

doi: 10.7690/bgzd.2025.04.001

基于 RBFSMC 车载武器行进间稳定控制

李佳帅¹, 高 强¹, 邓桐彬², 李 勃¹, 季 强¹, 符伟鹏¹

(1. 南京理工大学机械工程学院, 南京 210094;

2. 中国电子科技集团公司第二十八研究所陆上作战指挥信息系统研究部, 南京 210000)

摘要: 针对某车载机关炮行进间射击会受到一系列非线性因素的影响, 设计一种基于 RBF 神经网络的滑模控制策略。基于滑模控制强鲁棒性的特点, 通过一种实时扰动观测器精确观测扰动, 利用 RBF 神经网络在非线性函数逼近方面的独特优势来逼近系统的不确定项, 设计自适应律来保证系统的渐进稳定性; 通过 RBF 神经网络动态调节切换增益, 进一步抑制产生的抖振问题, 抑制参数变化和外界扰动等非线性因素的影响。仿真结果表明: 与常规的滑模控制相比, 该控制策略可有效提高车载机关炮系统的稳定控制精度。

关键词: RBF 神经网络; 稳定控制; 滑模控制; 车载武器; 扰动观测器

中图分类号: TJ35 **文献标志码:** A

Moving Stability Control of Vehicular Weapon Based on RBFSMC

Li Jiashuai¹, Gao Qiang¹, Deng Tongbin², Li Bo¹, Ji Qiang¹, Fu Weipeng¹

(1. School of Mechanical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China;

2. Land Combat Command Information System Research Department, No. 28 Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Nanjing 210000, China)

Abstract: A sliding mode control strategy based on RBF neural network was designed in order to solve the problem that the on-road firing of a vehicle-mounted machine gun would be affected by a series of nonlinear factors. Based on the strong robustness of sliding mode control, a real-time disturbance observer is used to accurately observe the disturbance, and the unique advantage of RBF neural network in nonlinear function approximation is used to approximate the uncertainties of the system, and an adaptive law is designed to ensure the asymptotic stability of the system. The switching gain is dynamically adjusted by RBF neural network to further suppress the chattering problem and the influence of nonlinear factors such as parameter change and external disturbance. The simulation results show that compared with the conventional sliding mode control, the proposed control strategy can effectively improve the stability control precision of the vehicle-mounted gun system.

Keywords: RBF neural network; stability control; sliding mode control; vehicle-mounted weapon; disturbance observer

0 引言

车载机关炮作为陆军作战的主要武器, 不只完成运兵、作战侦察和提供火力支援, 也变成战场上的多面手。在实际工况中, 车载武器随动系统不仅会受到负载转矩、内部参数时变等许多非线性因素的负面影响, 而且外部道路干扰也导致其射击精度大幅度下降^[1]; 因此, 为提高车载武器的稳定射击能力, 从而进行高效精准的打击目标, 有必要提高车载武器伺服系统行进间的稳定控制。

智能控制系统是把人工智能技术和现代控制理论巧妙地融合在一起, 利用改变控制策略满足具有复杂性和不确定性的控制目标^[2]。其中滑模控制具有对系统参数变化及外部干扰不灵敏、物理实现简单等优点, 被广泛用于实际的工程中。由于传统滑模控制本质上的不连续开关特性会导致系统产生抖

振现象, 使得滑模控制在现实使用上具有相当的局限性^[3]。国内外专家提出了越来越多改进的方法用来解决控制过程所出现的各种问题。

文献[4]为提高导弹的拦截性能, 使导弹系统能够到达滑模面, 利用自适应算法实时在线调节 RBF 神经网络的连接权值, 缩短了导弹拦截时间、提高了导弹拦截效率。文献[5]针对单关节机器人系统, 利用 RBF 优越的在线学习和自适应能力来设置目标函数, 消除了控制的抖振, 同时增强了系统的鲁棒性。文献[6]在滑模控制中引入一种双增益项的自适应规则, 既能在近滑模面迅速有效的调整滑模切换增益, 又能有效避免滑模切换增益引起的滑模控制抖振问题。文献[7]为提高机器人挖掘机的性能, 提出一种新的基于 RBF 的自适应滑模控制方法, 在负载扰动和模型不确定的情况下, 提高了系统的准

