

基于自适应 IMM 算法的蛇形机动目标 加速度估计研究

吴新宏¹, 张紫琪², 王磊², 高帆², 仇理宽²

(1. 中国人民解放军 92942 部队, 北京 100161; 2. 上海机电工程研究所, 上海 201109)

摘要: 针对防空导弹拦截高速蛇形机动反舰导弹的难题, 基于导引头测量的视线角速度、弹目相对速度等信息, 开展了蛇形机动目标加速度估计算法的研究, 最终建立了基于交互多模型的扩展卡尔曼滤波算法, 实现了对蛇形机动目标的加速度估计。考虑传统加速度方差计算方法受限于先验值的缺陷, 根据残差对加速度方差的计算方法进行了改进。数字仿真证明: 提出的自适应交互多模型算法能有效提高蛇形机动目标加速度的估计精度。

关键词: 交互多模型; 加速度估计; 加速度方差; 蛇形机动目标

中图分类号: TJ 765.3

文献标志码: A

DOI: 10.19328/j.cnki.1006-1630.2020.01.003

Research on the Acceleration Estimation of Serpentine Maneuvering Target Based on the Adaptive IMM Algorithm

WU Xinhong¹, ZHANG Ziqi², WANG Lei², GAO Fan², QIU Likuan²

(1. 92942 Unit of People's Liberation Army of China, Beijing 100161, China;

2. Shanghai Electro-Mechanical Engineering Institute, Shanghai 201109, China)

Abstract: In view of the difficult problem of anti-aircraft missiles intercepting high-speed serpentine maneuvering anti-ship missiles, a study on the acceleration estimation algorithm for serpentine maneuvering targets is carried out based on the information such as the line-of-sight rate measured by the seeker and the relative velocity between the missile and the target. Finally, an extended Kalman filtering algorithm based on interacting multiple model (IMM) is established, and the acceleration estimation of the serpentine maneuvering targets is realized. Considering the defect that the traditional acceleration variance calculation method is limited by the prior value, the method for calculating the acceleration variance is improved according to the residual error. The simulation results show that the proposed adaptive IMM algorithm can effectively improve the estimation precision of the acceleration of the serpentine maneuvering target.

Key words: interacting multiple model (IMM); acceleration estimation; acceleration variance; serpentine maneuvering target

0 引言

现代反舰导弹普遍采用多变弹道技术^[1]结合超低空飞行进行突防, 这大大提升了防空反导弹的拦截难度, 对导弹制导律的快速响应性和鲁棒性提出了更高的要求。现已有诸多成熟的控制理论为制导律的设计提供了新的方向, 例如, 包含目标机动

补偿的比例导引律、滑模变结构制导律、自抗扰控制制导律等。这些制导律在实际使用中需要获取目标的机动信息, 但现有的导引头并不具备直接测量目标加速度的能力。若不对导弹加以补偿会造成较大脱靶量^[4], 所以需对目标加速度进行估计。在多变弹道技术中, 蛇形机动是一种典型的目标机

收稿日期: 2019-07-03; 修回日期: 2019-09-02

作者简介: 吴新宏(1976—), 男, 硕士, 主要研究方向为武器系统总体。

通信作者: 张紫琪(1994—), 女, 硕士, 主要研究方向为弹道及制导律设计。

动方式。蛇形机动是指导弹进行平面内的 S 形运动,其运动轨迹形状似蛇。文献[5]探讨了蛇形机动提升导弹机动能力的有效性。文献[6]经过仿真验证了小周期高频率的蛇形机动目标更有利于提升反舰导弹的突防能力。在现役导弹中,俄罗斯的“白蛉”已具备蛇形机动的能力。

在卡尔曼滤波中,Singer 模型^[7]和“当前”统计模型^[8]常用来构建机动目标的运动模型,这两种模型的加速度方差受预设加速度极值的影响。目标加速度估计是由目标机动频率和加速度方差共同决定的。当目标的实际加速度大于预设加速度极值时,加速度估计精度将会下降^[9]。另外,由于蛇形机动目标具有高机动性和复杂性,采用单运动模型难以描述目标的运动,因此,可用交互多模型(Interacting Multiple Model, IMM)^[11]算法提升模型与真实目标的匹配性。IMM 采用多个目标运动模型,在线调整各模型匹配度,最终输出各模型滤波值的加权和为其结果。

