

## 一种杂波环境下的多目标跟踪算法

李卫华<sup>1</sup>, 刘作良<sup>2</sup>

(1. 空军工程大学 科研部, 陕西 西安 710068; 2. 空军工程大学 电讯工程学院, 陕西 西安 710077)

**摘要:** 以实用有效的 JPDA 算法为基础, 运用直接计算后验概率的快速关联算法, 结合两级自适应滤波器, 同时考虑邻近目标干扰引入等效噪声协方差, 提出了一种杂波环境下的多目标跟踪算法。理论分析和计算机模拟结果表明, 算法有效降低了数据关联算法的复杂度, 且计算量显著减少, 实时性得到提高。

**关键词:** 多目标跟踪; 数据关联; 自适应滤波; 计算机仿真

**中图分类号:** TN957.51 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-3516(2000)02-0036-04

在军事领域, 为了满足现代及未来作战指挥的需要, 在现有雷达装备条件下, 需要一种高精度且实时性好的多目标跟踪算法, 来弥补探测器的不足, 以改善雷达情报质量。

## 1 一种杂波环境下的多目标跟踪算法

## 1.1 后验概率

当邻近目标(特指跟踪波门相重叠的目标)数不多时, 可以采用直接计算后验概率( $\beta_j$ )的方法, 其运算量比标准 JPDA 算法小得多。

假设在整个观测区有  $m_k$  个测量值,  $T$  个目标。计算 JPDA 中  $\beta_j$  的有效矩阵为:

$$\Omega = [\omega_{jt}] \quad j = 1, 2, \dots, m_k \quad t = 0, 1, \dots, T \quad (1)$$

式中  $\omega_{j0} = 1$  表示测量值  $j$  源于杂波,  $\omega_{jt} = 1$  表示测量值  $j$  落入了目标  $t$  的有效波门,  $\omega_{jt} = 0$  表示测量值  $j$  没有落入目标  $t$  的有效波门。

由文献[1]可得, 在标准 JPDA 算法中, 相对于数据关联假设或每一可能事件的条件概率计算的简化形式如下:

$$P\{\theta(k)/Z^k\} = \frac{1}{c} (P_0)^{\min(m_k, T) - m_k} \prod_{j: \omega_{jt}=1} P_{jt} \quad j = 1, 2, \dots, m_k \quad t = 0, 1, \dots, T \quad (2)$$

其中  $m_k$  是在此可能事件中检测到的目标数量。

$$P_{jt} = \begin{cases} N[z_j^t(k); S^t(k)] P_D, & \omega_{jt} = 1 \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad j = 1, 2, \dots, m_k \quad t = 0, 1, \dots, T \quad (3)$$

$$P_{0t} = \lambda(1 - P_D) = P_0 \quad (4)$$

$\lambda$  为杂波密度,  $P_D$  为检测概率  $N[z_j^t(k); S^t(k)]$  是零均值协方差为  $S(k)$  的正态分布密度函数。

由每一关联假设的条件概率就可得到后验概率

$$\beta_j^t = \sum P\{\theta(k)/Z^k\} \omega_{jt} \quad j = 1, 2, \dots, m_k \quad t = 0, 1, \dots, T \quad (5)$$

$$\beta_0^t = 1 - \sum_{j=1}^{m_k} \beta_j^t \quad (6)$$

可见, 当  $m_k$  和  $T$  较大时, 数据关联假设产生的计算花费非常大, 为了得到数据关联的快速算法, 用后验概率  $\beta_j^t$  直接算法而不需形成数据关联假设, 因此计算量显著减小。

下面给出当  $T=4$  时,  $\beta_j^t$  计算公式:

$$\beta_j^i = P_{j_i} \left\{ \prod_{i=2}^4 (P_{t_i} - P_{j_{i_2}}) - (P_{t_2} - P_{j_{i_2}})[G(t_3 t_4) - G(t_3 t_4)] - (P_{t_3} - P_{j_{i_3}})[G(t_2 t_4) - G_j(t_2 t_4)] - \right. \\ \left. (P_{t_4} - P_{j_{i_4}})[G(t_2 t_3) - G_j(t_2 t_3)] + 2[G(t_2 t_3 t_4) - G_j(t_2 t_3 t_4)] \right\} \quad (7)$$

$$\beta_j^0 = P_0 \left[ \prod_{i=2}^4 P_{t_i} - P_{t_2} G(t_3 t_4) - P_{t_3} G(t_2 t_4) \right] - P_{t_4} G(t_2 t_3) - 2G(t_2 t_3 t_4) \quad (8)$$

