

高超声速滑翔导弹气动参数自适应跟踪建模*

张凯¹,熊家军²,付婷婷²,刁秋实²,兰旭辉²

(1. 空军预警学院 研究生大队, 湖北 武汉 430019; 2. 空军预警学院 预警情报系, 湖北 武汉 430019)

摘要:针对高超声速滑翔导弹跟踪中状态模型构建问题,研究基于制导变量变化规律的气动参数建模方法。对气动参数进行分析,指出传统建模方法的缺点。在假设制导变量服从一阶时滞过程的前提下,利用线性化的气动系数推导气动参数模型,通过分析不同飞行状态下的模型变式,证明模型对目标机动具有自适应性。对模型中未知参数的取值问题进行讨论,实现模型与飞行状态的自适应匹配。仿真结果表明:当目标发生机动时,所提模型性能明显优于传统模型。同时,在不同滤波器参数条件下的仿真结果进一步证实了模型的有效性。

关键词:高超声速飞行器;无动力滑翔;机动目标跟踪;气动参数;制导变量;动力学模型

中图分类号:TN 953; V412.1 文献标志码:A 文章编号:1001-2486(2019)01-101-07

Aerodynamic parameter modeling of hypersonic gliding missile for adaptive tracking

ZHANG Kai¹, XIONG Jiajun², FU Tingting², DIAO Qiuishi², LAN Xuhui²

(1. Department of Graduate Management, Air Force Early Warning Academy, Wuhan 430019, China;

2. Early Warning Intelligence Department, Air Force Early Warning Academy, Wuhan 430019, China)

Abstract: Aiming at the modeling problem of hypersonic gliding missile tracking, a method of aerodynamic parameter model based on the law of guidance variables was studied. The aerodynamic parameters were analyzed and the shortcomings of the traditional modeling method were pointed out. With the assumption that the guidance variables obey the first-order delay process, the aerodynamic parameter model was derived by using the linearized aerodynamic coefficients. By analyzing the variants of model under different flight conditions, the model adaptability for target's maneuver was proved. The values of unknown parameters were discussed, so as to realize the adaptive matching of model with flight state. Simulation results show that the performance of the proposed model is obviously better than the traditional model when the target is maneuvering. Simultaneously, the simulation under different filter parameters confirms the model's validity.

Keywords: hypersonic vehicle; unpowered glide; maneuvering target tracking; aerodynamic parameter; guidance variable; dynamic model

作为新一代跨大气层空天飞行器,高超声速滑翔导弹(Hypersonic Gliding Missile, HGM)结合了航天器与航空器的特征,具有高速、高机动、高精度、大航程等优点,可实施远距离机动快速打击^[1-2]。美国于2011年和2017年分别成功试射陆基和潜射高速滑翔弹头,标志着HGM武器已初步具备作战能力,这给我国空天安全带来了巨大威胁。面对这类目标在早期预警和拦截中跟踪精度有限的问题,有必要结合HGM的运动特点进一步研究目标跟踪的相关理论。

从滤波器应用角度来看,HGM跟踪是典型的非线性滤波问题,其估计性能很大程度取决于目标状态模型的精细程度。通常,合理构建机动再

入目标的未知气动力模型可有效提高目标的估计精度^[3]。这类方法一般利用气动参数表征未知气动力变化,凭借经验将其建模为高斯-维纳或一阶马尔可夫等通用的机动模型,通过状态增广^[4-7]或输入估计^[8-9]等方法构建完整的动力学模型。其物理含义清晰,稳定跟踪时估计精度高。缺点是当模型失配或气动力大幅变化时,跟踪精度会大幅下降。

目标机动是造成跟踪精度大幅下降的关键因素。HGM机动是在控制系统作用下通过调整制导变量实现的,其特性受控制规律约束,并非完全无章可循。采用传统的通用机动模型对气动参数建模忽略了这一重要的先验信息,不利于提高跟

* 收稿日期:2018-02-04

基金项目:国家863计划资助项目(2015AA7056045;2015AA8017032P)

作者简介:张凯(1990—),男,湖北红安人,博士研究生,E-mail: christophzhang@163.com;

熊家军(通信作者),男,教授,博士,博士生导师,E-mail: 124611796@foxmail.com

踪精度。针对这一问题,文献[10]采用构造的制导规律推导目标的未知气动加速度模型,其工作具有一定启示,但模型参数依赖于离线统计运动特征,实际应用中难以实现。如果能够在线辨识制导变量的相关规律,则更具应用价值。文献[11-12]针对来袭目标末制导辨识问题,假设其采用某型比例导引律,通过状态增广的方式在线估计制导系数,从而辨识目标的机动行为。但末制导辨识问题通常约束条件较强,待定参数少,难以适应中制导阶段的 HGM 跟踪问题。

