

DOI: 10.13973/j.cnki.robot.240139

面向线状柔性物体的机器人操作研究进展与展望

于铭瑞, 李翔

(清华大学自动化系, 北京 100084)

摘要: 线状柔性物体具有强变形特性且模型复杂、个体差异大, 使用机器人对其进行自主、灵巧的操作具有极大的挑战。本文对面向线状柔性物体的机器人操作研究进行了系统、详细的梳理和总结。首先, 从基础研究角度对线状柔性物体的建模、感知、规划、控制等基础问题进行了概述, 并从应用研究角度对打结、布线、插孔等具体任务进行了整理。之后, 对近年来面向线状柔性物体的机器人操作研究发展趋势进行了总结, 并对有待进一步探索的热点问题进行了分析和展望。

关键词: 机器人操作; 线状柔性物体; 灵巧操作

Robotic Manipulation of Deformable Linear Objects: A Survey

YU Mingrui, LI Xiang

(Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: Deformable linear objects (DLOs) exhibit strong deformation features, complex models, and significant individual differences, making autonomous and dexterous manipulation by robots significantly challenging. In this paper, research on robotic manipulation of DLOs is systematically and comprehensively reviewed and summarized. Firstly, several fundamental issues such as modeling, perception, planning, and control of DLOs are outlined. Secondly, several typical application scenarios such as knotting, routing, and insertion are organized. Thirdly, development trends of robotic manipulation of DLOs in recent years are summarized, and future hot topics for further exploration are analyzed and prospected.

Keywords: robotic manipulation; deformable linear object; dexterous manipulation

机器人操作领域在过去数十年内取得了快速发展, 目前相关理论和技术已经广泛应用于人类生产生活之中^[1-3], 如汽车生产、遥操作医疗手术、空间机械臂捕获卫星等, 大幅提高了生产效率和操作精度。但是, 现阶段大多数机器人操作研究和应用均面向刚性物体; 除刚性物体外, 柔性(可变形)物体也是人类生产生活中重要的操作对象。柔性物体与刚体的本质差异在于其状态除空间 6 维位姿外, 还包括本身复杂的形状变化, 这给操作带来了更大的挑战。

线状柔性物体(DLO)指形状为 1 维的柔性(可变形)物体, 例如线缆、绳子、弹性棒等。使用机器人对线状柔性体进行自主、智能的灵巧操作具有重大意义和广阔应用前景^[4], 例如: 实现自主的柔性工件生产装配, 使柔性工件(如线缆、柔性 PCB 板)的装配由依赖人工转向自主化, 促进制造业智能化转型; 实现智能家居服务机器人自主操作柔性物体(如包装商品、帮老年人系鞋带), 使机

器人更好地融入消费服务、家政服务等领域, 缓解劳动力短缺、人口老龄化等问题; 实现手术机器人自主操作柔性器材(如缝线、操作内窥镜), 减少医生工作量, 缓解外科手术人才短缺问题等。图 1 展示了线状柔性体操作的应用场景。

应用机器人操作线状柔性体面临比操作刚体更大的挑战。线状柔性物体的强变形性导致其具有众多刚体不具有的特性: 1) 高自由度: 刚体在 3 维空间中具有 6 个自由度, 而线状柔性体由于变形, 可能具有无穷高的自由度; 2) 强非线性: 线状柔性体的形变、运动学和动力学模型具有很强的非线性, 难以精确建模; 3) 高差异性: 线状柔性体因为材料、长度、粗细等不同, 个体间存在较大差异, 甚至同一线状柔性体在经过较长时间后性质也会发生变化(如发生塑性形变)。

上述特性导致线状柔性体操作在建模、感知、规划、控制 4 个机器人操作基础问题上都存在特殊挑战。相对成熟的刚体操作理论和技术往往无法直

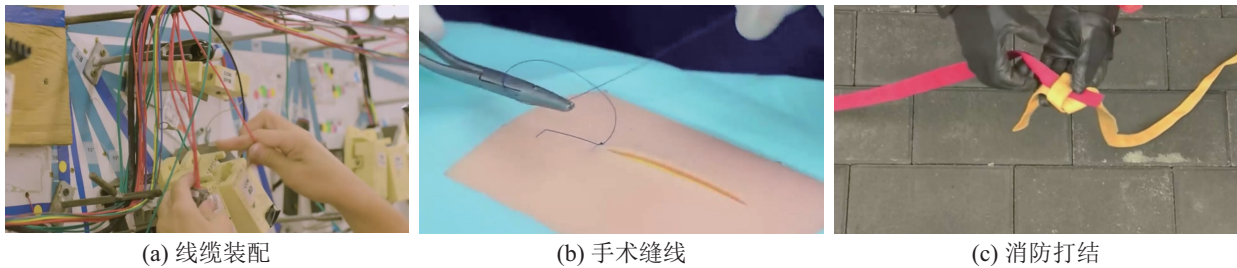


图1 线状柔性物体操作广泛存在于人类生产生活

Fig.1 Manipulation of DLOs is widely applied in human daily life

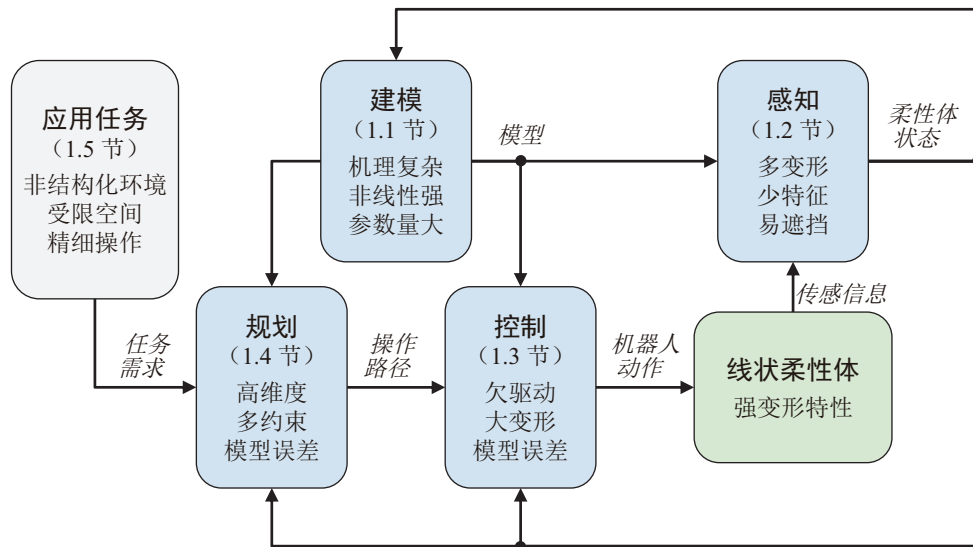


图2 线状柔性体操作研究框架及挑战

Fig.2 Research framework and challenges of deformable linear object manipulation

接应用于线状柔性体操作^[5]。相较于刚体操作技术的深入研究和广泛应用，面向线状柔性体的机器人操作研究仍处于较初步的阶段，现有实际生产生活中涉及线状柔性体的操作任务需要大量人工参与，自动化、自主化程度相对较低。

本文对面向线状柔性物体的机器人操作研究进展和发展趋势进行了全面的梳理和综述。

1 线状柔性体操作研究现状与挑战 (Research status and challenges of deformable linear object manipulation)

本节将从基础研究和应用研究两个方面对相关研究进展进行梳理，完整研究框架如图2所示。

基础研究包括机器人操作中的建模、感知、规划、控制4大基础问题，这4部分可构成完整的操作闭环（见图2）：1) 建立线状柔性体的状态表征和动力学模型；2) 设计可靠的感知技术实时获取线状柔性体的状态；3) 根据具体任务需求、模型和实际状态，规划出可行的操作路径；4) 根据规划结果和实时反馈对机器人运动进行闭环控制，调整线状柔

性体的实际形态，将其操作至期望配置以满足任务需求。基础研究注重线状柔性体本身特性，强调方法的通用性。

应用研究指针对特定任务设计定制化方法，代表性任务包括嵌槽、插孔、走线等。其通过分析特定任务的特点，对问题进行简化，结合基础研究中的部分技术，定制操作方法。应用研究往往在满足任务需求的前提下尽可能减少柔性体所引入的复杂度，追求特定任务的完成效果。

1.1 线状柔性体建模

线状柔性体模型用于刻画柔性体的状态如何在外界影响下发生变化，即 $\mathbf{x}_{t+1} = \mathbf{f}(\mathbf{x}_t, \mathbf{u}_t)$ ，其中 \mathbf{x} 为柔性体状态， \mathbf{u} 为外界（机器人和环境）对柔性体施加的力或运动学约束。柔性体模型可用于设计基于模型的线状柔性体规划和控制方法，也可用于建立仿真环境、训练数据驱动的操作方法。针对刚体的建模方法是成熟且有效的，而针对线状柔性物体的建模则存在诸多挑战。目前常用的建模方法在大类上可分为基于机理（物理）模型的建模方法和基于数据驱动的建模方法。

1.1.1 基于机理模型的建模

基于机理的模型一般使用牛顿定律来描述线状柔性体的动力学规律, 但由于柔性体具有强变形特性, 在计算其状态变化时, 不仅需考虑外力, 还需考虑复杂的物体内力。不同模型采用不同的结构和力学模型来描述物体内力。需要注意的是, 由于线状柔性体的实际物理力学特性较为复杂, 应用于机器人操作的柔性体机理模型并不一定具有真实的物理意义, 而可能是通过设计另一个便于分析的物理系统来近似实际柔性体的行为。

一般柔性体模型: 首先, 一般(任意)柔性体的通用建模方法可以用于线状柔性体建模, 其中包括连续体力学、质点-弹簧-阻尼模型、以及基于位置的动力学模型等。连续体力学^[6]建模是具有实际物理意义的建模方式, 其中考虑了材料的真实物理特性, 基于有限元分析等方法进行离散化求解, 常用于精确的通用力学仿真和分析。一些工作将其应用于一般柔性体操作^[7-9]。总体上, 有限元方法的计算开销相对较大, 不常用于对实时性要求高的机器人操作领域。质点-弹簧-阻尼模型将柔性体表示为节点与边构成的网络, 每个节点为质点, 每对节点间的力位关系由弹簧阻尼系统表示。质点-弹簧-阻尼模型实现较为简单, 但准确度较差, 无实际物理意义, 且无法模拟线状柔性体的不可拉伸性, 因此往往用于粗略操作任务^[10]。基于位置的动力学模型同样使用一系列质点描述柔性体, 其建立质点之间的约束关系, 通过求解优化问题直接更新质点的位置, 而非先计算力、再积分得到位移。通过引入不同的约束和边界条件, 该方法可以表达各种复杂的柔性体特性。相较于质点弹簧阻尼模型, 基于位置的动力学模型稳定性更好, 且能更好地模拟刚度较大的柔性体^[11], 常用于计算机图形学^[12]和仿真物理引擎^[13]。但基于位置的动力学模型同样无实际物理意义, 且无法准确地模拟受力信息, 易生成视觉上合理但物理上不真实的运动。对于通用柔性物体建模的更详细综述可参考文[14-15]。

弹性杆模型: 考虑线状柔性体相对固定的几何形状(可近似为一条曲线), 常使用假设物体的长度远大于横截面的弹性杆(elastic rod)模型对其进行描述, 通过分析杆的弹性势能 E 来计算其内力情况。一个弹性杆的连续状态 Γ 可由其中心线(centerline)位置 $\gamma(s)$ 和中心线上各点的正交材料坐标系(material frame) $\{\mathbf{t}(s), \mathbf{m}_1(s), \mathbf{m}_2(s)\}$ 表示, 其中 $s \in [0, 1]$ 为柔性体弧长, $\mathbf{t}(s)$ 为该点的切向量。

