Modeling and Simulation 建模与仿真, 2025, 14(5), 703-714
Published Online May 2025 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/mos
https://doi.org/10.12677/mos.2025.145427

Hans汉斯

泵控电液伺服系统神经网络预设性能滑模控制

郑益平[1]，马琛俊[2]

[1]上海理工大学机械工程学院，上海
[2]上海电气液压气动有限公司，上海

收稿日期：2025年4月23日；录用日期：2025年5月16日；发布日期：2025年5月26日

摘　要

针对泵控电液伺服系统中常见的参数不确定性和未知干扰问题，文章设计了一种结合RBF神经网络的预设性能滑模控制方法(RBFPPCBSMC)。首先，基于模型设计了一种干扰观测器(DOB)对未知扰动进行估计，并采用反步法设计改进趋近律的滑模控制律，通过双曲正切函数(tanh)构造滑模面切换函数，有效抑制滑模控制中的高频抖振现象。其次，设计径向基函数(RBF)神经网络对系统未建模动态进行自适应补偿。然后，引入规定性能约束(PPC)，确保瞬态和稳态位置响应在要求的有界范围内，进一步降低系统的跟踪误差。通过Lyapunov稳定性理论，证明了采用该控制方法的闭环系统的稳定性。为了验证RBFPPCBSMC的有效性，文章进行了详细的仿真对比。仿真结果表明，该控制器能够实现泵控电液伺服系统的精准控制，并有效应对模型参数不确定性和外部扰动带来的挑战。

关键词

电液伺服系统，RBF神经网络，规定性能约束，参数不确定，滑模控制

Neural Network Prescribed Performance Sliding Mode Control for Pump Control Electrohydraulic Servo System

Yiping Zheng[1], Chenjun Ma[2]

[1]School of Mechanical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai
[2]Shanghai Electric Hydraulics and Pneumatics Co., Ltd., Shanghai

Received: Apr. 23rd, 2025; accepted: May 16th, 2025; published: May 26th, 2025

Abstract

To address the common issues of parameter uncertainty and unknown disturbances in pump control

文章引用: 郑益平, 马琛俊. 泵控电液伺服系统神经网络预设性能滑模控制[J]. 建模与仿真, 2025, 14(5): 703-714.
DOI: 10.12677/mos.2025.145427

electrohydraulic servo systems, this paper proposes a novel control strategy combining RBF neural networks with preset performance sliding mode control (RBFPPCBSMC). Initially, a disturbance observer (DOB) is designed based on the system model to estimate unknown disturbances. The sliding mode control law is then formulated using a backstepping approach. The sliding surface switching function is constructed via the hyperbolic tangent function (tanh), effectively mitigating the high-frequency chattering phenomenon inherent in sliding mode control. In parallel, a radial basis function (RBF) neural network is synergistically designed to achieve adaptive compensation for the system's unmodeled dynamics. To ensure that both transient and steady-state position responses remain within desired bounds and to minimize tracking errors, a prescribed performance constraint (PPC) is incorporated. The stability of the closed-loop system under this control method is rigorously proven using the Lyapunov stability theory. Detailed simulation comparisons are conducted to validate the effectiveness of the RBFPPCBSMC. Simulation results demonstrate that the proposed controller achieves precise control of the electro-hydraulic servo system and effectively handles challenges posed by model uncertainties and external disturbances.

Keywords

Electro-Hydraulic Servo System, RBF Neural Network, Prescribed Performance Constraint, Parameter Uncertainty, Sliding Mode Control

1. 引言

电液伺服系统以其功率重量比高、响应速度快和负载适应性强等特点[1]，被广泛应用于各种工业和机械设备中，发挥着重要的作用。泵控系统是电液伺服系统的一种，由于节能等优势被广泛关注和研究。然而，泵控液压缸伺服系统在实际工况下面临多重不确定性挑战，例如非对称液压缸造成的伸出和缩回动态特性不一致，油液温度变化引起密度、油液弹性模量等参数变化，流量和压力的强非线性关系，以及摩擦和泄漏等一些动态特性难以建模描述等问题，这些因素耦合作用严重制约了其动态跟踪精度的提升。

针对上述问题，国内外研究人员已经提出了多种创新的控制策略和方法以提高电液伺服系统的控制性能，如滑模控制(SMC)策略[2]、自适应模糊控制策略[3]、具有规定性能约束的容错控制策略[4]等。例如，Dang [5]等通过结合反步法与滑模控制，构建类 Lyapunov 能量函数，实现了轨迹跟踪精度与动态收敛性的同步优化；针对液压执行器死区非线性与参数摄动耦合问题，牛善帅等[6]提出死区补偿结合自适应鲁棒控制方法，实验结果验证所设计控制器的可行性和优越性；郭雪杰等[7]引入预设性能函数，结合动态面控制技术，使系统保持设定的瞬态和稳态跟踪性能。然而，上述方法对模型精度要求高，但在实际中，液压系统参数不确定性且外部干扰未知，所建立的数学模型并不准确，上述控制算法的实际应用受限。而神经网络、遗传算法和模糊等智能方法能有效克服这些缺点，已广泛应用于各个领域[8]。在这些智能方法中，径向基函数(RBF)神经网络在所建模型不精确的情况下，逼近速度快，能够适应电液伺服系统变化的环境。

因此本文针对泵控液压缸伺服系统，提出了一种神经网络预设性能滑模控制器。该控制器通过干扰观测器估计未知扰动，并采用 RBF 神经网络逼近系统模型未知项，通过规定性能约束(PPC)进一步缩小系统误差，并确保瞬态和稳态位置响应在要求的有界范围内。最终所提控制器的性能在仿真实验中得到验证。

