

多无源传感器去相关数据关联算法

鹿传国^{1,2} 冯新喜¹ 孔云波¹ 张迪^{3,4}

摘要 对基于多维分配模型的多无源传感器 (Multi-passive-sensor system, MPSS) 多目标数据关联算法进行了归纳分析, 指出该模型不仅忽略了极大似然估计所引入的随机误差, 而且未充分考虑量测与伪量测之间的相关性. 继而建立了一种去相关修正数据关联模型, 并提出利用无迹变换计算二者之间的互协方差. 另外定义了概念“解的区分度”来评估关联代价构造的合理性. 最后进行了仿真实验, 结果表明去相关后的关联代价能更精准地反映数据关联的可能性, 所提关联算法运算时间有所增加, 但关联性能更佳.

关键词 数据关联, 多无源传感器, 去相关, 无迹变换

引用格式 鹿传国, 冯新喜, 孔云波, 张迪. 多无源传感器去相关数据关联算法. 自动化学报, 2014, 40(3): 497–505

DOI 10.3724/SP.J.1004.2014.00497

Decorrelation-based Data Association Algorithm for Multi-passive-sensor System

LU Chuan-Guo^{1,2} FENG Xin-Xi¹ KONG Yun-Bo¹ ZHANG Di^{3,4}

Abstract After summarizing and analyzing the multi-target data association algorithms based on the S-D assignment for multi-passive-sensor system, it is pointed out that the association algorithms above have ignored both the error introduced by the maximum likelihood estimation and the relativity between the measurements and the pseudo ones. Then, a decorrelation-based data association model is built and the unscented transform is proposed to compute the mutual covariance between measurements and the pseudo ones. Meanwhile, a new concept, the discrimination of answers, is defined to evaluate the association cost forming methods. Lastly, results of simulation have shown that the uncorrelated cost function can reflect the association probability more accurately and the proposed algorithm can achieve better performance at the cost of more computing time.

Key words Data association, multi-passive-sensor, decorrelation, unscented

Citation Lu Chuan-Guo, Feng Xin-Xi, Kong Yun-Bo, Zhang Di. Decorrelation-based data association algorithm for multi-passive-sensor system. *Acta Automatica Sinica*, 2014, 40(3): 497–505

电子战手段和理论的发展使得传统的有源雷达面临诸多威胁, 无源传感器可有效克服其缺点, 已成为现代防空预警系统的重要组成部分. 然而单一的无源传感器的可观测性较弱, 信息融合势在必行, 作为其核心问题的数据关联则成为当前研究的热点问题之一. 鉴于无源传感器量测的强非线性和不完全性, 关联判决时会滋生大量的“虚假定位点”^[1], 且其数目随着传感器数目和目标数目的增加成指数级增长, 这均提高了数据关联的难度.

1992 年, Krishna 和 Bar-Shalom 等建立了多

无源传感器数据关联的多维分配模型^[2], 奠定了该问题的研究基础. 截止到目前的多数研究是针对该算法进行优化, 主要集中在以下两个方面:

1) 提取、利用各种先验信息对全关联空间降维, 降低问题复杂度^[3–10], 侧重于利用先验信息对多维分配问题降维. 如文献 [3] 引入交点强度变量求解关联; 文献 [4–5] 提出了基于假设检验的两级关联结构; 文献 [6] 通过综合利用“定位点距离和”来完善关联度信息; 文献 [7–8] 则引入了“视线”的概念作为数据关联判决的基本元素; 文献 [9] 推导了角度量测余切值的约束关系, 并用于优选关联组合; 文献 [10] 提出了约减关联假设的二面角聚类算法, 可以显著降低计算量. 从关联代价构造方式的角度来看, 它利用先验信息将明显不可能关联的假设的代价函数视作无穷大, 继而实现关联空间的约减与寻优.

2) 改进关联代价的构造方式, 增强模型的完备性. 文献 [11] 提出了一种修正关联代价数据关联算法; 文献 [12] 进一步提出了改进的松弛算法, 但其关联代价构造方法与文献 [11] 相同; 文献 [13] 则提出利用区间代价代替单值关联代价, 将传统的多维分

收稿日期 2012-11-6 录用日期 2013-5-14
Manuscript received November 6, 2012; accepted May 14, 2013
陕西省自然科学基金 (2011JM8023) 资助
Support by Natural Science Foundation of Shannxi (2011JM8023)

本文责任编辑 赵千川

Recommended by Associate Editor ZHAO Qian-Chuan

1. 空军工程大学信息与导航学院 西安 710077 2. 95806 部队 北京 100076 3. 中国航空博物馆 北京 102211 4. 装甲兵工程学院 北京 100072

1. School of Information and Navigation, Airforce Engineering University, Xi'an 710077 2. 95806 Unit, PLA, Beijing 100076 3. Chinese Aviation Museum, Beijing 102211 4. China Academy of Armored Force Engineering, Beijing 100072

配问题转化为多维区间规划问题. 广义上看, 上述两类方法具有共性, 均从修正关联代价的角度改良传统的关联算法, 可见关联代价的构造正是基于多维分配的数据关联的关键, 它直接决定了数据关联算法的性能, 但当前关联代价的构造仍不尽合理.

一是 Krishna 等在构造代价函数时直接将目标位置的极大似然估计作为目标的真实位置, 忽略了极大似然估计所引入的随机性误差^[11];

二是现有关联算法均简单地将量测与伪量测视为相互独立的随机变量, 而这与实际并不相符. 所谓伪量测是指对应于某关联假设所得到的位置估计根据传感器观测模型解算出的量测数据所组成的向量. 从其衍生流程来看, 伪量测信息由目标位置信息的估计量得来, 而该估计量恰由量测数据推算解出, 显然伪量测是量测的函数, 从统计特性上看, 二者必然相关.

