

基于全局最优的被动多传感器多目标轨迹关联算法

盛卫东 林两魁 安 玮 周一宇

(国防科技大学电子科学与工程学院 长沙 410073)

摘 要: 多目标轨迹关联问题是天基光学跟踪系统的核心和难点之一。传统的分布式轨迹关联方法基于目标的 3 维轨迹信息, 不适用于被动传感器的 2 维轨迹关联问题。为此, 该文以倾角差为统计检验量, 建立轨迹统计检验模型, 提出基于全局最优思想的轨迹关联算法, 并用密集多目标场景进行算法的蒙特卡罗仿真。结果表明, 该轨迹关联算法性能优良, 可以有效完成密集目标环境下的被动多传感器多目标轨迹关联任务。

关键词: 多传感器多目标; 轨迹关联; 倾角差统计量; 全局最优

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2010)07-1621-05

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2009.01091

A Passive Multisensor Multitarget Track Association Algorithm Based on Global Optimization

Sheng Wei-dong Lin Liang-kui An Wei Zhou Yi-yu

(School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Track association of multitarget is one of the key and difficult issue in the space-based optical tracking system. Traditional distributed track association methods rely on three dimension information of the tracks, are no longer applicable to the two dimensional track association issue. Therefore, the hinge angle difference is treated as statistic, a track statistical testing model is constructed, and a global optimization track association algorithm is proposed. Finally, a Monte Carlo simulation of dense targets is done, results show that the proposed algorithm has favorable performance, and can accomplish the passive multisensor multitarget track association task efficiently in dense targets scenario.

Key words: Multisensor multitarget; Track association; Hinge angle difference statistic; Global optimization

1 引言

天基光学跟踪系统利用多个天基平台搭载的光学传感器实现对目标的跟踪定位, 如美国的国防支援计划(Defense Support Program, DSP)和天基跟踪监视系统(Space Tracking and Surveillance System, STSS)^[1]。天基光学跟踪系统属于多传感器纯被动测角跟踪体制, 交叉定位存在大量幻影“ghost”目标^[2], 密集目标情况下的数据关联非常困难。被动体制下研究较多的数据关联方法常采用集总式处理结构^[3,4], 每一个传感器需要输出全部的疑似目标点迹, 对链路传输容量的需求很高, 天基光学跟踪系统更倾向于分布式处理结构^[5,6]。在分布式处理结构中, 每一个传感器都利用本身的观测数据进行本地数据关联, 输出仅仅是目标的 2 维角轨迹(angle track or mono-track)^[6,7], 对链路传输容量

需求比集总式结构大大降低。在多目标情况下, 为了实现对每一个目标的高精度 3 维跟踪, 需要先后经过角轨迹关联和最优参数估计两个步骤^[6,7]。角轨迹关联是指将不同传感器的角轨迹数据关联到每一个目标, 最优参数估计则是根据关联在一起的角轨迹数据估计目标的 3 维状态参数, 关联性能直接决定了多目标的跟踪性能。因此, 研究多传感器多目标之间的轨迹关联问题在天基光学跟踪系统中具有重要意义。

分布式系统中基于 3 维轨迹关联的研究文献较多^[8,9], 由于被动单传感器无法直接获得目标的 3 维位置, 3 维轨迹的关联方法在被动轨迹关联问题已经不再适用。文献[10]针对类似的被动关联问题, 提出倾角差(hinge angle difference)统计检验方法来判断两条角轨迹是否来自于同一个目标。仿真分析表明, 该方法在目标密集环境下存在大量错误关联。本文借鉴量测与量测(measurement-to-measurement)的关联方法^[6,7], 提出基于全局最优思想的角轨迹关联算法, 本算法通过寻找全局总代价

