

## 基于 $H_\infty$ 滤波的协同探测去偏融合算法研究

邹震, 贺丰收, 何科峰

(中航工业雷华电子技术研究所, 江苏 无锡 214063)

**摘要:** 采用协同探测技术能有效改善目标跟踪精度。传统的协同探测融合算法利用在极坐标系下获得的量测进行滤波融合, 转换到笛卡尔坐标系时会引入耦合误差, 且不能抑制未知统计特性的系统延时误差, 降低跟踪精度。本文采用集中式融合方法, 首先对多平台量测数据进行去偏处理和时对准, 转换至笛卡尔坐标系, 使测量噪声变为已知参数的高斯分布; 然后将去偏转换的测量值与修正后的测量协方差矩阵输入融合中心; 利用  $H_\infty$  滤波对误差统计特性不敏感的优点构建融合算法, 有效克服多运动平台系统延时误差波动影响, 提升融合精度。仿真实验结果表明该算法能有效提高协同探测融合精度。

**关键词:** 目标跟踪; 协同探测; 去偏融合;  $H_\infty$  滤波

**中图分类号:** V271.4; TP13 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2015)12-0045-05

## Coordinated Detection De-biased Fusion Algorithm Based on $H_\infty$ Filter

ZOU Zhen, HE Feng-shou, HE Ke-feng

(Radar and Avionics Institute, AVIC, Wuxi 214063, China)

**Abstract:** The use of coordinated detection technology can effectively improve the target tracking accuracy. Traditional coordinated detection fusion algorithm uses the measurement obtained in polar coordinates system for filter fusion. When it is transformed into Cartesian coordinates system, coupling error will be introduced, and the system delay error with unknown statistical property cannot be restrained, thus reducing the tracking accuracy. Centralized fusion method is adopted in this paper. Firstly, the measurement data by multiple platforms are de-biased and time alignment is performed, and it is transformed into Cartesian coordinates system, making the measurement noise be Gaussian distribution with known parameters. Then, the measured value through de-biased transformation and the measured covariance matrix after correction are input to the fusion center; and fusion algorithm is constructed by taking the advantage that  $H_\infty$  filter is insensitive to the statistical property of error, which effectively overcome the influence of multi-platform system delay error fluctuation, and improves the fusion accuracy. The simulation results show that the proposed algorithm can effectively improve the coordinated detection fusion accuracy.

**Key words:** target tracking; coordinated detection; de-biased fusion;  $H_\infty$  filter

### 0 引言

随着科技的进步, 协同探测技术受到广泛关注。协同探测能够有效跟踪敌方目标, 及时掌握战场态势, 供指挥员和战斗人员进行决策和行动, 实现精确打击。不同体制、不同频段和不同极化方式的雷达协同组网,

可以提高系统的电子对抗能力, 增强雷达系统鲁棒性, 提高探测区域覆盖面积; 目标检测概率得到了很大提高, 且在反隐身方面具有巨大优势<sup>[1-3]</sup>。

协同探测中多平台雷达数据处理较单平台雷达数据处理更为复杂和困难<sup>[4]</sup>。文献[5]研究了多传感器量测数据的坐标转换, 但没有考虑转换后的误差统计特性; 文献[6]研究了二维和三维情况下测量数据的不同坐标系无偏转换以及转换后噪声的统计特性, 并基于单平台对这种量测转换滤波算法的性能进行了验证, 证明采用量测转换处理后跟踪精度得到提升; 文献

收稿日期: 2014-12-17 修回日期: 2015-03-19

基金项目: 航空科学基金(2014ZC07003)

