

杂波中多传感器数据融合改善目标航迹丢失的理论分析¹

崔宁周 刘 源 谢维信*

(西安电子科技大学电子工程学院 西安 710071)

*(深圳大学 深圳 518060)

摘要 本文从理论上讨论杂波环境中,多传感器数据融合对目标航迹丢失的改善。通过建立融合预测估计误差的转移概率密度函数,分析了目标航迹丢失的机理。在“最近邻”关联准则下,计算了融合航迹维持和融合航迹起始时的跟踪性能——融合航迹平均丢失时间和融合航迹累积丢失概率与杂波密度的关系,并与单传感器的情形作了比较。结果表明,多传感器的航迹融合减小了目标丢失的可能性,提高了跟踪性能。这一结论对进一步理解数据融合的作用具有重要的理论意义。

关键词 多传感器数据融合, 目标丢失, 杂波, 目标跟踪

中图分类号 TP391

1 引言

在杂波环境中,目标跟踪的困难在于回波与目标航迹关联的不确定性。为了解决这个问题,已经提出了许多关联算法,如多假设跟踪,概率数据关联,最近邻(NN)关联^[1],等。

在杂波环境中,这些关联算法仍有可能产生错误的数据关联,而错误的数据关联会引起目标丢失,所以衡量杂波环境中跟踪性能最主要的指标之一就是目标丢失情况。以往关于目标丢失的定义都是经验性的,所以常用 Monte Carlo 仿真来评价,如 Bar-shalom^[2]将“目标回波在至少连续 20 次采样中落在跟踪门以外”定义为目标丢失,分析了杂波密度增加时目标丢失的百分率;文献 [3] 则通过增加跟踪区域内的杂波数来观察目标的丢失情况。

Rogers^[4]将预测估计误差超过某一阈值定义为目标丢失,采用时间离散、状态连续的 Markov 过程来描述跟踪误差(预测估计误差)随时间变化的整个概率密度函数(pdf),从而分析了目标航迹丢失的机理,给出了杂波环境中表示跟踪性能的几个重要参数——航迹平均丢失时间和航迹累积丢失概率等。

近年来的研究表明,多传感器的航迹融合降低了跟踪误差,提高了目标的跟踪精度。但在杂波环境中,多传感器的跟踪性能与杂波密度的关系、融合航迹较单个传感器航迹的改善等问题还有待于研究。本文采用 Rogers 关于目标丢失的定义,讨论在 NN 关联准则下,两个传感器航迹融合对目标丢失的改善。

2 两个传感器数据融合时的融合预测估计误差

不失一般性,考虑两个传感器跟踪同一目标的情形,为便于理论分析,采用二维 Wiener 过程来描述目标运动^[4]。系统的动力学方程为

$$X(k+1) = X(k) + W(k), \quad (1)$$

$$Z_i(k) = X(k) + V_i(k), \quad i = 1, 2, \quad (2)$$

¹ 1997-05-22 收到, 1998-02-12 定稿

其中 $X(k)$ 是目标的位置向量; $W(k)$ 是 Gaussian 扰动过程, $W(k) \sim N[0, qI]$, q 是 $W(k)$ 产生的位置误差方差; $V_i(k)$ 是观测噪声, $V_i(k) \sim N[0, r_i I]$; r_i 是位置观测值的误差方差, 且 $V_1(k)$, $V_2(k)$, $W(k)$ 和初始状态相互独立, I 是 2×2 的单位阵 (下同)。

采用多传感器的分层融合算法^[1], 有如下融合公式:

$$\hat{X}(k/k) = P(k/k)[P^{-1}(k/k-1)\hat{X}(k/(k-1))] + P(k/k) \sum_{i=1}^2 r_i^{-1} I Z_i(k), \quad (3)$$

$$P^{-1}(k/k) = P^{-1}(k/k-1) + \sum_{i=1}^2 r_i^{-1} I \quad (4)$$

将 (4) 式代入 (3) 式, 整理后得

$$\hat{X}(k/k) = \hat{X}(k/k-1) + P(k/k) \sum_{i=1}^2 r_i^{-1} d_i(k), \quad (5)$$