针对以上为问题,本文改进了卡尔曼滤波算法中目标加速度方差的计算公式,建立了基于扩展卡尔曼滤波(EKF)算法的自适应交互多模型的目标加速度估计方法,实现对不同机动过载的水平蛇形机动目标的加速度估计。

1 数学模型的建立

1.1 弹-目相对运动方程

导弹和目标的相对运动方程,可用弹体执行坐标系 $Ox_{1a}y_{1a}z_{1a}$ 和弹上视线坐标系 $Ox_{s1}y_{s1}z_{s1}$ 之间的转换关系来描述,弹目相对运动方程为

$$\begin{cases} \ddot{R} = R\dot{\epsilon}_{s1}^2 + R\dot{\beta}_{s1} \cos^2 \epsilon_{s1} + a_{Tr} - a_{Mr} \\ \ddot{\epsilon}_{s1} = -\frac{2R}{R} \dot{\epsilon}_{s1} - \dot{\beta}_{s1} \sin \epsilon_{s1} \cos \epsilon_{s1} + \frac{a_{Te}}{R} - \frac{a_{Me}}{R} \\ \ddot{\beta}_{s1} = -\frac{2\dot{R}}{R} \dot{\beta}_{s1} + 2\dot{\epsilon}_{s1} \dot{\beta}_{s1} \tan \epsilon_{s1} - \\ \frac{a_{T\beta}}{R \cos \epsilon_{s1}} + \frac{a_{M\beta}}{R \cos \epsilon_{s1}} \end{cases} \quad (1)$$

式中: R 为弹目相对距离; \dot{R} 为弹目相对距离变化率; ϵ_{s1} 为弹体视线高低角; β_{s1} 为弹体视线方位角; $\dot{\epsilon}_{s1}$ 为弹体视线高低角速率; $\dot{\beta}_{s1}$ 为弹体视线方位角速率; a_{Tr} 、 a_{Te} 、 $a_{T\beta}$ 分别为目标加速度在坐标系 $Ox_{s1}y_{s1}z_{s1}$ 3 个轴上的投影; a_{Mr} 、 a_{Me} 、 $a_{M\beta}$ 分别为导弹

加速度在坐标系 $Ox_{s1}y_{s1}z_{s1}$ 3 个轴上的投影。

1.2 状态方程和量测方程

采用 EKF,取状态向量为

$$\boldsymbol{x} = \left[R \quad \dot{R} \quad a_{Tr} \quad \epsilon_{s1} \quad \dot{\epsilon}_{s1} \quad a_{Te} \quad \beta_{s1} \quad \dot{\beta}_{s1} \quad a_{T\beta} \right]^T \quad (2)$$

取控制向量为

$$\boldsymbol{u} = \left[a_{Mr} \quad a_{Me} \quad a_{M\beta} \right]^T \quad (3)$$

目标加速度在弹上视线坐标系 3 个轴上的投影可分别用函数 f_{ar} 、 f_{ae} 、 $f_{a\beta}$ 表示,则状态方程可写为

$$\dot{\boldsymbol{x}}(t) = \boldsymbol{f}(\boldsymbol{x}, t) + \boldsymbol{g}(\boldsymbol{x}) \boldsymbol{u} + \boldsymbol{w}(t) \quad (4)$$

$$\boldsymbol{f}(\boldsymbol{x}, t) = \begin{bmatrix} \dot{R} \\ R\dot{\epsilon}_{s1}^2 + R\dot{\beta}_{s1} \cos^2 \epsilon_{s1} + a_{Tr} \\ f_{ar} \\ \dot{\epsilon}_{s1} \\ -\frac{2R}{R} \dot{\epsilon}_{s1} - \dot{\beta}_{s1} \sin \epsilon_{s1} \cos \epsilon_{s1} + \frac{a_{Te}}{R} \\ f_{ae} \\ \dot{\beta}_{s1} \\ -\frac{2\dot{R}}{R} \dot{\beta}_{s1} + 2\dot{\epsilon}_{s1} \dot{\beta}_{s1} \tan \epsilon_{s1} - \frac{a_{T\beta}}{R \cos \epsilon_{s1}} \\ f_{a\beta} \end{bmatrix},$$

$$\boldsymbol{g}(\boldsymbol{x}) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{1}{R} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{R \cos \epsilon_{s1}} \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix},$$