据以上分析不难看出,利用制导控制规律对未知气动参数建模有助于提高 HGM 跟踪精度,但如何辨识未知参数进而构造气动参数模型是亟待解决的问题。为此,本文对气动参数进行分析,通过推导气动参数与制导变量之间的关系,构建一种基于制导变量变化规律的气动参数模型。

1 气动参数分析

HGM 的加速度的矢量表达式可描述为:

$$\ddot{\mathbf{r}} = \mathbf{a}_A + \mathbf{a}_G \quad (1)$$

式中, \mathbf{a}_A 表示气动加速度, \mathbf{a}_G 表示重力加速度。

飞行过程中, HGM 制导系统通常采用倾斜转弯(Bank To Turn, BTT)控制方式,选择攻角 α 和倾侧角 ν 作为制导变量。 α 确定阻力加速度 D 和升力加速度 L 的大小, ν 确定 L 在纵向和侧向上的分量。因此, \mathbf{a}_A 在位于 HGM 质心的半速度(Velocity Turn Climb, VTC)坐标系中可表示为:

$$\mathbf{a}_A^{(\text{VTC})} = -D\mathbf{u}_v + L(-\mathbf{u}_l \sin \nu + \mathbf{u}_c \cos \nu) \quad (2)$$

式中,

$$\begin{cases} D = \frac{1}{2} \rho v^2 \cdot \frac{C_D(\alpha) S}{m} \\ L = \frac{1}{2} \rho v^2 \cdot \frac{C_L(\alpha) S}{m} \end{cases} \quad (3)$$

其中: \mathbf{u}_v 、 \mathbf{u}_l 和 \mathbf{u}_c 表示 VTC 坐标系中各向的单位矢量; ρ 为大气密度; v 为目标速度; m 为目标质量; S 为目标等效截面积; $C_D(\alpha)$ 和 $C_L(\alpha)$ 为阻力系数和升力系数,通常可表示为 α 的函数^[13-14]。

为描述气动加速度 \mathbf{a}_A 的变化规律,通常利用状态依赖参量 $\rho v^2/2$ 将气动加速度 \mathbf{a}_A 中的未知参数($k, C_L(\alpha), S, m, v$)转化为气动参数 $\mathbf{u} = [\alpha_v, \alpha_l, \alpha_c]^T$ ^[3]。此时 \mathbf{a}_A 在东北天(East-North-Up, ENU)坐标系中的表达式可描述为:

$$\mathbf{a}_A^{(\text{ENU})} = \begin{bmatrix} A_x \\ A_y \\ A_z \end{bmatrix} = \frac{1}{2} \rho v^2 \begin{bmatrix} \frac{v_x}{v} & -\frac{v_y}{v_g} & -\frac{v_x v_z}{v v_g} \\ \frac{v_y}{v} & \frac{v_x}{v_g} & -\frac{v_y v_z}{v v_g} \\ \frac{v_z}{v} & 0 & \frac{v_g}{v} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -\alpha_v \\ \alpha_l \\ \alpha_c \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中: $v = \sqrt{v_x^2 + v_y^2 + v_z^2}$; $v_g = \sqrt{v_x^2 + v_y^2}$; v_x 、 v_y 和 v_z 分别为目标速度矢量在 ENU 坐标系中的分量; A_x 、 A_y 和 A_z 分别为 \mathbf{a}_A 在 ENU 坐标系中的分量; α_v 、 α_l 和 α_c 分别为阻力参数、转弯力参数和爬升力参数。

联立式(2)和式(4),可知气动参数 \mathbf{u} 的表达式为:

$$\mathbf{u} = \begin{bmatrix} \alpha_v \\ \alpha_l \\ \alpha_c \end{bmatrix} = \frac{S}{m} \cdot \begin{bmatrix} C_D(\alpha) \\ -C_L(\alpha) \sin \nu \\ C_L(\alpha) \cos \nu \end{bmatrix} \quad (5)$$

从式(5)不难看出,气动参数的变化是由制导变量 α 和 ν 决定的。同时,制导变量又导致气动参数之间存在显著耦合。在文献[3-9]中,凭借经验对各向气动参数进行独立建模的做法实际是对气动参数的解耦处理,忽略了制导变量对气动参数变化的影响。针对这一问题,下文不再简单地将气动参数当作随机过程来处理,而是通过构造制导变量规律对气动参数建模,从而使得目标状态模型更加符合实际情况。

2 气动参数模型

2.1 模型推导

制导变量 α 和 ν 的变化是由目标控制系统决定的,在未知其具体变化规律的情况下,可采用一阶时滞过程近似处理^[10]。

$$\begin{cases} \dot{\alpha} = \frac{1}{\tau_\alpha} (\alpha_G - \alpha) \\ \dot{\nu} = \frac{1}{\tau_\nu} (\nu_G - \nu) \end{cases} \quad (6)$$

