

面向机器人操作任务的视触觉传感技术综述

崔少伟^{1,2}, 王硕^{1,3,4}, 胡静怡^{1,2}, 张超凡^{1,3}

(1. 中国科学院自动化研究所复杂系统管理与控制国家重点实验室, 北京 100190;

2. 中国科学院大学未来技术学院, 北京 100049;

3. 中国科学院大学人工智能学院, 北京 100049;

4. 中国科学院脑科学与智能技术卓越创新中心, 上海 200031)

摘要: 得益于高空间分辨率、多触觉模式的感知, 视触觉传感技术已被广泛应用到机器人主动感知、位姿估计及掌内操作等各类机器人操作任务中。首先根据传感原理分类总结了目前主流的视触觉传感技术, 主要可分为GelSight类视触觉传感器、双(多)目视触觉传感器以及其他类型视触觉传感器3类。在此基础上, 进一步对主要触觉传感信息建模方法进行了介绍, 包括接触表面三维几何形状、力/力矩、滑动等不同触觉模式。此外, 聚焦机器人操作领域, 对视触觉传感器的具体应用场景进行了探讨。最后, 讨论了视触觉传感器的下一步发展方向以及如何将其进一步应用到机器人灵巧操作任务中。

关键词: 视触觉传感器; 机器人触觉感知; 机器人灵巧操作

中图分类号: TP242.6

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-6652.202222

A survey of visuotactile sensing technologies for robotic manipulation

CUI Shaowei^{1,2}, WANG Shuo^{1,3,4}, HU Jingyi^{1,2}, ZHANG Chaofan^{1,3}

1. The State Key Laboratory for Management and Control of Complex Systems, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China

2. School of Future Technology, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

3. School of Artificial Intelligence, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

4. Center for Excellence in Brain Science and Intelligence Technology, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200031, China

Abstract: Thanks to the high spatial resolution and multi-mode tactile sensing, visuotactile sensing technology has been widely applied to various robotic manipulation tasks, such as robotic active perception, pose estimation, and in-hand manipulation. Firstly, the current mainstream visuotactile sensing technologies based on sensing principles were summarized, which could be mainly divided into three categories: GelSight-type visuotactile sensors, binocular (multi-view) visuotactile sensors, and other types. Meanwhile, the sensing methods of different tactile sensing modes were further summarized, including contact surface 3D geometry, force/torque, and sliding. Furthermore, focusing on the field of robot operation, the specific application scenarios of visuotactile sensors were discussed. Finally, future work of the visuotactile sensing technology and how they can be further applied to robotic dexterous manipulation tasks were given.

Key words: visuotactile sensor, robotic tactile perception, robotic dexterous manipulation

0 引言

人类可以通过感觉受体检测来自环境的不同

刺激, 并将其转换为神经信号, 从而构建自身对世界的感觉^[1]。人类具有多种多样的基本感觉, 例如视觉、听觉、触觉、嗅觉、味觉、动觉等, 心理学

收稿日期: 2022-03-02; 修回日期: 2022-04-02

通信作者: 王硕, shuo.wang@ia.ac.cn

基金项目: 科技创新 2030—“新一代人工智能”重大项目 (No.2018AAA0103003)

Foundation Item: The National Key Research and Development Program of China (No.2018AAA0103003)

家估计人类通过视觉模式从环境中获得的信息占有所有信息的 80%^[2]。此外,触觉感知是视觉感知障碍时的自然诉求^[3]。得益于计算机视觉领域的快速发展,机器人对非结构化、自然场景的视觉感知与理解能力快速提升^[4]。然而,当视觉发生感知障碍时,例如光线不充足、产生遮挡时,视觉感知作为非接触模态则不能提供充足的环境信息。而在机器人复杂灵巧操作这类接触丰富的任务场景中,触觉往往能获得比视觉更直接、更精准和更丰富的本体感觉,从而生成更加可靠的操作和控制策略^[5-6]。

近年来,相关研究者已研发出基于不同原理的触觉传感器,并用于各类机器人感知与操作任务,例如压阻式、磁场式、光电式等^[7]。其中,相较于传统的压力阵列触觉传感器,视触觉传感器通过相机系统捕捉由接触产生的胶体形变信息,然后采用计算机视觉算法将其建模为不同的触觉特征(例如触觉点云、力/力矩、滑动等),具有空间分辨率高、成本低及传感信息丰富等优势,已逐渐成为目前触觉传感器研究领域的热点方向^[8]。

在视触觉传感研究领域,比较著名的传感器包括美国麻省理工学院的 GelSight^[9-10]、GelSlim 传感器^[11-12],英国布里斯托大学的 TacTip 系列视触觉传感器^[13],美国丰田研究院的 Soft-bubble 传感器^[14],日本东北大学的 FingerVision 传感器^[15-16]以及美国 Meta 公司的 DIGIT 视触觉传感器^[17]等。目前主流的视触觉传感器在结构设计上均由接触胶体层、光源结构及相机成像系统 3 个组件构成,如图 1 所示。但不同组件在设计上侧重不同,以满足不同的触觉传感模式需求。视触觉传感器通过相机系统将接触表面捕捉为触觉图像,进而结合计算机视觉技术进一步将触觉图像解析建模为其他更高级的触觉感知特征,例如接触表面几何重建、滑动、力/力矩、粗糙度等。

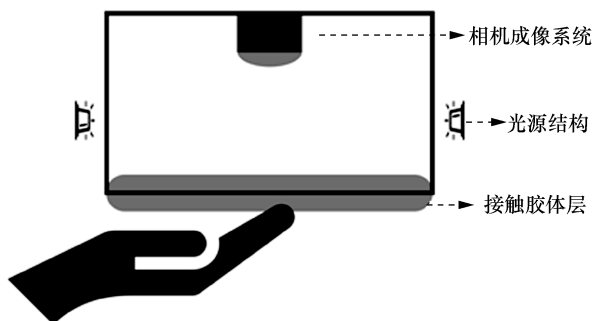


图1 视触觉传感器结构

本文从不同视触觉传感器类型出发,介绍了各类传感器对接触表面三维几何形状、力/力矩、滑动等触觉信息的建模能力。对于不同的触觉传感模式,本文聚焦机器人操作领域进一步总结了现有基于视触觉传感器的抓取与操作任务,例如自适应抓取、掌内灵巧操作等。最后,本文结合不同的传感器类型对视触觉传感器的下一步发展方向进行了讨论,并进一步探讨了视触觉传感器在机器人操作状态感知以及操作技能学习方面的应用场景。

1 主流视触觉传感器

1.1 GelSight 类视触觉传感器

2013 年,美国麻省理工学院 Yuan W Z 等人^[9]研发的 GelSight 指尖触觉传感器是近年来比较著名的视触觉传感器,其采用呈圆周对称分布的三色光源结构,获取红色、蓝色、绿色对称分布的触觉图像,其创新之处在于采用光度立体方法进行接触几何形状的高精度重建,GelSight 类视触觉传感器结构及接触表面三维几何形状如图 2 所示。

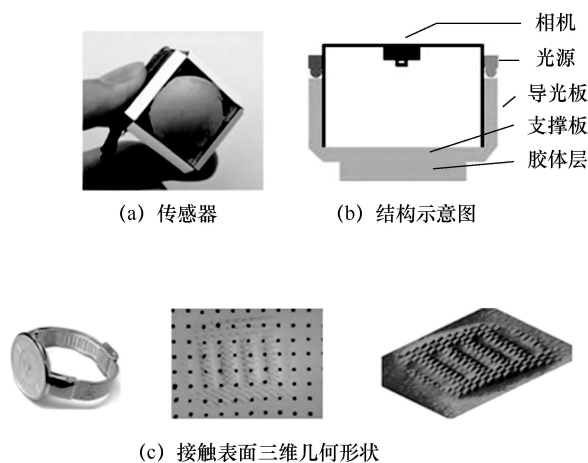


图2 GelSight 类视触觉传感器结构及接触表面三维几何形状^[9]

2018 年,Donlon E 等人^[11]在 GelSight 基础上进一步优化了传感器结构设计,提出了 GelSlim 系列传感器。该系列传感器通过添加镜面反射改变了光路结构,如图 3 (a) 所示,该设计使得传感器整体结构更加紧凑,增强了其集成易用性,特别是针对指尖等相对狭窄的工作空间。2021 年,Wang S X 等人^[18]参照 GelSlim 的光路设计研发了 GelSight Wedge 传感器,该传感器经过各方面的优化实现了更加紧凑的结构,并集成在机器人指尖,实现了双色光源通过光度立体方法重建接触表面三维几何形状,在一定程度上降低了光源设计的成本,如图 3 (b) 所示。