作者简介: 邹震(1988—), 男, 江苏无锡人, 硕士, 研究方向为数据处理、目标跟踪。

[7-8]基于卡尔曼滤波对多传感器进行信息融合,证明了多平台融合能够有效提高跟踪精度,但是没有从测量值的预处理角度考虑改进目标跟踪精度;国内的相关学者也对协同探测开展了一定的研究,文献[9]研究了一种多平台航迹关联算法,能够有效抑制杂波,并提高关联的正确性,但是没有对各目标的估计误差进行分析;文献[10]系统地研究了雷达组网多目标跟踪算法,重点研究了航迹数据融合对跟踪性能的改进,但是没有对各雷达的量测数据预处理做深入研究;文献[11]研究了多传感器 $H_\infty$ 滤波融合,证明了 $H_\infty$ 滤波理论在多传感器信息融合系统中的可行性和优越性。协同探测的数据融合技术已成为当前研究热点。

针对多平台协同探测中各个平台基于不同坐标系获得量测的问题,提出了一种去偏量测转换融合方法,并利用 $H_\infty$ 滤波来抑制由于量测传输延时造成的未知统计特性的系统误差。首先建立集中式融合系统的数学模型;然后采用去偏转换方法处理各平台的测量值,同时进行时空对准,并且修正测量协方差矩阵;最后将处理后的各平台量测输入融合中心,采用 $H_\infty$ 滤波算法更新目标状态。集中式融合系统仿真实验证明:本文方法能够提升协同探测的跟踪精度,是一种有效的协同探测数据融合算法。

## 1 多平台量测去偏预处理

### 1.1 测量值去偏处理

目标的测量值信息一般都在极坐标系下获得,主要有斜距、方位和径向速度等分量。传统的处理非线性量测的方法主要有EKF,UKF和粒子滤波等<sup>[12]</sup>,都会引入一定的非线性偏差。而UCM-KF是将极坐标系下获得的测量值无偏转换到笛卡尔坐标系下,并且将互相耦合的测量噪声及其协方差矩阵进行转换,使目标状态更新能够在笛卡尔坐标系下利用线性卡尔曼滤波完成。

假设三维情况下的观测为

$$\begin{cases} r_m = r + v_r \\ \beta_m = \beta + v_\beta \\ \varepsilon_m = \varepsilon + v_\varepsilon \end{cases} \quad (1)$$

式中: $r, \beta, \varepsilon$ 分别为目标距离、方位和俯仰的真实值; $v_r, v_\beta, v_\varepsilon$ 分别为独立零均值的高斯噪声,方差分别为 $\sigma_r, \sigma_\beta$ 和 $\sigma_\varepsilon$ 。则三维情况下的去偏转换量测为

$$x_m^u = \lambda_\beta^{-1} \lambda_\varepsilon^{-1} r_m \cos \beta_m \cos \varepsilon_m \quad (2)$$

$$y_m^u = \lambda_\beta^{-1} \lambda_\varepsilon^{-1} r_m \sin \beta_m \cos \varepsilon_m \quad (3)$$

$$z_m^u = \lambda_\varepsilon^{-1} r_m \sin \varepsilon_m \quad (4)$$

为了得到转换后测量噪声在3个维度上的分量,定义

$$\begin{cases} \lambda_\beta = E(\cos v_\beta) = e^{-\sigma_\beta^2/2} \\ \lambda'_\beta = E(\cos 2v_\beta) = e^{-2\sigma_\beta^2} \end{cases} \quad (5)$$

同理

$$\begin{cases} \lambda_\varepsilon = E(\cos v_\varepsilon) = e^{-\sigma_\varepsilon^2/2} \\ \lambda'_\varepsilon = E(\cos 2v_\varepsilon) = e^{-2\sigma_\varepsilon^2} \end{cases} \quad (6)$$