Kirchhoff 弹性杆模型是常用的弹性杆模型, 具有真实物理意义。该模型认为弹性杆是不可拉伸的, 并将弹性杆的势能表示为弯曲(bending)势能和扭曲(twisting)势能之和。连续模型不便于数值仿真, Bergou 等^[16]将 Kirchhoff 弹性杆模型描述为离散形式, 导出了离散弹性杆(DER)模型, 通过求解势能能对顶点位置的导数得到顶点的受力情况, 再结合牛顿定律进行积分实现动力学仿真。该模型广泛应用于线状柔性体的图形学^[17]和物理仿真^[18-19], 具有很好的实用性和拓展性。

稳定形状分析: 在对线状柔性体进行静态分析时, 需要计算柔性体的稳定形状, 即令弹性势能处于局部极小值的柔性体形状。在导出弹性势能 $E(\Gamma)$ 的具体数学表达式后, 一种方式是使用通用非线性优化方法求解 $\operatorname{argmin}_{\Gamma} E(\Gamma)$ 的局部最优解, 从而得到稳定形状^[10,20-21]。此外, Bretl 等^[22]提出了稳定形状的解析形式, 其基于几何分析将稳定形状求解问题描述为最优控制问题, 应用庞特里亚金最大值原理推导出一端固定的 Kirchhoff 弹性杆的稳定形状构成 6 维流形, 且该 6 维流形在物理意义上对应固定端所受的 6 维力/力矩。基于此模型, Borum 等^[23]证明了 Kirchhoff 弹性杆的稳定状态空间是连通的, 为路径规划打下了基础。Wu 等^[24]结合 Darboux 向量使用不同形式推导出了相同的结论, 并且进一步解决了此前模型无法考虑弹性杆固有形状和内部所受外力(例如重力)的问题。此 6 维参数模型具有良好的理论性质, 可以实现从 6 维参数空间到笛卡儿空间弹性杆形状的映射, 但无法直接实现反向映射, 限制了其在基于实时反馈的机器人操作中的应用。

挑战: 上述机理模型本质上均为近似模型, 需要满足众多理想假设, 无法完全表达现实中的任意线状柔性体。在此前提下, 若追求建模准确度, 则需要使用包括柔性体材料特性、分布情况、固有塑性形变等众多参数的复杂模型(如完整的有限元方法、离散弹性杆模型等), 模型本身的计算开销过大, 难以满足机器人操作的实时性要求; 若追求计算效率, 则需使用简化后的模型(如假设分布均匀、无固有塑性形变等), 无法实现对于任意柔性体的准确建模。此外, 机理模型的物理参数往往需要人工标定, 例如标定柔性体质量、杨氏模量、泊松比、固有形变等。质点-弹簧-阻尼模型等近似模型的参数则无实际物理意义, 只能通过与真实运动情况进行对比来调节。因此, 机理模型的参数标定过程往往是困难且繁琐的。

1.1.2 基于数据驱动建模

离线数据拟合：随着深度学习的兴起，越来越多的工作使用神经网络从真实运动数据中直接拟合线状柔性体的动力学模型，从而避免复杂的机理建模过程。大多数工作将学习到的线状柔性体动力学模型描述为

$$\hat{\mathbf{x}}_{t+1} = \hat{\mathbf{f}}(\mathbf{x}_t, \mathbf{u}_t) \quad (1)$$

输入为当前状态 \mathbf{x}_t 和动作 \mathbf{u}_t ，输出为下一时刻的状态 \mathbf{x}_{t+1} ，并使用神经网络来拟合得到 $\hat{\mathbf{f}}(\cdot)$ 。其中，可使用最通用的多层感知机（MLP）作为神经网络架构^[25-26]，也可以使用具有序列节点形式的双向 LSTM（长短期记忆）神经网络^[27-28]、图神经网络^[29-30]等架构来近似线状柔性体的几何构形，从而实现更优的数据利用效率。虽然使用不同网络架构的方法性能有所差异，但总体上因为复杂网络具有强非线性，数据驱动模型需要大量的离线训练数据。同时，由于线状柔性体个体间存在高差异性，基于某一柔性体数据训练的模型在其他不同柔性体上的泛化性能无法得到保证。此外，由于柔性体仿真与真实世界间存在较大的差距，完全基于仿真数据训练的模型往往无法准确预测真实柔性体的运动状态。

在线模型更新：为了提升模型的泛化性，一些工作研究如何使模型自适应至新的线状柔性体上。最简单的方式是直接收集新线状柔性体的数据，对原模型(1)进行在线微调^[26]，但微调非线性网络仍需较多数据，无法实现对不同线状柔性体的直接实时操作。Wang 等^[29]首先使用 $\hat{\mathbf{x}} = \hat{\mathbf{f}}(\mathbf{x}, \dot{\mathbf{r}})$ 模型对仿真数据进行拟合，其中 \mathbf{x} 是柔性体状态变化速度， $\dot{\mathbf{r}}$ 为夹持柔性体的机械臂末端的运动速度；之后使用线性残差模型来补偿原模型与真实数据之间的误差。其假设在准静态操作中残差可以表示为 $\delta\dot{\mathbf{x}} = \dot{\mathbf{x}} - \hat{\dot{\mathbf{x}}} = \dot{\mathbf{x}} - \hat{\mathbf{f}}(\mathbf{x}, \dot{\mathbf{r}}) = \mathbf{J}\dot{\mathbf{r}}$ ，其中 \mathbf{J} 为将机器人运动速度与柔性体状态变化速度残差相联系的时变线性雅可比矩阵。在真实操作过程中，基于最小二乘法不断更新 \mathbf{J} ，最终预测的柔性体状态变化速度为原非线性模型和线性残差模型的和： $\hat{\dot{\mathbf{x}}} = \hat{\mathbf{f}}(\mathbf{x}, \dot{\mathbf{r}}) + \hat{\mathbf{J}}\dot{\mathbf{r}}$ 。相较于该方法中离线非线性模型与在线残差模型相互分离的形式，Yu 等^[31]提出了一种将离线学习与在线更新统一在同一模型中的框架。其在准静态假设下从理论上推导出 $\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{J}(\mathbf{x}, \mathbf{r})\dot{\mathbf{r}}$ 的模型形式，其中 $\mathbf{J}(\cdot)$ 为当前状态至雅可比矩阵的非线性映射，由一个径向基网络进行拟合。相较于原非线性模型，该模型引入了较强的线性先验知

识，从而提升了模型学习效率。该方法在离线阶段基于仿真数据学得较好的网络初值，在在线阶段则根据真实数据继续更新径向基网络中的线性层，从而实现了二者的无缝衔接。

挑战：基于数据驱动模型需要收集大量数据用于训练。在真实世界中收集数据的成本较高；同时，由于当前柔性体仿真的性能无法达到和刚体仿真相近的水平，所以在仿真中收集的数据质量往往较差，与真实世界存在较大的差距。结合在线参数更新的模型能在一定程度上自适应至新的线状柔性体、提升建模准确度，但往往只适用于可局部线性化的准静态操作。在高动态操作中，仿真与现实之间、柔性体个体之间的差距会更加明显，仅依靠有限的在线数据很难实现有效的在线模型更新。

1.2 线状柔性体感知

机器人操作的前提是知道被操作物体的状态。对于线状柔性体操作，准确可靠的状态估计结果是完成后续控制、规划等操作任务的前提。在刚体操作领域，有大量工作研究非结构化且存在遮挡的环境中的物体 6 维位姿估计。与刚体相比，线状柔性体除了 6 维位姿外，还存在复杂的形状变化。由于复杂的形变，柔性体更易出现被其他物体遮挡或自遮挡的情况，而被遮挡部分的形状难以估计。线状柔性体表面往往没有明显的特征，因此对多个局部之间的区分较为困难。此外，由于线状柔性体较细，精度有限的深度相机可能无法较准确地获取线状柔性体表面深度，输出的深度图像含有较大的噪声。

1.2.1 基于视觉的全局状态感知

完整的基于视觉估计线状柔性体状态的流程可分为 3 部分：分割、检测和跟踪。可选择的传感器信息包括 RGB 图像、RGB-D 图像或点云信息。

状态表征：状态表征可以抽象为如何用一组数值描述线状柔性体的状态。其中最实用且常用的方式是将线状柔性体表示成一系列空间节点的串联。因为节点的位置具有明确的物理意义，因此更便于下游的操作任务使用，例如计算柔性体和障碍物之间的距离以实现避障。但随着节点数量的增多，需要较高维的向量进行状态描述。为降低状态表征的维度，一些方法使用傅里叶级数对柔性体曲线进行参数化^[32-33]，使用主成分分析（PCA）法进行降维^[34-35]，或使用神经网络学习隐空间表征^[35-36]。

分割：分割是指从传感器获取的原始信息中，将属于目标线状柔性体的信息和属于背景环境的其他信息分离，例如从 RGB 图像中分割出属于线

状柔性体的像素点。近年来基于深度学习的计算机视觉技术快速发展, 研究人员提出了 Mask R-CNN (区域卷积神经网络)、HRNet、DeepLab 等一系列网络结构^[37], 实现了较好的图像分割效果。这些技术同样可用于线状柔性体, 但网络模型往往仅能区分图像中的线状柔性体和背景, 而无法区分不同线状柔性体个体, 因此需要设计考虑线状柔性体几何结构的后处理模块, 实现实例分割。这其中的关键在于柔性体端点/交叉点检测和连接。Ariadne^[38]和 Ariadne+^[39]算法是一类基于超像素的方法, 其在超像素层面上进行随机游走或图结构分析, 但时间开销比较大 (低于 3 帧/秒)。FASTDLO (fast DLO) 算法^[40]首先提取背景分割后的骨架, 之后使用相似性判断网络对交叉点进行连接, 分割速度达到 20 帧/秒。RT-DLO (实时 DLO) 算法^[41]则从背景分割后的图像中采样顶点, 再基于规则对顶点进行连接, 分割速度超过 30 帧/秒。mBEST (minimal bending energy skeleton pixel traversals) 算法^[42]在骨架提取的基础上, 使用最小弯曲能量思想进行交叉点连接, 进一步提高了速度和准确度, 且算法不引入超参数。图 3 展示了在杂乱背景中对线状柔性体进行实例分割的示例。由于对真实数据进行标注的成本较高, 相应的训练数据一般来自于仿真图像合成^[43]。为了提高真实数据的标注效率, Caporali 等^[44]提出使用虚拟现实 (VR) 设备在空间中标注线状柔性体的位置, 之后通过机械臂不断调整相机视角, 使柔性体在图像中的位姿发生变化, 从而一次性得到多组标注数据。

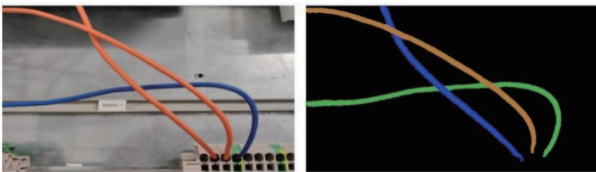


图 3 面向线状柔性体的 RGB 图像实例分割示例^[40]
Fig.3 Examples of RGB-based instance segmentation for DLOs

检测: 分割是从原始信息中分离出需要的信息, 但还未形成可用于操作的状态表征。检测指利用单帧图像或点云估计线状柔性体的状态。图 4 展示了单帧检测任务的示例。Yan 等^[27]和 Huo 等^[45]使用监督学习或自监督学习的方式直接利用 RGB 图像估计串节点形式的线状柔性体状态, 没有进行预分割, 但只能应用于背景较为简单、仅存在单一线状柔性体的场景。更常用的方式是基于分割结果进行检测。如何对遮挡部分的形状进行估计是线