其中 $d_i(k) = Z_i(k) - \hat{X}(k/k-1)$ 表示传感器 i 的融合新息 (innovation)。

由 (5) 式可见, 若令 $G_1(k) = P(k/k)/r_1$, $G_2(k) = P(k/k)/r_2$ 表示两个传感器的增益, 则融合滤波估计是融合预测估计与各传感器融合新息的增益加权和。与单传感器相比, 融合滤波估计 (和融合预测估计) 的精度高, 即融合滤波估计的协方差阵 $P(k/k)$ 减小, 则每个传感器增益减小, 若发生错误关联, 对融合估计的影响较单传感器小, 故在杂波密度增大时航迹融合可望减小目标航迹的丢失概率。

由 Kalman 滤波的基本方程可得

$$P(k+1/k) = P(k/k) + qI. \quad (6)$$

若初始条件 $P(0/-1) = \delta I$, 则由 (4)、(6) 式得, $P(k/k)$, $P[(k+1)/k]$ 也可表示为常数与单位阵乘积的形式。令 $P(k/k) = g(k)I$, $P(k/k-1) = m(k)I$, $r_0 = (\sum r_i^{-1})^{-1} = r/2$ (当且仅当 $r_1 = r_2 = r$), 则由 (4)、(6) 式可得

$$m(k+1) = m(k) \cdot r_0 / (m(k) + r_0) + q. \quad (7)$$

融合预测估计误差 $e(k) = \hat{X}(k/k-1) - X(k)$, 则由 (1) 和 (5) 式, 有

$$e(k+1) = e(k) + P(k/k) \sum_{i=1}^2 r_i^{-1} d_i(k) - W(k) = e(k) + \sum_{i=1}^2 G_i(k) d_i(k) - W(k). \quad (8)$$

由上式可见, 融合预测估计误差 $e(k)$ 是一个随机游动, 若连续正确地关联, 则 $e(k)$ 被“吸引”到原点; 若目标在高杂波区丢失时, $e(k)$ 将在平面上以 $W(k)$ 为步长随机游动^[4]。

在稳态情况下, 融合预测估计误差的方差和融合滤波估计误差的方差分别为

$$m^* = r_0[q/r_0 + \sqrt{(q/r_0)^2 + 4q/r_0}]/2 = g^* + q, \quad (9a)$$

$$g^* = (r_0/2)[-q/r_0 + \sqrt{(q/r_0)^2 + 4q/r_0}]. \quad (9b)$$

若 $r_1 = r_2 = r$ 时,

$$G^* = g^*/r = [-q/r + \sqrt{(q/r)^2 + 2q/r}]/2. \quad (10)$$

(10) 式表明 G^* 是 q/r 的单调增函数, 即说明当 q/r 减小 (如 q 减小) 时, 稳态增益变低, 对噪声的滤波作用变得更为有效; 当 q/r 增大 (如 q 增大) 时, 稳态增益提高, 从而滤波估计将更多地依赖于观测数据, 对噪声的平滑作用减小. 当 q/r 趋于 $+\infty$ 时, 融合滤波的稳态增益 G^* 为 0.5, 是单传感器时稳态增益的一半, 由此可见融合滤波的优点.

3 NN 数据关联时联合新息的条件 pdf

这里仅讨论杂波环境中单目标的跟踪情况. 假定在跟踪空间内, 杂波在时间和空间上独立出现^[3]. 为了较方便地揭示目标丢失的机理和多传感器数据融合对目标丢失的改善, 我们将主要研究标准 NN 关联方法.

对每个回波 $Z(k)$, 其新息 $d(k) = Z(k) - \hat{X}[k/(k-1)]$. NN 关联方法也等效于选择最小的新息 $d(k)$. 选择的结果会出现两种可能: (1) “最近邻” 点是目标回波, 即正确关联, 表示为 “事件 A”; (2) “最近邻” 点是杂波, 即错误关联, 表示为 “事件 B”. 这里假设检测概率为 1, 这样事件 A、B 包括了所有情况.

