

doi: 10.7690/bgzdh.2018.11.001

基于自适应神经网络 Backstepping 空中加油编队飞行控制

李华东, 袁锁中, 安 帅

(南京航空航天大学自动化学院, 南京 210016)

摘要: 为解决无人机自主空中加油过程加油机和受油机编队飞行控制的问题, 提出了对受油机采用导引回路和姿态回路分离控制策略, 采用 L1 导引算法设计一种基于自适应神经网络 Backstepping 飞行控制器。将改进的 L1 导引算法应用于受油机的横向和纵向的导引, 使用自适应神经网络补偿受油机受到的外界的干扰和系统模型误差, 神经网络权值矩阵通过自适应律在线更新, 并结合 Backstepping 控制方法设计受油机的控制律。仿真结果表明: 在受油机与加油机编队飞行过程中, 该设计方法能有效提高受油机的跟踪精度和抗干扰能力, 解决空中加油编队飞行控制问题。

关键词: 自主空中加油; 编队飞行; L1 导引; 自适应神经网络; Backstepping

中图分类号: TP202 **文献标志码:** A

Flight Control of Air Refueling Formation Based on Adaptive Neural Network Backstepping

Li Huadong, Yuan Suozhong, An Shuai

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: In order to solve the process of UVA autonomous aerial refueling tankers and receiver aircraft formation flight control problem, proposed to the receiver aircraft separation by guidance loop and attitude control strategy, and design based on the L1 guidance algorithm based on adaptive Backstepping flight controller. Improved L1 guidance algorithm was applied to horizontal and vertical guided by oil machine, using adaptive neural network compensating the receiver aircraft external disturbance and system model error, the neural network weight matrix through online updates, the adaptive law and combining the Backstepping control method to design the receiver aircraft control law. The simulation results show that the receiver aircraft and tankers in the process of the formation flight, the design method can effectively improve the tracking precision of the receiver aircraft and anti-interference ability, effectively solve the problem of aerial refueling formation flight control.

Keywords: autonomous aerial refueling; formation flying; L1 guidance algorithm; adaptive neural network; Backstepping

0 引言

无人机经历数次的战场考验, 完成任务能力显著, 得到广泛的应用, 但是无人机航程、飞行时间和有效载荷都受到自身燃油携带量的限制, 而无人机自主空中加油技术^[1]能够有效解决这些问题。

在空中加油过程中, 能否顺利完成加油的关键取决于受油机和加油机编队飞行的精确控制。受油机不仅受到大气紊流干扰^[2]而且加油机尾涡流^[3]也对受油机影响明显; 因此, 受油机控制设计要具有较强的抗干扰能力。

目前受油机控制器的设计分为 2 种: 一种将控制器分为导引回路和姿态回路分开设计; 另一种是制导与控制一体化设计。文献[4]采用前一种方式, 分别采用自适应动态逆方法和 LQR 方法设计飞行

控制, 在此基础上设计导引回路, 实现了良好的跟踪效果; 文献[5]采用的是后一种设计方法, 对编队飞行系统进行反馈线性化, 得到伪控制指令和无人机控制量逆的关系, 再利用自适应神经网络对反馈线性化过程的建模误差进行补偿, 实现了双机编队飞行。

文献[6-7]采用 L1 导引改进方法, 能够在横侧向风干扰下进行稳定的控制, 但是该方法只用于飞行器横侧向导引控制; 文献[8-10]采用 Backstepping 控制方法设计控制器, 取得了较好的姿态跟踪效果, 为笔者提供了借鉴。

笔者采用内外环分离设计。这种设计方式物理概念明确, 且易于工程实现。传统的 L1 导引方法仅针对路径跟随策略, 笔者对 L1 导引方法和

收稿日期: 2018-08-15; 修回日期: 2018-10-10

作者简介: 李华东(1992—), 男, 安徽人, 硕士, 从事飞行控制、无人机自主空中加油研究。

Backstepping 方法进行改进,使其应用于空中加油编队飞行。改进的 L1 导引方法不仅能用于横侧向的导引,而且对于纵向的导引也有很好效果。控制器结合自适应神经网络和 Backstepping,提高系统的抗干扰能力和跟踪精度。通过仿真验证,笔者设计的控制方法能有效地解决空中加油过程中编队飞行的问题。

