

一个面向数据关联滤波器的跟踪门 估计算法

王明辉^{1*} 万 群² 游志胜¹

(1. 四川大学计算机学院, 成都 610064; 2. 成都电子科技大学电子工程学院, 成都 610054)

摘要 研究在干扰环境中进行目标跟踪时如何为观测确定一个有效的跟踪门. 因为跟踪门是数据关联滤波器的重要组成部分, 所以论文提出了一个依据数据关联滤波器性能来估计跟踪门的算法, 即: 通过寻找数据关联滤波器最佳性能来逆向估计跟踪门. 仿真实验表明, 与现有通用和经典跟踪门估计方法相比, 这个新方法具有较多优势. 尤其在强干扰、高虚警的条件下, 其优势更加显著.

关键词 数据关联滤波器 跟踪门 最优估计

1 概述

跟踪门检测是一种删除不太可能的观测与航迹关联的技术^[1]. 当目标已经存在且给定检测概率等先验知识以后, 跟踪门依据真实目标产生的观测落入门内的概率来确定, 其中心就是每一次航迹预测的位置^[2]. 若有观测落入到跟踪门内, 这些观测将用于航迹关联以及更新跟踪滤波器.

数据关联滤波器是众多跟踪系统的重要组成部分. 那些用于数据关联滤波器的观测必须满足跟踪门检测. 例如, 以最近邻滤波器(NN)为例^[3], 只有一个观测(z_*)用于 NN 滤波器且其必须满足下式:

$$z_*(k+1) = \arg \min_{z \in Z(k)} D(z), \quad (1)$$

$$D(z) = [z - \hat{z}(k+1|k)]' S(k+1)^{-1} [z - \hat{z}(k+1|k)] \leq G, \quad (2)$$

其中, S 是协方差矩阵, $\hat{z}(k+1|k)$ 是 k 时刻对 $k+1$ 时刻的状态估计, G 表示跟踪门的大小.

对于更高级的数据关联滤波器, 如概率数据关联滤波器(PDAF)^[4,5]、联合概率数据关联滤波器(JPDAF)^[4,6]、交互多模型概率数据关联滤波器(IMM-PDAF)^[4,7]等, 用于数据关联滤波器的观测 $z \in \Omega_z$ (Ω_z 表示有效观测集合) 必须满足下式:

收稿日期: 2005-08-09; 接受日期: 2007-04-12
国家自然科学基金(批准号: 60672096)资助项目
* 联系人, E-mail: wangminghui@tsinghua.org.cn

$$z \in \Omega_z : [z - \hat{z}(k+1|k)]' S(k+1)^{-1} [z - \hat{z}(k+1|k)] \leq G. \quad (3)$$

跟踪门的主要目的就是减少不太可能的观测与航迹关联数量, 所以跟踪门的大小必须适当. 如果跟踪门选取过大, 则跟踪门内会存在大量无效观测, 这将影响数据关联滤波器的精度, 加大运算量; 如果跟踪门选取过小, 则来自目标的真实观测可能落到门外, 这将会丢失目标. 因此, 跟踪门的大小应随着不同的扫描周期、不同的目标航迹不断变化. 当检测概率不等于 1 且存在干扰的情形下, 需要计算最优的跟踪门^[1]. 在一个目标跟踪系统中, 精确计算跟踪门的算法是很重要的, 有助于改善数据关联滤波器的关联精度, 降低计算复杂度^[1,8].

近年来, 已有众多学者深入研究了跟踪门理论. 在文献[1]中, 较为详细地描述了两个最为通用和经典的跟踪门算法, 即矩形门和椭球门算法. Sea^[9]研究了矩形门的关联统计问题. 在文献[10,11]中提出了一个最大似然椭球门算法. Wong 和 Korsak^[12]共同研究了一个基于飞机机动能力的跟踪门算法. Breidt 和 Carriquiry^[13]提出了一个高维门算法. 文献[14]研究了面向航空器跟踪的椭球门算法. Collins 和 Uhlmann^[15]提出了一个有效的多变量 Gauss 分布的跟踪门算法. 文献[16]提出了用于多目标跟踪的 quasi-drip-shaped 跟踪门算法. 另外, 文献[17]还讨论了基于 IMM-PDAF 跟踪机动目标的跟踪门技术等. 我国学者在这方面也展开了深入研究, 发表了众多论文^[18~27].