状柔性体检测的难点。Keipour 等^[46]用手工设计的连接和补全策略对分割得到的线状柔性体片段进行连接, 但只能在 2 维图像平面上对遮挡进行补全。实现 3 维空间中的线状柔性体状态检测需要使用 RGB-D 图像或 3 维点云。Wnuk 等^[47]用多段刚体模型表征线状柔性体, 基于手工规则从点云中估计多段刚体的位置和角度, 但只适用于较粗且无遮挡的线状柔性体。Kicki 等^[48]使用 B 样条曲线对线状柔性体未遮挡部分进行 3 维拟合, 得到完整平滑的线状柔性体状态, 处理速度高于 30 帧/秒, 可以处理小范围的轻微遮挡, 但对于大面积遮挡情况使用 B 样条曲线会得到接近直线的形状。Lv 等^[49]提出了一种基于深度学习的利用受遮挡点云估计线状柔性体 3 维形状的方法, 由回归分支与投票分支分别生成结果并基于非刚体配准进行融合, 实现了大范围遮挡条件下的复杂 3 维检测, 处理速度可达 30 Hz, 且仅需仿真数据进行训练。Sun 等^[50]使用预训练分割模型^[51]进行背景粗分割, 再综合使用贝塞尔曲线、DER 模型进行补全和平滑处理, 在分割结果不准确的情况下可实现鲁棒的大面积遮挡重建, 但每帧的处理时间约为 10 s, 无法满足实时性要求。

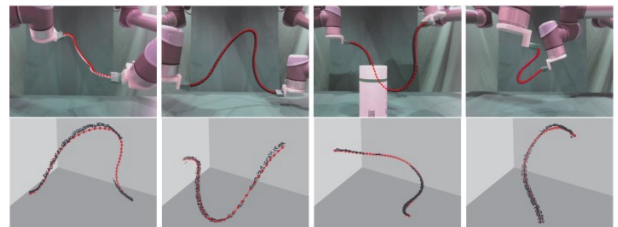


图 4 面向线状柔性体的 3 维形状单帧检测示例^[49]
Fig.4 Examples of single-frame 3-D DLO shape detection

跟踪: 跟踪指在初始状态已知的情况下, 跟踪柔性体状态在视频序列中的变化情况, 其可利用帧间的时序信息, 获得更好的状态感知效果, 处理包括遮挡、自交叉等更复杂的场景。图 5 展示了时序跟踪任务的示例。针对线状柔性体的跟踪目前已形成了相对一致的框架, 即将其建立为基于高斯混合模型 (GMM) 的非刚体配准问题。该框架将待估计的描述线状柔性体状态的串节点视为高斯混合模型中高斯核的中心, 传感器采集的点云是来自该高斯混合模型的采样, 之后使用期望最大化 (EM) 算法根据观测结果估计高斯核中心的位置。其中, Schulman 等^[52]使用线状柔性体的势能提供先验信息。Tang 等^[53]使用相干点偏移 (CPD) 方法保证帧间的相对移动是平滑的, 之后在此基础上引入局部几何和全局拓扑信息, 提出了效果更好的结构

保留配准 (SPR) 算法^[54]。为了保证复杂场景下的跟踪效果, 以上方法引入了仿真物理引擎进行后处理, 即根据观测估计结果, 给在仿真环境中建立的线状柔性体施加相应作用力, 以仿真结果作为最终状态估计结果。物理引擎的使用相当于已知线状柔性体的模型信息。Chi 等^[55]和 Wang 等^[56]分别提出了约束柔性体 CPD (CDCPD) 和 CDCPD2 算法, 在 CPD 算法的基础上, 引入多种约束进行后处理优化, 实现了不依赖物理引擎的跟踪, 但这些人工约束引入了很强的模型先验信息, 虽然增强了鲁棒性, 但估计值与真值往往存在一定偏差。TrackDLO 算法^[57]在此基础上进行了进一步优化, 通过使用测地线距离 (geodesic distance) 和非高斯核的运动相干理论 (motion coherence theory), 在不引入外部信息和后处理操作的情况下, 兼顾了跟踪鲁棒性和准确性。跟踪方法需要已知系统的初始状态, 同时在跟踪过程中会存在误差累积、跟踪丢失的情况。初始状态估计和跟踪丢失后的恢复可通过检测算法实现。

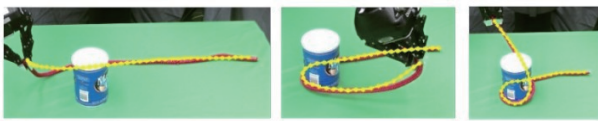


图5 面向线状柔性体的多帧时序跟踪实例^[56]

Fig.5 Examples of multi-frame sequential tracking for DLOs

1.2.2 基于触觉的局部状态感知

在线状柔性体与环境、机器人间存在复杂接触交互的任务中, 除全局形状外, 还需要获取柔性体在机器人末端执行器中的手内局部状态, 例如手内位姿和受力情况。受遮挡和深度相机精度的限制, 仅依靠视觉无法准确地估计柔性体的手内状态, 此时可以通过安装在机器人末端执行器上的触觉传感器, 直接感知手内接触状态。GelSight^[58]是一款光触觉传感器, 可输出传感器表面的微小 3 维形变; 此外还有电容式传感器, 可输出其表面法向的受力情况。She 等^[59]使用 PCA 算法基于 GelSight 表面深度图估计线状柔性体的 2 维位姿, 用于循线任务。Pirozzi 等^[60]和 Yu 等^[61]分别使用基于多项式拟合和深度学习的方法估计柔性体在触觉传感器表面的 2 维位姿, 用于线缆插孔任务和穿针任务。除 2 维平面位姿外, 手内 3 维位姿估计在 3 维操作任务中也非常重要。Monguzzi 等^[62]使用手工设计的步骤和规则, 结合机器人的主动动作, 粗略地估计手内 3 维状态。Yu 等^[63]提出了一种基于非线性优化的估计方法, 可从夹持柔性体的双触觉传感器信

息中实时估计手内柔性体的 3 维位姿 (图 6), 用于闭环 3 维循线等任务。

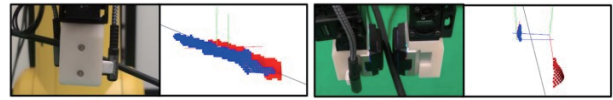


图6 基于触觉的手内 3 维 DLO 位姿估计^[63]

Fig.6 Tactile-based in-hand 3-D DLO pose estimation

1.2.3 挑战

现有大多数操作算法都假设已知线状柔性体的状态, 但可靠、稳定的线状柔性体状态感知是十分困难的。目前, 基于深度学习的视觉分割方法往往只对训练数据覆盖的场景有较好的效果, 而在新场景中的泛化性较差。检测与跟踪方法往往只能处理相对简单的遮挡情况和柔性体形状。触觉只能用于感知抓取位置附近的局部状态。一些工作尝试不显式地估计线状柔性体的状态, 而直接以图像作为操作策略的输入, 但此类方法的泛化性同样难以保证。

1.3 线状柔性体控制

线状柔性体控制一般指形状控制, 即通过控制抓取柔性体的机械臂的运动, 基于实时观测构建反馈闭环, 令线状柔性体达到期望形状。在此过程中, 一般认为机械臂末端可以自由移动, 不考虑机器人本身运动学及环境障碍物所带来的限制。线状柔性体形状控制的关键在于如何描述及获取控制器所需的模型, 即机器人运动如何影响柔性体的形状。此外, 柔性体变形大、自由度高, 且常高于机械臂末端的运动自由度, 使系统呈现欠驱动特性。

根据操作方式不同, 任务可分为两大类: 基于平面抓取—放置的形状控制任务和基于两端固定抓取的形状控制任务。

1.3.1 基于平面抓取—放置的形状控制

第一类形状控制任务的场景是操作放置在桌面上的线状柔性体, 如绳子等。因为被操作的柔性体较为柔软, 所以在机械臂与柔性体未接触时, 柔性体的形状可以在桌面摩擦力的作用下保持不变。因此, 此类任务可以通过一系列“抓取—放置”动作完成, 即机械臂每回合抓取柔性体上的一点, 将该点移动至某一位置后放置, 从而改变柔性体的形状。通过不断重复上述过程, 最终将柔性体操作至期望形状, 如图 7 所示。

面向该类任务, 最常用的方法是基于离线收集的数据, 使用神经网络训练状态转换模型, 其输入为当前线状柔性体的形状和机械臂要执行的动作 (抓取点位置和放置点位置), 输出为执行完该动作



图 7 基于抓取—放置操作的平面 DLO 形状控制任务示例^[64]

Fig.7 Examples of planar DLO shaping based on pick-and-place actions

后线状柔性体的状态。该模型可完全基于图像空间进行学习, 使用全卷积网络完成输入—输出之间的映射^[64]; 或同时学习一个从图像空间到隐层空间的编码器和在隐层空间中的状态转移模型^[65-66]; 或先用视觉感知方法估计线状柔性体的物理状态, 再学习在物理空间(笛卡儿空间)的状态转换模型^[27]。其中, 物理空间的模型因为有明确的物理意义, 所以应用场景更加广泛。在控制过程中, 常基于学得模型, 使用模型预测控制器(MPC), 以一定时间步后柔性体状态和期望状态误差最小为目标, 优化得到机器人应该采取的动作。考虑到柔性体变形模型常基于神经网络, 一些工作使用基于采样的非梯度 MPC^[27,64-66], 例如交叉熵方法(CEM)或模型预测路径积分法(MPPI); 也有一些工作基于神经网络模型自动求导得到梯度, 使用梯度下降法进行优化^[28]。此外, 一些工作直接使用强化学习方法进行不依赖模型的操作^[13]。在状态转移预测模型准确的情况下, 使用标准 MPC 即可取得较好的控制效果。但模型训练需要收集大量的离线数据, 且在未用于训练的不同线状柔性体上的泛化性能无法得到保证。与上述基于抓取—放置的调整式操作方式不同, Lv 等^[19]和 Tong 等^[67]使用机械臂将悬空的线状柔性体缓慢垂落至桌面, 并在垂落的过程中将其摆成指定形状。

1.3.2 基于两端固定抓取的形状控制

第 2 类形状控制任务的操作对象是刚度相对较大的线状柔性体, 例如线缆、弹性杆等, 其在外力作用下产生的形变主要是弹性形变。在这一类任务

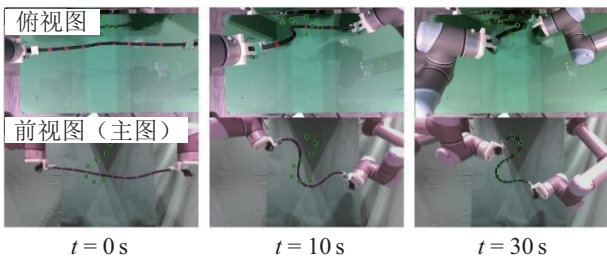


图 8 基于两端固定抓取的 3 维 DLO 形状控制任务示例^[31]

Fig.8 Examples of 3-D DLO shape control with two ends grasped

中, 机器人需持续抓住线状柔性体的两端, 通过连续移动末端, 对柔性体整体形状进行控制, 如图 8 所示。不同于基于抓取—放置操作的任务中机器人动作只有 4 自由度(抓取点 2 自由度+放置点 2 自由度), 此类任务中机器人动作可达 12 自由度(3 维空间中双臂操作, 每个末端 6 自由度)。此外, 机器人只抓住柔性体的两端但需要控制柔性体的内部形状。

