

杂波环境下机动目标跟踪的分布式估计算法*

郜建军 崔桃瑞 周宏仁 桂先洲

(国防科学技术大学自动控制系 长沙 410073) (西北工业大学九系, 西安, 710072)

摘要 本文考虑了杂波环境下机动目标的多雷达跟踪问题, 提出了一种分布式联合估计算法。子站独立于总站, 并单独跟踪, 把当地估计结果周期地传送给总站, 由总站进行合并, 得出基于所有子站量测的全局估计。数字仿真表明, 分布式联合、估计算法在各种性能指标上都优于单站跟踪算法。

关键词 分布式估计、机动目标跟踪, 交互式多模型, 贝叶斯方法

分类号 TN 953

Distributed Adaptive Estimation for Tracking a Maneuvering Target in Clutter

Gao Jianjun Cui Taorui Zhou Hongren Gui Xianzhou

(Department of Automatic control, NUDT, Changsha, 410073)

Abstract The problem of tracking a maneuvering target in a cluttered environment by multiple radars is considered. This paper presents a distributed fusion algorithm. The local nodes transmit their estimation results to the fusion node, where the local estimation results are combined to obtain global estimation. The Monte-Carlo simulation shows that the distributed fusion algorithm performs much better than the local estimation algorithm in every function index and achieves the expected effect.

Key words Distributed Estimation, Maneuvering target tracking, Interacted Multiple Model, Bayes Method

使用多部雷达对目标进行跟踪的技术已在航空交通管理和军事防御等方面得到应用。采用多个量测的多站雷达跟踪系统在跟踪精度、跟踪范围、跟踪起始、目标发现概率、跟踪可靠性等方面明显优于单雷达跟踪系统。

鉴于此, 本文提出了一种杂波环境下跟踪机动目标的分布式估计算法。该算法包括子站跟踪滤波器和总站联合估计算法两部分。子站跟踪滤波器独立于总站估计, 它基于自己的量测得出子站的有关跟踪结果。各子站将其估计结果传送给总站, 总站用联合估计算法对它们进行合并, 得出总站目标跟踪结果。本文提出的分布式估计算法与文献 [1] 的算法有所不同, 文献 [1] 中总站将合并结果返回给各子站, 作为子站滤波器的起始值。子站跟踪使用总站的联合估计, 增加了通信负担, 还影响子站与总站的并行运算速度, 使子站和总站的跟踪速度都难以有效地提高。

我们知道, 目标跟踪最重要的问题是: 一、目标机动时, 描述机动目标的模型与目标实际运动过程失配的问题; 二、多回波环境下, 量测与目标对应的问题。针对这两个问题, 近二三十年来已进行了大量研究, 取得了不少研究成果。目前, 对于目标机动问题, 多采用交互式多模型方法 (IMM)^{[1],[2]}, IMM 方法在计算速度、计算精度、计算量等方面较其它方法有一定的优越性。本文将 IMM 作为机动目标模型, 对于密集多回波, 采用概率数据关联方法 (PDA), 利用跟踪门内的所有回波。

1 问题的形成

在研究杂波环境下单机目标的多雷达跟踪问题时, 为简化起见, 我们仅考虑两个子站的跟踪系

* 1997年11月3日修订

第一作者: 郜建军, 男, 1967年生, 博士

$$P(X(k-1) M_j(k), Z^{k-1,i}) = \prod_{i=1}^r P(X(k-1) M_i(k-1), Z^{k-1,i}) u_{ij}(k-1/k-1) \quad (4)$$

其中

$$u_{ij}(k-1/k-1) = \frac{P_{ij} w(k-1)}{\prod_{i=1}^r P_{ij} w(k-1)} \quad (5)$$

$$w(k-1) = P\{M_i(k-1) Z^{k-1,i}\} \quad (6)$$

(4) 式表明 $P(X(k-1) M_j(k), Z^{k-1,i})$ 为高斯概率密度函数的加权和。作近似, 假设 $P(X(k-1) M_j(k), Z^{k-1,i})$ 为高斯条件概率密度函数, 即 $P(X(k-1) M_j(k), Z^{k-1,i}) \sim N(\hat{X}_j^{i0}(k-1/k-1), P_j^{i0}(k-1/k-1))$, 从式 (4) 可以看出 $P(X(k-1) M_j(k), Z^{k-1,i})$ 是由 r 个滤波器的输出交互得到。

