

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413614

基于切向量拟合的连续体机械臂多 IMU 形态估计*

许立松¹, 马国梁², 邹文成¹, 郭健¹, 于睿¹

(1. 南京理工大学自动化学院 南京 210094; 2. 南京理工大学能源与动力工程学院 南京 210094)

摘要: 中心杆构型的连续体机械臂, 主干是一根连续介质杆, 缺少传统机械臂的关节结构, 因此形态反馈一直是难以解决的问题。目前, 基于多 IMU 的形态测量方法大多依赖分段常曲率假设, 但这种假设在机械臂受到外部负载作用时无法满足, 从而影响形态估计的准确性。为了解决这一问题, 提出了一种基于切向量拟合的连续体机械臂多 IMU 形态估计算法。该算法基于 Cosserat 杆理论对连续体机械臂进行数学建模, 能够更准确地描述其变形行为。通过误差状态卡尔曼滤波对多个测量位置的形态进行估计, 并求解出每个位置的切向量。接下来, 采用 B 样条方法对各个位置离散的切向量进行拟合, 获取以弧长为自变量的切向量函数。最后, 通过对连续变化的切向量函数进行积分, 完成形态估计。实验表明, 该算法在动态轨迹和静态负载下均能实现高精度的形态估计, 尤其在负载引起的形态变化较为显著时, 算法表现出较强的鲁棒性和稳定性。与传统的基于分段常曲率假设的方法相比, 所提算法在末端位置的定位精度和形态重构的准确性方面都有显著提升。在负载较大的情况下, 形态估计误差相比现有方法降低了 50% 以上, 证明了其在复杂应用场景中的优越性。

关键词: 连续体机械臂; 形态估计; 分布式多 IMU; B 样条曲线; 误差状态卡尔曼滤波

中图分类号: TP241.3 TH89 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.8040

Shape estimation of continuum robots with multiple IMUs based on tangent vector fitting

Xu Lisong¹, Ma Guoliang², Zou Wencheng¹, Guo Jian¹, Yu Rui¹

(1. School of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China;

2. School of Energy and Power Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: The continuum robotic arm with a central backbone configuration utilizes a single continuous medium rod as its main structure, lacking the joint mechanisms found in traditional robotic arms. This design makes shape feedback a long-standing challenge. Currently, most shape measurement methods based on multiple IMUs rely on the piecewise constant curvature assumption. However, this assumption often fails when the robotic arm is subjected to external loads, leading to reduced accuracy in shape estimation. To address this issue, this paper proposes a multi-IMU shape estimation algorithm for continuum robotic arms based on tangent vector fitting. The algorithm employs Cosserat rod theory to mathematically model the continuum robotic arm, enabling a more accurate description of its deformation behavior. The shape at multiple measurement points is estimated using error-state Kalman filtering, and the tangent vector at each point is calculated. Subsequently, B-spline fitting is applied to the discrete tangent vectors to obtain a continuous tangent vector function with arc length as the independent variable. Finally, by integrating this continuously varying tangent vector function, the shape estimation is completed. Experimental results demonstrate that the algorithm achieves high-precision shape estimation under both dynamic trajectories and static loads, particularly when significant shape changes are induced by external loads. The algorithm exhibits strong robustness and stability. Compared to traditional methods based on the piecewise constant curvature assumption, the proposed algorithm significantly improves the positioning accuracy at the end-effector and the accuracy of shape reconstruction. Under high-load conditions, the shape estimation error is reduced by more than 50% compared to existing methods, proving its superiority in complex application scenarios.

Keywords: continuum robots; shape estimation; distributed multi-IMU; B-spline curve; ESKF

收稿日期: 2024-12-20 Received Date: 2024-12-20

* 基金项目: 江苏省农业科技自主创新资金项目 (CX(24)1023)、中央高校基本科研业务费专项 (2024301002) 资助

0 引言

中心杆构型的连续体机械臂以可变形的连续介质为主体,在驱动绳的作用下,其形态呈现为连续变形的曲线。凭借固有的柔顺性和高灵巧性^[1],连续体机械臂能够适应各种环境的接触需求^[2],展现出受限空间中的应用潜力。在医疗^[3]、航空航天及设备检查、修理和维护^[4-5]等场景中,具有广阔的发展前景。

在机械臂的运动规划和控制中^[6],臂体的状态反馈至关重要。传统刚性机械臂的状态信息可以通过数量有限的关节角度来进行描述。这些关节角度通过光学或磁性编码器能够实现精确测量。但是连续体机械臂没有实际的关节,且位形分布连续,无法使用现有关节编码器。因此,如何对连续体机械臂的形态进行精确估计,一直是研究中的难点。