2. 泵控系统数学模型

泵控系统主要由电机、液压缸、伺服阀、溢流阀、位移传感器等元件组成。系统原理如图 1 所示，电机 3 驱动轴向柱塞泵 1 和补油泵 2，液压差动缸由轴向柱塞泵直接供油。补油泵 3 提供低压，液控单向阀 4a、4b 连接主回路，维持低压回路恒定压力，平衡流量并补偿泄漏，蓄能器 5 稳定补油压力，溢流阀 7 限低压回路压力，溢流阀 6a、6b 保主回路安全。

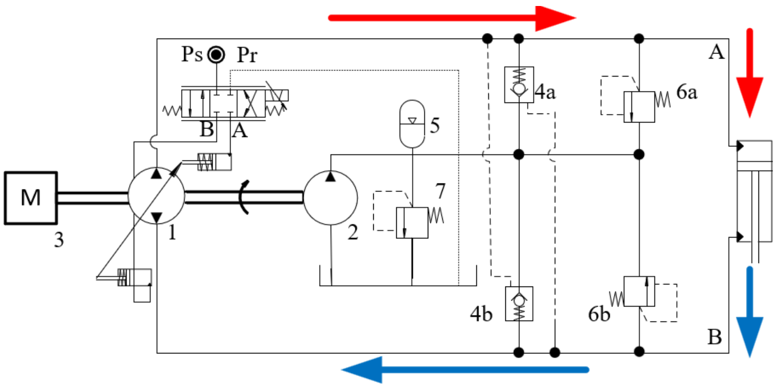

Figure 1. Principle diagram of electro-hydraulic servo system
图 1. 控制对象系统原理图

对图 1 中的液压主回路，建立差动缸力平衡方程和压力动态特性方程：

$$\ddot{x} = \left(A_A \cdot p_A - A_B \cdot p_B\right)/m - f_1(x) - F/m \tag{1}$$

$$\left(A_A \cdot \dot{p}_A - A_B \cdot \dot{p}_B\right)/m = f_2(x)U + f_3(x) + k(t) \tag{2}$$

公式(1)、(2)中字母具体含义如表 1 所示。$h_j(\mathbf{x}_N) = \exp\left(\dfrac{\left\|\mathbf{x}_N - \mathbf{c}_{Nj}\right\|^2}{2b_{Nj}^{\ 2}}\right)$、$f_2(x)$、$f_3(x)$ 和 $k(t)$ 表达式如下：

$$\begin{cases} f_1(x) = B_m \dot{x}/m \\ f_2(x) = \dfrac{nV_p}{m}\left(\dfrac{\beta_e A_A}{V_A} + \dfrac{\beta_e A_B}{V_B}\right) \\ f_3(x) = -\dfrac{1}{m}\left(\dfrac{\beta_e A_A^2}{V_A} + \dfrac{\beta_e A_B^2}{V_B}\right)x_2 \\ k(t) = -\dfrac{K_{Li}}{m}\left(\dfrac{\beta_e A_A}{V_A} + \dfrac{\beta_e A_B}{V_B}\right)\left(P_A - P_B\right) + \dfrac{A_A \beta_e}{mV_A}Q_{ck1} - \dfrac{A_B \beta_e}{mV_B}Q_{ck2} \end{cases}$$

由于参数的不确定性，$f_1(x)$ 是未知函数，而 $f_2(x)$ 可以表达为 $f_2(x) = g(x) + \Delta f(x)$，其中 $g(x)$ 为 $f_2(x)$ 的已知确定标称值，$\Delta f(x)$ 未知非线性函数。

根据文献[9]，选取状态变量 $x_1 = x$，$x_2 = \dot{x}$，$x_3 = \left(A_A \cdot p_A - A_B \cdot p_B\right)/m$，可得如下状态空间方程：

$$\dot{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_2 \\ x_3 - f_1(x) + d(t) \\ g(x)U + f_4(x) \end{bmatrix} \tag{3}$$
$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}\mathbf{x}$$

式中，$d(t)=-F/m$，$f_4(x)=f_3(x)+\Delta f(x)U+k(t)$；$f_1(x)$ 和 $f_4(x)$ 为模型中的未知非线性函数。后面在控制器设计中采用神经网络对 $f_1(x)$ 和 $f_4(x)$ 进行拟合逼近。

3. RBF 神经网络预设性能滑模控制器设计

3.1. RBF 网络设计

RBF 网络结构简单，泛化能力强，对非线性函数具有逼近功能[10]，因此，针对泵控系统模型中存在来源于系统的动态变化、外部负载干扰或建模误差等不确定性参数，传统的建模方法往往难以准确描述其特性。采用 RBF 网络进行对该部分进行自适应逼近，RBF 神经网络表达式如下：

$$h_j(\mathbf{x}_N)=\exp\left(\frac{\left\|\mathbf{x}_N-\mathbf{c}_{Nj}\right\|^2}{2b_{Nj}{}^2}\right) \tag{4}$$

$$f_1(\mathbf{x}_N)=\mathbf{W}^{*\mathrm{T}}\mathbf{h}_f(\mathbf{x}_N)+\varepsilon_f \tag{5}$$

$$f_4(\mathbf{x}_N)=\mathbf{V}^{*\mathrm{T}}\mathbf{h}_t(\mathbf{x}_N)+\varepsilon_t \tag{6}$$

式中，$\mathbf{x}_N$ 为网络输入；c_{Nj} 为网络隐含层第 j 个神经元高斯基函数中心点的坐标；b_{Nj} 为隐含层第 j 个神经元高斯基函数的宽度；$\mathbf{h}_j(\mathbf{x}_N)$ 为隐含层第 j 个神经元的输出；$\mathbf{W}^*$ 和 $\mathbf{V}^*$ 分别是 $f_1(\mathbf{x}_N)$ 和 $f_4(\mathbf{x}_N)$ 的理想网络权值；逼近误差为 ε_f 和 ε_g，$\left|\varepsilon_f\right|\le\varepsilon_{Mf}$，$\left|\varepsilon_t\right|\le\varepsilon_{Mt}$，$\varepsilon_{Mf}$ 和 ε_{Mt} 均为有界的正值。

