

一种基于 RBF 神经网络增益调节的三维鲁棒导引律设计

陈 勃^{1,2}, 杨开红¹, 季海波¹

(1. 中国科学技术大学信息科学技术学院自动化系, 安徽合肥 230027; 2. 海军蚌埠士官学校一系, 安徽蚌埠 233012)

摘要:针对导弹-目标相对运动三维非线性模型, 采用满足输入-状态稳定性理论的非线性导弹导引律, 利用径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络动态调节自主学习能力, 得到一种能根据视线角速度变化情况动态调节非线性导引律增益的控制律, 可以避免因增益固定而目标机动性大引起脱靶量增大的情况. 该导引律在目标做多种机动时也能对其进行跟踪和有效拦截. 仿真结果表明, 该控制律具有良好的自适应能力且便于实现.

关键词:导引律; 径向基函数神经网络(RBFNN); 输入-状态稳定性

中图分类号: TP13 **文献标识码:** A doi:10.3969/j.issn.0253-2778.2015.04.004

引用格式: CHEN Bo, YANG Kaihong, JI Haibo. A three dimensional robust guidance law design based on RBF neural network gain adjustment[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2015, 45(4):280-285.

陈勃, 杨开红, 季海波. 一种基于 RBF 神经网络增益调节的三维鲁棒导引律设计[J]. 中国科学技术大学学报, 2015, 45(4):280-285.

A three dimensional robust guidance law design based on RBF neural network gain adjustment

CHEN Bo^{1,2}, YANG Kaihong¹, JI Haibo¹

(1. Department of Automation, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China;

2. Department No. 1, Bengbu Naval Petty Officer Academy, Bengbu 233012, China)

Abstract: By adopting the three dimensional nonlinear model for the relative motion of missiles and targets, a scheme of guidance law was presented. The theoretical basis of the guidance law includes input-to-state stability (ISS) as well as the dynamic adjustment and self-study ability of the radial basis function (RBF) neural network. The control law is capable of dynamically adjusting the gain of nonlinear guidance law with the angular rate change of LOS (line of sight). The guidance law can avoid the undershoot augment caused by gain fixation and large-scale target-maneuvering, and also effectively trace as well as intercept the target making a variety of maneuvers. The numerical simulation results demonstrate the adaptivity and easy implementation of the control law.

Key words: guidance law, radial basis function neural network(RBFNN), input-to-state stability

收稿日期:2014-09-30;修回日期:2015-03-06

基金项目:国家自然科学基金(61273090)资助.

作者简介:陈 勃,男,1984年生,硕士研究生,研究方向:导航、制导与控制,E-mail:447001023@qq.com

通讯作者:季海波,博士/教授,E-mail:jihb@ustc.edu.cn

0 引言

导引律是影响导弹综合性能最重要、最直接的因素之一,不仅影响导弹的制导精度和作战效能,而且决定着制导体制的采用^[1],因此人们一直致力于导引律的研制和合理使用.当前,在导弹导引领域对控制律的实现已日趋成熟,通过提高控制目标的要求,研究提出了大量的控制方法和导引律.一些学者专门对这些经典导引律、基于现代控制理论设计的导引律以及许多针对各种特定工程应用背景的导引律进行了详细的比较和研究^[2].比例导引^[3]由于其结构简单,易于实现的特点已被广泛应用于工程实践,但是比例导引需要知道目标运动的详细信息,在应对越来越先进的大机动目标时显得无能为力.之后,有学者在此基础上对相关的纯比例导引(PPN)、真比例导引(TPN)、理想比例导引(IPN)、扩展比例导引(APN)等在累积速度增量、允许攻击区、拦截时间等性能指标上作了认真的比较和总结^[4].随着现代控制理论的发展和新型数学工具在工程实际中的应用,鲁棒控制方法^[5],非线性微分几何理论^[6]和滑模变结构控制^[7]等许多现代控制理论被用于导弹制导的研究领域.输入-状态稳定性理论(ISS)^[8]的提出更为研究导弹对机动目标的拦截问题提供了一种有效的理论方法,通过将目标加速度作为系统扰动进行抑制从而保证拦截成功.文献^[9]便是在ISS理论上设计了一类非线性鲁棒控制器.

