

引用格式:张建党,陈机林,侯远龙,等. 随动模拟加载系统的自适应神经滑模控制[J]. 电光与控制,2019,26(3):69-73. ZHANG J X, CHEN J L, HOU Y L, et al. Adaptive neural sliding mode control of servo simulated loading system[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(3):69-73.

随动模拟加载系统的自适应神经滑模控制

张建党, 陈机林, 侯远龙, 闫时军, 胡达

(南京理工大学机械工程学院, 南京 210094)

摘要: 针对炮控系统随动模拟加载系统存在的摩擦、间隙、耦合等复杂非线性和参数时变等不确定性特征,提出了一种自适应神经滑模控制策略。对于系统中存在参数时变等不确定性,利用RBF神经网络自适应逼近不确定部分;另外,利用RBF神经网络动态调节切换函数的切换增益,改善系统的动态品质。采用Lyapunov理论推导出自适应律,在线估计神经网络权值和未知函数,并证明了系统稳定性。仿真表明,该控制策略能够较好地抑制干扰力矩,响应快,保证了系统静、动态的加载控制精度和鲁棒性。

关键词: 随动模拟加载系统; 滑模控制; RBF神经网络; 自适应律; 干扰力矩

中图分类号: TJ393 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2019.03.015

Adaptive Neural Sliding Mode Control of Servo Simulated Loading System

ZHANG Jian-xue, CHEN Ji-lin, HOU Yuan-long, YAN Shi-jun, HU Da

(School of Mechanical Engineer, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: To overcome the complicated nonlinearity such as friction, clearance and coupling and the uncertainties such as time-varying of parameter existed in the servo simulated loading system for Gun Control Systems (GCS), an adaptive sliding mode control strategy based on RBF neural network is proposed. To the uncertainties such as parameter time-varying in the system, RBF neural network is used to approach uncertain parts adaptively. Then, a dynamic adjustment approach of the switch gain RBF neural network is used to dynamically adjust the switching gain of the switching function, which enhances the dynamic performance of the system. An adaptive law is derived by using Lyapunov theory to estimate neural network weights and unknown functions online and ensure the stability of the system. Simulation results show that this control strategy can not only effectively suppress the external disturbances, but also has a rapid responding speed, which ensures the control precision and robustness when the system is loading in static or dynamic state.

Key words: servo simulated loading system; sliding mode control; RBF neural network; adaptive law; disturbance torque

0 引言

在实际工作中,炮控系统会受到摩擦力矩、惯性力矩等各种干扰力矩的影响,为保证炮控制系统的控制性能,作为一种半实物仿真实验装置,随动模拟加载系统能够模拟炮控随动系统运行中实际所受的负载,具有可重复实验、无破坏性、方便维护等特点,得到广泛应用^[1-2]。由于随动模拟加载系统自身存在的复杂非线性,

产生的干扰力矩严重影响了系统的加载精度和鲁棒性。数年来,学者们对其控制系统进行研究与设计,常用的控制策略有自适应鲁棒控制^[3]、自适应控制^[4]、滑模控制^[5]等,并取得一定的研究成果^[6]。文献[7-8]提出了等效滑模的方法,利用RBF神经网络对系统的未知部分进行学习和补偿,有效地保证了目标跟踪精度;文献[9]在普通滑模控制上融入了RBF网络调参策略,此策略解决了高超声速飞行器存在的复杂非线性及强耦合,增强了鲁棒性。综合上述文献资料,本文将滑模控制和神经网络两者结合起来,以随动模拟加载系统为研究对象,建立数学模型,设计一种RBF神经网络自适应

