

基于 LQR 和 UKF 的软体机器人无模型 轨迹跟踪控制

关胜闯¹ 柳宇钧² 杨清昊¹ 刘兆冰^{1*}

1. 武汉理工大学机电工程学院, 武汉, 430000

2. 宁波诺丁汉大学电气与电子工程系, 宁波, 315000

摘要: 针对软体机器人精确建模和控制问题提出一种新颖的非线性估计和控制策略, 用于控制二维气动软体机器人的动态性能。采用基于 Koopman 算子的数据驱动方法建立二维气动软体机器人的线性模型。利用无迹卡尔曼滤波器(UKF)进行传感器数据滤波和系统状态估计, 同时利用线性二次型调节器(LQR)来实现轨迹跟踪的最优控制。仿真和实验比较结果一致表明, 所提方法在轨迹跟踪性能方面优于另两种方法。

关键词: 软体机器人; Koopman 算子; LQR 控制; 无迹卡尔曼滤波器

中图分类号: TP242

DOI: 10.3969/j.issn.1004-132X.2025.03.020

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Model-free Trajectory Tracking Control of Soft Robots Based on LQR and UKF

GUAN Shengchuang¹ LIU Yujun² YANG Qinghao¹ LIU Zhaobing^{1*}

1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan, 430000

2. Department of Electrical and Electronic Engineering, University of Nottingham Ningbo China, Ningbo, Zhejiang, 315000

Abstract: A novel nonlinear estimation and control strategy for controlling the dynamic performance of a 2D pneumatic soft robot was proposed to address the problems of accurate modelling and control of soft robots. Firstly, a linear model of the 2D pneumatic soft robot was established using a Koopman operator-based approach. Then, the UKF was proposed for sensor data filtering and system state estimation, while the LQR was used for optimal control of trajectory tracking. Simulation and experimental results consistently show that the strategy herein performs better than other two strategies in terms of trajectory tracking.

Key words: soft robot; Koopman operator; linear quadratic regulator(LQR) control; unscented Kalman filter(UKF)

0 引言

在过去的几年里,由高度可变形和柔性材料制成的软体机器人已经成为一个新兴的研究领域^[1]。与传统的刚性机器人相比,它们表现出非凡的物理弹性、灵活性和安全性,能够轻松适应复杂环境中的任务需求,这为机器人的应用开辟了更多的可能性^[2]。精确的模型有助于更好地理解软体机器人的行为,以及根据模型设计适当的控制器。软体机器人的建模方法可以分为两类:基于物理解析建模和无模型的数据驱动建模^[3]。

理论上,软体机器人具有无限的自由度和强非线性,因此基于物理解析建模的方法一般需要

强有力的假设。相比之下,只依赖实验数据的数据驱动的建模方法更适合软体机器人。

Koopman 算子理论提供了一种数据驱动的建模方法,既避免了物理简化假设,同时建立了面向控制的线性模型^[4-5]。这种方法利用 Koopman 算子的线性结构,根据输入输出数据构建非线性受控动态系统的线性模型,再使用已建立的线性控制方法就可以对其进行控制。BRUDER 等^[4]利用 Koopman 算子理论对三腔式螺纹管型气动软体机器人进行建模,并使用 MPC 控制器实现轨迹跟踪控制。NARASINGAM 等^[5]将 Koopman 算子理论应用在水力压裂过程的模型识别和反馈控制中,数值实验表明, Koopman 线性模型与真实系统表现出了良好的一致性。

另外,集成在软体机器人上的传感器很容易

受环境的干扰,这会导致传感器反馈的数据带有噪声甚至不稳定^[6]。无迹卡尔曼滤波器(unse-canted Kalman filter, UKF)可以通过已有的系统状态空间模型和系统观测模型来估计系统的状态,同时可以过滤传感器中的噪声^[7]。经过 UKF 处理后数据传递给 LQR 控制器,可以计算出系统的最优控制律。

综上所述,本文针对软体机器人建模控制复杂的问题,将基于 Koopman 算子的数据驱动方法应用于二维气动软体机器人并建立系统的线性模型;基于该模型设计了线性二次型调节器(LQR);提出了无迹卡尔曼滤波器(UKF)来估计系统状态并过滤传感器反馈数据中的噪声,并设计了对比实验。

1 基于 Koopman 算子的建模方法

1.1 Koopman 算子理论

首先考虑一个具有输入的离散非线性被控动力系统:

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= F(x_k, u_k) \\ x_k \in \mathbf{X} \subseteq \mathbf{R}^n \quad u_k \in \mathbf{U} \subseteq \mathbf{R}^m \end{aligned} \quad (1)$$

