

## 捷联导引头视线转率估计的交互式多模型样条滤波算法\*

梁彦刚,郝道亮,唐国金

(国防科技大学 航天科学与工程学院,湖南 长沙 410073)

**摘要:**针对捷联导引头测量信息的弹目惯性视线转率估计,提出了一种基于交互式多模型算法的样条滤波方法(IMM-SF)。基于体视线和惯性视线的映射关系解算惯性视线角,将其作为虚拟观测量进行滤波,设置多个过程噪声模型,每个模型分别采用样条滤波器进行滤波,IMM-SF滤波器的估值结果为各滤波器估值的加权综合。该方法不必对目标的未知机动建模,应用更加方便,并且可在交互式多模型算法的框架下自适应地调整滤波器的噪声。Monte-Carlo仿真结果表明该方法可有效估计视线转率,并可提高估值精度。

**关键词:**虚拟观测量;视线转率估计;样条滤波;交互式多模型

**中图分类号:**V448.2 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2014)05-070-05

## Spline filtering algorithm based on interacting multiple model for line-of-sight rate estimation in strap-down seeker system

LIANG Yangang, HAO Daoliang, TANG Guojin

(College of Aerospace Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** A spline filtering algorithm based on interacting multiple model algorithm (IMM-SF) was proposed to estimate Line-of-sight (LOS) rate in strap-down seeker system. Based on the mapping relation between body LOS and inertial LOS, the inertial LOS angles were obtained and used as virtual observed data of filters. A set of process noise models were set up, and every model worked independently based on the spline filter. The valuation output of IMM-SF was the weighted composition of the valuation outputs of all parallel spline filters. By using this method, the unknown maneuver models of the target were no longer indispensable, which makes the method more convenient to use. Process noise could be adaptively adjusted under the configuration of IMM. The Monte-Carlo simulation results show that the LOS rate can be estimated effectively based on SF-IMM, which can also improve the accuracy of estimation.

**Key words:** virtual observed data; LOS rate estimation; spline filtering; interacting multiple model

弹目视线转率直接影响其末制导精度,对采用比例导引进行制导控制的拦截器而言至关重要。拦截器采用捷联导引头对目标进行测量,而捷联导引头固联于弹体上,无法直接测量惯性视线角,需要利用弹体姿态信息将惯性视线角解算出来<sup>[1-4]</sup>。而弹体姿态信息、体视线信息中均含有测量噪声,噪声将随着非线性解算过程传播至惯性视线角中,若直接采用差分方法对重构惯性视线角进行处理,视线信息中的噪声将被放大<sup>[5]</sup>。因此,根据体视线、惯性视线的非线性映射关系重构惯性视线角,将其作为虚拟观测量并计算其协方差矩阵,寻求有效的滤波方法提取弹目惯性视线转率。

目前,针对视线转率的估值方法包括低通滤波器、广义 Kalman 滤波(Extended Kalman Filter,

EKF)、最优滤波理论等<sup>[6-7]</sup>,而体视线角与弹体姿态的耦合增加了系统的非线性程度,使用上述滤波方法估计视线转率时效果不佳。文献[1]和文献[4]基于无迹 Kalman 滤波(Unscented Kalman Filter, UKF)研究了视线转率估计问题,滤波结果的优劣取决于系统模型的精确性和系统噪声标定的准确性。传统的滤波方法在估值过程中其系统噪声设定为单模型,而弹目相对运动是一个动态过程,系统噪声也不断变化,采用任何一种单模型均不可能完全准确地描述实际相对运动状态<sup>[8-9]</sup>。为此,结合交互式多模型(Interacting Multiple Model, IMM)设计滤波器,设置多个系统噪声模型,不同模型之间根据 Markov 链进行切换,将多个模型滤波结果进行加权综合得到当前估计结果,可有效提高滤波精度。同时,由于惯性

\* 收稿日期:2014-01-19

基金项目:国家自然科学基金资助项目(11372345)、973 计划资助项目(2013CB733100)

作者简介:梁彦刚(1979—),男,陕西宝鸡人,讲师,博士,E-mail:liangyg@nudt.edu.cn

视线角随时间变化曲线是满足一定特性的光滑曲线,可用样条函数进行拟合<sup>[10]</sup>,因而本文结合样条滤波(Spline Filtering, SF)和IMM算法设计IMM-SF滤波器进行视线转率估计,仿真结果表明该算法的有效性。