此类任务同样可以先离线学习状态转移预测模型再使用 MPC 计算控制输入^[28-29], 或直接使用强化学习方法^[68-69], 但需要大量训练数据且泛化性较差。在准静态的局部形变控制中, 更常用的方法是在线估计局部线性模型。该模型假设线状柔性体形状变化速度与机器人末端运动速度在局部由一个雅可比矩阵 J 线性地联系起来, 即 $\dot{x}(t) = J(t)\dot{r}(t)$, 其中 \dot{x} 为柔性体形变速度, \dot{r} 为机器人末端运动速度。由于使用高频率的闭环反馈来补偿模型误差, 因此完成任务不需要非常精确的雅可比矩阵。Berenson 等^[70-71]提出了刚度衰减(diminishing rigidity)的概念, 即离抓取点越远的位置与抓取点之间呈现越弱的刚性关系, 并据此给出了雅可比矩阵的近似数学表示。此外, 常用的方法是根据实时操作数据在线估计雅可比矩阵, 即基于少量实际操作中实时收集的局部运动数据 \dot{x} 和 \dot{r} , 使用 Broyden 更新规则^[72]、梯度下降法^[73]、(加权)最小二乘法^[33-34,74]或卡尔曼滤波^[75]等方法在线地对雅可比矩阵进行估计。该模型的线性形式给在线估计提供了便利。然而, 雅可比矩阵的值与柔性体形状相关, 因此在操作过程中具有时变性, 这使得在线更新结果具有滞后性, 即利用过往数据更新雅可比矩阵后, 柔性体已经移动至新的形状, 而新形状对应的雅可比矩阵与过往数据可能并不一致。同时, 完整估计雅可比矩阵的全部元素需要机器人在所有自由度上的运动数据, 这在实际操作过程中难以实现, 为此一些工作提出根据数据的奇异值进行选择更新或加权更新^[74]。此外, 此类方法需要雅可比矩阵的初值, 一般在操作前控制机器人沿所有自由度依次运动, 收集数据估计初始位置的雅可比矩阵。受上述问题影响, 在线估计方法往往仅适用于局部小形变的定点控制, 难以用于长距离大形变的轨迹跟踪。Yu 等^[31]提出 $\dot{x} = J(x, r)\dot{r}$ 的模型形式, 其中 $J(\cdot)$ 为当前状态至雅可比矩阵的非线性映射, 待估计参数为时不变形式。基于该模型, 该方法将离线学习与在线更新无缝结合, 实现了稳定、平滑的大变形控制。Yang 等^[76-77]使用模态分析方法建立柔性体模

态系数变化与控制输入之间的关系, 同样将待估计参数描述为时不变形式。

基于所建立的模型, 最简单的控制方法是基于雅可比逆矩阵设计控制器:

$$\mathbf{u} = \mathbf{J}^{\dagger} \Delta \mathbf{x} \quad (2)$$

其中 \mathbf{u} 为控制输入 (机械臂末端运动速度), $\Delta \mathbf{x}$ 为线状柔性体期望位形与当前位形的差值。由于柔性体形变自由度常高于机械臂末端运动自由度, 所以 \mathbf{J} 的行数常多于列数, 因此需要使用伪逆。当 \mathbf{J} 接近奇异 (存在接近于 0 的奇异值) 时, 使用式 (2) 会生成过大的控制输入 \mathbf{u} , 此时可使用阻尼最小二乘法 (DLS)。此外, 可将控制问题描述成优化问题, 便于引入各种约束保证形状控制过程的安全性, 例如保证柔性体不被过度拉长^[31], 实现柔性体的局部避障^[71] 等。

闭环控制任务需要选择合适的反馈特征。一些工作识别柔性体在图像中的轮廓线, 并使用傅里叶级数^[32-33]、矩 (moment)^[78] 等方式将其参数化作为反馈特征, 但只能控制柔性体在图像平面上的投影形状。为实现 3 维形状控制, 常用的方法是先使用感知方法利用柔性体点云估计状态, 再将估计结果用于反馈控制^[29,79]。Yang 等^[77] 提出的基于模态图的方法可直接实现基于原始点云的形状控制。

1.3.3 挑战

当前绝大多数形状控制工作都假设机械臂对线状柔性体的抓取是刚性的, 但在操作过程中受柔性体弯曲力等影响, 柔性体在机械臂夹爪中的位姿可能发生变化。此外, 当柔性体与环境发生接触时, 其运动模型会发生较大变化, 模型估计难度显著变大。在刚性抓取和无接触假设下, 局部形状控制较易实现, 但全局大变形控制 (初始位形和期望位形之间差别较大) 还面临较大的挑战。在大变形过程中, 若不对中间路径进行限制, 则容易出现柔性体缠绕、机械臂碰撞等问题。可行的解决方案包括使用考虑上述约束的长序列 MPC 控制器, 或在控制前引入离线全局规划等。

1.4 线状柔性体规划

面向线状柔性体操作的运动规划指在有障碍物的约束环境中, 获得机械臂和柔性体从初始位形到目标位形的路径。前文中的控制任务往往考虑一个简化的场景, 即场景中不存在障碍物且机械臂末端可以自由运动, 但在现实应用中必须考虑机械臂臂身及环境中的障碍物。另外, 在大范围、大变形的操作过程中, 局部控制器可能会在中途陷入局部最

优。因此, 在有障碍物的约束环境中进行大范围、大变形的操作, 离线规划往往必不可少。

1.4.1 面向具体应用任务的特制规划

一些工作针对特定的具体应用任务提出特制的规划算法, 其根据任务特点, 对规划问题中的状态空间或动作空间进行尽可能的简化, 从而降低规划问题的复杂度, 适应所面向的具体任务, 例如在线缆布线任务中规划动作基元 (motion primitive) 的顺序^[80], 在皮带装配任务中仅用两端点位置表示皮带状态^[81], 或仅规划皮带尾端运动^[82] 等。此类操作规划方法仅对特定任务有效。

1.4.2 面向整体位形操作的通用规划

更一般的规划是面向整体位形操作的规划, 即在任意有障碍物的约束环境中, 将线状柔性体从初始位形移动至目标位形, 如图 9 所示。大部分规划方法针对准静态操作场景, 即柔性体在路径中的每个点均处于稳定位形。稳定位形是指使柔性体势能局部极小的位形。若将柔性体的状态表示为 m 个串节点的位置, 则其原始状态空间维度为 $3m$, 其稳定位形空间可表示为一个维度远小于 $3m$ 的流形。线状柔性体自由度高、约束多, 导致规划问题的规模通常较大, 因此常采用基于采样的规划算法, 如快速探索随机树 (RRT) 方法和概率路线图 (PRM) 方法。在基于采样的规划算法中, 需要采样或生成稳定位形, 由于稳定位形空间的维度远小于原始状态空间的维度, 因此不能采用先在原始空间采样、再基于稳定性判据进行筛选的策略。一种可行的方式是使用通用非线性优化求解器对柔性体势能进行局部优化获得势能局部极小点, 从而将原始状态空间中的采样投影至邻近的稳定位形空间中。在此方法基础上, Wakamatsu 等^[20] 使用优化方法实现了 2 维平面上的简单避障规划, Moll 等^[21] 使用 PRM 方法实现了无障碍物环境中的 3 维形变规划。

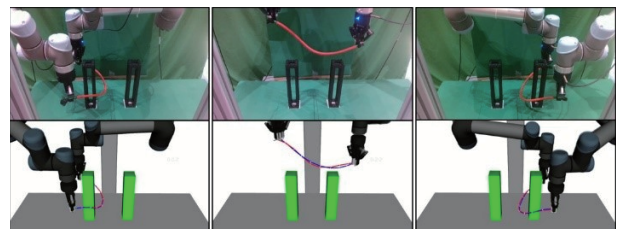


图 9 面向 DLO 整体位形操作的通用规划示例^[83]

Fig.9 Examples of generic planning for DLO global moving and shaping

Bretl 等^[22] 提出的线状柔性体平衡状态模型理论证明: 对于一端固定的理想 Kirchhoff 弹性杆, 其平衡状态可在一个 6 维空间内进行参数化表示。其

同时给出了对于该 6 维参数化空间内任意采样的稳定性判别方法。因此, 在该 6 维空间中采样, 再使用稳定形判定准则, 即可采样得到可行的稳定形, 之后可使用 PRM 等方法进行规划。在此基础上, 研究者提出了一系列基于该模型的规划方法。Roussel 等^[84]采用 RRT 算法框架, 其中使用该模型进行全局随机采样, 再基于物理仿真引擎进行局部规划, 但整体规划的时间开销较大。为了降低时间成本, Sintov 等^[85]预先计算一个线状柔性体稳定形状的路线图 (roadmap), 之后在该路线图的基础上对具体任务进行规划, 减少了采样耗时。但最终任务效果取决于路线图的精细程度, 精细的路线图需要较大的计算开销和存储空间。此外, 预先计算的路线图无法实现对于不同线状柔性体的泛化。由于 Bretl 等提出的模型形式未考虑重力, 因此不适用于重力影响显著的场景, 例如操作较为柔软的绳子^[86]。Wu 等^[24]对该模型进行了改进, 将重力因素纳入模型, 并提出了一种基于局部优化的规划算法。在规划中应用以上模型的不便之处在于: 其无法直接实现从柔性体笛卡儿空间状态向 6 维参数化空间 (稳定形空间) 的映射, 因此无法直接获取实际观测到的柔性体状态所对应的 6 维参数。这导致规划时往往需要人工指定 6 维参数化空间中的初始状态和目标状态; 同时这也给基于实际观测的参数辨识 (如柔性体刚度、密度等) 带来了一定困难。

上述工作均假设所使用的线状柔性体模型是准确的, 即不考虑建模误差。因此, 上述工作大多只在仿真中进行了验证, 或需要对真实柔性体参数进行人工标定。为考虑模型在部署时的可靠性, Mitrano 等^[25]提出了一套基于数据驱动模型的规划框架, 其中训练了 3 个神经网络模型: 线状柔性体的状态转移模型、判断在当前局部环境中模型是否可靠的分类器、及从不可靠区域移动至可靠区域的恢复策略。该方法考虑了柔性体模型在不同操作区域 (例如无接触/有接触区域) 的可靠性, 但未考虑模型在不同柔性体上的泛化性。此外, 数据驱动方法需要收集大量离线数据进行训练。

上述方法均完全依赖离线规划完成操作任务, 而未妥善考虑规划所使用的线状柔性体模型与实际操作的柔性体之间的差距, 因而无法保证在不同柔性体上的泛化性。McConachie 等^[87]提出了一种结合规划、预测和控制的框架。首先, 局部控制器将尝试直接完成任务; 在此过程中, 若死锁预测器预测到控制器会陷入局部最优, 则激活规划器将柔

性体移动至新的区域。该方法在规划中使用了“虚拟弹性带” (virtual elastic band) 这一简化模型, 该模型只考虑柔性体是否会被机械臂末端或障碍物拉断, 而不考虑柔性体松弛部分的状态。由于其只考虑柔性体的拓扑结构而非具体状态, 因而无需使用柔性体的物理参数, 但柔性体可能会被过度压缩或被障碍物勾住。为此, 该团队后续单独设计了一个神经网络, 用于在规划中预测可能被勾住的状态^[88]。Huang 等^[89]基于路径集合 (path set) 的思想提出了一种完全无模型的柔性体规划方法, 实现了 2 维平面上的路径规划。Yu 等^[10,83]提出了一种考虑机械臂和柔性体全身避障的全局规划与局部控制相结合的操作框架, 其中规划器使用的是简化模型, 但考虑了完整状态和全部约束, 兼顾了求解效率和路径质量; 规划路径作为控制器的引导路径; 控制器使用局部自适应柔性体模型, 根据实际状态反馈来调整机器人运动, 实现对规划误差的有效补偿, 最终实现可泛化至不同线状柔性体的全身全局高效操作。