收稿日期:2018-04-19

修回日期:2018-05-13

作者简介:张建党(1993—),男,江苏连云港人,硕士生,研究方向为智能检测与控制。

滑模控制策略,抑制干扰力矩,保证系统的加载精度和鲁棒性。

1 系统结构与建模

1.1 系统结构

随动模拟加载系统主要由主控计算机、加载处理器、信号调理模块、电机驱动器、加载电机与随动电机、扭矩传感器、旋转变压器及 RDC 模块构成,其结构见图 1。

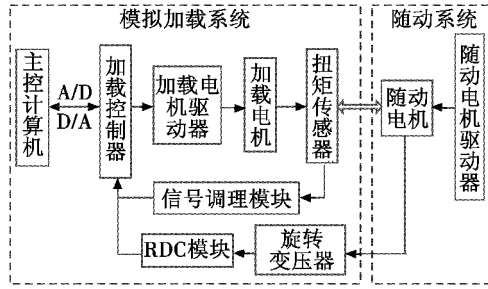


图 1 系统结构图

Fig. 1 The structure of the system

主控计算机发送力矩信号指令,加载处理器接收计算机和扭矩传感器发来的信号并处理,然后给出相应的力矩信号,驱动器驱动加载电机,模拟炮控随动系统所受的负载,此时通过扭矩传感器再反馈力矩信号,实现力矩闭环控制。

1.2 数学模型

随动模拟加载系统采用永磁同步电机,具有响应快、结构小、可靠性高等优点^[10]。由于永磁同步电机控制比较复杂,为了便于分析和解决问题,在电机交轴电流 $i_d = 0$ 的控制方式下,将其简化为直流电机的数学模型^[11]。经过分析与化简,得到图 2 的系统数学模型。

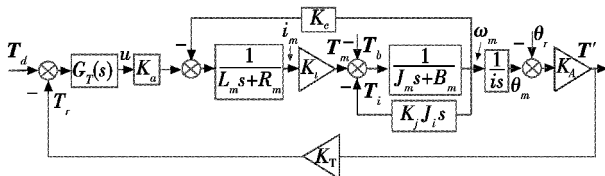


图 2 系统数学模型框图

Fig. 2 The mathematical model of the system

图 2 中: T_d 为参考力矩输入; $G_T(s)$ 为控制器; u 为输出电压; K_a 为输出增益; L_m 为电枢回路电感; R_m 为电枢回路电阻; K_t 为执行电机力矩系数; T_m 为电磁转矩; T_b 为干扰力矩; T_i 是转动惯量盘产生的力矩; K_e 为电机反电动势系数; J_m 为折算到力矩电机轴上的转动惯量; B_m 为电机转子的粘性摩擦系数; i 为减速比; K_j 是转动惯量的系数; J_i 是转动惯量盘的等效转动惯量; θ_r 为随动系统的输出转角; K_A 是力矩传感器的弹性系数; K_T 是力矩闭环反馈系数; T' 为输出力矩。

由图 2 可知,加载电机的电磁转矩为

$$T_m = -\frac{K_e K_t}{R_m + L_m s} \omega_m + \frac{K_a K_t}{R_m + L_m s} u \quad (1)$$

根据图 2 以及转矩平衡方程可得

$$T_m - T_i - T_b = J_m i \ddot{\theta}_m + B_m i \dot{\theta}_m \quad (2)$$

输出力矩为

$$T' = K_A (\theta_m - \theta_r) \quad (3)$$

将式(1)代入式(2)得

$$\frac{K_e K_t}{R_m + L_m s} \omega_m + \frac{K_a K_t}{R_m + L_m s} u - K_j J_i \frac{d\omega_m}{dt} - T_b = J_m i \ddot{\theta}_m + B_m i \dot{\theta}_m \quad (4)$$

在永磁同步电机工作中,电流响应的延迟时间很小,可以忽略,简化得

$$\frac{1}{R + Ls} = \frac{1}{R(1 + Ls/R)} \approx \frac{1}{R} \quad (5)$$

取状态变量为 $X = (x_1 \ x_2)^T$, 其中, $x_1 = T'$, $x_2 = \dot{T}'$ 。

联立以上等式,则系统的状态方程为

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

式中: $f(X, t)$ 为系统的未知非线性动力学方程, $f(X, t) =$

$$-\frac{1}{K_j J_i + J_m} \left(B_m + \frac{K_e K_t}{R_m} \right) x_2; g \text{ 为系统的控制增益, } g = \frac{K_a K_t K_A}{R_m i (K_j J_i + J_m)}; d(t) \text{ 为外部有界扰动项, 即满足 } |d(t)| \leq$$

$$M, M \text{ 为常数, } d(t) = -\frac{K_A}{(K_j J_i + J_m) i} T_b - \frac{K_A}{(K_j J_i + J_m)} \cdot \left(B_m + \frac{K_e K_t}{R_m} \right) \dot{\theta}_r - \ddot{\theta}_r$$