本文提出了一个新颖的跟踪门估计算法, 其原理概括为, 既然跟踪门的大小在一定程度上影响了数据关联滤波器的性能, 那么就先建立数据关联滤波器的性能评价函数, 通过计算性能评价函数的最优值来逆向估计跟踪门的尺寸. 这个方法与现有跟踪门算法的主要区别在于: 本文提出的方法是一个逆向估计跟踪门算法, 其主要优点是: 算法确定的跟踪门对应最佳的数据关联性能. 算法其他优点将在论文的仿真部分给予介绍.

2 跟踪门估计算法概述

跟踪门检测的关键是如何精确计算跟踪门的大小. 这一部分简要介绍两个最为通用和经典的跟踪门估计算法.

2.1 Chi-Square 分布的跟踪门估计算法

跟踪门估计算法是最为简单和常用的跟踪门计算方法. 该方法是通过 Chi-square (χ_M^2) 分布来确定跟踪门的大小. 假设一个真实观测落入跟踪门内的概率为 P_G , 则 G 与 P_G 存在如下关系^[1,16]:

$$P\{\chi_M^2 > G\} = 1 - P_G, \quad (4)$$

其中, M 是观测的维数. 根据(4)式, 给定 P_G 数值, 就可以通过 χ^2 表查出相应 G 的取值.

显然, 基于 Chi-square 分布的跟踪门估计算法的不足就是估计缺乏自适应性.

2.2 最大似然的跟踪门估计算法

理论上讲, 基于最大似然的跟踪门估计算法是最优的跟踪门算法, 其原理是: 若多假设树某个假设分支 (H_x) 是正确的后验概率大于 0.5, 即这个假设分支是正确的概率大于其余所有假设分支是正确的概率之和, 如下式所示:

$$P(H_x) > \sum_{i=1}^m P(H_i), \quad i \neq x, \quad (5)$$

其中, $P(H_i)$ 表示假设分支 i 是正确的概率.

将各个假设分支的概率表达式(参见文献[1,27])代入(5)式可得

$$G = 2 \ln \left[P_D / \left((1 - P_D) \beta (2\pi)^{\frac{M}{2}} \sqrt{|S|} \right) \right] - \Delta f(\beta_{FT}, \beta_{NT}, P_D), \quad (6)$$

其中, P_D 是检测概率, β 表示新源密度, β_{FT} 表示假目标的密度, β_{NT} 表示新目标的密度, $\Delta f(\beta_{FT}, \beta_{NT}, P_D)$ 是一个包含参数 β_{FT} 和 β_{NT} 及 P_D 的复合表达式, 且数值主要取决于参数 β_{FT} . 当监视环境中干扰或假目标较少时, $\Delta f(\beta_{FT}, \beta_{NT}, P_D)$ 的取值趋近于 0, 则(6)式近似为

$$G = 2 \ln \left[\frac{P_D}{(1 - P_D) \beta (2\pi)^{\frac{M}{2}} \sqrt{|S|}} \right]. \quad (7)$$

基于最大似然的跟踪门算法是一个自适应算法. 根据公式(6)可得, 跟踪门随着观测噪声、干扰等因素的增加而减小. 在强干扰多虚警的环境中, 即便是很好地削减了多假设树分支的数量, 精确计算 $\Delta f(\beta_{FT}, \beta_{NT}, P_D)$ 也是很难的, 因此, 一般采用(7)式来近似计算跟踪门. 但是, 正是在强干扰多虚警的跟踪环境中, β_{FT} 取值较大, 这意味着 $\Delta f(\beta_{FT}, \beta_{NT}, P_D)$ 不能省略. 此时采用(7)式来计算跟踪门会存在很大的误差. 因此, 基于最大似然的跟踪门算法仅仅是理论上的最优算法.

