

# 一种新型自适应 RBF 神经网络滑模制导律

章 钱, 李士勇

(哈尔滨工业大学 航天学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

**摘要:**针对导弹拦截问题,提出一种自适应 RBF 神经网络滑模制导律.首先根据准平行接近原理和变结构控制理论设计滑模面,然后将滑模面作为 RBF 神经网络的输入变量,输出量即为导弹的加速度.为了使得导弹系统能够到达滑模面,采用自适应算法实时在线调整 RBF 神经网络的连接权值.该导引律将目标机动视为干扰量,在拦截过程中不需要测量目标加速度,因此该导引律对目标机动具有较强的鲁棒性.在执行上,只用到了视线角速率,因而实现简单.仿真结果表明,所提出的导引律和比例导引相比在脱靶量、拦截时间等方面有了很大的提高.

**关键词:**自适应控制;RBF 神经网络;导弹拦截;滑模控制;比例导引律

**中图分类号:**TJ765.3 **文献标识码:**A **文章编号:**1673-4785(2009)04-0339-06

## A new adaptive RBFNN sliding mode guidance law for intercepting maneuvering targets

ZHANG Qian, LI Shi-yong

(School of Astronautics, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

**Abstract:** A new adaptive radial basis function neural network (RBFNN) sliding mode guidance law was proposed for intercepting maneuvering targets. First of all, we designed a sliding-surface using a quasi-parallel approach principle and variable structure control theory. We then used the sliding surface to input variables to the RBF neural network. In this case, the output was missile acceleration. In order to place the missile system on the sliding surface, we employed an adaptive algorithm that adjusts in real-time the connection weights of the RBF neural network. The missile acceleration in a given direction was determined by considering the target's acceleration as a disturbance, and thus it was not necessary to measure the target's acceleration directly. Therefore, this guidance law has strong robustness to target maneuvering. The new guidance law, which utilizes line-of-sight (LOS) measurement only, is simple to implement. Numerical simulations showed that the proposed guidance law yields better performance than proportional navigation.

**Keywords:** adaptive control; RBFNN; missile intercept; sliding model control; proportional navigation

自从 20 世纪 50 年代提出比例导引律后,由于其实现简单,能有效对付低速小机动目标,因而获得了较快的发展,先后出现了纯比例导引 (PPN)、真比例导引 (TPN) 以及扩展比例导引 (APN) 等.但到了 20 世纪 80 年代,高速、大机动目标的出现使得传统的比例导引律不能达到满意的拦截效果.

自适应控制对参数不确定或未知的系统具有较好的控制效果.近年来,基于自适应控制的制导律<sup>[1-3]</sup>得到较快发展,它们在对付高速大机动目标的拦截精度优于传统制导律.但它们的形式都比

较复杂,不利于工程实现.

变结构控制 (sliding model control) 理论对外部干扰和参数摄动具有较强的鲁棒性,因此采用滑模变结构控制是解决导弹制导问题较好的途径.近几年在该方面的研究较多,设计出了很多制导律.针对线性时变系统的滑动模态运动对于扰动和参数摄动具有鲁棒性的特点, D. Zhou 等提出了一种自适应滑模制导律 ASMG<sup>[4]</sup>;文献[5]在非线性系统的基础上,应用变结构控制,推导出一种非线性变结构制导律.虽然上述文献中的变结构制导律在制导过程中无需测量目标机动的精确值,但无一例外,都需要知道目标机动的上限值.而在实际导弹拦截系统中,目标机动的上界值一般很难预先测量,且由于存在抖

振<sup>[6]</sup>,因此限制了其应用。

RBF神经网络(RBFNN)由于具有良好的逼近非线性光滑函数以及快速运算的能力而被广泛应用到控制系统设计中<sup>[7-9]</sup>。Abedi等人<sup>[8]</sup>考虑了目标机动和导弹动态不确定性,使用RBF神经网络来自适应地补偿模型的非线性。RBF网络的权值采用Lyapunov理论来设计,另外还采用了自适应补偿器来测量误差和外界干扰。胡云安等<sup>[10]</sup>使用RBF神经网络在线辨识和补偿系统中存在的不确定性,并采用自适应律来调节RBF网络的权重。Gu等人<sup>[11]</sup>提出了基于RBF神经网络的三维纯比例制导律(PNGLRBF),由于传统的比例导引律的导航比系数固定,因此会造成较大脱靶量,针对这个问题,文中提出利用RBF神经网络在线实时调整导航比系数,产生最优的加速度指令。仿真结果表明作者提出的制导律能够显著地减小脱靶量。

