

## 角度信息辅助的集中式多传感器多假设跟踪算法

王欢\* 孙进平 付锦斌 毛士艺

(北京航空航天大学电子信息工程学院 北京 100191)

**摘要:** 对于密集杂波环境中的多目标跟踪,传统集中式多传感器多假设跟踪(CMS-MHT)算法在每一时刻的航迹-量测关联假设数量大大增加,导致数据关联不确定性增大,以至很难由常规航迹得分给出正确关联,表现为高的漏情率以及航迹分裂现象。基于传感器测量误差较小时虚警与目标量测的空间分布特点,针对多个相同类型传感器进行目标跟踪,该文提出一种角度信息辅助的 CMS-MHT 算法,设计了新的角度信息辅助的航迹得分计算方法,可以降低航迹-量测关联的不确定性,从而得到比传统 CMS-MHT 更优的关联假设。仿真实验结果表明,在密集杂波环境中,该算法能有效降低漏情率,并有更好的航迹完整性。

**关键词:** 多目标跟踪;多假设跟踪;多传感器;集中式;角度信息

中图分类号: TN953

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2015)01-0056-07

DOI: 10.11999/JEIT140230

## Angle Aided Centralized Multi-sensor Multiple Hypothesis Tracking Method

Wang Huan Sun Jin-ping Fu Jin-bin Mao Shi-yi

(School of Electronic and Information Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China)

**Abstract:** For multi-target tracking in heavily cluttered environment, the number of measurement-to-track association hypotheses in each scan grows rapidly in traditional Centralized Multi-Sensor Multiple Hypothesis Tracking (CMS-MHT) method, which leads that the uncertainty of data association greatly increases such that correct association can hardly be given using traditional track score resulting in high leakage rate and effects of track splitting. Based on the space distribution characteristics of false alarm and target measurement when the sensor measurement error is small, for target tracking using multiple sensors of same type this paper proposes a new angle aided CMS-MHT method, which designs angle aided track score computation to reduce the uncertainty of measurement-to-track association. In such a way, the proposed angle aided CMS-MHT can provide better association hypotheses compared with traditional CMS-MHT. The experimental results illustrate that angle aided CMS-MHT reduces leakage rate and has better track integrity in heavily cluttered environment.

**Key words:** Multi-Target Tracking (MTT); Multiple Hypothesis Tracking (MHT); Multi-sensor; Centralized; Angle information

### 1 引言

依据信息流通形式及对信息的综合处理层次,多传感器数据融合目标跟踪系统的处理结构主要有3种类型<sup>[1-4]</sup>:集中式、分布式和混合式。集中式是将所有传感器的量测数据直接传送至一个中心处理器,由其形成统一的系统航迹,信息损失量最小,可以避免分布式结构在关联和融合各局部航迹时所遇到的困难。当前应用于集中式多传感器多目标跟踪的数据关联算法,主要是由单传感器多目标跟踪算法推广而来的。例如集中式多传感器联合概率数据互联算法(Centralized Multi-Sensor Joint

Probabilistic Data Association, CMS-JPDA)<sup>[5-8]</sup>、集中式多传感器多假设跟踪算法(Centralized Multi-Sensor Multiple Hypothesis Tracking, CMS-MHT)<sup>[9-13]</sup>等。

多假设跟踪(Multiple Hypothesis Tracking, MHT)算法可以将多目标跟踪所涉及的航迹起始、数据关联、航迹维持及航迹终止等多个环节统一在一个框架内,在检测概率比较低、杂波密度比较大和目标比较密集时,MHT算法被普遍认为是解决数据关联问题的最好方法。尽管 CMS-MHT 算法具有同样的优点,但在密集杂波环境下,由于每个时刻需要处理来自多个传感器的量测,与应用于单传感器的 MHT 算法相比, CMS-MHT 处理中可能的航迹-量测关联假设数量大大增加,从而增大了航迹-量测关联假设不确定性。而航迹-量测关联假设不确

2014-02-24 收到, 2014-07-03 收到

国家 973 计划项目(2010CB731903)资助课题

\*通信作者: 王欢 xisubu@126.com

定性的增加容易引发错误关联现象，最终导致得到的航迹质量降低。针对此问题，本文提出了一种改进的 CMS-MHT 算法，用于多个相同类型传感器的融合目标跟踪，基于虚警与目标量测的空间分布特点设计了新的角度信息辅助的航迹得分计算方法，在传感器测量误差较小时，可以得出更符合实际情况的航迹分值，进而降低了航迹-量测关联假设不确定性，提高了航迹的质量。通过比较跟踪性能的多个评估指标，仿真结果表明在密集杂波环境中，新的算法可以获得比传统 CMS-MHT 算法更好的跟踪效果，主要体现在降低了漏情率，同时提高了航迹完整性。

