第 42 卷第 1 期
2025 年 1 月

控 制 理 论 与 应 用
Control Theory & Applications

Vol. 42 No. 1
Jan. 2025

带有输出约束的液压机械臂自适应神经网络力跟踪控制

梁相龙, 姚建勇†

(南京理工大学 机械工程学院, 江苏 南京 210094)

摘要: 为解决带有输出约束的液压机械臂动力学模型未知问题并提升液压机械臂在未知环境下的力跟踪性能, 本文提出了一种基于积分障碍李雅普诺夫函数的自适应神经网络导纳控制方法. 首先, 分析了液压机械臂的机械和液压系统动力学模型, 根据阻抗控制原理, 提出了基于环境参数估计的参考轨迹自适应生成方法; 然后, 考虑系统输出受限和机械系统动力学模型未知, 利用径向基函数神经网络设计自适应神经网络控制器; 同时, 引入动态面控制方法以避免对虚拟信号进行直接求导, 并通过李雅普诺夫方法分析了闭环控制系统的稳定性; 最后, 利用MATLAB/Simulink, Simscape Multibody 和 Simscape Fluids仿真平台对液压机械臂进行仿真研究, 结果表明所设计的控制律对未知机械系统动力学具有良好的鲁棒性, 可以实现良好的位置和力跟踪控制, 且确保系统输出不超过预设的范围.

关键词: 液压机械臂; 导纳控制; 动态面控制; 神经网络; 力跟踪控制; 未知环境

引用格式: 梁相龙, 姚建勇. 带有输出约束的液压机械臂自适应神经网络力跟踪控制. 控制理论与应用, 2025, 42(1): 138 – 148

DOI: 10.7641/CTA.2023.20725

Adaptive neural network force tracking control of hydraulic manipulators with output constraints

LIANG Xiang-long, YAO Jian-yong†

(School of Mechanical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing Jiangsu 210094, China)

Abstract: In order to solve the problem of unknown dynamics of the hydraulic manipulator with output constraints and improve the force tracking performance of the hydraulic manipulator in unknown environments, an adaptive neural network admittance control method integrating integral barrier Lyapunov function is proposed in this paper. Firstly, the mechanical and hydraulic system dynamics of the hydraulic manipulator are addressed, and according to the principle of impedance control, an adaptive generation method of reference trajectory based on environment parameters estimation is developed. Then, an adaptive radial basis function neural network tracking control is developed for the hydraulic manipulator with unknown mechanical system dynamics and output constraints. Meanwhile, the dynamic surface control approach is introduced to circumvent the direct derivation of virtual signals, and the stability of the closed-loop control system is analyzed via Lyapunov technique. Finally, using the MATLAB/Simulink, Simscape Multibody and Simscape Fluids simulation platforms to simulate the hydraulic manipulator, the results indicate that the developed control law has good robustness with respect to unknown mechanical system dynamics, achieves satisfactory position and force tracking performance, and ensures the system output does not exceed the prescribed range.

Key words: hydraulic manipulator; admittance control; dynamic surface control; neural network; force tracking control; unknown environment

Citation: LIANG Xianglong, YAO Jianyong. Adaptive neural network force tracking control of hydraulic manipulators with output constraints. *Control Theory & Applications*, 2025, 42(1): 138 – 148

1 引言

随着科学技术的不断进步, 机械臂已逐渐替代人类, 在军事和医疗等相关领域得到大量应用. 机械臂主要驱动方式为电机驱动和液压驱动等. 相较于电动执行器, 液压执行器具有响应快速、负载刚性大、承载能力高、功率密度比大等特点[1], 在大功率负载的搬运及导弹的装填等操作任务中发挥着关键作用. 然而液压机械臂是一类典型的非线性、强耦合、多输入多

收稿日期: 2022−08−15; 录用日期: 2023−11−23.

†通信作者. E-mail: jerryyao.buaa@gmail.com; Tel.: +86 18626441010.

本文责任编委: 贺威.

国家重点研发计划项目(2021YFB2011300), 国家自然科学基金项目(52075262)资助.

Supported by the National Key R& D Program of China (2021YFB2011300) and the National Natural Science Foundation of China (52075262).

输出系统, 具有高度的非线性和复杂的动力学特性, 这些因素使得液压机械臂难以实现高精度运动控制[2]. 考虑到机械臂各个关节之间的强耦合性, 且系统各项参数在测量时不可避免地出现各种偏差或难以获取, 因此液压机械臂难以进行精确建模[3], 通常会出现模型失配、模型完全未知等情况, 此时基于模型补偿的非线性控制算法将会失效. 另外, 随着机器人技术的发展, 单纯的机械臂运动控制已经不能满足更高的性能要求. 对于输出力矩较大的液压机械臂, 当它与外部环境发生碰撞接触时必须采用合理的柔顺控制策略来保障人机物理接触安全[4], 同时液压机械臂在打磨、装配等工业制造应用方面通常要求精确的力跟踪控制. 而且考虑到液压机械臂的结构限制和运行安全要求, 在实际操作过程中机械臂位置应该受到一定的约束. 本文的主要目标是从控制的角度分析和设计一种不依赖于液压机械臂机械系统动力学模型的自适应神经网络柔顺控制策略, 实现液压机械臂在不确定环境下的力跟踪控制, 且保证系统输出不超过预设的范围.

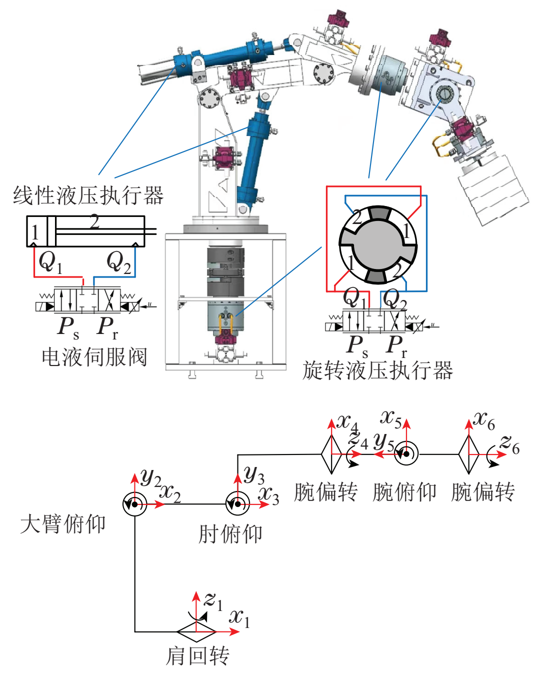
自适应神经网络具有自适应和自学习能力, 能够起到非线性补偿、模型辨识等作用[5–7], 在机械臂系统中得到了广泛应用. 文献[5–7]利用神经网络自学习能力估计机械臂系统中的不确定非线性函数, 以提高机械臂运动控制精度, 但在建模过程中执行器动态均被忽略. 实际上, 执行器的动态特性, 特别是具有高度非线性特性的液压执行器动态特性, 对系统控制性能有显著影响. 为此, 文献[8]考虑液压执行器动态, 引入径向基函数神经网络估计二自由度液压机械臂的未知机械系统动力学. 但由于对液压执行器的动力学特性进行了线性化处理, 液压执行器的复杂非线性特性被忽略. 文献[9]考虑液压执行器的非线性特性, 对液压执行器动态进行精确建模, 设计了自适应神经网络控制器, 实现了液压机械臂关节运动渐近跟踪控制. 然而上述控制方法没有考虑液压机械臂与未知环境的交互.

对于机械臂而言, 位置控制方法可以实现满意的控制性能, 并且只要求机械臂末端执行器在自由空间中跟踪期望轨迹. 然而, 当机械臂末端执行器与环境接触时, 机械臂将不可避免地与环境之间产生相互作用力[10], 此时位置控制将不再适用. 因此研究机械臂与环境之间的交互问题尤为重要. Hogan[11]首次提出阻抗控制方法, 通过改变机械臂阻抗特性来调整机械臂与环境交互力的作用. 随后基于Hogan所提出的阻抗控制理论, 许多学者进一步研究并实现了多种形式的阻抗控制[12]. 文献[13]设计了基于模型的阻抗控制方法, 为在高动态液压机器人上实现高性能阻抗控制提供了实用和全面的指导. 文献[14]设计了基于扩张滑模观测器的导纳控制方法, 实现了无力传感器的二自由度液压腿机器人与环境的柔顺交互, 并取得了良好的跟踪性能. 然而上述方法均是基于机械臂动力学已知的假设. 针对液压机械臂高度非线性的动态行为, 文献[15]基于子系统动力学的虚拟分解控制方法设计阻抗控制器, 使得液压机械臂能够根据施加的目标阻抗行为准确地调整其动态行为. 虽然阻抗控制在液压机械臂接触力跟踪方面应用较广, 但上述研究需要预先知道环境信息. 对于基于位置的阻抗控制, 接触力是通过机械臂末端执行器参考位置轨迹和目标阻抗参数间接控制的, 而参考位置轨迹的计算通常需要未知的环境刚度和位置参数, 因此实现未知环境下的力跟踪控制首先需要对环境参数进行估计. 另外, 考虑到实际物理设备的限制、系统性能和安全要求, 在实际操作中, 机械臂的关节角度和末端位置应该受到一定的约束. 因此, 保证系统的输出在期望的约束范围内是非常重要的. 为解决输出受限问题, 障碍李雅普诺夫函数(barrier Lyapunov funcyion, BLF)[16–18]得到大量学者的研究. 文献[18]采用传统的BLF约束机器人系统状态, 实现了人类操作意图估计, 保证了人机交互的安全性. 文献[16–17]设计基于BLF的自适应控制方法解决了常值和时变输出约束问题. 然而上述研究均将输出受限问题转换为误差受限问题, 直观性不强. 为此, 文献[19]提出了积分障碍李雅普诺夫函数(integral BLF, IBLF), 并基于反步控制方法直接约束系统输出, 而不是对误差信号进行约束. 从工程角度而言, 对系统的状态进行直接约束将更为有效和方便.

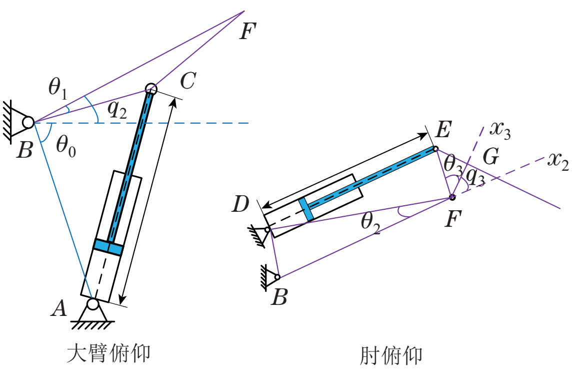
基于以上讨论, 为解决带有输出约束的液压机械臂机械系统动力学模型未知问题并提升液压机械臂在未知环境下的力跟踪性能, 本文提出了一种基于积分障碍李雅普诺夫函数的自适应神经网络导纳控制方法. 该控制方法使得液压机械臂对未知系统动力学具有良好的鲁棒性, 与环境发生接触时可以实现良好的力跟踪控制, 且确保系统输出不超过预设的范围. 本文的贡献在于: 1) 根据阻抗控制原理, 提出基于环境参数估计的参考轨迹自适应生成方法, 实现液压机械臂在未知环境下的力跟踪控制; 2) 针对耦合性强的未知机械系统动力学模型, 设计基于神经网络的在线学习方法; 针对不存在耦合的液压系统动力学模型, 设计基于模型的控制方法; 将两者结合可以实现液压机械臂的精确运动控制; 3) 与常见的BLF相比(如log-型和tan-型[20–21]), 采用IBLF直接约束输出信号, 而不是对误差信号进行约束, 保障了机械臂与环境的接触安全, 从工程角度来看, 在机械臂与环境交互的场景中设置合适的角度和位置约束边界更为有效和方便; 4) 引入动态面控制方法, 避免使用系统加速度和交互力的导数信号, 同时也可避免繁琐的求导计算.