本文选取的 RBF 网络结构为 2-5-2，对于本文的 RBF 网络，取系统位移、速度作为网络输入，网络隐含层数量取为 5，即 $j=1,2,3,4,5$；网络输出 $f_1(\mathbf{x}_N)$、$f_4(\mathbf{x}_N)$ 的逼近值为 $\hat{f}_1(\mathbf{x}_N)$ 和 $\hat{f}_4(\mathbf{x}_N)$。

取网络输入为 $\mathbf{x}_N=[x_1,x_2]^{\mathrm{T}}$，则 RBF 输出为：

$$\hat{f}_1(\mathbf{x}_N)=\hat{\mathbf{W}}^{\mathrm{T}}\mathbf{h}_f(\mathbf{x}_N) \tag{7}$$

$$\hat{f}_4(\mathbf{x}_N)=\hat{\mathbf{V}}^{\mathrm{T}}\mathbf{h}_t(\mathbf{x}_N) \tag{8}$$

式中，$\mathbf{h}_f(\mathbf{x}_N)$ 和 $\mathbf{h}_t(\mathbf{x}_N)$ 为 RBF 高斯基函数，$\hat{\mathbf{W}}$ 和 $\hat{\mathbf{V}}$ 为 RBF 实际网络权值。

定义 $\tilde{f}=\hat{f}-f$, $\tilde{\mathbf{W}}=\hat{\mathbf{W}}-\mathbf{W}^*$, $\tilde{\mathbf{V}}=\hat{\mathbf{V}}-\mathbf{V}^*$，则逼近误差：

$$\tilde{f}_1=\hat{\mathbf{W}}^{\mathrm{T}}\mathbf{h}_f(\mathbf{x}_N)-\mathbf{W}^{*\mathrm{T}}\mathbf{h}_f(\mathbf{x}_N)-\varepsilon_f=\tilde{\mathbf{W}}^{\mathrm{T}}\mathbf{h}_f(\mathbf{x}_N)-\varepsilon_f \tag{9}$$

$$\tilde{f}_4=\hat{\mathbf{V}}^{\mathrm{T}}\mathbf{h}_t(\mathbf{x}_N)-\mathbf{V}^{*\mathrm{T}}\mathbf{h}_t(\mathbf{x}_N)-\varepsilon_t=\tilde{\mathbf{V}}^{\mathrm{T}}\mathbf{h}_t(\mathbf{x}_N)-\varepsilon_t \tag{10}$$

3.2. DOB 设计

外界干扰是影响系统跟踪控制精度的主要原因之一，在不同的应用场合中，由于泵控系统运行环境恶劣、外部各类噪声以及其他因素的影响都会使得泵控系统受到不同程度的外界扰动。因此，为了补偿泵控液压系统液压缸受到的外部干扰，本文采用干扰观测器将观测器输出的干扰观测值反馈给控制系统。

$d(t)$ 是作用在执行元件液压缸上的外部扰动，针对该非线性系统(1)设计如下干扰观测器。

$$\begin{cases}\hat{d}(t)=\varphi+\rho(x)\\ \dot{\varphi}=-l(x)\varphi-l(x)\left[\rho(x)+x_3-\hat{f}_1(x)\right]\end{cases} \tag{11}$$

式中，$\hat{d}(t)$ 为观测量，φ 为变量，$\rho(x)$ 为非线性函数，$l(x)$ 为增益值，进行如下假设：

$$\dot{\rho}(x)=l(x)\dot{x}_2 \tag{12}$$

定义观测误差为$\tilde{d}(t)=\hat{d}(t)-d(t)$，可得：

$$\dot{\tilde{d}}(t)=\dot{\hat{d}}(t)-\dot{d}(t) \tag{13}$$

根据式(12)假设，由式(11)~式(13)，可得：

$$\begin{aligned}\dot{\tilde{d}}(t)&=\dot{\hat{d}}(t)-\dot{d}(t)\\&=-l(x)\varphi-l(x)\left[\rho(x)+x_3-\hat{f}_1(x)\right]+\dot{\rho}(x)-\dot{d}(t)\\&=-l(x)\hat{d}(t)+l(x)d(t)+l(x)\tilde{f}_1(x)-\dot{d}(t)\\&=-l(x)\left(\tilde{d}(t)-\tilde{f}_1(x)\right)\end{aligned} \tag{14}$$

由文献[11]可知，选择合适的$l(x)$值，可使观测误差按照指数收敛。

3.3. RBF 神经网络预设性能反步滑模控制器设计

针对非线性系统的控制难题，反步法通过状态变量递归解耦将高阶系统分解为严格反馈结构，并基于 Lyapunov 函数分步逆向推导虚拟控制律。在此基础上，引入改进趋近律的滑模控制，改善滑模控制的抖振问题。同时，创新性引入预设性能控制(PPC)，借助时变性能函数与误差转换机制构建动态约束边界，确保跟踪误差在设定精度带内，显著增强复杂机电系统的工程适用性[12]。神经网络预设性能滑模控制器见图 2。

令跟踪误差$e(t)=x_1-x_{1d}$，严格满足以下不等式以实现规定的性能：

$$-m_l\phi(t)<e(t)<m_t\phi(t),\ \forall t>0 \tag{15}$$

式中，$m_l>0, m_t>0$，性能函数$\phi(t)$平滑有界，即：

$$\begin{aligned}&\phi(t)=(\phi_0-\phi_\infty)e^{-rt}+\phi_\infty\\&\lim_{t\to\infty}\phi(t)=\phi_\infty>0\end{aligned} \tag{16}$$

