

基于空天信息的异类传感器模糊航迹关联算法

毛艺帆, 王睿, 张金成

(空军工程大学防空反导学院, 陕西西安, 710051)

摘要 针对空天高速飞行器这类目标的跟踪问题实时性和精确性要求高的特点, 高速飞行器目标的航迹关联问题同样要求高实时性和精确性。使用一种将粗关联和精关联相结合的模糊关联方法, 对现有的模糊关联算法进行改进, 综合考虑了目标的位置信息(距离和角度量测)和属性信息(目标的身份信息等), 使用多因素模糊综合决策方法进行关联, 使用模糊判决规则进行相关判定, 对关联成功的航迹使用简单的加权融合算法进行航迹融合。模糊推理的方法较之传统的基于统计的方法, 计算简单省时, 提高了系统处理的实时性, 仿真结果表明有效。

关键词 模糊推理; 异类传感器; 航迹关联; 粗关联; 精关联

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2012.05.008

中图分类号 TN957 **文献标识码** A **文章编号** 1009-3516(2012)05-0035-05

随着世界空天高速飞行器的迅速发展, 对空天高速飞行器的精确跟踪以完成武器引导是一个急需解决的问题。现阶段在目标跟踪与航迹融合领域已经有了丰富的研究成果, 但是针对空天高速飞行器的相关研究刚刚起步。传统的基于统计的航迹关联算法有: 最近邻法、概率数据互联法、联合概率数据互联法等^[1-3]。这些算法共同的缺点是计算量大, 不能满足对空天飞行器跟踪的实时性要求。针对以上问题, 本文提出一种基于多因素模糊决策的粗关联-精关联结合的航迹关联算法, 粗关联是对同类传感器进行关联, 以排除一些明显不相关的航迹对; 精关联采用多因素模糊决策的方法, 同时考虑异类传感器的共同信息, 包括位置信息、非位置信息, 进行模糊航迹关联, 这样一来, 提高了信息的利用率。

1 模糊推理航迹关联算法

基于模糊思想的航迹关联算法典型的有基于模糊聚类^[4]和模糊推理^[5]的算法。本文提出的基于角度、距离数据的粗关联和基于模糊推理的精关联结合的航迹关联算法, 在保证关联精度的前提下, 可以简化计算, 提高效率。整体的信息处理流程见图1, 首先, 为了排除一部分虚假关联, 将同类传感器航迹进行粗关联, 雷达量测航迹利用距离信息关联, 而红外量测利用角度信息, 然后, 进行精关联, 利用异类传感器的角度信息和属性信息建立模糊因素集, 与模糊评判集进行运算, 得到单因素和多因素的模糊评判矩阵; 最后, 根据一定的模糊判决规则进行关联判决。

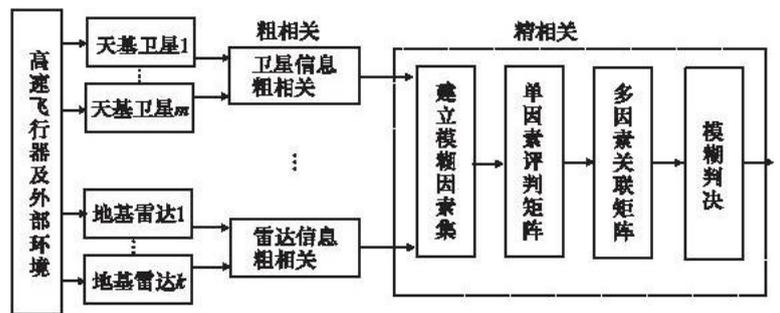


图1 模糊推理航迹关联

Fig.1 Fuzzy track association

利用异类传感器的角度信息和属性信息建立模糊因素集, 与模糊评判集进行运算, 得到单因素和多因素的模糊评判矩阵; 最后, 根据一定的模糊判决规则进行关联判决。

收稿日期: 2012-05-22

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61102109)

