

一种具有恒虚警性质的检测跟踪联合处理算法

严俊坤* 刘红亮 戴奉周 刘宏伟 罗涛 保铮
(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室 西安 710071)

摘要: 该文提出一种具有恒虚警性质的检测跟踪联合处理算法。目的是在跟踪波门内平均虚警概率恒定的前提下,提升目标的平均检测概率和系统的跟踪性能。首先,该文结合跟踪器的反馈信息利用贝叶斯准则对传统的似然比检测器进行了修正,并给出了相应的判决表达式。而后,该文在给出了跟踪波门内平均检测概率和虚警概率的计算表达式。将其代入概率数据互联(PDA)算法互连概率的计算公式中,即可获取该算法的流程。最后,仿真实验验证了该算法的可行性和有效性。

关键词: 目标跟踪; 目标检测; 概率数据互联; 恒虚警率

中图分类号: TN953

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2014)11-2666-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.01925

Joint Detection and Tracking Processing Algorithm with Constant False Alarm Rate Property

Yan Jun-kun Liu Hong-liang Dai Feng-zhou Liu Hong-wei Luo Tao Bao Zheng
(National Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: A joint detection and tracking processing algorithm is proposed in this paper with constant false alarm rate property. Under the precondition that the average false alarm rate of the gate is fixed, the aim is to improve the target detection probability as well as the tracking performance of the system. Firstly, according to the Bayes theory, the likelihood ratio detector is modified with the adoption of the feedback from the tracker. Then, the averaged detection probability and false alarm rate over the gate is derived. Substituting them into the calculation of the association probability of the Probabilistic Data Association (PDA) filter, the procedure of the proposed algorithm is obtained. Finally, the feasibility and validity of the algorithm are verified by the simulation results.

Key words: Target tracking; Target detection; Probabilistic Data Association (PDA); Constant false alarm rate

1 引言

在目标跟踪领域,密集杂波环境下的目标跟踪问题一直是一个研究热点^[1-7]。在众多处理算法中比较具有代表性的是概率数据互联法(Probabilistic Data Association, PDA)算法^[4,5]。该算法的主要过程可描述为:(1)利用目标前一时刻的状态估计值及其运动模型确定目标预测点的位置,并以预测点为中心建立跟踪波门;(2)在跟踪波门内设置恒虚警检测门限,由此对波门内的回波数据进行检测;(3)当跟踪门内有多个过门限的量测时,数据互联就是确定各个量测来源于目标的概率,并利用这些概率对新息进行加权以获得目标的状态估计。随着研究的深入,人们又提出了许多基于PDA的修正算法^[6,7],这些修正主要是对算法进行简化或使算法满足对机动目标的自适应跟踪。

然而,上述算法都将目标检测看作一个独立的过程。检测中心在完成波门内回波数据的检测后,将过门限的点迹信息传送给跟踪器进行数据关联。若能将跟踪器的输出信息反馈至检测中心,检测中心再根据反馈信息设置波门内检测门限(本文将这个过程称为检测跟踪联合处理过程),那么算法的性能将会得以提升^[8-11]。总的来说,现有的检测跟踪联合处理方法,根据反馈信息的种类,大致可分为两种:(1)直接反馈检测门限;(2)反馈目标位置的预测信息。在第(1)种类型中,文献[8]在PDA算法的基础上建立了以检测概率、虚警概率为自变量的目标函数(即PDA算法的跟踪精度)。在最优化目标跟踪精度的前提下,设置波门内的检测门限,并进行反馈。然而,实际中优化函数的求取需要用蒙特卡罗积分,难以满足实时性的需求。文献[9]和文献[10]对前文的研究进行了一定的假设和近似,并在Neyman-Pearson(NP)准则下给出了检测门限设置的闭式解。第(2)种方式则由文献[11]于2001年提出。这种算法假设跟踪器能将目标位置的预测分布反馈

2013-12-09 收到, 2014-05-26 改回

国家自然科学基金(61201285, 61271291), 新世纪优秀人才支持计划(NCET-09-0630)和全国优秀博士学位论文作者专项资金(FANEDD-201156)资助课题

*通信作者: 严俊坤 jkyan@stu.xidian.edu.cn

至检测中心。而后，检测中心将不再以 NP 准则，而是以贝叶斯最小风险准则来设计检测系统。此时，波门内的检测门限的设置将不同于传统似然比检测算法(波门内各个分辨单元的检测门限相同，可根据每个单元内的虚警概率统一设置)，它的门限设置规则为：越靠近反馈的预测中心，检测门限越低；越远离预测中心，检测门限越高。

