

一种重尾量测噪声下的高超声速飞行器跟踪算法

恽鹏¹, 李星秀^{2,*}, 吴盘龙¹, 何山¹

1. 南京理工大学 自动化学院, 江苏 南京 210094

2. 南京理工大学 理学院, 江苏 南京 210094

摘要: 为了解决在实际系统中因野值干扰带来的高超声速飞行器跟踪精度下降的问题, 提出了一种交互多模型变分贝叶斯滤波算法 (IMM-VB), 该算法通过子模型权重与马尔可夫转移矩阵获取子模型的状态预测值。随后采用具有重尾特性的学生 t 分布取代高斯分布来描述量测模型, 并利用 VB 算法实现子模型的量测协方差与状态的联合估计。最后在交互式多模型 (IMM) 框架下更新子模型权重与目标状态的融合输出。仿真结果表明, 在野值观测条件下该算法比 IMM 算法具有更高的跟踪精度。

关键词: 高超声速飞行器; 野值; 学生 t 分布; 重尾分布; IMM-VB

中图分类号: TP24 文献标志码: A DOI: 10.19452/j.issn1007-5453.2018.08.063

高超声速飞行器具有飞行速度快、机动灵活、突防能力强、有效载荷大等优点, 因此受到了世界各国的关注。目前而言, 交互式多模型 (IMM) 算法是解决高超声速飞行器跟踪的有效途径之一。然而该算法是在广义伪贝叶斯理论基础上形成的, 其前提是量测噪声与过程噪声均为高斯分布。在实际的高超声速飞行器跟踪过程中, 由于大气、云层等因素的干扰, 噪声的统计特性往往不符合高斯分布^[1-3], 导致 IMM 算法的跟踪精度较差, 无法满足实际需求。

为了提高实际工程中的目标跟踪精度, 许多研究学者对当前的跟踪算法进行了改进。为了解决重尾噪声线性系统的滤波问题, 参考文献 [4] 提出了一种学生 t 滤波, 该滤波基于噪声的重尾特性, 将噪声建模为学生 t 分布, 有效地克服了野值的干扰, 提高了算法的鲁棒性。然而当过程噪声与量测噪声的自由度参数不同时, 该滤波无法实现状态的更新。为了处理野值干扰导致的非高斯重尾噪声下的目标跟踪问题, 参考文献 [5] 提出了一种最大熵卡尔曼滤波器, 然而在误差协方差估计中缺少足够的理论基础, 导致该滤波器的跟踪精度不佳。参考文献 [6] 利用变分贝叶斯法联合估

计目标的状态分布与噪声分布, 有效地提高了目标的跟踪精度, 然而该算法是基于单模型设计的, 因此不适合跟踪具有强机动性的目标, 如高超声速飞行器等。

IMM 因其计算量小、跟踪精度高等优点被广泛应用于各类飞行器的跟踪。参考文献 [7] 将常加速度模型 (CA) / 匀速模型 (CV) / SINGER 模型相结合, 并基于径向速度估计补偿技术, 有效地提高了临近空间高超声速飞行器的跟踪精度。参考文献 [8] 将 IMM 与容积卡尔曼滤波^[9] (CKF) 相结合, 提出了一种 IMM-CKF 算法, 用以提高高速滑翔飞行器的跟踪精度。参考文献 [10] 将标签伯努利^[11] (LMB) 与无迹卡尔曼滤波^[12] (UKF) 相结合, 提出了一种广义 LMB-UKF 算法, 实现了多个高超声速飞行器的检测与跟踪。然而, 上述算法将噪声均建模为高斯分布, 当噪声为非高斯分布或者噪声协方差与建模时给定数值差距过大时^[13-15], 都将严重降低算法的跟踪精度。因此不适用于野值干扰下高超声速目标的跟踪。

本文提出了一种 IMM-VB 算法用来解决野值观测条件下的高超声速目标跟踪问题。首先将 CA 模型与当前统

收稿日期: 2018-06-20; 退修日期: 2018-07-10; 录用日期: 2018-07-29

基金项目: 航空科学基金 (2016ZC59006); 国家自然科学基金 (61473153); 江苏省“六大人才高峰”项目 (2015-XXRJ-006)

* 通信作者: Tel.: 13182988190 E-mail: 296702730@qq.com

引用格式: Yun Peng, Li Xingxiu, Wu Panlong, et al. A hypersonic vehicle tracking algorithm based on heavy tailed measurement noise[J]. Aeronautical Technology & Science, 2018, 29 (08): 63-69. 恽鹏, 李星秀, 吴盘龙, 等. 一种重尾量测噪声下的高超声速飞行器跟踪算法[J]. 航空科学技术, 2018, 29 (08): 63-69.