2009-08-17 收到, 2010-03-09 改回

中国博士后科学基金(20080430223)资助课题

通信作者: 盛卫东 shengweidong1111@sohu.com

最小的关联组合, 在密集目标环境中具有良好的关联性能。关于代价函数的选择问题, 本文将单一时刻的倾角差模型扩展到多个观测时刻, 建立适合于角轨迹关联的统计检验模型, 并将该统计量作为代价函数。最后针对 STSS 中密集目标场景进行算法的蒙特卡罗仿真, 结果表明, 本文算法性能优良, 能够在密集目标环境下完成多目标轨迹关联任务。文章结构安排如下: 第 2 节建立基于倾角差的角轨迹统计检验模型; 第 3 节以倾角差统计量为代价函数, 提出基于全局最优思想的角轨迹关联算法; 第 4 节进行蒙特卡罗仿真试验; 第 5 节是结束语。

2 基于倾角差的角轨迹统计检验模型

在天基光学跟踪系统中, 3 颗以上卫星之间的角轨迹关联问题可以转换为多个双星关联问题, 因此双星关联问题是研究重点, 本文主要考虑双星情况。

记卫星 i 的第 j 条角轨迹为 $\text{tr}k_{ij} = \{\langle \alpha_{ij}(t_n), \beta_{ij}(t_n) \rangle\}_{n=1}^{M_{ij}}$, $i=1,2, j=1,2, \dots, N_i$, 其中, N_i 表示第 i 颗卫星的角轨迹条数, $\alpha_{ij}(t_n)$ 表示 t_n 时刻方位角, $\beta_{ij}(t_n)$ 表示 t_n 时刻俯仰角, M_{ij} 表示角轨迹 $\text{tr}k_{ij}$ 中的测量点数, 即角轨迹长度。角轨迹关联的目的是将隶属于同一个目标的不同卫星传感器的角轨迹关联在一起。

设 t_n 时刻第 j 个目标的 3 维状态为 $\mathbf{x}_j(t_n) = [\mathbf{r}_j(t_n)^T, \dot{\mathbf{r}}_j(t_n)^T]^T$, 其中 $\mathbf{r}_j = [x_j, y_j, z_j]^T$ 表示目标 3 维位置, $\dot{\mathbf{r}}_j = [\dot{x}_j, \dot{y}_j, \dot{z}_j]^T$ 表示目标 3 维速度, 同理, 假设第 i 颗卫星的状态为 $\mathbf{x}_{s,i}(t_n) = [\mathbf{r}_{s,i}(t_n)^T, \dot{\mathbf{r}}_{s,i}(t_n)^T]^T$, $i=1,2$ 。

参考文献[6]测量模型, 方位角和俯仰角的定义如下:

$$\begin{bmatrix} \alpha_{ij}(t_n) \\ \beta_{ij}(t_n) \end{bmatrix} = \mathbf{h}(\mathbf{x}_j(t_n), \mathbf{x}_{s,i}(t_n)) + \mathbf{w}_{ij}(t_n) \quad (1)$$

$$\text{其中 } \mathbf{h}(\mathbf{x}_j(t_n), \mathbf{x}_{s,i}(t_n)) = \begin{bmatrix} \tan^{-1} \frac{y_j(t_n) - y_{s,i}(t_n)}{x_j(t_n) - x_{s,i}(t_n)} \\ \sin^{-1} \frac{z_j(t_n) - z_{s,i}(t_n)}{\|\mathbf{r}_j(t_n) - \mathbf{r}_{s,i}(t_n)\|} \end{bmatrix},$$

$\mathbf{w}_{ij}(t_n) \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{R}_{ij}(t_n))$, 表示测量噪声服从正态分布, 均值为 0, 方差阵为 $\mathbf{R}_{ij}(t_n)$ 。

被动测角系统经常采用倾角差作为数据关联准则, 倾角如图 1 所示 [2,6,10]。

图中, \mathbf{r}_{12} 表示卫星 1, 卫星 2 之间的相对位置矢量, $\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2$ 分别表示卫星 1, 卫星 2 的目标方向余弦矢量。定义倾角差 $e(t_k) = V_1(t_k) - V_2(t_k)$, 其中, $V_1(t_k)$ 为 $\mathbf{r}_{12}, \mathbf{u}_1$ 确定的平面与参考平面之间的夹角,

