

计及动态负载的气动肌肉驱动器迟滞模型^①

陈志培^② 谢贤铨 陶志成 朱李焱 鲍官军^③

(浙江工业大学机械工程学院 杭州 310023)

摘 要 气动人工肌肉是一种新型的柔顺性驱动器,但由于采用硅胶等非线性材料而存在明显的迟滞现象,并且其滞环参数随着负载的不同而变化。本文基于广义 Prandtl-Ishlinskii 迟滞模型,引入气动肌肉的负载参数,建立了计及动态负载的迟滞模型 Load-dependent generalized Prandtl-Ishlinskii (LGPI)。在 0 ~ 100 N 的负载范围内进行实验,验证了该模型能较好地描述气动肌肉在动态负载作用下的不对称迟滞特性,其滞环回路位置误差最大不超过 1 mm。将 LGPI 模型的逆作为 PID 控制的前馈环节,以控制气动肌肉驱动的机械单指灵巧手手指,在不同负载下进行角度跟踪实验。与无前馈的 PID 控制实验结果对比分析表明,增加基于 LGPI 模型的前馈环节能提高控制系统的响应速度和控制精度。

关键词 灵巧手; 气动肌肉; Prandtl-Ishlinskii; 迟滞; 动态负载

0 引 言

气动肌肉驱动器具有类似生物肌肉的柔顺性和极高的功率/重量比,适合作为康复机器人^[1]、外骨骼机器人^[2]、医疗器械和机械手的驱动器^[3]。为提高气动肌肉控制效果,对其进行物理建模是必要的,如文献[4]就利用三元素模型对气动肌肉的输出特性进行了建模,从而在一定程度上提高了控制精度。然而由于编织网与橡胶管之间的摩擦以及硅胶材料的非线性形变,导致气动肌肉存在不对称迟滞现象,降低了气动肌肉系统的控制精度。相关研究表明^[5],滞环模型的精度越高,气动肌肉的轨迹跟踪控制性能越好。

目前很多基于气动肌肉驱动装置的控制系统中,气动肌肉的复杂行为并未被充分研究并应用于控制设计,常用的方法是采用控制算法补偿气动肌

肉的迟滞特性。例如文献[6]提出一种基于特殊设计的非线性观测器的滑模控制器,并给出了严格的李雅普诺夫稳定性分析和实验证明,能较好地实现气动肌肉驱动器的跟踪控制。另外,文献[7]设计了一种高阶滑模控制器,并应用到航空标杆的控制中,该控制器可以实现收敛并减小普通滑模控制器的颤振问题。但基于滑模控制器的控制方式不仅需要解决颤振问题,还需要考虑靠近滑模面时的速度、惯性、加速度、切换面等因素,使用条件苛刻。文献[8,9]将滑模控制器、模糊滑模控制器等应用于气动肌肉驱动的假肢的控制系统;在模糊滑模控制器中,滑模面的斜率是由所设计的模糊逻辑单元控制的,因此在实际应用中该模糊滑模控制器能补偿随机的关节摩擦力的干扰。文献[10,11]则将一种自适应滑模控制器应用到并联的受限机械臂轨迹的跟踪控制中,该控制器的主要原理是将非线性的动力学模型简化为线性的模型,并设计线性回归矩阵

① 国家自然科学基金(U2013212, 51775499),浙江省属高校基本科研业务费专项资金(RF-C2019004)和浙江省重点研发计划(2021C04015)资助项目。

② 男,1996年生,硕士生;研究方向:面向服务的多指灵巧手;E-mail:849912703@qq.com。

③ 通信作者,E-mail: gjbao@zjut.edu.cn。

(收稿日期:2020-12-07)

来实现自适应的目的。但这些控制系统设计复杂,响应速度也较为缓慢,难以应用于实时系统中。也有研究采用神经网络技术与自适应控制相结合的方法进行气动肌肉的动态控制,通过设计适应率避免了参数调节的问题。如文献[12]设计了结合自适应控制器和自适应神经网络控制器的气动肌肉驱动的机械关节系统。文献[13]将一种自适应回归型神经网络应用到机器人灵巧手的控制中,在一定程度上补偿了气动肌肉的非线性特性。此外还有基于鲁棒控制的自适应控制^[14]不仅能解决其固有的复杂非线性和未知扰动的问题,还能补偿气动肌肉内层硅胶膜与外层编织网套之间的摩擦。

除以上几种常见的控制方法,还有如分散式的单输入单输出控制器^[15]、基于模型的 T-S 模糊控制器^[16]、补偿抗扰控制^[17]等控制策略。

虽然上述控制策略能在一定程度上补偿由于气动肌肉的非线性引起的控制误差,但以上控制方案都没有从气动肌肉本体驱动运动特性本质角度控制其非线性的机理及补充方法,因此并不能从根本上补偿气动肌肉系统的非线性误差,更难以预测其滞环效应引起的控制误差规律,导致这些控制系统的使用场合较为局限,且易受外界扰动的影响。为了补偿不同负载下的气动肌肉迟滞特性造成的控制误差,本文提出了一种负载相关的 Load-dependent generalized Prandtl-Ishlinskii 迟滞模型 (LGPI)。该模型基于广义的 Prandtl-Ishlinskii 迟滞模型 (GPI),引入负载参数,利用负载相关项对迟滞模型进行修正以描述动态负载下的迟滞现象,为其控制提供较为准确的物理模型基础。

1 气动肌肉的迟滞特性与建模

通过对气动肌肉非线性收缩原理的理论分析,得出负载对于迟滞回路的影响特性。将负载参数引入到 GPI 模型中,构建计及负载的 LGPI 迟滞模型,同时给出了 LGPI 模型的逆。

1.1 LGPI 迟滞模型

经典 PI 模型^[18]是具有不同阈值和权重值的基本迟滞算子的线性加权叠加。线性迟滞算子的输入

输出关系如图 1 所示。其包络函数是斜率为 1 的直线,即上升包络曲线 γ_r 与下降包络曲线 γ_l 可表示为

$$\gamma = \begin{cases} \gamma_r = x(k) + r_i & x'(k) > 0 \\ \gamma_l = x(k) - r_i & x'(k) < 0 \end{cases} \quad (1)$$