计模型 (CS) [16] 进行交互, 获取相应的预测值与权重, 随后基于噪声的重尾特性, 将量测噪声建模为学生 t 分布, 利用 VB 算法, 实现状态与量测噪声的联合估计。最后利用 IMM-VB 算法和 IMM 算法对高超声速飞行器进行跟踪。仿真结果表明, IMM-VB 算法比 IMM 算法具有更高的跟踪精度。

1 基础算法

1.1 IMM 算法

IMM 算法是一种基于马尔可夫转移矩阵的广义伪贝叶斯算法 [17, 18]。该算法根据目标的先验信息, 首先给予相应子模型的状态分量与权重, 随后, 对子模型进行滤波, 同时根据量测信息与基于各个模型更新后的状态对不同模型赋予相应的权重, 并通过加权求和更新目标状态。针对机动性较为复杂的目标, IMM 算法相较于单模型算法具有更好的跟踪精度。下面介绍一下 IMM 算法的 4 个步骤: 状态交互、状态滤波、模型概率更新和状态融合输出。

1.1.1 状态交互

假设 k 时刻各个子模型的目标状态、协方差、权重分别为 $X_j(k|k)$ 、 $P_j(k|k)$ 、 $\mu_j(k|k)$, j 为子模型的编号, 对目标各个子模型进行交互运算, 获取各个子模型的状态 $X_j^0(k|k)$ 与协方差 $P_j^0(k|k)$:

$$X_j^0(k|k) = \sum_{i=1}^N X_i(k|k) \mu_{ij}(k|k) \quad (1)$$

$$P_j^0(k|k) = \sum_{i=1}^N \mu_{ij}(k|k) \{P_i(k|k) + [X_i(k|k) - X_j^0(k|k)] \times [X_i(k|k) - X_j^0(k|k)]^T\} \quad (2)$$

$$\mu_{ij}(k|k) = \frac{\pi_{ij} \mu_i(k|k)}{\sum_{i=1}^N \pi_{ij} \mu_i(k|k)} \quad (3)$$

式中: N 为模型总数, $X_j(k|k)$ 为模型 i 到模型 j 的转移权重, π_{ij} 为模型 i 到模型 j 的马尔科夫转移概率。

1.1.2 状态滤波

状态滤波过程与单模型滤波过程相同, 依据卡尔曼滤波即可实现子模型下的状态更新。将 $X_j^0(k|k)$ 、 $P_j^0(k|k)$ 作为子模型的输入进行状态预测与更新:

$$X_j(k+1|k) = F_j(k) X_j^0(k|k) \quad (4)$$

$$P_j(k+1|k) = F_j(k) P_j^0(k|k) F_j(k)^T + Q_j(k) \quad (5)$$

$$K_j(k+1) = P_j(k+1|k) H_j(k+1)^T \times [H_j(k+1) P_j(k+1|k) H_j(k+1)^T + R_j(k+1)]^{-1} \quad (6)$$

$$X_j(k+1|k+1) = X_j(k+1|k) + K_j(k+1) \times [z(k+1) - H_j(k+1) X_j(k+1|k)] \quad (7)$$

$$P_j(k+1|k+1) = [I - K_j(k+1) H_j(k+1)] P_j(k+1|k) \quad (8)$$

式中: $X_j(k+1|k)$ 为状态预测值, $P_j(k+1|k)$ 为预测协方差, $K_j(k+1)$ 为滤波增益, $X_j(k+1|k+1)$ 为状态更新值, $P_j(k+1|k+1)$ 为协方差更新值, $F_j(k)$ 为状态转移矩阵, $H_j(k+1)$ 为量测矩阵, $Q_j(k)$ 为过程噪声协方差, $R_j(k+1)$ 为量测噪声协方差。

1.1.3 模型概率更新

通过滤波过程中获取的子模型信息与信息协方差, 构建量测与模型匹配的似然函数 $\Lambda_j(k+1)$:

$$\Lambda_j(k+1) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^m |S_j(k+1)|}} \times \exp[-\frac{1}{2} v_j(k+1) S_j^{-1}(k+1) v_j(k+1)^T] \quad (9)$$

式中: m 为量测信息中的元素数目, 子模型信息 $v_j(k+1)$ 与信息协方差 $S_j(k+1)$ 分别为:

$$v_j(k+1) = z(k+1) - H_j(k+1) X_j(k+1|k) \quad (10)$$

$$S_j(k+1) = H_j(k+1) P_j(k+1|k) H_j(k+1)^T + R_j(k+1) \quad (11)$$

通过状态交互后的子模型权重以及相应的似然函数更新模型概率 $\mu_j(k+1|k+1)$:

$$\mu_j(k+1|k+1) = \frac{\Lambda_j(k+1) \sum_{i=1}^N \pi_{ij} \mu_i(k|k)}{\sum_{j=1}^N \Lambda_j(k+1) \sum_{i=1}^N \pi_{ij} \mu_i(k|k)} \quad (12)$$

