

地球大气边缘高超声速飞行再入点调整方法

郭正雄, 张 珩, 肖歆昕, 李文皓, 刘开磊, 马 欢

(中国科学院力学研究所, 北京 100190)

摘 要: 分析环境波动对地球大气边缘高超声速飞行的影响, 论证了利用微弱气动力实现再入点调整的可能性。提出神经网络 I-PIDA 姿态控制策略, 控制力矩由脉宽调制驱动的反作用推力器实现, 利用模糊预测制导的方法实现再入点的精确调整。仿真算例说明该方法可以实现姿态跟踪和再入点的位置调整, 并具有较强的鲁棒性。

关键词: 地球大气边缘; 高超声速; 再入点调整; 神经网络 I-PIDA; 模糊预测制导

中图分类号: TJ765.2 文献标识码: A 文章编号: 1000-1328(2013)07-0946-09

DOI: 10.3873/j.issn.1000-1328.2013.07.009

Adjustment Method of Re-Entry Position for Hypersonic Flight at Edge of Earth's Atmosphere

GUO Zheng-xiong, ZHANG Heng, XIAO Xin-xin, LI Wen-hao, LIU Kai-lei, MA Huan

(Institute of Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract: The influence of environmental fluctuations on the hypersonic flight at the edge of Earth's atmosphere is analyzed. It is proved that the weak aerodynamic force can achieve the adjustment of re-entry position. A method named neural network I-PIDA attitude control strategy is proposed. The attitude control torque is given by using the reaction thruster driven by PWM. The fuzzy predictive guidance is used to achieve the accurate adjustment of re-entry position. The numerical examples show that this method has excellent results for both attitude tracking and re-entry position adjustment. And its robustness is proved to be very strong.

Key words: Edge of Earth's atmosphere; Hypersonic; Adjustment for re-entry position; I-PIDA based on neural network; Fuzzy predictive guidance

0 引 言

地球大气边缘^[1]指的是海平面 70 ~ 120km 附近空域, 该空域内的稀薄大气被称为地球边缘大气, 包括近空间的顶层及更上层的部分, 处于空天的分离地带。目前经过该空域的飞行器一般都是快速穿越而过, 包括返回航天器、亚轨道飞行器、洲际导弹等, 在其制导和控制问题方面, Yang^[2] 等人研究了基于反馈线性化的控制算法及用于可重复使用运载器纵向和横向的制导方法, 方炜^[3] 等人研究了空天飞行器的再入制导预测律的设计问题, 何光宇^[4] 等人提出了初始能量不确定飞行器的制导方法。

地球大气边缘空域内长时间连续飞行的飞行器报道较少, 仅樊菁^[5] 等人提出了一种远程超低飞行轨道, 论证了在 100km 高度上利用离心力平衡重力飞行的可能性, 表明在该空域内的飞行在远程弹道突防方面具备一定潜在优势, 然而文献并未考虑环境因素的影响。前期研究表明, 地球边缘大气密度波动明显, 随时间上下浮动可达 200%, 此外高空风的风速最高可达 100m/s, 因而在该空域内长航时飞行易受到环境因素的影响。稀薄大气环境下的弱气动力长期以来多被认为是需要克服的摄动阻力影响, 忽视其升力及其利用价值。考虑到各因素造成的轨迹偏差有限, 调整这种偏差所需的气动力不大, 那么

收稿日期: 2012-09-20; 修回日期: 2013-01-10

基金项目: 国家自然科学基金项目(11002143); 中国科学院力学研究所 MAM 青年探索基金项目

如何利用弱气动力进行轨迹调整是值得研究的课题。本文以地球大气边缘环境下高超声速飞行的弹头为对象,分析了环境波动对飞行的影响,论证了微弱气动力实现轨迹调整的可能性,提出基于 PWM 驱动反作用推力器和神经网络 I-PIDA 姿态控制方法实现姿态控制,再利用模糊预测制导的方法实现再入点的精确调整。

1 高超声速飞行器动力学和运动学建模

本文以从 100km 高度再入的高超声速飞行的弹头为研究对象,考虑在地球大气边缘空域内的飞行,在地球椭球假设和旋转坐标系下,建立地球大气边缘高超声速飞行器动力学及运动学方程如下^[6]

$$\begin{aligned} \frac{dv}{dt} &= -\frac{1}{m}D - g_r \sin\gamma + \omega^2 r \cos\chi (\sin\gamma \cos\chi - \cos\gamma \sin\xi \sin\chi) \\ v \frac{d\gamma}{dt} &= \frac{1}{m}L \cos\sigma - g_r \cos\gamma + \frac{v^2}{r} \cos\gamma + 2\omega v \cos\xi \cos\chi + \omega^2 r \cos\chi (\cos\gamma \cos\chi + \sin\gamma \sin\xi \cos\chi) \\ v \frac{d\xi}{dt} &= -\frac{L \sin\sigma}{m \cos\gamma} - \frac{v^2}{r} \cos\gamma \cos\xi \tan\chi + 2\omega v (\tan\gamma \sin\xi \cos\chi - \sin\chi) - \frac{\omega^2}{\cos\gamma} \cos\chi \sin\chi \cos\xi - g_\chi \frac{\sin\xi \cos\xi}{\cos\gamma} \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \frac{dr}{dt} &= v \sin\gamma \\ \frac{d\lambda}{dt} &= \frac{v \cos\gamma \cos\xi}{r \cos\psi} \\ \frac{d\chi}{dt} &= \frac{v \cos\gamma \sin\xi}{r} \end{aligned} \quad (2)$$