本文设计了一种新的自适应RBF滑模控制器(adaptive RBFNN sliding model controller, ARBF-SM),综合了变结构控制、自适应算法以及RBFNN的优点,并将其应用于导弹制导中。控制策略是设计特定的滑模面,然后将滑模面作为RBFNN的输入变量,输出量即为导弹控制量加速度。自适应算法根据可达条件实时在线调整RBF神经网络的连接权值,从而使得系统最终到达滑模面,完成制导。仿真结果表明了该制导律的有效性。

## 1 导弹—目标运动方程

为了研究导引规律,选取某一时间区间 $\Delta t$ 起始时刻的视线坐标系( $ox_3y_3z_3$ )作为末制导过程中目标—导弹相对运动的参考坐标系<sup>[13]</sup>,如图1所示。原点 $o$ 取为导弹当前时刻的质心, $x_3$ 轴取为导弹初始视线角方向, $y_3$ 轴与 $x_3$ 轴垂直且指向上为正, $z_3$ 轴由右手定则确定。在 $\Delta t$ 内,此参考系仅随导弹平动,这样末制导过程中的相对运动可以解耦成纵向平面 $ox_3y_3$ 内的运动和侧向平面 $ox_3z_3$ 内的运动。

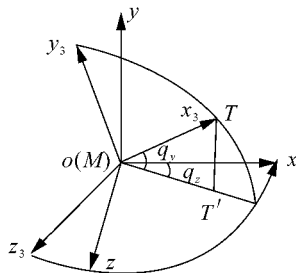


图1 视线坐标系

Fig. 1 The LOS coordinate system

以纵向平面内的运动为例,设在 $\Delta t$ 内,视线倾角的增量为 $\tilde{q}(t)$ (为简化,用 $\tilde{q}(t)$ 表示 $\tilde{q}_y(t)$ ),则

$$\sin \tilde{q}(t) = \tilde{y}_3(t)/R(t). \quad (1)$$

式中: $R(t)$ 为导弹与目标之间的相对距离; $\tilde{y}_3(t)$ 为 $\Delta t$ 时间内 $oy_3$ 方向上的相对位移。若 $\Delta t$ 足够小,则 $\tilde{q}(t)$ 为小量,故可近似为

$$\tilde{q}(t) = \tilde{y}_3(t)/R(t). \quad (2)$$

将式(2)对时间3次微分,得到

$$\ddot{\tilde{q}} = -k_2\ddot{\tilde{q}} - (k_1 + \dot{k}_2)\dot{\tilde{q}} - \dot{k}_1\tilde{q} + \ddot{k}_3\tilde{y}_3(t) + k_3\ddot{\tilde{y}}_3(t). \quad (3)$$

式中:

$$k_1 = \frac{\ddot{R}(t)}{R(t)},$$

$$k_2 = \frac{2\dot{R}(t)}{R(t)},$$

$$k_3 = \frac{1}{R(t)},$$

$$\ddot{\tilde{y}}_3(t) = -a_{my3}(t) + a_{ty3}(t). \quad (4)$$

式中: $a_{my3}(t)$ 与 $a_{ty3}(t)$ 分别为导弹和目标机动加速度在 $oy_3$ 方向上的分量。将式(4)代入式(3)可得:

$$\ddot{\tilde{q}}(t) = a_1\ddot{\tilde{q}}(t) + a_2\dot{\tilde{q}}(t) + a_3\tilde{q} + a_4 + u(t) + u_d(t). \quad (5)$$

式中:

$$a_1 = -k_2, a_2 = -(k_1 + \dot{k}_2),$$

$$a_3 = -\dot{k}_1, a_4 = -\dot{k}_3\dot{a}_{my3}(t),$$

$$u_d(t) = k_3(\dot{a}_{ty3}(t) + a_{ty3}(t)),$$

$$u(t) = \dot{k}_3a_{my3}(t).$$

选取状态变量 $x_1 = \dot{\tilde{q}}, x_2 = \ddot{\tilde{q}}$ ,则式(5)可表示为

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

式中: $f(t) = a_1\ddot{\tilde{q}}(t) + a_2\dot{\tilde{q}}(t) + a_3\tilde{q} + a_4$ ,是知时变函数; $u(t)$ 为控制量, $u_d(t)$ 视为外界干扰。