其中  $t_p \neq t_q$  若  $p \neq q$   $G_j(t_2 t_3 t_4) = P_{j_{i_2}} P_{j_{i_3}} P_{j_{i_4}}$  且  $G(t_2 t_3 t_4) = \sum_{j=1}^{m_k} G_j(t_2 t_3 t_4)$  对于所有情况归一化常数为:

$$C = \sum_{j=0}^{m_k} \beta_j^t \quad (9)$$

## 1.2 自适应滤波

文献[3]在一阶时间相关模型基础上,提出了实时辨识机动加速度的两级 Kalman 滤波算法,该算法结合上一节所述的快速关联算法能较好地反映目标机动范围和强度的变化,目标机动飞行时,跟踪效果良好。

### 1.2.1 滤波模型

一级模型

$$X(k+1) = \Phi(k)X(k) + B[u(k) + \Delta u(k)] + Bw(k) \quad (10)$$

其中状态向量  $X(k) = [x \quad \dot{x}]^T$ ,  $u(k)$  为  $k$  时刻输入加速度,  $\Delta u(k)$  为  $k$  时刻加速度扰动项;  $u(k) + \Delta u(k)$  为  $k$  时刻目标机动加速度,  $w(k)$  为零均值,协方差为  $Q(k)$  的状态噪声。  $T$  为采样周期。

$$\text{状态转移矩阵为:} \quad \Phi(k) = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$\text{状态输入矩阵为:} \quad B = \begin{bmatrix} T \\ 2 \end{bmatrix} T^T \quad (12)$$

$$\text{观测方程为:} \quad Z(k) = H(k)X(k) + v(k) \quad (13)$$

其中  $Z(k)$  为观测量,  $H(k)$  为测量矩阵,  $v(k)$  是零均值,协方差为  $R(k)$  的测量噪声

二级模型(加速度模型)

在一级模型中,将加速度扰动部分  $\Delta u(k)$  看作为一零均值的平稳随机过程,该扰动部分的时间相关函数为指数衰落形式:  $R_a(\tau) = E\{\Delta u(t)\Delta u(t+\tau)\} = \sigma_a^2 e^{-a|\tau|} \quad (a \geq 0)$  (14)  
式中  $\sigma_a^2, a$  为决定目标机动的参数。

经白化后,得一阶时间相关模型,对该模型进行离散化得第二级滤波的状态方程。

$$\Delta u(k+1) = F(k)\Delta u(k) + W_a(k) \quad (15)$$

$$\text{式中: } W_a(k) \text{ 是均值为零,方差为 } 2a\sigma_a^2 \text{ 的高斯白噪声; } F(k) = e^{-aT} \quad (16)$$

基于一级滤波的残差构成第二级滤波的伪观测方程

$$v(k) = Z(k) - H(k)\hat{X}(k/k-1) = v_0(k) - H(k)B\Delta u(k-1) \quad (17)$$

$$\text{式中: } v_0(k) = v(k) - H(k)B\Delta u(k-1) \quad (18)$$

### 1.2.2 滤波算法

目标的状态及观测方程分别为(10)和(13)式。

一级滤波方程由 Kalman 滤波方程可得。

二级滤波方程加速度模型由(15)、(17)式决定,加速度滤波算法如下,时刻  $k$  的输入加速度预测为:

$$\hat{u}(k) = \hat{u}(k-1) + \Delta \hat{u}(k-1/k-1) \quad (19)$$

$$\Delta \hat{u}(k/k) = \Delta \hat{u}(k/k-1) + W_a(k)[v_x(k) - H(k)B\Delta \hat{u}(k/k-1)] \quad (20)$$

$$\text{式中:} \quad \Delta \hat{u}(k/k-1) = F(k)\Delta \hat{u}(k-1/k-1) \quad (21)$$

$$W_a(k) = P_a(k/k-1)BH(k)[H(k)BP_a(k/k-1)B^T H^T(k) + S(k)]^{-1} \quad (22)$$

$$P_a(k/k-1) = F(k)P_a(k-1/k-1)F^T(k) + Q_a(k) \quad (23)$$

$$P_a(k/k) = [I - W_a(k)H(k)]P_a(k-1/k-1) \quad (24)$$

上述滤波器实现过程中,一级滤波中的过程噪声  $Q(k)$  由二级滤波中的  $P_a(k/k)$  决定,加速度估计的测量方差由一级滤波残差方差决定,加速度估计中的过程噪声根据当前残差大小给出。

## 1.3 快速数据关联滤波算法

该算法在邻近目标数不大于4时,用 $\beta_j^t$ 直接计算法,然后运用修正的JPDA算法在自适应滤波器中引入考虑邻目标干扰等效噪声协方差,使得正确关联概率得以提高。

