

基于 Prandtl – Ishlinskii 模型的气动肌肉迟滞特性 动态建模与控制方法

段慧茹 谢胜龙 万延见 陈迪剑

(中国计量大学浙江省智能制造质量大数据溯源与应用重点实验室, 杭州 310018)

摘要:现有迟滞模型由于采用离线参数辨识方法,难以表征气动肌肉迟滞的时变性和负载相关性,极易产生较大的建模误差。为了精确表征气动肌肉的迟滞特性,利用 Prandtl – Ishlinskii(PI)模型描述气动肌肉的位移–气压迟滞特性,并采用带遗忘因子的递推最小二乘法在线辨识 PI 模型参数。在此基础上,结合 PI 逆模型设计了一种带有前馈在线补偿的复合控制方法用于气动肌肉的运动控制。同时搭建相应的实验装置进行了气动肌肉迟滞建模和运动控制实验。实验结果表明,采用在线参数辨识方法后的 PI 模型能有效描述气动肌肉迟滞的负载相关性,且极大地降低了负载变化带来的控制误差。

关键词:气动肌肉; 迟滞补偿; Prandtl – Ishlinskii 模型; 在线辨识

中图分类号: TP242 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2024)03-0452-07

OSID:



Dynamic Hysteresis Modeling and Control of Pneumatic Muscle Based on Prandtl – Ishlinskii Model

DUAN Huiru XIE Shenglong WAN Yanjian CHEN Dijian

(Key Laboratory of Intelligent Manufacturing Quality Big Data Tracing and Analysis of Zhejiang Province,
China Jiliang University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: Due to the use of offline parameter identification methods, the existing hysteresis models are difficult to characterize the time-varying and load-dependent properties from the hysteresis of pneumatic muscle (PM), which was easy to generate significant modeling errors. In order to accurately characterize the hysteresis characteristics of PM, the Prandtl – Ishlinskii (PI) model was used to describe the length – pressure hysteresis characteristics of PM, and the forgetting factor recursive least squares (FFRLS) was used to identify parameters of the PI model online. Compared with offline identification, the online identification method can effectively improve the modeling accuracy of PI models. Then the feedforward online compensation controller was designed based on the PI inverse model, and a composite controller was established by combining with feedback control. This composite control approach was used to realize the motion control of PM. At the same time, corresponding experimental equipment was built and hysteresis modeling and motion control experiments of PM were conducted to compare and analyze the trajectory tracking effects of offline identification and online identification under different loads. The experimental results showed that the PI model using online parameter identification method can effectively describe the load-dependence of hysteresis and greatly reduce control errors caused by load variation.

Key words: pneumatic muscle; hysteresis compensation; Prandtl – Ishlinskii model; online identification

0 引言

气动肌肉作为一种自然柔顺且成本较低的执行

器,是康复等机器人的理想驱动部件^[1]。气动肌肉由橡胶气囊包裹编织网和两端的关节组成,与传统电机执行器相比,具有结构简单、质量轻、高功率/质

收稿日期: 2023-08-03 修回日期: 2023-09-26

基金项目: 国家自然科学基金项目(52205037、62003321)、浙江省基本科研业务费项目(2022YW43)和中国计量大学虚拟仿真实验教学课
程项目(XN202301)

作者简介: 段慧茹(1999—),女,硕士生,主要从事机器人理论与应用和智能制造研究,E-mail: dhr12031320@163.com

通信作者: 谢胜龙(1988—),男,讲师,博士,主要从事机器人理论与应用和智能制造研究,E-mail: xieshenglong68@163.com

量和功率/体积比等优点,在医疗康复和仿生机器人等方面得到了广泛的应用^[2]。然而其柔性结构带来的迟滞和时变特性给气动肌肉的建模和控制带来了挑战^[3],因此,国内外学者对气动肌肉的迟滞建模和补偿控制方法进行了研究。