## 2 算法流程及滤波模型

角度信息辅助的 CMS-MHT 算法处理流程如图 1 所示。跟踪处理的框架类似于文献[11]提出的面向航迹的结构化分支 MHT。在每一跟踪时刻，首先要对现有的航迹进行预测；当所有传感器的量测数据到达融合中心后，对现有航迹树增长可能的叶子结点，即形成当前时刻的航迹-量测关联假设，同时计算角度信息辅助的航迹得分；当完成航迹得分计算后，进行基于得分的航迹删除和确认；对幸存的航迹进行分簇，然后在每个簇中独立地进行  $k$  最优全局假设的生成、航迹全局概率的计算；接下来进行基于最优全局假设的  $N$  回扫剪枝；对于在  $N$  回扫剪枝后幸存的航迹进行基于全局概率的航迹删除；最后，根据当前时刻量测-航迹关联进行多传感器滤波。如果需要反馈当前的跟踪信息，则把当前时刻最优全局假设中的航迹反馈给各传感器，然后继续下一时刻的跟踪处理。航迹的起始、确认及终止处理与常规 CMS-MHT 相同。

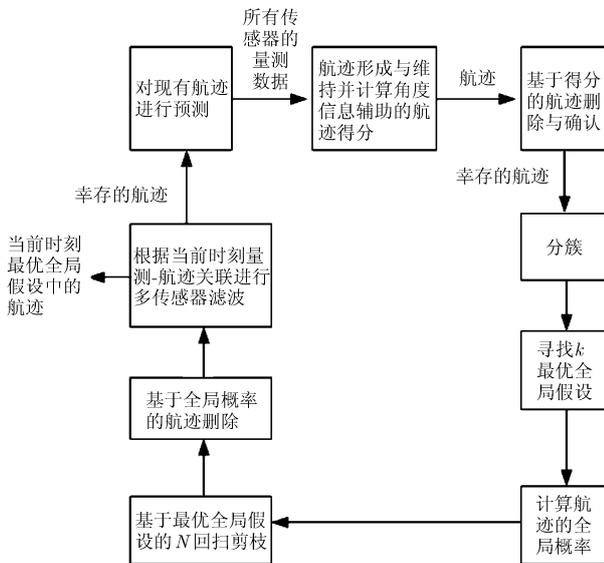


图1 角度信息辅助的CMS-MHT算法处理流程

假定状态描述和量测描述均是在直角坐标系下，离散时间系统的动态方程为

$$\mathbf{X}(k+1) = \mathbf{F}(k)\mathbf{X}(k) + \mathbf{V}(k) \quad (1)$$

其中  $\mathbf{X}(k)$  是  $k$  时刻目标的状态向量； $\mathbf{F}(k)$  为目标状态转移矩阵； $\mathbf{V}(k)$  为零均值白色高斯过程噪声序列，协方差为  $\mathbf{Q}(k)$ 。当  $N_s$  个传感器观测同一运动目标时，第  $i$  个传感器的测量方程为

$$\mathbf{Z}_i(k+1) = \mathbf{H}_i(k+1)\mathbf{X}(k+1) + \mathbf{W}_i(k+1), \quad i = 1, 2, \dots, N_s \quad (2)$$

式中， $\mathbf{Z}_i(k+1)$  为量测向量， $\mathbf{H}_i(k+1)$  为测量矩阵， $\mathbf{W}_i(k+1)$  是均值为零且相互独立的高斯序列，其协方差为  $\mathbf{R}_i(k+1)$ 。假设各个传感器独立工作，且  $\mathbf{W}_i(k)$ ， $\mathbf{W}_j(k)$  ( $i \neq j$ )， $\mathbf{V}(k)$  和目标初始状态相互独立。

本文采用并行滤波方法<sup>[14]</sup>。首先将所有传感器的量测集中起来，形成一个更高维的量测矢量

$$\mathbf{Z}(k+1) = [\mathbf{Z}_1^T(k+1), \mathbf{Z}_2^T(k+1), \dots, \mathbf{Z}_{N_s}^T(k+1)]^T \quad (3)$$

令

$$\mathbf{H}(k+1) = [\mathbf{H}_1^T(k+1), \mathbf{H}_2^T(k+1), \dots, \mathbf{H}_{N_s}^T(k+1)]^T \quad (4)$$

$$\mathbf{W}(k+1) = [\mathbf{W}_1^T(k+1), \mathbf{W}_2^T(k+1), \dots, \mathbf{W}_{N_s}^T(k+1)]^T \quad (5)$$

于是可以得到广义量测方程：

$$\mathbf{Z}(k+1) = \mathbf{H}(k+1)\mathbf{X}(k+1) + \mathbf{W}(k+1) \quad (6)$$

以式(1)为目标运动的状态方程，以式(6)为融合中心的广义量测方程，设  $k$  时刻目标状态的融合估计为  $\mathbf{X}(k)$ ，状态协方差为  $\mathbf{P}(k)$ ，则融合中心  $k+1$  时刻状态预测及状态协方差预测为

$$\mathbf{X}(k+1|k) = \mathbf{F}(k)\mathbf{X}(k) \quad (7)$$

$$\mathbf{P}(k+1|k) = \mathbf{F}(k)\mathbf{P}(k)\mathbf{F}^T(k) + \mathbf{Q}(k) \quad (8)$$