由JPDA状态更新方程知:

$$\hat{X}(k/k) = \sum_{j=0}^{m_k} \beta_j^t(k) \hat{x}_j(k/k) = \hat{X}(k/k-1) + \sum_{j=1}^{m_k} \beta_j^t(k) v_j(k) \quad (25)$$

由此可以看出,实质是计算等效观测或多回波的统计中心,它是所有正确候选回波的加权和,即

$$Z^e(k) = \sum_{j=1}^{m_k} \beta_j^t(k) z_j(k) \quad (26)$$

假定所有被跟踪目标的离散状态方程相同,如(10)式,被跟踪目标的观测方程为:

$$Z^t(k) = H(k)X^t(k) + v(k), \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (27)$$

$$\text{多余回波的观测方程为: } Z_i(k) = H(k)\hat{X}^t(k/k-1) + v_i(k) \quad (28)$$

其中 $Z_i(k)$ 为落入第 $t$ 个目标关联区域内候选回波, $v_i(k)$ 是在以预测观测值 $H(k)\hat{X}^t(k/k-1)$ 为中心的跟踪门体积 $V$ 内相互独立并且服从均匀分布的白噪声。

假定第 $j$ 个候选回波来自被跟踪目标,则等效观测为:

$$Z^u(k) = \sum_{i=1}^{m_k} \beta_i^t(k) Z^t(k) = H(k)X^t(k) + v_i^t(k) \quad (29)$$

$$\text{式中: } v_i^t(k) = [\beta_j^t(k) - 1]H(k)\hat{X}_j(k/k-1) + \beta_j^t(k)v(k) + \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^{m_k} \beta_i^t(k)v_i(k) \quad (30)$$

为等效观测噪声,并且  $\beta_j^t(k) = \max\{\beta_i^t(k), (i = 1, 2, \dots, m_k)\}$  (31)

等效观测噪声 $v_i(k)$ 的协方差矩阵为:

$$R^u(k) = \beta_j^2(k)R(k) + [1 - \beta_j^2(k)]^2 H(k)P^t(k/k-1)H^T(k) + \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^{m_k} \beta_i^2(k)\sigma_u^2(k) \quad (32)$$

式中 $\sigma_u^2(k)$ 为 $v_i(k)$ 的协方差阵。

利用方程(32)来修正1.2.2节两级自适应滤波中的增益矩阵,得到

$$W_x^e(k) = P_x(k/k-1)H^T(k)[H(k)P_x(k/k-1)H^T(k) + R^e(k)]^{-1} \quad (33)$$

然后,第 $t$ 个目标状态的更新方程为

$$X(k/k) = \hat{X}(k/k-1) + W_x^e(k) \sum_{i=1}^{m_k} \beta_i^t(k)v_i(k) = \hat{X}(k/k-1) + W_x^e(k)v(k) \quad (34)$$

$$\text{其中: } v(k) = \sum_{i=1}^{m_k} \beta_i^t(k)v_i(k) \quad (35)$$

$$\text{协方差的更新方程为: } P_x(k/k) = \beta_0^t(k)P_x(k/k-1) + [1 - \beta_0^t(k)]P^e(k/k) + \tilde{P}(k) \quad (36)$$

$$\text{其中: } \tilde{P}(k) = W_x^e(k) \left[ \sum_{i=1}^{m_k} \beta_i^t(k)v_i(k)v_i^T(k) - v(k)v^T(k) \right] W_x^{eT}(k) \quad (37)$$

$$P^e(k/k) = [I - W_x^e(k)H(k)]P_x(k/k-1) \quad (38)$$

通过1.2.1节直接求得后验概率 $\beta_j^t$ 后用于修正关联滤波算法,结合1.2.2节两级自适应滤波器的构成一种杂波环境下的多目标跟踪算法。

## 2 计算机实现与模拟

采用编程设计,研制了杂波环境下多目标跟踪算法软件模块,在计算机上进行程序调试运行,同时为了验证算法的有效性和实用范围,进行了大量的Monte Carlo仿真。仅就利用该算法对两目标编队作圆机动飞行跟踪情况为例,两目标飞行速度为637m/s,圆机动加速度为4g,杂波密度为0.1,采样周期为5s。图1给出跟踪编队飞行目标估值曲线,图2给出目标1的X方向位置估值均值误差,图3给出目标1的速度X方向估值曲线,图4给出目标1加速度X方向估值曲线。