式中: x_k 、 u_k 分别为动态系统在第 k 个采样时间的状态和控制输入; F 为系统状态由 x_k 随时间步长 k 演化到 x_{k+1} 的函数。

在状态空间上定义一个标量可观测函数 g : $\mathbf{X} \times \mathbf{U} \rightarrow \mathbf{R}$,用来表示状态和输入之间的关系。在无限维函数空间 F 中,动力系统的状态演化由 Koopman 算子 $K: F \rightarrow F$ 控制, Koopman 算子 K 将可观测测量沿系统轨迹的动力学定义为

$$Kg \triangleq g \circ F \quad (2)$$

式中:“ \circ ”为复合函数操作符。

1.2 Koopman 算子的近似

理论上, Koopman 算子是无限维的,在实际应用中需要求解其有限维的近似值。为此,利用最近开发的 EDMD 算法^[8] 为受控系统构建 Koopman 算子的有限维近似, EDMD 算法流程如下。

1) 定义系统的提升函数:

$$\boldsymbol{\varphi}(x, u) = (\varphi_1(x, u), \varphi_2(x, u), \dots, \varphi_N(x, u))^T \quad (3)$$

式中: x 、 u 分别为系统的状态和控制输入; $\varphi_i(x, u)$ 为线性无关的基函数, $i \in 1, 2, \dots, N$ 。

定义提升后的状态为

$$\boldsymbol{\varphi}(x_k) = (\varphi_1(x_k), \varphi_2(x_k), \dots, \varphi_N(x_k))^T \quad (4)$$

2) 构建 Koopman 算子线性模型:

$$\left. \begin{aligned} \boldsymbol{\varphi}(x_{k+1}) &= \mathbf{A}\boldsymbol{\varphi}(x_k) + \mathbf{B}u_k \\ z_k &= \mathbf{C}\boldsymbol{\varphi}(x_k) \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

式中: z_k 为对原非线性系统状态 x_k 的估计; \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 和 \mathbf{C} 表示线性常数矩阵。

3) 准备包含 p 个系统状态的数据集:

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{X} &= (x_1, x_2, \dots, x_p) \\ \mathbf{Y} &= (y_2, y_3, \dots, y_{p+1}) \\ \mathbf{U} &= (u_1, u_2, \dots, u_p) \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

$$y_{i+1} = F(x_i, u_i) \quad i \in 1, 2, \dots, p$$

4) 准备提升系统状态数据集:

$$\left. \begin{aligned} \boldsymbol{\varphi}_{XY} &= \boldsymbol{\varphi}_Y \left[\begin{array}{c} \boldsymbol{\varphi}_X \\ \mathbf{U} \end{array} \right]^T \\ \boldsymbol{\varphi}_{XX} &= \left[\begin{array}{c} \boldsymbol{\varphi}_X \\ \mathbf{U} \end{array} \right] \left[\begin{array}{c} \boldsymbol{\varphi}_X \\ \mathbf{U} \end{array} \right]^T \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\varphi}_X &= (\boldsymbol{\varphi}(x_1), \boldsymbol{\varphi}(x_2), \dots, \boldsymbol{\varphi}(x_p)) \\ \boldsymbol{\varphi}_Y &= (\boldsymbol{\varphi}(y_2), \boldsymbol{\varphi}(y_3), \dots, \boldsymbol{\varphi}(y_{p+1})) \end{aligned}$$

5) Koopman 线性模型中的 \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 和 \mathbf{C} 矩阵由求解最小二乘问题获得:

$$\left. \begin{aligned} \min_{\mathbf{A}, \mathbf{B}} \sum_{k=1}^p \|\boldsymbol{\varphi}(y_{k+1}) - \mathbf{A}\boldsymbol{\varphi}(x_k) - \mathbf{B}u_k\|_2^2 \\ \min_{\mathbf{C}} \sum_{k=1}^p \|x_k - \mathbf{C}\boldsymbol{\varphi}(x_k)\|_2^2 \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\varphi}(y_{k+1}) &= (\varphi_1(y_{k+1}), \varphi_2(y_{k+1}), \dots, \varphi_N(y_{k+1}))^T \\ \boldsymbol{\varphi}(x_k) &= (\varphi_1(x_k), \varphi_2(x_k), \dots, \varphi_N(x_k))^T \end{aligned}$$

式(8)的最小二乘问题的解为

$$\left. \begin{aligned} [\mathbf{A}, \mathbf{B}] &= \boldsymbol{\varphi}_{XY} \boldsymbol{\varphi}_{XX}^\dagger \\ \mathbf{C} &= \mathbf{X}\boldsymbol{\varphi}(\mathbf{X}) \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

式中:“ \dagger ”表示伪逆。

至此,获得了气动软体机器人的 Koopman 线性模型表达式(式(5))的参数矩阵,可以用于后续控制器的设计。

2 软体机器人最优控制策略

目前的研究中基于 Koopman 线性模型的控制大多是根据模型的控制方法设计的。基于 Koopman 线性模型的控制方法使用较多的是 LQR 和 MPC 控制器。相比之下, LQR 控制器计算量更小,具有良好的稳定性和鲁棒性^[9]。