上述工作均假设操作过程中机械臂末端的抓取位置是固定的。Mitrano 等^[90]提出了一种可在操作过程中不断改变抓取位置的规划算法, 通过对抓取闭环 (grasp loop) 进行分析, 完成将柔性体穿过几何封闭障碍物的操作任务 (图 10)。

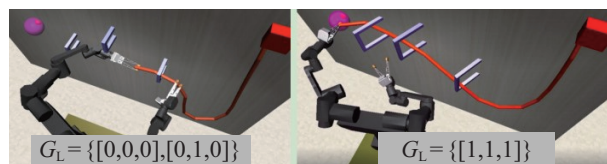


图 10 考虑主动改变抓取位置的规划任务示例^[90]

Fig.10 Examples of planning with active switching of grasp points

1.4.3 挑战

线状柔性体的复杂形变导致规划问题的复杂度较高, 为降低时间开销, 在规划时往往需要对模型进行简化, 导致规划路径的精度和可靠性下降。由于规划是离线进行的, 无法像闭环控制一样使用实时反馈对建模误差进行补偿, 因此规划所用模型需要能够避免累积误差的影响。在离线规划时无法根据实际运动情况不断更新柔性体模型, 因此在规划层面实现对于不同柔性体的泛化较为困难。此外, 在规划中如何处理柔性体与环境间的接触也是有待解决的问题。由于柔性体与环境间的接触复杂、难以预测, 因此考虑完整状态的规划方法往往追求完全避障^[83,85], 而允许接触的工作往往简化状态表

征,且不对接触产生的后果进行预测^[87,89]。若期望实现可控的接触规划,则规划问题的计算开销会极大增加。

1.5 线状柔性体操作应用研究

涉及线状柔性体的具体应用往往需要对上述基础研究产生的关键技术进行整合,对问题进行建模和简化,降低因线状柔性体变形而引入的复杂度,从而满足具体问题的需要。相关任务如图 11 所示。

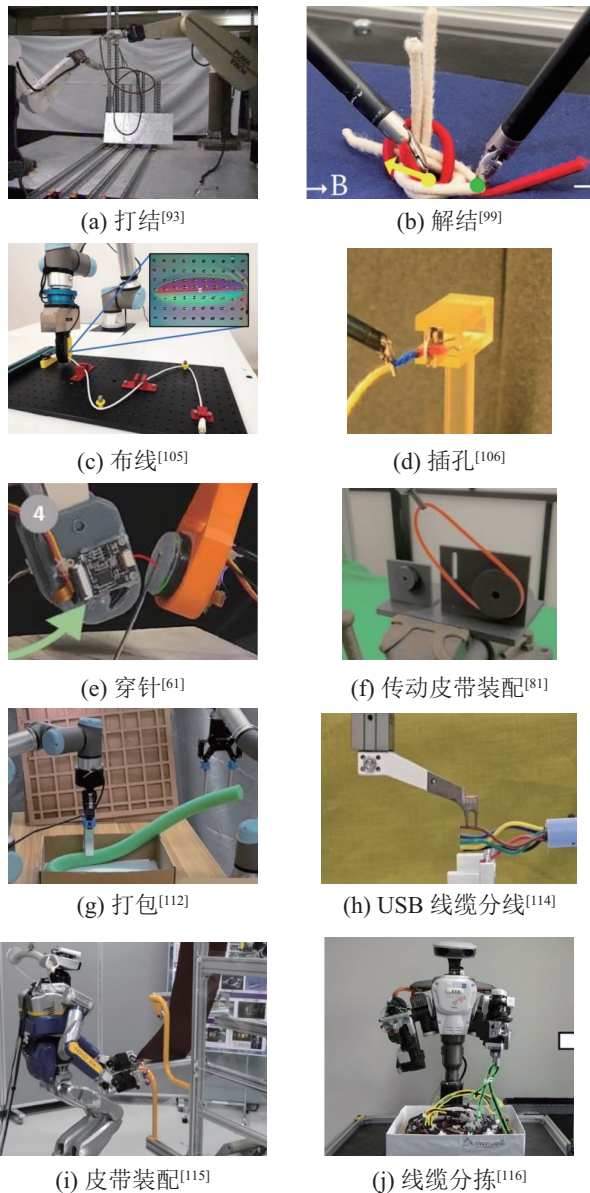


图 11 线状柔性体操作应用研究

Fig.11 Examples of research on DLO manipulation applications

打结和解结 (knotting & untying): 打结是线状柔性体操作中常见的任务,得到了广泛的研究。多数关于打结的研究工作基于纽结理论 (knot theory) 对柔性体拓扑结构之间的转换关系进行分析,

并设计对应的机器人动作^[91-93]。**Wang** 等^[94]提出一种利用固定装置 (fixture) 进行打结和解结的方法。**Takizawa** 等^[95]利用灵巧手指对绳子进行手内扭转,实现了更平滑的平面打结。一些工作从人类示教中学习机器人平面打结动作^[36,96]。打结的初始状态是可控的,而解结则需要从杂乱不一的初始状态开始,因此更具挑战。**Huang** 等^[97]基于对杂乱绳子的图像识别结果,对不同交叉状态进行分类,并设计对应的机器人动作基元进行解结。上述工作是从松散的缠绕状态开始解结,而 **Grannen** 等^[98]和 **Viswanath** 等^[99]通过使用更为精细的机器人 (达芬奇手术机器人)、设计绳结关键点检测算法和机器人动作基元,解开了密集绳结。

线缆布线 (cable routing): 布线指将线缆按照一定顺序结构装配在安装对象的一系列固定装置上。部分工作基于抓取-放置动作完成平面布线任务。**Waltersson** 等^[100]提出基于路线图的双臂布线顺序规划方法。**Keipour** 等^[101]提出基于操作空间凸子空间几何分解的空间表征方法,并基于此表征使用动态规划计算抓取点和放置点位置。除抓取和放置外,布线中还可以引入拉伸、弯曲、扰动等动作。**Jin** 等^[102]使用 **SPR** 算法进行线状柔性体状态感知,基于线缆状态空间表征进行上层规划,从人类标注数据中学习底层的 3 种操作动作基元,并基于人工设计规则对其进行组合实现布线。**Luo** 等^[103]使用分层模仿学习,从人类示教中学习直接以 **RGB** 图像为反馈输入的布线动作,其中底层为 5 种动作基元的策略网络,上层为当前应该选择哪种基元的策略网络。除上述基于刚性抓取的动作外,还可以使用沿线缆的手内滑动动作在夹持线缆的情况下改变抓取点的位置,实现悬空布线。此动作需要依靠机械臂末端的力传感器或触觉传感器实现。**Jiang** 等^[104]设计特殊结构的末端夹爪,结合末端力矩传感器,实现对粗线缆的循线和装配。**Monguzzi** 等^[62]使用双电容触觉传感器感知手内线缆的 3 维状态,对于两端固定的刚度较大的线缆实现了只依赖触觉的 3 维循线和布线。**Wilson** 等^[105]基于视觉进行任务规划,基于 **GelSight** 触觉传感器设计多种触觉反馈的动作基元,实现了包括循线、嵌槽、缠绕、插孔等多种动作的复杂布线任务。

插孔和穿线 (insertion & threading): 插孔操作常见于开关设备接线、3C 线缆拔插等任务中,与刚体插孔 (peg-in-hole) 操作不同,线状柔性体插孔需要额外考虑柔性体的变形。**Wang** 等^[106]提出了一种基于虚拟矢量场的线缆插孔方法,其基于视觉

反馈使用近似雅可比矩阵对线缆末端进行移动,并针对需要连续穿过多孔的任务设计了重抓取策略。2015 DARPA 机器人挑战赛中有一个电源线缆插孔任务,Chang 等^[107]沿线缆张贴二维码,基于视觉完成了其拔出和插入的操作;之后该团队提出了一种共享控制(shared control)方法,实现人手持插座时的人机协同插孔^[108]。触觉反馈比视觉更适用于狭小空间中的操作。一些工作^[59-60,109]使用触觉传感器估计线缆在夹持平面上的位姿,并据此估计线缆末端位置进行插孔;同时根据触觉反馈判断是否插入成功,若不成功则重新尝试插入。Zanella 等^[110]训练 LSTM 网络,使用触觉反馈估计插孔过程中线缆末端的受力情况。de Gregorio 等^[111]使用机器学习方法,基于视觉进行线缆末端全局检测和抓取,再基于触觉反馈完成插孔并检测是否插紧。Yu 等^[61]提出了一种细线穿针方法,其将触觉传感器贴在针孔后侧以检测针孔位置及细线插孔时的接触位置。

其他:除此以外,研究者还针对其他涉及线状柔性体的操作任务展开了研究。Jin 等^[81]提出了一种基于轨迹优化的传动皮带安装规划方法,可将圆形皮带套到2个传动轴上。Ma 等^[112]提出了一种使用双臂机器人将较长较粗的弹性棒弯曲放置进方形盒子的规划算法。Gao 等^[113-114]提出了对 USB 线缆进行分线的自动化系统和分层操作算法。Qin 等^[82]提出了一种使用人形机器人在受限制的3维空间中对长皮带进行装配的规划算法。Wang 等^[115]提出了一种多机器人使用绳子对刚性物体进行间接操作(移动)的方法。Zhang 等^[116]提出了一种基于策略学习的方法,从杂乱的线缆堆中抓取并分拣线缆。

挑战:虽然当前研究工作对各种线状柔性体操作应用展开了研究,但其大多限于实验室场景,难以真正部署至实际生产生活。实验室场景中的研究往往会对任务进行简化:在感知上,往往通过张贴二维码、选择干净背景、保证相机视角开阔等方式降低感知难度;在操作上,往往将实际任务的局部抽象出来并进行简化,例如将服务器机箱等狭窄空间中的密集线缆装配简化为开阔桌面上的稀疏线缆装配。以上问题背后的原因,一方面在于建模、感知、规划、控制等基础问题的研究进展相对有限,不适用于实际应用场景;另一方面在于实际应用中线状柔性体性质多变、操作种类繁多、场景复杂受限,往往难以进行统一建模和描述,给机器人自主操作带来了较大的困难。

2 线状柔性体操作研究展望 (Research outlook on the deformable linear object manipulation)

本节将对相关研究的发展趋势和未来进行展望,并对热点问题进行讨论。

2.1 发展趋势

近年来,针对线状柔性体操作的研究数量呈大幅上升趋势。机器人学顶级会议 IEEE International Conference on Robotics and Automation 上已连续4年举办关于柔性物体操作的主题研讨会。当前,线状柔性体操作研究整体呈现如下趋势:

从理论到真实操作:早期的研究主要聚焦于线状柔性体模型与理论分析,往往以纯计算或纯仿真的形式呈现。当前,柔性体的理论模型已经相对成熟。近年来,随着机器人硬件技术的不断成熟和协作机械臂在学术界的不断普及,越来越多的工作开始关注真实世界中的线状柔性体操作。因此,当前大多数工作聚焦于如何从现有模型中选择合适的模型形式,应用于控制或规划任务,以及设计控制、规划算法本身。此外,线状柔性体模型的复杂性和个体间的高差异性使得仿真与现实之间往往存在较大的差距,因此仅有仿真实验往往不足以证明方法的有效性。当前研究越来越注重在真实世界中的操作性能。

引入机器学习:近年来,随着机器学习及深度学习的快速发展,越来越多研究者将机器学习应用于机器人操作研究,取得了很好的效果。由于线状柔性体理论建模的难度较大,因此当前很多工作使用神经网络从数据中拟合柔性体的模型。但如何保证模型在不同柔性体个体间的泛化性、如何降低模型训练所需的数据量,是未来需要进一步研究的问题。对于线状柔性体感知任务,与其他计算机视觉任务相似,基于深度学习的方法相比基于传统图像处理的方法在长远发展中具有明显优势。但线状柔性体的高差异性使得训练一个具有良好泛化性的感知模型需要非常大的数据集,当前此类数据集仍处于空白状态。在规划和控制任务中,机器学习方法和传统方法各有优劣:基于强化学习的无模型操作方法相比于基于模型的方法在全局任务(例如形状控制、避障规划等)中还未体现出优势,而在难以建模的局部精细任务(例如局部插孔、嵌槽等)中更加适用,在未来有广阔的发展空间。