式中: $\boldsymbol{w}(t)$ 为均值为零的白噪声向量。

对连续非线性状态方程进行离散、线性化。假设系统无输入,取采样时间为 ΔT ,将 $\boldsymbol{x}(t + \Delta T)$ 在 t 进行泰勒展开,省略二阶以上的高阶项,可得

$$\begin{aligned} \boldsymbol{x}(t + \Delta T) &= \boldsymbol{x}(t) + \Delta T \dot{\boldsymbol{x}}(t) + \frac{1}{2} \Delta T^2 \ddot{\boldsymbol{x}}(t) + \dots \\ &\approx \boldsymbol{x}(k) + \Delta T \boldsymbol{f}(\boldsymbol{x}, t) \end{aligned} \quad (5)$$

令 $t + \Delta T \triangleq k + 1$, $t \triangleq k$,则有

$$\boldsymbol{x}(k + 1) \approx \boldsymbol{x}(k) + \boldsymbol{f}[\boldsymbol{x}(k)] \Delta T \triangleq \boldsymbol{\varphi}(k) \quad (6)$$

对 $\boldsymbol{\varphi}(k)$ 线性化,可得

$$\left. \frac{\partial \varphi}{\partial x} \right|_{x=x(k)} = I + \left. \frac{\partial f}{\partial x} \right|_{x=x(k)} \Delta T \triangleq \Phi(k) \quad (7)$$

将 $\Phi(k)$ 记为状态转移矩阵, 离散线性化状态方程为

$$x(k+1|k) = \Phi(k+1|k)x(k) + g(k)u(k) + w(k) \quad (8)$$

式中: $w(k)$ 为零均值的过程白噪声序列。

$w(k)$ 统计特性如下:

$$\begin{cases} E[w(k)] = 0 \\ E[w(k)w^T(j)] = Q_k \sigma_{kj} \end{cases} \quad (9)$$

式中: Q_k 为系统噪声的误差方差阵; σ_{kj} 为克罗尼克函数。 σ_{kj} 特性如下:

$$\sigma_{kj} = \begin{cases} 1, & k=j \\ 0, & k \neq j \end{cases}$$

半主动式导引头可提供弹目相对距离变化率、视线角和视线角速率信息, 因此, 取观测向量为

$$z = [\dot{R} \quad \epsilon_{s1} \quad \dot{\epsilon}_{s1} \quad \beta_{s1} \quad \dot{\beta}_{s1}]^T \quad (10)$$

则离散形式的量测方程为

$$z(k) = H(k)x(k) + v(k) \quad (11)$$

式中,

$$H(k) = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$v(k) = \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \\ v_4 \\ v_5 \end{bmatrix}$$

$v(k)$ 表示零均值的过程白噪声序列, 其统计特性如下:

$$\begin{cases} E[v(k)] = 0 \\ E[v(k)v^T(j)] = R_k \sigma_{kj} \end{cases} \quad (12)$$

式中: R_k 为噪声误差方差阵。

2 自适应加速度目标估计方法

2.1 交互多模型算法

蛇形机动目标具有机动性强、机动发生时刻不确定、机动持续时间不确定的特点。选用单一的目标运动形式不能准确描述蛇形目标的运动状态, 因

此, 本文选用多个运动模型描述目标运动形式, 基于 IMM 算法实现目标加速度的估计。IMM 算法运用两个及以上的模型来描述目标运动形式, 实时调整各目标运动模型的匹配概率, 根据匹配概率对滤波结果进行加权融合, 最终输出机动目标的状态估计。

本文选用 Singer 模型和“当前”统计模型构建 IMM 算法的模型集。Singer 模型认为目标的加速度可以用一阶时间相关过程描述, 且加速度均值为零, 可有效描述目标的加速度发生突变的情况。“当前”统计模型假设目标的加速度服从均值为“当前”时刻加速度的一阶时间相关过程, 该模型认为下一时刻目标加速度取在“当前”时刻加速度的邻域内, 可有效描述目标加速度连续变化的情况。该算法的流程如图 1 所示。