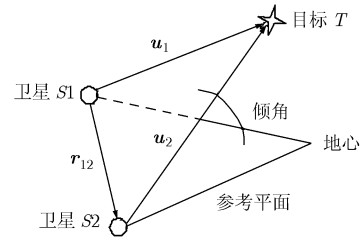


图 1 倾角示意图

$V_2(t_k)$ 为 $\mathbf{r}_{12}, \mathbf{u}_2$ 确定的平面与参考平面之间的夹角。如果两颗卫星观测同一个目标, 则 $e(t_k)$ 可以用 0 均值高斯分布描述, 方差为 $\sigma^2(t_k) = \sigma_{v1}^2(t_k) + \sigma_{v2}^2(t_k)$ [6]。若定义该时刻的统计量 $q^2(t_k)$ 如式(2)所示, 则 $q^2(t_k)$ 服从自由度为 1 的 χ^2 分布。

$$q^2(t_k) = \frac{e^2(t_k)}{\sigma^2(t_k)} = \frac{(V_1(t_k) - V_2(t_k))^2}{\sigma_{v1}^2(t_k) + \sigma_{v2}^2(t_k)} \quad (2)$$

本文将单一时刻的倾角差模型推广到多个观测时刻, 建立适合角轨迹关联的倾角差统计检验模型。以第 1 卫星的第 j_1 条角轨迹 $\text{tr}k_{1j_1}$ 和第 2 颗卫星的第 j_2 条角轨迹 $\text{tr}k_{2j_2}$ 为例, 首先将 $\text{tr}k_{1j_1}, \text{tr}k_{2j_2}$ 的观测数据插值到同一个时间序列 $t_1, t_2, \dots, t_{N_{j_1, j_2}}$, N_{j_1, j_2} 表示时间序列长度, 然后根据式(2)计算不同时刻的统计量 $q_{j_1, j_2}^2(t_i), i=1, 2, \dots, N_{j_1, j_2}$, 并定义倾角差统计检验模型 d_{j_1, j_2}^2 如下:

$$d_{j_1, j_2}^2 = \frac{\sum_{i=1}^{N_{j_1, j_2}} q_{j_1, j_2}^2(t_i)}{N_{j_1, j_2}} \quad (3)$$

如果 $\text{tr}k_{1j_1}$ 和 $\text{tr}k_{2j_2}$ 来自于同一个目标, 则 $N_{j_1, j_2} \times d_{j_1, j_2}^2$ 服从自由度为 N_{j_1, j_2} 的 χ^2 分布。可以通过监视 d_{j_1, j_2}^2 变化情况来判断 $\text{tr}k_{1j_1}, \text{tr}k_{2j_2}$ 是否来自于同一个目标 [10]。定义假设如下:

H_0 : $\text{tr}k_{1j_1}, \text{tr}k_{2j_2}$ 来自于相同目标;

H_1 : $\text{tr}k_{1j_1}, \text{tr}k_{2j_2}$ 来自于不同目标。

设 α 为显著性水平, $1 - \alpha$ 为置信区间, 并定义

判决门限 $\text{Th}_{j_1, j_2} \triangleq \frac{\chi_{N_{j_1, j_2}}^2(1 - \alpha)}{N_{j_1, j_2}}$, 则对假设的检验判

决为

$$d_{j_1, j_2}^2 \leq \text{Th}_{j_1, j_2}, \quad H_0 \text{ 被接受} \quad (4)$$

$$d_{j_1, j_2}^2 > \text{Th}_{j_1, j_2}, \quad H_1 \text{ 被接受} \quad (5)$$

其中 $\chi_{N_{j_1, j_2}}^2(1 - \alpha)$ 是自由度为 N_{j_1, j_2} 的 χ^2 分布在置信度取 $1 - \alpha$ 时的门限, 查表可获得。