式中 r 是地心距, λ 是地理经度, χ 是地理纬度, v 是飞行器空速, γ 是飞行弹道倾角, ξ 是飞行偏角, g_r 为地球引力加速度的径向分量(向上), g_χ 是子午向分量(水平向北), ω 是地球自转角速度, σ 是倾侧角, L 、 D 分别为气动升力和阻力,升阻力系数利用工程算法估算得到。

建立飞行器姿态动力学和运动学方程如下:

$$\begin{aligned} I_x \frac{d\omega_x}{dt} &= (I_y - I_z) \omega_z \omega_y - I_{yz} (\omega_y^2 - \omega_z^2) - I_{xy} \left(\frac{d\omega_z}{dt} + \omega_x \omega_y \right) - I_{yx} \left(\frac{d\omega_y}{dt} - \omega_z \omega_x \right) - M_x \\ I_{zx} \left(\frac{d\omega_z}{dt} + \omega_x \omega_y \right) &- I_{yx} \left(\frac{d\omega_y}{dt} - \omega_z \omega_x \right) - M_z \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} I_y \frac{d\omega_y}{dt} &= (I_z - I_x) \omega_x \omega_z - I_{zx} (\omega_z^2 - \omega_x^2) - I_{xy} \left(\frac{d\omega_z}{dt} + \omega_y \omega_z \right) - I_{yz} \left(\frac{d\omega_y}{dt} - \omega_y \omega_x \right) - M_y \\ I_z \frac{d\omega_z}{dt} &= (I_x - I_y) \omega_x \omega_y - I_{xy} (\omega_x^2 - \omega_y^2) - I_{yz} \left(\frac{d\omega_z}{dt} + \omega_z \omega_x \right) - I_{zx} \left(\frac{d\omega_y}{dt} - \omega_y \omega_z \right) - M_z \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} \dot{\psi} &= \omega_x + \tan\theta (\cos\psi \omega_y + \sin\psi \omega_z) \\ \dot{\theta} &= \sin\psi \omega_y + \cos\psi \omega_z \\ \dot{\phi} &= (\cos\psi \omega_y - \sin\psi \omega_z) / \cos\theta \end{aligned} \quad (4)$$

式中 I_x 、 I_y 、 I_z 分别为飞行器本体坐标系三轴的转动惯量, ω_x 、 ω_y 、 ω_z 为飞行器相对于地面坐标系的旋转角速度在本地坐标轴上的投影, $\dot{\psi}$ 、 $\dot{\phi}$ 、 $\dot{\theta}$ 为三个欧拉角滚转角、偏航角、俯仰角的角速度, M_x 、 M_y 、 M_z 分别为飞行器所受到的滚转、偏航、俯仰力矩,包括控制力矩、气动力矩和干扰力矩等。

2 环境波动对地球大气边缘高超声速飞行的影响

本节定性定量分析几种主要环境因素波动对地球大气边缘高超声速飞行的影响。

地球边缘大气密度具有较强的时空波动特性,随着季节、当地时间、经纬度的变化均会产生明显波动,其中随当地时间和季节的波动幅度最大可达 200% 以上,文献[1]系统分析了地球边缘大气密度的时空特性。密度波动会影响飞行器所受气动力的大小,从而使飞行轨迹与期望轨迹有所偏差。

地磁扰动对飞行也有一定影响,具体表现为地球磁场的变化会引起大气密度的波动,尤其是产生磁暴时,高层大气密度会明显增大,地磁扰动对飞行的影响本质上还是大气密度的影响,有必要提前预测地磁活动和大气密度的变化以避免对飞行产生不利的影响。

风干扰是由风场引起对飞行器的干扰,风场即风向量的空间分布状况,其大小受高度、经纬度、时间、地磁活动强度等因素的影响,风场强度随高度的增加而增强,特别是在 100km 以上的高空,风力强度最大可达 100m/s,并且其昼夜变化、季节变化亦十分显著,因此需要充分考虑高空风及其波动对地球大气边缘飞行的影响,风对飞行器的影响主要表

现为产生附加攻角以及改变空速大小。

以某弹头由 100km 无动力的再入飞行为例,定性定量分析上述几种环境因素波动对飞行造成的影响。初始条件如下: $v_0 = 7300\text{m/s}$, $\theta_0 = 0^\circ$, $\xi_0 = 0^\circ$, $h_0 = 100\text{km}$, $\chi_0 = 0^\circ$, $\lambda_0 = 0^\circ$, $\alpha_0 = 0^\circ$, 选取以下算例: 首先根据 NRLMSISE-00 大气模型计算得到 70 ~ 100km 范围内各个高度可能出现的密度值范围, 利用边界密度计算 70km 高度上参量偏差; 利用不同 A_p 指数条件计算得到相应大气密度值, 选择 $A_p = 0$ 和 200(强磁暴) 分别计算其飞行情况; 利用 HWM07 风场模型计算得到各个高度上的风力范围, 本文只考虑纬向风的影响, 分析在纬向风包络范围内可能造成的飞行偏差。仿真结果如表 1 所示, 可以看出由密度波动引起的纵向偏差 Δl 可达 7.5km, 而 70km 高度上几千米的误差将对最终弹道落点产生明显影响, 另外飞行时间和末端速度也有一定差异, 说明环境波动影响显著。

表 1 几种环境因素引起的飞行参量差异对比
Table 1 Differences of the flight parameters caused by several environmental factors

影响类型	$\Delta t / \text{s}$	$\Delta v_t / (\text{m/s})$	$\Delta l / \text{km}$
密度波动	0.997	2.277	7.502
地磁扰动	0.348	0.203	3.319
风干扰	0.044	0.166	0.587

