

主被动传感器实时信息融合的 STMHM 算法

芦建辉,陈东锋,万朝江,杨承志

(空军航空大学,吉林长春 130022)

摘 要: 主、被动传感器实时信息融合是同时实现目标跟踪和目标识别的重要途径,构建 STMHM(空时二维多假设模型)算法来解决该问题.首先,设计主、被动传感器的融合数据模型,并分别构建两类传感器的目标量测空间,设计 STMHM 的融合空间;其次,提出主、被动传感器量测空间时间初始化方法,并设计模型的滤波算法,给出适应于该算法的信息融合评判规则;最后,设计空中态势,运用该算法对数据进行融合,验证算法的有效性.

关键词: 主动传感器; 被动传感器; 信息融合; 空时二维多假设模型

中图分类号: TN95 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2012)09-1740-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.09.007

STMHM Algorithm of Active and Passive Sensors Real-Time Data Fusion

LU Jian-hui, CHEN Dong-feng, WAN Chao-jiang, YANG Cheng-zhi

(Aviation University of Air Force, Changchun, Jilin 130022, China)

Abstract: Real time data fusion of airborne active and passive sensors was an important technique achieving targets track and recognition. The spatial time multiple hypothesis model (STMHM) algorithm was brought forward to solve the problem. The data-model was respectively constructed for active and passive sensors according to observed data. Fusion-space of STMHM was built upon the active and passive sensors targets-observed-spaces designed from the data-models. Time initialization method was put forth. Filtering algorithm and judgment rules were discussed. We design an aerial situation data, and then use the algorithm to fuse these data and analyze the validity of the algorithm.

Key words: active sensor; passive sensor; data fusion; spatial time multiple hypothesis model

1 引言

从上世纪 70 年代起,随着传感器技术的发展和广泛应用,多传感器信息融合(Multisensor Data Fusion)技术迅速地发展起来,并在现代 C³I(指挥、控制、通信、情报)系统和各种武器平台上及许多民用领域得到广泛应用.主动传感器能够获得目标位置和运动特征,但不能分辨目标类型;被动传感器能够获得目标辐射属性,从而分辨目标平台类型,并进行准确识别,但不能获得目标准确位置和运动信息.因而,主、被动传感器的信息融合是实现运动目标准确分辨、识别和跟踪的必要环节.

主动传感器对目标的观测和跟踪一般采用线性滤波方法,包括卡尔曼滤波^[1](Kalman Filter, KF)方法、 α - β 与 α - β - γ 滤波^[2]等方法;被动传感器对目标的观测和跟踪一般采用非线性滤波方法,以纯方位目标运动(Bearings-only Target Motion)分析为基础,包括:扩展卡尔曼滤波^[3](Extended Kalman Filter, EKF)方法、不敏卡尔曼滤

波^[4](Unscented Kalman Filter, UKF)方法、粒子滤波^[5](Particle Filter, PF)、多假设跟踪^[6-11](Multiple Hypothesis Tracking, MHT)等方法.以上算法已在雷达、ESM、声纳等传感器的目标跟踪中得到了广泛的工程应用.多传感器信息融合算法目前也得到了广大学者的重视,但尚未成熟,对于实时信息融合问题,未检索到相关的文献.文献[12]针对混合多模型状态估计融合问题,推导出了采用相同模型成分的各局部节点交互多模型状态估计的误差互协方差矩阵的递推方法.文献[13]通过建立多尺度模型,将异步多速率系统转化为同步多速率系统,解决非线性系统的异步多速率数据融合估计问题.文献[14]针对异步多传感器系统,为避免现有右同步提升技术所可能引发的系统非因果问题,提出以采样量测顺序为基准的序贯滤波算法,促进异步多传感器各最优状态估计融合算法的实际应用.

本文的观察对象是空中高速移动的辐射目标,主、被动传感器信息融合算法也是针对该类目标设计的,

并且主、被动传感器配置于同一高速运动平台. STMHM 是以实现主、被动传感器信息融合为主要功能,以目标测量空间和融合空间为实体单元,滤波算法是在实体单元基础上进行的. STMHM 算法实现了实时目标识别和跟踪,不仅解决了数据率不同造成的融合困难,而且淡化了单个数据的功能,在一定程度上允许部分数据出错,而且并不影响两类传感器数据的进一步融合.

