

基于组合优化的多传感器多目标数据互联¹

胡文龙 毛士艺

(北京航空航天大学电子工程系 北京 100083)

摘 要 对于由雷达和红外组成的多目标跟踪系统,通过建立多传感器的多重观测表达,将其中的多传感器多目标数据互联表述为多重观测数据集之间的最优组合分配,从而实现了这两种类型不同传感器融合跟踪过程中的多目标互联求解。

关键词 多目标跟踪,数据互联,数据融合,组合优化

中图分类号 TN953, TN215, TP212, TN911.7

1 引 言

雷达和红外搜索跟踪 (IRST) 是两种能够实现性能互补的传感器。这两种传感器可以合装组成典型的多目标跟踪系统,其中,为实现两个传感器的数据融合,必须首先完成多传感器多目标的数据互联。

由于可能涉及的传感器类型不同,多传感器条件下的多目标互联问题一直没有得到妥善解决。作为一种点目标无源成像传感器,IRST 不提供目标距离信息,二维雷达则缺少目标的仰角或高度信息,因此两种传感器观测空间不同,只在方位角上具有一维公共的子空间。显然文献 [1] 关于同类传感器互联的讨论不适合本文的问题。借鉴文献 [2] 的方法,直接在多传感器公共子空间上进行互联,则可供互联运算的相关信息减少,这种弱相关互联的方式必然降低正确互联的概率。

文献 [3] 为了解决多站无源定位系统中的“鬼点”问题,将多传感器之间的“观测-观测”静态互联表述为组合优化中的多重分配问题。文献 [3] 多重分配的表述形式完整、明确,其中关于多传感器观测似然比函数的定义方式,可以避免在低维子空间弱相关互联的问题,具有与不同类型传感器相适应的潜力。但文献 [3] 的多重分配不包括跟踪系统中“观测-航迹”的互联,因而不完全适应多传感器跟踪系统的多目标互联过程。

为此,对于二维雷达和 IRST 组成的多传感器系统,本文将多目标预测观测也看成为一种特殊的传感器观测集,通过“观测-航迹”到“观测-观测”的问题转化,直接将多重分配应用到多传感器跟踪过程,并应用文献 [3] 的算法完成本文的互联求解,从而实现雷达和 IRST 两种传感器的数据融合。

2 多传感器多重分配互联

考虑以直角坐标系为状态空间的互联问题,二维雷达和 IRST 以目标状态空间坐标系原点为合装位置组成的数据融合系统。两种传感器采样速率相同,采样时刻同步。

¹ 1995-03-07 收到, 1995-11-16 定稿
国家自然科学基金资助课题

对于三维运动目标, 设状态向量为 $\mathbf{x}$, 传感器 s 关于该目标的观测方程为

$$\mathbf{z}_{js}^s(k) = \begin{cases} \mathbf{h}^s(\mathbf{x}, k) + \mathbf{w}_s(k), & \text{回波 } j_s \text{ 来源于目标;} \\ \mathbf{v}_s, & \text{回波 } j_s \text{ 为杂波;} \end{cases} \quad (1)$$

其中 $\mathbf{w}_s(k)$ 表示零均值的高斯观测误差, 其方差为

$$E[\mathbf{w}_s(k)\mathbf{w}_s^T(j)] = \mathbf{R}_s\delta(k-j), \quad i=1, 2; \quad (2)$$

$\mathbf{R}_s$ 表示传感器 s 观测误差协方差矩阵, 式中的 Kronecker 函数定义为

$$\delta(k) = \begin{cases} 1, & k=0; \\ 0, & k \neq 0; \end{cases} \quad (3)$$

$\mathbf{v}_s$ 表示传感器观测空间上均匀分布杂波观测, $\mathbf{h}^s(\mathbf{x}, k)$ 表示目标状态从直角坐标系到传感器观测空间的投影变换。观测向量 $\mathbf{z}_{js}^s(k)$ 取决于传感器的类型, 例如雷达观测由距离和方位角构成, IRST 观测以方位角和俯仰角构成。