二维气动软体机器人系统已经用 Koopman 线性模型(式(5))表示,系统模型和控制率都满足线性相关,两者之间的关系可以表达为

$$u_k = -\mathbf{K}(\boldsymbol{\varphi}(x_k) - \boldsymbol{\varphi}(x_r)) \quad (10)$$

式中: $\boldsymbol{\varphi}(x_r)$ 为参考值的提升状态; \mathbf{K} 为 LQR 的状态反馈增益。

LQR 状态反馈增益的选择标准是:使得系统的性能代价函数实现极小值。具体地,基于 Koopman 线性模型的代价函数的形式如下:

$$J = \sum_{k=0}^{\infty} (\Delta\boldsymbol{\varphi})^T \mathbf{Q}(\Delta\boldsymbol{\varphi}) + u_k^T \mathbf{R}u_k \quad (11)$$

式中: $\Delta\boldsymbol{\varphi} = \boldsymbol{\varphi}(x_k) - \boldsymbol{\varphi}(x_r)$; \mathbf{Q} 、 \mathbf{R} 分别表示关于状态和

输入的权重矩阵, 是对称正定矩阵。

LQR 反馈控制律 \mathbf{K} 就是在式(11) 的约束条件下求出其最优控制律 \mathbf{u}_k , 并使得代价函数 J 的值最小。

基于 Koopman 模型的二维气动软体机器人轨迹跟踪控制系统反馈增益矩阵 \mathbf{K} 的形式如下:

$$\mathbf{K} = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{P} \quad (12)$$

其中, \mathbf{P} 为常量矩阵, 其具体值可以在 MATLAB 中通过求解 Riccat 方程进行计算得出:

$$\mathbf{A}^T \mathbf{P} + \mathbf{P} \mathbf{A} - \mathbf{P} \mathbf{B} \mathbf{R}^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{P} + \mathbf{Q} = \mathbf{0} \quad (13)$$

3 无迹卡尔曼滤波器

本文利用 UKF 处理非线性系统的优势, 实现对气动软体机器人的状态估计和传感器反馈数据中噪声过滤, 然后将处理过的数据用于 LQR 控制器。

UKF 由无迹变换 (unscented transform, UT) 和线性卡尔曼滤波算法组成。无迹变化的本质是高斯分布, 具体而言: 在初始状态数据中根据一定的标准获得采样点, 采样点的均值、协方差与初始状态一致; 将采样点代入非线性状态空间, 得到映射的非线性状态空间数据集, 计算 UT 后的均值和协方差。高斯分布的优势在于可以获得非线性系统精确到三阶的 UT 后的后验均值和协方差。

为了方便推导, 假设一个离散非线性系统:

$$\left. \begin{aligned} x_k &= G(x_{k-1}, u_{k-1}) + w_k \\ z_k &= g(x_k) + v_k \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

$$\left. \begin{aligned} w_k &\sim (0, \mathbf{Q}_k) \\ v_k &\sim (0, \mathbf{R}_k) \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

式中: G 、 g 分别为非线性状态方程函数和观测方程函数; w_k 、 v_k 分别为状态转换和观测噪声; $(0, \mathbf{Q}_k)$ 表示均值为 0, 协方差为 \mathbf{Q}_k ; $(0, \mathbf{R}_k)$ 表示均值为 0, 协方差为 \mathbf{R}_k 。

系统初始状态的均值和协方差分别为 x_0^+ 和 $\mathbf{P}_0^+ = E([x_0 - x_0^+][x_0 - x_0^+]^T)$, 其中, x_0 为系统的初始状态。

具体地, UKF 算法流程如下。

1) 从高斯过滤中选择 sigma 点:

$$\left. \begin{aligned} \hat{x}_{k-1}^{(i)} &= \hat{x}_{k-1}^+ + \sqrt{n \mathbf{P}_{k-1}^+} \\ \hat{x}_{k-1}^{(n+i)} &= \hat{x}_{k-1}^+ - \sqrt{n \mathbf{P}_{k-1}^+} \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

式中: $\hat{x}_{k-1}^{(i)}$ 为状态 sigma 点; \hat{x}_{k-1}^+ 为后验状态估计; \mathbf{P}_{k-1}^+ 为后验协方差; n 为系统状态的维度, $i = 1, 2, \dots, n$ 。

2) 通过系统状态转换函数传播 sigma 点:

$$\hat{x}_k^{(i)} = G(\hat{x}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{u}_k) + w_k \quad (17)$$

3) 从映射的 sigma 点中提取高斯状态的预测均值和协方差:

$$\left. \begin{aligned} \hat{x}_k^- &= \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} \hat{x}_k^{(i)} \\ \mathbf{P}_k^- &= \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} (\Delta x) (\Delta x)^T + \mathbf{Q}_{k-1} \end{aligned} \right\} \quad (18)$$