作者简介: 毛艺帆(1988-), 女, 陕西三原人, 硕士生, 主要从事多传感器数据融合研究. E-mail: myf1210@126.com

1.1 粗关联

在空天地基信息系统中,有多个天基卫星和地基雷达,假设数据已经完成时空对准,则应先对相同类型的传感器进行粗关联。

1.1.1 地基雷达量测信息粗关联

雷达的量测信息为 $r_R(k), \theta_R(k), \varphi_R(k)$, 假设有 M_1 个雷达, 则不同雷达的量测信息为 $r_R^i(k), \theta_R^i(k), \varphi_R^i(k), i=1, 2, \dots, M_1$ 。由于雷达的距离测量精度高, 所以直接使用距离信息, 共采样 T 个时刻, 并进行平均:

$$r'_{i_1 i_2} = \sum_{k=1}^T (|r_R^{i_1}(k) - r_R^{i_2}(k)|) / T, (i_1, i_2 = 1, 2, \dots, M_1, i_1 \neq i_2) \quad (1)$$

满足距离测量平均差值小于 2 个观测值偏差之和的航迹对是可能关联的^[6], 即满足:

$$r'_{i_1 i_2} < \sigma_{i_1} + \sigma_{i_2}, (i_1, i_2 = 1, 2, \dots, M_1, i_1 \neq i_2) \quad (2)$$

式中: $\sigma_{i_1}, \sigma_{i_2}$ 分别为不同传感器的观测偏差。相比使用假设检验进行粗关联的方法^[1], 这种方法有效利用了传感器本身的特性, 使得粗关联更加简便、直接、快速。

1.1.2 天基卫星量测信息粗关联

卫星红外传感器的量测信息为 $\theta_l(k), \varphi_l(k)$, 假设有 M_2 个卫星, 则不同卫星的量测信息为 $\theta_l^j(k), \varphi_l^j(k), j=1, 2, \dots, M_2$ 。由于卫星的位置测量信息只有角度信息, 所以使用角度信息粗关联。为了简单起见, 只使用方位角信息, 即采用方位角差值的绝对值, 共采样 T 个时刻, 并进行平均:

$$\theta'_{j_1 j_2} = \sum_{k=1}^T (|\theta_l^{j_1}(k) - \theta_l^{j_2}(k)|) / T, (j_1, j_2 = 1, 2, \dots, M_2, j_1 \neq j_2) \quad (3)$$

满足角度测量平均差值小于 2 个观测值偏差之和的航迹对是可能关联的, 即满足:

$$r'_{i_1 i_2} < \sigma_{i_1} + \sigma_{i_2}, (i_1, i_2 = 1, 2, \dots, M_2, i_1 \neq i_2) \quad (4)$$

1.2 精关联

由粗关联可以排除同类传感器中明显不相关的航迹对, 但是并不能得到正确关联航迹对, 所以得到的结果是所有可能相关的航迹对集合。所以, 必须使用精关联算法, 进一步确定正确关联的航迹对。

1.2.1 建立模糊因素集

模糊因素集的一般形式: $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$, n 为模糊因素个数。在 2 种传感器特性的基础上, 由于天基卫星红外传感器和地基多功能雷达的共同位置量测信息只有角度信息, 除此之外, 由于两类传感器都具有一定的识别功能, 则可获得共同的属性信息, 即目标身份信息。所以可使用目标的位置信息和属性信息定义模糊因素集。设模糊因素集为 $U = \{u_1 = \text{目标角度相似度的模糊因子}, u_2 = \text{目标身份可信度的模糊因子}\}$, 则 k 时刻模糊因素的具体形式如下:

1) 目标角度相似度的模糊因子。设 $T_1 = (1, 2, \dots, n_1), T_2 = (1, 2, \dots, n_2)$ 为雷达和红外这 2 个传感器粗关联后产生的所有航迹的集合, i, j 为航迹编号且 $i \in T_1, j \in T_2$ 。 $\theta_i(k), \theta_j(k)$ 分别是 k 时刻第 i, j 条航迹中目标的方位角量测值, $\varphi_i(k), \varphi_j(k)$ 分别是 k 时刻第 i, j 条航迹中目标的俯仰角量测值。一般的方法是采用角度差值绝对值的方法作为模糊因子的计算方式^[3], 本文同时考虑到方位角和俯仰角, 根据标准差计算的思想, 定义模糊因子如下:

$$u_1(k) = \sqrt{(\theta_i(k) - \theta_j(k))^2 + (\varphi_i(k) - \varphi_j(k))^2} \quad (5)$$