考虑多传感器多周期的观测, 各观测由 (1) 式给出, 各传感器每个采样时刻回波组成一个观测报告集。此外, 我们还将目标预测观测估计看成为一种“虚拟”传感器, 这个传感器观测向量由距离、方位角和俯仰角组成。多目标预测观测也组成一特殊的观测报告集。然后对各报告集统一进行编号和标记如下:

$$\mathbf{Z}_m = \{\mathbf{z}_{mi_m}^s(k_m)\}_{i_m=0}^{N_m}, \quad m=0, 1, \dots, M-1, \quad (4)$$

式中 s 表示产生该观测报告集的传感器编号, k_m 表示该观测集的报告时刻, N_m 表示第 m 个观测中回波个数, $\mathbf{z}_{mi_m}^s(k_m)$ 表示集 $\mathbf{Z}_m$ 中第 i_m 个观测向量, 上标 s 用以说明产生回波的传感器来源。在不需特别作此声明时, 本文以下各处常省略 $\mathbf{z}_{mi_m}^s(k)$ 中的上标序号 s 。(4) 式特别以 $m=0$ 引入的 $\mathbf{Z}_0$ 表示“虚拟”传感器观测集。

以各 i_m 取 0 时的“哑”观测 $\mathbf{z}_{m0}^s(k)$, $s=1, 2$ 表示雷达和 IRST 传感器观测过程的漏警。又以

$$\mathbf{Z}^M = \{\mathbf{Z}_i\}_{i=0}^{M-1} \quad (5)$$

表示 M 个观测集的总累积集, 则 $\mathbf{Z}^M$ 为多个观测集的重集, 故本文称之为多重观测集。

根据 (5) 式关于多传感器多重观测集 $\mathbf{Z}^M$ 的定义, 我们以 M 元组观测

$$\mathbf{Z}_{i_0 i_1 \dots i_{M-1}} = (\mathbf{z}_{0i_0}, \mathbf{z}_{1i_1}, \dots, \mathbf{z}_{M-1, i_{M-1}}, \mathbf{z}_{mi_m} \in \mathbf{Z}_m \quad (6)$$

所表示同一目标来源的多传感器观测组合作为互联的基本划分单元。多目标跟踪理论中, (6) 式实际是一种面向观测的互联假设。因此不考虑目标因观测裂变产生多个回波、多目标因观测模糊导致单个回波的特殊情况, 可以由上述 M 元组观测构成对 $\mathbf{Z}^M$ 的一个划分集

$$\gamma = \{\mathbf{Z}_{i_0 i_1 \dots i_{M-1}}\} \quad (7)$$

若以事件变量

$$\rho(i_0 i_1 \dots i_{M-1}) = \begin{cases} 1, & \mathbf{Z}_{i_0 i_1 \dots i_{M-1}} \in \gamma; \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

表示 M 元组观测 $\mathbf{Z}_{i_0 i_1 \dots i_{M-1}}$ 和划分 γ 之间的关系, 则最大似然比准则之下多传感器观测集最优互联划分可以取得文献 [3] 分配形式:

$$\begin{aligned} \min_{\rho(i_0 i_1 \dots i_{M-1})} & \sum_{i_0=0}^{N_0} \sum_{i_1=0}^{N_1} \dots \sum_{i_{M-1}=0}^{N_{M-1}} c(i_0 i_1 \dots i_{M-1}) \rho(i_0 i_1 \dots i_{M-1}); \\ \text{s. t.} & \sum_{i_1=0}^{N_1} \dots \sum_{i_{M-1}=0}^{N_{M-1}} \rho(i_0 i_1 \dots i_{M-1}) = 1, \quad \forall i_0 = 1, 2, \dots, N_0; \\ & \sum_{i_0=0}^{N_0} \dots \sum_{i_{M-1}=0}^{N_{M-1}} \rho(i_0 i_1 \dots i_{M-1}) = 1, \quad \forall i_1 = 1, 2, \dots, N_1; \\ & \vdots \\ & \sum_{i_0=0}^{N_0} \dots \sum_{i_{M-2}=0}^{N_{M-2}} \rho(i_0 i_1 \dots i_{M-1}) = 1, \quad \forall i_{M-1} = 1, 2, \dots, N_{M-1}; \end{aligned} \quad (9)$$

