

环境参数在线辨识及其在滑翔段制导中的应用*

江振宇¹, 孙乐园², 王晋璘³, 黄振新¹, 赵磊¹

(1. 国防科技大学空天科学学院, 湖南长沙 410073; 2. 国防科技大学智能科学学院, 湖南长沙 410073;
3. 北京航天自动控制研究所, 北京 100854)

摘要:针对助推滑翔导弹, 提出基于飞行环境参数在线辨识的滑翔段数值预测校正制导方法。综合考虑大气密度和气动系数对导弹运动的影响, 引入滑翔段综合环境参数, 利用扩展 Kalman 滤波方法对综合参数进行在线辨识。基于在线辨识结果, 利用渐消记忆递推最小二乘方法在线建立环境参数预测模型, 并利用最新辨识结果进行模型的在线修正。设计了纵向和横向制导律, 并基于环境参数在线预测模型进行落点预测, 以克服飞行环境扰动对落点预测精度的影响。进行了大气密度非定常扰动下的制导仿真, 以及密度和气动参数随机扰动下的 Monte Carlo 仿真。仿真结果表明: 环境参数在线预测模型能准确预报飞行环境参数, 制导方法对飞行环境扰动具有较强的鲁棒性。

关键词: 助推滑翔导弹; 在线辨识; 预测校正制导; 在线预测模型

中图分类号: V249.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-2486(2018)02-048-07

Environmental parameter online identification and its application in gliding guidance

JIANG Zhenyu¹, SUN Leyuan², WANG Jinlin³, HUANG Zhenxin¹, ZHAO Lei¹

(1. College of Aeronautics and Astronautics, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;
2. College of Artificial Intelligence, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;
3. Beijing Aerospace Automatic Control Institute, Beijing 100854, China)

Abstract: A numerical predictor corrector guidance with environmental parameter online identification was proposed for boosting glide missile. Comprehensive environment parameter was introduced in gliding phase concerning both atmospheric density and aerodynamic parameter influence. Extend Kalman filter was used to identify the comprehensive parameter online. Based on identification results, gradual fading-memory recursion least square method was used to build identification model of environment parameter. And the model was gradually revised based on the updated identification. Longitudinal and lateral guidance laws were designed. Drop point was estimated based on the identification model to limit the influence of environmental disturbance. The guidance simulations were carried out with atmosphere density and aerodynamic disturbance. The results demonstrate the identification model can predict the environment parameters accurately and the guidance method has enough robustness to environmental disturbance.

Key words: boost glide missile; online identification; predictor corrector guidance; online prediction model

助推滑翔导弹作为快速精确打击武器, 有效结合了弹道导弹和飞航导弹的优点, 凭借其强突防能力和高打击精度, 成为当前国内外的研究热点。导弹滑翔段在大气层内飞行, 借助气动力实现机动和增程, 复杂的飞行环境、气动参数的天地差异以及大气密度扰动都对滑翔制导方法的鲁棒性提出了很高要求^[1]。

滑翔段制导方法包括标准轨道制导^[2-4]和预测校正制导^[5-7]。标准轨道制导依赖标准弹道, 根据实际状态与标准状态偏差产生制导指令, 满

足最优性原则, 但初始误差和环境扰动对落点精度影响大。预测校正制导不依赖离线标准轨道, 根据预测落点和理论落点的偏差生成制导指令, 对初始误差和飞行扰动具有更强的鲁棒性。

预测校正制导主要分为落点预测和指令校正两步。落点预测过程基于标准气动模型和大气模型, 通过数值积分或解析表达式计算落点位置, 根据落点预测偏差反馈生成制导指令, 因此落点预测精度很大程度上决定了制导精度。标准气动参数通过数值仿真^[8]、风洞试验^[9]或飞行试验获取。

* 收稿日期: 2016-11-28

基金项目: 一院高校联合创新基金资助项目(CALT201503)

作者简介: 江振宇(1978-), 男, 湖北红安人, 副研究员, 博士, 硕士生导师, E-mail: 15574944081@163.com

但各种获取途径均存在局限^[10],使得标准气动参数相对飞行实际气动参数存在偏差。当偏差较大时,可能导致预测射程偏差出现符号逻辑错误,从而使制导量做出相反调整,影响制导精度^[11]。