1 受油机姿态回路设计

1.1 受油机建模

以常规的无人受油机模型为基础,选取系统状态变量 $x_1, x_2 \in R^3$, 系统的控制输入量为 $u \in R^3$ 。角度的状态量 $x_1 = [\alpha \ \beta \ \phi]^T$, 角速度的状态变量选取 $x_2 = [p \ q \ r]^T$, 控制输入量 $u = [\delta_e \ \delta_a \ \delta_r]^T$, 则无人受油机非线性动态模型可表示为:

根据气体冲击波超压峰值关系式:

$$\left. \begin{aligned} \dot{x}_1 &= f_1(x_1) + g_1(x_1)x_2 + h_1(x_1)u \\ \dot{x}_2 &= f_2(x_1, x_2) + g_2(x_1, x_2)u \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

忽略控制舵面的变化对气动力的影响,可以将系统式转化为一种“标准块控制形”的纯反馈多输入输出系统,如下式:

$$\left. \begin{aligned} \dot{x}_1 &= f_1(x_1) + g_1(x_1)x_2 \\ \dot{x}_2 &= f_2(x_1, x_2) + g_2(x_1, x_2)u \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

其中:

$$f_1(x_1) = \frac{1}{mV} [0 \ 0 \ f_*]^T;$$

$$g_1(x_1) = \begin{bmatrix} 1 & \tan \theta \sin \phi & \tan \theta \cos \phi \\ 0 & \cos \phi & -\sin \phi \\ \sin \alpha & 0 & -\cos \alpha \end{bmatrix}.$$

式中: $f_* = \bar{q}S C_{Y,\beta} \beta - T \sin \beta \cos \alpha + mg(\cos \alpha \sin \beta \sin \theta + \cos \beta \sin \phi \cos \theta - \sin \alpha \cos \phi \cos \theta)$; T 为发动机推力; S 为特征面积; \bar{q} 为来流动压; C_{**} 为与 2 个下标有关的气动系数。

$$f_2(x_1, x_2) = \begin{bmatrix} c_1 p q + c_2 q r + \bar{q} S b (c_3 C_{l,\beta} \beta + c_4 C_{n,\beta} \beta) + \frac{\bar{q} S b^2}{2V} [c_3 (C_{l,p} p + C_{l,r} r) + c_4 (C_{n,p} p + C_{n,r} r)] \\ c_5 p r - c_6 (p^2 - r^2) + c_7 \bar{q} S c (C_{m,0} + C_{m,\dot{\alpha}} \dot{\alpha} + C_{m,\beta} \beta + \frac{C_{m,q} c}{2V} q) \\ c_8 p q - c_1 q r + \bar{q} S b (c_4 C_{l,\beta} \beta + c_9 C_{n,\beta} \beta) + \frac{\bar{q} S b^2}{2V} [c_4 (C_{l,p} p + C_{l,r} r) + c_9 (C_{n,p} p + C_{n,r} r)] \end{bmatrix};$$

$$g_2(x_2) = \bar{q} S \begin{bmatrix} bc_3 C_{l,\delta_a} + bc_4 C_{n,\delta_a} & 0 & bc_3 C_{l,\delta_r} + bc_4 C_{n,\delta_r} \\ cc_7 C_{m,\delta_a} & cc_7 C_{m,\delta_e} & cc_7 C_{m,\delta_r} \\ bc_4 C_{l,\delta_a} + bc_9 C_{n,\delta_a} & 0 & bc_4 C_{l,\delta_r} + bc_9 C_{n,\delta_r} \end{bmatrix}.$$