则第 i 个线性迟滞算子的表达式以及其初始条件为

$$y_i = \max\{x(k) - r_i, \min\{x(k) + r_i, y_i(k-1)\}\} \quad (2)$$

$$y_i(0) = \max\{x(0) - r_i, \min\{x(0) + r_i, y_{i0}\}\} \quad (3)$$

因此,PI 模型的输出可表示为

$$y_p(k) = \sum_{i=1}^n \omega_i y_i(k) = \omega^T H_r[x(k), y_0] \quad (4)$$

其中, H_r 表示线性迟滞算子, $\omega = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n]$ 代表权重系数, $r = [r_1, r_2, \dots, r_n]$ 代表阈值向量, x 和 y 分别为系统的输入与输出, $y = [y_{10}, y_{20}, \dots, y_{n0}]$ 为算子的初始状态, n 为迟滞算子数量, k 为系统的采样数量。

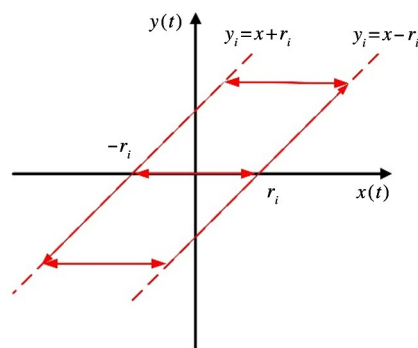


图 1 单个线性算子

图 2 即为有限数量的线性游隙算子的叠加。虚线框代表单个迟滞算子,曲线代表最终的迟滞模型。显然,由于算子的对称特性,经典 PI 模型无法表征气动肌肉的不对称迟滞曲线。而不同应用条件下迟滞特性 also 具有很强的非线性。因此将 PI 模型中的线性包络函数替换为非线性包络函数。通过分析迟滞特性曲线,本文包络函数选取双曲正切函数 $\tanh$ 。更进一步地,由于双曲正切函数是中心对称的,因此在此基础上加入非线性补偿项,用以进一步保证模型的非线性,即式(6)。最终可得到 GPI 模型^[19],

即将包络函数替换为

$$\gamma = \begin{cases} \gamma_r = a_0 \tanh[a_1 x(k) + a_2] + a_3 & x'(k) > 0 \\ \gamma_l = b_0 \tanh[b_1 x(k) + b_2] + b_3 & x'(k) < 0 \end{cases} \quad (5)$$

并将非线性补偿项定义为

$$q\gamma[x(k)] \quad (6)$$

其中, a_0, a_1, a_2, a_3, q 为待识别参数; γ_r, γ_l 分别为上升包络曲线与下降包络曲线; $x(k)$ 为采样点, k 为采样点数量, 采样点越多模型越准确。

因此该 GPI 模型可以表示为

$$y_p(k) = q\gamma[x(k)] + \sum_{i=1}^n p(r_i) y_i(k) \quad (7)$$

$$y_i = \max\{\gamma_r[x(k)] - r_i, \min\{\gamma_l[x(k)] + r_i, y_i(k-1)\}\} \quad (8)$$

其中 r_i 为阈值向量, $p(r_i)$ 为迟滞算子的权重系数。此外, 为减少需要识别的参数, 提高模型精度, 定义阈值 r_i 和第 i 个算子的权重 $p(r_i)$ 分别为

$$r_i = \alpha i \quad (9)$$

$$p(r_i) = \rho e^{-\tau r_i} \quad (10)$$

其中, α, ρ, τ 为待识别参数, 并且当 $i \rightarrow \infty$ 时, 需满足 $\lim_{i \rightarrow \infty} p(r_i) = 0$ 。

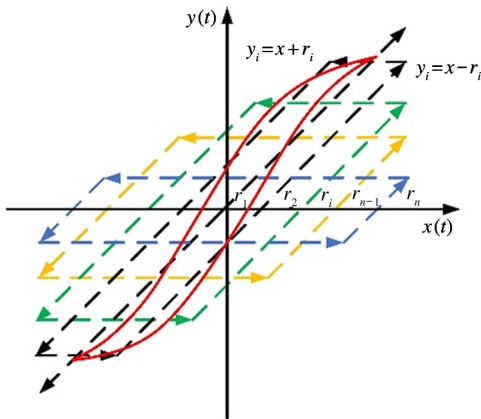


图 2 经典 PI 模型

在无负载的情况下, GPI 模型能较好地描述气动肌肉的迟滞回路。但气动肌肉的迟滞特性会随着负载的变化而变化, 气动肌肉的负载越大, 其最大收缩量越小, 迟滞现象也越弱。迟滞现象的强弱可以用滞环振幅^[20]表示。滞环振幅定义为同一气压下充气与放气两个过程的气动肌肉最大收缩量差。图 3 体现了不同负载下的迟滞回路的特性。在 0 N、

40 N 和 60 N 负载的情况下, 气动肌肉的最大收缩量相差了 10 mm, 而滞环振幅差接近 2 mm。可见, 不同负载下迟滞回路特性相差较大。

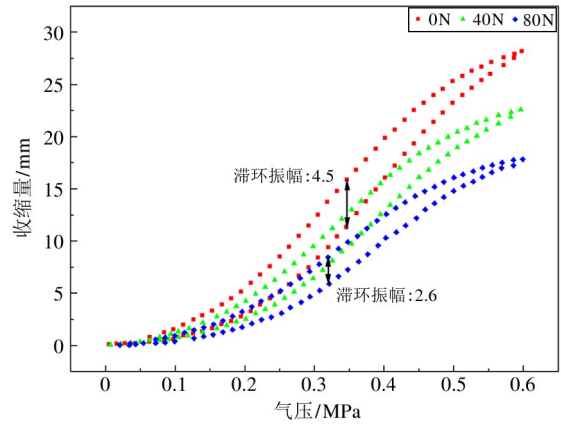


图 3 不同负载下的迟滞回路

考虑不同负载对迟滞回路产生的影响, 需从气动肌肉的收缩特性分析。气动肌肉的收缩过程如图 4 所示, 通过对气动肌肉进行充气, 可使其在径向方向膨胀, 在轴向方向收缩。在此过程中主要有两个因素会引起气动肌肉的非线性变化, 从而导致迟滞现象的存在, 分别为 (1) 内部硅胶膜与外部编织网套之间的摩擦; (2) 硅胶膜本身的非线性形变。因此要探究负载对迟滞回路的影响规律, 需要分析两者随负载变化的关系。