3 再入点调整方法

如前文所述, 环境波动对飞行轨迹影响明显, 而传统弹道采用无攻角设计, 不考虑飞行过程中的气动升力。然而有攻角和无攻角的飞行结果存在本质差异, 以第 2 节算例为例, 若使飞行器保持 7° 攻角再入, 经估算当其飞行到 70km 高度时产生的升力可达百牛级, 因而可利用控制攻角的方法实现飞行过程中的轨迹控制从而实现 70km 再入点位置的调整, 而攻角可利用姿态控制来实现, 因而实现快速精确的姿态跟踪是实现再入点精确调整的前提。本文以 PWM 驱动的反作用推力器为控制机构, 提出神经网络自整定的 I-PIDA 控制策略, 在实现姿态控制的基础上实现攻角的精确控制, 而攻角的控制指令则由模糊预测制导方法获得, 以下从几方面分别进行论述。

3.1 利用气动力实现再入点调整可行性分析

弱气动力一直以来被人们忽视, 它既不能为现

有航空器提供足够的升力, 另外气动阻力的存在使得卫星模式不成立, 因而长期以来该空域内气动力的利用十分有限, 然而研究发现对于长时间位于地球大气边缘做高超声速飞行的飞行器来说, 气动力的积累作用明显。为了说明弱气动力的作用, 利用第 2 节的仿真算例, 初始参量不变, 大气密度由 NRLMSISE-00 大气模型计算得到年平均密度, 给定不同恒定攻角, 得到在 70km 高度的再入点飞行参量如表 2 所示, 可以看出不同攻角条件最终得到的飞行轨迹差异明显, 充分说明弱气动力可以用于实现地球大气边缘高超声速飞行的再入点调整。

表 2 不同攻角条件得到的再入点飞行参量结果
Table 2 Results of flight parameters in the re-entry position based on different attack angle

攻角值	T / s	$v_t / (\text{m/s})$	l_t / km
-8	513.54	7317.2	3700.6
-6	527.84	7323.3	3804.4
-4	542.07	7326.6	3907.4
-2	557.34	7328.7	4018.6
0	574.34	7329.3	4141
2	595.51	7326.4	4294
4	630.86	7318.8	4549.2
6	1582.3	7227.3	11369
8	2725.9	7000.2	19393
Δ_{max}	2212.4	329.1	15692

3.2 姿态控制执行机构

鉴于地球边缘大气环境下气动舵的控制能力有限, 本文设计了基于反作用推力器姿态控制方案, 传统的 Bang-Bang 控制误差较大, 作为改进方案, 脉宽调制(PWM) 可以实现将非线性控制转化为伪线性控制, 即在每个控制周期内根据期望控制力矩大小规划推力器的开关时间, 利用 PWM 驱动推力器可以实现更高的控制精度并减小工质消耗, 还能有效减小稳态振荡幅度和振荡频率^[7-8]。控制周期 T_c 内的开关时间可根据下式求得:

$$t_{\text{on}} = \begin{cases} T_p, & \left| \frac{M_c}{M_p} \right| T_c < T_p \\ \frac{M_c}{M_p} \cdot T_c, & T_p \leq \left| \frac{M_c}{M_p} \right| T_c \leq T_c \\ T_c, & \left| \frac{M_c}{M_p} \right| T_c > T_c \end{cases} \quad (5)$$

$$t_{\text{off}} = T_c - t_{\text{on}} \quad (6)$$

其中 t_{on} 是一个控制周期内推力器打开的时间, t_{off} 则是

关的时间 T_p 是推力器最小脉冲宽度, M_c 是期望控制力矩, M_p 是推力器打开时产生的恒定控制力矩。

3.3 神经网络 I-PIDA 姿态控制策略

动态逆或基于动态逆的控制策略是近年来比较流行的解决飞行控制问题的方法, 动态逆可实现非线性系统的解耦, 具有一定的优越性和可行性, 目前已取得一定成果^[9-12]。经典 PID 控制具有较好的鲁棒性和稳定性, 然而考虑飞行控制中快时变的特点, PID 控制往往不能取得满意的控制效果, 在 PID 基础上增加加速度项 (A 项) 可以形成改进的控制方法, 即 PIDA 控制。将 PIDA 与动态逆控制结合形成 I-PIDA 控制, 既利用了动态逆的解耦功能, 又利用了 PIDA 控制的稳定性和动态性, 因而可以取得良好的控制效果^[13]。

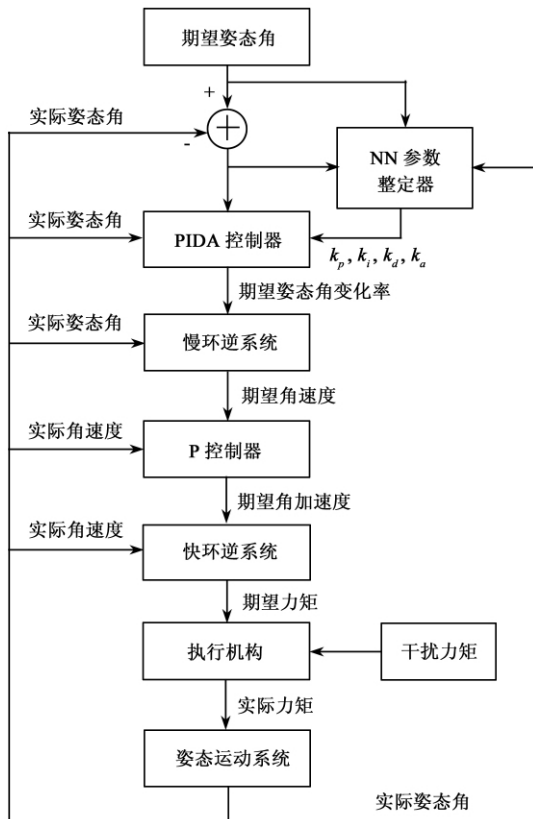


图 1 神经网络 I-PIDA 控制原理图

Fig. 1 I-PIDA control schematics based on neural network

图 1 给出了神经网络 I-PIDA 控制原理图, 为了避免动态逆系统不存在或模很小的情况, 采用时间尺度分离的方法, 将飞行控制系统分为慢回路和快回路, 其中姿态角 $[\psi \ \theta \ \phi]^T$ 为慢回路状态变量, 而 $[\omega_x \ \omega_y \ \omega_z]^T$ 为快回路状态变量, 上标 cmd 代表期

