基于D-S理论的分布交互式多传感器联合概率数据互联算法*

张晶炜 修建娟 何 友 熊 伟

(海军航空工程学院信息融合技术研究所, 烟台 264001)

摘要 为了解决杂波环境下利用分布式多传感器系统跟踪多机动目标的问题, 提出了一种分布交互式多传感器联合概率数据互联算法. 该算法对每个传感器应用交互式联合概率数据互联法滤波, 并将模型概率、状态估计等滤波结果送至融合中心. 融合中心首先对各目标进行航迹相关判别并应用 D-S 证据理论对不同传感器关于同一目标的各模型概率进行融合, 然后依此模型概率计算各目标状态估计并反馈至各传感器. 最后给出了该算法的分析, 仿真结果表明本算法能够很好地解决杂波环境下多传感器多机动目标的跟踪问题.

关键词 分布式 交互式 多传感器 数据互联

随着传感器技术的发展, 多传感器多目标跟踪技术受到学者们越来越多的关注. 目前典型的多传感器多目标跟踪算法有集中式多传感器联合概率数据互联(MSJPDA)算法[1~3]、分布式MSJPDA算法[4]、分布式多假设(MHT)算法[5]和广义S-D算法[1,2,6~10].

而目前的这些算法尚未解决应用分布式多传感器系统跟踪多机动目标的问题. 在这种情况下, 本文提出了一种分布交互式多传感器联合概率数据互联算法(DIMM-MSJPDA). 该算法对每个传感器应用交互式联合概率数据互联法跟踪多机动目标, 并将状态估计、状态估计协方差、模型概率、各模型状态估计、组合新息、新息协方差等滤波结果送至融合中心. 融合中心首先对各目标进行航迹相关判别并应用 D-S 证据理论对不同传感器关于同一目标的各模型概率进行融合, 然后依此概率计算各目标状态估计并反馈至各传感器使之获得更精确的状态预

收稿日期: 2005-06-20; 接受日期: 2005-12-08

* 国家自然科学基金 (批准号: 60172033)、全国优秀博士论文作者专项资金(200036)和高校骨干教师资金(3240)资助项目

测. 最后给出了算法的仿真分析, 仿真结果表明该算法能够很好地解决杂波环境中的多传感器多机动目标跟踪问题.

1　系统描述

假设用 N_s 个传感器跟踪杂波中的 T 个目标, 在离散时间间隔上获取观测, 每个观测都由几个量测组成. 有些量测源于目标、有些源于杂波; 有些目标也可能存在漏测. 设 $\boldsymbol{X}^t(k)$ $(1\leqslant t\leqslant T)$为第 k 个测量时刻目标 t 的状态向量. 假设输入项为零, 于是目标运动模型可表示为

$$\boldsymbol{X}^t(k+1)=\boldsymbol{F}(k)\boldsymbol{X}^t(k)+\boldsymbol{G}(k)\boldsymbol{u}^t(k)+\boldsymbol{v}^t(k),\qquad k=1,2,\cdots,\quad t=1,2,\cdots,T,\tag{1}$$

其中 $\boldsymbol{X}^t(k+1)\in\mathbb{R}^n$ 是 k+1 时刻目标的全局状态向量, $\boldsymbol{X}(k)\in\mathbb{R}^{n,n}$ 是状态转移矩阵, $\boldsymbol{G}(k)\in\mathbb{R}^{n,h}$ 为输入控制矩阵, $\boldsymbol{u}^t(k)$ 为机动加速度输入矩阵, $\boldsymbol{v}^t(k)$ 是离散时间白噪声序列, 并且

$$E[\boldsymbol{v}^t(k)]=0,\qquad E[\boldsymbol{v}^t(k)\boldsymbol{v}^t(k)']=\boldsymbol{Q}^t(k).$$

测量方程可表示为

$$\boldsymbol{Z}_l(k)=\boldsymbol{H}(k)\boldsymbol{X}^t(k)+\boldsymbol{w}_l(k),\tag{2}$$

其中 $\boldsymbol{w}_l(k)$是零均值, 方差为 $\boldsymbol{R}_l(k)$的 Gauss 观测噪声, $\boldsymbol{H}(k)$ 为测量矩阵.