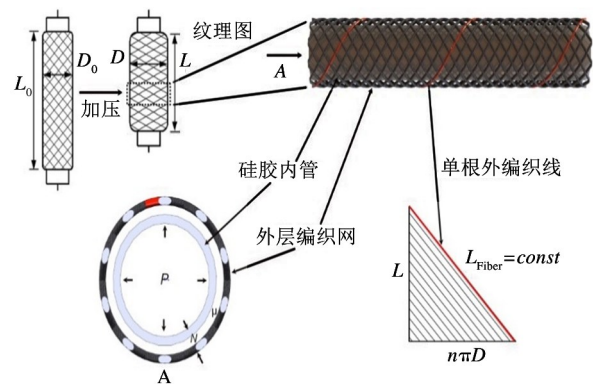


图 4 气动肌肉收缩原理图

在气动肌肉收缩过程中, 外层编织网纤维长度始终保持不变 (图 4 中所指的单根外编织线), 将单根编制网纤维展开, 通过几何分析, 可得气动肌肉直径 D 与长度 L 之间的关系为

$$D(L) = \frac{\sqrt{L_{\text{Fiber}}^2 - L^2}}{n\pi} \quad (11)$$

式中, L_{Fiber} 是编织网纤维长度, n 为缠绕匝数, 两者均为定值。

硅胶膜与编织网套之间的摩擦 f 由两者之间的正压力 N 与摩擦系数 μ 以及内部气压 P 所决定, 如图 4 中的 A 视角。其中, 对于同一根气动肌肉而言, 摩擦系数可视为恒定值。即摩擦力 f 可表示为

$$f = S \cdot P = 2\mu\pi DLP = 2\mu\pi \frac{\sqrt{L^2 L_{\text{Fiber}}^2 - L^4}}{n\pi} P \quad (12)$$

不难看出, 在气压一定时, 气动肌肉长度越长, 摩擦力越小。因此, 气动肌肉负载越大, 由于摩擦力造成的非线性影响就越小。

另外, 硅胶管非线性形变所导致的影响可从能量守恒角度考虑, 在充气过程中, 气体所做的功主要转化为硅胶弹性势能、气动肌肉输出功和摩擦功, 即:

$$W_{\text{Air}} = W_{\text{Elast}} + W_{\text{PMA}} + W_f \quad (13)$$

其中硅胶膜的弹性势能可利用应变能密度进行计算, 单位体积的弹性应变能称为应变能密度。设在某一时刻, 硅胶应变能密度为 W_s , 硅胶膜的体积为 V_s , 则在该瞬时时刻, 硅胶膜的弹性势能为

$$W_{\text{Elast}} = W_s \cdot V_s \quad (14)$$

其中, 硅胶膜视为不可压缩材料, 其体积为定值, 而应变能密度与应力状态有关。本文中硅胶的应变能密度可用 Yeoh 模型^[21]进行拟合, 即:

$$\lambda_1 = \frac{L}{L_0}, \lambda_2 = \frac{D}{D_0}, \lambda_3 = \frac{h}{h_0} \approx 1 \quad (15)$$

$$I_s = \lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 \quad (16)$$

$$W_s = C_{10}(I_s - 3) + C_{20}(I_s - 3)^2 \quad (17)$$

其中 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 分别为硅胶膜充气形变后 3 个方向的伸长比, L, D, h 为气动肌肉初始形状参数, L_0, D_0, h_0 为充气后气动肌肉的形状参数。

由于在厚度方向形变可忽略不计, 因此将 λ_3 近似为 1; W_s 取 Yeoh 二阶模型下的硅胶应变能密度。将由式(11)求得的直径 D 代入 W_s , 通过求导分析增减性可知, 气动肌肉长度越长, W_s 越小, 硅胶弹性势能也越小, 因而由于硅胶特性而产生非线性对迟滞回路的影响也就相应地减小。

综上所述, 当负载增加时, 气动肌肉的非线性特性会减小, 迟滞回路的振幅也会减小。式(7)中, $q\gamma[x(k)]$ 为模型中的非线性补偿项, 它可以补偿迟滞回环由于摩擦以及橡胶非线性形变产生的非线性。因此, 可以通过引入动态变化的 q 补偿由于负载不同产生的变化, 即令:

$$q = \bar{q} = g(F) \quad (18)$$

通过上述分析可知, 随着负载的增大, 对迟滞回路的影响会持续降低, 直到负载接近气动肌肉的额定值, 负载的变化对迟滞的影响将会趋近于 0, 也就是说非线性补偿项所占的比重会不断减小, 即:

$$\lim_{F \rightarrow F_e} |\bar{q}| \approx 0 \quad (19)$$

其中 F 为外加负载, F_e 为气动肌肉的额定负载。该特性与 e^x 函数的曲线特性相似, 因此选取 e^x 函数作为 $\bar{q}$ 的包络函数可以较好地描述负载对迟滞回路影响的特性, 即:

$$\bar{q} = d_0 e^{d_1 F}, F \in [0, F_e] \quad (20)$$

其中, 为保证曲线特征相似, 需保证 $d_1 < 0$ 。最终得到的 LGPI 模型为

$$y_p(k) = d_0 e^{d_1 F} \cdot \gamma[x(k)] + \sum_{i=1}^n p(r_i) y_i(k) \quad (21)$$

1.2 LGPI 模型的逆解

参考文献[19, 22]的方法, 可以从 GPI 模型和 PI 模型中解得 LGPI 的逆:

$$y'_p(k) = \gamma^{-1}(\bar{q}' y(k) + \sum_{i=1}^n p' x_i(k)) \quad (22)$$

按照 LGPI 模型获得该模型中的参数, 并可得:

$$x_i(k) = \max\{y(k) - r'_i, \min\{y(k) + r'_i, x_i(k-1)\}\} \quad (23)$$

其中, $x_i(k)$ 为第 i 个非线性迟滞算子, r'_i 和 p'_i 分别为第 i 个阈值和权重系数。

$$\bar{q}' = \frac{1}{\bar{q}}, r'_i = \bar{q} r_i + \sum_j^{i-1} p_j (r_i - r_j),$$

$$p'_i = \frac{-p_i}{(\bar{q} + \sum_{j=1}^i p_j)(\bar{q} + \sum_{j=1}^{i-1} p_j)} \quad (24)$$