1943年,心理学家 McCulloch 和数学家 Pitts 共同提出了第一个神经计算模型(M-P模型),从此掀开了神经网络研究的序幕^[10].1988年,Broomhead等首先将径向基函数(radial basis function, RBF)应用于自适应神经网络设计,从而构成了RBF神经网络(radial basis function neural network, RBFNN).RBF神经网络是一种前馈网络,具有结构简单、训练简洁、学习收敛速度快、能够以任意精度逼近任意连续函数的能力.Lu等^[11]提出了一种基于RBF神经网络的系统辨识算法;Chen^[12]运用RBF神经网络来模拟一些未知非线性函数.文献^[13]运用神经网络的非线性特点,离线训练出一个径向基神经网络模块,从而实现载机的性能优化.文献^[14]基于自适应RBF神经网络控制系统设计方法,提出在线权值修正算法,使RBF神经网络能实现对飞行控制系统动态逆误差的在线逼近,进而实现对系统不确定性和外界扰动的实时补偿.针对自

适应模糊导引律参数设计的困难,基于RBF神经网络,文献^[15]设计了两种自适应模糊导引律.本文正是利用了RBF神经网络的这些性质,在ISS理论的基础上,对三维鲁棒非线性导引律的增益进行实时调节,以适应目标多样机动飞行,增强导弹作战打击能力.仿真结果表明了此设计方法的有效性.

1 导弹-目标相对运动模型

在三维球坐标系下的导弹和目标之间的相对运动如图1所示.这里将目标和导弹均作为质点.其中, M 表示导弹质心, T 表示目标质心.坐标系 (X, Y, Z) 的原点固连于导弹质心 M ,且平行于惯性坐标系, MT 为视线(LOS),其方位角和俯仰角分别为 θ 和 φ , r 表示导弹和目标之间的距离.坐标系 $(\vec{e}_r, \vec{e}_\theta, \vec{e}_\varphi)$ 为原点固定于导弹质心的动态球坐标系,且是与 $(\vec{r}, \vec{\theta}, \vec{\varphi})$ 同向的单位向量,随视线的转动而转动.由关系 $\vec{r} = r\vec{e}_r$ 和公式 $\dot{\vec{e}}_r = \dot{\varphi}\vec{e}_\varphi + \dot{\theta}\cos\varphi\vec{e}_\theta$,可得相对速度关系式: $\dot{\vec{r}} = \dot{r}\vec{e}_r + r\dot{\varphi}\vec{e}_\varphi + r\dot{\theta}\cos\varphi\vec{e}_\theta$.对等式两边求导可得

$$\ddot{\vec{r}} = a_r\vec{e}_r + a_\varphi\vec{e}_\varphi + a_\theta\vec{e}_\theta = (a_{Tr} - a_{Mr})\vec{e}_r + (a_{T\varphi} - a_{M\varphi})\vec{e}_\varphi + (a_{T\theta} - a_{M\theta})\vec{e}_\theta.$$

转化后可得到关系式:

$$\ddot{r} = r(\dot{\theta})^2 \cos^2 \varphi + r(\dot{\varphi})^2 + a_{Tr} - a_{Mr} \quad (1a)$$

$$\ddot{\theta} = \frac{-2i\dot{\theta}}{r} + 2\dot{\theta}\dot{\varphi}\tan\varphi + \frac{a_{T\theta} - a_{M\theta}}{r\cos\varphi} \quad (1b)$$

$$\ddot{\varphi} = \frac{-2\dot{r}\dot{\varphi} - r(\dot{\theta})^2 \cos\varphi\sin\varphi + a_{T\varphi} - a_{M\varphi}}{r} \quad (1c)$$

式中, $(a_{Mr}, a_{M\theta}, a_{M\varphi})$ 与 $(a_{Tr}, a_{T\theta}, a_{T\varphi})$ 分别为导弹和目标在球坐标系 $(\vec{r}, \vec{\theta}, \vec{\varphi})$ 内的加速度分量.

