

## 基于小波变换的快速多目标多帧多空间数据关联

田宏伟 敬忠良 胡士强

(上海交通大学航空航天信息与控制研究所 电子信息与电气工程学院 上海 200030)

**摘要** 该文提出一种基于小波变换的快速多目标多帧多空间数据关联算法。小波变换的引入把数据关联推广到多帧情况。该算法具有不依赖先验知识的特点,在复杂杂波环境下表现出较好的关联效果。算法的关联性能在多被动传感器多目标跟踪系统中进行了评估。仿真实验表明新算法在复杂杂波环境下表现出比联合概率数据关联等算法小的计算复杂度和好的关联效果。

**关键词** 数据关联,最近邻算法,多速率运动模型,小波变换

中图分类号: TN391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)11-2058-05

## Fast Multi-Scan Multi-Space Data Association for Multiple Targets Using Wavelet Transform

Tian Hong-wei Jing Zhong-liang Hu Shi-qiang

(Institute of Aerospace Information and Control, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200030, China)

**Abstract** A fast Multi-Scan Multi-Space Data Association (MSMSDA) algorithm for multiple targets is presented based on wavelet transform in this paper. With the introduction of wavelet transform, the data association is extended to multiple scan. The MSMSDA need not any prior knowledge and plays good performance in the complex clutter environment. The performance of the MSMSDA is evaluated in the multiple passive sensor multiple target tracking system in this paper. Simulations show that the proposed new algorithm has lower computational complexity and better performance of data association than the joint probabilistic data association (JPDA), etc., under complex clutter environment.

**Key words** Data association, Nearest-neighbor algorithm, Multirate model, Wavelet transform

### 1 引言

过去二十年,跟踪领域针对多目标跟踪问题提出多种数据关联算法<sup>[1-4]</sup>。概括起来可分为3类:最近邻数据关联算法,联合概率数据关联算法和多假设滤波算法。其中,联合概率数据关联算法和多假设滤波算法因其理论上的严密性和良好的关联效果而受到广泛关注并获得深入研究。但是联合概率数据关联算法和多假设滤波算法的计算量随目标个数和杂波密度的增加呈指数增加,并且算法的关联效果与环境的先验知识,如杂波模型、杂波密度、检测概率等密切相关。算法的这些特性限制了其在实际跟踪系统中的应用。

最近邻算法因具有概念清晰、计算复杂度小以及不依赖环境先验知识的特点而在实际跟踪系统中获得广泛应用。文献[5]使用真实雷达数据对多种数据关联算法进行了实验分析,得出在复杂环境下的多目标跟踪中,最近邻算法表现出比其他数据关联算法优异的关联效果。产生这种结果,是由于复杂数据关联算法的假设条件在实际跟踪系统中往往不能满足,导致算法性能下降。而最近邻算法由于不依赖系统

的先验知识,因此在实际系统中表现出较好的鲁棒性。但是使用最近邻算法进行数据关联时,目标航迹往往由于误关联和漏检而导致跟踪丢失或航迹合并。

小波变换作为重要的数学工具在信号处理领域获得了广泛应用,但小波变换在运用时要使用批量数据,限制了它在实时性要求很高的跟踪领域的应用。Hong<sup>[6,7]</sup>把小波变换方法首先引入到跟踪领域,开发了多速率运动模型,并在此基础上提出了多速率(multirate)跟踪方法<sup>[8,9]</sup>。由于多速率跟踪方法使用多帧量测信息更新目标状态,合理使用了序列量测数据中包含的相关信息,在降低算法计算复杂度的同时有效提高了目标的信噪比。在文献[8,9]中,Hong把概率数据关联算法和多速率跟踪方法结合,提出了交互式多模式概率数据关联算法,该算法数据关联和状态更新同在模式空间进行,在低杂波密度环境下表现出较好的关联效果,但软逻辑数据关联方法和多帧处理方法结合导致计算量随着杂波密度增加迅速增大,关联效果也迅速变差。