3 面向数据关联滤波器的跟踪门算法

如上节所述, 跟踪门算法的核心是计算跟踪门的大小. 当检测概率不等于 1 并存在干扰的情形下, 最优跟踪门能有效降低门内无效观测的数量, 从而有效改进数据关联滤波器的性能(如, 计算复杂度和数据关联精度). 为此, 需要构造一个数据关联滤波器性能评价函数, 通过这个函数来研究跟踪门的变化对数据关联滤波器性能的影响. 反过来, 在函数值给定的情形下, 利用这个函数可以逆向估计跟踪门.

3.1 数据关联滤波器性能评价函数

假设: (i) 数据关联滤波器是 PDA 滤波器; (ii) 观测是 M 维的; (iii) 跟踪门是椭圆门; (iv) 跟踪门内无效观测服从 Poisson 分布, 即

$$P\{m(k) = n\} = (\beta V)^n / n! e^{-\beta V}, \quad (8)$$

其中, n 是跟踪门无效观测的数量.

一个真实观测落入椭圆门的概率为

$$P_G = \int_0^G \frac{X^{\frac{M}{2}-1} e^{-\frac{X}{2}}}{\frac{M}{2^2} \Gamma(2/M)} dx. \quad (9)$$

- 当目标没有被发现且跟踪门内没有落入观测时, 该事件发生的概率 P_0 为

$$P_0 = (1 - P_D) \cdot P\{m = 0\}. \quad (10)$$

将(8)和(9)式代入上式, 可得

$$P_0 = (1 - P_D) \cdot e^{-\beta C_M \sqrt{|S|} G^{\frac{M}{2}}}. \quad (11)$$

- 当真实观测落入跟踪门内, 且门内再没有其他观测时, 该事件发生的概率 P_1 为

$$P_1 = P_D \cdot P_G \cdot P\{m=0\}. \quad (12)$$

将(8)和(9)式代入上式, 可得

$$P_1 = P_D \cdot \int_0^G \frac{X^{\frac{M}{2}-1} e^{-\frac{X}{2}}}{2^{\frac{M}{2}} \Gamma(M/2)} dX \cdot e^{-\beta C_M \sqrt{|S|} G^{\frac{M}{2}}}. \quad (13)$$

- 当真实观测落入跟踪门内且门内还有 $n-1$ 个无效观测时, 该事件发生的概率 P_n 为

$$\begin{aligned} P_n &= P_D \cdot P_G \cdot P\{m=n-1\} \\ &= P_D \cdot \int_0^G \frac{X^{\frac{M}{2}-1} e^{-\frac{X}{2}}}{2^{\frac{M}{2}} \Gamma(M/2)} dX \cdot \frac{\left(\beta C_M \sqrt{|S|} G^{\frac{M}{2}}\right)^{n-1}}{(n-1)!} e^{-\beta C_M \sqrt{|S|} G^{\frac{M}{2}}}. \end{aligned} \quad (14)$$

利用(11)和(13)及(14)式构造出 PDAF 的性能评价函数 Ψ_{PDAF} 为

$$\begin{aligned} \Psi_{\text{PDAF}} &= P_0 + P_1 + P_n(1-\lambda) \\ &= (1 - P_D) \cdot e^{-\beta C_M \sqrt{|S|} G^{\frac{M}{2}}} + P_D \cdot \int_0^G \frac{X^{\frac{M}{2}-1} e^{-\frac{X}{2}}}{2^{\frac{M}{2}} \Gamma(M/2)} dX \cdot e^{-\beta C_M \sqrt{|S|} G^{\frac{M}{2}}} \\ &\quad + P_D(1-\lambda) \cdot \int_0^G \frac{X^{\frac{M}{2}-1} e^{-\frac{X}{2}}}{2^{\frac{M}{2}} \Gamma(M/2)} dX \cdot \frac{\left(\beta C_M \sqrt{|S|} G^{\frac{M}{2}}\right)^{n-1}}{(n-1)!} e^{-\beta C_M \sqrt{|S|} G^{\frac{M}{2}}}, \end{aligned} \quad (15)$$

其中, λ 是目标机动系数且 $\lambda \in (0,1)$.