从基础研究到应用研究:当前,越来越多的工作开始聚焦于线状柔性体操作的应用研究。这体现

出研究人员越来越期望研究成果能贴近真实应用场景,在实际生产生活中产生价值。但是当前针对每种任务往往需要单独设计末端执行器和算法,导致方法设计和应用的成本较高。如何使用统一的硬件和操作框架完成更多样的应用任务是进一步研究的问题。

2.2 热点研究问题展望

2.2.1 更受限的真实应用操作

真实操作场景往往高度受限,例如在狭窄的服务器机箱中进行线缆装配。虽然现有研究工作提出了一些受限环境中的操作方法,但仍存在明显的局限:1) 现有工作大部分只考虑了线状柔性体在受限环境中的运动,而忽略了受限环境对机械臂运动的约束,仅有少部分工作同时考虑线状柔性体和机械臂臂身^[83,85]。2) 现有工作能处理的场景往往相对简单,障碍物分布稀疏、间距多在10 cm以上,与实际应用环境有一定差距;部分工作在仿真中尝试了密集空间(如引擎装配)中的线缆装配^[84],但完全忽略机械臂臂身,无法实际应用。3) 柔性体与环境间的接触模型复杂、难以预测,现有部分工作追求完全避障,即不允许柔性体与环境间发生接触^[83,85],但这一过强的约束会限制操作方法在复杂受限环境中的应用;另一部分工作则允许接触^[87,89],并使用简化模型对接触是否会影响操作结果进行判断,但在复杂环境中准确预测接触影响较为困难,导致方法可靠性下降。

上述局限导致现有通用操作方法难以直接应用至真实受限空间中的任务。为解决上述难题,未来需要在多方面进行优化:1) 依靠现有通用末端执行器(如工业夹爪)无法在狭窄空间中进行线状柔性体操作,因此需要对机械臂末端执行器进行特殊设计,减小体积、增大灵活度。2) 高度受限环境中,视觉往往会受到严重遮挡,需要设计能处理更大面积遮挡的视觉感知方法,并融合触觉进行手内柔性体状态感知。3) 在规划算法中需要以更有效的方式对接触问题进行处理,在保证规划效率的前提下,尽可能准确地预测接触的影响,允许不影响操作结果的接触发生。

2.2.2 更动态的操作

当前,大部分线状柔性体操作的研究工作考虑了准静态操作场景,即速度较慢、柔性体惯性几乎无影响的操作过程。准静态操作方法的局限性在于操作效率较低,且无法应用于动态操作场景。已有部分工作开始探索面向线状柔性体的动态操作。Yamakawa等^[117]使用高速机械臂在高速操作过程

中对线状柔性体在空中的瞬时形状进行控制。Jiang等^[118]使用软体夹爪对细长的柔性纸张进行弯曲和翻转,其中利用了柔性体的动态形状变化。Preiss等^[119]用机械臂抓住弹性杆的一端进行动态摆动,使弹性杆的另一端精确追踪期望轨迹。此外,一系列工作尝试使用机械臂甩动柔性体以击打远处的目标物体。Zhang等^[120]在真实环境中不断控制机器人进行尝试,收集成功状态动作对,用行为克隆(behavior cloning)方法训练策略网络完成击打任务。Lim等^[121]提出现实-仿真-现实的框架,其先在现实环境中收集一定数据,然后调节仿真环境参数使其尽可能与现实接近,最后将基于仿真训练的策略模型部署在真实环境,从而尽可能减小仿真与现实间的差异。Chi等^[122]提出了迭代残差学习的方法,学习如何对机器人动作进行调整的残差策略,通过重复尝试任务,迭代式地提高任务完成度。

相较于准静态操作,动态操作柔性体的挑战在于:1) 柔性体在动态运动下的变形模型更加复杂,需要考虑完整的动力学;2) 动态操作中运动速度快、操作时间短,部分任务只能使用开环控制,对模型精度和执行精度提出了更高的要求;3) 闭环反馈控制对控制频率和时延更加敏感。机理模型很难对真实的线状柔性体动态行为进行准确描述,因此数据驱动的方法更容易得到应用。如何提高数据利用率、减小仿真与现实间的差异,是需要在未来的研究中进行进一步探索的重要问题。

2.2.3 更复杂的接触操作

如何处理线状柔性体与外界环境可能发生的接触,是线状柔性体操作研究中的关键问题。对于接触可能的处理方式包括:1) 环境中无障碍物,不考虑接触问题;2) 环境中无障碍物,从规划和控制层面不允许柔性体与外界环境发生接触,避免碰撞;3) 环境中无障碍物,从规划和控制层面允许柔性体与外界环境发生不影响操作结果的接触;4) 必须要主动利用接触才能完成的任务。

除前3类障碍物完全以约束形式出现的场景外,第4类以接触作为手段或目标的任务也十分常见。首先,主动接触可以作为完成最终任务的途径。Huang等^[30]利用外界接触进行线状柔性体形状控制,在仅抓取柔性体两端的情况下,利用环境与柔性体间的接触可以更好地帮助柔性体通过奇异形状。此外,大量末端操作中需要开展精细的接触控制。线缆走线任务需要将线缆嵌入狭窄的槽/卡扣内,此时需要对线缆与槽/卡扣之间的接

触情况进行估计和控制^[123-124]。线缆插孔任务则需要使用力反馈/触觉反馈等方式对线缆末端与孔之间的接触情况进行估计和控制^[111],从而实现精准的插孔。

存在丰富接触的刚体操作是机器人操作领域中最具挑战性的问题之一^[125],考虑到柔性体还具有在外力作用下发生形变的特性,二者叠加将使问题更加困难。现阶段研究往往局限于接触点确定、机器人抓取位置与外界接触位置距离较近(即变形较小)的场景,无法处理多接触、接触位置不确定、接触频繁切换的场景。一个可能的发展方向是建立统一描述机器人、柔性体与环境的动力学模型^[126-127],但如何实现此类模型的高效学习或求解、及如何基于该模型进行规划和控制,都需要未来开展更多的研究和探索。

2.2.4 更灵巧的手内操作

当前大多数研究假设操作过程中机器人刚性抓取线状柔性体,即使用具有开合状态的1自由度平行夹爪,通过抓取—移动—重抓取的方式完成对柔性体操作。但是人类在生活中操作绳子或线缆时,不会仅依靠抓取和重抓取动作,而是经常使用一些灵巧的手内操作行为,例如使用手指完成捋线、弯曲、打结等任务。仅有1自由度的平行夹爪无法完成上述操作,因此研究人员开始探索使用多指灵巧机械手对线状柔性体进行操作。Yamakawa等^[128]在早期尝试使用单机械手进行打结,其使用2根手指、通过甩动使绳子形成结状,但该方法需要严格的初始条件,实用性较低。Takizawa等^[95]控制机器人使用手指在手内对线状柔性体进行精准的扭曲控制,并基于手内扭曲技能实现了更高精度的柔性体平面放置。近年来,灵巧操作受到越来越多的关注。Sun等^[129]在仿真中使用强化学习训练底座固定的五指灵巧手(Shadow Hand)实现手内移动柔性体、提起一端悬挂重物的柔性体、末端位置控制、弯曲控制等多种完全基于手指的手内操作任务,但其只在仿真中进行了测试,而从仿真向现实迁移的难度较大。手内循线(捋线)是一种非常典型的手内操作任务,人类在将线缆缠绕在物体上或寻找线缆末端时常使用此动作,其需要连续切换机械手对线缆的抓取位置,同时保证线缆不从手内脱落。Yu等^[63]基于多指灵巧手(Leap Hand^[130])和触觉反馈完成该任务,提出了包括臂手系统控制、触觉感知、仿人行为设计在内的算法框架,能够可靠地应用于现实环境中各种不同的线状柔性体。

多指灵巧手的高自由度给机器人操作能力的提

升带来了极大的空间和可能性,但同样也带来了巨大的挑战:1)由于机械结构限制,当前多指手无法达到近似机械臂的控制精度;2)手内操作往往包括复杂的接触变化,而柔性体在多接触情况下可能发生的变化远比刚体复杂,建模和仿真的难度较大;3)手内操作往往依赖触觉反馈,而触觉感知的精度和分辨率较低,且仿真难度较大;4)与尺寸较大的刚体相比,线状柔性体较细的几何形状使得操作的容错率较低。综上,对于线状柔性体的手内灵巧操作往往存在巨大的仿真—现实差距,这使得当前研究或局限于仿真,或局限于真实环境中非常特定的场景和动作。使机器人具备接近人类的操作能力一直是机器人研究的核心目标,因此基于多指机械手的线状柔性体灵巧操作是非常值得探索的方向。

3 结论(Conclusion)

系统综述了面向线状柔性体的机器人操作研究。从基础研究和应用研究两个角度对当前研究进展进行梳理,其中基础研究包括面向线状柔性体的建模、感知、控制、规划等基础问题,应用研究则涉及打结、布线、插孔等具体应用任务。对线状柔性体操作的未来发展进行了展望,总结了近年来的发展趋势,并对受限操作、动态操作、接触操作、手内操作等有待进一步探索研究的热点问题进行了分析和探讨。

线状柔性体广泛存在于人类的生产生活,使用机器人对其进行自主、灵巧的操作存在广泛的应用场景和极大的应用价值。相较于刚体,线状柔性体复杂多变的形状和个体间性质的高差异性导致机器人自主操作更加难以实现。现有研究从理论模型、操作技术等多个层面对线状柔性体操作开展了大量研究,初步解决了部分问题,但仍需引入很多理想假设并进行简化,离实际应用仍有一段距离。算力的提升和机器学习的发展使数据驱动的操作方法受到了更多的关注,但端到端学习的方案面临训练成本高、泛化性难以保证的挑战。对于有较高可靠性、安全性要求的机器人操作问题,以恰当的方式结合机器学习和基于模型的规划/控制方法,或是当前可行性较高的发展方向。综上所述,实现自主、灵巧、智能、可泛化的线状柔性体操作仍需未来开展更多、更深入的研究和探索。

参考文献(References)

- [1] 计时鸣,黄希欢.工业机器人技术的发展与应用综述[J].机电工程,2015,32(1):1-13.
JI S M, HUANG X H. Review of development and applica-

