

# 集中交互式多传感器模糊联合概率数据互联算法

张晶炜, 何 友, 熊 伟

(海军航空工程学院信息融合技术研究所, 山东烟台 264001)

**摘 要:** 为了解决杂波环境下多传感器多机动目标跟踪问题, 本文提出了一种集中交互式多传感器模糊联合概率数据互联算法. 该算法首先设定多个跟踪模型并计算每个模型中测量点迹与航迹测量预测之间的模糊综合相似度; 然后基于阈值判别及经验概率法则计算模糊联合互联概率, 并基于此概率对各航迹进行状态估计及状态估计协方差的更新; 最后计算各模型概率, 并据此概率对各模型所获状态估计进行加权得出各航迹在融合中心最终的状态估计. 对该算法与集中交互式多传感器联合概率数据互联算法进行仿真比较, 仿真结果显示该算法的跟踪精度较后者有显著提高, 同时有效地降低了周期耗时, 综合性能更优越.

**关键词:** 集中式; 交互式; 多传感器; 模糊理论; 数据互联

**中图分类号:** TN957 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2008) 08 1655-05

## Centralized Interacted Multiple Model Multisensor Fuzzy Joint Probabilistic Data Association Algorithm

ZHANG Jing wei, HE You, XIONG Wei

(Research Institute of Information Fusion, Naval Aeronautical Engineering Institute, Yantai, Shandong 264001, China)

**Abstract:** To resolve the multisensor multiplied maneuvering target tracking problem, a new algorithm is proposed. Firstly, multiple tracking models are set and the synthesis similar degree between measurement and prediction is calculated with applying method of the fuzzy mathematics. Then, association probability can be calculated with using the threshold distinction principle and experiential probability principle, and the state estimation and estimation covariance is updated for each target with applying the association probability. Finally, each model probability is calculated and the ultimately state estimation of each target is calculated in fusion center. Some typical simulations are used to compare the performance of this centralized interacted multiple model multisensor fuzzy joint probabilistic data association (CIMM-MSFJPD) algorithm proposed here with the centralized interacted multiple model multisensor joint probabilistic data association (CIMM-MSJPDA) algorithm, and results show that the tracking precise of CIMM-MSFJPD algorithm is better than that of CIMM-MSJPDA algorithm, and the computational burden of CIMM-MSFJPD algorithm is much lower than that of CIMM-MSJPDA algorithm. Therefore, the synthesis performance of CIMM-MSFJPD algorithm is better than that of CIMM-MSJPDA algorithm.

**Key words:** centralized; interacted; multisensor; fuzzy theory; data association

### 1 引言

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<sup>[1-3]</sup>、分布式MSJPDA算法<sup>[4]</sup>、分布式多假设(MSMHT)算法<sup>[5]</sup>和广义S-D算法<sup>[1,2,6-10]</sup>, 集中交互式多传感器联合概率数据互联(CIMM-MSJPDA)算法<sup>[11]</sup>.

多传感器多目标跟踪领域中一个难点问题是如何实现密集杂波环境下对多机动目标的跟踪, 这种情况既

需要解决多传感器数据互联问题又需要解决目标机动跟踪问题, 而目前文献中的经典算法如MSJPDA算法、MSMHT算法仅能解决密集杂波环境下的多传感器数据互联问题, 为此, 在集中式多传感器多目标跟踪算法的基础上融合机动目标跟踪算法, 文献[11]给出了CIMM-MSJPDA算法. 该算法从数学角度来看属于统计数学方法, 当系统包含有较大的导航、传感器校准及转换和延迟误差时, 统计方法显得力不从心, 这时便需要寻求其它方法. 由于在点迹-航迹互联判决中存在着较大的模糊性, 而这种模糊性可以用模糊数学的隶属度函数来表

示,在此基础上,本文提出了一种集中交互式多传感器模糊联合概率数据互联(CIMM-MSFJPDA)算法.该算法首先设定多个跟踪模型,对于每个模型计算测量点迹与航迹测量预测之间的模糊综合相似度;然后基于阈值判别及经验概率法则计算模糊联合互联概率,并基于此概率对各航迹进行状态估计及状态估计协方差的更新;最后计算各模型概率,并据此概率对各模型所获得状态估计进行加权得出各航迹在融合中心最终的状态估计.文章选取了几种与实际跟踪背景相近的仿真环境对算法进行了性能分析,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.