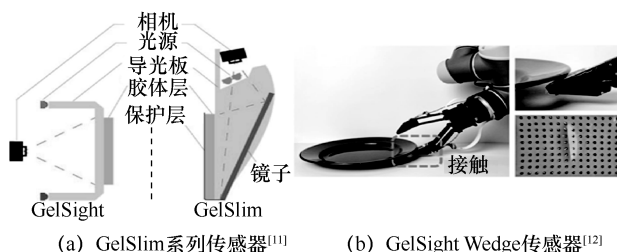


图3 GelSlim 系列传感器

2018年,美国Meta公司开发了DIGIT视触觉传感器^[17],如图4(a)所示。为了更好地应用于机器人操作任务中,DIGIT视触觉传感器全面优化了传感器的结构设计,最终实现了约 25 mm^3 的体积,可直接集成于Allegro Hand灵巧手指尖区域,获取稳定可靠的彩色触觉图像。与DIGIT视触觉传感器类似,美国斯坦福大学的Do W K等人^[19]试图对GelSight传感器进行优化,并将其集成到Allegro Hand灵巧手指尖区域,提出了DenseTact视触觉传感器,如图4(b)所示。与GelSight和DIGIT传感器不同的是,DenseTact视触觉传感器的接触胶体层从平面结构改为球面结构,增加了可接触面积及接触角度,拓宽了其应用场景。

2020年,英国利物浦大学Gomes D F等人^[20]将GelSight传感器原理拓展到整个手指结构,研发了GelTip传感器,如图4(c)所示。GelTip传感器可以实现对整个手指外表面区域的触觉感知,并获取稳定的RGB全局触觉图像。2022年,Sun H等人^[21]研发了低成本的InSight手指触觉传感器,与GelTip传感器类似,其可以实现整个手指表面的接触位置及形变检测,如图4(d)所示。

图5以时间轴的形式展示了GelSight类视触觉传感器的发展路线,从初代指尖GelSight传感器开始,GelSight类视触觉传感器的发展方向逐渐趋向标准化、轻薄化、小型化,并从简单的平行夹手指尖传感器形态逐渐向多曲率仿生指尖以及覆盖手指表面结构形态拓展。

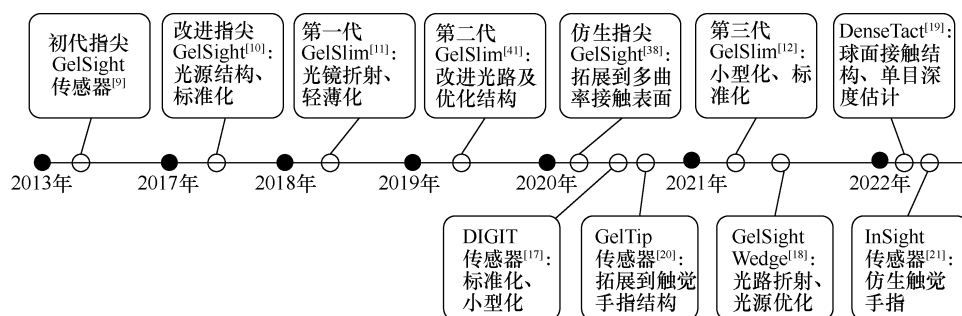


图5 GelSight类视触觉传感器发展时间轴

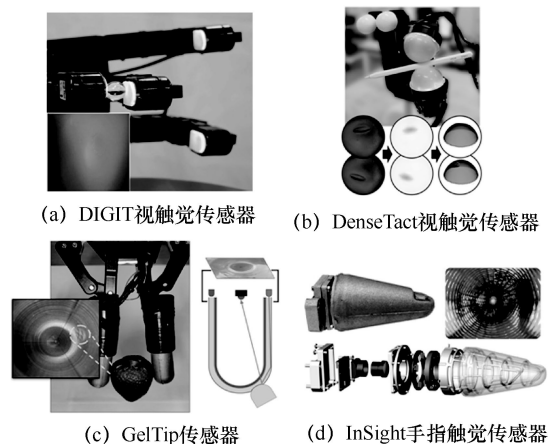


图4 其他GelSight类视触觉传感器示意图

1.2 双(多)目视触觉传感器

除了GelSight类视触觉传感器采用单目和光度立体方法结合的方式进行三维接触几何形状感知,还有一些视触觉传感器采用双目或多目成像系统。美国丰田研究院的Kuppuswamy N等人^[22]提出了Soft-bubble视触觉传感器,其采用普通RGB光学相机和深度相机相结合的成像系统,除了可捕获触觉图像,还可以获取传感器表面的接触深度图,如图6(a)所示。使用深度传感器需要保证一定的成像距离,这导致其结构设计比较冗余。美国加利福尼亚大学伯克利分校的Padmanabha A等人^[23]提出了一种多方向感知的高分辨率视触觉传感器OmniTact,通过多个微摄像头对接触层进行多个方向的感知,其结构设计及触觉图像如图6(b)所示。

2018年,中国科学院沈阳自动化研究所Zhang T等人^[24]提出了基于双目视觉的视触觉传感器,通过双目视觉对胶体层标记点进行三维位移场测量,再将其映射到三维力空间。2021年,中国科学院自动化所Cui S W等人^[25]设计研发了GelStereo视触觉传感器系列,可以同时获取双目触觉图像,通过立体匹配算法恢复出接触深度信息,其结构设计如图6(c)所示,该传感器通过对接触胶体层中标记

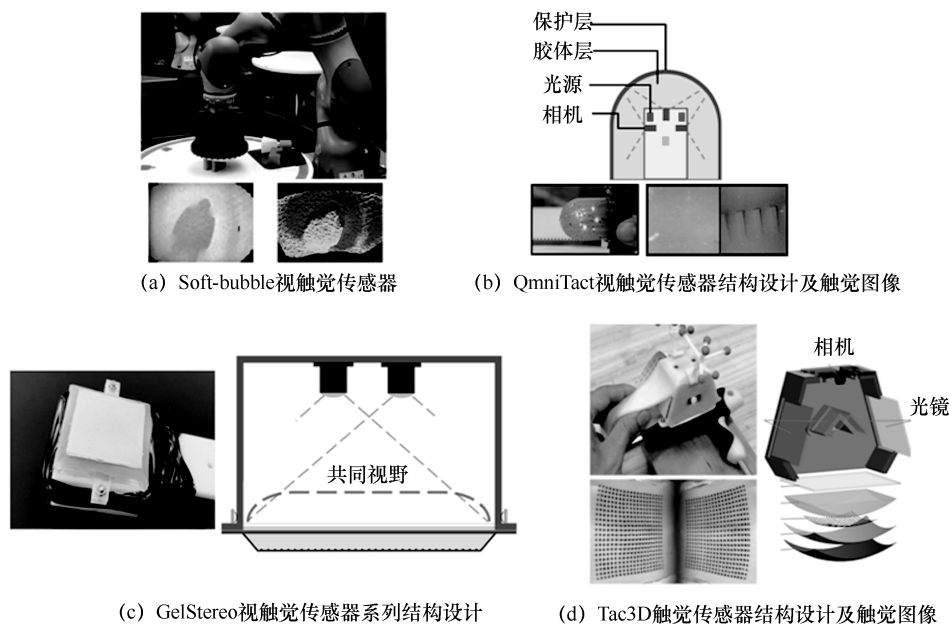


图6 双(多)目视觉触觉传感器

点的检测、追踪及立体匹配,实现了对接触表面三维几何形状的高空间分辨率(小于1 mm)测量。韩国仁荷大学 Kakani V 等人^[26]基于双目视觉原理进行了视触觉传感器的设计,其接触胶体层采用嵌入标记点阵列的半球体结构,进而通过双目立体视觉系统实现对胶体层标记点的三维信息传感。清华大学 Zhang L W 等人^[27]研发了 Tac3D 触觉传感器,其包含四面光镜进行折射的光路系统,可通过单目相机实现虚拟双目成像效果,其结构设计及触觉图像如图6(d)所示。

1.3 其他类型视触觉传感器

此外,还有一些传感器通过单目相机系统捕捉嵌入在接触胶体层的标记点进行触觉传感方法设计。2021年,英国布里斯托大学 Lepora N F^[28]提出了 TacTip 系列视触觉传感器。TacTip 系列视触觉传感器通过在胶体层中嵌入阵列分布的别针来模仿人类指尖触觉小体感受器结构,从而可以通过相机系统观察别针阵列的移动,进而传导传感器

表面的形变信息,如图7(a)所示。日本东京大学的 Vlack K 等人^[29]研发了基于视觉的指尖触觉传感器——GelForce^[29-30],并将其装备在机器人指尖进行分布力及接触表面位移场的测量,通过在接触胶体层中嵌入两种颜色的标记点对接触表面的三维几何形状进行传感信息建模,结构设计如图7(b)所示。瑞士苏黎世联邦理工学院的 Sferrazza C 等人^[31-33]于2019年在接触胶体层中嵌入随机密布的标记点,并通过光流方法来重建接触层的力分布信息,其结构设计及触觉图像如图7(c)所示。