目前对于连续体机械臂形态估计的研究,主要分为外部检测和嵌入式传感两类。外部检测通过外部测量设备获取离散位置或姿态信息,从而重构机械臂的形态曲线。文献[7]使用外置相机获取连续体机械臂的二值化图像,通过识别特征计算机械臂各段的恒定曲率。Ma等^[8]进一步采用双目立体视觉系统获取特征点的空间位置,结合静力学模型和贝塞尔曲线重建机械臂形态(臂长70 mm),在外部负载作用下,其最大形状拟合误差 <4 mm、末端误差 <6 mm。文献[9]则利用电磁跟踪线圈对连续体机械臂进行多点位置测量,使用统计优化方法进行形态重构,平均末端误差为8.8 mm。嵌入式传感通过将传感设备嵌入机械臂内部进行测量。Guo等^[10]将磁传感器和永磁体集成到连续体机械臂中,通过磁传感器检测永磁体的位姿,拟合二次贝塞尔曲线,重建二维平面的形状。光纤布拉格光栅(fiber Bragg grating, FBG)能够捕获密集分布的离散应变信息,结合分段常曲率(piecewise constant curvature, PCC)假设,能够实现较高精度的形态估计^[11-13]。惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)广泛使用于机器人的导航定位领域^[14-15],在连续体机械臂的形态估计中也得到了应用。文献[16]将机械臂近似为一系列刚性连杆,通过多个IMU的密集分布实现连杆姿态线性插值,其末端位置的中值误差小于臂长的10%。文献[17]将多IMU与PCC假设相结合,利用相邻IMU的姿态信息解算空间圆弧,末端位置误差20~40 mm之间。还有研究结合FBG的应变数据和IMU的姿态数据,通过融合优化提升形态估计精度,较PCC效果更优^[18]。

此外,文献[19]将外部视觉和内部IMU传感器数据作为约束,将机械臂形态重建为多段Pythagorean Hodograph曲线,同时还考虑了遮挡情形下部分位置信

息缺失的问题。

外部检测方法适用于实验室环境,而在实际场景中,嵌入式传感技术更具应用价值。在嵌入式传感中,基于FBG的测量方式虽然具有较高的精度,但成本高昂且需要侵入式安装,不适用于采用硬质合金材料的连续体机械臂。相比之下,IMU传感器无需侵入式安装,并且在使用和部署成本方面具有显著优势。然而,在当前的多IMU测量方法中,现有文献采用的PCC假设,将连续体机械臂建模为多个曲率恒定的圆弧。这一假设在机械臂与负载相互作用和动态运动过程中会引入显著误差。原因在于,在外力作用下,机械臂形态的曲率分布会随弧长的变化而连续变化,而IMU的数量是有限的(甚至会很少),有限的分段常曲率无法准确近似连续变化的实际曲率,无法还原真实曲线。因此,为了实现高精度的形态估计,亟需基于连续体机械臂特性开发新的估计算法。

针对现有PCC假设的不足,提出了一种基于切向量拟合的连续体机械臂多IMU形态估计方法。主要贡献如下:1)设计了分布式的多IMU测量系统,无需外部测量设备;2)不同于以往使用参数曲线直接拟合形态的做法,使用三次B样条对切向量进行拟合。将拟合得到的以弧长为自变量的连续切向量函数与Cosserat杆理论相结合,积分得到连续体机械臂形态。相比PCC,有效提高了形态估计精度。

1 机械臂结构及测量系统设计

研究的连续体机械臂如图1所示。该机械臂主要由一根弹性中心杆、一个驱动盘和若干间隔盘组成。间隔盘上等间隔分布着3个驱动绳孔,呈 120° 排列。驱动绳依次穿过这些绳孔,并固定于驱动盘上。通过拉动驱动绳,可以实现对连续体机械臂形态的精确控制。

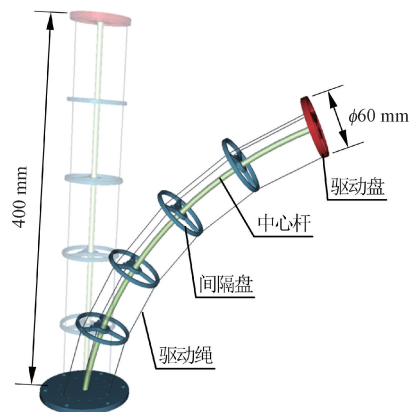


图1 连续体机械臂结构

Fig. 1 Structural configuration of the continuum robotic arm

所设计的测量系统如图 2 所示。本研究开发了安装在间隔盘和驱动盘上的姿态检测模块 (attitude determination module, ADM)。ADM 由 IMU (集成了 3 轴陀螺仪和 3 轴加速度计) 和微控制器单元 (microcontroller unit, MCU) 组成。MCU 获取 IMU 测量数据后计算可得所在盘的姿态, 这里由哈密顿四元数 q_i 表示。模块之间使用控制器区域网络 (controller area network, CAN) 进行通信。CAN 是一种差分总线, 能够有效抵抗电磁干扰, 适用于长距离通信, 这使得各个模块可以分布在机械臂的不同位置。此外, 为了确保系统的时间同步, 模块还采用了脉冲位置调制 (pulse-position modulation, PPM) 信号。此同步信号与电源 (power, PWR) 和 CAN 一同被集成到总线接口, 从而保证了测量的同步性。ADM 的局部测量坐标系也在图 2 中给出。注意并不是所有的间隔盘都装有 ADM。