2 自适应神经滑模控制器设计

2.1 RBF 神经网络

RBF 神经网络是一种 3 层的前馈网络,其结构简单、运算能力强,能够以任意精度逼近不确定部分,被广泛用于非线性控制^[12]。因此,采取 RBF 网络分别来学习逼近系统不确定项和调节系统参数,设计了一种如图 3 所示的 2-7-1 的神经网络架构。

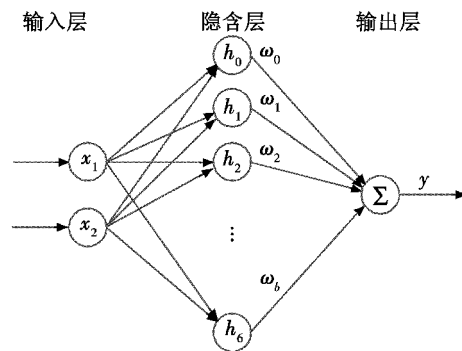


图 3 RBF 神经网络结构图

Fig. 3 Structure of RBF neural network

1) 输入层:选用 $\mathbf{X} = (x_1 \ x_2)$ 作为该神经网络的输入信号向量。

2) 隐含层:网络的径向基函数选取高斯函数,网络神经元为7个,即 $\mathbf{H} = (h_0 \ h_1 \ h_2 \ \dots \ h_6)^T$,高斯函数结构为

$$h_j = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{X} - c_j\|^2}{2b_j^2}\right) \quad (7)$$

式中: h_j 是第 j 个隐含层神经元输出; \mathbf{X} 为网络输入; c_j 是第 j 个高斯基函数的中心; b_j 是第 j 个高斯基函数的宽度, $j=0,1,2,\dots,6$ 。

3) 输出层:将权值 ω 和高斯函数 h 的积线性求和, $\mathbf{W} = (\omega_0 \ \omega_1 \ \dots \ \omega_6)$ 为神经网络的权值向量,输出为

$$y = \sum_{j=0}^6 \omega_j h_j = \mathbf{W}^T \mathbf{H} \quad (8)$$

2.2 控制器设计

控制器的设计有以下两步:1) 设计合适的滑模面 $\dot{s} = 0$,使滑模运动符合要求;2) 设计合适的切换函数,确保状态轨迹收敛于滑模面。

2.2.1 滑模面设计

根据系统控制目标要求,设计相应的控制器使得输出量 T' 近似跟踪理想输出量 T_d ,令力矩误差 $e = T_d - T'$ 。

则有

$$\ddot{e} = \ddot{T}_d - \ddot{T}' = \ddot{T}_d - f(x) - gu - d(t) \quad (9)$$

滑模面设计为

$$s = \dot{e}(t) + c_1 e(t) + c_2 \int_{-\infty}^t e(\tau) d\tau \quad (10)$$

式中: $c_1 > 0; c_2 > 0$ 。

对式(10)求导,则

$$\dot{s} = \ddot{e} + c_1 \dot{e} + c_2 e \quad (11)$$

将式(9)代入式(11),并整理得

$$\dot{s} = c_1 \dot{e} + \ddot{T}_d - f(x) - d(t) + c_2 e - gu \quad (12)$$

由于系统本身存在的复杂非线性和不确定性特征, $f(x)$ 难以精确获得。故利用 RBF 网络的逼近特性,构造 $\hat{f}(x)$ 函数,对 $f(x)$ 进行自适应逼近,RBF 网络输出算法为

$$f(x) = \mathbf{W}^{*T} \mathbf{h}_f(x) + \varepsilon_f \quad (13)$$

式中: \mathbf{W}^* 为逼近 $f(x)$ 的理想网络权值; ε_f 为网络逼近误差, $|\varepsilon_f| \leq \varepsilon_{Mf}$ 。