日本东北大学的 Yamaguchi A 等人^[15-16]研发了 FingerVision 传感器,通过透明的接触胶体层为传感器增加接近觉的传感能力,同样通过附着在透明胶体层上的标记点阵列来捕捉触觉信息,触觉图像如图8(a)所示。香港科技大学 Zhang Y Z 等人^[34]进一步完善和优化了 FingerVision 传感器的结构,使其更加稳定,并将其透明的接触胶体层更改为与 GelSight 传感器类似的封闭式成像结构(如图8(b))

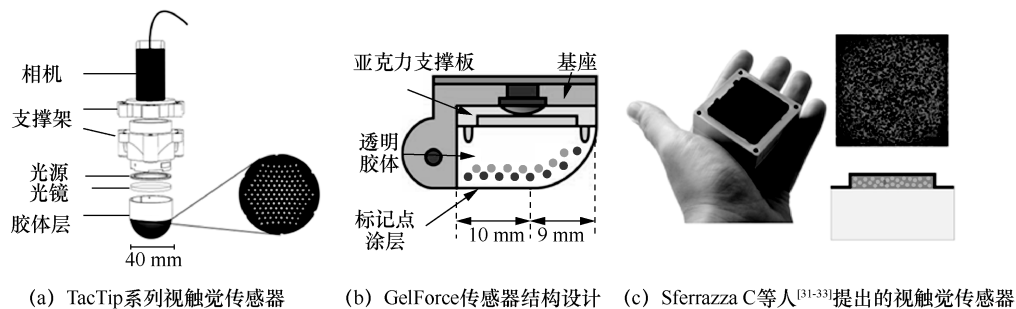


图7 其他类型视觉触觉传感器

所示)。Du Y P 等人^[35]在接触胶体层除了添加标记点阵列,还增加了随机像素图层,可通过光流方法捕捉稠密的触觉信息,如图 8 (c) 所示,并在此基础上提出了 DelTact 传感器^[36]。

GelSight 类视触觉传感器采用单目与 RGB 彩色光源结合的结构设计,并通过光度立体算法对接触三维几何形状进行高精度感知,但目前仍存在光源结构设计及标定复杂、难以拓展到多曲率接触表面场景等问题。以 GelStereo 为代表的双目视触觉传感器采用双目立体视觉系统对接触表面进行三维重建,有效降低了光源结构设计要求,并且该传感原理可被拓展到多曲率接触表面,但需要额外对双目多介质光线折射传播误差进行建模。以 TacTip 为代表的其他类型视触觉传感器主要对接触胶体层的阵列标记点位移场进行分析,通常结合基于学习的方法对具体的感知任务进行建模,但大多没有直接对接触表面的三维几何形状进行传感信息建模。

2 触觉传感模式

视触觉传感器从触觉图像中进行各种触觉传感模式的提取,主要包括三维接触点云/接触几何形状重建、力/力矩和滑动等。

2.1 三维接触点云/接触几何形状重建

接触表面的高分辨率几何重建是以 GelSight 传

感器为代表的视触觉传感器区别于传统压力阵列触觉传感器的创新之处,其采用光度立体算法进行接触表面几何重建^[37],圆周对称分布的三色光源保证整个接触平面具有均匀分布的 RGB 像素值,进而通过标准件对颜色与法向梯度进行标定,最后通过泊松求解器生成整个几何表面,如图 9 (a) 所示。光度立体算法使 GelSight 传感器可以从触觉图像中求取每个像素值对应的法向梯度,从而重建出高精度的接触几何形状,然而光度立体算法的使用需要进行颜色-法向梯度标定,并且需要保证稳定均匀的三色光场,这为传感器的设计与使用带来了一定的困难。此外,此类几何重建方法很难拓展到多曲率接触场景。2020 年, Romero B 等人^[38]设计了球面指尖 GelSight 传感器,并通过将球面网格化为平面拼接的方式进行几何重建,但这种方法需要更复杂的标定且带来了较大的测量误差,如图 9 (b) 所示。DenseTact 传感器^[19]采用基于神经网络的方法从单目 RGB 图像中估计深度图,如图 9 (c) 所示。该网络在标准几何形状的数据集上进行了训练和测试,取得了较高的深度估计准确度,但并未进行更多的自然场景下的复杂几何形状接触测试。

Soft-bubble 传感器^[14]通过添加深度相机的方式来捕获接触表面的接触几何信息,如图 10 (a) 所示,但深度相机的加入使得传感器的成像系统对成

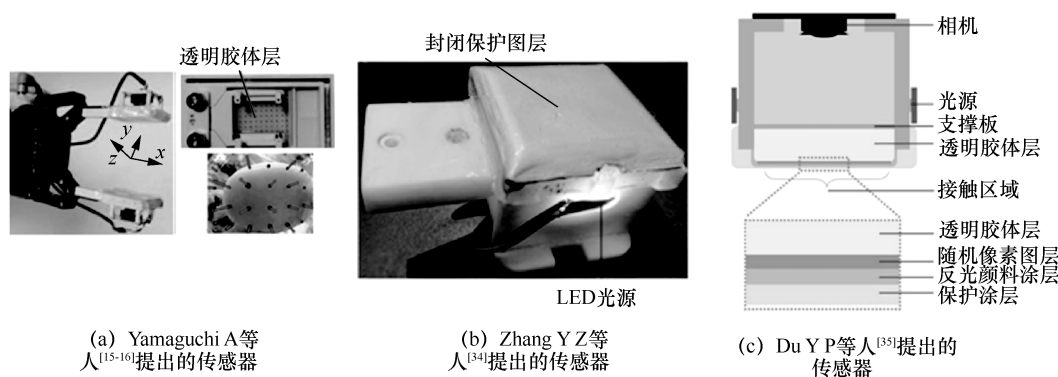


图 8 FingerVision 类型视触觉传感器

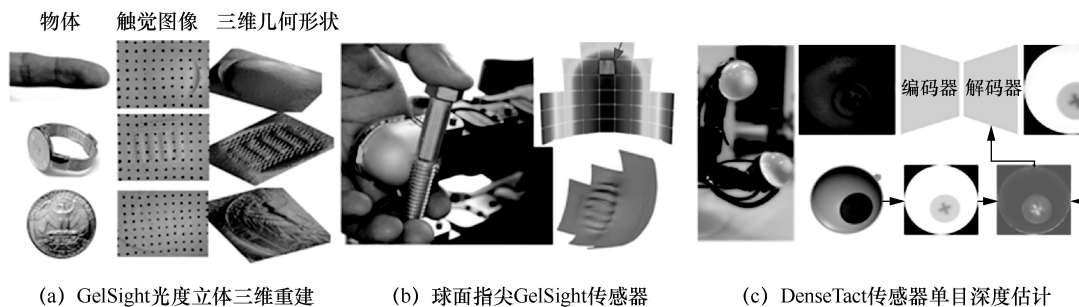


图 9 GelSight 类视触觉传感器三维接触几何形状感知示意图

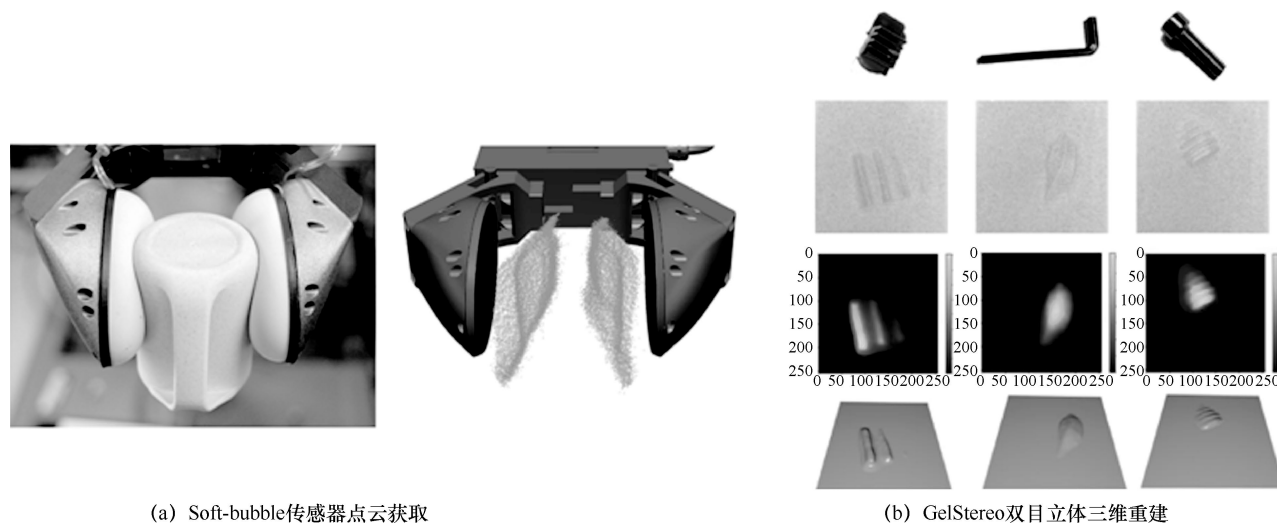


图10 Soft-bubble及GelStereo传感器三维接触几何形状感知示意图

像距离有更高要求,导致其结构设计变得更加笨重,难以安装在机器人指尖等对传感器空间结构要求较高的场景中。此外,GelStereo传感器^[25]通过自监督学习的方式在没有深度真值样本标签的情况下完成了整个接触表面的稠密几何重建(如图10(b)所示),但此类基于双目立体视觉的方式需要对双目成像系统进行额外的多介质光路折射模型建模^[39]。