1.3 手指运动空间与气动肌肉驱动空间的负载映射

实验所用的机器人手指为文献[23]中设计的一根模块化手指。该手指具有 3 个弯曲关节, 每个

关节由气动肌肉独立驱动。因此,根据机器人学,利用雅克比矩阵即可实现关节力矩到指尖力的映射。设在某一抓取时刻,手指各个关节所需的驱动扭矩 $N = [N_1 \ N_2 \ N_3]$, 根据机器人学的指尖力映射公式,可得:

$$N = J^T(\theta_i) \Gamma \quad (25)$$

其中, Γ 为指尖的输出力,为一个三维空间力。

根据文献[23]给出的灵巧手的结构,且不考虑摩擦力的前提下,可得气动肌肉的负载为 F :

$$FR - \tau(\theta_i) = J^T \Gamma \quad (26)$$

其中, R 为力矩半径,为关节扭簧的阻抗扭矩, J 为雅克比矩阵。

2 参数辨识

2.1 LM 参数辨识

LGPI 模型具有高维、高非线性和多约束的特性。为对该模型中的所有未知参数进行求解,本文采用最小化二次成本函数和莱文贝格-马夸特(Levenberg-Marquardt, LM)方法进行参数辨识,并使用仿真工具进行求解。LM 能提供数非线性最小化(局部最小)的数值解。此算法能借由执行时修改参数达到结合高斯-牛顿算法以及梯度下降法的优点,并对两者之不足作改善。因此使用该辨识方法能快速且准确地求解出模型中的所需参数。具体实现过程如下:

$$\begin{aligned} J(\Theta) &= E^T(\Theta)E(\Theta) \\ &= \sum_{k=1}^n (y(k) - y_M(k, \Theta))^2 \end{aligned} \quad (27)$$

其中, $y(k)$ 为实验测得的数据, y_M 为 LGPI 模型的输出数据, Θ 为待识别参数。

2.2 迟滞数据测量实验平台

如图 5 所示,实验装置由气动肌肉、气动比例阀、气泵、位移传感器及上、下位机组成。气动肌肉为 Festo 公司制造的 DMSP-5-150 型号(内径 5 mm, 可收缩长度 150 mm), 其中一端固定,另一端自由,并可施加载荷。自由端安装有滑轨与直线轴承,以减少摩擦。气动肌肉收缩量由拉线位移传感器测得;气压大小则由 SMC 公司的 ITV-1050 气动比例阀控制。实验装置所用下位机为 Arduino,用以获取

收缩量以及控制气压大小,上位机使用 LabVIEW 的编程平台开发控制算法。

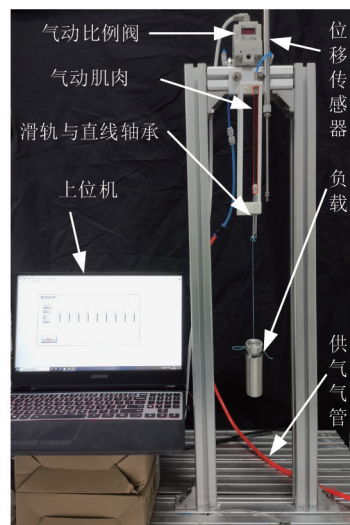


图 5 迟滞数据测量平台

2.3 气动肌肉迟滞回路的测量

输入气压的控制曲线如图 6 所示,气压从 0 提升至 0.6 MPa。为防止负载的急停造成晃动而对迟滞回路的测定造成影响,在最低与最高处等待 1 s,使负载恢复至平稳状态。每一负载重复充放气 4 次,剔除其中不合理的数据点,然后取 4 次气动肌肉收缩量的平均值。图 7 为不同负载下的迟滞回路曲线。

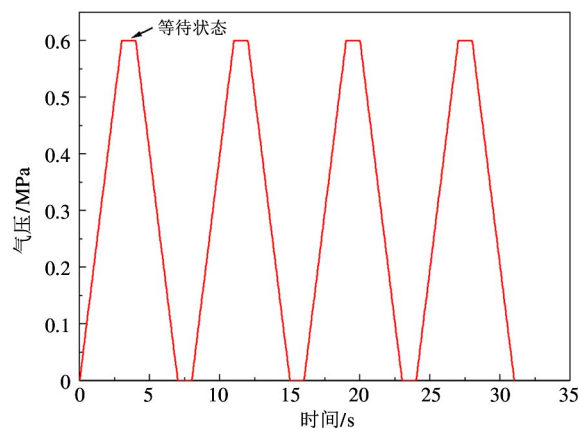


图 6 输入气压

2.4 参数辨识结果

将实验中获得的采样点数据输入到 LM 参数辨识算法中,识别出所有参数,最终结果如表 1 所示。

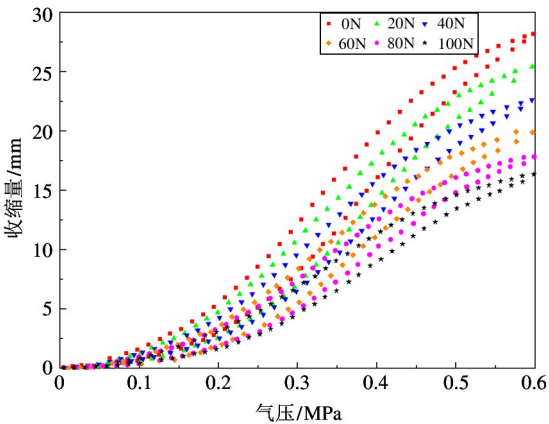
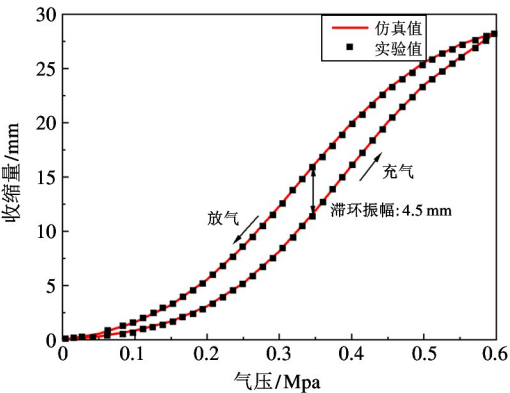