$k+1$  时刻状态更新及状态协方差更新为

$$\mathbf{X}(k+1) = \mathbf{X}(k+1|k) + \mathbf{K}(k+1) \cdot [\mathbf{Z}(k+1) - \mathbf{H}(k+1)\mathbf{X}(k+1|k)] \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{K}(k+1) &= \mathbf{P}(k+1)\mathbf{H}^T(k+1)\mathbf{R}^{-1}(k+1) \\ &= \mathbf{P}(k+1) \left[ \mathbf{H}_1^T(k+1)\mathbf{R}_1^{-1}(k+1), \dots, \right. \\ &\quad \left. \mathbf{H}_{N_s}^T(k+1)\mathbf{R}_{N_s}^{-1}(k+1) \right] \\ &= [\mathbf{K}_1(k+1), \dots, \mathbf{K}_{N_s}^T(k+1)] \quad (10) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}^{-1}(k+1) &= \mathbf{P}^{-1}(k+1|k) \\ &\quad + \mathbf{H}^T(k+1)\mathbf{R}^{-1}(k+1)\mathbf{H}(k+1) \\ &= \mathbf{P}^{-1}(k+1|k) \\ &\quad + \sum_{i=1}^{N_s} \mathbf{H}_i^T(k+1)\mathbf{R}_i^{-1}(k+1)\mathbf{H}_i(k+1) \quad (11) \end{aligned}$$

$$\mathbf{R}^{-1}(k+1) = \text{diag}[\mathbf{R}_1^{-1}(k+1), \mathbf{R}_2^{-1}(k+1), \dots, \mathbf{R}_{N_s}^{-1}(k+1)] \quad (12)$$

### 3 角度信息辅助的航迹得分计算方法

设用于跟踪的传感器数目为  $N_s$ ,  $k$  时刻来自传感器  $i$ ,  $i=1,2,\dots,N_s$  的量测数为  $m_{k_i}$ , 融合中心在  $k$  时刻所获最新综合量测集为  $Z(k)$ , 即

$$Z(k) = \{Z_{l_i}^i(k)\}, \quad i=1,2,\dots,N_s, \quad l_i=1,2,\dots,m_{k_i} \quad (13)$$

其中,  $Z_{l_i}^i(k)$  表示  $k$  时刻传感器  $i$  的第  $l_i$  个量测。假设  $k$  时刻的航迹数目为  $N_T$ , 在  $k$  时刻目标  $t$ ,  $t=1,2,\dots,N_T$  与各个传感器量测的一个关联假设  $H$  可以用一个向量表示。

$$H = (l_1, l_2, \dots, l_{N_s}), \quad l_i=0,1,2,\dots,m_{k_i}, \quad i=1,2,\dots,N_s \quad (14)$$

其中, 当  $l_i \neq 0$ ,  $i=1,2,\dots,N_s$  时, 表示传感器  $i$  的第  $l_i$  个量测来自目标  $t$ ; 当  $l_i = 0$ ,  $i=1,2,\dots,N_s$  时, 表示传感器  $i$  没有探测到目标  $t$ 。

在传统 CMS-MHT 算法中, 计算航迹得分时只考虑了传感器量测相对航迹  $t$  在量测空间的预测位置的分布, 只使用了传感器量测与航迹  $t$  的预测位置之间的距离信息。实际当各传感器测量误差比较小时, 来自目标  $t$  的各传感器量测相对目标实际位置的分布会相对集中, 而虚警量测的分布是随机的。图 2 给出了  $k$  时刻航迹  $t$  与 3 个传感器量测位置关系的示例, 图 2(a) 表示关联假设 (1,1,1) 对应的航迹-量测位置关系, 图 2(b) 表示关联假设 (2,2,2) 对应的航迹-量测位置关系, 其中  $Z(k)$  为航迹  $t$  在  $k$  时刻的量测空间预测位置,  $Z_T(k)$  为航迹  $t$  在  $k$  时刻的实际位置。假定每个传感器的第 1 个量测、第 2 个量测与航迹  $t$  预测位置  $Z(k)$  的距离相同。对于关联假设 (1,1,1), 量测  $Z_1^1(k)$ ,  $Z_1^2(k)$ ,  $Z_1^3(k)$  均落入航迹  $t$  的关联门内, 但是量测  $Z_1^1(k)$ ,  $Z_1^2(k)$ ,  $Z_1^3(k)$  相对目标实际位置的分布比较分散。对于关联假设 (2,2,2), 量测  $Z_2^1(k)$ ,  $Z_2^2(k)$ ,  $Z_2^3(k)$  也均在关联门内, 但是量测  $Z_2^1(k)$ ,  $Z_2^2(k)$ ,  $Z_2^3(k)$  相对目标实际位置的分布比较集中。显然, 当传感器测量误差比较小时, 量测  $Z_2^1(k)$ ,  $Z_2^2(k)$ ,  $Z_2^3(k)$  均来自目标  $t$  的可能性比较