式中，$\phi_0>0, \phi_\infty>0$，ϕ_0为初始值，代表最大超调的界限，ϕ_∞为所设计预设性能函数允许的最大稳态误差，r为误差收敛速度。

用如下误差变换公式：

$$e(t)=\phi(t)S(z_1),\ \forall t\geq 0 \tag{17}$$

式中，$S(z_1)=\dfrac{m_te^{z_1}-m_le^{-z_1}}{e^{z_1}+e^{-z_1}}=\dfrac{e(t)}{\phi(t)}=\lambda$。

考虑到z_1要求严格单调递增，故z_1可以表示为：

$$z_1=\frac{1}{2}\ln\frac{\lambda+m_l}{m_t-\lambda} \tag{18}$$

步骤 1：令$\dot{z}_1=\kappa(\dot{e}-\Upsilon)=\kappa(x_2-\dot{x}_{1d}-\Upsilon)$，其中$x_{1d}$为期望信号，$\Upsilon=\dfrac{e\dot{\phi}}{\phi}$。定义$z_2=x_2-\alpha_1$，$z_3=x_3-\alpha_2$，$\alpha_1,\alpha_2$为虚拟控制律，定义 Lyapunov 函数为：

$$V_1=\frac{1}{2}z_1^{\ 2} \tag{19}$$

$$\dot{V}_1=z_1\dot{z}_1=\kappa z_1(z_2+\alpha_1-\dot{x}_{1d}-\Upsilon) \tag{20}$$

设$\alpha_1=\dot{x}_{1d}+\Upsilon-k_1z_1$，其中$k_1>0$为设计常数，则有$\dot{V}_1=-\kappa k_1z_1^{\ 2}+\kappa z_1z_2$。

步骤 2：定义 Lyapunov 函数为：

$$V_2 = V_1 + \frac{1}{2} z_2^{\ 2} \tag{21}$$

$$\begin{aligned} \dot{V}_2 &= \dot{V}_1 + z_2 \dot{z}_2 \\ &= -\kappa k_1 z_1^2 + \kappa z_1 z_2 + z_2 \left(\dot{x}_2 - \dot{\alpha}_1 \right) \\ &= -\kappa k_1 z_1^2 + \kappa z_1 z_2 + z_2 \left(x_3 - f_1(x) + d(t) - \dot{\alpha}_1 \right) \\ &= -\kappa k_1 z_1^2 + \kappa z_1 z_2 + z_2 \left(z_3 + \alpha_2 - f_1(x) + d(t) - \dot{\alpha}_1 \right) \end{aligned} \tag{22}$$

此时，设计虚拟控制律 α_2 如下：

$$\begin{aligned} &\alpha_2 = \alpha_{2a} + \alpha_{2s} \\ &\alpha_{2a} = \hat{f}_1(x) - \kappa z_1 - \hat{d}(t) + \dot{\alpha}_1 \\ &\alpha_{2s} = -k_2 z_2 \end{aligned} \tag{23}$$

式中，α_{2a} 为基于模型的前馈补偿项，α_{2s} 为鲁棒控制项，k_2 为增益值。

将式(23)代入式(22)，可得：

$$\dot{z}_2 = z_3 - \kappa z_1 - k_2 z_2 + \tilde{f}_1(x) - \tilde{d}(t) \tag{24}$$

步骤 3：结合 z_3 的定义和式(1)，得到 $\dot{z}_3$ 的动态表达式如下：

$$\begin{aligned} \dot{z}_3 &= \dot{x}_3 - \dot{\alpha}_2 \\ &= g(x)U + f_4(x) - \dot{\alpha}_2 \end{aligned} \tag{25}$$

步骤 4：定义滑模面：$s = l_1 z_1 + l_2 z_2 + z_3$。

为解决滑模控制器存在的抖振问题，将双曲正切函数 $\tanh(s/\mu_1)$ 作为切换项代替符号函数 $sign(s)$，可得控制律如下：

$$\begin{aligned} &U = \frac{1}{g(x)} \left[L(\cdot) \right] \\ &L(\cdot) = -\varpi_1 |s|^{\frac{1}{2}} \tanh(s/\mu_1) - ls - \hat{f}_4(x) + \dot{\alpha}_2 \end{aligned} \tag{26}$$

式中，$\varpi_1 > 0, l > 0, \mu_1 > 0$ 均为正增益数，其中 μ_1 为影响拐点变化快慢系数[13]。

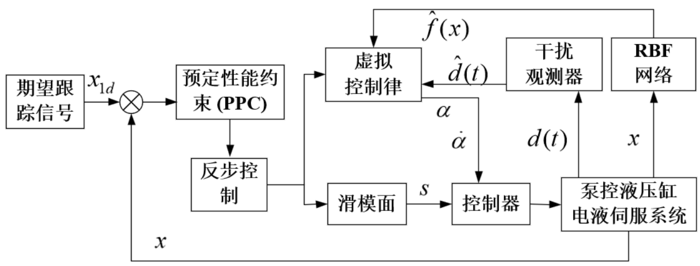

Figure 2. RBF neural network preset performance sliding mode controller block diagram
图 2. 神经网络预设性能滑模控制器框图

3.4. 控制器整体稳定性证明

本小节对所设计的 RBF 神经网络预设性能滑模控制器进行整体稳定性分析。首先，选择 Lyapunov 函数如下：

$$V = V_2 + \frac{1}{2} s^2 + + \frac{1}{2} \tilde{d}^{\mathrm{T}} \dot{\tilde{d}} + \frac{1}{2\gamma_1} \tilde{\mathbf{W}}^{\mathrm{T}} \tilde{\mathbf{W}} + \frac{1}{2\gamma_2} \tilde{\mathbf{V}}^{\mathrm{T}} \tilde{\mathbf{V}} \tag{27}$$