2 液压机械臂系统描述

本文研究的液压机械臂如图1(a)所示, 包含肩回转、大臂俯仰、肘俯仰、腕偏转/俯仰/偏转6个自由度. 其中肩回转和腕偏转/俯仰/偏转由旋转液压执行器直接驱动, 大臂俯仰和肘俯仰由直线液压执行器间接驱动, 其关节空间与执行器空间的关系如图1(b)所示. 此外, 这些液压执行器均由电液伺服阀控制.



(a) 六自由度液压机械臂结构示意图



(b) 关节空间和执行器空间的关系

图 1 六自由度液压机械臂原理图

Fig. 1 Schematic diagram of a six degree of freedom hydraulic manipulator

3 液压机械臂动力学模型

3.1 机械系统动力学模型

n关节液压机械臂的机械系统动力学模型可以描述为

$$\boldsymbol{M}_{\mathrm{j}}(\boldsymbol{q})\ddot{\boldsymbol{q}}+\boldsymbol{C}_{\mathrm{j}}(\boldsymbol{q},\dot{\boldsymbol{q}})\dot{\boldsymbol{q}}+\boldsymbol{G}_{\mathrm{j}}(\boldsymbol{q})=\boldsymbol{\tau}-\boldsymbol{\tau}_{\mathrm{e}}, \tag{1}$$

式中: $\boldsymbol{q},\dot{\boldsymbol{q}},\ddot{\boldsymbol{q}}\in\mathbb{R}^n$分别为机械臂角度、角速度和角加速度向量, $\boldsymbol{M}_{\mathrm{j}}(\boldsymbol{q})\in\mathbb{R}^{n\times n}$为机械臂惯性矩阵, $\boldsymbol{C}_{\mathrm{j}}(\boldsymbol{q},\dot{\boldsymbol{q}})\in\mathbb{R}^{n\times n}$为机械臂离心力与科氏力矩阵, $\boldsymbol{G}_{\mathrm{j}}(\boldsymbol{q})\in\mathbb{R}^n$为机械臂重力矩向量, $\boldsymbol{\tau}\in\mathbb{R}^n$为机械臂控制力矩向量, $\boldsymbol{\tau}_{\mathrm{e}}\in\mathbb{R}^n$为机械臂与环境接触产生的力矩向量. 机械臂正向运动学可表示为如下关系:

$$\boldsymbol{x}=\boldsymbol{\varPhi}(\boldsymbol{q}),\ \dot{\boldsymbol{x}}=\boldsymbol{J}(\boldsymbol{q})\dot{\boldsymbol{q}}, \tag{2}$$

机械臂逆向运动学可表示为如下关系:

$$\dot{\boldsymbol{q}}=\boldsymbol{J}^{+}\dot{\boldsymbol{x}},\ \ddot{\boldsymbol{q}}=\dot{\boldsymbol{J}}^{+}\dot{\boldsymbol{x}}+\boldsymbol{J}^{+}\ddot{\boldsymbol{x}}, \tag{3}$$

式中: $\boldsymbol{J}(\boldsymbol{q})\in\mathbb{R}^{m\times n}$为机械臂雅克比转换矩阵, 雅克比矩阵中的$m$代表机械臂操作空间向量维度, $\boldsymbol{J}^{+}\in\mathbb{R}^{n\times m}$为雅克比转换矩阵的广义逆矩阵, $\boldsymbol{x},\dot{\boldsymbol{x}},\ddot{\boldsymbol{x}}\in\mathbb{R}^m$分别为任务空间的位置、速度和加速度, 通过上式可得m维任务空间的机械臂机械系统动力学模型

$$\boldsymbol{M}_{\mathrm{t}}(\boldsymbol{x})\ddot{\boldsymbol{x}}+\boldsymbol{C}_{\mathrm{t}}(\boldsymbol{x},\dot{\boldsymbol{x}})\dot{\boldsymbol{x}}+\boldsymbol{G}_{\mathrm{t}}(\boldsymbol{x})=\boldsymbol{F}-\boldsymbol{F}_{\mathrm{e}}, \tag{4}$$

式中: $\boldsymbol{M}_{\mathrm{t}}(\boldsymbol{x})\in\mathbb{R}^{m\times m}$, $\boldsymbol{C}(\boldsymbol{x},\dot{\boldsymbol{x}})\in\mathbb{R}^{m\times m}$, $\boldsymbol{G}(\boldsymbol{x})\in\mathbb{R}^m$分别为机械臂任务空间的惯性矩阵、离心力与科氏力矩阵和重力矩阵, $\boldsymbol{F}\in\mathbb{R}^m$为机械臂控制力向量, $\boldsymbol{F}_{\mathrm{e}}\in\mathbb{R}^m$为机械臂与环境接触产生的力向量. 机械臂关节空间和任务空间的相关矩阵关系如下:

$$\begin{aligned}
&\boldsymbol{M}_{\mathrm{t}}(\boldsymbol{x})=\boldsymbol{J}^{+\mathrm{T}}(\boldsymbol{q})\boldsymbol{M}_{\mathrm{j}}(\boldsymbol{q})\boldsymbol{J}^{+}(\boldsymbol{q}),\ \boldsymbol{F}_{\mathrm{e}}=\boldsymbol{J}^{+\mathrm{T}}(\boldsymbol{q})\boldsymbol{\tau}_{\mathrm{e}},\\
&\boldsymbol{C}_{\mathrm{t}}(\boldsymbol{x},\dot{\boldsymbol{x}})=\boldsymbol{J}^{+\mathrm{T}}(\boldsymbol{q})[\boldsymbol{C}_{\mathrm{j}}(\boldsymbol{q},\dot{\boldsymbol{q}})-\\
&\qquad\qquad \boldsymbol{M}_{\mathrm{j}}(\boldsymbol{q})\boldsymbol{J}^{+}(\boldsymbol{q})\dot{\boldsymbol{J}}(\boldsymbol{q})]J^{+}(\boldsymbol{q}),\\
&\boldsymbol{G}_{\mathrm{t}}(\boldsymbol{x})=\boldsymbol{J}^{+\mathrm{T}}(\boldsymbol{q})\boldsymbol{G}_{\mathrm{j}}(\boldsymbol{q}),\boldsymbol{F}=\boldsymbol{J}^{+\mathrm{T}}(\boldsymbol{q})\boldsymbol{\tau}.
\end{aligned} \tag{5}$$

考虑到液压机械臂关节力矩是由直线或旋转液压执行器产生的, 定义执行器空间状态变量$\boldsymbol{x}_{\mathrm{a}}\in\mathbb{R}^n$, 则机械臂关节空间$\boldsymbol{q}$和执行器空间$\boldsymbol{x}_{\mathrm{a}}$有如下关系:

$$\boldsymbol{x}_{\mathrm{a}}=\boldsymbol{h}_{\mathrm{a}}(\boldsymbol{q}),\ \dot{\boldsymbol{x}}_{\mathrm{a}}=\boldsymbol{J}_{\mathrm{a}}(\boldsymbol{q})\dot{\boldsymbol{q}}, \tag{6}$$

式中: $\boldsymbol{h}_{\mathrm{a}}(\boldsymbol{q})=[h_{\mathrm{a}1}(q_1)\ \ h_{\mathrm{a}2}(q_2)\ \ \cdots\ \ h_{\mathrm{a}n}(q_n)]^{\mathrm{T}}\in\mathbb{R}^n$表示液压机械臂执行器空间和关节空间的位移关系, 可根据具体的液压机械臂结构确定; $\boldsymbol{J}_{\mathrm{a}}(\boldsymbol{q})=\dfrac{\partial\boldsymbol{h}_{\mathrm{a}}(\boldsymbol{q})}{\partial\boldsymbol{q}}\in\mathbb{R}^{n\times n}$表示液压机械臂执行器空间和关节空间的速度关系.

3.2 液压系统动力学模型

n关节液压机械臂的液压系统动力学模型可以描述为

$$\begin{cases}V_{i1}\dot{P}_{i1}=\beta_{\mathrm{e}}[Q_{i1}-A_{i1}J_{\mathrm{a}i}\dot{q}_i-C_{\mathrm{t}i}P_{i\mathrm{L}}],\\ V_{i2}\dot{P}_{i2}=\beta_{\mathrm{e}}[A_{i2}J_{\mathrm{a}i}\dot{q}_i-Q_{i2}+C_{\mathrm{t}i}P_{i\mathrm{L}}],\end{cases} \tag{7}$$

式中: $V_{i1}=V_{0i1}+A_{i1}h_{\mathrm{a}i}$, $V_{i2}=V_{0i2}-A_{i2}h_{\mathrm{a}i}$分别表示执行器两控制腔容积, V_{01i}, V_{02i}分别表示执行器两控制腔初始容积, A_{i1}, A_{i2}分别表示执行器两控制腔径向位移, P_{i1}, P_{i2}分别表示两控制腔压力, β_{e}表示液压油弹性模量, $C_{\mathrm{t}i}$表示执行器泄漏系数, Q_{i1}, Q_{i2}

分别表示进入和流出执行器腔体的流量, $P_{i\mathrm{L}}=P_{i1}-P_{i2}$表示负载压力.

考虑到伺服阀频宽远高于系统频宽, 因此, 可以将伺服阀动态近似为比例环节[1], 即伺服阀的阀芯位移x_{vi}与控制输入u_i成比例关系. 则伺服阀的流量方程可以描述为

$$\begin{cases} Q_{i1}=k_{ui}u_i\sqrt{\Delta P_{i1}}, \\ \Delta P_{i1}=\begin{cases} P_\mathrm{s}-P_{i1},\ u_i\geqslant 0, \\ P_{i1}-P_\mathrm{r},\ u_i<0. \end{cases} \end{cases} \tag{8}$$

$$\begin{cases} Q_{i2}=k_{ui}u_i\sqrt{\Delta P_{i2}}, \\ \Delta P_{i2}=\begin{cases} P_{i2}-P_\mathrm{r},\ u_i\geqslant 0, \\ P_\mathrm{s}-P_{i2},\ u_i<0, \end{cases} \end{cases} \tag{9}$$

式中: k_{ui}为相对于控制输入u_i的总流量增益, P_s, P_r分别表示系统供油压力和回油压力.

液压机械臂的关节力矩可以表示为

$$\boldsymbol{\tau}=\boldsymbol{J}_\mathrm{a}(\boldsymbol{q})(\boldsymbol{A}_1\boldsymbol{P}_1-\boldsymbol{A}_2\boldsymbol{P}_2), \tag{10}$$

式中: $\boldsymbol{A}_i=\mathrm{diag}\{A_{1i},A_{2i},\cdots,A_{ni}\}$, $\boldsymbol{P}_i=[P_{1i}\ \ P_{2i}\ \ \cdots\ \ P_{ni}]^\mathrm{T}$.