为提高助推滑翔导弹滑翔段制导精度,本文综合大气密度和气动参数的影响,引入综合环境参数,对综合参数进行在线辨识。基于辨识结果,在线建立并逐步修正环境参数预测模型,提出一种基于环境参数在线辨识的预测校正制导方法。

1 滑翔制导问题

1.1 滑翔运动模型

由于时间不是飞行过程的决定因素,定义无量纲化能量参数

$$e = \frac{V^2}{2} - \frac{1}{r} \quad (1)$$

式中, r 为无量纲化地心距, V 为无量纲化速度。距离无量纲化标准量为地球平均半径 R_0 ;速度无量纲化标准量为 V_c , $V_c = \sqrt{g_0 R_0}$, g_0 为地球表面重力加速度。

能量参数归一化为:

$$E = \frac{e_0 - e}{e_0 - e_f} \quad (2)$$

式中, $e_0 = V_0^2/2 - 1/r_0$, $e_f = V_f^2/2 - 1/r_f$ 分别为滑翔段起点和终点的能量参数。

可以证明 E 为 $[0,1]$ 的递增变量,从而可建立关于能量的滑翔段运动模型。

$$\begin{cases} \frac{dr}{dE} = \frac{\sin\gamma}{D} \\ \frac{d\lambda}{dE} = \frac{\cos\gamma\sin\psi}{Dr\cos\phi} \\ \frac{d\phi}{dE} = \frac{\cos\gamma\cos\psi}{Dr} \\ \frac{d\gamma}{dE} = \frac{L\cos\sigma}{DV^2} + \left(\frac{1}{Dr} - \frac{1}{DV^2r^2}\right)\cos\gamma \\ \frac{d\psi}{dE} = \frac{L\sin\sigma}{DV^2\cos\gamma} + \frac{\cos\gamma\sin\psi\tan\phi}{Dr} \end{cases} \quad (3)$$

其中,状态量依次为地心距 r 、经度 λ 、纬度 ϕ 、航迹角 γ 和航向角 ψ , σ 为倾侧角,速度由式(1)和式(2)解算。

无量纲化气动升力和气动阻力由式(4)确定。

$$\begin{cases} L = C_L S_{\text{ref}} \rho (VV_c)^2 / (2mg_0) \\ D = C_D S_{\text{ref}} \rho (VV_c)^2 / (2mg_0) \end{cases} \quad (4)$$

其中, S_{ref} 为导弹参考面积, C_L 为气动升力系数, C_D 为气动阻力系数。

根据对某助推滑翔战术导弹气动数据的分析结果,可得其滑翔段气动系数模型。

$$\begin{cases} C_L = C_{L\alpha} \alpha \\ C_D = C_{D0} + C_{D\alpha^2} \alpha^2 \end{cases} \quad (5)$$

其中, α 为攻角。

1.2 终端约束

助推滑翔导弹在滑翔段结束后转入末制导,因此滑翔段终端应满足末制导交班点的射程约束。

$$S_{\text{to go}}(E_f) = 0 \quad (6)$$

式中, $S_{\text{to go}}$ 为导弹到交班点的待飞射程,由导弹经纬度 (λ_M, ϕ_M) 和交班点经纬度 (λ_T, ϕ_T) 计算得到。

$$S_{\text{to go}} = \arccos[\sin\phi_M \sin\phi_T + \cos\phi_M \cos\phi_T \cos(\lambda_T - \lambda_M)] \quad (7)$$

同时交班点的高度和速度还应满足末制导要求:

$$\begin{cases} h(E_f) = h_f \\ V(E_f) = V_f \end{cases} \quad (8)$$

2 环境参数在线预测方法

2.1 环境参数在线辨识

2.1.1 待辨识参数

影响气动力的飞行环境因素包括气动参数和大气密度。二者以积的形式影响气动力。在没有大气数据传感器的辅助下,气动参数和大气密度的影响不能分别确定^[12]。因此仅根据弹上的导航信息、气动参数和大气密度是不能分别辨识出来的,只能确定其组合影响效应。基于气动系数模型(5),引入综合气动力系数。

$$\begin{cases} K_L = K_{L\alpha} \alpha \\ K_D = K_{D0} + K_{D\alpha} \alpha^2 \end{cases} \quad (9)$$

其中, K_L 为综合升力系数, K_D 为综合阻力系数。

由气动参数和大气密度决定的综合环境参数为:

$$\begin{cases} K_{L\alpha} = \rho S_{\text{ref}} C_{L\alpha} \\ K_{D0} = \rho S_{\text{ref}} C_{D0} \\ K_{D\alpha} = \rho S_{\text{ref}} C_{D\alpha^2} \end{cases} \quad (10)$$