总的来说，上述算法将检测和跟踪过程进行了联合处理，有效提升了 PDA 算法的跟踪性能。但是，从原理上来讲，这些算法都通过提升虚警概率(降低检测门限)来提升性能。在这种情况下，当跟踪波门面积(体积或超体积)很大时，过检测门限的量测数量会很大，进而导致计算机过载。针对这个缺点，本文引入了波门内平均虚警概率的定义，提出了一种具有恒虚警性质的检测跟踪联合处理算法，简称 JPDT-PDA(Joint Detection and Tracking Processing PDA)算法。与发射端的认知处理算法不同^[12,13]，这种算法相当于是雷达接收端的一种认知处理方式。目的是在波门内平均虚警率恒定的前提下，提升目标的平均检测概率和系统的跟踪性能。本文首先建立了密集杂波环境下目标跟踪的状态和观测模型；而后，本文将反馈的跟踪信息作为检测器的先验信息，在贝叶斯最小平均错误概率准则下给出了似然比检验的判决表达式，并推导了算法在跟踪波门内的平均检测概率和虚警概率。将其代入 PDA 算法互连概率的计算公式中，即可获取本文算法的流程。在结尾部分，本文从物理意义上解释了算法的原理，并验证了其有效性。

2 数学模型

2.1 目标运动模型

假设一个目标在 XY 平面内做匀速运动，目标的运动方程可写为

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{u}_{k-1} \quad (1)$$

式(1)中， \mathbf{x}_k 表示 k 时刻目标的状态。

$$\mathbf{x}_k = [x_{Tk}, \dot{x}_{Tk}, y_{Tk}, \dot{y}_{Tk}]^T \quad (2)$$

其中，上标“T”表示矩阵或向量的转置， (x_{Tk}, y_{Tk}) 和 $(\dot{x}_{Tk}, \dot{y}_{Tk})$ 分别表示 k 时刻目标的位置和速度， \mathbf{F} 为目标状态的转移矩阵。

$$\mathbf{F} = \mathbf{I}_2 \otimes \begin{bmatrix} 1 & T_0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中， T_0 表示采样间隔， \otimes 是矩阵直积的运算符号， \mathbf{I}_2 表示 2×2 的单位阵。式(1)中， \mathbf{u}_{k-1} 表示 $k-1$ 时刻，零均值、白色高斯过程噪声序列，用于衡量目标状态转移的不确定性，其协方差矩阵 \mathbf{Q}_{k-1} 可写为

$$\mathbf{Q}_{k-1} = q_0 \mathbf{I}_2 \otimes \begin{bmatrix} \frac{1}{3} T_0^3 & \frac{1}{2} T_0^2 \\ \frac{1}{2} T_0^2 & T_0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中， q_0 表示过程噪声的强度^[14]。

2.2 观测模型

假设 k 时刻，跟踪波门内过门限的量测数为 m_k 个，可表示为

$$\mathbf{Z}_k = \{z_k^i\}_{i=1}^{m_k} \quad (5)$$

式(5)中的第 i 个量测的观测模型如式(6)所示，且 $i = 1, 2, \dots, m_k$ 。

$$z_k^i = \begin{cases} \mathbf{h}(\mathbf{x}_k) + \mathbf{w}_k, & \text{来源于目标} \\ \mathbf{u}_k, & \text{来源于虚警} \end{cases} \quad (6)$$

式(6)中， $\mathbf{h}(\cdot)$ 表示观测函数， \mathbf{w}_k 为 k 时刻的测量误差，服从高斯分布，其协方差矩阵为 \mathbf{R}_k 。

本文假设虚警在整个波门内服从均匀分布^[5]，因此有

$$p(\mathbf{u}_k) = 1/V_k \quad (7)$$

式(7)中， V_k 表示 k 时刻跟踪波门的大小^[5]。

总的来说，式(5)和式(6)给出了密集杂波环境下目标的观测模型。 k 时刻，跟踪波门内有 m_k 个过门限的量测点，但每个数据的来源是未知的(可能来源于目标，也可能来源于虚警)。解决此类目标跟踪问题的算法有很多，其中比较有代表性的是 PDA 算法。第 3 节中，本文将简要介绍经典的 PDA 算法，而后本文将利用贝叶斯准则对似然比检测器进行修改，进而达到提升检测概率和跟踪性能的目的。

3 经典 PDA 算法

在获取 $k-1$ 时刻目标状态 $\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}$ 及其协方差矩阵 $\mathbf{P}_{k-1|k-1}$ ，并给定 k 时刻一系列的观测值 \mathbf{Z}_k 后，PDA 算法的流程可描述为^[15]：