设 $f(d_1, d_2, k/e', k)$ 表示 $e(k) = e'$ 时, 两个传感器联合新息的条件 pdf, 由全概率公式, 可得

$$\begin{aligned} f(d_1, d_2|e') &= f(d_1, d_2|A_1, A_2, e')P(A_1, A_2|e') \\ &\quad + f(d_1, d_2|A_1, B_2, e')P(A_1, B_2|e') \\ &\quad + f(d_1, d_2|B_1, A_2, e')P(B_1, A_2|e') \\ &\quad + f(d_1, d_2|B_1, B_2, e')P(B_1, B_2|e'). \end{aligned} \quad (11)$$

上式中省略了时间指标, 其中 A_1 , B_1 分别表示传感器 1 正确关联和错误关联, 传感器 2 与之类似. $P(A_1, A_2|e')$ 表示两个传感器同时正确关联的条件概率. 下面分别求等式右边的每一项.

首先考虑单个传感器. 当正确关联时, $d_i(k) = -e(k) + V_i(k) = -e' + V_i(k)$, 则 $d_i(k)$ 的 $f(d_i|A_i, e')$ 为正态密度函数, 记为 $N[d_i : -e', r_i I]$; 其分布函数 (cdf) 为

$$\begin{aligned} F(|d_i| | A_i, e') &= \int_{|y| < |d_i|} f(d_i|A_i, e') dy \\ &= P[|d_i|^2/r_i : 2, |e'|^2/r_i], \end{aligned} \quad (12)$$

其中 $P[x^2 : 2, c^2]$ 为具有两个自由度, 非中心参数为 c^2 的非中心 χ^2 分布的 cdf^[4].

错误关联时, $d_i(k)$ 是由融合预测位置 $\hat{X}[k/(k-1)]$ 指向最近杂波点的随机向量, 其条件 pdf 为 $N[d_i : 0, \sigma I]$, $\sigma = 1/(2\pi\lambda)$, 其中 λ 是杂波密度. 其 cdf 为

$$F(|d_i| | B_i, e') = 1 - \exp(-\lambda\pi|d_i|^2). \quad (13)$$

(11) 式等号右边第一项表示两个传感器都正确关联时的条件 pdf, 考虑到 $V_1(k)$ 和 $V_2(k)$, 以及 A_1 和 A_2 的独立性, 则有^[5]

$$\begin{aligned} & f(d_1, d_2 | A_1, A_2, e') P(A_1, A_2 | e') \\ &= f(d_1 | A_1, A_2, e') f(d_2 | A_1, A_2, e') P(A_1 | e') P(A_2 | e') \\ &= N[d_1 : -e', r_1 I] N[d_2 : -e', r_2 I] [1 - F(|d_1| | B_1, e')] [1 - F(|d_2| | B_2, e')] \\ &= N[d_1 : -e', r_1 I] N[d_2 : -e', r_2 I] \exp(-\lambda\pi|d_1|^2) \exp(-\lambda\pi|d_2|^2) \end{aligned}$$

同理可得第二, 三, 四项. 故 (11) 式为

$$\begin{aligned} f(d_1, d_2 | e') &= \rho_1(e') \rho_2(e') N[d_1 : -a_1 e', a_1 r_1 I] N[d_2 : -a_2 e', a_2 r_2 I] \\ &+ \rho_1(e') N[d_1 : -a_1 e', a_1 r_1 I] N[d_2 : 0, \sigma I] (1 - P[|d_2|^2 / r_2 : 2, |e'|^2 / r_2]) \\ &+ \rho_2(e') N[d_2 : -a_2 e', a_2 r_2 I] N[d_1 : 0, \sigma I] (1 - P[|d_1|^2 / r_1 : 2, |e'|^2 / r_1]) \\ &+ N[d_1 : 0, \sigma I] N[d_2 : 0, \sigma I] (1 - P[|d_1|^2 / r_1 : 2, |e'|^2 / r_1]) (1 - P[|d_2|^2 / r_2 : 2, |e'|^2 / r_2]), \end{aligned} \quad (14)$$

式中 $a_i = \sigma / (r_i + \sigma)$, $\rho_i(e') = a_i \exp[-a_i |e'|^2 / (2\sigma)]$.