2 数据模型

主、被动传感器均是在相互独立的空间极坐标系下测量目标参数,为了实现主、被动传感器的信息融合,需要在测量数据的基础上重新构建两类传感器的数据模型,并将各自的数据模型投影在同一坐标系下,本文实验分析中选定平面直角坐标系作为信息融合的基准坐标系.

2.1 主动传感器融合数据模型

主动传感器测量的目标信息为目标距离 r 、速度 v 、方位角 φ 和俯仰角 ε ,将以上测量数据投影于平面直角坐标系,那么目标的高度信息将损失. 设 ρ 为平面直角坐标系下的目标距离,则

$$\rho = r \cos \varepsilon \quad (1)$$

目标相对位置 (x_T, y_T) 为:

$$x_T = \rho \cos \varphi \quad (2)$$

$$y_T = \rho \sin \varphi$$

如果载机的惯性导航系统按照主动传感器的数据率一一对应的输出直角坐标系下的载机位置信息 (x_C, y_C) ,那么目标相对平面直角坐标系原点的位置 (x, y) 为:

$$x = \rho \cos \varphi + x_C = r \cos \varepsilon \cos \varphi + x_C \quad (3)$$

$$y = \rho \sin \varphi + y_C = r \cos \varepsilon \sin \varphi + y_C$$

主动传感器的融合数据模型 $D_A = \{m_A, t, x, y, \varphi, x_C, y_C\}$,其中 m_A 为批号, t 为测量时间, $D_A(m_A)$ 表示第 m_A 批主动传感器数据的全体.

2.2 被动传感器融合数据模型

被动传感器测量目标辐射信息(频率、脉宽、脉冲重复频率等)和目标方位角 φ ,目标辐射信息用于目标识别,目标方位角主要用于被动传感器的目标定位,也是主、被动传感器信息融合的纽带. 如果载机的惯性导航系统按照被动传感器的数据率一一对应的输出直角坐标系下的载机位置信息 (x_C, y_C) ,那么被动传感器的融合数据模型为 $D_P = \{m_P, t, \varphi,$

$x_C, y_C\}$,其中 m_P 为批号, t 为测量时间, $D_P(m_P)$ 表示第 m_P 批被动传感器数据的全体.

2.3 数据模型分析

设一段时间内,主被动传感器均测量得到一定量的数据,设主动传感器共测得 M_A 批数据,被动传感器共测得 M_P 批数据. 假设主、被动传感器测得的同一批号数据都是属于同一目标的,不同批号的数据可能属于同一目标. 主、被动传感器的测量数据转化为融合数据后,设 A 为 M_A 批主动传感器融合数据的全体、 P 为 M_P 批被动传感器融合数据的全体,即:

$$A = \{D_A(1), \dots, D_A(m_A), \dots, D_A(M_A)\} \quad (4)$$

$$P = \{D_P(1), \dots, D_P(m_P), \dots, D_P(M_P)\} \quad (5)$$

其中 $m_A \in \{1, 2, \dots, M_A\}$, $m_P \in \{1, 2, \dots, M_P\}$.

信息融合的目的是将集合 A 与集合 P 中元素的对应关系通过一定的算法快速地找出来,如图 1,从而实现目标识别、定位与个体精确跟踪.

3 STMHM 的融合空间

STMHM 算法是基于融合空间(Fusion-Space)的,融合空间的构成与主被动传感器的测量数据有直接的关系. 融合空间包括主动传感器目标量测空间(Target-Observed-Space of Active Sensors)和被动传感器目标量测空间(Target-Observed-Space of Passive Sensors),主、被动传感器虽然是同一平台配置,但是测量的数据类型、数据率、测量误差均不相同,所以有必要分别定义二者的目标量测空间,目标量测空间的形成实质是时间维和空间维的有效划分. STMHM 的融合空间是对主、被动传感器目标量测空间的融合.