此外, 尽管对关联代价修正的方式多种多样, 但目前仍缺乏对关联代价构造方法的有效评估手段. 关联代价对关联正确率的影响主要体现在下述两方面: 一是关联代价能否稳健合理地反映关联的可能性程度; 二是关联代价的优劣直接影响解多维分配算法的计算结果, 即使采用同样的解分配算法, 不同的关联代价对应的关联结果亦不相同, 然而目前并未有人明确提出确定性的指标来反映关联代价构造方法对解分配算法的影响程度. 针对上述问题, 本文提出了一种去相关数据关联算法, 在构造关联代价时充分考虑量测与伪量测的相关性. 将伪量测信息视作量测数据的广义函数, 并给出了利用无迹变换获得伪量测信息均值、方差信息和伪量测与量测之间的互协方差信息的方法, 继而再利用互协方差对二者的统计距离进行修正作为最终的关联代价. 再者为评估不同关联代价构造方法的合理性, 基于蒙特卡罗思想定义了“解的区分度”这一概念, 从最优解与可行解之间的差异性来分析关联代价构造方法的优劣. 最后对该算法进行了仿真实验, 验证了所提算法的有效性.

1 问题模型

将虚警和漏检的影响考虑在内, 建立三维空间下的多站测向无源传感器数据关联问题模型.

1.1 量测模型

假定在观测区域内有 M 个目标, 记 N 个传感器的坐标 $\mathbf{x}_s^* = (x_s^*, y_s^*, z_s^*)$, $s = 1, 2, \dots, N$, P_{D_s} 为传感器 s 的检测概率. 目标 j ($j = 1, 2, \dots, M$) 的坐标 \mathbf{x}_j 记为 (x_j, y_j, z_j) , 传感器 s 可以获得关于

目标 j 的量测包括方位角 β_{sj} 和仰角 α_{sj} , 如下:

$$\beta_{sj} = \arctan\left(\frac{y_j - y_s^*}{x_j - x_s^*}\right) \quad (1)$$

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

记向量 $\boldsymbol{\theta}_{sj} = [\alpha_{sj} \ \beta_{sj}]^T$, 考虑虚警的量测误差和虚警的影响, 传感器 s 的量测模型可表述为

$$\mathbf{m}_{sj} = \begin{cases} \boldsymbol{\theta}_{sj} + \mathbf{v}_{sj}, & \text{若目标 } j \text{ 是真实目标} \\ \mathbf{w}_{sj}, & \text{若目标 } j \text{ 是虚警} \end{cases} \quad (3)$$

其中, 量测噪声 $\mathbf{v}_{sj} \sim N(0, R_{sj})$, 虚警 \mathbf{w}_{sj} 并无真正的统计规律可循, 近似视为在观测空域内均匀分布, 其概率密度函数为 $P_{w_{sj}}(\mathbf{w}) = 1/\Omega_s$, Ω_s 为传感器 s 的探测范围.

为使所有量测参与关联判决, 给每个传感器 s 增设虚假量测向量 \mathbf{m}_{s0} 来指代虚警, 则传感器 s 获得的量测集合可表示为

$$\mathbf{M}_s = \{\mathbf{m}_{s i_s}\}_{i_s=0}^{n_s} \quad (4)$$

其中, n_s 为传感器 s 的量测集合的势.

至此, 可将所有传感器量测数据记为

$$\mathbf{M} = \{\mathbf{M}_s\}_{s=1}^N \quad (5)$$

1.2 量测集合划分

简而言之, 数据关联就是对量测集合 \mathbf{M} 做可行划分. 记 γ 为一可行划分, 其中各元素记为 $\mathbf{M}_{i_1 i_2 \dots i_N}^{(k)}$, $k = 1, 2, \dots, K$, k 是集合中关联对的个数.

定义关联假设 $\mathbf{M}_{i_1 i_2 \dots i_N} = \{\mathbf{M}_{s i_s}\}_{s=1}^N$, 它量化了源于不同传感器的量测数据之间的映射关系. 基于可行划分 γ , 定义事件 $\xi(\gamma) = \{\gamma \text{ 为真}\}$. Γ 为所有可行划分的集合, 则数据关联判决即转化为寻求 Γ 中的最优划分 γ_{best} .

多维分配模型在判定量测之间的对应关系时, 定义了如下二元变量:

$$\rho_{i_1 i_2 \dots i_N} = \begin{cases} 1, & \text{若 } \mathbf{M}_{i_1 i_2 \dots i_N} \in \gamma \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

继而利用量测与伪量测来构造关联代价函数如下:

$$c_{i_1 i_2 \dots i_N} = \sum_{s=1}^N [(1 - \delta_{0 i_s}) \left(\ln \frac{\sqrt{2\pi |R_{s i_s}|}}{P_{D_s}} + \frac{1}{2} \Delta^T R_{s i_s}^{-1} \Delta \right) - \delta_{0 i_s} \ln(1 - P_{D_s})] \quad (7)$$

其中, $\Delta = (\mathbf{m}_{s_i} - \widehat{\mathbf{m}}_{s_i})$, $\Delta^T R_{s_i}^{-1} \Delta$ 的物理意义为某关联假设下对应同一目标的量测与伪量测之间的统计距离。

至此, 多无源传感器数据关联的多维分配关联模型可完整表述为

$$\min F = \sum_{i_1=0}^{n_1} \sum_{i_2=0}^{n_2} \cdots \sum_{i_N=0}^{n_N} \rho_{i_1 i_2 \cdots i_N} C_{i_1 i_2 \cdots i_N} \quad (8)$$

s.t.

$$\sum_{i_1=0}^{n_1} \sum_{i_2=0}^{n_2} \cdots \sum_{i_{N-1}=0}^{n_{N-1}} \rho_{i_1 i_2 \cdots i_N} = 1, i_N = 1, 2, \cdots, n_N$$

$$\sum_{i_1=0}^{n_1} \cdots \sum_{i_{N-2}=0}^{n_{N-2}} \sum_{i_N=0}^{n_N} \rho_{i_1 i_2 \cdots i_N} = 1, i_{N-1} = 1, 2, \cdots, n_{N-1}$$

⋮

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

2 目标位置估计与方差

目标位置估计是计算伪量测信息的必要前提。多数文献是通过极大似然法来获得目标的位置估计, 通常采用牛顿法等计算最优位置, 但是并不关心目标位置估计的方差。

基于伪线性估计的思想, 将式 (1)、(2) 作如下等价转化:

$$\sin \beta_{s_j} \widehat{x}_j - \cos \beta_{s_j} \widehat{y}_j = \sin \beta_{s_j} x_s^* - \cos \beta_{s_j} y_s^* \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \cos \beta_{s_j} \sin \alpha_{s_j} \widehat{x}_j + \sin \beta_{s_j} \sin \alpha_{s_j} \widehat{y}_j - \cos \alpha_{s_j} \widehat{z}_j = \\ \cos \beta_{s_j} \sin \alpha_{s_j} x_s^* + \sin \beta_{s_j} \sin \alpha_{s_j} y_s^* - \cos \alpha_{s_j} z_s^* \end{aligned} \quad (10)$$