## 1 虚拟观测量及其协方差矩阵

### 1.1 虚拟观测量

捷联导引头的实际测量数据是体视线角 $\varepsilon_l$ , $\beta_l$ (记为 $\mathbf{Y}$ ),利用弹体姿态信息可将体视线角转换为惯性视线角 $\varepsilon_s$ , $\beta_s$ 。将 $\varepsilon_s$ , $\beta_s$ 作为虚拟观测数据(记为 $\mathbf{Y}_{im}$ ),进而利用滤波方法得到制导系统所必需的惯性视线转率。

体视线角和惯性视线角的映射关系可由坐标变换得到,记弹体系到惯性系的转换矩阵 $\mathbf{T}_{IB}$ 为

$$\mathbf{T}_{IB} = \mathbf{L}(\psi, \theta, \gamma) = \begin{bmatrix} l_1 & m_1 & n_1 \\ l_2 & m_2 & n_2 \\ l_3 & m_3 & n_3 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中, $\psi$ 、 $\theta$ 、 $\gamma$ 分别为弹体的偏航、俯仰和滚转角。

体视线系下,视线方向矢量为

$$\boldsymbol{\rho}_B = [1 \quad \tan\varepsilon_l \quad \sqrt{1 + \tan^2\beta_l} \quad -\tan\varepsilon_l]^\top \quad (2)$$

通过坐标变换可得惯性系下视线方向矢量 $\boldsymbol{\rho}_I = \mathbf{T}_{IB} \cdot \boldsymbol{\rho}_B = [a_1 \quad a_2 \quad a_3]^\top$ ,则虚拟观测量 $\mathbf{Y}_{im}$ 与实际观测量 $\mathbf{Y}$ 的映射关系为

$$\mathbf{Y}_{im} = \begin{bmatrix} \varepsilon_s \\ \beta_s \end{bmatrix} = \mathbf{F}_{im}(\mathbf{Y}) = \begin{bmatrix} \arctan\left(\frac{a_2}{\sqrt{a_1^2 + a_3^2}}\right) \\ -\arctan\left(\frac{a_3}{a_1}\right) \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中,

$$\begin{cases} a_1 = l_1 + m_1 \tan\varepsilon_l \sqrt{1 + \tan^2\beta_l} - n_1 \tan\beta_l \\ a_2 = l_2 + m_2 \tan\varepsilon_l \sqrt{1 + \tan^2\beta_l} - n_2 \tan\beta_l \\ a_3 = l_3 + m_3 \tan\varepsilon_l \sqrt{1 + \tan^2\beta_l} - n_3 \tan\beta_l \end{cases} \quad (4)$$

### 1.2 虚拟观测量的协方差矩阵

基于重构惯性视线角序列对视线转率进行估计时需要求解虚拟观测量的协方差矩阵。事实上,非线性变换 $\mathbf{F}_{im}(\cdot)$ 是以 $\mathbf{Y}$ 为自变量、以 $\mathbf{Y}_{im}$ 为因变量的函数,而在计算非线性函数的均值和协方差时,可采用基于Taylor级数展开的线性化方法进行求解。由式(5)将 $\mathbf{Y}_{im}$ 按Taylor级数展开,有

$$\mathbf{Y}_{im} = \mathbf{F}_{im}(\bar{\mathbf{Y}}) + \frac{\partial \mathbf{F}_{im}}{\partial \mathbf{Y}}(\mathbf{Y} - \bar{\mathbf{Y}}) + \dots +$$

$$\frac{1}{n!} \frac{\partial^n \mathbf{F}_{im}}{\partial \mathbf{Y}^n} (\mathbf{Y} - \bar{\mathbf{Y}})^n + \dots \quad (5)$$

取式(5)的前两阶进行计算,则 $\mathbf{Y}_{im}$ 的均值为

$$\bar{\mathbf{Y}}_{im} = E(\mathbf{Y}_{im}) = \mathbf{F}_{im}(\bar{\mathbf{Y}}) \quad (6)$$

