

# 基于数据压缩的多传感器不敏滤波算法

管旭军<sup>1,2</sup> 芮国胜<sup>1</sup> 周旭<sup>1</sup> 张玉玲<sup>2</sup>

(1 海军航空工程学院电子信息工程系,烟台市二马路 188 号,264001)  
(2 92854 部队,湛江市,524009)

**摘要:**针对非线性系统中杂波环境下的集中式多传感器多目标跟踪问题,提出了一种基于数据压缩技术的多传感器不敏滤波算法。仿真结果表明,与 MSJPDA/EKF 算法相比,本文提出的算法具有更高的跟踪精度和稳定性,同时所选取的粗关联准则使算法的计算量减少了 62%。  
**关键词:**不敏卡尔曼滤波;数据关联;多传感器;多目标跟踪;非线性  
**中图法分类号:**P228.41; TN95

利用多个同类或异类传感器组成的多传感器跟踪系统具有可视范围广、相互之间量测信息互补性强等特点,比采用单传感器的目标跟踪系统能提供更好的目标跟踪性能,因而引起了广泛的注意。另一方面,计算机技术、通信技术和微电子技术的发展,各种面向非线性复杂应用背景的多传感器系统也越来越受到重视并逐步得以应用,非线性条件下的多目标状态估计,已成为越来越多学者的研究对象<sup>[1-4]</sup>。

多传感器多目标跟踪技术中的核心问题是测量点迹与航迹的数据关联。为了解决此问题,近 30 a 来,国内外学者进行了大量的研究,并提出了许多方法<sup>[1,2,5,6]</sup>。其中,Bar-Shalom 提出的联合概率数据互联(JPDA)算法<sup>[1-3,5,7]</sup>是单传感器多目标跟踪的一种良好、经典算法。在此基础上,Pao 将 JPDA 算法推广至集中式多传感器系统,提出了并行、顺序处理结构的集中式多传感器联合概率数据互联算法(MSJPDA),并指出顺序 MSJPDA 算法有更好的性能<sup>[2,8,9]</sup>。

在非线性系统中,顺序 MSJPDA 算法主要通过非线性系统线性化的方法,采用基于 EKF 思想的 MSJPDA/EKF 算法来解决此问题<sup>[1,10,11]</sup>。但是,由于 EKF 本身不稳定,难以调节,导致算法性能下降或错误关联、滤波发散。尽管 JPDA 算法作为经典的多目标跟踪算法是通过确认波门内所有量测加权平均来进行航迹更新,结果可能

得到有偏的航迹,而且在目标交接处误差较大。在非线性系统中,由于线性化误差的引入,对航迹估计的影响更大。

针对以上问题,本文提出了一种基于数据压缩的多传感器不敏滤波算法(SD-DCUKF),算法研究背景是基于多个同类非线性传感器网络中的多目标跟踪问题。在算法中,首先应用广义 S-D 分配规则<sup>[12,13]</sup>对每个传感器送来的观测数据进行组合,在所有可能组合中通过极大似然方法寻求最佳划分,并基于滤波一致性准则,提出了一种粗关联规则,有效地减少了 S-D 分配算法计算量。然后通过数据压缩方法对最佳划分中的多个传感器量测数据进行处理,获得等效量测数据,在此基础上采用不敏卡尔曼滤波<sup>[14-18]</sup>(UKF)实现非线性条件下目标状态估计与协方差的递推。

## 1 问题描述

假设在杂波环境中有  $N_t$  个目标,对其中任一目标  $t, t \in N_t$ ,非线性离散时间系统一般状态方程可描述为:

$$\mathbf{X}^t(k+1) = f^t[k, \mathbf{X}^t(k)] + \mathbf{V}^t(k) \quad (1)$$

式中,  $t=1, 2, \dots, N_t$  表示相应的目标;  $\mathbf{X}^t(k+1) \in \mathbf{R}^{n_{x^t}}$  是目标  $t$  在  $k+1$  时刻的状态向量;  $f^t(\cdot)$ :  $\mathbf{R}^{n_{x^t}} \rightarrow \mathbf{R}^{n_{x^t}}$  是对应于目标  $t$  的非线性状态转移函数;  $\mathbf{V}^t(k)$  为独立同分布的过程噪声向量序列,它