根据式(8)、式(9)、式(22)~式(26)，可以得到：

$$\begin{aligned}
\dot{V} &= -\kappa k_1 z_1^2 - k_2 z_2^2 + z_2\left(z_3 + \tilde{\mathbf{W}}^{\mathrm{T}}\mathbf{h}_f\left(\mathbf{x}_N\right) - \varepsilon_f - \tilde{d}\left(t\right)\right) \\
&\quad + s\left[l_1\kappa\left(-k_1 z_1 + z_2\right) + l_2\left(z_3 - \kappa z_1 - k_2 z_2 + \tilde{\mathbf{W}}^{\mathrm{T}}\mathbf{h}_f\left(\mathbf{x}_N\right) - \varepsilon_f - \tilde{d}\left(t\right)\right) - \varpi_1 \left|s\right|^{\frac{1}{2}} \tanh\left(s/\mu_1\right) - ls - \left(\tilde{\mathbf{V}}^{\mathrm{T}}\mathbf{h}_t\left(\mathbf{x}_N\right) - \varepsilon_t\right)\right] \\
&\quad + \frac{1}{2}\tilde{d}^{\mathrm{T}}\dot{\tilde{d}} + \frac{1}{\gamma_1}\tilde{\mathbf{W}}^{\mathrm{T}}\dot{\hat{\mathbf{W}}} + \frac{1}{\gamma_2}\tilde{\mathbf{V}}^{\mathrm{T}}\dot{\hat{\mathbf{V}}} \\
&= -\kappa k_1 z_1^2 - k_2 z_2^2 - ls^2 + z_2 z_3 + s\left[l_1\kappa\left(-k_1 z_1 + z_2\right) + l_2\left(z_3 - \kappa z_1 - k_2 z_2\right)\right] \\
&\quad + \tilde{\mathbf{W}}^{\mathrm{T}}\left(\mathbf{h}_f\left(\mathbf{x}_N\right)\left(z_2 + s l_2\right) + \frac{1}{\gamma_1}\dot{\hat{\mathbf{W}}}\right) + \tilde{\mathbf{V}}^{\mathrm{T}}\left(-s\mathbf{h}_t\left(\mathbf{x}_N\right) + \frac{1}{\gamma_2}\dot{\hat{\mathbf{V}}}\right) \\
&\quad - z_2\left(\varepsilon_f + \tilde{d}\left(t\right)\right) - s l_2\left(\varepsilon_f + \tilde{d}\left(t\right)\right) - s\left(\varpi_1 \left|s\right|^{\frac{1}{2}} \tanh\left(s/\mu_1\right) + \varepsilon_t\right) \\
&\quad - l\left(x\right)\tilde{d}^{\mathrm{T}}\tilde{d} + \tilde{d}^{\mathrm{T}} l\left(x\right)\tilde{f}_1\left(x\right)
\end{aligned} \tag{28}$$

确定参数的自适应律如下：

$$\begin{aligned}
\dot{\hat{\mathbf{W}}} &= -r_1\left[\mathbf{h}_f\left(\mathbf{x}_N\right)\left(z_2 + l_2 s\right) + \varsigma_1\hat{\mathbf{W}}\right] \\
\dot{\hat{\mathbf{V}}} &= r_2\left[s\mathbf{h}_{\mathbf{t}}\left(\mathbf{x}_N\right) - \varsigma_2\hat{\mathbf{V}}\right]
\end{aligned} \tag{29}$$

结合杨氏不等式，并将上式代入式(28)，化简得到如下不等式：

$$\begin{aligned}
\dot{V} &\le -\kappa k_1 {z_1}^2 - \left(k_2 - \frac{1}{2}\right){z_2}^2 - \left(l-1\right)s^2 + z_2 z_3 \\
&\quad - \left(l_1\kappa k_1 + l_2\kappa\right)s z_1 + \left(l_1\kappa - l_2 k_2\right)s z_2 + l_2 s z_3 \\
&\quad - z_2\tilde{d}\left(t\right) - l_2 s\tilde{d}\left(t\right) - s\left(\varpi_1\left|s\right|^{\frac{1}{2}}\tanh\left(s/\mu_1\right)\right) \\
&\quad - \left(l\left(x\right) + \frac{1}{2}\right)\tilde{d}^{\mathrm{T}}\tilde{d} - \left(\varsigma_1 - \frac{1}{2}\right)\tilde{\mathbf{W}}^2 - \left(\varsigma_1 - \frac{1}{2}\right)\tilde{\mathbf{V}}^2 \\
&\quad + \frac{\varsigma_1^2\mathbf{W}^{*2}}{2} + \frac{\varsigma_2^2\mathbf{V}^{*2}}{2} + \frac{\left(1 + l_2^2\right)\varepsilon_f^2}{2} + \frac{\varepsilon_t^2}{2} + \frac{l\left(x\right)^2}{2}\tilde{f}_1^2\left(x\right)
\end{aligned} \tag{30}$$

定义 $\mathbf{\Lambda}$ 为：

$$\mathbf{\Lambda} = \begin{bmatrix} \mathbf{\Lambda}_1 & \mathbf{\Lambda}_2 \\ \mathbf{0} & \mathbf{\Lambda}_3 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{\Lambda}_1 = \begin{bmatrix} \kappa k_1 & 0 & 0 & l_1\kappa k_1 + l_2\kappa \\ 0 & k_2 - \frac{1}{2} & -1 & l_2 k_2 - l_1\kappa \\ 0 & 0 & 0 & l_2 \\ 0 & 0 & 0 & l-1 \end{bmatrix} \tag{31}$$

$$\mathbf{\Lambda}_2 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ l_2 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{\Lambda}_3 = \begin{bmatrix} l\left(x\right) + \frac{1}{2} & 0 & 0 \\ 0 & \varsigma_1 - \frac{1}{2} & 0 \\ 0 & 0 & \varsigma_2 - \frac{1}{2} \end{bmatrix} \tag{32}$$