4 控制目标

本文控制目标为设计带有输出约束的液压机械臂自适应神经网络柔顺控制策略, 使得液压机械臂对未知系统动力学具有良好的鲁棒性, 与未知环境发生交互时可以实现良好的力跟踪控制, 且确保系统输出不超过预定的范围. 为便于控制器设计, 给出如下假设、性质与引理.

假设 1 机械臂关节角度$\boldsymbol{q}$、关节角速度$\dot{\boldsymbol{q}}$、机械臂与环境接触力$\boldsymbol{F}_\mathrm{e}$及液压执行器两腔压力$\boldsymbol{P}_i$均可测. 关节期望轨迹$\boldsymbol{q}_\mathrm{r}$可由机械臂末端期望轨迹$\boldsymbol{x}_\mathrm{r}$通过逆运动学求解获得, $\boldsymbol{q}_\mathrm{r}$及其一二阶导数$\dot{\boldsymbol{q}}_\mathrm{r}$, $\ddot{\boldsymbol{q}}_\mathrm{r}$均存在且有界.

性质 1[22] 惯性矩阵$\boldsymbol{M}_\mathrm{j}(\boldsymbol{q})$, $\boldsymbol{M}_\mathrm{t}(\boldsymbol{x})$均为正定对称矩阵, 且$(\dot{\boldsymbol{M}}_\mathrm{j}(\boldsymbol{q})-2\boldsymbol{C}_\mathrm{j}(\boldsymbol{q},\dot{\boldsymbol{q}}))$和$(\dot{\boldsymbol{M}}_\mathrm{t}(\boldsymbol{x})-2\boldsymbol{C}_\mathrm{t}(\boldsymbol{x},\dot{\boldsymbol{x}}))$均为斜对称矩阵.

引理 1[23] 在初始值有界的条件下, 若存在连续正定可微函数$V(x)$满足$\kappa_1(\|x\|)\leqslant V(x)\leqslant\kappa_2(\|x\|)$ (κ_1,κ_2属于K类函数), 使$\dot{V}(x)\leqslant-\rho V(x)+C$, 其中$\rho, C$为正常数, 那么函数$V(x)$的解$x(t)$一致有界.

引理 2[19] 为确保系统输出不超过预设的范围, 引入如下积分障碍李雅普诺夫函数:

$$V=\sum_{i=1}^{n}V_i=\sum_{i=1}^{n}\int_0^{e_i}\frac{\mu k_{\mathrm{c}_i}^2}{k_{\mathrm{c}_i}^2-(\mu+\varpi_i)^2}\mathrm{d}\mu, \tag{11}$$

式中: $e_i=x_i-\varpi_i$, ϖ_i为连续可微的函数, 满足$|\varpi_i|<k_{\mathrm{c}_i}, i=1,2,\cdots,n$, 则$V_i$是集合$\{|x_i|<k_{\mathrm{c}_i}\}$上的一个正定的连续可微函数, 且满足

$$\frac{e_i^2}{2}\leqslant V_i\leqslant\frac{k_{\mathrm{c}_i}^2e_i^2}{k_{\mathrm{c}_i}^2-x_i^2}. \tag{12}$$

引理 3[23] 径向基神经网络 (radial basis function neural network, RBFNN) 可以用于逼近连续函数$f_i(\boldsymbol{Z})$: $\mathbb{R}^q\to\mathbb{R}$, 其表达式如下:

$$\hat{f}_i(\boldsymbol{Z})=\hat{\boldsymbol{W}}_i^\mathrm{T}\boldsymbol{\phi}_i(\boldsymbol{Z}), \tag{13}$$

式中: $\boldsymbol{Z}=[z_1\ \ z_2\ \ \cdots\ \ z_q]^\mathrm{T}\in\mathbb{R}^q$为RBFNN的输入向量, $\boldsymbol{\phi}_i(\boldsymbol{Z})=[\phi_{i1}(\boldsymbol{Z})\ \ \phi_{i2}(\boldsymbol{Z})\ \ \cdots\ \ \phi_{ip}(\boldsymbol{Z})]^\mathrm{T}\in\mathbb{R}^p$为神经网络径向基函数, $\hat{\boldsymbol{W}}_i\in\mathbb{R}^p$为神经网络权值估计. 存在一个最优权值向量$\boldsymbol{W}_i^*$, 使得

$$f_i(\boldsymbol{Z})=\boldsymbol{W}_i^{*\mathrm{T}}\boldsymbol{\phi}_i(\boldsymbol{Z})+\epsilon_i, \tag{14}$$

式中ϵ_i为神经网络的逼近误差, 满足$|\epsilon_i|\leqslant\bar{\epsilon}_i$.

5 控制器设计

5.1 基于环境参数估计的参考轨迹自适应生成

机械臂位置与环境交互力的关系可以描述为如下导纳模型:

$$\boldsymbol{M}_\mathrm{d}(\ddot{\boldsymbol{X}}_\mathrm{d}-\ddot{\boldsymbol{X}}_\mathrm{r})+\boldsymbol{C}_\mathrm{d}(\dot{\boldsymbol{X}}_\mathrm{d}-\dot{\boldsymbol{X}}_\mathrm{r})+\boldsymbol{K}_\mathrm{d}(\boldsymbol{X}_\mathrm{d}-\boldsymbol{X}_\mathrm{r})=\boldsymbol{F}_\mathrm{e}-\boldsymbol{F}_\mathrm{d}, \tag{15}$$

式中: $\boldsymbol{X}_\mathrm{d}$为期望参考轨迹, $\boldsymbol{X}_\mathrm{r}$为虚拟参考轨迹, $\boldsymbol{M}_\mathrm{d}$, $\boldsymbol{C}_\mathrm{d}$, $\boldsymbol{K}_\mathrm{d}$是由用户定义的质量、阻尼和刚度矩阵, $\boldsymbol{F}_\mathrm{d}$为期望的交互力, $\boldsymbol{F}_\mathrm{e}$为实际的交互力. 由于实际交互力$\boldsymbol{F}_\mathrm{e}$由环境产生, 且考虑到本文所针对的接触环境较硬, 这里将环境模型简化为线性弹簧系统, 则交互力可以表示为

$$\boldsymbol{F}_\mathrm{e}=\boldsymbol{K}_\mathrm{e}(\boldsymbol{X}-\boldsymbol{X}_\mathrm{e}), \tag{16}$$

式中: $\boldsymbol{K}_\mathrm{e}$为环境刚度, $\boldsymbol{X}_\mathrm{e}$为环境位置. 若忽略机械臂的运动跟踪误差, 可以知道$\boldsymbol{X}=\boldsymbol{X}_\mathrm{r}$, 则上式可进一步表示为

$$\boldsymbol{F}_\mathrm{e}=\boldsymbol{K}_\mathrm{e}(\boldsymbol{X}_\mathrm{r}-\boldsymbol{X}_\mathrm{e}). \tag{17}$$

令$\boldsymbol{E}=\boldsymbol{X}_\mathrm{d}-\boldsymbol{X}_\mathrm{r}$为阻抗控制器产生的轨迹修正量, $\Delta\boldsymbol{F}=\boldsymbol{F}_\mathrm{d}-\boldsymbol{F}_\mathrm{e}$为力跟踪误差, 则如下关系式成立:

$$\boldsymbol{X}_\mathrm{r}=\boldsymbol{X}_\mathrm{d}+\Delta\boldsymbol{F}\cdot\boldsymbol{K}(s), \tag{18}$$

式中传递函数$\boldsymbol{K}(s)=1/(\boldsymbol{M}_\mathrm{d}s^2+\boldsymbol{C}_\mathrm{d}s+\boldsymbol{K}_\mathrm{d})$. 为了便于分析, 不失一般性, 将上式用标量形式来表示, 则力跟踪误差可进一步简化为

$$\Delta f=f_\mathrm{d}-f_\mathrm{e}=f_\mathrm{d}-k_\mathrm{e}(x_\mathrm{e}r-x_\mathrm{e}). \tag{19}$$

结合式(18)–(19)可得

$$\Delta f(m_\mathrm{d}s^2+c_\mathrm{d}s+k_\mathrm{d}+k_\mathrm{e})=(m_\mathrm{d}s^2+c_\mathrm{d}s+k_\mathrm{d})(f_\mathrm{d}-k_\mathrm{e}(x_\mathrm{d}-x_\mathrm{e})). \tag{20}$$

基于上述分析,可得系统在稳定时的力跟踪误差为

$$\Delta f_{\mathrm{ss}}=\frac{k_{\mathrm{d}}k_{\mathrm{e}}}{k_{\mathrm{d}}+k_{\mathrm{e}}}(x_{\mathrm{e}}+\frac{f_{\mathrm{d}}}{k_{\mathrm{e}}}-x_{\mathrm{d}}), \tag{21}$$

上式表明有两种方式可以使得稳态力跟踪误差为零:设置刚度参数k_{d}为零或者选择参考轨迹x_{d}为

$$x_{\mathrm{d}}=x_{\mathrm{e}}+\frac{f_{\mathrm{d}}}{k_{\mathrm{e}}}. \tag{22}$$

基于文献[24–25]可知,通过设置刚度参数为零以实现零稳态力跟踪误差是不合理的. 所以本文采用式(22)实现零稳态力跟踪误差. 考虑到机械臂接触环境(环境刚度和位置)通常是未知的,因此,首先需要进行环境参数估计.

假设$\hat{x}_{\mathrm{e}}$和$\hat{k}_{\mathrm{e}}$分别为环境位置x_{e}和刚度k_{e}的估计值,则基于式(22)可得期望参考估计x_{d}为

$$x_{\mathrm{d}}=\hat{x}_{\mathrm{e}}+\frac{f_{\mathrm{d}}}{\hat{k}_{\mathrm{e}}}. \tag{23}$$

将环境参数估计值$\hat{x}_{\mathrm{e}}$和$\hat{k}_{\mathrm{e}}$代入式(17),可得估计力$\hat{f}_{\mathrm{e}}$,即

$$\hat{f}_{\mathrm{e}}=\hat{k}_{\mathrm{e}}(x_{\mathrm{r}}-\hat{x}_{\mathrm{e}})=\hat{k}_{\mathrm{e}}x_{\mathrm{r}}-\hat{k}_{\mathrm{e}}\hat{x}_{\mathrm{e}}. \tag{24}$$

将式(17)和式(24)相减,力估计误差$\tilde{f}_{\mathrm{e}}$可以表示为

$$\tilde{f}_{\mathrm{e}}=\hat{f}_{\mathrm{e}}-f_{\mathrm{e}}=\tilde{k}_{\mathrm{e}}x_{\mathrm{r}}-\tilde{k}_{\mathrm{e}x}, \tag{25}$$

式中: $\tilde{k}_{\mathrm{e}}=\hat{k}_{\mathrm{e}}-k_{\mathrm{e}}, \tilde{k}_{\mathrm{e}x}=\hat{k}_{\mathrm{e}x}-k_{\mathrm{e}x}=\hat{k}_{\mathrm{e}}\hat{x}_{\mathrm{e}}-k_{\mathrm{e}}x_{\mathrm{e}}$. 此时,环境参数估计的目标变为设计合适的环境参数调整策略,使得当$t\to\infty$时,力估计误差$\tilde{f}_{\mathrm{e}}\to 0$.

