

## 基于信息散度的雷达/红外数据关联算法

孔云波<sup>1,2</sup>, 王华兵<sup>1</sup>, 冯新喜<sup>2</sup>, 鹿传国<sup>2</sup>

- (1. 电子信息系统复杂电磁环境效应国家重点实验室, 河南 洛阳 471003;
2. 空军工程大学 信息与导航学院, 陕西 西安 710077)

**摘要:** 针对基于多维分配模型的雷达与红外数据关联算法在构造关联代价函数时未考虑最大似然估计引入的误差的一问题, 提出了一种基于信息散度的雷达与红外数据关联算法。该算法首先利用无迹变换获得伪量测的统计信息。然后在构造关联代价函数时, 将真实量测数据的极大后验分布和伪量测的概率密度函数的之间的 Kullback-Leibler 散度(KLD)作为关联代价, 继而代入多维分配模型求解关联。最后进行了仿真分析, 结果表明该算法具有良好的关联性能, 其关联代价可更精准地反映数据关联的可能性程度。

**关键词:** 数据关联; 信息散度; 无迹变换; 雷达/红外

**中图分类号:** TN953    **文献标志码:** A    **文章编号:** 1007-2276(2014)11-3775-08

## Data association algorithm for radar and infrared sensor based on information divergence

Kong Yunbo<sup>1,2</sup>, Wang Huabing<sup>1</sup>, Feng Xinxi<sup>2</sup>, Lu Chuanguo<sup>2</sup>

- (1. The State Key Laboratory of Complex Electromagnetic Environment Effects on Electronics and Information System, Luoyang 471003, China;
2. Information and Navigation Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

**Abstract:** The cost function of the current multi-target data association algorithms based on the S-D assignment for heterogeneous sensors is computed by using maximum likelihood estimation of the target position without taking the estimation errors into account. To overcome the problem above, a new data association algorithm was proposed based on the information divergence, which first used the unscented transform to get the statistic information of the pseudo measurements, then the differentia between the probability density function of pseudo measurements and the most posterior probability density function worked as the association cost. Finally simulation experiments were made to validate the proposed algorithm. The results show that the proposed algorithm can achieve better performance and its association cost reflects the association probability more accurately.

**Key words:** data association; information divergence; unscented transform; radar/IR

收稿日期: 2014-03-14; 修订日期: 2014-04-12

基金项目: 陕西省自然科学基金(2011JM8023); CEMEE 国家重点实验室开放基金(2014K0304B)

作者简介: 孔云波(1987-), 男, 博士生, 主要从事多传感器信息融合方面的研究。Email: kongyunbo123@163.com

导师简介: 冯新喜(1962-), 男, 教授, 博士生导师, 博士, 主要从事多传感器信息融合方面的研究。Email: yeyujiyulz@163.com

## 0 引言

现代战争中战场态势越来越复杂,为了更快更准确地获得情报信息,降低系统对干扰的脆弱性,提高系统的可靠性,通常将雷达与红外配合使用,组成异类传感器系统,利用雷达提供的完整的目标位置信息,红外传感器提供的高精度的目标角度信息和强的目标识别能力,可以大大改善对目标的跟踪和识别。在异类传感器系统中,由于主被动传感器通常不在一个平台上,两者的探测空间不同,并且主被动传感器的数据率往往不一致,给主、被动传感器的数据关联和数据融合带来很大困难,因此,异类传感器的数据关联和融合已成为当前一个重要的研究方向。

针对异类传感器的数据关联问题,国内外学者从不同角度进行了研究。岑明<sup>[1]</sup>将维数不同的各传感器量测映射成系统观测空间中维数相同的等效传感器量测,将各传感器实际中无法观测的属性视为被剔除的野值,从而降低了计算量,实现了关联。韩红<sup>[2]</sup>将多传感器多目标关联问题分解为多个单传感器多目标的关联问题,再对单传感器采用模糊聚类的方法求解关联概率,实现了在密集杂波环境中多目标的数据关联。Lamborn P<sup>[3]</sup>提出了解决传感器数量较多时异类传感器网络数据关联问题的宏观架构。完成局部关联后,将局部关联结果赋予权值,再在各个局部关联结果之间进行加权融合,完成全局关联。Somnath Deb<sup>[4]</sup>最先将运用在多无源传感器数据关联上的多维分配算法推广至异类传感器融合系统中,得到了良好的数据关联效果。在参考文献[4]的基础上,许多学者对多维分配算法应用于异类传感器进行了研究。李彬彬<sup>[5]</sup>采用先粗关联排除部分虚假点,然后利用二维分配算法进行精关联的两级数据关联算法。Kaplan L M<sup>[6]</sup>在多维分配的框架下,从修正关联代价函数的角度出发,提出一种无限先验似然代价函数,在没有任何先验信息的情况下,能够较好地反应数据关联的可能性程度。Hassene Aissi<sup>[7]</sup>提出了区间代价的概念,利用多维区间规划方法进行求解。Ouyang C<sup>[8]</sup>同样从修正关联代价函数的角度出发,对量测的方差进行一阶泰勒展开,近似得出伪量测的方差,最后用伪量测的方差修正代价函数的构造,再进行多维分配的求解。广义上看,