1.1.4 状态融合输出

对各子模型的模型概率与状态信息进行加权求和, 获取融合后的状态 $X(k+1|k+1)$ 与协方差 $P(k+1|k+1)$:

$$X(k+1|k+1) = \sum_{j=1}^N \mu_j(k+1|k+1) X_j(k+1|k+1) \quad (13)$$

$$\begin{cases} P(k+1|k+1) = \sum_{j=1}^N \mu_j(k+1|k+1) [P_j(k+1|k+1) + \Delta X_j \Delta X_j^T] \\ \Delta X_j = X_j(k+1|k+1) - X(k+1|k+1) \end{cases} \quad (14)$$

1.2 VB 算法

当实际的噪声不满足高斯分布时, 贝叶斯公式很难推断出目标的后验分布。而 VB 算法通过迭代逼近的手段可以获取近似的后验分布 [19], 有效地解决了非高斯条件下状态后验分布求解的问题。为了衡量近似分布的逼近程度, 需要利用 Kullback-Leibler 散度 (KLD) 函数:

$$KL(q(\Psi)) = \int q(\Psi) \ln \frac{q(\Psi)}{p(\Psi|X)} d\Psi \quad (15)$$

式中：当 $KL(q(\Psi)) \geq 0$ 且仅 $q(\Psi) = p(\Psi|X)$, $p(\Psi|X)$ 为参数集的后验分布, $q(\Psi)$ 为参数集的近似分布, 且 $KL(q(\Psi))$ 越小, 表示 $q(\Psi)$ 的逼近程度越高。令下界函数 $L(q(\Psi)) = \int q(\Psi) \ln \frac{p(\Psi, X)}{q(\Psi)} d\Psi$, 则:

$$\ln p(X) = L(q(\Psi)) + KL(q(\Psi)) \quad (16)$$

$p(\Psi, X)$ 表示 Ψ 和 X 的联合概率密度函数, 由式 (16) 可以看出, 若想使 $KL(q(\Psi))$ 最小化, 则需要使 $L(q(\Psi))$ 越大越好。基于平均场理论可以求得满足 $L(q(\Psi))$ 最大化的参数近似分布:

$$q(\psi_i) = \frac{\exp\{E_{\psi_i}[\ln p(\Psi, X)]\}}{\int \exp\{E_{\psi_i}[\ln p(\Psi, X)]\} d\psi_i} \quad (17)$$

式中: $E_{\psi_i}[\ln p(\Psi, X)]$ 表示除参数 ψ_i 外 $\ln p(\Psi, X)$ 的数学期望, ψ_i 为参数集 Ψ 的第 i 个参数。在对式 (17) 进行求解的过程中, 需要使用到上一次迭代步骤中的参数分布, 因此, 求解式 (17) 是一个不断迭代更新的过程, 此时可以设置相应的迭代步数或者对相邻迭代的下界函数差值设置阈值来终止迭代过程。最后迭代过程获取的参数分布即为 VB 求解出的近似分布。

2 IMM-VB 算法

由于量测信息存在野值的干扰, 导致 IMM 算法的跟踪精度下降, 本文将 IMM 与 VB 相结合提出一种 IMM-VB 算法, 可以有效地克服跟踪过程中的野值干扰, 提高高超声速飞行器的跟踪精度, 其算法流程如图 1 所示。

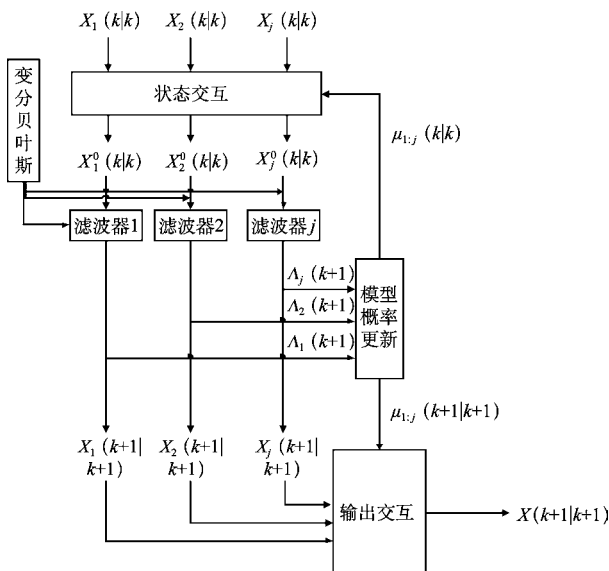


图 1 算法流程

Fig.1 Algorithm procedure

该算法本质上还是基于 IMM 思想进行, 其状态交互过程与 IMM 算法相同, 这里就不再阐述。在滤波过程中由于量测信息存在野值干扰, 导致其统计特性呈重尾分布, 因此将量测噪声建模为学生 t 分布, 可得子模型的似然函数 $p(z(k+1)|X_j(k+1))$ 为:

$$p(z(k+1)|X_j(k+1)) = \text{St}(z(k+1); \mathbf{H}_j(k+1)X_j(k+1), R_j(k+1), \nu_j) \quad (18)$$

式中: $\text{St}(\cdot; \mu, \Sigma, \nu)$ 表示均值为 μ , 协方差为 Σ , 自由度参数为 ν 的学生 t 分布, 而学生 t 分布是高斯分布与伽马分布乘积的积分和, 因此可以将式 (18) 改写为:

$$p(z(k+1)|X_j(k+1)) = \int G(\lambda_j(k+1); \frac{\nu}{2}, \frac{\nu}{2}) \times N(z(k+1); \mathbf{H}_j(k+1)X_j(k+1), R_j(k+1)/\lambda_j(k+1)) d\lambda_j(k+1) \quad (19)$$

式中: $N(\cdot; \mu, \Sigma)$ 表示均值为 μ , 协方差为 Σ 的高斯分布, $G(\cdot; \alpha, \beta)$ 表示形状参数 α , 尺度参数为 β 的伽马分布。引入辅助随机变量 $\lambda(k+1)$, 并将其建模为伽马分布, 则可以从式 (19) 获取概率密度函数 $p(\lambda_j(k+1))$ 和 $p(z(k+1)|X_j(k+1), \lambda_j(k+1))$:

$$p(\lambda_j(k+1)) = G(\lambda_j(k+1); \frac{\nu}{2}, \frac{\nu}{2}) \quad (20)$$

$$p(z(k+1)|X_j(k+1), \lambda_j(k+1)) = N(z(k+1); \mathbf{H}_j(k+1)X_j(k+1), R_j(k+1)/\lambda_j(k+1)) \quad (21)$$

利用式 (20)、式 (21) 可以获取联合概率密度函数 $p(\lambda_j(k+1), X_j(k+1), z_{1:k+1})$:

$$p(\lambda_j(k+1), X_j(k+1), z_{1:k+1}) = p(\lambda_j(k+1)) \times p(z(k+1)|X_j(k+1), \lambda_j(k+1)) p(X_j(k+1)|z(k)) \quad (22)$$

结合式 (4)、式 (5)、式 (20)、式 (21) 可以计算出联合概率密度函数 $p(\lambda_j(k+1), X_j(k+1), z_{1:k+1})$:

$$p(\lambda_j(k+1), X_j(k+1), z_{1:k+1}) \approx N(X_j(k+1); X_j(k+1|k), P_j(k+1|k)) \times G(\lambda_j(k+1); \frac{\nu}{2}, \frac{\nu}{2}) N(z(k+1); \mathbf{H}_j(k+1)X_j(k+1), R_j(k+1)/\lambda_j(k+1)) \quad (23)$$

利用式 (23) 可求取 $\ln p(\lambda_j(k+1), X_j(k+1), z_{1:k+1})$:

$$\ln p(\lambda_j(k+1), X_j(k+1), z_{1:k+1}) = \left(\frac{m+\nu}{2} - 1\right) \ln \lambda_j(k+1) - \frac{\nu}{2} \lambda_j(k+1) - \frac{m}{2} \ln R_j(k+1) - \frac{\lambda_j(k+1)}{2} I_j(k+1)^T$$

$$\begin{aligned} R_j(k+1)^{-1} l_j(k+1) - \frac{1}{2} r_j(k+1)^T \\ P_j(k+1|k)^{-1} r_j(k+1) - \frac{n}{2} \ln P_j(k+1|k) \end{aligned} \quad (24)$$

$$l_j(k+1) = z(k+1) - H_j(k+1) X(k+1) \quad (25)$$

$$r_j(k+1) = X_j(k+1) - X_j(k+1|k) \quad (26)$$

式中: n 为状态信息中的元素数目, 利用式 (17)、式 (24) 迭代获取相应参数的近似分布:

$$\begin{aligned} \ln q^{i+1}(\lambda_j(k+1)) = -\frac{v + \text{tr}(R_j(k+1)^{-1} E^i[l_j(k+1)^T l_j(k+1)])}{2} \\ \lambda_j(k+1) + \left(\frac{m+v}{2} - 1\right) \ln \lambda_j(k+1) + C \end{aligned} \quad (27)$$

