

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2311572

# 软体机械臂控制方法研究现状及展望\*

耿鹏<sup>1,2</sup>, 何彦霖<sup>1,2</sup>, 杨溢<sup>1,2</sup>, 历文宇<sup>1,2</sup>

(1. 北京信息科技大学光纤传感与系统北京实验室 北京 100192; 2. 北京信息科技大学光电测试技术及仪器教育部重点实验室 北京 100016)

**摘要:**软体机械臂由于具有多自由度、高灵活性、较强的环境适应能力以及安全可交互性高等优势,近年来在生物医疗和海洋勘探等诸多领域得到广泛应用。软体机械臂采用高度可变形的柔性材料制作而成,由于其材料的非线性特征,软体机械臂的精确控制一直是该领域的研究重点和难点,国内外研究人员针对软体机械臂的控制方法开展了大量研究并取得了较大进展。但是目前仍然存在若干问题,亟待探讨解决方法。为此,本文梳理了近十年来国内外研究人员在软体机械臂的运动控制方法上取得的研究成果,分析总结了目前软体机械臂常用的控制方法和最新技术等,指出了软体机械臂控制面临的难题与挑战,并对软体机械臂控制方法的未来发展方向进行了探讨和展望。

**关键词:**软体机器人;软体机械臂;控制方法;建模理论

中图分类号: TH73 TH89

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 460.4020

## Research status and prospects of control methods for soft robotic arms

Geng Peng<sup>1,2</sup>, He Yanlin<sup>1,2</sup>, Yang Yi<sup>1,2</sup>, Li Wenyu<sup>1,2</sup>

(1. Beijing Laboratory of Optical Fiber Sensing and System, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100192, China; 2. Key Laboratory of the Ministry of Education for Optoelectronic Measurement Technology and Instrument, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100016, China)

**Abstract:** Soft robotic arms have been widely used in various fields such as biomedical and marine exploration in recent years due to their advantages of multiple degrees of freedom, high flexibility, strong environmental adaptability, and high safety and interactivity. The soft robotic arm is made of highly deformable flexible materials. Due to the nonlinear characteristics of its materials, the precise control of the soft robotic arm has always been a research focus and difficulty in this field. Domestic and foreign researchers have carried out extensive research on the control methods of the soft robotic arm and made significant progress. However, there are still several issues that need to be addressed urgently. Therefore, this article summarizes the research achievements of domestic and foreign researchers in the motion control methods of soft robotic arms in the past decade. The commonly used control methods and the latest technologies of soft robotic arms are analyzed and summarized. The difficulties and challenges faced by soft robotic arm control are pointed out. The future development direction of soft robotic arm control methods is explored and prospected.

**Keywords:** soft robots; soft robotic arm; control methods; modeling methods

## 0 引言

近几十年来,随着社会经济的高速发展以及自动化控制、工业制造、机器人技术等方面的不断进步,机器人在人类社会中扮演着越来越重要的角色。机器人的应用

领域已经从工农业生产、交通运输、航空航天等领域逐渐延伸到医疗、教育、服务、生活、娱乐等更加与人类生活息息相关的新领域。然而,机器人与人交互的复杂性和高频性也对机器人结构的灵活性、顺应性以及安全性提出了更高的要求。传统刚性机器人虽然能够实现复杂的运动,但往往需要大量的刚性连接关节来实现多冗余度的

收稿日期:2023-06-20 Received Date: 2023-06-20

\* 基金项目:国家自然科学基金青年基金(61903041)项目资助

运动控制,通常此类刚性连接机器人被称之为冗余度或者超冗余度机器人<sup>[1]</sup>。而为了防止任务过程中对脆弱的物品和人体的损伤,要求机器人需要具有一定的柔顺性。研究人员在章鱼等无骨生物有机体当中找到了灵感,这些生物在复杂多变的环境中展示出了灵巧的运动能力。软体机器人在过去的十年中迅速发展,演变成为一系列由软材料(如硅胶)组成的连续软体机械臂<sup>[2-4]</sup>,软体机械臂主要由柔性材料组成,能在正常操作下承受大变形且具有更高的灵活度和安全性,使得软体机械臂在手术医疗、农业采摘、运动康复、海洋勘探等领域具有广阔的应用前景。

软体机器人实际应用的长期稳定可靠依赖于精确、快速的控制方法<sup>[5-7]</sup>的开发,这决定了软体臂能否以快速、可靠、准确和节能的方式完成其目标任务。传统刚体机器人通过对每个自由度进行单独的反馈控制,但由于软体机器人通常具有无限个自由度,因此尚未出现主流的通用控制理论。软体机器人因其由软材料组成,具有高非线性、顺应性和滞后性等特点,因此其高频的控制运动受到限制。此外,独特的设计、制作、驱动方式导致不同的软体机械臂具有不同的性能和控制手段。软体机器人的控制方法主要分为3类:基于模型控制、无模型控制和混合模型控制。

近年来,软体机械臂领域的相关综述主要集中在结构设计<sup>[8-10]</sup>、驱动方式<sup>[11-13]</sup>或传感方法<sup>[14-16]</sup>等方面,然而,对于近年来涌现的软体机械臂的控制方法相对缺乏综合性的分析和总结。本文从软体机械臂的控制方法角度出发,旨在介绍总结软体机械臂领域内建立的各种控制方法。目前,软体机械臂的控制相对于刚体机械臂仍然存在一些挑战,如精度较低、实时性较差等问题。本文针对软体机械臂的控制方法的发展和现状进行概述,分析当前这一领域所面临的挑战,最后对未来的发展方向进行展望,为该领域的研究提供有价值的参考和指导。

## 1 基于模型的控制方法

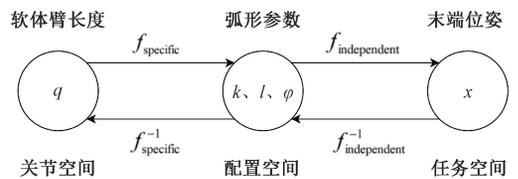
基于模型的控制方法大多基于软体机械臂的物理性质来建立模型,理论上,通过适当的简化和近似,软体机械臂的最终形状可以用一个连续函数来描述,从而使得模型在实际应用中既足够精确又更容易进行分析。目前常用的基于模型的控制方法有如下4种。

### 1.1 分段常曲率模型

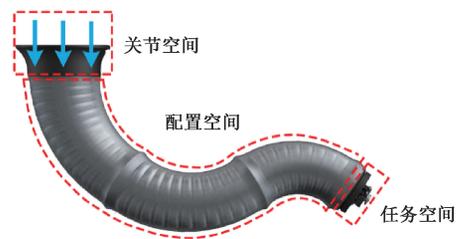
分段常曲率法是软体机械臂建模最常用的方法<sup>[17-24]</sup>。其基本思想是将软体臂分割成若干小段,每一段都近似为一条圆弧,每个圆弧具有恒定的曲率。然后,通过调整每个圆弧的半径和连接它们的端点,生成一个整体上平滑的曲线。它将软体机械臂近似表示为有限的

圆弧集合,只用3个参数(曲率 $k$ 、弧面夹角 $\varphi$ 和弧长 $l$ )来描述,这一简化大大减少了软体臂建模所需的变量数量。

该假设认为,虽然大多数连续体机器人并非是由完美的圆弧组成,但大多都可近似为许多段圆弧的组合。分段常曲率假设将连续体机器人的运动学分解为两个部分的映射,如图1所示,一个是从关节空间到描述常曲率圆弧的配置空间的映射,另一个是从配置空间到任务空间的映射。关节空间的参数为软体臂长,配置空间参数为圆弧的曲率 $k$ 、弧面夹角 $\varphi$ 、弧长 $l$ ,任务空间参数包含机械臂末端的位置信息。



(a) 3个空间及其之间的映射  
(a) Three spaces and their mappings between them



(b) 3个不同空间的定义  
(b) Definition of three different spaces

图1 分段常曲率假设

Fig. 1 Hypothesis of piecewise constant curvature

总的来说,这种方法是建立在这样一个假设之上,即软体臂主干弯曲后的形状可以被认为是由连续的圆弧组成,每段圆弧都具有相同的曲率,通过定义每段圆弧组成的形状来描述软体臂的主干曲线。当软体臂的主干被认为满足恒定曲率假设时,可以基于弧几何方法来计算修改后的D-H约定。基于人工定义的广义坐标,引入Frenet框架来描述机器人配置空间中的类圆形形状。因此,可以计算软体机器人两个空间之间的局部变换,然后根据链式规则表达正向运动学。这种方法在建模具有平面或空间运动软体机械臂上广泛使用。基于恒定曲率假设的建模方法被称为解析法,它使软体机械臂系统的运动学用数学的方式表达,有助于软体臂基于模型的控制。