从式(1)可以看出,视线的俯仰通道和偏航通道存在着严重的交叉耦合,因此需对上述模型进行适当的等价变换,得到易于工程实现的模型结构.

定义新的状态变量^[9]:

$$\dot{r} = re, \dot{\theta}\cos\varphi = \omega_\theta, \dot{\varphi} = \omega_\varphi \quad (2)$$

将其代入式(1),可得到系统模型:

$$\left. \begin{aligned} \dot{r} &= re \\ \dot{e} &= -e^2 + \omega_\theta^2 + \omega_\varphi^2 + \frac{a_{Tr}}{r} - \frac{a_{Mr}}{r} \\ \dot{\omega}_\theta &= \omega_\theta\omega_\varphi\tan\varphi - 2e\omega_\theta + \frac{a_{T\theta}}{r} - \frac{a_{M\theta}}{r} \\ \dot{\varphi} &= \omega_\varphi \\ \dot{\omega}_\varphi &= -2e\omega_\varphi - \omega_\theta^2\tan\varphi + \frac{a_{T\varphi}}{r} - \frac{a_{M\varphi}}{r} \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

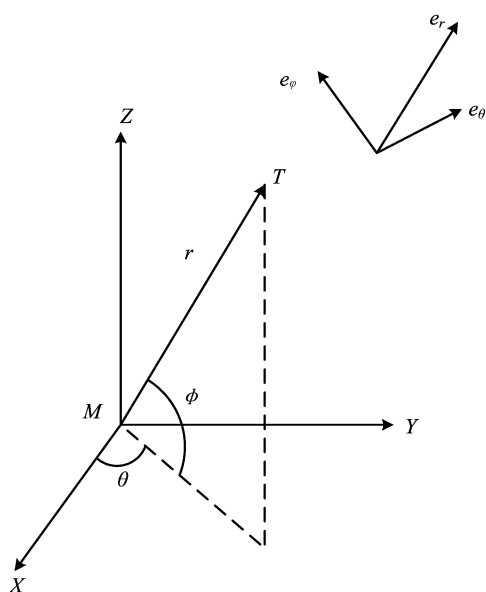


图 1 导弹与目标的相对运动示意图

Fig. 1 Relative movement between missile and target

式中, a_{M_r} 、 a_{M_θ} 和 a_{M_φ} 为待求导引律。

从式(3)可以看出, 由于 $\frac{1}{r}$ 的存在, 系统在 r 处具有奇异性. 实际上, 由于导弹和目标都有一定的物理尺寸, 不可能实现真正的两质心相撞, 只要两者之间的距离足够小就可以引爆导弹, 实现对目标的拦截, 因此考虑到实际工程背景, 在末端制导阶段, 不等式 $0 < r_m \leq r \leq r_M$ 成立, 其中 r_m 可设为目标最大尺寸的一半, r_M 是有效命中目标的最大距离^[9].

2 非线性导引律设计

2.1 状态反馈导引律

首先, 在导弹跟踪目标的过程中, 导引律的控制目标是控制导弹的飞行轨迹, 使导弹持续逼近目标, 并渐近趋于 r_m , 同时要使视线转动速度尽可能小, $r, \omega_\theta, \omega_\varphi$ 要求渐近趋于零, 即达到零化导弹与目标视线角速度的目的. 为了描述的完整性, 首先介绍输入-状态稳定(ISS)^[8]的概念.

定义 2.1 对于系统 $\dot{x} = f(t, x, u)$. 其中, $f: [0, \infty) \times R^n \times R^m \rightarrow R^n$ 是关于 t 的分段连续函数, 也是关于 x 和 u 的局部 Lipschitz 条件. 如果说该系统是输入-状态稳定的, 是指存在一个 KL 类函数 β 和一个 K 类函数 γ , 使对于任何初始状态 $x(t_0)$ 和有界输入 $u(t)$, 解 $x(t)$ 对于所有 $t \geq t_0$ 都存在, 且满足:

$$\|x(t)\| \leq \beta(\|x(t_0)\|, t - t_0) +$$

$$\gamma\left(\sup_{t_0 \leq \tau \leq t} \|u(\tau)\|\right) \quad (4)$$

不等式(4)保证了对于任意有界输入 $u(t)$, 状态 $x(t)$ 都有界, 并且状态受输入所限, 如果输入 $u(t)$ 为零, 那么系统是一致渐近稳定的. 在实际应用中, 输入通常是扰动输入.