2　分布交互式多传感器联合概率数据互联(DIMM-MSJPDA)算法

分布式多传感器系统中, 各传感器滤波结果将被送至融合中心进行融合处理. 本文提出的 DIMM-MSJPDA 算法对每个传感器应用交互式多模型联合概率数据互联算法处理多机动目标跟踪问题, 并将其获得的状态估计、状态估计协方差、模型概率、各模型状态估计、组合新息、新息协方差等滤波结果送至融合中心. 在融合中心, 首先对这些滤波结果应用序贯法进行关联判决, 然后结合 D-S 证据理论的方法对各传感器对应于同一目标的模型概率进行融合处理以得出更为精确的模型概率并依此概率计算融合中心的状态估计, 最后将融合中心的状态估计反馈至各传感器以获得更为精确的测量预测.

设 k 时刻第 n_s 个传感器上报至融合中心关于目标 t 的信息向量为 $\boldsymbol{\Psi}_t^{n_s}(k)$, 对该向量定义如下:

$$\boldsymbol{\Psi}_t^{n_s}(k)\triangleq(\hat{\boldsymbol{X}}\boldsymbol{u}_t^{n_s}(k),\boldsymbol{P}\boldsymbol{u}_t^{n_s}(k),\boldsymbol{u}_t^{n_s}(k),\boldsymbol{e}_t^{n_s}(k))\tag{3}$$

其中

$$\hat{\boldsymbol{X}}\boldsymbol{u}_t^{n_s}(k)=\left\{\hat{\boldsymbol{X}}_{t,i}^{n_s}(k)\right\},\quad \boldsymbol{P}\boldsymbol{u}_t^{n_s}(k)=\left\{\boldsymbol{P}_{t,i}^{n_s}(k)\right\},\quad \boldsymbol{u}_t^{n_s}(k)=\left\{u_{t,i}^{n_s}(k)\right\},\quad \boldsymbol{e}_t^{n_s}(k)=\left\{\boldsymbol{e}_{t,i}^{n_s}(k)\right\},\quad i=1,\cdots,M,\tag{4}$$

$\boldsymbol{\Psi}_t^{n_s}(k)$ 中 $\hat{\boldsymbol{X}}\boldsymbol{u}_t^{n_s}(k)$ 表示 k 时刻传感器 n_s 关于航迹 t 的各模型状态估计，$\boldsymbol{P}\boldsymbol{u}_t^{n_s}(k)$ 为各模型状态估计协方差，$\boldsymbol{u}_t^{n_s}(k)$ 为 k 时刻传感器 n_s 关于航迹 t 的各模型概率更新结果，$\boldsymbol{e}_t^{n_s}(k)$ 表示 k 时刻传感器 n_s 关于航迹 t 的各模型似然函数，$\boldsymbol{e}_{t,i}^{n_s}(k)$ 可表示如下:

$$\boldsymbol{e}_{t,i}^{n_s}(k)=\sum_{l=1}^{M_k}\beta_{l,i}^t(k)(\boldsymbol{V}_{l,i}^{t'}(k)\boldsymbol{S}_{l,i}^{t\ -1}(k)\boldsymbol{V}_{l,i}^t(k)), \tag{5}$$

其中M_k为落入确认波门内量测数，$\beta_{l,i}^t(k)$ 为各量测互联概率[1)]:

$$\beta_l^t(k)=P\{\theta_{lt}(k)\,|\,\boldsymbol{Z}^k\}=\sum_{\theta}P\{\theta\,|\,\boldsymbol{Z}^k\}\hat{\omega}_{lt}(\theta),\qquad l=1,\cdots,M_k,\ t=0,1,\cdots,T, \tag{6}$$