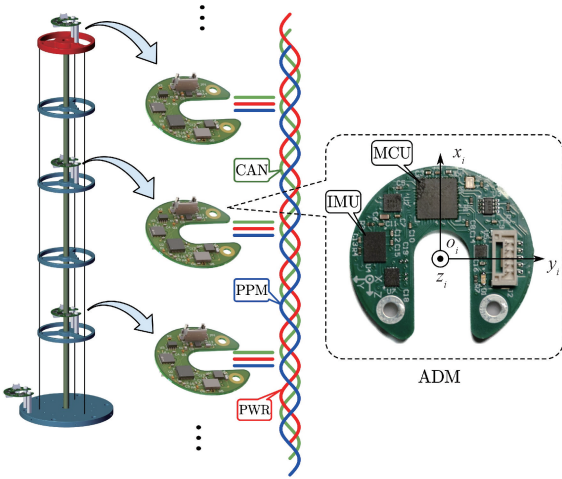


图 2 分布式多 IMU 测量系统

Fig. 2 Distributed multi-IMU measurement system

2 形态估计算法

本章介绍了一种基于多 IMU 的形态估计算法的基本流程, 具体包括以下 4 个步骤:

1) 构建 Cosserat 杆模型: 将中心杆建模为具有连续分布特性的 Cosserat 杆, 以描述其变形行为。

2) IMU 四元数计算: 滤波融合每个 IMU 的加速度和角速度数据, 估计其姿态四元数。

3) 切向量提取: 通过 IMU 的姿态四元数计算中心杆各离散测量点处的切向量。

4) 形态曲线重构: 结合 Cosserat 杆理论, 采用 B 样条拟合得到切向量分布函数, 通过积分运算重构中心杆的空间形态曲线。

2.1 基于 Cosserat 杆理论建模

Cosserat 杆理论通过中心曲线和局部坐标系的组合对空间杆进行描述。如图 3 所示的, 中心曲线 $p(s) \in \mathbf{R}^3$ 是杆几何中心的轨迹, 根据弧长参数 s 描述其位置分布。局部坐标系 $\mathbf{R}(s) \in \text{SO}(3)$ ($\text{SO}(3)$ 是三维特殊正交群, 表示三维空间中的旋转) 由正交单位向量 (e_x, e_y, e_z) 构成, 用以刻画杆横截面的空间姿态。结合位置 $p(s)$ 和姿态 $\mathbf{R}(s)$, 定义任意弧长 s 处的位形为:

$$g(s) = \begin{bmatrix} \mathbf{R}(s) & p(s) \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

全局坐标系 $\{S\}$ 是固定的参考框架, 从而统一描述杆的几何形态。

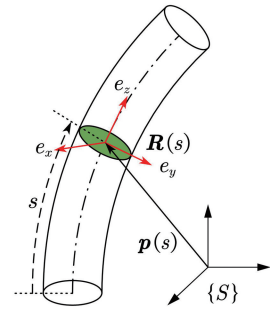


图 3 使用 Cosserat 杆理论描述的中心杆

Fig. 3 Backbone described by Cosserat rod theory

当中心杆发生变形时, 其随弧长的线性变形和弯曲变形分别用 $v(s)$ 和 $u(s)$ 表示。中心杆的整体位形可由式 (2) 决定。

$$\begin{cases} \dot{p}(s) = \mathbf{R}(s)v(s) \\ \dot{\mathbf{R}}(s) = \mathbf{R}(s)\hat{u}(s) \end{cases} \quad (2)$$

其中, $\dot{p}(s)$ 是 $p(s)$ 对弧长的微分; $\hat{u}(s)$ 为 $u(s)$ 的反对称矩阵。

2.2 IMU 姿态估计

6 轴 IMU 可提供 3 轴加速度和 3 轴角速度的测量值 a_m 和 ω_m 。为了稳定地估计 ADM 姿态, 采用误差状态卡尔曼滤波器 (error state Kalman filter, ESKF) 进行数据融合。在 ESKF 中, 真实状态 x_t 被划分为名义状态 x 和误差状态 δx 两部分。名义状态忽略了扰动、噪声及其他可能的模型不完善因素, 因此在积分过程中会积累误差。相应地, 这些误差被纳入误差状态, 并通过高斯估计进行修正。处理过程如下。

1) ESKF 过程模型和传播步骤:

真实状态的连续时间运动学模型为:

$$\dot{x}_t = \begin{bmatrix} \dot{q}_t \\ \dot{\omega}_{bt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} q \otimes (\omega_m - \omega_b - \omega_n) \\ \omega_m \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: \otimes 表示四元数乘法; ω_b 为陀螺仪偏置; ω_n 为陀螺仪测量噪声; ω_ω 是陀螺仪角速率偏置估计时的过程噪声(建模为零均值的随机游走)。

名义状态则是在式(3)的基础上忽略了噪声及干扰,因此名义状态的过程模型为:

$$\dot{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \dot{\mathbf{q}} \\ \dot{\omega}_b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} \mathbf{q} \otimes (\boldsymbol{\omega} - \boldsymbol{\omega}_b) \\ 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