大, 而量测  $Z_1^1(k)$ ,  $Z_1^2(k)$ ,  $Z_1^3(k)$  来自目标  $t$  的可能性则较小。对于图 2 中的关联假设 (1,1,1) 和 (2,2,2), 传统 CMS-MHT 算法中航迹  $t$  的得分增量是相同的, 这会导致航迹-量测关联假设的不确定性增大, 进而产生错误关联现象。在密集杂波环境下, 虚警量测落入航迹关联门的可能性大, 传统航迹得分计算方法容易产生错误关联现象, 导致跟踪性能下降。

针对传统 CMS-MHT 算法中存在的上述问题, 在传感器测量误差较小的情况下, 本文基于虚警与目标量测的空间分布特点, 引入角度信息辅助的航迹得分计算。对于图 2 的两种关联假设 (1,1,1) 及 (2,2,2), 角度信息的引入可使航迹  $t$  的得分增量不同, 对于更符合实际情况的关联假设 (2,2,2) 的得分增量, 应大于更可能是错误关联的假设 (1,1,1) 的得分增量。

假设航迹  $t$  在  $k$  时刻预测位置为  $Z(k)$ , 对  $k$  时刻的关联假设  $(l_1, l_2, \dots, l_{N_s})$ , 与航迹  $t$  关联的量测  $Z_{l_i}^i(k)$ ,  $l_i \neq 0$  均落入通过预测位置  $Z(k)$  定义的航迹关联门内。传统 CMS-MHT 算法是根据量测  $Z_{l_i}^i(k)$ ,  $l_i \neq 0$  与预测位置  $Z(k)$  之间的距离计算航迹得分, 没有充分利用传感器量测和虚警的空间分布特点。这里给出一种新的航迹得分计算方法。如果  $k$  时刻的关联假设  $(l_1, l_2, \dots, l_{N_s})$  为正确关联, 则与航迹  $t$  关联的量测  $Z_{l_i}^i(k)$ ,  $l_i \neq 0$  应该集中分布在目标实际位置附近。如图 3 所示, 我们用向量  $Z(k)Z_{l_i}^i(k)$  和向量  $Z(k)Z_T(k)$  的夹角  $\theta_i$  表示量测  $Z_{l_i}^i(k)$ ,  $l_i \neq 0$  与目标实际位置  $Z_T(k)$  的角度差异。当传感器测量误差比较小时, 如果关联假设  $(l_1, l_2, \dots, l_{N_s})$  为正确关联, 则量测  $Z_{l_i}^i(k)$ ,  $l_i \neq 0$  对应的角度  $\theta_i$  应该都比较小。目标  $t$  在  $k$  时刻的实际位置是未知的, 对于关联假设  $(l_1, l_2, \dots, l_{N_s})$ , 可以基于多个传感器对航迹  $t$  在  $k$  时刻的量测数据  $Z_{l_i}^i(k)$ ,  $l_i \neq 0$  得到其最大似然估计。

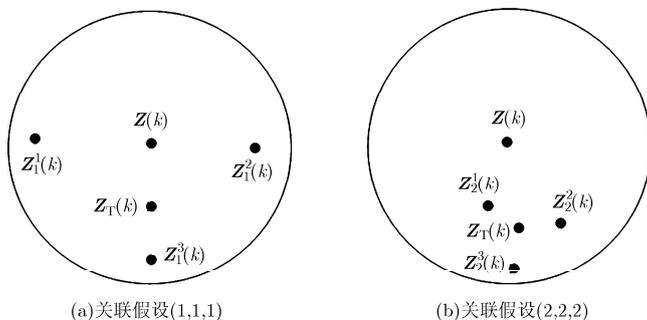


图2 航迹预测位置和传感器量测位置关系

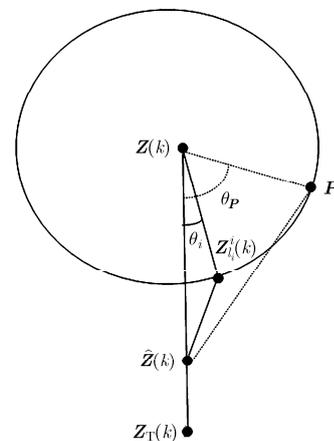


图3 角度信息示意图

$$\mathbf{Z}_T(k) = \frac{1}{n} \sum_{l_i \neq 0} \mathbf{Z}_{l_i}^i(k) \quad (15)$$

其中,  $n$  为关联假设  $(l_1, l_2, \dots, l_{N_s})$  中与航迹关联的量测  $\mathbf{Z}_{l_i}^i(k)$ ,  $l_i \neq 0$  的数目。定义预测位置  $\mathbf{Z}(k)$  和  $\mathbf{Z}_T(k)$  的一个加权位置为  $\hat{\mathbf{Z}}(k)$ 。

$$\mathbf{Z}(k) = \frac{1}{N_s} \mathbf{Z}(k) + \frac{N_s - 1}{N_s} \mathbf{Z}_T(k) \quad (16)$$