### 2 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  $X(1 \leq t \leq T)$  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:

$$X^t(k+1) = F(k)X^t(k) + G(k)U^t(k) + v^t(k), \quad k = 1, 2, \dots, t = 1, 2, \dots, T \quad (1)$$

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

$$E[v^t(k)] = 0, \quad E[v^t(k)v^t(k)'] = Q^t(k)$$

测量方程可表示为

$$Z_l(k) = H(k)X^t(k) + w_l(k) \quad (2)$$

其中  $w_l(k)$  是零均值,方差为  $R_l(k)$  的高斯观测噪声,  $H(k)$  为测量矩阵.

### 3 CIMM-MSFJPDA 算法

设模糊因素集为:  $U = \{u_1, u_2, \dots, u_l, \dots, u_n\}$ , 其中  $u_l$  表示对判决起作用的第  $l$  个模糊因素.模糊因素集通常包括测量点迹与测量预测在  $x$  轴、 $y$  轴方向上位置、航速以及航向间的欧氏距离和传感器对机动反应快慢等模糊因素.由于这些因素对关联判决的影响是不同的,因而在实际应用中只能选择那些对关联判决起重要作用的因素.这样既能保证对各种运动方式目标的准确跟踪,又不至于使算法过分复杂,增加融合中心的负担.从直观上看,目标位置间的欧氏距离(包括  $x$  和  $y$  方向)应该是最重要的,其次是目标速度间的欧氏距离(对应  $x$  和  $y$  方向的速度),第三位是目标航向或方向余弦角间的欧氏距离,这些因素构成了模糊关联判决的主体.

对上述因素集的权分配为  $U$  上的模糊集  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_l, \dots, a_n\}$ , 式中  $a_l$  为第  $l$  个因素  $u_l$  所对应的权

系数(重),一般规定  $\sum_{l=1}^n a_l = 1$ .  $a_l$  的选择需要根据第  $l$  个因素对判决的重要性或影响程度来决.因此,根据现有传感器的特点,通常选  $a_1 \geq a_2 \geq a_3 \dots \geq a_n$ , 并且最后几个因素的权重均较小.根据目标运动方式的多样性,  $a_l$  的选择应该是可变的,要尽可能地体现各因素的重要性和实际环境对传感器的影响.

隶属度函数是应用模糊集理论解决实际问题的核心.根据点迹-航迹互联中模糊因素的特点,可采用正态型隶属度函数:

$$\mu(u) = \exp(-\tau(u^2/\sigma_l^2)) \quad (3)$$

其中  $\sigma_l$  是对应于模糊集  $U$  中第  $k$  个因素的展度,  $\tau_l$  是待定常数,通过仿真确定.

为了计算各因素的隶属度,首先要基于测量点迹  $Z_L(k) = [x_L(k), y_L(k), \dot{x}_L(k), \dot{y}_L(k)]'$  与测量预测  $Z_i^t(k|k-1)$  向量建立模糊因素集, 求出  $u_l(l = 1, 2, \dots, n)$ . 设  $Z_i^t(k|k-1) = [\hat{x}_i^t(k|k-1), \hat{y}_i^t(k|k-1), \hat{\dot{x}}_i^t(k|k-1), \hat{\dot{y}}_i^t(k|k-1)]'$  为测量预测, 于是模糊因素可以如下选取:

$$\begin{cases} u_1(k) = |x_L(k) - \hat{x}_i^t(k|k-1)| \\ u_2(k) = |y_L(k) - \hat{y}_i^t(k|k-1)| \\ u_3(k) = |\dot{x}_L(k) - \hat{\dot{x}}_i^t(k|k-1)| \\ u_4(k) = |\dot{y}_L(k) - \hat{\dot{y}}_i^t(k|k-1)| \\ u_5(k) = \Theta_i(k) \end{cases}, \quad \begin{matrix} L = 1, 2, \dots, m_k \\ t = 1, 2, \dots, T \end{matrix} \quad (4)$$