仿真分析表明, 如果仅仅监视 d_{j_1, j_2}^2 的变化情况, 则在密集目标环境下存在大量的错误关联, 具体见表 1 的仿真结果, 因此需要研究性能更好的关联算法。

3 基于全局最优的角轨迹关联算法

角轨迹与角轨迹的关联问题类似于量测与量测的关联问题, 可以借鉴成熟的量测与量测关联技术。在量测与量测的关联问题中, 为了提高密集量测情况下的多目标关联性能, 比较常用的方法包括最邻近方法(Nearest Neighbor, NN)、全局最邻近方法(Global Nearest Neighbor, GNN)、联合概率数据关联方法(Joint Probability Data Association, JPDA)、多假设跟踪方法(Multiple Hypothesis Tracking, MHT)等^[5,6]。其中, JPDA方法和MHT方法都存在计算量巨大的缺点, 本文主要借鉴GNN方法的基本思想, 将角轨迹关联问题描述成2维指派问题。2维指派算法中需要选择合适的代价函数, 以上多种代价函数都以目标似然函数为基础, 需要依赖目标的3维轨迹信息^[8], 因此在被动体制下不再适用。本文直接将倾角差统计量 d_{j_1, j_2}^2 作为代价函数, 该方法不需要目标任何3维轨迹信息。

本文提出的基于全局最优思想的角轨迹关联模型如下:

$$\min_{x_{j_1, j_2}} \sum_{j_1=0}^{N_1} \sum_{j_2=0}^{N_2} x_{j_1, j_2} d_{j_1, j_2}^2 \quad (6)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{j_2=0}^{N_2} x_{j_1, j_2} = 1, \quad j_1 = 1, 2, \dots, N_1 \quad (7)$$

$$\sum_{j_1=0}^{N_1} x_{j_1, j_2} = 1, \quad j_2 = 1, 2, \dots, N_2 \quad (8)$$

其中 $x_{j_1, j_2} \in \{0, 1\}$, $x_{j_1, j_2} = 1$ 表示第1卫星的第 j_1 条角轨迹 $\text{tr}k_{1, j_1}$ 和第2颗卫星的第 j_2 条角轨迹 $\text{tr}k_{2, j_2}$ 将被关联在一起, 有可能来自于同一个目标。同时定义 $d_{j_1, 0} = _ \text{INF}$, $d_{0, j_2} = _ \text{INF}$, $_ \text{INF}$ 为一个较大的数值, $d_{j_1, 0}$ 和 d_{0, j_2} 表示单个传感器的角轨迹数据无法计算倾角差统计量。式(7)的物理意义是卫星1的任意一条角轨迹至多只能与卫星2的某一条角轨迹关联, 同理, 式(8)是卫星2的任意一条角轨迹至多只能与卫星1的某一条角轨迹关联。

式(6)–式(8)构成了一个典型的2维指派问题, 2维指派问题的求解算法很多, 比如Munkres算法, Auction算法以及JVC算法等^[11]。JVC算法综合了Munkres算法和Auction算法的优点, 在获得最优解的同时保持算法的高计算效率^[11], 本文将采用JVC算法。

由于2维指派算法不能保证每一对角轨迹的倾角差统计量满足判决门限, 因此还需要利用式(4)对每一组关联结果进行检验, 以进一步降低错误关联概率。

基于全局最优的被动多目标角轨迹关联算法步骤如下:

步骤1 $\forall j_1 = 1, 2, \dots, N_1, j_2 = 1, 2, \dots, N_2$, 根据式(3)计算倾角差统计量 d_{j_1, j_2}^2 ;

步骤2 以 d_{j_1, j_2}^2 为代价, 利用JVC算法求解式(6)–式(8)构成的2维指派问题;