从而气动力可表示为:

$$\begin{cases} L = \frac{1}{2} V^2 K_{L\alpha} \alpha \\ D = \frac{1}{2} V^2 (K_{D0} + K_{D\alpha} \alpha^2) \end{cases} \quad (11)$$

由于攻角为滑翔制导量,其值由制导算法决定,不能进行优化设计以满足参数全程可辨识的激励需求,所以不能保证 K_{D0} 和 $K_{D\alpha}$ 在滑翔全程可

辨识。因此环境参数在线辨识过程以 $K_{L\alpha}$ 、 K_{D0} 和 $K_{D\alpha}$ 为辨识对象,以 $K_{D0} + K_{D\alpha}\alpha^2$ 和 $K_{L\alpha}$ 为辨识输出。

2.1.2 参数辨识方法

扩展卡尔曼滤波 (Extended Kalman Filter, EKF) 方法是目前应用最广泛的气动参数在线辨识方法。将综合环境参数增广到状态矢量中,即可通过 EKF 方法进行辨识。算法基本流程参考文献[13]。

1) 状态方程

考虑到制导问题为三维问题,采用质心运动方程作为辨识问题的状态方程。

$$\begin{cases} \dot{r} = V \sin \gamma \\ \dot{V} = -\frac{V^2(K_{D0} + K_{D\alpha}\alpha^2)}{2m} - g \sin \gamma \\ \dot{\gamma} = \frac{VK_{L\alpha}\alpha \cos \sigma}{2m} + \left(\frac{V}{r} - \frac{g}{V}\right) \cos \gamma \end{cases} \quad (12)$$

其中:待估计状态参数包括导弹地心距 r 、速度 V 和航迹角 γ ;攻角 α 和倾侧角 σ 为制导变量,由制导算法确定。

由于综合环境参数 ($K_{L\alpha}$ 、 K_{D0} 、 $K_{D\alpha}$) 随高度的变化规律未知,无法建立准确动态模型,采用二阶高斯马尔科夫过程对三个参数进行描述。

$$\begin{cases} \dot{K}_{L\alpha} = -\zeta_{L\alpha}K_{L\alpha} + \varepsilon_{L\alpha} \\ \dot{\zeta}_{L\alpha} = \varepsilon_{\zeta_{L\alpha}} \\ \dot{K}_{D0} = -\zeta_{D0}K_{D0} + \varepsilon_{D0} \\ \dot{\zeta}_{D0} = \varepsilon_{\zeta_{D0}} \\ \dot{K}_{D\alpha} = -\zeta_{D\alpha}K_{D\alpha} + \varepsilon_{D\alpha} \\ \dot{\zeta}_{D\alpha} = \varepsilon_{\zeta_{D\alpha}} \end{cases} \quad (13)$$

其中, $\varepsilon_{L\alpha}$ 、 $\varepsilon_{\zeta_{L\alpha}}$ 、 ε_{D0} 、 $\varepsilon_{\zeta_{D0}}$ 、 $\varepsilon_{D\alpha}$ 和 $\varepsilon_{\zeta_{D\alpha}}$ 均为零均值高斯白噪声, $\zeta_{L\alpha}$ 、 ζ_{D0} 、 $\zeta_{D\alpha}$ 为引入的马尔科夫过程中间变量。

2) 观测方程

根据弹上惯性器件可获取的导弹运动信息,建立描述导弹质心运动的观测方程。

$$\begin{cases} N_{x1m} = \frac{L \sin \alpha - D \cos \alpha}{mg_0} + \varepsilon_{N_{x1}} \\ N_{y1m} = \frac{L \cos \alpha + D \sin \alpha}{mg_0} + \varepsilon_{N_{y1}} \\ h_m = h + \varepsilon_h \\ V_m = V + \varepsilon_V \end{cases} \quad (14)$$

其中,观测量 N_{x1m} 、 N_{y1m} 、 h_m 、 V_m 分别为轴向过载、法向过载、高度、速度,观测噪声 $\varepsilon_{N_{x1}}$ 、 $\varepsilon_{N_{y1}}$ 、 ε_h 和