收稿日期: 2024-08-19; 修回日期: 2024-09-10

第一作者: 李佳帅(1999—), 男, 山西人, 硕士。

由式(8)得:

$$u_{eq} = (\ddot{\omega}_{ref} - f - d(t) + c\dot{e})/g. \quad (10)$$

选取等速趋近律, 则:

$$u_{sw} = -\eta \operatorname{sgn}(s). \quad (11)$$

式中: $\eta > 0$; $\operatorname{sgn}(s)$ 为符号函数, 表达式:

$$\operatorname{sgn}(s) = \begin{cases} 1 & s > 0 \\ 0 & s = 0 \\ -1 & s < 0 \end{cases}. \quad (12)$$

2.2 RBF 神经网络控制设计

针对滑模控制器中 $f(x, t)$ 和 $g(x, t)$ 均是未知参数, 通过 RBF 神经网络去逼近 $f(x, t)$ 和 $g(x, t)$ 。

RBF 神经网络架构如图 2 所显示, 使用了 2、7、1 的 3 层神经网络结构, 由左至右分别是输入层、隐藏层和输出层。输入层包含 2 个变量, 而隐含层包含 7 个神经元节点, 最后由输出层输出 U_{rbf} 。

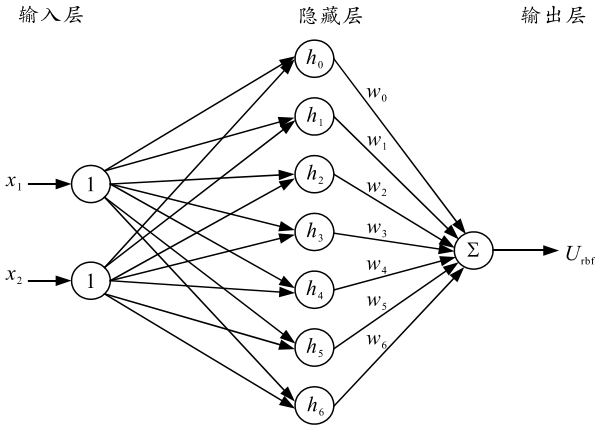


图 2 RBF 神经网络结构

输入层: 输入量为系统的状态变量矩阵 $\mathbf{x} = [x_1, x_2]^T$ 。

隐含层: 将高斯函数作为基函数, 设计了 7 个神经元节点, 即 $\mathbf{h} = [h_0, h_1, \dots, h_6]^T$ 。

$$h_j = \exp(-\|\mathbf{x} - c_j\|^2 / 2b_j^2). \quad (13)$$

输出层: 输出 u_{rbf} , 向量 $\mathbf{W} = [w_0, w_1, \dots, w_6]$ 是隐含层和输出层之间的权值, 由图 2 可知:

$$u_{rbf} = \sum_{j=0}^6 w_j \cdot h_j = \mathbf{W}^T \cdot \mathbf{h}. \quad (14)$$

则 RBF 网络的输入输出算法为:

$$f(x) = \mathbf{W}^{*T} \mathbf{h}_f(x) + \varepsilon_f; \quad (15)$$

$$g(x) = \mathbf{V}^{*T} \mathbf{h}_g(x) + \varepsilon_g. \quad (16)$$

式中: $\mathbf{x}$ 为网络输入; i 为网络输入层的第 i 个的输入; j 为网络隐含层第 j 个网络输入; $\mathbf{h} = [h_j]^T$ 为高斯基函数的输出; $\mathbf{W}^*$ 和 $\mathbf{V}^*$ 分别为逼近 $f(x)$ 和 $g(x)$ 的理

想网络权值; ε_f 和 ε_g 为网络逼近误差, $|\varepsilon_f| \leq \varepsilon_{Mf}$, $|\varepsilon_g| \leq \varepsilon_{Mg}$ 。