本文把小波变换和多速率运动模型引入最近邻数据关联算法,提出一种快速多目标多帧多空间数据关联方法。该方法改变最近邻数据关联算法在同一量测空间进行数据关联、状态更新的方式,使数据关联和滤波分别在不同空间进行,把最近邻算法推广到多空间情况。新的关联思想的提出,

2005-03-11 收到, 2005-10-08 改回

国家自然科学基金(60375008,60304007), 国家科技攻关计划世博科技专项(2004BA908B07), 上海市科技攻关重大预研项目(035115009), 高校博士点基金(20020248), 航空科学基金(02D57003)和航天支撑技术基金(2003-1.3.02)联合资助课题

在保持最近邻算法环境鲁棒性的同时，减少了最近邻算法误关联和漏检对跟踪效果的影响，有效提高了数据关联性能。

## 2 数学模型

### 2.1 模式和模式空间

Hong 在文献[8,9]提出模式和模式空间的概念,模式可简单理解为由量测序列经小波变换提取的运动特征。两种模式即可对匀速运动目标进行描述。两种模式分别为位置模式  $x_L$ , 方向模式  $x_H$ 。位置模式变量对应量测空间位置信息,方向模式变量对应量测空间速度信息。由模式变量张成的空间即为模式空间。

### 2.2 多速率运动模型(三分之一速率(one-third-rate)常速模型)

根据目标跟踪的特点,可选择Haar小波作为小波变换的小波函数<sup>[8,9]</sup>。相应的滤波器系数为： $\mathbf{H}=[h_1 \ h_2]=[\sqrt{2}/2 \ \sqrt{2}/2]$ 和 $\mathbf{G}=[g_1 \ g_2]=[-\sqrt{2}/2 \ \sqrt{2}/2]$ ，可以证明变换 $\mathbf{T}=\begin{bmatrix} \mathbf{H} \\ \mathbf{G} \end{bmatrix}$ 是正交的。因此，对于给定的量测空间内的全速率序列  $x(k)$ ，模式空间内的半速率低通和高通序列可由： $x_L(k)=h_1x(k-1)+h_2x(k)$  和  $x_H(k)=g_1x(k-1)+g_2x(k)$  获得。量测空间内的全速率序列可由如下逆变换： $[x(k-1) \ x(k)]=[h_1x_L(k)+g_1x_H(k) \ h_2x_L(k)+g_2x_H(k)]$  获得。

由文献[8,9]的方法可得三分之一速率常速模型：其状态方程为

$$\mathbf{X}^p(k+3) = \mathbf{F}^p(k)\mathbf{X}^p(k) + \mathbf{\Gamma}^p(k)v^p(k) \quad (1)$$

其中状态方程的状态变量、状态转移阵和过程噪声增益阵分别为

$$\mathbf{X}^p(k) = \begin{bmatrix} x_L(k) \\ x_H(k) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{F}^p(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{I} & 6\mathbf{I} \\ 0 & \mathbf{I} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{\Gamma}^p(k) = \begin{bmatrix} 5\sqrt{2}\mathbf{I} & 3\sqrt{2}\mathbf{I} & \sqrt{2}\mathbf{I} \\ \sqrt{2}\mathbf{I} & \sqrt{2}\mathbf{I} & \sqrt{2}\mathbf{I} \end{bmatrix}$$

上标  $p$  表示该变量为模式空间变量。

过程噪声符合高斯分布，即  $v^p(k) \sim N(0, \text{diag}\{q_{k+1_{H^2}}, q_{k+2_{H^2}}, q_{k+3_{H^2}}\})$ 。量测方程为

$$\mathbf{Z}^p(k) = \mathbf{H}^p(k)\mathbf{X}^p(k) + w^p(k) \quad (2)$$

其中模式空间量测和量测矩阵分别为

$$\mathbf{Z}^p(k) = \begin{bmatrix} \frac{1}{2}z(k-2) + z(k-1) + \frac{1}{2}z(k) \\ -\frac{1}{2}z(k-2) + \frac{1}{2}z(k) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{H}^p(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{I} & 0 \\ 0 & \mathbf{I} \end{bmatrix},$$

