

复合导引头多源异步信息融合精确拦截算法*

韦道知¹, 赵岩¹, 黄树彩¹, 陈宸²

(1. 空军工程大学防空反导学院, 陕西西安 710051;
2. 空军装备研究院地面防空装备研究所, 北京 100085)

摘要:针对单一制导体制难以满足现代战场作战需求且多传感器数据更新率不同步的问题,建立一种新的微惯导/毫米波/红外复合制导体制,研究了该体制下多传感器异步信息融合的时间同步和空间配准问题;提出一种自适应无迹卡尔曼滤波算法,该算法采用预测残差构造状态模型误差统计量,通过自适应因子调整状态模型信息对状态参数估值的贡献,有效控制状态模型噪声异常对状态参数估值的影响。将提出的算法应用到微惯导/毫米波/红外复合制导系统中进行仿真验证,结果表明,提出的自适应无迹卡尔曼滤波算法的解算精度高于标准扩展卡尔曼滤波和无迹卡尔曼滤波算法,能有效提高导弹的制导的解算精度。

关键词:复合制导;地空导弹;信息融合;非线性滤波

中图分类号:V448 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2016)03-154-06

Precise interception method of multi-source asynchronous information fusion for combined seeker

WEI Daozhi¹, ZHAO Yan¹, HUANG Shucui¹, CHEN Chen²

(1. Air and Missile Defense College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China;

2. The Air Force Armaments Academy Equipment Institute of Land-based Air Defence, Beijing 100085, China)

Abstract: In view of the problems that sole guide system cannot meet the modern battlefield demand and data update of multi-sensor is not synchronized, a new MIMU/MMW/IR (miniature inertial measurement unit/millimeter-wave/infrared) composite guidance system was built and the time synchronization and space match problems of multi-sensor asynchronous information fusion in this system were studied. A novel adaptive UKF (unscented Kalman filter) algorithm was presented. The statistics of status model error was built by prediction error in this algorithm; contribution of status model information to status parameter estimation was adjusted by adaptive factor. So the influence of status model noise is effectively regulated. The proposed algorithm was applied to the MIMU/MMW/IR compound guidance system and the algorithm performance was tested. The simulation results show that the adaptive UKF is better than the standard UKF and extended Kalman filter, and it can improve the positioning precision effectively.

Key words: composite guidance; surface to air missile; information fusion; nonlinear filtering

随着电子战理论的不成熟,干扰、隐身、反导和光电对抗技术的逐步深化,现代战场的作战环境日益复杂,单一模式的末制导体制在制导精度、抗干扰性能和可靠性等方面已经难以满足战场作战的需要^[1]。常见的制导模式中,毫米波(MilliMeter-Wave, MMW)雷达制导具有全天候测角和测距等优点,但其测角精度较低,并且是一种主动制导模式,容易受到箔条和角反射器等假目标和敌方的电子干扰^[2];红外(InfRared, IR)制导通过目标辐射的热能进行探测,具有较高的测角精度和目标识别能力,但是红外制导容易受到云、雾、烟等因素的影响,导致制导精度下降^[2-3]。因

此,采用复合制导体制成为精确制导技术发展的必然方向,特别是毫米波与红外复合制导体制,凭借其在抗干扰、反隐身等方面的独特优势,受到世界军事强国的强烈关注^[4]。

目前已有学者对MMW/IR复合制导体制进行了相关研究。文献[5]通过雷达、红外和人工监控采集测量信息,并将这些信息应用到提出的基于贝叶斯理论的分层粒子滤波(Hierarchical Particle Filtering, HPF)中,仿真结果表明,该算法具有较高的识别率,且均方根误差较小。文献[6]研究MMW/IR复合制导下的最优滤波算法,在比较标准扩展卡尔曼滤波(Extended

* 收稿日期:2015-05-04

基金项目:航空科学基金资助项目(20130196004)