步骤 1 预测 k 时刻目标的状态：

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbf{F}\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} \quad (8)$$

步骤 2 计算第 i 个量测对应的的新息^[15]， $i = 1, 2, \dots, m_k$ ，

$$\mathbf{v}_k^i = z_k^i - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \quad (9)$$

和真实新息协方差矩阵^[7]：

$$\mathbf{S}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k \quad (10)$$

其中， $\mathbf{H}_k = (\Delta_{x_k} \mathbf{h}^T(\mathbf{x}_k))^T$ 为 Jacobi 矩阵， $\mathbf{P}_{k|k-1}$ 为状态预测协方差矩阵。

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{F} \mathbf{P}_{k-1|k-1} \mathbf{F}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (11)$$

步骤 3 计算第 i 个量测源于目标的条件概率 β_i (互连概率)^[15]。

$$\beta_i = \begin{cases} \zeta \cdot \frac{(1-P_d)\lambda}{P_d} \sqrt{2\pi\mathbf{S}_k}, & i = 0 \\ \zeta \cdot \exp\left(-\frac{1}{2}\mathbf{v}_k^{i\text{T}}\mathbf{S}_k\mathbf{v}_k^i\right), & 1 \leq i \leq m_k \end{cases} \quad (12)$$

式(12)中, ζ 是一个保证 $\sum_{i=0}^{m_k} \beta_i = 1$ 的常数。当 $i = 0$ 时, β_i 表示所有数据都来源于虚警的概率。 P_d 为目标的检测概率, λ 为跟踪波门内的虚警密度^[15]。

步骤 4 根据计算的条件概率 β_i , 将新息进行组合, 进而获取目标状态的估计 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ 及相应误差的协方差矩阵 $\mathbf{P}_{k|k}$ ^[15]。

总的来说, 如图 1 所示, PDA 算法利用目标前一时刻的状态估计及其运动模型确定目标预测点的位置, 然后以预测点为中心建立跟踪波门。当跟踪波门内有多个过门限的量测时, 数据互联就是确定各个量测来源于目标的概率, 并利用这些概率对新息进行加权以获得目标的状态估计。

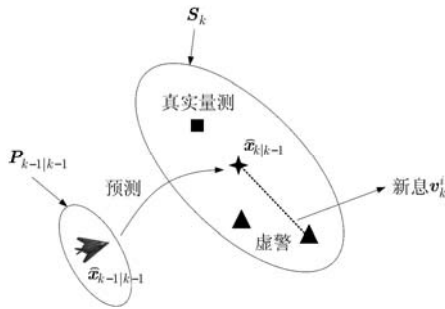


图 1 PDA 算法一步预测和滤波示意图

4 JPDT-PDA 算法

4.1 经典 PDA 算法的检测过程

PDA 算法需要对跟踪波门内每个分辨单元的回波进行检测。假设 H_1 表示目标在第 l 个分辨单元(位于 \mathbf{z}_k^l), 这时接收数据将是目标的回波和噪声的叠加; 反之, 用 H_0 表示目标不在第 l 个分辨单元。在两个假设下, 观测信号的模型为^[15]

$$\left. \begin{aligned} H_0: & p(a_k^l | H_0) = \exp(-a_k^l) \\ H_1: & p(a_k^l | H_1) = \frac{1}{1 + \rho_k} \exp\left(-\frac{a_k^l}{1 + \rho_k}\right) \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

式(13)中, a_k^l 表示第 l 个分辨单元的回波幅度(在目标起伏模型为 Swerling I 型的前提下, I, Q 两路的平方和输出为指数分布)。 ρ_k 表示对应回波的平均信噪比(SNR)。在雷达信号检测中, 通常按照 NP 准则确定检测方法。NP 准则可描述为: 在满足系统虚警概率一定的情况下, 使系统的检测概率最大。按照该准则对信号进行检测, 具体形式可表示为

$$\frac{1}{1 + \rho_k} \exp\left(\frac{\rho_k a_k^l}{1 + \rho_k}\right) = \frac{p(a_k^l | H_1)}{p(a_k^l | H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \eta \quad (14)$$

这种准则的目的就是为了控制雷达处理器中虚警的点数。通过化简, 在 NP 准则下, 检验统计量(目标的幅度)与检测门限 γ_{NP} 相比较作出判决的判决表示式为

$$a_k^l \Big|_{\substack{H_1 \\ \geq \\ H_0}} \underset{\rho_k}{\overset{1 + \rho_k}{\ln}} [(1 + \rho_k)\eta] = \gamma_{NP} \quad (15)$$