$\mathbf{Y}_{im}$ 的协方差矩阵为

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{im} &= \text{Cov}(\mathbf{Y}_{im}) = \frac{\partial \mathbf{F}_{im}}{\partial \mathbf{Y}} \mathbf{R} \left( \frac{\partial \mathbf{F}_{im}}{\partial \mathbf{Y}} \right)^\top \Bigg|_{\mathbf{Y}=\bar{\mathbf{Y}}} \\ &= \begin{bmatrix} \frac{\partial \mathbf{F}_1}{\partial \varepsilon_l} & \frac{\partial \mathbf{F}_1}{\partial \beta_l} \\ \frac{\partial \mathbf{F}_2}{\partial \varepsilon_l} & \frac{\partial \mathbf{F}_2}{\partial \beta_l} \end{bmatrix} \mathbf{R} \begin{bmatrix} \frac{\partial \mathbf{F}_1}{\partial \varepsilon_l} & \frac{\partial \mathbf{F}_1}{\partial \beta_l} \\ \frac{\partial \mathbf{F}_2}{\partial \varepsilon_l} & \frac{\partial \mathbf{F}_2}{\partial \beta_l} \end{bmatrix}^\top \end{aligned} \quad (7)$$

得到虚拟观测量及其协方差矩阵之后,选择合适的滤波方法,即可对惯性视线转率进行估计。

## 2 IMM-SF滤波算法

弹目惯性视线角随时间变化的曲线为满足一定特性的光滑曲线,于是可采用样条滤波方法来估计目标的视线转率。从本质上讲,样条滤波就是根据实际问题需要,将观测数据分成若干段,每一段用一条多项式曲线来拟合,各曲线段在接头处按一定的要求连接。利用样条滤波方法估计机动目标的视线转率时,直接对滤波的观测量进行处理,无须对未知机动建模,避免了模型不精确对滤波结果的影响。而在滤波过程中,过程噪声标定的不准确将会引起滤波精度的下降甚至发散。IMM算法在滤波过程中建立多个过程噪声模型,每个采样周期内多个模型分别对应一个滤波器,不同模型之间的转移服从特定转移概率的有限Markov链,并考虑多个模型的交互式作用,进而得出目标状态的当前估计。结合IMM算法和样条滤波设计视线转率估值IMM-SF滤波器,兼具两种算法的优点,可有效提高估值精度。

### 2.1 状态方程

设捷联导引头的采样周期为 $\Delta T = t_{k+1} - t_k$ , $q_i, \dot{q}_i, \ddot{q}_i$ ( $i=0,1$ )分别为惯性视线角 $\varepsilon_s$ 和 $\beta_s$ 随时间变化曲线的0、1、2阶导数,分别记为 $X_p(t)$ , $X_v(t)$ , $X_a(t)$ 。记 $S_k$ 为 $[t_k, t_{k+1}]$ 时间内视线角序列三阶磨光函数,在 $[t_k, t_{k+1}]$ 内取为常值。针对视线角 $\varepsilon_s$ 和 $\beta_s$ ,分别采用三次多项式来拟合其随时间变化曲线,则得离散化的曲线样条函数方程:

$$\begin{cases} X_{a,k+1} = X_{a,k} + S_k \cdot \Delta T \\ X_{v,k+1} = \Delta T \cdot X_{a,k} + X_{v,k} + S_k \cdot \frac{\Delta T^2}{2} \\ X_{p,k+1} = \frac{\Delta T^2}{2} \cdot X_{a,k} + \Delta T \cdot X_{v,k} + \\ \quad X_{p,k} + S_k \frac{\Delta T^3}{6} \end{cases} \quad (8)$$

记  $t_k$  时刻的状态向量为  $\mathbf{X}_k = [q_i, \dot{q}_i, \ddot{q}_i]^T$ , 则离散化状态方程:

$$\mathbf{X}_{k+1} = \Phi \mathbf{X}_k + \mathbf{B} S_k + \mathbf{W}_k \quad (9)$$

其中,  $\Phi = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ ,  $\mathbf{B} = \begin{bmatrix} T^3/6 \\ T^2/2 \\ T \end{bmatrix}$ ,  $\mathbf{W}_k$  为状

态噪声, 是高斯白噪声序列, 满足  $E(\mathbf{W}_k) = 0$ ,  $\text{cov}(\mathbf{W}_k, \mathbf{W}_i) = \mathbf{Q}_k \delta_{ki}$ .