作者简介:韦道知(1977—),男,河南淮阳人,讲师,博士,E-mail:superws2012@163.com

Kalman Filtering, EKF) 和无迹卡尔曼滤波 (Unscented Kalman Filtering, UKF) 算法的基础上,提出了一种新的航迹迭代 UKF。当系统产生较小偏差时,该算法利用目标的历史航迹参数估算出新的实时航迹,通过数字仿真证明,提出的算法具有较高的可靠性,但是文中也指出,当系统的角度存在偏差时,还需要进行深入研究。文献 [7] 研究复杂环境中的 MMW/IR 复合制导,提出了一种基于决策信息的改进加权信息融合算法,该算法通过导弹运行状态和受干扰情况计算制导决策信息,再利用该信息优化自适应加权融合因子,提高滤波精度,从而提高复合制导性能。文献 [8] 研究精确估计 MMW/IR 复合系统中传感器的系统误差的方法,根据极坐标系下的测量噪声建立误差估计模型,据此推导似然函数和准则函数,采用高斯-牛顿迭代法进行准则函数的优化,得到了一种基于无偏转换测量的精确极大似然误差估计算法。通过仿真实验表明,该算法在误差估计精度和收敛速度上都优于精确极大似然估计算法和修正的精确极大似然算法。文献 [9] 基于红外和毫米波复合导引系统获得的测量信息,采用滑动模态控制方法,以优化制导精度为目标,设计了一种自适应非线性变结构控制律,利用 Lyapunov 稳定理论严格证明了制导闭环系统的全局渐进稳定性,并通过仿真验证了这种制导律具有很强的鲁棒性和适应性。

本文在 MMW/IR 复合制导研究基础上,结合微型惯性测量元件 (Miniature Inertial Measurement Unit, MIMU), 提出一种新的 MIMU/MMW/IR 复合导引头多源信息融合滤波器及其非线性信息融合算法。在时间同步和空间配准的基础上,提出一种自适应无迹卡尔曼滤波 (Adaptive Unscented Kalman Filter, AUKF) 算法。

1 复合制导系统数学模型

通过惯性测量元件提供的测量信息,可以解算得到载体的三维位置、速度和姿态信息,且不向外辐射,因此,将 MIMU 作为主系统,MMW 和 IR 作为辅助系统,可修正 MIMU 的位置和姿态信息,构成 MIMU/MMW/IR 复合制导系统。

1.1 状态方程

在制导坐标系中,复合制导系统的状态量选用:

$$\mathbf{x} = [\delta L, \delta \lambda, \delta h, \delta v_E, \delta v_N, \delta v_U, \phi_E, \phi_N, \phi_U, \varepsilon_{rx}, \varepsilon_{ry}, \varepsilon_{rz}, \nabla_{rx}, \nabla_{ry}, \nabla_{rz}]^T \quad (1)$$

状态方程为:

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}) + \mathbf{w} \quad (2)$$

其中: $\delta L, \delta \lambda, \delta h$ 为位置误差; $\delta v_E, \delta v_N, \delta v_U$ 为速度误差; ϕ_E, ϕ_N, ϕ_U 为姿态误差; $\varepsilon_{rx}, \varepsilon_{ry}, \varepsilon_{rz}$ 和 $\nabla_{rx}, \nabla_{ry}, \nabla_{rz}$ 分别为陀螺误差和加速度计误差; \mathbf{w} 为状态误差; $\mathbf{f}(\mathbf{x})$ 是关于状态量的非线性函数,包含以下等式:

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\alpha} &= \mathbf{C}_{nb}^{-1} (\mathbf{I} - \mathbf{C}_n^c) \hat{\boldsymbol{\omega}}_{in}^n + \mathbf{C}_n^c \delta \hat{\boldsymbol{\omega}}_{in}^n - \mathbf{C}_b^c \delta \hat{\boldsymbol{\omega}}_{ib}^b \\ \delta \mathbf{v}_{3 \times 3} &= [\mathbf{I} - (\mathbf{C}_n^c)^T] \mathbf{C}_{b_{sf}}^b + (\mathbf{C}_n^c)^T \mathbf{C}_b^c \delta \mathbf{f}_{sf}^b - \\ &\quad (2\delta \hat{\boldsymbol{\omega}}_{ie}^n + \delta \hat{\boldsymbol{\omega}}_{en}^n) \times \mathbf{v} - (2\hat{\boldsymbol{\omega}}_{ie}^n + \hat{\boldsymbol{\omega}}_{en}^n) \times \delta \mathbf{v} + \\ &\quad (2\boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \boldsymbol{\omega}_{en}^n) \times \delta \mathbf{v} + \delta \mathbf{g} \\ \delta \dot{L} &= \frac{\hat{v}_N^n}{\hat{R}_M + h} - \frac{(\hat{v}_N^n - \delta v_N^n)}{(\hat{R}_M - \delta R_M) + (\hat{h} - \delta h)} \\ \delta \dot{\lambda} &= \frac{\hat{v}_E^n \sec L}{\hat{R}_N + h} - \frac{(\hat{v}_E^n - \delta v_E^n) \sec(\hat{L} - \delta L)}{(\hat{R}_N - \delta R_N) + (\hat{h} - \delta h)} \\ \delta \dot{h} &= \delta v_U^n \end{aligned}$$