迟滞模型主要分为物理模型和唯象模型^[4]。物理模型通过物理特征来描述迟滞,有弹性模型^[5]、摩擦模型^[6]、Maxwell-slip (MS) 模型^[7]和 Bouc-Wen (BW) 模型^[8]等。唯象模型包括 Preisach 模型^[9]、Prandtl-Ishlinskii (PI) 模型^[10]、Coleman-Hodgdon (C-H) 模型^[11]、Krasnoselskii-Pokrovskii (KP) 模型^[12]等,相比于物理模型,唯象模型的表达式更简单,且模型参数更容易获得。这些迟滞模型广泛应用于压电驱动器^[13]、气动执行机构^[14]、腱鞘^[15]和磁致伸缩作动器^[16]的迟滞建模与控制中。SHAKIBA 等^[17]考虑到输入频率对气动肌肉迟滞的影响,通过广义 PI 模型反演来设计前馈补偿器,降低了频率依赖性。ZHONG 等^[18]基于气动肌肉的气压-位移迟滞特性建立了四次多项式模型,计算模型逆解,并将其用于改进的 PID 策略中。GENG 等^[19]采用一种前馈-反馈复合控制方法来补偿 2 自由度 Delta 机构中 PAM 的迟滞非线性。YANG 等^[20]在 Kriging 预测模型 (Kriging prediction model, KPM) 的基础上引入了中值滤波器,设计一种 Kriging-median 逆补偿器 (Kriging-median inverse compensator, KMIC),该控制器与 PID 控制器结合组成 KMIC-PID 控制器,结果表明所提出的控制器对气动肌肉迟滞具有明显的补偿效果。

上述模型中,PI 模型由于具有结构简单、待辨识参数少、具有解析逆模型等优点,被广泛应用于迟滞非线性系统建模中^[21]。但该模型在气动肌肉应用定参数 PI 模型,无法表征气动肌肉迟滞具有的负载相关性和时变性,由此产生了较大的模拟误差^[22]。常见的处理方法是对 PI 模型进行一系列的改进,通过尽可能提高迟滞建模的精度来弥补该模型缺陷^[23-24]。但这种方法在负载变化时,仍存在较大的建模误差。

为了更精确地模拟气动肌肉的迟滞特性,本文采用 PI 模型描述气动肌肉的迟滞特性,并采用带遗忘因子的递推最小二乘法 (Forgetting factor recursive least square, FFRRLS) 在线更新模型参数,并与离线辨识模型进行对比,验证在线辨识方法的有效性。基于 PI 逆模型设计前馈控制器,并结合 PID 控制器设计一种带有前馈在线补偿的复合控制方法,搭建气动肌肉运动控制实验平台,以验证该控制方法的有效性。

1 气动肌肉迟滞模型

1.1 PI 模型

PI 模型由有限个线性 play 算子叠加而成,单个线性 play 算子的输入输出关系如图 1 所示,输入和输出呈线性关系,若 play 算子数量为 n ,第 i ($i = 1, 2, \dots, n$) 个 play 算子可表示为^[25]

$$y_i(k) = \max(x(k) - r_i, \min(x(k) + r_i, y_{i0})) \quad (1)$$

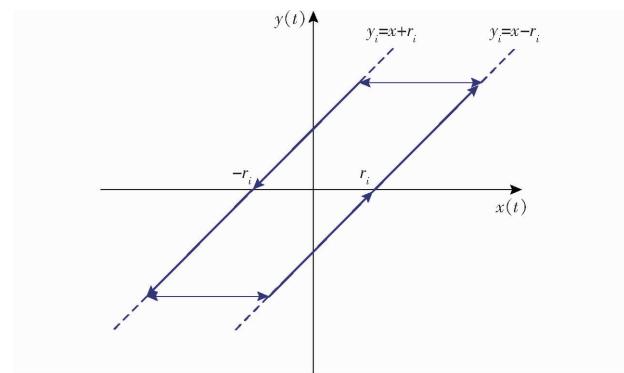


图 1 线性 play 算子

Fig. 1 Linear play operator

初始条件为

$$y_i(0) = \max(x(0) - r_i, \min(x(0) + r_i, y_{i0})) \quad (2)$$

式中 $x(k)$ —第 k 时刻的输入

$y_i(k)$ —第 i 个算子在 k 时刻的输出

r_i —第 i 个算子阈值

y_{i0} —第 i 个算子初始状态

阈值向量为

$$\mathbf{r} = (r_1, r_2, \dots, r_n)^T$$

其中 $r_i = \frac{i}{n+1} \max(|x(k)|) \quad (i=1, 2, \dots, n)$

有限个 play 算子加权叠加,得到 PI 模型为

$$y(k) = \sum_{i=1}^n w_i y_i(k) = \mathbf{w}^T \mathbf{H}_r(x(k), \mathbf{y}_0) \quad (3)$$