构造如下代价函数:

$$E=\frac{1}{2}\tilde{f}_{\mathrm{e}}^2, \tag{26}$$

则基于梯度下降法,环境参数自适应策略可设计为

$$\dot{\hat{k}}_{\mathrm{e}}=-\gamma_1\frac{\partial E}{\partial\hat{k}_{\mathrm{e}}}=-\gamma_1\tilde{f}_{\mathrm{e}}x_{\mathrm{r}}, \tag{27}$$

$$\dot{\hat{k}}_{\mathrm{e}x}=-\gamma_2\frac{\partial E}{\partial\hat{k}_{\mathrm{e}x}}=\gamma_2\tilde{f}_{\mathrm{e}}, \tag{28}$$

$$\dot{\hat{x}}_{\mathrm{e}}=\frac{\tilde{f}_{\mathrm{e}}}{\hat{k}_{\mathrm{e}}}(\gamma_2+\gamma_1x_{\mathrm{r}}\hat{x}_{\mathrm{e}}), \tag{29}$$

式中γ_1,γ_2均为正常数. 当$\hat{f}_{\mathrm{e}}\to f_{\mathrm{e}}$满足时,有

$$f_{\mathrm{e}}=\hat{k}_{\mathrm{e}}(x_{\mathrm{r}}-\hat{x}_{\mathrm{e}})=-\hat{k}_{\mathrm{e}}(x_{\mathrm{d}}-x_{\mathrm{r}})+f_{\mathrm{d}}. \tag{30}$$

结合目标阻抗(15)可得

$$f_{\mathrm{e}}-f_{\mathrm{d}}=m_{\mathrm{d}}\ddot{e}+c_{\mathrm{d}}\dot{e}+k_{\mathrm{d}}e. \tag{31}$$

将式(30)代入式(31),可得

$$m_{\mathrm{d}}\ddot{e}+c_{\mathrm{d}}\dot{e}+(k_{\mathrm{d}}+\hat{k}_{\mathrm{e}})e=0, \tag{32}$$

因为$m_{\mathrm{d}},c_{\mathrm{d}},k_{\mathrm{d}}$均为正数,且限制环境参数估计$\hat{k}_{\mathrm{e}}>0$,则式(32)是渐近稳定的,这表明若$\hat{f}_{\mathrm{e}}\to f_{\mathrm{e}}$,则当$t\to\infty$时,$f_{\mathrm{e}}\to f_{\mathrm{d}}$,从而保证力跟踪误差收敛到零.

选定正定的李雅普诺夫函数为

$$V_{\mathrm{e}}=\frac{1}{2\gamma_1}\tilde{k}_{\mathrm{e}}^2+\frac{1}{2\gamma_2}\tilde{k}_{\mathrm{e}x}^2. \tag{33}$$

对V_{e}求导并假设实际环境刚度和位置参数为常数,则可得

$$\dot{V}_{\mathrm{e}}=\frac{1}{\gamma_1}\tilde{k}_{\mathrm{e}}\dot{\hat{k}}_{\mathrm{e}}+\frac{1}{\gamma_2}\tilde{k}_{\mathrm{e}x}\dot{\hat{k}}_{\mathrm{e}x}. \tag{34}$$

将式(27)–(28)代入上式,并结合式(25)可得

$$\begin{aligned}\dot{V}_{\mathrm{e}}=&-\tilde{k}_{\mathrm{e}}\tilde{f}_{\mathrm{e}}x_{\mathrm{r}}+\tilde{k}_{\mathrm{e}x}\tilde{f}_{\mathrm{e}}=\\&-\tilde{f}_{\mathrm{e}}(\tilde{k}_{\mathrm{e}}x_{\mathrm{r}}-\tilde{k}_{\mathrm{e}x})=-\tilde{f}_{\mathrm{e}}^2,\end{aligned} \tag{35}$$

显然$\dot{V}_{\mathrm{e}}$是负定的. 因此自适应策略(27)–(28)可实现$t\to\infty$时力估计误差$\tilde{f}_{\mathrm{e}}\to 0$.

5.2 带有输出约束的自适应神经网络控制器设计

本节将基于前文产生的自适应参考轨迹,设计带有输出约束的自适应神经网络控制器. 以关节空间为例,定义$\boldsymbol{x}_1=\boldsymbol{q},\boldsymbol{x}_2=\dot{\boldsymbol{q}},\boldsymbol{x}_3=\boldsymbol{A}_1\boldsymbol{P}_1-\boldsymbol{A}_2\boldsymbol{P}_2$,为便于分析,将液压机械臂动力学模型写成状态空间形式

$$\begin{cases}\dot{\boldsymbol{x}}_1=\boldsymbol{x}_2,\\ \dot{\boldsymbol{x}}_2=\boldsymbol{M}_{\mathrm{j}}^{-1}(\boldsymbol{x}_1)(\boldsymbol{J}_{\mathrm{a}}\boldsymbol{x}_3-\boldsymbol{C}_{\mathrm{j}}(\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_2)\boldsymbol{x}_2-\\ \qquad\boldsymbol{G}_{\mathrm{j}}(\boldsymbol{x}_1)-\boldsymbol{J}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{F}_{\mathrm{e}}),\\ \dot{\boldsymbol{x}}_3=\boldsymbol{\varphi}_1\boldsymbol{u}-\boldsymbol{\varphi}_2\boldsymbol{x}_2-\boldsymbol{\varphi}_3,\end{cases} \tag{36}$$

式中:

$$\begin{cases}\boldsymbol{\varphi}_1=\boldsymbol{\beta}_{\mathrm{e}}\boldsymbol{k}_{\mathrm{u}}(\boldsymbol{A}_1\boldsymbol{V}_1^{-1}\boldsymbol{\Delta}\boldsymbol{P}_1+\boldsymbol{A}_2\boldsymbol{V}_2^{-1}\boldsymbol{\Delta}\boldsymbol{P}_2),\\ \boldsymbol{\varphi}_2=\boldsymbol{\beta}_{\mathrm{e}}\boldsymbol{J}_{\mathrm{a}}(\boldsymbol{A}_1^2\boldsymbol{V}_1^{-1}+\boldsymbol{A}_2^2\boldsymbol{V}_2^{-1}),\\ \boldsymbol{\varphi}_3=\boldsymbol{\beta}_{\mathrm{e}}\boldsymbol{C}_{\mathrm{t}}(\boldsymbol{A}_1\boldsymbol{V}_1^{-1}+\boldsymbol{A}_2\boldsymbol{V}_2^{-1})(\boldsymbol{P}_1-\boldsymbol{P}_2),\end{cases} \tag{37}$$

且$\boldsymbol{k}_{\mathrm{u}}=\mathrm{diag}\{k_{\mathrm{u}1},k_{\mathrm{u}2},\cdots,k_{\mathrm{u}n}\}$, $\boldsymbol{V}_i=\mathrm{diag}\{V_{1i},V_{2i},\cdots,V_{ni}\}$, $\Delta P_i=[P_{1i}\quad P_{2i}\quad\cdots\quad P_{ni}]^{\mathrm{T}}$, $\boldsymbol{C}_{\mathrm{t}}=\mathrm{diag}\{C_{\mathrm{t}1},C_{\mathrm{t}2},\cdots,C_{\mathrm{t}n}\}$.

定义状态误差如下:

$$\boldsymbol{e}_1=\boldsymbol{x}_1-\boldsymbol{q}_{\mathrm{r}},\ \boldsymbol{e}_2=\boldsymbol{x}_2-\boldsymbol{\alpha}_1,\ \boldsymbol{e}_3=\boldsymbol{x}_3-\boldsymbol{\alpha}_2^{\mathrm{c}}, \tag{38}$$

式中: $\boldsymbol{\alpha}_1$为虚拟控制输入, $\boldsymbol{\alpha}_2^{\mathrm{c}}$为虚拟控制输入$\boldsymbol{\alpha}_2$的滤波信号,将在下面给出.

步骤 1 为确保系统输出满足控制目标$|x_{1,i}|<k_{\mathrm{c}_i}$,选取积分障碍李雅普诺夫函数$V_1$,即

$$V_1=\sum_{i=1}^{n}\int_0^{e_i}\frac{\mu k_{\mathrm{c}_i}^2}{k_{\mathrm{c}_i}^2-(\mu+q_{\mathrm{r},i})^2}\mathrm{d}\mu. \tag{39}$$

对V_1求导,可得

$$\dot{V}_1=\sum_{i=1}^{n}\frac{e_{1,i}k_{\mathrm{c}i}^2}{k_{\mathrm{c}_i}^2-(\mu+q_{\mathrm{r},i})^2}\dot{e}_{1,i}+\sum_{i=1}^{n}\frac{\partial V_1}{\partial q_{\mathrm{r},i}}\dot{q}_{\mathrm{r},i}, \tag{40}$$

式中:

$$\frac{\partial V_1}{\partial q_{\mathrm{r},i}}=e_{1,i}(\frac{k_{\mathrm{c}_i}^2}{k_{\mathrm{c}_i}^2-x_{1,i}^2}-\delta_i),$$

$$\delta_i=\frac{k_{\mathrm{c}_i}}{2e_{1,i}}\ln\frac{(k_{\mathrm{c}_i}+e_{1,i}+q_{\mathrm{r},i})(k_{\mathrm{c}_i}-q_{\mathrm{r},i})}{(k_{\mathrm{c}_i}-e_{1,i}-q_{\mathrm{r},i})(k_{\mathrm{c}_i}+q_{\mathrm{r},i})},$$

由洛必达法则, 可知 $\lim\limits_{e_{1,i}\to 0}\delta_i=\dfrac{k_{c_i}^2}{k_{c_i}^2-q_{r,i}^2}$, 因此, δ_i不会产生奇异性.

设计虚拟控制输入$\boldsymbol{\alpha}_1$为

$$\boldsymbol{\alpha}_1=-\boldsymbol{K}_1\boldsymbol{e}_1+\begin{bmatrix}\dfrac{(k_{c_1}^2-x_{1,1}^2)\dot{q}_{r,1}\delta_1}{k_{c_1}^2}\\ \vdots\\ \dfrac{(k_{c_n}^2-x_{1,n}^2)\dot{q}_{r,n}\delta_n}{k_{c_n}^2}\end{bmatrix},\tag{41}$$

式中$\boldsymbol{K}_1\in\mathbb{R}^{n\times n}$为正定的对角矩阵.

将式(41)代入式(40), 可得

$$\dot{V}_1=-\sum_{i=1}^{n}\frac{k_{c_i}^2k_{1,i}e_{1,i}^2}{k_{c_i}^2-x_{1,i}^2}+\sum_{i=1}^{n}\frac{k_{c_i}^2e_{1,i}e_{2,i}}{k_{c_i}^2-x_{1,i}^2},\tag{42}$$

式中$k_{1,i}$为矩阵$\boldsymbol{K}_1$的对角线元素.

