的背景图片变化,使用背景差分法进行建模以得到未接触时的背景图像。最后,通过掩膜图像从滤波后的触觉图像提取触觉信息,进行三维重建,可得到最终的三维高度结果。图 3 显示了一个 M3 的内六角螺栓的触觉图片预处理过程。

2.2 神经网络建立

光度立体利用同一光照条件下物体表面各点的亮度变化,推断出物体表面各点的法线方向,从而重建物体的三维形状。假设物体上各点光照均匀,表面上的像素点强度仅与表面法向量有关,如式(1)所示。

理论上,半球上包含有各个方向的梯度信息,将一个已知尺寸的标准圆球按压在 GelSight 传感器上,如图 4 中所示,通过圆球的半径 R ,触觉图片上标定圆的半径 r ,圆心坐标 $O_0(x_0, y_0)$,可求得触觉图像上标定圆范围内任一像素点 $P(x, y)$ 的三维高度。

$$h(x, y) = \sqrt{(R^2 - (y - y_0)^2 + (x - x_0)^2)} - \sqrt{(R^2 - r^2) - ((y - y_0)^2 - (x - x_0)^2) \leq r^2} \quad (2)$$

求得像素点的三维高度后,通过空间差分即可求得水平和垂直表面梯度 G_x 、 G_y 。

$$G_y = h(x, y + 1) - h(x, y) \quad (3)$$

$$G_x = h(x + 1, y) - h(x, y) \quad (4)$$

将像素点的颜色和坐标位置 R, G, B, X, Y 作为输入, 表面梯度, 作为输出, 建立一个多层感知器 (5-32-32-32-2) 来学习像素强度-梯度的映射, 它具有 3 个隐藏层和 1 个激活函数。实验收集了使用 2 和 3 mm 的光滑金属球在不同位置按压的 100 张触觉图片进行标定, 训练神经网络。其中的 80% 的标定数据作为训练集, 其余作为测试集。

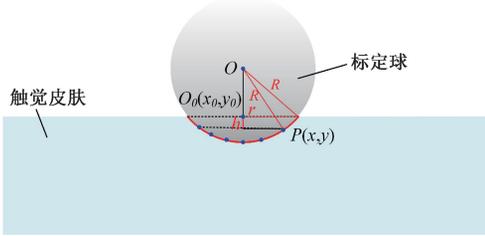


图 4 标准球标定原理

Fig. 4 Standard ball calibration schematic

2.3 泊松方程重建

在重建阶段, 通过离线标定得到的图像像素强度-表面法向量的神经网络可以计算出图像上各个像素点的表面法向量, 进而对法向量梯度进行积分运算即可求得物体表面的三维高度。由于噪声等因素, 实际求得的表面梯度结果是离散的, 直接积分得到的结果并不唯一, 与实际几何形状并不匹配。为了解决这一问题, 本研究通过求解泊松方程^[16]来从梯度场重建标量场。

物体表面的三维高度可以用函数 $z(x, y)$ 描述, 在水平和垂直方向的梯度通过神经网络求得, 将 X 轴上的梯度记为 p , 将 Y 轴的梯度记为 q 。高度 z 在 x 和 y 方向的偏导数接近于梯度, 因此梯度可以表示为:

$$p = \frac{\partial z}{\partial x}, q = \frac{\partial z}{\partial y} \quad (5)$$

泊松方程可以用梯度的散度来描述:

$$\nabla^2 z = \text{div}(g) = \frac{\partial^2 z}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 z}{\partial y^2} = \frac{\partial p}{\partial x} + \frac{\partial q}{\partial y} \quad (6)$$

式中: ∇^2 表示拉普拉斯算子; $\text{div}(g)$ 表示离散梯度场。将泊松方程在二维图像上离散化, 即:

$$\nabla^2 z_{i,j} = \frac{z_{i+1,j} + z_{i-1,j} + z_{i,j+1} + z_{i,j-1} - 4z_{i,j}}{h^2} \quad (7)$$