其中

$$\mathbf{w} = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$$

$$\mathbf{y}_0 = (y_{10}, y_{20}, \dots, y_{n0})$$

式中 $y(k)$ —PI 模型输出

w_i —第 i 个算子权重

\mathbf{w} —权重向量

\mathbf{H}_r —线性 play 算子向量

\mathbf{y}_0 —初始状态向量

权重 w_i 由参数辨识得到,PI 模型如图 2 所示。

1.2 PI 逆模型

根据 PI 模型进行反解推导 PI 逆模型^[26],对式(1)和式(3)求逆,得到逆模型为

$$x'_i(k) = \max(y(k) - r'_i, \min(y(k) + r'_i, x'_i(k-1))) \quad (4)$$

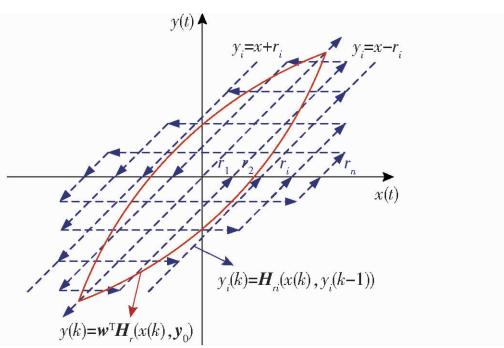


图 2 PI 模型

Fig. 2 PI model

$$x'(k) = \sum_{i=1}^n w'_i x'_i(k) =$$

$$\mathbf{w}'^T \mathbf{H}'_r(y(k), x'_i(k-1)) = \mathbf{w}'^T \mathbf{H}'_r(y(k), \mathbf{x}_0) \quad (5)$$

其中

$$\mathbf{w}' = (w'_1, w'_2, \dots, w'_n)^T$$

$$\mathbf{x}_0 = (x_{10}, x_{20}, \dots, x_{n0})$$

式中 $x'_i(k)$ ——第 i 个逆 play 算子 k 时刻的输出 r'_i ——第 i 个逆算子 阈值 $x'(k)$ ——PI 逆模型输出 w'_i ——第 i 个逆 play 算子 权重 \mathbf{w}' ——逆 play 算子 的 权重向量 \mathbf{H}'_r ——逆 play 算子 向量 \mathbf{x}_0 ——逆 play 算子 的 初始状态向量 $\mathbf{r}' = (r'_1, r'_2, \dots, r'_n)^T$ 为逆 play 算子 的 阈值向量, PI

逆模型参数计算式为

$$\left\{ \begin{array}{l} w'_1 = \frac{1}{w_1} \\ w'_i = \frac{-w_i}{\left(w_1 + \sum_{j=2}^i w_j \right) \left(w_1 + \sum_{j=2}^{i-1} w_j \right)} \quad (i = 2, 3, \dots, n) \\ r'_i = \sum_{j=1}^i w_j (r_i - r_j) \quad (i = 1, 2, \dots, n) \\ x'_i(0) = \sum_{j=1}^{i-1} w_j y_j(0) + \sum_{j=i}^n w_j y_j(0) \quad (i = 1, 2, \dots, n) \end{array} \right. \quad (6)$$

2 参数辨识

2.1 气动肌肉迟滞回路

图 3 为不同负载下的气动肌肉迟滞特性曲线, 在输入气压相同的情况下, 负载越大, 气动肌肉的位移越小, 最大收缩率减小, 迟滞回路下移。在无负载时, 采用离线辨识的 PI 模型能较好地描述气动肌肉的位移-气压迟滞特性, 一旦负载发生变化, 模型精度降低, 需重新进行参数辨识, 因此离线辨识模型不能准确描述负载变化等扰动引起的迟滞变化。

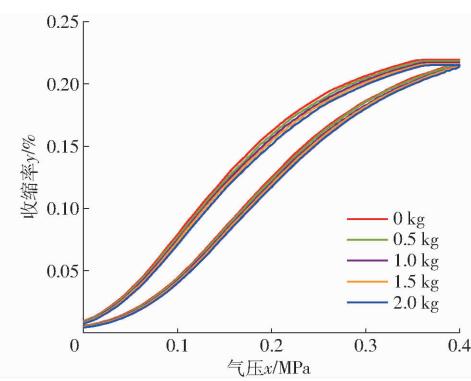


图 3 气动肌肉迟滞回路曲线

Fig. 3 Pneumatic muscle hysteresis loop curves

2.2 在线算法比较

为了验证所提出的在线辨识方法在 PI 模型中的准确性与可行性, 将 FFRLS 算法^[27]与最小二乘法(RLS)和自适应 Kalman 滤波(AKF)算法^[28]进行了对比, 实验结果如图 4 所示。在收敛速度方面, RLS 和 AKF 算法收敛时间超过 10 s, 而 FFRLS 算法收敛时间仅为 3 s; 在建模精度方面, FFRLS 算法建模误差远小于 AKF 算法和 RLS 算法。因此, 相比 RLS 和 AKF 两种在线参数辨识算法, FFRLS 方法在建模误差和收敛速度方面均具有显著的优势。