式中  $m_k$  为当前时刻所获测量的总数,且:

$$\hat{\dot{x}}_i^t(k) = [x_L(k) - \hat{x}_i^t(k-1|k-1)]/T_s \quad (5)$$

其中  $T_s$  为采样时间间隔.

$$\hat{x}_i^t(k|k-1) = \hat{x}_i^t(k-1|k-1) \quad (6)$$

$$\Theta_i(k) = \left| \text{tg}^{-1} \left[ \frac{\dot{y}_L(k)}{\dot{x}_L(k)} \right] - \text{tg}^{-1} \left[ \frac{\hat{\dot{y}}_i^t(k|k-1)}{\hat{\dot{x}}_i^t(k|k-1)} \right] \right| \quad (7)$$

由于传感器在进行多目标跟踪时,对低速目标跟踪其航向信息的摆动较大,因而对低速目标其航向因素的权值应取较小的值.采用动态地分配模糊子集  $A$  的做法可以综合地考虑各种模糊因素之间的相互影响.

设  $k$  时刻的模糊子集为  $A = (a_1(k), a_2(k), \dots, a_n(k))$ , 其中  $a_n(k)$  对应于航向因素的权值.为了使对  $a_n(k+1)$  低速目标自适应变小,令

$$a'_n(k+1) = a_n(k) \left[ \frac{v_{L_i}^t(k+1) - v_{\min}}{v_{\max} - v_{\min}} \right]^q, \quad q > 1, L = 1, 2, \dots, m_k \quad (8)$$

其中  $v_{L_i}^t(k+1)$  是测量点迹  $Z_L(l)$  在  $k+1$  时刻相对于上一时刻目标状态估计之间的速率:

$$v_{L_i}^t(k+1) = [\dot{x}_{L_i}^t(k)^2 + \dot{y}_{L_i}^t(k)^2]^{1/2} \quad (9)$$

$v_{\min}$   $v_{\max}$  分别为监视区中最小和最大目标速度. 于是

$$a_l(k+1) = a_l(k) \setminus \left( \sum_{g=1}^{n-1} a_g(k) + a'_n(k+1) \right), \quad k = 1, 2, \dots, n-1 \quad (10)$$

$$a_n(k+1) = a'_n(k+1) \setminus \left( \sum_{g=1}^{n-1} a_g(k) + a'_n(k+1) \right) \quad (11)$$

当  $k=0$  时,  $a_l(0)$  ( $l=1, 2, \dots, n$ ) 为权向量的初值, 这样便形成了模糊集  $\underline{A}$  的递推分配过程.

在隶属度函数、模糊因素集和模糊子集  $\underline{A}$  确定之后, 就可以计算测量点迹与航迹之间的综合相似度. 当选择正态型隶属度函数时, 基于第  $l$  个因素判为点迹与航迹相似的隶属度为

$$\mathcal{H}_l(\mathcal{H}_l) = \exp(-\tau_l(u_l^2/\sigma_l^2)), \quad l=1, 2, \dots, n \quad (12)$$

在分别计算了各因素的隶属度之后, 就可采用加权平均进行综合评价, 于是模型  $i$  中测量点迹  $Z_L(k)$  与航迹  $t$  的综合相似度为:

$$f_{L_i}^t(k) = \sum_{l=1}^n a_l(k) \mathcal{H}_l, \quad L=1, 2, \dots, m_k, \quad t=1, 2, \dots, T \quad (13)$$

这样, 模型  $i$  中测量点迹  $Z_L(k)$  与航迹  $t$  便构成了  $k$  时刻的模糊关联矩阵:

$$F(k) = \begin{bmatrix} f_{11}(k) & f_{12}(k) & \dots & f_{1T}(k) \\ f_{21}(k) & f_{22}(k) & \dots & f_{2T}(k) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f_{m_k 1}(k) & f_{m_k 2}(k) & \dots & f_{m_k T}(k) \end{bmatrix} \quad (14)$$

有了模糊关联矩阵以后, 下一步就是如何根据上式进行点迹-航迹互联. 本文采用阈值判别和  $M$  级最大综合相似度原则. 其过程是: 首先对于每个目标  $t$  保留综合相似度排名前  $M$  个测量; 然后对新矩阵  $F'(k)$  中所有元素进行阈值判别(即删除低于阈值的元素). 这样便得出一个类似于联合概率数据互联算法中确认矩阵的新模糊关联矩阵.