其中: b 为加油机翼展; c 为受油机翼平均气动弦长; $c_1 \sim c_9$ 为受油机的气动系数。

考虑到系统存在的不确定因素,可以将式(2)写成带有不确定项的形式:

$$\left. \begin{aligned} \dot{x}_1 &= f_1(x_1) + g_1(x_1)x_2 + \Delta_1(x) \\ \dot{x}_2 &= f_2(x_1, x_2) + g_2(x_1, x_2)u + \Delta_2(x) \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

文中将使用 RBF 神经网络对 $\Delta_1(x)\Delta_2(x)$ 进行逼近补偿^[11], 所以可将 $\Delta_1(x)\Delta_2(x)$ 写成如下形式:

$$\left. \begin{aligned} \Delta_1(x) &= W_1^{*T} \zeta_1 + \varepsilon_1(x) \\ \Delta_2(x) &= W_2^{*T} \zeta_2 + \varepsilon_2(x) \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

引用合理的假设^[12]: RBF 神经网络的理想权值矩阵, W_1^{*T} 、 W_2^{*T} 均有界, 即存在正常数 $W_{1M}, W_{2M} \in R$, 有 $\|W_1^*\|_F \leq W_{1M}, \|W_2^*\|_F \leq W_{2M}$ 。 $\|\cdot\|_F$ 表示矩阵的 Frobenius 范数。

1.2 受油机的控制器设计

考虑姿态慢回路:

$$\dot{x}_1 = f_1(x_1) + g_1(x_1)x_2 + \Delta_1(x).$$

定义角度误差变量 $\tilde{x}_1 \in R^3$, 即 $\tilde{x}_1 = x_1 - x_{1d}$ 。其中 $x_{1d} = [\alpha_d \ \beta_d \ \phi_d]^T$ 为角度指令信号。选择姿态慢回路的伪控制律为:

$$x_{2d} = -g_1^{-1}(x_1) [k_1 \tilde{x}_1 + f_1(x_1) + \hat{W}_1^T \zeta_1 - \dot{x}_{1d}]. \quad (5)$$

式中: k_1 为正的系参数; \hat{W}_1 为神经网络的理想权值矩阵 W_1^* 的估计值; 权值误差为 $\hat{W}_1 = \hat{W}_1 - W_1^*$ 。神经网络权值调整的自适应律为:

$$\dot{\hat{W}}_1 = \Xi_1 (\zeta_1 \tilde{x}_1^T - \sigma_1 \hat{W}_1). \quad (6)$$

式中: Ξ_1 为可逆的正增益矩阵; $\sigma_1 > 0$ 为修正因子。为避免对 x_{2d} 求导“微分膨胀”的问题出现,笔者采用 1 阶滤波器来求得和 $\dot{x}_{2d} \dot{x}_{2d}$:

$$\tau \ddot{\tilde{x}}_{2d} + \dot{\tilde{x}}_{2d} = \dot{x}_{2d}, \tilde{x}_{2d}(0) = x_{2d}(0). \quad (7)$$

式中 τ 为滤波器的时间常数。

考虑角速度快回路:

$$\dot{x}_2 = f_2(x_1, x_2) + g_2(x_1, x_2)u + \Delta_2(x).$$

定义角度误差变量 $u = -g_2^{-1}(x_1, x_2) [k_2 \tilde{x}_2 + f_2(x_1, x_2) + g_1^T(x_1) \tilde{x}_1 + \hat{W}_2^T \zeta_2 - \dot{x}_{2d}]$, 即 $\tilde{x}_2 = x_2 - x_{2d}$ 。选择的虚拟控制律为:

$$u = -g_2^{-1}(x_1, x_2) \begin{bmatrix} k_2 \tilde{x}_2 + f_2(x_1, x_2) + \\ g_1^T(x_1) \tilde{x}_1 + \hat{W}_2^T \zeta_2 - \dot{x}_{2d} \end{bmatrix}. \quad (8)$$

式中： k_2 为正的参数； \hat{W}_2 为 RBF 神经网络的理想权值矩阵 W_2^* 的估计值，权值估计误差。神经

网络权值调整的自适应律为

$$\dot{\hat{W}}_2 = \Xi_2 (\zeta_2 \tilde{x}_2^T - \sigma_2 \hat{W}_2). \quad (9)$$