转换量测的噪声协方差矩阵 $R_p$ 的各个元素为

$$R_p^{11} = ((\lambda_\beta \lambda_\varepsilon)^{-2} - 2) r_m^2 \cos^2 \beta_m \cos^2 \varepsilon_m + \frac{1}{4} (r_m^2 + \sigma_r^2) (1 + \lambda'_\beta \cos 2\beta_m) (1 + \lambda'_\varepsilon \cos 2\varepsilon_m) \quad (7)$$

$$R_p^{22} = ((\lambda_\beta \lambda_\varepsilon)^{-2} - 2) r_m^2 \sin^2 \beta_m \cos^2 \varepsilon_m + \frac{1}{4} (r_m^2 + \sigma_r^2) \cdot (1 - \lambda'_\beta \cos 2\beta_m) (1 + \lambda'_\varepsilon \cos 2\varepsilon_m) \quad (8)$$

$$R_p^{33} = (\lambda_\varepsilon^{-2} - 2) r_m^2 \sin^2 \varepsilon_m + \frac{1}{2} (r_m^2 + \sigma_r^2) (1 - \lambda'_\varepsilon \cos 2\varepsilon_m) \quad (9)$$

$$R_p^{12} = ((\lambda_\beta \lambda_\varepsilon)^{-2} - 2) r_m^2 \sin^2 \beta_m \cos \beta_m \cos^2 \varepsilon_m + \frac{1}{4} (r_m^2 + \sigma_r^2) \lambda'_\beta \sin 2\beta_m (1 + \lambda'_\varepsilon \cos 2\varepsilon_m) \quad (10)$$

$$R_p^{13} = (\lambda_\beta^{-1} \lambda_\varepsilon^{-2} - \lambda_\beta^{-1} - \lambda_\beta) r_m^2 \cos \beta_m \sin \varepsilon_m \cos \varepsilon_m + \frac{1}{2} (r_m^2 + \sigma_r^2) \lambda_\beta \lambda'_\varepsilon \cos \beta_m \sin 2\varepsilon_m \quad (11)$$

$$R_p^{23} = (\lambda_\beta^{-1} \lambda_\varepsilon^{-2} - \lambda_\beta^{-1} - \lambda_\beta) r_m^2 \sin \beta_m \sin \varepsilon_m \cos \varepsilon_m + \frac{1}{2} (r_m^2 + \sigma_r^2) \lambda_\beta \lambda'_\varepsilon \sin \beta_m \sin 2\varepsilon_m \quad (12)$$

其中,上标为该元素所在量测噪声协方差矩阵的位置。至此,极坐标系下的测量值可以无偏地转换至笛卡尔坐标系下,并且量测方程是线性的,可以通过线性卡尔曼滤波器进行滤波更新。这种量测转换方法比较适用于多平台量测预处理环节。

### 1.2 时间配准

对各个平台上传的目标初始数据进行内插外推,并且将数据率较高的传感器上传的数据推算到低数据率传感器上传的数据中,使不同平台在时间上同步。

假设 $x_1$ 为数据率较低平台A在 $k_1$ 时刻得到的测量值, $x_2$ 为数据率较高的平台B在 $k_2$ 时刻得到的测量值, $x_3$ 为平台B在 $k_3$ 时刻的测量值,并且有 $k_2 < k_1 < k_3$ 。因为3个时刻的时间间隔很短,这些量测可以认为是线性变化的,所以进行线性插值。通过对 $x_2$ 和 $x_3$ 进行插值,可得到平台B在 $k_1$ 时刻的测量值为

$$x = x_2 + \frac{k_1 - k_2}{k_3 - k_2} (x_3 - x_2) \quad (13)$$

## 2 多平台融合 $H_\infty$ 滤波算法

### 2.1 $H_\infty$ 滤波

相对于传统的卡尔曼滤波, $H_\infty$ 滤波能够处理未知统计特性的噪声,且无需机动辨识,滤波更加稳定<sup>[13]</sup>。

最优  $H_\infty$  滤波还可以用作使尖峰误差最小的频域估计器, 而卡尔曼滤波则旨在使均方误差最小<sup>[14]</sup>。

假设在线性系统中, 过程噪声  $w$  和量测噪声  $v$  是有界噪声, 且统计特性未知。卡尔曼滤波给出最小均方误差的状态估计, 而最优  $H_\infty$  滤波的目的在于使得状态估计误差在未知干扰参数的情况下最小, 在频域中使得尖峰误差最小。这样处理的结果就是通过  $H_\infty$  滤波后的状态不是最优解, 而是保证稳定的前提下的次优解。