取 $\mathbf{x} = [x_1, x_2]^T$, 则 RBF 输出为:

$$\hat{f}(x) = \hat{\mathbf{W}}^T \mathbf{h}_f(x); \quad (17)$$

$$\hat{g}(x) = \hat{\mathbf{V}}^T \mathbf{h}_g(x). \quad (18)$$

式中 $\mathbf{h}_f(x)$ 和 $\mathbf{h}_g(x)$ 为 RBF 网络的高斯基函数。

设计控制律为:

$$u = (-\hat{f} + \ddot{\omega}_{ref} + c\dot{e} - d(t)) / \hat{g} + \eta \operatorname{sgn}(s). \quad (19)$$

将控制律式(19)代入式(8)得:

$$\begin{aligned} \dot{s} &= \ddot{\omega}_{ref} - f - gu - d(t) + c\dot{e} = \ddot{\omega}_{ref} - f - \hat{g}u + \\ &(\hat{g} - g)u - d(t) + c\dot{e} = \ddot{\omega}_{ref} - f - [-\hat{f} + \ddot{\omega}_{ref} + \\ &c\dot{e} - d(t) + \hat{g}\eta \operatorname{sgn}(s)] + (\hat{g} - g)u - d(t) + c\dot{e} = \\ &(\hat{f} - f) - \hat{g}\eta \operatorname{sgn}(s) + (\hat{g} - g)u = \tilde{f} - \hat{g}\eta \operatorname{sgn}(s) + \\ &\tilde{g}u = \tilde{\mathbf{W}}^T \mathbf{h}_f(x) - \varepsilon_f - \hat{g}\eta \operatorname{sgn}(s) + (\tilde{\mathbf{V}}^T \mathbf{h}_g(x) - \varepsilon_g)u. \end{aligned} \quad (20)$$

式中: $\tilde{\mathbf{W}} = \mathbf{W}^* - \hat{\mathbf{W}}$; $\tilde{\mathbf{V}} = \mathbf{V}^* - \hat{\mathbf{V}}$; 且:

$$\begin{aligned} \tilde{f} &= \hat{f} - f = \hat{\mathbf{W}}^T \mathbf{h}_f(x) - \mathbf{W}^{*T} \mathbf{h}_f(x) - \\ &\varepsilon_f = \tilde{\mathbf{W}}^T \mathbf{h}_f(x) - \varepsilon_f; \end{aligned} \quad (21)$$

$$\begin{aligned} \tilde{g} &= \hat{g} - g = \hat{\mathbf{V}}^T \mathbf{h}_g(x) - \mathbf{V}^{*T} \mathbf{h}_g(x) - \\ &\varepsilon_g = \tilde{\mathbf{V}}^T \mathbf{h}_g(x) - \varepsilon_g. \end{aligned} \quad (22)$$

以下为稳定性分析, 设计 Lyapunov 函数为:

$$L = s^2/2 + \tilde{\mathbf{W}}^T \tilde{\mathbf{W}}/2\gamma_1 + \tilde{\mathbf{V}}^T \tilde{\mathbf{V}}/2\gamma_2. \quad (23)$$

式中: $\gamma_1 > 0$; $\gamma_2 > 0$ 。

对式(23)求导, 并代入式(20)可得:

$$\begin{aligned} \dot{L} &= s\dot{s} + \tilde{\mathbf{W}}^T \dot{\tilde{\mathbf{W}}} / \gamma_1 + \tilde{\mathbf{V}}^T \dot{\tilde{\mathbf{V}}} / \gamma_2 = s(\tilde{\mathbf{W}}^T \mathbf{h}_f(x) - \varepsilon_f - \\ &\hat{g}\eta \operatorname{sgn}(s) + (\tilde{\mathbf{V}}^T \mathbf{h}_g(x) - \varepsilon_g)u) - \tilde{\mathbf{W}}^T \dot{\tilde{\mathbf{W}}} / \gamma_1 - \\ &\tilde{\mathbf{V}}^T \dot{\tilde{\mathbf{V}}} / \gamma_2 = \tilde{\mathbf{W}}^T (s\mathbf{h}_f(x) - \dot{\tilde{\mathbf{W}}} / \gamma_1) + \tilde{\mathbf{V}} (s\mathbf{h}_g(x) - \\ &\dot{\tilde{\mathbf{V}}} / \gamma_2) + s(-\varepsilon_f - \hat{g}\eta \operatorname{sgn}(s) - \varepsilon_g u). \end{aligned} \quad (24)$$