其中: τ_α 和 τ_ν 为 α 和 ν 的时间常数,是表现制导变量变化快慢的参数; α_G 和 ν_G 为对应的制导指令,表征制导变量的期望值。

对于在复杂大气层内高速飞行的 HGM 而言,攻角 α 的大幅值调整会使得气动特性复杂,影响目标的热防护系统并增加制导控制系统负担。因此, α 一般作为辅助的制导变量,在标称值的基础上进行小范围调整^[15]。由于气动系数 $C_D(\alpha)$ 和 $C_L(\alpha)$ 可近似为关于 α 的线性函数^[16],当 $\alpha_G - \alpha$ 变化较小时,可用 α 处的一阶泰勒展开式近似表示 $C_D(\alpha_G)$ 和 $C_L(\alpha_G)$ 。

$$\begin{cases} C_D(\alpha_G) \approx C_D(\alpha) + \frac{dC_D(\alpha)}{d\alpha} (\alpha_G - \alpha) \\ C_L(\alpha_G) \approx C_L(\alpha) + \frac{dC_L(\alpha)}{d\alpha} (\alpha_G - \alpha) \end{cases} \quad (7)$$

结合式(6)和式(7),对式(5)中的阻力参数

α_v 求导可得:

$$\begin{aligned}\dot{\alpha}_v &= \frac{S}{m} \cdot \frac{dC_D(\alpha)}{d\alpha} \cdot \frac{1}{\tau_\alpha} (\alpha_G - \alpha) \\ &\approx \frac{1}{\tau_\alpha} \cdot \frac{S}{m} [C_D(\alpha_G) - C_D(\alpha)] \quad (8) \\ &= \frac{1}{\tau_\alpha} (\alpha_{vG} - \alpha_v)\end{aligned}$$

式中, α_{vG} 表示制导攻角 α_G 对应的阻力系数制导指令。

通过式(8), 可利用 α 的变化规律构造 α_v 的模型。同理, 定义总升力参数 $\alpha_1 = \sqrt{\alpha_l^2 + \alpha_c^2}$, 根据式(5)可知, $\alpha_1 = C_L(\alpha)S/m$ 。对升力参数 α_1 求导可得:

$$\begin{aligned}\dot{\alpha}_1 &= \frac{S}{m} \cdot \frac{dC_L(\alpha)}{d\alpha} \cdot \frac{1}{\tau_\alpha} (\alpha_G - \alpha) \\ &\approx \frac{1}{\tau_\alpha} \cdot \frac{S}{m} [C_L(\alpha_G) - C_L(\alpha)] \quad (9) \\ &= \frac{1}{\tau_\alpha} (\alpha_{1G} - \alpha_1)\end{aligned}$$

式中, α_{1G} 为制导攻角 α_G 对应的总升力参数制导指令。

根据式(5), 对爬升力参数 α_1 和转弯力参数 α_c 求导:

$$\begin{cases} \dot{\alpha}_1 = -\dot{\alpha}_1 \sin v - \alpha_1 \cos v \cdot \dot{v} \\ \dot{\alpha}_c = \dot{\alpha}_1 \cos v - \alpha_1 \sin v \cdot \dot{v} \end{cases} \quad (10)$$

将式(6)和式(9)代入式(10), 可得:

$$\begin{cases} \dot{\alpha}_1 = \frac{\alpha_1}{\tau_\alpha} \left(\frac{\alpha_{1G}}{\alpha_1} - 1 \right) - \frac{\alpha_c}{\tau_v} (v_G - v) \\ \dot{\alpha}_c = \frac{\alpha_c}{\tau_\alpha} \left(\frac{\alpha_{1G}}{\alpha_1} - 1 \right) + \frac{\alpha_1}{\tau_v} (v_G - v) \end{cases} \quad (11)$$

其中:

$$v = -\arctan(\alpha_l/\alpha_c) \quad (12)$$

通过式(11), 可利用 α 和 v 的变化规律构造 α_1 和 α_c 的模型。

2.2 模型分析

根据上文推导, 带高斯白噪声的气动参数模型可表示为:

$$\begin{cases} \dot{\alpha}_v = \frac{1}{\tau_\alpha} (\alpha_{vG} - \alpha_v) + w_v \\ \dot{\alpha}_1 = \frac{\alpha_1}{\tau_\alpha} \left(\frac{\alpha_{1G}}{\alpha_1} - 1 \right) - \frac{\alpha_c}{\tau_v} (v_G - v) + w_1 \\ \dot{\alpha}_c = \frac{\alpha_c}{\tau_\alpha} \left(\frac{\alpha_{1G}}{\alpha_1} - 1 \right) + \frac{\alpha_1}{\tau_v} (v_G - v) + w_c \end{cases} \quad (13)$$