首先, 对  $w_k$  和  $v_k$  的统计特性不做任何假设, 引入一个由状态向量线性组合的估计向量:  $s_k = L_k x_k$ , 其中,  $L_k$  为给定的矩阵。

令  $\hat{s}_k = F_f(z_0, z_1, \dots, z_k)$ , 表示在给定观测序列  $\{z_k\}$  条件下对  $s_k$  的估计值。定义估计值与真实值之间的估计误差为  $e_k = \hat{s}_k - L_k x_k$ 。设  $T_k(F_f)$  表示将未知干扰  $\{(x_0 - \hat{x}_0), w_k, v_k\}$  映射至滤波误差  $\{e_k\}$  的传递函数, 则  $H_\infty$  滤波问题可以按下文叙述。

**定义 1** 寻找最优  $H_\infty$  估计  $\hat{s}_k = F_f(z_0, z_1, \dots, z_k)$  使  $\|T_k(F_f)\|_\infty$  达到最小, 即

$$\gamma = \inf_{F_f} \sup \frac{\|e_k\|^2}{\|x_0 - \hat{x}_0\|^2 + \|w_k\|^2 + \|v_k\|^2} \quad (14)$$

$H_\infty$  最优滤波保证了对所有的具有确定能量的可能干扰估计误差增益达到最小, 但是这仅存在于理想情况, 实际上很难求得最小的  $\gamma$  值。这就引出了次优滤波问题<sup>[15]</sup>。

**定义 2** 给定正数  $\gamma > 0$ , 寻找次优  $H_\infty$  估计  $S_k = F_f(z_0, z_1, \dots, z_k)$ , 使得  $\|T_k(F_f)\|_\infty < \gamma$ , 即满足

$$\inf_{F_f} \sup \frac{\|e_k\|^2}{\|x_0 - \hat{x}_0\|^2 + \|w_k\|^2 + \|v_k\|^2} < \gamma^2 \quad (15)$$

显然, 如果对于  $H_\infty$  次优滤波问题有解, 那么可以通过反复递减  $\gamma$  的值, 来试探求解次优解, 从而使得所求得的  $\gamma$  值逼近最优解。

对于给定的  $\gamma > 0$ , 如果  $[F, G]$  是满秩的, 则满足条件  $\|T_k(F_f)\|_\infty < \gamma$  的滤波器一定存在, 当且仅当对所有的时刻  $k$ , 以下不等式成立:  $P_k^{-1} + H^T H - \gamma^2 L_k^T L_k > 0$ 。其中,  $P_k$  满足递推 Riccati 方程:  $P_k = F P_{k-1} F^T + G G^T - F P_{k-1} (H^T \quad L_k^T) R_{e,k}^{-1} \begin{pmatrix} H \\ L_k \end{pmatrix} P_{k-1} F^T$ 。其中,

$$R_{e,k} = \begin{pmatrix} \tilde{R} & 0 \\ 0 & -\gamma^2 I \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} H \\ I \end{pmatrix} P_{k|k-1} (H^T \quad I) \quad (16)$$

由此得到  $H_\infty$  滤波的计算过程, 该过程与卡尔曼滤波类似。状态一步预测为

$$\hat{x}_{k|k-1} = F \hat{x}_{k-1} \quad (17)$$

协方差矩阵一步预测为

$$P_{k|k-1} = F P_{k-1} F^T + G \tilde{Q} G^T \quad (18)$$

增益计算为

$$K_k = P_{k|k-1} H^T (\tilde{R} + H P_{k|k-1} H^T)^{-1} \quad (19)$$

状态更新为

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{k-1} + K_k (y_k - H \hat{x}_{k|k-1}) \quad (20)$$

协方差矩阵更新为

$$P_k = P_{k|k-1} - P_{k|k-1} (H^T \quad I) R_{e,k}^{-1} \begin{pmatrix} H \\ I \end{pmatrix} \quad (21)$$