取自适应律为:

$$\dot{\tilde{\mathbf{W}}} = -\gamma_1 s \mathbf{h}_f(x); \quad (25)$$

$$\dot{\tilde{\mathbf{V}}} = -\gamma_2 s \mathbf{h}_g(x) u. \quad (26)$$

则:

$$\dot{L} = s(-\varepsilon_f - \varepsilon_g u) - \hat{g}\eta |s|. \quad (27)$$

由于 RBF 网络逼近误差 ε_f 和 ε_g 可以被限制为相当小的实数, 取 $\eta \geq |\varepsilon_f + \varepsilon_g u|$, 即有 $\dot{L} \leq 0$ 。

当 $\dot{L} = 0$ 时, $s = 0$, 根据 Lasalle 不变的基本原理, 闭环系统逐渐稳定, $t \rightarrow \infty$ 时, $s \rightarrow 0$ 。由此可见, 控制律中的鲁棒项 $\eta \operatorname{sgn}(s)$ 的意义在于解决扰动

和神经网络逼近误差, 从而提高了控制系统的稳定性。

通过 RBF 网络输出来调节切换增益:

$$\eta_{\text{rbf}} = \left| \sum_{j=1}^n \omega_j h_j \right|. \quad (28)$$

若 $\eta_{\text{rbf}} \leq |\varepsilon|/g$, 则令 $\eta_{\text{rbf}} = |\varepsilon|/g$, 从而保证稳定性。

为减少切换开关引起的不连续控制, 降低进一步产生的抖振现象, 要求运动点以较大的趋近速率离开滑模面; 相反, 当靠近时要求速率降低。同时, 需要通过 RBF 神经网络动态地控制切换增益, 从而提高车载武器行进间射击时的稳定控制。

经过 RBF 神经网络逼近后, 得出控制律为:

$$u = (-\hat{f} + \ddot{\omega}_{\text{ref}} + c\dot{e} - d(t))/\hat{g} + \eta_{\text{rbf}} \text{sgn}(s). \quad (29)$$

2.3 扰动观测器设计

上文设计的前提是假设已知 $d(t)$, 但车载武器在实际工况中, $d(t)$ 不易确定界, 所以需要设计一种可以精确观测外界影响干扰的扰动观测器。由转矩平衡方程得:

$$\dot{J}(\dot{\omega} / d_t) = T_e - T_{LS}. \quad (30)$$

将 T_{LS} 和 ω 作为扰动观测变量来减小误差函数:

$$\left. \begin{aligned} \dot{x} &= Ax + Bu \\ y &= Cx \end{aligned} \right\}. \quad (31)$$

式中: $x = (\omega \quad T_{LS})^T$; $u = T_e$; $y = \omega$; $A = \begin{pmatrix} 0 & -1/J \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$;

$B = (1/J \quad 0)^T$; $C = (1 \quad 0)$ 。

所以观测性矩阵:

$$CA = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1/J \end{pmatrix}. \quad (32)$$

设计观测器:

$$\left. \begin{aligned} \dot{\hat{x}} &= A\hat{x} + Bu + L_{FB}(y - \hat{y}) \\ \hat{y} &= C\hat{x} \end{aligned} \right\}. \quad (33)$$

式中: $L_{FB} = (l_1 \quad l_2)^T$; $T_{LS}\hat{x} = (\hat{\omega} \quad T_{LS})^T$ 。