取网络输入 $\mathbf{X}_1 = (e \ \dot{e})^T$,则 RBF 输出为

$$\hat{f}(x) = \hat{\mathbf{W}}^T \mathbf{h}_f(x) \quad (14)$$

式中: $\mathbf{h}_f(x)$ 为 RBF 网络的高斯基函数。

令 $\dot{s} = 0$,故等效控制量为

$$u_{eq} = \frac{1}{g}(c_1 \dot{e} + \ddot{T}_d - \hat{f}(x) - d(t) + c_2 e) \quad (15)$$

2.2.2 基于 RBF 神经网络的切换函数设计

针对切换函数,通常有两点要求:1) 距离滑模面远时,运动点加快向其靠近;2) 靠近滑模面时,降低运动速度,保证运动点平稳到达滑模面。为满足趋近条件

$$s\dot{s} \leq -\eta|s| \quad \eta > 0 \quad (16)$$

切换函数设计为

$$U_{sw} = \varepsilon |e| \operatorname{sgn} s + ks \quad (17)$$

式中: ε 为等速项增益, $\varepsilon > 0$; k 为指数项增益, $k > 0$ 。

由于系统自身存在的复杂非线性以及不确定性,固定的切换增益难以满足系统控制的要求。利用 RBF 网络的学习功能,对增益 ε 和 k 在线动态调节,保证系统的最优控制性能。

取输入向量 $\mathbf{X}_2 = (s \ e)^T$,则 RBF 神经网络输出为

$$\begin{cases} k = \left| \sum_{j=1}^n w_{j1} h_j(\mathbf{X}_2) \right| \\ \varepsilon = \left| \sum_{j=1}^n w_{j2} h_j(\mathbf{X}_2) \right| \end{cases} \quad (18)$$

由以上可得,本文所提出的输出控制量为

$$u = u_{eq} + u_{sw} = \frac{1}{g}(c_1 \dot{e} + \ddot{T}_d - \hat{f}(x) - d(t) + c_2 e) + \varepsilon |e| \operatorname{sgn} s + ks \quad (19)$$

2.3 稳定性分析

设计 Lyapunov 函数为

$$L = \frac{1}{2} s^2 + \frac{1}{2\gamma} \tilde{\mathbf{W}}^T \tilde{\mathbf{W}} \quad (20)$$

式中: $\gamma > 0; \tilde{\mathbf{W}} = \mathbf{W}^* - \hat{\mathbf{W}}$ 。

$$\dot{L} = s\dot{s} + \frac{1}{\gamma} \tilde{\mathbf{W}}^T \dot{\tilde{\mathbf{W}}} \quad (21)$$

将式(19)代入式(12),并整理得

$$\dot{s} = c_1 \dot{e} + \ddot{T}_d - f(x) - gu - d(t) + c_2 e - f(x) + \hat{f}(x) - \varepsilon |e| \operatorname{sgn} s - gks \quad (22)$$

则

$$\dot{s} = \tilde{\mathbf{W}}^T \mathbf{H}_f - \varepsilon_f - \varepsilon |e| \operatorname{sgn} s - gks \quad (23)$$

由式(21)和式(23),可得

$$\begin{aligned} \dot{L} = s\dot{s} + \frac{1}{\gamma} \tilde{\mathbf{W}}^T \dot{\tilde{\mathbf{W}}} = & s(\tilde{\mathbf{W}}^T \mathbf{h}_f(x) - \varepsilon_f - \varepsilon |e| \operatorname{sgn} s - \\ & gks) - \frac{1}{\gamma} \tilde{\mathbf{W}}^T \dot{\tilde{\mathbf{W}}} = \tilde{\mathbf{W}}^T \left(s \mathbf{h}_f(x) - \frac{1}{\gamma_1} \dot{\tilde{\mathbf{W}}} \right) - \\ & s(\varepsilon_f + \varepsilon |e| \operatorname{sgn} s + gks) \end{aligned} \quad (24)$$