由于大部分导弹轴向加速度一般不可控, 故在导引律的设计过程中只考虑导弹的法向加速度可控.

基于零化角速度的思想, 所设计的状态反馈导引律为:

$$\left. \begin{aligned} a_{M_\theta} &= r \left(\frac{1}{2\delta_1^2} + K \right) \omega_\theta - 2re\omega_\theta \\ a_{M_\varphi} &= r \left(\frac{1}{2\delta_2^2} + K \right) \omega_\varphi - 2re\omega_\varphi \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

式中, $K > 0, \delta_1 > 0, \delta_2 > 0$ 为待定制导系统. 则有以下定理:

定理 2.1^[16] 对系统(1)的导弹目标相对运动模型, 经式(2)变换, 若满足状态反馈导引律(5), 则系统中的 ω_θ 和 ω_φ 对机动目标加速度是输入-状态稳定的, 且有下列不等式成立:

$$\|\omega(t)\| \leq e^{-Kt} \|\omega(0)\| + \frac{\delta}{\sqrt{2Kr_m}} \sqrt{1 - e^{-2Kt}} \sup_{0 \leq \tau \leq t} (\|u(\tau)\|) \quad (6)$$

式中, $\omega = [\omega_\theta, \omega_\varphi]^T, \delta = \max\{\delta_1, \delta_2\}, u = [a_{T_\theta}, a_{T_\varphi}]^T, r_m$ 是末制导结束时导弹与目标的距离, $\|\cdot\|$ 为欧几里得范数.

综上所述, 在式(5)控制律的作用下, 闭环系统可对未知目标加速度进行抑制, 即当目标非机动飞行时, 导弹能够实现零脱靶量跟踪并准确打击目标; 当目标机动飞行时, 通过调节制导系数 K 和 δ 可鲁棒跟踪目标.

2.2 基于 RBFNN 自适应调参的鲁棒控制器

虽然上节设计的控制器对干扰具有较强的抑制作用, 但在系统的控制过程中, 制导系数 K 和 δ 是预先设定的固定值, 故其只对一定范围内的目标机动有较好的控制作用, 并且 K 和 δ 的选取也受到一定的限制, K 过大或 δ 过小, 系统可能不稳定; K 过小或 δ 过大, 又起不到很好的抑制作用, 所以有必要对控制增益进行动态调节.

令 a_{M_θ} 和 a_{M_φ} 控制增益分别为:

$$\left. \begin{aligned} L_1 &= \frac{1}{2\delta_1^2} + K \\ L_2 &= \frac{1}{2\delta_2^2} + K \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

通过 RBFNN 学习算法不断调整隐含层神经元和输出层神经元之间的触突权值, 以达到动态自适应调节控制增益的目的, 提高导弹对不同目标的命中精度。

人工神经网络最基本形式的径向基函数神经网络的构成包括三层: 第一层是输入层, 由源节点组成, 它们将网络与外界世界联系起来, 并将输入信号传递到隐含层节点。第二层是网络中仅有的隐含层, 它的作用是实现输入空间到隐含空间的非线性变换, 这种非线性变换是通过隐含层节点的径向基函数实现的, 径向基函数是关于空间中的一个中心点径向对称的。第三层是输出层, 输出层神经元是线性的, 它为作用于输入层的输入模式提供响应^[17]。RBF 神经网络的隐含层节点的径向基向量一般取为 $\mathbf{h} = [h_1, h_2, \dots, h_m]^T$, 其中 h_j 为高斯核函数, 其形式为:

$$h_j = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right), j = 1, 2, 3, \dots, m.$$

式中, m 为隐含层的神经元个数, $\mathbf{c}_j = [c_{j1}, c_{j2}, \dots, c_{jn}]^T$ (n 为输入向量 \mathbf{x} 的维数) 为 RBF 神经网络的第 j 个神经元的核函数中心向量; σ_j 为第 j 个隐含层神经元的宽度参数, 控制核函数的径向作用范围。