是高斯白噪声,其均值为 0,协方差矩阵为  $\mathbf{Q}^t(k)$ 。不同目标间的过程噪声相互独立, $n_{x^t}$  为目标  $t$  状态向量的维数。

整个系统共有  $N_s$  部传感器,每部传感器的通用量测方程可表示为:

$$\mathbf{Z}^{t,i}(k) = h^i[k, \mathbf{X}^t(k)] + \mathbf{W}^i(k) \quad (2)$$

式中,  $\mathbf{Z}^{t,i}(k) \in R^{n_{z^i}}$  是第  $i$  部传感器在  $k+1$  时刻所得到关于目标  $t$  的量测向量;  $h^i(\cdot): R^{n_{x^t}} \rightarrow R^{n_{z^i}}$  为第  $i$  部传感器的非线性量测函数;  $\mathbf{W}^i(k)$  为独立同分布的量测噪声序列,它也是高斯白噪声,其均值为 0,协方差矩阵为  $\mathbf{R}^i(k)$ ,且各传感器的观测噪声之间、量测噪声和过程噪声之间均相互独立;  $n_{z^i}$  为第  $i$  部传感器的量测向量的维数。

## 2 SD-DCUKF 算法

### 2.1 数据关联

对  $k$  时刻各传感器送来的量测数据  $Z = \{Z_s\}_{s=1}^{N_s}$ ,且  $Z_s = \{Z_{s,i}\}_{i=1}^{n_{z_s}}$  (这里及后文没有特别指出时,所有量测表示  $k$  时刻的量测,统一省去了)。首先按照广义 S-D 分配算法进行可行性划分。这种划分应满足如下要求:① 每个传感器的量测都属于一个目标或虚警;② 每个传感器的量测只属于一个目标。采用这种划分规则,可对各传感器量测进行组合并在所有可能组合中通过求解最大联合似然函数比得到最佳划分  $\gamma^*$  [2, 11]。

利用 S-D 分配方法获取最佳划分时,会产生较大的计算量,尤其当传感器和目标数量增多时,计算量显著增大。在分配问题中代价系数的计算是算法耗时最主要的部分,文献[11, 19]表明代价系数的计算时间约占整个算法 CPU 时间的 95%。本文中提出了一种粗关联准则,先通过粗关联方法排除掉一部分不可能的组合,避免了相应代价系数及后续计算,有效地减少了计算量。

粗关联遵照如下规则:

1) 如果  $c_{i_1 i_2 \dots i_{N_s}} > 0$ , 那么舍弃相应划分。

2) 对于划分  $\gamma$ , 假定  $\mathbf{z}_{i_1 i_2 \dots i_{N_s}} \in \gamma$  表示划分中目标  $t$  对应的各个传感器量测,如果  $\mathbf{Z}_{i_1 i_2 \dots i_{N_s}}$  为目标  $t$  的真实量测,那么由估计一致性准则[20]可得:

$$\begin{aligned} & [\mathbf{Z}_{i_s}(k) - \hat{\mathbf{Z}}^t(k | k-1)]^T \mathbf{S}_s^t(k)^{-1} \\ & [\mathbf{Z}_{i_s}(k) - \hat{\mathbf{Z}}^t(k | k-1)] \leq c\rho \end{aligned} \quad (3)$$

式中,参数  $\mathbf{Z}_{i_s}(k)$  表示来自传感  $s$  的量测;  $\mathbf{S}_s^t(k)$  表示对应于目标  $t$ 、传感  $s$  的新息协方差;  $\rho$  可由  $\chi^2$  分布表得到,其中  $c$  为一常数,考虑到非线性影