通过选择参数使得 $\mathbf{\Lambda}$ 是正定的，由此式(30)可以被改写为：

$$\dot{V}_3 \le -e^{\mathrm{T}}\mathbf{\Lambda}e + \vartheta \le -jV + \vartheta \tag{33}$$

式中，$\vartheta = \frac{\varsigma_1{}^2\mathbf{W}^{*2}}{2} + \frac{\varsigma_2{}^2\mathbf{V}^{*2}}{2} + \frac{\left(1+l_2^2\right)\varepsilon_f^2}{2} + \frac{\varepsilon_t^2}{2} + \frac{l\left(x\right)^2}{2}\tilde{f}_1^{\,2}\left(x\right)$，$e = \left[z_1, z_2, z_3, s, \tilde{d}, \tilde{\mathbf{W}}, \tilde{\mathbf{V}}\right]^{\mathrm{T}}$，$j = 2\lambda_{\min}\left(\Lambda\right)$，$\lambda_{\min}\left(\Lambda\right)$ 表示矩阵 Λ 的最小特征值。由 Lyapunov 稳定性理论可知，闭环系统稳定。求解式(33)可得：

$$V\left(t\right) \le V\left(0\right)\exp\left(-jt\right) + \frac{\vartheta}{j}\left[1-\exp\left(-jt\right)\right] \tag{34}$$

因此，当 $t \to \infty$ 时，$\lim\limits_{t\to\infty} V\left(t\right) = \frac{\vartheta}{j}$，跟踪误差渐进收敛。

4. 仿真实验与分析

基于 MATLAB/Simulink，进行控制器有效性仿真实验验证，仿真步长 0.001 s。系统参数如表 1 所示。

选择最大误差 M_e、平均误差 μ_e、误差标准偏差 σ_e 三项指标[14]，对比验证 PID 控制器、反步滑模控制器与所提控制器控制性能。

Table 1. Electro-hydraulic servo system parameters
表 1. 泵控系统参数

参数	标称值
变量泵最大排量 V_p	$2.8\times10^{-5}\ \mathrm{m^3/rev}$
电动机转速 n	24 rev/s
液压缸上的总质量 m	50 kg
液压缸无杆腔的有效面积 A_A	$1.3\times10^{-3}\ \mathrm{m^2}$
液压缸有杆腔的有效面积 A_B	$6.41\times10^{-4}\ \mathrm{m^2}$
液压缸内泄露系数 K_{Li}	$2.34\times10^{-12}\ \mathrm{m^3}/\left(\mathrm{s\cdot Pa}\right)$
粘性摩擦系数 B_m	$2400\ \mathrm{N}/\left(\mathrm{m/s}\right)$
油液弹性模量 β_e	$1.7\times10^{9}\ \mathrm{Pa}$

1) RBF 神经网络预设性能滑模控制器(RBFPPCSMC)：参数设置为 $l=1800,\ k_1=800,\ k_2=120,\ l_1=70,\ l_2=70,\ \phi_0=5,\ \phi_\infty=1,\ m_l=0.1,\ m_l=0.1,\ r=5,\ \kappa=2,\ \varpi_1=0.01,\ \mu_1=0.5,\ l(x)=80\ \ r_1=0.0025,\ r_2=2300,\ b_{Nj}=500,\ c_{Ni}$ 和 b_{Ni} 取 $\left[-10\ \ -5\ \ 0\ \ 5\ \ 10\right]$，网络初始值设置为 0.2。

2) 反步滑模控制器(BSMC)，u 设计为：

$$u = -g\left(x\right)^{-1}\left[l_1\dot{z}_1 + l_2\dot{z}_2 + f_{40}\left(x\right) - \dot{f}_{10}\left(x\right) - \dddot{x}_{1d} + k_1\ddot{z}_1 + \dot{z}_1 + k_2\dot{z}_2 + ks + \varepsilon sign\left(s\right)\right] \tag{35}$$

其中 $f_{10}\left(x\right)$ 和 $f_{40}\left(x\right)$ 用标称值代替。参数设置为：$l=1800,\ k_1=800,\ k_2=120,\ l_1=70,\ l_2=70,\ \varepsilon=100$。

3) PID 控制器：参数设置为 $k_P=170,\ k_I=18,\ k_D=0$。

首先选择高频组合信号模拟复杂极端工况 $y=0.5\left(0.6+0.08\sin\left(\pi t-0.2\pi\right)+0.04\sin\left(2\pi t\right)\right)$，增加组合正弦外负载干扰模拟实际工作中负载的变化，如图 3 为组合正弦信号的控制输入、图 4 为干扰信号及其观测情况。由图 5、图 6 可知三种控制器都有跟踪效果，但与其他两种控制器相比，本文所设计的 RBFPPCBSMC 具有更高的跟踪精度，并且跟踪曲线更平滑，几乎没有抖振出现。图 7、图 8 为模型未知非线性函数拟合效果，拟合结果与实际值高度一致，进一步验证 RBF 神经网络在本控制器中的优越效果。

此外，如图 3 所示，本文所设计的 RBFPPCBSMC 的输入信号是光滑且有界的。其中，各控制器控制性能指标如表 2 所示，可以看出，RBFPPCBSMC 的控制性能最佳，其平均跟踪误差与 BSMC 相比下降了 93.5%，与 PID 相比下降了 97.7%。

为测试三种控制算法的响应速度，并验证较大初始误差下控制器的有效性，选择阶跃信号 $y(t)=\begin{cases}0, & t<1\\ 0.06, & t\geq 1\end{cases}$ 为期望信号。如图 9 所示，三种控制器均能有效跟踪阶跃信号，本文所提控制器响应速度约为 0.02 s，反步滑模控制器响应速度约为 0.037 s，而 PID 控制器响应速度约为 0.09 s。