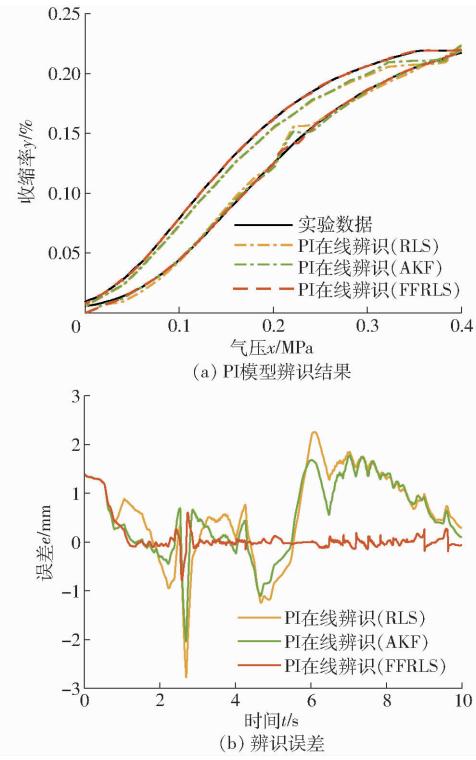


图 4 PI 在线辨识方法对比

Fig. 4 Comparison of PI online identification methods

2.3 FFRLS 算法原理

基于上述结果, 采用 FFRLS 方法在线辨识 PI 模型的参数。由式(3)可知, 待估计参数 $\mathbf{w} = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$, 记为 $\hat{\boldsymbol{\theta}} = (\hat{w}_1, \hat{w}_2, \dots, \hat{w}_n)^T$, 输入向量 $\boldsymbol{\varphi}(k) = (y_1(k), y_2(k), \dots, y_n(k))^T$, 估计输出表

示为

$$\hat{y}(k) = \varphi^T(k) \hat{\theta} \quad (7)$$

模型实际输出为 $y(k)$, FFRRLS 目标函数为

$$J = \sum_{k=1}^n \lambda^{n-k} (y(k) - \varphi^T(k) \hat{\theta})^2 \quad (8)$$

式中 λ —遗忘因子

一般取 $0 < \lambda < 1$, 根据文献[1], λ 选择较大时, 系统误差会变大, 而 λ 较小时, 会造成系统不稳定, λ 选择在 0.99 附近较为合适。

FFRRLS 每一步的输出参数更新公式为

$$\begin{cases} K(k) = P(k-1)\varphi(k)(\lambda + \varphi^T(k)P(k-1)\varphi(k))^{-1} \\ \hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + K(k)(y(k) - \varphi^T(k)\hat{\theta}(k-1)) \\ P(k) = \lambda^{-1}(I - K(k)\varphi^T(k))P(k-1) \end{cases} \quad (9)$$

式中 $K(k)$ —自适应增益向量

$P(k)$ — $\varphi(k)$ 的自相关矩阵的逆矩阵

I —单位矩阵

$P(k)$ 初始值为

$$P(0) = \alpha I \quad (10)$$

式中 α —一个充分大的正数

2.4 参数辨识结果

采用上述方法进行在线辨识, 遗忘因子 $\lambda = 0.97$, $\alpha = 10^\circ$, 待辨识参数初始值 $\hat{\theta}(0)$ 为离线辨识获得的参数, 采用 Levenberg-Marquardt(L-M) 方法^[29] 完成离线辨识, PI 模型的 play 算子数量为 20, 离线辨识参数如表 1 所示。

表 1 离线辨识参数

Tab. 1 Parameters of offline identification

参数	数值	参数	数值
w_1	0.620 4	w_{11}	2.317 4
w_2	-0.463 1	w_{12}	-2.509 5
w_3	0.404 7	w_{13}	0.490 5
w_4	0.123 8	w_{14}	-0.280 8
w_5	0.297 5	w_{15}	-0.080 5
w_6	0.301 3	w_{16}	-0.115 3
w_7	0.286 1	w_{17}	-0.194 5
w_8	0.147 0	w_{18}	0.114 7
w_9	-0.176 9	w_{19}	-0.632 7
w_{10}	-0.640 6	w_{20}	1.692 3