如图 3 所示, 当量测  $\mathbf{Z}_{l_i}^i(k)$  与预测位置  $\mathbf{Z}(k)$  的距离不变时, 即量测  $\mathbf{Z}_{l_i}^i(k)$  在以  $\mathbf{Z}(k)$  为圆心的圆上时, 则量测  $\mathbf{Z}_{l_i}^i(k)$  与加权位置  $\hat{\mathbf{Z}}(k)$  的距离大小与角度  $\theta_i$  大小成正比。为了跟传统 CMS-MHT 算法一致, 用量测  $\mathbf{Z}_{l_i}^i(k)$  与加权位置  $\hat{\mathbf{Z}}(k)$  的归一化统计距离表示量测  $\mathbf{Z}_{l_i}^i(k)$  与实际位置  $\mathbf{Z}_T(k)$  的角度差异。图 3 中  $\mathbf{P}$  表示  $k$  时刻传感器  $i$  的不同于  $\mathbf{Z}_{l_i}^i(k)$  的另一个量测,  $\theta_P$  表示量测  $\mathbf{P}$  对应的角度。从图 3 可以看出, 当量测  $\mathbf{Z}_{l_i}^i(k)$  和  $\mathbf{P}$  分别与航迹  $t$  关联时, 利用传统 CMS-MHT 算法计算得到的航迹得分增量是一样的, 但通过使用上述角度信息, 量测  $\mathbf{Z}_{l_i}^i(k)$  对应的得分增量大于量测  $\mathbf{P}$  对应的得分增量。从图 3 还可以看出, 量测  $\mathbf{Z}_{l_i}^i(k)$  与加权位置  $\hat{\mathbf{Z}}(k)$  的距离同时兼顾了量测  $\mathbf{Z}_{l_i}^i(k)$  与预测位置  $\mathbf{Z}(k)$  和实际位置  $\mathbf{Z}_T(k)$  的距离。当传感器数目为 1 时, 加权位置  $\hat{\mathbf{Z}}(k)$  就变成了预测位置  $\mathbf{Z}(k)$ , 与单传感器 MHT 算法保持一致。

定义  $d_i^2$  表示量测  $\mathbf{Z}_{l_i}^i(k)$  与加权位置  $\hat{\mathbf{Z}}(k)$  的归一化统计距离。

$$d_i^2 = \tilde{\mathbf{y}}_i' \mathbf{S}_i^{-1}(k) \tilde{\mathbf{y}}_i \quad (17)$$

其中

$$\tilde{\mathbf{y}}_i = \mathbf{Z}_{l_i}^i(k) - \hat{\mathbf{Z}}(k) \quad (18)$$

$\mathbf{S}_i(k)$  为  $k$  时刻传感器  $i$  对航迹  $t$  的量测预测协方差。从式(16)~式(18)可以看出, 当传感器数目为 1 时,  $d_i^2$  的定义与单传感器 MHT 算法中相同。当传感器数目大于 1 时, 与传统 CMS-MHT 算法不同,  $d_i^2$  同时体现了量测  $\mathbf{Z}_{l_i}^i(k)$  与航迹  $t$  预测位置  $\mathbf{Z}(k)$  和实际位置  $\mathbf{Z}_T(k)$  的差异。

在本文 CMS-MHT 算法中, 对于  $k$  时刻的关联假设  $(l_1, l_2, \dots, l_{N_s})$ , 当  $l_i \neq 0$  时, 即传感器  $i$  的量测  $\mathbf{Z}_{l_i}^i(k)$  来自目标  $t$ , 定义航迹  $t$  在  $k$  时刻相对传感器  $i$  的得分增量  $\Delta_i L(k)$  为

$$\Delta_i L(k) = \ln \left[ \frac{P_D^i}{(2\pi)^{M_i/2} \beta_{FT}^i \sqrt{|\mathbf{S}_i(k)|}} \right] - \frac{d_i^2}{2} \quad (19)$$

其中,  $P_D^i$  为传感器  $i$  的检测概率;  $\beta_{FT}^i$  为传感器  $i$  的虚假目标空间密度;  $M_i$  表示传感器  $i$  的量测向量维数。当  $l_i = 0$  时, 即传感器  $i$  没有探测到目标  $t$ , 定义航迹  $t$  在  $k$  时刻相对传感器  $i$  的得分增量  $\Delta_i L(k)$  为

$$\Delta_i L(k) = \ln(1 - P_D^i) \quad (20)$$

则对于  $k$  时刻的关联假设  $(l_1, l_2, \dots, l_{N_s})$ , 航迹  $t$  在  $k$  时刻的得分增量  $\Delta L(k)$  为

$$\Delta L(k) = \Delta_1 L(k) + \Delta_2 L(k) + \dots + \Delta_{N_s} L(k) \quad (21)$$