式中的参数说明见文献 [10]。

1.2 量测方程

通过 MMW 测量得到的位置和姿态信息为:

$$\begin{bmatrix} r_{\text{MMW}} \\ \psi_{\text{MMW}} \\ \theta_{\text{MMW}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} \\ \arctan(y/x) \\ \arctan(z/\sqrt{x^2 + y^2}) \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: r, ψ 和 θ 分别为导弹距目标的距离、方位角和俯仰角信息。通过该方程组可以求得导弹相对目标的三维位置和部分姿态信息,则得到 MIMU/MMW 量测模型为:

$$\mathbf{Y}_1 = \begin{bmatrix} L_{\text{IMU}} - L_{\text{MMW}} \\ \lambda_{\text{IMU}} - \lambda_{\text{MMW}} \\ h_{\text{IMU}} - h_{\text{MMW}} \\ \psi_{\text{IMU}} - \psi_{\text{MMW}} \\ \theta_{\text{IMU}} - \theta_{\text{MMW}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \delta L_1 \\ \delta \lambda_1 \\ \delta h_1 \\ \delta \psi_1 \\ \delta \theta_1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_{1L} \\ v_{1\lambda} \\ v_{1h} \\ v_{1\psi} \\ v_{1\theta} \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中:下标 IMU 表示通过 MIMU 测量得到的信息;下标 MMW 为由毫米波测量得到的信息; $v_{1L}, v_{1\lambda}, v_{1h}, v_{1\psi}$ 和 $v_{1\theta}$ 为 MIMU/MMW 子系统的位置、方位和俯仰的量测误差。

类似地,通过 IR 得到的姿态信息为:

$$\begin{bmatrix} \psi_{\text{IR}} \\ \theta_{\text{IR}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \arctan(y/x) \\ \arctan(z/\sqrt{x^2 + y^2}) \end{bmatrix} \quad (5)$$

从而可以得到 MIMU/IR 量测模型为:

$$\mathbf{Y}_2 = \begin{bmatrix} \psi_{\text{IMU}} - \psi_{\text{IR}} \\ \theta_{\text{IMU}} - \theta_{\text{IR}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \delta \psi_2 \\ \delta \theta_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_{2\psi} \\ v_{2\theta} \end{bmatrix} \quad (6)$$

由式 (2)、式 (4) 和式 (6) 构成了 MIMU/

MMW/IR 制导系统的数学模型。

$$\bar{\mathbf{V}}_k = h(\bar{\mathbf{x}}_k) - \mathbf{z}_k \quad (17)$$

2 可调残差因子的精确拦截算法

用预测残差 $\bar{\mathbf{V}}_k$ 构造状态模型误差判别统计量^[11], 即:

针对式(2)、式(4)和式(6)所描述的非线性系统, UKF 算法步骤如下。

$$\Delta \bar{\mathbf{V}}_k = \sqrt{(\bar{\mathbf{V}}_k)^\top \bar{\mathbf{V}}_k / \text{tr}(\boldsymbol{\Sigma}_{\bar{\mathbf{V}}_k})} \quad (18)$$

1) 初始化。初始状态和初始方差分别为:

式中, $\boldsymbol{\Sigma}_{\bar{\mathbf{V}}_k}$ 表示预测残差 $\bar{\mathbf{V}}_k$ 的协方差矩阵, $\text{tr}(\cdot)$ 为矩阵求迹算子。

$$\hat{\mathbf{x}}_0 = E(\mathbf{x}_0) \quad (7)$$

采用两段函数自适应因子^[12]:

$$\mathbf{P}_0 = E[(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)^\top] \quad (8)$$

$$\alpha_k = \begin{cases} 1, & |\Delta \bar{\mathbf{V}}_k| \leq c \\ \frac{c}{|\Delta \bar{\mathbf{V}}_k|}, & |\Delta \bar{\mathbf{V}}_k| > c \end{cases} \quad (19)$$