设 RBFNN 的输入为 $\mathbf{x} = [\omega_\theta; \omega_\varphi]$, 输出的绝对值为控制增益 L_1 和 L_2 :

$$\left. \begin{aligned} L_1 &= |\mathbf{w}^T \mathbf{h}(\mathbf{x})| = \left| \sum_{j=1}^m \omega_j \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right) \right| \\ L_2 &= |\mathbf{p}^T \mathbf{h}(\mathbf{x})| = \left| \sum_{j=1}^m p_j \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right) \right| \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

式中, $\mathbf{w} = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m]^T$ 和 $\mathbf{p} = [p_1, p_2, \dots, p_m]^T$ 分别对应的是输出 L_1 和 L_2 的触突权值。

由于 RBFNN 是用来近似视线角速度与控制增益之间的非线性映射的, 因此 RBFNN 的连接权值应该基于零化视线角速度的条件来不断进行调整, 通过采用神经网络的自学习算法寻找最优权值, 从而实现目标^[18]。由此可知, RBFNN 的触突权值调整指标应选为:

$$E = \frac{1}{2}(\omega_\theta^2 + \omega_\varphi^2) \quad (9)$$

由梯度下降法可得网络权值的学习算法为:

$$\Delta\omega_j = -\eta_1 \frac{\partial E}{\partial \omega_j} = -\eta_1 \omega_\theta \frac{\partial \omega_\theta}{\partial a_{M\theta}} \frac{\partial a_{M\theta}}{\partial L_1} \frac{\partial L_1}{\partial \omega_j} \quad (10a)$$

$$\Delta p_j = -\eta_2 \frac{\partial E}{\partial p_j} = -\eta_2 \omega_\varphi \frac{\partial \omega_\varphi}{\partial a_{M\varphi}} \frac{\partial a_{M\varphi}}{\partial L_2} \frac{\partial L_2}{\partial p_j} \quad (10b)$$

对于式(10a)作如下讨论^[19]:

① $\frac{\partial \omega_\theta}{\partial a_{M\theta}}$ 主要取决于正负号, 其值的大小可以通过权值来补偿。在导引过程中, ω_θ 的值与控制量成反比, 故 $\frac{\partial \omega_\theta}{\partial a_{M\theta}} \approx \text{sgn}\left(\frac{\partial \omega_\theta}{\partial a_{M\theta}}\right) \approx -1$;

$$\textcircled{2} \frac{\partial a_{M\theta}}{\partial L_1} = r\omega_\theta;$$

$$\textcircled{3} \frac{\partial L_1}{\partial \omega_j} = h_j \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^m \omega_i \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right)\right).$$

那么网络权值的自学习算法为:

$$\mathbf{w}(t) = \mathbf{w}(t-1) + \Delta\mathbf{w}(t) + \alpha_1 \Delta\mathbf{w}(t-1) \quad (11)$$

式中, $\Delta\mathbf{w}(t) = [\Delta\omega_1, \Delta\omega_2, \dots, \Delta\omega_m]^T$, 而 $\Delta\omega_j = \eta_1 r\omega_\theta^2 h_j \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^m \omega_i \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right)\right)$, $j = 1, 2, \dots, m$ 。

对于权值向量 \mathbf{p} , 有相似的自学习算法:

$$\mathbf{p}(t) = \mathbf{p}(t-1) + \Delta\mathbf{p}(t) + \alpha_2 \Delta\mathbf{p}(t-1) \quad (12)$$

式中, $\Delta\mathbf{p}(t) = [\Delta p_1, \Delta p_2, \dots, \Delta p_m]^T$, 而 $\Delta p_j = \eta_2 r\omega_\varphi^2 p_j \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^m p_i \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right)\right)$, $j = 1, 2, \dots, m$ 。

3 仿真结果分析

设弹目系统的初始状态为:

$$\begin{aligned} r &= 4000 \text{ m}, \varphi = \pi/3, v = \dot{r} = 100 \text{ m/s}, \\ e &= \dot{r}/r = 0.025, \omega_\theta = 0.05 \text{ rad/s}, \\ \omega_\varphi &= 0.1 \text{ rad/s}. \end{aligned}$$