由上式可见, 错误关联对联合新息条件 pdf 的影响有两点: (1) 两个高斯 pdf 项之积 (等式右端第一项) 被乘了衰减因子 $\rho_1(e') \rho_2(e') (\leq 1)$, 且每个高斯 pdf 的均值乘了因子 $a_i (\leq 1)$. (2) 等式右端后三项中, 每一项的值都取决于 $|d_i|$ 和 $|e'|$, 且都是非高斯的, 故可知 $f(d_1, d_2 | e')$ 是非高斯的.

4 融合预测估计误差随时间的转移

设 $f(e, k+1 | e', k)$ 表示 k 时刻的融合预测估计误差 $e(k) = e'$ 时, $k+1$ 时刻的融合预测估计误差 $e(k+1)$ 的条件 pdf, 由 (8) 式可得

$$\Delta e = e - e' = \sum_{i=1}^2 G_i(k) d_i(k) - W(k), \quad (15)$$

其中 $d_i(k)$, $W(k)$ 是随机变量. 由 (14), (15) 式得

$$f(e | e') = f(\Delta e | e') = \int \int f(d_1, d_2 | e') N[\Delta e : K_1 I d_1 + K_2 I d_2, q I] dd_1 dd_2,$$

其中 $K_1 I = G_1$, $K_2 I = G_2$. 上述二重积分中, 每一重都是在整个平面上积分, 经过计算可得

$$\begin{aligned} f(e | e') &= \rho_1(e') \rho_2(e') N[\Delta e : -(a_1 K_1 + a_2 K_2) e', (q + a_1 r_1 K_1^2 + a_2 r_2 K_2^2) I] \\ &+ \rho_1(e') N[\Delta e : -a_1 K_1 e', (q + a_1 r_1 K_1^2 + \sigma K_2^2) I] h_1(\Delta e | e') \\ &+ \rho_2(e') N[\Delta e : -a_2 K_2 e', (q + a_2 r_2 K_2^2 + \sigma K_1^2) I] h_2(\Delta e | e') \\ &+ N[\Delta e : 0, (q + \sigma K_1^2 + \sigma K_2^2) I] h_3(\Delta e | e'), \end{aligned} \quad (16)$$

其中 $h_1(\Delta e | e')$, $h_2(\Delta e | e')$ 和 $h_3(\Delta e | e')$ 由下列各式求得

$$h_1(\Delta e|e') = \int_0^1 P\{\xi^2/[b_1(q + a_1 r_1 K_1^2)] : 2, b_1 K_2^2 |\Delta e + a_1 K_1 e'|^2 / (q + a_1 r_1 K_1^2)\} dF_1(\xi),$$

$$F_1(\xi) = P[\xi^2/r_2 : 2, |e'|^2/r_2], \quad b_1 = \sigma/(q + a_1 r_1 K_1^2 + \sigma K_2^2); \quad (17)$$

$$h_2(\Delta e|e') = \int_0^1 P\{\xi^2/[b_2(q + a_2 r_2 K_2^2)] : 2, b_2 K_1^2 |\Delta e + a_2 K_2 e'|^2 / (q + a_2 r_2 K_2^2)\} dF_2(\xi),$$

$$F_2(\xi) = P[\xi^2/r_1 : 2, |e'|^2/r_1], \quad b_2 = \sigma/(q + a_2 r_2 K_2^2 + \sigma K_1^2); \quad (18)$$

$$h_3(\Delta e|e') = \int N[d_2 : b_4 K_2 \Delta e, b_4 q I] (1 - P[|d_2|^2/r_2 : 2, |e'|^2/r_2]) dd_2$$

$$\times \int N[d_1 : b_3 K_1 (\Delta e - G_2 d_2), b_3 q I] (1 - P[|d_1|^2/r_1 : 2, |e'|^2/r_1]) dd_1,$$

$$b_3 = \sigma/(q + \sigma K_1^2), \quad b_4 = \sigma/(q + \sigma K_1^2 + \sigma K_2^2). \quad (19)$$