步骤 2　对误差$\boldsymbol{e}_2$求导, 并在等式两边同时乘以$\boldsymbol{M}_{\mathrm{j}}(\boldsymbol{x}_1)$, 可得

$$\begin{aligned}\boldsymbol{M}_{\mathrm{j}}(\boldsymbol{x}_1)\dot{\boldsymbol{e}}_2=&\boldsymbol{J}_{\mathrm{a}}\boldsymbol{x}_3-\boldsymbol{C}_{\mathrm{a}}(\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_2)\boldsymbol{x}_2-\boldsymbol{G}_{\mathrm{j}}(\boldsymbol{x}_1)-\\&\boldsymbol{J}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{F}_{\mathrm{e}}-\boldsymbol{M}_{\mathrm{j}}(\boldsymbol{x}_1)\dot{\boldsymbol{\alpha}}_1.\end{aligned}\tag{43}$$

鉴于液压机械臂各个关节之间存在较强的耦合非线性, 其机械系统动力学矩阵$\boldsymbol{M}_{\mathrm{j}}(\boldsymbol{x}_1)$, $\boldsymbol{C}_{\mathrm{j}}(\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_2)$, $\boldsymbol{G}_{\mathrm{j}}(\boldsymbol{x}_1)$通常难以获得. 为此, 本文基于神经网络的通用逼近性能, 设计自适应神经网络虚拟控制输入$\boldsymbol{\alpha}_2$, 以补偿未知机械系统动力学, 其表达式如下:

$$\begin{aligned}\boldsymbol{\alpha}_2=\boldsymbol{J}_{\mathrm{a}}^{-1}[-&\begin{bmatrix}\dfrac{k_{c_1}^2e_{1,i}}{k_{c_1}^2-x_{1,i}^2}\\ \vdots\\ \dfrac{k_{c_n}^2e_{1,n}}{k_{c_n}^2-x_{1,n}^2}\end{bmatrix}-\boldsymbol{K}_2\boldsymbol{e}_2+\boldsymbol{J}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{F}_{\mathrm{e}}+\\&\hat{\boldsymbol{W}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{Z})],\end{aligned}\tag{44}$$

式中$\boldsymbol{K}_2\in\mathbb{R}^{n\times n}$为正定的对角矩阵, $\hat{\boldsymbol{W}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{Z})$为$\boldsymbol{W}^{*\mathrm{T}}\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{Z})$的估计值, 被定义为如下形式:

$$\begin{aligned}\boldsymbol{W}^{*\mathrm{T}}\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{Z})=&\boldsymbol{C}_{\mathrm{j}}(\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_2)\boldsymbol{\alpha}_1+\boldsymbol{G}_{\mathrm{j}}(\boldsymbol{x}_1)+\\&\boldsymbol{M}_{\mathrm{j}}(\boldsymbol{x}_1)\dot{\boldsymbol{\alpha}}_1-\boldsymbol{\epsilon}(\boldsymbol{Z}),\end{aligned}\tag{45}$$

设计神经网络权值自适应律$\dot{\hat{\boldsymbol{W}}}_i$为

$$\dot{\hat{\boldsymbol{W}}}_i=-\boldsymbol{\varGamma}_i(\boldsymbol{\phi}_i(\boldsymbol{Z})e_{2,i}+\sigma_i\hat{\boldsymbol{W}}_i),\tag{46}$$

式中: $\boldsymbol{Z}=[\boldsymbol{q}_{\mathrm{r}}^{\mathrm{T}}\ \ \dot{\boldsymbol{q}}_{\mathrm{r}}^{\mathrm{T}}\ \ \ddot{\boldsymbol{q}}_{\mathrm{r}}^{\mathrm{T}}\ \ \boldsymbol{x}_1^{\mathrm{T}}\ \ \boldsymbol{x}_2^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}}$, $\boldsymbol{\varGamma}_i$为正定对称矩阵, σ_i为小的正常数. 将式(45)代入式(43), 可得

$$\begin{aligned}\boldsymbol{M}_{\mathrm{j}}(\boldsymbol{x}_1)\dot{\boldsymbol{e}}_2=&\boldsymbol{J}_{\mathrm{a}}\boldsymbol{x}_3-\boldsymbol{J}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{F}_{\mathrm{e}}-\boldsymbol{C}_{\mathrm{j}}(\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_2)\boldsymbol{e}_2-\\&\boldsymbol{W}^{*\mathrm{T}}\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{Z})-\boldsymbol{\epsilon}(\boldsymbol{Z}).\end{aligned}\tag{47}$$

考虑到对虚拟控制输入$\boldsymbol{\alpha}_2$求导后会出现加速度和力的倒数, 加速度和力的倒数信号一般可以通过对速度和力信号进行微分获得, 而对于真实系统而言, 速度和力信号通常含有大量噪声, 因此, 加速度信号和接触力导数信号不能直接使用. 为避免这一现象, 此处引入动态面控制方法, 则$\boldsymbol{\alpha}_2^{\mathrm{c}}$和$\dot{\boldsymbol{\alpha}}_2^{\mathrm{c}}$可由如下一阶滤波器[26]获得:

$$\boldsymbol{\omega}_2\dot{\boldsymbol{\alpha}}_2^{\mathrm{c}}+\boldsymbol{\alpha}_2^{\mathrm{c}}=\boldsymbol{\alpha}_2,\ \boldsymbol{\alpha}_2^{\mathrm{c}}(0)=\boldsymbol{\alpha}_2(0),\tag{48}$$

式中滤波器设计参数$\boldsymbol{\omega}_2\in\mathbb{R}^{n\times n}$为正定的对角矩阵.

等式(47)右边加减$\boldsymbol{J}_{\mathrm{a}}\boldsymbol{\alpha}_2$并将式(44)代入, 可得

$$\begin{aligned}\boldsymbol{M}_{\mathrm{j}}(\boldsymbol{x}_1)\dot{\boldsymbol{e}}_2=&\boldsymbol{J}_{\mathrm{a}}\boldsymbol{e}_3+\boldsymbol{J}_{\mathrm{a}}\tilde{\boldsymbol{\alpha}}_2-\\&\boldsymbol{C}_{\mathrm{j}}(\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_2)\boldsymbol{e}_2-\boldsymbol{K}_2\boldsymbol{e}_2-\\&\begin{bmatrix}\dfrac{k_{c_1}^2e_{1,i}}{k_{c_1}^2-x_{1,1}^2}\\ \vdots\\ \dfrac{k_{c_n}^2e_{1,n}}{k_{c_n}^2-x_{1,n}^2}\end{bmatrix}+\tilde{\boldsymbol{W}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{Z})-\boldsymbol{\epsilon}(\boldsymbol{Z}),\end{aligned}\tag{49}$$

式中: $\tilde{\boldsymbol{W}}=\hat{\boldsymbol{W}}-\boldsymbol{W}^*$为权值估计误差, $\tilde{\boldsymbol{\alpha}}_2=\boldsymbol{\alpha}_2^{\mathrm{c}}-\boldsymbol{\alpha}_2$为滤波误差, 由文献[35]可知, 对任意给定的正常数η_2, 存在$\boldsymbol{\omega}_2$使得$\|\tilde{\boldsymbol{\alpha}}_2\|\leqslant\eta_2$.

定义李雅普诺夫函数V_2为

$$V_2=V_1+\frac{1}{2}\boldsymbol{e}_2^{\mathrm{T}}\boldsymbol{M}_{\mathrm{j}}(\boldsymbol{x}_1)\boldsymbol{e}_2+\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}\tilde{\boldsymbol{W}}_i^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\varGamma}_i^{-1}\tilde{\boldsymbol{W}}_i.\tag{50}$$

对V_2求导, 并利用性质1, 式(42)(46)和式(49)可得

$$\begin{aligned}\dot{V}_2=&\dot{V}_1+\boldsymbol{e}_2^{\mathrm{T}}\boldsymbol{M}_{\mathrm{j}}(\boldsymbol{x}_1)\dot{\boldsymbol{e}}_2+\frac{1}{2}\boldsymbol{e}_2^{\mathrm{T}}\dot{\boldsymbol{M}}_{\mathrm{j}}(\boldsymbol{x}_1)\boldsymbol{e}_2+\\&\sum_{i=1}^{n}\tilde{\boldsymbol{W}}_i^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\varGamma}_i^{-1}\dot{\hat{\boldsymbol{W}}}_i\leqslant\\&-\sum_{i=1}^{n}\frac{k_{c_i}^2k_{1,i}e_{1,i}^2}{k_{c_i}^2-x_{1,i}^2}-\boldsymbol{e}_2^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{K}_2-\frac{1}{2}\boldsymbol{I})\boldsymbol{e}_2+\\&\frac{1}{2}J_{\mathrm{am}}^2\eta_2^2+\boldsymbol{e}_2^{\mathrm{T}}[\tilde{\boldsymbol{W}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{Z})-\boldsymbol{\epsilon}(\boldsymbol{Z})]+\\&\boldsymbol{e}_2^{\mathrm{T}}\boldsymbol{J}_{\mathrm{a}}\boldsymbol{e}_3+\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}\tilde{\boldsymbol{W}}_i^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\varGamma}_i^{-1}\tilde{\boldsymbol{W}}_i,\end{aligned}\tag{51}$$

根据如下不等式性质:

$$-\sum_{i=1}^{n}\tilde{\boldsymbol{W}}_i^{\mathrm{T}}\sigma_i\hat{\boldsymbol{W}}_i\leqslant\sum_{i=1}^{n}\frac{\sigma_i}{2}(\|\boldsymbol{W}_i^*\|^2-\|\tilde{\boldsymbol{W}}_i\|^2),$$

可得

$$\begin{aligned}\dot{V}_2\leqslant&-\sum_{i=1}^{n}\frac{k_{c_i}^2k_{1,i}e_{1,i}^2}{k_{c_i}^2-x_{1,i}^2}-\boldsymbol{e}_2^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{K}_2-\boldsymbol{I})\boldsymbol{e}_2-\\&\sum_{i=1}^{n}\frac{\sigma_i}{2}\|\tilde{\boldsymbol{W}}_i\|^2+\sum_{i=1}^{n}\frac{\sigma_i}{2}\|\boldsymbol{W}_i^*\|^2+\\&\boldsymbol{e}_2^{\mathrm{T}}\boldsymbol{J}_{\mathrm{a}}\boldsymbol{e}_3+\frac{1}{2}J_{\mathrm{am}}^2\eta_2^2+\frac{1}{2}\bar{\epsilon}^2,\end{aligned}\tag{52}$$

其中J_{am}为$\|\boldsymbol{J}_{\mathrm{a}}\|$的最大值.