## 2 制导律设计

根据准平行接近原理希望 $\dot{\tilde{q}}(t)$ 在制导过程中趋于零,因此可选取滑模面<sup>[14-15]</sup>:

$$s(t) = \ddot{\tilde{q}}(t) + \lambda\dot{\tilde{q}}(t). \quad (7)$$

式中: $\lambda = \text{const} > 0$ 。ARBFSM的原理是将滑模面 $s$ 作为RBFNN的输入量,RBFNN的输出为控制量 $u(t)$ 。在制导过程中,通过自适应算法不断调整RBFNN隐含层神经元与输出层神经元之间的连接权重,产生的控制量使得系统逐渐趋向滑模面并最终停留在滑模面上,最终完成拦截任务。

设RBF网络的径向基向量 $\mathbf{h} = [h_1 \ h_2 \ \cdots \ h_m]^T$ ,其中 $h_j$ 为高斯基函数<sup>[16]</sup>:

$$h_j = \exp\left(-\frac{\|X - c_j\|^2}{\sigma_j^2}\right) = \exp\left(-\frac{\|s - c_j\|^2}{\sigma_j^2}\right),$$

$$j = 1, 2, \dots, m. \quad (8)$$

式中:  $m$  为隐含层神经元个数,  $\mathbf{c}_j = [c_{j1} \ c_{j2} \ \dots \ c_{jm}]^T$  为 RBFNN 的第  $j$  个隐含层单元的中心向量;  $\boldsymbol{\sigma} = [\sigma_1 \ \sigma_2 \ \dots \ \sigma_m]^T$ ,  $\sigma_j$  为第  $j$  个隐含层单元的基宽参数, 且大于零, 即为高斯型函数的基宽。

设 RBFNN 的权向量为

$$\mathbf{w} = [w_1 \ w_2 \ \dots \ w_m]^T. \quad (9)$$

故 RBF 网络的输出为

$$u = \sum_{j=1}^m w_j \exp\left(-\frac{\|s - c_j\|^2}{\sigma_j^2}\right). \quad (10)$$

由 Lyapunov 理论可知, 滑模面可达的条件是  $\dot{s} < 0$ . 如果能够选择适当的控制量  $u(t)$ , 使可达条件成立, 那么控制系统将会收敛于设计的滑模面上. 由于 RBFNN 用来近似滑模面与输出控制量之间的非线性映射, 因此 RBFNN 的连接权值应该根据可达条件  $\dot{s} < 0$  来不断地调整. 故采用自适应算法来寻找最优权值, 从而最小化  $\dot{s}$  的值, 使其不断趋向于零. 由上述分析可知, RBFNN 的权值调整指标可写为

$$E = s(t)\dot{s}(t). \quad (11)$$

则根据梯度下降法有

$$\dot{w}_j = -\gamma \frac{\partial s(t)\dot{s}(t)}{\partial w_j(t)} = -\gamma \frac{\partial s(t)}{\partial u(t)} \frac{\partial \dot{s}(t)}{\partial w_j(t)}. \quad (12)$$

式中:  $\gamma$  为自适应律参数. 由于

$$\frac{\partial s(t)}{\partial u(t)} \frac{\partial \dot{s}(t)}{\partial u(t)} = s(t) \frac{\partial \dot{s}(t)}{\partial u(t)} = -s(t), \quad (13)$$

$$\frac{\partial u(t)}{\partial w_j(t)} = \exp\left(-\frac{\|s - c_j\|^2}{\sigma_j^2}\right). \quad (14)$$

故式(12)可写为

$$\dot{w}_j = \gamma s(t) \exp\left(-\frac{\|s - c_j\|^2}{\sigma_j^2}\right) = \gamma s(t) h_j(s). \quad (15)$$