响,这里选取  $c \geq 1$ 。对于满足式(3)的划分予以保留,否则舍弃。

### 2.2 数据压缩

由 S-D 分配得到最佳划分  $\gamma^* = \bigcup_{t=1}^{N_s} \mathbf{Z}_t^*$ , 其中属于目标  $t$  的量测集合为  $\mathbf{Z}_t^* = (\mathbf{Z}_{i_1^t}^{1,*}, \mathbf{Z}_{i_2^t}^{2,*}, \dots, \mathbf{Z}_{i_{N_s^t}^t}^{N_s,*})$ , 这里  $\mathbf{Z}_{i_t^t}^{i_t,*}$  表示第  $i$  部传感器中第  $i_t$  个量测源于目标  $t$ 。对  $\mathbf{Z}_t^*$  按如下公式进行数据压缩:

$$\mathbf{Z}_c^t = \mathbf{R}_c \sum_{i=1}^{N_s} (\mathbf{R}^i)^{-1} \mathbf{Z}_{i_t^t}^{i_t,*} \quad (4)$$

$$\mathbf{R}_c = \left[ \sum_{i=1}^N (\mathbf{R}^i)^{-1} \right]^{-1} \quad (5)$$

得到目标  $t$  对应的等效量测值  $\mathbf{Z}_c^t$  与等效量测误差协方差  $\mathbf{R}_c$ 。

### 2.3 目标状态及协方差估计

对数据压缩后的非线性单传感器多目标跟踪问题,采用 UKF 来实现非线性系统下的随机变量的近似,各个目标通过 UKF 完成状态估计与协方差估计的递归传递,并将量测值与量测协方差用数据压缩后得到的等效量测值  $\mathbf{Z}_c^t$  与等效量测误差协方差  $\mathbf{R}_c$  代替。由于 UKF 使用一系列恰当选择的加权点来近似非线性函数中的随机变量的概率分布均值和协方差,对于非线性模型,可以获得比 EKF 更高精度的近似,因此能减少由非线性模型线性化引起的近似误差目标状态估计的影响。其算法实现如下。

1) 计算西格马点:

$$\begin{aligned} \chi^t(k-1) &= [\hat{\mathbf{X}}^t(k-1 | k-1) \hat{\mathbf{X}}^t(k-1 | k-1) + \\ & \sqrt{(L+\lambda) \hat{\mathbf{P}}^t(k-1 | k-1)} \cdot \\ & \hat{\mathbf{X}}^t(k-1 | k-1) - \\ & \sqrt{(L+\lambda) \hat{\mathbf{P}}^t(k-1 | k-1)}] \end{aligned} \quad (6)$$

时间更新:

$$\chi^t(k | k-1) = f^t(\chi^t(k-1 | k-1), k-1) \quad (7)$$

$$\hat{\mathbf{X}}^t(k | k-1) = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} \chi_i^t(k | k-1) \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{P}}^t(k | k-1) &= \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [\chi_i^t(k | k-1) - \\ & \hat{\mathbf{X}}^t(k | k-1)] [\chi_i^t(k | k-1) - \\ & \hat{\mathbf{X}}^t(k | k-1)]^T + \mathbf{Q}^t(k) \end{aligned} \quad (9)$$

$$\mathbf{Z}^t(k | k-1) = \mathbf{h}^t[k, \chi^t(k | k-1)] \quad (10)$$

$$\hat{\mathbf{Z}}^t(k | k-1) = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} \mathbf{Z}_i^t(k | k-1) \quad (11)$$