观测误差为:

$$\dot{e} = \dot{x} - \dot{\hat{x}} = (A - L_{FB}C)e. \quad (34)$$

根据极点配置法来设计特征值, 设计 $a_1 a_2$ 为理想极点, 最终可得观测器:

$$\left. \begin{aligned} \hat{T}_{LS} &= a_1 a_2 J(\omega - \hat{\omega}) / s \\ \hat{\omega} &= -T_{LS} / J + T_e / J - (a_1 + a_2)(\omega - \hat{\omega}) \end{aligned} \right\}. \quad (35)$$

将观测到的 $\hat{T}_{LS}$ 代入 $d(t)$ 得到不确定扰动估计。控制器结构如图 3 所示。

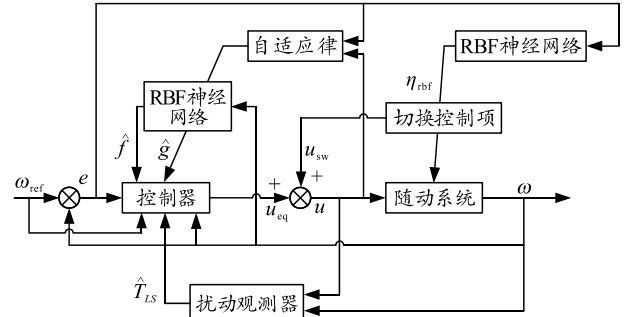


图 3 RBFSMC 控制器结构

3 仿真分析

由于仿真中需要使用的主要参数: $R=0.07 \Omega$, $J=0.025 \text{ kg}\cdot\text{m}^2$, $K_e = 0.197 \text{ V}/(\text{rad/s})$, $L=0.002 \text{ 907 H}$, $i=445$, $B=1.43 \times 10^{-4} \text{ N}\cdot\text{m}/(\text{rad/s})$, $J=1.0$ 。控制器中使用的参数如下: $c=5.0$, $\varepsilon=10$, $\gamma_1=10$, $\gamma_2=1.0$ 。

路面颠簸不平是车载武器行进间受到的主要扰动, 根据实际情况, 取 1 Hz 的高低向扰动频率, 2° 的扰动幅值。实现稳定控制的前提是实时准确地估算路面扰动, 验证扰动观测器对扰动速度的观测能力, 速度扰动项设置为 $309.33\sin(2\pi t) \text{ mil/s}$, 同时叠加 3 mil/s 的随机扰动项。正弦速度扰动观测如图 4—5 所示。

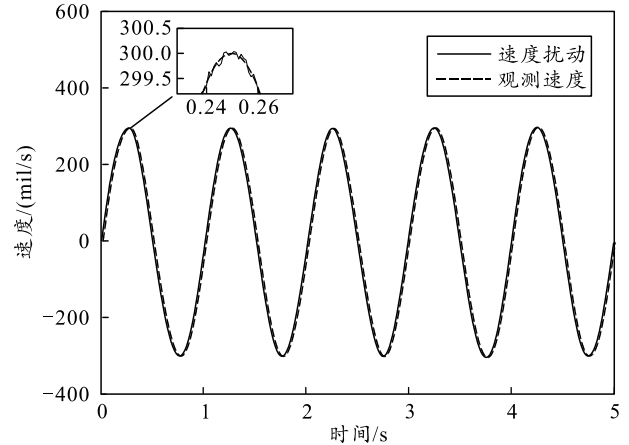


图 4 正弦速度扰动观测

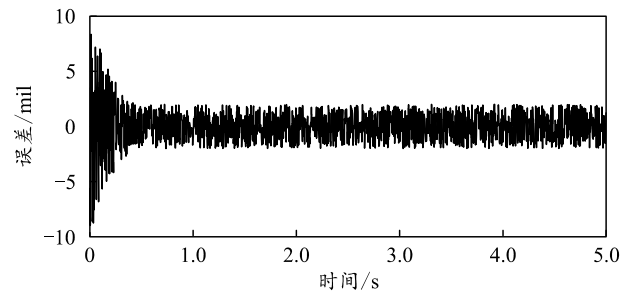


图 5 正弦速度扰动观测误差

由图 4 可知: 相对于初始速度扰动曲线含有外界随机干扰, 速度观测曲线比较平滑。由图 5 可知:

确性和鲁棒性。文献[8]针对舰载武器工作过程中存在的不确定问题,考虑到 RBF 神经网络优越的学习和自适应特性,设计出一种 RBF 神经网络自适应滑模控制器,使系统在海浪干扰条件下仍然具有良好的稳态性能。

为提高车载机关炮行进时的射击精度,笔者提出一种基于 RBF 神经网络的自适应滑模控制策略,再加上实时观测器精确补偿扰动,用于改善车载武器伺服系统的控制精度和鲁棒性。通过仿真实验可知:该控制方法可有效克服控制系统中出现的不确定性问题,有效地抑制滑模中的抖振现象,具有优

异的动静态稳定性。

1 车载武器伺服系统结构及其数学模型

1.1 车载武器伺服系统组成结构

由于电液式炮控系统存在很多缺点,现行车载武器炮控系统大多为全电式。某车载武器伺服系统由身管、旋转变压器、陀螺仪、齿弧、齿轮、减速器、交流伺服电机以及基座组成。

1.2 车载武器伺服系统数学模型

车载武器交流伺服系统可简化为一个二阶控制系统,图 1 为简化后伺服系统的数学模型。

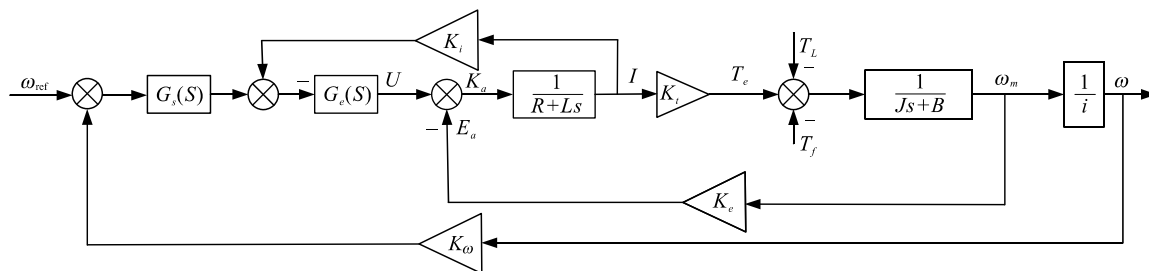


图 1 车载武器随动系统数学模型

图 1 中: ω_{ref} 为速度信号; ω 为车载武器身管实际角速度; U 为控制电压; $G_s(s)$ 为速度控制器; K_a 为放大器增益; $G_c(s)$ 为电流控制器; K_i 为电磁反馈系数; L 为电枢回路总电感; R 为电枢回路等效电阻; i 为减速比; I 为电枢电流; K_t 为电机的电磁转矩系数; K_ω 为身管角速度反馈系数; T_e 为执行电机电磁转矩; T_f 为摩擦转矩; J 为电机转子上的总转动惯量; K_e 为执行电机的反电动势系数; T_L 为负载转矩; B 为粘性摩擦系数。

某车载武器采用交流伺服电机控制系统,但在电机的实际工作过程中,电流时间常数比机械时间常数要小得多;因此,可以忽略当前响应的延迟时间,即:

$$1/(R+Ls) = 1/(R(1+Ls/R)) \approx 1/R. \quad (1)$$

根据图 1 伺服系统结构可得:

$$\dot{i} = -Ri_q/L - K_e i \omega / L + K_a U / L_q; \quad (2)$$

$$\dot{\omega} = -K_t i_q / Ji - T_{LS} / Ji. \quad (3)$$

式中 T_{LS} 为负载转矩和摩擦转矩之和。继续进行拉氏变换可得:

$$i_q(s) = -(-K_e i \omega(s) + K_a U(s)) / (Ls + R). \quad (4)$$

将式(4)代入式(2),整理得:

$$\ddot{\omega} = -\frac{R}{L} \dot{\omega} - \frac{K_e K_t}{LJ} \omega + \frac{K_a K_t}{LJi} U - \left(\frac{R}{LJi} T_{LS} + \frac{1}{Ji} \dot{T}_{LS} \right). \quad (5)$$