为避免确认矩阵的拆分、降低算法复杂度, 本文采用一种经验方法计算各测量点迹与目标的模糊互联概率. 这种经验概率计算公式具有 JPDA 计算的特征, 对出现在一个目标关联域内的点迹作重加权, 而对位于几个目标关联域重叠处的点迹作轻加权. 该经验算法对接近预测位置和可以用最少航迹数目作关联给出了较高的加权. 基于此, 第  $i$  个模型中量测点  $Z_L(k)$  与目标  $t$  进行关联的模糊联合互联概率可如下表示:

$$\beta_{L_i}^t(k) = \frac{f_{L_i}^t(k)}{\Phi(k) + \Phi_L(k) - f_{L_i}^t(k) + b} \quad (15)$$

式中:

$$\begin{cases} \Phi(k) = \sum_{L=1}^{M_k} f_{L_i}^t(k) \\ \Phi_{L_i}(k) = \sum_{t=1}^n f_{L_i}^t(k) \end{cases} \quad (16)$$

基于概率  $\beta_{L_i}^t(k)$ , 对量测点  $Z_L(k)$  有如下滤波方程:

$$\hat{X}^t(k|k) = \sum_{i=1}^N \hat{X}_i^t(k|k) \mathbf{u}_k^t(i) \quad (17)$$

$$\begin{aligned} P^t(k|k) = & \sum_{i=1}^N \mathbf{u}_k^t(i) [P_i^t(k|k) + (\hat{X}_i^t(k|k) \\ & - \hat{X}^t(k|k))(\hat{X}^t(k|k) - \hat{X}_i^t(k|k))^T] \end{aligned} \quad (18)$$

其中  $N$  为模型个数,  $\mathbf{u}_k^t(i)$  为  $k$  时刻用第  $i$  个模型对航迹  $t$  更新时的模型概率:

$$\mathbf{u}_k^t(i) = \frac{1}{C} \Lambda_k(i) \bar{C}_i \quad (19)$$

其中:

$$\begin{cases} C = \sum_{i=1}^N \Lambda_k(i) \bar{C}_i \\ \Lambda_k(i) = \sum_{L=1}^{M_k} \beta_{L_i}^t(k) f_{L_i}^t(k) \\ \bar{C}_i = \sum_{t=1}^n P_{t_j} \mathbf{u}_{k-1}^t(i) \end{cases} \quad (20)$$

式中  $P_{t_j}$  为模型转移概率( $i \rightarrow j$ ), 式(17)、(18)中各模型状态估计及其协方差为:

$$\hat{X}_i^t(k|k) = \hat{X}_i^t(k|k-1) + \sum_{L=1}^{M_k} \beta_{L_i}^t(k) \mathbf{V}_{L_i}^t(k) \quad (21)$$

$$\begin{aligned} P_i^t(k|k) = & \beta_{i_0}(k) P_i^t(k|k-1) \\ & + [1 - \beta_{i_0}(k)] P_i^t(k|k) + \tilde{P}_i^t(k) \end{aligned} \quad (22)$$