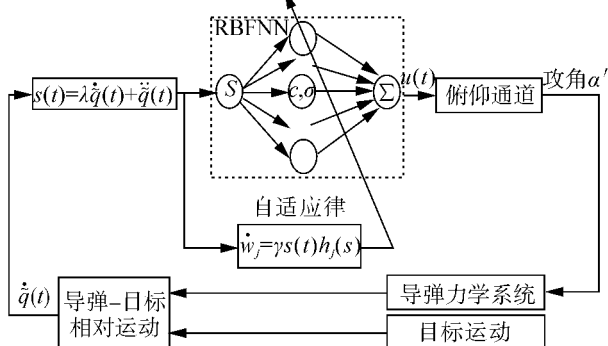


图2 ARBFMS 制导系统方框图

Fig. 2 The block diagram of ARBFMS guidance system

通过式(15)可以使得隐含层神经元与输出层神经元之间的连接权值  $w_j$  实时调整, 以实现 RBFNN 的在线学习, 因此  $w_j$  的初始值可以为 0. 由

上述分析, 可得出 ARBFMS 制导律的系统方框图如图 2 所示. 另外, 一般应用中, 高斯函数中的参数  $\sigma_j$  和  $c_j$  可以固定为常数.

### 3 稳定性分析

Lyapunov 稳定性分析方法较广泛地应用于证明非线性系统的收敛中, 下面利用 Lyapunov 法来检验提出的 ARBFMS 控制器的稳定性.

若式(6)中时变函数  $f(t)$  精确已知, 则理想的控制律可以写为

$$u_{eq} = f(t) + u_d(t) - \dot{x}_2(t) + \dot{s}(t) + \lambda s(t). \quad (16)$$

将式(16)代入式(6), 可得

$$\dot{s}(t) + \lambda s(t) = 0. \quad (17)$$

由于  $\lambda > 0$ , 故必有  $\dot{s}(t)s(t) < 0$ , 因此滑模面  $s$  将收敛于 0. 由方程(7)定义的滑模面可知, 系统输出  $\dot{q}(t)$  也会收敛于 0, 进而最终完成拦截要求. 在分析中, RBFNN 用来近似滑模面  $s$  与输出控制量  $u(t)$  的非线性映射, 而取代了传统的基于精确模型的计算, 因此输出控制量  $u(t)$  与理想控制量  $u_{eq}$  之间可能会存在误差. 由式(6)与式(16)可得

$$\dot{s}(t) = -\lambda s(t) + (u_{eq} - u(t)). \quad (18)$$

理论上, RBFNN 能够以任何精度逼近任何非线性函数, 因此可以做出如下假设:

假设存在最优权值向量  $\bar{\mathbf{W}}$ , 使得 RBFNN 输出控制量  $u(t)$  与理想控制量  $u_{eq}$  之间的最大误差为  $\xi$ . 也即

$$\max | \bar{u}(\mathbf{x}, \bar{\mathbf{W}}) - u_{eq} | \leq \xi. \quad (19)$$

式中:  $\bar{u}(\mathbf{x}, \bar{\mathbf{W}}) = \sum_{k=1}^m \bar{w}_k h_k = \bar{\mathbf{W}}^T \mathbf{h}$ ,  $u_{eq} = \bar{\mathbf{W}}^T \mathbf{h} + \xi$ ,  $\xi$  为一小正数.

设  $\tilde{\mathbf{W}} = \bar{\mathbf{W}} - \hat{\mathbf{W}}$  为最优权向量与当前估计权向量之间的误差, 则式(18)可改写为

$$\dot{s}(t) = -\lambda s(t) + (\tilde{\mathbf{W}}^T \mathbf{h} + \xi). \quad (20)$$

选择 Lyapunov 函数为

$$V = \frac{1}{2} s^2 + \frac{1}{2\gamma} \tilde{\mathbf{W}}^T \tilde{\mathbf{W}}. \quad (21)$$

将式(21)对时间进行微分得

$$\dot{V} = s\dot{s} + \frac{1}{\gamma} \tilde{\mathbf{W}}^T \dot{\tilde{\mathbf{W}}}. \quad (22)$$

将方程(15)、(20)代入(22), 可得

$$\dot{V} = s[-\lambda s(t) + (\hat{\mathbf{W}}^T \mathbf{h} + \xi)] - \tilde{\mathbf{W}}^T \mathbf{h} s = -\lambda s^2 + s\xi \leq |s|(-\lambda|s| + \xi). \quad (23)$$

如果选择  $|s| > \xi/\lambda$ , 则  $\dot{V} < 0$ . 这意味着 Lyapunov 函数将逐渐减小, 滑模面  $s$  将会收敛于  $s = 0$  的界限层  $\xi/\lambda$  内. 从上述分析可知, 提出的 ARBFMS 控制器是稳定的, 由滑模面的定义可知,  $|\dot{q}(t)|$  会

收敛于一小的界限  $\xi/\lambda$  内. 随着 RBFNN 非线性映射精度的增加,  $|\dot{q}(t)|$  的稳态值将减小.