传统的机械臂使用连杆长度和关节作为运动学模型的基础,Hannan等<sup>[25]</sup>首次提出了采用弧长和曲率的概念来描述连续体机械臂的运动学,为后续研究奠定了理论和基础。这一方法巧妙地将传统刚性机械臂运动学

的分析方法用于连续体机械臂,利用 D-H 约定形式表示连续体机械臂的运动学,此后常曲率模型一度成为设计连续体机械臂静态控制的流行选择,但该模型只对单段圆弧进行了常曲率假设,对复杂多段软体机械臂的建模和控制有待进一步研究。

基于常曲率假设,研究人员进一步提出了分段常曲率模型来解决软体机械臂的建模问题。分段常曲率模型 (piecewise constant curvature, PCC) 假设连续体机械臂可分为几个独立的分段,其中每个分段的弯曲以恒定长度的圆弧为特征 (每个分段应用常曲率模型)。这种简化使得 PCC 成为连续体机械臂建模最流行和最有效的方法之一。Katzschmann 等<sup>[26]</sup>针对三段软体机械臂使用了分段常曲率模型进行建模,每段圆弧单独使用常曲率模型,提出一种闭环控制方法,使软体机器人具备了三维空间轨迹跟踪能力,但由于其使用的控制方法是描述一维弧的常曲率模型,当臂的长度没有比臂的尺寸大很多时,该控制方法就不能收敛,并且当运动方向发生反转时,易出现已奇异性问题。Chen 等<sup>[27]</sup>提出一种分段常曲率模型模型,将柔性机械臂在接触前和接触后视为一个具有恒定曲率的圆弧,在接触点处将圆弧进一步分割为两个独立的段,两段具有不同的曲率,来提高模型与环境交互的时的精度,建模过程如图 2 所示,结果表明该方法在静态控制中取得了较好的效果。但当软体臂接触或者碰撞障碍物时,易受到挤压发生形变,导致建模的准确性降低,难以实现软体臂的精确控制。

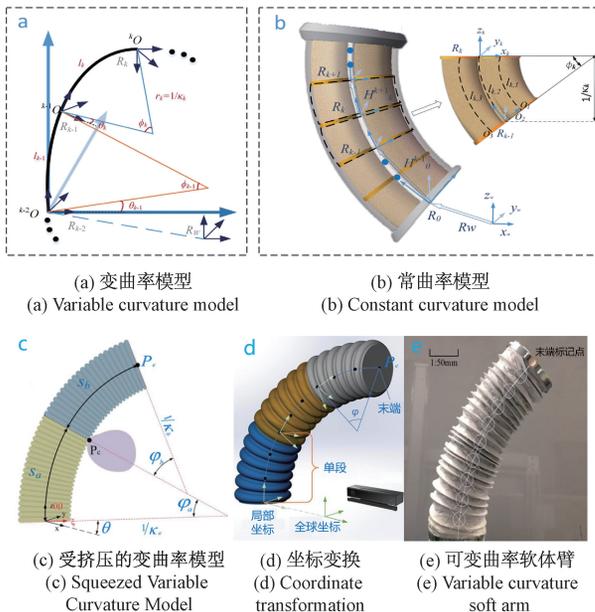


图 2 分段常曲率模型

Fig. 2 Piecewise constant curvature model

基于分段常曲率模型的软体机械臂运动学建模方法能够实现出色的控制精度和鲁棒性,而且操作简单高效。

然而,需要认识到,该模型建立在多个理论假设和简化的基础上,因此在实际应用中可能存在一些限制。首先,该方法的模型精度在软体机械臂受到负载或与环境互动时可能会显著下降,因为软体机械臂会发生形变,而这些形变通常未在模型中充分考虑。其次,为了进行建模,需要准确获取软体机械臂的连续体类型、段数、长度以及 DH 参数等几何参数。然而,不同机器人的几何参数通常各不相同,因此该控制方法在不同软体机械臂之间的移植性较差。另外,随着时间的推移,位置误差可能会积累,这使得该方法不太适用于需要长时间运行的任务。总而言之,尽管基于分段常曲率模型的软体机械臂控制方法在某些情况下非常实用,但在实际应用中需要考虑模型的局限性和适用性,特别是在涉及负载、互动以及长时间运行的情况下。

### 1.2 Cosserat 梁理论模型

Cosserat 梁理论是一种经典的弹性理论模型<sup>[28-31]</sup>,它将杆或梁看作由许多微小的旋转体组成的结构,这些旋转体可以沿着其轴线自由旋转,具有无限的自由度,因此能够有效地描述更广泛范围的非线性连续形变。这一理论常被用于连续运动学分析,尤其适用于准确描述软体机械臂的柔软特性。

Giorelli 等<sup>[32]</sup>基于 Cosserat 梁理论模型建立了线驱动章鱼臂的二维运动学模型,该方法解释了软体臂的大变形机理,其逆运动学使用基于雅可比矩阵计算的迭代方法,通过每 0.08 s 迭代一次雅可比矩阵来更新软体臂的控制输出,结果表明该方法的实时性较好,但该方法仅适用于细长类结构的软机械臂,如图 3 所示。

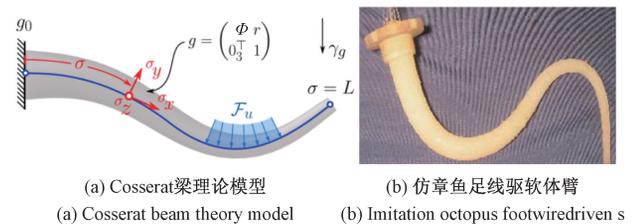


图 3 受章鱼触手启发的软体机械臂

Fig. 3 Soft robotic arms inspired by octopus tentacles

Jones 等<sup>[33]</sup>基于 Cosserat 梁理论为连续体机器人建立了一个精确的三维静力学模型,该模型考虑了重力载荷对软体臂最终形状的影响,并对软体臂末端位置进行了预测,最终预测值与实际测量值之间的误差为 0.61%,该方法对于单段软体臂上的建模和控制效果优于传统模型,其对复杂软体机械臂的控制效果有待进一步验证。Renda 等<sup>[34]</sup>针对复杂软体臂的建模问题,提出了一种基于离散 Cosserat 理论的多截面连续体机械臂动力学建模方法,该方法结合了离散 Cosserat 模型与连续 Cosserat 模

型的优点,形成一个统一的框架,可将单段软体机械臂离散为有限个截面和自由度来分析,与 PCC 方法相比,该方法不仅能够控制软体臂进行弯曲与拉伸运动,还能够控制其剪切和扭转运动,该方法对单段软体机械臂的平面运动控制效果较好,难以精确控制多段机械臂的复杂运动。

Zhao 等<sup>[35]</sup>提出了一种具有连续可变刚度的两段软体机械臂设计,该设计利用约束弯曲曲率的概念来改变刚度,并利用冗余骨架布置来增强刚度。将软体机械臂近似建模为单个杆,并将 Cosserat 杆理论应用于运动学模型,该模型如图 4 所示。通过求解 Cosserat 杆理论方程,数值计算了尖端刚度。刚度控制公式充分利用冗余配置以在达到目标尖端位置的同时在期望方向上调整尖端刚度。该连续机械手的尖端刚度可以提高 10.83 倍,但在在外部干扰下,尖端位置可能会受到影响,如何控制一个具有 3 个以上分段的曲率约束连续体机械臂仍然是一个挑战。

特别是由气动或液压进行驱动的软体臂,其形状通常更加复杂,难以利用 Cosserat 梁理论来进行建模和控制。

### 1.3 有限元模型

有限元建模法 (finite element modeling, FEM) 是一种工程分析方法,通过将复杂的结构或物体分割成有限数量的小元素,然后对每个小元素进行分析和计算,从而预测整个结构或物体的行为和性能。这使得 FEM 成为任意形状软体机器人控制分析的通用策略<sup>[36-37]</sup>,软体臂的有限元分析如图 5 所示。

