

文章编号 1004-924X(2013)05-1183-09

# 增益自适应滑模控制器在微型飞行器 飞行姿态控制中的应用

李 迪<sup>1,2,3</sup>, 陈向坚<sup>1,2</sup>, 续志军<sup>1\*</sup>

(1. 中国科学院 长春光学精密机械及物理研究所, 吉林 长春 130033;

2. 中国科学院大学, 北京 100039;

3. 中国船舶重工集团公司 第 723 研究所, 江苏 扬州 225001)

**摘要:**针对微型飞行器的姿态角摄动引起的系统不确定性及外界干扰等问题,提出了基于区间二型模糊神经网络辨识的增益自适应模糊控制器。首先,给出了微型飞行器姿态动力学模型。然后,采用区间二型模糊神经网络对滑模控制器中由于姿态角摄动引起的系统不确定性进行在线辨识,通过增益自适应滑模控制器中的校正控制项对辨识误差及负载干扰进行补偿。最后,通过设计李亚普诺夫函数,得到闭环系统一致稳定条件下的区间二型模糊神经网络参数在线调整的自适应律及滑模增益自适应律。仿真对比表明,与传统的增益自适应滑模控制器和基于一型模糊神经网络辨识的滑模控制器及相比,本文提出的控制器不仅对系统的不确定性因素及外界干扰具有较强的鲁棒性,而且稳定误差小,跟踪精度高。

**关键词:**微型飞行器;滑模控制器;姿态控制;模糊神经网络;李亚普诺夫函数

**中图分类号:** V448.22; TP273.2 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20132105.1183

## Gain adaptive sliding mode controller for flight attitude control of MAV

LI Di<sup>1,2</sup>, CHEN Xiang-jian<sup>1,2</sup>, XU Zhi-jun<sup>1\*</sup>(1. *Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics.**Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;*2. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 10039, China;*3. *Chinese Shipbuilding Industry Corporation 723, Yangzhou 225001, China)**\* Corresponding author, E-mail: chenxj831209@163.com*

**Abstract:** A gain adaptive sliding mode controller based on interval type-II fuzzy neural network identification was proposed to handle the system uncertainty and the external disturbances come from the attitude angle disturbance of a Micro Aircraft Vehicle (MAV). Firstly, the attitude dynamical model of MAV was established. Then, the interval type-II fuzzy neural network was used to approximate the nonlinearity function and uncertainty functions in the attitude angle dynamic model of the MAV. The correct items from the gain adaptive sliding mode controller were taken to compensate identification errors and load disturbances. Finally, Lyapunov stability theorem was designed and the adaptive

收稿日期:2012-11-12;修订日期:2013-02-05.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 50905174);吉林省自然科学基金资助项目(No. 20101530)

law and the sliding mode gain adaptive law for adjusting on line interval type-II fuzzy neural network parameters were obtained under the condition of asymptotic stability of the closed-loop system. The numerical simulation and comparison were performed and the results show that the proposed control system has not only stronger robustness to system uncertainty and external disturbances but also more excellent steady characteristics and tracking accuracy as compared with the conventional adaptive sliding mode controller and the type-I fuzzy neural network based sliding mode controller.

**Key words:** Micro Aircraft Vehicle(MAV); sliding mode controller; attitude control; fuzzy neural network; Lyapunov function

## 1 引言

近年来,微型飞行器(Micro Air Vehicle, MAV)在军事,民用等领域得到广泛应用<sup>[1-2]</sup>。由于飞行环境的日趋复杂,飞行任务的多样化,以及 MAV 对设计参数和飞行状态参数变化的敏感性,飞行控制器的设计多依赖飞行控制算法的研究来确保 MAV 具有良好的控制品质。在飞行运动控制系统中,姿态角稳定控制以姿态角信号反馈为基础,即以俯仰角、偏航角、滚转角为控制核心,对飞行控制质量起到关键作用。

低雷诺数条件下的 MAV 空气动力学特性与其它飞行器有一定区别,传统的姿态控制方案很难满足高品质鲁棒控制要求。为此引入滑模控制,滑模控制<sup>[3-4]</sup>对系统模型的不确定性和外部扰动具有鲁棒性,从而在不确定系统鲁棒跟踪问题方面有着广泛的应用。为了使系统在滑模面上保持运动,变结构控制容易产生抖振现象。抖振将增加系统能耗,如系统未建模高频将对整个系统产生破坏作用;而且,当系统参数不确定且系统中存在外界干扰时,标称模型系统与实际系统将存在误差,这时通过增大滑模增益可实现对误差的补偿,可滑模增益不能无限制增大,当模型误差较大时,跟踪精度将会降低。而自适应控制不需要不确定项具有匹配条件,因此将滑模控制与自适应控制相结合来实现滑模控制中切换增益的自适应逼近<sup>[4]</sup>。

模糊神经网络<sup>[5]</sup>结合了模糊理论处理不确定的特性以及神经网络学习的能力。且模糊神经网络能够逼近任意非线性和不确定性系统,因此提出了一类基于模糊神经网络自适应增益调整的微

型飞行器姿态滑模控制方法,可解决系统不确定项的匹配以及抑制外界干扰等问题,从而实现消除抖动、渐进稳定的滑模控制,在消除系统参数不确定性对控制精度影响的同时达到鲁棒跟踪的目的。

## 2 微型飞行器飞行姿态模型

根据文献[6]可得到在机体坐标系下 MAV 在合力矩  $U$  作用下的姿态角速度动力学方程:

$$\dot{J}w = -\Omega Jw + U + d, \quad (1)$$

其中:  $J \in \mathbf{R}^{3 \times 3}$  为微型飞行器绕质心旋转的转动惯量矩阵;  $w = [p, q, r]^T$  为微型飞行器绕其坐标系的角速度;  $U = [U_x, U_y, U_z]^T$  为定义在体坐标系中的控制力矩;  $d = [d_x, d_y, d_z]^T$  为微型飞行器的外部干扰力矩。矩阵  $J, \Omega$  分别为:

$$J = \begin{bmatrix} I_x & 0 & 0 \\ 0 & I_y & 0 \\ 0 & 0 & I_z \end{bmatrix}, \Omega = \begin{bmatrix} 0 & -r & -q \\ r & 0 & -p \\ -q & p & 0 \end{bmatrix}. \quad (2)$$