由于制导过程中, 并不需要  $\dot{q}(t) = 0$ , 只需要  $\dot{q}(t)$  在维持在一个在 0 附近小的范围内即可, 因此 RBFNN 隐含层只需要很少的神经元个数就可以使得假设成立. 本文在考虑计算量与控制精度之间的平衡后, 选取 15 个隐含层神经元, 这样可以增加采样频率, 有利于实际应用, 本文 RBFNN 为 1-15-1 结构,  $\sigma_j$  和  $c_j$  值固定, 只需要更新  $w_j$  值, 因此计算量小, 速度快. 仿真中的采样时间为 1 ms.

#### 4 仿真分析

假设目标法向加速度  $a$  分别为  $3g$ 、 $-7g$  机动, 导弹初始位值  $(x_0, h_0) = (0, 0)$ , 导弹初始速度  $v_0 = 500$  m/s; 目标初始速度  $v_{t0} = 400$  m/s, 目标初始位  $(x_{t0}, h_{t0}) = (7, 10)$  km; 控制量加速度输出界限为  $\pm 13g$ .  $\lambda = 0.25$ ,  $\gamma = 1.5$ ,  $c = [15 \ 12 \ 10 \ -8 \ -6 \ -4 \ -2 \ 0 \ 2 \ 4 \ 6 \ 8 \ 10 \ 12 \ 15]$ ,  $\sigma = [1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1]$ , RBF 隐含层神经元初始权值取为 0, 权值更新按式(15)进行. 将本文的自适应 RBF 滑模控制律 (ARBFMS) 与变结构制导律<sup>[12]</sup> (SMG)  $u = (k+1)|R|\dot{q} + \varepsilon \operatorname{sgn}(\dot{q})$  ( $k=3$ ,  $\varepsilon$  分别取 45、75)、比例导引律 (PN)  $u = k_1 |R|\dot{q}$  ( $k_1$  取为 4) 相比较, 结果如图 3~12 所示.

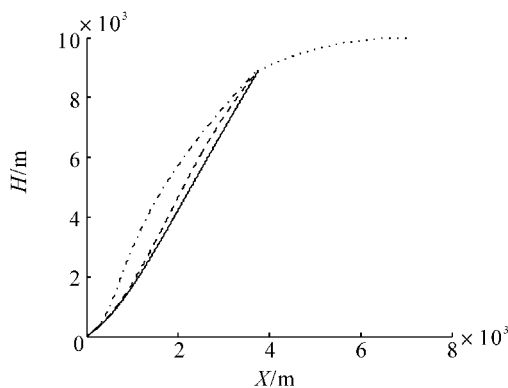


图 3  $a = 3g$  时的拦截轨迹

Fig. 3 The pursuit trajectories when  $a = 3g$

由图 3 可知,  $a_{y3} = 3g$  时采用 PN 制导律的拦截时间为 8.849 s, 脱靶量为 0.618 08 m; 采用 SMG 制导律的拦截时间为 8.685 s, 脱靶量为 0.081 23 m; 采用 ARBFMS 制导律的拦截时间为 8.675 s, 脱靶量为 0.088 585 m. 由图 4 可知, 当  $a_{y3} = -7g$  时, 采用 PN 脱靶量为 69.871 4 m, 已不满足拦截要求, 而采用 SMG、ARBFMS 的脱靶量分别为 0.874 78 m、0.338 9 m; 拦截时间分别为 10.884 s、10.929 s. SMG 与 ARBFMS 在对付大机动目标时, 在脱靶量与拦截时间上性能相当. 由图 5~6 可知, ARBFMS 制导律所