步骤3 根据步骤2计算结果, 构造 $\Omega = \left\{ \langle \text{tr}k_{1, j_1}, \text{tr}k_{2, j_2}, d_{j_1, j_2}^2 \rangle, \dots, \langle \text{tr}k_{1, N_1}, \text{tr}k_{2, N_2}, d_{N_1, N_2}^2 \rangle \right\}$, 其中 $\langle \text{tr}k_{1, j_1}, \text{tr}k_{2, j_2}, d_{j_1, j_2}^2 \rangle$ 表示卫星1的第 j_1 条角轨迹与卫星2的第 j_2 条角轨迹被关联在一起, 相应的倾角差统计量为 d_{j_1, j_2}^2 , 其他关联的含义类似。

步骤4 利用式(4)对每一组关联结果进行检验, 并将被JVC算法关联在一起但又不能通过检验的两条角轨迹分开。步骤4的伪代码如下:

初始化角轨迹关联结果 $\Psi = \phi$;

For $i = 1, 2, \dots, N_1$

if $d_{i, j_i}^2 \leq \text{Th}_{i, j_i}$

$\Psi = \Psi \cup \langle \text{tr}k_{1, i}, \text{tr}k_{2, j_i} \rangle$

else

$\Psi = \Psi \cup \langle \text{tr}k_{1, i}, \phi \rangle \cup \langle \phi, \text{tr}k_{2, j_i} \rangle$

end

end

其中 $\langle \text{tr}k_{1, i}, \phi \rangle$ 表示卫星1第 i 条角轨迹对应的空间目标没有被卫星2观测, 而仅仅被卫星1观测, 因此不能与卫星2的任意一条角轨迹关联; $\langle \phi, \text{tr}k_{2, j_i} \rangle$ 具有类似含义。

4 仿真分析及结论

仿真场景中, 观测平台采用文献[12]的Walker星座, 28颗卫星, 4个轨道平面, 相位因子2, 轨道高度1596 km, 轨道倾角 77.8° , 光学探测器采用锥扫方式; 密集目标群共有36个目标, 同时从 $(E120.37^\circ, N22.64^\circ)$ 射向 $(E133.4^\circ, N28.6^\circ)$ 附近, 目标初始间距 $d = 2$ km; 探测器的测量周期为3 s, 方位角误差和俯仰角误差都取 $100 \mu\text{rad}$ 。STK分析表明, 该场景下卫星14、卫星23可以同时观测所有目标, 具体场景如图2所示。

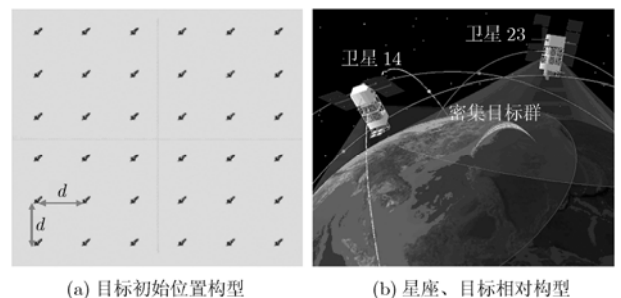


图2 典型场景示意图

(1)基于判决门限检验的轨迹关联 角轨迹长度取 5, 置信度 $1-\alpha$ 设为 99%, 判决门限 $\chi_m^2(1-\alpha)/m \approx 3.02$, 按照式(3)计算的目标 1-目标 5 的倾角差统计量如表 1 所示。表中, 灰色部分表示倾角差统计量小于判决门限的角轨迹对。

表 1 角轨迹对之间的倾角差统计量

卫星 23 角 轨迹编号	卫星 14 角轨迹编号				
	1	2	3	4	5
1	0.35	6.02	4.72	1.74	17.06
2	2.91	1.24	0.99	8.66	36.61
3	7.29	1.44	1.05	11.28	45.58
4	2.43	7.03	5.09	0.53	17.13
5	20.4	43.5	38.6	12.4	0.49