(2) 式的最后一项后验模型概率

$$P\{M_j(k) Z^k\} = \frac{1}{c^i(k)} P(Z_k^i M_j(k), Z^{k-1,i}) \prod_{i=1}^r p_{ij} u_i(k) \quad (7)$$

$c^i(k)$ 为归一化常数。

3. 分布式联合估计算法

前面子站给出了当地的估计, 子站估计在每个扫描周期传送到总站。现在来推导合成各子站估计的联合算法。

类似于 (2) 式, 总站的目标状态条件概率密度函数可以写成

$$P(X(k) Z^k) = \prod_{j=1}^r P(X(k) M_j(k), Z^k) P\{M_j(k) Z^k\} \quad (8)$$

$$P(X(k) M_j(k), Z^k) = \int_{\theta_1^i} \int_{\theta_2^i} P(X(k) \theta_1^i, \theta_2^i, M_j(k), Z^k) P\{\theta_1^i, \theta_2^i M_j(k), Z^k\} \quad (9)$$

设 $Z_k = \{Z_k^1, Z_k^2\}$

根据假设两个雷达量测相互独立, 有

$$P(Z_k X(k), \theta_1^1, \theta_2^2, M_j(k), Z^{k-1}) = P(Z_k^1 X(k), \theta_1^1, M_j(k), Z^{k-1,1}) P(Z_k^2 X(k), \theta_2^2, M_j(k), Z^{k-1,2}) \quad (10)$$

式 (9) 右边第一项, 由贝叶斯准则和全概率公式可写成

$$P(X(k) \theta_1^1, \theta_2^2, M_j(k), Z^k) = P(X(k) M_j(k), Z^{k-1}) \prod_{i=1}^2 \frac{P(X(k) \theta_i^i, M_j(k), Z^{k,i}) P(Z_k^i \theta_i^i, M_j(k), Z^{k-1,i})}{P(X(k) M_j(k), Z^{k-1,i})} \Bigg| P(X(k) M_j(k), Z^{k-1}) \prod_{i=1}^2 \frac{P(X(k) \theta_i^i, M_j(k), Z^{k,i}) P(Z_k^i \theta_i^i, M_j(k), Z^{k-1,i})}{P(X(k) M_j(k), Z^{k-1,i})} dX(k)$$

上式中 $P(X(k) M_j(k), Z^{k-1})$, 可以由类似于 $P(X(k) M_j(k), Z^{k-1,i})$ 的方法得到, 只是 $Z^{k-1,i}$ 换成了 Z^{k-1} 。

无更新量测时, 事件 θ_1^i 和 θ_2^i 是相互独立的, 有更新量测时, 事件 θ_1^i 和 θ_2^i 的联合关联概率可写成

$$P\{\theta_1^i, \theta_2^i M_j(k), Z_k, Z^{k-1}\} = \frac{1}{c_o[M_j(k)]} P(Z_k \theta_1^i, \theta_2^i, M_j(k), Z^{k-1}) P\{\theta_1^i, \theta_2^i M_j(k), Z^{k-1}\} = \frac{1}{c_o[M_j(k)]} \prod_{i=1}^2 P\{\theta_i^i M_j(k), Z^{k-1,i}\} \frac{P(Z_k \theta_1^i, \theta_2^i, X(k), M_j(k), Z^{k-1})}{\int P(X(k) \theta_1^i, \theta_2^i, M_j(k), Z^{k-1}) dX(k)} = \frac{\prod_{i=1}^2 P(Z_k^i M_j(k), Z^{k-1,i})}{P(Z_k M_j(k), Z^{k-1})} \prod_{i=1}^2 P\{\theta_i^i M_j(k), Z^{k,i}\} \prod_{i=1}^2 \frac{P(X(k) \theta_i^i, M_j(k), Z^{k,i})}{P\{X(k) M_j(k), Z^{k-1}\}}$$