3.1 被动传感器的目标量测空间

被动传感器对于融合空间的贡献是不同时刻的目标方位线. 被动传感器对辐射目标进行测向,测量间隔为 T_P ,设 k 时刻所测得的目标方位角为 $\varphi_P(k)$,可以用 $\varphi_P(k)$ 来惟一标识该时刻的方位线,把电磁波的辐射方向作为该方位线的方向. 设主动传感器测量间隔为 T_A ,并假设 $T_A = M \cdot T_P$, $M \in N^+$,那么以 $2T_A$ 的时间段作为被动传感器目标方位线的积累时间,从而有 $k \sim k + 2T_A$ 时段内的方位线序列 $\{\varphi_P(k), \varphi_P(k+1), \dots, \varphi_P(k+2T_A)\}$,如图 2(细实线部分). 设在 $2T_A$ 时间段内,目标可能出现的平均最远和最近距离分别为 \bar{L}_{\max} 和 \bar{L}_{\min} ,将 k 与 $k + T_A$ 两时刻的目标方位线 $\varphi_P(k)$ 与 $\varphi_P(k + T_A)$ 、载机运动矢量 $\vec{O_k O_{k+T_A}}$ 与 \bar{L}_{\max} 的连接线构成的矢量多边形作为被动雷达传感器的一个量测空间,用 $S_P(k)$ 来惟一标识该目标量测空间. 那么 $\{S_P(k)\}$ 称为被动传感器的目标量测空间的集合, $\{S_P^{m_P}(k)\}$ 表示第 m_P 批被动传感器融合数据的目标量测空间的集合.

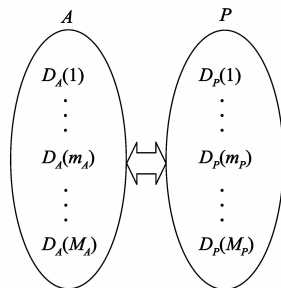


图1 主、被动传感器测量数据对应关系

3.2 主动传感器的目标量测空间

在 $2T_A$ 时段内, 主动传感器至少可以得到目标的位置点, 设在 k_A 与 $k_A + T_A$ 时刻分别得到目标位置 T_{k_A} 与 $T_{k_A+T_A}$, 那么由空间位置 T_{k_A} 到 $T_{k_A+T_A}$ 可以形成目标运动矢量 $\overrightarrow{T_{k_A}T_{k_A+T_A}}$, 如图 2(粗实线部分). 主动传感器在 k_A 与 $k_A + T_A$ 时刻测得的目标方位角 $\varphi_A(k_A)$ 与 $\varphi_A(k_A + T_A)$, 将 $\varphi_A(k_A)$ 与 $\varphi_A(k_A + T_A)$ 用来惟一标识这两个时刻的目标方位线, 把电磁波的辐射方向作为该方位线的方向. 载机在 k_A 与 $k_A + T_A$ 时刻的位置点为 O_{k_A} 与 $O_{k_A+T_A}$, 那么载机运动矢量为 $\overrightarrow{O_{k_A}O_{k_A+T_A}}$. 由目标运动矢量 $\overrightarrow{T_{k_A}T_{k_A+T_A}}$ 、目标方位线 $\varphi_A(k_A)$ 与 $\varphi_A(k_A + T_A)$ 、载机运动矢量为 $\overrightarrow{O_{k_A}O_{k_A+T_A}}$ 构成的矢量多边形作为主动传感器的量测空间, 我们用 $S_A(k_A)$ 来惟一标识该量测空间. 那么目标运动矢量的连接线就是目标运动轨迹, $\{S_A(k_A)\}$ 称为主动传感器的目标量测空间的集合, $\{S_A^{m_A}(k_A)\}$ 表示第 m_A 批主动传感器融合数据的目标量测空间的集合.

3.3 STMHM 的融合空间

如果时刻 k_A 在 k 与 $k + T_A$ 之间, 那么主动传感器在 k_A 时刻测量的目标位置点 T_{k_A} 在空间中位于被动传感器的量测空间 $S_p(k)$ 内, 相应的 $T_{k_A+T_A}$ 位于 $S_p(k + T_A)$, 如图 2. 那么 $S_p(k)$ 和 $S_A(k_A)$ 置于同一平面直角坐标系中, 形成 STMHM 的目标量测空间, 这里称之为融合空间. 显然, 载机位置点按照时间先后顺序连接后, 可以形成载机运动轨迹; 主动传感器测量的目标位置点按照时间连接起来后, 形成目标运动轨迹. 被动传感器测量的目标方位线的 \bar{L}_{\max} 的连接线形成融合空间远边缘, 载机运动轨迹形成融合空间近边缘, 那么目标就是在远、近边缘之间, 不同目标的辐射属性和运动属性的信息融合也是在远、近边缘之间的信息融合.