望值, 而 mea 代表实际测量值, 不考虑交叉积, 设计慢回路和快回路的控制律分别如下

$$\begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix}^{\text{cmd}} = \begin{bmatrix} 1 & \tan\theta\cos\psi & \tan\theta\sin\psi \\ 0 & -\sin\psi & \cos\psi \\ 0 & \frac{\cos\psi}{\cos\theta} & -\frac{\sin\psi}{\cos\theta} \end{bmatrix}^{-1} \cdot \begin{bmatrix} f_{\text{PIDA}}(e_\psi) \\ f_{\text{PIDA}}(e_\theta) \\ f_{\text{PIDA}}(e_\phi) \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$\begin{bmatrix} M_x \\ M_y \\ M_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -I_x & 0 & 0 \\ 0 & -I_y & 0 \\ 0 & 0 & -I_z \end{bmatrix} \cdot \left\{ k_{p\omega} \begin{bmatrix} e_{\omega x} \\ e_{\omega y} \\ e_{\omega z} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} (I_y - I_z) \omega_y \omega_z \\ (I_z - I_x) \omega_x \omega_z \\ (I_x - I_y) \omega_x \omega_y \end{bmatrix} \right\} \quad (8)$$

其中 $f_{\text{PIDA}}(\varepsilon) = k_p \varepsilon + k_i \int \varepsilon dt + k_d \frac{d\varepsilon}{dt} + k_a \frac{d^2 \varepsilon}{dt^2}$

$$\begin{bmatrix} e_\psi \\ e_\theta \\ e_\phi \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \psi \\ \theta \\ \phi \end{bmatrix}^{\text{cmd}} - \begin{bmatrix} \psi \\ \theta \\ \phi \end{bmatrix}^{\text{mea}}, \quad \begin{bmatrix} e_{\omega x} \\ e_{\omega y} \\ e_{\omega z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix}^{\text{cmd}} - \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix}^{\text{mea}}$$

和 PID 控制类似, PIDA 控制要取得良好的控制效果, 就必须调整好比例、积分、微分和加速度项的四种控制作用, 形成控制量中既相互配合又相互制约的关系, 这种关系不一定是简单的线性组合, 而是从无数个非线性组合中找出最佳的。神经网络具有非线性表达能力, 可以通过对系统性能学习来实现最佳组合的 PIDA 控制, 采用 BP 神经网络, 可以建立 k_p, k_i, k_d, k_a 自学习的控制器^[14]。为了简化问题, 本文设计的整定方法只针对 PIDA 控制器, 而控制系统中的 P 控制器则直接给定控制参数, 不再另外设计参数整定控制器。

针对参数整定问题, 本文采用三层 BP 网络, 如图 2 所示, 三层网络分别有 4、8、4 个节点, 其中输入节点有四个, 分别是期望姿态角、实际姿态角、姿态角误差以及阈值的系数项 1, 输出是 PIDA 控制器的四个参数 k_p, k_i, k_d, k_a , 针对三个姿态角的控制问题, 分别设计三个 BP 神经网络整定各通道的控制器参数。下面以俯仰角为例分析利用 BP 神经网络整定的原理。

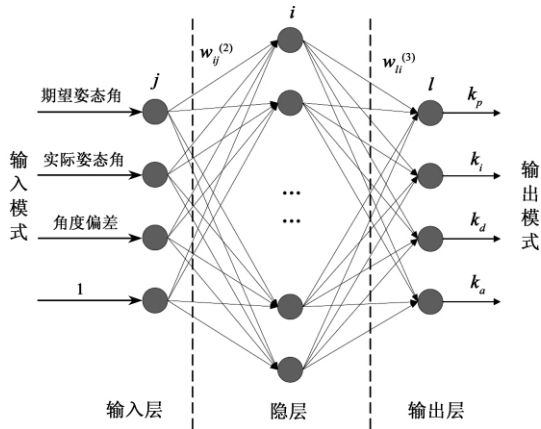


图 2 BP 神经网络结构图
Fig. 2 BP neural network diagram

网络输入层的输入为:

$$O_j^{(1)} = x(j), \quad j = 1, 2, 3, 4 \quad (9)$$

其中 $x(1) = \theta_{cmd}, x(2) = \theta_{mea}, x(3) = \Delta\theta, x(4) = 1$
网络隐含层的输入和输出分别为

$$v_i^{(2)}(k) = \sum_{j=1}^4 w_{ij}^{(2)} O_j^{(1)}$$

$$O_i^{(2)}(k) = f(v_i^{(2)}(k)), \quad i = 1, 2, \dots, 8 \quad (10)$$

式中, $w_{ij}^{(2)}$ 为隐含层加权系数, 上标(1)、(2)、(3) 分别代表输入层、隐含层和输出层, 隐层的激活函数取正负对称的 Sigmoid 函数:

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (11)$$

网络输出层的输入输出分别为

$$v_l^{(3)}(k) = \sum_{i=1}^8 w_{li}^{(3)} O_i^{(2)}(k)$$

$$O_l^{(3)}(k) = g(v_l^{(3)}(k)) \quad (l = 1, 2, 3, 4)$$

$$O_1^{(3)}(k) = k_p, O_2^{(3)}(k) = k_i,$$

$$O_3^{(3)}(k) = k_d, O_4^{(3)}(k) = k_a \quad (12)$$

输出层输出接点分别对应四个可调的参数 k_p, k_i, k_d, k_a , 由于这几个参数不能为负值, 所以输出层神经元的激活函数取非负的 Sigmoid 函数:

$$g(x) = k_{max} \frac{e^x}{e^x + e^{-x}} \quad (13)$$

其中 k_{max} 是四个控制系数可能的最大值。

取性能指标函数为

$$J(k) = \frac{1}{2} (r_{in}(k) - y_{out}(k))^2 \quad (14)$$

其中 r_{in} 为期望姿态角, y_{out} 为实际姿态角, 按照梯度

下降法修正网络的权系数, 即按照 $J(k)$ 对加权系数的负梯度方向搜索调整, 并附加一个使搜索快速收敛全局极小的惯性项:

$$\Delta\omega_{li}^{(3)}(k+1) = -\eta \frac{\partial J}{\partial \omega_{li}^{(3)}} + \alpha \Delta\omega_{li}^{(3)}(k) \quad (15)$$

其中 η 是学习因子, α 是惯性系数, 且

$$\frac{\partial J}{\partial \omega_{li}^{(3)}} = \frac{\partial J}{\partial y(k)} \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} \frac{\partial u(k)}{\partial O_l^{(3)}(k)} \frac{\partial O_l^{(3)}(k)}{\partial v_l^{(3)}(k)} \frac{\partial v_l^{(3)}(k)}{\partial \omega_{li}^{(3)}} \quad (16)$$

$$u = O_1^{(3)}(k) \Delta\theta + O_2^{(3)}(k) \int \Delta\theta dt + O_3^{(3)}(k) \frac{d\Delta\theta}{dt} +$$

$$O_4^{(3)}(k) \frac{d^2\Delta\theta}{dt^2}$$

$$\frac{\partial v_l^{(3)}(k)}{\partial \omega_{li}^{(3)}} = O_i^{(2)}(k) \quad (17)$$

由于 $\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)}$ 未知, 所以近似用符号函数

$\text{sgn}(\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)})$ 来代替, 由此带来计算不精确的影响可以

通过调整学习速率 η 来补偿。可以求得

$$\frac{\partial u(k)}{\partial O_1^{(3)}(k)} = \Delta\theta, \quad \frac{\partial u(k)}{\partial O_2^{(3)}(k)} = \int \Delta\theta dt$$

$$\frac{\partial u(k)}{\partial O_3^{(3)}(k)} = \frac{d\Delta\theta}{dt}, \quad \frac{\partial u(k)}{\partial O_4^{(3)}(k)} = \frac{d^2\Delta\theta}{dt^2} \quad (18)$$

根据前面的分析可以得到网络输出层的学习算法为 $\Delta\omega_{li}^{(3)}(k+1) = \eta \delta_l^{(3)} O_i^{(2)}(k) + \alpha \Delta\omega_{li}^{(3)}(k)$

$$\delta_l^{(3)} = e^{(k+1)} \text{sgn}(\frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)}) \frac{\partial u(k)}{\partial O_l^{(3)}(k)} g'[v_l^{(3)}(k)],$$

$$l = 1, 2, 3 \quad (19)$$

同理可得隐含层的学习算法如下

$$\Delta\omega_{ij}^{(2)}(k+1) = \eta \delta_i^{(2)} O_j^{(1)}(k) + \alpha \Delta\omega_{ij}^{(2)}(k)$$

$$\delta_i^{(2)} = [\sum_{l=1}^3 \delta_l^{(3)} \omega_{li}^{(3)}(k)] f'[v_i^{(2)}(k)],$$

$$i = 1, 2, \dots, Q \quad (20)$$

计算流程可以归纳如下: 首先确定 BP 神经网络的结构, 即确定输入层节点数 M 、隐含层节点数 Q 以及输出层节点数 N , 本文取 $M = 4, Q = 8, N = 4$, 并给出各层加权系数初值 $w_{ij}^{(1)}(0)$ 和 $w_{li}^{(2)}(0)$, 选定学习速率 $\eta = 0.1, \alpha = 0.5$; 采样得到输入 $r_{in}(k)$ 和输出 $y_{out}(k)$, 计算其误差 $\Delta\theta$, 利用保存的数据计算得到 $\int \Delta\theta dt, \frac{d\Delta\theta}{dt}$ 以及 $\frac{d^2\Delta\theta}{dt^2}$; 计算神经网络 NN 各层

神经元的输入、输出, NN 输出层的输出即为 PIDA 控制器的四个可调参数 k_p 、 k_i 、 k_d 和 k_a ; 根据式 (17) 计算输出 $u(k)$; 进行神经网络学习, 在线调整加权系数 $w_{ij}^{(1)}(k)$ 和 $w_{li}^{(2)}(k)$, 实现 PIDA 控制器参数的自适应调整; 置 $k = k + 1$, 再返回到前面。