整理以上方程式得到:

$$\begin{cases} \dot{p} = \frac{U_1 - qr(I_z - I_y)}{I_x} \\ \dot{q} = \frac{U_2 - pr(I_x - I_z)}{I_x} \\ \dot{r} = \frac{U_3 - pq(I_y - I_x)}{I_x} \end{cases} \quad (3)$$

由机体坐标系与地面坐标系的转换矩阵,可得出姿态角速度与机体坐标系的 3 个角速度分量之间的关系,当 MAV 按照先俯仰,再偏航,再滚转的顺序绕质心旋转时,则其姿态角动力学方程为:

$$\dot{\boldsymbol{\gamma}} = \mathbf{R}(\boldsymbol{\gamma})\mathbf{w} = \begin{bmatrix} \dot{\varphi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \sin \varphi \tan \theta & \cos \varphi \tan \theta \\ 0 & \cos \varphi & -\sin \varphi \\ 0 & \frac{\sin \varphi}{\cos \theta} & \frac{\cos \varphi}{\cos \theta} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p \\ q \\ r \end{bmatrix}, \quad (4)$$

其中:  $\boldsymbol{\gamma} = [\varphi, \theta, \psi]^T$  为 MAV 姿态角,  $\varphi$  为滚转角,  $\theta$  为偏航角,  $\psi$  为俯仰角。

通过设计控制力矩  $\mathbf{U}$ , 可使输出跟踪 MAV 的位置及姿态角。为便于设计 MAV 的控制方案, 这里整理以上的动力学方程, 得到如下的 MAV 控制模型:

令:

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\varphi} &= [\theta \quad \psi \quad \varphi]^T, \\ \mathbf{w} &= [q \quad r \quad p]^T, \\ \mathbf{U} &= [U_y \quad U_z \quad U_x]^T, \\ \mathbf{b}(x_1) &= \begin{bmatrix} \cos \varphi & -\sin \varphi & 0 \\ \frac{\sin \varphi}{\cos \theta} & \frac{\cos \varphi}{\cos \theta} & 0 \\ \sin \varphi \tan \theta & \cos \varphi \tan \theta & 1 \end{bmatrix}, \quad (5) \end{aligned}$$

$$\mathbf{F}(T) = \begin{bmatrix} \frac{(I_x - I_z)pr}{I_y} & \frac{(I_x - I_y)pq}{I_z} & \frac{(I_z - I_y)qr}{I_x} \end{bmatrix}^T, \quad (6)$$

则得到如下的状态方程:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}_1 = \mathbf{b}(x_1)\mathbf{T} \\ \dot{\mathbf{T}} = \mathbf{F}(T) + \mathbf{U} + \mathbf{D}, \\ \mathbf{y} = \mathbf{x}_1 \end{cases} \quad (7)$$

上式中: 再设  $\mathbf{x} = \mathbf{b}(x_1)\mathbf{T}$ ,  $\mathbf{f}(x) = \dot{\mathbf{b}}(x_1)\mathbf{F}(T) + \dot{\mathbf{b}}(x_1)\mathbf{T}$ , 则最终转化为:

$$\begin{cases} \dot{\tilde{\mathbf{x}}} = \mathbf{f} + \tilde{\mathbf{f}} + (\mathbf{b} + \tilde{\mathbf{b}})\mathbf{U} + \mathbf{d} \\ \mathbf{y} = \mathbf{x} \end{cases}, \quad (8)$$

式中:  $\mathbf{x}_1, \mathbf{x} \in \mathbf{R}^3$  为被控状态向量;  $\mathbf{F}, \mathbf{f} \in \mathbf{R}^3$  为系统函数向量;  $\mathbf{b} \in \mathbf{R}^{3 \times 3}$  为控制系数矩阵;  $\mathbf{U} \in \mathbf{R}^3$  为控制矩阵输入向量;  $\mathbf{d} \in \mathbf{R}^3$  为干扰向量;  $\tilde{\mathbf{f}}, \tilde{\mathbf{b}} \in \mathbf{R}^{3 \times 3}$  为姿态角摄动造成的系统不确定向量;  $\mathbf{y} \in \mathbf{R}^3$  为控制输出向量; 设  $\mathbf{F}, \mathbf{f} \in \mathbf{R}^3$  各分量分别为  $f_1, f_2, f_3$ , 即  $\mathbf{f} = [f_1 \quad f_2 \quad f_3]^T$ , 其各分量的表达式分别为:

$$\begin{cases} f_1 = (p + q \tan \theta \sin \varphi + r \tan \theta \cos \varphi)(-r \cos \varphi - q \sin \varphi) - \frac{I_x - I_y}{I_z} p q \sin \varphi + \frac{I_z - I_x}{I_y} r p \cos \varphi \\ f_2 = \frac{1}{\cos \theta} ((p + q \tan \theta \sin \varphi + r \tan \theta \cos \varphi)(q \cos \varphi - r \sin \varphi) + \tan \theta (q \sin \varphi + r \cos \varphi)(q \sin \varphi - r \cos \varphi) + \frac{I_x - I_y}{I_z} p q \sin \varphi + \frac{I_z - I_x}{I_y} r p \cos \varphi) \\ f_3 = \frac{1}{\cos^2 \theta} (q \sin \varphi + r \cos \varphi)(q \sin \varphi - r \cos \varphi) + \tan \theta (p + q \tan \theta \sin \varphi + r \tan \theta \cos \varphi)(q \cos \varphi - r \sin \varphi) + \frac{I_y - I_z}{I_x} r q + \frac{I_x - I_y}{I_z} p q \cos \varphi \tan \theta + \frac{I_z - I_x}{I_y} r p \sin \varphi \tan \theta \end{cases}. \quad (9)$$

当飞行姿态和外界飞行环境发生变化的时, MAV 的气动参数会产生摄动, 从而出现系统的不确定因素。同时, 外界干扰也会对 MAV 的飞行造成影响, 因此需要针对该非线性系统设计有效的、抗干扰的、稳定的控制器。