从图1可以看出,该算法在跟踪编队飞行目标的效果较好;根据图2~4的位置估值误差、速度估值和加速度估值曲线看出,跟踪精度和正确关联概率方面效果是令人满意的。

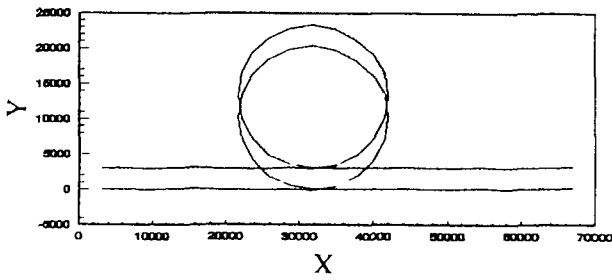


图 1 跟踪编队飞行目标估值曲线

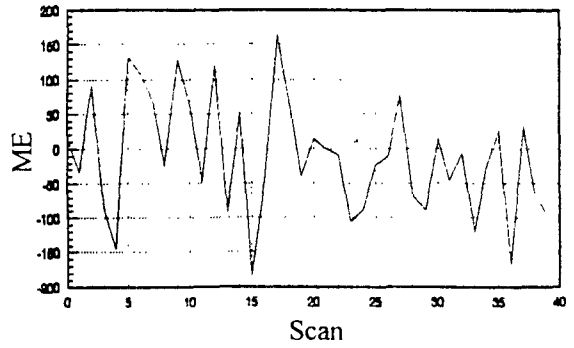


图 2 位置 X 方向估值均值误差

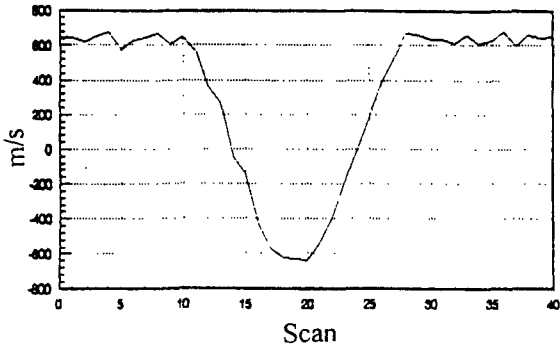


图 3 速度 X 方向估值曲线

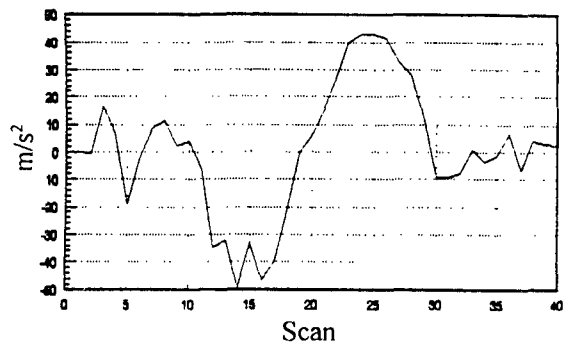


图 4 加速度 X 方向估值曲线

### 3 结论

基于运用直接计算后验概率的快速关联算法,结合两级自适应滤波器,同时考虑邻近目标干扰引入等效噪声协方差,提出的杂波环境下多目标跟踪算法。通过理论分析和仿真结果表明,数据关联算法的复杂度降低,计算量显著减少,实时性得以提高,跟踪精度和效果良好。

### 参 考 文 献

- [1] B Zhou, N, K. Bose. Multitarget Tracking in Clutter Fast Algorithms for Data Association[J]. IEEE, Trans. AES, 1993, 29(2): 352~363.
- [2] 周宏仁, 敬忠良, 王培德. 机动目标跟踪[M]. 北京: 国防工业出版社, 1991.
- [3] 刘作良, 冯新喜. C<sup>3</sup>I 信息获取系统[M]. 西安: 陕西科学技术出版社, 1998.
- [4] Bar-snalom. Y. Multitarget-Multisensors Tracking: Advanced Application[M]. Norwood, MA: Artech House, 1990.

## A Multiple Targets Tracking Algorithm in Clutter

LI Wei-hua<sup>1</sup>, LIU Zuo-liang<sup>2</sup>

(1. Dept. of Science Research, AFEU., Xi'an 710068, China; 2. The Telecommunication Engineering Institute, AFEU., Xi'an 710077, China)

**Abstract:** Based on the JPDA algorithm, we proposed a multiple targets tracking algorithm in clutter; a fast JPDA algorithm by direct computation the posterior probabilities is applied to decrease the complexity, a two stage adaptive target tracking filter is used, and an equivalent noise covariance is introduced in this algorithm to take the interference due to neighbor targets into account. Analysis and computer simulation show that, the computing load and the response time delay is significantly decreased.

**Key words:** multiple targets tracking; data association; adaptive filter; computer simulation