且

$$P\{\theta\,|\,\boldsymbol{Z}^k\}=\frac{1}{c}\frac{\phi(\theta)!}{V^{\phi(\theta)}}\prod_{L=1}^{M_k}[\boldsymbol{N}^t[\boldsymbol{Z}_l(k)]]^{\tau_L(\theta)}\frac{\phi!}{M_k!}*\mu_F(\phi)\prod_{t=1}^{T}(P_d{}^t)^{\delta_t}\left(1-\prod_{n_s=1}^{N_s}P_d{}^t\right)^{1-\delta_t}, \tag{7}$$

其中 A_v 为确认区域面积，$\phi(\theta)$ 为可行事件 $\hat{\omega}_{lt}(\theta)$ 中虚假量测数，$\mu_F(\phi)$ 为是虚假量测数的先验概率质量函数，$P_d{}^t$ 为第 n_s 个传感器的探测概率，且

$$\boldsymbol{N}_i^t[\boldsymbol{Z}_l(k)]=\boldsymbol{N}[\boldsymbol{Z}_l(k);\ \hat{\boldsymbol{Z}}_i^t(k\,|\,k-1),\boldsymbol{S}_l^t(k)], \tag{8}$$

其中 $\boldsymbol{Z}_l(k)=(r_l(k),\theta_l(k))$ 表示 k 时刻来自传感器 n_s 的第 l 个测量，$r_l(k)$ 表示测量点迹的距离信息，$\theta_l(k)$ 表示测量点迹的方位信息，$\hat{\boldsymbol{Z}}_i^t(k\,|\,k-1)$ 为使用第 i 个模型对第 t 个目标的测量预测，$\boldsymbol{S}_{l_i}^t(k)$ 为使用第 i 个模型对量测 $\boldsymbol{Z}_l(k)$ 滤波时的新息协方差:

$$\boldsymbol{S}_l^t(k)=\boldsymbol{H}(k)\boldsymbol{P}_i^t(k\,|\,k-1)\boldsymbol{H}'(k)+\boldsymbol{R}_l(k), \tag{9}$$

其中 $\boldsymbol{P}_i^t(k\,|\,k-1)$ 为预测协方差，$\boldsymbol{R}_l(k)$ 为测量误差协方差.

(5)式中 $\boldsymbol{V}_{l.i}^t(k)$ 为量测 $\boldsymbol{Z}_l(k)$ 关于第 i 个模型量测预测的新息:

$$\boldsymbol{V}_{l.i}^t(k)=\boldsymbol{Z}_l(k)-\hat{\boldsymbol{Z}}_i^t(k\,|\,k-1). \tag{10}$$

通过信息向量 $\boldsymbol{\Psi}_t^{n_s}(k)$ 中的 $\hat{\boldsymbol{X}}\boldsymbol{u}_t^{n_s}(k)$，$\boldsymbol{P}\boldsymbol{u}_t^{n_s}(k)$ 及 $\boldsymbol{u}_t^{n_s}(k)$ 可以获得目标的状态估计 $\hat{\boldsymbol{X}}_t^{n_s}(k)$ 及状态估计协方差 $\boldsymbol{P}_t^{n_s}(k)$ [11]:

$$\hat{\boldsymbol{X}}_t^{n_s}(k\,|\,k)=\sum_{i=1}^{N}\hat{\boldsymbol{X}}_i^t(k\,|\,k)\boldsymbol{u}_i^t(k), \tag{11}$$

$$\boldsymbol{P}_t^{n_s}(k\,|\,k)=\sum_{i=1}^{N}\boldsymbol{u}_i^t(k)[\boldsymbol{P}_i^t(k\,|\,k)+(\hat{\boldsymbol{X}}_i^t(k\,|\,k)-\hat{\boldsymbol{X}}_t^{n_s}(k\,|\,k))(\hat{\boldsymbol{X}}_i^t(k\,|\,k)-\hat{\boldsymbol{X}}_t^{n_s}(k\,|\,k))^{\mathrm{T}}]. \tag{12}$$

1) 各方程中所有向(标)量除特别说明均表示传感器 ns 的估计结果

对于融合中心获得的每个 $\hat{\boldsymbol{X}}_t^{n_s}(k)$, DIMM-MSJPDA算法采用序贯法[1]对航迹进行关联(假设各传感器随机估计误差相互独立). 设H_0和H_1表示下列事件:

H_0: $\hat{\boldsymbol{X}}_t^{n_{s1}}(k)$ 与 $\hat{\boldsymbol{X}}_l^{n_{s2}}(k)$ 为对同一目标的状态估计,

H_1: $\hat{\boldsymbol{X}}_t^{n_{s1}}(k)$ 与 $\hat{\boldsymbol{X}}_l^{n_{s2}}(k)$ 为对不同目标的状态估计.