综上所述,接触表面的三维几何形状传感信息建模是视触觉传感器区别于传统触觉传感器的本质特征,目前按照原理可分为光度立体视觉、双目立体视觉以及深度相机直接测量3类。其中,光度立体视觉算法的使用对光源结构设计要求较高,需要比较复杂的颜色-法向梯度标定,并且难以拓展到多曲率接触场景;双目立体视觉算法的使用需要额外对多介质光路折射模型进行建模,并且增加了硬件成本;而深度相机直接测量的方式在增加硬件成本的同时需要保证一定的成像空间范围,增加了传感器在机器人指尖等狭窄场景的集成难度。

2.2 力/力矩估计

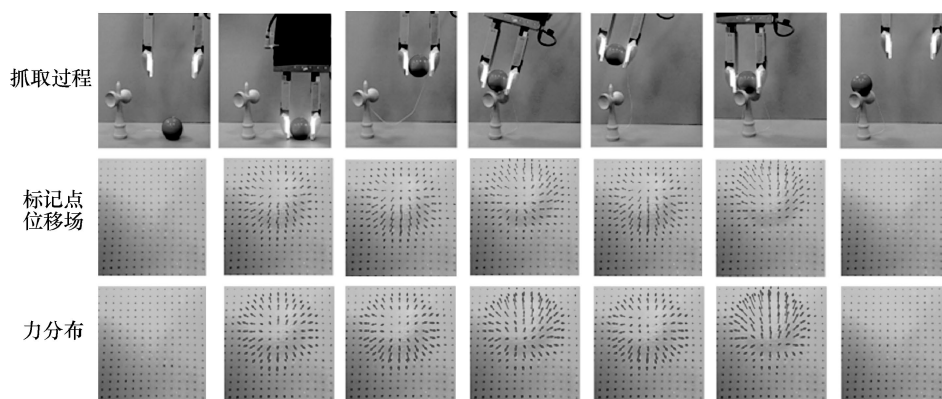
赋予触觉传感器对力的大小、方向、分布及力矩的感知能够促进机器人末端执行器对接触的精准感知与建模,从而实现更加灵巧的机器人操作任务。目前,视触觉传感器力/力矩估计方法可分为基于模型和基于学习两种方法。

基于模型的方法一般通过弹性理论对施加力和接触表面形变进行映射建模,具有可解释性强、鲁棒性较强等优势。Yamaguchi A等人^[16]通过假设

胶体层中标记点的位移与接触力成正比关系,在FingerVision传感平台上实现了三维力测量。Kamiyama K等人^[40]在弹性理论上结合GelForce传感器的特性,将其接触弹性体建模为半空间体、均匀和线性的,从而可以从接触胶体层标记点的位移场中映射得到接触力的分布。Ma D L等人^[41]在进行GelSlim传感器第二代迭代的过程中提出了使用逆有限元的方法来重建接触层的力分布,如图11所示。该方法通过对接触材料刚度矩阵的建模进行求解,并同样假设接触材料具有线性的形变特性。

上述基于模型的方法的测量精度取决于其模型准确度,而在实际建模时需要设置前置条件,并且建模过程需要对问题进行简化。此外,材料的性质可能会随着制造工艺或者使用时长等因素而发生变化,进而导致模型失效。

对于基于学习的方法,Kakani V等人^[26]在VGG-16深度神经网络基础上进行改进,实现了对双目触觉图像的接触位置、接触区域以及接触力分布的测量。Zhang Y Z等人^[42]提出了一种基于Helmholtz-Hodge分解的方法,从FingerVision传感器的标记点位移场中对接触三维力及法向力矩进行估计。Dong S Y等人^[10]通过直接将GelSight触觉图像输入神经网络进行三维力和法向力矩的测量,采用包含基本几何形状的物体接触数据集进行网络训练,取得了良好的拟合效果,但并未在更多与日常物体接触的场景中进行验证。Sun H等人^[21]也通过将InSight触觉图像输入卷积神经网络直接生成手指表面的三维力分布图。Sferrazza C等人^[31]

图 11 GelSlim 传感器力分布测量示意图^[41]

在 Abaqus 中开发了一个超弹性有限元模拟, 以获得力分布真值, 然后训练一个神经网络, 从实际光流中推断力的分布。此外, 他们还提出了一种在仿真中生成触觉图像的方法, 并完全在合成数据上训练力分布估计网络^[33]。基于学习的方法大多采用计算机视觉领域通用的视觉特征提取网络从触觉图像中进行特征提取, 并针对力/力矩估计任务进行有监督训练, 这类方法普遍存在可解释性不强、泛化性能不足等问题, 需要对各类日常物体在自然接触条件下的大量数据进行验证。

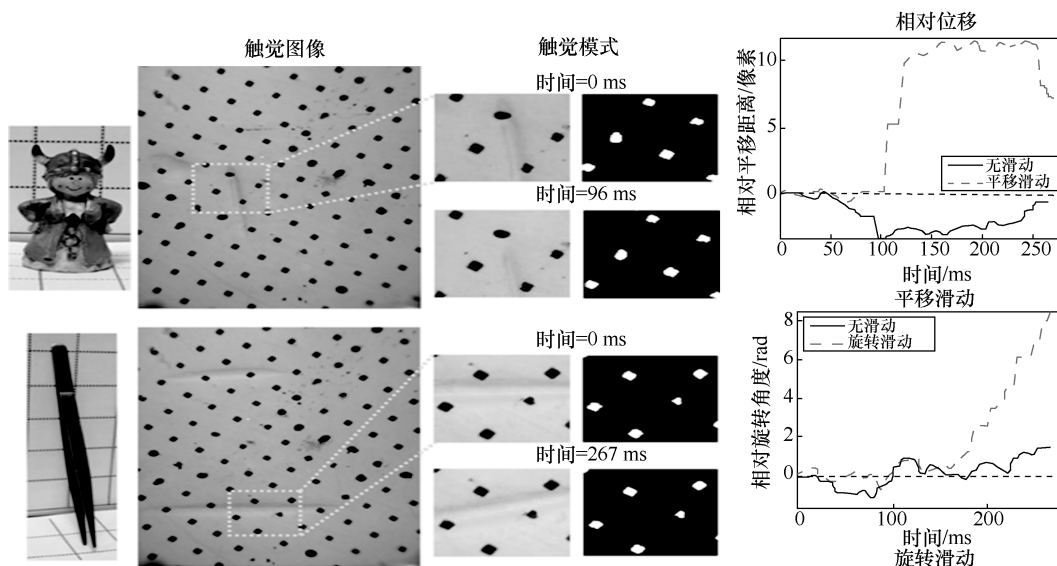
2.3 滑动感知

人类可以通过分布在掌内及指尖的触觉感受小体快速而准确地检测和预测滑动的发生, 并及时做出动作补偿, 从而实现对物体的自适应抓取和操作。同样, 对于机器人灵巧抓取与操作任务来说, 触觉传感器对滑动的感知也非常重要。

当前, 视触觉传感器滑动感知方法可以分为

基于接触模型和基于学习两类。Dong S Y 等人^[10]通过对 GelSight 传感器进行滑动现象建模, 通过测量接触层标记点与接触物体之间的相对运动来检测滑动, 如图 12 所示。具体而言, 当滑动即将发生时, 接触开始变得不稳定, 从而导致接触中心区域与四周区域的标记点相对位移比值变大, 当超过一定阈值时, 判定发生滑动现象, 该方法最终在与 37 个日常物体的接触中实现了 71% 的滑动检测准确率。

此外, Dong S Y 等人^[43]进一步假设接触物体是近似刚性的, 与传感器表面产生接触时会产生二维的刚体运动。根据上述假设, 他们使用真实运动场与二维平面刚性接触位移场的偏差来度量滑动是否发生, 最终该方法在 10 个物体上进行了 240 次接触实验, 滑动检测准确率达到了 86.25%。该方法可以实现对任意方向滑动的检测, 并且无须任何先验信息。Sui R M 等人^[44]采用类似的方式通过分析