统,且子站之间相互独立,子站基于自己的量测单独跟踪,子站的结果在总站进行合并,得出基于所有子站量测的联合估计。

设机动目标运动模型为

$$X(k) = \Phi[M(k), k-1] + v[M(k), k-1] \tag{1}$$

其中 $X(k) \in R^n$, $X(k)$ 为状态向量,状态初值 $X(0)$ 服从高斯分布,即 $X(0) \sim N(X_0, P_0)$, $M(k)$ 表示从 $k-1$ 到 k 时刻系统的模型, $v[M(k), k-1]$ 为白噪声向量,方差为 $Q[M(k), k-1]$ 。

设 $M(k)$ 为状态有限、时间离散的马尔可夫链, $M(k)$ 的状态集合为 $\{M_j\}_{j=1}^r$, 状态转移概率为 $p_{ij} = P\{M_j(k) | M_i(k-1)\} = P\{M(k) = M_j | M(k-1) = M_i\}$ 。且已知马尔可夫链的初始状态概率, $p_i = P\{M(0) = M_i\}$ 。

与模型(1)相对应的雷达 i 的量测方程为: $Z^i(k) = H^i[M(k), k] + w^i[M(k), k]$ 。
 $Z^i(k) \in R$, $Z^i(k)$ 为量测向量, $w^i[M(k), k]$, $i = 1, 2, \dots$, 为零均值高斯白噪声,其方差是 $R^i[M(k), k]$ 。通过概率数据关联的方法,可以得到时刻 k 雷达 i 的有效量测集合为 $Z^k = \{Z_{k,j}^i\}_{j=1}^{m_k^i}$, m_k^i 为时刻 k 有效量测的个数。从初始时刻到 k 时刻所有有效量测的集合为 $Z^{k,i} = \{Z_1^i, Z_2^i, \dots, Z_k^i\}$, 各雷达量测相互独立,所有雷达有效量测的集合为 $Z^k = \{Z^{k,1}, Z^{k,2}, \dots\}$ 。

2. 单站概率数据关联的交互式多模型算法

同时考虑模型和量测的不确定性,由全概率公式,目标状态的条件概率密度函数可写成

$$\begin{aligned} P(X(k) | Z^{k,i}) &= \prod_{j=1}^r P(X(k) | M_j(k), Z^{k,i}) P\{M_j(k) | Z^{k,i}\} \\ &= \prod_{j=1}^r \left\{ \sum_{l_i=0}^{m_k^i} P(X(k) | \theta_{l_i}^i, M_j(k), Z^{k,i}) P(\theta_{l_i}^i | M_j(k), Z^{k,i}) \right\} P(M_j(k) | Z^{k,i}) \end{aligned} \tag{2}$$

式中 θ_{l_i} 代表事件——雷达 i 的第 l_i 个量测为目标的真实量测, θ_0 表示无量测为目标的真实量测。

可以看出,式(2)第二个等号右边第一项,对于每个 θ_{l_i} 是基于 $M_j(k)$ 的标准 PDA 滤波。由文[3]有

$$\begin{aligned} &P(X(k) | \theta_{l_i}^i, M_j(k), Z^{k,i}) \\ &= \begin{cases} P(X(k) | M_j(k), Z^{k-1,i}) & l_i = 0 \\ \frac{P(Z_{k,l_i}^i | \theta_{l_i}^i, M_j(k), X(k)) P(X(k) | M_j(k), Z^{k-1,i})}{P(Z_{k,l_i}^i | \theta_{l_i}^i, M_j(k), Z^{k-1,i})} & l_i = 0 \end{cases} \end{aligned} \tag{3}$$