图7 迟滞回路曲线

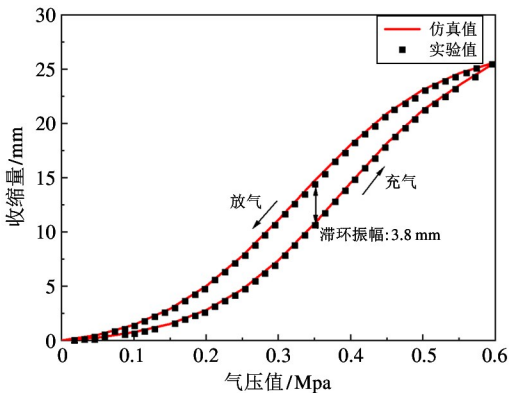
为了验证模型的准确性,将辨识所得的参数带入 LGPI 模型中,更改不同的负载值,在仿真软件中进行仿真对比,结果如图 8 所示。由图 8 可以看出,模型对 6 组不同负载的实验数据拟合都较为准确。在负载较低时,实验数据与仿真数据拟合得较好,随着负载的增大,两者误差有些许增大,但即便负载在

表 1 各参数辨识结果				
参数	a_0	a_1	a_2	a_3
值	-2.9238	5.4414	-2.1108	-2.8390
参数	b_0	b_1	b_2	b_3
值	-2.9667	5.0563	-1.6574	-2.7343
参数	d_0	d_1	α	ρ
值	-5.316	-0.0054	1.7644	6.0862
参数	τ			
值	9.4830			

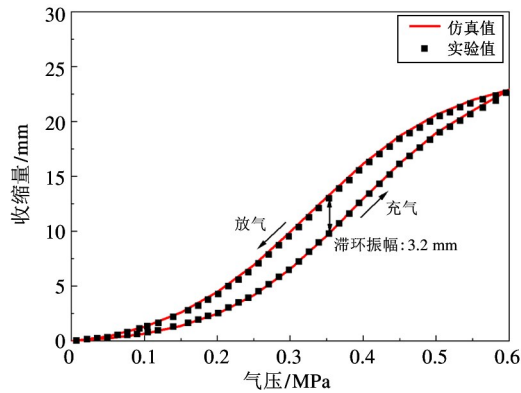
100 N 时,误差也不超过 1 mm,在误差允许范围之内,满足精度需求。最后为证明所得的 LGPI 模型在 0 ~ 100 N 之间具有普适性,将此模型用于预测 78 N 负载下的气动肌肉迟滞回路特性,其结果如图 9 所示。由图 9 结果可知,仿真值与实验值拟合较好,满足控制应用的需求。