状态经扩维后, 得到:

$$\hat{\mathbf{x}}_0^a = E(\mathbf{x}_0^a) = [\hat{\mathbf{x}}_0, 0, 0]^\top \quad (9)$$

式中, c 为常数, 一般 c 取值为 1.0 ~ 2.5。

$$\mathbf{P}_0 = E[(\mathbf{x}_0^a - \hat{\mathbf{x}}_0^a)(\mathbf{x}_0^a - \hat{\mathbf{x}}_0^a)^\top] = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_0 & & \\ & \mathbf{Q} & \\ & & \mathbf{R} \end{bmatrix} \quad (10)$$

4) 预测方程:

$$\boldsymbol{\chi}_i^x(k+1|k) = f[\boldsymbol{\chi}_i^x(k|k), \boldsymbol{\chi}_i^w(k)] \quad (20)$$

式中: \mathbf{Q} 和 \mathbf{R} 分别为状态噪声和量测噪声序列的方差阵。

$$\hat{\mathbf{x}}(k+1|k) = \sum_{i=0}^{L-1} W_i^m \boldsymbol{\chi}_i^x(k+1|k) \quad (21)$$

一步预测均方差为:

$$\mathbf{P}(k+1|k) = \sum_{i=0}^{L-1} W_i^m [\boldsymbol{\chi}_i^x(k+1|k) - \hat{\mathbf{x}}(k+1|k)] \cdot [\boldsymbol{\chi}_i^x(k+1|k) - \hat{\mathbf{x}}(k+1|k)]^\top \quad (22)$$

2) Sigma 点采样。采用比例对称采样策略得到 k 时刻状态估计的 Sigma 点集为 $\{\boldsymbol{\chi}_i^a(k|k)\}$ ($i=1, 2, \dots, L$, 其中 L 为 Sigma 点的采样个数)。需要注意的是, 此时的状态维数为 $n+q+m$ 。扩维后的 Sigma 点集 $\boldsymbol{\chi}_i^a$ 由 $\boldsymbol{\chi}_i^x, \boldsymbol{\chi}_i^w$ 和 $\boldsymbol{\chi}_i^v$ 组成。其中, $\boldsymbol{\chi}_i^x$ 为粒子 $\boldsymbol{\chi}_i^a$ 的前 n 维组成的列向量, $\boldsymbol{\chi}_i^w$ 为粒子 $\boldsymbol{\chi}_i^a$ 的 $n+1$ 维到 $n+q$ 维组成的列向量, $\boldsymbol{\chi}_i^v$ 为粒子 $\boldsymbol{\chi}_i^a$ 的 $n+q+1$ 维到 $n+q+m$ 维组成的列向量。扩维后的 Sigma 点集由式(11) ~ (13) 构成。

$$\mathbf{z}_i(k+1|k) = h[\boldsymbol{\chi}_i^x(k+1|k), \boldsymbol{\chi}_i^v(k+1)] \quad (23)$$

$$\hat{\mathbf{z}}(k+1|k) = \sum_{i=0}^{L-1} W_i^m \mathbf{z}_i(k+1|k) \quad (24)$$

自相关方差为:

$$\mathbf{P}_z(k+1|k) = \alpha_k \sum_{i=0}^{L-1} W_i^c [\mathbf{z}_i(k+1|k) - \hat{\mathbf{z}}(k+1|k)] \cdot [\mathbf{z}_i(k+1|k) - \hat{\mathbf{z}}(k+1|k)]^\top \quad (25)$$

互相关方差为:

$$\mathbf{P}_{xz}(k+1|k) = \alpha_k \sum_{i=0}^{L-1} W_i^c [\boldsymbol{\chi}_i^x(k+1|k) - \hat{\mathbf{x}}(k+1|k)] \cdot [\mathbf{z}_i(k+1|k) - \hat{\mathbf{z}}(k+1|k)]^\top \quad (26)$$

5) 更新方程。

滤波增益为:

$$\mathbf{K}(k+1) = \alpha_k \mathbf{P}_{xz}(k+1|k) \mathbf{P}_z^{-1}(k+1|k) \quad (27)$$

其中: $\boldsymbol{\chi}_{i-1}^{a(0)} = [\boldsymbol{\chi}_{i-1}^{x(0)}, \boldsymbol{\chi}_{i-1}^{w(0)}, \boldsymbol{\chi}_{i-1}^{v(0)}]$; $i=1, 2, \dots, 2L$; $L=n+q+m$; $\gamma = \sqrt{n+\lambda}$ 。