式中: \hat{x}_k^- 为预测状态估计; \mathbf{P}_k^- 为预测协方差, $\Delta x = \hat{x}_k^{(i)} - \hat{x}_k^-$ 。

4) 从预测的高斯分布中选一组新的 sigma 点:

$$\left. \begin{aligned} \hat{x}_k^{(i)} &= \hat{x}_k^- + \sqrt{n \mathbf{P}_k^-} \\ \hat{x}_k^{(n+i)} &= \hat{x}_k^- - \sqrt{n \mathbf{P}_k^-} \end{aligned} \right\} \quad (19)$$

5) 通过测量方程传播 sigma 点以生成预测测量值 $\hat{z}_k^{(i)}$:

$$\hat{z}_k^{(i)} = g(\hat{x}_k^{(i)}) + v_k \quad (20)$$

6) 确定 k 时间处的预测测量值 \hat{z}_k , 预测测量值的协方差 \mathbf{P}_z 以及 \hat{x}_k^- 和 \hat{z}_k 之间的交叉协方差 \mathbf{P}_{xz} :

$$\left. \begin{aligned} \hat{z}_k &= \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} \hat{z}_k^{(i)} \\ \mathbf{P}_z &= \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} (\Delta z) (\Delta z)^T + \mathbf{R}_k \\ \mathbf{P}_{xz} &= \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} (\Delta x) (\Delta z)^T \\ \Delta z &= \hat{z}_k^{(i)} - \hat{z}_k \end{aligned} \right\} \quad (21)$$

7) 通过卡尔曼滤波方程提取滤波后, UKF 的卡尔曼增益 \mathbf{K}_k 、系统状态 \hat{x}_k^+ 和相应的协方差 \mathbf{P}_k^+ 可估计为

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{K}_k &= \mathbf{P}_{xz} (\mathbf{P}_z)^{-1} \\ \hat{x}_k^+ &= \hat{x}_k^- + \mathbf{K}_k (\hat{z}_k - \hat{z}_k) \\ \mathbf{P}_k^+ &= \mathbf{P}_k^- - \mathbf{K}_k \mathbf{P}_z \mathbf{K}_k^T \end{aligned} \right\} \quad (22)$$

4 实验平台和数据处理

4.1 实验平台

气动软体机器人使用商用熔融沉积模型 (FDM) 打印机 (FlashForge Creator Pro) 进行制造, 打印的二维气动软体机器人的总体尺寸为 108 mm × 14 mm × 25 mm, 如图 1 所示。

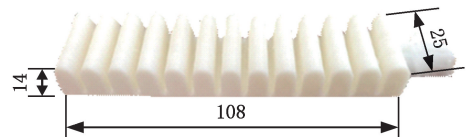


图 1 二维气动软体机器人的结构 (mm)

Fig.1 Structure of a two-dimensional pneumatic soft robot (mm)

图 2 展示了实验的基本装置, 主要包括: Arduino Mega 2560 电路板, 用于与弯曲传感器的交互, 以收集反馈信息; SMC VQ110U-5M 电磁阀, 接收来自 Arduino 板的 60Hz 脉冲宽度调制 (PWM) 信号, 控制气体流量以改变 SPA 的内部压力; 弯曲传感器, 测量二维气动软体机器人的弯

曲角度;上位机,向控制器发出角度指令,并实时监测二维气动软体机器人的角度。在 MATLAB/Simulink 中记录和显示传感器反馈的数据。Arduino 板的模拟输出为 0~255,对应的气压是 0~120 kPa。

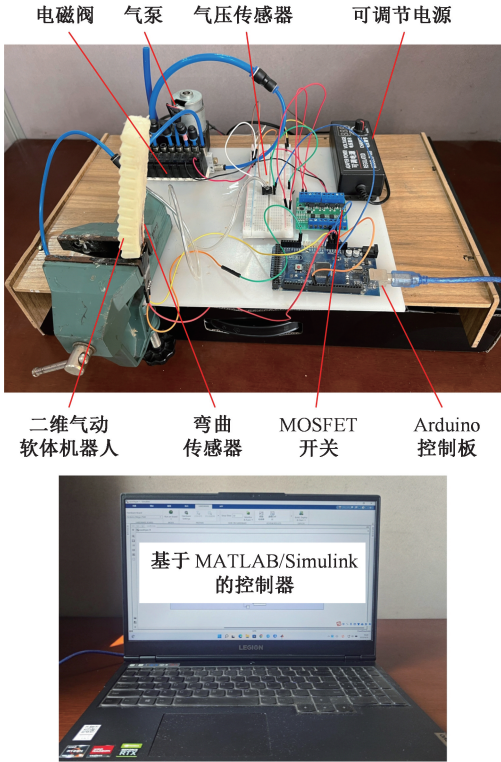


图 2 实验平台

Fig.2 Experimental platform

4.2 数据获取与处理

本文使用的二维气动软体机器人只有一个气道,因此可以定义为单输入单输出模型,输入为 0~255 的模拟信号,输出为弯曲角度,通过实验获取 10 000 组输入输出数据对,用于构建 Koopman 线性模型。