式中: C 为保证 $q^{i+1}(\lambda_j(k+1))$ 积分为 1 的常量, 后面的 C 均指代这样的常量, 但是对于每一个公式而言, 其值可能不同。由式 (27) 可得:

$$q^{i+1}(\lambda_j(k+1)) = G(\lambda_j(k+1); \alpha^{i+1}, \beta^{i+1}) \quad (28)$$

$$\alpha^{i+1} = \frac{m+v}{2} \quad (29)$$

$$\beta^{i+1} = \frac{v + \text{tr}(R_j(k+1)^{-1} E^i[l_j(k+1)^T l_j(k+1)])}{2} \quad (30)$$

$$\begin{aligned} E^i[l_j(k+1)^T l_j(k+1)] = H_j(k+1) P_j^i(k+1|k+1) H_j(k+1)^T + \\ (z(k+1) - H_j(k+1) X_j^i(k+1|k+1))^T \times \\ (z(k+1) - H_j(k+1) X_j^i(k+1|k+1)) \end{aligned} \quad (31)$$

同理, 可获取状态的近似分布:

$$\begin{aligned} \ln q^{i+1}(X_j(k+1)) = C - \frac{1}{2} r_j(k+1)^T P_j(k+1|k)^{-1} r_j(k+1) - \\ \frac{1}{2} E^{i+1}(\lambda_j(k+1)) l_j(k+1)^T R_j(k+1)^{-1} l_j(k+1) \end{aligned} \quad (32)$$

由式 (32) 可推导出:

$$\begin{aligned} q^{i+1}(X_j(k+1)) = \frac{1}{C} N(z(k+1); H_j(k+1) X_j(k+1), \\ R_j(k+1)/E^{i+1}(\lambda_j(k+1))) \times \\ N(X_j(k+1); X_j(k+1|k), P_j(k+1|k)) \end{aligned} \quad (33)$$

由高斯乘积定理可得:

$$q^{i+1}(X_j(k+1)) = N(X_j(k+1); X_j^{i+1}(k+1|k+1); P_j^{i+1}(k+1|k+1)) \quad (34)$$

$$\begin{aligned} X_j^{i+1}(k+1|k+1) = X_j(k+1|k) + K_j^{i+1}(k+1)(z(k+1) - \\ H_j(k+1) X_j(k+1|k)) \end{aligned} \quad (35)$$

$$P_j^{i+1}(k+1|k+1) = (I - K_j^{i+1}(k+1) H_j(k+1)) P_j(k+1|k) \quad (36)$$

$$\begin{aligned} K_j^{i+1}(k+1) = P_j(k+1|k) H_j(k+1)^T \times (H_j(k+1) P_j(k+1|k) \\ H_j(k+1)^T + R_j(k+1)/E^{i+1}(\lambda_j(k+1)))^{-1} \end{aligned} \quad (37)$$

$$S_j^{i+1}(k+1) = H_j(k+1) P_j(k+1|k) H_j(k+1)^T + \frac{R_j(k+1)}{E^{i+1}(\lambda_j(k+1))} \quad (38)$$

进行完子模型滤波后, 在模型概率更新过程中, 由于辅助随机变量的存在, 导致子模型的新息协方差发生改变, 此时似然函数 $\Lambda_j(k+1)$ 为:

$$\begin{aligned} \Lambda_j(k+1) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^m |S_j^{i+1}(k+1)|}} \times \\ \exp\left[-\frac{1}{2} v_j(k+1) S_j^{i+1}(k+1)^{-1} v_j(k+1)^T\right] \end{aligned} \quad (39)$$

最后, 随后通过式 (12) ~ 式 (14)、式 (35)、式 (36)、式 (39) 可以获取融合后的目标状态信息。

3 仿真试验

本文对高超声速飞行器^[20]跟踪进行了仿真试验。以 CA、CS 为交互子模型, 分别设计了相应的 IMM 算法和 IMM-VB 算法对该目标进行跟踪。其中目标的状态由二维坐标中的位置、速度、加速度组成:

$$X = [x, \dot{x}, \ddot{x}, y, \dot{y}, \ddot{y}]^T \quad (40)$$

马尔可夫转移矩阵为:

$$\pi = \begin{bmatrix} 0.95 & 0.05 \\ 0.05 & 0.95 \end{bmatrix} \quad (41)$$

量测噪声满足:

$$v_{k+1} \sim \begin{cases} N(0, R(k+1)) & \text{w.p } 0.9 \\ N(0, 100R(k+1)) & \text{w.p } 0.1 \end{cases} \quad (42)$$

$$R(k+1) = \begin{bmatrix} 40000 & 0 \\ 0 & 40000 \end{bmatrix} \quad (43)$$

式 (42) 表明野值干扰概率为 0.1, 且给出了有野值和无野值下的量测噪声分布。过程噪声满足:

$$w_k \sim N(0, Q_j(k)) \quad (44)$$

当子模型为 CA 时:

$$\mathbf{Q}_j(k)=q \begin{bmatrix} T^5/20 & T^4/8 & T^3/6 & 0 & 0 & 0 \\ T^4/8 & T^3/6 & T^2/2 & 0 & 0 & 0 \\ T^3/6 & T^2/2 & T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & T^5/20 & T^4/8 & T^3/6 \\ 0 & 0 & 0 & T^4/8 & T^3/6 & T^2/2 \\ 0 & 0 & 0 & T^3/6 & T^2/2 & T \end{bmatrix} \quad (45)$$

当子模型为 CS 时:

$$\mathbf{Q}_j(k)=\begin{bmatrix} q_{ax}\mathbf{I}_{3\times 3} & 0 \\ 0 & q_{ay}\mathbf{I}_{3\times 3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} q_1 & q_2 & q_3 & 0 & 0 & 0 \\ q_2 & q_4 & q_5 & 0 & 0 & 0 \\ q_3 & q_5 & q_6 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & q_1 & q_2 & q_3 \\ 0 & 0 & 0 & q_2 & q_4 & q_5 \\ 0 & 0 & 0 & q_3 & q_5 & q_6 \end{bmatrix} \quad (46)$$

$$q_{ax}=\begin{cases} (4-\pi)(a_{\max}-a(k))^2/\pi & a(k)\geq 0 \\ (4-\pi)(a_{\max}+a(k))^2/\pi & a(k)< 0 \end{cases} \quad (47)$$

$$\begin{cases} q_1=(2\alpha^3T^3-6\alpha^2T^2+6\alpha T+3-12\alpha T e^{-\alpha T}-3e^{-2\alpha T})/(3\alpha^4) \\ q_2=(\alpha^2T^2-2\alpha T+1-2(1-\alpha T)e^{-\alpha T}+e^{-2\alpha T})/\alpha^3 \\ q_3=(1-2\alpha T e^{-\alpha T}-e^{-2\alpha T})/\alpha^2 \\ q_4=(2\alpha T-3+4e^{-\alpha T}-e^{-2\alpha T})/\alpha^2 \\ q_5=(1-2e^{-\alpha T}+e^{-2\alpha T})/\alpha \\ q_6=(1-e^{-2\alpha T})/\alpha \end{cases} \quad (48)$$

式中: 采样时间 $T=1s$, $a_{\max}$ 为目标加速度最大绝对值, $a(k)$ 为上一时刻目标加速度估计值, 目标机动频率 α 取值 $\frac{1}{60}$ 。辅助随机变量的自由度参数 ν 取值 50, 初始时刻子模型的权重均为 0.5, 目标初始状态和协方差分别为:

$$\mathbf{X}(0|0)=[0m, 1683m/s, 0m/s^2, 30000m, 237m/s, 0m/s^2] \quad (49)$$

$$\mathbf{P}(0|0)=\text{diag}(40000, 100, 100, 40000, 100, 100) \quad (50)$$

根据所给的条件设计相应的算法, 获取试验信息。图 2 展示了高超声速飞行器的真实轨迹和两种算法的估计轨迹。

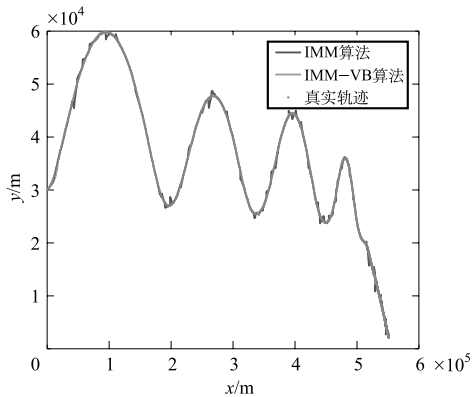


图 2 高超声速飞行器的真实轨迹与估计轨迹

Fig.2 True and estimated trajectories of hypersonic vehicle

图 3、图 4 展示了两种算法在不同坐标轴上的位置跟踪均方根误差, 图 5、图 6 展示了两种算法不同坐标轴上的速度跟踪均方根误差。可以看出, IMM-VB 相较于 IMM 算法具有更高位置和速度跟踪精度。