均值和协方差的权值分别为:

$$W_i^m = \begin{cases} \lambda / (L + \lambda), & i = 0 \\ 1 / 2(L + \lambda), & i \neq 0 \end{cases} \quad (14)$$

$$W_i^c = \begin{cases} \lambda / (L + \lambda) + (1 + \beta - \alpha^2), & i = 0 \\ 1 / 2(L + \lambda), & i \neq 0 \end{cases} \quad (15)$$

其中: λ, α, β 均为对称采样中的经验系数。

3) 构造自适应因子。令

$$\bar{\mathbf{x}}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}) \quad (16)$$

式中, $\bar{\mathbf{x}}_k$ 为 k 时刻状态预测信息。

$$\hat{\mathbf{x}}(k+1|k+1) = \hat{\mathbf{x}}(k+1|k) + \mathbf{K}(k+1)[\mathbf{z}(k+1) - \hat{\mathbf{z}}(k+1|k)] \quad (28)$$

$$\mathbf{P}(k+1|k+1) = \mathbf{P}(k+1|k) - \mathbf{K}(k+1) \mathbf{P}_{zz}(k+1|k) [\mathbf{K}(k+1)]^\top \quad (29)$$

预测残差含有未经量测信息修正的状态, 更能反映动态系统受到的扰动, 因此, 以预测残差为变量, 构造状态模型的误差判别统计量及自适应因子。预测残差 $\bar{\mathbf{V}}_k$ 表示为:

3 滤波数据优化

多传感器信息融合过程中,数据配准是多传感器信息融合中不可避免的重要问题。该问题中存在的难点就是如何把各个传感器的时间和空间统一到参考的标准时间和空间上,即时间同步和空间配准问题。

3.1 非等间隔的时间更新问题

时间同步是多传感器信息融合的前提,各传感器之间保持高精度的时间同步是提高数据处理精度的基础。在 MIMU/MMW/IR 复合制导系统中,惯性器件数据更新率远高于毫米波和红外子系统的数据更新率,因此,考虑主系统量测输出时刻与子系统量测输出时刻不重合的情况下,假设滤波周期为 $[T_k, T_{k+1})$, 寻求各传感器数据更新的最小公倍数作为滤波的采样周期,如图 1 所示(图中 τ 表示各传感器采样间隔, N 为各传感器采样次数,下标为对应传感器类型)。

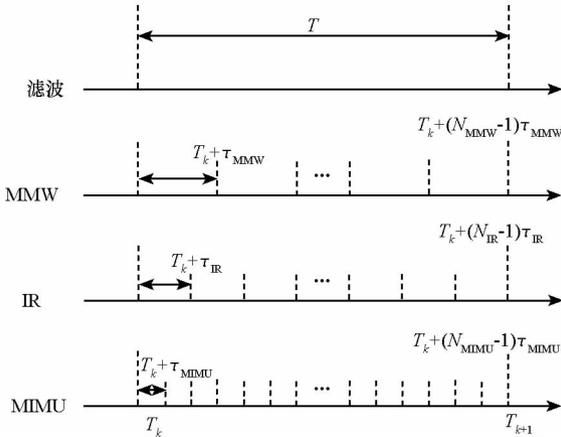


图 1 滤波周期与传感器采样周期同步时序图

Fig. 1 Sequence chart between filtering period and sampling period of sensor

3.2 空间配准问题

传感器安装位置的差异导致各传感器在不同测量坐标系下工作。在数据融合前,需要对来自不同传感器的数据进行处理。处理过程包括坐标系的变换和误差标定。坐标系变换是将已知传感器在量测坐标系中的位置信息映射到参考坐标系中。误差标定通常通过测试已知位置信息的目标来估计各个传感器的偏移量,然后进行校正,原理如式(30)所示:

$$\begin{cases} \delta_{r,k} = r_k - r = \Delta r_k + \varepsilon_r \\ \delta_{\psi,k} = \psi_k - \psi = \Delta \psi_k + \varepsilon_{\psi} \\ \delta_{\theta,k} = \theta_k - \theta = \Delta \theta_k + \varepsilon_{\theta} \end{cases} \quad (30)$$