图 12 GelSight 传感器通过相对位移检测滑动示意图^[10]

接触胶体层标记点的位移场及力分布对滑动的发生过程进行建模,并在 Tac3D 传感平台上进行了测试。得益于 FingerVision 采用透明接触胶体层可实现接近觉的感知能力,Yamaguchi A 等人^[16]通过计算机视觉光流算法对接触物体的运动进行检测,以实现掌内抓取物体的滑动检测,这种方式可以实现对纸盒等易形变物体的抓取状态判断。总体而言,基于接触模型的滑动检测方法可以从原理上解释滑动现象,并在一定的接触条件下表现得更加稳定,但该方法大多依靠阈值设定的方式,并不适用于所有接触情况。

Li J H 等人^[45]结合腕部相机提供的视觉图像与 GelSight 传感器提供的触觉图像(如图 13 所示),通过构建视触融合深度神经网络的方式实现了抓取物体的滑动检测,在 10 个未参与训练网络的日常物体的 152 次抓取数据中实现了 88.03% 的滑动检测准确率。Zhang Y Z 等人^[46]通过构建卷积长短期记忆(long short term memory, LSTM)网络的方法来提取触觉图像的时空特征,在由 FingerVision 传感器采集的 12 个日常物体的接触数据上实现了 97.62% 的滑动检测准确率。他们进一步构建了像素运动网络,对时序触觉图像中的滑动现象进行预测,并开展了真实的机器人自适应抓取实验^[34]。James J W 等人^[47]通过支撑向量机算法对 TacTip 指尖触觉数据进行了建模,构建了滑动检测算法,并进一步将滑动检测模型集成到多指灵巧手的反馈控制中,实现了对多个物体的自适应抓取。基于学习的方法采用数据驱动的方式,对于已采集触觉数据中包含的滑动信号,可以实现准确率较高的检测,但对于未采集滑动样本的触觉数据,缺乏相应的泛化性能。

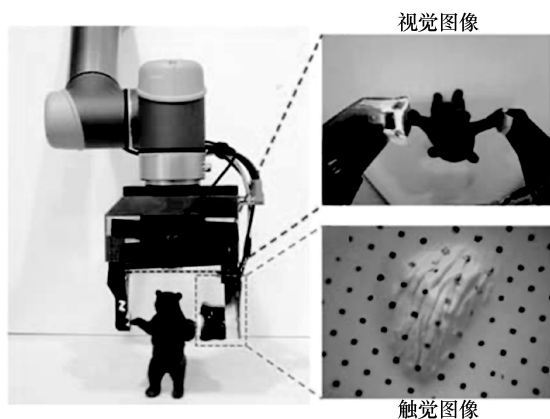


图 13 指尖 GelSight 传感器与腕部相机结合滑动检测装置示意图^[45]

也有一些研究工作在视触觉传感平台上实现了对其他触觉模式的传感,例如温度、接触物体硬度等。Abad A C 等人^[48]将接触胶体层中的标记点图案通过热敏变色颜料进行上色,并采用热敏反射图层对接触胶体层进行包络,热敏标记点可以在不同温度下呈现不同的颜色,从而实现了传感器对温度的测量。Yuan W Z 等人^[49]通过将接触胶体层的标记点位移场映射到接触物体硬度系数,实现了对接触物体硬度的度量。本节汇总了目前主流视触觉传感器的结构设计、已实现的触觉传感功能及触觉模式,具体见表 1。

综上所述,目前面向机器人操作任务的视触觉传感器大致可分为 3 类,分别为 GelSight 类视触觉传感器、双(多)目视触觉传感器以及以标记点位移场检测为主要传感模式的其他类型视触觉传感器,主要针对三维接触几何形状感知、力/力矩估计以及滑动感知 3 个触觉模式进行传感信息建模方法研究。其中, GelSight 类视触觉传感器和双目视觉传感器可分别采用光度立体和双目立体实现高精度的三维几何接触形状感知,但前者需要进行比较复杂的光路设计且难以拓展到多曲率接触表面,后者面临额外的多介质光路折射模型建模问题。

3 机器人抓取操作任务中的应用

3.1 机器人抓取

机器人抓取作业系统按照抓取阶段可分为抓取策略生成和抓取状态保持两个阶段,其中对于机器人的抓取策略生成问题,目前一般采用视觉感知的方案对物体的抓取位置和姿态进行计算,进而得到合适的抓取方案。然而在抓取动作执行过程中,视觉作为非接触模态往往无法准确判断当前抓取姿态下物体的在手感觉,从而导致不稳定抓取。触觉感知可以提供可靠的在手感觉,从而在抓取提升动作之前给出更准确的抓取状态判断,实现抓取策略调整。

Calandra R 等人^[50]提出了一个基于视触融合感知的端到端学习网络用于抓取结果预测。对于触觉感知,他们采用了 GelSight 传感器并将其装配到二指夹手指尖,而视觉感知则依靠旁置相机系统提供。实验结果表明,在对 12 个日常物体的 9 000 次抓取结果预测实验中,视觉感知实现了 80% 的预测准确率,而视触融合感知实现了 94% 的预测准确率。此外, Calandra R 等人^[51]进一步提出了基于视触融

表 1 主流视触觉传感器结构设计、触觉传感功能及触觉模式

传感器	结构形态	接触胶体层	光源	相机系统	几何重建	力估计	滑动感知
GelSight ^[9]	指尖	阵列标记点	RGB	单目	光度立体	神经网络	接触模型
GelSlim ^[11]	指尖	阵列标记点	RGB	单目	光度立体	有限元	接触模型
DIGIT ^[17]	指尖	无标记点	RGB	单目	待开发	无	无
GelTip ^[20]	手指	无标记点	RGB	单目	光度立体	无	无
InSight ^[21]	手指	无标记点	RGB	单目	光度立体	神经网络	无
DenseTact ^[19]	指尖	无标记点	RGB	单目	神经网络	无	无
Soft-bubble ^[14]	手掌	稠密标记点	单色	单目+深度	深度相机	无	无
GelStereo ^[25]	指尖	阵列标记点	单色	双目	双目立体	神经网络	神经网络
OmniTact ^[23]	指尖	无标记点	RGB	多目	光度立体	无	无
Tac3D ^[27]	手掌	阵列标记点	单色	虚拟双目	双目立体	有限元	接触模型
TacTip ^[13]	指尖	阵列标记探针	单色	单目	无	无	神经网络
GelForce ^[29]	指尖	双层标记点	单色	单目	无	有限元	无
Sf. & D' A. ^[31]	手掌	稠密标记点	单色	单目	无	有限元	无
FingerVision ^[16]	指尖	阵列标记点	无	单目	无	无	接触模型
DelTact ^[36]	指尖	稠密像素图层	单色	单目	光流估计	有限元	神经网络

合感知的动作-条件模型生成重抓取策略。该动作-条件模型采用多模态卷积神经网络架构预测多个候选抓取调整姿态的抓取成功率，然后通过迭代选择成功率最高的抓取调整动作执行抓取，其模型如图 14 所示。实验结果表明，其不仅可以生成有效的抓取姿态调整策略以实现稳定的快速抓取，还可以通过优化目标函数的方式在保证稳定抓取的同时减小抓取力度，从而减少对抓取物体造成破坏的可能性。Hogan F R 等人^[52]提出了基于 GelSlim 触觉感知的重抓取策略规划方法，该方法通过虚拟搜索提高抓取质量的局部变换来确定重新抓取动作。结果表明，抓取结果评估网络在已知物体上的平均准确率为 85%，在新物体上的平均准确率为 75%。重抓取控制策略在 8 个对象的测试集上将抓取动作的成功率平均提高了 70%。

此外，也有一些研究工作在已有的抓取策略上

开展了自适应抓取和抓取状态保持相关研究，大致可分为基于滑动和力两种不同触觉模式的反馈。在基于滑动反馈方面，Yamaguchi A 等人^[15]在抓取抬升过程中进行实时滑动检测，并在滑动发生时及时调整夹手抓取宽度，实现了对纸盒等易形变物体的自适应抓取。Zhang Y Z 等人^[34]通过对 FingerVision 传感器的接触事件进行预测及分类，并将其集成到机器人抓取系统中。实验结果表明，集成了接触状态检测的抓取系统抓取成功率提高了 52%，与开环抓取相比，在负载突变情况下抓取系统的鲁棒性显著提高。James J W 等人^[47]在 Model O 开源三指手上集成了 TacTip 传感器，并通过滑动反馈实现了在抬升物体过程中的自适应抓取补偿，以稳定地抬升物体，并在负载增加的条件下保障了抓取稳定性。Dong S Y 等人^[43]在 GelSlim 传感器上建立了滑动检测模型，并进一步展示了通过滑动反馈来调整夹持