状态更新:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{X}}^t(k | k) &= \hat{\mathbf{X}}^t(k | k-1) + K^t(k) [\mathbf{Z}_c^t(k) - \\ & \hat{\mathbf{Z}}^t(k | k-1)] \end{aligned} \quad (12)$$

$$\hat{\boldsymbol{P}}^t(k|k) = \hat{\boldsymbol{P}}^t(k|k-1) - \boldsymbol{K}^t(k)\boldsymbol{S}^t(k)\boldsymbol{K}^{t\text{T}}(k)$$

(13)

式中,  $\boldsymbol{K}^t(k)$  为 UKF 中增益矩阵;  $\boldsymbol{Z}_i^t(k)$  为等效量测值, 且

$$\boldsymbol{K}^t(k) = \boldsymbol{P}_{X_k Y_k}^t (\boldsymbol{S}^t(k))^{-1}$$

(14)

$$\boldsymbol{P}_{X_k Y_k}^t = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{t(c)} [\boldsymbol{x}_i^t(k|k-1) - \hat{\boldsymbol{X}}^t(k|k-1)][\boldsymbol{Z}_i^t(k|k-1) - \hat{\boldsymbol{Z}}^t(k|k-1)]^{\text{T}}$$

(15)

$$\boldsymbol{S}^t(k) = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{t(c)} [\boldsymbol{Z}_i^t(k|k-1) - \hat{\boldsymbol{Z}}^t(k|k-1)][\boldsymbol{Z}_i^t(k|k-1) - \hat{\boldsymbol{Z}}^t(k|k-1)]^{\text{T}} + \boldsymbol{R}_c(k)$$

(16)

式中,  $\boldsymbol{R}_c(k)$  为式(5)得到的等效量测误差协方差。

### 3 仿真分析

仿真环境参照文献[2, 21], 目标均在  $x$ - $y$  平面内作匀速运动, 系统的状态方程为:

$$\boldsymbol{X}(k+1) = \boldsymbol{F}(k)\boldsymbol{X}(k) + \boldsymbol{f}(k)\boldsymbol{V}(k)$$

(17)

用三个二维传感器的观测数据对目标进行滤波, 传感器  $i$  的量测方程为:

$$\boldsymbol{Z}^i(k) = \begin{bmatrix} \sqrt{(x(k) - x_{pi})^2 + (y(k) - y_{pi})^2} \\ \tan^{-1} \left[ \frac{y(k) - y_{pi}}{x(k) - x_{pi}} \right] \end{bmatrix} + \boldsymbol{W}^i(k)$$

(18)

其中,  $i=1, 2, 3$ ,  $(x_{pi}, y_{pi})$  为第  $i$  个传感器在融合中心中的坐标, 在仿真中分别为一号(0 m, 0 m), 二号(-500 m, -500 m), 三号(-500 m, 500

m), 其性能参数分别为测距误差  $\sigma_{r1}=100$  m,  $\sigma_{r2}=200$  m,  $\sigma_{r3}=300$  m, 测角误差  $\sigma_{\theta1}=0.06$  rad,  $\sigma_{\theta2}=0.05$  rad,  $\sigma_{\theta3}=0.04$  rad。

考虑对两个交叉运动的目标跟踪, 两个目标的起始状态分别为:

$$\boldsymbol{X}^1 = [-37\ 500\ \text{m}, 400\ \text{m/s}, 42\ 500\ \text{m}, -400\ \text{m/s}]'$$

(19)

$$\boldsymbol{X}^2 = [-32\ 250\ \text{m}, 296\ \text{m/s}, 42\ 500\ \text{m}, -400\ \text{m/s}]'$$

(20)

大约在 51 s 左右两个目标发生交叉, 整个仿真过程目标运动 100 s, 采样间隔为  $T=1$  s, 仿真次数 50 次。仿真中采用非参数泊松分布杂波模型, 取波门内虚假量测的期望数  $m=2$ 。探测概率  $P_D=0.8$ , 门概率  $P_G=0.999\ 7$ 。另外在仿真中因为起始误差较大, 为了更清楚地展示出算法性能的差异, 仿真图中都从步长 10 开始。