ε_V 为零均值高斯白噪声。

2.2 环境参数在线预测

2.2.1 参数在线预测模型

基于以上建立的在线辨识问题模型,通过卡尔曼滤波方法可实现对综合环境参数 ($K_{L\alpha}$ 、 K_{D0} 、 $K_{D\alpha}$) 的实时估计。但仅估计出当前时刻的环境参数,还无法用于弹道预测,因此需要根据已获取的环境参数辨识输出,建立环境参数在线预测模型,以预报未来时刻的飞行环境参数。

根据标准气动参数和大气密度可预先确定标准环境参数。

$$\begin{cases} K_{L\alpha}^* = \rho^* S_{\text{ref}} C_{L\alpha}^* \\ K_{D0}^* = \rho^* S_{\text{ref}} C_{D0}^* \\ K_{D\alpha}^* = \rho^* S_{\text{ref}} C_{D\alpha}^* \end{cases} \quad (15)$$

其中,上标“*”表示已知的标准大气密度和气动参数。

定义综合环境参数比例因子

$$\begin{cases} k_{L\alpha} = \hat{K}_{L\alpha} / K_{L\alpha}^* \\ k_{D0} = \hat{K}_{D0} / K_{D0}^* \\ k_{D\alpha} = \hat{K}_{D\alpha} / K_{D\alpha}^* \end{cases} \quad (16)$$

其中,上标“^”代表滤波估计值。

当

$$\frac{C_D}{C_D^*} = \frac{C_{D0}}{C_{D0}^*} = \frac{C_{D\alpha^2}}{C_{D\alpha^2}^*} \quad (17)$$

可令 $k_{D0} = k_{D\alpha} = k_D$, 则

$$k_D = \frac{\hat{K}_{D0} + \hat{K}_{D\alpha}\alpha^2}{K_{D0}^* + K_{D\alpha}^*\alpha^2} \quad (18)$$

为实现环境参数预测,建立环境比例因子关于高度的多项式模型。

$$\begin{cases} k_{L\alpha} = \sum_{i=0}^4 a_i h^i \\ k_D = \sum_{i=0}^4 b_i h^i \end{cases} \quad (19)$$

当获得比例因子 $k_{L\alpha}$ 和 k_D 后,即可对模型参数 a_i 、 b_i ($i=1,2,3,4$) 进行拟合,从而确定环境参数预测模型,利用最新辨识结果对模型进行修正。

2.2.2 渐消记忆递推最小二乘法

环境比例因子模型 (19) 关于待估参数 a_i 、 b_i 是线性的,可利用线性最小二乘方法进行估计。考虑到在线应用的实时性和数据的有效更新,采用渐消记忆递推最小二乘方法进行环境比例因子在线建模与修正。

对于一般化线性模型

$$y = \mathbf{x}\boldsymbol{\theta} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (20)$$

式中, y 为观测量, \mathbf{x} 为参数灵敏度系数行向量, $\boldsymbol{\theta}$ 为待估参数, $\boldsymbol{\varepsilon}$ 为测量噪声。

采用渐消记忆递推最小二乘方法进行参数实时估计, 假设在进行第 k 次观测后, t_k 时刻及之前所有输入构成系统的参数灵敏度系数矩阵 $\mathbf{X}_k = (\mathbf{x}_1^T \ \mathbf{x}_2^T \ \cdots \ \mathbf{x}_k^T)^T$, 观测信息构成观测矢量 $\mathbf{y}_k = (y_1 \ y_2 \ \cdots \ y_k)^T$, 可得到待估参数的最小二乘估计

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_{LS,k} = (\mathbf{X}_k^T \mathbf{X}_k)^{-1} \mathbf{X}_k^T \mathbf{y}_k \quad (21)$$

在获取第 $k+1$ 次观测信息后, 参数估计值为:

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_{LS,k+1} = (\mathbf{X}_{k+1}^T \mathbf{X}_{k+1})^{-1} \mathbf{X}_{k+1}^T \mathbf{y}_{k+1} \quad (22)$$

式中,

$$\mathbf{X}_{k+1} = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_k \\ \mathbf{x}_{k+1} \end{bmatrix} \quad (23)$$

$$\mathbf{y}_{k+1} = \begin{bmatrix} \mathbf{y}_k \\ y_{k+1} \end{bmatrix} \quad (24)$$