由式(15)可以发现, NP 检测器的检测门限 γ_{NP} 是一个恒定的值, 与分辨单元的位置无关。这种检测方法的缺点在于忽略了跟踪过程可提供的反馈信息。下面本文将给出一种基于贝叶斯准则的检测方法, 该方法能结合跟踪过程反馈的先验信息, 在保证平均虚警概率相同的前提下, 提升目标的检测概率。

4.2 JPDT-PDA 算法的检测过程

假设在 $k - 1$ 时刻, 跟踪器提供的反馈信息为量测的预测分布 $p_{H_0}(\mathbf{z}_k^l)$ 和 $p_{H_1}(\mathbf{z}_k^l)$ 。这里, $p_{H_0}(\mathbf{z}_k^l)$ 和 $p_{H_1}(\mathbf{z}_k^l)$ 的形式可写为

$$\left. \begin{aligned} p_{H_0}(\mathbf{z}_k^l) &= 1/V_k \\ p_{H_1}(\mathbf{z}_k^l) &= \mathcal{N}(\mathbf{z}_k^l; \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}), \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T) \\ &= \mathcal{N}(\mathbf{z}_k^l; \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}, \mathbf{D}_{k|k-1}) \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

其中, $\mathcal{N}(\mathbf{b}; \mathbf{a}, \mathbf{B})$ 表示以 \mathbf{a} 为均值, \mathbf{B} 为协方差矩阵的高斯分布在 \mathbf{b} 点处的概率值。

根据贝叶斯最小平均错误概率准则^[16], 似然比检验式可写为

$$\frac{p(a_k^l | H_1)}{p(a_k^l | H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \frac{p_{H_0}(\mathbf{z}_k^l)}{p_{H_1}(\mathbf{z}_k^l)} \quad (17)$$

由于式(17)不满足恒虚警性质, 本文引入了参数 η_{BD} 。

$$\left. \begin{aligned} \frac{p(a_k^l | H_1) p_{H_1}(\mathbf{z}_k^l)}{p(a_k^l | H_0) p_{H_0}(\mathbf{z}_k^l)} &\underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \eta_{BD} \\ &\Rightarrow \frac{p(a_k^l | H_1) p_{H_1}(\mathbf{z}_k^l)}{p(a_k^l | H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \frac{\eta_{BD}}{V_k} = \bar{\eta}_{BD} \end{aligned} \right\} \quad (18)$$

这时, 第 l 个分辨单元在两种假设下的观测信号模型为

$$\left. \begin{aligned} H_0: & p(a_k^l | H_0) = \exp(-a_k^l) \\ H_1: & p(a_k^l | H_1) = \frac{1}{1 + \rho_k} \exp\left(-\frac{a_k^l}{1 + \rho_k}\right) \\ & \cdot \mathcal{N}(\mathbf{z}_k^l; \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}, \mathbf{D}_{k|k-1}) \end{aligned} \right\} \quad (19)$$

直观上理解式(19)，相当于直接将反馈的目标位置的概率分布乘到了 H_1 条件下回波幅度的概率密度函数上。化简得判决表达式为

$$a_k^l \Big|_{\substack{H_1 \\ < \\ H_0}} \geq \frac{1 + \rho_k}{\rho_k} \ln \left[\frac{(1 + \rho_k) \bar{\eta}_{\text{BD}}}{\mathcal{N}(\mathbf{z}_k^l; \bar{\mathbf{z}}_{k|k-1}, \mathbf{D}_{k|k-1})} \right] = \gamma_{\text{BD}} \quad (20)$$

由式(20)可发现，若 \mathbf{z}_k^l 越靠近 $\bar{\mathbf{z}}_{k|k-1}$ ， $\mathcal{N}(\mathbf{z}_k^l; \bar{\mathbf{z}}_{k|k-1}, \mathbf{D}_{k|k-1})$ 越大，检测门限 γ_{BD} 越低。