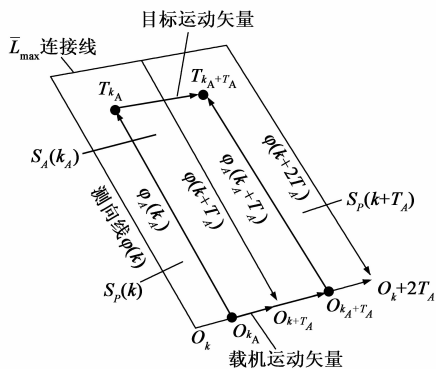


图2 STMHM的目标量测空间和融合空间

4 STMHM 的滤波算法

本章首先提出主、被动传感器量测空间的时间初始化解决办法; 其次, 详细论述 STMHM 的滤波算法; 第

三, 提出 STMHM 的融合评判规则.

4.1 量测空间时间初始化

被动传感器的量测空间 $S_p(k)$ 和主动传感器的量测空间 $S_A(k_A)$ 都是在绝对时间下定义的, 为了算法的普遍适用性, 现将某段短时间内同一目标被动传感器的测量数据按照该目标出现时间为 0 时刻初始化. 假设绝对时刻 k 时, 被动传感器发现目标, 绝对时间下的量测空间 $S_p(k)$ 就是被动传感器的第 1 个量测空间, 时间初始化为 $S_p(0)$; 第 2 个量测空间为 $S_p(1)$, 对应的绝对时刻为 $k + T_A$; 此短时间内的被动传感器测量的所有该目标的量测空间都做以上时间初始化.

主动传感器或许比被动传感器发现目标的时间要早, 但是依然按照被动传感器发现目标的时间为准做时间初始化. 这是因为被动传感器发现目标之前, 主动传感器测量的目标信息对于目标航迹关联、合并有贡献, 但是依然不能准确识别目标类型, 所以主动传感器测量的目标信息在被动传感器发现目标之后对信息融合才有贡献. 主动传感器测得的数据一般是按照目标批次合并保存的, 目标批次在一定程度上表示了目标个数. 将 $S_p(k)$ 内主动传感器测得的多批次目标分别作时间初始化, 假设绝对时刻 k 时, 被动传感器发现目标, 从 k 时刻至 $k + 2T_A$ 时间段内, 目标将只对应于一个 $S_A(k_A)$, 初始化为 $S_A(0)$.

4.2 STMHM 滤波算法

在目标测量的绝对空间下, 融合空间的形成已经经过时间分割, 再对融合空间进行距离维分割, 使目标运动在融合空间内的描述具体为目标实体空间, 再对各目标实体空间进行扩展卡尔曼滤波, 形成 STMHM 滤波算法.

4.2.1 融合空间的距离维划分

将被动传感器的目标量测空间 $S_p(k)$ 划分为 N 个距离间隔不相等的子区间, 第 i 个子区间的长度为 $2\sigma_{L(i)}$, 平均径向距离为 $L(i)$, 如图 3.

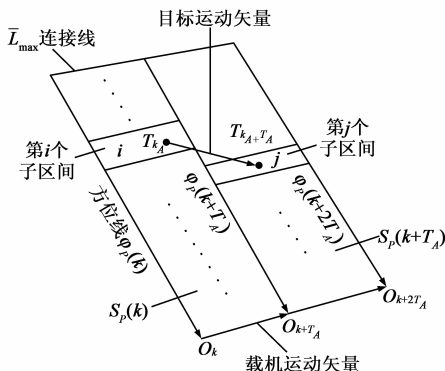


图3 融合空间的距离维划分

其中 $2\sigma_{L(i)}$ 和 $L(i)$ 满足:

$$L(i) = L(i - 1) + \sigma_{L(i-1)} + \sigma_{L(i)} \quad (6)$$

$$\frac{2\sigma_{L(i)}}{L(i)} = \frac{2(\rho-1)}{\rho+1} \quad (7)$$

其中 $i=1,2,\dots,N; L(0)=L_{\min}; \sigma_{L(0)}=0; L_{\max}=L(N)+\sigma_{L(N)}$

$$\rho = \left(\frac{L_{\max}}{L_{\min}} \right)^{\frac{1}{N}} \quad (8)$$

ρ 为融合空间目标分辨单元,由主、被动传感器的固有性质决定。

经过运算,可求得第 i 个子区间的长度 $2\sigma_{L(i)}$ 和 $L(i)$,分别为:

$$2\sigma_{L(i)} = \rho^{i-1}(\rho-1)L_{\min} \quad (9)$$

$$L(i) = \frac{\rho^{i-1}(\rho+1)L_{\min}}{2} \quad (10)$$

设空间中仅有一个目标,如果绝对时刻 k ,被动传感器发现目标,批号为 m ,那么被动传感器的量测空间时间初始化为 $S_p^m(0)$,所以,目标位于 $S_p^m(0)$ 内.依靠主动传感器测量的目标距离等信息,通过坐标转化可知道目标在 $S_p^m(0)$ 内的第 i 个子区间.基于以上考虑,信息融合在 $S_p^m(0)$ 内的融合结果可以表示为 $S_p^m(0,i)$,称为目标实体空间(Target Entity Space).

4.2.2 模型的滤波算法

在每一个 $S_p(k)$ 内分别建立扩展卡尔曼滤波模型,如不考虑过程噪声的影响,目标的状态方程可表示为:

$$\mathbf{X}(k+1) = \Phi * \mathbf{X}(k) + \Gamma(k) \mathbf{V}(k) \quad (11)$$

其中, $\mathbf{X}(k)$ 为 k 时刻目标状态矢量, Φ 为状态转移矩阵, $\mathbf{V}(k)$ 为具有协方差阵为 $\mathbf{Q}(k)$ 的零均值白色高斯过程噪声, $\Gamma(k)$ 为过程噪声分布矩阵.

$$\mathbf{X}(k) = [x(k), y(k), \dot{x}(k), \dot{y}(k)]' \quad (12)$$

此时 $T = T_A$, $x(k)$, $y(k)$ 分别为 k 时刻目标距离在直角坐标系下 x 轴和 y 轴的投影, $\dot{x}(k)$, $\dot{y}(k)$ 分别为目标相对速度在 x 轴和 y 轴的投影.

量测方程为:

$$\mathbf{Z}(k+1) = \mathbf{H}(k+1)\mathbf{X}(k+1) + \mathbf{W}(k+1) \quad (13)$$

其中 $\mathbf{H}(k+1)$ 为量测矩阵, $\mathbf{W}(k+1)$ 为具有协方差 $\mathbf{R}(k+1)$ 的零均值、白色高斯量测噪声序列.

第 i 个子区间的状态方程的一步预测为:

$$\hat{\mathbf{X}}(i, k+1|k) = \Phi * \hat{\mathbf{X}}(i, k|k) - \mathbf{U}(k+1) \quad (14)$$

其中 $\mathbf{U}(k+1)$ 为从 k 时刻到 $k+1$ 时刻的时间间隔内载机位置的改变,若假设载机做匀速直线运动,则

$$\mathbf{U}(k+1) = [v_{xs}T \quad v_{ys}T \quad 0 \quad 0]' \quad (15)$$

式中 v_{xs} , v_{ys} 分别为载机 x , y 轴方向的运动速度.

协方差的一步预测:

$$\hat{\mathbf{P}}(i, k+1|k) = \Phi * \mathbf{P}(i, k|k) * \Phi^T \quad (16)$$

卡尔曼增益为:

$$\mathbf{K}(i, k+1) =$$

$$\hat{\mathbf{P}}(i, k+1|k) * \mathbf{H}^T(i, k+1) * \mathbf{S}^{-1}(i, k+1|k) \quad (17)$$

新息协方差为:

$$\mathbf{S}(i, k+1|k) =$$

$$\mathbf{H}(i, k+1) * \hat{\mathbf{P}}(i, k+1|k) * \mathbf{H}^T(i, k+1) + \mathbf{R}(k+1) \quad (18)$$

量测矩阵:

$$\mathbf{H}(i, k+1) = \left[\frac{-\hat{y}(i, k+1|k)}{r^2}, \frac{-\hat{x}(i, k+1|k)}{r^2}, 0, 0 \right] \quad (19)$$

$$r^2 = (\hat{x}(i, k+1|k))^2 + (\hat{y}(i, k+1|k))^2 \quad (20)$$

状态更新方程为:

$$\hat{\mathbf{X}}(i, k+1|k+1) = \hat{\mathbf{X}}(i, k+1|k) + \mathbf{K}(k+1) * \mathbf{v}(k+1) \quad (21)$$