设 $p(e, k)$ 为融合预测估计误差 e 在 k 时刻的边缘 pdf, 则 $k+1$ 时刻的边缘 pdf 为

$$p(e, k+1) = \int f(e|e') p(e', k) de', \quad (20)$$

式中积分是在整个平面上进行的。

可见, $e(k)$ 从 e' 转移到 e 的一步转移 pdf 是一个时间离散, 状态连续的 Markov 过程, 完全描述了 NN 关联方法中, 融合预测估计误差的转移情况。通常, $f(e|e')$ 通过滤波器增益 $G_1(k)$ 和 $G_2(k)$ 与时间发生关系; 在稳态情况下, $f(e|e')$ 与增益无关, 故它是一个常转移矩阵的 Markov 过程。

融合预测估计误差转移过程的物理解释:

融合预测估计误差的转移同二维扩散过程有联系, 由 (14)、(15) 式和文献 [5] 可求得 Δe 的均值和协方差阵为

$$E[\Delta e|e'] = K_1 E[d_1] + K_2 E[d_2]$$

$$= -K_1 a_1^2 e' \exp[-a_1 |e'|^2 / (2\sigma)] - K_2 a_2 e' \exp[-a_2 |e'|^2 / (2\sigma)]$$

$$= -\nabla_{e'} \Psi(e'); \quad (21)$$

$$\Psi(e') = K_1 a_1 \sigma [1 - \exp(-a_1 |e'|^2 / (2\sigma))] + K_2 a_2 \sigma [1 - \exp(-a_2 |e'|^2 / (2\sigma))]$$

$$\text{Cov}[\Delta e|e'] = qI + \text{Cov}(K_1 d_1 + K_2 d_2|e')$$

$$= qI + K_1^2 \text{Cov}(d_1|e') + K_2^2 \text{Cov}(d_2|e')$$

$$= qI + K_1^2 \{[1 - \rho_1 + \rho_1 a_1 \ln(\rho_1/a_1)]\sigma I + \rho_1(1 - \rho_1) a_1^2 e'(e')^T\}$$

$$+ K_2^2 \cdot \{[1 - \rho_2 + \rho_2 a_2 \ln(\rho_2/a_2)]\sigma I + \rho_2(1 - \rho_2) a_2^2 e'(e')^T\}, \quad (22)$$

其中 $\Psi(e')$ 为吸引势函数, 与状态 (融合预测估计误差) 及其分布有关, 在 $e' = 0$ 处吸引最强, 即该处的状态要逃出势阱的约束必须获得最大的能量; Δe 的方差表示随机波动的热

能,它导致了状态(融合预测估计误差)的随机波动,并且有可能逃出势阱,这种“热能”类似于化学反应中分子的随机碰撞.就目标跟踪而言,就是跟踪误差(状态)由于错误关联(类似随机碰撞)而逐渐增大,最终导致目标丢失(状态逃出吸引阱而分离出去).

从图1可以看出,随着归一化杂波密度的减小,融合后的势阱变得更深、更窄,说明状态转移更难逃出势阱约束,即状态要逃出势阱所需的激活能更大,这相当于在 e' 不变的情况下,归一化杂波密度变小.

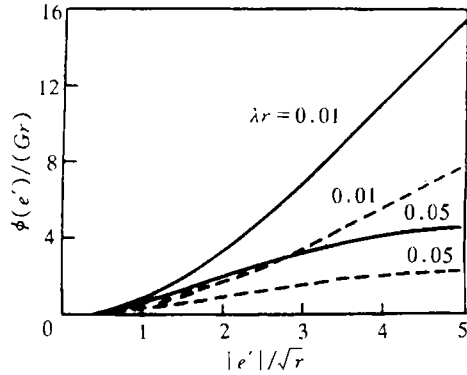


图1 对不同的归一化杂波密度,融合前(虚线)后(实线)的吸引势($r_1 = r_2 = r$)