### 3 增益自适应变结构控制器

针对微型飞行器动力学模型中存在的确定性  $f_\Delta(x)$ 、非线性函数  $b_\Delta(x)$  以及外界干扰  $d(t)$  等

问题, 这里采用区间二型模糊神经网络<sup>[7-11]</sup>对增益自适应滑模控制器中的函数项进行在线辨识, 同时, 采用增益自适应滑模控制器中的校正控制项对辨识误差及负载干扰进行补偿。

#### 3.1 增益自适应变结构控制器设计

设  $y_d(x)$  为期望轨迹, 并定义:

$$\mathbf{E} = [e, \dot{e}, \ddot{e}, \dots, e^{(n-1)}]^T =$$

$$[y_d - y, \dot{y}_d - \dot{y}, \dots, y_d^{(n-1)} - y^{(n-1)}]^T. \quad (10)$$

考虑了不确定性、非线性和负载干扰的系统的

动态误差方程为:

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{E}} &= \mathbf{A}\mathbf{E} = \\ \mathbf{B}\{&\mathbf{k}^T \mathbf{E} + \mathbf{y}_d^{(n)} - \mathbf{f}_0 - \hat{f}_\Delta - (\mathbf{b}_0 + \hat{b}_\Delta)\mathbf{u} - \mathbf{d}\}. \end{aligned} \quad (11)$$

其中,

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \vdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ -k_n & -k_{n-1} & -k_{n-2} & -k_{n-3} & \cdots & -k_2 & -k_1 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$\mathbf{k} = [k_n, k_{n-1}, \dots, k_1]^T$ ,  $\mathbf{k}$  的选取应保证  $s^n + k_1 s^{n-1} + \dots + k_n$  为 Hurwitz 多项式。

采用  $\mathbf{x} = [\varphi, \theta, \psi]^T$  作为输入的区间二型模糊神经网络对  $f_\Delta(x)$  和  $b_\Delta(x)$  进行在线估计。

$$\begin{aligned} \hat{f}_\Delta(x | \vartheta_{f_\Delta}) &= \mathbf{W}_{f_\Delta}^T \mathbf{g}_{f_\Delta}(x, \zeta, \sigma) \\ \hat{b}_\Delta(x | \vartheta_{b_\Delta}) &= \mathbf{W}_{b_\Delta}^T \mathbf{g}_{b_\Delta}(x, \zeta, \sigma) \end{aligned} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \hat{f}_\Delta}{\partial \omega_{lr}} \Big|_k &= \frac{\bar{y}_{f_\Delta}^j - \hat{f}_\Delta}{\sum_{j=1}^N f_{lr}^j} \times f_{lr}^j \\ \frac{\partial \hat{f}_\Delta}{\partial \zeta_i^j} \Big|_k &= \frac{\frac{1}{2} \frac{\bar{y}_{f_\Delta}^j - \hat{f}_\Delta}{\sum_{j=1}^N f_{lr}^j} \left[ \frac{w_{lr}^j - y_{lr}}{\sum_{j=1}^N f_{lr}^j} * (x(k-1) - \zeta_i^j(k-1)) \right] \times f_{lr}^j}{(\sigma_i^j(k-1))^2} \\ \frac{\partial \hat{f}_\Delta}{\partial \zeta_i^j} \Big|_k &= \frac{\frac{1}{2} \frac{\bar{y}_{f_\Delta}^j - \hat{f}_\Delta}{\sum_{j=1}^N f_{lr}^j} \left[ \frac{w_{lr}^j - y_{lr}}{\sum_{j=1}^N f_{lr}^j} * (x(k-1) - \bar{\zeta}_i^j(k-1)) \right] \times \bar{f}_{lr}^j}{(\sigma_i^j(k-1))^2} \\ \frac{\partial \hat{f}_\Delta}{\partial \sigma_{f_\Delta}^j} \Big|_k &= \frac{\frac{1}{2} \frac{\bar{y}_{f_\Delta}^j - \hat{f}_\Delta}{\sum_{j=1}^N f_{lr}^j} \left[ \frac{w_{lr}^j - y_{lr}}{\sum_{j=1}^N f_{lr}^j} * (x(k-1) - \zeta_i^j(k-1)^2) \right] \times f_{lr}^j}{(\sigma_i^j(k-1))^3}. \end{aligned} \quad (15)$$

将上式中的所有  $f_\Delta(x)$  换成  $g_\Delta(x)$ , 则可得到

相应的  $\frac{\partial \hat{b}_\Delta(x | \vartheta_{b_\Delta})}{\partial \vartheta_{b_\Delta}}$ , 因此有:

$$\begin{aligned} \hat{f}_\Delta - f_\Delta &= \hat{f}_\Delta - f_\Delta^* + f_\Delta^* - f_\Delta = \\ &\Phi_{f_\Delta}^T \left( \frac{\partial \hat{f}_\Delta}{\partial \vartheta_{f_\Delta}} \right) + O(|\Phi_{f_\Delta}|^2) + \mathbf{E}_{f_\Delta} \\ \hat{b}_\Delta - b_\Delta &= \hat{b}_\Delta - b_\Delta^* + b_\Delta^* - f_\Delta = \end{aligned}$$

并假设  $f_\Delta^* = \hat{f}_\Delta(x | \vartheta_{f_\Delta}^*)$ ,  $b_\Delta^* = \hat{b}_\Delta(x | \vartheta_{b_\Delta}^*)$  分别是函数  $f_\Delta(x)$  和  $b_\Delta(x)$  的最佳逼近, 且定义最小逼近误差为:

$$f_\Delta^* - f_\Delta = \mathbf{E}_{f_\Delta}, b_\Delta^* - b_\Delta = \mathbf{E}_{b_\Delta}, \quad (13)$$