新息为:

$$\mathbf{v}(i, k+1) = \mathbf{Z}(k+1) - \hat{\mathbf{Z}}(k+1|k) \quad (22)$$

协方差更新矩阵:

$$\mathbf{P}(i, k+1|k+1) = \hat{\mathbf{P}}(i, k+1|k) - \mathbf{K}(i, k+1) * \mathbf{S}(i, k+1|k) * \mathbf{K}^T(i, k+1) \quad (23)$$

为了叙述算法的方便,设空间中仅有一个目标,被动传感器发现目标于 $S_p(0)$ 内,主动传感器探测出目标在 $S_p(0)$ 内的第 i 个子区间.那么初始状态向量和初始协方差矩阵分别为:

$$\hat{\mathbf{X}}(i, 0|0) = \begin{bmatrix} L(i)\sin(\varphi(0)) \\ L(i)\cos(\varphi(0)) \\ v_s\sin(\varphi(0)) \\ v_s\cos(\varphi(0)) \end{bmatrix} \quad (24)$$

$$\mathbf{P}(i, 0|0) = \mathbf{A} \begin{bmatrix} L^2(i)\sigma_{L(i)}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{L(i)}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \hat{\sigma}_v^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \hat{\sigma}_v^2 \end{bmatrix} \mathbf{A} \quad (25)$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \cos(\varphi(0)) & \sin(\varphi(0)) & 0 & 0 \\ -\sin(\varphi(0)) & \cos(\varphi(0)) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (26)$$

$\varphi(0)$ 为目标在 $S_p(0)$ 内的初始方位角, v_s 为载机此刻运动速度, $\hat{\sigma}_v^2$ 为速度测量误差方差的估计值.

4.3 数据融合评判规则

对主、被动传感器量测数据进行融合,融合结果分为三种,分别为融合成功、融合失败和不确定.融合成功表示主、被动传感器量测数据能够按照 STMHM 滤波算法持续进行推演,从而证明两类数据属于同一目标;融合失败表示主、被动传感器量测数据不能形成量测空间或融合空间,或者按照滤波算法进行若干步推演后滤波器发散,证明两类数据不属于同一目标;不确定表示主、被动传感器量测数据按照滤波算法进行若干

步推演后仍然不能确定融合成功和融合失败的状态. 那么,对于信息融合来说,融合成功和融合失败都是有意义的,融合成功可以确定两类数据是相关的,融合失败可以确定两类数据是不相关的. 不确定状态的出现说明算法是有局限的.

5 实验分析

设被动传感器的量测间隔 $T_p = 1s$, 主动传感器的量测间隔 $T_A = 10s$.

5.1 空中态势分析

设主、被动传感器在对空观察一段时间后,主动传感器收到 3 批数据,被动传感器共收到 2 批数据. 那么可以确定空中目标至少有三个,并且有其中一个不辐射电磁信号. 将空中目标信息绘制在同一直角坐标系下,如图 4. 图中 $A(1)$ 、 $A(2)$ 、 $A(3)$ 分别表示主动传感器测量得到的第 1、2、3 批目标的空间位置在平面直角坐标系下的投影点轨迹.

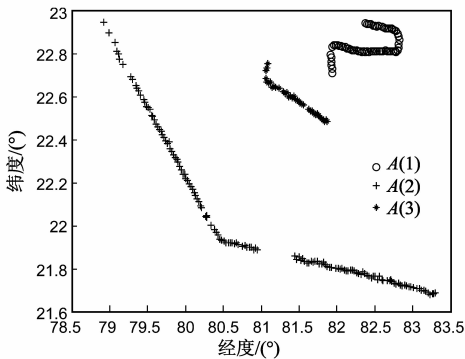


图4 空中目标态势

被动传感器测量目标辐射信息时, 载机航迹如图 5, 被动传感器形成的第 1 批数据 $P(1)$ 对应于载机航迹 1, 被动传感器形成的第 2 批数据 $P(2)$ 对应于载机航迹 2.

5.2 信息融合结果分析

首先对主、被动传感器量测数据进行信息融合, 按照信息融合评判规则对融合结果进行简要分析.