- tion of industrial robot technology[J]. *Mechanical & Electrical Engineering*, 2015, 32(1): 1-13.
- [2] 倪自强, 王田苗, 刘达. 医疗机器人技术发展综述[J]. *机械工程学报*, 2015, 51(13): 45-52.
NI Z Q, WANG T M, LIU D. Survey on medical robotics[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2015, 51(13): 45-52.
- [3] 刘宏, 刘冬雨, 蒋再男. 空间机械臂技术综述及展望[J]. *航空学报*, 2021, 42(1): 33-46.
LIU H, LIU D Y, JIANG Z N. Space manipulator technology: Review and prospect[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2021, 42(1): 33-46.
- [4] SANCHEZ J, CORRALES J-A, BOUZGARROU B-C, et al. Robotic manipulation and sensing of deformable objects in domestic and industrial applications: A survey[J]. *International Journal of Robotics Research*, 2018, 37(7): 688-716.
- [5] ZHU J, CHERUBINI A, DUNE C, et al. Challenges and outlook in robotic manipulation of deformable objects[J]. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 2022, 29(3): 67-77.
- [6] SPENCER A J M. *Continuum mechanics*[M]. New York, USA: Dover Publications, Inc., 2004.
- [7] FICUCIELLO F, MIGLIOZZI A, COEVOET E, et al. FEM-based deformation control for dexterous manipulation of 3D soft objects[C]//*IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Piscataway, USA: IEEE, 2018: 4007-4013.
- [8] DUENSER S, BERN J M, PORANNE R, et al. Interactive robotic manipulation of elastic objects[C]//*IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Piscataway, USA: IEEE, 2018: 3476-3481.
- [9] ZIMMERMANN S, PORANNE R, COROS S. Dynamic manipulation of deformable objects with implicit integration[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, 6(2): 4209-4216.
- [10] YU M R, LV K C, WANG C H, et al. A coarse-to-fine framework for dual-arm manipulation of deformable linear objects with whole-body obstacle avoidance[C]//*IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Piscataway, USA: IEEE, 2023: 10153-10159.
- [11] MACKLIN M, MÜLLER M, CHENTANEZ N, et al. Unified particle physics for real-time applications[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2014, 33(4): 1-12.
- [12] BENDER J, MÜLLER M, MACKLIN M. Position-based simulation methods in computer graphics[DB/OL]. [2024-06-01]. <https://diglib.org/server/api/core/bitstreams/e24fe269-27b9-4f1c-82b3-af07c96f5797/content>.
- [13] LIN X, WANG Y, OLKIN J, et al. SoftGym: Benchmarking deep reinforcement learning for deformable object manipulation[C]//*2020 Conference on Robot Learning*. PMLR, 2021: 432-448.
- [14] YIN H, VARAVA A, KRAGIC D. Modeling, learning, perception, and control methods for deformable object manipulation[J]. *Science Robotics*, 2021, 6(54). DOI: 10.1126/scirobotics.abd8803.
- [15] ARRIOLA-RIOS V E, GULER P, FICUCIELLO F, et al. Modeling of deformable objects for robotic manipulation: A tutorial and review[J]. *Frontiers in Robotics and AI*, 2020, 7. DOI: 10.3389/frobt.2020.00082.
- [16] BERGOU M, WARDETZKY M, ROBINSON S, et al. Discrete elastic rods[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2008, 27(3): 1-12.
- [17] BERGOU M, AUDOLY B, VOUGA E, et al. Discrete viscous threads[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2010, 29(4): 1-10.
- [18] JAWED M K, DA F, JOO J, et al. Coiling of elastic rods on rigid substrates[J]. *PNAS*, 2014, 111(41): 14663-14668.
- [19] LV N J, LIU J H, JIA Y Y. Dynamic modeling and control of deformable linear objects for single-arm and dual-arm robot manipulations[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2022, 38(4): 2341-2353.
- [20] WAKAMATSU H, HIRAI S. Static modeling of linear object deformation based on differential geometry[J]. *International Journal of Robotics Research*, 2004, 23(3): 293-311.
- [21] MOLL M, KAVRAKI L E. Path planning for deformable linear objects[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2006, 22(4): 625-636.
- [22] BRETL T, MCCARTHY Z. Quasi-static manipulation of a Kirchhoff elastic rod based on a geometric analysis of equilibrium configurations[J]. *International Journal of Robotics Research*, 2014, 33(1): 48-68.
- [23] BORUM A, BRETL T. The free configuration space of a Kirchhoff elastic rod is path-connected[C]//*IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Piscataway, USA: IEEE, 2015: 2958-2964.
- [24] WU S R, ZHANG J W, WU D. Equilibrium manipulation planning for a soft elastic rod considering an external distributed force and intrinsic curvature[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2022, 7(4): 11442-11449.
- [25] MITRANO P, MCCONACHIE D, BERENSON D. Learning where to trust unreliable models in an unstructured world for deformable object manipulation[J]. *Science Robotics*, 2021, 6(54). DOI: 10.1126/scirobotics.abd8170.
- [26] MITRANO P, LAGRASSA A, KROEMER O, et al. Focused adaptation of dynamics models for deformable object manipulation[C]//*IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Piscataway, USA: IEEE, 2023: 5931-5937.
- [27] YAN M Y, ZHU Y L, JIN N, et al. Self-supervised learning of state estimation for manipulating deformable linear objects[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2020, 5(2): 2372-2379.
- [28] YANG Y, STORK J A, STOYANOV T. Learning to propagate interaction effects for modeling deformable linear objects dynamics[C]//*IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Piscataway, USA: IEEE, 2021: 1950-1957.
- [29] WANG C H, ZHANG Y Y, ZHANG X, et al. Offline-online learning of deformation model for cable manipulation with graph neural networks[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2022, 7(2): 5544-5551.
- [30] HUANG Y C, XIA C K, WANG X Q, et al. Learning graph dynamics with external contact for deformable linear objects shape control[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2023, 8(6): 3892-3899.
- [31] YU M R, LV K C, ZHONG H Z, et al. Global model learning for large deformation control of elastic deformable linear objects: An efficient and adaptive approach[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2023, 39(1): 417-436.

- [32] NAVARRO-ALARCON D, LIU Y-H. Fourier-based shape servoing: A new feedback method to actively deform soft objects into desired 2-D image contours[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2018, 34(1): 272-279.
- [33] ZHU J, NAVARRO B, FRAISSE P, et al. Dual-arm robotic manipulation of flexible cables[C]//*IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Piscataway, USA: IEEE, 2018: 479-484.
- [34] ZHU J, NAVARRO-ALARCON D, PASSAMA R, et al. Vision-based manipulation of deformable and rigid objects using subspace projections of 2D contours[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2021, 142. DOI: 10.1016/j.robot.2021.103798.
- [35] ZHOU P, ZHU J H, HUO S Z, et al. LaSeSOM: A latent and semantic representation framework for soft object manipulation[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, 6(3): 5381-5388.
- [36] SUNDARESAN P, GRANNEN J, THANANJEYAN B, et al. Learning rope manipulation policies using dense object descriptors trained on synthetic depth data[C]//*IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Piscataway, USA: IEEE, 2020: 9411-9418.
- [37] MINAEE S, BOYKOV Y, PORIKLI F, et al. Image segmentation using deep learning: A survey[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2022, 44(7): 3523-3542.
- [38] DE GREGORIO D, PALLI G, DI STEFANO L. Let's take a walk on superpixels graphs: Deformable linear objects segmentation and model estimation[C]//*2018 Asian Conference on Computer Vision*. Cham, Switzerland: Springer, 2019: 662-677.
- [39] CAPORALI A, ZANELLA R, DE GREGORIO D, et al. Ariadne+: Deep learning-based augmented framework for the instance segmentation of wires[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2022, 18(12): 8607-8617.
- [40] CAPORALI A, GALASSI K, ZANELLA R, et al. FASTDLO: Fast deformable linear objects instance segmentation[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2022, 7(4): 9075-9082.
- [41] CAPORALI A, GALASSI K, ZAGAR B L, et al. RT-DLO: Real-time deformable linear objects instance segmentation[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2023, 19(11): 11333-11342.
- [42] CHOI A, TONG D, PARK B, et al. mBEST: Realtime deformable linear object detection through minimal bending energy skeleton pixel traversals[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2023, 8(8): 4863-4870.
- [43] ZANELLA R, CAPORALI A, TADAKA K, et al. Auto-generated wires dataset for semantic segmentation with domain-independence[C]//*International Conference on Computer, Control and Robotics*. Piscataway, USA: IEEE, 2021: 292-298.
- [44] CAPORALI A, PANTANO M, JANISCH L, et al. A weakly supervised semi-automatic image labeling approach for deformable linear objects[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2023, 8(2): 1013-1020.
- [45] HUO S Z, DUAN A Q, LI C X, et al. Keypoint-based planar bimanual shaping of deformable linear objects under environmental constraints with hierarchical action framework[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2022, 7(2): 5222-5229.
- [46] KEIPOUR A, BANDARI M, SCHAAL S. Deformable one-dimensional object detection for routing and manipulation[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2022, 7(2): 4329-4336.
- [47] WNUK M, HINZE C, LECHLER A, et al. Kinematic multi-body model generation of deformable linear objects from point clouds[C]//*IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Piscataway, USA: IEEE, 2020: 9545-9552.
- [48] KICKI P, SZYMKO A, WALAS K. DLOFTBs – Fast tracking of deformable linear objects with B-splines[C]//*IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Piscataway, USA: IEEE, 2023: 7104-7110.
- [49] LV K C, YU M R, PU Y F, et al. Learning to estimate 3-D states of deformable linear objects from single-frame occluded point clouds[C]//*IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Piscataway, USA: IEEE, 2023: 7119-7125.
- [50] SUN Z L, ZHOU H, LI N B, et al. A robust deformable linear object perception pipeline in 3D: From segmentation to reconstruction[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2024, 9(1): 843-850.
- [51] KIRILLOV A, MINTUN E, RAVI N, et al. Segment anything [C]//*IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*. Piscataway, USA: IEEE, 2023: 3992-4003.
- [52] SCHULMAN J, LEE A, HO J, et al. Tracking deformable objects with point clouds[C]//*IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Piscataway, USA: IEEE, 2013: 1130-1137.
- [53] TANG T, FAN Y X, LIN H-C, et al. State estimation for deformable objects by point registration and dynamic simulation [C]//*IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Piscataway, USA: IEEE, 2017: 2427-2433.
- [54] TANG T, TOMIZUKA M. Track deformable objects from point clouds with structure preserved registration[J]. *International Journal of Robotics Research*, 2022, 41(6): 599-614.
- [55] CHI C, BERENSON D. Occlusion-robust deformable object tracking without physics simulation[C]//*IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Piscataway, USA: IEEE, 2019: 6443-6450.
- [56] WANG Y X, MCCONACHIE D, BERENSON D. Tracking partially-occluded deformable objects while enforcing geometric constraints[C]//*IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Piscataway, USA: IEEE, 2021: 14199-14205.
- [57] XIANG J, DINKEL H, ZHAO H, et al. TrackDLO: Tracking deformable linear objects under occlusion with motion coherence[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2023, 8(10): 6179-6186.
- [58] YUAN W, DONG S, ADELSON E H. GelSight: High-resolution robot tactile sensors for estimating geometry and force[J]. *Sensors*, 2017, 17(12). DOI: 10.3390/s17122762.
- [59] SHE Y, WANG S X, DONG S, et al. Cable manipulation with a tactile-reactive gripper[J]. *International Journal of Robotics Research*, 2021, 40(12-14): 1385-1401.
- [60] PIROZZI S, NATALE C. Tactile-based manipulation of wires for switchgear assembly[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2018, 23(6): 2650-2661.