上述的算法均是对多维分配算法的代价函数进行了改进,因此,代价函数合理性影响着数据关联的正确性。然而,目前的代价函数仍存在许多不合理的地方。

Somnath Deb<sup>[4]</sup>等所给出的代价函数忽略了随机误差而将目标位置的估计值当做目标的真实值;而这与实际不符。针对上述问题,文中提出了一种基于 K-L 散度的雷达与红外传感器数据关联算法。算法首先利用无迹变换获得伪量测信息均值、方差信息。然后在构造关联代价函数时,将真实量测数据的极大后验分布和伪量测的概率密度函数之间的 Kullback-Leibler 散度(KLD)作为关联代价,继而代入多维分配模型求解关联。另外,在求解 KLD 距离时,文中分别讨论了各传感器的观测向量(包括方位角、仰角和距离)之间相互独立和相互关联两种情况下的关联算法的性能。仿真实验表明,算法能有效提高数据关联的正确率。

## 1 问题描述

为简单描述起见,以图 1 所示的 1 部 3D 雷达和 2 部红外传感器组成的异类传感器融合系统同步扫描探测为例,考虑漏检和虚警,建立了异类传感器数据关联问题模型。

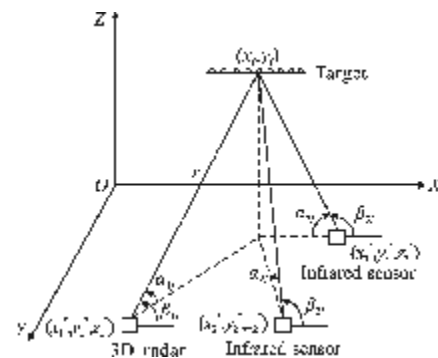


图 1 3D 雷达与红外传感器目标跟踪典型场景

Fig.1 A typical scenario for tracking target with 3D radar and infrared sensor

### 1.1 量测模型

雷达与红外传感器的位置为  $x_s^* = (x_s^*, y_s^*, z_s^*)$ ,  $s=1, 2, 3$ , 每个传感器均允许漏检和虚警。记  $P_{Ds}$  为传感器  $s$  的检测概率。假定在观测区域内有  $M$  个目标,目标  $j$  的坐标  $x_j$  记为  $(x_j, y_j, z_j)$ , 其中  $(j=1, 2, \dots, M)$ 。

在时刻  $T$ , 传感器  $s$  有  $n_s$  个量测,  $m_{i_s}, i_s=1, 2, \dots, n_s$ 。

3D 雷达量测目标  $j$  的距离记为  $r_{ij}$ , 方位角记为  $\beta_{ij}$  和仰角记为  $\alpha_{ij}$ , 分别表示如下<sup>[5]</sup>:

$$r_{sj} = \sqrt{(x_j - x_s^*)^2 + (y_j - y_s^*)^2 + (z_j - z_s^*)^2} \quad (1)$$

$$\beta_{sj} = \text{atan} \left( \frac{y_j - y_s^*}{x_j - x_s^*} \right) \quad (2)$$

$$\alpha_{sj} = \text{atan} \left( \frac{z_j - z_s^*}{\sqrt{(x_j - x_s^*)^2 + (y_j - y_s^*)^2}} \right) \quad (3)$$

记向量  $\theta_{sj}(x_j, x_s^*) = [r_{sj} \ \alpha_{sj} \ \beta_{sj}]^T, s=1$ 。

红外传感器只有角度信息, 目标  $j$  的方位角为  $\beta_{sj}$ 、仰角为  $\alpha_{sj}$ , 分别表示如下:

$$\beta_{sj} = \text{atan} \left( \frac{y_j - y_s^*}{x_j - x_s^*} \right) \quad (4)$$

$$\alpha_{sj} = \text{atan} \left( \frac{z_j - z_s^*}{\sqrt{(x_j - x_s^*)^2 + (y_j - y_s^*)^2}} \right) \quad (5)$$

记向量  $\theta_{sj}(x_j, x_s^*) = [\alpha_{sj} \ \beta_{sj}]^T$ , 其中,  $s=2, 3$ 。

综上, 传感器的量测模型可表示为:

$$m_{sj} = \begin{cases} \theta_{sj}(x_j, x_s^*) + v_{sj} & \text{如目标 } j \text{ 是真实目标}(s=1, 2, 3) \\ w_{sj} & \text{如目标 } j \text{ 是虚警}(s=1, 2, 3) \end{cases} \quad (6)$$

传感器  $s$  的  $n_s$  个量测中, 来自真实目标的量测为真实目标的位置加上高斯噪声, 即  $v_{sj}$ , 服从高斯分布  $v_{sj} \sim N(0, R_{sj})$ , 来自虚警的量测在空间中无规律分布, 视为均匀分布, 概率密度  $w_{sj} = 1/\Phi_s(0 < \Phi_s < \pi^2)$ 。

传感器  $s$  量测集合为:

$$M_s = \{m_{si_s}\}_{i_s=0}^{n_s} \quad (7)$$

式中: 增加虚假量测  $m_{s0}$ , 从而保证所有量测均进行关联, 则某一时刻, 3 个传感器的所有量测数据为:

$$M = \{M_s\}_{s=1}^3 \quad (8)$$

### 1.2 量测集合的划分

量测集合的划分是数据关联的基础和重要组成部分。设  $\gamma$  表示为一可行划分, 其中各元素表示为  $M_{i_1, i_2, i_3}^{(k)}, k=1, 2, \dots, K, k$  是集合中关联假设的个数。

令  $M_{i_1, i_2, i_3} = \{m_{si_s}\}_{s=1}^3$  指代一个可能的关联假设,  $m_{si_s}$  为第  $s$  个传感器对应的量测。可行划分  $\gamma$  定义为  $\xi(\gamma) = \{\gamma \text{ 为真}\}$ 。令  $\Gamma = \{\gamma\}$  表示全部可行划分的集合, 则  $\Gamma$  中的最优划分即为  $\gamma_{\text{best}}$  即为最终的数据关联结果。