时间离散后得到名义状态的先验估计为:

$$\hat{\mathbf{x}}_k^- = \begin{bmatrix} \mathbf{q} \otimes \mathbf{q} \mid \boldsymbol{\omega}_{m,k} - \boldsymbol{\omega}_{b,k} \\ \boldsymbol{\omega}_b \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中, k 表示时间步; 符号 \wedge 表示估计值; 而 $-$ 表示先验量。

误差状态是名义状态与真实状态之间的差,其过程模型为:

$$\delta \dot{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \delta \dot{\boldsymbol{\theta}} \\ \delta \dot{\omega}_b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -[\boldsymbol{\omega}_m - \boldsymbol{\omega}_b]_{\times} \delta \boldsymbol{\theta} - \delta \boldsymbol{\omega}_b - \boldsymbol{\omega}_n \\ \boldsymbol{\omega}_\omega \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: $[\cdot]_{\times}$ 是反对称算子,用以生成反对称矩阵。

使用泰勒级数展开式(6),并简化所有二阶无穷小量,得到线性化误差状态过程模型为:

$$\delta \mathbf{x}_k = \mathbf{F}_x \delta \mathbf{x}_{k-1} + \begin{bmatrix} \boldsymbol{\theta}_i \\ \boldsymbol{\omega}_i \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中: $\boldsymbol{\theta}_i$ 和 $\boldsymbol{\omega}_i$ 是使用高斯过程建模的随机脉冲。它们的均值为0,它们的协方差矩阵表示为:

$$\boldsymbol{\Theta}_i = \sigma_{\omega_n}^2 \Delta t^2 \mathbf{I} \quad (8)$$

$$\boldsymbol{\Omega}_i = \sigma_{\omega_\omega}^2 \Delta t^2 \mathbf{I} \quad (9)$$

\mathbf{F}_x 是状态转移矩阵,写为:

$$\mathbf{F}_x = \begin{bmatrix} \mathbf{R} \{ (\boldsymbol{\omega}_m - \boldsymbol{\omega}_b) \Delta t \}^T & -\mathbf{I} \Delta t \\ \mathbf{0} & \mathbf{I} \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中, $\mathbf{R} \{ \cdot \}$ 表示 \cdot 决定的方向余弦矩阵; Δt 是时间子步; \mathbf{I} 为单位矩阵。

随着过程模型的传播,误差状态的协方差矩阵可以表示为:

$$\mathbf{P}_k^- = \mathbf{F}_x \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{F}_x^T + \mathbf{Q}_i \quad (11)$$

式中: \mathbf{Q}_i 是离散时间的过程噪声协方差矩阵,写为:

$$\mathbf{Q}_i = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\Theta}_i & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \boldsymbol{\Omega}_i \end{bmatrix} \quad (12)$$

2) ESKF 测量模型和更新步骤:

先验状态需要测量值加以校正,离散时间下的测量模型可写为:

$$\mathbf{y}_k = h(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v} \quad (13)$$

式中: $h(\cdot)$ 是系统状态的非线性函数; $\mathbf{v} \sim N\{0, \mathbf{V}\}$, 是方差为 \mathbf{V} 的高斯白噪声。

考虑到只有加速度计作为测量值,计算 $\hat{\mathbf{x}}_k^-$ 后,则 \mathbf{y}_k

的预测值为:

$$\hat{\mathbf{y}}_k^- = h(\hat{\mathbf{x}}_k^-) = \mathbf{R} \{ \hat{\mathbf{q}}_k \}^T \mathbf{a}_g \quad (14)$$

其中, \mathbf{a}_g 是惯性系下的重力加速度。

当 k 时刻的测量值 \mathbf{y}_k 更新后,结合 \mathbf{P}_k^- , 得到卡尔曼增益为:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T + \mathbf{V})^{-1} \quad (15)$$

滤波器校正得到的误差状态为:

$$\delta \hat{\mathbf{x}}_k = \mathbf{K}_k (\mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}_k^-) \quad (16)$$

后验误差状态协方差矩阵得以更新为:

$$\mathbf{P}_k^+ = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_k^- \quad (17)$$

\mathbf{H} 是雅可比矩阵,利用链式法则可写为:

$$\mathbf{H} \triangleq \left. \frac{\partial h}{\partial \delta \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}} = \left. \frac{\partial h}{\partial \mathbf{x}_l} \right|_{\mathbf{x}} \left. \frac{\partial \mathbf{x}_l}{\partial \delta \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}} = \mathbf{H}_x \mathbf{X}_{\delta x} \quad (18)$$

式中: \mathbf{H}_x 是 h 相对于自身参数的标准雅可比行列式; $\mathbf{X}_{\delta x}$ 是真实状态相对于误差状态的雅可比矩阵。

最后,将校正后的误差注入先验名义状态,得到后验值。

$$\hat{\mathbf{x}}_k^+ \leftarrow \hat{\mathbf{x}}_k^- \oplus \delta \hat{\mathbf{x}}_k \quad (19)$$