其中, 时间常数 τ_α 和 τ_v 是与当前状态变化无关的参数。

为描述模型设计的合理性, 下文对 HGM 在

不同飞行状态下式(13)的变式进行分析。

1) 稳态飞行。此时制导变量 α 和 v 保持不变, 可知 $\alpha_{vG} = \alpha_v$, $\alpha_{1G} = \alpha_1$, $v_G = v$, 则式(13)可简化为:

$$\begin{cases} \dot{\alpha}_v = w_v \\ \dot{\alpha}_1 = w_1 \\ \dot{\alpha}_c = w_c \end{cases} \quad (14)$$

其中, 模型退化为各向解耦的高斯-维纳模型, 适用于稳态跟踪情形。

2) 俯仰机动飞行。此时 α 变化, v 不变, 可知 $\alpha_{vG} \neq \alpha_v$, $\alpha_{1G} \neq \alpha_1$, $v_G = v$, 则式(13)可简化为:

$$\begin{cases} \dot{\alpha}_v = \frac{1}{\tau_\alpha} (\alpha_{vG} - \alpha_v) + w_v \\ \dot{\alpha}_1 = \frac{\alpha_1}{\tau_\alpha} \left(\frac{\alpha_{1G}}{\alpha_1} - 1 \right) + w_1 \\ \dot{\alpha}_c = \frac{\alpha_c}{\tau_\alpha} \left(\frac{\alpha_{1G}}{\alpha_1} - 1 \right) + w_c \end{cases} \quad (15)$$

其中, 模型退化为关于 τ_α 的模型, 适合于由攻角 α 变化引起的俯仰机动跟踪情形。模型中 α_1 和 α_c 之间的耦合通过 $\alpha_1 = \sqrt{\alpha_l^2 + \alpha_c^2}$ 表征。

3) 转弯机动飞行。此时 v 变化, α 不变, 可知 $\alpha_{vG} = \alpha_v$, $\alpha_{1G} = \alpha_1$, $v_G \neq v$, 则式(13)可简化为:

$$\begin{cases} \dot{\alpha}_v = w_v \\ \dot{\alpha}_1 = -\omega \alpha_c + w_1 \\ \dot{\alpha}_c = \omega \alpha_1 + w_c \end{cases} \quad (16)$$

其中,

$$\omega = (v_G - v)/\tau_v \quad (17)$$

式中, α_v 退化为独立的高斯-维纳模型, α_1 和 α_c 退化为关于 ω 的谐波振荡模型, ω 为谐波振荡系数。此时模型与 τ_v 有关, 适合于由倾侧角 v 变化引起的俯仰机动跟踪情形。

综上所述, 在不同飞行状态下, 所提气动参数模型可自适应地变化为与目标机动相匹配的模型, 从而有助于提高跟踪精度。同时, 模型自适应的关键在于如何在不同飞行状态下辨识制导指令 α_{vG} 、 α_{1G} 和 v_G 。

3 动力学跟踪算法

3.1 状态与观测模型

在 ENU 坐标系中建立 HGM 的状态模型。目标的状态向量为 $\mathbf{x} = [\mathbf{r}, \mathbf{v}, \mathbf{u}]^T$, 状态模型 $\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}) + \mathbf{w}$ 的表达式为:

$$\begin{cases} \dot{x} = v_x \\ \dot{y} = v_y \\ \dot{z} = v_z \end{cases} \quad (18)$$

$$\begin{cases} \dot{v}_x = -\frac{\mu}{r^3}x + \omega^2x + 2\omega v_y \sin B - 2\omega v_z \cos B + A_x \\ \dot{v}_y = -\frac{\mu}{r^3}y + \omega^2y \sin^2 B - 2\omega v_x \sin B - \\ \quad \omega^2(z + R_e) \sin B \cos B + A_y \\ \dot{v}_z = -\frac{\mu}{r^3}(z + R_e) - \omega^2y \sin B \cos B + \\ \quad \omega^2(z + R_e) \cos^2 B + 2\omega v_x \cos B + A_z \end{cases} \quad (19)$$

其中, μ 为地球引力常数, R_e 为地球半径。

$\dot{\mathbf{u}} = [\dot{\alpha}_v, \dot{\alpha}_1, \dot{\alpha}_c]^T$ 的表达式参考式(13)。在球坐标系中建立 HGM 的观测模型, 观测模型及其量测误差协方差 \mathbf{R} 参考文献[17]。

3.2 模型参数辨识

为保证模型可用, 需要确定时间常数以及控制指令的取值。时间常数 τ_α 和 τ_v 与目标控制特性有关, 可根据目标机动特性等某些先验信息进行估值。制导指令 α_{vG} 、 α_{1G} 和 v_G 是表征目标机动的时变参数, 理想的制导指令辨识值变化趋势为: 当目标稳态飞行时, 制导指令与对应参数之间的偏差量为零, 此时气动参数模型退化为各向独立的高斯-维纳模型(13), 制导指令辨识值处于平稳随机过程; 当目标发生机动时, 制导指令辨识值由平稳随机过程变为非平稳随机过程, 有明显的上升或下降, 并且显著偏离对应数, 在偏差作用下, 气动参数模型自适应地变化为相应的机动态模型(14)或模型(15), 使偏差逐渐收敛, 此后机动态模型逐渐退化为高斯-维纳模型。