步骤 3　对误差$\boldsymbol{e}_3$求导, 可得

$$\dot{\boldsymbol{e}}_3=\boldsymbol{\varphi}_1\boldsymbol{u}-\boldsymbol{\varphi}_2\boldsymbol{x}_2-\boldsymbol{\varphi}_3-\dot{\boldsymbol{\alpha}}_2^{\mathrm{c}},\tag{53}$$

因此, 基于模型的控制输入$\boldsymbol{u}$可设计为

$$\boldsymbol{u} = \boldsymbol{\varphi}_1^{-1}(-\boldsymbol{J}_{\mathrm{a}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{e}_2 - \boldsymbol{K}_3\boldsymbol{e}_3 + \boldsymbol{\varphi}_2\boldsymbol{x}_2 + \boldsymbol{\varphi}_3 + \dot{\boldsymbol{\alpha}}_2^{\mathrm{c}}), \tag{54}$$

式中$\boldsymbol{K}_3 \in \mathbb{R}^{n\times n}$为正定的对角矩阵. 将式(54)代入式(53)可得误差$\boldsymbol{e}_3$的动态方程

$$\dot{\boldsymbol{e}}_3 = -\boldsymbol{J}_{\mathrm{a}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{e}_2 - \boldsymbol{K}_3\boldsymbol{e}_3. \tag{55}$$

下面对系统稳定性进行分析, 构造如下李雅普诺夫函数V_3:

$$V_3 = V_2 + \frac{1}{2}\boldsymbol{e}_3^{\mathrm{T}}\boldsymbol{e}_3. \tag{56}$$

对V_3求导, 根据引理2和式(52)可得

$$\begin{aligned}\dot{V}_3 =& \dot{V}_2 + \boldsymbol{e}_3^{\mathrm{T}}\dot{\boldsymbol{e}}_3 \leqslant \\ & -\sum_{i=1}^{n}\int_0^{e_{1,i}}\frac{\mu k_{\mathrm{c}_i}^2 k_{1,i}}{k_{\mathrm{c}_i}^2-(\mu+q_{\mathrm{r},i})}\mathrm{d}\mu - \\ & \boldsymbol{e}_2^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{K}_2-\boldsymbol{I})\boldsymbol{e}_2 - \boldsymbol{e}_3^{\mathrm{T}}\boldsymbol{K}_3\boldsymbol{e}_3 - \sum_{i=1}^{n}\frac{\sigma_i}{2}\|\tilde{\boldsymbol{W}}_i\|^2 + \\ & \sum_{i=1}^{n}\frac{\sigma_i}{2}\|\boldsymbol{W}_i^*\|^2 + \frac{1}{2}J_{\mathrm{am}}^2\eta_2^2 + \frac{1}{2}\bar{\epsilon}^2 \leqslant \\ & -\rho_3 V_3 + C_3,\end{aligned} \tag{57}$$

其中ρ_3和C_3分别表示为

$$\begin{aligned}\rho_3 =& \min[\lambda_{\min}(\boldsymbol{K}_1), \frac{2\lambda_{\min}(\boldsymbol{K}_2-\boldsymbol{I})}{\lambda_{\max}(\boldsymbol{M}_{\mathrm{j}}(\boldsymbol{x}_1))}, 2\lambda_{\min}(\boldsymbol{K}_3), \\ & \min_{i=1,2,\cdots,n}(\frac{\sigma_i}{\lambda_{\max}(\boldsymbol{\varGamma}_i^{-1})})], \\ C_3 =& \sum_{i=1}^{n}\frac{\sigma_i}{2}\|\boldsymbol{W}_i^*\|^2 + \frac{1}{2}(J_{\mathrm{am}}^2\eta_2^2 + \bar{\epsilon}^2),\end{aligned}$$

其中$\lambda_{\min}, \lambda_{\max}$分别表示矩阵的最小和最大特征值. 为使$\rho_3 > 0$, 控制增益需满足如下条件:

$$\lambda_{\min}(\boldsymbol{K}_1) > 0,\ \lambda_{\min}(\boldsymbol{K}_2-\boldsymbol{I}) > 0,\ \lambda_{\min}(\boldsymbol{K}_3) > 0,$$

基于上述分析, 可以证明闭环系统误差信号$\boldsymbol{e}_1, \boldsymbol{e}_2, \boldsymbol{e}_3$和权值估计误差$\tilde{\boldsymbol{W}}_i$最终一致有界.

定理 1 考虑式(36)所描述的具有未知机械系统动力学的液压机械臂非线性模型, 神经网络自适应律按式(46)设计. 通过适当选取设计参数, 则所设计的控制输入(41)(44)和(54)可以确保系统输出$x_{1,i}$不会超过预设的范围, 并使得液压机械臂的闭环系统误差信号$\boldsymbol{e}_1, \boldsymbol{e}_2, \boldsymbol{e}_3$和$\tilde{\boldsymbol{W}}_i$始终在紧集$\boldsymbol{\varOmega}_{\boldsymbol{e}_1}, \boldsymbol{\varOmega}_{\boldsymbol{e}_2}, \boldsymbol{\varOmega}_{\boldsymbol{e}_3}$和$\boldsymbol{\varOmega}_{\tilde{\boldsymbol{W}}}$内

$$\boldsymbol{\varOmega}_{\boldsymbol{e}_1} = \{\boldsymbol{e}_1 \in \mathbb{R}^n \mid \|\boldsymbol{e}_1\| \leqslant \sqrt{\varXi}\}, \tag{58}$$

$$\boldsymbol{\varOmega}_{\boldsymbol{e}_2} = \{\boldsymbol{e}_2 \in \mathbb{R}^n \mid \|\boldsymbol{e}_2\| \leqslant \sqrt{\frac{\varXi}{\lambda_{\min}(\boldsymbol{M}_{\mathrm{j}})}}\}, \tag{59}$$

$$\boldsymbol{\varOmega}_{\boldsymbol{e}_3} = \{\boldsymbol{e}_3 \in \mathbb{R}^n \mid \|\boldsymbol{e}_3\| \leqslant \sqrt{\varXi}\}, \tag{60}$$

$$\boldsymbol{\varOmega}_{\tilde{\boldsymbol{W}}} = \{\tilde{\boldsymbol{W}} \in \mathbb{R}^{p\times n} \mid \|\tilde{\boldsymbol{W}}\| \leqslant \sqrt{\frac{\varXi}{\lambda_{\min}(\boldsymbol{\varGamma}^{-1})}}\}, \tag{61}$$

式中$\varXi = 2(V_3(0) + C_3/\rho_3)$, ρ_3, C_3均为正常数.

证 在式(57)左右两端同乘$\exp(\rho_3 t)$, 可得

$$\dot{V}_3\exp(\rho_3 t) \leqslant -\rho_3 V_3\exp(\rho_3 t) + C_3\exp(\rho_3 t). \tag{62}$$

求解上面不等式, 可得

$$\begin{aligned}V_3 \leqslant& (V_3(0) - \frac{C_3}{\rho_3})\exp(-\rho_3 t) + \frac{C_3}{\rho_3} \leqslant \\ & V_3(0) + \frac{C_3}{\rho_3}.\end{aligned} \tag{63}$$

经分析可知

$$\frac{1}{2}\|\boldsymbol{e}_1\|^2 \leqslant V_3(0) + \frac{C_3}{\rho_3}, \tag{64}$$

由式(64)可知, $\boldsymbol{e}_1$收敛于紧集$\boldsymbol{\varOmega}_{\boldsymbol{e}_1}$, 同理可证$\boldsymbol{e}_2, \boldsymbol{e}_3$和$\tilde{\boldsymbol{W}}_i$分别收敛于紧集$\boldsymbol{\varOmega}_{\boldsymbol{e}_2}, \boldsymbol{\varOmega}_{\boldsymbol{e}_3}$和$\boldsymbol{\varOmega}_{\tilde{\boldsymbol{W}}}$内. 证毕.

6 仿真分析

本文通过MATLAB/Simulink, Simscape Multibody和Simscape Fluids仿真平台[27]搭建液压机械臂, 以验证带有输出约束的自适应神经网络柔顺控制策略的有效性. 为了便于控制器的设计, 根据图1可得液压机械臂关节空间和执行器空间的位移关系$h_{\mathrm{a1}}(q_1)$, $h_{\mathrm{a2}}(q_2)$, $h_{\mathrm{a3}}(q_3)$分别为

$$\begin{aligned}& h_{\mathrm{a1}} = q_1, \\ & h_{\mathrm{a2}} = \\ & \sqrt{L_{\mathrm{AB}}^2 + L_{\mathrm{BC}}^2 - 2L_{\mathrm{AB}}L_{\mathrm{BC}}\cos(q_2+\theta_0-\theta_1)} - h_{20}, \\ & h_{\mathrm{a_3}} = \\ & \sqrt{L_{\mathrm{DF}}^2 + L_{\mathrm{EF}}^2 - 2L_{\mathrm{DF}}L_{\mathrm{EF}}\cos(\pi-\gamma-q_3)} - h_{30}, \\ & \quad \gamma = \theta_2 + \theta_3.\end{aligned}$$

液压机械臂的机械参数和液压参数如表1所示. 本文将用位置和力跟踪性能测试两个仿真实例说明所提控制算法的有效性. 仿真中固定液压机械臂后3个关节.

6.1 位置跟踪性能测试

本节考虑液压机械臂没有与环境发生交互, 测试其跟踪性能, 如图2所示. 设置任务空间期望轨迹为

$$\begin{cases} x_{\mathrm{d}} = 0.12\sin(0.5t) + 1.23\ (\mathrm{m}), \\ y_{\mathrm{d}} = 0.3\sin(0.5t)\ (\mathrm{m}), \\ z_{\mathrm{d}} = 0.4\cos(0.5t) + 0.6\ (\mathrm{m}). \end{cases} \tag{65}$$

基于机械臂逆运动学分析, 可以获得机械臂3个关节的期望轨迹. 机械臂末端初始位置设置为$[1.23\,\mathrm{m}\ \ 0\,\mathrm{m}\ \ 1\,\mathrm{m}]$. 系统关节输出约束设置为$k_{\mathrm{c}_1} = 0.3\,\mathrm{rad}$, $k_{\mathrm{c}_2} = 1.2\,\mathrm{rad}$, $k_{\mathrm{c}_3} = 1\,\mathrm{rad}$. 控制增益取$\boldsymbol{K}_1 = \mathrm{diag}\{300, 300, 300\}$, $\boldsymbol{K}_2 = \mathrm{diag}\{200, 800, 800\}$, $\boldsymbol{K}_3 = \mathrm{diag}\{200, 100, 100\}$, $\boldsymbol{\omega}_2 = 0.002\boldsymbol{I}_{3\times 3}$. 神经网络初始权值设置为0, 权值自适应律参数取$\boldsymbol{\varGamma}_i = 50\boldsymbol{I}_{21\times 21}$, $\sigma_i = 0.005$. 为验证所提控制算法的轨迹跟踪性能, 本文在仿真时

将传统的PID控制方法引入作为对比. PID控制参数选取为$\boldsymbol{K}_{\rm p}={\rm diag}\{50,200,250\}$, $\boldsymbol{K}_{\rm i}={\rm diag}\{100,200,200\}$, $\boldsymbol{K}_{\rm d}={\rm diag}\{0,0,0\}$. 图3描述了神经网络控制与PID控制下液压机械臂关节跟踪对比图和局部跟踪效果图, 可以看出所提出的控制算法可以保证关节角度满足系统约束, 且确保跟踪误差收敛到较小的零域内, 较PID控制而言, 所提出的自适应神经网络控制具有更好的跟踪控制效果. 图4为液压机械臂任务空间神经网络控制与PID控制跟踪对比图, 可以发现自适应神经网络控制同样可以实现精确的位置跟踪控制. 图5为自适应神经网络控制器伺服阀电压, 它是规则且有界的.