式中： Ξ_2 为可逆的正增益矩阵； $\sigma_1 > 0$ 为修正因子。

姿态控制回路的控制结构如图 1。

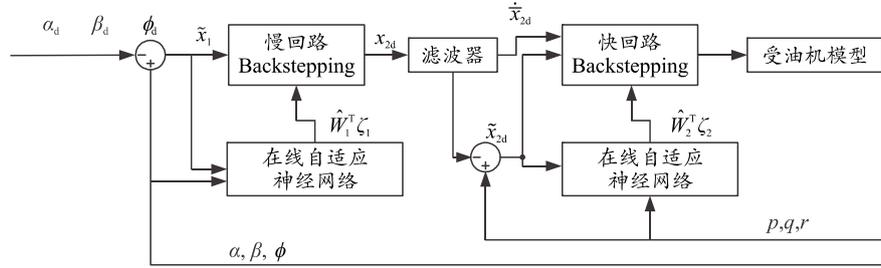


图 1 控制系统结构

2 受油机导引回路设计

2.1 L1 导引律

L1 导引算法又称为非线性导引算法。通过受油机与加油机位置的几何关系，得到受油机的导引指令，使受油机接近并与加油机进行编队飞行。纵向 L1 导引算法的原理如图 2 所示。

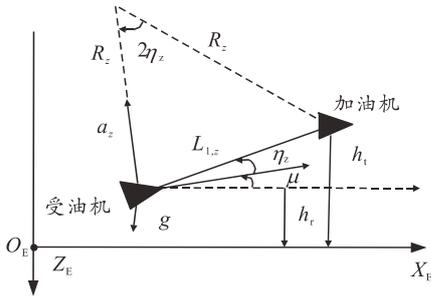


图 2 L1 纵向导引算法

图中：参考点为加油机的位置， V 为受油机的地速在纵平面内投影； $L_{1,z}$ 为加油机与受油机纵向的相对位置； μ 为航迹倾斜角； η_z 为 V 与 $L_{1,z}$ 的夹角； R_z 为与 V 相切圆的半径， a_z 为垂直于 V 的导引加速度。由上图可以得到：

$$L_{1,z} = 2R_z \sin \eta_z. \quad (10)$$

那么，向心加速度的表达式为：

$$a_z = 2V^2 \sin \eta_z / L_{1,z} + g \cos \mu. \quad (11)$$

其中 $g \cos \mu$ 为考虑重力加速度的影响。根据图 2 的几何关系也易得：

$$\eta_z = -\mu + \arcsin[(h_r - h_f) / L_{1,z}]. \quad (12)$$

同理，对于横侧向的加速度导引指令在不考虑重力加速度的情况下，可以很容易地得到横侧向加

速度指令为

$$a_h = 2V^2 \sin \eta_h / L_{1,h}. \quad (13)$$

同上对应， $L_{1,h}$ 为 $x-y$ 平面内的加油机与受油机的相对位置， η_h 的表达式为：

$$\eta_h = \{\varphi + \arcsin[(y - y_d) / L_{1,h}]\}. \quad (14)$$

其中： φ 为航迹方位角； $y - y_d$ 为加油机和受油机在 y 方向上的相对位置。

2.2 加速度指令转化为姿态角度指令

虽然通过上面的计算求得了受油机的纵向和横侧向的加速度指令，但是所求的加速度指令都是在航迹坐标系中定义的；因此，需要对加速度指令进行坐标转换。

气流坐标系下的受油机的纵向力的方程为

$$ma_1 = -T \sin \alpha - L + mg_1. \quad (15)$$

式中： a_1 为纵向加速度； T 为受油机发动机推力； L 为受油机受到的升力。其中 L, g_1 的表达式为：

$$g_1 = g(\sin \alpha \cos \theta + \cos \alpha \cos \phi \cos \theta); \quad (16)$$

$$L = C_{L\alpha}(\alpha + \alpha_0)QS. \quad (17)$$

式中： $C_{L\alpha}$ 为升力系数； α_0 为零升迎角； QS 分别为动压、机翼面积。

将得到纵向的受油机加速度指令 a_z 转换为气流坐标系下的加速度指令 a_s ，先将 a_s 代入式(15)中，再代入到式(17)中，求得受油机迎角的指令为

$$\alpha_c = -\alpha_0 + (-T \sin \alpha + m(g_1 - a_s)) / C_{L\alpha}QS. \quad (18)$$