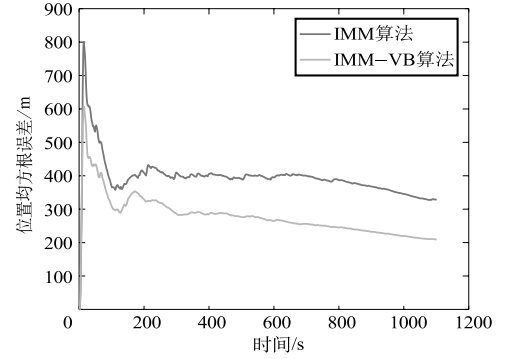


图 3 两种算法在 X 轴上的位置均方根误差

Fig.3 RMSEs of the position from two algorithms on X-axis

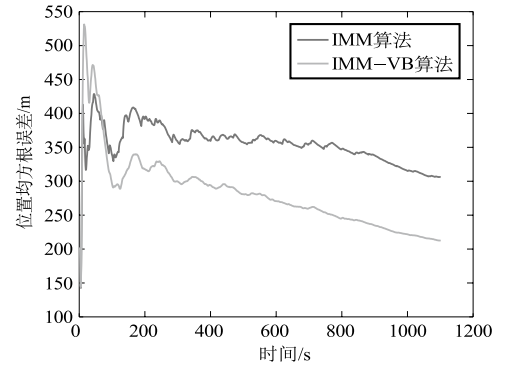


图 4 两种算法在 Y 轴上的位置均方根误差

Fig.4 RMSEs of the position from two algorithms on Y-axis

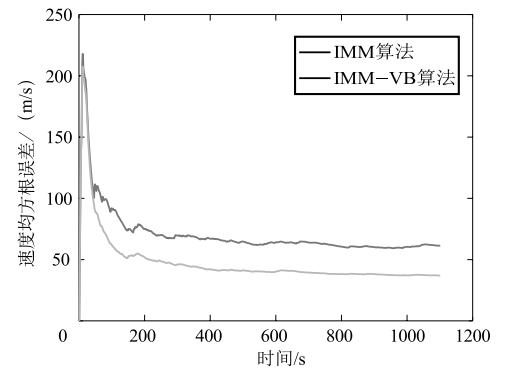


图 5 两种算法在 X 轴上的速度均方根误差

Fig.5 RMSEs of the velocity from two algorithms on X-axis

4 结束语

针对野值干扰下的高超声速目标跟踪问题, 本文提出了一种 IMM-VB 算法, 并通过仿真试验验证了该算法相较于 IMM 算法更适用于跟踪野值干扰下的高超声速目标。

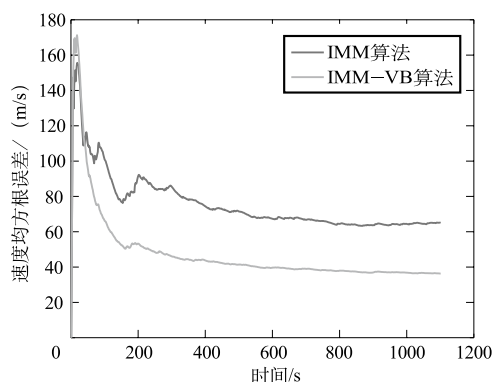


图6 两种算法在Y轴上的速度均方根误差

Fig.6 RMSEs of the velocity from two algorithms on Y-axis

然而由于VB的存在,导致算法的计算时间过长,因此后续的研究过程中,应考虑如何降低算法的复杂度。另外,该算法只针对于单目标,因此如何设计针对于多目标跟踪的算法,也是后续工作的研究重点。