2.3 基于切向量拟合的形态估计算法

总体的算法框架如图4所示。分布式测量系统获取各测量点的姿态后,进一步求取形态曲线切向量。这里采用连续体机器人领域常用的近似方法^[20-21],假设中心杆不会发生轴向伸长或剪切应变,因此取 $\mathbf{v}(s) = [0 \ 0 \ 1]$ 。结合式(2)的计算,切向量表示为:

$$\dot{\mathbf{p}}(s_{IMU}) = \mathbf{R}(s_{IMU}) \mathbf{v}(s_{IMU}) = \mathbf{e}_z(s_{IMU}) \quad (20)$$

其中, s_{IMU} 为 IMU 测量点处弧长。可见 IMU 局部测量坐标系的 oz 轴即为切向量。

形态曲线的切向量具有连续性,因此可以通过离散点 \mathbf{e}_{z_i} 进行插值拟合。采用三次 B 样条对离散切向量进行拟合,得到连续变换的切向量函数 $\dot{\mathbf{p}}(s)$ 。 B 样条是通过 $n+1$ 个控制点和基函数 $N_{i,k}(u)$ 表示曲线的一种数学形式,其主要特点是能够灵活调整曲线形状,同时保持曲线的平滑性。三次 B 样条的控制方程为:

$$\mathbf{C}(u) = \sum_{i=0}^n P_i N_{i,3}(u) \quad (21)$$

式中: $u \in [0, 1]$ 为参数化值; $N_{i,k}(u)$ 的递推关系为:

$$N_{i,k}(u) = \frac{u - u_i}{u_{i+k} - u_i} N_{i,k-1}(u) + \frac{u_{i+k+1} - u}{u_{i+k+1} - u_{i+1}} N_{i+1,k-1}(u) \quad (22)$$

$$N_{i,0}(u) = \begin{cases} 1, & u_i \leq u < u_{i+1} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (23)$$

获取连续分布的切向量后,结合式(2),积分可得形态曲线。

$$\mathbf{p}(s) = \int_0^s \dot{\mathbf{p}}(x) dx \quad (24)$$

3 试验与分析

本章通过试验对比 PCC 和所提算法在不同工况下的形态估计结果,以此验证所提算法的有效性。试验样

机如图 5 所示,与图 2 的设计相同,将 IMU-0 到 IMU-3 布置在对应位置。在驱动盘和间隔盘上都装有呈十字分布的 4 个动捕靶球。通过“度量”动作捕捉系统(简称动捕),能够使用靶球构建刚体,测量靶球所在盘的姿态和中心位置。

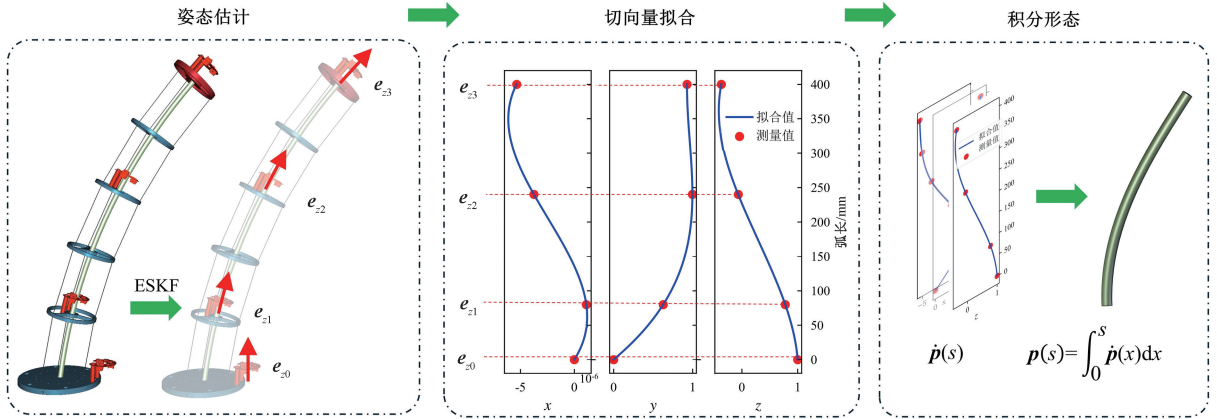


图 4 形态估计算法

Fig. 4 Shape estimation algorithm

参考文献 [7, 17, 20-21] 的形态估计精度评价方式,设计了 2 组典型的试验场景进行验证。

试验 1: 无负载条件下,连续体机械臂在三维空间中的轨迹运动。该试验旨在考察动态运动过程中形态估计算法的实时形态估计误差。同时根据末端三维轨迹,能够观测末端位置的偏差及误差积累情况,间接评估形态估计精度。

试验 2: 末端负载作用下的连续体机械臂形态估计。由于连续体机械臂的结构具有轴对称性,任何方向的弯曲变形在轴对称平面内是等效的。因此,在本试验中,本文将不同的末端负载施加在同一弯曲平面内,测试其对形态估计精度的影响。

将动捕获取的刚体中心点(图 5 中标记点)作为中心杆形态离散点的标准数据,通过末端位置误差和各标准点的均方根误差(root mean squared error, RMSE)来评