### 2.2 虚拟观测方程

由实际观测量体视线角进行空间变换得到惯性视线角, 将重构的惯性视线角视为虚拟观测量来估计视线转率。则虚拟观测量的观测方程:

$$\mathbf{Y}_{im,k+1} = q_{i,k+1} + V_{k+1} = \mathbf{H}_{im} \mathbf{X}_{k+1} + V_{k+1} \quad (10)$$

其中,  $\mathbf{H}_{im} = [1 \ 0 \ 0]$ ,  $V_{k+1}$  为观测误差, 是高斯白噪声, 且  $E(V_{k+1}) = 0$ ,  $\text{cov}(V_{k+1}, V_j) = \mathbf{R}_{im,k+1} \delta_{k+1,j}$ .

### 2.3 IMM-SF 滤波器

假定 IMM 算法中有  $N$  个模型, 每一采样周期中, 结合 IMM 算法的样条滤波实现步骤如下:

#### 1) 输入交互

设从模型  $i$  转移到模型  $j$  的转移概率为  $\mathbf{P}_{ij}$ ,  $k$  时刻滤波器  $i$  的状态估计为  $\hat{\mathbf{X}}_{k|k}^i$ , 相应的状态协方差矩阵为  $\hat{\mathbf{P}}_{k|k}^i$ ,  $k$  时刻模型  $i$  的概率为  $u_k(i)$ 。交互作用之后  $N$  个滤波器在  $k+1$  时刻的输入为

$$\hat{\mathbf{X}}_{k|k}^{oj} = \sum_{i=1}^N \hat{\mathbf{X}}_{k|k}^i u_{k|k}(i|j) \quad (11)$$

$$\mathbf{P}_{k|k}^{oj} = \sum_{i=1}^N [\mathbf{P}_{k|k}^i + (\hat{\mathbf{X}}_{k|k}^i - \hat{\mathbf{X}}_{k|k}^{oj}) (\hat{\mathbf{X}}_{k|k}^i - \hat{\mathbf{X}}_{k|k}^{oj})^T] u_{k|k}(i|j) \quad (12)$$

式(12)中,

$$\begin{cases} u_{k|k}(i|j) = \frac{1}{C_j} \mathbf{P}_{ij} u_k(i) \\ \bar{C}_j = \sum_{i=1}^N \mathbf{P}_{ij} u_k(i) \end{cases} \quad (13)$$

#### 2) 基于样条滤波器并行滤波

将状态向量  $\hat{\mathbf{X}}_{k|k}^{oj}$  及协方差矩阵  $\mathbf{P}_{k|k}^{oj}$  与虚拟观测量  $\mathbf{Y}_{im,k+1}$  一并作为  $k+1$  时刻第  $j$  个模型的输入, 各模型采用样条滤波分别进行滤波, 得到相应的状态估计  $\hat{\mathbf{X}}_{k+1|k+1}^j$  和协方差  $\mathbf{P}_{k+1|k+1}^j$ 。

#### ① 状态预测

视线角的三阶磨光函数  $S_k$  可由式(14)近似求得

$$\begin{aligned} S_k &= (\hat{\mathbf{X}}_{a,k|k} - \hat{\mathbf{X}}_{a,k|k-1}) / \Delta T \\ &= (\hat{\mathbf{X}}_{v,k|k} + \hat{\mathbf{X}}_{v,k-1|k-1} - 2\hat{\mathbf{X}}_{v,k|k-1}) / \Delta T^2 \end{aligned} \quad (14)$$

则由  $k\Delta T$  时刻  $\hat{\mathbf{X}}_{k|k}$  可得  $(k+1)\Delta T$  时刻的状态预测值为

$$\hat{\mathbf{X}}_{k+1|k} = \Phi \cdot \hat{\mathbf{X}}_{k|k} + \mathbf{B} \cdot S_k \quad (15)$$

#### ② 计算虚拟观测量

虚拟观测量

$$\mathbf{Y}_{im,k+1} = \mathbf{F}_{im}(\mathbf{Y}_{k+1}) \quad (16)$$

观测误差矩阵

$$\mathbf{R}_{im,k+1} = \frac{\partial \mathbf{F}_{im}}{\partial \mathbf{Y}} \mathbf{R}_{k+1} \left( \frac{\partial \mathbf{F}_{im}}{\partial \mathbf{Y}} \right)^T \Bigg|_{\mathbf{Y}=\mathbf{Y}_{k+1}} \quad (17)$$

#### ③ 观测更新

状态预测协方差矩阵:

$$\mathbf{P}_{k+1|k} = \Phi_{k+1|k} \mathbf{P}_{k|k} \Phi_{k+1|k}^T + \mathbf{Q}_k \quad (18)$$