将 N 个传感器的量测按式 (9)、(10) 转化并联立为矩阵的形式如下:

$$H \widehat{\mathbf{x}}_j = Y \quad (11)$$

其中

$$H = \begin{bmatrix} \sin \beta_{1j} & -\cos \beta_{1j} & 0 \\ \cos \beta_{1j} \sin \alpha_{1j} & \sin \beta_{1j} \sin \alpha_{1j} & -\cos \alpha_{1j} \\ \sin \beta_{2j} & -\cos \beta_{2j} & 0 \\ \cos \beta_{2j} \sin \alpha_{2j} & \sin \beta_{2j} \sin \alpha_{2j} & -\cos \alpha_{2j} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \sin \beta_{Nj} & -\cos \beta_{Nj} & 0 \\ \cos \beta_{Nj} \sin \alpha_{Nj} & \sin \beta_{Nj} \sin \alpha_{Nj} & -\cos \alpha_{Nj} \end{bmatrix} \quad (12)$$

$Y =$

$$\begin{bmatrix} \sin \beta_{1j} x_1^* - \cos \beta_{1j} y_1^* \\ \cos \beta_{1j} \sin \alpha_{1j} x_1^* + \sin \beta_{1j} \sin \alpha_{1j} y_1^* - \cos \alpha_{1j} z_1^* \\ \sin \beta_{2j} x_2^* - \cos \beta_{2j} y_2^* \\ \cos \beta_{2j} \sin \alpha_{2j} x_2^* + \sin \beta_{2j} \sin \alpha_{2j} y_2^* - \cos \alpha_{2j} z_2^* \\ \vdots \\ \sin \beta_{Nj} x_N^* - \cos \beta_{Nj} y_N^* \\ \cos \beta_{Nj} \sin \alpha_{Nj} x_N^* + \sin \beta_{Nj} \sin \alpha_{Nj} y_N^* - \cos \alpha_{Nj} z_N^* \end{bmatrix} \quad (13)$$

则待求目标的位置估计值为

$$\widehat{\mathbf{x}}_j = (H^T H)^{-1} H^T Y \quad (14)$$

估计协方差为

$$P_j = (H^T H)^{-1} H^T \Delta Y ((H^T H)^{-1} H^T)^T \quad (15)$$

其中

$$\Delta Y = \left(\frac{\partial Y}{\partial \mathbf{m}_j} \right) R_s \left(\frac{\partial Y}{\partial \mathbf{m}_j} \right)^T \quad (16)$$

$$\mathbf{m}_j = [\mathbf{m}_{1i_1}^T, \mathbf{m}_{2i_2}^T, \cdots, \mathbf{m}_{Ni_N}^T]^T \quad (17)$$

$$R_s = \text{diag}(R_{1i_1}, R_{2i_2}, \cdots, R_{Ni_N}) \quad (18)$$

为进一步提高目标位置估计和协方差的计算精度, 还可采用总体最小二乘^[14]、约束总体最小二乘^[14] 或迭代最小二乘^[15] 等方法。

3 去相关数据关联算法

去相关数据关联算法的核心在于获得伪量测的统计特性及其与量测数据之间的相关性。伪量测是目标位置估计的函数, 确定其统计特性较为简单。然而量测与伪量测之间并不存在直接的映射关系, 解析地计算二者之间的互协方差较为困难。因此, 需利用目标位置进行过渡, 将伪量测抽象为量测的广义函数, 采用基于确定性采样的无迹变换 (Unscented transform, UT)^[16-17] 来分析伪量测与量测之间的相关性。

3.1 无迹变换

UT 变换原理如图 1 所示, 它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。

设 n 维随机向量 \mathbf{x} , 其统计特性为 $(\bar{\mathbf{x}}, P_{\mathbf{x}})$, m 维随机向量 \mathbf{Z} 为 \mathbf{x} 的某一非线性函数 $\mathbf{Z} = g(\mathbf{x})$ 。UT 变换就是根据 $(\bar{\mathbf{x}}, P_{\mathbf{x}})$, 选择某种确定性的采样策略, 设计输入向量 \mathbf{X} 的 sigma 点集 $\{\xi_i\}$ ($i = 0, 1, \cdots, L$, L 为选择的采样策略所需的采样 sigma 点个数); 对 sigma 点集 $\{\xi_i\}$ 中的每个点计算经 $g(\cdot)$ 变换后的 sigma 点集 $\{\gamma_i\}$ ($i = 0, 1, \cdots, L$), 然后

再基于 $\{\gamma_i\}$ ($i = 0, 1, \dots, L$) 计算 \mathbf{Z} 的统计特性 $(\bar{\mathbf{Z}}, P_{\mathbf{Z}})$.

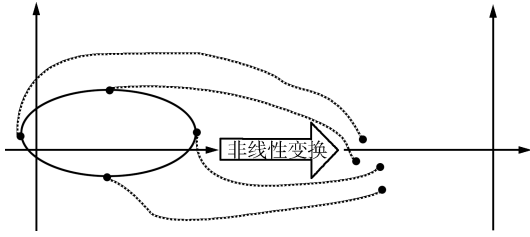


图 1 无迹变换

Fig. 1 Unscented transform

3.2 伪量测统计特性

为简化论述, 记对应于关联假设 $\mathbf{M}_{i_1 i_2 \dots i_N}$ 的伪量测为 $\tilde{\mathbf{m}}_j = [\tilde{\mathbf{m}}_{1i_1}^T, \tilde{\mathbf{m}}_{2i_2}^T, \dots, \tilde{\mathbf{m}}_{Ni_N}^T]^T$, 对应的目标位置 \mathbf{x}_j 近似服从正态分布, 即 $\mathbf{x}_j \sim \mathbf{N}(\hat{\mathbf{x}}_j, P_j)$. 基于式 (1)、(2) 所述的传感器的观测模型, 简记 \mathbf{x}_j 与 $\tilde{\mathbf{m}}_j$ 的映射关系为

$$\tilde{\mathbf{m}}_j = G(\mathbf{x}_j) \quad (19)$$

记 $\tilde{\mathbf{m}}_j$ 的均值和方差分别为 $\bar{\tilde{\mathbf{m}}}_j, P_{\tilde{\mathbf{m}}_j}$,

$$P_{\tilde{\mathbf{m}}_j} = \text{diag}(P_{\tilde{\mathbf{m}}_j, 1i_1}, P_{\tilde{\mathbf{m}}_j, 2i_2}, \dots, P_{\tilde{\mathbf{m}}_j, Ni_N})$$

为避免雅可比矩阵的计算, 采用 UT 变换来确定伪量测的均值和方差, 以对称采样为例来说明其具体步骤.