定义了二元变量

$$\rho_{i_1, i_2, i_3} = \begin{cases} 1 & \text{如 } M_{i_1, i_2, i_3} \in \gamma \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

继而将量测与量测之间的加权统计距离作为关联代价, 即

$$c_{i_1, i_2, i_3} = \sum_{s=1}^3 [(1 - \delta_{0is})] \left( \ln \frac{\sqrt{2\pi} |R_{si_s}|}{P_{Ds}} + \frac{1}{2} \Delta^T R_{si_s}^{-1} \Delta \right) - \delta_{0is} \ln(1 - P_{Ds}) \quad (10)$$

式中:  $\delta_{0is}$  为 0, 1 变量;  $R_{si_s}$  表示量测协方差;  $\Delta = (m_{si_s} - \hat{m}_{si_s})$ ,  $\hat{m}_{si_s}$  为第  $s$  个传感器对应的伪量测;  $\Delta^T R_{si_s}^{-1} \Delta$  从统计意义上来说, 表示量测与伪量测的统计距离。则完整的多维分配关联模型表述为:

$$\text{Min} F = \sum_{i_1=0}^{n_1} \sum_{i_2=0}^{n_2} \sum_{i_3=0}^{n_3} \rho_{i_1, i_2, i_3} c_{i_1, i_2, i_3} \quad (11)$$

St.

$$\sum_{i_1=0}^{n_1} \sum_{i_2=0}^{n_2} \rho_{i_1, i_2, i_3} = 1, i_3=1, 2, \dots, n_3$$

$$\sum_{i_1=0}^{n_1} \sum_{i_3=0}^{n_3} \rho_{i_1, i_2, i_3} = 1, i_2=1, 2, \dots, n_2$$

$$\sum_{i_2=0}^{n_2} \sum_{i_3=0}^{n_3} \rho_{i_1, i_2, i_3} = 1, i_1=1, 2, \dots, n_1$$

### 1.3 目标位置估计

基于伪线性估计的思想, 公式(1)-(3)可化为:

$$\begin{cases} \hat{x}_j = r_{sj} \cos \alpha_{sj} \cos \beta_{sj} \\ \hat{y}_j = r_{sj} \cos \alpha_{sj} \sin \beta_{sj} \\ \hat{z}_j = r_{sj} \sin \alpha_{sj} \end{cases} \quad (12)$$

$$\sin \beta_{sj} \hat{x}_j - \cos \beta_{sj} \hat{y}_j = \sin \beta_{sj} x_s^* - \cos \beta_{sj} y_s^* \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \cos \beta_{sj} \sin \alpha_{sj} \hat{x}_j + \sin \beta_{sj} \sin \alpha_{sj} \hat{y}_j - \cos \alpha_{sj} \hat{z}_j = \\ \cos \beta_{sj} \sin \alpha_{sj} x_s^* + \sin \beta_{sj} \sin \alpha_{sj} y_s^* - \cos \alpha_{sj} z_s^* \end{aligned} \quad (14)$$

同理, 公式(4)、(5)的估计同公式(13)、(14), 式中  $s=1, 2, \dots, 3$ 。

将 3 个传感器的量测转化为矩阵的形式如下:

$$Hx_j = Y \quad (15)$$

其中,

$$H = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ \sin \beta_{2j} & -\cos \beta_{2j} & 0 \\ \cos \beta_{2j} \sin \alpha_{2j} & \sin \beta_{2j} \sin \alpha_{2j} & -\cos \alpha_{2j} \\ \sin \alpha_{3j} & -\cos \beta_{3j} & 0 \\ \cos \beta_{3j} \sin \alpha_{3j} & \sin \beta_{3j} \sin \alpha_{3j} & -\cos \alpha_{3j} \end{pmatrix} \quad (16)$$

$$H = \begin{pmatrix} r_{1j} \cos \alpha_{1j} \cos \beta_{1j} \\ r_{1j} \cos \alpha_{1j} \sin \beta_{1j} \\ r_{1j} \sin \alpha_{1j} \\ \sin \beta_{2j} x_2^* - \cos \beta_{2j} y_2^* \\ \cos \beta_{2j} \sin \alpha_{2j} x_2^* + \sin \beta_{2j} \sin \alpha_{2j} y_2^* - \cos \alpha_{2j} z_2^* \\ \sin \beta_{3j} x_3^* - \cos \beta_{3j} y_3^* \\ \cos \beta_{3j} \sin \alpha_{3j} x_3^* + \sin \beta_{3j} \sin \alpha_{3j} y_3^* - \cos \alpha_{3j} z_3^* \end{pmatrix} \quad (17)$$

则待求目标的位置估计值为:

$$\hat{x}_j = (H^T H)^{-1} H^T Y \quad (18)$$

其对应的方差

$$P_j = (H^T H)^{-1} H^T \Delta Y ((H^T H)^{-1} H^T)^T \quad (19)$$

其中,

$$\Delta Y = \left( \frac{\partial Y}{\partial m_j} \right) R_s \left( \frac{\partial Y}{\partial m_j} \right)^T \quad (20)$$

$$m_j = [m_{1i_1}^T, m_{2i_2}^T, m_{3i_3}^T]^T \quad (21)$$

将公式(16)、(20)带入公式(19),即可得到位置估计的方差信息。为进一步提高定位的精度,还可采用参考文献[9]提出的快速定位方法。

## 2 伪量测统计特性分析

如何获得伪量测的统计特性是求解 KLD 散度的关键问题,从表达式可以看出,伪量测是目标位置的函数,其统计特性较为简单。因此,文中以目标位置信息为基础,采用无迹变换(Unscented Transform, UT)<sup>[10-11]</sup>来分析伪量测的均值和方差。