取负载为 0、2.0 kg, 将在线辨识和离线辨识的 PI 模型与气动肌肉实际迟滞曲线进行比较, 如图 5 所示。由图 5 可以看出, 负载 2 kg 时, 离线模型偏离实际曲线, 而在线 PI 模型能够很好地拟合实际曲线。

表 2 为不同负载下两种辨识方法性能对比。由表 2 可得, 在线辨识 MAE 分别减小 81.77%、80.72%、80.47%、81.68%、83.06%, RMSE 分别减

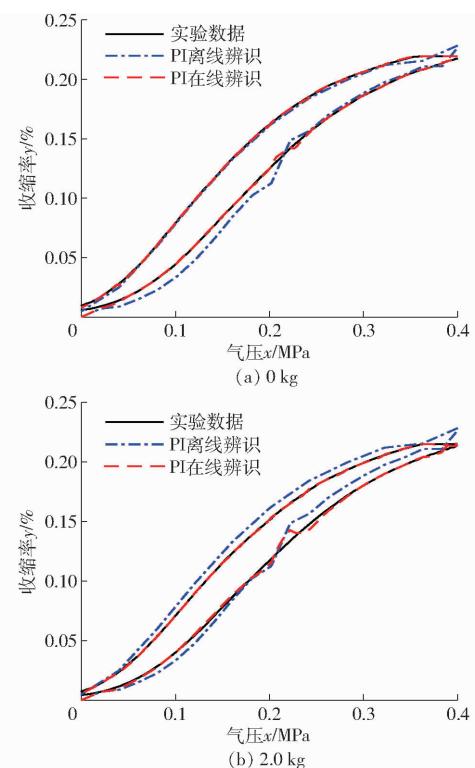


图 5 不同负载下离线和在线辨识的 PI 模型结果

Fig. 5 PI model results of offline and online identification under different loads

表 2 不同负载下两种辨识方法性能对比

Tab. 2 Performance comparison of two identification methods under different loads

负载/kg	辨识方法	MAE/mm	RMSE/mm
0	离线	0.829 54	1.082 55
	在线	0.151 23	0.342 29
0.5	离线	0.843 27	1.086 82
	在线	0.162 59	0.349 16
1.0	离线	0.944 25	1.131 98
	在线	0.184 38	0.352 08
1.5	离线	1.073 39	1.255 74
	在线	0.196 60	0.355 56
2.0	离线	1.208 20	1.415 54
	在线	0.204 72	0.352 58

小 68.38%、67.87%、68.90%、71.69%、75.09%。采用在线辨识方法的 PI 模型大大减小了模型误差。

3 轨迹跟踪控制

3.1 控制器设计

气动肌肉轨迹跟踪控制系统如图 6 所示, 给定一个期望轨迹 y_d , 传感器测量实际轨迹为 y_r, e_x 为期望与实际差值, 实时采集气动肌肉气压和位移参数进行在线辨识, 得到在线 PI 模型, 根据气动肌肉逆 PI 模型设计迟滞前馈补偿控制器, 将期望轨迹 y_d 转换为期望气压 u_d , 在此基础上, 采用 PID 控制器

进一步补偿气动肌肉运动过程中的干扰, Δu 为控制器的输出信号。期望气压 u_d 与 PID 输出信号 Δu 相加得到信号 e_u , 该信号作为比例调压阀的输入信号, 比例调压阀输出信号 u_r 控制气动肌肉沿着期望的轨迹运动。PID 控制规律为^[30]

$$\Delta u = K_p e_x(t) + K_i \int_0^t e_x(\tau) d\tau + K_d \frac{de_x(t)}{dt} \quad (11)$$

式中 K_p —— 比例系数

K_i —— 积分系数

K_d —— 微分系数

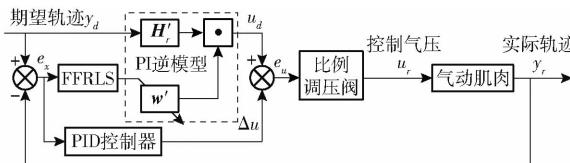


图 6 气动肌肉轨迹跟踪控制系统

Fig. 6 Pneumatic muscle trajectory tracking control system

3.2 实验装置

系统实验平台如图 7 所示, 采用 Festo 公司的 DMSP-20-200N-RM-CM 型气动肌肉, 采用 VPPM-6L-L-1-G18-0L10H 型比例调压阀, 用于控制气动肌肉运动, 气动肌肉长度和气压分别由位移传感器 (KPM23 型) 和气压传感器 (SDE1-D10-G2-WQ4-L-PU-M8-G5 型) 测量。采用阿尔泰公司的 USB3131A 型采集卡, 其输入通道采集气压传感器和位移传感器输出的气压和位移, 输出通道用于提供比例调压阀的输入电压信号, 整个控制算法在计算机上实现, 采集卡与计算机通过通用串行总线 (USB) 进行通信。