可见, 要实现气动参数模型与目标飞行状态的自适应匹配, 需要在线辨识制导指令的变化趋势。为此, 假设制导指令的变化趋势在短时间内保持一致, $k+1$ 时刻的制导指令可根据 k 时刻气动参数估计值近似获取。结合式(6)、式(8)和式(9), 可得制导指令辨识值为:

$$\begin{cases} \alpha_{vG}(k+1) = \tau_\alpha \hat{\alpha}_v(k) + \hat{\alpha}_v(k) \\ \alpha_{1G}(k+1) = \tau_\alpha \hat{\alpha}_1(k) + \hat{\alpha}_1(k) \\ v_G(k+1) = \tau_v \hat{v}(k) + \hat{v}(k) \end{cases} \quad (20)$$

从式中可以看出, 在线辨识制导指令需要求解 $\hat{\alpha}_v(k)$ 、 $\hat{\alpha}_1(k)$ 、 $\hat{v}(k)$, 这会大幅增加计算复杂度。同时, 由于 $\hat{\alpha}_v(k)$ 、 $\hat{\alpha}_1(k)$ 、 $\hat{v}(k)$ 本质上是目标位置状态的三阶导数信息, 其估计精度有限, 从而获得的瞬时制导指令误差较大。为此, 在假设短时间内制导指令不变的前提下, 可对式(20)进行移动积分求均值, 提取出制导指令的变化趋

势^[12,18]。设移动平均的窗口长度为 n , 制导指令 c (c 表示 α_v 、 α_1 或 v) 的移动平均值可表示为:

$$\begin{aligned} c_G(k+n) &= \int_{kT}^{(k+n-1)T} \frac{\tau_\alpha \hat{c} + \hat{c}}{(n-1)T} dt \\ &\approx \tau_\alpha \frac{\hat{c}(k+n-1) - \hat{c}(k)}{(n-1)T} + \sum_{i=0}^{n-1} \frac{\hat{c}(k+i)}{n} \end{aligned} \quad (21)$$

式中, n 是设计参数, 取值应当根据采样周期 T 和估计精度需求决定。 n 取较小的值, 量测误差容易导致制导指令偏差过大; n 取较大的值, 制导指令变化不明显导致机动信息丢失和机动检测延迟。考虑制导变量变化通常可在数秒至数十秒量级时间内完成, 为及时检测到目标机动, 可设置 $nT \leq 1$ s。需要注意的是, 在滤波器启动阶段 ($k < n$), 根据这种方法无法辨识制导指令, 此时可假设目标不发生机动, 则气动参数模型简化为式(14)所示的高斯-维纳模型。

4 仿真分析

设计如下仿真环境: ①目标参数——仿真时间为 180 s, 真实模型参考某型 HGM 的基本参数, 采用六自由度动力学方程生成仿真弹道^[15], 通过反馈调整控制力矩满足制导指令要求, 目标在 $t \approx 35$ s 时进行强机动, 在 $t \approx 90$ s 时进行弱机动。②传感器参数——采用扩展卡尔曼滤波器 (Extended Kalman Filter, EKF), 距离量测标准差为 500 m, 方位角、俯仰角量测标准差均为 0.01 rad, 采样周期 $T=0.1$ s, n 取值为 10。

利用两种动力学模型跟踪算法进行仿真对比。①MaRV 模型: 将气动参数建模为一阶马尔可夫模型^[3]。②Guide 模型: 将气动参数建模为本文所提模型。对跟踪算例进行 50 次蒙特卡洛仿真, 计算状态的均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE)。

4.1 不同模型条件下跟踪算法仿真

图 1~2 分别给出两种算法的位置与速度 RMSE 仿真结果。可以看出: 当目标强机动时, 两种算法位置与速度估计误差均显著增大, 然后逐渐减小, Guide 模型估计误差约为 MaRV 模型的 75%, 且收敛速度更快; 当目标弱机动时, MaRV 模型位置与速度估计误差增长明显, 但 Guide 模型的位置估计误差未发生明显波动, 且速度估计误差约为 MaRV 模型的 60%; 当目标不发生机动时, 算法性能差别不明显。