当  $\gamma \rightarrow \infty$  时,  $R_{e,k}$  中的第一项  $\begin{pmatrix} \tilde{R} & 0 \\ 0 & -\gamma^2 I \end{pmatrix} \rightarrow \infty$ , 所以

$R_{e,k}^{-1} \rightarrow 0$ , 则  $H_\infty$  滤波中协方差矩阵的更新也就和卡尔曼滤波一致,  $H_\infty$  滤波就退化成了卡尔曼滤波。因此,  $\gamma$  可以认为是调整滤波特性以便在  $H_\infty$  滤波和卡尔曼滤波之间取折中的重要参数。

## 2.2 基于 $H_\infty$ 滤波的融合算法

基于  $H_\infty$  滤波理论, 推导出集中式融合中心的更新算法<sup>[14]</sup>。首先假设系统的动态方程为

$$X(k+1) = F(k)X(k) + V(k) \quad (22)$$

式中:  $X(k) \in \mathbf{R}^n$ , 为  $k$  时刻目标的状态向量;  $V(k) \in \mathbf{R}^n$ , 为过程噪声向量;  $F(k) \in \mathbf{R}^{n \times n}$ , 为状态转移矩阵。初始状态  $X(0)$  是均值为  $\mu$ 、协方差矩阵为  $P_0$  的高斯随机向量, 且  $\text{cov}[X(0), V(k)] = 0$ 。

单部雷达的测量方程可以表示为

$$Z_i(k+1) = H_i(k+1)X(k+1) + W_i(k+1) \quad (23)$$

式中:  $Z_i(k+1) \in \mathbf{R}^m$ ;  $H_i(k+1)$  为测量矩阵;  $W_i(k+1)$  为测量噪声。

设雷达  $i$  在融合中心笛卡尔坐标系中的 3 个位置分量为  $\tau_i = (a_i \quad b_i \quad c_i)^T$ , 考虑融合中心与雷达测量位于不同笛卡尔坐标系的情况, 目标的位置坐标分量  $(x, y, z$  轴分量) 被假定是包含在测量向量中。于是令

$$\psi_i = \begin{pmatrix} \tau_i \\ 0 \end{pmatrix}_{n \times 1} \quad (24)$$

为雷达  $i$  在融合中心的笛卡尔坐标系中的增广向量。那么, 雷达  $i$  在  $k+1$  时刻的观测 (转换到融合中心笛卡尔坐标系) 为

$$Y_i(k+1) = Z_i(k+1) + H_i(k+1)\psi_i \quad (25)$$

则  $N$  部雷达的测量矢量为

$$Y(k+1) = (Y_1(k+1) \quad Y_2(k+1) \quad \dots \quad Y_N(k+1))^T \quad (26)$$

于是测量方程可以表示为

$$Y(k+1) = H(k+1)M(k+1) + W(k+1) \quad (27)$$

式中量测矩阵为

$$\mathbf{H}(k+1) = (\mathbf{H}_1(k+1) \ \mathbf{H}_2(k+1) \ \cdots \ \mathbf{H}_N(k+1))^T \quad (28)$$

测量噪声协方差矩阵为

$$\mathbf{W}(k+1) = (\mathbf{W}_1(k+1) \ \mathbf{W}_2(k+1) \ \cdots \ \mathbf{W}_N(k+1))^T \quad (29)$$

目标状态分量为

$$\mathbf{M}(k+1) = (\mathbf{X}_1(k+1) \ \mathbf{X}_2(k+1) \ \cdots \ \mathbf{X}_N(k+1))^T \quad (30)$$

其中,  $\mathbf{X}_N(k+1)$  为各平台获得的目标状态。且

$$E \left\{ \begin{pmatrix} \mathbf{W}(k) \\ \mathbf{V}(k) \\ \mathbf{X}(k) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{W}(k) & \mathbf{V}(k) & \mathbf{X}(k) \end{pmatrix} \right\} = \begin{pmatrix} \mathbf{R}(k) & 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{Q}(k) & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{P}_0 \end{pmatrix} \quad (31)$$