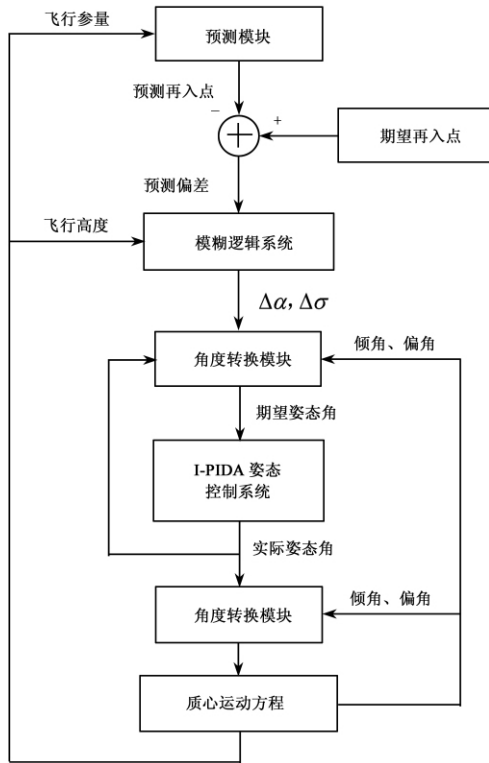


图 3 模糊预测制导原理图

Fig. 3 Fuzzy predictive guidance schematic

3.4 模糊预测制导方法

模糊预测制导的基本思想是根据当前的飞行参数预测再入点位置, 根据预测结果调整控制量(攻角和倾侧角), 调整策略基于模糊逻辑, 设计预测误差、飞行高度和控制量之间的模糊逻辑关系, 误差较大时对控制变量调整较大, 误差小时只进行微调, 另外, 由于在高度大的空域调整攻角对再入点的影响也大, 因此实行微调即可, 反之在高度较小的空域需给定相对较大的改变值, 飞行过程中不断调整攻角使得预测再入点逼近期望再入点, 从而实现再入点精确制导, 图 3 为制导原理图。假设飞行器始终弹道平面内飞行, 不存在侧向飞行偏差, 因而在飞行中只需调整攻角即可, 设计模糊逻辑系统的输入为预测误差和飞行高度, 经过模糊化接口实现模糊化, 再利用推理机推理出输出变量的模糊解, 最后解模

糊化得到攻角的精确变化值 $\Delta\alpha$ 。

模糊逻辑系统的输入变量为预测再入点偏差 e 和飞行高度 h , 输出变量为攻角的改变量 $\Delta\alpha$, 相应模糊变量分别为 E 、 H 和 U , 将上述 E 和 U 两个变量的模糊集合均取为 $\{NVB, NB, NM, NS, NZ, PZ, PS, PM, PB, PVB\}$, H 的模糊集合取为 $\{PZ, PS, PM, PB, PVB\}$ 。制定模糊控制规则如表 3 所示, 所有模糊集合均取为三角型隶属度函数或梯形隶属度函数, 其中 U 的模糊子集 NVB, NB, NM, NS, NZ 对应的隶属度参量分别为 $[-0.2, -0.2, -0.1, -0.05]$ 、 $[-0.1, -0.05, -0.02]$ 、 $[-0.05, -0.02, -0.01]$ 、 $[-0.02, -0.01, 0]$ 、 $[-0.01, 0, 0]$, H 的模糊子集 PZ, PS, PM, PB, PVB 对应的隶属度参量分别为 $[70, 70, 71]$ 、 $[70, 71, 73]$ 、 $[71, 73, 75]$ 、 $[73, 75, 77]$ 、 $[75, 77, 80, 80]$, 而 E 的模糊子集 $NVB, NB, NM, NS, NZ, PZ, PS, PM, PB, PVB$ 对应的隶属度参量分别为 $[-200, -200, -100, -20]$ 、 $[-100, -20, -1]$ 、 $[-20, -1, -0.1]$ 、 $[-1, -0.1, 0]$ 、 $[-0.1, 0, 0]$ 、 $[0, 0, 0.1]$ 、 $[0, 0.1, 1]$ 、 $[0.1, 1, 20]$ 、 $[1, 20, 100]$ 、 $[20, 100, 200, 200]$ 。模糊控制规则实际是一组多重条件语句, 输入量攻角调整值以及飞行高度影响纵向航程, 这种因果关系也可以表示为从输入变量预测再入点误差 e 和高度 h 到输出变量 $\Delta\alpha$ 的模糊关系矩阵 $\Delta\alpha = (e \times h) \circ R$, 根据 Mamdani 模糊推理方法求取模糊关系矩阵。

表 3 攻角调整模糊规则表

Table 3 Fuzzy rules of attack angle adjust

E / km	H / km				
	PZ	PS	PM	PB	PVB
NVB	PVB	PVB	PVB	PVB	PB
NB	PVB	PVB	PVB	PB	PM
NM	PVB	PVB	PB	PM	PS
NS	PVB	PB	PM	PS	PZ
NZ	PB	PM	PS	PZ	PZ
PZ	NB	NM	NS	NZ	NZ
PS	NVB	NB	NM	NS	NZ
PM	NVB	NVB	NB	NM	NS
PB	NVB	NVB	NVB	NB	NM
PVB	NVB	NVB	NVB	NVB	NB

4 数值仿真验证

以某再入机动弹头为对象, 给定以下仿真算例, 假设飞行器转动惯量分别为 $I_x = 37.5 \text{kg} \cdot \text{m}^2$, $I_y = I_z$

$= 318.75\text{kg} \cdot \text{m}^2$ 忽略交叉积 取控制周期 $T_c = 0.2\text{s}$, 推力器最小脉冲 $T_p = 30\text{ms}$,由其产生恒定滚转力矩 $M_{px} = 5\text{Nm}$,偏航力矩 $M_{py} = 40\text{Nm}$,俯仰力矩 $M_{pz} = 40\text{Nm}$,有效比冲为 200m/s 。

算例 1. 首先验证姿态控制系统,给定初始姿态和期望姿态分别为 $q_0 = [-5, -7, 5]^\circ$, $q_f = [0, 7, 0]^\circ$, 干扰力矩 $M_{x_{dis}} = M_{y_{dis}} = M_{z_{dis}} = 0.1\sin(0.4\pi t)$,忽略气动力矩,不考虑质心动力学和测量误差的影响。