- [61] YU Z J, XU W Q, YAO S Q, et al. Precise robotic needle-threading with tactile perception and reinforcement learning [C]//7th Conference on Robot Learning. PMLR, 2023: 3266-3276.
- [62] MONGUZZI A, PELOSI M, ZANCHETTIN A M, et al. Tactile based robotic skills for cable routing operations[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2023: 3793-3799.
- [63] YU M R, LIANG B Y, ZHANG X, et al. In-hand following of deformable linear objects using dexterous fingers with tactile sensing[DB/OL]. [2024-06-01]. <https://arxiv.org/abs/2403.12676>.
- [64] LEE R, HAMAYA M, MUROOKA T, et al. Sample-efficient learning of deformable linear object manipulation in the real world through self-supervision[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(1): 573-580.
- [65] YAN W, VANGIPURAM A, ABBEEL P, et al. Learning predictive representations for deformable objects using contrastive estimation[C]//2020 Conference on Robot Learning. PMLR, 2020: 564-574.
- [66] ZHANG W, SCHMECKPEPER K, CHAUDHARI P, et al. Deformable linear object prediction using locally linear latent dynamics[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2021: 13503-13509.
- [67] TONG D, CHOI A, QIN L, et al. Sim2Real neural controllers for physics-based robotic deployment of deformable linear objects[J]. International Journal of Robotics Research, 2023, 43(6): 791-810.
- [68] LAEZZA R, GIESELMANN R, POKORNY F T, et al. Reform: A robot learning sandbox for deformable linear object manipulation[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2021: 4717-4723.
- [69] LAEZZA R, KARAYIANNIDIS Y. Learning shape control of elastoplastic deformable linear objects[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2021: 4438-4444.
- [70] BERENSON D. Manipulation of deformable objects without modeling and simulating deformation[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2013: 4525-4532.
- [71] RUAN M, MCCONACHIE D, BERENSON D. Accounting for directional rigidity and constraints in control for manipulation of deformable objects without physical simulation[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2018: 512-519.
- [72] NAVARRO-ALARCON D, LIU Y-H, ROMERO J G, et al. Model-free visually servoed deformation control of elastic objects by robot manipulators[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2013, 29(6): 1457-1468.
- [73] NAVARRO-ALARCON D, YIP H M, WANG Z, et al. Automatic 3-D manipulation of soft objects by robotic arms with an adaptive deformation model[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2016, 32(2): 429-441.
- [74] LAGNEAU R, KRUPA A, MARCHAL M. Automatic shape control of deformable wires based on model-free visual servoing[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(4): 5252-5259.
- [75] QI J M, RAN G T, WANG B H, et al. Adaptive shape servoing of elastic rods using parameterized regression features and auto-tuning motion controls[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2024, 9(2): 1428-1435.
- [76] YANG B H, LU B, CHEN W, et al. Model-free 3-D shape control of deformable objects using novel features based on modal analysis[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2023, 39(4): 3134-3153.
- [77] YANG B H, SUI C Y, ZHONG F X, et al. Modal-graph 3D shape servoing of deformable objects with raw point clouds [J]. International Journal of Robotics Research, 2023, 42(14): 1213-1244.
- [78] QI J M, MA G F, ZHU J H, et al. Contour moments based manipulation of composite rigid-deformable objects with finite time model estimation and shape/position control [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2022, 27(5): 2985-2996.
- [79] JIN S Y, WANG C H, TOMIZUKA M. Robust deformation model approximation for robotic cable manipulation[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2019: 6586-6593.
- [80] ZHU J H, NAVARRO B, PASSAMA R, et al. Robotic manipulation planning for shaping deformable linear objects with environmental contacts[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(1): 16-23.
- [81] JIN S, ROMERES D, RAGUNATHAN A, et al. Trajectory optimization for manipulation of deformable objects: Assembly of belt drive units[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2021: 10002-10008.
- [82] QIN Y, ESCANDE A, KANEHIRO F, et al. Dual-arm mobile manipulation planning of a long deformable object in industrial installation[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023, 8(5): 3039-3046.
- [83] YU M R, LV K C, WANG C H, et al. Generalizable whole-body global manipulation of deformable linear objects by dual-arm robot in 3-D constrained environments[DB/OL]. [2024-06-01]. <https://arxiv.org/abs/2310.09899>.
- [84] ROUSSEL O, FERNBACH P, TAIX M. Motion planning for an elastic rod using contacts[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2020, 17(2): 670-683.
- [85] SINTOV A, MACENSKI S, BORUM A, et al. Motion planning for dual-arm manipulation of elastic rods[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(4): 6065-6072.
- [86] MISHANI I, SINTOV A. Real-time non-visual shape estimation and robotic dual-arm manipulation control of an elastic wire[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(1): 422-429.
- [87] MCCONACHIE D, DOBSON A, RUAN M, et al. Manipulating deformable objects by interleaving prediction, planning, and control[J]. International Journal of Robotics Research, 2020, 39(8): 957-982.
- [88] MCCONACHIE D, POWER T, MITRANO P, et al. Learning when to trust a dynamics model for planning in reduced state spaces[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(2): 3540-3547.
- [89] HUANG J, CHU X Y, MA X, et al. Deformable object manipulation with constraints using path set planning and tracking [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2023, 39(6): 4671-4690.

- [90] MITRANO P, BERENSON D. The grasp loop signature: A topological representation for manipulation planning with ropes and cables[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2024: 10888-10894.
- [91] MATSUNO T, TAMAKI D, ARAI F, et al. Manipulation of deformable linear objects using knot invariants to classify the object condition based on image sensor information[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2006, 11(4): 401-408.
- [92] WAKAMATSU H, ARAI E, HIRAI S. Knotting/unknotted manipulation of deformable linear objects[J]. International Journal of Robotics Research, 2006, 25(4): 371-395.
- [93] SAHA M, ISTO P. Manipulation planning for deformable linear objects[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2007, 23(6): 1141-1150.
- [94] WANG W, BELL M P, BALKCOM D. Towards arranging and tightening knots and unknots with fixtures[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2015, 12(4): 1318-1331.
- [95] TAKIZAWA M, KUDOH S, SUEHIRO T. Implementation of twisting skill to robot hands for manipulating linear deformable objects[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2016. 945-950.
- [96] TANG T, WANG C, TOMIZUKA M. A framework for manipulating deformable linear objects by coherent point drift[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2018, 3(4): 3426-3433.
- [97] HUANG X Z, CHEN D Y, GUO Y H, et al. Untangling multiple deformable linear objects in unknown quantities with complex backgrounds[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2024, 21(1): 671-683.
- [98] GRANNEN J, SUNDARESAN P, THANANJEYAN B, et al. Untangling dense knots by learning task-relevant keypoints[C]//2020 Conference on Robot Learning. PMLR, 2020: 782-800.
- [99] VISWANATH V, GRANNEN J, SUNDARESAN P, et al. Disentangling dense multi-cable knots[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2021: 3731-3738.
- [100] WALTERSSON G A, LAEZZA R, KARAYIANNIDIS Y. Planning and control for cable-routing with dual-arm robot[C]//International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2022: 1046-1052.
- [101] KEIPOUR A, BANDARI M, SCHAAL S. Efficient spatial representation and routing of deformable one-dimensional objects for manipulation[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2022: 211-216.
- [102] JIN S Y, LIAN W Z, WANG C H, et al. Robotic cable routing with spatial representation[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(2): 5687-5694.
- [103] LUO J, XU C, GENG X, et al. Multistage cable routing through hierarchical imitation learning[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2024, 40: 1476-1491.
- [104] JIANG X, NAGAOKA Y, ISHII K, et al. Robotized recognition of a wire harness utilizing tracing operation[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2015, 34: 52-61.
- [105] WILSON A, JIANG H, LIAN W Z, et al. Cable routing and assembly using tactile-driven motion primitives[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2023: 10408-10414.
- [106] WANG W F, BERENSON D, BALKCOM D. An online method for tight-tolerance insertion tasks for string and rope [C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2015: 2488-2495.
- [107] CHANG P, PADIR T. Model-based manipulation of linear flexible objects: Task automation in simulation and real world [J]. Machines, 2020, 8(3). DOI: 10.3390/machines8030046.
- [108] CHANG P, LUO R, DOROSTIAN M, et al. A shared control method for collaborative human-robot plug task[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(4): 7429-7436.
- [109] PALLI G, PIROZZI S. A tactile-based wire manipulation system for manufacturing applications[J]. Robotics, 2019, 8(2). DOI: 10.3390/robotics8020046.
- [110] ZANELLA R, DE GREGORIO D, PIROZZI S, et al. DLO-in-hole for assembly tasks with tactile feedback and LSTM networks[C]//6th International Conference on Control, Decision and Information Technologies. Piscataway, USA: IEEE, 2019: 285-290.
- [111] DE GREGORIO D, ZANELLA R, PALLI G, et al. Integration of robotic vision and tactile sensing for wire-terminal insertion tasks[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2019, 16(2): 585-598.
- [112] MA W Y, ZHANG B, HAN L J, et al. Action planning for packing long linear elastic objects into compact boxes with bimanual robotic manipulation[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2023, 28(3): 1718-1729.
- [113] GAO Y, CHEN Z, LIN J H, et al. Development of an automated system for the soldering of USB cables[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2023, 79. DOI: 10.1016/j.rcim.2022.102440.
- [114] GAO Y, CHEN Z, LING Y H, et al. A hierarchical manipulation scheme for robotic sorting of multiwire cables with hybrid vision[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2023, 28(2): 860-872.
- [115] WANG Z, QURESHI A H. DeRi-Bot: Learning to collaboratively manipulate rigid objects via deformable objects[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023, 8(10): 6355-6362.
- [116] ZHANG X, DOMAE Y, WAN W, et al. Learning efficient policies for picking entangled wire harnesses: An approach to industrial bin picking[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023, 8(1): 73-80.
- [117] YAMAKAWA Y, NAMIKI A, ISHIKAWA M. Simple model and deformation control of a flexible rope using constant, high-speed motion of a robot arm[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2012: 2249-2254.
- [118] JIANG C, NAZIR A, ABBASNEJAD G, et al. Dynamic flex-and-flip manipulation of deformable linear objects[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2019: 3158-3163.
- [119] PREISS J A, MILLARD D, YAO T, et al. Tracking fast trajectories with a deformable object using a learned model[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2022: 1351-1357.

- [120] ZHANG H, ICHNOWSKI J, SEITA D, et al. Robots of the lost arc: Self-supervised learning to dynamically manipulate fixed-endpoint cables[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2021: 4560-4567.
- [121] LIM V, HUANG H, CHEN L Y, et al. Real2Sim2Real: Self-supervised learning of physical single-step dynamic actions for planar robot casting[C]//International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2022: 8282-8289.
- [122] CHI C, BURCHFIEL B, COUSINEAU E, et al. Iterative residual policy: For goal-conditioned dynamic manipulation of deformable objects[J]. International Journal of Robotics Research, 2024, 43(4): 389-404.
- [123] SÜBERKRÜB F, LAEZZA R, KARAYIANNIDIS Y. Feel the tension: Manipulation of deformable linear objects in environments with fixtures using force information[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2022: 11216-11222.
- [124] CHEN K J, BING Z S, WU Y S, et al. Real-time contact state estimation in shape control of deformable linear objects under small environmental constraints[DB/OL]. [2024-06-01]. <https://arxiv.org/abs/2401.17154>.
- [125] PANG T, SUH H J T, YANG L, et al. Global planning for contact-rich manipulation via local smoothing of quasi-dynamic contact models[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2023, 39(6): 4691-4711.
- [126] DENG H, AHMAD F, XIONG J, et al. A robot-object unified modeling method for deformable object manipulation in constrained environments[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2024. DOI: 10.1109/TMECH.2024.3371111.
- [127] HU Y M, FANG Y, GE Z, et al. A moving least squares material point method with displacement discontinuity and two-way rigid body coupling[J]. ACM Transactions on Graphics, 2018, 37(4): 1-14.
- [128] YAMAKAWA Y, NAMIKI A, ISHIKAWA M, et al. One-handed knotting of a flexible rope with a high-speed multifingered hand having tactile sensors[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2007: 703-708.
- [129] SUN Z L, ZHU J H, FISHER R B. DexDLO: Learning goal-conditioned dexterous policy for dynamic manipulation of deformable linear objects[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2024: 16009-16015.
- [130] SHAW K, AGARWAL A, PATHAK D. LEAP hand: Low-cost, efficient, and anthropomorphic hand for robot learning[C]//Robotics: Science and Systems XIX. 2023. DOI: 10.15607/RSS.2023.XIX.089.

作者简介:

于铭瑞 (1998 -), 男, 博士生。研究领域: 机器人灵巧操作, 柔性物体操作。

李翔 (1984 -), 男, 博士, 副教授。研究领域: 机器人操作, 人机交互, 机器人控制。