对此根据下式进行判别:

$$\begin{cases}\lambda_{tl}(k)\leqslant\delta(k), & \text{接受 } H_0,\\ \lambda_{tl}(k)>\delta(k), & \text{接受 } H_1,\end{cases}\tag{13}$$

其中

$$\lambda_{tl}(k)=\sum_{j=1}^{k}\boldsymbol{t}_{tl}(j)'\boldsymbol{C}_{tl}^{-1}(j)\boldsymbol{t}_{tl}(j)=\lambda(k-1)+\boldsymbol{t}_{tl}(k)'\boldsymbol{C}_{tl}^{-1}(k)\boldsymbol{t}_{tl}(k),\tag{14}$$

且

$$\boldsymbol{t}_{tl}(j)=\hat{\boldsymbol{X}}_t^1(j)-\hat{\boldsymbol{X}}_l^2(j),\tag{15}$$

$$\boldsymbol{C}_{tl}(j)=E[\boldsymbol{t}_{tl}(j)\boldsymbol{t}_{tl}(j)']=\boldsymbol{P}_t^1(j)+\boldsymbol{P}_l^2(j).\tag{16}$$

(13)式中阈值满足

$$P\{\lambda_{tl}(k)>\delta(k)\,|\,H_0\}=\alpha.\tag{17}$$

设 $m_{tl}(k)$ 表示来自局部节点 1 的航迹 t 和节点 2 的航迹 j 在 l 时刻的关联质量:

$$m_{tl}(k)=m_{tl}(k-1)+\Delta m_{tl}(k),\quad t\in\boldsymbol{U}_1,\quad l\in\boldsymbol{U}_2,\tag{18}$$

其中 $\Delta m_{tl}(k)=1$(当航迹 t 与 l 被判为关联时)或-1(当 t 与 l 间被判为不关联时); $m(0)=0$, $\mathrm{Max}\{m_{tl}(l)\}=6$. 当 $m_{tl}(l)=6$ 时, 规定航迹 t, l 为固定关联对, 在后续的关联检验中航迹 t, l 不再进入关联检验, 直接进入航迹合成阶段. 这时航迹 t, l 的对应关系不再变化, 除非它们中有一个被撤消或离开公共监视区.

对于已经确认为关联对的航迹t和l对其各模型概率进行融合处理. 设ξ表示目标可能属于某种机动模型的一个集合, 所有在ξ内的机动模型是互不相容的.

设航迹 t 中模型 $t_i\in\xi_t$ 与航迹 l 中模型 $l_j\in\xi_l$ 的匹配指示为 $\delta(t_i,l_j)$, 则

$$\delta(t_i,l_j)=\begin{cases}1, & t_i\cap l_j\neq\varnothing,\\ 0, & t_i\cap l_j=\varnothing.\end{cases}\tag{19}$$

航迹 t 中第 t_i 个模型的匹配指示为

$$\delta(t_i)=\sum_{l_j}\delta(t_i,l_j).\tag{20}$$

各传感器模型总匹配指示为

$$\delta = \prod_{n_s} \delta(n_s), \tag{21}$$

其中 $\delta(n_s)$ 为第 n_s 个传感器的模型匹配指示:

$$\delta(n_s) = \prod_{t_i} \delta(t_i). \tag{22}$$

若(21)式中 $\delta = 0$, 则表示 $\xi_t \neq \xi_l$. 此时根据信息向量 $\boldsymbol{\Psi}_t^{n_s}(k)$ 中 $\boldsymbol{e}_t^{n_s}(k)$ 对航迹 t 及航迹 l 的各模型概率进行如下计算:

$$u_p(k) = \frac{e_{t,p}^{n_s}(k)}{\sum_{n=1}^{n_s}\sum_{p=1}^{M_{\mathrm{sum}}} e_{t,p}^{n_s}(k)}, \quad p = 1, \cdots, n_s(M), \ \ n_s = 1, 2, \tag{23}$$

其中 M_{sum} 为各传感器模型数之和.