同理，将受油机横侧向的加速度 a_h 指令转换为机体坐标系下的加速度指令 a_b ，再将 a_b 转换为滚转

角指令 ϕ_c ，这里不再赘述，直接给出

$$\phi_c = a_b / g \quad (19)$$

侧滑角指令为 $\beta_c = 0$ 。

3 仿真及分析

3.1 受油机姿态跟踪仿真分析

为了证明笔者设计控制器的有效性，在姿态跟踪仿真过程中对控系统输入中加入正弦干扰量 $\sin \pi t [0.01 \ 0.01 \ 0.01]^T$ 。同时，设定受油机以 150 m/s 速度和 5 025 m 高度的飞行状态飞行，进行仿真实验，姿态角跟踪曲线如图 3 所示。

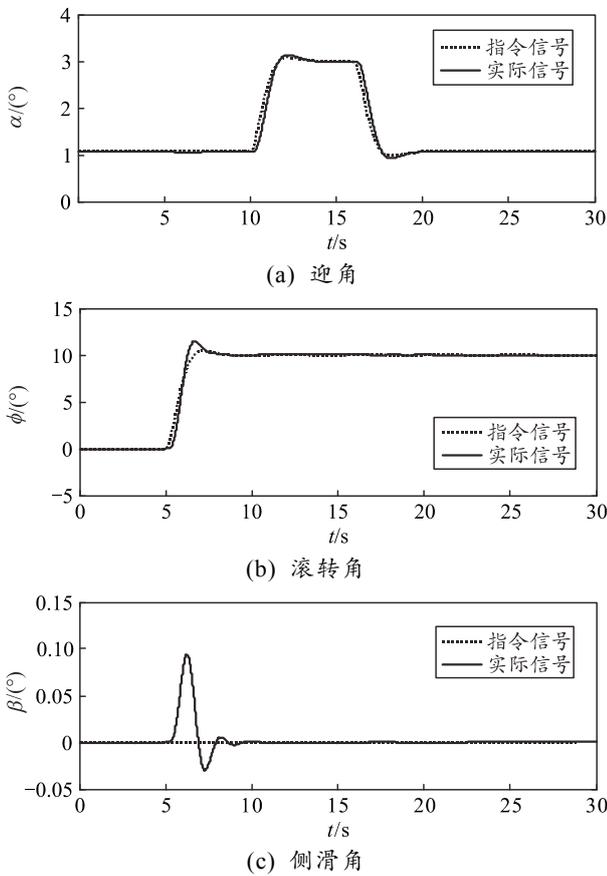


图 3 姿态角跟踪曲线

如图所示，起始仿真设置指令信号 $[\alpha_c \ \beta_c \ \phi_c]$ 分别为 $1^\circ, 0^\circ, 0^\circ$ 。在仿真进行到第 5 和 10 s 时，设置 ϕ_c, α_c 分别为 10° 和 3° 。由仿真结果可以看出：在系统有干扰的情况下，迎角和滚转角对指令信号的跟踪有轻微的延迟，侧滑角在有系统干扰的情况出现一个短暂轻微震荡，但整体控制系统可以对信号角度指令实现良好的跟踪效果，且具有良好抗干