其中, \mathbf{x}_{k+1} 为第 $k+1$ 次观测的新息行向量。

通过对数据进行加权, 使旧数据对模型参数估计的影响逐渐衰减, 即将旧数据乘上加权因子 η ($0 < \eta \leq 1$), 此时式(23)和式(24)改写为:

$$\mathbf{X}_{k+1} = \begin{bmatrix} \eta \mathbf{X}_k \\ \mathbf{x}_{k+1} \end{bmatrix} \quad (25)$$

$$\mathbf{y}_{k+1} = \begin{bmatrix} \eta \mathbf{y}_k \\ y_{k+1} \end{bmatrix} \quad (26)$$

可得 $k+1$ 次观测后的参数估计值和估计方差。

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_{LS,k+1} = \hat{\boldsymbol{\theta}}_{LS,k} + \mathbf{K}_k v_{k+1} \quad (27)$$

$$\mathbf{P}_{k+1} = \frac{1}{\eta} (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{x}_{k+1}^T) \mathbf{P}_k \quad (28)$$

其中,

$$v_{k+1} = y_{k+1} - \mathbf{x}_{k+1} \hat{\boldsymbol{\theta}}_{LS,k} \quad (29)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k \mathbf{x}_{k+1}^T (\eta^2 + \mathbf{x}_{k+1}^T \mathbf{P}_k \mathbf{x}_{k+1})^{-1} \quad (30)$$

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{X}_k^T \mathbf{X}_k)^{-1} \quad (31)$$

3 滑翔制导方法

当攻角模型给定后, 滑翔段数值预测校正制导通过纵向制导确定倾侧角大小, 通过横向制导确定倾侧角符号。

3.1 纵向制导

定义射程预测偏差

$$f(\sigma_k) = S_{\text{need}} - S_{\text{pre}}(\sigma_k) \quad (32)$$

式中, S_{need} 为当前点到要求落点的需要射程, S_{pre} 为通过弹道积分得到的当前点到预测落点的射程。

滑翔段纵向制导就是确定当前状态点倾侧角幅值 σ_k , 使 $f(\sigma_k) = 0$, 采用割线法进行迭代求解, 迭代格式为:

$$\sigma_k^{i+1} = \sigma_k^i + d^i \quad (33)$$

式中, 搜索步长 $d^i = -\frac{\sigma_k^i - \sigma_k^{i-1}}{f(\sigma_k^i) - f(\sigma_k^{i-1})} f(\sigma_k^i)$ 。

倾侧角幅值剖面采用文献[7]中关于能量参数 E 的线性函数形式。

3.2 横向制导

当倾侧角幅值由纵向制导确定后, 横向制导通过设计倾侧角翻转逻辑, 控制横向偏差, 确定倾侧角符号。

定义航向误差角

$$\Delta\psi = \psi - \Phi \quad (34)$$

式中, Φ 为导弹到交班点的视线方位角, 从正北方向, 取顺时针方向为正, 由式(35)计算得到。

$$\tan\Phi = \frac{\sin(\lambda_T - \lambda_M)}{\cos\phi_M \tan\phi_T - \sin\phi_M \cos(\lambda_T - \lambda_M)} \quad (35)$$

进一步定义表征横向偏差的横程参数

$$Z = \arcsin(\sin S_{\text{logo}} \sin\Delta\psi) \quad (36)$$

由于横向制导过程可对横向偏差逐步校正, 在初始阶段允许横向偏差稍大, 所以可将横向误差边界设计为漏斗状, 并且随速度减小而减小。定义横程边界为:

$$\bar{Z}_{\text{max}} = k_2 V + k_1 \quad (37)$$

当横程在边界内时, 保持倾侧角符号, 达到边界时, 则改变倾侧角符号, 即

$$\text{sign}(\sigma_k) = \begin{cases} 1 & Z \leq -\bar{Z}_{\text{max}} \\ -1 & Z \geq \bar{Z}_{\text{max}} \\ \text{sign}(\sigma_{k-1}) & -\bar{Z}_{\text{max}} < Z < \bar{Z}_{\text{max}} \end{cases} \quad (38)$$

3.3 制导策略

基于惯性测量信息, 对飞行环境参数进行在线辨识, 建立并逐步修正环境参数在线预测模型, 用于落点预测, 从而保证落点预测精度, 增强环境扰动下的滑翔段制导鲁棒性。基于环境参数在线辨识的滑翔制导回路如图1所示。