式中 $c(i_0 i_1 \dots i_{M-1})$ 表示 M 元组 $\mathbf{Z}_{i_0 i_1 \dots i_{M-1}}$ 被分配到划分 γ 的代价函数。(9) 式是规划理论中两个数据集合之间组合分配问题的推广, 但没有对各分配变量 $i_m = 0$ 的情况附加约束条件, 故本文称之为广义的 M -重分配问题。

基于上述表达, 设 (9) 式给出的最优划分 γ , 若 $(z_{0i_0}, z_{1i_1}, \dots, z_{M-1, i_{M-1}}) \in \gamma$, $i_1, i_2, \dots, i_{M-1}$ 不全为 0, 则表示 $M-1$ 元组 $z_{i_1, i_2, \dots, i_{M-1}}$ 之中各传感器观测互联于当前航迹 i_0 , 即可用于航迹 i_0 的状态更新与修正; 若 $(z_{0i_0}, z_{10}, \dots, z_{M-1, 0}) \in \gamma$, 则表示当前航迹 i_0 不与任何传感器的任何观测报告互联。因此多重分配可以用来实现多传感器多目标的数据互联。

例如, 对于某个采样时刻的雷达和 IRST 观测, 再加上目标航迹在该时刻的预测观测, 可以构造三重的组合分配, 应用文献 [3] 的 Lagrange 松弛算法求解该三重分配, 即可以实现多传感器的多目标数据互联。在多重分配包括了多传感器多个连续周期观测集的条件下, 由于目标运动状态的不可突变性, 同一目标的多传感器观测因时间上的强相关性特征, 使相应划分组合具有小的代价而相互关联, 这样就可以在多观测周期中进行信息积累以适应低信噪比大模糊度条件的互联求解。

为将多重分配应用于互联求解, 需要为 (9) 式定义 M 元组 $\mathbf{Z}_{i_0 i_1 \dots i_{M-1}}$ 的代价函数。为数学处理上的方便, 假设各观测相互独立, 可取文献 [3] 的形式:

$$\begin{aligned} c(i_0 i_1 \dots i_{M-1}) &= \sum_{m=0}^{M-1} \frac{1 - \delta(i_m)}{2} (\mathbf{z}_{m i_m}^s(k) - \mathbf{h}^s(\mathbf{x}, k))^T \mathbf{R}_s^{-1} (\mathbf{z}_{m i_m}^s(k) - \mathbf{h}^s(\mathbf{x}, k)) \\ &+ \sum_{m=0}^{M-1} \ln(1 - P_{D_s})^{-\delta(i_m)} \cdot (\lambda_s P_{D_s}^{-1} \sqrt{2\pi \mathbf{R}_s})^{\delta(i_m)-1}, \end{aligned} \quad (10)$$

式中 P_{D_s} 为传感器的检测概率, λ_s 为传感器观测空域上均匀分布的杂波密度。

代价函数 (10) 式同时也提供了对各观测相似性的一种度量, 其中使用了 $\mathbf{x}$ 表示与 M 元组 $\mathbf{z}_{i_0 i_1 \dots i_{M-1}}$ 各观测对应互联的目标状态, 以避免直接在多传感器低维公共子空间上互联的问题。在 $\mathbf{x}$ 未知的情况下, 可用其最小二乘估计

$$\{\hat{\mathbf{x}}\} = \arg \max_{\mathbf{x}} p(\mathbf{Z}_{i_0 i_1 \dots i_{M-1}} | \gamma) \quad (11)$$