若(21)式中 $\delta \neq 0$, 则表示 $\xi_t = \xi_l$. 根据信息向量 $\boldsymbol{\Psi}_t^{n_s}(k)$ 中 $\boldsymbol{u}_t^{n_s}(k)$ 可知第 n_s 个传感器中得出航迹 t 属于第 i 个模型的概率 $u_{t,i}^{n_s}(k)$ 显然满足下列条件:

$$\begin{cases} u_{t,i\cap j=\varnothing}^{n_s}(k) = 0, \\ \sum_{i\in\xi} u_{t,i}^{n_s}(k) = 1. \end{cases} \tag{24}$$

此时可应用 D-S 证据理论对航迹 t 和 j 各模型概率融合处理:

$$u_i(k) = \begin{cases} \dfrac{\sum_{\substack{t_i, l_j \\ t_i\cap l_j = i}} u_{t,t_i}^{n_{st}}(k) u_{l,l_j}^{n_{sl}}(k)}{1-K}, & i \neq 0, \\ 0, & i = 0, \end{cases} \tag{25}$$

其中

$$K = \sum_{\substack{t_i, l_j \\ t_i\cap l_j = \varnothing}} u_{t,t_i}^{n_{st}}(k) u_{l,l_j}^{n_{sl}}(k). \tag{26}$$

由(23)及(25)式可获得融合后各模型概率, 并可得融合中心对目标的状态估计 $\hat{\boldsymbol{X}}(k)$ 及状态估计协方差 $\boldsymbol{P}(k)$:

$$\hat{\boldsymbol{X}}(k\,|\,k) = \sum_{p=1}^{M} \hat{\boldsymbol{X}}_p(k\,|\,k) u_p(k), \tag{27}$$

$$\boldsymbol{P}(k\,|\,k) = \sum_{i=1}^{M} u_p(i)[\boldsymbol{P}_p(k\,|\,k) + (\hat{\boldsymbol{X}}_p(k\,|\,k) - \hat{\boldsymbol{X}}(k\,|\,k))(\hat{\boldsymbol{X}}_p(k\,|\,k) - \hat{\boldsymbol{X}}(k\,|\,k))^{\mathrm{T}}]. \tag{28}$$

当(21)式中 $\delta \neq 0$ (即 $\xi_t = \xi_l$)时, M 为任意传感器中模型个数. 通过信息向量 $\boldsymbol{\Psi}_t^{n_s}(k)$ 中的 $\hat{\boldsymbol{X}}\boldsymbol{u}_t^{n_s}(k)$, $\boldsymbol{P}\boldsymbol{u}_t^{n_s}(k)$ 及各模型似然函数 $\boldsymbol{e}_t^{n_s}(k)$ 可以获得融合中心对各

模型的状态估计及其协方差:

$$\hat{\boldsymbol{X}}_p(k\mid k)=\sum_{n=1}^{n_s}\beta_{t,p}^n(k)\hat{\boldsymbol{X}}_{t,p}^n(k), \tag{29}$$

$$\boldsymbol{P}_p(k\mid k)=\sum_{n=1}^{n_s}\beta_{t,p}^n(k)\boldsymbol{P}_{t,p}^n(k), \tag{30}$$

其中

$$\beta_{t,p}^n(k)=\frac{e_{t,p}^n(k)}{\sum_{n=1}^{n_s}e_{t,p}^n(k)}. \tag{31}$$

3　仿真分析

本文假定一种典型的多传感器多机动目标跟踪环境, 在传感器探测概率 P_d= 0.86, P_d=0.58 两种情况下(取各传感器探测概率相等)对本文算法与 IMMJPDA 算法进行仿真比较.