### 2.1 无迹变换

UT 变换是一种用于计算随机变量经过非线性变换后统计特性的方法,其核心为 Sigma 点转换。

Sigma 点转换根据加权统计线性回归(WSLR)的思想,通过真正的非线性函数,计算随机变量经过非线性变换后的均值和方差。由于加权统计线性回归考虑了随机变量的先验统计特性,因此能获得比截断泰勒级数更小的线性化误差<sup>[12-14]</sup>。

### 2.2 伪量测统计特性

为简化论述,记对应于关联假设  $M_{i_1, i_1}$  的伪量测记为  $\tilde{m}_j = [\tilde{m}_{1i_1}^T, \tilde{m}_{2i_2}^T, \tilde{m}_{3i_3}^T]^T$ , 对应的目标位置  $x_j$  近似服从正态分布,即  $x_j \sim N(\hat{x}_j, P_j)$ 。

基于传感器的观测模型,简记  $x_j$  与  $\tilde{m}_j$  的映射关系为:

$$\tilde{m}_j = G(x_j) \quad (22)$$

其中,函数  $G$  表示伪量测信息的求解方法。其具体为在已知传感器的坐标信息,同时已获得目标定位点的前提下,将目标的位置信息带入公式(1)~(5),即可求解得出伪量测信息。

$\tilde{m}_j$  的均值和方差分别记为  $\bar{m}_j$ 、 $P_{\tilde{m}_j}$ , 其中  $P_{\tilde{m}_j} = \text{diag}(P_{\tilde{m}_j, 1i_1}, P_{\tilde{m}_j, 2i_2}, P_{\tilde{m}_j, 3i_3})$ 。

采用 UT 变换来确定伪量测的均值和方差,为提高运算效率,节省运算时间,文中采用最小偏度单形采样策略,具体步骤如下。

Step 1 Sigma 点采样。利用单形采样得到目标位置估计的 Sigma 点如下。

(1) 选择  $0 \leq W_0 \leq 1$

(2) Sigma 权值为:

$$W_i = \begin{cases} (1-W_0)/2^n, & i=1, 2 \\ 2^{i-1} W_1, & i=3, \dots, n+1 \end{cases} \quad (23)$$

(3) 迭代初始向量(对应于状态为 1 维情况)

$$x_0^1 = [0], x_1^1 = [-1/\sqrt{2W_1}], x_2^1 = [1/\sqrt{2W_1}] \quad (24)$$

(4) 对于输入维数为  $j=2, \dots, n$  时,迭代公式为:

$$x_i^{j+1} = \begin{cases} \begin{bmatrix} x_0^j \\ 0 \end{bmatrix}, & i=0 \\ \begin{bmatrix} x_i^j \\ -1/\sqrt{2W_j} \end{bmatrix}, & i=1, \dots, j \\ \begin{bmatrix} 0 \\ 1/\sqrt{2W_j} \end{bmatrix}, & i=j+1 \end{cases} \quad (25)$$

(5) 对生成的 Sigma 点加入  $x$  的均值和协方差信息为:

$$x_i = \bar{x} + (\sqrt{P_{xx}})^j x_i^j \quad (26)$$

Step 2 非线性变换。将 sigma 点  $x_i$  按公式(22)非线性变换得点集  $\{\gamma_i | \gamma_i = G(x_i)\}$ , 其中  $G$  的具体形式由传感器的类型决定,雷达对应为公式(1)~(3),红外对应为公式(4)~(5)。

Step 3 数值计算。伪量测的均值和方差分别为:

$$\bar{m}_j = \sum_{i=0}^{2n} W_i \gamma_i \quad (27)$$

$$P_{\tilde{m}_j} = \sum_{i=0}^{2n} W_i (\gamma_i - \bar{m}_j)(\gamma_i - \bar{m}_j)^T \quad (28)$$

## 3 基于 KLD 的数据关联算法

### 3.1 KLD 基本理论

KLD 散度可以用来表示不同概率密度函数之



间的差异程度,其定义如下:

$$KLD(P, Q) = \int_{R^d} p(x) \log \frac{p(x)}{q(x)} dx \geq 0 \quad (29)$$

其中:当且仅当  $P=Q$  时,  $KLD(P, Q)=0$ 。

由于 KLD 散度是非对称的,因此 KLD 并不能直接作为距离测度。因此,利用 SKLD 来描述概率密度函数之间的差异,其定义如下为:

$$SKLD(P, Q) = KLD(P, Q) + KLD(Q, P) \quad (30)$$

### 3.2 关联代价计算

假设不同传感器的观测是相互独立的,则基于 KLD 构造的关联代价如下:

$$c_{i_1, i_2} = \sum_{s=1}^3 [(1 - \delta_{0s}) (\ln \frac{\sqrt{2\pi} |R_s|}{P_{Ds}} + \frac{1}{2} KLD(p(\tilde{m}_{s_i}), p(m_{s_i}))) - \delta_{0s} \ln(1 - P_{Ds})] \quad (31)$$