增益矩阵:

$$\mathbf{K}_{k+1} = \hat{\mathbf{P}}_{k+1|k} \mathbf{H}_{im,k+1}^T (\mathbf{H}_{im,k+1} \hat{\mathbf{P}}_{k+1|k} \mathbf{H}_{im,k+1}^T + \mathbf{R}_{im,k+1})^{-1} \quad (19)$$

$(k+1)\Delta T$  时刻的状态估计值:

$$\hat{\mathbf{X}}_{k+1|k+1} = \hat{\mathbf{X}}_{k+1|k} + \mathbf{K}_{k+1} (\mathbf{Y}_{im,k+1} - \mathbf{H}_{im,k+1} \hat{\mathbf{X}}_{k+1|k}) \quad (20)$$

状态估计的协方差矩阵:

$$\mathbf{P}_{k+1|k+1} = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{H}_{im,k+1}] \hat{\mathbf{P}}_{k+1|k} \quad (21)$$

#### 3) 似然函数更新

$k+1$  时刻每个模型的似然函数:

$$\mathbf{A}_{k+1}^j = \frac{1}{\sqrt{|2\pi \mathbf{S}_{k+1}^j|}} \exp \left[ -\frac{1}{2} (\boldsymbol{\nu}_{k+1}^j)^T (\mathbf{S}_{k+1}^j)^{-1} \boldsymbol{\nu}_{k+1}^j \right] \quad (22)$$

式中,  $\boldsymbol{\nu}_{k+1}^j$  和  $\mathbf{S}_{k+1}^j$  分别为模型  $j$  滤波残差及其协方差。

$$\boldsymbol{\nu}_{k+1}^j = \mathbf{Y}_{im,k+1} - \mathbf{H}_{im,k+1}^j \hat{\mathbf{X}}_{k+1|k}^j \quad (23)$$

$$\mathbf{S}_{k+1}^j = \mathbf{H}_{im,k+1}^j \mathbf{P}_{k+1|k}^j [\mathbf{H}_{im,k+1}^j]^T + \mathbf{R}_{im,k+1}$$

#### 4) 模型概率更新

$$u_{k+1}(j) = \frac{1}{C} \mathbf{A}_{k+1}^j \bar{C}_j \quad (24)$$

式中,  $C = \sum_{i=1}^N \mathbf{A}_{k+1}^i \bar{C}_i$ 。

#### 5) 输出交互

$k+1$  时刻最终估计及其协方差矩阵可通过组合各滤波器的估计结果为:

$$\hat{\mathbf{X}}_{k+1|k+1} = \sum_{i=1}^N \hat{\mathbf{X}}_{k+1|k+1}^i u_{k+1}(i) \quad (25)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{k+1|k+1} &= \sum_{i=1}^N u_{k+1}(i) [\mathbf{P}_{k+1|k+1}^i + \\ &(\hat{\mathbf{X}}_{k+1|k+1}^i - \hat{\mathbf{X}}_{k+1|k+1}) (\hat{\mathbf{X}}_{k+1|k+1}^i - \hat{\mathbf{X}}_{k+1|k+1})^T] \end{aligned} \quad (26)$$

### 3 算例分析

依据比例导引律进行弹目拦截仿真来验证算法的有效性。在拦截器发射惯性系下建立拦截器和目标的动力学模型,拦截器受力包括重力和控制力,目标受重力作用,并在拦截过程中第10秒开始叠加幅值为 $5g$ 的正弦机动加速度: $a_x = 5g \sin \frac{\pi}{2}(t - 10)$ ,其机动方向垂直于包含弹目视线、视线旋转角速度所在的平面。拦截器利用捷

联导引头测量弹目体视线信息,体视线角的白噪声标准差设为 $3 \times 10^{-4}$  rad;弹体姿态角的白噪声标准差为 $1.6 \times 10^{-4}$  rad;采样周期为 $0.01$  s(即导引头帧频为 $100$  Hz)。

采用 IMM - SF 滤波器估计弹目视线转率,设置两个噪声量级,分别为 $1 \times 10^{-8}$ 和 $1 \times 10^{-10}$ ,模型转移概率为 $P_{ij} = \begin{bmatrix} 0.99 & 0.01 \\ 0.01 & 0.99 \end{bmatrix}$ 。视线角、视线转率的真值、滤波值及滤波误差如图1~4所示。