式中:  $\vartheta_\#$  为高斯隶属函数宽度  $\sigma_i^j$ , 高斯隶属函数宽度中心值  $\zeta_i^j \in [\underline{\zeta}_i^j, \bar{\zeta}_i^j]$ , 及神经网络权值  $[\mathbf{W}_i^j, \mathbf{W}_r^j]$  等可调参数组成的向量,  $\#$  分别代表  $f_\Delta(x)$  或  $b_\Delta(x)$ 。将  $\hat{f}_\Delta(x | \vartheta_{f_\Delta}^*)$  和  $\hat{b}_\Delta(x | \vartheta_{b_\Delta}^*)$  分别在  $\theta_{f_\Delta}, \theta_{b_\Delta}$  附近展成泰勒级数:

$$\begin{aligned} \hat{f}_\Delta(x | \vartheta_{f_\Delta}) - \hat{f}_\Delta(x | \vartheta_{f_\Delta}^*) &= \\ &\Phi_{f_\Delta}^T \left( \frac{\partial \hat{f}_\Delta(x | \vartheta_{f_\Delta})}{\partial \vartheta_{f_\Delta}} \right) + O(|\Phi_{f_\Delta}|^2) \\ \hat{b}_\Delta(x | \vartheta_{b_\Delta}) - \hat{b}_\Delta(x | \vartheta_{b_\Delta}^*) &= \\ &\Phi_{b_\Delta}^T \left( \frac{\partial \hat{b}_\Delta(x | \vartheta_{b_\Delta})}{\partial \vartheta_{b_\Delta}} \right) + O(|\Phi_{b_\Delta}|^2) \end{aligned} \quad (14)$$

其中:  $\Phi_{f_\Delta} = \vartheta_{f_\Delta} - \vartheta_{f_\Delta}^*$ ,  $\Phi_{b_\Delta} = \vartheta_{b_\Delta} - \vartheta_{b_\Delta}^*$ ,  $\dot{\Phi}_{b_\Delta} = \dot{\vartheta}_{b_\Delta}$ ,  $O(|\Phi_{f_\Delta}|^2)$ ,  $O(|\Phi_{b_\Delta}|^2)$  分布点代表高阶项,

$\frac{\partial \hat{f}_\Delta(x | \vartheta_{f_\Delta})}{\partial \vartheta_{f_\Delta}}$  各分量为:

$$\Phi_{b_\Delta}^T \left( \frac{\partial \hat{b}_\Delta}{\partial \vartheta_{b_\Delta}} \right) + O(|\Phi_{b_\Delta}|^2) + \mathbf{E}_{b_\Delta}. \quad (16)$$

则:

$$\begin{aligned} -f_\Delta &= -\hat{f}_\Delta + \Phi_{f_\Delta}^T \left( \frac{\partial \hat{f}_\Delta}{\partial \vartheta_{f_\Delta}} \right) + O(|\Phi_{f_\Delta}|^2) + \mathbf{E}_{f_\Delta} \\ -b_\Delta &= -\hat{b}_\Delta + \Phi_{b_\Delta}^T \left( \frac{\partial \hat{b}_\Delta}{\partial \vartheta_{b_\Delta}} \right) + O(|\Phi_{b_\Delta}|^2) + \mathbf{E}_{b_\Delta} \end{aligned}$$

将上式代入到动态误差方程式(11)中, 得到:

$$\begin{aligned} \dot{E} &= \mathbf{A}E + \mathbf{B}(k^T E + y_d^{(n)} - f_0 + O(|\Phi_{f\Delta}|^2) + \\ E_{f\Delta} - (b_0 + b_\Delta)u + & \left[ \Phi_{b\Delta}^T \left( \frac{\partial \hat{f}_\Delta}{\partial y_{f\Delta}} \right) + O(|\Phi_{b\Delta}|^2) + \right. \\ & \left. \mathbf{E}_{b\Delta} \right] u - d \}. \end{aligned} \tag{17}$$

定义:

$$u^* = k^T E + y_d^{(n)} - f_0 - \hat{f}_\Delta - (b_0 + \hat{b}_\Delta)u. \tag{18}$$

则动态误差系统可简化为:

$$\begin{aligned} \dot{E} &= \mathbf{A}E + \mathbf{B}(u^* + \Phi_{f\Delta}^T \left( \frac{\partial \hat{f}_\Delta}{\partial y_{f\Delta}} \right) + O(|\Phi_{f\Delta}|^2) + \\ E_{f\Delta} + & \left[ \Phi_{b\Delta}^T \left( \frac{\partial \hat{f}_\Delta}{\partial y_{b\Delta}} \right) + O(|\Phi_{b\Delta}|^2) + \mathbf{E}_{b\Delta} \right] u - d \}. \end{aligned} \tag{19}$$

由于矩阵  $\mathbf{A}, \mathbf{B}$  已知,且通过区间二型模糊神经网络的辨识,上式中的部分量都已确定,则此时可将误差动态方程的公称系统定义为:

$$\dot{E} = \mathbf{A}E + \mathbf{B}u^*. \tag{20}$$

由于  $k$  的取值原则可知,  $\mathbf{A}$  为稳定矩阵,则存在正定对称矩阵  $\mathbf{Q}$  使得 Lyapunov 方程

$$\mathbf{A}^T \mathbf{P} + \mathbf{P} \mathbf{A} = -\mathbf{Q}. \tag{21}$$

有唯一正定对称解  $\mathbf{P}$ ,因此可以定义切面为:

$$\sigma = \mathbf{S}E, \tag{22}$$

其中:  $\mathbf{S} = \mathbf{B}^T \mathbf{P}$ , 当  $\dot{\sigma} = \mathbf{S} \mathbf{A}E + \mathbf{S} \mathbf{B}u_{eq} = 0$ , 可得到公称系统的等价控制量  $u_{eq}$  为:

$$u_{eq} = (\mathbf{S} \mathbf{B})^{-1} \mathbf{S} \mathbf{A}E. \tag{23}$$

当  $u^* = u_{eq}$ , 可得:

$$\begin{aligned} u_c &= (b_0 + \hat{b}_\Delta)^{-1} (k^T E + y_d^{(n)} - f_0 - \\ & \hat{f}_\Delta - (\mathbf{S} \mathbf{B})^{-1} \mathbf{S} \mathbf{A}E). \end{aligned} \tag{24}$$

$$h_{10} = \Phi_{f\Delta}^T \frac{\partial \hat{f}_\Delta}{\partial y_{f\Delta}} + \Phi_{b\Delta}^T \frac{\partial \hat{f}_\Delta}{\partial y_{b\Delta}} u_c$$

$$h_{20} = O(|\Phi_{f\Delta}|^2) + \mathbf{E}_{f\Delta} [O(|\Phi_{b\Delta}|^2) + \mathbf{E}_{b\Delta}] u_c - d \tag{25}$$