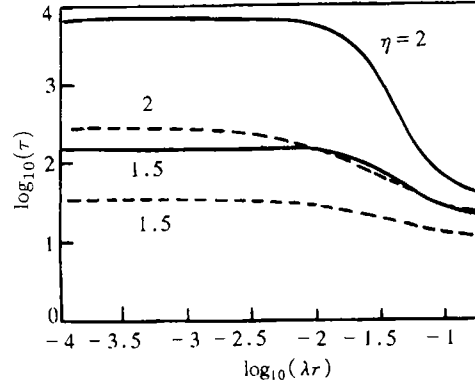


图2 航迹维持时,融合前(虚线)后(实线)的航迹平均丢失时间

5 数据融合时目标航迹丢失统计量的计算

把融合预测估计误差 $e(k)$ 落在区域 $\{D : |e| < \eta\sqrt{r}\}$ 以外定义为目标丢失,其中 η 是与状态维数无关的可调阈值^[5].本节将计算数据融合时,杂波中目标航迹丢失的统计量与杂波密度的关系,并与单个传感器的结果进行比较.为方便计算,假定 $r_1 = r_2 = r$.

5.1 融合航迹维持

由文献[4]知,跟踪 K 步后航迹丢失的累积概率 $\pi(k)$ 和航迹丢失的平均步数 τ 为

$$\pi(k) = 1 - \int_D p(e', k) de', \quad (23)$$

$$\tau = \int_D \tau(e) p(e, 0) de. \quad (24)$$

假设一个目标在进入高杂波区前已经在无杂波区跟踪了很长一段时间,这种情况下初始融合预测估计误差为截断高斯分布,其pdf为

$$p(e, 0) = (1/\sigma^*) N[e : 0, m^* I], \quad (|e| < \eta\sqrt{r});$$

$$\sigma^* = 1 - \exp(-\eta^2 r / (2m^*)); \quad (25)$$

式中 m^* 由(9)式确定.

假设在杂波区滤波器仍继续使用稳态增益 G^* ,图2中的实线示出了参数 $q/r = 0.1$, $\eta = 1.5$ 和 2.0 时,融合航迹丢失的统计量 τ 与归一化杂波密度 λr 的对数关系曲线,虚线是

单传感器时的结果。可以看出, 杂波中的航迹融合增大了目标丢失的平均步数, 而且越靠近低杂波区, 效果越明显。这就是数据融合所带来的好处。

图 3 示出了航迹融合和单传感器两种情况下累积航迹丢失概率与 λr 的关系曲线 (实线是融合结果)。可以看出, 航迹融合降低了目标丢失概率。

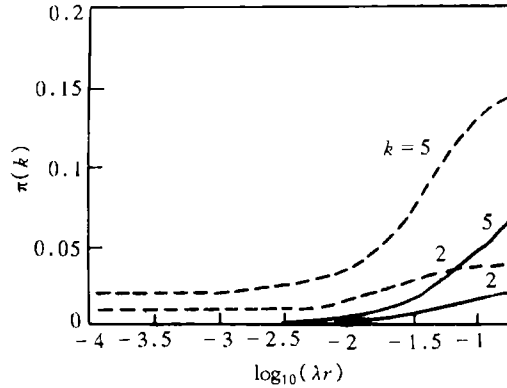


图 3 航迹维持时, 融合前 (虚线) 后 (实线) 的航迹累积丢失概率 ($q/r=0.1, \eta=2$)

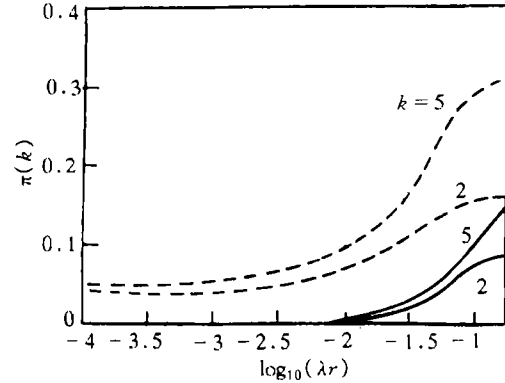


图 4 航迹起始时, 融合前 (虚线) 后 (实线) 的航迹累积丢失概率 ($q/r=0.1, \eta=2$)