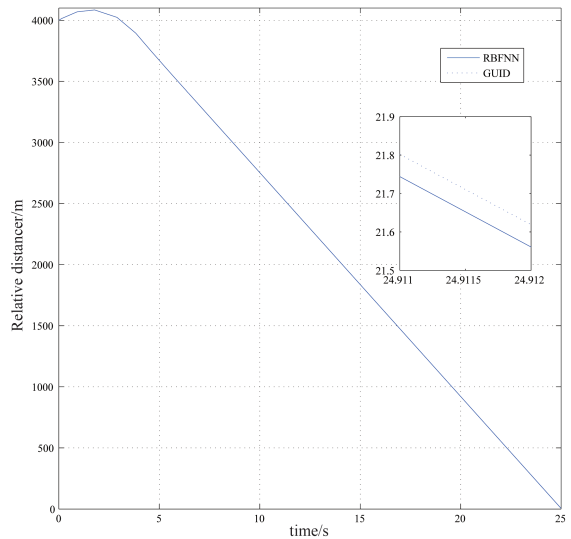


图 2 导弹与目标相对距离

Fig. 2 Relative distance of missile and target

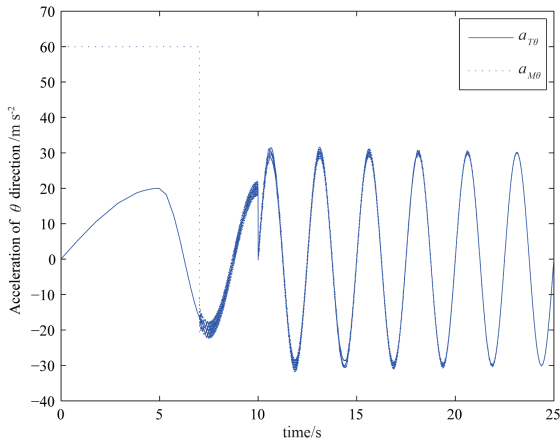


图 3 导弹与目标在 θ 方向的加速度

Fig. 3 Acceleration of missile and target in θ direction

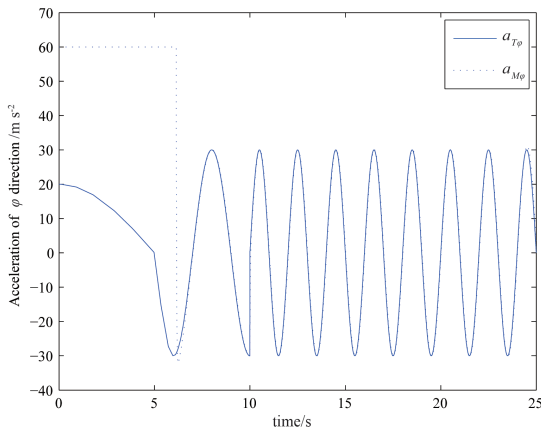


图 4 导弹与目标在 φ 方向的加速度

Fig. 4 Acceleration of missile and target in φ direction

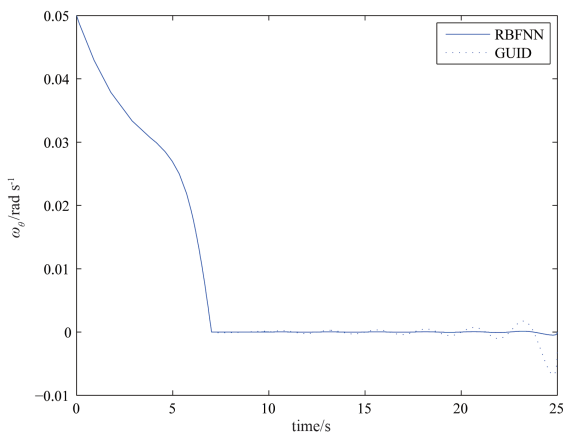


图 5 ω_θ 随时间变化曲线

Fig. 5 Curve of ω_θ variation with time

假设目标以轴向最大速度飞行,并做复杂的大机动运动(单位: m/s^2):