式中: δ_r, δ_{ψ} 和 δ_{θ} 分别表示传感器距离、方位角和

俯仰角量测误差信息; r_k, ψ_k 和 θ_k 为传感器测量得到的距离、方位角和俯仰角信息,其中, k 为传感器类型参数,表示 MIMU, MMW 和 IR (IR 没有距离信息) 测量设备; r, ψ 和 θ 为已知目标的距离、方位角和俯仰角信息; $\Delta r_k, \Delta \psi_k$ 和 $\Delta \theta_k$ 为各传感器的系统误差; $\varepsilon_r, \varepsilon_{\psi}$ 和 ε_{θ} 为系统随机误差。经过多次测量得到系统误差的数据算术平均值,从而修正系统偏差,如式(31)所示。

$$\begin{cases} \Delta r_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \delta_{r,k}(i) \\ \Delta \psi_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \delta_{\psi,k}(i) \\ \Delta \theta_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \delta_{\theta,k}(i) \end{cases} \quad (31)$$

4 仿真实验与分析

4.1 仿真参数

采用文献[13]中描述的非线性导弹-目标三维相对运动模型,如式(32)所示:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = r x_6^2 \cos^2 x_3 + x_1 x_4^2 + a_{Ti} - a_{Mi} \\ \dot{x}_3 = x_4 \\ \dot{x}_4 = -2 \frac{x_2 x_4}{x_1} + \frac{a_{Tj} - a_{Mj}}{x_1} - \frac{x_6^2 \sin^2 2x_3}{2} \\ \dot{x}_5 = x_6 \\ \dot{x}_6 = -2 \frac{x_2 x_6}{x_1} + \frac{a_{Tj} - a_{Mj}}{x_1} + 2x_4 x_6 \tan x_3 \end{cases} \quad (32)$$

式中的参数含义见文献[13]。

设在直角坐标系下,目标在空间中做机动运动,初始时刻的相对位置为 $[50 \text{ km}, 30 \text{ km}, 15 \text{ km}]$, 相对运动速度为 $[-1800 \text{ m/s}, -1200 \text{ m/s}, -500 \text{ m/s}]$, 加速度向量为 $[5g, 2g, 1g]$, 导弹相对于目标运动的航迹如图 2 所示。MIMU, MMW 和 IR 传感器的采样时间分别为 $0.01 \text{ s}, 0.1 \text{ s}$ 和 0.2 s ; 陀螺漂移为 $0.1^\circ/\sqrt{\text{h}}$, 零偏为 $0.01^\circ/\sqrt{\text{h}}$; 加计常值误差为 $10^{-3} g$; 水平误差均方根为 5 m , 高度误差均方根为 8 m ; MMW 测距误差标准差为 20 m , 测姿误差为 0.01 rad ; IR 测角误差为 0.002 rad 。采样周期为 0.2 s , 观测时间为 20 s 。

4.2 结果分析

将提出的 AUKF 和标准 EKF, UKF 算法应用到建立的 MIMU/MMW/IR 复合制导系统中进行仿真验证, 位置信息的仿真结果如图 3~5 所示。通过对仿真结果的分析可以得到:

首先,每一幅仿真图中,采用标准 EKF 解算

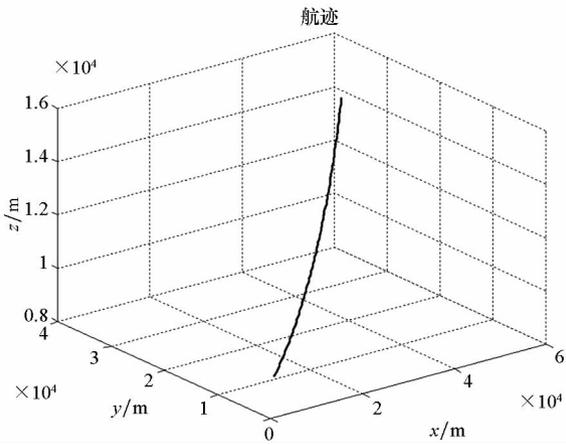


图 2 导弹与目标相对运动航迹图

Fig.2 Trajectory of relative motion between missile and target

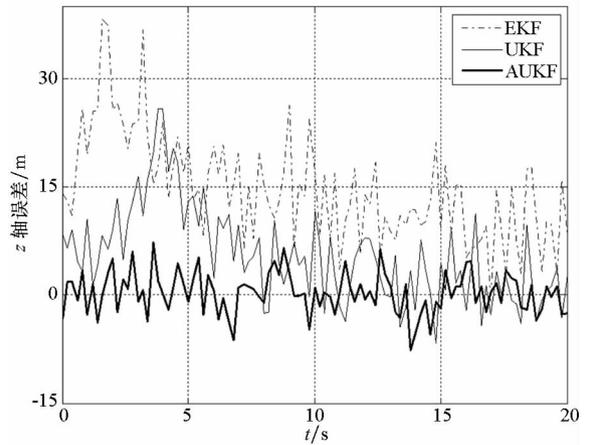


图 5 z 轴位置误差曲线

Fig.5 Position error of z-axis

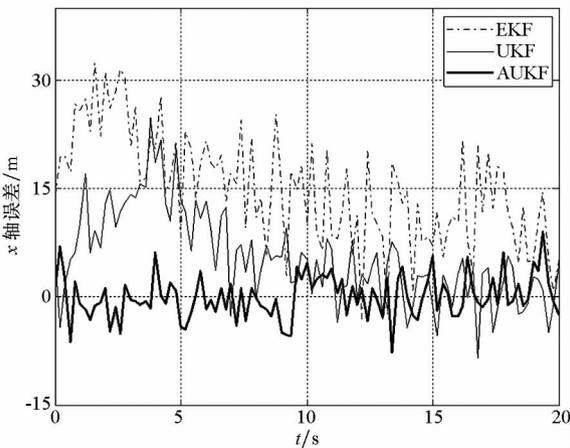


图 3 x 轴位置误差曲线

Fig.3 Position error of x-axis

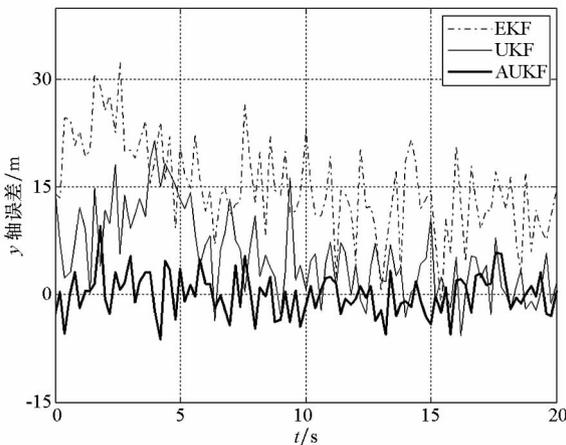


图 4 y 轴位置误差曲线

Fig.4 Position error of y-axis

为高斯误差时,UKF 算法至少二阶近似,因此,在相同的仿真条件下,提出的 AUKF 算法和标准 UKF 算法的滤波精度明显高于标准 EKF 算法的。

其次,水平方向的位置误差小于高度方向的位置误差,即图 3 与图 4 中 3 种算法的滤波结果优于图 5 中的结果。这是因为惯导系统在高度方向上具有不稳定性。但是,滤波结果并没有发散,原因是滤波的量测信息还融入了 MMW 和 IR 提供的信息。

最后,从图 3~5 可以得到,采用标准 EKF 和标准 UKF 算法在仿真初期,滤波结果具有较大的波动,而提出的 AUKF 算法能够使滤波结果较早地平稳输出,提高了 UKF 算法的收敛速度,说明采用可调残差因子,通过补偿状态模型误差判别统计量,能够有效提高系统的抗扰动能力。

经比较,采用标准 EKF 算法解算得到的位置误差最大,均方误差在 24 m 以内;采用标准 UKF 算法得到的位置误差比 EKF 得到的略小,位置均方误差小于 13 m。而采用所提出的 AUKF 算法计算得到的位置误差相对较小,且收敛速度较快,位置均方误差稳定在 6 m 以内。具体数值如表 1 所示。综上所述,提出的 AUKF 算法对弹目之间相对位置误差的估计精度高于标准 EKF 和 UKF 算法,其能够提高导弹的打击精度。

表 1 三种算法的位置绝对误差均值

Tab.1 Position mean square error of algorithms

滤波方法	m		
	x 轴位置误差	y 轴位置误差	z 轴位置误差
EKF	22.515	22.143	23.659
UKF	10.762	10.823	12.372
AUKF	4.834	4.903	6.227

得到的位置误差最大,标准 UKF 明显减小,提出的 AUKF 的位置误差最小。这是因为本研究采用的是非线性程度较高的系统模型,而 EKF 的泰勒展开只能一阶近似,且舍入误差较大。而当系统误差