对数据进行归一化预处理,归一化处理后的数据更易准确捕捉自变量与因变量的相关性,从而提高模型预测精度,因此处理后的数据更适合建立 Koopman 模型。通过均方根误差 (RMSE) 来计算状态轨迹的拟合程度:

$$E_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^p (y_{\text{real}} - y_{\text{ref}})^2}{p}} \quad (23)$$

式中: y_{real} 、 y_{ref} 分别为状态的测量值和参考值; p 为收集的测量点的个数。

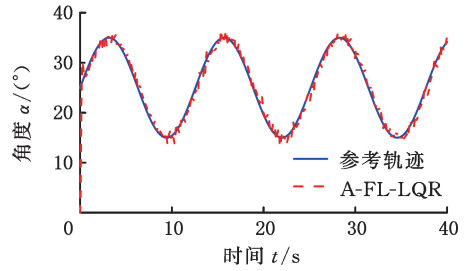
5 结果与讨论

5.1 仿真结果

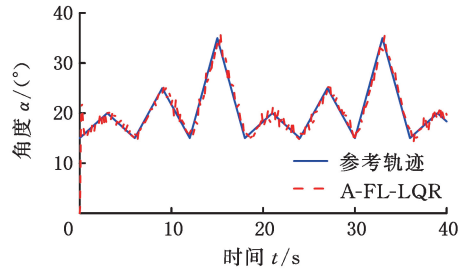
在 MATLAB/Simulink 中搭建 Koopman 线性模型、编写 UKF 滤波器和 LQR 控制器仿真模

型。为验证所设计控制器的可行性,分析比较了三种控制策略,分别为基于解析模型的 LQR 控制策略(A-FL-LQR)、基于 Koopman 线性模型的 LQR 控制策略(K-LQR)、基于 Koopman 线性模型的 UKF 估计和 LQR 控制策略(K-UKF-LQR)。

仿真输入的参考信号为正弦波和三角波,输出为弯曲角度,图 3~图 5 所示分别为 A-FL-LQR、K-LQR 和 K-UKF-LQR 对三角波和正弦波的轨迹跟踪仿真结果。