其中  $\mathbf{V}_{L_i}^t(k)$  为等效量测点的新息, 且:

$$\mathbf{V}_{L_i}^t(k) = Z_L(k) - \hat{Z}_i^t(k|k-1) \quad (23)$$

式(21)、(22)中  $\hat{X}_i^t(k|k-1)$  及其协方差  $P_i^t(k|k-1)$  分别为由  $\hat{X}_{i_0}^t(k-1|k-1)$ ,  $P_{i_0}^t(k-1|k-1)$  作为第  $i$  个模型滤波器的输入所获得:

$$\hat{X}_{i_0}^t(k-1|k-1) = \sum_{i=1}^N \hat{X}_i^t(k-1|k-1) \mathbf{u}_{k-1/k-1}(i/j) \quad (24)$$

$$\begin{aligned} P^j(k-1/k-1) = & \sum_{i=1}^N [P^i(k-1/k-1) + (\hat{X}^i(k-1/k-1) \\ & - \hat{X}_{i_0}^t(k-1/k-1))(\hat{X}^i(k-1/k-1) - \hat{X}_{i_0}^t(k-1/k-1)) \\ & - \hat{X}_{i_0}^t(k-1/k-1))(\hat{X}^i(k-1/k-1) - \hat{X}_{i_0}^t(k-1/k-1))^T] \mathbf{u}_{k-1/k-1}(i/j) \end{aligned} \quad (25)$$

其中

$$\mathbf{u}_{k-1/k-1}(i/j) = \frac{P_{t_j} \mathbf{u}_{k-1}(i)}{\bar{C}_j} \quad (26)$$

算法具体流程如图 1 所示.

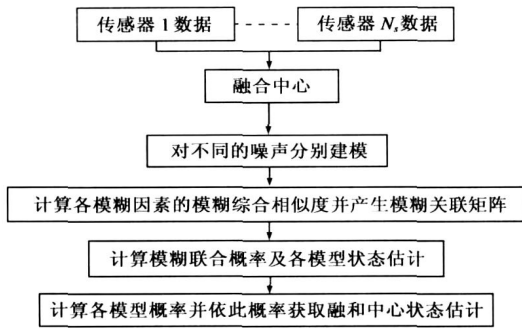


图 1 CIMM-MSFPDA 算法流程图

## 4 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,在这种统一的环境下对本文算法与单传感器交互式多模型联合概率数据互联算法以及集中交互式多传感器联合概率数据互联(CIMM-MSJPDA)算法进行仿真比较。

### 4.1 仿真环境

假设用三个二维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:  $N_s^1 = (-500\text{m}, -500\text{m}, 0\text{m})$ ;  $N_s^2 = (0\text{m}, 0\text{m}, 0\text{m})$ ;  $N_s^3 = (-500\text{m}, 500\text{m}, 0\text{m})$ . 各传感器性能参数分别为测距误差  $\sigma_{r1} = 300\text{m}$ ,  $\sigma_{r2} = 200\text{m}$ ,  $\sigma_{r3} = 100\text{m}$ ; 测角误差  $\sigma_{\theta1} = 0.03\text{rad}$ ,  $\sigma_{\theta2} = 0.02\text{rad}$ ,  $\sigma_{\theta3} = 0.01\text{rad}$ ; 雷达采样时间间隔  $T = 1\text{s}$ . 仿真中与各模糊因素对应的权向量初值取为  $a_1 = 0.3$ ,  $a_2 = 0.3$ ,  $a_3 = 0.15$ ,  $a_4 = 0.15$ ,  $a_5 = 0.1$ , 且 CIMM-MSFPDA 算法采用三种模型, 每种模型的过程噪声协方差系数:  $q_1 = 5$ ,  $q_2 = 0.1$ ,  $q_3 = 0.001$ , 取杂波密度  $m = 1.8$ , 并设其 Markov 转移概率:  $P_1 = [0.8, 0.15, 0.05; 0.3, 0.4, 0.3; 0.05, 0.15, 0.8]$ ; 本文假定算法跟踪两个近距离机动运动的目标, 其起始状态分别为:  $X_1 = [60000\text{m}, 0\text{m/s}, 40000\text{m}, -600\text{m/s}]'$ ,  $X_2 = [60000\text{m}, 0\text{m/s}, 4000\text{m}, 600\text{m/s}]'$ .  $t = 30\text{s}$  时,  $a_{x1} = 35$ ,  $a_{y1} = 35$ ;  $a_{x2} = -35$ ,  $a_{y2} = -35$ ; 整个仿真过程算法迭代 140 步, 仿真次数 50 次。