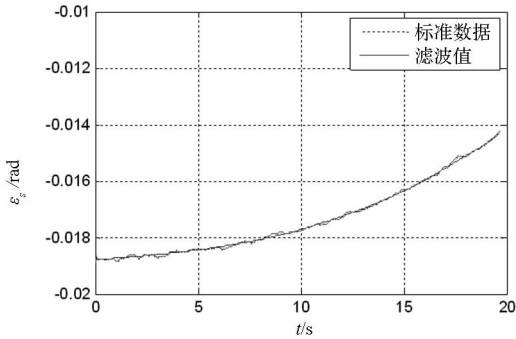


图1 惯性视线角滤波结果

Fig. 1 Results of the inertial LOS angles filtering

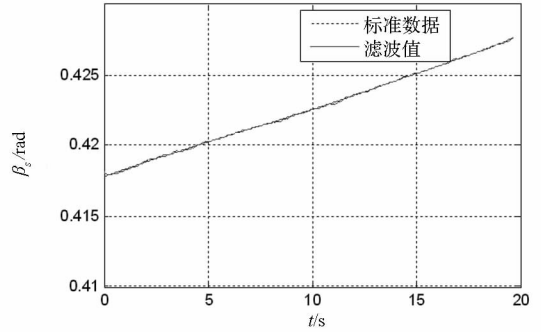


图2 惯性视线转率滤波结果

Fig. 2 Results of the inertial LOS rates filtering

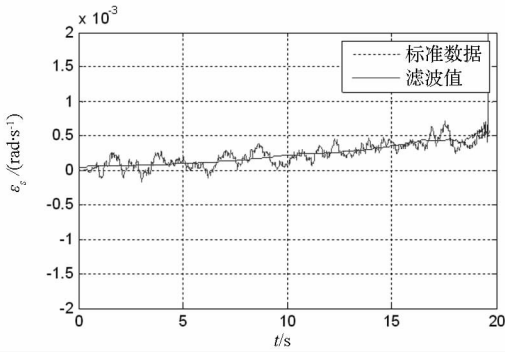


图3 惯性视线角滤波误差

Fig. 3 Errors of the inertial LOS angles filtering

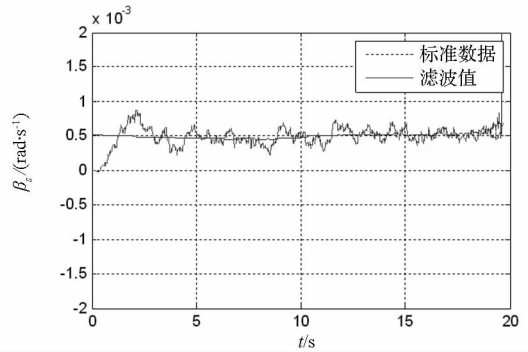


图4 惯性视线转率滤波误差

Fig. 4 Errors of the inertial LOS rates filtering

为评价 IMM - SF 算法的滤波性能,利用 Monte-Carlo 仿真将基于 IMM 算法的视线转率估计方法和采用单模型算法的视线转率估计的仿真结果进行比较。采用状态估计质量作为仿真结果

的评价指标,状态估计质量取为均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)<sup>[8]</sup>,定义为

$$R_{MS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\mathbf{X}_{k|k} - \hat{\mathbf{X}}_{k|k}^i)^2} \quad (27)$$

式中,  $N$  为 Monte-Carlo 仿真次数,  $i$  表示第  $i$  次仿真,  $X_{k|k}$ ,  $\hat{X}_{k|k}^i$  分别表示第  $i$  次仿真在  $k$  时刻目标状态的真值及状态估计, 状态估计取为惯性视线角和视线转率。Monte-Carlo 仿真 500 次, 图 5 ~ 图 6 给出了采用单模型算法和 IMM - SF 算法计算出的惯性视线高低角、方位角、高低角速率、方位角速率的 RMSE。