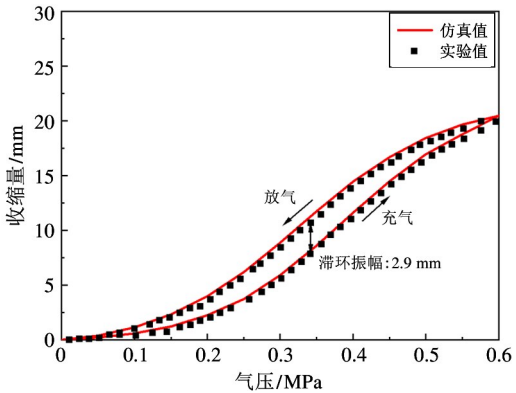
(a) 0 N 负载



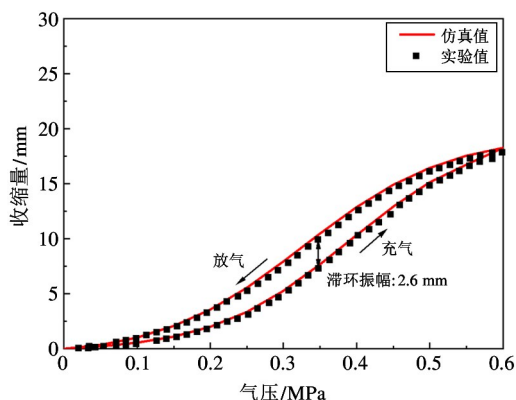
(b) 20 N 负载



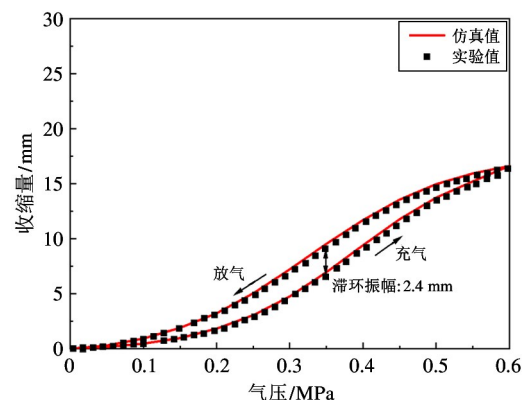
(c) 40 N 负载



(d) 60 N 负载



(e) 80 N 负载



(f) 100 N 负载

图 8 不同负载下的迟滞回路

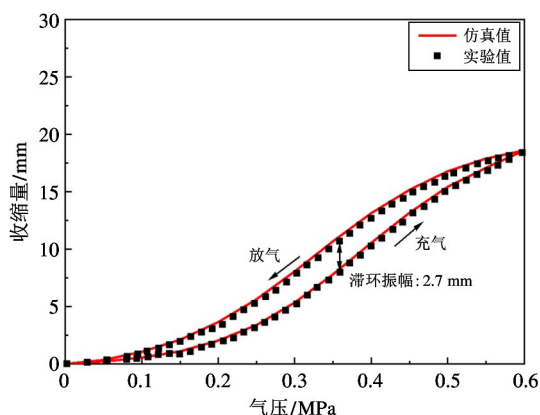


图 9 78 N 负载

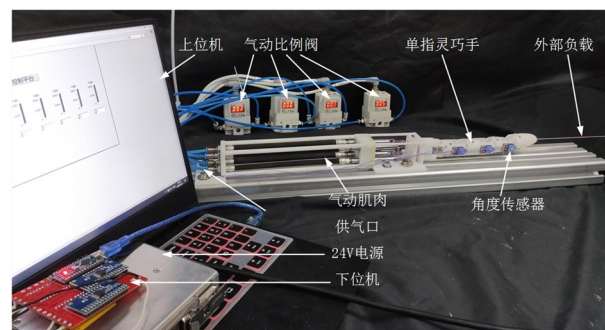


图 10 单指实验平台

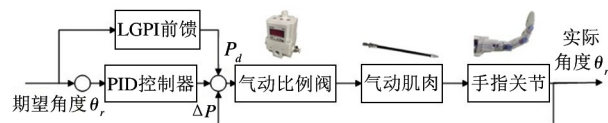


图 11 控制系统流程图

3 基于 LGPI 模型的气动肌肉驱动灵巧手指控制

3.1 实验平台

如图 10 所示,该实验平台由电源、模块化手指、角度传感器、气动肌肉、气动比例阀、外部负载及上下位机组成。给定指尖一定负载,进行手指关节角度的跟踪控制。为了补偿长度-压力迟滞,使用一种前馈和反馈组合控制策略,以实现对接角的高精度轨迹跟踪控制。给定已确定的 LGPI 模型参数,并通过雅克比矩阵利用式(25)和(26)计算得出气动肌肉的末端负载,再利用式(22)~(24)即可获得 LGPI 逆模型,该模型可以与 PID 控制系统级联作为前馈迟滞补偿器。LGPI 逆模型将所需角度轨迹 y_d 映射到施加在气动比例阀的实际控制输入 P_d 中。控制方案如图 11 所示。常规 PID 控制器放置在反馈回路中。

3.2 实验结果分析

实验中指尖负载分别为 5 N 与 10 N。根据式(26),利用角度反馈,计算气动肌肉的负载,就可以用基于 LGPI 模型前馈的 PID 进行控制。给定手指第 1 关节的正弦期望轨迹为 $\theta = 40 - 40\cos(\pi/15 \times t)$ 。实验结果如图 12(a)、(b)所示。黑色为期望曲线,浅色细线与深色粗线分别为 PID 控制与带 LGPI 逆模型前馈的 PID 控制。由实验曲线可以看出,两种控制方式都有一定的跟踪误差与滞后现象。这是由于灵巧手关节以及传动腱绳在运动过程中的动态变化的摩擦力并未被考虑在内,造成跟踪过程中的颤振与误差。除此之外,由于腱绳受力形变,传动过程中腱绳出现松弛的情况导致了滞后的现象。

在 2 个正弦周期后,滑动摩擦大小趋于稳定,腱绳达到其最大的形变后,控制误差波动保持稳定。总体来说,引入 LGPI 逆模型的前馈能有效改善控制效

果,跟踪误差与滞后现象都明显减小,尤其是在改变运动方向时,粗曲线的响应速度明显高于细曲线,这正是补偿迟滞现象的体现。

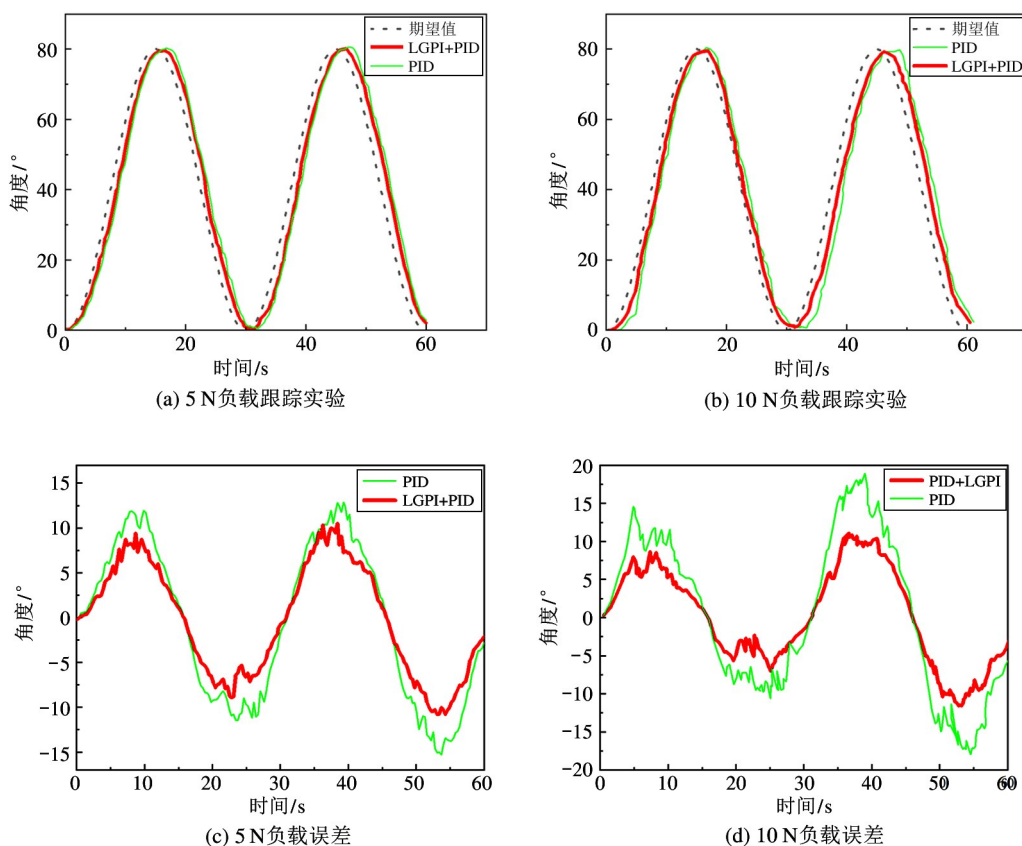


图 12 不同负载实验结果

从图 12(c)、(d) 的 2 次实验的最大误差可以看出,5 N 负载实验中, PID 算法的最大控制误差为 15° , LGPI 前馈 PID 控制的最大误差为 10° ; 10 N 负载实验中, PID 算法的最大控制误差接近 20° , LGPI 前馈 PID 控制的最大误差仍为 10° , 改善效果明显。而且, 负载变化时, LGPI 控制模型的最大误差并没有很大波动, 表明加入了 LGPI 前馈的 PID 控制较好地补偿了由负载原因引起的非线性变化。