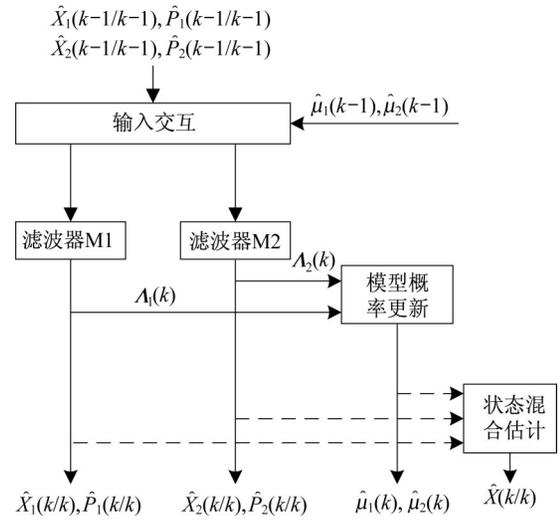


图 1 交互多模型算法流程

Fig.1 Flow chart of the IMM algorithm

在该算法中, 采用 Singer 模型的 EKF 滤波器 (M1) 和采用“当前”统计模型的 EKF 滤波器 (M2) 并行工作。交互多模型算法每次递推循环可分为 4 个步骤: 1) 将 $k-1$ 时刻得到的两个滤波器的模型概率 $\mu_j(k-1)$ 和状态估计值 $\hat{X}_j(k-1/k-1)$ 、协方差阵 $\hat{P}_j(k-1/k-1)$ 作为输入进行计算, 分别得到各模型的混合状态估计值 $\hat{X}_{0j}(k-1/k-1)$ 和协方差阵 $\hat{P}_{0j}(k-1/k-1)$ 作为 EKF 的初始条件; 2) 根据 k 时刻得到的观测值进行 EKF, 得到 k 时刻各滤波器的状态估计值 $\hat{X}_j(k/k)$ 、协方差阵 $\hat{P}_j(k/k)$ 和观测残差 Λ_j ; 3) 根据 Λ_j 计算似然函数, 更新滤波器的

模型概率 $\mu_j(k)$; 4) 基于模型概率 $\mu_j(k)$, 对个滤波器的状态估计值求和得到最终的估计结果 $\hat{X}(k/k)$ 。IMM 算法每次循环递推的详细步骤见文献[12]。

2.2 加速度方差自适应算法

当目标运动模型为 Singer 模型时, 目标加速度分量可描述为

$$\begin{cases} f_{ar}(t) = -\alpha \\ f_{ae}(t) = -\alpha \\ f_{a\beta}(t) = -\alpha \end{cases} \quad (13)$$

式中: α 为目标的机动频率。

目标加速度方差为

$$\sigma_a^2 = \frac{a_{\max}^2}{3} (1 + 4p_{\max} - p_0) \quad (14)$$

式中: a_{\max} 为目标加速度最大值; p_{\max} 为目标机动加速度最大的概率值; p_0 为目标不机动的概率。

当目标运动模型为“当前”统计模型时, 目标加速度分量可描述为

$$\begin{cases} f_{ar}(t) = -\alpha [a_{Tr}(t) - \bar{a}_{Tr}(t)] \\ f_{ae}(t) = -\alpha [a_{Te}(t) - \bar{a}_{Te}(t)] \\ f_{a\beta}(t) = -\alpha [a_{T\beta}(t) - \bar{a}_{T\beta}(t)] \end{cases} \quad (15)$$

式中: \bar{a}_{Tr} 、 \bar{a}_{Te} 、 $\bar{a}_{T\beta}$ 为“当前”目标平均加速度在视线坐标系 3 个轴上的分量。

“当前”统计模型的加速度方差计算公式如下:

$$\sigma_a^2(k) = \begin{cases} \frac{4-\pi}{\pi} (a_{\max} - \bar{a})^2, \bar{a} \geq 0 \\ \frac{4-\pi}{\pi} (a_{-\max} + \bar{a})^2, \bar{a} < 0 \end{cases} \quad (16)$$

式中: $a_{-\max}$ 为目标的加速度最小值, 通常为先验常值。

从式(15)和式(16)中可以看出: Singer 模型和“当前”统计模型的加速度方差的计算结果受预先设定的加速度最大值的影响。在实际应用中, 目标的最大加速度通常是未知的。当目标实际加速度超出了预先设定的加速度最大值时, 加速度估计精度就会下降。因此, 本文基于预测残差对加速度方差的计算方法进行了改进。