$z(i)$  表示量测空间内第  $i$  个时刻的量测。量测噪声符合高斯分布：即  $w^p(k) \sim N(0, \mathbf{R}^p(k))$ ，

$$\mathbf{R}^p(k) = \begin{bmatrix} \frac{1}{4}R(k-2) + R(k-1) + \frac{1}{4}R(k) & -\frac{1}{4}R(k-2) + \frac{1}{4}R(k) \\ -\frac{1}{4}R(k-2) + \frac{1}{4}R(k) & \frac{1}{4}R(k-2) + \frac{1}{4}R(k) \end{bmatrix}.$$

$\mathbf{R}^p(i)$  ( $i = k-2, k-1, k$ ) 为第  $i$  个时刻量测空间内量测误差的协方差矩阵。

## 3 快速多目标多帧多空间数据关联算法描述

最近邻算法是目前在跟踪系统中广泛使用的数据关联算法。该算法为一种硬逻辑数据关联算法，它选择和量测预测最近的回波作为正确量测来更新目标状态。由于最近邻算法状态更新使用全速率运动模型，因此存在“非此即彼”问题(即关联数据或者来自正确量测或者来自杂波)，当量测和目标航迹发生误关联时容易导致跟踪丢失或航迹合并。考虑图 1 所示情况，目标量测在时刻  $k$  落入两跟踪门重叠区域，使用最近邻算法很难确定量测数据的来源，容易产生误关联，从而导致航迹丢失或航迹合并。从图上可以看出，在时刻  $k-1$  和时刻  $k+1$ ，数据关联简单，容易获得正确的数据关联。如果时刻  $k-1$  和时刻  $k+1$  关联数据能够同时应用于目标状态更新，则在时刻  $k$  的误关联产生的不良影响将会被减弱。Hong 提出的多速率运动模型给我们提供了一个使用序列量测数据更新目标状态的有力工具。本文使用该数学模型进行数据关联，提高了关联效果。

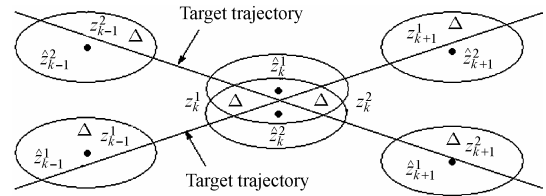


图 1 交叉目标航迹示意图

Fig.1 The trajectories of crossing targets

快速多目标多帧多空间数据关联算法原理框图如图 2 所示，主要包括两部分：量测空间内连续 3 帧基于最近邻算法的数据关联和模式空间目标状态更新。下面对算法进行详细描述：

假设在  $t_k$  时刻有模式空间内的滤波结果  $\hat{\mathbf{X}}^p(k|k)$  和  $\mathbf{P}^p(k|k)$ 。

(1) 模式空间量测预测 模式空间内  $t_{k+3}$  时刻的量测预测为

$$\hat{\mathbf{Z}}^p(k+3|k) = \mathbf{H}^p(k+3)\hat{\mathbf{X}}^p(k+3|k) \quad (3)$$

相应的信息协方差阵为  $\mathbf{S}^p(k+3) = \mathbf{H}^p(k+3)\mathbf{P}^p(k+3|k)\mathbf{H}^{p'}(k+3) + \mathbf{R}^p(k+3)$ 。其中  $\hat{\mathbf{X}}^p(k+3|k) = \mathbf{F}^p(k)\hat{\mathbf{X}}^p(k|k)$ ，