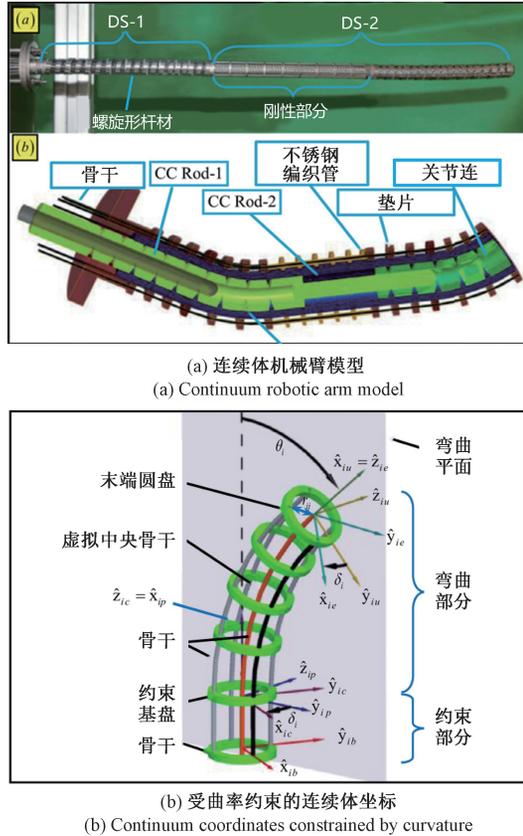
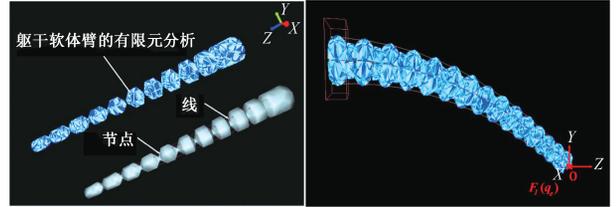


图 4 基于 Cosserat 模型的软体机械臂模型

Fig. 4 Soft manipulator model based on Cosserat model

Cosserat 梁理论模型的主要优势在于其采用众所周知的标准化方法表示连续机器人几何结构,虽然该方法提供了精确计算的模型,但其应用受到软体臂主干形状的限制。具体而言,当软体臂的主干形状无法被视为单一地梁结构时,这种建模方法的准确性就会受到影响。



(a) 软体臂有限元建模 (a) Finite Element Modeling of Soft Arm  
(b) 弯曲变形的有限元仿真 (b) Finite Element Simulation of Bending Deformation

图 5 线驱软体机械臂的有限元分析

Fig. 5 Finite element analysis of a wire driven soft robotic arm

Bieze 等<sup>[38]</sup>提出了一种基于有限元法 (finite element method, FEM) 的实时数值积分方法,根据软体臂的几何结构与材料特性建立起正逆运动学模型,构建了一种基于图像反馈的软体臂闭环控制系统,能够降低有限元模型的不确定性并改善软体机械臂的整体性能,但值得注意的是由于图像采样频率的限制,该方法只能实现软体臂静态工作状态下的运动控制。Amehri 等<sup>[39]</sup>提出了一种基于有限元模型的软体机械臂工作空间估计方法。该方法能够在给定范围内的软体机械臂上,通过前向-后向法来估计软体臂的工作空间。此方法不仅能够消除某些错误的估计空间,还能以正确的方式缩小工作空间估计范围,大大降低了软体臂工作空间的估计复杂度,仿真结果表明该方法能够有效预测软体机械臂的工作空间。该方法由于忽略了软体臂实际运动中受重力、摩擦力等因素的影响,因此可能出现由于软体机械臂实际工作空间发生变化导致的模型估计工作空间不匹配问题。Wu 等<sup>[40]</sup>提出了一种基于有限元模型的单段软体机器人控制策略,以解决模型预测控制的优化问题。该方法使用了一个基于 FEM 的模拟器——SOFA<sup>[41]</sup>实现了软体机械臂对预先设计轨迹的动态跟踪。同时,本文进行了正弦曲线轨迹跟踪和携带负载实验,验证了该方法具有良好的控制精度与抗干扰能力,但由于本文没有考虑机械臂的伸缩运动,限制了该方法的实际应用,该软体臂的正弦轨迹跟踪与抗干扰实验如图 6 所示。

有限元模型善于处理与变形和膨胀相关的大变形,能够预测各种输入条件下软体机械臂的性能,为设计提

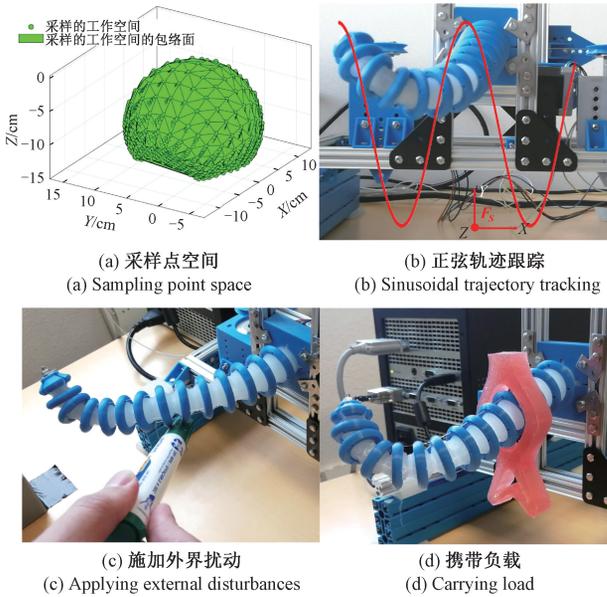


图 6 能够轨迹跟踪和抗干扰的软体机械臂  
Fig. 6 Soft robotic arm capable of trajectory tracking and anti-interference

这些基于模型的控制方法具有精确控制能力,能够通过建立准确的物理模型实现对机械臂的精确控制,并在复杂任务和环境下保持良好的控制性能。然而,这种方法需要处理复杂的模型建立和参数估计,对模型的依赖性较高,且计算复杂性较高,可能导致实时控制效率较低。此外,它对环境变化的敏感性较强,易受到环境影响而导致模型精度降低,6 种基于模型控制的软体机械臂结构如图 7 所示。

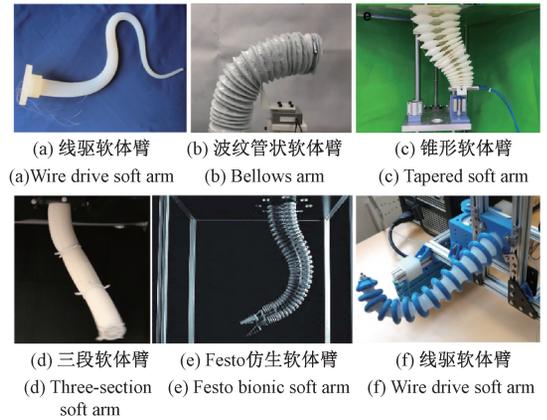


图 7 6 种软体机械臂结构  
Fig. 7 The structure of soft robot

供快速有效的策略,从而降低成本和开发时间。此方法还有助于研究人员更好地理解软体机械臂的应力和应变分布。通常情况下,有限元法用于分析模型并验证实验结果,但由于难以实现实时反馈控制,因此在软体机械臂的开环控制方面更为常见。然而,软体机械臂具有许多复杂性质,如非线性、非均匀性等,同时还涉及到复杂的网格生成和处理等挑战性因素,这些都使得在软体机械臂上应用有限元模型仍然具有一些挑战。

### 1.4 基于模型的控制方法总结

以上 3 种基于模型的控制方法相互独立,它们都是基于软体臂的具体模型结构进行分析建模,分别具有适合描述的软体臂形状结构,其优缺点对比如表 1 所示。

表 1 基于模型的建模方法对比

Table 1 Comparison of model-based modeling methods

有模型法	优势	局限性	适用形状	相关文献
分段常曲率模型	模型易于建立、计算简单	受几何参数影响较大	圆柱或圆锥形软体臂	[17-27]
Cosserat 梁模型	能够表示大范围非线性连续形变	受主干形状影响、模型移植性差	中心具有主干梁的软体臂	[28-35]
FEM 有限元模型	适用性好、无需研究几何规则	维度高、计算复杂、动态响应性能差、需知道具体材料参数	几乎任何形状	[36-42]

## 2 基于无模型的控制方法

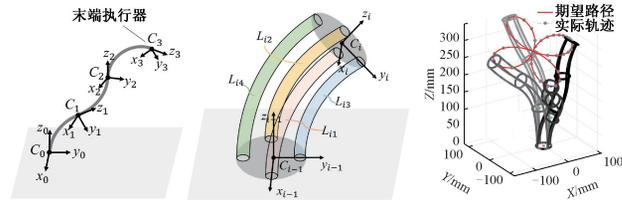
由于软体机器人的运动学与动力学模型难以精确建立<sup>[43]</sup>,且逆动力学模型的求解一直无法准确而快速的计算,所以基于模型的控制方法无法满足高精度的控制需要,研究人员提出了基于无模型的控制方法,该方法不需要提前获取软体臂的几何模型,可以通过实验数据或深度学习算法自适应地建立出运动学模型。无模型的控制方法对不同结构形状的软体臂具有更好的适用广泛性,且能根据环境自适应的学习系统的动态性能,在面对未知环境与不确定负载的情况下,基于无模型的控制方法具有更好的适应性和鲁棒性。