图 7 气动肌肉控制系统实验平台

Fig. 7 Pneumatic muscle control system experimental platform

- 1. 气动肌肉
- 2. 气压传感器
- 3. 位移传感器
- 4. 比例调压阀
- 5. 数据采集卡
- 6. 负载
- 7. 计算机

3.3 实验结果分析

设定实验中气动肌肉的期望运动轨迹为 $y_d(t) = 20\sin(0.2\pi t + \pi/2) + 177$, 实验中遗忘因子 $\lambda = 0.997$, PID 控制器参数设为 $K_p = 0.01$ 、 $K_i = 0.005$ 、 $K_d = 0$, 其它参数与 2.4 节相同。分别进行不同负载 0、0.5、1.0、1.5、2.0 kg 下的实验验证, 并对比 RLS、AKF 两种在线辨识方法, 无负载和 2 kg 负载下实验结果如图 8、9 所示。

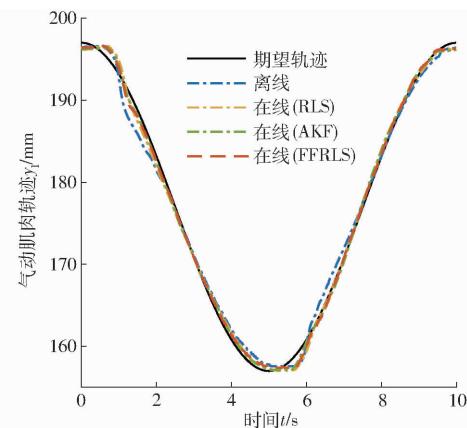


图 8 无负载离线和在线 PI 模型迟滞补偿效果
Fig. 8 Hysteresis compensation effect of offline and online PI models under no load

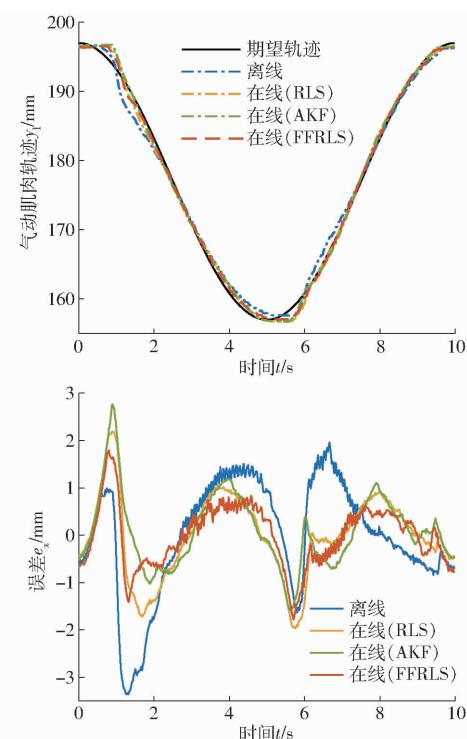


图 9 负载 2.0 kg 离线和在线 PI 模型迟滞补偿效果
Fig. 9 Hysteresis compensation effect of offline and online PI models under 2.0 kg load

表 3 为各种辨识方法的 MAE 和 RMSE, 基于 FFRRLS 在线辨识比离线辨识产生的 MAE 和 RMSE 大幅降低, 在负载 0 kg 下 MAE 和 RMSE 分别减小

表3 不同负载下各种辨识方法迟滞补偿结果对比

Tab. 3 Comparison of hysteresis compensation results of various identification methods under different loads