2) 属性信息的模糊因子。依据 D-S 证据理论实现属性信息的模糊化, $m_{\phi_i}^k$ 与 $m_{\phi_j}^k$ 是 k 时刻第 i, j 条航迹的目标身份基本概率赋值, 则得组合后模糊因子:

$$u_2(k) = \sum_{A_i \cap B_j = \Phi} m_{\phi_i}^k(A_i) m_{\phi_j}^k(B_j) \quad , \quad 0 \leq u_2(k) \leq 1 \quad (6)$$

式中: $A_i, B_j \subseteq \Theta$; $\Theta = \{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_n\}$ 为目标身份判决识别框架。

1.2.2 建立模糊评判集

模糊评判集的一般形式为: $V = \{v_1, v_2, \dots, v_m\}$, m 表示模糊评判的级别。航迹关联问题的模糊评判集, 是 V 的一个子集。根据航迹关联的实际问题, 可将模糊评判集分为 3 个级别, 即为关联、不关联或者不确定, 具体形式为: $V = \{v_1 = \text{关联}, v_2 = \text{不关联}, v_3 = \text{不确定}\}$ 。

1.2.3 单因素模糊评判矩阵的确定

在直积集 $U \times V$ 上定义的从 U 到 V 的单因素模糊评判矩阵为:

$$\mathbf{R} = (r_{kl})_{n \times m} \quad (7)$$

式中, r_{kl} 表示考虑第 k 个因素时, 2 航迹关联得到的第 l 种结果的可能程度, 记为:

$$\mathbf{R} = (r_{k1}, r_{k2}, \dots, r_{km}) \quad (8)$$

在位置因素中, 由于传感器具有系统误差和量测误差, 观测结果与目标真实位置之间通常存在一定的偏差, 假设这个偏差小于分辨率 δ ^[7]。则目标位置间的角度差小于 δ 时, 可以认为 2 个航迹源于同一个目标, 如果距离达到 3δ 时, 2 个观测是同一目标的可能性下降为 10%, 大于 3δ 之后, 随着欧式距离增大, 是同一个目标的可能性就变得很小。则可设置如下的隶属度函数:

$$\mu_1(k) = \begin{cases} 1 - 1/10\delta^2 u_1(k)^2 & , u_1(k) \leq 3\delta \\ \exp(-(u_1(k) + 1.52 - 3\delta)^2/10) & , u_1(k) > 3\delta \end{cases} \quad (9)$$

在属性因素中, 由式(6)得到的 $u_2(k)$ 描述了 k 时刻地基跟踪识别雷达对第 i 个目标与天基红外传感器对第 j 个目标关于属性测量(即目标身份)的不一致测度。因此, 可定义属性因素的隶属函数为:

$$\mu_2(k) = u_2(k) - 1, \quad 0 \leq u_2(k) \leq 1 \quad (10)$$

已定义的评价级别 $m = 3$, 所以单因素模糊评判矩阵为:

$$\mathbf{R}_{n \times m} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \end{bmatrix} \quad (11)$$