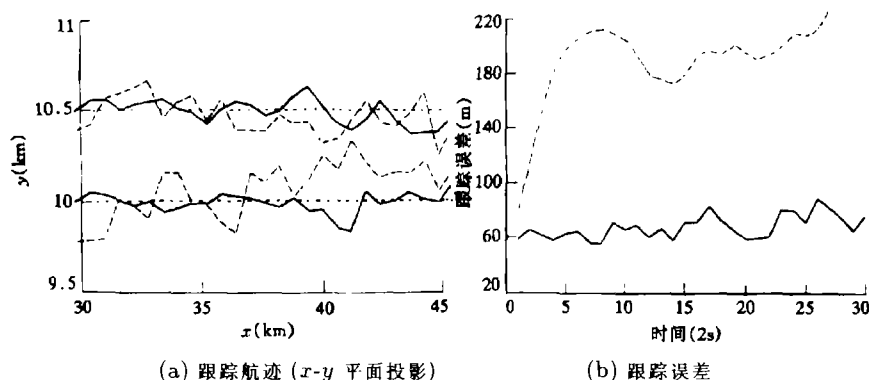


图 1 两个近距离平行运动目标的跟踪

替代。

3 多目标互联性能分析

本节对两个典型多目标互联问题进行性能分析。跟踪坐标系已如前所述,跟踪对象为直角坐标系下三维运动目标。各传感器采样周期 2s,雷达测距、雷达测角和IRST测角误差与观测信噪比的平方根成反比^[4],可以统一用式

$$\sigma = \sigma_0 / \sqrt{\text{SNR}} \quad (12)$$

表示。其中, σ 用以表示上述几种不同参数的观测误差标准差, σ_0 表示观测信噪比为 0dB 时的误差标准差,具体地,雷达测距 180m、雷达测角 12.5mrad、IRST 测角 3.85mrad。

此外,我们以常用的 JPDA(联合概率数据互联)算法^[5]作为进行性能分析和比较的基准。为将单传感器 JPDA 算法推广到多传感器的情况,我们将同一组目标航迹分别投影到两个传感器观测空间,形成目标的预测观测。在两个传感器观测空间上建立各自的 JPDA 互联过程,通过两个单传感器 JPDA 互联过程,以序贯处理的方式实现多传感器的 JPDA 互联。

设有两个相距 500m 平行运动的三维匀速目标,各目标初始位置已知,且处于 5000m 同一高度平面,目标速度 300m/s。雷达测距误差 100m、雷达方位测角误差 7mrad、IRST 测角误差 2mrad。图 1(a)所示为目标一次典型跟踪航迹在 x-y 平面的投影,图中实线为最优分配方法的跟踪航迹、虚线为 JPDA 互联方法的跟踪航迹。图 1(b)对应给出 50 次 Monte Carlo 实验条件下两种方法在 y 坐标方向上的统计跟踪误差。

图 1 的结果说明,对于非交叉的平行运动目标,数据互联的环境较好,最优分配和 JPDA 都可以正确实现多传感器多目标的数据互联。但在这一问题中,JPDA 互联采用的“全邻”分配导致跟踪航迹的“偏移”、“聚合”^[6](见图 1(a)虚线),造成 y 坐标方向上较大的跟踪误差(见图 1(b)虚线),而多重分配的最优互联则避免了这种现象的出现。

又设有三个已知初始位置、300m/s 的三维匀速目标处于 5000m 的同样高度。5000m 的高度平面上各目标运动方向和相对关系如图 2 所示。在这一典型的密集目标跟踪环境下,由于各目标以同样的航向速度小交叉角度到达交点,使得交点附近的互联求解极为困难。

表 1 为不同算法多目标交叉互联成功概率的比较。结果是在 50 次 Monte Carlo 实验中,根据三个目标通过交叉点之后仍能被正确跟踪的次数统计出来的。表 1 的三种最优分配分别考虑 1、2、3 三个连续周期多传感器积累观测集,相应需要求解 3、5、7 重的组合分配。其中最优分配 2 和最优分配 3 实际上利用了几个连续周期观测的积累信息。

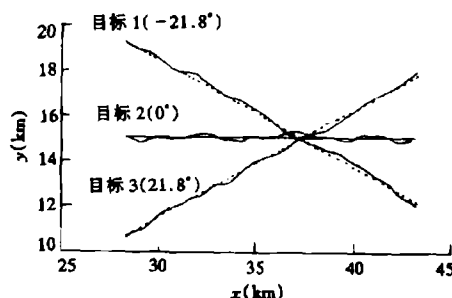
图 2 三个交叉目标和跟踪航迹 (x - y 平面投影)