(2) 式第二个等号右边第二项,据贝叶斯准则,每一后选回波的后验概率可写成

$$\begin{aligned} P\{\theta_{l_i}^i | M_j(k), Z^{k,i}\} &= \frac{P(Z_k^i | \theta_{l_i}^i, M_j(k), Z^{k-1,i}, m_k^i) P\{\theta_{l_i}^i | M_j(k), Z^{k-1,i}, m_k^i\}}{P(Z_k^i | M_j(k), Z^{k-1,i}, m_k^i)} \\ &= \begin{cases} \frac{m_k^i V_{k,i}^{-1} (1 - P_c P_D)}{P_c P_D} & l_i = 0 \\ \frac{m_k^i V_{k,i}^{-1} (1 - P_c P_D)}{P_c P_D} + \sum_{l_i=1}^{m_k^i} P(Z_{k,l_i}^i | \theta_{l_i}^i, M_j(k), Z^{k-1,i}) & l_i = 0 \\ \frac{P(Z_{k,l_i}^i | \theta_{l_i}^i, M_j(k), Z^{k-1,i})}{\sum_{l_i=1}^{m_k^i} P(Z_{k,l_i}^i | \theta_{l_i}^i, M_j(k), Z^{k-1,i})} & l_i = 0 \\ \frac{m_k^i V_{k,i}^{-1} (1 - P_c P_D)}{P_c P_D} + \sum_{l_i=1}^{m_k^i} P(Z_{k,l_i}^i | \theta_{l_i}^i, M_j(k), Z^{k-1,i}) & l_i = 0 \end{cases} \end{aligned}$$

式中 P_c 为真实量测落入有效区域中的概率, P_D 为探测概率, $V_{k,i}$ 为有效区域的体积。

上式反映了标准卡尔曼滤波器量测更新公式。 $P(X(k) | M_j(k), Z^{k-1,i})$ 反映了时间更新滤波公式。 $P(X(k) | M_j(k), Z^{k-1,i})$ 由概率密度函数 $P(X(k-1) | M_j(k), Z^{k-1,i})$, 按(1)式外推可以得到。又

$$\frac{P(X(k) | M_j(k), Z^{k-1})}{P(X(k) | \Theta_1, \Theta_2, M_j(k), Z^k)}$$

(9) 式表明, $P(X(k) | M_j(k), Z^k)$ 为高斯条件概率密度函数与关联概率的加权和, 作近似, 假设它为高斯条件概率密度函数。

(8) 式右边第二项联合模型概率为

$$\begin{aligned} & P\{M_j(k) | Z^k\} \\ &= \frac{P\{M_j(k) | Z^{k-1}\}}{P(Z_k | Z^{k-1})} \int P(Z_k | M_j(k), X(k), Z^{k-1}) P(X(k) | M_j(k), Z^{k-1}) dX(k) \\ &= \frac{P(Z_k^i | M_j(k), Z^{k-1, i})}{P(Z_k | Z^{k-1})} \int_{i=1}^2 P\{M_j(k) | Z^{k-1}\} \int_{i=1}^2 \frac{P\{M_j(k) | Z^{k-1, i}\}}{P\{M_j(k) | Z^{k-1, i}\}} \\ & P(X(k) | M_j(k), Z^{k-1}) \int_{i=1}^2 \frac{P(X(k) | M_j(k), Z^{k-1, i})}{P(X(k) | M_j(k), Z^{k-1, i})} dX(k) \end{aligned}$$

4. 计算机仿真

考虑跟踪目标二维运动的情况, 设目标运动模型为交互式多模型为

$$X(k) = \Phi[M(k), k-1]X(k-1) + v[M(k), k-1]$$

$$\Phi[M(k), k-1] = \begin{bmatrix} \phi_i & 0 \\ 0 & \phi \end{bmatrix}$$

过程噪声 $v[M(k), k-1]$ 为零均值高斯白噪声, 其方差为

$$Q[M(k), k-1] = \begin{bmatrix} Q_i(k) & 0 \\ 0 & Q_i(k) \end{bmatrix} q_i(k)$$

子站 i 的量测方程为

$$Z^i(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} X(k) + w^i(k)$$

$w^i(k)$ 为零均值高斯白噪声, 方差为 $\begin{bmatrix} 10 & 0 \\ 0 & 10 \end{bmatrix}$ 。

目标在开始 $7s$ 作匀速直线运动, 下一个 $7s$ 作匀加速运动, x 轴、 y 轴的加速度分别为 $5m/s^2$ 和 $-5m/s^2$ 。最后一个 $7s$, 目标又返回匀速直线运动, 目标的初始状态 $(100m, 30m/s, 0, 100, 15m/s, 0)$, 两个子站的探测率为 0.99 , 杂波密度为 $0.0001/m^2$ 。