需的加速度较小, 因此有利于导弹实现全向攻击; 而 SMG 和 PN 需要较大的法向加速度, 特别是当  $a_{y3} = -7g$  时, PN 的输出法向加速度出现饱和现象, 因此造成了其较大的脱靶量. 由图 7~8 可知, 采用 PN 制导律时, 当目标机动较大时, 视线角速率会出现发散现象; 采用 SMG 时, 视线角速率在经过 0 点时, 变结构项  $\varepsilon \operatorname{sgn}(\dot{q})$  的符号发生切换, 从而使得控制量  $u = (k+1)|R|\dot{q} + \varepsilon \operatorname{sgn}(\dot{q})$  的值发生大的跳跃, 因而会引起视线角速率发生抖振, 在拦截末端抖振最大, 过大的抖振会对弹体产生危害; 而采用 ARBFMS 制导律, 控制量为连续量, 不会产生大的跳跃, 视线角速率收敛于 0 附近较小值. 由图 9 可知, 当目标机动一定时,  $\lambda$  取值越大, 滑模面的误差界限层  $\xi/\lambda$  的值越小, 稳态时  $\dot{q}$  越趋向于 0, 与式(23)的分析一致. 当  $\lambda = 0.8$  或 0.5 时, 视线角速率  $\dot{q}$  在 0 值上下切换时, 不会发生抖动现象, 克服了变结构控制存在的抖动. 这是因为 ARBFMS 制导律的输出控制量为一连续值, 不存在切换. 由图 10 可知, SMG 的滑模面  $s = R\dot{q}$  在 0 上下发生较大的抖振, 图 11 是将图 10 的纵坐标限制在  $[-8, 8]$  范围内的效果图. 图 12 是 ARBFMS 的滑模面  $s(t) = \dot{q} + \lambda \ddot{q}(t)$  随时间变化的曲线, 它在零附近较小值范围内, 并不发生抖振.