扰能力，符合预期。

3.2 编队飞行仿真分析

初始状态下，加油机和受油机的相对位置为 (120, 20, 25)。设定加油机和受油机加油过程中的相对位置为 (5, 0, 0)。受油机在加油机的后方接近加油机，在受油机接近加油机的过程中，受油机不仅会受到加油机尾涡流的干扰，而且也会受到大气紊流的干扰；因此，在仿真时加入中等强度的大气紊流和加油机尾涡流来模拟真实的空中环境。在 X, Y, Z 方向上加入干扰时，加油机和受油机的编队飞行的误差，如图 4 所示。

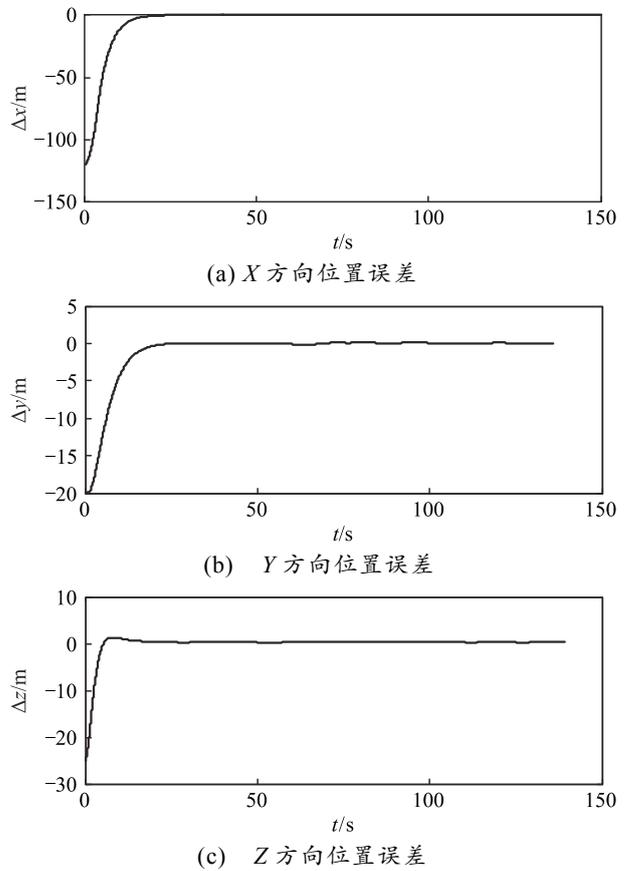


图 4 X, Y, Z 方向跟踪误差

由仿真结果可知：在 X 方向上受油机的跟踪误差为 0.1 m 范围内；Y 方向跟踪误差在 0.1 m 范围内；Z 方向的误差在 0.3 m 范围内，能够很好地满足空中加油过程中加油机与受油机编队飞行的位置精度。可见，笔者设计的自适应神经网络 Backstepping 控制器具有较强的抗干扰能力，同时可以看出 L1 导引方法具有较强的跟踪能力。

价机制。我国应结合自身特点普及内外评价相结合的评价模式,保障评价结果的科学性和公平性。

3) 应建立贯穿国防科技战略实施全生命周期的评价方法体系,将各个阶段的评价工作融合成一个逻辑性强的整体。该体系的建立不仅有利于评价管理工作的开展,而且可以提高国防科技战略管理领域的创新水平。

4) 适应于多元主体的评价需求,应采用定性与定量相结合的评价方法,同时还应配备适当的评价工具,加强数据信息处理的科学性,充分保障各阶段评价过程客观,评价结果有效,提高工作的质量和效率。

综上所述,国防科技战略符合国防科技的发展现状和趋势,必须确保战略的贯彻和执行。为了保障战略实施的效果,国防科技战略管理机构等行为主体必须定期对其执行的有效性进行考核评价,评价应覆盖战略制定、战略执行直至战略结束的全生命周期;因此,建立合理科学的全寿命评价体系是评价过程的重中之重。

参考文献:

[1] 习近平. 决胜全面建成小康社会夺取新时代中国特色

(上接第 4 页)

4 结束语

无人机自主空中加油涉及很多方面复杂的问题。但是实现加油机和受油机编队飞行的精确跟踪是空中加油非常关键的问题。笔者给出了自适应神经网络 Backstepping 控制方法并结合了改进的 L1 导引方法。该方法的优点是能够有效地消除大气紊流和加油机尾涡流的干扰,同时能够实现对加油机的精确跟踪。仿真验证结果证明了笔者给出的方法有效,对无人机自主空中加油编队飞行的研究具有借鉴意义。

参考文献:

[1] 蒋红岩,李文川,肖铭. 无人机自主空中加油技术探究. 航空科学技术[J]. 航空科学技术, 2011(1): 35-38.