模型 1: 为近似匀速直线运动模型, 其状态为 $X = [X \ \dot{X} \ Y \ \dot{Y}]$, $\phi = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$,

$$Q_1 = \begin{bmatrix} T^4/4 & T^3/2 \\ T^3/2 & T^2 \end{bmatrix}, q_1 = 0.1。$$

模型 2: 为近似匀加速运动模型, 其状态为 $X = [X \ \dot{X} \ \ddot{X} \ Y \ \dot{Y} \ \ddot{Y}]$, $\phi = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$,

$$Q_2 = \begin{bmatrix} T^4/4 & T^3/2 & T^2 \\ T^3/2 & T^2 & T \\ T^2 & T & 1 \end{bmatrix}, q_2 = 1, \text{ 状态估计初值的均值为目标的真实状态, 其方差为}$$

$diag [100, 1, 0.1, 100, 1, 0.1]$ 。

采用周期 $T = 1s$, 为了使交互式模型中不同维数的向量可以交互运算, 低维向量增加一个零分量。模型 1 和模型 2 的初始概率均为 0.5 。子站 1 和子站 2 使用本文第三部分的概率数据关联的交互式多模型算法, 总站使用第 3 部分的分布式联合估计算法, 以及集中式处理方法, 运算结果见下表。

表 1 (30 次运算)

		子站 1	子站 2	分布式	集中式
均方根 误差	位置	5.85m	5.61m	3.26m	3.26m
	速度	4.94m/s	4.65m/s	3.68m/s	3.68m/s
失跟次数		10	6	5	5

图 1 和图 2 为一次运算的跟踪轨迹, 实线为目标运动轨迹, 虚线为跟踪轨迹。

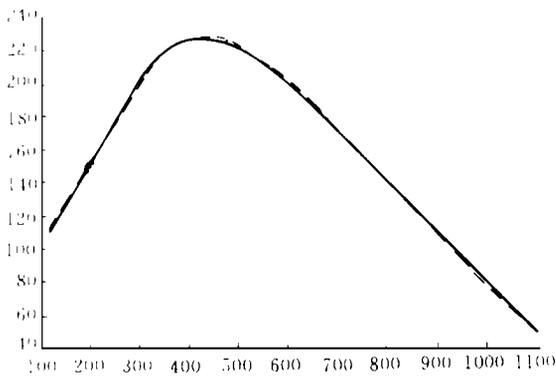


图 1 子站 2 的跟踪轨迹 (一次运算)

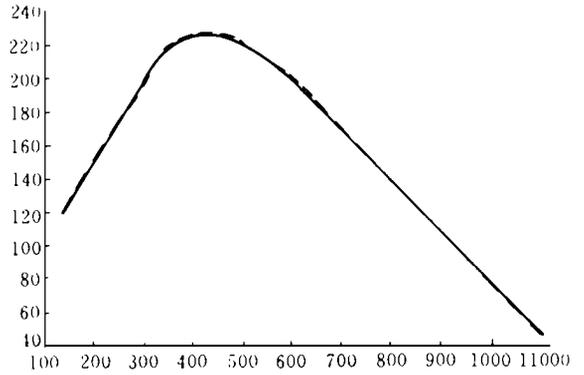


图 2 分布式算法的跟踪轨迹 (一次运算)

从运算结果可以看出, 分布式联合估计算法的各项性能明显好于单站跟踪估计, 而与集中式处理方法相同。在 30 次跟踪中, 总站成功了 25 次, 子站 1 和子站 2 分别成功了 20 次和 24 次 (失跟定义为连续三次位置跟踪误差大于 30 米), 位置与速度跟踪的均方根误差, 总站估计明显低于子站估计。显然, 分布式联合估计算法优于单站的跟踪算法。

参考文献

- 1 Chang K C, Bar-Shalom Y. Distributed Adaptive Estimation with Probabilistic Data Association, Automatic, 1989, 25 (3): 359 ~ 369
- 2 Houles A, Bar-Shalom Y. Multisensor Tracking of a Maneuvering Target in Clutter. IEEE Trans. Aerospace Electron. Syst., 1989, 25 (2): 176 ~ 188
- 3 Bar-Shalom Y., Tse E. Tracking in a Cluttered Environment with Probabilistic Data Association. Automatica, 1975, 11 (3): 451 ~ 460