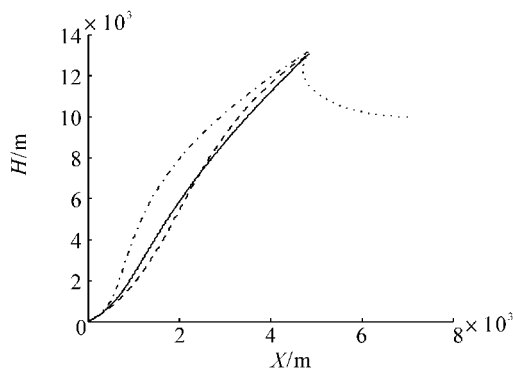


图 4  $a = -7g$  时的拦截轨迹

Fig. 4 The pursuit trajectories when  $a = -7g$

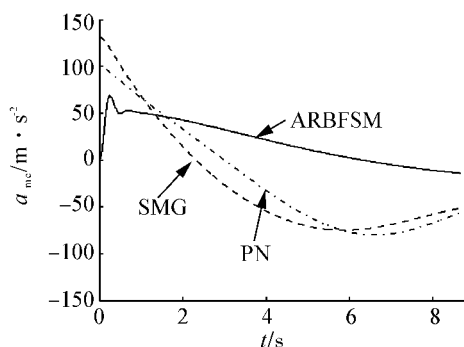
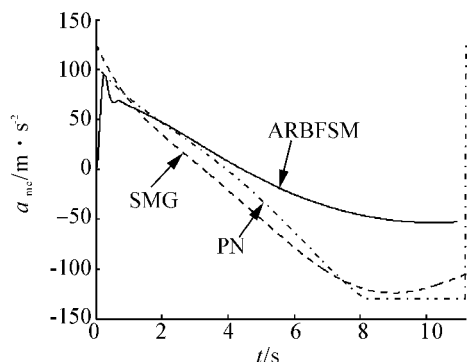
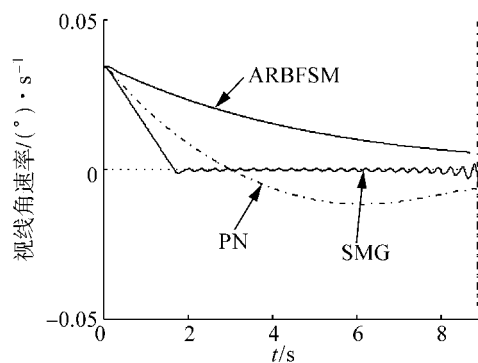
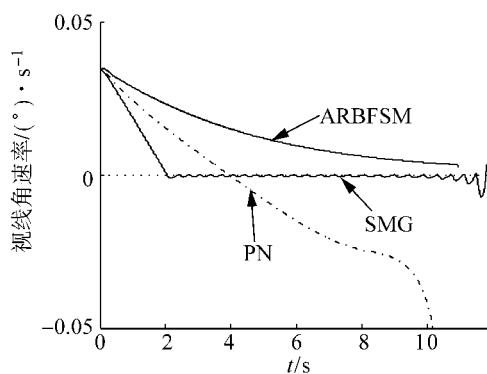
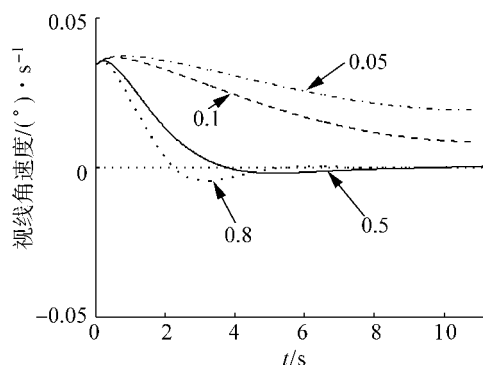
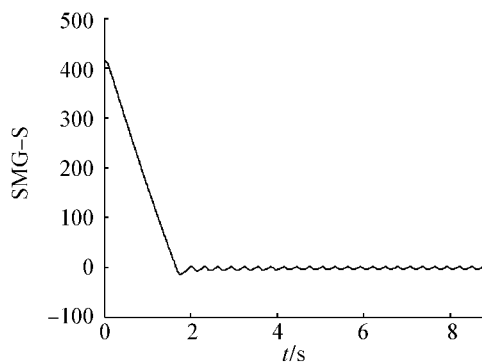
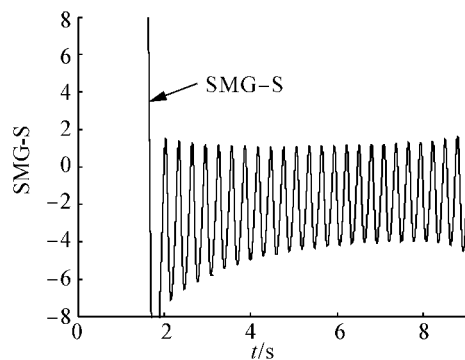
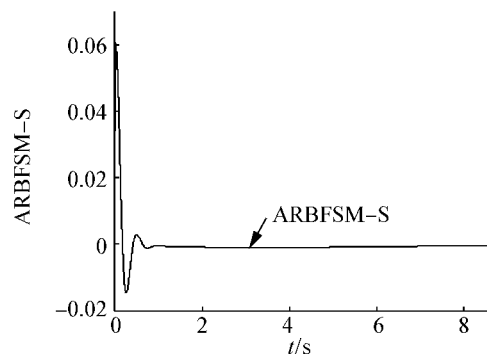


图 5  $a = 3g$  时的导弹加速度变化曲线

Fig. 5 The missile acceleration commands when  $a = 3g$

图6  $a = -7g$  时的导弹加速度变化曲线Fig. 6 The missile acceleration commands when  $a = -7g$ 图7  $a = 3g$  时的视线角速率变化曲线Fig. 7 The LOS rate when  $a = 3g$ 图8  $a = -7g$  时的视线角速率变化曲线Fig. 8 The LOS rate when  $a = -7g$ 图9  $\lambda$  取值不同时视线角速率的变化曲线( $a = -7g$ )Fig. 9 The LOS rate when  $\lambda$  have different values( $a = -7g$ )图10  $a = 3g$  时 SMG 的滑模面Fig. 10 The sliding surface of SMG when  $a = 3g$ 图11  $a = 3g$  时 SMG 的滑模面放大图Fig. 11 The enlarged sliding surface of SMG when  $a = 3g$ 图12  $a = 3g$  时 ARBFMSM 的滑模面Fig. 12 The sliding surface of ARBFMSM when  $a = 3g$ 

## 5 结束语

本文首先建立了导弹—目标运动方程,接着结合导弹拦截要求和变结构控制理论设计合适的滑模面,并将其作为 RBF 神经网络的输入变量,输出量即为导弹加速度.为了使得导弹系统能够到达滑模面,采用自适应算法实时在线调整 RBF 神经网络的连接权值.因此与一般的神经网络控制相比,本文中 RBFNN 的连接权值初始值可以为 0,简化了系统设计.该导引律只用到了视线角速率,在拦截过程中不需要测量目标加速度,因此该导引律对机动目标具有较强的鲁棒性,且实现简单.仿真结果表明,所提