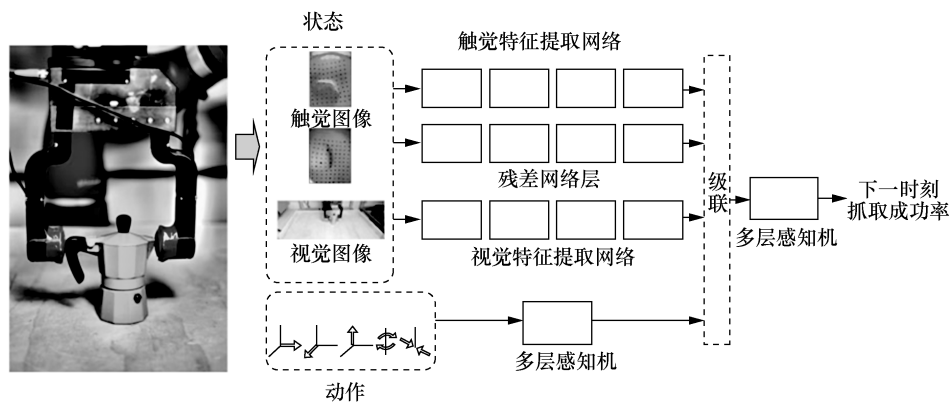


图 14 基于视触融合感知的动作-条件模型

力，以保证在拧紧/拧松瓶盖任务中的稳定接触。

相比于滑动反馈多用于抓取稳定性保持，基于力反馈可以实现更加细粒度的抓取状态保持，例如对过力抓取的松弛动作补偿。Zhang Y Z 等人^[42,46]在 FingerVision 传感平台实现了三维力及法向力矩估计，并在此基础上基于库仑摩擦定律提出了自适应抓取状态保持控制策略，不仅可以实现在负载增加情况下增大夹持力的控制策略，同时可以实现在负载减少情况下输出松弛动作补偿策略。

3.2 机器人操作

在插拔、旋拧、线缆操作等各类机器人灵巧操作任务中，视触觉传感器可以提供高精度、多模式的触觉信息，用以操作状态感知。目前使用视触觉传感器的机器人操作作业方法中触觉信息编码方式可分为两类：基于学习的触觉特征编码及触觉位姿编码。其中，基于学习的触觉特征编码一般将触觉图像作为输入，并通过深度神经网络提取与任务相关的触觉特征，相关特征直接参与后续操作策略学习过程。随着特征学习及强化学习算法的迅猛发展，目前此种编码方式大多采用端到端的方式进行训练，具有结构简单、建模方便等优势，但需要大量的数据进行训练，并且在可解释性及泛化性能方面存在瓶颈。

在基于学习的触觉特征编码方面，Lambeta M 等人^[17]在装备 DIGIT 视触觉传感器的 Allegro Hand 灵巧手上开展了玻璃珠掌内操作任务研究，首先通过将触觉图像输入自编码器的编码部分进行玻璃珠接触位置检测，并训练了一个前向动力学模型预测玻璃珠下一时刻的接触位置，最后将接触位置信息与模型预测控制结合进行玻璃珠的掌内姿态控制。Dong S Y 等人^[53]研究了基于触觉图像状态感知的轴孔装配策略学习问题，将装配问题建模为插入尝试和姿态校正之间迭代的策略学习问题，

如图 15 (a) 所示。该研究基于强化学习算法探索了不同的机制来学习相关装配策略，实验结果表明，学习对几何形状具有一定泛化能力的触觉反馈轴孔装配策略是可行的，并在真实的轴孔装配任务场景中开展了相关实验。Wang C 等人^[54]研发了“甩笔机器人”——SwingBot，可以通过触觉探索来学习所持物体的物理特征，如图 15 (b) 所示。通过采集两个探索动作（倾斜和摇晃）的触觉图像数据，SwingBot 可以学习到物体所对应的物理参数特征，并将学习到的特征嵌入操作策略学习，最终结合控制参数可以预测执行动态向上摆动操作所获得的摆动角度。Anzai T 等人^[55]提出了端到端的掌内物体姿态变化检测网络，直接将手腕部相机采集到的视觉图像与对应的视触觉传感器所采集的触觉图像作为输入，通过双模态感知的方式对掌内物体的姿态变化进行估计。

基于触觉位姿编码的机器人操作作业方法首先将触觉信息通过点云（图像）配准或学习的方法编码为掌内物体位姿信息，再将位姿信息建模到具体的操作任务中，具有可解释性强、鲁棒性高等优势，但模型性能高度依赖触觉位姿估计算法的准确度。Li R 等人^[56]通过基于 GelSight 触觉图像特征匹配的方式计算得到 USB 接口的掌内姿态，并结合装配策略进行姿态调整，在只依赖触觉感知的条件下实现了 USB 接口的高精度轴孔装配。Cui S W 等人^[25]在 GelStereo 触觉传感平台上采用点云配准算法开展了类似的实验。Bauza M 等人^[57-58]在配备 GelSlim 传感器的平行夹手平台开展了物体识别与定位方法研究，通过建立离线触觉点云图和迭代最近邻点匹配在线配准的方式进行所抓取物体的识别与掌内姿态估计。进一步地，他们在仿真中通过几何接触渲染的方式建立接触姿态与触觉图像的映射，获取接触触觉图像后，通过触觉形状匹配的

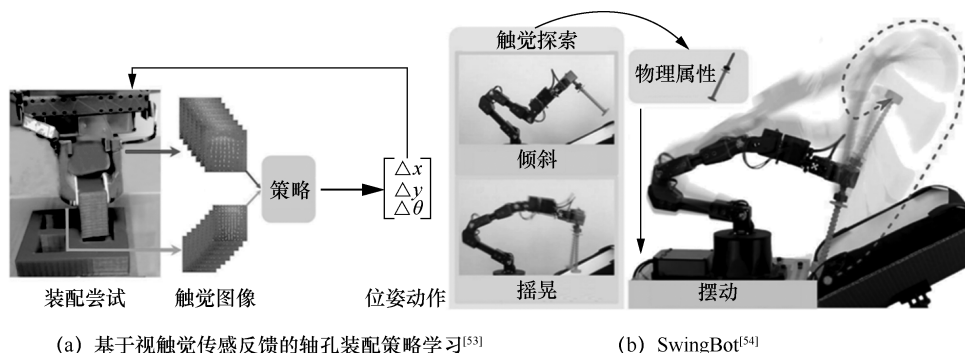


图 15 两个基于视触觉传感器的机器人操作任务示意图

方式对当前物体与传感器的接触姿态进行估计。Lepora N F 等人^[59]基于 TacTip 触觉平台开展了位姿反馈触觉伺服系列工作, 主要通过构建神经网络的方式直接从 TacTip 触觉图像中估计当前接触位姿。

2021 年, She Y 等人^[60]开展了基于 GelSight 触觉感知的线缆操作作业方法研究。在该研究中, 线缆操作问题被建模为两个触觉反馈控制器的结合, 分别为线缆夹持控制器与线缆姿态控制器, 而两个控制器的状态输入则是 GelSight 视触觉传感器提供的实时线缆姿态信息。Kim S 等人^[61]提出了一种在轴孔装配任务中主动估计接触位置方法, 该方法由一个基于增量平滑映射的估计图和一个主动触觉反馈控制器组成, 用以估计装配过程中的外接触线。相较于直接触觉信号, 外接触线可以被看作从触觉信号中提取的被操作物体的位姿信息, 此接触状态编码方式使得整个轴孔装配策略具有更强的解释性和鲁棒性。

视触觉传感器目前已被广泛应用于机器人抓取策略生成、自适应抓取、掌内姿态估计及线缆操作等机器人抓取操作任务中, 并且将视触觉传感器丰富的触觉信息与策略学习结合逐渐成为当下机器人灵巧操作领域的前沿热点, 在各类机器人复杂灵巧操作任务中具有广泛的应用前景。

4 结束语

本文综述了近年来视触觉传感技术的发展及其在各类机器人抓取操作任务中的应用, 主要介绍了当前主流视触觉传感器的类型, 包括 GelSight 类视触觉传感器、双(多)目视触觉传感器以及以标记点位移场检测为主要传感模式的其他类型视触觉传感器。相较于传统触觉传感器, 视触觉传感器往往具有更高的空间分辨率, 但还在以下方面具有较大的提升空间。

(1) 在 GelSight 类视触觉传感器方面, 如何将其拓展到具有更广阔应用场景的多曲率接触场景是目前关键的研究问题。一个可行的方案是通过神经网络学习的方法对彩色 RGB 图像进行单目深度估计^[19], 从而对接触表面进行三维重建。其最大问题在于获取像素级的高精度深度信息, 并将其作为监督标签进行网络训练, 视触觉传感器仿真环境^[62]或可成为有效解决方案。