同理,基于 SKLD 构造的代价函数为:

$$KLD(p(\tilde{m}_{s_i}), p(m_{s_i})) = \begin{cases} KLD(p(\tilde{\beta}_{s_i}), p(\beta_{s_i})) + KLD(p(\tilde{\alpha}_{s_i}), p(\alpha_{s_i})) \\ KLD(p(\tilde{\beta}_{s_i}), p(\beta_{s_i})) + KLD(p(\tilde{\alpha}_{s_i}), p(\alpha_{s_i})) + KLD(p(\tilde{r}_{s_i}), p(r_{s_i})) \end{cases} \quad (33)$$

相应的 KLD 计算公式为:

$$KLD(p(x), q(x)) = \log \frac{\tilde{\sigma}}{\sigma} \frac{(\sigma - \tilde{\sigma})^2 + (\mu - \tilde{\mu})^2}{2\tilde{\sigma}^2} \quad (34)$$

综合公式(30)、(34),则有

$$SKLD(p(x), q(x)) = \frac{(\sigma^2 - \tilde{\sigma}^2)^2 + (\sigma^2 + \tilde{\sigma}^2)(\mu - \tilde{\mu})^2}{2\sigma^2\tilde{\sigma}^2} \quad (35)$$

$$SKLD(p(\tilde{x}), p(x)) = \frac{(\mu - \tilde{\mu})^2}{\sigma^2\tilde{\sigma}^2}$$

将方位角、仰角和距离的统计矩信息通过公式(35)或(34)和(33),分别代入公式(31)或(32),逐级聚合即可求得关联假设所对应的代价。

#### 3.2.2 观测向量相互关联

设雷达量测为  $X=[\beta, \alpha, r]^T$ , 其均值为  $m_x$ , 协方差矩阵为  $C$ , 伪量测为  $\tilde{X}=[\tilde{\beta}, \tilde{\alpha}, \tilde{r}]^T$ , 其均值为  $\tilde{m}_x$ , 协方差矩阵为  $\tilde{C}$ 。则对应的概率分布为:

$$p(X) = \frac{1}{(2\pi)^{3/2} |C|^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (X - m_x)^T C^{-1} (X - m_x) \right\}$$

$$\tilde{p}(X) = \frac{1}{(2\pi)^{3/2} |\tilde{C}|^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (X - \tilde{m}_x)^T \tilde{C}^{-1} (X - \tilde{m}_x) \right\} \quad (36)$$

设红外传感器量测为  $X=[\beta, \alpha]^T$ , 其均值为  $m_x$ , 协方差矩阵为  $C$ , 伪量测为  $\tilde{X}=[\tilde{\beta}, \tilde{\alpha}]^T$ , 其均值为  $\tilde{m}_x$ , 协方差矩阵为  $\tilde{C}$ 。则对应的概率分布为:

$$c_{i_1, i_2} = \sum_{s=1}^3 [(1 - \delta_{0s}) (\ln \frac{\sqrt{2\pi} |R_s|}{P_{Ds}} + \frac{1}{2} SKLD(p(\tilde{m}_{s_i}), p(m_{s_i}))) - \delta_{0s} \ln(1 - P_{Ds})] \quad (32)$$

式中:  $p(\tilde{m}_{s_i})$  表示相应随机变量的概率密度函数。

从公式(31)和(32)可知,  $KLD(p(\tilde{m}_{s_i}), p(m_{s_i}))$  的计算是核心所在。由于  $\tilde{m}_{s_i}$  和  $m_{s_i}$  的概率密度函数是高斯混合分布,因此其 KLD 并不存在解析解,文中采用蒙特卡洛方法来求解上述 KLD。文中将分别讨论各传感器的观测向量(包括方位角、仰角和距离)之间相互独立和相互关联两种情况下 KLD 的求解方法。

#### 3.2.1 观测向量相互独立

将量测和伪量测信息中的方位角、仰角和距离分量为相互独立的高斯分布,则有:

$$p(X) = \frac{1}{(2\pi)^3 |C|^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (X - m_x)^T C^{-1} (X - m_x) \right\}$$

$$\tilde{p}(X) = \frac{1}{(2\pi)^3 |\tilde{C}|^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (X - \tilde{m}_x)^T \tilde{C}^{-1} (X - \tilde{m}_x) \right\} \quad (37)$$

则 KLD 为:

$$KLD(p(X), \tilde{p}(X)) = \int p(X) \log \frac{p(X)}{\tilde{p}(X)} dx = \int p(X) \left[ \frac{1}{2} \tilde{a} - \frac{1}{2} a \right] dx + \log \left| \frac{\tilde{C}}{C} \right|^{1/2} \quad (38)$$

其中,  $a=(X - m_x)^T C^{-1} (X - m_x)$ ,  $\tilde{a}=(X - \tilde{m}_x)^T \tilde{C}^{-1} (X - \tilde{m}_x)$ 。

文中采用蒙特卡洛方法来求解上述 KLD,具体参见参考文献[15]。文中仅讨论了一个雷达和两个红外传感器的情况,相关的结论亦可以推广到多主动传感器和多被动传感器的情况。

## 4 仿真实验

将文中所提算法与参考文献[4]、参考文献[8]所提的关联代价函数用于异类传感器数据关联的正确率进行了比较分析。对于文中涉及的多维分配算法,采用离线工具包 LP\_SOLVE<sup>[16]</sup>求解多维分配算法。