假设航迹  $t$  在  $k-1$  时刻得分为  $L(k-1)$ , 则对于  $k$  时刻关联假设  $(l_1, l_2, \dots, l_{N_s})$ , 航迹  $t$  在  $k$  时刻的得分  $L(k)$  为

$$L(k) = L(k-1) + \Delta L(k) \quad (22)$$

对于关联假设  $(l_1, l_2, \dots, l_{N_s})$ , 航迹  $t$  在  $k$  时刻得分增量  $\Delta L(k)$  的大小, 反应了在  $k$  时刻和航迹  $t$  关联的所有量测均来自目标  $t$  的可能性大小,  $\Delta L(k)$  值越大, 说明可能性越大。对于相同类型的多传感器目标跟踪, 当传感器测量误差比较小时, 上述集中式多传感器目标跟踪方法可以降低数据关联的不确定性。

#### 4 航迹树剪枝

由于 MHT 算法的高复杂性, 可用的 MHT 实现里一定会应用若干降低复杂度的策略, 在保持一定算法性能的同时减少对计算量和存储的需求。对 CMS-MHT 算法而言, 由于多个传感器的量测集中处理, 更加需要进行有效的假设管理。一个目标的所有时刻的量测-航迹关联假设组成了一个航迹树, 而假设删减技术可以看成航迹树的剪枝。本文 CMS-MHT 算法在实现时所采用的航迹树剪枝技术有: 基于得分的航迹删除和确认<sup>[15]</sup>、 $N$  回扫剪枝<sup>[16]</sup>、以及基于全局概率的航迹删除<sup>[17]</sup>。

当完成量测-航迹关联并计算角度信息辅助的航迹得分后, 首先进行基于得分的航迹删除和确认。基于得分的航迹删除和确认方法使得得分大于阈值的航迹得到确认, 删除得分小于阈值的航迹。 $N$  回扫剪枝是一种通过限制航迹树深度来控制航迹分枝数量的方法。在本文 CMS-MHT 算法中, 每一时刻保留多个航迹分枝, 该时刻的航迹分枝在经过  $N$  个时刻以后要被剪枝, 只保留  $N$  个时刻后概率最大的全局假设中的航迹所在的分枝。在  $N$  回扫剪枝前, 需要求解  $k$  最优全局假设。

为了降低计算复杂性, 算法同时采用了分簇处理<sup>[17]</sup>。通过分簇能够将航迹集合划分成较小的子集, 而全局假设产生这一组合问题可以在每个簇中独立地进行, 从而减小了问题规模。对于全局假设的生成问题,  $k$  最优分配算法为最常用的方法<sup>[18]</sup>。在求解  $k$  最优全局假设的同时, 航迹的全局概率也将给出。当完成  $N$  回扫剪枝后, 进行基于全局概率的航迹删除, 即删除全局概率低于阈值的航迹。

## 5 仿真验证

仿真场景为 4 个传感器对 3 个目标进行跟踪。各传感器在直角坐标系中的位置分别为  $S1(-20000\text{ m}, 55000\text{ m})$ ,  $S2(-160000\text{ m}, 20000\text{ m})$ ,  $S3(-100000\text{ m}, 20000\text{ m})$ ,  $S4(40000\text{ m}, 55000\text{ m})$ 。目标的状态向量由目标的  $x$  和  $y$  向位置、 $x$  和  $y$  向速度构成, 3 个目标的初始状态向量分别为  $T1(-20000\text{ m}, 30000\text{ m}, -400\text{ m/s}, 50\text{ m/s})$ ,  $T2(-10000\text{ m}, 40000\text{ m}, -400\text{ m/s}, -20\text{ m/s})$ ,  $T3(-180000\text{ m}, 30000\text{ m}, 250\text{ m/s}, 100\text{ m/s})$ 。目标 1 作匀速直线运动, 目标 2 在第 50 个跟踪时刻至第 62 个跟踪时刻发生机动, 目标 3 在第 62 个跟踪时刻至第 75 个跟踪时刻发生机动。各个传感器的性能参数相同, 扫描周期为 4 s, 探测概率为 0.8,  $x$  和  $y$  向测量误差标准差均为 100 m。仿真的跟踪步数为 100, 过程噪声标准差为 10 m, 杂波密度为  $1 \times 10^{-8}$  个/ $\text{m}^2$ , 新目标密度为  $1 \times 10^{-13}$  个/ $\text{m}^2$ 。图 4 给出了 3 个目标的真实轨迹和传感器分布, “ $\Delta$ ” 表示传感器所在位置。图 5 给出了一次仿真中传感器  $S2$  的量测分布。

一条航迹的寿命为其存在的扫描时刻数。对于跟踪算法所给出的一条航迹, 在其存在的某一扫描时刻, 如果与该航迹关联的所有量测均来自同一个真实目标, 则称该航迹该时刻属于该真实目标。如果跟踪算法所给出的一条航迹属于同一个真实目标的时刻数与该航迹寿命的比值大于 50%, 则称该航迹为该真实目标的真航迹。