图 3~4 分别给出两种算法的气动参数估计

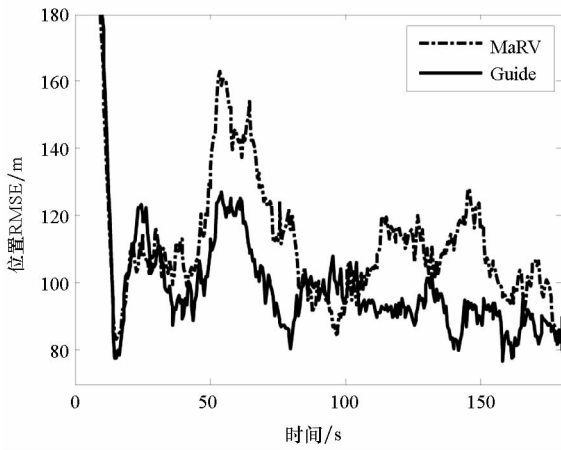


图 1 不同滤波算法位置估计 RMSE

Fig. 1 RMSE in position estimate for different filters

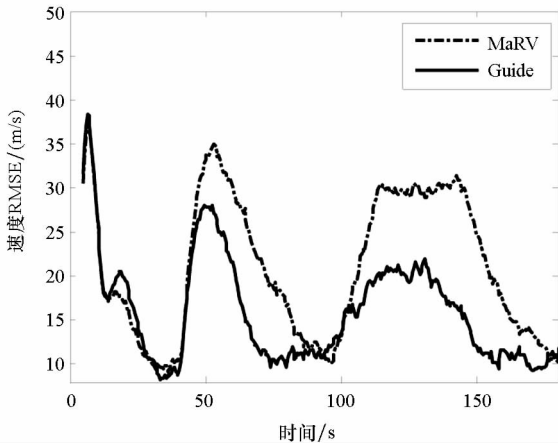
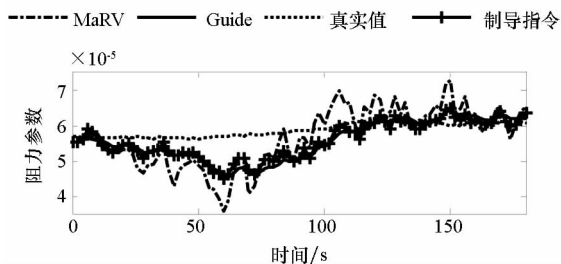


图 2 不同滤波算法速度估计 RMSE

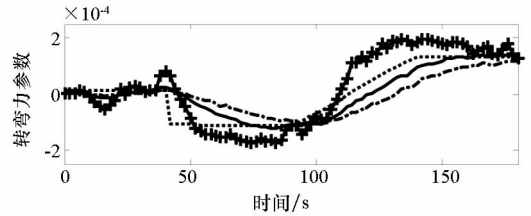
Fig. 2 RMSE in velocity estimate for different filters

值和相应的 RMSE 仿真结果。为方便表现 Guide 模型中制导指令的变化情况,根据 α_{iG} 和 v_G 的辨识值,利用式(12)解算出表示 α_i 和 α_c 期望值的制导指令 α_{iG} 和 α_{cG} ,将各向气动参数对应的制导指令 α_{vG} 、 α_{iG} 和 α_{cG} 变化情况一并在图 3 中表示。从图 3 中可以看出:当参数变化较为平缓时,Guide 模型中制导指令与气动参数估计值非常接近,两种算法对气动参数的估计精度差别较小;当气动参数剧烈变化时,Guide 模型中制导指令会随参数变化趋势方向快速下降或上升,且 Guide 模型收敛速度显著快于 MaRV 模型。从图 4 中可