### 2.1 基于神经网络的控制方法

神经网络由于其硬件实现的便捷性与强大的自学习能力等优势,在软体机械臂的控制领域取得了很大的进展。基于神经网络的控制方法不需要建立软体机械臂的数学模型,而是通过将软体臂的运动状态和环境信息作为输入,通过网络的学习和训练,输出相应的控制信号,从而实现软体机械臂的精确控制。

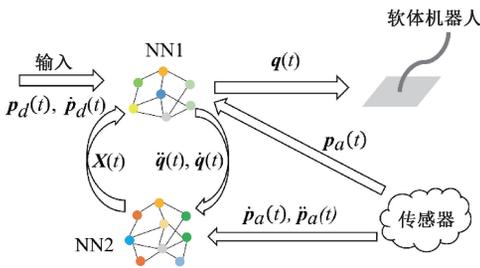
循环神经网络(recurrent neural network, RNN)<sup>[44-51]</sup>是一种用于处理序列数据的神经网络模型,软体机械臂的运动是一种需要考虑前后状态和输入信息的连续动作序列,研究人员已经开始研究基于 RNN 的软体臂运动控

制。2018年, Thuruthel 等<sup>[52]</sup>使用 RNN 网络学习软体机械臂的正向动力学模型, 利用轨迹优化算法实现了长时间序列下软体机械臂的开环预测控制, 在单段的软体机械臂上, 仅花费 240 s 的采样时间, 即可从 0 快速建立起完整的动态模型。但需要指出的是, 由于静摩擦效应使得网络预测存在一定缺陷, 这个动态模型存在一定的不准确性。另外, 这种方法完全依赖数据驱动, 因此难以深入了解软体机械臂结构与动力学之间的关联, 这也导致了确定建模误差的来源以及制定优化设计策略的难度增加。2021年, Tan 等<sup>[53]</sup>对 RNN 网络进行改进, 提出了一种基于变参数递归神经网络 (variable parameter recursive neural network, VP-RNN) 的无模型解决方案, 如图 8 所示。该方案由两个主要部分组成, 一部分基于 VP-RNN 模型来解决运动学逆问题, 另一部分使用 VP-RNN 模型来估计软体机械臂雅可比矩阵的伪逆。通过仿真验证了所提出控制策略的最大误差小于 1 mm, 但该方法需先准确获取软体臂的臂长, 对形状复杂或几何参数较难获取的软体臂控制效果有待进一步验证。



(a) 三段软体臂模型与路径跟踪

(a) Three segment soft arm model and path tracking



(b) 递归神经网络在线调节控制参数

(b) Recurrent neural network for online adjustment of control parameters

图 8 基于 VP-RNN 的软体机械臂模型与控制流程<sup>[53]</sup>

Fig. 8 The model and control process of a software manipulator based on VP-RNN<sup>[53]</sup>

FNN 前馈神经网络是一种常见的神经网络, FNN 的每个神经元都有一个非线性的激活函数, 这种非线性的激活函数使得 FNN 能够处理复杂的非线性关系, 并具有较强的表示能力, 适合用于描述软体机械臂这种具有高度非线性的模型。2015年, Giorelli 等<sup>[54-55]</sup>建立了基于 FNN 前馈神经网络的软机械臂逆运动学模型, 该方法优于基于雅可比矩阵的控制方法, 可将机械臂控制的平均

误差从 15.12 mm 减小为 7.35 mm, 不足的是该控制方法的实时性还需进一步提高。同年国内研究人员 Zhao 等<sup>[56]</sup>为了更好的处理软体机械臂的非线性与滞后问题, 在经典 PID 控制算法的基础上提出了一种能够通过 RBF 神经网络<sup>[57]</sup>进行参数自整定的 PID 控制器, 由于 RBF 网络的非线性函数拟合能力, RBFNN PID 相较于传统的 PID 在软体机械臂的控制上具有更高的精度, 但该方法的局限性在于 RBFNN 的更新算法复杂, 其初始参数需要经过反复实验测试来确定。

BP 神经网络<sup>[58-59]</sup>是一种基于反向传播算法的前馈神经网络, 可通过计算每个神经元的误差, 将误差反向传播到网络的输入层, 从而调整每个神经元的权重和偏置, 以提高网络的预测能力, BP 神经网络广泛用于解决软体机械臂的回归预测、复杂轨迹跟踪以及精确定位等问题。BP 神经网络结构如图 9 所示。

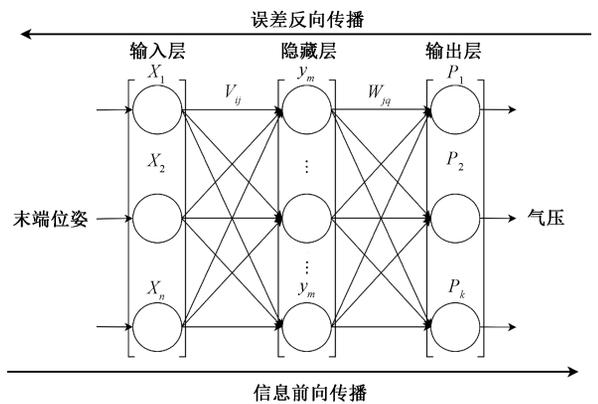


图 9 BP 神经网络结构示意图

Fig. 9 Diagram of BP neural network structure

2022年, Ma 等<sup>[60]</sup>针对三腔室软体机械臂的非线性和不确定性, 提出一种反向传播 BP 神经网络来学习软体机械臂的逆运动学, 该经过样本数据的训练, 能够建立机械臂末端位置与施加到腔室气压的回归预测模型, 该方法比解析模型的精度更高, 预测模型的平均误差为 5.17 mm, 相对于软体臂整体末端位置的平均误差为 2.46%, 但目前的问题是该 BP 神经网络模型仅适用于开环的静态控制, 无法连续控制, 该方法未来预计将 BP 神经网络与遗传算法相结合, 以进一步提高软体机械臂的逆运动学预测精度。2022年, Li 等<sup>[61]</sup>不考虑任何物理参数, 使用反向传播 BP 神经网络拟合两段软体机械臂的逆运动学, 考虑了软体臂尖端的位置和姿态, 避免了双段软体臂会出现的逆运动学多解问题, 针对神经网络的建模误差, 提出与基于传感器的迭代反馈调节控制器相结合的控制策略, 该方法控制框架如图 10 所示。点对点的跟踪和负载实验表明该方法控制下的软体机械臂末端位姿精度可达 1 mm (0.27%) 以内, 这证实了改进的定位控

制策略可以有效地提高软体臂在空载和负载条件下的控制精度。然而需要注意的是,当误差降低到设定的临界值以下时将不再单调收敛,因为迭代更新生成的新输出已经小于软体臂尖端运动控制的最小分辨率,此外 BP 神经网络的调优需要研究人员手动进行超参数的调整,但该过程过度依赖于经验知识且耗时较长。未来可以结合遗传算法、粒子群算法等实现 BP 神经网络超参数的优化设置。

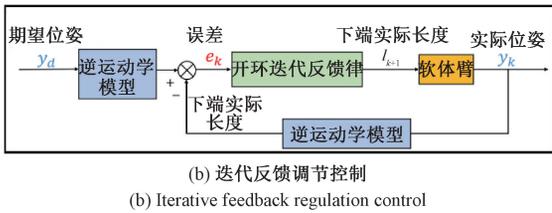
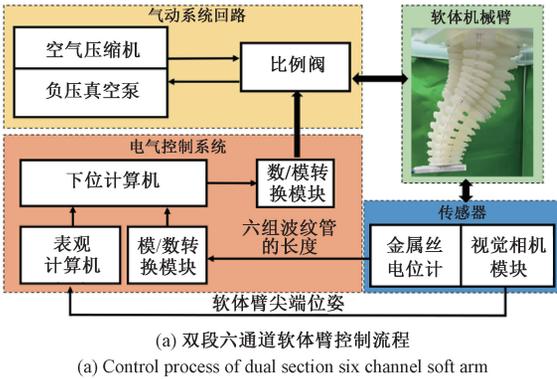