5.2 融合航迹起始

当两个传感器数据融合时, 用两个传感器对同一目标的位置测量 $Z_1(0)$ 和 $Z_2(0)$ 进行融合航迹的初始化, 这时融合预测估计误差的初始分布为

$$\begin{aligned} p(e, 0) &= (1/\sigma_0)N[e : 0, m_0 I], \quad (|e| < \eta\sqrt{r}); \\ \sigma_0 &= 1 - \exp(-\eta^2 r / (2m_0)), \quad m_0 = q + r/2. \end{aligned} \quad (26)$$

从 (7) 式可得, 融合增益按下式递推:

$$\begin{aligned} G(k) &= g(k)/(rI) = m(k)/[(2m(k) + rI)], \\ m(k+1) &= g(k) + q. \end{aligned} \quad (27)$$

$G(k)$ 随 k 的增加逐渐达到稳态值 $G^* I$ 。

当参数 $q/r=0.1, k=2$ 和 5 时, 图 4 在融合航迹初始化情况下, 对融合航迹累积丢失概率与单传感器的航迹累积丢失概率作了比较。可以看出: (1) 融合航迹初始化时的累积丢失概率大于融合航迹维持时的累积丢失概率 (见图 3), 这是因为航迹初始化时的误差较大所致; (2) 融合航迹的累积丢失概率小于单传感器时的航迹累积丢失概率, 即航迹融合降低了目标丢失概率。

6 结 论

本文从理论上研究了杂波环境中, 多传感器数据融合时的跟踪性能——目标航迹丢失与杂波密度的关系。通过对融合航迹维持和融合航迹起始两种情况下融合航迹丢失统计量的分析计算, 得出了一个重要结论: 在 NN 关联准则下, 多传感器的航迹融合能够减小目标丢

失的概率,保持航迹的延续性。这一结论揭示了数据融合的本质,使我们对数据融合的作用有了透彻的理论认识。

参 考 文 献

- [1] Bar-shalom, Y (Ed.). Multitarget-Multisensor Tracking: Advanced Applications. Norwood, MA: Artech House, 1990, 187-198.
- [2] Bar-shalom, Y., Tse, E. Tracking in a cluttered environment with probabilistic data association. Automatica, 1975, 11(9): 451-460.
- [3] 周宏仁等. 机动目标跟踪. 北京: 国防工业出版社. 1990, 253-265.
- [4] Rogers S. Diffusion analysis of track loss in clutter. IEEE Trans. on AES, 1991, AES-27(2): 380-387.
- [5] Singes R A, Sen R G. New results in optimizing surveillance system tracking and data correlation performance in dense multitarget environments. IEEE Trans. on AC, 1973, AC-18(6): 571-581.

THEORETICAL ANALYSIS OF IMPROVEMENT OF TRACK LOSS IN CLUTTER WITH MULTISENSOR DATA FUSION

Cui Ningzhou Liu Yuan Xie Weixin*

(College of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071)

*(Shenzhen University, Shenzhen 518060)

Abstract The paper analyses the improvement of track loss in clutter with multisensor data fusion. By determination of the transition probability density function for the fusion prediction error, one can study the mechanism of track loss analytically. For nearest-neighbor association algorithm, the paper studies the fusion tracking performance parameters, such as mean time to lose fusion track and the fraction of lost fusion track versus the normalized clutter density, for track continuation and track initiation, respectively. A comparison of the results obtained with the case of a single sensor is presented. These results show that the fusion tracks of multisensor reduce the possibility of track loss and improve the tracking performance. The analysis is of great importance for further understanding the action of data fusion.

Key words Multisensor data fusion, Track loss, Clutter, Target tracking

崔宁周: 男, 1965 生, 博士后, 研究领域为: 多源信息处理及融合, 目标跟踪.

刘 源: 男, 1961 生, 博士生, 研究领域为: 模糊信息处理, 多源信息融合.

谢维信: 男, 1941 生, 博士生导师, 研究领域为: 智能, 模糊信息处理, 模式识别.