取变量 $x=[x_1, x_2]^T$, 令 $x_1=\omega$, $x_2=\dot{\omega}$, 得:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = f(x, t) + gu(x, t) + d(t) \end{cases}. \quad (6)$$

式中: $f(x, t)$ 为系统的非线性动力学方程, $f(x, t) = -R\dot{\omega}/L - K_e K_t \omega / LJ$; g 为控制增益, $g=K_a K_t / LJi$; $d(t)$ 为该随动系统外部有界扰动项, $d(t) = -(RT_{LS}/LJi + \dot{T}_{LS}/Ji)$, T_{LS} 随实际工况改变,具有强时变非线性,所以当车载武器在路面上行进时,需要设计观测器观测 $d(t)$ 的实时变化。

2 基于 RBF+SMC 控制器设计

2.1 提高滑模控制器性能

在解决非线性控制问题时,滑模变结构控制不仅在面对内部参数摄动时可以保持较高的鲁棒性,同时在面对外部干扰时也能够有很好的效果。车载武器随动系统在实际工况下,取 ω_{ref} 为理想的速度信号,则可定义跟踪误差 $e=\omega_{\text{ref}}-\omega$, 取滑模函数为:

$$s = \dot{e} + ce. \quad (7)$$

式中 $c>0$, 则:

$$\dot{s} = \ddot{e} + c\dot{e} = \ddot{\omega}_{\text{ref}} - \ddot{\omega} - f - gu - d(t) + ce. \quad (8)$$

采用等效控制, 即:

$$u = u_{\text{eq}} + u_{\text{sw}} \quad (9)$$

式中: u_{eq} 为等效控制项; u_{sw} 为切换控制项。

当达到稳定阶段时,速度扰动相对于观测值的误差始终保持在 $\pm 2 \text{ mil/s}$ 。因此可得,扰动观测器在观测速度扰动上有较高的观测精度。

为突显改进后滑模控制方法的有效性,通过仿真对比了普通滑模控制和基于 RBF 神经网络滑模控制在控制效果上的差异。通过将目标速度与陀螺仪采集到的速度的差进行积分,得到积分位置误差来验证对速度环控制性能。如图 6 所示,目标速度取 0,根据实际情况分别取负载扰动为:频率 0.25 Hz、幅值 0.5° ,频率 0.25 Hz、幅值 2.0° ,频率 1 Hz,幅值 2.0,即速度扰动分别为 $13.083\sin(0.5\pi t) \text{ mil/s}$, $52.333\sin(0.5\pi t) \text{ mil/s}$, $209.333\sin(0.5\pi t) \text{ mil/s}$,同时设置扰动速度幅值最大值为单位 1。

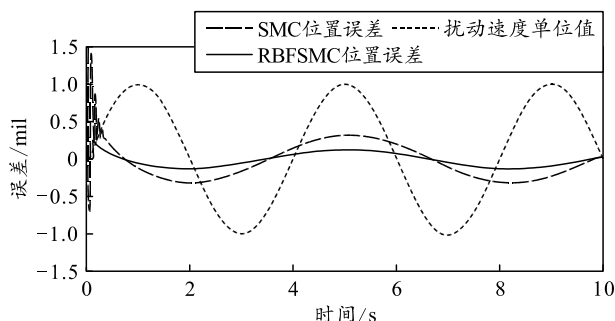


图 6 扰动 0.25 Hz/0.5°积分位置误差

由图 6 可知:在 $13.083\sin(0.5\pi t) \text{ mil/s}$ 的速度扰动条件下,基于 RBF 神经网络滑模控制经过约 0.245 s 的振荡调整后积分位置误差值达到稳定状态,其误差值在 $\pm 0.208 \text{ mil}$ 范围内变化,而普通的滑模控制经过约 0.412 s 后到达稳态,其误差值在 $\pm 0.412 \text{ mil}$ 范围内变化。2 种速度环控制器都对外部速度扰动具有抑制作用,且动态稳定控制精度都满足仿真要求 $\pm 0.6 \text{ mil}$ 以内,但 RBFSMC 积分位置误差范围更小。