图 10 BP 神经网络结构示意图

Fig. 10 Diagram of BP neural network structure

长短时记忆网络(long short term memory, LSTM) 与传统的 RNN 不同,是一种引入记忆机制的改进 RNN 循环神经网络<sup>[62]</sup>,在处理时间序列数据方面已经被证明优于简单的循环网络,它能够有效地捕捉软体机械臂时间序列数据中的长期依赖关系。2022 年 Centurelli 等<sup>[63]</sup>提出了一种基于长短时记忆网络的数据驱动方案,其学习和训练过程如图 11 所示,该方法能够在平均误差小于 4 mm 的精度下实现精确的轨迹跟踪任务,其最大优势在于它完全不依赖软体机械臂的模型参数,这使得它能够应用于多种形状的软体机械臂。但需要指出的是,目前该方法采用开环控制,因此末端控制误差较大,未来可通过闭环控制减小误差。

2023 年, Xie 等<sup>[64]</sup>针对物理方法建立的运动学模型精度不高、实时性差的问题,提出了一种基于长短时记忆神经网络的双段液压软体臂动力学模型,以施加的压力为输入,软体臂末端坐标为输出,建立了软体臂的逆运动学模型。与传统的分析模型不同,该方法完全由数据驱动,能够直接学习软体臂动态输入和输出之间的关系,其逆运动学模型的构建和训练简单方便。但是该网络的训

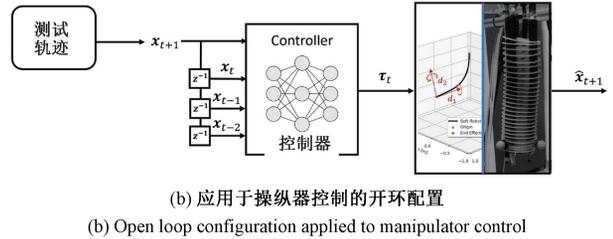
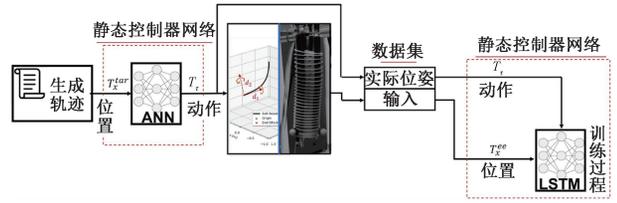


图 11 LSTM 网络训练软体机械臂进行轨迹跟踪控制  
Fig. 11 LSTM network training software robotic arm for trajectory tracking control

练需要较高精度和足够数量的实验数据,另外由于神经网络的黑匣子性质导致难以深入了解模型的内部关系,从而难以判断误差来源以进行优化。针对神经网络在软体机器人控制中过于依赖训练数据的问题, Piqué 等<sup>[65]</sup>在神经网络的基础上首次提出了持续学习的机械臂控制方法,它允许网络不断的从连续可用的数据中进行学习,能够使网络模型不断适应软体机器人动力学模型的变化,结果显示该方法的最大误差为 12.92 mm, 相对误差为 6.46%, 本研究为未来基于持续学习的机械臂控制方法奠定了理论基础和方法支撑。表 2 总结了几种常用的基于神经网络的控制方法的控制结果。

表 2 神经网络控制结果对比

Table 2 Comparison of experimental results of neural networks

时间	神经网络选择	软体臂段数	误差范围/mm	实物/仿真	参考文献
2015	FNN	单段	<30	实物	[55]
2017	RNN	双段	<9	实物	[52]
2021	VP-RNN	三段	<2	仿真	[53]
2021	GND		<3.062 2		
	O-ZND		<0.034 2		
	IE-ZEN	双段	<0.005 5	仿真	[66]
	NAIE-ZND		<0.003 7		
2022	LSTM	单段	<3.3	实物	[64]
2022	BPNN	双段	<1	实物	[61]
2022	BPNN	单段	<9	实物	[60]

## 2.2 基于强化学习的控制方法

在基于强化学习的控制方法中,软体机械臂通过与环境交互来学习最优的动作策略,强化学习算法可以根据机械臂的动作结果给出奖励或惩罚,以调整机械臂的控制策略,随着时间的推移控制策略被不断地优化更新,从而提高控制的精度和效率。2017年 You 等<sup>[67]</sup>使用基于强化学习的无模型方法对软体机械臂进行二维运动控制,控制精度在 10 mm 以内且具有良好的鲁棒性,但提高精度需要进一步缩小步长,这会大大提高任务耗费时间,特别是对于低反应频率的控制系统。

2019年, Satheshbabu 等<sup>[68]</sup>提出了一种基于深度强化学习的空间软体机械臂开环位置控制的无模型方法,使用 Deep-Q 学习和经验回放对系统进行模拟训练。在不同外部载荷条件下,通过仿真和连续臂样机实验验证了该控制策略的有效性和鲁棒性。该方法采用了开环控制,软体臂末端误差比仿真高 4 倍左右,后续将结合闭环控制来进一步缩小末端误差。

针对强化学习训练样本数据量大,学习训练时间较长的问题,2021年, Li 等<sup>[69]</sup>提出了一种 Q 学习控制器,使用粗糙模拟器的数据预训练模型,来提高控制器的性能,针对点到点的运动控制,使用 Q 学习控制器可缩短约 85% 的训练时间,大大提高了训练效率。2021年,上海大学杨傲雷等<sup>[70]</sup>通过分析人体手臂各部位间的相互作用,提出了一种基于强化学习的仿人机器人手臂运动规划方法,该方法对机械臂运动规划的成功率为 91.25%,且耗时较短的。但该方法没有形成统一的控制框架,其通用性较差。

针对强化学习方法每次都需要重新学习训练的问题,2022年 Zakaria 等<sup>[71]</sup>提出了一种新的软体机械臂控制框架,基于深度确定性策略梯度学习训练方法,它可以直接处理不同初始形状和期望的最终形状,而不需要重新学习,提高了强化学习对不同初始位置软体臂的泛用性。

2022年, Centurelli 等<sup>[72]</sup>又提出一种基于长短期记忆网络建立软体机器人正向运动学模型的近似值,由深度强化学习算法训练,对信任区域策略优化,该方法不需要任何动力学参数信息也能够保证平滑的路径跟踪运动,如图 12 所示。

## 2.3 基于无模型的控制方法总结

在软体机械臂控制中,神经网络和强化学习方法通常密切相互关联。神经网络通过学习软体臂的相关数据,来建立出软体臂的运动学和动力学模型,通过将神经网络嵌入到控制回路中,可以实现软体臂端到端的运动控制。另一方面,强化学习通常用来学习软体臂的控制策略,通过强化学习软体臂可以学习最佳的运动路径和抓取策略,通过不断最大化奖励反馈,使软体臂能够在复杂环境中不断优化控制效果。在软体机械臂控制中,神经网络扮演了实现函数逼近的重要角色,而强化学习则

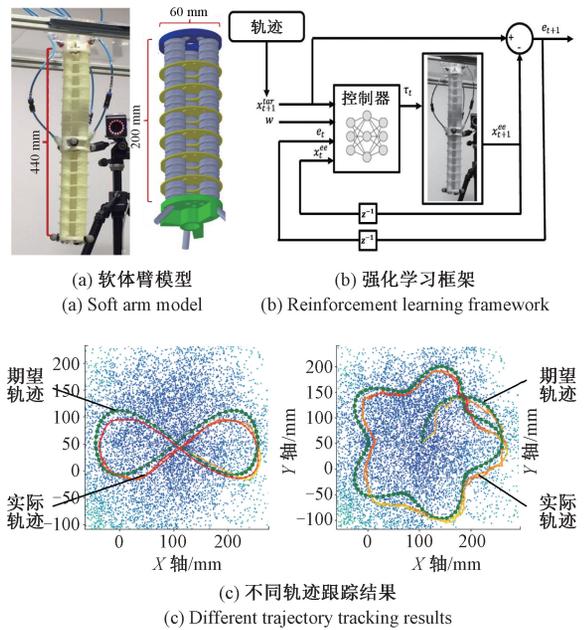


图 12 基于强化学习的软体机械臂

Fig. 12 Software robotic arm based on reinforcement learning

能够结合神经网络的优点来实现软体臂的智能决策和运动控制,这两者之间的协同作用共同实现了软体机械臂的高效控制。

无模型控制方法的优点之一是无需定义软体机械臂构型空间和关节结构参数,传统的控制方法通常需要精确地定义机械臂的构型空间和关节结构参数。相比之下,无模型控制方法不需要这些先验知识,使得该方法更具适用性,可以适应不同结构和形状的软体机械臂。无模型控制方法可以根据环境和任务的变化自动调整控制策略,从而在不同的环境中表现良好。然而,当软体机械臂存在负载和与环境进行交互时,训练出的神经网络模型可能与实际模型不完全匹配。这可能导致控制精度下降,特别是在复杂的情况下。解决这个问题可能需要更多的训练数据和改进的算法。另外,无模型的控制方法通常需要大量的计算和网络模型的学习训练时间较长。这可能导致实时控制的效率较低,不适合用于一些需要软体臂进行快速响应的应用场景。