3.1　DIMM-MSJPDA 算法流程图(图 1)

3.2　仿真环境

假设用两个 2-D 传感器的观测数据对目标进行滤波, 以融合中心为坐标原点各传感器位置分别为 N_s^1=(–500 m, –500 m, 0 m), N_s^2=(–500 m, 500 m, 0 m). 各传感器性能参数分别为测距误差 σ_{r1}= 300 m, σ_{r2}= 200 m, 测角误差 $\sigma_{\theta 1}$= 0.03 rad, $\sigma_{\theta 2}$= 0.02 rad. 仿真环境一中各传感器采用相同的三种模型, 每种模型的过程噪声协方差系数: q_1=10 q_2=0.1, q_3=0.001. 仿真环境二中各传感器采用不同的三种模型, 每种模型的过程噪声协方差系数:q_1=5 q_2=1, q_3=0.1, 设 Markov 转移概率为 P_t= [0.8, 0.15, 0.05; 0.3, 0.4, 0.3; 05,0.15,0.8]. 假定跟踪两个近距离机动运动的目标, 起始状态分别为 $\boldsymbol{X}_1$=[30000 m, 0 m/s, 40000 m, –600 m/s]′, $\boldsymbol{X}_2$=[30000 m, 0 m/s, 4000 m, 600 m/s]′. t=30 s 时, a_{x_1}=35, a_{y_1}=35; a_{x_2}=–35, a_{y_2}=–35. 每次仿真中算法滤波过程为 140 步, 仿真次数 50 次.

3.3　仿真结果

图 2 和 4 为目标真实运动轨迹与算法滤波轨迹比较图, 从图中可以看出在环境一、环境二中目标机动时刻 DIMM-MSJPDA 算法的的跟踪精度明显高于单传感器 IMMJPDA 算法的跟踪精度; 图 3 和 5 分别为环境一、二中在传感器探测概率 P_d=0.86, P_d=0.58 时 DIMM-MSJPDA 算法与 IMMJPDA 算法的均方根位置误差比较图, 从图中可以看出本文算法在两个目标进行交叉的时刻跟踪精度更高,

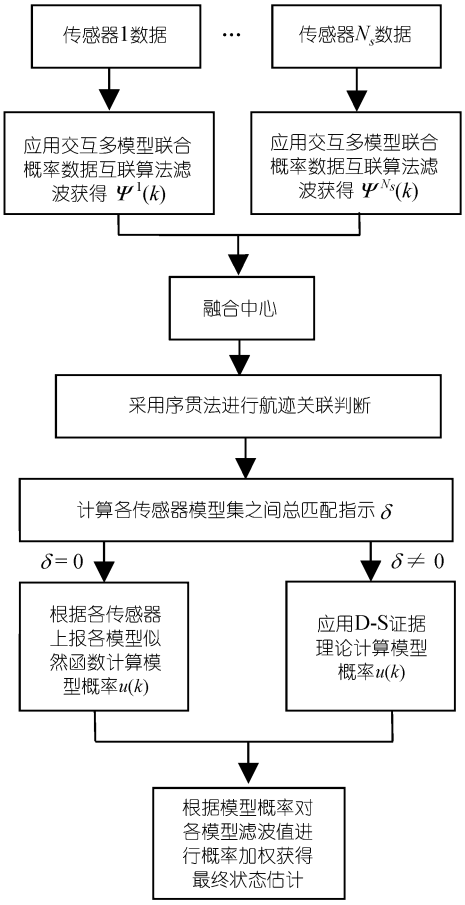

图 1 DIMM-MSJPDA 算法流程图

环境一:

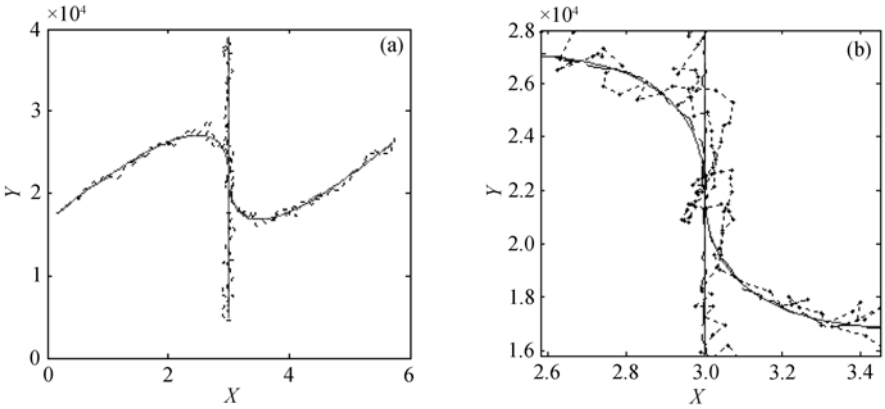

图 2 目标真实轨迹与算法滤波轨迹比较图(a)与交叉时刻目标真实轨迹与算法滤波轨迹比较图(b)

——示真实轨迹; ……示 IMMJPDA; —·—示 DIMM-MSJPDA

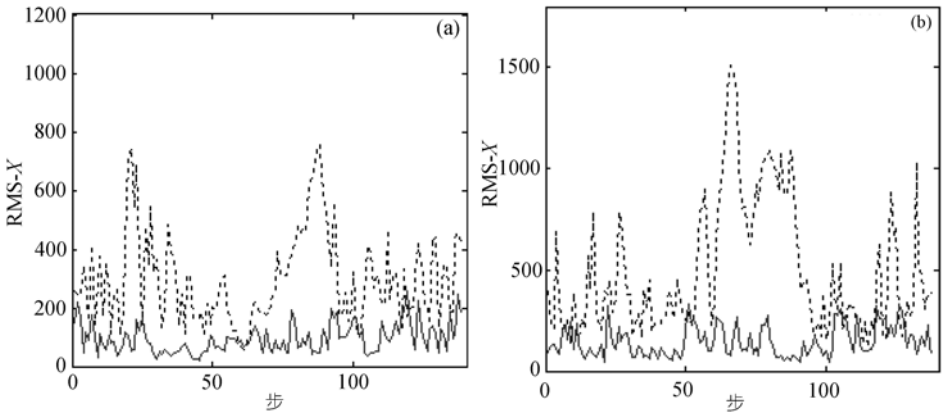

图 3　算法均方根位置误差比较图

(a) P_d=0.86; (b) P_d=0.58. ……示 IMMJPDA 算法; ——示 DIMM-MSJPDA 算法

环境二:

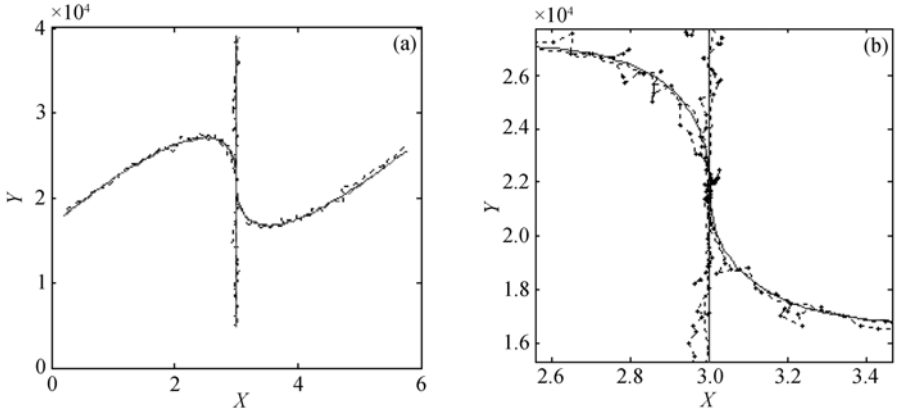

图 4　目标真实轨迹与算法滤波轨迹比较图(a)与交叉时刻目标真实轨迹与算法滤波轨迹比较图(b)