在未获取量测值时, k 时刻的目标最优速度预测值可由 $k-1$ 时刻的速度和加速度表示如下:

$$\hat{v}(k/k-1) = \hat{v}(k-1) + \hat{a}(k-1)T \quad (17)$$

在得到量测值以后, 经过残差修正的速度估计

值为

$$\begin{aligned} \hat{v}(k/k) &= \hat{v}(k/k-1) + \Delta v(k) = \\ &\hat{v}(k-1) + [\hat{a}(k-1) + \Delta a(k)]T \end{aligned} \quad (18)$$

式中: $\Delta a(k)$ 表示 k 时刻的加速度变化量。通过修正, $\hat{v}(k/k)$ 相较于 $\hat{v}(k/k-1)$ 考虑了加速度变化量 $\Delta a(k)$ 的影响, 因此 $\Delta a(k)$ 还可表示为

$$\Delta a(k) = \frac{1}{T} [\hat{v}(k/k) - \hat{v}(k/k-1)] \quad (19)$$

式(19)说明目标加速度变化量和速度预测值残差是线性相关, 文献[13]研究表明目标加速度方差同加速度变化量的绝对值也是线性相关的, 即

$$\sigma_a^2(k+1) = C_1 |\Delta a(k)| \quad (20)$$

式中: C_1 为比例系数, 取 $C_1 = 1$ 。

因此, 可得 k 时刻目标加速度方差为

$$\sigma_a^2(k+1) = \frac{|\hat{v}(k/k) - \hat{v}(k/k-1)|}{T} \quad (21)$$

式中: C 为比例系数。

本文的弹-目相对运动方程是建立在弹上视线坐标系下的, 状态量不能直接描述目标加速度变化量。根据弹目相对速度 v_s 与状态量之间关系, 目标的加速度方差可表示为

$$\begin{aligned} \sigma_{ae}^2(k+1) &= C_2 |R(k/k) \hat{\epsilon}_{s1}(k/k) - \\ &R(k/k-1) \hat{\epsilon}_{s1}(k/k-1)| \end{aligned} \quad (22)$$

$$\begin{aligned} \sigma_{a\beta}^2(k+1) &= C_2 |R(k/k) \dot{\beta}_{s1}(k/k) \cos \epsilon_{s1}(k/k) - \\ &R(k/k-1) \dot{\beta}_{s1}(k/k-1) \cos \epsilon_{s1}(k/k-1)| \end{aligned} \quad (23)$$

3 仿真分析

本文选用交互多模型算法和方差自适应的交互多模型算法, 对水平蛇形机动目标的加速度进行估计。假设导弹保持静止状态, 则滤波模型的控制向量为 0, 导弹的初始位置为 $X_{M0} = [0 \text{ m} \ 0 \text{ m} \ 0 \text{ m}]$, 初始速度为 $V_{M0} = [0 \text{ m/s} \ 0 \text{ m/s} \ 0 \text{ m/s}]$ 。目标的初始位置为 $X_{T0} = [40000 \text{ m} \ 10 \text{ m} \ 2000 \text{ m}]$, 初始速度为 $V_{T0} = [800 \text{ m/s} \ 0 \text{ m/s} \ 0 \text{ m/s}]$, 运动周期为 4 s, 目标机动过载如下:

$$\begin{cases} n_{Tx} = 0 \\ n_{Ty} = 0 \\ n_{Tz} = A \sin\left(\frac{\pi}{2}t + \frac{\pi}{2}\right) \end{cases} \quad (24)$$

式中: n_{Tx} 、 n_{Ty} 、 n_{Tz} 分别为目标机动过载在地面坐标系

3个轴的分量; A 为机动过载最大值。

本文将针对最大过载为10、15和20的蛇形机动目标进行仿真。对弹目视线角速率引入0.005 rad/s的噪声,设定滤波模型中目标加速度最大值为 $150 \text{ m}^2/\text{s}^2$ 。

图2~图4分别为目标过载最大值为10、15和20的目标加速度估计曲线,图5~图7为经过50次蒙特卡洛仿真得到的加速度均方根误差(RMSE)曲线。两种估计方法的加速度均方根误差均值见表1。