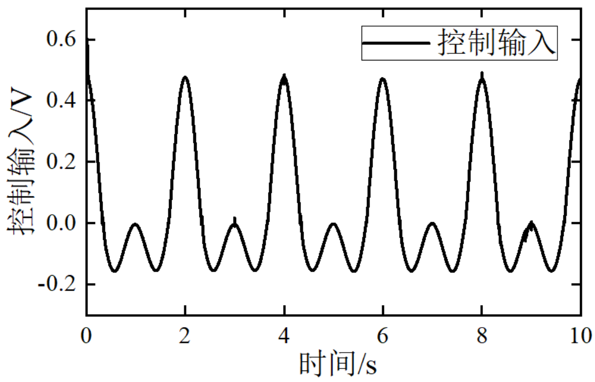

Figure 3. Combined sine signal control input
图 3. 组合正弦信号控制输入

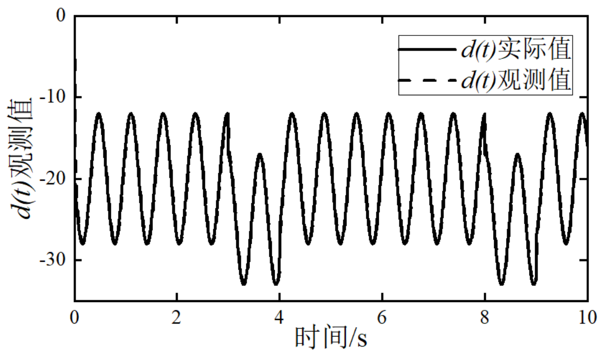

Figure 4. Interference signal diagram
图 4. 干扰信号图

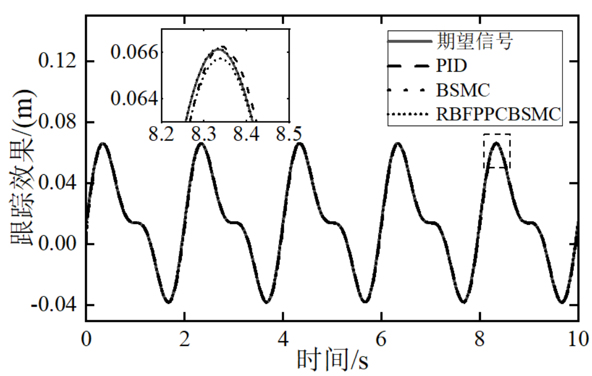

Figure 5. Combined sinusoidal signal tracking effect comparison chart
图 5. 组合正弦信号跟踪效果对比图

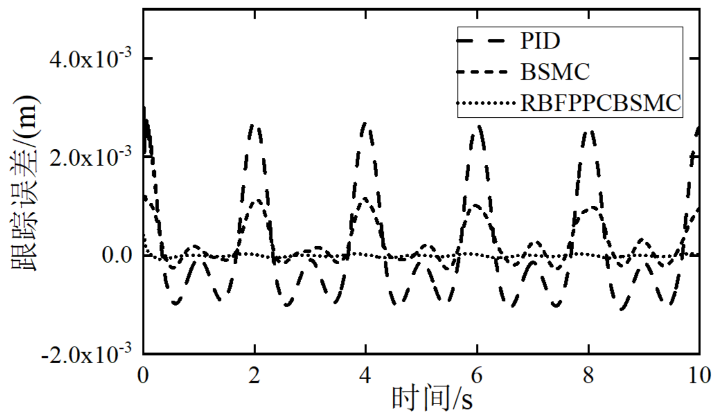

Figure 6. Combined sinusoidal signal tracking error comparison diagram
图 6. 组合正弦信号跟踪误差对比图