4.3 平均检测概率的计算

在 JPDT-PDA 算法的检测过程中，跟踪波门内各个分辨单元的检测门限是变化的，因此需要取整个跟踪波门内的平均检测概率：

$$\begin{aligned} P_d^{\text{av}} &= \int_{V_k} P_d(\mathbf{z}_k^l) p_{H_1}(\mathbf{z}_k^l) d\mathbf{z}_k^l \\ &= \int_{V_k} \exp \left[-\frac{1}{\rho_k} \ln \left[\frac{(1 + \rho_k) \bar{\eta}_{\text{BD}}}{\mathcal{N}(\mathbf{z}_k^l; \bar{\mathbf{z}}_{k|k-1}, \mathbf{D}_{k|k-1})} \right] \right] \\ &\quad \cdot \mathcal{N}(\mathbf{z}_k^l; \bar{\mathbf{z}}_{k|k-1}, \mathbf{D}_{k|k-1}) d\mathbf{z}_k^l \\ &= [(1 + \rho_k) \bar{\eta}_{\text{BD}}]^{-1/\rho_k} \\ &\quad \cdot \int_{V_k} \left[\mathcal{N}(\mathbf{z}_k^l; \bar{\mathbf{z}}_{k|k-1}, \mathbf{D}_{k|k-1}) \right]^{\frac{\rho_k + 1}{\rho_k}} d\mathbf{z}_k^l \\ &= [(1 + \rho_k) \bar{\eta}_{\text{BD}}]^{-1/\rho_k} \cdot \left[\frac{\sqrt{\alpha}}{\sqrt{(2\pi)^{n_z} |\mathbf{R}_k|}} \right]^{\alpha-1} \\ &\quad \cdot \alpha^{-\alpha/2} \int_{V_k} \left[\mathcal{N}(\mathbf{z}_k^l; \bar{\mathbf{z}}_{k|k-1}, \frac{\mathbf{D}_{k|k-1}}{\sqrt{\alpha}}) \right] d\mathbf{z}_k^l \\ &= [(1 + \rho_k) \bar{\eta}_{\text{BD}}]^{-1/\rho_k} \cdot \left[\frac{\sqrt{\alpha}}{\sqrt{(2\pi)^{n_z} |\mathbf{R}_k|}} \right]^{\alpha-1} \cdot \alpha^{-\alpha/2} \quad (21) \end{aligned}$$

其中， $P_d(\mathbf{z}_k^l)$ 表示第 l 个分辨单元的检测概率， n_z 表示观测 \mathbf{z}_k^l 的维数， $\alpha = (1 + \rho_k) / \rho_k$ 。

4.4 平均虚警概率的计算

同理，波门内的平均虚警概率可计算为

$$\begin{aligned} P_{\text{fa}}^{\text{av}} &= \int_{V_k} P_{\text{fa}}(\mathbf{z}_k^l) p_{H_0}(\mathbf{z}_k^l) d\mathbf{z}_k^l \\ &= \int_{V_k} \exp \left[-\frac{1 + \rho_k}{\rho_k} \ln \left[\frac{(1 + \rho_k) \bar{\eta}_{\text{BD}}}{\mathcal{N}(\mathbf{z}_k^l; \bar{\mathbf{z}}_{k|k-1}, \mathbf{D}_{k|k-1})} \right] \right] \\ &\quad \cdot \frac{1}{V_k} d\mathbf{z}_k^l \\ &= \frac{1}{V_k} [(1 + \rho_k) \bar{\eta}_{\text{BD}}]^{-\frac{1 + \rho_k}{\rho_k}} \\ &\quad \cdot \int_{V_k} \left[\mathcal{N}(\mathbf{z}_k^l; \bar{\mathbf{z}}_{k|k-1}, \mathbf{D}_{k|k-1}) \right]^{\frac{1 + \rho_k}{\rho_k}} d\mathbf{z}_k^l \\ &= \frac{1}{V_k} [(1 + \rho_k) \bar{\eta}_{\text{BD}}]^{-\frac{1 + \rho_k}{\rho_k}} \cdot \left[\frac{\sqrt{\alpha}}{\sqrt{(2\pi)^{n_z} |\mathbf{R}_k|}} \right]^{\alpha-1} \\ &\quad \cdot \alpha^{-\alpha/2} \quad (22) \end{aligned}$$

由式(22)可知，在给定 $P_{\text{fa}}^{\text{av}}$ 的情况下，可以确定 $\bar{\eta}_{\text{BD}}$ ，进而求得各个分辨单元的检测门限 γ_{BD} 和平均检测概率 P_d^{av} 。式(22)中， $P_{\text{fa}}(\mathbf{z}_k^l)$ 表示第 l 个分辨单元的虚警概率。在定义了跟踪波门内的平均虚警概率后，虚假量测的概率质量函数依然可用泊松分布来描述，只是虚警密度 λ_{BD} 需要通过平均虚警概率来求解^[15]。综上，JPDT-PDA 算法流程与 PDA 算法流程基本相同(详见第 3 节)，只需将波门内的平均检测概率 P_d^{av} 和虚警密度 λ_{BD} 代入式(12)即可。