单次仿真中, MSJPDA/EKF 与 SD-DCUKF 两种算法通常都能对两交叉目标有效跟踪, 但是仿真中也发现, 利用 50 次 Monte Carlo 仿真中位置与速度均方根误差比较两种算法的性能时, MSJPDA/EKF 算法常常出现发散现象。图 1 为 50 次 Monte Carlo 仿真得到的两目标  $x$  方向位置均方根误差与  $x$  方向速度均方根误差比较图。由图中可以看出, MSJPDA/EKF 算法出现了发散现象, 而此时 SD-DCUKF 算法仍能对两目标进行有效跟踪, 其主要原因: ① UKF 可以获得比 EKF 更高精度的近似, 因此能减少由非线性模型线性化引起的近似误差对互联概率及状态估计的影响; ② S-D 分配算法给出了与目标相关联的量测的最优解(最大似然准则上的), 目标跟踪性能更精确。因此, SD-DCUKF 算法性能明显好于 MSJPDA/EKF。

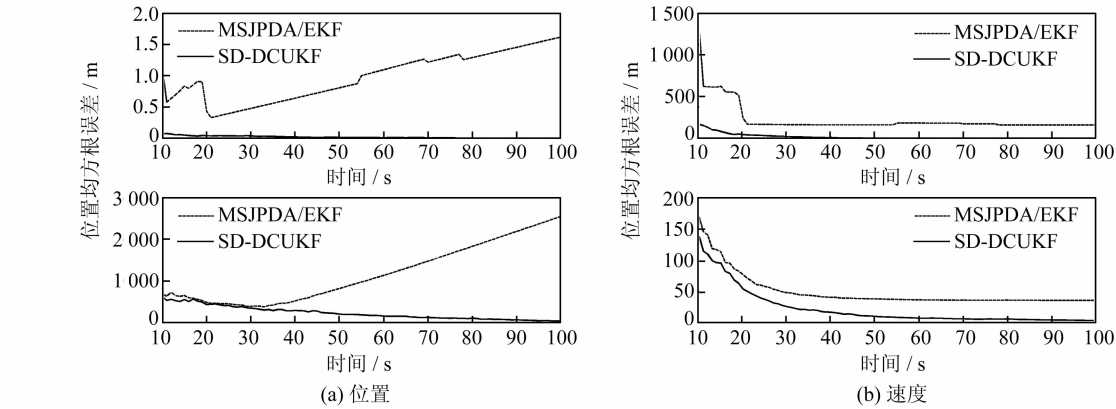


图 1 均方根误差比较图  
Fig. 1 Result of Experimental

为了比较两种算法稳定性的差异, 以 50 次 Monte Carlo 仿真为一组, 做 20 组(1 000 次) Monte Carlo 仿真得到的两种算法 50 次 Monte

Carlo 仿真中平均发散或错误关联的次数, SD-DCUKF 算法的平均发散次数(0.4)约为 MSJPDA/EKF 算法(1.85)的 22%, 其稳定性要明显好

于 MSJPDA/EKF 算法。

图 2 为 50 次 Monte Carlo 仿真中,不考虑发散现象时,两种算法得到的  $x$  方向位置均方根误差与  $x$  方向速度均方根误差比较图。从图中可以看出,此时两种算法都能对目标进行有效跟踪,SD-DCUKF 算法均方根误差要小于 MSJPDA/EKF 算法,尤其在两目标相遇前后。这主要是由于 MSJPDA/EKF 算法是通过计算目标波门内所有量测的加权平均来获得相应的航迹,在目标相遇时,来自另一目标的量测也会落入其量测波门,