### 4.1 KLD 数据关联算法性能分析

考虑一个 3D 雷达和 2 个红外传感器组成的异

类传感器系统,2 个红外传感器的坐标分别为  $S_1=(0\ 20\ 0.1)\text{ km}$ 、 $S_2=(0\ 0\ 0.5)\text{ km}$ ,3D 雷达的坐标为  $S_3=(20\ 0\ 0.08)\text{ km}$ 。设定雷达的测角误差为红外传感器测角误差的 1.5 倍,雷达的测距误差标准差为 20,单位为 m。实验不考虑虚警和漏检,分别在角度标准差  $\sigma$  为 2 mrad、5 mrad、10 mrad 的情况下,对不同编队目标数据关联正确进行了实验对比。蒙特卡罗仿真次数为 1000 次。

(1) 10 个目标水平编队形式

目标 1:  $(x, y, z)$ ; 目标 2:  $(x+d, y, z)$ ; 目标 3:  $(x+2d, y, z)$ ; 目标 4:  $(x+3d, y, z)$ ; 目标 5:  $(x+4d, y, z)$ ; 目标 6:  $(x+5d, y, z)$ ; 目标 7:  $(x+6d, y, z)$ ; 目标 8:  $(x+7d, y, z)$ ; 目标 9:  $(x+8d, y, z)$ ; 目标 10:  $(x+9d, y, z)$ 。

仿真结果如图 2 所示,(a)、(b)、(c)分别为 10 个

目标在角度误差标准差  $\sigma$  为 2 mrad、5 mrad、10 mrad 的关联正确率。

表 1~3 给出了  $N=10, 15, 20$  时在  $d=0.5, 1, 1.5$  时的关联正确率。

表 1 10 目标关联正确率

Tab.1 Correct association ratio of 10 targets

Association algorithm	$\sigma=2\text{ mrad}$			$\sigma=5\text{ mrad}$		
	d=0.5	d=1	d=1.5	d=0.5	d=1	d=1.5
Algorithm of literature[4]	0.532 0	0.827 0	0.914 0	0.141 0	0.423 0	0.615 0
Algorithm of literature[8]	0.518 0	0.840 0	0.917 0	0.184 0	0.485 0	0.663 0
Independent	0.552 0	0.866 0	0.943 0	0.216 0	0.540 0	0.689 0
Correlation	0.559 0	0.868 0	0.945 0	0.229 0	0.542 1	0.689 6

表 2 15 目标关联正确率

Tab.2 Correct association ratio of 15 targets

Association algorithm	$\sigma=2\text{ mrad}$			$\sigma=5\text{ mrad}$		
	d=0.5	d=1	d=1.5	d=0.5	d=1	d=1.5
Algorithm of literature[4]	0.538 7	0.801 3	0.864 0	0.130 7	0.392 0	0.527 3
Algorithm of literature[8]	0.544 0	0.806 0	0.880 7	0.175 3	0.473 3	0.571 3
Independent	0.583 3	0.834 7	0.880 7	0.196 0	0.476 7	0.590 7
Correlation	0.586 0	0.835 3	0.886 0	0.200 0	0.479 3	0.593 4

表 3 20 目标关联正确率

Tab.3 Correct association ratio of 20 targets

Association algorithm	$\sigma=2\text{ mrad}$			$\sigma=5\text{ mrad}$		
	d=0.5	d=1	d=1.5	d=0.5	d=1	d=1.5
Algorithm of literature[4]	0.534 0	0.801 0	0.862 0	0.172 0	0.358 0	0.502 0
Algorithm of literature[8]	0.540 0	0.814 0	0.885 0	0.207 0	0.418 0	0.575 0
Independent	0.582 0	0.835 0	0.887 0	0.226 0	0.440 0	0.591 0
Correlation	0.591 0	0.835 0	0.884 0	0.223 0	0.440 0	0.593 0

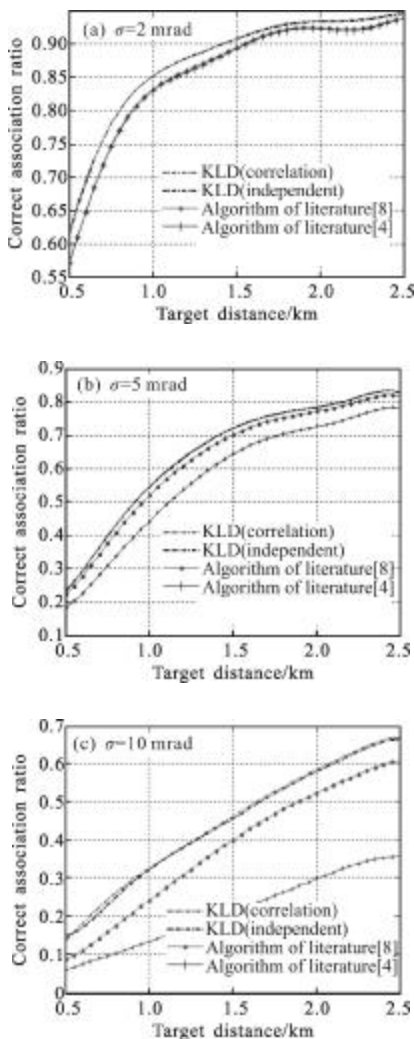


图 2 数据关联正确率变化曲线

Fig.2 Change curves of correct data association ratio

(2) 10 个目标十字编队形式

目标 1:  $(x+d, y, z)$ ; 目标 2:  $(x+2d, y, z)$ ; 目标 3:  $(x+3d, y, z)$ ; 目标 4:  $(x-d, y, z)$ ; 目标 5:  $(x-2d, y, z)$ ; 目标 6:  $(x-3d, y, z)$ ; 目标 7:  $(x, y+d, z)$ ; 目标 8:  $(x, y+2d, z)$ ; 目标 9:  $(x, y-d, z)$ ; 目标 10:  $(x, y-2d, z)$ 。其中  $x=30, y=30, z=5, d=0.5$ , 单位为 km。