根据  $H_\infty$  滤波理论, 令  $\begin{pmatrix} \mathbf{H} \\ \mathbf{I} \end{pmatrix} = \tilde{\mathbf{H}}, (\mathbf{H}^T \ \mathbf{I}) = \tilde{\mathbf{H}}^T$ , 则

集中式雷达网融合中心状态估计方程表示如下。

状态一步预测

$$\hat{\mathbf{X}}(k+1|k) = \mathbf{F}(k) \hat{\mathbf{X}}(k|k) \quad (32)$$

协方差一步预测为

$$\mathbf{P}(k+1|k) = \mathbf{F}(k) \mathbf{P}(k|k) \mathbf{F}'(k) + \mathbf{Q}(k) \quad (33)$$

协方差更新为

$$\mathbf{P}(k+1|k+1)^{-1} = \mathbf{P}(k+1|k)^{-1} + \sum_{i=1}^N [\mathbf{P}_i(k+1|k+1)^{-1} - \mathbf{P}_i(k+1|k)^{-1}] \quad (34)$$

式中,  $\mathbf{P}_i(k+1|k)$  和  $\mathbf{P}_i(k+1|k+1)$  为单部雷达的协方差的一步预测值和更新值。由于增益为

$$\mathbf{K}(k+1) = \mathbf{P}(k+1|k+1) \tilde{\mathbf{H}}(k+1)^T \mathbf{R}_e^{-1}(k+1) \quad (35)$$

且

$$\mathbf{R}_e^{-1}(k+1) = \text{diag}(\mathbf{R}_{e,1}^{-1}(k+1) \ \mathbf{R}_{e,2}^{-1}(k+1) \ \cdots \ \mathbf{R}_{e,N}^{-1}(k+1)) \quad (36)$$

所以

$$\mathbf{K}(k+1) = (\mathbf{K}_1(k+1) \ \mathbf{K}_2(k+1) \ \cdots \ \mathbf{K}_N(k+1)) \quad (37)$$

最终状态更新为

$$\hat{\mathbf{X}}(k+1|k+1) = \hat{\mathbf{X}}(k+1|k) + \mathbf{K}(k+1) \cdot [\mathbf{Y}(k+1) - \tilde{\mathbf{H}}(k+1) \hat{\mathbf{X}}(k+1|k)] \quad (38)$$

将各参数代入后得到

$$\hat{\mathbf{X}}(k+1|k+1) = \hat{\mathbf{X}}(k+1|k) + \sum_{i=1}^N \{ \mathbf{K}_i(k+1) \cdot [\mathbf{Z}_i(k+1) + \tilde{\mathbf{H}}_i(k+1) \{ \boldsymbol{\psi}_i - \hat{\mathbf{X}}(k+1|k) \}] \} \quad (39)$$

在多平台融合中心处理时, 从各个传感器传输来的数据由于时间延迟会产生时滞误差, 该误差的噪声统计特性不易获得, 且分布非高斯。如果在最小均方误差准则卡尔曼滤波的基础上进行融合, 误差会较

大, 且跟踪稳定性不高。基于  $H_\infty$  滤波理论的多平台融合方法能够克服这种系统误差, 提高跟踪精度和稳定性。

### 3 仿真与分析

为了验证上述算法的有效性, 考察基于  $H_\infty$  滤波的去偏融合算法的跟踪精度, 建立如图 1 所示的仿真场景。本文没有涉及数据关联, 所以仿真中暂不考虑杂波影响。图中有两架载机同时对目标进行探测与跟踪, 载机 1 的数据更新周期为 40 ms, 平均传输延迟 5 ms, 单次检测概率 0.5; 载机 2 的数据更新周期为 20 ms, 平均传输延迟 5 ms, 单次检测概率 0.4。载机与目标相向运动。设置的测量距离分辨率为 37.5 m, 方位角精度为 3 mrad。由于在传输时存在时间延迟, 所以传输到融合中心后的测量噪声并非零均值高斯噪声。在融合中心分别采用 EKF, UCM-KF, HF, UCM-HF 4 种融合算法进行目标状态信息的更新, 仿真时长 400 s, 蒙特卡罗仿真次数为 500 次。