当  $u^* \neq u_{eq}$ , 设:

$$u = u_c + \tilde{u}. \tag{26}$$

此时,上两式变为:

$$\begin{aligned} h_{11} &= \Phi_{f\Delta}^T \frac{\partial \hat{f}_\Delta}{\partial y_{f\Delta}} + \Phi_{b\Delta}^T \frac{\partial \hat{f}_\Delta}{\partial y_{b\Delta}} u_c + \Phi_{b\Delta}^T \frac{\partial \hat{f}_\Delta}{\partial y_{b\Delta}} \tilde{u} \\ h_{21} &= O(|\Phi_{f\Delta}|^2) + \mathbf{E}_{f\Delta} + [\mathbf{O}(|\Phi_{b\Delta}|^2) + \\ & \mathbf{E}_{b\Delta}] u_c + [\mathbf{O}(|\Phi_{b\Delta}|^2) + \mathbf{E}_{b\Delta}] \tilde{U} - d. \end{aligned} \tag{27}$$

将上两式中的  $\Phi_{b\Delta}^T \frac{\partial \hat{f}_\Delta}{\partial y_{b\Delta}} \tilde{u}$  和  $[\mathbf{O}(|\Phi_{b\Delta}|^2) + \mathbf{E}_{b\Delta}]$

$\tilde{u}$  看作干扰,并且带入到式(11)的干扰项中,此时:

$$d_l = d - [\mathbf{O}(|\Phi_{b\Delta}|^2) + \mathbf{E}_{b\Delta}] \tilde{u} - \Phi_{b\Delta}^T \frac{\partial \hat{f}_\Delta}{\partial y_{b\Delta}} \tilde{u}. \tag{28}$$

则:

$$\begin{aligned} h_{11} &= h_{10} + \Phi_{f\Delta}^T \frac{\partial \hat{f}_\Delta}{\partial y_{f\Delta}} + \Phi_{b\Delta}^T \frac{\partial \hat{f}_\Delta}{\partial y_{b\Delta}} u_c \\ h_{21} &= O(|\Phi_{f\Delta}|^2) + e_{f\Delta} + [\mathbf{O}(|\Phi_{b\Delta}|^2) + \mathbf{E}_{b\Delta}] u_c - d_l \end{aligned} \tag{29}$$

将式(19)化为:

$$\dot{E} = \mathbf{A}E + \mathbf{B}(u^* + h_1 + h_2). \tag{30}$$

假设下式成立:

$$d_l \leq d_0$$

$$\begin{aligned} |\mathbf{E}_{f\Delta}| &\leq w_f, \quad |\mathbf{O}(|\Phi_{f\Delta}|^2)| + w_{f\Delta} + d_0 \leq \varepsilon_{fd} \\ |\mathbf{E}_{b\Delta}| &\leq w_b, \quad |\mathbf{O}(|\Phi_{b\Delta}|^2)| + w_{b\Delta} \leq \varepsilon_b. \end{aligned} \tag{31}$$

则:

$$|h_2| \leq \varepsilon_{fd} + \varepsilon_b u_c = \mathbf{K}_{smc}^* \varphi, \tag{32}$$

式中:  $\mathbf{K}_{smc}^* = [\varepsilon_{fd} \quad \varepsilon_b]^T$ ,  $\varphi = [1 \quad |u_c|]$ .

由此,当系统中存在干扰  $h_1$  和  $h_2$  时,为增强系统的鲁棒性,则取控制量  $u^*$  为:

$$\begin{aligned} u^* &= u_{eq} - \hat{\mathbf{K}}_{smc} \varphi \text{sgn}(\sigma) = \\ & - (\mathbf{S} \mathbf{B})^{-1} \mathbf{S} \mathbf{A}E - \hat{\mathbf{K}}_{smc} \varphi \text{sgn}(\sigma). \end{aligned} \tag{33}$$

式中:  $\mathbf{K}_{smc}^*$  为  $\hat{\mathbf{K}}_{smc}$  的估计值,并假设  $\tilde{\mathbf{K}}_{smc} = \hat{\mathbf{K}}_{smc} - \mathbf{K}_{smc}^*$ , 且满足  $\dot{\tilde{\mathbf{K}}}_{smc} = \dot{\hat{\mathbf{K}}}_{smc}$ , 可得到相应的实际控制量为:

$$\begin{aligned} u &= (b_0 + \hat{b}_\Delta)^{-1} (k^T E + y_d^{(n)} - f_0 - \hat{f}_\Delta + \\ & (\mathbf{S} \mathbf{B})^{-1} \mathbf{S} \mathbf{A}E + \hat{\mathbf{K}}_{smc} \varphi \text{sgn}(\sigma)). \end{aligned} \tag{34}$$

从上式中可看出,基于区间二型模糊神经网络辨识的增益自适应滑模控制适用于公称系统  $f_0(x)$  和  $b_0(x)$  已知,但系统不确定性、非线性及干扰等未知的对象。

### 3.2 稳定性分析

定理 1:对于误差动态系统(11),如控制量取为式(34),且区间二型模糊神经网络可调参数向量和滑模控制增益的自适应律为:

$$\begin{aligned} \dot{\vartheta}_{f\Delta} &= -\Gamma_{f\Delta} \sigma \frac{\partial \hat{f}_\Delta}{\partial y_{f\Delta}} \\ \dot{\vartheta}_{b\Delta} &= -\Gamma_{b\Delta} \sigma \frac{\partial \hat{f}_\Delta}{\partial y_{b\Delta}}, \\ \dot{\mathbf{K}}_{smc} &= \Gamma_{K_{smc}} \varphi |\sigma| \end{aligned} \tag{35}$$

则动态误差系统(11)渐进稳定,式中:  $\Gamma_{f\Delta} > 0$ ,

$\Gamma_{b\Delta} > 0, \Gamma_{K_{smc}} > 0$  为自适应增益矩阵。

证明:取 Lyapunov 函数为:

$$V = \frac{1}{2} \sigma^T (\mathbf{SB})^{-1} \sigma + \frac{1}{2} \Phi_{f\Delta}^T \Gamma^{-1} \Phi_{f\Delta} + \frac{1}{2} \Phi_{b\Delta}^T \Gamma_{b\Delta}^{-1} + \frac{1}{2} \tilde{\mathbf{K}}_{smc} \Gamma_{K_{smc}}^{-1} \tilde{\mathbf{K}}_{smc}. \quad (36)$$