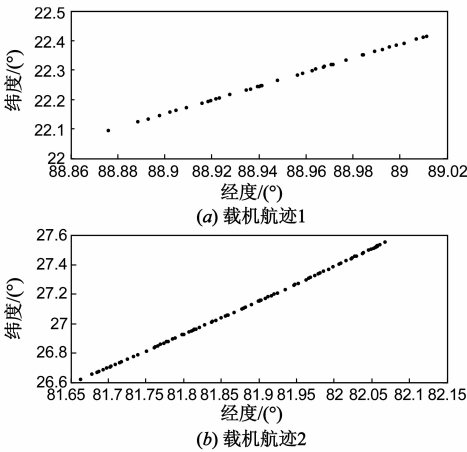


图5 载机航迹

5.2.1 融合成功和融合失败

利用 STMHM 的融合算法对主被动传感器的量测数据进行信息融合, 其中, 主动传感器量测数据 $A(2)$ 与被动传感器的量测数据 $P(1)$ 能够融合, 如图 6(a), $A(3)$ 与 $P(2)$ 能够融合, 如图 6(b), 并且滤波器均随时间推移不发散, 说明 STMHM 算法是有效的.

利用 STMHM 对主被动传感器的量测数据进行信息融合, 其中, 主动传感器量测数据 $A(3)$ 与被动传感器的量测数据 $P(1)$ 融合失败, 如图 6(c), 原因是被动传感器的量测空间与主动传感器量测空间不能形成融合空间, 说明这两组数据不相关. $A(2)$ 与 $P(2)$ 融合失败, 如图 6(d), 被动传感器不能形成目标量测空间, 说明这两组数据不相关.

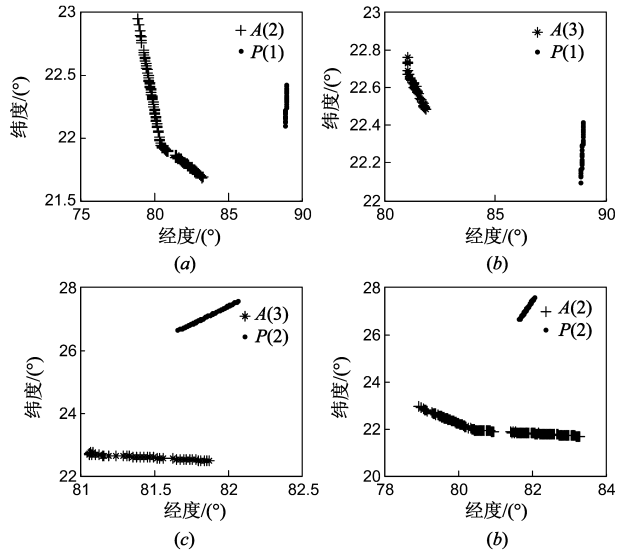


图6 信息融合成功和融合失败情况

5.2.2 不确定

利用 STMHM 算法对主、被动传感器的量测数据进行信息融合, $A(1)$ 表示目标在机动, $P(1)$ 、 $P(2)$ 与其融合出现不确定情况, 如图 7, 这是由于融合空间的交叉

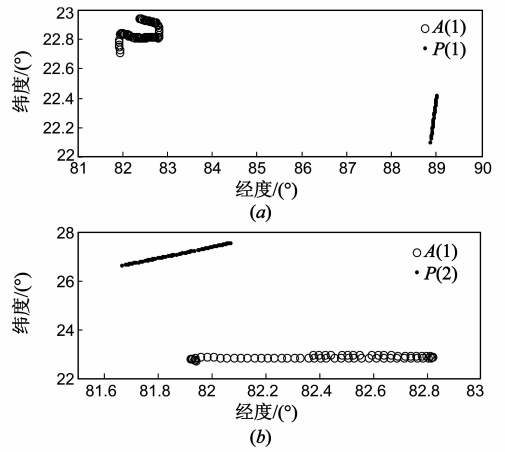


图7 信息融合不确定情况

混叠,导致融合算法陷入同一空间内连续匹配,从而不能判断融合是否成功;并且由于测量分辨率的限制,融合空间不能进一步缩小,以至于一个融合空间内的子区间出现目标的多个位置时,STMHM 算法不具备分辨子区间内同一目标的多位置能力,导致算法失效。

6 结论

主、被动传感器实时信息融合是同时实现目标跟踪和目标识别的重要途径,但是由于主、被动传感器的数据率不同以及对目标观测过程中出现的大量增批、漏批现象,使信息融合难度增加。本文构建 STMHM 算法能够部分解决该问题,该算法构建两类传感器的目标量测空间解决了数据率不同造成的融合困难,允许部分测量数据出错,而且不影响两类传感器数据的进一步融合,具有工程应用价值。