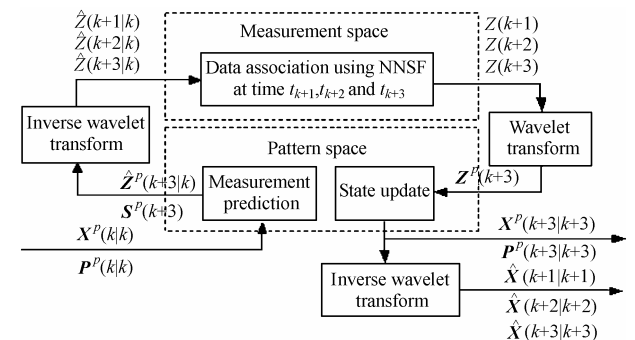


图 2 基于小波变换的快速多帧多空间数据关联方法原理框图

Fig.2 Multiple scan multiple space data association

$$P^p(k+3|k) = F^p(k)P^p(k|k)F^{p'}(k) + \Gamma^p(k)Q^p(k)\Gamma^{p'}(k)$$

(2) 量测空间量测预测 量测空间内  $t_{k+1}$ ,  $t_{k+2}$  和  $t_{k+3}$  时刻的状态预测可由小波逆变换的方法获得

$$\begin{bmatrix} \hat{Z}(k+1|k) \\ \hat{Z}(k+2|k) \\ \hat{Z}(k+3|k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{2}I & -I \\ \frac{1}{2}I & 0 \\ \frac{1}{2}I & I \end{bmatrix} \hat{Z}^p(k+3|k) \quad (4)$$

量测空间内  $t_{k+1}$ ,  $t_{k+2}$  和  $t_{k+3}$  时刻的新息协方差阵  $S(k+1)$ ,  $S(k+2)$  和  $S(k+3)$  可用相同的方法获得。

(3)  $t_{k+1}$ ,  $t_{k+2}$  和  $t_{k+3}$  时刻基于标准最近邻算法的数据关联

$$\begin{cases} Z(k+i) = \arg \min_{Z \in Z_{k+i}} \left( \left[ Z - \hat{Z}(k+i|k) \right]' S^{-1}(k+i) \cdot \left[ Z - \hat{Z}(k+i|k) \right] \right), & Z_{k+i} \neq \phi, \\ Z(k+i) = \hat{Z}(k+i|k), & Z_{k+i} = \phi, \end{cases} \quad i=1,2,3 \quad (5)$$

其中  $Z_{k+i}$  和  $S(k+i)$  为  $t_{k+i}$  时刻的有效回波和新息协方差阵。

(4) 模式空间量测数据计算 模式空间量测数据可由序列关联量测数据经小波变换获得, 即

$$Z^p(k+3) = \begin{bmatrix} Z_{k+3L} \\ Z_{k+3R} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{2}Z(k+1) + Z(k+2) + \frac{1}{2}Z(k+3) \\ -\frac{1}{2}Z(k+1) + \frac{1}{2}Z(k+3) \end{bmatrix} \quad (6)$$

(5) 基于多速率运动模型的状态更新

$$\hat{X}^p(k+3|k+3) = \hat{X}^p(k+3|k) + W^p(k+3)(Z^p(k+3) - \hat{Z}^p(k+3|k)) \quad (7)$$

其中  $W^p(k+3) = P^p(k+3|k)H^p(k+3)S^{p-1}(k+3)$ , 相应的状态估计的协方差阵为  $P^p(k+3|k+3) = P^p(k+3|k) - W^p(k+3)S^p(k+3)W^{p'}(k+3)$ 。

(6) 量测空间状态估计计算 由于量测空间内的状态估计是跟踪系统所需要的, 因此量测空间内的目标状态可通过如下小波变换获得

$$\begin{bmatrix} \hat{x}(k+1|k+3) \\ \hat{x}(k+2|k+3) \\ \hat{x}(k+3|k+3) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{2}I & -I \\ \frac{1}{2}I & 0 \\ \frac{1}{2}I & I \end{bmatrix} \hat{X}^p(k+3|k+3) \quad (8)$$

$$\hat{x}(k+i|k+i) = \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{T} \end{bmatrix} \hat{X}^p(k+3|k+3), \quad i=1,2,3 \quad (9)$$

### 4 仿真分析

本文把新算法应用于多被动传感器多目标跟踪系统进行仿真。目标航迹和被动传感器载机位置如图 3 所示。目标在两维平面内作速度为 300m/s 的匀速直线运动,  $\alpha$  表示两目标航迹的夹角, 仿真中目标航迹夹角分别为  $3^\circ$  和  $6^\circ$ 。两载机在二维平面内分别做以(100000, 5000)和(100000,15000)为