步骤 1. Sigma 点采样. 根据目标位置估计的统计特性, 采用对称采样来确定目标位置估计的 Sigma 点如下:

$$\{\chi_i\} = [\hat{\mathbf{x}}_j \quad \hat{\mathbf{x}}_j \pm \gamma \sqrt{P_j}] \quad (20)$$

对应的权值为

$$W_i = \begin{cases} k/(n+k), & i=0 \\ 1/[2(n+k)], & i \neq 0 \end{cases} \quad (21)$$

其中, $i = 0, 1, \dots, 2n$ (n 为 $\hat{\mathbf{x}}_j$ 维数, $\gamma = \sqrt{n+k}$, k 为比例系数, 调节 sigma 点与均值 $\hat{\mathbf{x}}_j$ 的距离) **步骤 2.** 非线性变换. 将 sigma 点 χ_i 按式 (19) 非线性变换得点集 $\{\gamma_i | \gamma_i = G(\chi_i)\}$.

步骤 2. 数值计算. 伪量测的均值和方差分别为

$$\bar{\tilde{\mathbf{m}}}_j = \sum_{i=0}^{2n} W_i \gamma_i \quad (22)$$

$$P_{\tilde{\mathbf{m}}_j} = \sum_{i=0}^{2n} W_i (\gamma_i - \bar{\tilde{\mathbf{m}}}_j)(\gamma_i - \bar{\tilde{\mathbf{m}}}_j)^T \quad (23)$$

3.3 量测与伪量测相关性

由传感器的观测模型可知, 将量测与 \mathbf{x}_j 的映射关系记为

$$\mathbf{x}_j = H(\mathbf{m}_j) \quad (24)$$

不难发现, H 其实为式 (1)、(2) 所述传感器观测模型的逆变换. 联立式 (19)、(24), 则 \mathbf{m}_j 与 $\tilde{\mathbf{m}}_j$ 的映射关系为

$$\tilde{\mathbf{m}}_j = H(G(\mathbf{m}_j)) \quad (25)$$

式 (25) 表明伪量测与量测具有明确的相关性, 为更合理地构造关联代价, 必须消除二者之间的相关性, 可利用二者的互协方差来定量描述其相关性.

根据互协方差的定义有:

$$P_{\tilde{\mathbf{m}}_j, \mathbf{m}_j} = E((\tilde{\mathbf{m}}_j - \bar{\tilde{\mathbf{m}}}_j)(\mathbf{m}_j - \bar{\mathbf{m}}_j)^T) = E(\tilde{\mathbf{m}}_j \mathbf{m}_j^T) - \bar{\tilde{\mathbf{m}}}_j \bar{\mathbf{m}}_j^T \quad (26)$$

互协方差是对称阵, 则有:

$$P_{\mathbf{m}_j, \tilde{\mathbf{m}}_j} = P_{\tilde{\mathbf{m}}_j, \mathbf{m}_j}^T \quad (27)$$

由式 (26) 可知协方差计算的关键在于计算伪量测与量测乘积的期望 $E(\tilde{\mathbf{m}}_j \mathbf{m}_j^T)$.

根据式 (25), 有:

$$\tilde{\mathbf{m}}_j \mathbf{m}_j^T = H(G(\mathbf{m}_j)) \mathbf{m}_j^T = \Psi(\mathbf{m}_j) \quad (28)$$

同理, $\tilde{\mathbf{m}}_j \mathbf{m}_j^T$ 可视为 \mathbf{m}_j 的非线性变换, 因此其期望同样可由 UT 变换得到, 具体步骤如下:

步骤 1. Sigma 点采样. 根据量测的统计特性, 确定 Sigma 点:

$$\{\chi_i\} = [\mathbf{m}_j \quad \mathbf{m}_j \pm \gamma \sqrt{R_s}] \quad (29)$$

其中 $i = 0, 1, \dots, l$ (l 为 \mathbf{m}_j 的维数, 各 Sigma 点对应的权值为

$$W_i = \begin{cases} k/(l+k), & i=0 \\ 1/[2(l+k)], & i \neq 0 \end{cases} \quad (30)$$

步骤 2. 非线性变换. 按式 (28) 进行变换得 Sigma 点集 $\{\gamma_i | \gamma_i = \Psi(\chi_i)\}$.

步骤 3. 数值计算. $\tilde{\mathbf{m}}_j \mathbf{m}_j^T$ 的期望为

$$E(\tilde{\mathbf{m}}_j \mathbf{m}_j^T) = \sum_{i=0}^{2l} W_i \gamma_i \quad (31)$$

将式 (31) 代入 (26) 即可得出伪量测与量测之间的互协方差.

3.4 去相关关联代价

对应于关联假设 $M_{i_1 i_2 \dots i_N}$ 的代价函数修正为

$$c_{i_1 i_2 \dots i_N} = \sum_{s=1}^N \left[(1 - \delta_{0i_s}) \left[\ln \frac{\sqrt{2\pi|\Phi|}}{P_{D_s} \Omega_s} + \frac{1}{2} \Delta^T \Phi^{-1} \Delta - \delta_{0i_s} \ln(1 - P_{D_s}) \right] \right]$$

其中

$$\Phi = R_{s i_s} + P_{\tilde{m}_j} - P_{m_j, \tilde{m}_j} - P_{m_j, \tilde{m}_j}^T \quad (32)$$

式(33)表明了对量测和伪量测两随机变量进行去相关,即在统计距离计算时将其权值减去互协方差的影响.从物理意义上看,式(32)中的 $\Delta^T \Phi^{-1} \Delta$ 表示的是二者去相关后的统计距离.至此,将式(32)代入式(8),通过求解多维分配即可实现关联判决.