表 1　液压机械臂机械参数和液压参数

Table 1　Mechanical and hydraulic parameters of hydraulic manipulator

参数	值	参数	值	参数	值	参数	值
$L_{\rm AB}$	0.5198 m	$L_{\rm BC}$	0.2504 m	θ_0	73.34°	$k_{\rm u1}$	2.3938×10^{-8} m^3/(s·V·$\sqrt{\rm Pa}$)
θ_1	9.9°	h_{20}	0.521 m	$L_{\rm DF}$	0.5653 m	$k_{\rm u2}$	1.1969×10^{-8} m^3/(s·V·$\sqrt{\rm Pa}$)
$L_{\rm EF}$	0.1800 m	θ_2	17.58°	θ_3	60.34°	$k_{\rm u3}$	1.1969×10^{-8} m^3/(s·V·$\sqrt{\rm Pa}$)
h_{30}	0.455 m	$P_{\rm s}$	7×10^6 Pa	$P_{\rm r}$	0 Pa	$\beta_{\rm e}$	1.45×10^9 Pa
A_{11}	2×10^{-4} m$^3\cdot$rad^{-1}	A_{21}	1.9635×10^{-3} m^2	A_{31}	1.9635×10^{-3} m^2	V_{011}	2.2688×10^{-4} m^3
A_{12}	2×10^{-4} m$^3\cdot$rad^{-1}	A_{22}	1.3477×10^{-3} m^2	A_{32}	1.3477×10^{-3} m^2	V_{012}	2.2688×10^{-4} m^3
V_{021}	2.1932×10^{-4} m^3	V_{022}	1.1226×10^{-4} m^3	V_{031}	2.2737×10^{-4} m^3	V_{032}	1.4043×10^{-5} m^3

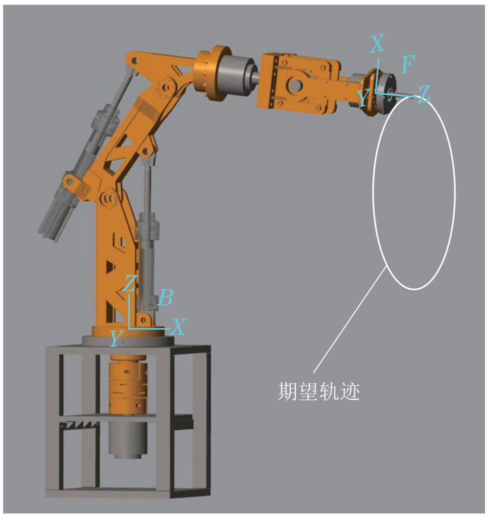
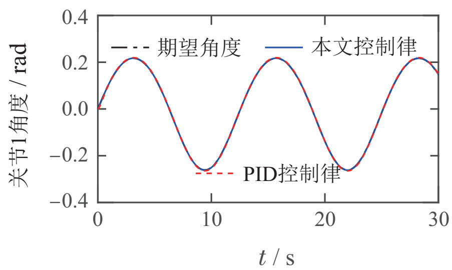
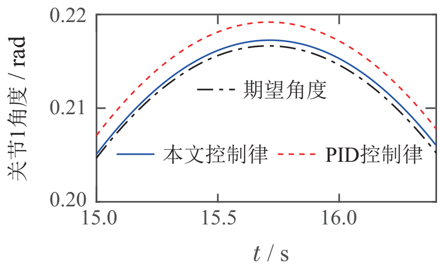
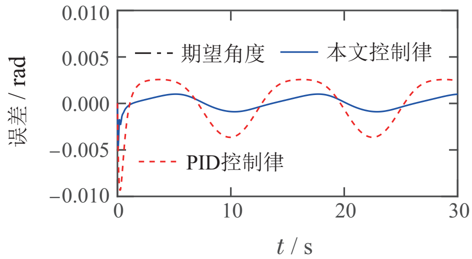


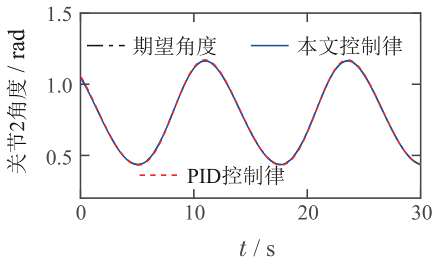
图 2　跟踪测试示意图

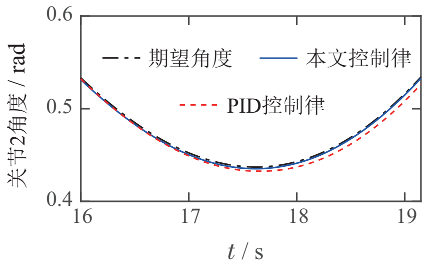
Fig. 2　Schematic of the tracking test

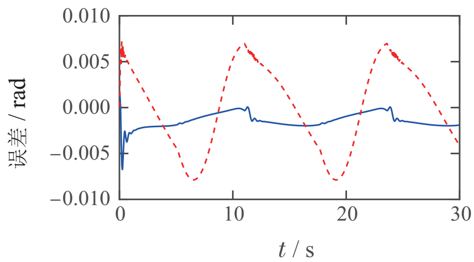












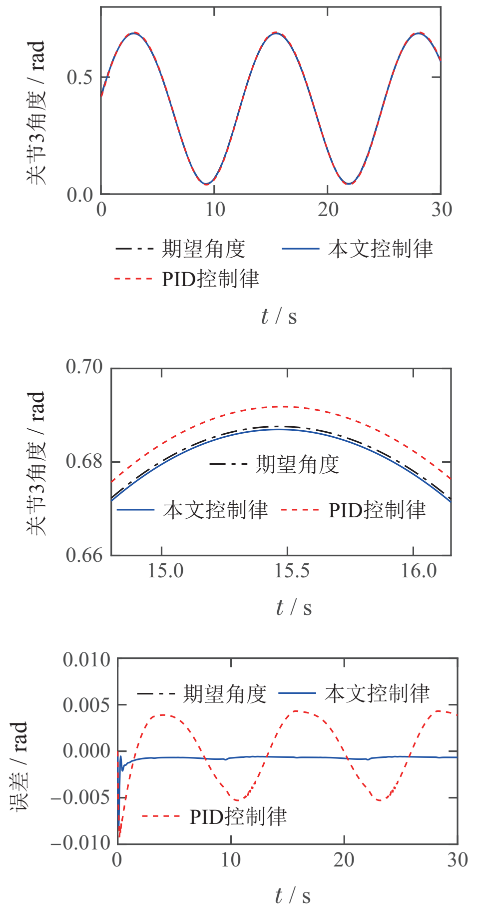


图 3 自适应神经网络与PID控制角度跟踪

Fig. 3 Joint tracking of adaptive NN and PID control

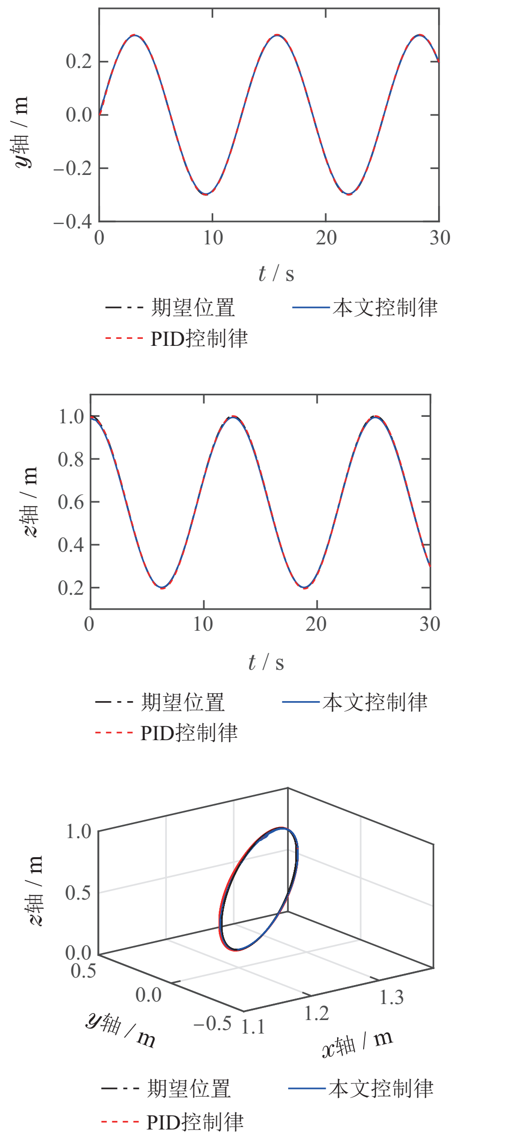


图 4 自适应神经网络与PID控制位置跟踪

Fig. 4 Position tracking of adaptive NN and PID control

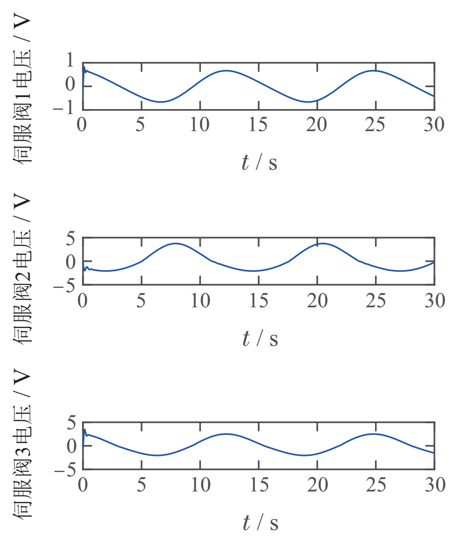
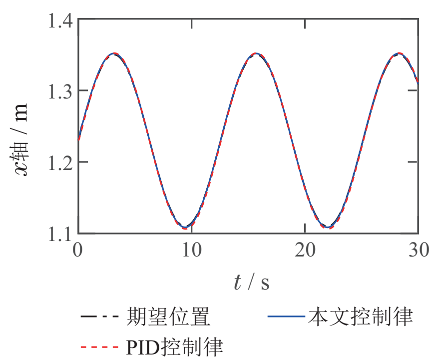


图 5 自适应神经网络伺服阀电压

Fig. 5 Servovalve voltages of adaptive NN control

6.2 力跟踪性能测试

本节考虑液压机械臂与环境发生交互, 测试其力跟踪性能, 如图6所示, 机械臂末端初始位置为[1.2256 m 0 m 0.8335 m], 此时机械臂未与环境发生接触. 为了便于分析机械臂的力跟踪性能, 但又不失一般性, 假设物体施加的相互作用力仅在X方向上, 且物体表面非常光滑, 在Y方向和Z方向上没有外部摩擦. 设定环境模型为$f_{\mathrm{e}} = k_{\mathrm{e}}(x - x_{\mathrm{e}})$, 其中环境刚度$k_{\mathrm{e}} = 1000$ N/m, 环境位置$x_{\mathrm{e}} = 1.28$ m. 选择固定方式的参考轨迹$x_{\mathrm{d}} = 1.27$ m, 这表示在没有进行接触操作时机械臂与环境之间没有交互作用.



设定期望交互力为常值$f_{\rm d}=20$ N, 环境参数初值取$\hat{k}_{\rm e}(0)=1500$ N/m, $\hat{x}_{\rm e}(0)=1.211\,9$ m, 自适应增益取$\gamma_1=5$, $\gamma_2=1$. 选取目标阻抗参数为$m_{\rm d}=10$, $c_{\rm d}=500$, $k_{\rm d}=50$. 位置控制器参数与位置跟踪性能测试参数保持一致. 为了说明所提算法的有效性, 本节选取两组对比仿真结果进行验证: 1) 固定参考轨迹+阻抗控制; 2) 自适应参考轨迹+阻抗控制. 为了确保比较的公平性, 两组仿真中目标阻抗参数保持一致. 第1组仿真结果如图7所示, 可以发现机械臂末端在0.21 s与环境发生接触, 当系统稳定时实际交互力偏离期望交互力, 存在较大的力跟踪稳态误差. 由此可见在缺乏对环境参数准确估计的情况下, 使用固定参考轨迹无法精确地实现力跟踪控制, 这与第5.1节分析结果相符合, 即只有使用准确的参考轨迹(23)才可以使得力跟踪稳态误差为零. 第2组仿真结果如图8所示, 可以发现, 与采用固定参考轨迹的控制方式相比, 采用基于环境参数估计生成的自适应参考轨迹可使得实际接触力更加接近期望接触力, 实现更好地力跟踪效果, 验证了本文所提参考轨迹自适应方法的有效性.