负载/kg	辨识方法	MAE/mm	RMSE/mm
0	离线	0.920 90	1.183 62
	在线(RLS)	0.636 10	0.787 37
	在线(AKF)	0.522 49	0.613 62
	在线(FFRLS)	0.492 47	0.592 69
0.5	离线	0.926 99	1.187 54
	在线(RLS)	0.638 62	0.789 38
	在线(AKF)	0.566 09	0.667 90
	在线(FFRLS)	0.505 38	0.606 44
1.0	离线	0.933 31	1.192 72
	在线(RLS)	0.647 22	0.825 73
	在线(AKF)	0.575 51	0.699 20
	在线(FFRLS)	0.517 90	0.624 19
1.5	离线	0.948 72	1.194 64
	在线(RLS)	0.650 00	0.796 31
	在线(AKF)	0.602 70	0.757 41
	在线(FFRLS)	0.525 90	0.643 82
2.0	离线	0.951 31	1.208 92
	在线(RLS)	0.669 36	0.868 40
	在线(AKF)	0.610 61	0.781 70
	在线(FFRLS)	0.534 65	0.649 16

46.52%、49.93%，PI模型的误差提升幅度最大。在负载0.5、1.0、1.5、2.0 kg下在线辨识的MAE和RMSE分别减小45.48%、44.51%、44.57%、43.80%和48.93%、47.67%、46.11%、46.30%，且与RLS和AKF在线辨识方法相比，所提出的FFRLS方法误差更小。根据实验结果，在不同负载下，相比于离线辨识方法设计的前馈控制器，本文提出的在线辨识方法有更好的跟踪精度，迟滞补偿效果更加明显。

4 结论

(1)采用带遗忘因子的递推最小二乘法实时辨识的PI模型建模精度明显高于离线辨识方法，0 kg时，在线辨识方法较离线方法平均绝对误差提高81.77%，均方根误差提高68.38%。

(2)负载变化时，离线辨识的PI模型建模精度急剧下降，而在线辨识的PI模型仍具有非常高的建模精度。

(3)采用在线辨识方法能更有效补偿气动肌肉的迟滞，轨迹跟踪误差显著低于离线辨识模型，而且极大地降低了负载变化带来的控制误差。

参 考 文 献

- [1] XING K X, WANG Y J, ZHU Q M, et al. Modeling and control of McKibben artificial muscle enhanced with echo state networks[J]. Control Engineering Practice, 2012, 20(5): 477–488.
- [2] SUN N, LIANG D K, WU Y M, et al. Adaptive control for pneumatic artificial muscle systems with parametric uncertainties and unidirectional input constraints[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 16(2): 969–979.
- [3] 秦岩丁,徐圆凯,韩建达.气动人工肌肉驱动的肘关节辅助机器人迟滞补偿[J].机器人,2021,43(4): 453–462.
QIN Yanding, XU Yuankai, HAN Jianda. Hysteresis compensation of pneumatic artificial muscle actuated assistive robot for the elbow joint[J]. Robot, 2021, 43(4): 453 – 462. (in Chinese)
- [4] WANG X Y, YU N B, BIE D Y, et al. A novel ESMF-based observer and control scheme for a type of tendon-sheath hysteresis system[J]. Automatica, 2021, 131: 109800.
- [5] KLUTE G K, HANNAFORD B. Accounting for elastic energy storage in McKibben artificial muscle actuators[J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 2000, 122(2): 386–388.
- [6] DAVIS S, CALDWELL D G. Braid effects on contractile range and friction modeling in pneumatic muscle actuators[J]. The International Journal of Robotics Research, 2006, 25(4): 359–369.
- [7] VO-MINH T, TJAHWIDODO T, RAMON H, et al. A new approach to modeling hysteresis in a pneumatic artificial muscle using the Maxwell-slip model[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2010, 16(1): 177–186.
- [8] SOFLA M S, SADIGH M J, ZAREINEJAD M. Precise dynamic modeling of pneumatic muscle actuators with modified Bouc-Wen hysteresis model[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part E: Journal of Process Mechanical Engineering, 2021, 235(5): 1449–1457.
- [9] REVANTH K, JUN Z. Hysteresis with lonely stroke in artificial muscles: characterization, modeling, and inverse compensation [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 164: 108240.
- [10] LIN C J, LIN C R, YU S K, et al. Hysteresis modeling and tracking control for a dual pneumatic artificial muscle system using Prandtl-Ishlinskii model[J]. Mechatronics, 2015, 28(6): 35–45.
- [11] LI Z, XU Y L, YANG X F, et al. Generalized inverse multiplicative structure for differential-equation-based hysteresis models [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 68(5): 4182–4189.
- [12] 谢胜龙,李铁风,王斌锐,等.基于KP模型的气动肌肉迟滞建模方法[J].中国机械工程,2020,31(10): 1183–1189.
XIE Shenglong, LI Tiefeng, WANG Binrui, et al. Hysteresis modeling method of pneumatic muscles based on KP model[J]. China Mechanical Engineering, 2020, 31(10): 1183 – 1189. (in Chinese)