[2] 程钊,于方圆. 受油机扰动特性的建模与仿真[J]. 兵工自动化, 2013, 32(10): 8-11.

[3] 刘娇龙,薛建平,董新民,等. 基于尾流数值模拟的受油机气动影响建模研究[J]. 飞行力学, 2014, 32(5): 389-393.

[4] 项林杰. 自主空中加油受油机精确控制与仿真[D]. 南

社会主义伟大胜利[R]. 在中国共产党第十九次全国代表大会上向大会作的报告, 2017-10-18.

[2] 林聪榕. 国防科技战略管理的理论探讨[A]. 科技管理研究, 2013, 1000-7695(2013)01-0032-04.

[3] 吴集,沈雪石. 国防科技发展战略研究中的定性定量分析方法及应用研究[J]. 国防技术基础, 2000(3): 1-2.

[4] 张爱军,沈雪石,靖形莉. 美国国防科技发展战略探析[A]. 国防科技, 1671-4547(2011)03-0081-04.

[5] 薛惠锋. 运用钱学森智慧迈向军民融合发展新高度[R]. 在习近平军民融合思想研讨会上的报告, 2017-5-20.

[6] 杨景,薛惠锋,段琼. 美国国家安全委员会运行机制研究[J]. 中国航天, 2016(9): 14-19.

[7] STEVEN B. Not Ready For the First Space War. What about the Second [R]. Naval War College Review. Winter 1995.

[8] 陈玉茹,郭睿志,李晴,等. 基于动态规划的树状结构武器装备系统资源优化配置算法[J]. 兵工自动化, 2017, 36(10): 11-16.

[9] HARTMUT H. A Fresh Look at Soft Law[J]. European Journal of International Law, 1999(10): 499-502.

[10] DONALD H. Rumsfeld: Transforming the military [J]. Foreign Affairs, 2002(3): 23-28.

[11] 曾华锋. 国防科技发展战略论[M]. 北京: 解放军出版社, 2012: 302-330.

[12] 赵云. 新中国国防科技发展战略思想的形成与发展[A]. 军事思想史研究, 2013, 1002-4883-(2013)04-0041-04.

京: 南京航空航天大学, 2014.

[5] KIM B S, CALISE A J, SATTIGERI R. Adaptive, Integrated Guidance and Control Design for Line-of-Sight-Based Formation Flight[J]. Journal of Guidance Control & Dynamics, 2006, 30(5): 2006-6716.

[6] SANGHYUK P. Performance and Lyapunov stability of a nonlinear path-following guidance method[J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2007, 30(6): 1718-1727.

[7] 宋海军,袁锁中,刘晓宇. 自主空中加油会合过程中飞行制导律设计[J]. 现代电子技术, 2014, 37(2): 1-5.

[8] 龚全铨. 无人机空中加油会合段制导与控制系统设计及视景仿真[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2015.

[9] 朱铁夫,李明,邓建华. 基于 Backstepping 控制理论的非线性飞控系统超机动研究[J]. 航空学报, 2005, 26(4): 430-433.

[10] 周丽,姜长生,钱承山. 一种基于神经网络的快速反馈递推自适应控制[J]. 宇航学报, 2008, 29(6): 1888-1894.

[11] 兰倩,李骏. 神经网络的函数逼近性分析[J]. 甘肃科学学报, 2005, 1(1): 30-32.

[12] 冯福沁,张胜修,曹立佳. 基于 RBF 神经网络的自适应反演大机动飞行控制器设计[J]. 光电与控制, 2013, 20(5): 63-68.