式中: $z_{i,j}$ 为触觉图片上 (i, j) 位置像素的三维高度; h 为像素间距。

使用数值方法可以求解出所有位置点的三维高度, 进而求得感知表面形状的点云。通过连续方法直接得到点云数据稠密化成网格, 以便于后续使用。

3 实验结果与讨论

本文实验搭建的平台主要由直线导轨、直流电源、六轴力传感器、传感器及固定底座组成, 如图 5 所示。使用了几何形状简单的 3D 打印压头和具有不同表面纹理特性的实物样本作为实验对象, 以通过定量和定性分析的方法全面评估传感器的性能表现。对于 3D 打印压头, 使用直线导轨提供轴向运动使压头和传感器进行模拟接触, 同时相机以 30 FPS 的速度收集触觉图像, 并通过 USB 传输至笔记本电脑, 在线调用算法进行三维重建, 定量评估重建精度。对于现实物体, 将目标对象直接按压在传感器直至出现特征清晰的触觉图像, 定性观察传感器感知和重建的能力。

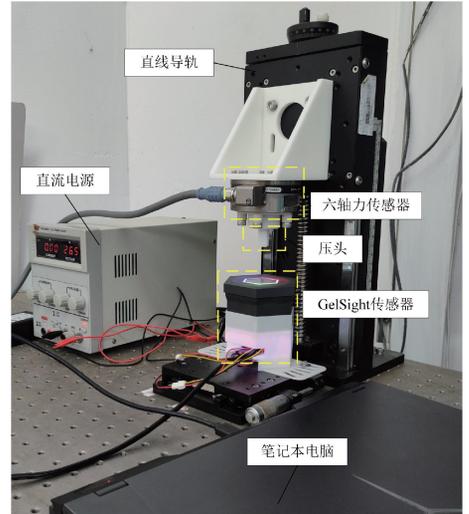


图 5 实验平台

Fig. 5 Experimental platform

3.1 触觉感知实验

为了评估本文所设计的传感器的触觉感知能力, 选取了几种具有代表性的先进视触觉传感器进行对比分析。鉴于实验条件的具体细节难以获得, 复现这些研究中特定硬件配置的实验存在困难, 本研究直接引用了这些研究中已公开的实验结果, 并将其与本研究所制传感器在相似条件下获得的触觉图像进行直接对比分析。实验结果如图 6 所示, 其中, 图 6(a) 为实验的物体, 依次为十字螺丝、M5 六角螺栓、锉刀头部、指纹、钥匙; 图 6(b) 为本研究设计制造传感器所收集的触觉图片, 为便于比较, 统一裁剪成 640 dpi×480 dpi 大小; 图 6(c) 为在其他研究中的实验结果, 使用的传感器从左到右依次为 GelSight Wedge^[14]、GelSplitter^[17]、DIGIT^[18]、Zhang^[11]、GelSlim^[9]。研究结果表明, 采用本研究所提出方法制作的传感器在感知分辨率方面与当前先进的视触觉传感器

相当,在某些细节识别方面甚至展现出更优的性能。此外,相较于上述使用的传感器,本研究设计的传感器在制造工艺上更为简化,成本效益更为显著。

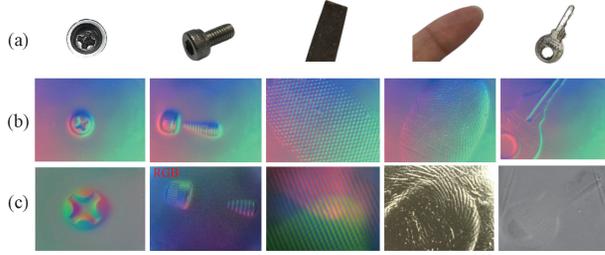


图 6 触觉感知实验结果

Fig. 6 Results of the tactile perception experiment

3.2 三维重建实验

本研究准备了“形状”和“实物”两组实验对象来评估传感器的三维物体感知能力。形状组包括阵列点、平行线、随机形状 3 种类型的实验对象,用以评估传感器对点、直线、平面形状等不同几何特征的感知能力。该组对象被制作成不同形状的压头安装在直线导轨滑块上,通过六轴力传感器控制相同的实验按压力,定量分析误差。测试了不同作用力按压下的三维重构结果,并对接触区域使用均方根误差(root mean square error, RMSE)进行误差分析, RMSE 根据式(8)计算得出。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (D_i - H_i)^2} \quad (8)$$