## 3 基于混合模型的控制方法

尽管无模型方法为开发动态控制器提供了相对简单的途径,但其在实际应用中存在训练时间长和稳定性较差等问题的限制。相比之下,有模型的方法提供了一种简化的数学模型,能够准确地描述软体机械臂的行为。因此,将有模型和无模型方法结合的混合模型控制方法成为一种可行的选择。通过混合模型控制方法,可以充

分利用模型的优势来提高控制性能,并且在需要时仍然能够使用无模型方法进行自适应调整。这种方法既能简化运算,又能保持良好的控制稳定性,为软体机械臂的控制提供了更好的解决方案。

2016年,Reinhart等<sup>[66]</sup>针对力学模型在柔性材料上建模精确性不足的问题,基于机器学习能够从数据中提取非线性模型的特点,将力学建模与机器学习方法相结合,提出混合正演模型反演的前馈控制方法,将软体机械臂运动学与神经网络误差模型相结合,该方法在Festo仿生搬运助手上进行了验证,实验中发现该方法难以选择合适的网络复杂度,来实现软体臂的精确分析与控制。

2021年,中山大学Tan等<sup>[73]</sup>采用梯度神经网络动力学和归零神经网络动力学方法求解实时雅可比矩阵伪反演问题,实现了多截面软体机械臂的运动控制,在仿真中验证了ZNN模型相比于GNN<sup>[73]</sup>模型具有能够更准确的实时计算雅可比矩阵的伪逆,具有更快的收敛速度和更高的控制精度,机械臂的末端位姿均方误差为0.0037mm,但这一结果仅为仿真结果,未来需要在实际软体机械臂上做进一步验证。

2022年,Shen等<sup>[74]</sup>提出了一种基于稀松贝叶斯学习的分段常曲率运动模型,并基于该模型设计了反馈控制器,与线性最小二乘控制器<sup>[75]</sup>和神经网络控制器相比,该方法在训练时间与控制精度上均实现了较好的结果,但该实验在软体机械臂无负载的离线条件下进行,此方法不具备实时根据环境与负载的变化在线更新模型参数的能力。

2022年,Cheng等<sup>[76]</sup>基于Festo的仿生搬运助手软体机械臂提出了一种结合神经网络、解析模型与级联控制器的控制方法,利用神经网络与分段常曲率法建立出多段软体机械臂的逆运动学模型,并在此混合模型的基础上利用级联pi控制器来补偿残余位置误差,如图13所示。该方法与现有方法相比大大减小了软体臂的末端轨迹跟踪误差,实验中发现,到达两个目标轨迹点间的时间间隔约小,精度就越低,推测是低级控制器的响应时间

与惯性造成的影响,未来的一个研究方向是利用高速轨迹跟踪来提高位置精度。

2023年,沈阳工业大学乔景慧等<sup>[77]</sup>针对非线性软体臂模型难以精确建立的问题,提出一种基于机理与数据驱动混合的模型建立方法。首先采用最小二乘法对其机理模型进行参数辨识,其次针对软体臂高阶未建模部分,通过自适应块增量随机配置网络进行预测补偿。该方法的建模精度较高,但无法同时具备良好的模型紧凑性与较快的训练速度。

软体机械臂基于混合模型的控制方法通过模型组合、模型切换、参数估计和自适应算法等手段提高了对软体机械臂的控制能力。这种方法能够综合不同模型的优势,具有较好的鲁棒性、稳定性和适应性,通过结合多个模型和灵活的模型切换,能够在不同工作状态下灵活适应控制要求。同时,通过参数估计和自适应算法,混合模型控制方法能够进一步提高模型的准确性和适应性,适合软体机械臂在复杂环境下的建模与控制。

## 4 挑战与未来发展方向

1) 精确的建模与控制方法。目前软体机械臂的建模方法大多将软体结构假设成无数段刚体结构或者进行简化,由于软体机械臂的柔软非线性特性,这种传统的刚体假设或者简化的建模方法存在较大误差,导致控制精度降低。基于无模型的控制方法依赖于大量的数据训练,实时性较差。因此,研究精确的软体机械臂建模及控制方法,减小机械臂非线性特性等引起的建模误差,实现高精度的机械臂控制是今后研究发展的重要方向。

2) 较强的环境适应能力。由于软体机械臂柔性形变特性,导致其易受外界干扰时,这些外界干扰会影响软体机械臂的稳定性与准确性,目前软体机械臂的控制方法无法消除外界干扰对机械臂的影响,导致控制精度较低。未来需要研究开发新的抗干扰控制方法,如自适应控制、模糊控制、力/触觉反馈控制等,提高软体机械臂的鲁棒性能等。此外,可以从仿生学的角度尝试解决外界环境干扰对软体机械臂精确控制带来的挑战,提高机械臂对外界环境干扰的适应能力。

3) 多模态感知能力。要实现软体机械臂的智能化自主运动控制,首先需要实现机械臂的运动状态参数测量。由于软体机械臂的材料等非线性特性,传统的应变传感器等无法集成在机械臂上,且基于视觉等传感器的方法也存在测量误差较大等不足之处。未来可通过结合光纤和视觉等多传感器的融合<sup>[78]</sup>,补偿不同测量方法的误差,提高机械臂运动状态的测量精度,为机械臂的精确控制提供反馈。

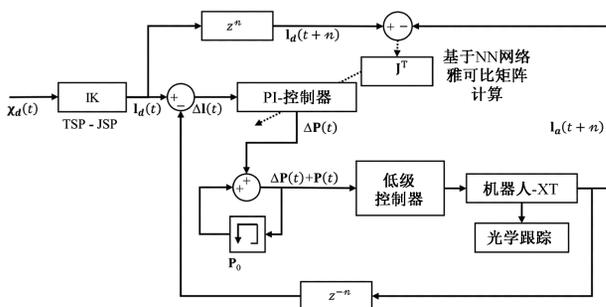


图 13 实时实现的混合模型闭环控制架构<sup>[76]</sup>

Fig. 13 Real time implementation of hybrid model closed-loop control architecture<sup>[76]</sup>

4) 实时路径规划方法。传统的路径规划算法无法准确描述和处理软体机械臂的运动参数,所以无法适用于软体机械臂的路径实时规划,且目前大多软体臂的路径规划仅限于能够跟随某个特定的轨迹运动。因此,未来需要研究基于连续介质力学模型的实时路径规划方法等,使得机械臂能够对未来运动路径实时规划,实现机械臂在复杂动态环境中的任务执行。

## 5 结 论

软体机械臂的控制方法在已有的研究中经历了许多进展和创新。基于模型的控制方法在提高软体机械臂的建模精度方面取得了重要进展,但仍面临着模型简化和精确性之间的平衡问题。无模型的控制方法通过机器学习和优化技术,降低了对精确模型的依赖,但需要大量样本数据和训练时间,实时性能较差,且目前仍存在精度不足的挑战。混合模型控制方法将有模型方法和无模型方法结合起来,通过融合优点来实现更好的控制性能。

随着软体机械臂控制策略的进一步研究,现在的问题已从能否控制软体机械臂转变为控制精度到什么程度。然而,软体机械臂在动态建模、实时控制以及高精度的动态控制方面仍需进一步优化。未来的发展方向包括提高建模精度、减小控制误差、优化路径规划和动力学控制算法,以实现更精准、高效、灵活的软体机械臂控制。这将为工业自动化、服务机器人和医疗领域等提供更广泛的应用前景,并推动软体机械臂在各个领域的进一步创新和发展。