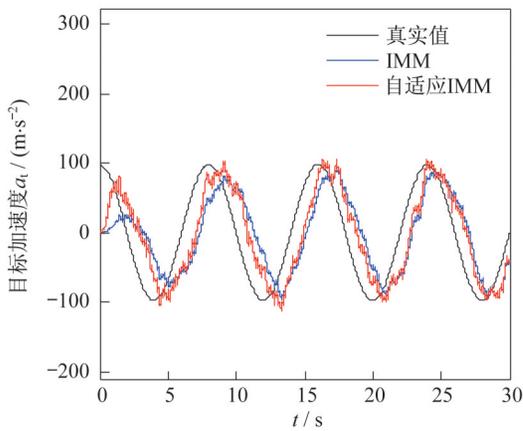


图2 过载最大值为10时加速度估计曲线

Fig.2 Estimated curves of the acceleration when the maximum overload is 10

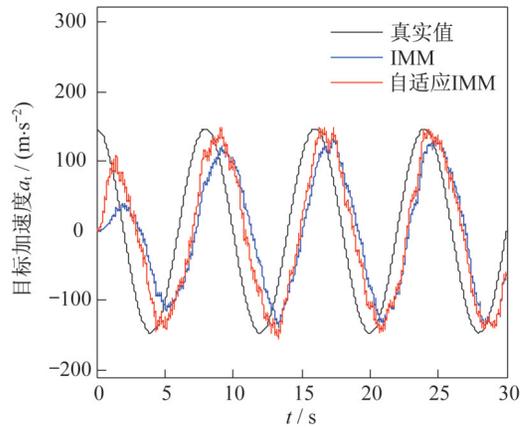


图3 过载最大值为15时加速度估计曲线

Fig.3 Estimated curves of the acceleration when the maximum overload is 15

由图2~图4可知:自适应IMM算法的加速度估计方法的对三种不同过载的目标加速度估计结果更为良好,响应速度更为迅速。由图5~图7可以看出,自适应IMM算法的加速度估计结果均方根误