判形态估计的精度。由于存在一定的安装误差,因此在实验开始前首先通过动捕对驱动盘和各间隔盘的实际所处弧长进行校正,得到如表 1 所示的弧长校正 d 正参数表。

表 1 安装位置校正参数

Table 1 Parameters for installation position correction

	弧长/mm	安装 IMU
根部	0	是
间隔盘 1	63.5	是
间隔盘 2	143.3	否
间隔盘 3	222.4	是
间隔盘 4	303.6	否
驱动盘	384.1	是

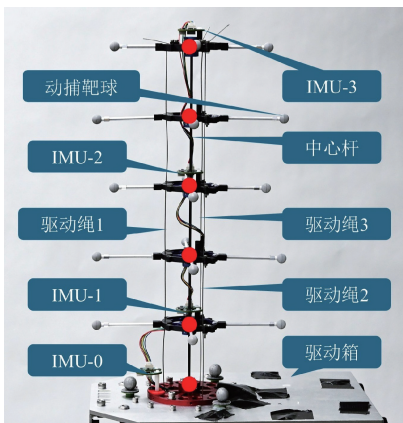


图 5 试验样机构成

Fig. 5 Composition of the experimental prototype

3.1 试验 1

如图 6 所示,连续体机械臂进行末端圆形轨迹的空间运动。末端轨迹对比如图 7 所示,可见基于 PCC 假设的轨迹与真实轨迹偏离较大,尤其在曲线弯曲处(弯曲角



图 6 机械臂运动轨迹示意

Fig. 6 Schematic diagram of the robotic arm's motion trajectory

较大的区域)误差明显。而所提算法的轨迹则与真实轨迹吻合度更高,局部放大图也显示了所提算法对轨迹细节的拟合效果优于 PCC。

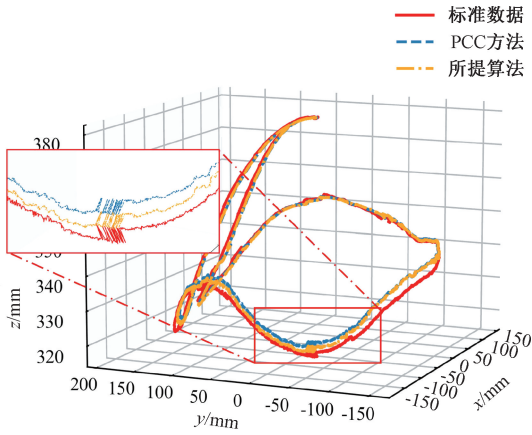


图7 末端轨迹对比

Fig. 7 Comparison of end-effector trajectories

结合表 2 中的结果,所提算法的整体轨迹跟踪 RMSE 为 4.12 mm,较 PCC 的 5.15 mm 低约 20%。所提算法的最大的形态 RMSE 仅为 1.41 mm,远低于 PCC 方法的 6.08 mm,显示出形态重构方面的优势。

表 2 结果对比

Table 2 Comparison of results (mm)

方法	轨迹 RMSE	最大形态 RMSE
PCC 方法	5.15	6.08
所提算法	4.12	1.41

3.2 试验 2

如图 8 所示,试验 2 对比 PCC 与所提算法在静态不同负载(500、550、600 和 650 g)条件下的性能,分析 2 种方法在外力导致的大变形下末端位置误差和形态 RMSE 方面的表现。

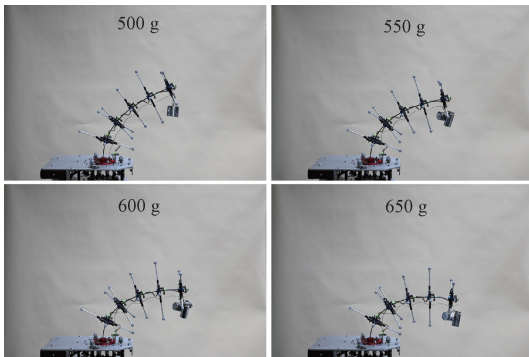


图8 末端负载 500~650 g 的形态变化

Fig. 8 Shape variations under loads from 500 to 650 g

图 9 为负载下 yz 方向的形态拟合曲线对比。不难看出,在形态曲线重构中,PCC 方法的结果与标准数据存在较大偏差,特别是在曲线末端区域,误差更加明显,拟合效果较差。所提算法的拟合曲线与真实数据高度吻合,特别是在不同负载条件下均表现出较高的拟合准确性,形态重构结果更接近真实值。