5 实验结果分析

为了验证所提算法的有效性，本文进行了如下仿真。考虑一种目标远离雷达飞行的场景(图 2)。目标的初始位置在 (80, 80) km，并以速度为 (200, 100) m/s 做匀速运动。假设共有 $M = 50$ 帧数据用于本次仿真，雷达发射信号的有效带宽为 5 MHz；信号波长为 $\lambda_c = 1$ m；观测间隔 $T_0 = 3$ s；天线孔径 $D = 25\lambda_c$ ；相关波门系数 $g = 4$ ；过程噪声的强度 $q_0 = 10$ 。

考虑了如下 3 组仿真参数：

- (1) 参数 1：初始平均 SNR $\rho_1 = 15$ dB，虚警概率 10^{-4} ；
- (2) 参数 2：初始平均 SNR $\rho_1 = 9$ dB，虚警概率 10^{-4} ；
- (3) 参数 3：初始平均 SNR $\rho_1 = 9$ dB，虚警概率 10^{-6} 。

3 组参数中，初始 SNR 和虚警概率的设置不同。在初始 SNR 给定条件下，图 3 给出了平均 SNR 随帧号变化的关系。由图 3 可以发现，由于目标远离雷达飞行，平均 SNR 会随着时间的推移而降低。

图 4 将 JPDT-PDA 算法的平均检测概率与经典 PDA 算法进行了比较。在第 1 组参数中，由于目标的初始 SNR 很高，因此检测概率很高；而在后面两组参数中，虚警概率设置为 10^{-4} 时检测概率要高于 10^{-6} 的情况。图 4 的结果还表明，JPDT-PDA 算法能在相同平均虚警概率的前提下，提升目标检测概率，且 3 组参数的提升幅度比较接近。

为了更好地解释平均检测概率提升的原理，图 5 给出了不同工作参数下，JPDT-PDA 算法和经典 PDA 算法在不同距离单元的检测门限(以某一帧为例)。由结果可以发现，经典 PDA 算法在不同距离单元的检测门限是相同的；JPDT-PDA 算法利用跟踪过程反馈的信息，在整个波门内部检测门限设置的原则为：越靠近预测中心，检测门限越低；越远离预测中心，检测门限越高。因此，JPDT-PDA 算法能在保证平均虚警概率相同的前提下，提升目标的平均检测概率。