对其进行时间微分可得:

$$\begin{aligned} \dot{V} &= \sigma^T (\mathbf{SB})^{-1} \dot{\sigma} + \Phi_{f\Delta}^T \Gamma_{f\Delta}^{-1} \dot{\Phi}_{f\Delta} + \Phi_{b\Delta}^T \Gamma_{b\Delta}^{-1} \dot{\Phi}_{b\Delta} + \\ &\tilde{\mathbf{K}}_{smc} \Gamma_{K_{smc}}^{-1} \dot{\tilde{\mathbf{K}}}_{smc} = \sigma^T (\mathbf{SB})^{-1} \mathbf{S} [\mathbf{AE} + \mathbf{Bu}^* + \mathbf{B}h_1 + \\ &\mathbf{B}h_2] + \Phi_{f\Delta}^T \Gamma_{f\Delta}^{-1} \dot{\Phi}_{f\Delta} + \Phi_{b\Delta}^T \Gamma_{b\Delta}^{-1} \dot{\Phi}_{b\Delta} + \tilde{\mathbf{K}}_{smc} \Gamma_{K_{smc}}^{-1} \dot{\tilde{\mathbf{K}}}_{smc} = \\ &\sigma^T (\mathbf{SB})^{-1} \mathbf{SAE} + \sigma^T \mathbf{u}^* + \sigma^T h_1 + \sigma^T h_2 + \end{aligned}$$

$\Phi_{f\Delta}^T \Gamma_{f\Delta}^{-1} \dot{\Phi}_{f\Delta} + \Phi_{b\Delta}^T \Gamma_{b\Delta}^{-1} \dot{\Phi}_{b\Delta} + \tilde{\mathbf{K}}_{smc} \Gamma_{K_{smc}}^{-1} \dot{\tilde{\mathbf{K}}}_{smc}$   
将式(29),(33)以及自适应律式(35)代入上式中,可得:

$$\dot{V} = -\sigma^T \tilde{\mathbf{K}}_{smc} \varphi \operatorname{sgn}(\sigma) + \sigma^T h_2 + \tilde{\mathbf{K}}_{smc} \Gamma_{K_{smc}}^{-1} \dot{\tilde{\mathbf{K}}}_{smc}.$$

考虑式(31)得:

$$\begin{aligned} \dot{V} &\leq -\sigma^T \tilde{\mathbf{K}}_{smc} \varphi \operatorname{sgn}(\sigma) + \sigma^T \mathbf{K}_{smc}^* + \tilde{\mathbf{K}}_{smc} \Gamma_{K_{smc}}^{-1} \dot{\tilde{\mathbf{K}}}_{smc} \leq \\ &-\hat{\mathbf{K}}_{smc} \varphi |\sigma| + \mathbf{K}_{smc}^* \varphi |\sigma| + \tilde{\mathbf{K}}_{smc} \Gamma_{K_{smc}}^{-1} \dot{\tilde{\mathbf{K}}}_{smc} = \\ &-(\hat{\mathbf{K}}_{smc} - \mathbf{K}_{smc}^*) \varphi |\sigma| + \tilde{\mathbf{K}}_{smc} \Gamma_{K_{smc}}^{-1} \dot{\tilde{\mathbf{K}}}_{smc} = \\ &-\tilde{\mathbf{K}}_{smc} (\varphi |\sigma| - \Gamma_{K_{smc}}^{-1} \dot{\tilde{\mathbf{K}}}_{smc}) \leq 0. \end{aligned}$$

由 Lyapunov 稳定性理论可知  $\lim_{T \rightarrow \infty} \sigma = 0$ , 由于切换面是稳定的, 则  $\lim_{T \rightarrow \infty} \mathbf{E} = 0$ , 及动态误差系统一致渐进稳定。

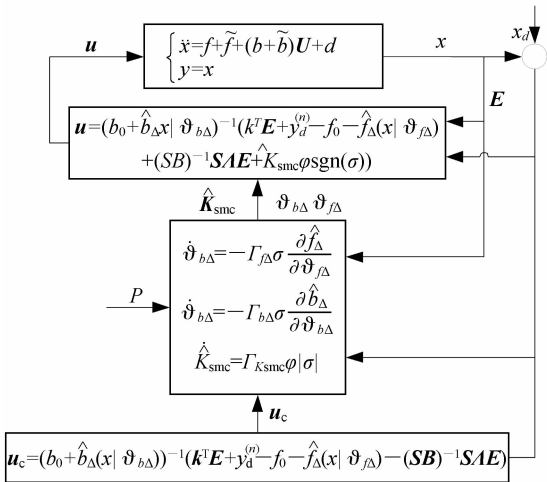


图 2 基于区间二型模糊神经网络辨识的增益自适应滑模控制器设计框图

Fig. 2 Block diagram of gain adaptive sliding mode controller based on interval type-II fuzzy neural network identification

### 4 仿真与对比

针对实际飞行环境下的 MAV 姿态控制系统给出了 3 种控制器, 分别为: 传统的增益自适应滑模控制器; 基于一型模糊网络的滑模控制器; 以及本文所提出的基于区间二型模糊网络的增益自适应滑模控制器。在 MAV 飞行的初始时刻, 其姿态角可设为  $0^\circ$ , 即  $\theta_0 = 0, \varphi_0 = 0, \psi_0 = 0$ , 同时, 设系统的不确定项为  $[0.5^\circ \cos t, 0.25^\circ \cos t, 0.15^\circ \cos t]^T$ 。

为验证系统抗干扰能力, 设系统的干扰项为  $[0.5^\circ \sin t, 0.3^\circ \sin t, 0.4^\circ \sin t]^T$ 。姿态角的期望值定义如下:  $\psi_d = 10^\circ, \theta_d = 25^\circ, \varphi_d = 5^\circ$ 。