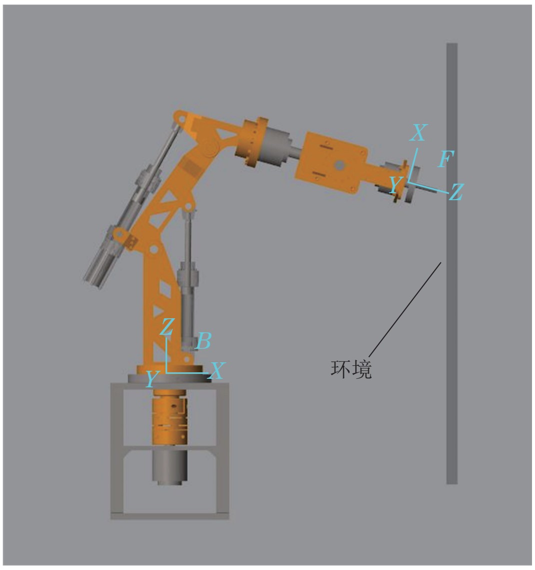


图 6　交互测试示意图

Fig. 6　Schematic of the interaction test

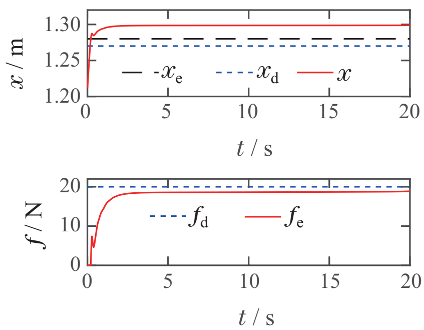


图 7　位置和常值力跟踪(固定参考轨迹+阻抗控制)

Fig. 7　Position and constant force tracking (fixed reference trajectory + impedance control)

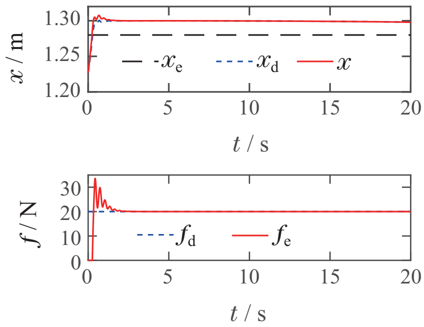


图 8　位置和常值力跟踪(自适应参考轨迹+阻抗控制)

Fig. 8　Position and constant force tracking (adaptive reference trajectory + impedance control)

此外, 为说明所提方法是否能适应动态参考力, 设定期望交互力为时变值$f_{\rm d}=20+10\sin t$ N, 同样进行两组仿真对比实验, 对比仿真结果如图9–10所示. 可以发现, 与采用固定参考轨迹的控制方式相比, 采用基于环境参数估计生成的自适应参考轨迹仍然可使得实际接触力接近期望接触力, 实现更好地力跟踪效果, 进一步验证了本文所提参考轨迹自适应方法的有效性.

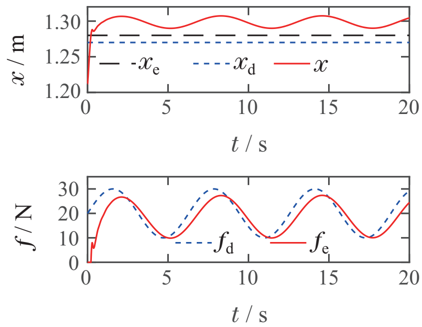


图 9　位置和时变力跟踪(固定参考轨迹+阻抗控制)

Fig. 9　Position and time-varying force tracking (fixed reference trajectory + impedance control)

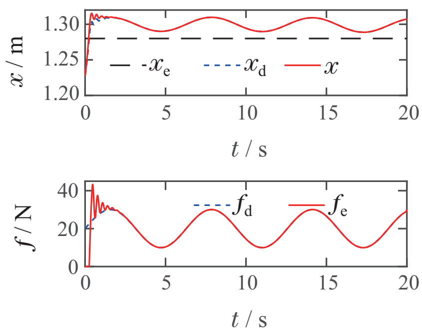


图 10　位置和时变力跟踪(自适应参考轨迹+阻抗控制)

Fig. 10　Position and time-varying force tracking (adaptive reference trajectory + impedance control)

7　结论

本文提出了一种基于积分障碍李雅普诺夫函数的自适应神经网络导纳控制策略, 以解决带有输出约束的液压机械臂机械系统动力学模型未知问题并提升

液压机械臂的力跟踪性能. 首先, 在导纳控制框架基础上, 提出了基于环境参数估计的参考轨迹自适应生成方法; 然后, 考虑系统输出受限和机械系统动力学模型未知问题, 设计了自适应神经网络控制器; 同时, 引入动态面控制方法以避免对虚拟信号进行直接求导, 并利用李雅普诺夫方法分析了闭环控制系统的稳定性. 仿真结果表明所设计的控制律对未知机械系统动力学具有良好的鲁棒性, 可以实现良好的位置和力跟踪控制, 且保证系统输出不超过预设的范围.

本文所设计的控制策略虽然可以实现未知环境下的液压机械臂力跟踪控制, 完成精细打磨工件等作业, 但文章目前仅考略液压机械臂与环境的交互, 为了能够进一步提高液压机械臂在复杂环境下的操作性能, 实现液压机械臂的遥操作控制及人机交互将是下一步的研究方向.

参考文献:

[1] YAO J Y, DENG W X. Active disturbance rejection adaptive control of hydraulic servo systems. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, 64(10): 8023 – 8032.

[2] SIROUSPOUR M R, SALCUDEAN S E. Nonlinear control of hydraulic robots. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2001, 17(2): 173 – 182.

[3] MATTILA J, KOIVUMAKI J, CALDWELL D G, et al. A survey on control of hydraulic robotic manipulators with projection to future trends. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2017, 22(2): 669 – 680.

[4] KE Xianfeng, WANG Junzheng, HE Yudong, et al. Active/Passive compliance control for a hydraulic quadruped robot based on force feedback. *Journal of Mechanical Engineering*, 2017, 53(1): 13 – 20.
(柯贤锋, 王军政, 何玉东, 等. 基于力反馈的液压足式机器人主/被动柔顺性控制. 机械工程学报, 2017, 53(1): 13 – 20.)

[5] TANG Zhiguo, ZHANG Fuyao, MA Yan. Adaptive dynamic programming based trajectory tracking control of mobile missile-loading manipulator. *Control Theory & Applications*, 2021, 38(9): 1442 – 1451.
(唐志国, 张富尧, 马彦. 基于自适应动态规划的移动装弹机械臂轨迹控制. 控制理论与应用, 2021, 38(9): 1442 – 1451.)

[6] HE W, CHEN Y H, ZHAO Y. Adaptive neural network control of an uncertain robot with full-state constraints. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2016, 46(3): 620 – 629.

[7] CAO Y, HUANG J. Neural-network-based nonlinear model predictive tracking control of a pneumatic muscle actuator-driven exoskeleton. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2020, 7(6): 1478 – 1488.

[8] GUO Q, ZHANG Y, CELLER B G, et al. Neural adaptive backstepping control of a robotic manipulator with prescribed performance constraint. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2018, 30(12): 3572 – 3583.

[9] DENG W X, ZHOU H, ZHOU J, et al. Neural network-based adaptive asymptotic prescribed performance tracking control of hydraulic manipulators. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2022, 53(1): 285 – 295.

[10] LI Z J, HUANG Z C, HE W, et al. Adaptive impedance control for an upper limb robotic exoskeleton using biological signals. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2016, 64(2): 1664 – 1674.

[11] HOGAN N. Impedance control: An approach to manipulation: Part II—Implementation. *Journal of Dynamic System, Measurement, and Control*, 1985, 107(1): 8 – 16.

[12] MCCORMICK W, SCHWARTZ H M. An investigation of impedance control for robot manipulators. *The International Journal of Robotics Research*, 1993, 12(5): 473 – 489.

[13] BOAVENTURA T, BUCHLI J, SEMINI C, et al. Model-based hydraulic impedance control for dynamic robots. *IEEE Transactions on Robotics*, 2015, 31(6): 1324 – 1336.

[14] DAO H V, AHN K K. Extended sliding mode observer-based admittance control for hydraulic robots. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2022, 7(2): 3992 – 3999.

[15] KOIVUMAKI J, MATTILA J. Stability-guaranteed impedance control of hydraulic robotic manipulators. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2016, 22(2): 601 – 612.

[16] TEE K P, REN B, GE S S. Control of nonlinear systems with time-varying output constraints. *Automatica*, 2011, 47(11): 2511 – 2516.

[17] TEE K P, GE S S, TAY E H. Barrier Lyapunov functions for the control of output-constrained nonlinear systems. *Automatica*, 2009, 45(4): 918 – 927.

[18] YU X B, LI Y N, ZHANG S, et al. Estimation of human impedance and motion intention for constrained human-robot interaction. *Neurocomputing*, 2020, 390: 268 – 279.

[19] TEE K P, GE S S. Control of state-constrained nonlinear systems using integral barrier Lyapunov functionals. *Proceedings of 2012 IEEE Conference on Decision and Control*. Maui, Hawaii, USA: IEEE, 2012: 3239 – 3244.

[20] ZHANG S, DONG Y T, OUYANG Y C, et al. Adaptive neural control for robotic manipulators with output constraints and uncertainties. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2018, 29(11): 5554 – 5564.

[21] HE W, DONG Y T. Adaptive fuzzy neural network control for a constrained robot using impedance learning. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2017, 29(4): 1174 – 1186.

[22] YU Xinbo, HE Wei, XUE Chengqian, et al. Disturbance observer-based adaptive neural network tracking vontrol for robots. *Acta Automatica Sinica*, 2019, 45(7): 1307 – 1324.
(于欣波, 贺威, 薛程谦, 等. 基于干扰观测器的机器人自适应神经网络跟踪控制研究. 自动化学报, 2019, 45(7): 1307 – 1324.)

[23] HE W, XUE C Q, YU X B, et al. Admittance-based controller design for physical human-robot interaction in the constrained task space. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2020, 17(4): 1937 – 1949.

[24] LIANG X Q, ZHAO H, LI X F, et al. Force tracking impedance control with unknown environment via an iterative learning algorithm. *Science China Information Sciences*, 2019, 62(5): 1 – 3.

[25] MALLAPRAGADA V, EROL D, SARKAR N. A new method of force control for unknown environments. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2007, 4(3): 313 – 322.

[26] SWAROOP D, HEDRICK J K, YIP P P, et al. Dynamic surface control for a class of nonlinear systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2000, 45(10): 1893 – 1899.

[27] RAHMAN M A, MIZUKAWA M. Model-based development and simulation for robotic systems with sysml, simulink and simscape profiles. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2013, 10(2): 1 – 12.

作者简介:

梁相龙 博士研究生, 目前研究方向为液压机械臂运动控制及机电液伺服系统智能控制, E-mail: xlliang.njust@gmail.com;

姚建勇 教授, 博士生导师, 主要研究方向为机电液系统伺服控制、动态系统故障检测与容错及半实物动态仿真, E-mail: jerryyao.buaa@gmail.com.