取自适应律为

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

则

$$\dot{L} = -\varepsilon_f s - \varepsilon |e| |g| |s| - gks^2 \quad (26)$$

由于 RBF 网络逼近误差 ε_f 为非常小的实数, $k > 0, g > 0$,取 $\varepsilon \geq \frac{1}{g|e|} |\varepsilon_f|$,则有 $\dot{L} \leq 0$,故系统稳定。

2.4 控制器结构图

通过上述分析,设计如图4所示的自适应神经滑模模结构图。

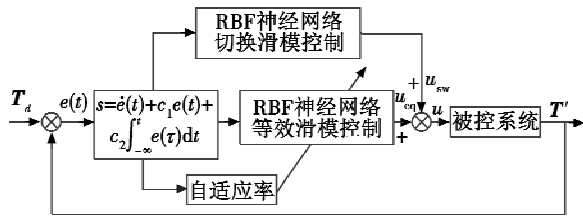


图4 自适应神经滑模结构图

Fig. 4 Structure of adaptive neural sliding mode

3 仿真分析

为了验证本文设计的控制策略,利用 Matlab 软件对其进行仿真实验,用到的数据基于自主研发的炮控系统随动模拟加载系统实验平台,主要参数值为: $R_m = 1.2 \Omega$, $J_m = 0.038 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$, $i = 1$, $K_i = 2.26 \text{ N} \cdot \text{m}/\text{A}$, $K_a = 2.62 \text{ V}/(\text{N} \cdot \text{m})$, $K_A = 0.72 \text{ N} \cdot \text{m}/(\text{°})$, $K_T = 2.9 \text{ V}/\text{A}$, $K_e = 0.197 \text{ V}/(\text{rad} \cdot \text{s}^{-1})$, $L_m = 2.907 \times 10^{-3} \text{ H}$, $B_m = 0.22 \text{ N} \cdot \text{m} \cdot \text{s}/\text{rad}$, $J_i = 0.0048 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$, $K_j = 24$ 。

将带有外部扰动的阶跃响应信号作为系统的参考信号,在 0.56 s 左右,系统外加了 $-1 \text{ N} \cdot \text{m}$ 干扰,在普通滑模控制(SMC)和 RBF 网络自适应滑模控制(RBF-SMC)下比较系统的性能,结果如图5所示。可以看出,RBF-SMC 的系统在 0.1 s 左右到达给定目标位置,响应较快;出现干扰时,RBF-SMC 控制器表现较好,系统引起的扰动较小,而且很快进入稳定状态;另外,RBF-SMC 控制器的阶跃曲线抖动幅度比 SMC 控制器的要小。总的来说,本文提出的控制方法响应速度快,能较好地抑制干扰,鲁棒性较好。

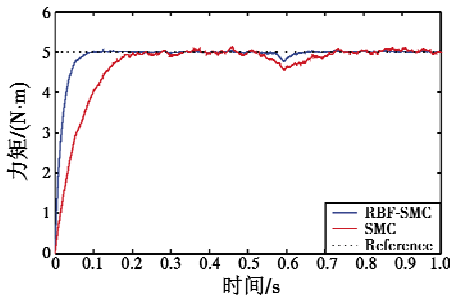
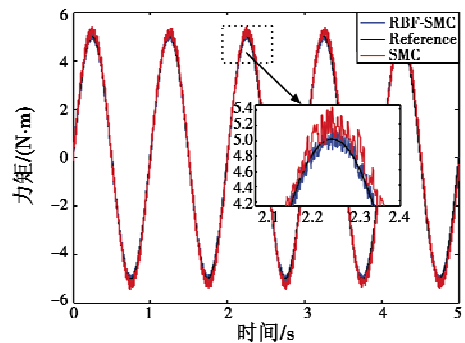