圆心半径为 1500m 的匀速圆周运动, 载机速度为 280m/s。两被动传感器的角度量测噪声标准差为  $\sigma_{\theta_i} = 1\text{mrad}$ , 采样周期为 1s, 运动时间为 180s。航迹在无杂波环境下起始, 杂波在  $t=10\text{s}$  时按照文献[3]中所述方法加入, 杂波密度分别为  $0 \times 10^{-7}/\text{m}^2$ ,  $2 \times 10^{-7}/\text{m}^2$ ,  $4 \times 10^{-7}/\text{m}^2$ 。仿真实验中假设目标检测概率为  $P_D=0.9$ 。

多被动传感器多目标跟踪系统中可采用多种融合跟踪结构。为保证数据关联算法比较的公平性, 仿真实验中统一采用集中融合方式, 即, 由不同观测站获得的角度量测经无源定位的方法获得目标的位置信息, 然后运用不同的数据关联算法完成数据关联。融合跟踪结构如图 4 所示。

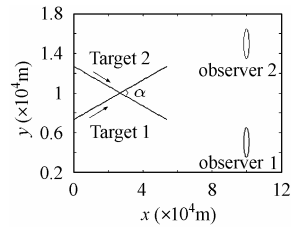


图 3 交叉目标航路和观测站分布示意图

Fig.3 The trajectories of crossing targets and observations

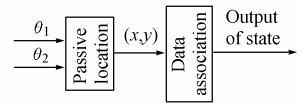


图 4 融合跟踪结构图

Fig.4 The framework of fusion tracking

在仿真实验中我们把新算法与最近邻算法(NN)、概率数据关联算法(PDA)和联合概率数据关联算法(JPDA)进行比较。跟踪丢失定义按文献[3]定义为量测连续 20 帧没有落入航迹的跟踪门内。跟踪保持概率为 Monte-Carlo 仿真实验中跟踪成功概率。在仿真实验中联合概率数据关联算法确认矩阵的拆分采用文献[10]中提出的深度优先算法进行。所有算法的计算量(计算机 CPU 运算时间)都以最近邻算法为基准进行了归一化。在上述条件下进行 100 次 Monte-Carlo 仿真实验, 结果如表 1-表 6 所示。各算法均方根误差为所有算法均跟踪成功情况下计算获得, 由于在场景 1 中, NN 和 PDA 跟踪成功次数较少, 不利于比较算法精度, 因此仅对场景 2 下各算法精度进行比较。

表 1 跟踪保持概率比较表(场景 1)

| 场景 1( $\alpha=3^\circ$ )      | 跟踪保持概率 (%) |     |      |        |
|-------------------------------|------------|-----|------|--------|
|                               | NN         | PDA | JPDA | MSMSDA |
| 杂波密度                          |            |     |      |        |
| $0 \times 10^{-7}/\text{m}^2$ | 24         | 4   | 38   | 56     |
| $2 \times 10^{-7}/\text{m}^2$ | 14         | 3   | 28   | 52     |
| $4 \times 10^{-7}/\text{m}^2$ | 8          | 3   | 25   | 37     |

表 2 跟踪保持概率比较表(场景 2)

| 场景 2( $\alpha=6^\circ$ )      | 跟踪保持概率 (%) |     |      |        |
|-------------------------------|------------|-----|------|--------|
|                               | NN         | PDA | JPDA | MSMSDA |
| 杂波密度                          |            |     |      |        |
| $0 \times 10^{-7}/\text{m}^2$ | 86         | 74  | 90   | 99     |
| $2 \times 10^{-7}/\text{m}^2$ | 78         | 64  | 79   | 89     |
| $4 \times 10^{-7}/\text{m}^2$ | 26         | 35  | 45   | 55     |

表 3 计算量比较表(场景 1)