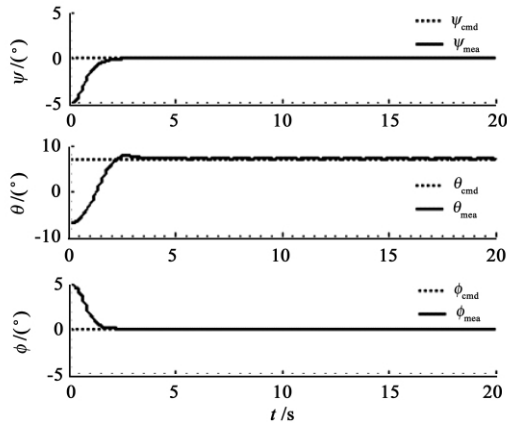


图 4 阶跃指令姿态跟踪情况

Fig. 4 Attitude tracking in the step signal conditions

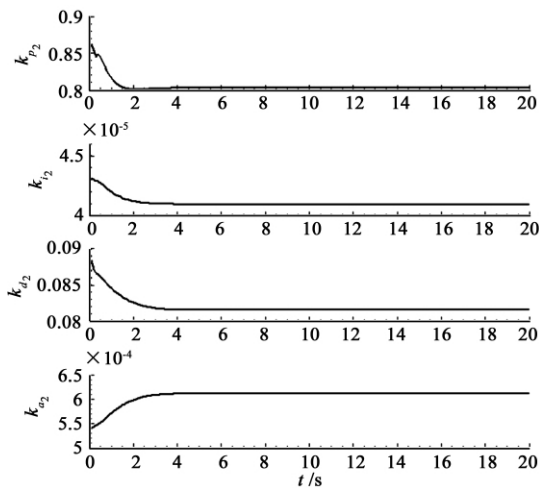


图 5 基于神经网络整定得到的俯仰通道控制参数

Fig. 5 Control parameters for pitch channel based on neural network

仿真结果如图 4 ~ 图 6 所示,其中图 4 是三通道姿态调整的结果,图 5 是 PIDA 控制器的参数变化曲线(仅给出俯仰通道),图 6 是基于 PWM 驱动的喷管反作用推力器的三通道控制力矩,结果表明姿态控制器切实有效。

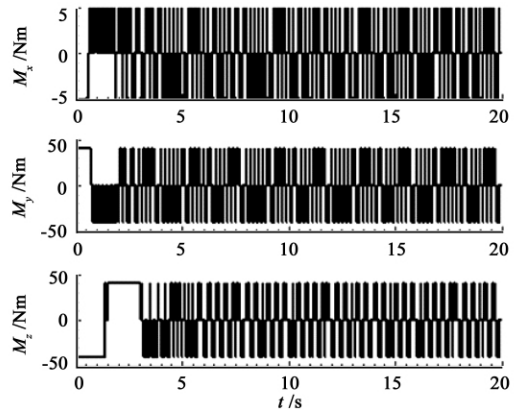


图 6 PWM 驱动的反作用推力器的输出控制力矩

Fig. 6 Control torque given by reaction thruster based on PWM

算例 2. 验证基于神经网络 I-PIDA 姿态控制策略的模糊预测制导方法的有效性,假设从 80km 高度开始调整,给定初始飞行参量: $h_0 = 80000\text{m}$, $\lambda_0 = 3100000/a_e$ rad,其中 a_e 为地球长半径, $\chi_0 = 0^\circ$, $v_0 = 7323\text{m/s}$, $\gamma_0 = -0.45^\circ$, $\xi_0 = 0^\circ$,期望再入点 $\lambda_t = 4000000/a_e$ rad, $\chi_t = 0^\circ$ 。大气模型选 NRLMSISE-00,压心距 $l_{po} = 0.1\text{m}$,考虑气动力矩,干扰力矩同算例 1,忽略导航误差。

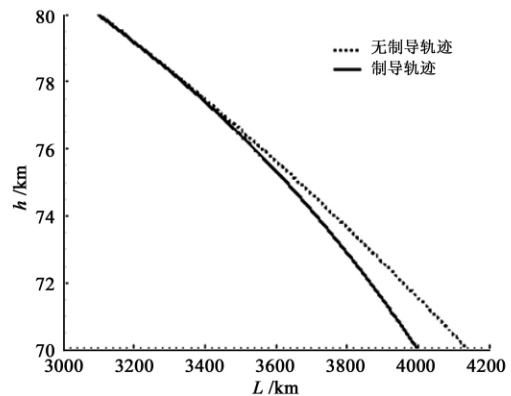


图 7 基于模糊预测制导得到的飞行轨迹图

Fig. 7 Flight trajectory using fuzzy predictive guidance

仿真结果如图 7 ~ 图 8 所示,可以看到在无制导情况下,再入点纵向航程偏差可达 200km ,而利用本文提出的方法实现了再入点的精确调整,图 8 是再入点调整过程中俯仰角跟踪、攻角以及俯仰控制力矩变化曲线,由于本算例假设飞行器在弹道平面内,因而姿态跟踪和控制力矩只需考虑俯仰通道。表 4 给出了不同摄动条件下的落点误差,除了在气动系数偏差 -20% 的情况,其余误差均控制在 30m