4 实验仿真

为验证所提算法的有效性,对不同量测误差下的文献[2]算法,文献[11]算法和所提算法的数据关联正确率进行了比较分析.需指出的一点是:多维分配问题是一典型的NP难题,在多项式时间内难以获得全局最优.求解该问题的次优方法众多,其中线性规划松弛法^[15]已经开发出完善的离线工具包LP_SOLVE^[19-20],这是一种开源的解决线性规划问题的软件包,具有极好的兼容性,在工程开发时可直接调用.实验中所涉及多维分配问题均利用该工具包求解.

三个传感器的坐标分别设置为 $S_1 = (0, 20, 0.1)$, $S_2 = (20, 0, 0.08)$, $S_3 = (0, 0, 0)$,单位为km,量测误差标准差 σ 为5 mrad或10 mrad,不考虑虚警和漏检.对下述三种情形下的关联正确率进行1000次蒙特卡罗实验对比.

4.1 两目标关联

对两目标数据关联正确进行了实验对比,其坐标分别为 (x, y, z) 和 $(x+d, y, z)$. (x, y, z) 在观测范围内随机选取, d 为目标间隔距离,在 $[0, 1.5]$ 之间每隔0.05采样取值.

在目标数目较少时,可穷举出所有可行的关联组合作为可行解,继而可确定唯一的最优解.多维分配是一离散型极小化风险控制问题,存在诸多可行解和唯一的最优解,二者的差异性程度是影响能否寻得最优的重要因素之一.基于上述考量,定义概念——“解的区分度”,即多维分配问题中最优解的关联代价与其他所有可行解关联代价均值的比.为克服量测误差的随机性,采用蒙特卡罗方法定义其

表达式如下:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^{MC} (C_{i,best} / C_{i,ave})}{MC} \quad (33)$$

其中, $C_{i,best}$ 为第 i 次蒙特卡罗实验中最优解对应的全局代价, $C_{i,ave}$ 为同次蒙特卡罗实验中其余可行解对应全局代价的均值, MC 为蒙特卡罗实验次数.

鉴于式(8)所述函数是一极小化离散型组合优化问题,则 r 是一种极小型指标, r 越小,则表明最优解相较于其他可行解的优势愈加明显,与其他可行解之间的差异性程度越大,则在相同的解分配方法下寻得全局最优的概率越大.解的区分度这一指标的物理意义正在于此,即用来度量多维分配问题中能够寻得最优解的可能性程度,故而对不同关联代价构造方法对应解的区分度进行比较,可以从侧面反映出其优劣.

图2给出了不同噪声下两目标关联时解的区分度随目标间隔距离的变化曲线.

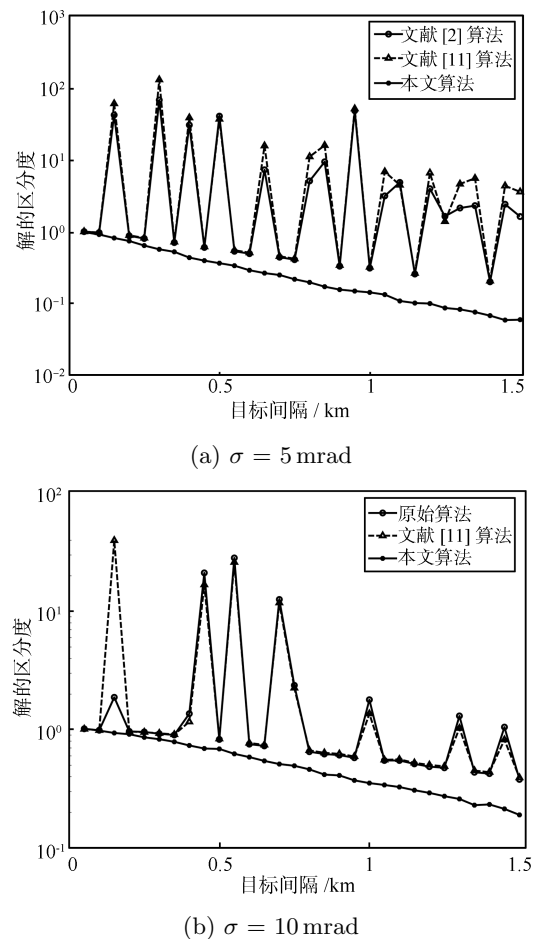


图2 两目标关联解的区分度变化曲线

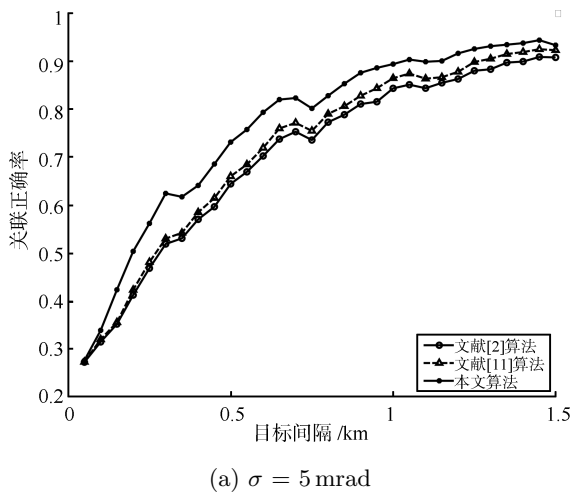
Fig. 2 Answers discrimination lines of two-target association

从图 2 不难发现, 在相同的目标间隔下, 在不同噪声背景下本文所提算法的解的区分度要明显小于文献 [2] 和 [11] 所提算法, 这表明利用所提算法构造的关联代价, 其中最优解关联代价取值明显小于其他可行解, 带来的直接影响是利用相同的解关联算法得出最优解的概率大大增加。