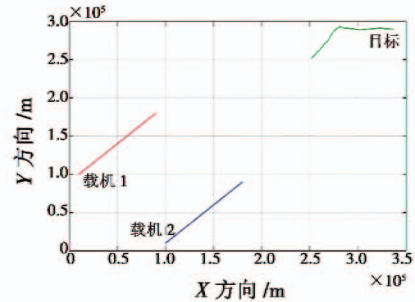


图 1 多平台目标跟踪仿真场景

Fig. 1 Scene of multi-platform tracking simulation

由图 2 可以看出, 传统的 EKF 融合方法虽然也能稳定跟踪目标, 但是随着时间的推移, 测量有时间延迟, 会导致跟踪误差越来越大, UCM-KF 也存在同样的问题, 仅在量测预处理上比 EKF 多了去偏转换, 所以在一定程度上提高了跟踪精度。而 HF 和 UCM-HF 都能够克服量测时滞带来的误差, 估计精度没有随着时间的推移而下降, 始终保持在稳定的范围内。表 1 中的数据对比了 4 种方法的跟踪精度, 可以很明显地看出, 采用去偏量测转换能够有效提高融合跟踪精度, 大约能提高 10% 左右; 而采用基于  $H_\infty$  滤波的融合方法能够进一步提高融合跟踪精度, 克服时滞噪声。仿真实验结果证明, 采用去偏量测转换和基于  $H_\infty$  滤波的融合方法能够有效克服融合中心坐标转换带来的耦合误差, 还能适应传输时滞造成的系统误差, 相对于传统的融合跟踪方法, 本文方法能够有效克服系统误差, 提高融合跟踪精度。

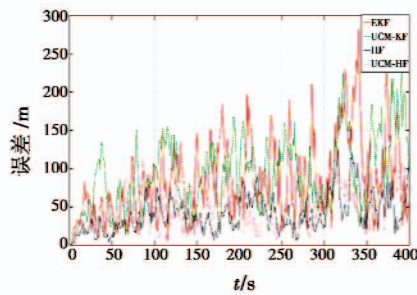


图 2 各方法误差对比图

Fig. 2 RMSE contrast of different methods

表 1 精度和误差比值表

Table 1 Table of accuracy and RMSE ratio

	位置				速度			
	X方 向/m	Y方 向/m	Z方 向/m	误差比 值/%	X方向/ ( $m \cdot s^{-1}$ )	Y方向/ ( $m \cdot s^{-1}$ )	Z方向/ ( $m \cdot s^{-1}$ )	误差比 值/%
EKF	68.47	65.36	71.67	100	4.89	5.27	5.71	100
UCM-KF	63.14	62.28	64.73	92.48	4.68	4.47	5.13	89.95
HF	59.17	54.69	57.48	83.36	3.86	3.64	3.75	70.77
UCM-HF	46.49	48.26	47.18	69.12	3.12	3.06	2.85	56.83

#### 4 结论

本文针对多平台协同探测融合跟踪问题,提出了一种去偏融合算法。首先采用多平台去偏量测预处理方法,将各平台测量值无偏转换至融合中心,并进行时间配准;最后提出了基于  $H_\infty$  滤波理论的多平台融合算法,对多平台量测进行融合更新。与传统的多平台目标主动定位技术相比,具有以下优势:去偏量测预处理算法能够将多平台测量值无偏地转换至融合中心直角坐标系下;通过时间配准降低各平台传输延时;在融合中心采用  $H_\infty$  滤波融合算法,利用该算法对噪声统计特性不敏感的优势,更新航迹状态,提高融合跟踪的精度。仿真实验结果证明,本文提出的算法能够提高融合中心的目标跟踪精度,是一种有效的融合算法。下一步的研究方向是复杂环境下多目标多平台数据关联问题,以提高本技术的实用性。