参考文献

- [1] D Willner, C B Chang, K P Dunn. Kalman Filter Configurations for Multiple Radar Systems [D]. Massachusetts: Institute of Technology Lincoln Laboratory, 1976.
- [2] P R Kalata. The tracking index: a generalized parameter for α - β and α - β - γ target trackers [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1984, 20(2): 174 - 181.
- [3] Taek L Song, Jason L Speyer. A stochastic analysis of a modified gain extend Kalman filter with application to estimation with bearing only measurements [J]. Decision and Control, 1983, 30(12): 1291 - 1296.
- [4] Simon Julier, Jeffrey Uhlmann. A new method for the nonlinear transformation of mean and covariance in filters and estimators [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2000, 45(3): 477 - 482.
- [5] Mark R Morelande, Subhash Challa. Maneuvering target tracking in clutter using particle filters [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(1): 252 - 270.
- [6] Dunham, Darin T. Tracking Multiple Targets in Cluttered Environments with the Probabilistic Multi-Hypothesis Tracking Filter [D]. California: Naval Postgraduate School Monterey, 1997.
- [7] Chong Chee-Yee, Castanon Greg, Nathan Coopridier, et al. Efficient multiple hypothesis tracking by track segment graph [A]. 12th International Conference on Information Fusion [C]. Seattle: IEEE, 2009. 2177 - 2184.
- [8] Trung-Dung Vu, Julien Burtle, Olivier Aycard. Grid-based localization and local mapping with moving object detection and tracking [J]. Information Fusion, 2011, 12(1): 58 - 69.
- [9] Sam Blackman, Tiffany White, Barbara Blyth, Catherine Durand. Integration of passive ranging with multiple hypothesis tracking (MHT) for application with angle-only measurements [A]. Oliver E Drummond. Signal and Data Processing of Small Targets 2010 [C]. Orlando: SPIE, 2010. 7698 - 15.

- [10] Stephanie Chan, Randy Paffenroth. Out-of-sequence measurement updates for multi-hypothesis tracking algorithms [A]. Oliver E Drummond. Signal and Data Processing of Small Targets 2008 [C]. Orlando: SPIE, 2008. 6969 - 1H.
- [11] Daniel Danu, Tom Lang, T Kirubarajan. Track fusion with feedback for local trackers using MHT [A]. Oliver E Drummond. Signal and Data Processing of Small Targets 2008 [C]. Orlando: SPIE, 2008. 6969 - 0Y.
- [12] 乔向东, 李涛, 杨全, 等. 多传感器混合多模型估计的误差互相关性及其融合算法研究 [J]. 电子学报, 2010, 38(4): 804 - 810.
QIAO Xiang-dong, LI Tao, YANG Tong, et al. On error cross-correlation and fusion algorithm for multi-sensor hybrid multiple model estimation [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(4): 804 - 810. (in Chinese)
- [13] 闫莉萍, 邓志红, 付梦印. 非线性系统的异步多速率数据融合估计算法研究 [J]. 电子学报, 2009, 37(12): 2735 - 2740.
YAN Li-ping, DENG Zhi-hong, FU Meng-yin. Study of asynchronous multirate data fusion estimation algorithm based on nonlinear systems [J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(12): 2735 - 2740. (in Chinese)
- [14] 邱爱兵, 文成林, 姜斌. 基于异步多传感器采样量测的最优状态融合估计 [J]. 电子学报, 2010, 38(7): 1483 - 1488.
QIU Ai-bing, WEN Cheng-lin, JIANG Bin. Optimal state fusion estimate based on asynchronous multisensor sampled measurements [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(7): 1483 - 1488. (in Chinese)

作者简介



芦建辉 男, 1983 年出生于山西省大同市, 现为空军航空大学航空理论系讲师, 硕士, 主要研究方向: 雷达仿真和多传感器信息融合。
E-mail: jianhuilusoldier@163.com



陈东锋 男, 1979 年出生于山东省莱芜市, 现为空军航空大学航空理论系讲师, 博士, 主要研究方向: 信息融合和辅助决策。
E-mail: twodrifters@126.com

万朝江 男, 1958 年出生于吉林省长春市, 现为空军航空大学航空理论系副教授, 本科, 主要研究方向: 信息融合和体系对抗。

杨承志 男, 1974 年出生于甘肃省天水市, 现为空军航空大学信息对抗系教授, 博士生导师, 多项国家、空军重大科研项目负责人, 主要研究方向: 作战仿真, 多传感器信息融合。