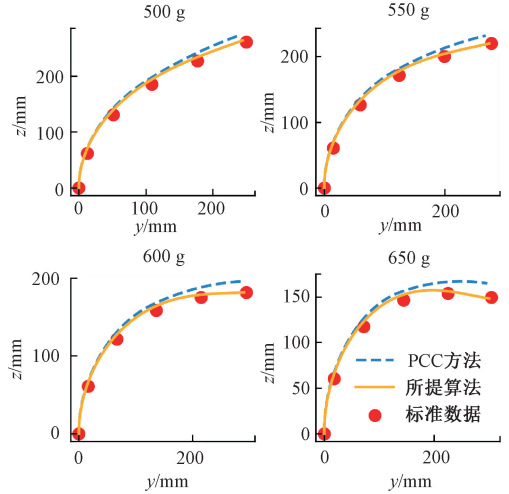


图9 yz 方向的形态估计结果对比

Fig. 9 Comparison of shape estimation results in the yz direction

这一点在图 10 和 11 的末端误差和形态 RMSE 对比图中也得到了印证。PCC 方法的末端位置误差较大,随着负载的增加,误差逐渐上升,在 600 和 650 g 时达到最大(17.44 和 17.35 mm)。PCC 的形态 RMSE 也维持在较高水平(5.53~6.09 mm),随负载变化略有波动。所提算法的各负载条件下的末端位置误差则显著降低,分别为 5.81、5.19、5.61 和 4.81 mm,相较于 PCC 方法,误差减少了约 60%~70%。最大末端位置误差不超过臂段长度的 1.6%。形态 RMSE 分别为 2.76、2.64、2.82 和 2.54 mm,仅为 PCC 方法的 45%~50%。

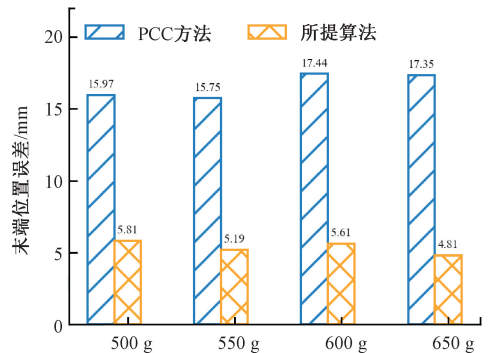


图10 末端位置误差分布

Fig. 10 Distribution of tip position errors under different loads

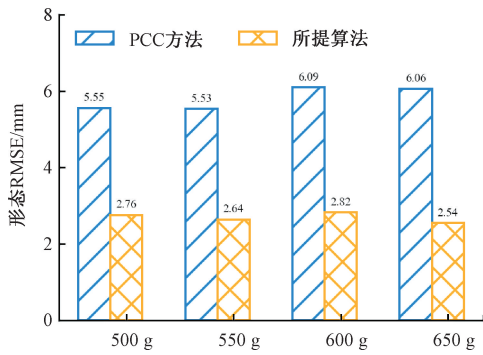


图 11 形态估计 RMSE

Fig. 11 RMSE of shape estimation results

所提算法在形态重构误差方面表现出显著优势,形态 RMSE 稳定性更高,能够有效重构连续体机械臂形态。随着负载从 500 g 增加到 650 g, PCC 方法的拟合误差逐渐增大,而所提算法的曲线重构精度保持稳定,显示出良好的鲁棒性和适应性。需要进一步说明的是,文中所采用的试验例程数量有限,但本研究方法的关键在于通过 B 样条的拟合,得到了更加接近真实的曲率分布。这解决了当 IMU 数量有限甚至极少时,通过分段恒定值来拟合真实曲率分布函数所带来的天然的误差。

4 结 论

针对连续体机械臂的形态估计问题,对现有基于多 IMU 测量的 PCC 假设进行了改进,提出了基于切向量拟合的连续体机械臂多 IMU 形态估计算法。试验结果表明,相比基于 PCC 假设的方法,所提算法显著提高了末端位置的定位精度和形态重构的准确性,在应对负载导致的大变形情形时展现出更强的鲁棒性和稳定性,为实现高精度的形态重构和末端位置控制提供了更为可靠的解决方案。

参考文献

[1] 方虹斌, 郑立, 张琦炜, 等. 柔性机械臂动力学建模研究进展[J]. 动力学与控制学报, 2023, 21(12): 5-21.
FANG H B, ZHENG L, ZHANG Q W, et al. Research progress on dynamics modeling of flexible robotic arms: A review [J]. Journal of Dynamics and Control, 2023, 21(12): 5-21.

[2] 耿鹏, 何彦霖, 杨溢, 等. 软体机械臂控制方法研究现状及展望[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(11): 85-98.
GENG P, HE Y L, YANG Y, et al. Research status and prospects of control methods for soft robotic arms [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(11):

85-98.

[3] BURGNER-KAHRS J, RUCKER D C, CHOSET H. Continuum robots for medical applications: A survey[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2015, 31(6): 1261-1280.

[4] 耿仕能, 王友渔, 陈丽莎, 等. 变刚度连续型机械臂设计与控制[J]. 宇航学报, 2018, 39(12): 1391-1400.
GENG SH N, WANG Y Y, CHEN L SH, et al. Design and control of a continuum arm with variable stiffness [J]. Journal of Astronautics, 2018, 39(12): 1391-1400.

[5] DONG X, PALMER D, AXINTE D, et al. In-situ repair/maintenance with a continuum robotic machine tool in confined space [J]. Journal of Manufacturing Processes, 2019, 38: 313-318.

[6] 刘宜成, 杨迦凌, 梁斌, 等. 基于强化学习的多段连续体机器人轨迹规划[J]. 电子测量技术, 2024, 47(5): 61-69.
LIU Y CH, YANG J L, LIANG B, et al. Trajectory planning of multi-stage continuum robot based on reinforcement learning [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(5): 61-69.