4 仿真分析

以某助推滑翔战术导弹为对象, 对预测校正制导方法进行验证。滑翔段初始高度为 50 km, 经纬度均取 0° , 初始速度为 2300 m/s, 航迹角 -0.9° , 航向角为 63° 。在达到目标以上区域后转入末制导, 末制导交班点经纬度为 ($E2.5^\circ$, $N1.5^\circ$), 高度为 10 km, 速度为 1000 m/s。

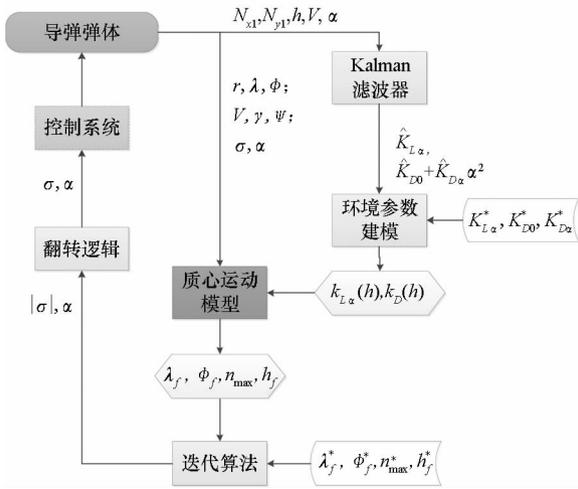


图 1 预测制导回路

Fig.1 Predictor guidance loop

4.1 密度非正常扰动下的制导仿真

实际条件下大气密度扰动随高度变化,并且变化规律是难以提前预知的。大气密度随高度变化的扰动等效于气动参数扰动随高度变化。以指数密度模型作为标准模型,假设真实大气密度相对标准密度模型的扰动随高度的变化函数为:

$$\rho/\rho_{\text{std}}(h) = \begin{cases} 1 - 0.1\sin[\pi(h-40)/20] & h > 40 \text{ km} \\ 1 + 0.2\sin(\pi h/40) & h \leq 40 \text{ km} \end{cases} \quad (39)$$