(2) 在双目视触觉传感器方面, 现有的双目视

触觉传感器都未对光路折射造成的三维重建误差进行深入建模分析, 因此研究适用于视触觉传感场景的立体折射光线轨迹模型^[63]是该领域亟待开展的研究方向之一。

(3) 在结构设计方面, 相较于传统的阵列触觉传感器、电子皮肤等, 目前视触觉传感器因为相机成像系统对集成空间结构要求较高, 大多采用与现有机器人结构耦合设计的方案, 例如触觉指尖、手指或手掌等。通过优化设计光路的方式来提高视触觉传感器的空间集成度是接下来视触觉传感器迈向真正具有高空间分辨率触觉传感皮肤的关键所在。

本文进一步汇总了视触觉传感器的触觉传感信息建模方法, 主要包含三维接触几何形状感知、力/力矩估计以及滑动感知 3 类触觉模式, 在传感信息建模方面, 视触觉传感器可开展的研究工作如下。

(1) 传感算法时延及采样率。目前视触觉传感系统的相机系统采样率为 30~90 FPS, 与传统触觉阵列传感器的差距较大, 并且图像传感算法对计算资源方面要求较高、时延较大, 这些都阻碍了将视触觉传感器进一步应用到高动态操作等更具挑战性的场景。

(2) 多模态感知。人类的触觉系统可以提供多种模态的感知, 包括压力、震动、温度、湿度等, 仿生指尖 BioTac 传感器^[64]通过多种传感器实现了类似的仿生触觉感知功能, 因此如何将各类器件结合优化集成到视触觉传感方案中是未来传感器研究的关键问题。

此外, 本文进一步结合机器人抓取操作领域具体应用场景进行了探讨。在机器人抓取作业方面, 视触觉传感器提供的接触触觉图像可用于端到端的训练预测抓取结果, 并据此调整抓取姿态, 同时滑动感知和力/力矩估计也为机器人自适应抓取及抓取状态保持提供了可靠的触觉反馈。在机器人操作方面, 触觉信息目前主要通过神经网络特征编码或物体位姿编码的方式参与操作策略建模, 目前已成功应用于线缆操作、轴孔装配等各类机器人灵巧操作任务中。在机器人灵巧抓取操作方面, 视触觉传感器在以下方面仍有较大发展潜力。

(1) 在抓取操作状态感知方面, 将视觉模态在全球感知方面的优势与触觉模态在局部精准感知方面的优势相结合, 通过视触融合感知的方式进行操作状态的精准感知是值得探索的研究方向。此外, 视触觉传感器的一大优势在于所获取到的触觉

图像和三维触觉点云具有与视觉数据类似的数据结构,这有助于构建双模态学习任务中的融合特征学习方法。

(2) 在机器人操作策略学习方面,值得探索的研究方向主要体现在两个方面:一是基于多模态操作状态表示为各类灵巧操作任务设计操作技能学习模型,二是操作技能在不同作业场景中的迁移。其中,搭建机器人操作任务多模态仿真环境进行操作策略学习并结合虚实迁移方法进行策略的迁移和泛化是值得尝试的方向。值得注意的是,将接触信息转变为光学和图像信息的方案或可在一定程度上有效缓解现有视觉触觉传感仿真环境中接触建模不够精准的问题。

参考文献:

- [1] MYERS D. Sensation and perception. Psychology[M]. New York: Worth, 2010.
- [2] ANSHEL J R. Visual ergonomics in the workplace[J]. AAOHN Journal, 2007, 55(10): 414-420.
- [3] RANASINGHE A, SORNKARN N, DASGUPTA P, et al. Salient feature of haptic-based guidance of people in low visibility environments using hard reins[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2016, 46(2): 568-579.
- [4] AKHTAR N, MIAN A. Threat of adversarial attacks on deep learning in computer vision: a survey[J]. IEEE Access, 2018, 6: 14410-14430.
- [5] BILLARD A, KRAGIC D. Trends and challenges in robot manipulation[J]. Science, 2019, 364(6446): eaat8414.
- [6] LI Q, KROEMER O, SU Z, et al. A review of tactile information: perception and action through touch[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2020, 36(6): 1619-1634.
- [7] CHI C, SUN X G, XUE N, et al. Recent progress in technologies for tactile sensors[J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2018, 18(4): 948.
- [8] ABAD A C, RANASINGHE A. Visuotactile sensors with emphasis on GelSight sensor: a review[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(14): 7628-7638.
- [9] YUAN W Z, DONG S Y, ADELSON E H. GelSight: high-resolution robot tactile sensors for estimating geometry and force[J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2017, 17(12): 2762.
- [10] DONG S Y, YUAN W Z, ADELSON E H. Improved GelSight tactile sensor for measuring geometry and slip[C]//Proceedings of 2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway: IEEE Press, 2017: 137-144.
- [11] DONLON E, DONG S Y, LIU M, et al. GelSlim: a high-resolution, compact, robust, and calibrated tactile-sensing finger[C]//Proceedings of 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1927-1934.
- [12] TAYLOR I, DONG S Y, RODRIGUEZ A. GelSlim3.0: high-resolution measurement of shape, force and slip in a compact tactile-sensing finger[J]. arXiv preprint, 2021, arXiv:2103.12269.
- [13] WARD-CHERRIER B, PESTELL N, CRAMPORN L, et al. The TacTip family: soft optical tactile sensors with 3D-printed biomimetic morphologies[J]. Soft Robotics, 2018, 5(2): 216-227.
- [14] ALSPACH A, HASHIMOTO K, KUPPUSWAMY N, et al. Soft-bubble: a highly compliant dense geometry tactile sensor for robot manipulation[C]//Proceedings of 2019 2nd IEEE International Conference on Soft Robotics. Piscataway: IEEE Press, 2019: 597-604.
- [15] YAMAGUCHI A, ATKESON C G. Combining finger vision and optical tactile sensing: reducing and handling errors while cutting vegetables[C]//Proceedings of 2016 IEEE-RAS 16th International Conference on Humanoid Robots. Piscataway: IEEE Press, 2016: 1045-1051.
- [16] YAMAGUCHI A, ATKESON C G. Implementing tactile behaviors using FingerVision[C]//Proceedings of 2017 IEEE-RAS 17th International Conference on Humanoid Robotics. Piscataway: IEEE Press, 2017: 241-248.
- [17] 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.
- [18] WANG S X, SHE Y, ROMERO B, et al. GelSight Wedge: measuring high-resolution 3D contact geometry with a compact robot finger[C]//Proceedings of 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway: IEEE Press, 2021: 6468-6475.
- [19] DO W K, KENNEDY III M. DenseTact: optical tactile sensor for dense shape reconstruction[J]. arXiv preprint, 2022, arXiv:2201.01367.
- [20] GOMES D F, LIN Z L, LUO S. GelTip: a finger-shaped optical tactile sensor for robotic manipulation[C]//Proceedings of 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway: IEEE Press, 2021: 9903-9909.
- [21] SUN H, KUCHENBECKER K J, MARTIUS G. A soft thumb-sized vision-based sensor with accurate all-round force perception[J]. Nature Machine Intelligence, 2022, 4(2): 135-145.
- [22] KUPPUSWAMY N, ALSPACH A, UTTAMCHANDANI A, et al. Soft-bubble grippers for robust and perceptive manipulation[C]//Proceedings of 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway: IEEE Press, 2020: 9917-9924.
- [23] PADMANABHA A, EBERT F, TIAN S, et al. OmniTact: a multi-directional high-resolution touch sensor[C]//Proceedings of 2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway: IEEE Press, 2020: 618-624.
- [24] ZHANG T, CONG Y, LI X M, et al. Robot tactile sensing: vision based tactile sensor for force perception[C]//Proceedings of 2018 IEEE 8th Annual International Conference on CYBER Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1360-1365.
- [25] CUI S W, WANG R, HU J Y, et al. In-hand object localization using a novel high-resolution visuotactile sensor[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 69(6): 6015-6025.
- [26] KAKANI V, CUI X N, MA M J, et al. Vision-based tactile sensor mechanism for the estimation of contact position and force distribution us-