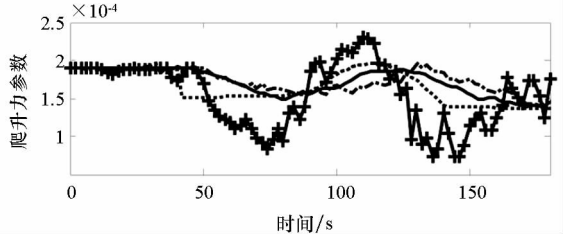
(a) 阻力参数估值

(a) Drag parameter estimation



(b) 转弯力参数估值

(b) Turn force parameter estimation

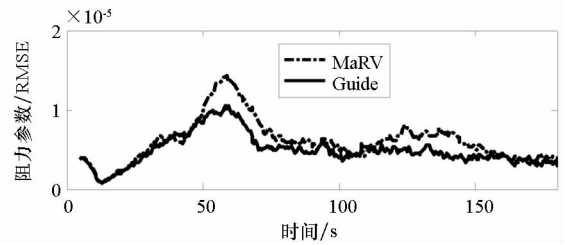


(c) 爬升力参数估值

(c) Climb force parameter estimation

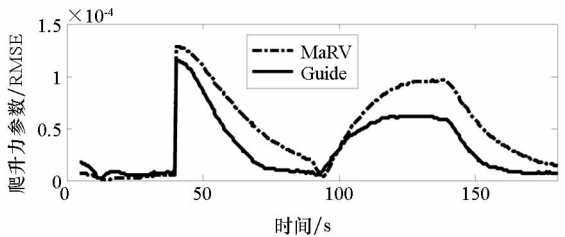
图 3 不同动力学模型气动参数估计值

Fig. 3 Aerodynamic parameters estimation of different dynamic models



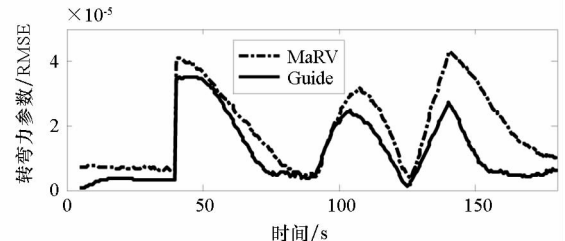
(a) 阻力参数 RMSE

(a) RMSE of drag parameter



(b) 爬升力参数 RMSE

(b) RMSE of climb force parameter



(c) 转弯力参数 RMSE

(c) RMSE of turn force parameter

图 4 不同动力学模型气动参数估计 RMSE

Fig. 4 RMSE in aerodynamic parameter estimate of different dynamic models

以看出:当目标未发生机动时,两种算法对气动参数估计性能相当;当目标发生机动时,Guide 气动参数估计误差约为 MaRV 模型的 80%。

分析上述仿真结果可知:当目标不发生机动时,Guide 模型退化为适合于稳态跟踪的高斯-维纳模型,因此未表现出明显优势;当目标机动时,尤其是机动强度不大时,由于 Guide 模型中制导指令能够更快地反映目标机动的变化趋势,此时 Guide 模型可自适应地匹配目标当前运动状态,其性能明显优于 MaRV 模型;而 MaRV 模型采用通用的一阶马尔可夫模型,未能及时刻画目标真实运动特性,导致模型在目标机动时跟踪性能下降。

4.2 不同滤波器参数条件下跟踪算法仿真

为检验不同滤波器参数对所提气动参数模型的影响,利用表 1 中 4 个算例从滤波算法和量测参数两方面对两种跟踪算法分别求 RMSE 均值并进行分析。表中,滤波器有 EKF 和不敏卡尔曼滤波器(Unscented Kalman Filter, UKF)两种。

表 1 性能对比算例参数设置

Tab. 1 Cases for comparison of performance

算例	滤波算法	量测参数	
		误差协方差	采样周期
1	EKF	R	T
2	UKF	R	T
3	EKF	$2R$	T
4	EKF	R	$2T$

表 2 为位置、速度和气动参数的 RMSE 均值情况。可以看出:UKF 的估计精度高于 EKF 的估计精度,但相对于模型和量测参数而言,滤波算法的性能提升作用不明显;误差协方差增大一倍,Guide 模型中位置和速度 RMSE 均值分别增大 100% 和 35%,气动参数 RMSE 均值分别增大 40%、15% 和 20%;采样周期增大一倍,位置和速度 RMSE 均值分别增大 70% 和 25%,气动参数 RMSE 均值分别增大 240%、25% 和 40%。

分析以上仿真结果可知:滤波算法对模型性能影响有限,采用 EKF 可有效提高计算效率;减小误差协方差有助于提高位置与速度估计精度,提高采样率有助于提高气动参数辨识精度;总体上 Guide 模型估计精度优于传统 MaRV 模型,进一步证实前文结论。

表 2 状态估计误差性能比较

Tab. 2 Performance comparison of state estimate errors

状态参数	模型	算例			
		1	2	3	4
位置/m	MaRV	107.8	102.7	192.0	167.6
	Guide	78.11	74.05	151.3	132.6
速度/(m/s)	MaRV	23.94	22.85	37.12	33.59
	Guide	18.64	17.34	26.83	23.48
阻力参数($\times 10^{-6}$)	MaRV	7.069	6.904	9.132	15.04
	Guide	2.861	2.659	4.097	9.82
转弯力参数($\times 10^{-6}$)	MaRV	80.85	76.20	86.51	110.7
	Guide	67.76	65.13	76.38	85.87
爬升力参数($\times 10^{-6}$)	MaRV	19.86	17.07	21.82	25.25
	Guide	16.20	15.56	18.97	21.41

5 结论

本文在假设 HGM 制导变量符合一阶时滞过程的前提下,研究一种面向自适应跟踪的气动参数模型。与以往相关工作相比,本算法不再假定气动参数为独立的机动模型,而是通过推导其与制导变量之间的关系,构建了一种基于制导变量变化规律的自适应气动参数模型。

仿真结果表明,当目标发生机动时,使用 Guide 模型的跟踪算法性能明显优于使用 MaRV 模型的跟踪算法性能。同时,不同滤波器参数条件下的仿真算例则进一步证实了上述结论。

参考文献 (References)

[1] Moses P L, Rausch V L, Nguyen L T, et al. NASA hypersonic fight demonstration overview, status, and future plans[J]. Acta Astronautica, 2004, 55(3): 619-630.

[2] DARPA. Tactical boost glide broad agency announcement: DARPA-BAA-14-24 [R]. USA: DARPA, 2014.