3.2 Ψ_{PDAF} 和 G 的数学关系

为叙述问题简便起见, 假设观测是二维观测. 则(15)式简化为

$$\begin{aligned} \Psi_{\text{PDAF}} &= (1 - P_D) \cdot e^{-\beta \pi \sqrt{|S|} G} + P_D \cdot e^{-\beta \pi \sqrt{|S|} G} \left(1 - e^{-\frac{G}{2}}\right) \\ &\quad + P_D(1-\lambda) \left(1 - e^{-\frac{G}{2}}\right) \cdot e^{-\beta \pi \sqrt{|S|} G} \frac{\left(\beta \pi \sqrt{|S|} G\right)^{n-1}}{(n-1)!}. \end{aligned} \quad (16)$$

Ψ_{PDAF} 取二阶导数为

$$\begin{aligned} \Psi''_{\text{PDAF}} \cong & (1-\lambda)P_D\beta\left(\pi\sqrt{|S|}\right)^2 e^{c\sqrt{|S|}G} - (1-\lambda)P_D\beta\left(\pi\sqrt{|S|}-\frac{1}{2}\right)^2 e^{\left(\pi\sqrt{|S|}-\frac{1}{2}\right)G} \\ & + \left(\beta\pi\sqrt{|S|}\right)^2 e^{\beta\pi\sqrt{|S|}G} - P_D\left(\beta\pi\sqrt{|S|}-\frac{1}{2}\right)^2 e^{\left(\beta\pi\sqrt{|S|}-\frac{1}{2}\right)G}. \end{aligned} \quad (17)$$

从(17)式可以看出: 当参数 β, P_D, λ 给定后, 该式自变量只剩下参数 G . 令 $\Psi''_{\text{PDAF}} < 0$, 可得

$$G \in \left[0, 2 \ln \frac{P_D\beta\left(\pi\sqrt{|S|}\right)^2(1-\lambda) + \left(\beta\pi\sqrt{|S|}\right)^2}{P_D\beta\left(\pi\sqrt{|S|}-0.5\right)(1-\lambda) + P_D\left(\beta\pi\sqrt{|S|}-0.5\right)^2} \right].$$

这表明: 当 G 在一定取值范围内时, Ψ_{PDAF} 是一个关于 G 的上凸函数. 从数学上讲, 可以通过计算 Ψ_{PDAF} 的最大值逆向确定 G . 上述结论就是本文的关键. 显然, 这个算法最大的优势在于: 计算的跟踪门是基于最佳的数据关联滤波器性能.

3.3 新颖跟踪门算法的流程

第 1 步. 给定初始值 $G_0, \Delta G$.

第 2 步. 令 $k=0$, 若 $\Psi_{\text{PDAF}}(G_0 + \Delta G) \leq \Psi_{\text{PDAF}}(x_0)$, 转第 3 步; 反之, $\Delta G = -\Delta G$.

第 3 步. 计算 $G_{k+1} = G_k + \Delta G$, $\Psi_{\text{PDAF}}(G_{k+1})$.

第 4 步. 如果 $\Psi_{\text{PDAF}}(G_{k+1}) \leq \Psi_{\text{PDAF}}(G_k)$, 则 $\Delta G = \Delta G + \Delta G$, $k = k+1$, 转第 3 步; 反之, $\Delta G = \Delta G/2$, $G_m = G_{k+1}$, $G_{m+1} = G_m - \Delta G$, $G_{m-1} = G_k$, $G_{m-2} = G_{m-1} - \Delta G$.