MAV 的惯性参数取为:  $I_x = 0.954, I_y = 0.545, I_z = 0.926$ 。本文所提出的基于二型模糊网络的增益自适应滑模控制器的模糊规则和神经网络结构通过在线自适应律来产生与调整。神经网络权值初始值设置为 0, 即  $W_{f\Delta}^j = W_{g\Delta}^j = 0$ , 其它参数选择为:

$$\begin{aligned} k_\psi &= [180, 70, 12]^T, \mathbf{Q}_\varphi = \operatorname{diag}(100, 100, 100); \\ \mathbf{Q}_\theta &= \operatorname{diag}(150, 150, 150), k_\varphi = [150, 60, 8]^T; \\ \mathbf{Q}_\psi &= \operatorname{diag}(120, 120, 120), k_\theta = [200, 65, 10]^T \end{aligned}$$

滑模控制所用的参数选择为:

$$\begin{aligned} \mathbf{K}_{smc}(0) &= [1.6 \times 10^5, 10^4]^T \\ \mathbf{\Gamma}_{smc} &= \operatorname{diag}(6 \times 10^4, 6 \times 10^4) \end{aligned}$$

为验证本文提出控制方案的优越性, 分别采用文献[12]中的传统的增益自适应滑模控制器, 文献

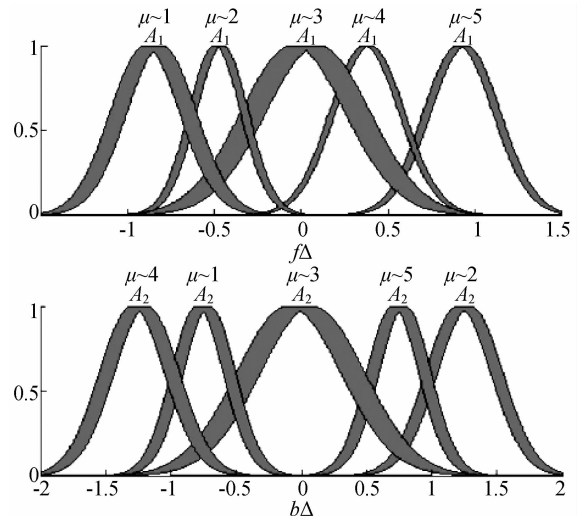


图 3 辨识过程中产生的隶属函数  
Fig. 3 MFs of IT2IFNN during identification process

[13]中的基于一型模糊网络的滑模控制器,以及本文的控制器来跟踪 MAV 期望的姿态角轨迹。通过飞行姿态控制系统的姿态角控制输入量曲线、姿态角控制输出响应曲线、姿态角跟踪误差响应曲线以及三方面来对 MAV 姿态控制进行仿真分析。图 3 以俯仰角为例,给出了轨迹跟踪过程中产生的隶属函数;图 4 给出了姿态角跟踪响应曲线。

在以下的仿真图中,左边图片为微型飞行器飞

行姿态控制系统在无干扰条件下及不存在不确定性条件下的输出曲线,右侧图片为微型飞行器飞行姿态控制系统存在外界干扰及不确定性条件下的系统输出曲线。各个下标分别对应相应的控制方法:“CASMC”对应传统的增益自适应滑模控制器;“GASMC-TIFNN”对应基于一型模糊网络的滑模控制器;“GASMC-ITIFNN”对应本文提出的基于区间二型模糊网络的增益自适应滑模控制器。