1.2.4 多因素综合相似度的模糊关联矩阵

实际的空天飞行器航迹关联问题, 由于异类传感器的测量精度不同, 加之空天环境复杂, 杂波数量较多, 需要综合考虑多个因素, 要根据实际情况为各因素分配权重。所以航迹关联的判决结果就是由因素权重模糊集 A 和评判矩阵 R 的复合作用, 即由它们合成得到 V 上的关于两航迹关联程度的模糊集 B 为:

$$B = A \cdot R = (b_1, b_2, b_3) \quad (12)$$

式中 b_l 表示 2 航迹关联对于第 l 个评价级别 v_l 的隶属度。

1) 因素权重模糊集 A 的确定。因素权重模糊集的一般形式为: $A = (a_1, a_2, \dots, a_n)$, 其中, a_k 为第 k 个因素 u_k 所对应的权系数, 一般规定 $\sum_{k=1}^n a_k = 1$, a_k 的选择需要根据第 k 个因素对判决的重要性或影响程度来确定。一般选择 $a_1 \geq a_2 \geq \dots \geq a_n$, 并且最后几个因素的权重均较小。针对红外卫星和地基雷达的航迹关联的特点, 应依据模糊因子集中各个相关因素对判决的重要程度对模糊因子集 U 进行权值分配。由于目标的角度数据是 2 类传感器唯一的位置公共测量信息, 所以是关联中最重要的因素, 其次是目标身份的相似度, 则可取 $a_1 = 0.75, a_2 = 0.25$ 。

2) 合成运算模型的选择。对于式(12)的合成运算来说, 在计算 b_l 时有多种模型, 其中典型的有“主因素决定型”、“加权平均型”、“混合型”3 种算法。混合型算法综合了主因素决定型和加权平均型的优缺点, 并通过混合稀疏 α 调整^[8]。具体形式为:

$$b_l = \alpha \left[\bigvee_{k=1}^n (a_k \wedge r_{kl}) \right] + (1 - \alpha) \left[\bigwedge_{k=1}^n (a_k \vee r_{kl}) \right], \quad 0 \leq \alpha \leq 1 \quad (13)$$

即在混合型算法中, 主因素决定型的结果用 α 加权; 同时采用普通矩阵乘法形式, 但相乘时用析取, 相加时用合取, 用 $1 - \alpha$ 加权^[8]。

1.2.5 模糊判决规则

计算出多因素综合相似度的模糊关联矩阵后, 讨论模糊判决规则的选定。最常用的判决规则是最大隶属度原则, 即 $b_l = \max(b_1, b_2, b_3)$ 。但实际应用中, 由于应用环境的不同, 使用最大隶属度原则判决航迹相关可能达不到理想效果, 可根据不同应用环境选用不同的判决规则。本文选择以下方式进行判决: ①若 $b_1 - b_2 > \varepsilon$, 且 $b_1 > b_3$, 则判断为航迹关联; ②若 $b_2 - b_1 > \varepsilon$, 且 $b_2 > b_3$, 则判断为航迹不相关; ③其余情况则判断航迹关系不确定。其中, ε 为预设门限, 通过经验值来确定。对于未关联的航迹, 继续参与下一次关联, 若连续 3 次关联不上, 则认定进行未关联航迹处理。以航迹是否真实存在为判断目的, 使用意见一致性理论进行处理^[9]。

经过时空对准和航迹关联的雷达和红外量测信息, 进一步进行航迹融合。简单起见, 本文采用最小二乘加权融合方法, 使用加权后的航迹信息进行滤波。

2 算法仿真

为了验证本文关联算法的有效性,作为对关联算法的检验,这里仿真了目标在交叉运动和多传感器测量情况下的航迹关联效果,并且将传统基于统计的算法与本文算法的关联效果进行对比。

为了简便问题且不失一般性,假设传感器系统中各有2个天基卫星和地基雷达,且传感器数据已经完成时空对准,两传感器采样数据已同步,采样周期相同 $T_1 = T_2 = 1$ s。设定2条目标航迹,分别为我方空天飞行器和敌方空天飞行器;目标初始位置已知,作匀加速运动。雷达传感器的距离观测噪声的标准差为100 m,角度观测噪声的标准差为 2° ;红外传感器的角度观测噪声标准差为 0.5° 。模糊因素集选为 U ,与之对应的权值取为 $A = \{a_1 = 0.75, a_2 = 0.25\}$,合成运算模型选混合型模型,由式(9) - (10)确定基于2个因素判决2航迹相似的隶属度。用蒙特卡罗方法进行50次仿真。