第 5 步. 若 $\Psi_{\text{PDAF}}(G_{m+1}) > \Psi_{\text{PDAF}}(G_{m-1})$, 则去除 G_m , 令 $G_b = G_{m-1}$; 反之, 去除 G_{m-2} , 令 $G_b = G_{m+1}$.

第 6 步. $G_a = G_b - \Delta G$, $G_c = G_b + \Delta G$,

$$G_d = G_b + \frac{[\Psi_{\text{PDAF}}(G_a) - \Psi_{\text{PDAF}}(G_c)]}{[2\Psi_{\text{PDAF}}(G_a) - 4\Psi_{\text{PDAF}}(G_b) + 2\Psi_{\text{PDAF}}(G_c)]} \Delta G.$$

第 7 步. 若 $|\Psi_{\text{PDAF}}(G_a) - \Psi_{\text{PDAF}}(G_c)| / \Psi_{\text{PDAF}}(G_a) < \varepsilon$, $\varepsilon = 0.0001$, $G^* = G_d$, 则转第 8 步; 反之, $G_0 = G_d$, $\Delta G = \Delta G/4$, 转第 2 步.

第 8 步. 算法结束.

4 数学仿真

为叙述方便, 假设: (i) 观测是二维的; (ii) 跟踪门采用椭圆门; (iii) $\lambda = 0.3$, $\text{SNR} = 1 \text{ dB}$. 如图 1 所示, 当给定新源密度 β 的数值之后, Ψ_{PDAF} 与 G 之间呈现一个上凸函数的特征. 而且, 随着 β 取值的增加, Ψ_{PDAF} 的最大值不断减小. 例如, 当 $\beta = 10^{-5}$ 时, Ψ_{PDAF} 的最大值是 0.99, 当 $\beta = 10^{-3}$ 时, Ψ_{PDAF} 的最大值是 0.63. 与此相对应, 跟踪门的尺寸也在减小, 例如, 当 $\beta = 10^{-5}$ 时, G 是 11.8, 当 $\beta = 10^{-3}$ 时, G 是 3.3. 这说明, 本文的跟踪门估计算法是一个自适应的算法. 在这一点上, 该算法比基于 Chi-Square 分布的跟踪门估计算法好, 与 ML 跟踪门估计算

法相同.

假设: (i) 观测是二维的; (ii) 跟踪门采用椭圆门; (iii) $\lambda = 0.1$, $SNR = 0.1$ dB. 表 1 给出了本文算法与 ML 和 Chi-Square 分布的跟踪门估计算法的比较. 如表 1 所示, 在 Ψ_{PDAF} 取值相同的情形下, 本文算法计算的跟踪门要小于 ML 算法计算的跟踪门. 例如, 当 $\Psi_{PDAF} = 0.9$ 时, 本文算法计算的跟踪门为 2.3, 而 ML 算法计算的跟踪门是 3.2; 当 $\Psi_{PDAF} = 0.98$ 时, 本文算法计算的跟踪门为 9.5, 而 ML 算法计算的跟踪门是 9.62. 在强干扰的情形下, 本文算法计算的跟踪门不仅