[7] HANNAN M W, WALKER I D. Real-time shape estimation for continuum robots using vision [J]. Robotica, 2005, 23: 645-651.

[8] MA X, CHIU P W Y, LI ZH. Static model assisted stereo-visual shape sensing of flexible manipulators [J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(10): 11684-11691.

[9] MAHONEY A W, BRUNS T L, SWANEY P J, et al. On the inseparable nature of sensor selection, sensor placement, and state estimation for continuum robots or “Where to put your sensors and How to use them” [C]. 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2016: 4472-4478.

[10] GUO H, JU F, CAO Y F, et al. Continuum robot shape estimation using permanent magnets and magnetic sensors [J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2019, 285: 519-530.

[11] WANG H SH, ZHANG R X, CHEN W D, et al. Shape detection algorithm for soft manipulator based on fiber bragg gratings [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2016, 21(6): 2977-2982.

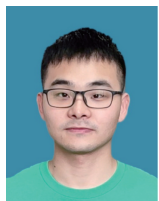
[12] HE Y L, ZHU L Q, SUN G K, et al. Design, measurement and shape reconstruction of soft surgical actuator based on fiber bragg gratings [J]. Applied Sciences, 2018, 8(10): 1773.

[13] HOU Q L, LU CH H, LI X Y. A novel pose sensing model for soft manipulator based on helical FBG [J].

Sensors and Actuators A: Physical, 2021,321:112586.

- [14] 赵壮, 马国梁. 自适应滤波协同图优化导航方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(7): 271-281.
ZHAO ZH, MA G L. Research on the adaptive filtering-collaborative graph optimization navigation method[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(7): 271-281.
- [15] 邓鹏, 罗静. 复杂环境下机器人多传感器融合定位方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(12): 48-57.
DENG P, LUO J. Robot multi-sensor fusion localization method in complex environment[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(12): 48-57.
- [16] MARTIN Y J, BRUDER D, WOOD R J. A proprioceptive method for soft robots using inertial measurement units [C]. 2022 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2022: 6169-6174.
- [17] PENG R, WANG Y, LU P. A tendon-driven continuum manipulator with robust shape estimation by multiple IMUs[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2024, 9(4): 3084-3091.
- [18] AN X, CUI Y F, DONG X G, et al. Shape reconstruction of soft continuum robots via the fusion of local strains and global poses[J]. Cell Reports Physical Science, 2024, 5(10): 102224.
- [19] BEZAWADA H, WOODS C, VIKAS V. Shape reconstruction of soft manipulators using vision and IMU feedback[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(4): 9589-9596.
- [20] OREKHOV A L, SIMAAN N. Solving cosserat rod models via collocation and the magnus expansion[C]. 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2020: 8653-8660.
- [21] LILGE S, BARFOOT T D, BURGNER-KAHRIS J. Continuum robot state estimation using gaussian process regression on SE(3) [J]. International Journal of Robotics Research, SAGE Publications Ltd STM, 2022, 41(13/14): 1099-1120.

作者简介



许立松, 2018年于南京理工大学获得学士学位, 现为南京理工大学博士研究生, 主要研究方向为连续体机械臂感知与控制。

E-mail: xulisong@njust.edu.cn

Xu Lisong received his B.Sc. degree from Nanjing University of Science and Technology

in 2018 and is currently a doctoral student at Nanjing University

of Science and Technology, with a research focus on continuum robot perception and control.



马国梁(通信作者), 2006年于南京理工大学获得博士学位, 现为南京理工大学副教授, 主要研究方向为机器人系统与控制。

E-mail: mgj@njust.edu.cn

Ma Guoliang (Corresponding author) received his Ph.D. from Nanjing University of Science and Technology in 2006 and is currently an associate professor at Nanjing University of Science and Technology, with a research focus on robot systems and control.



邹文成, 2015年于南京理工大学获得学士学位, 2020年于南京理工大学获得博士学位, 现为南京理工大学教授, 主要研究方向为非线性系统和多自主系统协同控制。

E-mail: abc@123.com

Zou Wencheng received his B.Sc. degree in 2015 from Nanjing University of Science and Technology, received his Ph.D. degree in 2020 from Nanjing University of Science and Technology. Now he is a professor in Nanjing University of Science and Technology. His main research interests include nonlinear systems and collaborative control of multi-agent systems.



郭健, 2002年于南京理工大学获得博士学位, 现为南京理工大学教授、博士生导师, 主要研究方向为智能控制与智能系统。

E-mail: guoj1002@njust.edu.cn

Guo Jian received his Ph.D. degree from Nanjing University of Science and Technology in 2002, and is currently a professor and doctoral supervisor of Nanjing University of Science and Technology, with his main research direction of intelligent control and intelligent systems.



于睿, 2020年于南京理工大学获得学士学位, 现为南京理工大学博士研究生, 主要研究方向为深度学习机器视觉。

E-mail: yu831@foxmail.com

Yu Rui received his B.Sc. degree from Nanjing University of Science and Technology in 2020 and is currently a doctoral student at Nanjing University of Science and Technology, with a research focus on deep learning machine vision.