在密度随高度非正常扰动的条件下基于本文的制导算法进行制导仿真,渐消记忆递推最小二乘法的历史数据加权因子取常值 0.99。

图 2 和图 3 给出了参数辨识环节辨识输出曲线,参数辨识相对误差小于 3%。

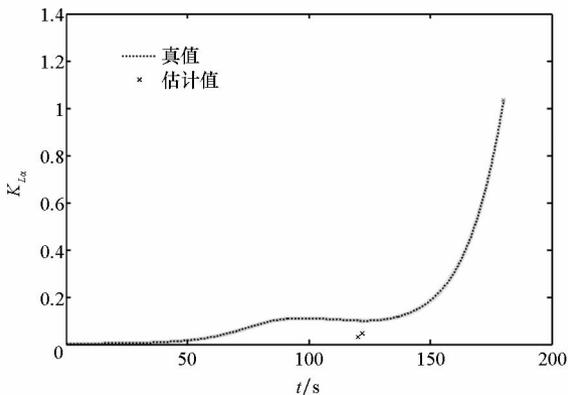


图 2 综合升力系数辨识曲线

Fig.2 Identification of comprehensive lift coefficient

基于辨识输出结果,采用渐消记忆最小二乘法对环境比例因子建模并根据最新辨识结果对模型进行修正,获得逐步更新的环境参数在线预测模型,大气密度扰动预测曲线如图 4

所示。

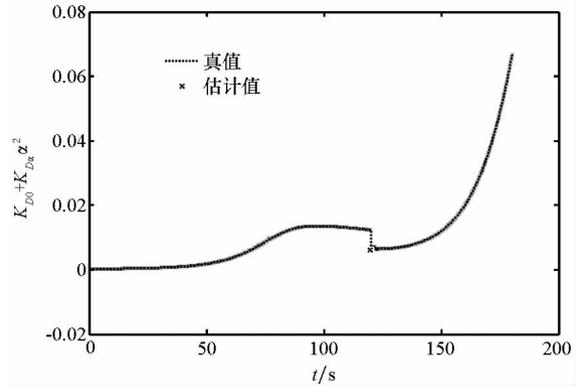


图 3 综合阻力系数辨识曲线

Fig.3 Identification of comprehensive drag coefficient

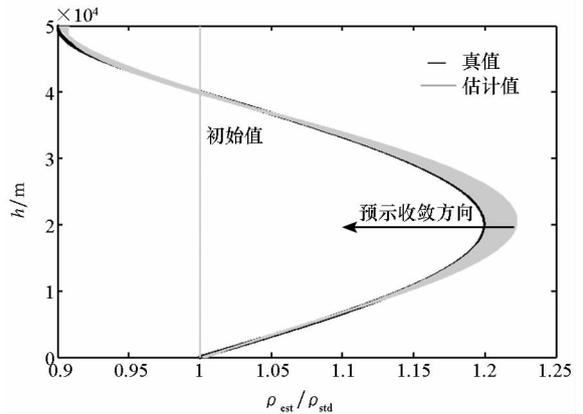


图 4 大气密度扰动预测过程

Fig.4 Prediction of atmospheric density disturbance

由图 4 可知,在预测初始阶段,密度扰动预报值相对真值存在较大偏差,但随着新的滤波数据的修正,预报值逐步趋近于真值。

交班点状态偏差见表 1,通过对飞行环境参数进行在线辨识,并建立参数预测模型,有效提高了落点预测的模型精度,保证了大气密度非正常扰动下的制导精度。

表 1 交班点状态偏差

Tab.1 State deviation of handover point

	高度/m	速度/(m/s)	水平位置/m
偏差量	34	1	23

4.2 Monte Carlo 仿真

对滑翔段标准气动参数和大气密度模型加入随机扰动,扰动分布见表 2。

假设参数偏差未知,根据在线建立的环境参数预测模型进行落点计算,500 条弹道仿真曲线如图 5~6 所示。

表2 参数拉偏设置
Tab.2 Parameter deviation

偏差项	分布类型	3-σ 偏差
大气密度偏差 $\Delta\rho$	零均值高斯分布	15%
升力系数偏差 ΔC_L	零均值高斯分布	15%
阻力系数偏差 ΔC_D	零均值高斯分布	15%

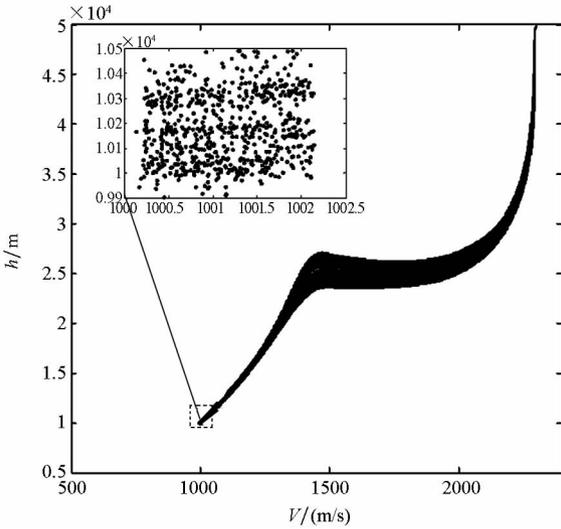


图5 高度-速度剖面

Fig.5 Altitude-velocity profile

由图5~6可知交班点高度偏差小于500 m,在高度迭代误差范围内,水平位置偏差小于300 m,并且主要集中在交班点150 m半径圆内,表明在大气密度和气动参数存在随机扰动下,本文制导方法仍然具有很高的制导精度。