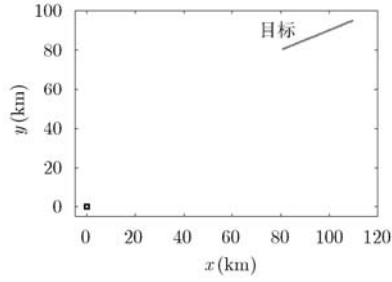


图2 雷达与目标的空间位置关系

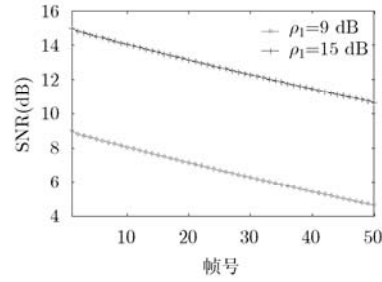


图3 平均SNR随帧号的变化情况

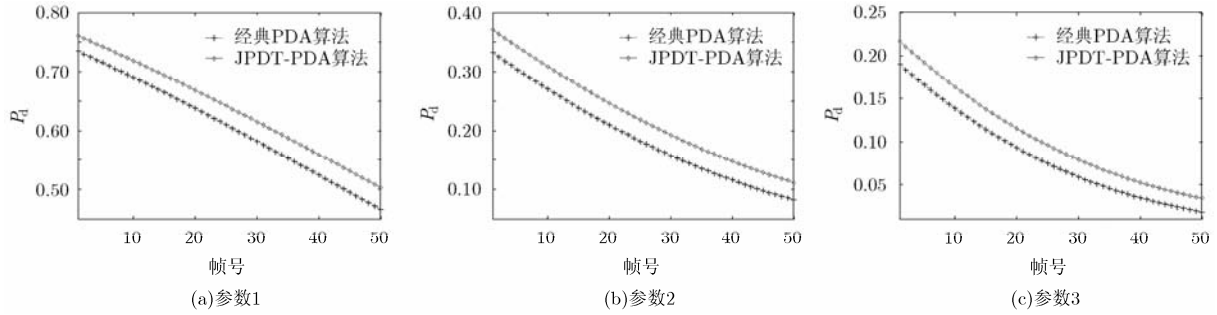


图4 检测概率

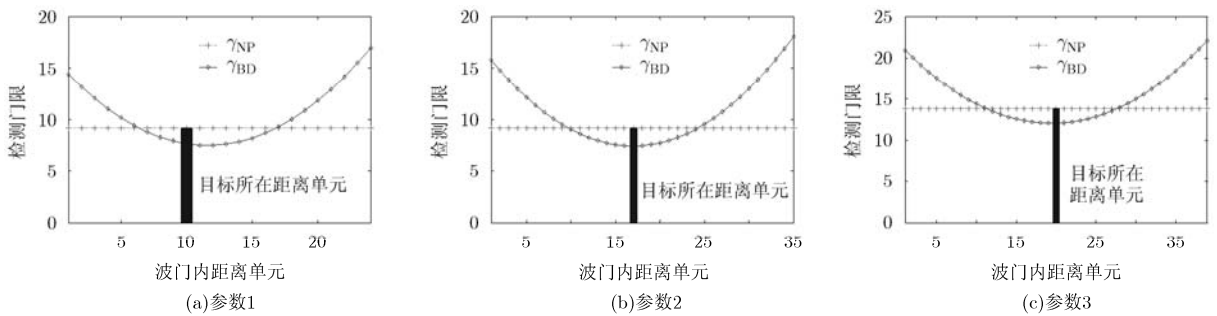


图5 检测门限

最后, 为了验证本文算法的有效性, 本文定义了如下两个性能指标:

(1) 航迹发散系数 ϕ :

$$\phi = 1 - N_{TM}/N_{MC} \quad (23)$$

式(23)中, N_{MC} 表示蒙特卡罗实验次数, 本文中取 $N_{MC} = 1000$ 。 N_{TM} 表示 N_{MC} 次仿真中航迹发散的次数。本文中, 第 j 次蒙特卡洛实验仿真航迹发散的条件为

$$\sum_{k=1}^M \sqrt{(x_{Tk} - \hat{x}_{Tk}^j)^2 + (y_{Tk} - \hat{y}_{Tk}^j)^2} > \sum_{k=1}^M \text{Tr}[(\mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{H}_k)^{-1}] \quad (24)$$

从物理意义上解释, 式(24)表示第 j 次实验获取的目标平均跟踪误差大于观测提供的平均定位精度。

(2) 目标的跟踪精度: 用空间位置的均方根误差 (RMSE) 来描述(对未发散的航迹求统计平均)。

$$\text{RMSE}_k = \sqrt{\frac{1}{N_{TM}} \sum_{j=1}^{N_{TM}} [(x_{Tk} - \hat{x}_{Tk}^j)^2 + (y_{Tk} - \hat{y}_{Tk}^j)^2]} \quad (25)$$

其中, $(\hat{x}_{Tk}^j, \hat{y}_{Tk}^j)$ 为 k 时刻第 j 次实验估计出的目标位置。

在定义本文的性能指标后, 图6在不同仿真参数的情况下, 比较了经典PDA算法和JPDT-PDA算法的跟踪性能。结果显示, 平均SNR越高, 跟踪精度越高, 航迹发散的概率越低(如图6(a)所示); 相对于虚警概率为 10^{-4} 的情况, 虚警概率设置为 10^{-6} 时的跟踪精度更低, 航迹发散的概率更高(如图6(b)所示)。这是因为当虚警概率设置很低时, 检测门限会很高, 导致目标漏检的可能性增强, 进而使系统的跟踪精度下降。在另一方面, 图6的结果还表明, JPDT-PDA算法能在保持波门内平均虚警率的前提下, 通过提升目标的检测概率, 来提升目标的跟踪精度, 降低航迹发散的概率。比较3幅图