- ing deep learning[J]. *Sensors* (Basel, Switzerland), 2021, 21(5): 1920.
- [27] ZHANG L W, WANG Y, JIANG Y. Tac3D: a novel vision-based tactile sensor for measuring forces distribution and estimating friction coefficient distribution[J]. *arXiv preprint*, 2022, arXiv:2202.06211.
- [28] LEPORA N F. Soft biomimetic optical tactile sensing with the TacTip: a review[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(19): 21131-21143.
- [29] VLACK K, MIZOTA T, KAWAKAMI N, et al. GelForce: a vision-based traction field computer interface[C]//*Proceedings of CHI'05 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*. New York: ACM Press, 2005: 1154-1155.
- [30] 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*, 2010, 3(1): 37-47.
- [31] SFERRAZZA C, D'ANDREA R. Design, motivation and evaluation of a full-resolution optical tactile sensor[J]. *Sensors* (Basel, Switzerland), 2019, 19(4): 928.
- [32] SFERRAZZA C, WAHLSTEN A, TRUEEB C, et al. Ground truth force distribution for learning-based tactile sensing: a finite element approach[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 173438-173449.
- [33] SFERRAZZA C, D'ANDREA R. Sim-to-real for high-resolution optical tactile sensing: from images to 3D contact force distributions[J]. *arXiv preprint*, 2020, arXiv:2012.11295.
- [34] ZHANG Y Z, YUAN W H, KAN Z C, et al. Towards learning to detect and predict contact events on vision-based tactile sensors[J]. *arXiv preprint*, 2019, arXiv:1910.03973.
- [35] DU Y P, ZHANG G L, ZHANG Y Z, et al. High-resolution 3-dimensional contact deformation tracking for FingerVision sensor with dense random color pattern[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, 6(2): 2147-2154.
- [36] ZHANG G L, DU Y P, YU H Y, et al. DelTact: a vision-based tactile sensor using dense color pattern[J]. *arXiv preprint*, 2022, arXiv:2202.02179.
- [37] JOHNSON M K, ADELSON E H. Retrographic sensing for the measurement of surface texture and shape[C]//*Proceedings of 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway: IEEE Press, 2009: 1070-1077.
- [38] ROMERO B, VEIGA F, ADELSON E. Soft, round, high resolution tactile fingertip sensors for dexterous robotic manipulation[C]//*Proceedings of 2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Piscataway: IEEE Press, 2020: 4796-4802.
- [39] CUI S W, WANG R, HU J Y, et al. Self-supervised contact geometry learning by GelStereo visuotactile sensing[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, 71: 1-9.
- [40] KAMIYAMA K, KAJIMOTO H, KAWAKAMI N, et al. Evaluation of a vision-based tactile sensor[C]//*Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Piscataway: IEEE Press, 2004: 1542-1547.
- [41] MA D L, DONLON E, DONG S Y, et al. Dense tactile force estimation using GelSlim and inverse FEM[C]//*Proceedings of 2019 International Conference on Robotics and Automation*. Piscataway: IEEE Press, 2019: 5418-5424.
- [42] ZHANG Y Z, KAN Z C, YANG Y, et al. Effective estimation of contact force and torque for vision-based tactile sensors with Helmholtz-Hodge decomposition[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2019, 4(4): 4094-4101.
- [43] DONG S Y, MA D L, DONLON E, et al. Maintaining grasps within slipping bounds by monitoring incipient slip[C]//*Proceedings of 2019 International Conference on Robotics and Automation*. Piscataway: IEEE Press, 2019: 3818-3824.
- [44] SUI R M, ZHANG L W, LI T M, et al. Incipient slip detection method with vision-based tactile sensor based on distribution force and deformation[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(22): 25973-25985.
- [45] LI J H, DONG S Y, ADELSON E. Slip detection with combined tactile and visual information[C]//*Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 7772-7777.
- [46] ZHANG Y Z, KAN Z C, TSE Y A, et al. Fingervision tactile sensor design and slip detection using convolutional LSTM network[J]. *arXiv preprint*, 2018, arXiv:1810.02653.
- [47] JAMES J W, LEPORA N F. Slip detection for grasp stabilization with a multifingered tactile robot hand[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2021, 37(2): 506-519.
- [48] ABAD A C, REID D, RANASINGHE A. HaptiTemp: a next-generation thermosensitive GelSight-like visuotactile sensor[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(3): 2722-2734.
- [49] YUAN W Z, SRINIVASAN M A, ADELSON E H. Estimating object hardness with a GelSight touch sensor[C]//*Proceedings of 2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Piscataway: IEEE Press, 2016: 208-215.
- [50] CALANDRA R, OWENS A, UPADHYAYA M, et al. The feeling of success: does touch sensing help predict grasp outcomes?[J]. *arXiv preprint*, 2017, arXiv:1710.05512.
- [51] CALANDRA R, OWENS A, JAYARAMAN D, et al. More than a feeling: learning to grasp and regrasp using vision and touch[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2018, 3(4): 3300-3307.
- [52] HOGAN F R, BAUZA M, CANAL O, et al. Tactile regrasp: grasp adjustments via simulated tactile transformations[C]//*Proceedings of 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 2963-2970.
- [53] DONG S Y, JHA D K, ROMERES D, et al. Tactile-RL for insertion: generalization to objects of unknown geometry[C]//*Proceedings of 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Piscataway: IEEE Press, 2021: 6437-6443.
- [54] WANG C, WANG S X, ROMERO B, et al. SwingBot: learning physical features from in-hand tactile exploration for dynamic swing-up manipulation[C]//*Proceedings of 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Piscataway: IEEE Press, 2021: 5633-5640.
- [55] ANZAI T, TAKAHASHI K. Deep gated multi-modal learning: in-hand object pose changes estimation using tactile and image data[C]//*Proceedings of 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Piscataway: IEEE Press, 2021: 9361-9368.
- [56] LI R, PLATT R, YUAN W Z, et al. Localization and manipulation of

- small parts using GelSight tactile sensing[C]//Proceedings of 2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway: IEEE Press, 2014: 3988-3993.
- [57] BAUZA M, VALLS E, LIM B, et al. Tactile object pose estimation from the first touch with geometric contact rendering[J]. arXiv preprint, 2020, arXiv:2012.05205.
- [58] BAUZA M, CANAL O, RODRIGUEZ A. Tactile mapping and localization from high-resolution tactile imprints[C]//Proceedings of 2019 International Conference on Robotics and Automation. Piscataway: IEEE Press, 2019: 3811-3817.
- [59] LEPORA N F, LLOYD J. Optimal deep learning for robot touch: training accurate pose models of 3D surfaces and edges[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2020, 27(2): 66-77.
- [60] SHE Y, WANG S X, DONG S Y, et al. Cable manipulation with a tactile-reactive gripper[J]. The International Journal of Robotics Research, 2021, 40(12/13/14): 1385-1401.
- [61] KIM S, RODRIGUEZ A. Active extrinsic contact sensing: application to general peg-in-hole insertion[J]. arXiv preprint, 2021, arXiv:2110.03555.
- [62] LAMBETA M, XU H Z, XU J W, et al. PyTouch: a machine learning library for touch processing[C]//Proceedings of 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway: IEEE Press, 2021: 13208-13214.
- [63] SORENSEN S, KOLAGUNDA A, SAPONARO P, et al. Refractive stereo ray tracing for reconstructing underwater structures[C]//Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Image Processing. Piscataway: IEEE Press, 2015: 1712-1716.
- [64] FISHEL J A, LOEB G E. Sensing tactile microvibrations with the BioTac—comparison with human sensitivity[C]//Proceedings of 2012 4th IEEE RAS & EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechanics. Piscataway: IEEE Press, 2012: 1122-1127.

[作者简介]



崔少伟(1996—), 男, 中国科学院自动化研究所博士生, 主要研究方向为机器人触觉感知与灵巧操作。



王硕(1973—), 男, 博士, 中国科学院自动化研究所复杂系统管理与控制国家重点实验室研究员, 中国科学院大学人工智能学院首席教授, 国家重点研发计划“智能机器人”重点专项总体组专家, 国际标准化组织 ISO/TC 299 专家, 中国机电一体化技术应用协会常务理事。主要从事机器人学习、视触融合灵巧操作、仿生

机器鱼、水下机器人-作业臂系统等研究。在国内外期刊和会议上发表学术论文 120 余篇, 合著图书 4 本, 获授权发明专利 21 项、软件著作权 12 项, 主持制定机器人国家标准 2 项。主持我国科学技术部科技创新 2030—“新一代人工智能”重大项目“自主智能体灵巧精准操作学习方法研究与验证”、国家 863 计划项目、国家自然科学基金联合基金重点项目和面上项目、支撑计划项目、国际合作项目、北京市科学技术委员会项目等多项项目。曾获得国家自然科学奖二等奖 1 项, 北京市科学技术奖一等奖 1 项, 省部级二等奖 4 项, 中国自动化学会技术发明奖一等奖 1 项, 中国自动化学会科普奖 1 项。中国科学院、中国自动化学会、中国人工智能学会优秀博士论文指导教师, 曾获得中国科学院大学“领雁银奖·振翅奖”。



胡静怡(1997—), 女, 中国科学院自动化研究所博士生, 主要研究方向为机器人触觉主动感知。



张超凡(1998—), 女, 中国科学院自动化研究所博士生, 主要研究方向为机器人多模态感知与灵巧操作。