表 1 多目标交叉互联成功的概率

互联概率	-7.5dB	-5dB	-3dB	0dB	3dB	5dB	10dB	13dB	14.5dB
JPDA				49%	57%	68%	79%	87%	92%
最优分配 1				58%	62%	66%	75%	78%	89%
最优分配 2		60%	81%	86%	93%	100%			
最优分配 3	82%	87%	94%	97%	100%	100%			

密集回波条件下 JPDA 和多重分配 (指最优分配 1) 两种互联方法相比较, 可以看出 JPDA 方法较优, 这说明即使在较高的观测信噪比时, “唯一性”的最优方法也会出现互联错误。但当信噪比较低时, JPDA “全邻”分配策略受观测误差增大的影响程度较高, 正确互联概率反而略低于多重分配方法。

但在低信噪比条件下, 多重分配可以利用多周期观测积累信息来实现互联求解, 使互联成功的概率显著增大, 如表 1 中的最优分配 2 和最优分配 3 的一组数据。其结果说明, 即使信噪比为 $-5 \sim -8$ dB、观测误差已相当大 (此时雷达测距 260m、雷达测角 19mrad、IRST 测角 5.5mrad), JPDA 和单周期的最优分配已不能正确实现互联, 多周期最优分配也能达到 60%~80% 的正确概率。

在本文仿真条件下, 若同样达到 90% 概率的正确互联目的, JPDA 方法需要 13~15dB 的观测信噪比, 而 3 周期的 7 重最优分配只需要 -3dB, 可以降低信噪比达 10dB 左右。

4 结 论

对于一个包含了诸如雷达和红外等不同类型传感器的多目标跟踪系统, 本文将多目标预测观测也看成一种传感器观测集, 通过“观测-航迹”到“观测-观测”的问题转化, 对多传感器多个采样周期的观测数据集合进行划分, 应用多重分配对互联进行了完整的算法描述, 也为互联求解提供了一种新的途径。

本文的结果表明, 多重最优分配和一般情况之下传感器物理观测过程相一致, 可以克服 JPDA 方法的部分错误, 在跟踪条件较好的情况下, 能够获得较高的互联概率。此外, 在密集回波环境, 或弱信噪比等条件下, 多重分配的最优互联方法也可能会产生互联错误, 但多重分配的方法可以利用目标运动在时间上的相关特性, 以增大算法时空复杂度为代价, 在多个连续观测周期之间进行信息积累, 增大互联求解的信息量。

参 考 文 献

- [1] Farina A, Studer F A, Radar data processing, Vol.2. New York: John Wiley and Sons, 1988.

- [2] Coleman J O. Discriminats for assigning passive bearing observations to radar targets. Proc. of 1988 IEEE Int. Radar Conf. Washington D. C. USA: 1988, 361-355.
- [3] Pattipati K R, *et al.* A new relaxation algorithm and passive sensor data assciation problem. IEEE Trans.on AC, 1992, AC-37(2): 198-213.
- [4] Kurien T. Issues in the design of practical multitarget tracking algorithms. in: Bar-Shalom Y, eds. Multitarget-multisensor tracking: advanced applications, Norwóod, MA: Artech, 1990.
- [5] Fortmann T E, Bar-Shalom Y, Scheffe M. Sonar tracking of multiple target using joint probabilistic data association. IEEE J. of Oceanic Engineering, 1983, OE-8(7): 173-184.
- [6] Fitzgerald R J. Track biases and coalescence with probabilistic data association. IEEE Trans. on AES, 1993, AES-21(3): 822-825.

MULTISENSOR DATA ASSOCIATION APPROACH BASED UPON COMBINATORIAL OPTIMIZATION

Hu Wenlong Mao Shiyi

(Electronic Department, Beijing University of Aero. and Astro., Beijing 100083)

Abstract For a tracking system consisting of heterogeneous sensors such as radar andIRST, the combinatorial assignment is applied to solve the multitarget data association which is formulated as a partition of the multiple dimension data set including the measurements and predicted tracks from targets.

Key words Multitarget tracking, Data association, Data fusion, Combinatorial optimization

胡文龙: 男, 1963 年生, 博士生, 从事专业为多目标跟踪和多传感器数据融合.

毛士艺: 男, 1935 年生, 教授, 博士生导师, 从事专业为信号和信息处理.