[3] Li X R, Jilkov V P. Survey of maneuvering target tracking. Part II: motion models of ballistic and space targets [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(1): 96-119.

[4] Kim J, Vaddi S S, Menon P K, et al. Comparison between nonlinear filtering techniques for spiraling ballistic state estimation [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(1): 313-328.

[5] 雍恩米, 钱炜祺, 何开锋. 基于雷达跟踪仿真的滑翔式再入弹道突防性能分析[J]. 宇航学报, 2012, 33(10): 1370-1376.

YONG Enmi, QIAN Weiqi, HE Kaifeng. Penetration ability analysis for glide reentry trajectory based on radar tracking [J]. Journal of Astronautics, 2012, 33(10): 1370-1376. (in Chinese)

- [6] 吴楠,陈磊. 高超声速滑翔再入飞行器弹道估计的自适应卡尔曼滤波[J]. 航空学报, 2013, 34(8): 1960-1971.
WU Nan, CHEN Lei. Adaptive Kalman filtering for trajectory estimation of hypersonic glide reentry vehicles [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2013, 34(8): 1960-1971. (in Chinese)
- [7] 张凯,熊家军,韩春耀,等. 一种基于气动力模型的高超声速滑翔目标跟踪算法[J]. 宇航学报, 2017, 38(2): 123-130.
ZHANG Kai, XIONG Jiajun, HAN Chunyao, et al. A tracking algorithm of hypersonic glide reentry vehicle via aerodynamic model [J]. Journal of Astronautics, 2017, 38(2): 123-130. (in Chinese)
- [8] 梁勇奇,韩崇昭,孙耀杰,等. 不变结构半弹道式再入飞行器的建模与多模型方法估计[J]. 自动化学报, 2011, 37(6): 700-712.
LIANG Yongqi, HAN Chongzhao, SUN Yaojie, et al. Modeling and multiple-model estimation of invariable-structure semi-ballistic reentry vehicle [J]. Acta Automatica Sinica, 2011, 37(6): 700-712. (in Chinese)
- [9] 周政,刘进忙,郭相科. 基于随机模型近似的再入目标自适应跟踪算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2014, 40(5): 651-657.
ZHOU Zheng, LIU Jinmang, GUO Xiangke. Adaptive tracking algorithm for reentry vehicle based on stochastic model approximation [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2014, 40(5): 651-657. (in Chinese)
- [10] Hough M E. Reentry maneuver estimation using nonlinear Markov acceleration models[J]. Journal of Guidance, Control and Dynamics, 2017, 40(7): 1693-1710.
- [11] Karelähti J, Virtanen K. Adaptive controller for the avoidance of an unknown guided air combat missile[C]//Proceedings of the 46th IEEE Conference on Decision and Control, 2007.
- [12] 邹昕光,周荻,杜润乐,等. PN制导律多模型自适应辨识滤波方法[J]. 宇航学报, 2016, 37(8): 974-983.
ZOU Xinguang, ZHOU Di, DU Runle, et al. PN guidance law identification using multi-model adaptive estimation [J]. Journal of Astronautics, 2016, 37(8): 974-983. (in Chinese)
- [13] Seher-Weiss S. Identification of nonlinear aerodynamic derivatives using classical and extended local model networks[J]. Aerospace Science and Technology, 2010, 15(1): 33-44.
- [14] 马强,唐伟,张鲁民. 带控制舵双锥体气动力工程计算方法研究[J]. 宇航学报, 2003, 24(6): 552-554.
MA Qiang, TANG Wei, ZHANG Lumin. Engineering prediction method for aerodynamics of biconic vehicle with flaps [J]. Journal of Astronautics, 2003, 24(6): 552-554. (in Chinese)
- [15] 赵汉元. 飞行器再入动力学与制导[M]. 长沙:国防科技大学出版社, 1997.
ZHAO Hanyuan. Dynamics and guidance of vehicle entry[M]. Changsha: National University of Defense Technology Press, 1997. (in Chinese)
- [16] 朱辉玉,王刚,孙泉华,等. 典型气动布局高超声速飞行的气动力数值评估[J]. 空气动力学学报, 2012, 30(3): 365-372.
ZHU Huiyu, WANG Gang, SUN Quanhua, et al. Numerical evaluation on aerodynamic of typical hypersonic configurations for hypersonic flight [J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2012, 30(3): 365-372. (in Chinese)
- [17] 何友,修建娟,关欣,等. 雷达数据处理与应用[M]. 3版. 北京:电子工业出版社, 2013.
HE You, XIU Jianjuan, GUAN Xin, et al. Radar data processing with applications[M]. 3rd ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2013. (in Chinese)
- [18] 袁志发,宋世德. 多元统计分析[M]. 2版. 北京:科学出版社, 2009.
YUAN Zhifa, SONG Shide. Multivariate statistical analysis[M]. 2nd ed. Beijing: Science Press, 2009. (in Chinese)