仿真结果如图 3 所示,图(a)、(b)、(c)分别为 10 个目标在角度误差标准差  $\sigma$  为 2 mrad、5 mrad、10 mrad 的关联正确率。

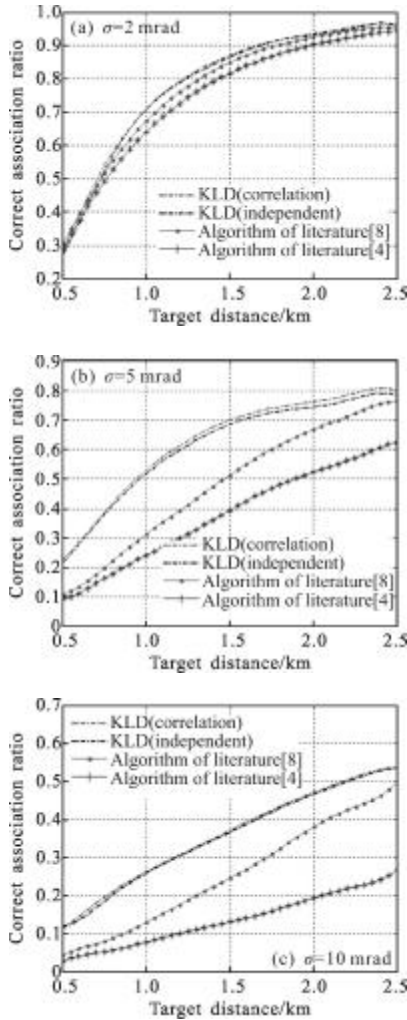


图 3 数据关联正确率变化曲线

Fig.3 Change curves of correct data association ratio

表 4~6 给出了  $N=10, 15, 20$  时在  $d=0.5, 1, 1.5$  时的关联正确率。

表 4 10 目标关联正确率

Tab.4 Correct association ratio of 10 targets

Association algorithm	$\sigma=2$ mrad			$\sigma=5$ mrad		
	$d=0.5$	$d=1$	$d=1.5$	$d=0.5$	$d=1$	$d=1.5$
Algorithm of literature[4]	0.305 6	0.621 2	0.849 4	0.085 5	0.219 1	0.397 1
Algorithm of literature[8]	0.315 0	0.665 6	0.883 1	0.105 0	0.300 5	0.511 5
Independent	0.365 0	0.725 5	0.898 3	0.230 5	0.549 9	0.666 1
Correlation	0.365 1	0.735 2	0.899 6	0.237 2	0.565 4	0.718 5

表 5 15 目标关联正确率

Tab.5 Correct association ratio of 15 targets

Association algorithm	$\sigma=2$ mrad			$\sigma=5$ mrad		
	$d=0.5$	$d=1$	$d=1.5$	$d=0.5$	$d=1$	$d=1.5$
Algorithm of literature[4]	0.309 3	0.690 2	0.847 7	0.083 4	0.261 9	0.425 4
Algorithm of literature[8]	0.334 9	0.733 4	0.877 2	0.122 2	0.348 4	0.549 5
Independent	0.357 2	0.809 5	0.886 3	0.143 7	0.388 1	0.611 3
Correlation	0.386 0	0.835 3	0.906 0	0.190 4	0.479 3	0.622 3

表 6 20 目标关联正确率

Tab.6 Correct association ratio of 20 targets

Association algorithm	$\sigma=2$ mrad			$\sigma=5$ mrad		
	$d=0.5$	$d=1$	$d=1.5$	$d=0.5$	$d=1$	$d=1.5$
Algorithm of literature[4]	0.329 0	0.713 5	0.898 6	0.079 7	0.243 3	0.417 3
Algorithm of literature[8]	0.343 6	0.748 9	0.919 3	0.093 8	0.332 0	0.581 3
Independent	0.388 5	0.805 2	0.941 0	0.110 2	0.370 3	0.658 1
Correlation	0.389 0	0.835 2	0.944 0	0.213 0	0.430 4	0.665 0

从实验结果可知,无论目标呈水平编队飞行还十字编队飞行,所有算法的正确关联率随着目标间距  $d$  的增大而逐渐提高。同时,由于观测噪声不确定性的影响,随着观测噪声的增大,目标正确关联概率逐渐降低。但在相同观测噪声和目标间距下,文中所提的算法的正确关联概率明显高于参考文献[4]、参考文献[8]所提的算法,且随着观测噪声的增加,关联概率提高的趋势越明显。

另外分析结果可知,与参考文献[4]相比,所提算法的正确关联率提高了 4.1%~11.2%,平均提高近 9.6%;相对于参考文献[8]提高了 3.9%~9.1%,平均提高了约 6.4%。

#### 4.2 算法复杂度分析

表 7 给出了不同算法在 3 传感器跟踪五目标情况下的计算强度和计算时间。设参考文献[4]的计算强度为 1,相对计算强度无量纲。

由表 7 可看出,所提出的算法运算时间有了明显地增加,其主要用于计算伪量测的统计特性。因此,选择运算效率较高的统计特性计算方法很重要。综上所述,与参考文献[4]和参考文献[8]所提算法相比,所提算法具有较好的关联正确率,即使在大量测