$$a_{Tr} = 0;$$

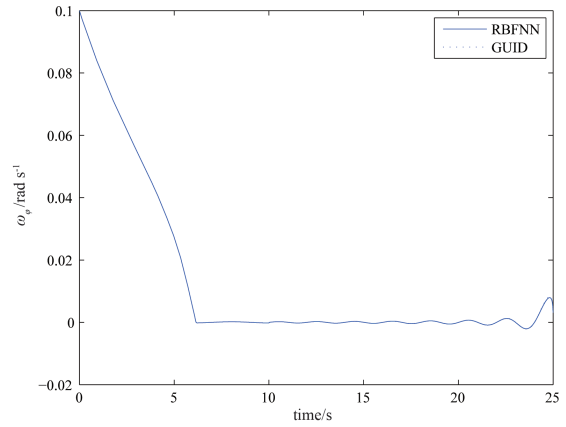


图 6 ω_φ 随时间变化曲线

Fig. 6 Curve of ω_φ variation with time

$$a_{T\theta} = \begin{cases} 20\sin(0.1\pi t), & t < 5\text{s} \\ 20\cos(0.4\pi t), & 5\text{s} \leq t < 10\text{s}; \\ 30\sin(0.8\pi t), & t \geq 10\text{s} \end{cases}$$

$$a_{T\varphi} = \begin{cases} 20\cos(0.1\pi t), & t < 5\text{s} \\ 30\cos(0.5\pi t), & 5\text{s} \leq t < 10\text{s}. \\ 30\sin(1.0\pi t), & t \geq 10\text{s} \end{cases}$$

考虑到执行机构的饱和等问题,故对导弹的导引律作如下限制(单位: m/s^2):

$$a_{Mr} = \begin{cases} 100, & t \leq 4\text{s} \\ 0, & t > 4\text{s} \end{cases};$$

$$a_{M\theta} = \begin{cases} 60, & a_{M\theta} \geq 60 \\ rL_1\omega_\theta - 2re\omega_\theta, & -60 < a_{M\theta} < 60; \\ -60, & a_{M\theta} \leq -60 \end{cases}$$

$$a_{M\varphi} = \begin{cases} 60, & a_{M\varphi} \geq 60 \\ rL_2\omega_\varphi - 2re\omega_\varphi, & -60 < a_{M\varphi} < 60. \\ -60, & a_{M\varphi} \leq -60 \end{cases}$$

RBFNN 的参数选取为: 隐含层神经元个数 $m = 6, \eta_1 = 0.5, \eta_2 = 0.02, \alpha_1 = \alpha_2 = 0.01, c = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \sigma_j = 0.1, j = 1, 2, \dots, m$, 隐含层神经元初始权值 w_j 和 p_j 均为 0, 权值按式(11)和式(12)进行更新。

由图 2 可以看出,运用 RBFNN 设计的可变增益导引律比增益固定所设计的导引律在追踪目标时效果要明显优越。图 3 和图 4 分别为导弹与目标在 θ 方向和 φ 方向的加速度曲线。由图 3 可以看出,经过了大约 7s 后导弹在 θ 方向上迅速与目标加速度保持一致,实现了该方向对目标的有效实时跟踪,而由图 4 不难看出,经过约 6s 后,导弹在 φ 方向上与目标加速度保持一致,也即实现了在 φ 方向对目

标的有效实时跟踪。图3和图4说明,导弹法向加速度能够快速跟上目标的法向加速度,也就是说,能够使视线角速度保持在零点附近。图5和图6为视线在 θ 和 φ 两个方向上的角速度变化曲线。初始阶段,两种导引律的控制效果基本一致,但在拦截末端时,特别是在 θ 方向上,利用RBFNN进行在线调节控制增益的控制律比用固定增益值的控制律所得到的控制效果要好,由图5明显可以看到,前者得到的视线角速度比后者得到的视线角速度偏离零点的幅值明显小。