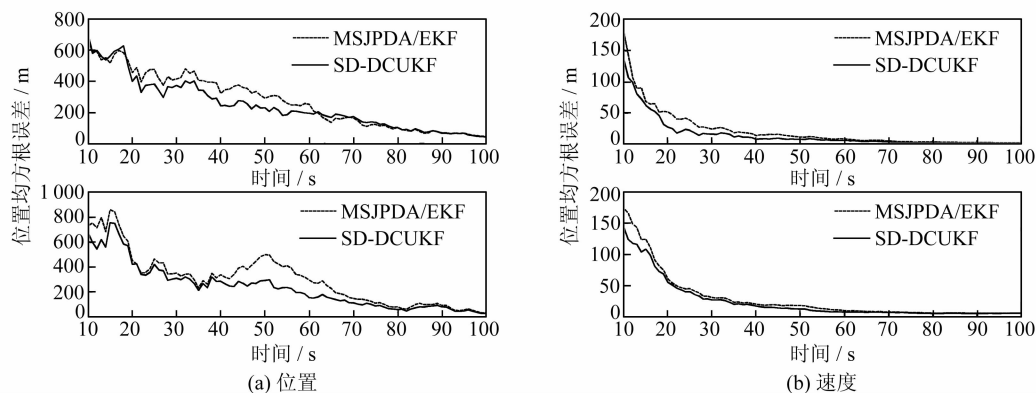


图 2 均方根误差比较图(剔除发散现象)

Fig. 2 Result of Experimental

文中只给出了两种算法对两目标在  $x$  轴方向的位置及速度跟踪性能比较图, $y$  轴方向的位置及速度跟踪性能比较结果与  $x$  轴相似。由上述仿真结果与分析可知,本文提出的 SD-DCUKF 算法综合性能要明显好于 MSJPDA/EKF 算法,而且所引入的粗关联准则有效地减少了算法计算量。

针对非线性系统中杂波环境下的多传感器多目标跟踪问题,本文提出一种基于数据压缩的多传感器不敏滤波算法,该方法能较好解决非线性环境中多传感器多目标跟踪问题。仿真结果表明,在非线条件下,本文给出的 SD-DCUKF 算法综合性能要好于 MSJPDA/EKF 算法,而且引入的粗关联规则使算法计算量明显减小,便于工程应用。通过文中的分析与仿真可以推断,当目标或杂波数量增多时,所采用的粗关联方法在有效减少计算量方面的优越性会更加显著。下一步的工作中,将考虑把此算法应用于多个被动雷达、红外传感器及被动声纳、浮标的联合定位问题中去。

## 参 考 文 献

[1] Bar-shalom Y. Multitarget-Multisensor Tracking: Advanced Application[M]. University of Connecticut,

而 SD-DCUKF 算法通过 S-D 分配方法得到最优划分,可以获得确切的量测,因而能得到更精确的目标航迹。

S-D 分配方法求取最佳划分时会产生较大的计算量,为了提高算法的实时性,算法中通过选择恰当的粗关联规则,在算法跟踪精度保持不变的情况下,有效地降低了计算量。SD-DCUKF 算法耗时 243.25 s,而 SD-DCUKF(含粗关联)仅为 93.5 s,本文提出的粗关联准则使算法的计算量减少了约 62%。

cut: Artech House,1990

- [2] 何友,王国宏,陆大钧,等. 多传感器信息融合及应用[M]. 北京:电子工业出版社,2000
- [3] Zhang H M, Liu S, Du C Y. A New Federated Filtering Method for Integrated Navigation of Vehicles [C]. IEEE International Conference on Mechatronics and Automation, Harbin, 2007
- [4] 修建娟,何友,修建华. 多目标纯方位定位和跟踪[J]. 现代雷达,2004,26(8):45-48
- [5] 周宏仁,敬忠良,王培得. 机动目标跟踪[M]. 北京:国防工业出版社,1991
- [6] Blackman S S. Multiple Hypothesis Tracking for Multipletarget Tracking[J]. IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems Magazine, 2004, 19(1):5-18
- [7] 熊伟,张晶炜,何友. 修正的概率数据互联算法[J]. 海军航空工程学院学报,2004,19(3):309-311
- [8] Pao L Y, Frei C W. A Comparison of Parallel and Sequential Implementation of a Multisensor Multitarget Tracking Algorithm[C]. American Control Conf. Seattle, Washington, 1995
- [9] O'Neil S D, Pao L Y. Multisensor Fusion Algorithm for Tracking[C]. American Control Conf. San Francisco,1993
- [10] Bar-shalom Y. Multitarget Multisensor Tracking: Principles and Techniques[M]. Storrs: YBS Pub-