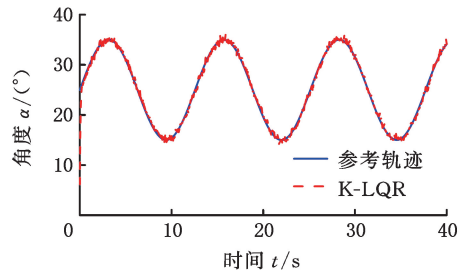
(a) 正弦波



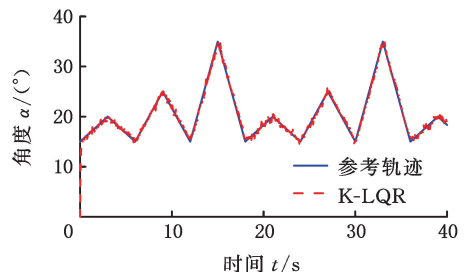
(b) 三角波

图 3 A-FL-LQR 仿真跟踪效果

Fig.3 Simulation tracking effect of A-FL-LQR



(a) 正弦波

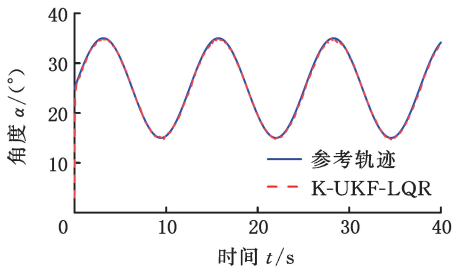


(b) 三角波

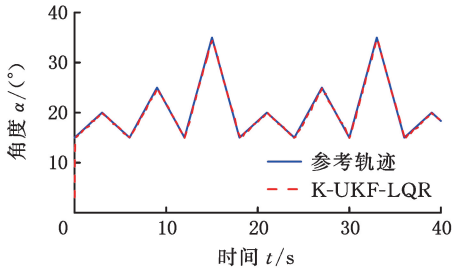
图 4 K-LQR 仿真跟踪效果

Fig.4 Simulation tracking effect of K-LQR

表 1 给出了正弦波和三角波参考信号下三种控制策略的仿真轨迹跟踪结果,可以看出,相较于

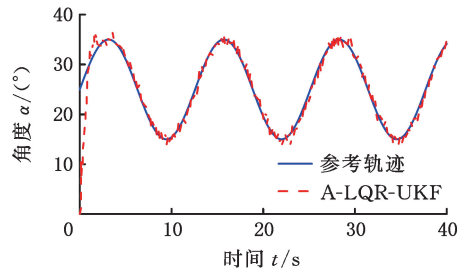


(a)正弦波

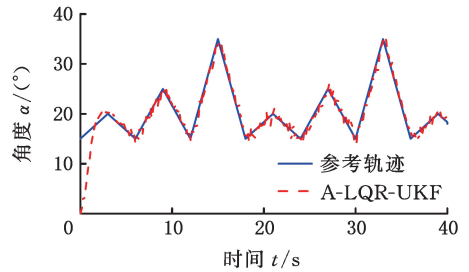


(b)三角波

图 5 K-UKF-LQR 仿真跟踪效果



(a)正弦波



(b)三角波

图 6 A-FL-LQR 实验跟踪效果

Fig.5 Simulation tracking effect of K-UKF-LQR

Fig.6 Experimental tracking effect of A-FL-LQR

表 1 轨迹跟踪效果(仿真结果)

Tab.1 Trajectory tracking effects(simulation results)

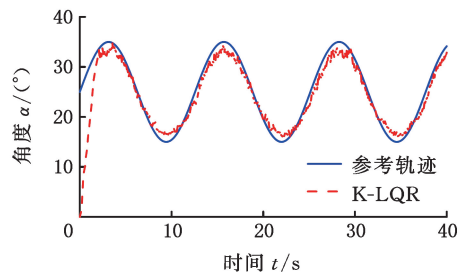
参考信号	控制策略	RMSE	改善比(基于 A-FL-LQR)
三角波	A-FL-LQR	1.2410	
	K-LQR	0.7156	42.34%
	K-UKF-LQR	0.4453	64.11%
正弦波	A-FL-LQR	1.2667	
	K-LQR	0.7501	40.78%
	K-UKF-LQR	0.4736	62.61%

A-FL-LQR, 在三角波输入下, K-LQR 和 K-UKF-LQR 的跟踪精度分别提高了 42.34%、64.11%; 在正弦波输入下 K-LQR 和 K-UKF-LQR 的跟踪精度分别提高了 40.78%、62.61%。这说明无论是三角波输入还是正弦波输入, K-UKF-LQR 控制策略的跟踪效果都有明显提升。

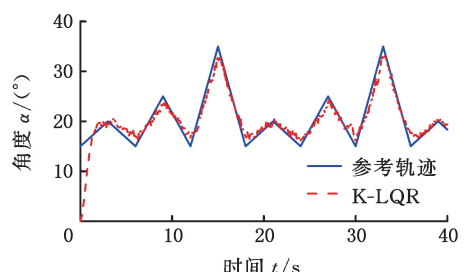
5.2 实验结果

在二维气动软体机器人控制实验平台上进行了对比实验, 在同样的三角波和正弦波输入下, A-FL-LQR、K-LQR 和 K-UKF-LQR 的轨迹跟踪效果见图 6~图 8。

表 2 给出了在正弦波和三角波参考信号下三种控制策略的实验轨迹跟踪结果。相较于 A-FL-LQR, 在三角波输入下, K-LQR 和 K-UKF-LQR 的跟踪精度分别提高了 41.68%、54.23%; 在正弦波输入下, K-LQR 和 K-UKF-LQR 的跟踪精度分别提高了 37.73%、51.70%。这说明 K-UKF-LQR 的轨迹跟踪误差最小, 控制策略的控制精度最优。



(a)正弦波



(b)三角波

图 7 K-LQR 实验跟踪效果

Fig.7 Experimental tracking effect of K-LQR

图 9 分别展示了二维气动软体机器人在 15°、20°、25°、35° 时的弯曲状况。

5.3 结果讨论

由表 1 和表 2 可知, A-FL-LQR 控制策略的 RMSE 值更大, 轨迹跟踪误差较大。这是因为 LQR 对模型精度有较高依赖, 而构建解析模型通常需要先了解系统的物理方程、参数以及必要的简化假设, 才能进行建模推导。然而, 真实系统往往具有复杂的非线性和难以精确建模的因素, 导致解析模型难以精确描述系统行为。相比之下,