式中: D_i 表示物体表面的三维重建高度结果; H_i 表示物体表面的实际高度值, 计算单位为像素, 其中 1 pixel = 37.1 μm 。定量分析的结果如表 1 所示。

表 1 形状工件均方根误差分析结果

Table 1 Error analysis results of shape workpiece

目标工件	1N	2N	3N	4N	5N	平均误差
阵列点	1.831	1.099	0.919	1.256	0.738	1.169
平行线	1.045	0.953	1.021	1.976	1.012	1.201
随机形状	0.862	0.907	0.889	0.793	0.862	0.684

实物组的实验对象使用了 3 种具有不同纹理和特征的现实物体,用以评估传感器对实际对象的感知能力,包括十字螺丝, M5 六角螺栓, 瓶盖。

实验结果如图 7 所示,其中图 7(a)为进行实验的两组实验对象,图 7(b)为使用本研究传感器对应收集的触觉图像,图 7(c)和(d)分别为算法重建后的深度图和稠密网格结果。结果表明,“形状组”物体的三维重建结果与实际物体的几何特征具有较高的一致性,能够精确保留物体的结构点、线、面等形状特征,且接触区域的重建误差在 100 μm 以内,与目前的一些先进视觉传感器如 DIGIT^[18]、DelTact^[19]、Dtact^[20]等所能达到的感知重建精

度相接近,均在亚毫米级。“纹理组”物体的三维重建结果能够较好地反映出物体的表面纹理特征,并且对于局部细节也有较完整地还原,验证了本研究设计制造的传感器在触觉感知重建方面的优越性。

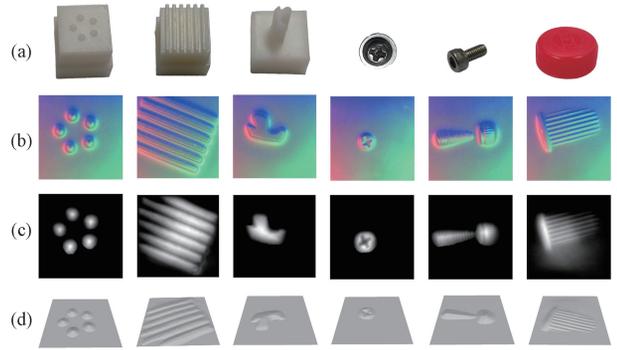


图 7 三维重构实验结果

Fig. 7 Experimental results of 3D reconstruction

3.3 位姿估计实验

在机器人的物体抓取和操作任务中,位姿估计常用于确定目标物体的位置和姿态,以便机器人能够准确地感知物体状态,调整操控策略^[21]。相比于传统的基于视觉的目标位姿估计, GelSight 传感器可以通过连续的触摸感知来得到抓取时与物体的接触点云,进而分析抓取过程中物体的位姿变换,避免机器人操作过程中由于机械臂和末端执行器在运动过程中的遮挡影响位姿检测结果。

本研究旨在通过构建的实验平台模拟机器人末端执行器在抓取物体过程中可能遇到的物体位姿变化,进而验证利用触觉传感器实时感知抓取物体状态,并据此进行策略调整以优化抓取效果的可行性。实验通过对理想位姿状态的重建点云和实际位姿状态的重建点云进行配准以估计当前位姿和理想位姿的坐标变化矩阵。首先,假定初始的接触位置为理想位姿状态,收集实验对象处于这一位姿时的触觉图像。接着,将压头旋转一定角度以模拟实际接触时的物体位姿,并收集此时的触觉图像。之后,对实验对象处于理想位姿和实际位姿时传感器收集的触觉图像进行算法三维重建,即可获得这两个状态下的三维点云。最后,对这两个点云进行配准可以获得两个位姿之间的变换矩阵,从而修正实际位姿到理想位姿状态。