对于一个真实目标, 如果在某一扫描时刻没有真航迹与其对应, 则称该真实目标在该时刻的信息被漏掉。一个真实目标的漏情率为其信息被漏掉的扫描时刻数和总扫描时刻数的比值。在检测概率较低时, 一条真实目标航迹可能由于漏检而被跟踪算法拆分为若干条较短的航迹, 因此一个真实目标可能对应着多条真航迹, 较长的真航迹寿命通常表示

较好的航迹完整性。通过每个真实目标对应的最长真航迹寿命可以对航迹完整性进行评估。

针对上述给定的传感器测量误差, 表 1 给出了所有真实目标的漏情率, 表 2 给出了所有真实目标的最长真航迹寿命, 蒙特卡洛仿真次数为 50。图 6 为传统 CMS-MHT 算法一次仿真跟踪结果, 图 7 为

表1 漏情率

	本文算法	传统 CMS-MHT 算法
目标 1	0.003	0.124
目标 2	0.004	0.106
目标 3	0.005	0.041

本文算法一次仿真跟踪结果。从表 1 可以看出, 本文算法对所有真实目标的漏情率均不同程度地低于传统 CMS-MHT 算法的漏情率, 也就是说本文算法漏掉真实目标信息的可能性比较小。从表 2 可以看出, 本文算法得到的每个真实目标的最长真航迹寿命均不同程度地大于传统 CMS-MHT 算法, 即得到的航迹完整性较好。从图 6 和图 7 也可以看出本文算法跟踪结果好于传统 CMS-MHT 算法。

为了说明传感器测量误差对本文算法性能的影响, 当传感器  $x$  和  $y$  向测量误差标准差均从 60 m 到 240 m 变化时, 图 8 给出了目标 1 的最长真航迹寿命的变化曲线。从图 8 可以看出, 当传感器测量误差标准差在 200 m 以内时, 本文算法得到的目标 1 的最长真航迹寿命相对传统 CMS-MHT 算法优势比较大, 也就是说本文算法得到的航迹完整性好于传统 CMS-MHT 算法。当传感器测量误差标准差大于 200 m 时, 本文算法得到的目标 1 的最长真航迹寿命相对传统 CMS-MHT 算法的优势变小。随着传感器测量误差的变大, 本文算法相对传统 CMS-MHT 算法的优势总体处于下降趋势。

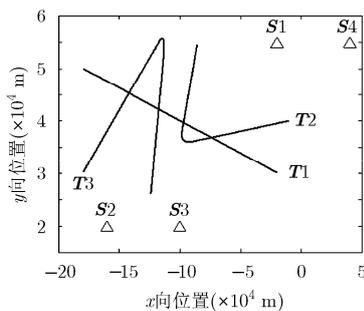


图 4 目标真实轨迹和雷达分布

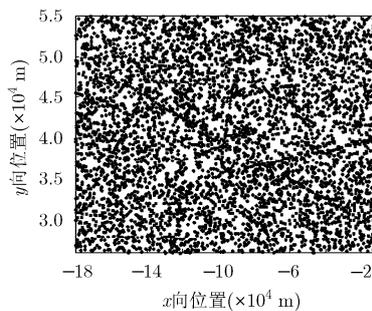


图 5 传感器 S2 的量测分布

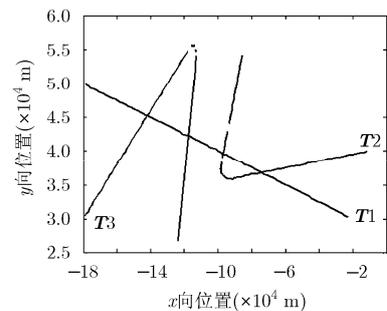


图 6 传统 CMS-MHT 算法一次仿真跟踪结果

上述实验结果表明, 在一定的传感器测量误差范围内, 与传统 CMS-MHT 算法相比, 本文算法可以有效降低目标的漏情率, 同时有着更好的航迹完整性。

表2 最长真航迹寿命(单位: 跟踪步数)