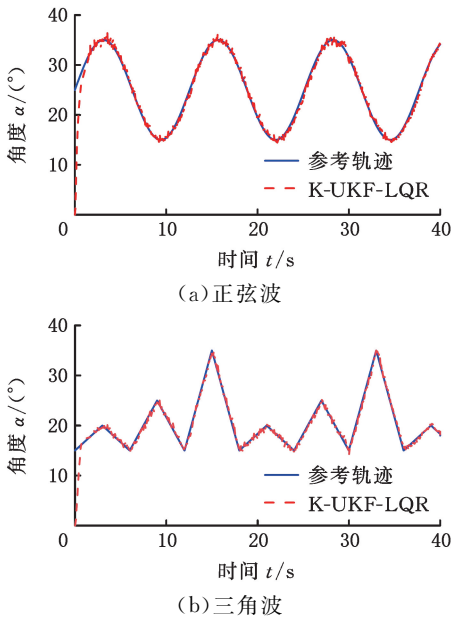


图 8 K-UKF-LQR 实验跟踪效果

Fig.8 Experimental tracking effect of K-UKF-LQR

表 2 轨迹跟踪效果(实验结果)

Tab.2 Trajectory tracking effects(experimental results)

参考信号	控制策略	RMSE	改善比(基于 A-FL-LQR)
三角波	A-FL-LQR	2.7831	
	K-LQR	1.6321	41.68%
	K-UKF-LQR	1.2738	54.23%
正弦波	A-FL-LQR	3.0915	
	K-LQR	1.9252	37.73%
	K-UKF-LQR	1.4933	51.70%

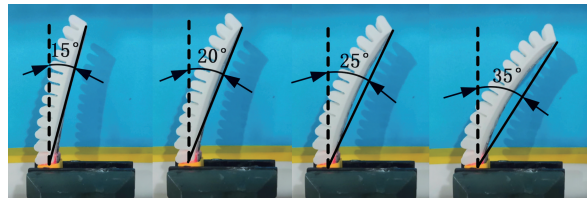


图 9 二维气动软体机器人实验中弯曲情况

Fig.9 The bending behavior in experiments of a two-dimensional pneumatic soft robot

Koopman 线性模型基于大量实验数据构建,能够更好地适应实际情况。此外,Koopman 线性模型通过将状态空间映射到无限维函数空间,可以更准确地捕捉系统的非线性动态行为。从实验结果可以得出,基于 Koopman 模型的控制策略具有较高的控制精度。此外,传感器受环境干扰导致反馈的数据中带有噪声的影响,也会影响控制效果,在控制策略中加入 UKF 后,K-UKF-LQR 的 RMSE 值明显降低了,表明 UKF 可以有效过滤传感器反馈数据中的噪声并估计系统状态,用于求解最优控制。综上所述,该结果证明了提出的 K-UKF-LQR 控制策略的有效性。

值得注意的是,仿真结果与实验结果的

RMSE 值有差距,这可能包含以下几种原因:

1)本实验中的弯曲角度是由弯曲传感器 RB-02S046 测量的。当弯曲角度不同时,传感器会输出不同的电阻值,后面再通过人为标定来确认不同弯曲角度对应的电阻值,在这个过程中会人为引入一些误差。

2)从实验图 6~图 8 中可以看出,在参考信号的波峰和波谷时会出现较大的波动。这是因为电磁阀的开关突然变大或变小,会导致气腔内的气压忽大忽小,从而产生一些波动,对控制效果产生一定的影响。此外,软体机器人的超弹性材料产生的机械阻尼增大了控制策略的超调。

3)仿真中添加的噪声是一种理想的高斯白噪声,但在现实的实验中会受到电磁阀开/关阀门大小频繁切换带来的噪声影响,传感器数据反馈时的噪声以及环境中的未知扰动的影响也会对实验效果产生影响。

虽然实验和仿真的数值结果上有差距,但从总体的趋势上实验结果和仿真结果是相符的。

6 结语

本文采用数据驱动方法描述二维气动软体机器人系统的动态行为,建立了基于 Koopman 算子的线性模型,结合非线性估计和滤波方法(UKF)以及最优控制(LQR)的方法对二维气动软体机器人进行轨迹跟踪控制。仿真和实验结果表明,与 K-LQR 控制策略相比,所提出的 K-UKF-LQR 控制策略可以更准确地控制二维气动软体机器人的轨迹,在数据处理和系统状态估计方面表现良好,验证了所提控制策略的有效性。

参考文献:

[1] LIU Zhaobing, PENG Kerui, HAN Lvpeng, et al. Modeling and Control of Robotic Manipulators Based on Artificial Neural Networks:a Review[J]. Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Mechanical Engineering, 2023, 47(4): 1307-1347.

[2] 徐丰羽, 孟凡昌, 范保杰, 等. 软体机器人驱动、建模与应用研究综述[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2019, 39(3):64-75.

XU Fengyu, MENG Fanchang, FAN Baojie, et al. Review of Driving Methods, Modeling and Application in Soft Robots[J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2019, 39(3):64-75.