#### 参考文献

[1] 何友,王国宏,陆大铨,等. 多传感器信息融合及应用[M]. 2版. 北京:电子工业出版社,2000. (HE Y, WANG G H, LU D J, et al. Multiplesensors information fusion with applications[M]. 2nd ed. Beijing: Publishing Housing of Electronic Industry, 2000. )

[2] 张亮亮,周峰,章钊. 改进的主/被动传感器协同探测跟踪方法研究[J]. 电光与控制,2013,20(10):13-16,22. (ZHANG L L, ZHOU F, ZHANG Z. An improved synergistic detection and tracking algorithm for active/passive sensors[J]. Electronics Optics & Control, 2013, 20(10):13-16, 22. )

[3] 杨小龙,李成玉,封吉平,等. 组网火控雷达目标跟踪

仿真系统设计[J]. 电光与控制,2013,20(7):24-27. (YANG X L, LI C Y, FENG J P, et al. Design of a simulation system for target tracking of netted fire-control radar[J]. Electronics Optics & Control, 2013, 20(7):24-27. )

[4] 何友,修建娟,张晶炜,等. 雷达数据处理及应用[M]. 2版. 北京:电子工业出版社,2009. (HE Y, XIU J J, ZHANG J W, et al. Radar data processing with applications[M]. 2nd ed. Beijing: Publishing Housing of Electronic Industry, 2009. )

[5] ZHOU Y F, LEUNG H, BLANCHETTE M. Sensor alignment with Earth-Centered Earth-Fixed (ECEF) coordinate system[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 1999, 35(2):410-417.

[6] BORDONARO S V, WILLETT P, BAR-SHALOM Y. Unbiased tracking with converted measurements[C]//IEEE Radar Conference, 2012:741-745.

[7] SYCARA K, GLINTON R, YU B, et al. An integrated approach to high level information fusion[J]. Information Fusion, 2009, 10(1):25-50.

[8] SUN S L, DENG Z L. Multi-sensor optimal information fusion Kalman filter[J]. Automatica, 2004, 40(6):1017-1023.

[9] 韩红,韩崇昭,朱洪艳,等. 分布式多传感器融合多目标跟踪方法[J]. 系统仿真学报,2004(8):1818-1821. (HAN H, HAN C Z, ZHU H Y, et al. Distributed multi-sensor fusion multi-target tracking approach[J]. Journal of System Simulation, 2004(8):1818-1821. )

[10] 杨汇源,黄敬雄,李良群,等. 雷达组网系统中的快速多目标跟踪算法[J]. 系统仿真学报,2009(9):2509-2512. (YANG H Y, HUANG J X, LI L Q, et al. Fast multiple target tracking algorithm in radar network system[J]. Journal of System Simulation, 2009(9):2509-2512. )

[11] 李庆华.  $H_\infty$  滤波理论在多传感器信息融合状态估计中的应用[D]. 济南:山东大学,2009. (LI Q H. Research on application of  $H_\infty$  filtering theory in multi-sensor information fusion state estimation[D]. Ji'nan: Shandong University, 2009. )

[12] SIMON D. Optimal state estimate:Kalman,  $H_\infty$ , and non-linear approaches[M]. New Jersey: Wiley, 2006.

[13] DING Q, ZHONG M Y. On designing fault detection  $H_\infty$  filter for Markovian jump linear systems with polytrophic uncertainties[J]. International Journal of Innovative Computing, Information and Control, 2010, 6(3A):995-1004.

[14] KULATUNGA H, KADIRKAMANATHAN V. Multiple  $H_\infty$  filter-based deterministic sequence estimation in non-Gaussian channels[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2006, 13(4):185-188.

[15] FU X Y, JIA Y M.  $H_\infty$  filtering with combined linear and nonlinear constraints[J]. IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(4):478-492.