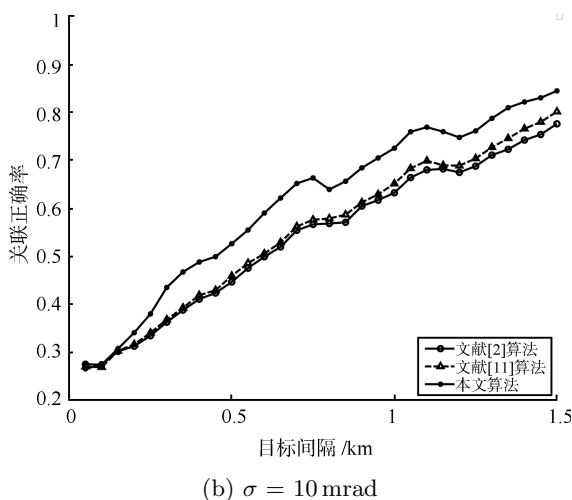
从区分度曲线的走势来看, 随着目标间隔距离的增加, 所提算法的解的区分度一直呈下降趋势, 并未像其余两种算法那样出现显著波动, 这更符合实际的物理意义, 即在大间隔距离下不同的目标更容易分别开来, 这也表明所提算法更加稳健。

综上不难发现去相关后的关联代价构造方法要明显优于其余两种方法。

图 3 给出了不同噪声下两目标关联时关联正确率随目标间隔距离的变化曲线。



(a) $\sigma = 5 \text{ mrad}$



(b) $\sigma = 10 \text{ mrad}$

图 3 两目标关联正确率变化曲线

Fig. 3 Correct association ratio change curves of two-target

从图 3 中不难发现, 随着目标间隔距离的增加, 关联正确率逐步提高, 所提算法与文献 [2] 和 [11] 所

提算法正确率有了明显提高, 在 $\sigma = 5 \text{ mrad}$ 时平均提高了 6.21%, 4.63%, 在 $\sigma = 10 \text{ mrad}$ 时平均提高了 7.12%, 5.99%。

4.2 编队目标数据关联

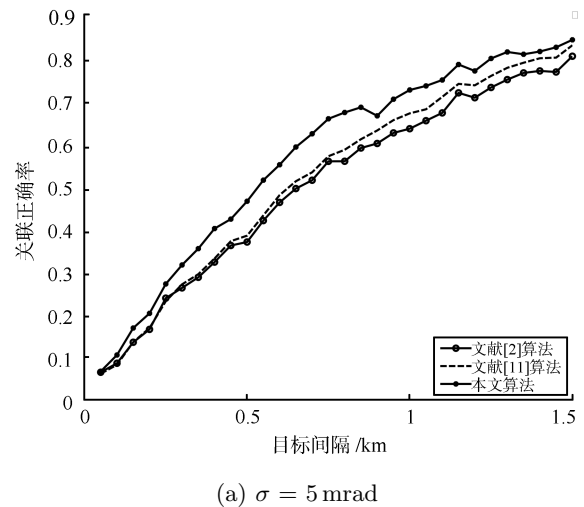
对不同编队目标数据关联正确进行了实验对比。水平编队形式如下:

- 目标 1: (x, y, z) ; 目标 2: $(x + d, y, z)$;
- 目标 3: $(x - d, y, z)$; 目标 4: $(x + 2d, y, z)$;
- 目标 5: $(x - 2d, y, z)$ 。

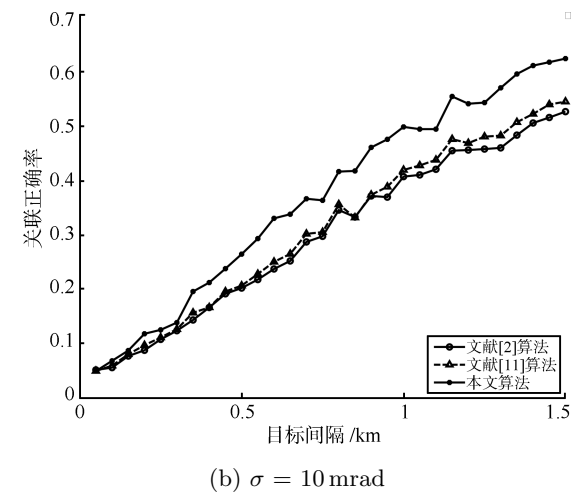
十字编队形式为:

- 目标 1: (x, y, z) ; 目标 2: $(x + 2d, y, z)$;
- 目标 3: $(x - 2d, y, z)$; 目标 4: $(x, y + 2d, z)$;
- 目标 5: $(x, y - 2d, z)$ 。

图 4 给出了不同噪声下水平编队目标关联正确率随目标间隔距离的变化曲线。



(a) $\sigma = 5 \text{ mrad}$



(b) $\sigma = 10 \text{ mrad}$

图 4 水平编队关联正确率变化曲线

Fig.4 Correct association ratio change curves of horizon formation

图5 给出了不同噪声下十字编队目标关联正确率随目标间隔距离的变化曲线。

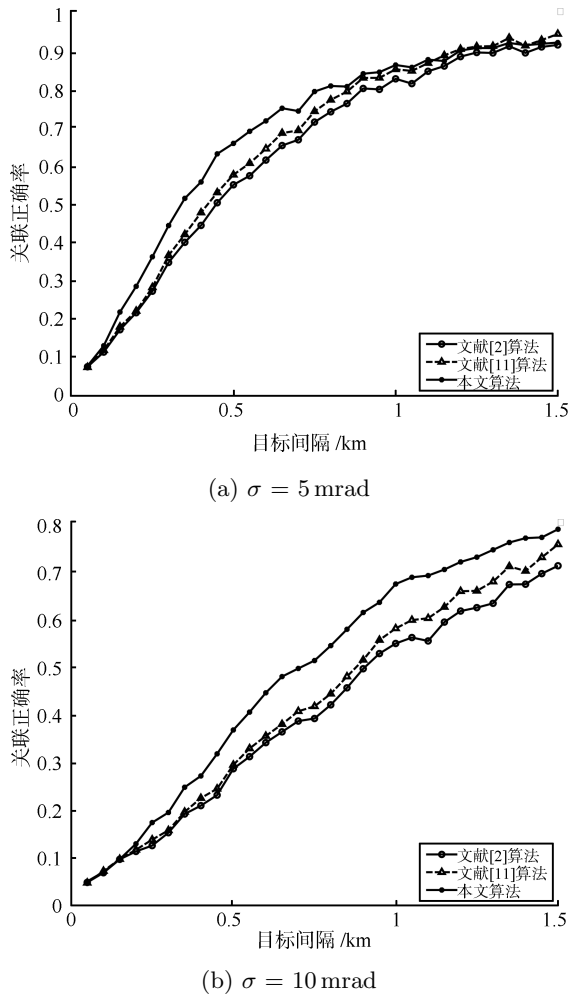


图5 十字编队关联正确率变化曲线

Fig.5 Correct association ratio change curves of cross formation

从上述实验结果不难发现,无论是在水平编队还是十字编队情况下,所提算法关联正确率有很大程度的提升,与文献[2]和[11]所提算法相比在 $\sigma = 5 \text{ mrad}$ 水平编队时平均提高了6.72%,4.92%,在 $\sigma = 10 \text{ mrad}$ 水平编队时平均提高了6.91%,5.78%;在 $\sigma = 5 \text{ mrad}$ 十字编队时平均提高了5.49%,3.29%,在 $\sigma = 10 \text{ mrad}$ 十字编队时平均提高了8.52%,6.31%。