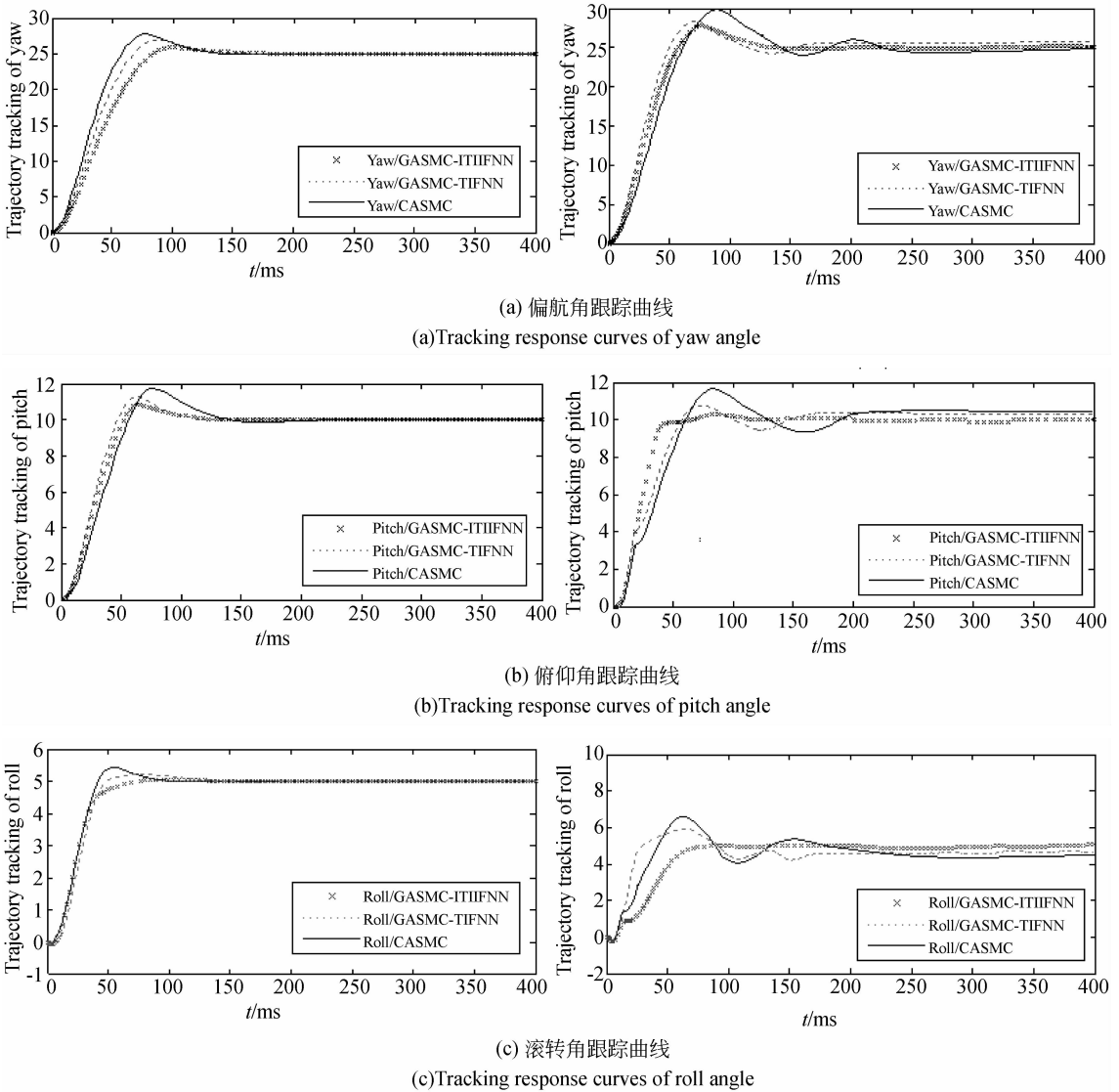


图 4 姿态角跟踪响应曲线

Fig. 4 Tracking response curves of angles

从仿真结果可知,对于公称系统,3 种控制方法控制精度均较好。其中,传统的增益自适应滑模控制器响应时间短,但超调量较大,有误差;基于一型

模糊网络的滑模控制器稳态误差小,但调节时间略长;基于区间二型模糊网络的增益自适应滑模控制器控制精度高,超调量也不大。当考虑到系统不确

定性及干扰时,3种控制器的控制精度均下降,但从输出结果来看,基于区间二型模糊网络的增益自适应滑模控制器的控制效果明显好于其它两种控制器。

## 5 结 论

针对微型飞行器的姿态角扰动引起的系统不确定性及外界干扰等问题,提出了基于区间二型模

糊神经网络辨识的增益自适应模糊控制器。通过设计李亚普诺夫函数,得到闭环系统一致稳定条件下的区间二型模糊神经网络参数的自适应律及滑模增益自适应律。仿真结果显示,相对于传统的增益自适应滑模控制器及基于一型模糊神经网络辨识的滑模控制器来说,采用本文的控制器不仅对系统的不确定性因素及外界干扰具有较强的鲁棒性,而且跟踪精度也令人满意。

## 参考文献:

- [1] 李占科,宋笔锋,宋海龙. 微型飞行器的研究现状及其关键技术[J]. 飞行力学,2003,21(4):1-4.  
LI ZH K, SONG B F, SONG H L. Study on actualities of micro air vehicles and its key technology [J]. *Flight Dynamics*, 2003,21(4):1-4. (in Chinese)
- [2] 翁梓华,黄太平,吴金明,等. 微型飞行器的研究进展和主要技术[J]. 航空制造技术,2005(2):98-102.  
WENG X H, HUANG T P, WU J M, *et al.*. Research progress and key technologies of mciro air vehicle [J]. *Aeronautical Manufacturing Technology*, 2005, (2):98-102. (in Chinese)
- [3] CHENG M B, VERICA R, SU W CH. Sliding model boundary control of a parabolic PDE system with parameter variations and boundary uncertainties [J]. *Automatica*, 2011,47(2):381-387.
- [4] LIU X, WANG W. High order sliding mode and its application on the tracking control of piezoelectric systems [J]. *Int J Innovative Comput Inform Control*, 2008, 4:697-704.
- [5] 张玲瑄,贾振元,任小涛,等. 微细电火花加工放电状态逐级映射检测[J]. 光学 精密工程,2010, 18(3):663-669.  
ZHANG L X, JIA ZH Y, REN X T, *et al.*. Successive mapping detection of micro EDM discharge state [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(3):663-669. (in Chinese)
- [6] 段洪君. 微型飞行器飞行姿态控制方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2007.  
DUAN H J. *Flight Attitude control of MAV* [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2007. (in Chinese)
- [7] 陈向坚,李迪,白越,等. 模糊神经网络在自适应双轴运动控制系统中的应用[J]. 光学 精密工程,2011,19(8):1643-1650.  
CHEN X J, LI D, BAI Y, *et al.*. Application of type-II fuzzy neural network to adaptive double axis motion control system [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011,19(8): 1643-1650. (in Chinese)
- [8] 李迪,陈向坚,续志军,等. 自组织递归区间二型模糊神经网络在动态时变系统辨识中的应用[J]. 光学 精密工程,2011,19(6):1406-1413.  
LI D, CHEN X J, XU ZH J, *et al.*. Type-II fuzzy neural networks with self-organizing recurrent intervals for dynamic time-varying system identification [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(6): 1406-1413. (in Chinese)
- [9] CHEN X J, LI D, XU ZH J, *et al.*. Robust control of quadrotor MAV using self-organizing interval type-II fuzzy neural networks (SOIT-IIFNNs) controller [J]. *International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics*, 2011, 4(3):397-412.
- [10] 陈向坚,李迪,续志军,等. 四旋翼微型飞行器的区间二型模糊神经网络自适应控制[J]. 光学 精密工程,2012,20(6):1334-1341.  
CHEN X J, LI D, XU ZH J, *et al.*. Adaptive control of quadrotor MAV using interval type-II fuzzy neural network [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(6):1334-1341. (in Chinese)
- [11] CHEN X J, LI D, BAI Y, *et al.*. Modeling and Neuro-Fuzzy adaptive attitude control for Eight-Rotor MAV [J]. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 2011, 9(6):1154-1163.
- [12] CHEN X K. Adaptive sliding mode control for discrete-time multi-input multi-output systems [J]. *Automatica*, 2006, 42(3):427-435.
- [13] HUNG L C, CHUNG H Y. Decoupled sliding-mode with fuzzy-neural network controller for nonlinear systems [J]. *International Journal of Approximate Reasoning*, 2007,46:74-97.

## 作者简介:



李迪(1982—),男,吉林白山人,博士研究生,2005年、2009年于东北电力大学分别获得学士、硕士学位,主要从事嵌入式系统、微型飞行器的图像传输与自动控制方面的研究。E-mail: lidil19821111@163.com



陈向坚(1983—),女,吉林人,博士研究生,2005年、2009年于东北电力大学分别获得学士、硕士学位,主要从事微型飞行器自动控制、智能控制方面的研究。E-mail: cxj831209@163.com



续志军(1953—),男,吉林长春人,研究员,博士生导师。主要从事电子技术、自动控制方面的研究。E-mail: xuzj538@ciomp.ac.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)