从表 1 可以看出, 如果采用式(4), 式(5)判决门限方法进行轨迹关联, 则除了目标 5 不会发生错误关联以外, 目标 1-目标 4 都存在关联模糊, 都有可能被错误关联。造成该现象的原因是在式(4), 式(5)中, 条件“ $d_{j_1, j_2}^2 \leq Th_{j_1, j_2}$ ”并不是结论“ H_0 被接受”的充分必要条件, 而仅仅是必要条件, 也就是说, 来自不同目标的两条角轨迹之间的倾角差统计量也可能小于判决门限。

(2)基于全局最优的轨迹关联 仿真场景如前, Monte Carlo 次数为 100, 场景中 36 个目标的角轨迹正确关联概率随时间的变化曲线如图 3 所示。

从图 3 可以看出, 本文算法和 NN 方法^[2]的正确关联概率随时间增长而不断增加, 并且始终优于单时刻倾角差关联方法, 主要原因是随着角轨迹长度的增加, 统计检验模型可以利用更多量测来计算倾角差统计量, 因此初始形成的错误关联将逐渐被辨别, 而单时刻倾角差关联方法仅仅利用了当前时刻的测量数据, 不能够利用历史数据来改善关联性能, 这验证了倾角差统计模型的优越性。图 3 中, 单时

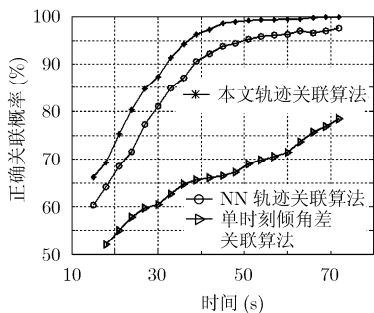


图 3 正确关联概率随时间变化曲线

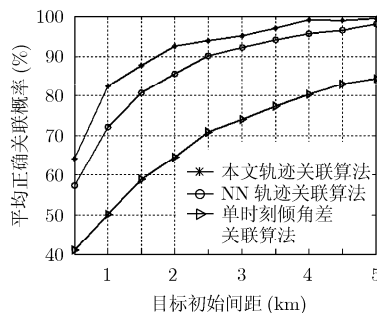


图 4 轨迹平均正确关联概率随目标初始间距的变化曲线

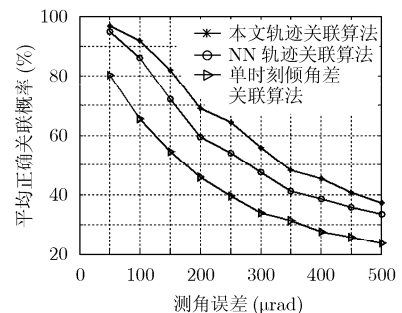


图 5 轨迹平均正确关联概率随测角误差的变化曲线

刻倾角差关联方法的关联性能随时间也不断增长, 初步分析, 产生该现象的原因可能是由于本文场景中两颗观测卫星与密集目标群之间的相对位置关系随时间不断变化, 正好改善了观测条件。此外, 图 3 还表明, 本文算法的关联性能始终优于 NN 方法, 原因是 NN 方法仅仅是局部最优, 而本文算法是全局最优。

改变初始观测时目标间距和测量角度误差, 观察关联性能的变化。随着目标间距的增加, 算法关联性能显著提高, 图 4 给出了轨迹平均关联性能与目标初始间距的关系; 减少角度测量误差同样可以提高关联性能, 图 5 给出了轨迹平均关联性能与角度测量误差的关系。其中, 轨迹平均关联性能是指场景中 36 个目标在观测时间段内的平均关联性能。

从图 4 可以看出, 当目标初始间距从 0.5 km 增加到 1.5 km 以后, 本文算法的目标轨迹平均正确关联概率从 65% 提高到 87%, NN 方法从 57% 提高到 80%, 单时刻倾角差关联方法从 40% 提高到 60%; 从图 5 可以看出, 当方位角和俯仰角的测量误差从 50 μrad 增加到 200 μrad 以后, 本文算法的目标轨迹平均正确关联概率从 96% 降低到 70%, NN 方法从 95% 降低到 60%, 单时刻倾角差关联方法从 80% 降低到 45%。因此, 增加目标初始间距或者提高角度测量精度都可以降低相邻目标之间的错误关联概率。