- [13] SUN Z Y, SONG B, XI N, et al. Asymmetric hysteresis modeling and compensation approach for nanomanipulation system motion control considering working-range effect[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(7): 5513–5523.
- [14] MISHRA M K, SAMANTARAY A K, CHAKRABORTY G. Fractional-order Bouc-wen hysteresis model for pneumatically actuated continuum manipulator[J]. Mechanism and Machine Theory, 2022, 173: 104841.
- [15] WANG X Y, YU N B, HAN J D, et al. Modeling and robust control for tendon-sheath artificial muscle system twist with time-varying parameters and input constraints: an exploratory research[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 70(1): 878–887.
- [16] AL JANAIDEH M, ALJANAIDEH O. Further results on open-loop compensation of rate-dependent hysteresis in a magnetostrictive actuator with the Prandtl–Ishlinskii model[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 104: 835–850.
- [17] SHAKIBA S, OURAK M, VANDER POORTEN E, et al. Modeling and compensation of asymmetric rate-dependent hysteresis of a miniature pneumatic artificial muscle-based catheter[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 154: 107532.
- [18] ZHONG J, ZHAO C. A phenomenological model-based controller for position tracking of a pneumatic muscle actuator driven setup[J]. IEEE Access, 2019, 7: 45662–45669.
- [19] GENG P X, QIN Y D, ZHONG L J, et al. Direct inverse hysteresis compensation of a pneumatic artificial muscles actuated delta mechanism [C] // 2020 10th Institute of Electrical and Electronics Engineers International Conference on Cyber Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER). IEEE, 2020: 18–23.
- [20] YANG H, CHEN Y, SUN Y, et al. A novel Kriging-median inverse compensator for modeling and compensating asymmetric hysteresis of pneumatic artificial muscle[J]. Smart Materials and Structures, 2018, 27(11): 115019.
- [21] LI Z, ZHANG X Y, MA L W. Development of a combined Prandtl–Ishlinskii–Preisch model[J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2020, 304: 111797.
- [22] AL SAAIDEH M, AL JANAIDEH M. On Prandtl–Ishlinskii hysteresis modeling of a loaded pneumatic artificial muscle[J]. ASME Letters in Dynamic Systems and Control, 2022, 2(3): 031008.
- [23] WANG W, WANG R, CHEN Z F, et al. A new hysteresis modeling and optimization for piezoelectric actuators based on asymmetric Prandtl–Ishlinskii model[J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2020, 316: 112431.
- [24] ZHANG Y, GAO J H, YANG H, et al. A novel hysteresis modelling method with improved generalization capability for pneumatic artificial muscles[J]. Smart Materials and Structures, 2019, 28(10): 105014.
- [25] 孟德远, 李顺利, 杨林, 等. 气动肌肉力-位移迟滞特性实验与建模[J]. 农业机械学报, 2021, 52(4): 402–410.
MENG Deyuan, LI Shunli, YANG Lin, et al. Experimental investigation and modeling of force – displacement hysteresis of pneumatic muscles[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52 (4): 402 – 410. (in Chinese)
- [26] XIE S L, MEI J P, LIU H, et al. Hysteresis modeling and trajectory tracking control of the pneumatic muscle actuator using modified Prandtl–Ishlinskii model[J]. Mechanism and Machine Theory, 2018, 120: 213–224.
- [27] HUANG J, QIAN J, LIU L, et al. Echo state network based predictive control with particle swarm optimization for pneumatic muscle actuator[J]. Journal of the Franklin Institute, 2016, 353(12): 2761–2782.
- [28] QIN Y D, DUAN H, HAN J D. Direct inverse hysteresis compensation of piezoelectric actuators using adaptive Kalman filter [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 69(9): 9385–9395.
- [29] XIE S L, REN G Y. A modified asymmetric generalized Prandtl–Ishlinskii model for characterizing the irregular asymmetric hysteresis of self-made pneumatic muscle actuators[J]. Mechanism and Machine Theory, 2020, 149: 103836.
- [30] 贺刚, 蔡晓华, 白阳, 等. 基于模糊 PID 的犊牛代乳粉奶液温度控制系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2022, 53(3): 266–276.
HE Gang, CAI Xiaohua, BAI Yang, et al. Design and test of temperature control system of calf milk replacer solution based on fuzzy PID[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(3): 266 – 276. (in Chinese)