图5 力矩阶跃响应图

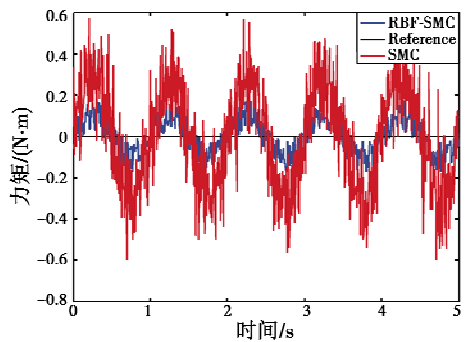
Fig. 5 Torque step response diagram

对系统进行了正弦跟踪仿真实验,进一步检验所设计的 RBF-SMC 控制器的动态性能。根据该炮控随动系统的自身特性和实际工作情况,给定理想力矩为频率 1 Hz、幅值为 0 ~ 15 N · m 的正弦输入信号。考虑到炮控随动系统对目标信号造成的影响,取指令信号为 $\sin 2\pi t$ 做正弦运动。选取给定正弦信号分别为 $5\sin 2\pi t$

和 $10\sin 2\pi t$ 时,对应的正弦跟踪和误差实验结果如图6和图7所示。



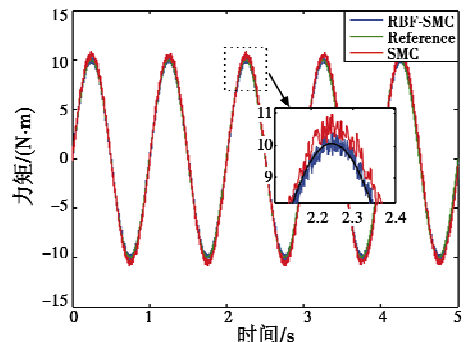
a 正弦跟踪



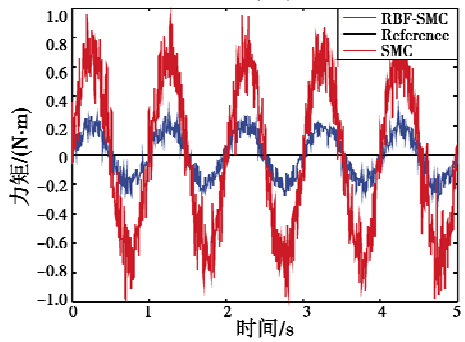
b 跟踪误差

图6 5sin 2πt 时正弦跟踪及跟踪误差图

Fig. 6 Sinusoid tracing diagram and tracing error at 5sin 2πt



a 正弦跟踪



b 跟踪误差

图7 10sin 2πt 时正弦跟踪图及跟踪误差图

Fig. 7 Sinusoid tracing diagram and the tracing error at 10sin 2πt

分析图6和图7,得到系统在不同控制策略下的

幅差和相差数据,见表1。

表1 加载实验数据表

Table 1 Experimental data of loading

参考信号/(N·m·Hz ⁻¹)	控制策略	幅差/%	相差/(°)
5	SMC	6.74	-4.517
	RBF-SMC	1.83	-1.836
10	SMC	8.32	-7.367
	RBF-SMC	2.69	-2.975

通过比较可知,在 $5\sin 2\pi t$ 正弦加载信号的情况下,分别采用RBF-SMC控制策略的正弦曲线幅差和相差1.83%及-1.836°,能较好地跟踪目标曲线,参考信号增大时,其幅差和相差变化较小;而采用SMC策略的系统幅差和相位偏差较大,不满足加载系统的要求。因此,本文提出的控制策略保证了系统的加载控制精度,有效地抑制干扰力矩,符合模拟加载系统的加载要求。

4 结束语

针对炮控系统随动模拟加载系统自身的摩擦、间隙、位置扰动等复杂非线性和参数时变等不确定性问题,设计了一种RBF神经网络自适应等效滑模控制策略。由仿真结果可知,该方法较好地抑制了干扰力矩,具有较强的鲁棒性,能够快速稳定跟踪给定信号,保证了系统的加载控制精度,符合加载系统的指标要求。

参考文献

[1] 张彦斌. 火炮控制系统及原理[M]. 北京:北京理工大学出版社,2009.