lishing, 1995

[11] Bar-shalom Y. Multitarget Multisensor Tracking: Applications and Advances [M]. Boston: Artech House, 1992

[12] Deb S, Yeddanapudi M, Pattipati K, Bar-shalom Y. An Generalized S-D Assignment Algorithm for Multisensor-Multitarget State Estimation[J]. IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, 1997, 33(2):523-527

[13] Deb S, Pattipati K, Bar-shalom Y. A Multisensor-Multitarget Data Association Algorithm for Heterogeneous Sensors[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1993, 29(2):560-568

[14] Julier S J. A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2000, 45(3):477-482

[15] Julier S J. The spherical simplex unscented transformation[C]. Proceedings of the American Control Conference, Las Vegas, 2003

[16] Julier S J, Uhlmann J K. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. IEEE Aerospace and Electronic Systems, 2004, 92(3): 401-402

[17] 郑作亚, 陈永奇, 卢秀山. UKF 算法及其在 GPS 卫星轨道短期预报中的应用[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2008, 33(3): 249-252

[18] 吴江飞, 黄斌. 一种采样型平方根滤波及其应用[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2007, 32(8): 696-698

[19] Wan H, Kirubarajan T and Bar-shalom Y. Large Scale Air Traffic Surveillance Using Imm Estimation With Assignment[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1999, 35(1):255-266

[20] Bar-shalom Y, Fortmann T E. Tracking and Data Association [M]. New York: Academic press, 1988

[21] 张晶炜, 熊伟, 何友. 几种简化联合概率数据互联算法性能分析[J]. 系统工程与电子技术, 2005, 27(10):1807-1810

---

第一作者简介: 管旭军, 工程师, 博士生, 研究方向为多目标跟踪、多传感器信息融合、非线性滤波。  
E-mail: e318gxj@gmail.com

Multisensor Unscented Filter Algorithm Based on Data Compression

GUAN Xujun<sup>1,2</sup> RUI Guosheng<sup>1</sup> ZHOU Xu<sup>1</sup> ZHANG Yuling<sup>2</sup>

(1 Department of Electronic and Information Engineering, Naval Aeronautics and Astronautics University, 188 Erma Road, Yantai 264001, China)

(2 92854 Troops, Zhanjiang 524009, China)

**Abstract:** A novel multisensor multitarget unscented filter algorithm based on data compression, SD-DCUKF, is proposed for the centralized multisensor multitarget tracking problem of nonlinear system in clutter. In the new algorithm, the measurements from multiple sensors are first combined according to the rule of generalized S-D assignment algorithm and the optimal partition can be achieved. In order to reduce the computation burden, a new coarse association rule is proposed for S-D assignment. Then in the optimal partition, the measurements from the same target are dealt with by use of the method of data compression. Based on these, UKF is used for the propagation of state distribution in nonlinear system and the SD-DCUKF algorithm is derived. According to the simulation results, the accuracy and robustness of proposed algorithm are improved compared with the MSJPDA/EKF algorithm. Furthermore, the method of coarse association proposed makes the computation time decrease by 62 percent.

**Key words:** UKF; data association; multisensor; multitarget tracking; nonlinearity

---

**About the first author:** GUAN Xujun, Engineer, Ph. D. candidate, research direction: multitarget tracking, multisensor information fusion, nonlinear filtering.  
E-mail: e318gxj@gmail.com