5 结论

AUKF 算法采用预测残差构造状态模型误差统计量,通过自适应因子调整状态模型信息对状态参数估值的贡献,有效控制状态模型噪声异常对状态参数估值的影响。将 AUKF 算法应用到 MIMU/MMW/IR 复合制导系统中进行仿真验证,结果表明,提出的 AUKF 算法在制导过程中,对弹目之间的位置误差解算精度高于标准 EKF 和 UKF 算法,其能有效提高导弹制导的解算精度。

参考文献 (References)

- [1] 张大元, 雷虎民, 李海宁, 等. 复合制导导引头开机截获概率估算[J]. 固体火箭技术, 2014, 37(2): 150 - 155. ZHANG Dayuan, LEI Humin, LI Haining, et al. Estimate of startup target acquisition probability of seeker of missiles with composite guidance[J]. Journal of Solid Rocket Technology, 2014, 37(2): 150 - 155. (in Chinese)
- [2] Dong C Y, Yuan Q, Wang Q. A combined wavelet analysis-fuzzy adaptive algorithm for radar/infrared data fusion[J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(3): 2563 - 2570.
- [3] Khan M M R, Iftekharruddin K M, McCracken E, et al. Autonomous wireless radar sensor mote for target material classification[J]. Digital Signal Processing, 2013, 23(3): 722 - 735.
- [4] Tian H, Liu H T, Cheng H F. A thin radar-infrared stealth-compatible structure: design, fabrication, and characterization[J]. Chinese Physics B, 2014, 23(2): 333 - 338.
- [5] Chavali P, Nehorai A. Hierarchical particle filtering for multi-modal data fusion with application to multiple-target tracking[J]. Signal Processing, 2014, 97: 207 - 220.
- [6] Wang J J, Huang J J. A spatial alignment algorithm for time varying biases of radar and infrared sensors[J]. Procedia Engineering, 2011, 15: 2614 - 2618.
- [7] 许建忠, 王祖林, 郭旭静. 基于决策信息的毫米波/红外复合制导信息融合[J]. 控制与决策, 2012, 27(1): 120 - 123, 128. XU Jianzhong, WANG Zulin, GUO Xujing. Information fusion based on decision information for millimeter wave and infrared compound guidance[J]. Control and Decision, 2012, 27(1): 120 - 123, 128. (in Chinese)
- [8] 亓琳, 苏文博, 史泽林. 毫米波/红外成像系统中的精确极大似然误差估计算法[J]. 红外与毫米波学报, 2010, 29(5): 372 - 377. QI Lin, SU Wenbo, SHI Zelin. Exact maximum likelihood error estimation algorithm in MMW/IR imaging system[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2010, 29(5): 372 - 377. (in Chinese)
- [9] 杨宇彬, 汤国建, 郭建国, 等. 基于红外/毫米波复合制导律设计[J]. 宇航学报, 2011, 32(5): 1035 - 1038. YANG Yubin, TANG Guojian, GUO Jianguo, et al. Compound guidance law design based on infrared / millimetre wave detection information[J]. Journal of Astronautics, 2011, 32(5): 1035 - 1038. (in Chinese)
- [10] 赵岩, 高社生, 杨一. 自适应 SDV-UPF 算法及其在紧组合中的应用[J]. 中国惯性技术学报, 2014, 22(1): 83 - 88. ZHAO Yan, GAO Shesheng, YANG Yi. Adaptive SVD-UPF algorithm and application to tightly-coupled integrated navigation[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2014, 22(1): 83 - 88. (in Chinese)
- [11] Yang Y, Gao W. A new learning statistic for adaptive filter based on predicted residuals[J]. Progress in Natural Science, 2006, 16(8): 833 - 837.
- [12] Yang Y X, Gao W G. An optimal adaptive Kalman filter[J]. Journal of Geodesy, 2006, 80(4): 177 - 183.
- [13] 张旭, 雷虎民, 李炯, 等. 变论域模糊自适应滑模有限时间收敛制导律[J]. 国防科技大学学报, 2015, 37(2): 149 - 155. ZHANG Xu, LEI Humin, LI Jiong, et al. Variable universe fuzzy adaptive sliding mode guidance law with finite time convergence[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2015, 37(2): 149 - 155. (in Chinese)