## 参考文献

- [ 1 ] PENG J, WU H, LAU D. Operational space iterative learning control of coupled active/passive multilink cable-driven hyper-redundant robots [ J ]. *Journal of Mechanisms and Robotics*, 2023, 15(1): 011013.
- [ 2 ] BOYER F, LEBASTARD V, CANDELIER F, et al. Statics and dynamics of continuum robots based on Cosserat rods and optimal control theories [ J ]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2022, 39(2): 1544-1562.
- [ 3 ] WANG Y, XU Q. Design and fabrication of a new dual-arm soft robotic manipulator [ C ]. *Actuators MDPI*, 2019.
- [ 4 ] DONGSHENG L I U, HONGBIN Z, JIANGMIN T U O, et al. A flytrap-inspired soft manipulator driven by single airbag [ C ]. 2018 WRC Symposium on Advanced Robotics and Automation (WRC SARA), IEEE, 2018: 83-89.
- [ 5 ] WANG J L. Kinematics and dynamics modeling of the non-physical direction robot [ C ]. 2009 International Conference on Machine Learning and Cybernetics, IEEE, 2009, 6: 3390-3395.
- [ 6 ] ADETU C F, MOORE C A, ROBERTS R G. Dynamic modeling and control of the OMEGA-3 parallel manipulator [ C ]. 2009 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, IEEE, 2009: 3599-3604.
- [ 7 ] KRISTIAN H, PRAMUJATI B, NURHADI H. Kinematics, dynamics and state space modeling for a remote control weapon station 12.7 mm (RCWS) [ C ]. *AIP Conference Proceedings*, 2018, 1983(1): 060005.
- [ 8 ] LIU P, LIU Y, WANG K, et al. Design and performance analysis of airbag-soft-manipulator according to characteristic parameters [ J ]. *Strojniski Vestnik/ Journal of Mechanical Engineering*, 2020, 66(1), Doi: 10.1155/2020/8860550.
- [ 9 ] SALGUEIRO J M, REIS J C P. Towards a highly integrated 3D printed soft continuum manipulator [ C ]. 2021 7th International Conference on Automation, Robotics and Applications (ICARA), IEEE, 2021: 163-167.
- [ 10 ] DOU W, ZHONG G, CAO J, et al. Soft robotic manipulators: Designs, actuation, stiffness tuning, and sensing [ J ]. *Advanced Materials Technologies*, 2021, 6(9): 2100018.
- [ 11 ] YANG Y, ZHANG M, LI D, et al. Graphene-based light-driven soft robot with snake-inspired concertina and serpentine locomotion [ J ]. *Advanced Materials Technologies*, 2019, 4(1): 1800366.
- [ 12 ] TIAN S, LI S, HU Y, et al. A polymeric bilayer multi-legged soft millirobot with dual actuation and humidity sensing [ J ]. *Sensors*, 2021, 21(6): 1972.
- [ 13 ] VON DRIGALSKI F, TANAKA K, HAMAYA M, et al. A compact, cable-driven, activatable soft wrist with six degrees of freedom for assembly tasks [ C ]. 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), IEEE, 2020: 8752-8757.
- [ 14 ] TRUBY R L, KATZSCHMANN R K, LEWIS J A, et al. Soft robotic fingers with embedded ionogel sensors and discrete actuation modes for somatosensitive manipulation [ C ]. 2019 2nd IEEE International Conference on

- Soft Robotics (RoboSoft), IEEE, 2019: 322-329.
- [15] CHEN S, PANG Y, YUAN H, et al. Smart soft actuators and grippers enabled by self-powered tribo-skins[J]. *Advanced Materials Technologies*, 2020, 5(4): 1901075.
- [16] LIU W, DUO Y, LIU J, et al. Touchless interactive teaching of soft robots through flexible bimodal sensory interfaces[J]. *Nature Communications*, 2022, 13(1): 5030.
- [17] MENG F, XU F, WU M, et al. Modeling and experiment of three-cavity soft manipulator[C]. 2018 5th IEEE International Conference on Cloud Computing and Intelligence Systems (CCIS), IEEE, 2018: 1018-1022.
- [18] DELLA SANTINA C, BICCHI A, RUS D. On an improved state parametrization for soft robots with piecewise constant curvature and its use in model based control [J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2020, 5(2): 1001-1008.
- [19] GIORELLI M, RENDA F, CALISTI M, et al. A two dimensional inverse kinetics model of a cable driven manipulator inspired by the octopus arm[C]. 2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation, IEEE, 2012: 3819-3824.
- [20] ZHU Y, DIAN S, XIANG G, et al. Modeling and dynamic control of continuum robots with improved state parameterization [C]. 2021 33rd Chinese Control and Decision Conference (CCDC), IEEE, 2021: 2602-2607.
- [21] YU S, YIQUAN W. A morphological approach to piecewise constant active contour model incorporated with the geodesic edge term [J]. *Machine Vision and Applications*, 2020, 31: 1-25.
- [22] CHENG H, LIU H, WANG X, et al. Approximate piecewise constant curvature equivalent model and their application to continuum robot configuration estimation[C]. 2020 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC), IEEE, 2020: 1929-1936.
- [23] LI Z, YU H, REN H, et al. A novel constrained tendon-driven serpentine manipulator [C]. 2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), IEEE, 2015: 5966-5971.
- [24] HUANG S, ZHANG Q, LIU Z, et al. Control of a piecewise constant curvature continuum manipulator via policy search method [C]. 2018 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO), IEEE, 2018: 1777-1782.
- [25] HANNAN M W, WALKER I D. Kinematics and the implementation of an elephant's trunk manipulator and other continuum style robots [J]. *Journal of Robotic Systems*, 2003, 20(2): 45-63.
- [26] KATZSCHMANN R K, DELLA SANTINA C, TOSHIMITSU Y, et al. Dynamic motion control of multisegment soft robots using piecewise constant curvature matched with an augmented rigid body model[C]. 2019 2nd IEEE International Conference on Soft Robotics (RoboSoft), IEEE, 2019: 454-461.
- [27] CHEN Y, LI W, GONG Y. Static modeling and analysis of soft manipulator considering environment contact based on segmented constant curvature method[J]. *Industrial Robot: the International Journal of Robotics Research and Application*, 2020, 48(2): 233-246.
- [28] TASORA A, BENATTI S, MANGONI D, et al. A geometrically exact isogeometric beam for large displacements and contacts [J]. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 2020, 358: 112635.
- [29] MASSOUMI S, CHALLAMEL N, LERBET J. Bending/shear wave dispersion analysis of granular chains-Discrete and enriched continuous Cosserat modelling [J]. *International Journal of Solids and Structures*, 2022, 236: 111355.
- [30] ZHAO L, WANG F, ZHANG Y L, et al. Theoretical study on the dynamic behavior of a plate-like micro-cantilever with multiple particles attached[J]. *Plos One*, 2016, 11(3): e0151821.
- [31] CAASENBROOD B, POGROMSKY A Y, NIJMEIJER H. Energy-based control for soft manipulators using cosserat-beam models[C]. *ICINCO*, 2021: 311-319.
- [32] GIORELLI M, RENDA F, CALISTI M, et al. A two dimensional inverse kinetics model of a cable driven manipulator inspired by the octopus arm[C]. 2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation, IEEE, 2012: 3819-3824.
- [33] JONES B A, GRAY R L, TURLAPATI K. Three dimensional statics for continuum robotics [C]. 2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, IEEE, 2009: 2659-2664.