LGPI 前馈的 PID 控制最大实验正弦跟踪误差大约为 10° , 通过具体分析可知, 最大误差是在灵巧手改变运动方向时产生的, 而在中间过渡位置时, 关节跟踪的误差仅为 3° 左右, 这些误差是由于系统固有滞后所产生的。滞后现象是灵巧手控制系统客观存在的, 这是由于气动肌肉的收缩与伸长需要一定的响应时间。除此之外, 实验所用的腱绳具有一定

形变, 传动过程中腱绳会出现松弛的情况, 这进一步导致了系统的滞后现象。滞后现象导致控制效果无法通过反馈回路及时反馈, 使得 PID 在存在滞后现象系统中的应用有一定限制。这种滞后现象可以通过改善实验装置, 如提高气动肌肉充放气的速度、更换腱绳(选用受力形变小的材料进行传动)来解决。但本文中灵巧手由于需要保持一定柔性, 所以并未选择弹性模量较高的传动腱绳。但在其他应用场景, 可以根据具体需求, 通过优化实验设备或改变控制策略来解决。总的来说, 在同样的控制策略下, 加入本文建立的气动肌肉迟滞模型, 能有效地补偿迟滞作用, 提高控制精度。

为进一步验证 LGPI 模型对控制性能的影响, 进行了阶跃响应控制实验, 阶跃信号为 $0^\circ \rightarrow 80^\circ \rightarrow 10^\circ$ 。实验结果如图 13。结果表明, 在上升阶段, 基

于 LGPI 模型的前馈控制在 1.3 s 左右关节角度到达期望角度的 95%, 且稳态误差小于 1° , 上升时间快, 稳态误差小, 而且几乎没有超调的情况。而 PID 控制则需要 2 s 以上的上升时间。在下降阶段, 引入 LGPI 模型的控制响应更为迅速, 提前了大约 1 s 达到稳定状态。

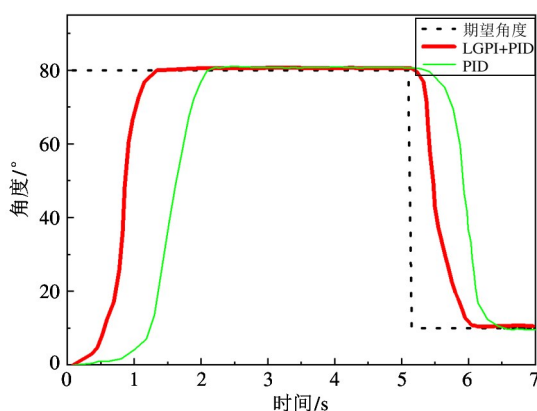


图 13 80°阶跃响应

文献[24]中的气动肌肉驱动的双关节灵巧手在没有进行迟滞补偿的情况下进行 PID 控制^[25]。在阶跃响应的实验中, 上升时间在 3 s 以上, 且有 5° 以上的超调误差, 而且较大的控制波动, 有 10 s 左右的调节时间。在进行振幅 6° 的正弦跟踪实验中, 其最大跟踪误差为 3° 左右, 误差达到了 50% 左右。另外, 文献[26]所进行的气动肌肉驱动机械臂的实验中^[24], 末端位置在 x 、 y 、 z 方向上的最大误差都接近了 10 mm。因此, 在气动肌肉驱动的系统, 使用简单控制策略难以对目标进行准确的控制, 响应时间通常超过 3 s, 控制误差也在 30% 左右。本文提出的基于 LGPI 模型的 PID 控制, 在阶跃响应实验中, 上升时间仅为 1.3 s, 且几乎没有稳态误差。在正弦跟踪实验中, 误差在 10% 以内。

本文还对多种不同控制方式进行了性能对比, 图 14 为多种不同的控制系统对气动肌肉控制性能对比的柱状图。其中 PID + LGPI 补偿控制为本文提出的控制方式。另外几种控制方式分别为 PID 控制、模糊逻辑控制^[26]、无模型自适应 CMAC 控制^[27]。本文对几种控制方法在轨迹跟踪的最大误差与系统响应时间两类指标上进行对比。由图 14

无论是控制误差还是响应时间都有着明显改善。可以看出, 相比于使用复杂的控制系统, 通过引入 LGPI 模型, 使用简单的 PID 控制即能达到不错的控制效果。总的说来, 该迟滞模型在实际控制应用中可以有效提高控制性能。

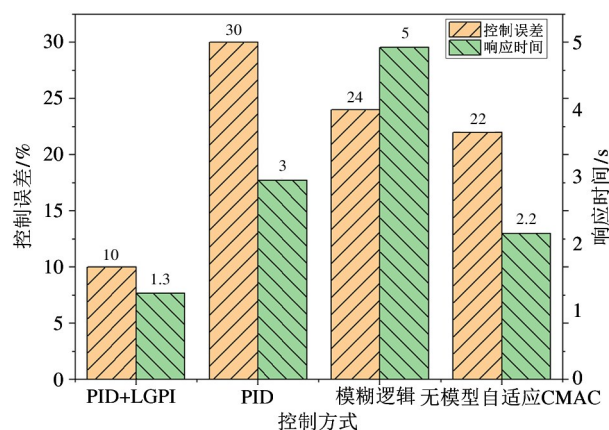


图 14 气动肌肉不同控制方式性能对比

4 结 论

本文以气动肌肉驱动器为研究对象, 探究气动肌肉在不同负载下的迟滞现象及其补偿方法。基于广义 Prandtl-Ishlinskii 迟滞模型扩展建立了计及动态负载的迟滞模型 LGPI, 并通过多组实验证明了该模型的准确性。

进一步将该模型应用于气动肌肉驱动的机器人手指的角度跟踪控制。在不同指尖负载下的运动跟踪实验中, 基于 LGPI 前馈的 PID 控制算法相比于经典的 PID 算法具有更优的控制品质; 与相关文献中各类气动肌肉系统的控制性能指标对比分析表明, LGPI 模型在改善气动肌肉驱动的系统控制精度上具有显著的效果。

参考文献

- [1] 周彬滨, 邹任玲. 气动人工肌肉在康复器械中的应用现状 [J]. 中国康复理论与实践, 2020, 26(4): 463-466
- [2] 赵新刚, 谈晓伟, 张弼. 柔性下肢外骨骼机器人研究进展及关键技术分析 [J]. 机器人, 2020, 42(3): 365-384
- [3] 梁定坤, 陈轶珩, 孙宁, 等. 气动人工肌肉驱动的机器