[2] 王力,钱林方,高强,等. 基于灰预测模糊PID的随动系统负载模拟器力矩控制研究[J]. 兵工学报,2012,33(11):1379-1386.

[3] YAO J Y, JIAO Z X, MA D W. Adaptive robust control of DC motors with extended state observer[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(7):3630-3637.

[4] 李罡,贺向宗,李宝仁,等. 变刚度电液力负载模拟器自适应反步控制[J]. 液压与气动,2015(9):130-133.

[5] 王修岩,杨森,李宗帅. 电动负载模拟器的滑模自适应控制器设计[J]. 微特电机,2015,43(7):96-100,107.

[6] 韩业壮,华容. 四旋翼飞行器的RBF网络自适应滑模控制[J]. 光电与控制,2017,24(11):22-27.

[7] NIU J J, FU Y L, QI X Y. Design and application of discrete sliding mode control with RBF network-based switching law[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2009, 22(3):279-284.

[8] 田建辉,钱林方,徐亚栋,等. 无人炮塔火力线跟踪神经滑模控制[J]. 兵工学报,2011,32(6):641-645.

[9] 王建敏,董小萌,吴云洁. 高超声速飞行器RBF神经网络滑模变结构控制[J]. 电机与控制学报,2016,20(5):103-110.

[10] 李政,胡广大,崔家瑞,等. 永磁同步电机调速系统的积分型滑模变结构控制[J]. 中国电机工程学报,2014,34(3):431-437.

[11] 郭舜. 电动负载模拟器的控制系统研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2012.

[12] 刘治钢,王军政,赵江波. 永磁同步电机神经网络自适应滑模控制器设计[J]. 电机与控制学报,2009,13(2):290-295.

(上接第38页)

tasking of UAV's using a genetic fuzzy approach[C]//The 51st AIAA Aerospace Sciences Meeting including the New Horizons Forum and Aerospace Exposition, Grapevine, 2013;AIAA 2013-1032.

[7] 谢军,耿家利,张萍,等. 多无人机协同探测时间最小化问题的研究[J]. 杭州电子科技大学学报:自然科学版,2017,36(6):95-99.

[8] 旷东林. 混合遗传算法在MTSP中的应用[D]. 长沙:中南大学,2009.

[9] 贾瑞玉,李玉功. 类簇数目和初始中心点自确定的K-means算法[J]. 计算机工程与应用,2018,54(7):152-158.

[10] 金仙力,李金刚. 基于遗传算法的多目标路径优化算法的研究[J]. 计算机技术与发展,2018,28(2):54-58.

[11] 祝崇隽,刘民,吴澄,等. 针对模糊需求的VRP的两种2-opt算法[J]. 电子学报,2001,29(8):1035-1037.

(上接第53页)

109-111,115.

[3] 范昊鹏,王庆宾,吴晓平. 空间扰动引力场特征分析[C]//中国地球物理学会. 地球物理应用前沿,2015:60-65.

[4] 李广华,张洪波,汤国建. 高超声速滑翔飞行器典型弹道特性分析[J]. 宇航学报,2015,36(4):397-403.

[5] XU M L, CHEN K J, LIU L H, et al. Quasi-equilibrium glide adaptive guidance for hypersonic vehicles[J]. Science China Technological Sciences, 2012, 55(3):856-866.

[6] 刘欣. 助推-滑翔式飞行器弹道设计与制导技术研究

[D]. 长沙:国防科学技术大学,2012.

[7] 张毅,肖龙旭,王顺宏. 弹道导弹弹道学[M]. 长沙:国防科技大学出版社,2005:148-157.

[8] 董茜,张华伟,王文灿,等. 扰动引力对被动段弹道的影响[J]. 弹箭与制导学报,2007,27(2):200-202.

[9] 袁宇,王明海. 扰动引力计算及其对弹精度影响研究[J]. 弹箭与制导学报,2006,26(s1):360-362,366.

[10] PHILLIPS T H. A common aero vehicle (CAV): model, description, and employment guide[R/OL]. [2018-04-10]. <http://www.dtic.mil/matrics/sbir/sbir041/srch/af031a.doc>.