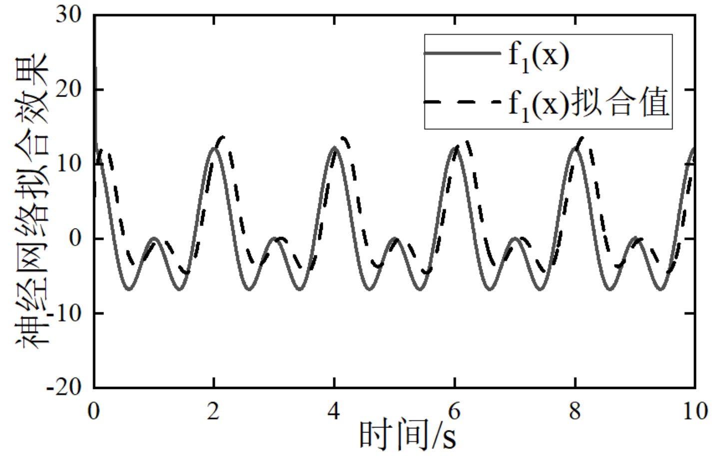

Figure 7. The fitting effect diagram of $f_1(x)$
图 7. $f_1(x)$的拟合效果图

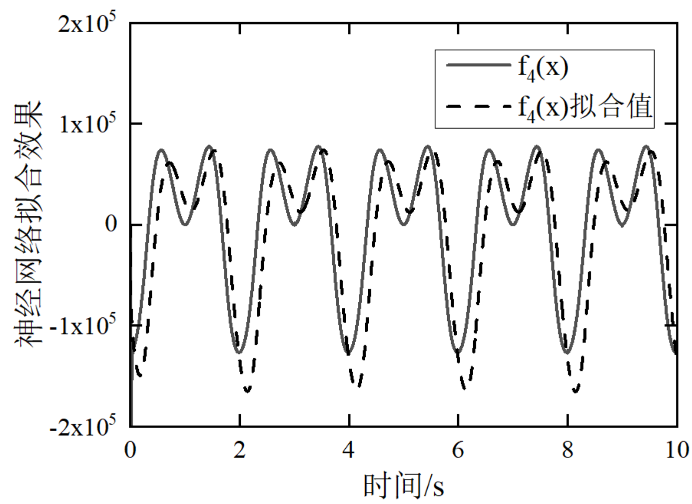

Figure 8. The fitting effect diagram of $f_4(x)$
图 8. $f_4(x)$的拟合效果图

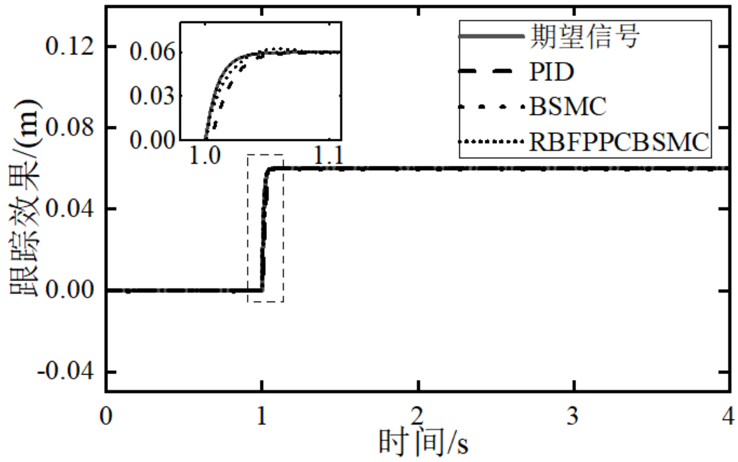

Figure 9. Comparison of step signal tracking effect
图 9. 阶跃信号跟踪效果对比

Table 2. Combined sinusoidal signal control performance index
表 2. 组合正弦信号控制性能指标

性能指标	M_e/m	μ_e/m	σ_e/m
RBFPPCSMC	4.2×10^{-4}	2.143×10^{-5}	2.861×10^{-5}
BSMC	1.2×10^{-3}	3.281×10^{-4}	3.401×10^{-4}
PID	3.0×10^{-3}	9.465×10^{-4}	7.417×10^{-4}

5. 结论

针对泵控液压缸电液伺服系统存在的参数不确定和干扰未知等问题，本文在采用反步控制的基础上，引入改进趋近律的滑模控制，提高系统鲁棒性的同时消除系统抖振。利用 RBF 神经网络逼近拟合系统模型未知部分，进而实现精准控制。此外，干扰观测器观测未知外干扰，并在控制器中对其进行干扰补偿，进一步提高系统抗干扰能力。特别地，集成 PPC 技术确保系统瞬态和稳态位置响应在要求的有界范围内，进一步降低系统的跟踪误差。最后，仿真结果表明，本研究所提的控制器与反步滑模控制器和 PID 控制器相比，对于强干扰下的组合正弦跟踪信号，平均跟踪误差分别降低了 93.5%和 97.7%；对于阶跃信号，本文所提控制器具有更高的响应速度，因此所提控制器有效提高了泵控液压缸电液伺服系统的控制性能。

参考文献

[1] 吕立彤，陈正，姚斌. 并联式泵阀协调电液系统：对比分析与运动控制[J]. 机械工程学报, 2022, 58(10): 136-151.

[2] 李海宾，沈俊，仇智，等. 高压阀口液动力补偿控制策略仿真分析[J]. 液压与气动, 2024, 48(1): 1-9.

[3] 张连朋，张龙龙，仇伟民，等. 基于模糊滑模控制的液压自适应支座控制策略研究[J]. 液压气动与密封, 2024, 44(2): 28-34.

[4] Shen, W. and Zhao, H. (2022) Fault Tolerant Control of Nonlinear Hydraulic Systems with Prescribed Performance Constraint. *ISA Transactions*, **131**, 1-14. https://doi.org/10.1016/j.isatra.2022.04.052

[5] Dang, X., Zhao, X., Dang, C., Jiang, H., Wu, X. and Zha, L. (2021) Incomplete Differentiation-Based Improved Adaptive Backstepping Integral Sliding Mode Control for Position Control of Hydraulic System. *ISA Transactions*, **109**, 199-217. https://doi.org/10.1016/j.isatra.2020.10.027

[6] 牛善帅，王军政，赵江波，等. 泵控电液伺服系统基于未知死区补偿的自适应鲁棒控制[J]. 机械工程学报, 2024, 60(18): 327-337.

[7] 郭雪杰, 闫帅, 孙维超. 具有预设性能的电液主动悬架动态面容错控制[J]. 控制理论与应用, 2024, 41(10): 1726-1734.

[8] 王娜, 张鑫海, 常娅明. 基于变分客观模糊辨识的态势预测[J/OL]. 控制理论与应用, 1-9. http://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1240.TP.20241010.1652.016.html, 2024-12-02.

[9] 沈伟, 林银宁, 张广成. 泵控系统的积分终端滑模位置控制[J]. 液压与气动, 2024, 48(8): 119-127.

[10] 袁小芳, 孙炜, 王耀南, 等. 考虑非线性执行器的补偿逼近模型控制[J]. 控制理论与应用, 2009, 26(2): 161-166.

[11] 韩光耀, 施光林, 郭秦阳. 基于扰动观测器的电液比例系统滑模位置控制[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2019(1): 97-100.

[12] Shen, W. and Pan, J. (2023) Angle Tracking Control of Integrated Hydraulic Transformer Inner Loop Servo System. *ISA Transactions*, **134**, 312-321. https://doi.org/10.1016/j.isatra.2022.09.003

[13] 支敬德, 戈新生. 基于模糊滑模控制的挠性航天器姿态机动及抖振抑制研究[J]. 应用力学学报, 2020, 37(5): 1972-1979.

[14] 刘金琨. 滑模变结构控制 MATLAB 仿真[M]. 北京: 清华大学出版社, 2015.