### 4.2 仿真结果

图 2 为目标真实运动轨迹与算法滤波轨迹比较图, 从图 2 中可以看出在目标机动时刻 CIMM-MSFPDA 算法的滤波效果明显好于单传感器 IMMJPDA 算法的滤波效果; 图 3, 图 4 分别为单传感器 IMMJPDA 算法、CIMM-MSJPDA 及 CIMM-MSFPDA 算法的均方根位置误差、均方根速度误差比较图, 根据图中的仿真结果可以看出本文算法的位置、速度跟踪精度较单传感器 IMMJPDA 算法的跟踪精度分别平均提高了 69% 和 37.5%, 较 CIMM-MSJPDA 算法的跟踪精度平均提高了 38% 和 17.8%. 产生这种结果的主要原因是本文算法直接对各传感器原

始数据进行模糊关联, 而 CIMM-MSJPDA 算法在进行数据压缩的过程中可能会丢失一些原始信息, 此外由于模糊技术的应用, 算法的跟踪精度在目标机动时刻容易出现一定的波动. 综上所述, 基于模糊理论的 CIMM-MSFPDA 算法能够很好地解决多传感器多机动目标跟踪问题。

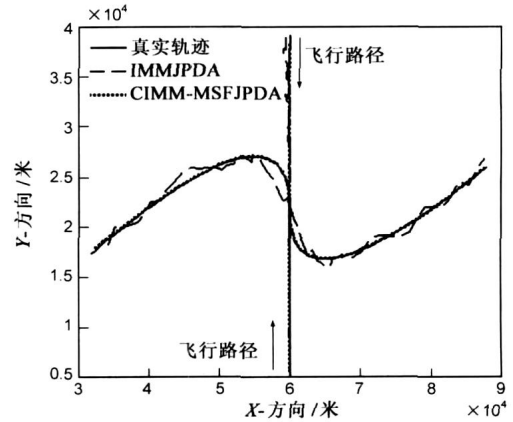


图 2 目标真实轨迹与算法滤波轨迹比较图

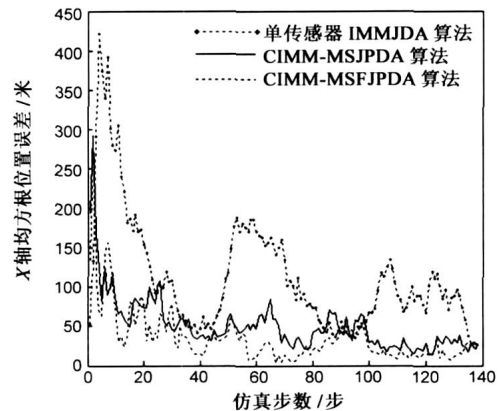


图 3 算法均方根位置误差比较图

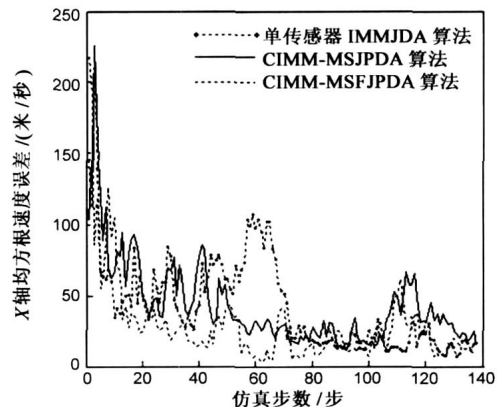


图 4 算法均方根速度误差比较图

## 5 结论

为解决杂波环境下多传感器多机动目标跟踪问题, 本文提出了一种集中交互式多传感器模糊联合概率数

据互联算法(CIMM-MSFJPD)。该算法首先设定多个跟踪模型,对于每个模型计算测量点迹与航迹测量预测之间的模糊综合相似度;然后计算模糊联合互联概率并基于此概率对各航迹进行状态估计及其协方差的更新;最后计算各模型概率,并据此概率对各模型所获得状态估计进行加权得出各航迹在融合中心最终的状态估计。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,彭应宁.多传感器信息融合及应用[M].北京:电子工业出版社,2000.  
He You, Wang Guohong, Lu Dajin, Peng Yingning. Multisensor Information Fusion With Applications[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2000. (in Chinese)
- [2] Bar shalom, Y(Ed.) Multitarget Multisensor Tracking: Applications and Advances[M]. Norwood, MA: Artech House, 1992.
- [3] L Y Pao, C W Frei. A comparison of parallel and sequential implementation of a multisensor multitarget tracking algorithm [A]. Proc. 1995 American Control Conf. Seattle[C]. Washington, June 1995. 1683- 1687.
- [4] K Chang, C. Chong, Bar Shalom. Joint probabilistic data association in distributed sensor networks[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1986, AC-31(10): 889- 897.
- [5] Bar shalom, Multitarget Multisensor Tracking: Advanced Application[M]. YBS Publishing, 1990
- [6] Bar shalom. Multitarget Multisensor Tracking: Principles and Techniques[M]. YBS publishing, 1995.
- [7] Hu Wenlong, Mao shiyi, Multisensor data association based on combinatorial optimization[J]. Journal of Systems Engineering