——示真实轨迹; ……示 IMMJPDA; －•－示 DIMM-MSJPDA

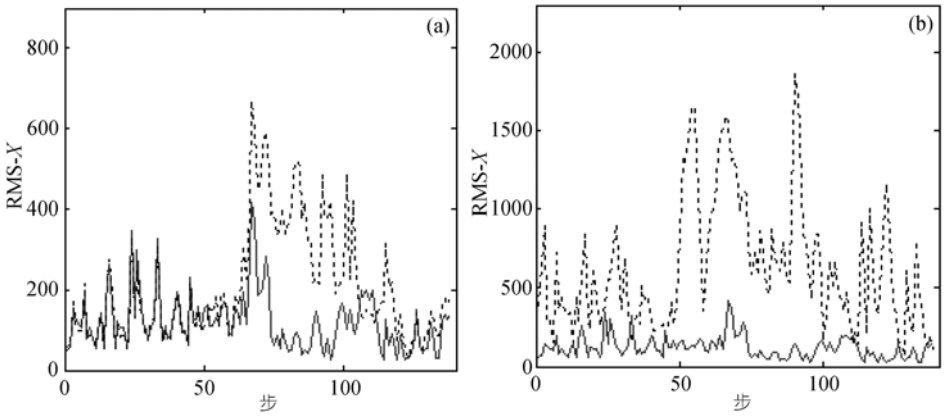

图 5　算法均方根位置误差比较图

(a) P_d=0.86; (b) P_d=0.58. ……示 IMMJPDA 算法; ——示 DIMM-MSJPDA 算法

并且这种差距在传感器探测概率降低时更为明显.

4 结论

为解决杂波环境下多传感器多机动目标跟踪问题, 本文提出了一种分布交互式多传感器联合概率数据互联算法(DIMM-MSJPDA). 该算法对每个传感器应用交互式联合概率数据互联法跟踪多机动目标, 并将状态估计、状态估计协方差、模型概率、各模型状态估计等滤波结果送至融合中心. 融合中心首先对各目标进行航迹相关判别并应用 D-S 证据理论对不同传感器关于同一目标的各模型概率进行融合, 然后依此概率计算各目标状态估计并反馈至各传感器使之获得更精确的状态预测. 最后, 通过仿真分析证明了本文算法的正确性和有效性.

参 考 文 献

1 何 友, 王国宏, 陆大绤, 等. 多传感器信息融合及应用. 北京: 电子工业出版社, 2000

2 Pao L Y, Frei C W. A comparison of parallel and sequential implementation of a multisensor multitarget tracking algorithm. In: Proc 1995 American Control Conf Seattie, 1995. 1683~1687

3 Chang K, Chong C, Bar S. Joint probabilistic data association in distributed sensor networks. IEEE Trans on AC, 1986, 31(10):889~897

4 Deb S. An S-dimentional assignment algorithm for track initiation. In: Proc of the IEEE Int Conf Systems Engineering, 1992: 527~530

5 Deb S. A multisensor-multitarget data association algorithm for heterogeneous sensors. IEEE Trans on AES, 1993, 29(2): 560~568

6 Kirubarjan T, Bar S Y. Multiassignment for tracking a large number of overlapping objects. IEEE Trans on AES, 2001, 37(1): 2~19

7 Blom H A P, Bloem E A. Interacting multiple track coalescence. In: Proc IEEE Conference on Decision and control, 2002. 3408~3415

8 Jilkov V P, Angelva D S. Design and comparison of model-set adaptive IMM algorithm for maneuvering target tracking. IEEE Trans on AES, 1999, 35(1): 343~349

9 Kirubarjan T, Bar S Y. Ground target tracking with variable structure IMM estimator. IEEE Trans on AES, 2000, 36(6): 26~46

10 Lin X D, Kirubarajan T, Bar S Y, et al. Enhanced accuracy GPS navigation using the IMM estimator. In: Proc 2001 IEEE Aerospace Conf, 2001. 1~15

11 Johnston L A, Krishnamurthy V. An improvement to the interacting multiple model (IMM) algorithm. IEEE Trans on Signal Processing, 2001. 2909~2923