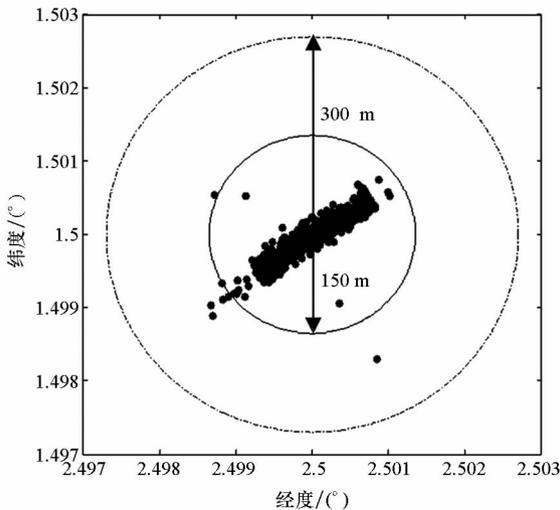


图6 交班点经纬度散布

Fig.6 Longitude and latitude dispersion of handover point

基于在线辨识结果,建立环境参数在线预测模型,对环境参数进行预报并提供给弹道预测环

节,相当于减小了气动参数和大气密度扰动,因此指令校正的频次降低。仿真中,扰动条件下每个制导周期内的迭代次数均不超过2次,有效保证了制导算法的实时性。

5 结论

本文提出了一种基于飞行环境参数在线辨识的助推滑翔导弹滑翔段数值预测校正制导方法。

1)综合大气密度和气动参数的共同影响,引入了综合环境参数。采用二阶马尔科夫过程描述参数动态过程,并基于EKF方法实现了综合环境参数的在线辨识。

2)基于综合环境参数辨识结果,利用渐消记忆递推最小二乘方法,建立了环境参数在线预测模型,并利用最新辨识结果实现了预测模型的实时修正。

3)仿真结果表明,该辨识方法可有效辨识飞行环境参数,所建立的环境参数预测模型具有较高的预报精度,本文的制导方法对飞行环境参数具有较强的鲁棒性。

参考文献 (References)

- [1] 王智,唐硕,闫晓东.高超声速滑翔飞行器约束预测校正再入制导[J].飞行力学,2012,30(2):175-180.
WANG Zhi, TANG Shuo, YAN Xiaodong. Constrained predictor-corrector reentry guidance for hypersonic glide vehicle[J]. Flight Dynamics, 2012, 30(2): 175-180. (in Chinese)
- [2] Dukeman G A. Profile-following entry guidance using linear quadratic regulator theory [C]//Proceedings of AIAA Guidance Navigation and Control Conference and Exhibit, AIAA 2002-4457, 2002.
- [3] Shen Z J, Lu P. Onboard generation of three-dimensional constrained entry trajectories [J]. Journal of Guidance, Control and Dynamics, 2003, 26(1): 110-121.
- [4] Tian B L, Zong Q. Optimal guidance for reentry vehicles based on indirect Legendre pseudospectral method[J]. Acta Astronautica, 2011, 68(7/8): 1176-1184.
- [5] Xue S B, Lu P. Constrained predictor-corrector entry guidance [J]. Journal of Guidance Control & Dynamics, 2010, 33(4): 1273-1281.
- [6] 徐明亮,陈克俊,刘鲁华,等.高超声速飞行器准平衡滑翔自适应制导方法[J].中国科学:技术科学,2012,42(4):378-387.
XU Mingliang, CHEN Kejun, LIU Luhua, et al. Quasi-equilibrium glide adaptive guidance for hypersonic vehicles[J]. Scientia Sinica(Technologica), 2012, 42(4): 378-387. (in Chinese)
- [7] Lu P. Predictor-corrector entry guidance for low-lifting vehicles[J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics,

- 2008, 31(4): 1067 - 1075.
- [8] 张艳军, 雷美荣. 高速飞行器空气动力学数值分析[J]. 机械管理开发, 2009, 24(6): 21, 23.
ZHANG Yanjun, LEI Meirong. Analysis on high speed aircraft aerodynamics numeric analysis [J]. Mechanical Management and Development, 2009, 24(6): 21, 23. (in Chinese)
- [9] 刘斌, 刘沛清, 王亮. 某小型边条翼无人飞机的气动参数估算及风洞试验分析[J]. 飞机设计, 2010, 30(3): 1 - 5.
LIU Bin, LIU Peiqing, WANG Liang. A small trim-wing unmanned aircraft aerodynamic parameter estimation and analysis of wind tunnel test [J]. Aircraft Design, 2010, 30(3): 1 - 5. (in Chinese)
- [10] Shafer M F. Flight investigation of various control inputs intended for parameter estimation[C]. The 11th Atmospheric Flight Mechanics Conference, AIAA - 1986 - 2073, 1986.
- [11] 梁子璇, 任章. 基于在线气动参数修正的预测制导方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2013, 39(7): 853 - 857.
LIANG Zixuan, REN Zhang. Predictive reentry guidance with aerodynamic parameter online correction [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2013, 39(7): 853 - 857. (in Chinese)
- [12] Brunner C W, Lu P. Skip entry trajectory planning and guidance[J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2008, 31(5): 1210 - 1219.
- [13] 崔乃刚, 卢宝刚, 傅瑜, 等. 基于卡尔曼滤波的再入飞行器气动参数辨识[J]. 中国惯性技术学报, 2014, 22(6): 755 - 758.
CUI Naigang, LU Baogang, FU Yu, et al. Aerodynamic parameter identification of a reentry vehicle based on Kalman filter method [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2014, 22(6): 755 - 758. (in Chinese)