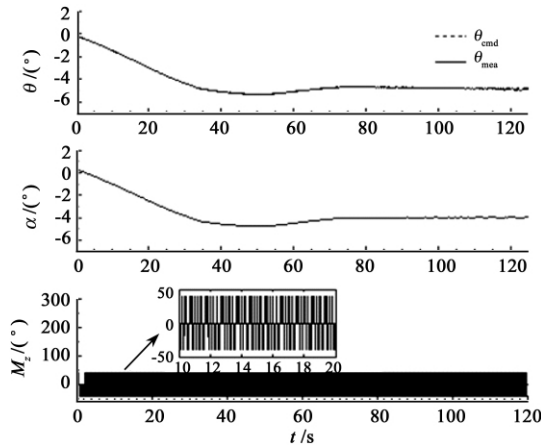


图 8 控制参量变化曲线

Fig. 8 Curves of several control parameters

以内(不考虑导航误差),说明鲁棒性较强。

表 4 再入点调整策略鲁棒性分析

Table 4 Analysis of robustness for adjustment strategy of reentry position

摄动情况	再入点误差/m
无摄动	-7.3435
飞行器质量 +20%	6.069
飞行器质量 -20%	-29.989
转动惯量 +20%	10.826
转动惯量 -20%	10.826
气动系数 +20%	-26.827
气动系数 -20%	984.09
最大西向风	9.0552
最大东向风	12.112
平均风 + 随机风	-7.5269

5 结 论

环境因素波动影响地球大气边缘高超声速飞行的最终轨迹,而弱气动力的积累作用可以用以实现再入点的修正,利用本文提出的基于 PWM 驱动反作用推力和神经网络 I-PIDA 姿态控制策略可以实现姿态的快速跟踪和控制,而基于姿态控制的模糊预测制导方法可以实现再入点精确调整,仿真算例说明了方法的有效性和鲁棒性。

参数整定一直是控制器设计的重要问题,直接决定了控制器的控制品质,本文提出的利用神经网络在线优化 PIDA 控制器的方法切实有效,为 PIDA 控制器的整定提供了一种新的思路,然而整定方法本身仍有进一步优化的空间,因而有待提出更加优

良的改进方法使得 I - PIDA 控制策略具备更加优越的控制品质。

参 考 文 献

[1] 郭正雄,李文皓,张珩. 地球边缘大气密度时空特性分析[J]. 宇航学报,2012,33(8):1177-1184. [Guo Zheng-xiong, Li Wen-hao, Zhang Heng. Analysis of time-varying spatial characteristics for atmospheric density of Earth edge[J]. Journal of Astronautics, 2012, 33(8): 1177-1184.]

[2] Yang X L, Kenneth D M. Entry guidance and trajectory tracking error analysis[J]. Journal of Astronautics, 2004, 25(3): 283-288.

[3] 方炜,姜长生,朱亮. 空天飞行器再入制导的预测控制[J]. 宇航学报,2006,27(6):1216-1222. [Fang Wei, Jiang Chang-sheng, Zhu Liang. Design of a predictive control law for re-entry aerospace vehicle[J]. Journal of Astronautics, 2006, 27(6): 1216-1222.]

[4] 何光宇,呼卫军. 初始能量不确定飞行器再入制导方法研究[J]. 宇航学报,2008,29(5):1496-1500. [He Guang-yu, Hu Wei-jun. The reentry guidance method on initial state uncertainty aircraft[J]. Journal of Astronautics, 2008, 29(5): 1496-1500.]

[5] 樊菁,王建政,孙泉华,等. 远程超低轨迹飞行轨道分析[J]. 力学学报,2009,41(4):449-454. [Fan Jing, Jiang Jian-zheng, Sun Quan-hua, et al. Analysis of ultra-low, long-range flight trajectory[J]. Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics, 2009, 41(4): 449-454.]

[6] Kevin P B. High-fidelity real-time trajectory optimization for reusable launch vehicles[D]. USA: Astronautical Engineering, the Naval Postgraduate School, 2006.

[7] Wie B, Plescia C T. Attitude stabilization of flexible spacecraft during station keeping maneuvers[J]. Journal of Guidance and Control, 1984, 7: 430-436.

[8] Agrawal B N, Bang H. Slewing maneuver of a flexible spacecraft using on-off thrusters[C]. AIAA, Guidance, Navigation, and Control Conference, Monterey, California, 1993.

[9] Snell S A, Enns D F, Garrard W L. Nonlinear inversion flight control for a super-maneuverable aircraft[J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 1992, 15(4): 976-984.

[10] Heller M, Sachs G, Gunnarsson K S. Flight dynamics and robust control of a hypersonic test-vehicle with ramjet propulsion[C]. AIAA International Space Planes and Hypersonic Systems and Technologies Conference, Reston, VA, 1998.

[11] Georgie J, Valasek J. Evaluation of longitudinal desired dynamic for dynamic-inversion controlled generic re-entry vehicles[J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2003, 26(5): 811-819.

- [12] Wang Q, Robert F. Robust nonlinear control of a hypersonic aircraft [J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2000, 23(4): 413–423.
- [13] 徐俊. PIDA 控制及其整定与应用研究 [D]. 北京: 中国科学院力学研究所, 2008. [Xu Jun. Study on PIDA control and its tuning and applications [D]. Beijing: Institute of Mechanics, Chinese Academy of Sciences, 2008.]
- [14] Takao K J, Yamamoto T R. A design of model driven cascade PID controllers using a neural network [J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 2003, 4(3): 1547–1552.

作者简介:

郭正雄(1986–) 男, 博士研究生, 主要从事飞行器动力学、制导和控制研究。

通信地址: 北京市海淀区北四环西路 15 号(100190)

电话: (010) 82543786

E-mail: guoxiong1986@sina.com

肖歆昕(1982–) 女, 博士, 助理研究员, 主要从事亚轨道飞行器制导和控制研究。本文通信作者。

通信地址: 北京市海淀区北四环西路 15 号(100190)

电话: (010) 82543786

E-mail: xiaoxinxin@imech.ac.cn

(编辑: 曹亚君)