误差下仍能保持较好的鲁棒性。

表 7 算法复杂度分析

Tab.7 Computation complexity of algorithm

Association algorithm	Mean time of association cost/ $10^{-6}$ s	Relative computing-intensive
Algorithm of literature[4]	2.31	1
Algorithm of literature[8]	5.42	2.34
KLD(independent)	15.23	6.59
KLD(correlation)	21.46	9.29

## 5 结 论

文中针对 3 维空间中的雷达和红外数据关联问题进行了研究, 将多维分配算法运用于雷达与红外的数据关联, 重点研究了代价函数的构造问题, 算法利用伪量测与量测概率密度函数之间的差异性信息来构造关联代价, 从而更加全面地反映出二者之间的差异程度。下一步将在提高算法运算效率上进行研究。

## 参考文献:

- [1] Cen Ming, Liu Xingfa, Fu Chengyu. Fusion tracking method based on equivalent sensor for dissimilar sensors [J]. Opto-Electronic Engineering, 2008, 35(9): 1-5. (in Chinese)  
岑明, 刘兴法, 傅承毓. 异类传感器融合跟踪的等效传感器方法[J]. 光电工程, 2008, 35(9): 1-5.
- [2] Han Hong, Han Chongzhao, Zhu Hongyan, et al. Heterogeneous multi-sensor data association algorithm based on fuzzy clustering [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2004, 38(4): 388-391. (in Chinese)  
韩红, 韩崇昭, 朱洪艳, 等. 基于模糊聚类的异类多传感器数据关联算法[J]. 西安交通大学学报, 2004, 38(4): 388-391.
- [3] Lamborn P, Williams P J. Data fusion on a distributed heterogeneous sensor network [C]//SPIE, Multisensor, Multisource Information Fusion, 2006, 6242: 1-8.
- [4] Somnath Deb, Krishna R Pattipati, Yaakov Bar-Shalom. A multisensor-multitarget data association algorithm for heterogeneous sensors [J]. Aerospace and Electronic Systems IEEE Transactionson, 1993, 29(2): 560-568.
- [5] Li Binbin, Feng Xinxin, Wang Zhaoying, et al. Data association algorithm for three-dimensional heterogeneous sensors[J]. Journal of Astronautics, 2011, 32(7): 1632-1638. (in Chinese)  
李彬彬, 冯新喜, 王朝英, 等. 异类传感器三维空间数据关联算法研究[J]. 宇航学报, 2011, 32(7): 1632-1638.
- [6] Kaplan L M, Bar-Shalom Y, Blair W D. Assignment costs for multiple sensor track-to track association [J]. IEEE Trans On Aerospace and Electronic Systems, 2008, 44(2): 655-677.
- [7] Hassene Aissi, Daniel Vanderpoorten, Jean Vandpeperstraete. Robust approaches for the data association problem [C]//The 7th International Conference on Information Fusion, 2005.
- [8] Ouyang C, Ji H. Modified cost function for passive sensor data association[J]. Electronics Letters, 2011, 47(6): 383-385.
- [9] Liu Zongxiang, Huang Jingxiong, Yang Xuan, et al. Fast target location method in the heterogeneous sensors system [J]. Systems Engineering and Electronics, 2007, 29(12): 2010-2014. (in Chinese)  
刘宗香, 黄静雄, 杨烜, 等. 异类传感器系统目标快速定位方法[J]. 系统工程与电子技术, 2007, 29(12): 2010-2014.
- [10] Julier S J, Uhlmann J K. A general method for approximating nonlinear transformations of probability distributions [R/OL]. [2004-03-13]. [http://www.robots.ox.ac.uk/siju/work/Pub-lications/letter\\_size/Unscented.zip](http://www.robots.ox.ac.uk/siju/work/Pub-lications/letter_size/Unscented.zip).
- [11] Julier S J, Uhlmann J K, Durrant-Whyte H F. A new approach for filtering nonlinear system [C]//Proc Am Contr Conf, 1995: 1628-1632.
- [12] Wang Ding, Zhang Li, Wu Ying. Constrained total least-square algorithm for passive location based on bearing-only measurements [J]. Science in China Series F: Information Sciences, 2006, 36(8): 880-890. (in Chinese)  
王鼎, 张莉, 吴英. 基于角度信息的约束总体最小二乘无源定位算法[J]. 中国科学 F 辑信息科学, 2006, 36(8): 880-890.
- [13] Tian Ye, Ji Hongbing, Ouyang Cheng. Passive sensor data association based on DWLS [J]. Systems Engineering and Electronics, 2011, 33(11): 2353-2358. (in Chinese)  
田野, 姬红兵, 欧阳成. 基于距离加权最小二乘的量测数据关联[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(11): 2353-2358.
- [14] Sunsil Mathews. An efficient Implementation of a Batch-Oriented, Multitarget, Multidimensional Assigantment Tracking Algorithm with Application to Passive Sonar [R]. Naval Undersea Warfare Center Division Newport, Rhode Island, NUWC-NPT Technical Document, 2011, 12036.
- [15] Berkelaar M, Eikland K, Notebaert P. Introduction to Ip\_solve5.5.2.0. [2004-03-13]. <http://lpsolve.sourceforge.net/5.5/>, 2004.
- [16] Wang Huanliang, Han Jiqing, Zheng Tieran. Approximation of Kullback-Leibler Divergence between two Gaussian mixture distributions[J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(5): 529-534. (in Chinese)  
王欢良, 韩纪庆, 郑铁然. 高斯混合分布之间的 K-L 散度的近似计算[J]. 自动化学报, 2008, 34(5): 529-534.