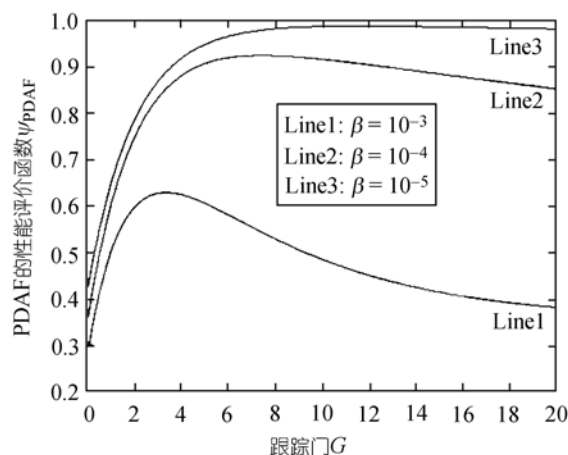


图 1 $\Psi_{PDAF} \sim G$ 的数学关系

小于 ML 算法计算的跟踪门, 而且其对应的 Ψ_{PDAF} 也优于 ML 算法对应的 Ψ_{PDAF} . 例如, 当 $\beta = 10^{-3}$ 时, 本文算法计算的跟踪门是 2.3, 其小于 ML 算法计算的跟踪门 3.2. 同时, 本算法对应的 Ψ_{PDAF} 是 0.65, 而 ML 算法对应的 Ψ_{PDAF} 是 0.61. 这是因为: 当 β_{FT} 很小的时候, 表达式 $\Delta f(\beta_{FT}, \beta_{NT}, P_D)$ 的取值可以忽略不计. 在实际的跟踪系统中, ML 算法一般采用(7)式来计算跟踪门, 其误差很小. 但是, 在强干扰环境中, 当 β_{FT} 取值不再是很小, 即: 表达式 $\Delta f(\beta_{FT}, \beta_{NT}, P_D)$ 取值不能忽略. 但是, 实际又不可能准确计算 $\Delta f(\beta_{FT}, \beta_{NT}, P_D)$, 用(7)式计算跟踪门会存在较大误差. 本文算法是通过搜索 Ψ_{PDAF} 的最大值来反向计算跟踪门, 不需要计算多假设树分支的似然值, 因此, 在强干扰的环境中本文算法要优于 ML 算法.

显然, 本文算法要优于缺乏自适应性的 Chi-Square 分布的跟踪门估计算法.

表 1 跟踪门估计算法比较

β	ML 算法		本文算法		Chi-Square 分布算法	
	G	Ψ	G	Ψ	G	Ψ
10^{-3}	3.20	0.61	2.3	0.65	9.63	0.59
10^{-4}	6.08	0.90	5.6	0.90	9.63	0.90
10^{-5}	9.62	0.98	9.5	0.98	9.63	0.98

5 结论

论文提出了一个新颖的跟踪门估计算法. 首先数学证明了: 当跟踪门取值在一定范围内时, 数据关联滤波器的性能评价函数与跟踪门存在一个上凸的数学关系, 因此, 可以通过搜索性能评价函数的最大值来逆向计算跟踪门. 该方法的第 1 个优势在于: 计算的跟踪门对应了最佳的数据关联滤波器性能. 第 2 个优势在于: 在保证数据关联滤波器性能相同的前提下, 其计算的跟踪门要小于现有跟踪门算法. 在强干扰环境中, 跟踪门的有效缩小将有助于改善数据关联滤波器的实时性和关联精度. 第 3 个优势是: 该算法不同于 ML 算法, 不需要计算多假设树任意分支的似然值. 最后, 它还是一个快速的、自适应的算法.

参 考 文 献

- 1 Blackman S S. Multiple-Target Tracking with Radar Applications. 1st ed. MA: Artech House, 1986. 83—92