图2分别给出了目标的实际位置和在有杂波情况下的关联结果,图3给出了本文的基于位置和属性信息的模糊关联算法与基于角度信息的统计关联算法的目标均方根误差。

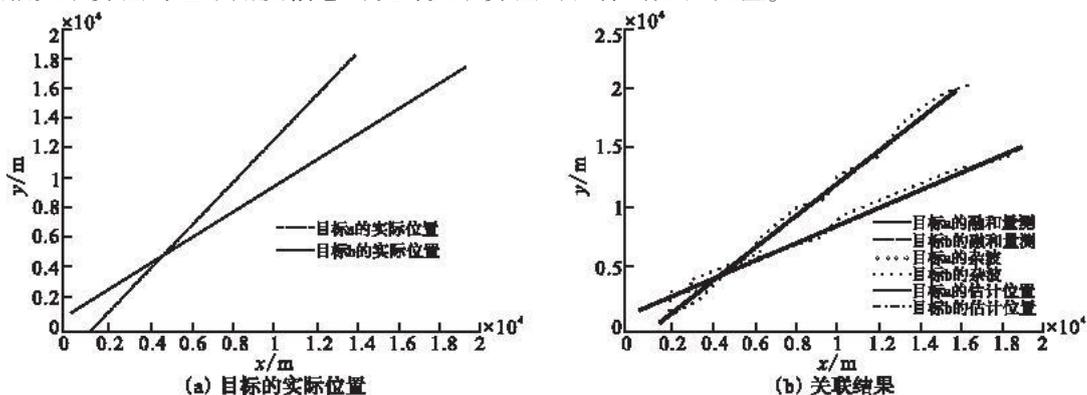


图2 目标的实际位置和在有杂波关联滤波结果

Fig. 2 True position and fusion results in clutter environment

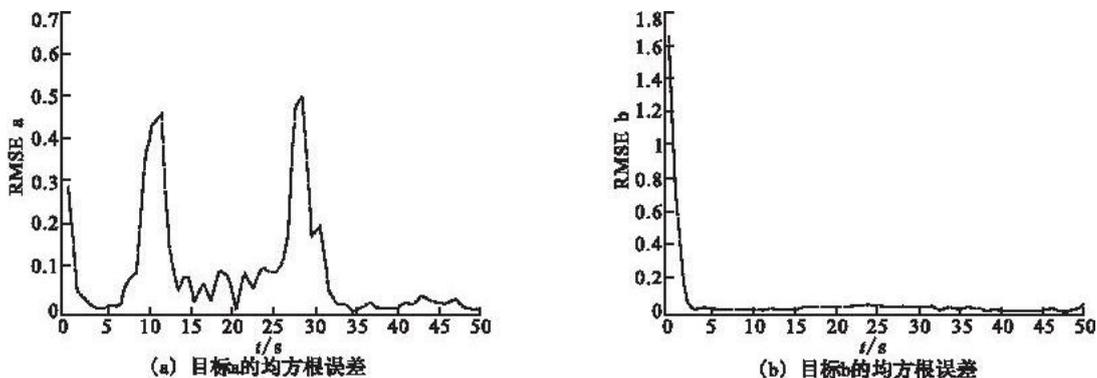


图3 目标的均方根误差

Fig. 3 Root mean square of target position

由此可见,本文的算法基于位置和属性信息,与统计航迹关联算法相比,该算法存储量较低,且关联效果较好。仿真结果表明了该方法的有效性和实用性。

3 结束语

本文研究了基于空天信息的异类传感器的航迹关联算法。主要对基于模糊推理的关联方法进行了研究,具体使用粗-精关联结合的方法,先对位置信息粗关联,再对角度信息和属性信息进行精关联,然后进行航迹融合。通过仿真表明,该方法在关联性能上优于传统基于统计的关联法。

参考文献(References):