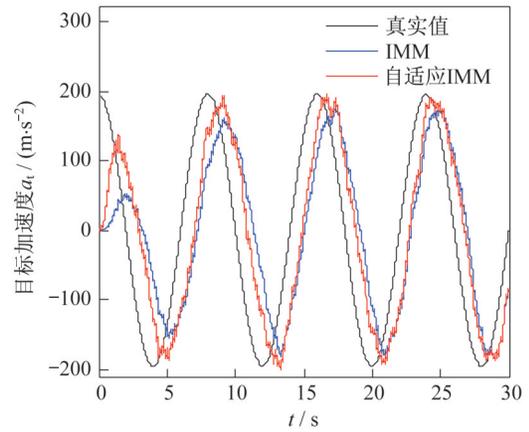


图4 过载最大值为20时加速度估计曲线

Fig.4 Estimated curves of the acceleration when the maximum overload is 20

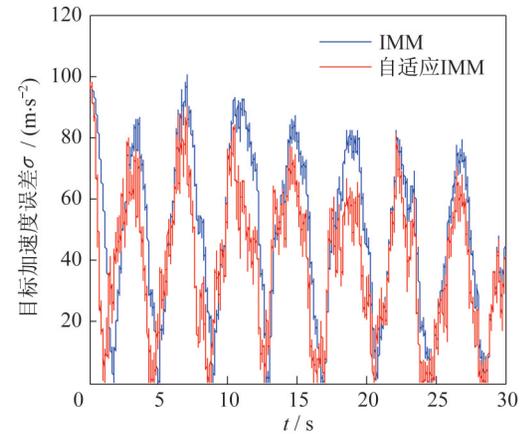


图5 过载最大值为10时加速度均方误差

Fig.5 RMSE curves of the acceleration when the maximum overload is 10

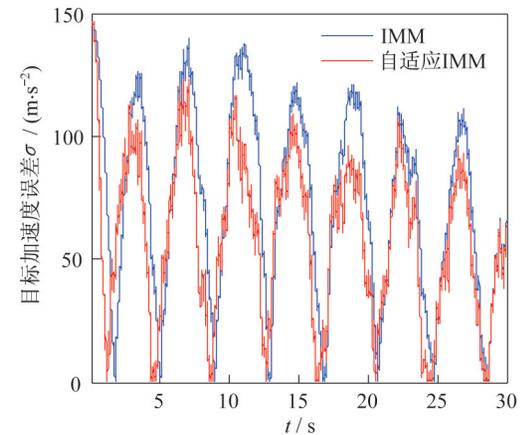


图6 过载最大值为15时加速度均方根误差

Fig.6 RMSE curves of the acceleration when the maximum overload is 15

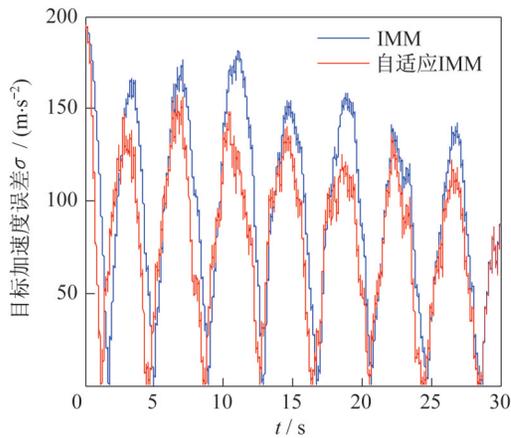


图 7 过载最大值为 20 时加速度均方根误差

Fig.7 RMSE curves of the acceleration when the maximum overload is 20

表 1 两种算法的加速度均方根误差均值

Tab.1 Average values of the acceleration RMSEs obtained from two algorithms m/s^2

过载最大值	IMM	自适应
10	49.18	38.99
15	72.99	58.81
20	96.61	79.05

差小于 IMM 算法,随着目标机动过载的增加,IMM 算法受限于预先设定的目标最大加速度值,估计误差大大增加。由图 4 可知,当目标过载最大值达到 20 的时候,IMM 算法估计加速度极大值约为 16。表 1 显示了自适应 IMM 算法的加速度估计结果均方根误差均值小于 IMM 算法。而本文通过改善目标加速度方差的计算方法,实现了对目标加速度方差的动态调整,提高了目标加速度的估计精度。

4 结束语

本文基于交互多模型算法建立了水平蛇形机动目标加速度的估计方法,针对 Singer 模型和“当前”统计模型原有的加速度方差计算方法受限于预设加速度极值的缺陷,建立了新的加速度方差的计算方法,形成了蛇形机动目标加速度估计的自适应 IMM 算法。通过仿真验证,该算法可有效提高目标

的加速度估计精度,具有一定的工程应用价值,为遭遇点预测^[14]和制导律的设计奠定了基础。

参考文献

- [1] 沈培志,王培源.反舰导弹突防的技术手段与战术措施[J].飞航导弹,2018(1):25-29.
- [2] 姚奕,聂永芳.提高反舰导弹突防能力措施研究[J].飞航导弹,2008(8):26-29.
- [3] 殷玮,祁文治.基于 IMM_UKF 的自抗扰控制导引律研究[J].空天防御,2018(1):56-62.
- [4] 常立凡,任高峰,胥彪,等.一种基于机动辨识预测的空空导弹导引律[J].上海航天,2018,35(4):4-14.
- [5] TAKEHIRA T, VINH N X, KABAMBA P T. Analytical solution of missile terminal guidance [J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 1998, 21(2):342-348.
- [6] 冯元伟,夏小华,吴艳征.导弹两种蛇形机动对反舰舰炮突防效果比较[J].火力与指挥控制,2011(8):107-113.
- [7] SINGER R A. Estimating optimal tracking filter performance for manned maneuvering targets [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1970, 6(4):473-483.
- [8] 周宏仁,敬忠良,王培德.机动目标跟踪[M].北京:国防工业出版社,1991:134-145.
- [9] 骆荣剑,李颖,钱广华,等.机动目标跟踪中一种改进的自适应卡尔曼滤波算法[J].重庆邮电大学学报(自然科学版),2015,27(1):31-36.
- [10] 张安清,文聪,郑润高.基于当前统计模型的目标跟踪改进算法仿真分析[J].雷达与对抗,2012(1):24-27.
- [11] BLOM H A P, BAR-SHALOM Y. The interacting multiple model algorithm for systems with Markovian switching coefficients [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1988, 33(8):780-783.
- [12] 许天野.基于交互多模型的反舰导弹轨迹跟踪[D].南昌:华东交通大学,2014.
- [13] 王芳,冯新喜,李鸿艳.一种新的自适应滤波算法[J].现代雷达,2003,7(7):33-35.
- [14] 王磊,朱梦杰.防空导弹尾追拦截目标的遭遇点预测方法[J].上海航天,2018,35(3):67-73.