	本文算法	传统 CMS-MHT 算法
目标 1	98.280	86.700
目标 2	92.140	66.540
目标 3	92.740	84.920

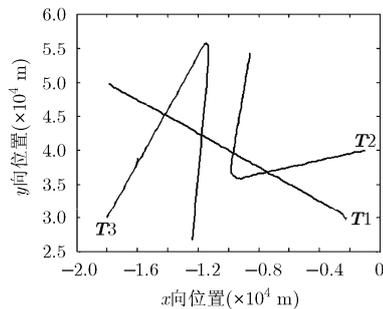


图7 本文算法一次仿真跟踪结果

## 参考文献

- [1] Ling Qing, Fu Yin-fei, and Tian Zhi. Localized sensor management for multi-target tracking in wireless sensor networks[J]. *Information Fusion*, 2011, 12(3): 194-201.
- [2] Liu Han and Zhang Lei. Clustering methods for multi-sensor data fusion[C]. Proceedings of the 2012 International Conference on Industrial Control and Electronics Engineering, Xi'an, China, 2012: 1166-1169.
- [3] Gao Xin-bo, Chen Jin-guang, Tao Da-cheng, et al. Multi-sensor centralized fusion without measurement noise covariance by variational Bayesian approximation[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2011, 47(1): 718-727.
- [4] 韩崇昭, 朱洪艳, 段战胜. 多源信息融合[M]. 第2版, 北京: 清华大学出版社, 2010: 250-260.
- [5] Nam T P, Karianto L, and Wong M. Combining JPDA and particle filter for visual tracking[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Multimedia and Expo, Suntec City, Singapore, 2010: 1044-1049.
- [6] Huang Xiao-peng, Zeng Dong, and Peng Dong-liang. A method of multi-sensor and multi-target Tracking and fusion based on double-threshold technique[J]. *International Journal of Sensors Wireless Communications and Control*, 2012, 2(1): 61-66.

## 6 结束语

本文针对密集杂波环境的多传感器多目标跟踪问题, 提出了一种角度信息辅助的 CMS-MHT 算法。基于虚警与目标量测的空间分布特点设计了新的角度信息辅助的航迹得分计算方法, 在传感器测量误差较小时, 可以得出更符合实际情况的航迹分值, 进而降低了航迹-量测关联假设不确定性, 提高了航迹的质量。仿真结果表明, 在密集杂波环境下, 新的算法可以获得比传统 CMS-MHT 算法更好的跟踪效果, 即显著地降低了漏情率, 同时延长了最长真航迹寿命。

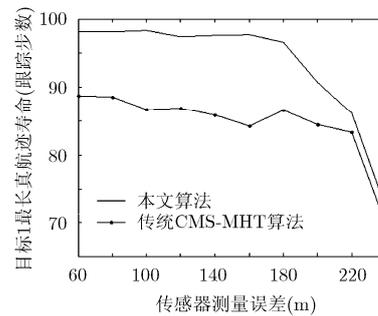


图8 目标1的最长真航迹寿命变化曲线

- [7] Chris K and Ben S. Multitarget detection and tracking using multisensor passive acoustic data[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2011, 36(2): 205-218.
- [8] Lennart S, Daniel S, and Marco G. Set JPDA filter for multitarget tracking[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(10): 4677-4691.
- [9] Stefano C and Craig C. A hierarchical MHT approach to ESM-Radar fusion[C]. Proceedings of the 15th International Conference on Information Fusion, Singapore City, Singapore, 2012: 677-683.
- [10] Stefano C and Craig C. Addressing the greedy-target problem in multiple hypothesis tracking[C]. Proceedings of the IEEE Aerospace Conference, Big Sky, USA, 2011: 1-10.
- [11] Blackman S S and Popoli R. Design and Analysis of Modern Tracking Systems[M]. The First Edition, Norwood, MA: Artech House, 1999: 360-369.
- [12] Pollard E, Benjamin P, and Michele R. Hybrid algorithms for multi-target tracking using MHT and GM-CPHD[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2011, 47(2): 832-847.
- [13] Hernandez M, Benavoli A, and Farina A. Performance measures and MHT for tracking move-stop-move targets with MTI sensors[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2011, 47(2): 996-1025.

- [14] Li Sheng-wei, Feng Xiao-liang, and Lu Ya-zhou. A measurements fusion filter for the multi-sensor system with correlated noises[C]. Proceedings of the 10th World Congress on Intelligent Control and Automation, Beijing, China, 2012: 4458-4462.
- [15] Ren Xiao-yi, Huang Zhi-pei, Liu Dong-yan, *et al.* Multiple object video tracking using GRASP-MHT[C]. Proceedings of the 15th International Conference on Information Fusion, Singapore City, Singapore, 2012: 330-337.
- [16] Jamie S, Branko R, and Dmitri K. A pedestrian multiple hypothesis tracker fusing head and body detections[C]. Proceedings of the International Conference on Digital Image Computing: Techniques and applications, Hobart, Australia, 2013: 1-8.
- [17] Blackman S S, Dempster R J, and Reed R W. Demonstration of multiple hypothesis tracking (MHT) practical real-time implementation feasibility[C]. Proc. SPIE 4473, Signal and Data Processing of Small Targets 2001, San Diego, CA, USA, 2001: 470-475.
- [18] Yu Juan, Wang Jun, Wei Shao-ming, *et al.* Multi-hypotheses based data association for scatter centers of spin cone-shape target[C]. Proceedings of the 2012 IEEE 11th International Conference on Signal Processing, Beijing, China, 2012: 1957-1962.
- 王欢: 女, 1988年生, 博士生, 研究方向为雷达信号处理.
- 孙进平: 男, 1975年生, 教授, 研究方向为高分辨率雷达信号处理、通信及图像中的模式识别、压缩感知、稀疏微波成像等方面的研究.
- 付锦斌: 男, 1991年生, 博士生, 研究方向为雷达信号处理.