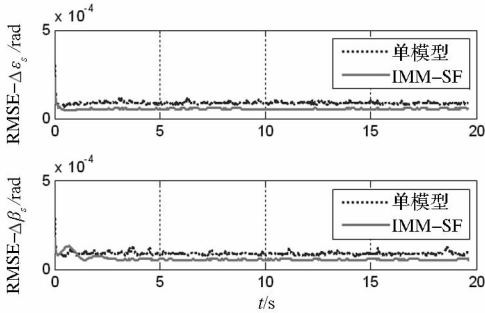


图 5 惯性视线角估值 RMSE

Fig. 5 RMSE of the estimated inertial LOS angles

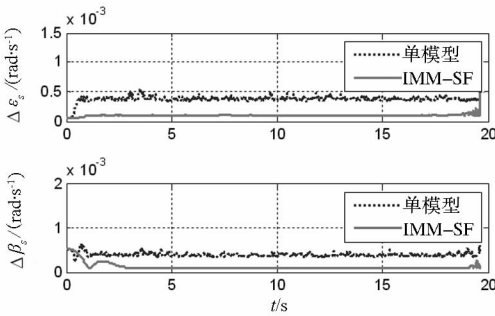


图 6 惯性视线转率估值 RMSE

Fig. 6 RMSE of the estimated inertial LOS rates

由仿真结果可知, 以重构的惯性视线角作为虚拟观测量, 采用 IMM - SF 滤波器可有效估计出机动目标的视线转率。与单模型滤波方法相比, 该算法的估值 RMSE 数值较小, 说明基于 IMM - SF 算法的估值结果与真值更为接近, 滤波性能显著提高。

### 4 结论

以大气层外拦截机动目标为背景, 基于捷联导引头测量的体视线信息, 运用 IMM - SF 算法对弹目惯性视线转率进行估计。根据体视线、惯性视线的非线性映射关系重构出惯性视线角, 并将其作为虚拟观测量, 滤波过程中基于 IMM 算法框架设置多个过程噪声模型, 每个模型采用样条滤波器并行工作, 输出结果为多个模型滤波结果的

加权综合。该方法无须建立目标机动模型, 且能在交互式多模型算法的框架下自适应地调整滤波过程中的噪声。Monte-Carlo 仿真结果表明, 该方法能有效估计机动目标的视线转率, 并可提高估值的精确性。

### 参考文献 (References)

- [1] Lin Z, Yao Y, Ma K M. The design of LOS reconstruction filter for strap-down imaging seeker [C]//Proceedings of the Fourth International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 2005:2272 - 2277.
- [2] Ra W S, Whang I H. Time-varying line-of-sight rate estimation with a single modified tracking index for RF homing guidance[J]. International Journal of Control, Automation, and Systems, 2011, 9(5):857 - 866.
- [3] Song E H, Song S H, Ha I J. A los rate estimation method for bank-to-turn missiles[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2008, 44(4): 1599 - 1608.
- [4] 薛舜, 周军, 葛致磊. 捷联导引头目标视线角速率重构方法研究[J]. 计算机仿真, 2009, 26(3): 82 - 86. XUE Shun, ZHOU Jun, GE Zhilei. Line-of-sight angle rate reconstruction for strap-down seeker[J]. Computer Simulation, 2009, 26(3): 82 - 86. (in Chinese)
- [5] 姚郁, 林喆, 逄晓光. 捷联成像寻的器惯性视线重构精度分析[J]. 红外与激光工程, 2007, 36(1): 1 - 4. YAO Yu, LIN Zhe, DI Xiaoguang. Accuracy analysis of inertial line-of-sight reconstruction with strapdown imaging homing seeker [J]. Infrared and Laser Engineering, 2007, 36(1): 1 - 4. (in Chinese)
- [6] 姚郁, 章国江. 捷联成像制导系统的若干问题探讨[J]. 红外与激光工程, 2006, 35(1): 1 - 6. YAO Yu, ZHANG Guojiang. Discussion on strap down imaging guidance system[J]. Infrared and Laser Engineering, 2006, 35(1): 1 - 6. (in Chinese)
- [7] Ekstrand B. Tracking filters and models for seeker application[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2001, 37(3):965 - 977.
- [8] 何友, 修建娟, 关欣, 等. 雷达数据处理及应用[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 application [M]. 3rd ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2013. (in Chinese)
- [9] Li X R, Zhi X R, Zhang Y M. Multiple-model estimation with variable structure. part III: model-group switching algorithm[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1999, 35(1):225 - 241.
- [10] 张兵, 陈磊. 基于视线角序列的机动目标视线角速率计算[J]. 航空学报, 2007, 28(2): 370 - 375. ZHANG Bin, CHEN Lei. Line-of-sight rate calculation by line-of-sight angle sequence for maneuvering target[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2007, 28(2): 370 - 375. (in Chinese)