5 结束语

本文针对天基光学被动跟踪系统的多目标轨迹关联问题, 仅利用倾角差统计检验模型可以部分消除关联模糊, 但在目标密集环境下会存在大量的错误关联。利用倾角差统计量作为代价函数, 通过采用基于全局最优的角轨迹关联算法, 可以较好地解决密集多目标环境下的被动角轨迹关联问题。仿真结果表明, 该算法的关联性能优于 NN 方法和单时刻倾角差关联方法, 当测角误差是 100 μrad 时, 该

算法对目标初始间距超过 2 km 的多目标进行角轨迹关联时, 能够使正确关联概率接近 100%, 因此可以有效完成密集目标环境下的轨迹关联任务。下一步, 将对轨迹关联算法的性能进行理论推导, 从而把握关联性能的主要影响因素, 为传感器调度、系统指标论证提供重要参考。

参 考 文 献

- [1] 刘兴. 防空防天信息系统及其一体化技术[M]. 北京: 国防工业出版社, 2009: 36-41.
Liu Xing. Air & Space Defense Information System and Its Integrated Technology[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2009: 36-41.
- [2] Stephan E K. Passive sensor data fusion[C]. Signal and Data Proceeding of Small Targets, Orlando, FL, USA, Apr.1, 1991, SPIE, Vol. 1481: 329-339.
- [3] 李良群, 姬红兵, 罗军辉. 杂波环境下被动多传感器机动目标跟踪新算法[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(8): 1837-1840.
Li Liang-qun, Ji Hong-bing, and Luo Jun-hui. Maneuvering target tracking algorithm with multiple passive sensors in clutter environment. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2007, 29(8): 1837-1840.
- [4] Saidani W, Morsly Y, and Djouadi M S. Sequential versus parallel architecture for multiple sensors multiple target tracking[C]. Conference on Human System Interaction, Krakow, Poland, May 25-27, 2008: 903-908.
- [5] Bar-Shalom Y. Multitarget-Multisensor Tracking: Advanced Application[M]. Norwood, MA: Artech House, 2000, Vol.3: 30-45.
- [6] Blackman S and Popoli R. Design and Analysis of Modern Tracking Systems[M]. Norwood, MA: Artech House, 1999: 706-711.
- [7] Klungle R and Haque H. Stereo tracking&target recognition in IR space sensors[C]. AIAA Space Technology Conference & Exposition, Albuquerque, New Mexico, Sep. 28-30, 1999: 1-10.
- [8] Kaplan L M, Bar-Shalom Y, and Blair W D. Assignment costs for multiple sensor track-to-track association[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2008, 44(2): 655-677.
- [9] Tian X and Bar-Shalom Y. Sliding window test vs. single time test for track-to-track association[C]. IEEE 11th International Conference on Information Fusion, Collogue, June 30-July 3, 2008: 1-8.
- [10] Roecker J A. Track monitoring when tracking with multiple 2-D passive sensors[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1991, 27(6): 872-876.
- [11] Kadar I, Eadan E, and Gassner R. Comparison of robustized assignment algorithms[C]. Signal and Data Proceeding of Small Targets, Orlando, FL, USA, July 28, 1997, SPIE, Vol. 3068: 240-249.
- [12] Budianto I A and Olds J R. A collaborative optimization approach to design and deployment of a space based infrared system constellation[C]. IEEE Aerospace Conference Proceedings, Big Sky, Montana, March 18-25, 2001: 385-393.
- 盛卫东: 男, 1981年生, 博士生, 研究方向为多传感器多目标跟踪、分布式融合等。
- 林两魁: 男, 1980年生, 博士生, 研究方向为多传感器多目标跟踪、图像处理等。
- 安 玮: 女, 1969年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为电子战系统与技术、空间信息获取与处理、分布式多传感器多目标跟踪与数据融合等。