4.3 多目标数据关联

对等间隔直线排列的 N 个目标数据关联正确进行了实验对比,表1~3分别给出了 $N = 10, 15, 20$ 时在 $d = 0.5, 1, 1.5$ 时的关联正确率。

从下表不难发现,在密集目标环境下,从关联正确率来看,所提算法与文献[2]算法相比提高了

4.74%~12.92%,平均提高近9.15%;与文献[11]算法相比,提高了4.06%~10.56%,平均提高了约7.09%。

表1 10目标关联正确率

Table 1 Correct association ratio of 10 targets

关联算法	$\sigma = 5 \text{ mrad}$			$\sigma = 10 \text{ mrad}$		
	$d = 0.5$	$d = 1$	$d = 1.5$	$d = 0.5$	$d = 1$	$d = 1.5$
文献[2]算法	0.3214	0.6081	0.7489	0.1478	0.3265	0.4415
文献[11]算法	0.3417	0.6356	0.7820	0.1542	0.3440	0.4651
本文算法	0.4382	0.7137	0.8287	0.2040	0.4404	0.5707

表2 15目标关联正确率

Table 2 Correct association ratio of 15 targets

关联算法	$\sigma = 5 \text{ mrad}$			$\sigma = 10 \text{ mrad}$		
	$d = 0.5$	$d = 1$	$d = 1.5$	$d = 0.5$	$d = 1$	$d = 1.5$
文献[2]算法	0.2806	0.5435	0.6868	0.1125	0.2688	0.3959
文献[11]算法	0.2904	0.5715	0.7200	0.1153	0.2821	0.4183
本文算法	0.3743	0.6499	0.7645	0.1599	0.3543	0.5036

表3 20目标关联正确率

Table 3 Correct association ratio of 20 targets

关联算法	$\sigma = 5 \text{ mrad}$			$\sigma = 10 \text{ mrad}$		
	$d = 0.5$	$d = 1$	$d = 1.5$	$d = 0.5$	$d = 1$	$d = 1.5$
文献[2]算法	0.2707	0.5013	0.6625	0.1066	0.2482	0.3691
文献[11]算法	0.2846	0.5300	0.6989	0.1159	0.2668	0.3952
本文算法	0.3584	0.6157	0.7480	0.1565	0.3297	0.4776

4.4 关联代价构造算法复杂度分析

表4列出了三传感器五目标关联时不同关联算法的计算复杂度对比情况,包括关联代价计算时间和相对计算强度(将文献[2]关联代价计算强度设为1,相对计算强度无量纲)。

表4 关联代价构造算法复杂度

Table 4 Computation complexity of association cost

关联算法	关联代价平均计算时间 10^{-6} s	相对计算强度
文献[2]算法	2.66	1
文献[11]算法	5.43	2.04
本文算法	31.23	11.76

由表4可看出,所提算法运算时间有了明显增加,额外的计算量主要在于利用UT变换计算伪量测的协方差及其与量测的互协方差信息。而UT变换是一种确定性的采样策略,其计算量与选择的Sigma点数目密切相关。

综合上述实验结果, 所提算法在关联正确率上要全面优于文献 [2] 和 [11] 所提算法, 即使在大量误差下仍能保持较好的鲁棒性, 但同时也增加了一定的计算复杂度。

5 总结

多无源传感器数据关联是实现多无源传感器信息融合的必要前提, 进一步提高关联正确率对于改善多无源传感器融合系统性能具有极强的现实意义。传统的基于多维分配模型建立的多无源传感器多目标数据关联算法不仅忽略了极大似然估计所引入的不确定性, 而且并未将伪量测与量测之间的相关性考虑在内。所提去相关数据关联算法可有效解决上述问题。该算法巧妙地借助 UT 变换迂回计算伪量测与量测数据的互协方差信息, 克服了二者不存在直接的映射关系带来的计算困难, 继而达到弱化二者相关性所引起的关联代价偏差的目的, 使之能够更加精准地反映出数据关联的可能性程度。从数学意义上看, 去相关的思想同样可推广到基于多维分配的动态数据关联问题^[21] 中, 具有进一步提高关联效果的潜力。

需指出的一点是所提算法在利用 UT 变换计算量测与伪量测的相关性信息时, 采用了对称采用策略, 精度较高, 但计算量较大, 为进一步降低计算复杂度, 还可采用单行采样策略^[22], 以满足实时性要求。

此外, 由于传感器量测误差、校准误差和延时误差, 目标分布以及数据处理精度不足等因素的影响, 要判断量测与目标之间的映射关系有时是极为困难的, 在密集目标环境下尤甚。为此, 利用模糊数学方法来改进关联代价的构造方法将是下一步研究的重要方向之一。