出的导引律和其他导引律相比拦截性能方面有了很具大的提高。

## 参考文献:

- [1] CHAW D, CHOI J Y. Adaptive nonlinear guidance law considering control loop dynamics[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(4): 1134-1143.
- [2] LIANG H W, MA B L. A nonlinear adaptive guidance law for missile interceptions[C]//Proceedings of the 27th Chinese Control Conference. Kunming, China, 2008: 342-344.
- [3] CHWA D K, CHOI J Y. Observer-based adaptive guidance law considering target uncertainties and control loop dynamics[J]. IEEE Trans on Control System Technology, 2006, 14(1): 112-123.
- [4] DI Z, CHUNDI M, WENLI X. Adaptive sliding mode guidance of a homing missile[J]. Journal of Guidance, Control and Dynamics, 1999, 22(4): 589-594.
- [5] MOON J K, KIM K, KIM Y. Design of missile guidance law via variable structure control[J]. Journal of Guidance, Control and Dynamics, 2001, 24(4): 659-664.
- [6] 金鸿章, 罗延明. 抑制滑模抖振的新型饱和函数法研究[J]. 智能系统学报, 2007, 28(3): 288-291.  
JIN Hongzhang, LUO Yanming. Investigation of a novel method of saturation function for chattering reduction of sliding mode control[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2007, 28(3): 288-291.
- [7] CHEN F C, KHALIL H K. Adaptive control of non-linear systems using neural networks[J]. International Journal of Control, 1991: 55(6): 1299-1317.
- [8] LIU C C, CHEN F C. Adaptive control of non-linear continuous-time systems using neural networks general relative degree and MIMO cases[J]. International Journal of Control, 1993, 58(2): 317-335.
- [9] ABEDI M, BOLANDI H. An adaptive RBF neural guidance law for a surface to air missile considering target maneuver and control loop uncertainties[J]. IEEE International Symposium on Industrial Electronics, 2007, 11(5): 257-262.
- [10] 张秀玲, 张志强. 基于动态RBF神经网络的板形板厚综合控制仿真研究[J]. 智能系统学报, 2007, 2(2): 66-68.  
ZHANG Xiuling, ZHANG Zhiqiang. Simulation research

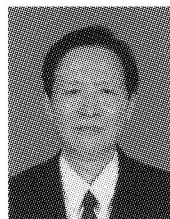
on strip flatness and thickness control based on dynamic RBF neural networks[J]. CAAI Transaction on Intelligent Systems, 2007, 2(2): 65-68.

- [11] 胡云安, 晋玉强. BTT导弹神经自适应控制器设计[J]. 航天控制, 2003, 21(1): 37-41.  
HU Yunan, JIN Yuqiang. Design of nonlinear adaptive control system for BTT missile based on RBF neural networks[J]. Aerospace Control, 2003, 21(1): 37-41.
- [12] GU W J, ZHAO H C, ZHANG R C. A three-dimensional proportional guidance law based on RBF neural network[C]//Proceedings of the 7th World Congress on Intelligent Control and Automation. Chongqing, China, 2008: 6978-6982.
- [13] 周 荻. 寻地导弹新型导引律[M]. 北京: 国防工业出版社, 2002: 10-35.
- [14] 高为炳. 变结构控制理论基础[M]. 北京: 中国科学技术出版社, 1990: 105-125.
- [15] 刘金琨. 滑模变结构控制MATLAB仿真[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005: 75-95.
- [16] 李士勇. 模糊控制—神经控制和智能控制论[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2006: 216-227.

作者简介:



章 钱, 男, 1984年生, 硕士研究生, 主要研究方向为导航制导与控制、智能控制。



李士勇, 男, 1943年生, 教授、博士生导师, 国家模糊控制技术生产力促进中心专业组专家, 中国自动化学会智能自动化专业委员会委员, 《计算机测量与控制》杂志编委, 哈尔滨工业大学学术委员会控制科学与工程分评委会委员. 主要研究方向为模糊控制、智能控制、智能优化算法. 主持和参加了国家自然科学基金、“973”项目等10项科研项目. 获国家星火奖三等奖1项、获部级二等奖2项, 三、四等奖共2项. 近五年来, 在国内外发表学术论文120余篇, 其中多篇被SCI、EI和ISTP检索。