- [34] RENDA F, CACUCCILO V, DIAS J, et al. Discrete cosserat approach for soft robot dynamics: A new piecewise constant strain model with torsion and shears [C]. 2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), IEEE, 2016: 5495-5502.
- [35] ZHAO B, ZENG L, WU Z, et al. A continuum manipulator for continuously variable stiffness and its stiffness control formulation[J]. Mechanism and Machine Theory, 2020, 149: 103746.
- [36] ZHANG Z, DEQUIDT J, KRUSZEWSKI A, et al. Kinematic modeling and observer based control of soft robot using real-time finite element method [C]. 2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), IEEE, 2016: 5509-5514.
- [37] ZHENG G, GOURY O, THIEFFRY M, et al. Controllability pre-verification of silicone soft robots based on finite-element method [C]. 2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA), IEEE, 2019: 7395-7400.
- [38] BIEZE T M, LARGILLIERE F, KRUSZEWSKI A, et al. Finite element method-based kinematics and closed-loop control of soft, continuum manipulators[J]. Soft Robotics, 2018, 5(3): 348-364.
- [39] AMEHRI W, ZHENG G, KRUSZEWSKI A. Fem based workspace estimation for soft robots: A forward-backward interval analysis approach [C]. 2020 3rd IEEE International Conference on Soft Robotics (RoboSoft), IEEE, 2020: 170-175.
- [40] WU K, ZHENG G, ZHANG J. FEM-based trajectory tracking control of a soft trunk robot[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2022, 150: 103961.
- [41] WU K, ZHENG G. Simulation and control co-design methodology for soft robotics [C]. 2020 39th Chinese Control Conference (CCC), IEEE, 2020: 3910-3914.
- [42] CHEN M, WANG D, ZOU J, et al. A multi-module soft robotic arm with soft end effector for minimally invasive surgery[C]. 2019 2nd World Conference on Mechanical Engineering and Intelligent Manufacturing (WCMEIM), IEEE, 2019: 461-465.
- [43] CHEN Y L, LI W S, GUO Q, et al. Kinematics modeling of soft manipulator interacting with environment using segmented variable curvature method [J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2022, 20(1): 255-267.
- [44] TAN N, HUANG M, YU P, et al. Neural-dynamics-enabled Jacobian inversion for model-based kinematic control of multi-section continuum manipulators [J]. Applied Soft Computing, 2021, 103: 107114.
- [45] LI J, YAO R, FENG Y, et al. Zeroing neural network for solving hybrid multilayered time-varying linear system[J]. IEEE Access, 2020, 8: 199406-199414.
- [46] XIAO L, HE Y, DAI J, et al. A variable-parameter noise-tolerant zeroing neural network for time-variant matrix inversion with guaranteed robustness [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2020, 33(4): 1535-1545.
- [47] SHI Y, ZHANG Y. Solving future equation systems using integral-type error function and using twice ZNN formula with disturbances suppressed[J]. Journal of the Franklin Institute, 2019, 356(4): 2130-2152.
- [48] ALMEIDA J D, SCHYDLO P, DEHBAN A, et al. Sensorimotor graph: Action-conditioned graph neural network for learning robotic soft hand dynamics [C]. 2021 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), IEEE, 2021: 9569-9576.
- [49] SUN W, AKASHI N, KUNIYOSHI Y, et al. Physics-informed recurrent neural networks for soft pneumatic actuators[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(3): 6862-6869.
- [50] TRUBY R L, DELLA SANTINA C, RUS D. Distributed proprioception of 3D configuration in soft, sensorized robots via deep learning [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(2): 3299-3306.
- [51] LI Y, HANNAFORD B. Soft-obstacle avoidance for redundant manipulators with recurrent neural network[C]. 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), IEEE, 2018: 3022-3027.
- [52] THURUTHEL T G, FALOTICO E, RENDA F, et al. Model-based reinforcement learning for closed-loop dynamic control of soft robotic manipulators[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2018, 35(1): 124-134.
- [53] TAN N, YU P, NI F, et al. Trajectory tracking of soft continuum robots with unknown models based on varying parameter recurrent neural networks [C]. 2021 IEEE International Conference on Systems, Man, and

- Cybernetics (SMC), IEEE, 2021; 1035-1041.
- [54] GIORELLI M, RENDA F, CALISTI M, et al. Neural network and jacobian method for solving the inverse statics of a cable-driven soft arm with nonconstant curvature [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2015, 31(4): 823-834.
- [55] GIORELLI M, RENDA F, CALISTI M, et al. Learning the inverse kinetics of an octopus-like manipulator in three-dimensional space [J]. Bioinspiration & Biomimetics, 2015, 10(3): 035006.
- [56] ZHAO J, ZHONG J, FAN J. Position control of a pneumatic muscle actuator using RBF neural network tuned PID controller [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2015: 1-16.
- [57] JING Y, JIAN F. Inverted pendulum RBF neural network PID controller design [C]. 2014 International Symposium on Computer, Consumer and Control, IEEE, 2014: 560-562.
- [58] DU Y, ZHU Q. Decentralized adaptive force/position control of reconfigurable manipulator based on soft sensors [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part I: Journal of Systems and Control Engineering, 2018, 232(9): 1260-1271.
- [59] LIU L, CHEN J, XU L. Realization and application research of BP neural network based on MATLAB [C]. 2008 International Seminar on Future BioMedical Information Engineering, IEEE, 2008: 130-133.
- [60] MA H, ZHOU J, ZHANG J, et al. Research on the inverse kinematics prediction of a soft biomimetic actuator via BP neural network [J]. IEEE Access, 2022, 10: 78691-78701.
- [61] LI X, ZHENG T, SUI D, et al. A 3D printed variable cross-section pneumatic soft manipulator with high-precision positioning capability: Design and control implementation [J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2022, 342: 113644.
- [62] SMAGULOVA K, JAMES A P. A survey on LSTM memristive neural network architectures and applications [J]. The European Physical Journal Special Topics, 2019, 228(10): 2313-2324.
- [63] CENTURELLI A, RIZZO A, TOLU S, et al. Open-loop model-free dynamic control of a soft manipulator for tracking tasks [C]. 2021 20th International Conference on Advanced Robotics (ICAR), IEEE, 2021: 128-133.
- [64] XIE Q, ZHANG Y, WANG T, et al. Dynamic response prediction of hydraulic soft robotic arms based on LSTM neural network [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part I: Journal of Systems and Control Engineering, 2023, 237(7): 1251-1265.
- [65] PIQUÉ F, KALIDINDI H T, FRUZZETTI L, et al. Controlling soft robotic arms using continual learning [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(2): 5469-5476.
- [66] REINHART R F, STEIL J J. Hybrid mechanical and data-driven modeling improves inverse kinematic control of a soft robot [J]. Procedia Technology, 2016, 26: 12-19.
- [67] YOU X, ZHANG Y, CHEN X, et al. Model-free control for soft manipulators based on reinforcement learning [C]. 2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), IEEE, 2017: 2909-2915.
- [68] SATHEESHBABU S, UPPALAPATI N K, CHOWDHARY G, et al. Open loop position control of soft continuum arm using deep reinforcement learning [C]. 2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA), IEEE, 2019: 5133-5139.
- [69] LI P, WANG G, JIANG H, et al. A Q-learning control method for a soft robotic arm utilizing training data from a rough simulator [C]. 2021 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO), IEEE, 2021: 839-845.
- [70] 杨傲雷, 陈燕玲, 徐昱琳. 基于强化学习的机器人手臂仿人运动规划方法 [J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(12): 136-145.
- YANG AO L, CHEN Y L, XU Y L. Humanoid motion planning of robotic arm based on reinforcement learning [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(12): 136-145.
- [71] ZAKARIA M H D, ARANDA M, LEQUIÈVRE L, et al. Robotic control of the deformation of soft linear objects using deep reinforcement learning [C]. 2022 IEEE 18th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE), IEEE, 2022: 1516-1522.
- [72] CENTURELLI A, ARLEO L, RIZZO A, et al. Closed-Loop dynamic control of a soft manipulator using deep

- reinforcement learning [ J ]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(2): 4741-4748.
- [73] TAN N, HUANG M, YU P, et al. Neural-dynamics-enabled Jacobian inversion for model-based kinematic control of multi-section continuum manipulators [ J ]. Applied Soft Computing, 2021, 103: 107114.
- [74] SHEN Y, DENG L, YUAN Y, et al. Kinematic control for crossed-fiber-reinforced soft manipulator using sparse Bayesian learning [ J ]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2022, 27(2): 611-622.
- [75] ROLF M, STEIL J J. Constant curvature continuum kinematics as fast approximate model for the Bionic Handling Assistant [ C ]. 2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, IEEE, 2012: 3440-3446.
- [76] CHENG K, ZHANG K, FEI S, et al. Potential-based least-squares policy iteration for a parameterized feedback control system [ J ]. Journal of Optimization Theory and Applications, 2016, 169: 692-704.
- [77] 乔景慧, 李洪达, 陈宇曦, 等. 机理与数据驱动的软体手弯曲角度软测量模型 [ J ]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(6): 147-158.
- QIAO J H, LI H D, CHEN Y X, et al. Soft sensor model of bending angle integrated mechanism and data for soft gripper [ J ]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(6): 147-158.
- [78] MISHRA M K, SAMANTARAY A K, CHAKRABORTY G.

Joint-space kinematic control of a bionic continuum manipulator in real-time by using hybrid approach [ J ]. IEEE Access, 2022, 10: 47031-47050.

### 作者简介



**耿鹏**, 2021 年于河南工业大学获得工学学士学位, 现为北京信息科技大学硕士研究生, 主要研究方向为软体手术机器人。

E-mail: 1536523387@qq.com

**Geng Peng** received his B. Sc. degree in engineering from Henan University of Technology in 2021. He is currently a master student at Beijing Information Science and Technology University. His main research interest is surgical soft robotics.



**何彦霖** (通信作者), 2011 年于兰州交通大学获得工学学士学位和文学学士 (双学位), 2018 年于北京理工大学获得博士学位, 现为北京信息科技大学教授、博士生导师, 主要研究方向为软体手术机器人及测控技术、光机电一体化与智能系统等。

E-mail: heyanlin@bistu.edu.cn

**He Yanlin** (Corresponding author) received her B. E. degree and B. A. degree (double degree) from Lanzhou Jiaotong University in 2011, and the Ph. D. degree from Beijing Institute of Technology in 2018. She is currently a professor and a Ph. D. advisor at Beijing Information Science and Technology University. Her main research interests include soft surgical robots and measurement and control technology, opto-mechatronics and intelligent systems, etc.