and Electronics. 1997, (1): 1- 9.

- [8] Pattipati K R. Passive Multisensor Data Association Using a New Relaxation Algorithm. In Multitarget Multisensor Tracking [M]. Norwood, MA: Artech, 1990.
- [9] Deb S, et al. An S dimensional assignment algorithm for track initiation[A]. Proc. of the IEEE Int. Conf. Systems Engineering [C]. Kobe, Japan, Sept 1992. 527- 530.
- [10] Deb S, et al. A multisensor multitarget data association algorithm for heterogeneous sensors [J]. IEEE Trans on AES, 1993, 29(2): 560- 568.
- [11] 张晶炜,何友,熊伟.集中交互式多传感器联合概率数据互联算法[J].光电工程,2006,33(11):26- 30.  
Zhang Jingwei, He You, Xiong Wei. Centralized interacted multisensor joint probabilistic data association algorithm [J]. Optoelectronic Engineering, 2006, 33(11): 26- 30. (in Chinese)

#### 作者简介:



张晶炜 男,1980年生于江西景德镇,现为烟台海军航空工程学院信号与信息处理专业博士研究生,研究方向为多目标跟踪、机动目标跟踪. E-mail: Inform-fusion@tom.com

何友 男,1956年生于吉林磐石,教授,博士,博士生导师,主要研究领域有:多传感器信息融合、多目标跟踪、模式识别、雷达自适应检测方法、分布检测理论及应用等。

(上接第1654页)

#### 参考文献:

- [1] 薛天宇,孟庆昌,华正权.模数转换器应用技术[M].北京:科学出版社,2001.36- 38.
- [2] 王百鸣.采样值的特殊模拟余量及分段量化处理[J].信号处理,2002,18(4):285- 288.  
Wang Baiming. Characteristic remainder and piecewise quantization on sampling data[J]. SignalProcessing, 2002, 18(4): 285- 288. (in Chinese)
- [3] 日稻叶保.模拟技术应用技巧101例[M].北京:科学出版社,2006.190- 195.
- [4] ANALOG DEVICES Co, 8 Bit 40 MSPS/60 MSPS/80 MSPS

A/D Converter AD9057[EB/OL]. [http://www.analog.com/UploadedFiles/Data\\_Sheets/AD9057.pdf](http://www.analog.com/UploadedFiles/Data_Sheets/AD9057.pdf), 2003.

- [5] Yur Jeong Kim, Ja Hyun Koa. An 8bit 1Gsps CMOS pipeline ADC[A]. Proceedings of 2004 IEEE Asia Pacific Conference on Advanced System Integrated Circuits[C]. Fukuoka, Japan IEEE, 2004. 424- 425.
- [6] Walt Kester. MF003: Understand SINAD, ENOB, SNR, THD, THD+ N, and SFDR So You Don't Get Lost in the Noise Floor [EB/OL]. <http://www.analog.com/en/content/0,2886,760%255F%255F91250,00.html/>, 2005-03-10.
- [7] 赵玉山,周跃庆,王萍.电流模式电子电路[M].天津:天津大学出版社,2001.222- 234.