AST

参考文献

- [1] Agamennoni G, Nieto J I, Nebot E M. Approximate inference in state-space models with heavy-tailed noise[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60 (10): 5024-5037.
- [2] Huang Y L, Zhang Y G, Li N, et al. Robust Student's t based nonlinear filter and smoother[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2016, 52 (5): 2586-2596.
- [3] Karlgaard C D, Schaub H. Huber-based divided difference filtering[J]. Journal of Guidance, Control and Dynamics, 2007, 30 (3): 885-891.
- [4] Roth M, Özkan E, Gustafsson F. A student's t filter for heavy tailed process and measurement noise[C]// (ICASSP), 2013 IEEE International Conference on IEEE, 2013: 5770-5774.
- [5] Chen B D, Wang J J, Zhao H Q, et al. Convergence of a fixed-point algorithm under maximum correntropy criterion[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2015, 22 (10): 1723-1727.
- [6] Huang Y L, Zhang Y G, Li N, et al. A novel robust student's t-based Kalman filter[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2017, 53 (3): 1545-1554.
- [7] Zhang X Y, Wang G H, Song Z Y, et al. Hypersonic sliding target tracking in near space[J]. Defence Technology, 2015, 11 (4): 370-381.
- [8] Fan Y, Lu F, Zhu W X, et al. A hybrid model algorithm for hypersonic glide vehicle maneuver tracking based on the aerodynamic model[J]. Applied Sciences, 2017, 7 (2): 159.
- [9] Arasaratnam I, Haykin S. Cubature kalman filters[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2009, 54 (6): 1254-1269.
- [10] Cui H, Liu W, Zhu S, et al. A hypersonic vehicle tracking algorithm based on the UKF generalized labeled multi-Bernoulli filter[C]//Control Conference (CCC), 2016 35th Chinese, IEEE, 2016: 4911-4916.
- [11] Reuter S, Vo B T, Vo B N, et al. The labeled multi-Bernoulli filter[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62 (12): 3246-3260.
- [12] Julier S J, Uhlmann J K, Durrant-Whyte H F. A new approach for filtering nonlinear systems[C] //American Control Conference, Proceedings of the 1995, IEEE, 1995 (3): 1628-1632.
- [13] Wang C C, Wu P L, Bo Y M, et al. Maneuvering target tracking with adaptive debiased converted measurement filter[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2017, 25 (1): 136-140.
- [14] Deng Y H, Wu P L, Li X X, et al. Decoupled unbiased converted measurements adaptive gating CPHD filter for airborne multi-target tracking[J]. Journal of Aeronautics, Astronautics and Aviation, 2017, 49 (1): 123-131.
- [15] Yu M J. INS/GPS integration system using adaptive filter for estimating measurement noise variance[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48 (2): 1786-1792.
- [16] Jiang B, Sheng W, Zhang R, et al. Range tracking method based on adaptive "current" statistical model with velocity prediction[J]. Signal Processing, 2017, 131: 261-270.
- [17] Cao H J, Zhang X Y, Wu P L. Combining the IMM with second order debiased converted measurement for detonation control[J]. International Journal of Computational Science and Engineering, 2017, 14 (1): 84-91.
- [18] Wu P L, Li X X, Zhang L Z, et al. Tracking algorithm with radar and infrared sensors using a novel adaptive grid interacting multiple model[J]. IET Science, Measurement & Technology, 2014, 8 (5): 270-276.
- [19] Zhu H, Leung H, He Z S. A variational Bayesian approach to robust sensor fusion based on student-t distribution[J]. Information Sciences, 2013, 221: 201-214.
- [20] 何广军,李槟槟,何其芳,等. 基于 IMM 模型的周期性跳跃运动高超声速飞行器跟踪算法[J]. 弹箭与制导学报, 2015, 35 (01): 37-40.

He Guanjun, Li Binbin, He Qifang, et al. A tracking algorithm for hypersonic vehicle with periodic skip trajectory based on IMM[J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2015, 35 (01): 37-40. (in Chinese)

作者简介

恽鹏 (1994-) 男, 博士研究生。主要研究方向: 目标跟踪。
Tel: 13182988190
E-mail: 296702730@qq.com

A Hypersonic Vehicle Tracking Algorithm Based on Heavy Tailed Measurement Noise

Yun Peng¹, Li Xingxiu^{2,*}, Wu Panlong¹, He Shan¹

1. School of Automation, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China

2. School of Science, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China

Abstract: In order to solve the problem of degraded tracking accuracy of hypersonic vehicle caused by outliers disturbance in real systems, an Interactive Multi-Model Variational Bayesian (IMM-VB) filtering algorithm was proposed. The algorithm obtained the state prediction values of the sub-models through the sub-model weights and the Markov transition matrix. Then the student's t distribution with heavy tail characteristics was used to replace the Gaussian distribution to describe the measurement model and VB algorithm was used to realize the joint estimation of the measurement covariance and state of the sub-model. Finally, the fusion output of the sub-model weight and the target state were updated under the IMM framework. Simulation results show that the algorithm has higher tracking accuracy than IMM algorithm under outliers observation conditions.

Key Words: hypersonic vehicle; outliers; student's t distribution; heavy tail; IMM-VB

Received: 2018-06-20; Revised: 2018-07-10; Accepted: 2018-07-29

Foundation item: Aeronautical Science Foundation of China (2016ZC59006) ; National Natural Science Foundation of China (61473153) ; Six Talent Peaks Project in Jiangsu Province (2015-XXRJ-006)

*Corresponding author: Tel: 13182988190 E-mail: 296702730@qq.com