在配准阶段,本研究基于开源点云库(point cloud library, PCL)实现一种从粗到精的点云配准算法^[21]。首先,通过点云降采样对算法重建的点云进行筛选,去除地面点云,保留特征点云,以提高算法效率。然后,使用采样一致性(sample consensus initial alignment, SAC-IA)算法进行全局粗配准,将结果作为迭代的初始值进行迭代

最近点(iterative closest point, ICP) 精配准得到最后的配准结果^[22]。

待配准的不同位姿的点云和最终的点云配准结果如图8所示。其中,图8(a)为理想位姿和实际位姿的初始物体点云,图8(b)为降采样后的点云,图8(c)为配准后的点云结果,绿色部分为理想位姿的重建点云结果,粉色部分为实际位姿的重建点云结果。实验结果显示,实际位姿的点云和理想位姿的点云均重建完整,重叠部分没有明显的错位,配准的变换矩阵与实际变换矩阵之间的误差角为 2.6340° ,均方误差为 0.1762 mm ,配准算法运行时间为 8.026 s ,误差值在亚毫米精度范围内,说明整体重建质量较好,配准过程点云重合度较高,位姿估计结果较准确。

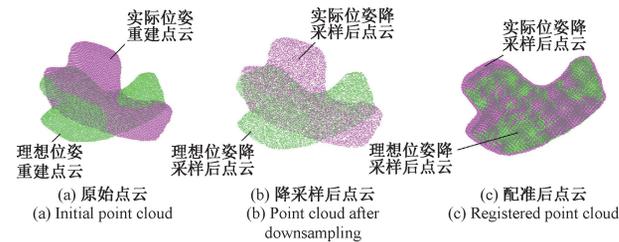


图8 点云配准结果

Fig. 8 Point cloud registration results

4 结论

本研究提出了一种新型的触觉皮肤反射膜制造工艺,对传统的触觉皮肤弹性体反射膜进行改进,采用化学键紧密结合的双反射层结构替代常规的单层反射膜,提高了视触觉传感器的传感性能,降低其制造门槛,为视触觉传感器的商业化应用开辟了新途径。基于这一工艺,自主设计并手工制造了一种新型的 GelSight 传感器,优化了光学系统,使整体照明更均匀。同时,设计了一种基于光度立体的重建算法以进行触觉三维重建。实验结果表明,该传感器具有亚毫米级别的感知分辨率,能够实现高精度的三维重建和精确的位姿估计,证明了该工艺改进的有效性和可行性。然而,本研究提出的涂层工艺技术仅适用于规则的触觉皮肤表面,在曲面等不规则表面上难以实现均匀覆盖。如何进一步改进制作工艺,使其适应更多类型的表面是下一步工作的重点。目前,正在深入研究反射膜的材料配比,以期提高使用寿命和适用性。

参考文献

[1] 行芳仪,徐成,高宏伟. 高效高精度光照自适应的 ORB 特征匹配算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(7): 140-147.

XING F Y, XU CH, GAO H W. Efficient and high-precision illumination adaptive ORB feature matching algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(7): 140-147.

[2] 刘勇,张国锋,胡鹏宇,等. 多视角沙姆成像的高精度结构光三维测量方法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(3): 33-40.

LIU Y, ZHANG G F, HUN P Y, et al. High-precision structured-light 3D measurement method based on multi-view Scheimpflug imaging [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(3): 33-40.

[3] YUAN W ZH, MO Y CH, WANG SH X, et al. Active clothing material perception using tactile sensing and deep learning[C]. 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2018: 4842-4849.

[4] AGARWAL A, AJITH A, WEN C, et al. Robotic defect inspection with visual and tactile perception for large-scale components [C]. 2023 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2023: 10110-10116.

[5] HE L Y, TAO L, MA Z H, et al. Cherry tomato firmness detection and prediction using a vision-based tactile sensor [J]. Journal of Food Measurement and Characterization, 2024, 18(2): 1053-1064.

[6] IZATT G, MIRANO G, ADELSON E, et al. Tracking objects with point clouds from vision and touch [C]. 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2017: 4000-4007.

[7] JIANG H J, YAN Y, ZHU X Y, et al. A 3-D surface reconstruction with shadow processing for optical tactile sensors[J]. Sensors, 2018, 18(9): 2785.