- [1] 温洪,夏佩伦. 基于模糊推理的异类信息融合[J]. 舰船电子工程,2003(4):7-11.
WEN Hong,XIA Peilun. Heterogeneous information fusion based on fuzzy inference[J]. Ship electronic engineering,2003(4):7-11. (in Chinese)
- [2] 郭徽东,章新华. 基于模糊综合函数的航迹关联算法及其应用[J]. 系统工程与电子技术,2003,25(11):1401-1403.
GUO Huidong,ZHANG Xinhua. A track-to-track association algorithm based on fuzzy synthetically function and its application[J]. Systems engineering and electronics,2003,25(11):1401-1403. (in Chinese)
- [3] 孙泾彤,刘健. 灰色关联分析法在目标航迹分析中的应用和模型研究[J]. 弹箭与制导学报,2006,26(2):970-973.
SUN Jingtong,LIU Jian. The application of gray incidence analysis method in target track estimation and corresponding model analysis[J]. Journal of projectiles rockets missiles and guidance,2006,26(2):970-973. (in Chinese)
- [4] 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.
HAN Hong,HAN Chongzhao,ZHU Hongyan,et al. Heterogeneous multi-sensor data association algorithm based on fuzzy cluster[J]. Journal of Xi'an jiaotong university,2004,38(4):388-391. (in Chinese)
- [5] 范恩,谢维信. 分布式传感器网络中一种新的模糊航迹关联算法[J]. 信号处理,2011,27(10):1561-1565.
FAN En,XIE Weixin. A Novel track-to-track association algorithm in distributed sensor network[J]. Signal processing,2011,27(10):1561-1565. (in Chinese)
- [6] 曾昭博,王睿,刘伟,等. 基于模糊平均综合相似度的航迹关联算法[J]. 电讯技术,2009,49(8):9-12.
ZENG Zhaobo,WANG Rui,LIU Wei,et al. A data association algorithm based on fuzzy mean synthetically resemble degree. Telecommunication engineering,2009,49(8):9-12. (in Chinese)
- [7] 陈非石,孔祥维,赵坤,等. 双红外传感器模糊序贯航迹关联算法与仿真[J]. 系统仿真学报,2004,16(8):1652-1664.
CHENG Feishi,KONG Xiangwei,ZHAO Kun,et al. Algorithm and simulation of dual-band infrared sensors fuzzy sequential track correlation[J]. Journal of system simulation,2004,16(8):1652-1664. (in Chinese)
- [8] 何友,王国宏. 多传感器信息融合及应用:2版[M]. 北京:电子工业出版社,2007.
HE You,WANG Guohong. Multi-sensor information fusion with applications;2nd ed. [M]. Beijing: Publishing house of electronics industry,2007. (in Chinese)
- [9] 孙炜,白剑林,雷英杰,等. 最大隶属度在多传感器信息融合航迹相关中的应用[J]. 光电与控制,2008,15(8):10-13.
SUN Wei,BAI Jianlin,LEI Yingjie,et al. Application of maximum membership grade in track correlation of multi-sensor information fusion[J]. Electronics optics & control,2008,15(8):10-13. (in Chinese)
- [10] 罗志斌,刘先省. 基于改进自适应滤波的异质传感器融合方法[J]. 自动化仪表,2007,28(2):1-4.
LUO Zhibin,LIU Xianxing. The fusion method of heterogeneous sensor based on improved self-adaptive filtering[J]. Process automation instrumentation,2007,28(2):1-4. (in Chinese)

(编辑:田新华)

Heterogeneous Sensors Fuzzy Track Association Algorithm Based on Aerospace Information

MAO Yi-fan,WANG Rui,ZHANG Jin-cheng

(School of Air and Missile Defense, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract: Aimed at the precision and real-time quality of the track association problem for High-speed aerospace vehicle, by using the link of coarse association and precision association, an improved fuzzy inference algorithm is proposed, in which both attribute parameters and location parameters are considered. This algorithm is better than the traditional algorithm based on statistical theory in the speed of track association processing. The simulation result shows the validity of the algorithm.

Key words: fuzzy inference; heterogeneous sensors; track association; coarse association; precision association