扰动 0.25 Hz/2.0°积分位置误差如图 7 所示。

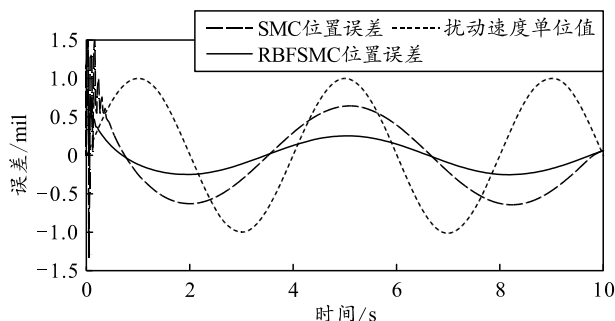


图 7 扰动 0.25 Hz/2.0°积分位置误差

由图 7 可知:在 $52.333\sin(0.5\pi t) \text{ mil/s}$ 的速度扰动条件下,基于 RBF 神经网络滑模控制经过约 0.398 s 的振荡调整后积分位置误差值达到稳定状

态,其误差值在 $\pm 0.289 \text{ mil}$ 范围内变化,而普通的滑模控制经过约 0.772 s 后到达稳态,其误差值在 $\pm 0.665 \text{ mil}$ 范围内变化,RBFSMC 积分位置误差范围接近 SMC 的误差范围的一半,明显更加稳定,后者的动态稳定控制精度已经不满足指标要求 $\pm 0.6 \text{ mil}$ 以内。

扰动 1 Hz/2.0°积分位置误差如图 8 所示。

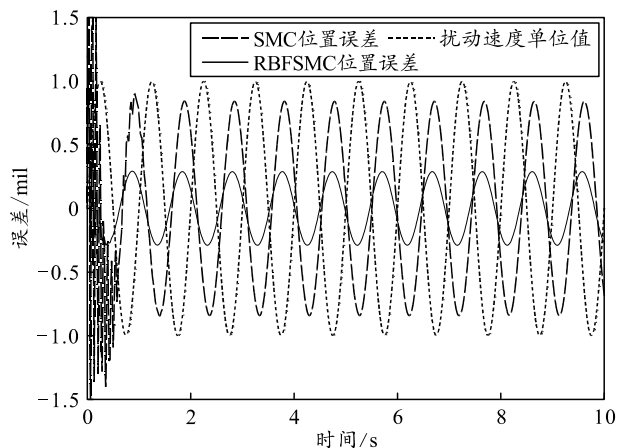


图 8 扰动 1 Hz/2.0°积分位置误差

由图 8 可知:在 $209.33\sin(\pi t) \text{ mil/s}$ 的速度扰动条件下,基于 RBF 神经网络滑模控制经过约 0.589 s 的振荡调整后积分位置误差值达到稳定状态,其误差值在 $\pm 0.389 \text{ mil}$ 范围内变化,仍符合动态稳定控制精度的仿真要求,而普通的滑模控制经过约 1.455 s 后到达稳态,其误差值在 $\pm 0.812 \text{ mil}$ 范围内变化,已经远超出了仿真要求。综上所述,设计的控制策略可以有效地提高某车载武器行进间射击的稳定控制。

4 结束语

针对某车载机关炮在陆上行进间射击时,其中主要会受到路面颠簸不平扰动的影响,通过扰动观测器精确实时的估算出路面的扰动,将 RBF 神经网络引入到滑模控制中,从而有效提高车载武器行进间射击的稳定控制。考虑到滑模在解决非线性问题上具有良好效果,利用 RBF 神经网络在非线函数逼近方面的独特优势来逼近系统的不确定项,设计自适应律来保证系统的渐进稳定性;同时,通过 RBF 神经网络动态调节切换增益有效地抑制了滑模控制的抖振问题。通过仿真实例比较证明:该控制策略用于某车载武器行进间稳定控制,能够实现车载机关炮高精度的稳定控制,有效抑制非线性因素带来的影响。