- 2 Musicki D, Moerlande M R. Gate volume estimation for target tracking. In: International Conference on Information Fusion. Paris, 2004. 395—397
- 3 Li X R, Bar-Shalom Y. Tracking in clutter with nearest neighbor filters: Analysis and performance. IEEE Trans Aerosp Electron Syst, 1996, 32(3): 995—1009
- 4 Bar-Shalom Y, Li X R. Multitarget-Multisensor Tracking: Principles and Techniques. 1st ed. MA: Artech House, 1995. 71—155
- 5 Bar-Shalom Y, Tes E. Tracking in a clutter environment with probability data association. Automatica, 1975, 9(11): 451—460
- 6 Fortmann T E, Bar-Shalom Y, Scheffe M. Multi-target tracking using joint probabilistic data association. In: Proceedings of IEEE Conference of Decision and Control, vol 12. Albuquerque, 1980, 129—137
- 7 Blom H A P, Bar-Shalom Y. The interacting multiple model algorithm for systems with Markovian switching coefficients. IEEE Trans Autom Control, 1988, 33(8): 780—783
- 8 Blackman S S, Popli R. Design and Analysis of Modern Tracking Systems. 1st ed. MA: Artech House, 1999. 98—117
- 9 Sea R G. An efficient suboptimal decision procedure for association sensor data with stored tracks in real-time surveillance systems. In: Proceeding of the 1971 IEEE Conference on Decision and Control, vol 12. Orland, 1971. 33—37
- 10 Sea R G. Optimal correlation of sensor data with tracks in surveillance systems. In: Proceedings of the Sixth Conference on System Sciences, vol 1. Orland, 1973, 424—426
- 11 Stein J J, Blackman S S. Generalized correlation of multitarget track data. IEEE Trans Aerosp Electron Syst, 1975, 11: 1207—1217
- 12 Wong P J, Korsak A J. Reachable sets for tracking. Oper Res, 1974, 22: 497—508
- 13 Breidt F J, Carriquiry A L. Highest density gates for target tracking. IEEE Trans Aerospace Electronic Syst, 2000, 36(1): 47—56
- 14 Shishir K, Premalatha M, Nair G. Ellipsoidal gating for an airborne track while scan radar Singh. In: Proceedings, IEEE National Radar Conference, vol 5. Dallas, 1995, 334—339
- 15 Collins J B, Uhlmann J K. An efficient gating in data association multivariate Gaussian distributed states. IEEE Trans Aerosp Electron Syst, 1992, 28(3): 909—916
- 16 Hu L L, Chen Y Q, Zhou H X, et al. Multiple target tracking using quasi-drip-shaped gating. In: Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering, vol 4. Albuquerque, 2000. 588—597
- 17 Wang X Z, Challa S, Evans R. Gating techniques for maneuvering target tracking in clutter. IEEE Trans Aerospace Electronic Syst, 2002, 38(3): 1087—1098
- 18 赵艳丽, 王雪松, 王国玉, 等. 多假目标欺骗干扰下组网雷达跟踪技术. 电子学报, 2007, 3: 54—58
- 19 胡磊力, 陈钰清, 邹盛怀. 红外搜索跟踪系统中跟踪门算法研究. 红外与毫米波学报, 2001, 2: 65—72
- 20 张洁, 林家骏, 陈小伟. 跟踪门对多目标跟踪系统性能的影响. 华东理工大学学报, 2006, 12: 1468—1471
- 21 魏守辉, 吴庆宪. 基于数据关联性能优化的跟踪门算法. 机械工程与自动化, 2005, 5: 17—19
- 22 朱嘉, 郭立, 金大胜, 等. 一种适于工程应用的多目标跟踪快速数据关联算法. 中国科学技术大学学报, 2000, 05: 87—92
- 23 邱本胜, 徐莉, 杨敬安, 等. 一种自动目标跟踪中的非中心跟踪门方法. 中国智能自动化学术会议. 长沙, 1995. 189—192
- 24 王兰云, 赵拥军, 王泉祥. 一种适于相控阵雷达的多目标跟踪数据关联算法. 光电与控制, 2007, 1: 33—38
- 25 段萌远, 于俊清, 王锦. 基于活动状态分类的多目标跟踪算法. 第二届和谐人机环境联合学术会议. 合肥, 2006. 332—335
- 26 范琳, 王换招, 王海. WSN 中基于 FCM 算法的多目标跟踪数据融合. 中国通信软件学术会议. 北京, 2006. 378—342
- 27 Reid D B. An algorithm for tracking multiple targets. IEEE Trans Autom Control. 1979, 24 (12): 843—854