- 人控制方法研究现状概述[J]. 控制与决策, 2021, 36(1): 27-41
- [4] 邢科新, 徐建明, 何德峰, 等. 气动肌肉的三元素模型辨识研究[J]. 高技术通讯, 2013, 23(5): 497-503
- [5] TONDU B. Modelling of the McKibben artificial muscle: a review[J]. *Journal of Intelligent Material Systems and Structures*, 2012, 23(3): 225-253
- [6] XING K, HUANG J, WANG Y, et al. Tracking control of pneumatic artificial muscle actuators based on sliding mode and non-linear disturbance observer[J]. *Control Theory and Applications IET*, 2010, 4(10): 2058-2070
- [7] GIRIN A, PLESTAN F, BRUN X, et al. High-order sliding-mode controllers of an electropneumatic actuator: application to an aeronautic benchmark[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2009, 17(3): 633-645
- [8] YAGIZ N, ARSLAN Y Z, HACIOGLU Y. Sliding mode control of a finger for a prosthetic hand[J]. *Journal of Vibration and Control*, 2007, 13(6): 733-749
- [9] ARSLAN Y Z, HACIOGLU Y, YAGIZ N. Prosthetic hand finger control using fuzzy sliding modes[J]. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 2008, 52(1): 121-138
- [10] ROBINSON R M, KOTHERA C S, SANNER R M, et al. Nonlinear control of robotic manipulators driven by pneumatic artificial muscles[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2016, 21(1): 55-68
- [11] SU C Y, STEPANENKO Y. Adaptive sliding mode coordinated control of multiple robot arms attached to a constrained object[J]. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics*, 1995, 25(5): 871-878
- [12] KOBAYASHI H, OZAWA R. Adaptive neural network control of tendon-driven mechanisms with elastic tendons[J]. *Automatica*, 2003, 39(9): 1509-1519
- [13] AHN K K, ANH H P H. Design and implementation of an adaptive recurrent neural networks (ARNN) controller of the pneumatic artificial muscle (PAM) manipulator[J]. *Mechatronics*, 2009, 19(6): 816-828
- [14] ZHU X, TAO G, YAO B, et al. Adaptive robust posture control of a parallel manipulator driven by pneumatic muscles[J]. *Automatica*, 2008, 44(9): 2248-2257
- [15] GROSSARD M, MARTIN J, PACHECO G F D C. Control-oriented design and robust decentralized control of the CEA dexterous robot hand[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2015, 20(4): 1809-1821
- [16] CHANG M K, LIOU J J, CHEN M L. T-S fuzzy model-based tracking control of a one-dimensional manipulator actuated by pneumatic artificial muscles[J]. *Control Engineering Practice*, 2011, 19(12): 1442-1449
- [17] 刘昊, 王涛, 范伟, 等. 气动人工肌肉关节的自抗扰控制[J]. 机器人, 2011, 33(4): 461-466, 508
- [18] JANAIDEH M A L, RAKHEJA S, SU C Y. A generalized Prandtl-Ishlinskii model for characterizing the hysteresis and saturation nonlinearities of smart actuators[J]. *Smart Materials and Structures*, 2009, 18(4): 045001
- [19] JANAIDEH M A, MAO J, RAKHEJA S, et al. Generalized Prandtl-Ishlinskii hysteresis model: hysteresis modeling and its inverse for compensation in smart actuators[C]//2008 47th IEEE Conference on Decision and Control, Cancun, Mexico, 2008: 5182-5187
- [20] JANAIDEH M A, SU C, RAKHEJA S. Development of the rate-dependent Prandtl-Ishlinskii model for smart actuators[J]. *Smart Materials and Structures*, 2008, 17(3): 035026
- [21] YEOH O H. Some forms of the strain energy function for rubber[J]. *Rubber Chemistry and Technology*, 2012, 66(5): 754-771
- [22] KUHNEN K. Modeling, identification and compensation of complex hysteretic nonlinearities: a modified Prandtl-Ishlinskii approach[J]. *European Journal of Control*, 2003, 9(4): 407-418
- [23] ZHU L, WANG W, TAO Z, et al. Full-drive decoupled bionic finger: structure and experimental trials[C]//2019 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, Dali, China, 2019: 497-502
- [24] KASTNER M, GATtringer H, NADERER R. Evaluation of a joint hysteresis model in a robot actuated by pneumatic muscles[C]//The 9th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics, Rome, Italy, 2012: 230-235
- [25] 葛林林. 气动人工肌肉驱动的双关节灵巧手指位置控制[D]. 秦皇岛:燕山大学机械工程学院, 2017: 32-35
- [26] 陈志, 秦展田, 韩兴国. 基于遗传算法的气动肌肉 T-S 模糊逻辑控制优化[J]. 液压与气动, 2020(4): 47-52
- [27] 鲍春雷, 王斌锐, 金英连, 等. 气动肌肉关节的无模型

自适应 CMAC 迟滞补偿控制 [J]. 机器人, 2015, 37
(3): 298-303, 309

The dynamic loads hysteresis model of pneumatic muscle actuator

CHEN Zhipei, XIE Xianquan, TAO Zhicheng, ZHU Liyao, BAO Guanjin

(College of Mechanical Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023)

Abstract

Pneumatic artificial muscle is a new type of flexible actuator, but due to the use of non-linear materials such as silica gel, there exists obvious hysteresis, and its hysteresis parameters change with different loads. Based on the generalized Prandtl-Ishlinskii hysteretic model, the load-dependent generalized Prandtl-Ishlinskii (LGPI) model is established by introducing the load parameters of pneumatic muscles. Experiments in the load range of 0 – 100 N verify that the model can describe the asymmetric hysteresis characteristics of pneumatic muscle under dynamic load, and the maximum position error of hysteresis loop is less than 1 mm. Using the inverse of LGPI model as a feedforward PID to control pneumatic muscle-driven dexterous hand, the angle tracking experiment is carried out under different loads. Compared with the PID control without feedforward, the experimental results show that adding the feed-forward loop based on LGPI model can save energy and improve the response speed and control accuracy of the control system.

Key words: dexterous hand, pneumatic muscle, Prandtl-Ishlinskii, hysteresis, dynamic load