Tab.3 Comparison of track computational load (scenario 1)

| 场景 1( $\alpha=3^\circ$ )      | 计算量 |      |         |        |
|-------------------------------|-----|------|---------|--------|
| 杂波密度                          | NN  | PDA  | JPDA    | MSMSDA |
| $0 \times 10^{-7}/\text{m}^2$ | 1   | 1.17 | 14.32   | 0.35   |
| $2 \times 10^{-7}/\text{m}^2$ | 1   | 1.20 | 105.04  | 0.35   |
| $4 \times 10^{-7}/\text{m}^2$ | 1   | 1.91 | 1102.50 | 0.35   |

表 4 计算量比较表(场景 2)

Tab.4 Comparison of track computational load (scenario 2)

| 场景 2( $\alpha=6^\circ$ )      | 计算量 |      |        |        |
|-------------------------------|-----|------|--------|--------|
| 杂波密度                          | NN  | PDA  | JPDA   | MSMSDA |
| $0 \times 10^{-7}/\text{m}^2$ | 1   | 1.15 | 10.56  | 0.35   |
| $2 \times 10^{-7}/\text{m}^2$ | 1   | 1.19 | 63.67  | 0.35   |
| $4 \times 10^{-7}/\text{m}^2$ | 1   | 1.89 | 450.78 | 0.35   |

表 5 位置均方根误差比较表(场景 2)

Tab.5 Comparison of position RMSE (scenario 2)

| 场景 2( $\alpha=6^\circ$ )      | 位置均方根误差 (m) |        |        |        |
|-------------------------------|-------------|--------|--------|--------|
| 杂波密度                          | NN          | PDA    | JPDA   | MSMSDA |
| $0 \times 10^{-7}/\text{m}^2$ | 302.72      | 283.92 | 283.73 | 221.04 |
| $2 \times 10^{-7}/\text{m}^2$ | 367.35      | 322.43 | 321.80 | 319.38 |
| $4 \times 10^{-7}/\text{m}^2$ | 343.54      | 318.43 | 318.18 | 307.85 |

表 6 速度均方根误差比较表(场景 2)

Tab.5 Comparison of velocity RMSE (scenario 2)

| 场景 2( $\alpha=6^\circ$ )      | 速度均方根误差 (m/s) |       |       |        |
|-------------------------------|---------------|-------|-------|--------|
| 杂波密度                          | NN            | PDA   | JPDA  | MSMSDA |
| $0 \times 10^{-7}/\text{m}^2$ | 14.51         | 14.08 | 14.12 | 8.72   |
| $2 \times 10^{-7}/\text{m}^2$ | 16.17         | 13.68 | 13.67 | 10.68  |
| $4 \times 10^{-7}/\text{m}^2$ | 10.82         | 8.58  | 8.60  | 8.10   |

从表 1 和表 2 可以看出: JPDA 作为经典的概率数据方法在多被动传感器跟踪系统中性能有较大幅度下降, 这主要是因为 JPDA 是一种基于先验知识的概率数据关联算法, 它假设杂波服从均匀分布。但是在多被动传感器跟踪系统中由于“鬼点”的存在, 使得杂波分布模型变得极为复杂, 不能简单地用独立同分布的均匀分布描述。这种分布不符合 JPDA 的假设条件, 因此 JPDA 的性能大幅度下降。仿真实验中 PDA 的跟踪保持性能最差, 这主要是因为该算法是针对单目标设计的数据关联算法, 而且该算法也假设杂波密度符合均匀分布, 这两点在仿真实验中都不满足, 导致跟踪保持效果恶化。NN 虽然是一种不依赖先验知识的数据关联算法, 但是该算法数据关联逻辑简单, 容易产生误关联, 导致跟踪丢失。MSMDA 算法在不同场景和不同杂波密度情况下均表现出最好的跟踪保持率。这主要是因为该算法不仅具有 NN 不依赖于杂波模型的优点, 而且由于小波变换的引入, 目标状态更新由序列关联量测共同完成, 减少了误关联对跟踪性能的影响。