References

- Sathyan T, Sinha A, Kirubarajan T, McDonald M, Lang T. MDA-based data association with prior track information for passive multitarget tracking. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2011, **47**(1): 539–556
- Pattipati K R, Deb S, Bar-Shalom Y, Washburn R B. A new relaxation algorithm and passive sensor data association. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1992, **37**(2): 198–213
- Wang Ming-Hui, You Zhi-Sheng, Zhao Rong-Chun, Zhang Jian-Zhou, Feng Zi-Liang. A fast data association algorithm of passive sensor tracking. *Acta Electronica Sinica*, 2000, **28**(12): 45–47
(王明辉, 游志胜, 赵荣椿, 张建国, 冯子亮. 一个快速的被动式传感器数据关联算法. *电子学报*, 2000, **28**(12): 45–47)
- Xiu Jian-Juan, He You, Wang Guo-Hong, Xia Ming-Ge. Bearing measurements association in passive location systems. *Systems Engineering and Electronics*, 2003, **26**(3): 281–283
(修建娟, 何友, 王国宏, 夏明革. 被动定位系统中的方位数据关联. *系统工程与电子技术*, 2003, **26**(3): 281–283)
- Liu Zong-Xiang, Xie Wei-Xin, Yang Xuan. Hierarchical fast data association in the passive sensor system. *Acta Electronica Sinica*, 2004, **32**(12): 2038–2040
(刘宗香, 谢维信, 杨焯. 被动传感器系统分层快速关联算法. *电子学报*, 2004, **32**(12): 2038–2040)
- Li Liang-Qun, Ji Hong-Bing, Liu Jin-Mang. New fuzzy-probability weighting data association algorithm in passive sensor system. *Journal of System Simulation*, 2006, **18**(10): 2898–2902
(李良群, 姬红兵, 刘进忙. 被动传感器系统模糊-概率双加权数据关联新算法. *系统仿真学报*, 2006, **18**(10): 2898–2902)
- Xin Yun-Hong, Yang Wan-Hai. A method of the passive multi-sensor multi-target measurement data association. *Journal of Astronautics*, 2005, **26**(6): 748–752
(辛云宏, 杨万海. 被动多站多目标的测量数据关联算法研究. *宇航学报*, 2005, **26**(6): 748–752)
- Chen Ling, Li Shao-Hong, Li Li. Fast data association algorithm for three-dimensional passive sensors. *Acta Electronica Sinica*, 2005, **33**(9): 1549–1552
(陈玲, 李少洪, 黎莉. 三维空间被动传感器的快速数据关联算法研究. *电子学报*, 2005, **33**(9): 1549–1552)
- Tian Ye, Ji Hong-Bing, Ouyang Cheng. Data association based on the cotangent of angles in multiple passive sensors. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, **32**(10): 2331–2335
(田野, 姬红兵, 欧阳成. 基于角度余切值的多被动传感器数据关联. *电子与信息学报*, 2010, **32**(10): 2331–2335)
- Zhang S, Bar-Shalom Y. Efficient data association for 3D passive sensors: if I have hundreds of targets and ten sensors (or more). In: *Proceedings of the 14th International Conference on Information Fusion*. Chicago, IL, United States: ISIF, 2011. 633–639
- Ouyang C, Ji H. Modified cost function for passive sensor data association. *Electronics Letters*, 2011, **47**(6): 383–385
- Ouyang C, Ji H B, Tian Y. Improved relaxation algorithm for passive sensor data association. *IET Radar, Sonar and Navigation*, 2012, **6**(4): 241–250
- Aissi H, Vanderpooten D, Vanpeperstraete J M. Robust approaches for the data association problem. In: *Proceedings of the 8th International Conference on Information Fusion*. Philadelphia, PA, United States: IEEE, 2005
- Wang Ding, Zhang Li, Wu Ying. Constrained total least square passive location algorithm based angle measurements. *Science in China (Series E: Information Sciences)*, 2006, **36**(8): 880–890
(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. *中国科学 E 辑信息科学*, 2006, **36**(8): 880–890)
- Bar-Shalom Y, Li X R, Kirubarajan T. *Estimation with Applications to Tracking and Navigation: Theory Algorithms and Software*. New York: Wiley, 2001
- Julier S, Uhlmann J K. A general method for approximating nonlinear transformations of probability distributions [Online], available: <http://www.smpp.northwestern.edu/savedLiterature/JulierUhlmannUnscented.pdf>, March 13, 2014
- Julier S J, Uhlmann J K, Durrant-Whyte H F. A new approach for filtering nonlinear system. In: *Proceedings of the 1995 American Control Conference*. Seattle, USA: IEEE, 1995. 1628–1632

- 18 German S, German D. Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1984, **6**(6): 721–741
- 19 Mathews S. An Efficient Implementation of a Batch-Oriented, Multitarget, Multidimensional Assignment Tracking Algorithm with Application to Passive Sonar. NUWC-NPT Technical Document 12036, Naval Undersea Warfare Center Division Newport, Rhode Island, 2011
- 20 Berkelaar M R, Eikland K, Notebaert P. Introduction to lp solve5. 5. 2. 0. [Online], available: <http://web.mit.edu/lpsolve/doc/>, March 13, 2014
- 21 Sathyan T, Sinha A. A two-stage assignment-based algorithm for asynchronous multisensor bearings-only tracking. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2011, **47**(3): 2153–2168
- 22 Julier S J, Uhlmann J K. Reduced sigma point filters for the propagation of means and covariances through nonlinear transformations. In: Proceedings of the 2002 American Control Conference. Anchor AK: IEEE, 2002, 887–892



鹿传国 空军工程大学信息与导航学院博士研究生. 主要研究方向为多传感器信息融合, 数据关联. 本文通信作者.
E-mail: luyujie22@126.com

(**LU Chuan-Guo** Ph.D. candidate at the School of Information and Navigation, Airforce Engineering University. His research interest covers multi-

sensor information fusion and data association. Corresponding author of this paper.)



冯新喜 空军工程大学信息与导航学院教授. 主要研究方向为信息融合, 指挥自动化信息处理.

E-mail: fengxinxi2005@yahoo.com.cn

(**FENG Xin-Xi** Professor at the School of Information and Navigation, Airforce Engineering University. His research interest covers information fusion and command automatic information processing.)

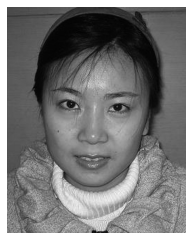


孔云波 空军工程大学信息与导航学院博士研究生. 主要研究方向为异质传感器信息融合和目标运动分析.

E-mail: kongyunbo123@163.com

(**KONG Yun-Bo** Ph.D. candidate at the School of Information and Navigation, Airforce Engineering University. His research interest covers asyn-

chronous sensor information fusion and target motion analysis.)



张迪 中国航空博物馆助理工程师, 装甲兵工程学院博士研究生. 主要研究方向为效能评估.

E-mail: zhangdi.1203@yahoo.com.cn

(**ZHANG Di** Assistant engineer at Chinese Aviation Museum and Ph.D. candidate at China Academy of Armored Force Engineering. Her research

interest covers system effectiveness evaluation.)