RBF神经网络通过对控制律增益的在线自适应调节,提高了导弹的命中精度,使所设计的三维导引律在对目标加速度的跟踪上具有更好的鲁棒性和有效性。

4 结论

本文针对球坐标系下的三维导弹与目标相对运动模型,在已有的三维非线性鲁棒导引律中,加入了RBF神经网络对其控制增益进行在线自适应调节,由于RBF神经网络的输入只用到了 ω_θ 和 ω_φ ,与原有的控制律具有等同的测量要求,所以该方法还具有实现简单的特点。仿真结果表明,本文所设计的控制方法具有更好的鲁棒性和有效性。

参考文献(References)

- [1] 刘兴堂,周自全,李为民,等. 现代导航、制导与测控技术[M]. 北京:科学出版社,2010.
- [2] 孙胜,张华明,周荻. 末端导引律综述[J]. 航天控制, 2012, 30(1): 86-96.
Sun S, Zhang H M, Zhou D. A survey of terminal guidance law[J]. Aerospace Control, 2012, 30(1): 86-96.
- [3] Murtaugh S A, Criel H E. Fundamentals of proportional navigation[J]. IEEE Spectrum, 1966, 3(12): 75-85.
- [4] Yang C D, Yang C C. A unified approach to proportional navigation [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1997, 33(2): 557-567.
- [5] Yang C D, Chen H Y. Nonlinear H_∞ robust guidance law for homing missiles [J]. Journal of Guidance Control and Dynamics, 1998, 21(6): 882-890.
- [6] Oshman Y, Rad D A. Differential-game-based guidance law using target orientation observations [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2006, 42(1): 316-326.
- [7] 余文学,周凤岐. 三维非线性变结构寻的制导律[J]. 宇航学报, 2004, 25(6): 681-685.
She W X, Zhou F Q. High precision 3-D nonlinear variable structure guidance law for homing missile[J]. Journal of Astronautics, 2004, 25(6): 681-685.
- [8] Khalil H K. Nonlinear Systems[M]. 3rd, London: Prentice-Hall; 北京:电子工业出版社,2007.
- [9] 严晗,季海波. 一种针对机动目标的三维鲁棒导引律[J]. 控制工程,2011, 18(3): 393-396.
Yan H, Ji H B. Three-dimensional robust nonlinear guidance laws against maneuvering target[J]. Control Engineering of China, 2011, 18(3): 393-396.
- [10] 李士勇,章钱. 智能制导:寻的导弹智能自适应导引律[M]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学出版社,2011.
- [11] Lu S W, Basar T. Robust non-linear system identification using neural-network models[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1998, 9(3): 407-429.
- [12] Chen F C, Khalil H K. Adaptive control of nonlinear systems using neural networks [J]. International Journal of Control, 1991, 55(6): 1299-1317.
- [13] 陈超,罗德林,沈春林. 径向基神经网络在优化导引律中的应用[J]. 飞行设计, 2006, (4): 50-53.
- [14] 方群,王祥. 基于在线RBF神经网络的BTT导弹控制器设计[J]. 西北工业大学学报, 2014, 32(3): 446-450.
Fang Q, Wang X. Designing BTT missile flight controller with on-line RBF neural network[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2014, 32(3): 446-450.
- [15] 李国庆. 两种基于RBF神经网络的自适应模糊导引律[C]//上海市红外与遥感学会2008年学术年会. 上海,2008.
- [16] 严晗,季海波. 具有输入动态不确定性的三维鲁棒非线性导引律[C]//第29届中国控制会议. 北京,2010: 6179-6185.
- [17] 张泽旭. 神经网络控制与Matlab仿真[M]. 第一版,哈尔滨:哈尔滨工业大学出版社,2011.
- [18] 章钱,李士勇. 一种新型自适应RBF神经网络滑模制导律[J]. 智能系统学报, 2009, 4(4): 339-344.
Zhang Q, Li S Y. A new adaptive RBFNN sliding mode guidance law for intercepting maneuvering targets [J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2009, 4(4): 339-344.
- [19] 周灿辉,周德云,张堃. 攻击机动目标的导弹三维变结构导引律[J]. 电光与控制, 2012, 19(6): 17-20.
Zhou C H, Zhou D Y, Zhang K. A 3D variable structure guidance law for missiles in attacking maneuvering targets [J]. Electronics Optics & Control, 2012, 19(6): 17-20.