- stage Anomaly Detection for Positive Samples and Small Samples Based on Generative Adversarial Networks[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2023, 82(13):20197-20214.
- [7] LEHR J, SARGSYAN A, PAPE M, et al. Automated Optical Inspection Using Anomaly Detection and Unsupervised Defect Clustering[C]//2020 25th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation(ETFA). Vienna, 2020:1235-1238.
- [8] CHEN Xuanhao, DENG Liwei, HUANG Feiteng, et al. DAEMON: Unsupervised Anomaly Detection and Interpretation for Multivariate Time Series[C]//2021 IEEE 37th International Conference on Data Engineering(ICDE). Chania, 2021:2225-2230.
- [9] 刘永兴, 唐小琦, 钟靖龙, 等. 基于轻量级梯度提升机的非对称风险注塑成形产品尺寸预测模型[J]. *中国机械工程*, 2022, 33(8):965-969.
- LIU Yongxing, TANG Xiaoqi, ZHONG Jinglong, et al. Asymmetric Risk Injection Molding Product Size Prediction Model Based on LightGBM[J]. *China Mechanical Engineering*, 2022, 33(8):965-969.
- [10] 来杰, 王晓丹, 向前, 等. 自编码器及其应用综述[J]. *通信学报*, 2021, 42(9):218-230.
- LAI Jie, WANG Xiaodan, XIANG Qian, et al. Review on Autoencoder and Its Application[J]. *Journal on Communications*, 2021, 42(9):218-230.
- [11] 崔建明, 余茜, 刘铭. 基于 WGAN 的生成式信息隐写方法研究[J]. *河南理工大学学报(自然科学版)*, 2023, 42(3):146-152.
- CUI Jianming, YU Xi, LIU Ming. An Innovative Generative Information Steganography Method Based on Wasserstein GAN[J]. *Journal of Henan Polytechnic University (Natural Science)*, 2023, 42(3):146-152.
- [12] KIM J, LEE J Y. Development of a Quality Prediction Algorithm for an Injection Molding Process Considering Cavity Sensor and Vibration Data[J]. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, 2023, 24(6):901-914.
- (编辑 王旻玥)
-
- 作者简介:** 陈 昱,男,1999 年生,硕士研究生。研究方向为制造系统工程。E-mail:15058023546@163.com。项 薇*(通信作者),女,1971 年生,教授。研究方向为人工智能在制造及服务系统管理中的应用。发表论文 50 余篇。E-mail:xiangwei@nbu.edu.cn。
- 本文引用格式:**
陈昱,项薇,林文文,等.基于半监督学习双模型结构的注塑产品异常检测[J]. *中国机械工程*, 2025, 36(3):576-583.
- CHEN Yu, XIANG Wei, LIN Wenwen, et al. Abnormal Detection of Injection Molding Products Based on Semi-supervised Learning Dual-model Structure[J]. *China Mechanical Engineering*, 2025, 36(3):576-583.
-
- (上接第 575 页)
- [3] SCHEGG P, DURIEZ C. Review on Generic Methods for Mechanical Modeling, Simulation and Control of Soft Robots[J]. *PLoS One*, 2022, 17(1):e0251059.
- [4] BRUDER D, FU Xun, GILLESPIE R B, et al. Data-driven Control of Soft Robots Using Koopman Operator Theory[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2021, 37(3):948-961.
- [5] NARASINGAM A, KWON J S I. Application of Koopman Operator for Model-based Control of Fracture Propagation and Proppant Transport in Hydraulic Fracturing Operation [J]. *Journal of Process Control*, 2020, 91:25-36.
- [6] CAO Guizhou, HUO Benyan, YANG Lei, et al. Model-based Robust Tracking Control without Observers for Soft Bending Actuators[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, 6(3):5175-5182.
- [7] XAVIER M S, FLEMING A J, YONG Y K. Non-linear Estimation and Control of Bending Soft Pneumatic Actuators Using Feedback Linearization and UKF[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2022, 27(4):1919-1927.
- [8] WILLIAMS M O, KEVREKIDIS I G, ROWLEY C W. A Data-driven Approximation of the Koopman Operator: Extending Dynamic Mode Decomposition [J]. *Journal of Nonlinear Science*, 2015, 25(6):1307-1346.
- [9] NAIDU D S. *Optimal Control Systems*[M]. Boca Raton: CRC Press, 2018.
- (编辑 王旻玥)
-
- 作者简介:** 关胜闯,男,1998 年生,硕士研究生。研究方向为软体机器人建模与控制。E-mail:giky0915@163.com。刘兆冰*(通信作者),男,1983 年生,副教授。研究方向为软体机器人建模与控制。E-mail:zhaobingliu@whut.edu.cn。
- 本文引用格式:**
关胜闯,柳宇钧,杨清昊,等.基于 LQR 和 UKF 的软体机器人无模型轨迹跟踪控制[J]. *中国机械工程*, 2025, 36(3):570-575.
- GUAN Shengchuang, LIU Yujun, YANG Qinghao, et al. Model-free Trajectory Tracking Control of Soft Robots Based on LQR and UKF[J]. *China Mechanical Engineering*, 2025, 36(3):570-575.