[8] ATHAR S, PATEL G, XU ZH T, et al. Vistac towards a unified multi-modal sensing finger for robotic manipulation[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(20): 25440-25450.

[9] DONLON E, DONG S Y, LIU M, et al. Gelslim: A high-resolution, compact, robust, and calibrated tactile-sensing finger [C]. 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2018: 1927-1934.

[10] ABAD A C, RANASINGHE A. Low-cost GelSight with UV markings: Feature extraction of objects using AlexNet and optical flow without 3D image reconstruction [C]. 2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2020: 3680-3685.

[11] ZHANG SH X, YANG Y Y, SHAN J H, et al. A novel vision-based tactile sensor using lamination and gilding process for improvement of outdoor detection and

- maintainability [J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(4): 3558-3566.
- [12] ROBERGE E, FORNES G, ROBERGE J P. StereoTac: A novel visuotactile sensor that combines tactile sensing with 3D vision [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023.
- [13] YUAN W ZH, DONG S Y, ADELSON E H. Gelsight: High-resolution robot tactile sensors for estimating geometry and force [J]. Sensors, 2017, 17(12): 2762.
- [14] WANG SH Q, SHE Y, ROMERO B, et al. Gelsight wedge: Measuring high-resolution 3D contact geometry with a compact robot finger [C]. 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2021: 6468-6475.
- [15] ACKERMANN J, GOESELE M. A survey of photometric stereo techniques [J]. Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision, 2013, 9(3-4): 149-254.
- [16] KAZHDAN M, HOPPE H. Screened poisson surface reconstruction [J]. ACM Transactions on Graphics (ToG), 2013, 32(3): 1-13.
- [17] LIN Y K, ZHOU Y L, HUANG K J, et al. GelSplitter: Tactile reconstruction from near infrared and visible images [C]. International Conference on Intelligent Robotics and Applications. Singapore: Springer Nature Singapore, 2023: 14-25.
- [18] 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.
- [19] ZHANG G L, DU Y P, YU H Y, et al. DelTact: A vision-based tactile sensor using a dense color pattern [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(4): 10778-10785.
- [20] LIN CH Y, LIN Z Q, WANG SH X, et al. Dtact: A vision-based tactile sensor that measures high-resolution 3D geometry directly from darkness [C]. 2023 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2023: 10359-10366.

[21] HOLZ D, ICHIM A E, TOMBARI F, et al. Registration with the point cloud library: A modular framework for aligning in 3-D [J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2015, 22(4): 110-124.

[22] ZHENG C, WU W H, CHEN CH, et al. Deep learning-based human pose estimation: A survey [J]. ACM Computing Surveys, 2023, 56(1): 1-37.

作者简介



童天宏, 2022 年于浙江台州学院获得学士学位, 现为宁波大学硕士研究生, 主要研究方向为机器人多模态感知与灵巧操作。

E-mail: 1945613685@qq.com

Tong Tianhong received his B. Sc. degree from Taizhou University in Zhejiang Province in 2022. Now he is a M. Sc. candidate at Ningbo University. His main research interests include robot multimodal perception and dexterity operation.



梁冬泰 (通信作者), 2003 年于浙江大学获得学士学位, 2009 年于浙江大学获得博士学位, 现为宁波大学副教授, 主要研究方向为机器人视觉感知及操控系统、工业视觉检测。

E-mail: liangdongtai@nbu.edu.cn

Liang Dongtai (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Zhejiang University in 2003 and Ph. D. degree from Zhejiang University in 2009. Now he is an associate professor at Ningbo University. His main research interests include robot visual perception and control system and industrial visual inspection.



谢林涛, 2022 年于浙江嘉兴大学获得学士学位, 现为宁波大学硕士研究生, 主要研究方向为机器人触觉感知与灵巧操作。

E-mail: 2211090065@nbu.edu.cn

Xie Lintao received his B. Sc. degree from Jiaxing University in Zhejiang Province in 2022. Now he is a M. Sc. candidate at Ningbo University. His main research interests include the robotic tactile perception and dexterous manipulation.