从表 3 和表 4 可以看出: 在所比较的多种算法中, JPDA 具有最大的计算量, 计算量随杂波密度增大急剧增大。而且在同样杂波密度状况下, 当航迹夹角变小时, 由于落入跟踪门内的“鬼点”数量增加, 计算量明显变大。在 PDA 中, 由于不需要拆分确认阵和进行可行事件概率的计算, 它的计算量随杂波密度的增大略微增加。MSMSDA 在所示算法中计算量最小, 这是由于该算法使用序列关联数据更新目标状态, 减少了计算量。

从表 5 和表 6 可以看出: MSMSDA 在各算法中具有最好的状态估计精度, PDA 和 JPDA 次之, 并具有相近的状态估计精度, NN 的状态估计精度最差。MSMSDA 由于不需要任何杂波分布的先验知识, 在“鬼点”存在时, 表现出较好的关联效果, 而且序列量测数据的小波变换压缩了量测噪声, 提高了状态估计精度。PDA 和 JPDA 假设杂波服从独立同分布的均匀分布, 而当“鬼点”存在时, 这一假设不能满足, 导致算法状态估计效果下降。由于当目标量测没有落入门限的共同区域时, JPDA 和 PDA 状态估计效果相同, 因此 PDA 和 JPDA 状态估计效果相近。NN 由于受误关联的影响较大, 其状态估计效果较差。

## 5 结束语

本文提出了一种多目标快速数据关联算法。该算法在不同空间进行数据关联和状态更新, 把最近邻算法推广到多空间情况。新算法不仅具有最近邻算法计算量小和不依赖环境先验知识的优点, 而且关联效果比最近邻算法有显著提高。新算法的关联效果在被动多目标跟踪系统中进行了评估。仿真结果表明新算法在被动多目标跟踪系统中表现出比最近邻算法, 概率数据关联算法和联合概率数据关联算法好的关联效果, 而且计算量也有明显减少。本文提出的多帧最近邻数据关联算法使用了三帧关联量测进行目标状态更新, 在实际运用中可以根据实际情况按本文方法推广到任意帧数情况。

## 参考文献

- [1] Bar-Shalom Y, Tse E. Tracking in a cluttered environment with probabilistic data association. *Automatica*, September 1975, 11: 451-460.
- [2] Reid D B. An algorithm for tracking multiple targets. *IEEE Trans. on Automatic Control*, 1979, 24(6): 843-854.
- [3] Bar-Shalom Y, Fortmann T E. Tracking and data association. Academic Press, New York, 1988.
- [4] Blackman S S, Popoli R. Design and analysis of modern tracking systems. Artech House, 1999.
- [5] Leung H, Hu Z J, Blanchette Martin. Evaluation of multiple radar target trackers in stressful environments. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 1999, 35(2): 663-674.
- [6] Hong L. Multiresolutional distributed filtering. *IEEE Trans. on*

- Automatic Control*, 1994, 39(4): 853–856.
- [7] Hong L. Multiresolutional multiple-model target tracking. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 1994, 30(2): 518–524.
- [8] Hong L, Cui N Z. An interacting multipattern probabilistic data association (IMP-PDA) algorithm for target tracking. *IEEE Trans. on Automatic Control*, 2001, 46(8): 1223–1236.
- [9] Hong L, Cui N Z, Cong S, Wicher D. An interacting multipattern data association(IMPDA) tracking algorithm. *Signal Processing*, 1998, 71: 55–77.
- [10] Zhou B, Bose N K. Multitarget tracking in clutter: Fast algorithms for data association. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 1993, 29(2): 352–363.
- [11] 周宏仁, 敬忠良, 王培德. 机动目标跟踪. 北京: 国防工业出版社, 1991.
- 田宏伟: 男, 1973 年生, 博士生, 研究方向为信号处理、智能信息融合与控制.
- 敬忠良: 男, 1960 年生, 国家教育部“长江学者奖励计划”特聘教授, 博士生导师, 上海交通大学空天科学技术研究院副院长、研究领域为随机控制、目标跟踪、智能信息融合、图像融合.
- 胡士强: 男, 1969 年生, 教授, 研究领域为数据融合、目标跟踪.