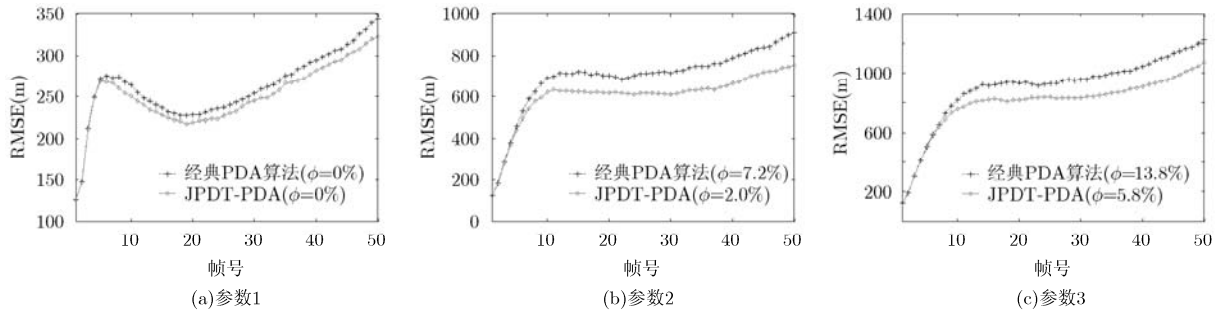


图 6 算法的跟踪精度和航迹发散情况

的结果可以发现，当 SNR 越低时，跟踪性能的提升程度越明显。

6 结束语

本文结合跟踪器的反馈信息利用贝叶斯准则对传统的似然比检测器进行了修正，提出了一种具有恒虚警性质的 JPDT-PDA 算法。目的是在跟踪波门内平均虚警概率恒定的前提下，提升目标的平均检测概率和系统的跟踪性能。仿真实验表明，本文算法能有效提升目标的检测和跟踪性能。扩展实验表明，在本文算法中波门内的检测门限设置规则为：越靠近预测中心，检测门限越低；越远离预测中心，检测门限越高。在下一步工作研究中，我们会将本文的工作扩展至 JPDA 算法中，使其适用于多目标跟踪的情况。

参考文献

- [1] 谭顺成, 王国宏, 王娜, 等. 基于概率假设密度滤波和数据关联的脉冲多普勒雷达多目标跟踪算法[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(11): 2700-2706.
- [2] 欧阳成, 陈晓旭, 华云. 改进的最适高斯近似概率假设密度滤波[J]. 雷达学报, 2013, 2(2): 239-246.
- [3] 吴伟, 尹成友. 一种用于多目标跟踪的增强型 SMC-PHD 滤波算法[J]. 雷达学报, 2012, 1(4): 406-413.
- [4] Bar-Shalom Y and Tse E. Tracking and Data Association[M]. New York: Academic Press, 1988: 173-353.
- [5] 韩崇昭, 朱洪艳, 段战胜, 等. 多源信息融合[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006: 320-365.
- [6] 刘宗香, 谢维信, 黄敬雄. 一种新的基于概率理论的概率数据互联滤波器[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(7): 1641-1645.
- [7] 程婷, 何子述, 李亚星. 一种具有自适应关联门的杂波中机动目标跟踪算法[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(4): 865-870.
- [8] Aslan M S and Saranl A. Threshold optimization for tracking a nonmaneuvering target[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2011, 37(2): 2844-2859.
- [9] Aslan M S and Saranl A. Advances in Heuristic Signal Processing and Applications[M]. Berlin Heidelberg: Springer, 2013: 111-143.
- [10] Aslan M S, Saranl A, and Baykal B. Tracker-aware adaptive detection: an efficient closed-form solution for the Neyman-Pearson case[J]. *Digital Signal Processing*, 2010, 20(5): 1468-1481.
- [11] Willett P, Niu R, and Bar-Shalom Y. Integration of Bayes detection with target tracking[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2001, 49(1): 17-29.
- [12] 严俊坤, 戴奉周, 秦童, 等. 一种针对目标三维跟踪的多基地雷达系统功率分配算法[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(4): 901-907.
- [13] 严俊坤, 纠博, 刘宏伟, 等. 一种针对多目标跟踪的多基雷达系统聚类与功率联合分配算法[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(8): 1875-1881.
- [14] Ristic B, Arulampalam S, and Gordon N. Beyond the Kalman Filter: Particle Filters for Tracking Applications[M]. Boston, MA: Artech House, 2004: 86-102.
- [15] Liggins M E, Hall D L, and Llinas J. Handbook of Multisensor Data Fusion: Theory and Practice[M]. 2nd Ed. Boca Raton, CRC Press, 2009: 204-241.
- [16] Kay S M. Fundamentals of Statistical Signal Processing: Estimation Theory[M]. 1st Ed. Upper Saddle River, Prentice-Hall, 1993: 295-345.

严俊坤：男，1987年生，博士生，研究方向为认知雷达、目标跟踪与定位、协同探测。

刘红亮：男，1989年生，博士生，研究方向为目标检测、目标跟踪与定位、协同探测。

戴奉周：男，1978年生，博士，副教授，研究方向为统计与自适应信号处理及其在雷达信号处理和目标检测中的应用。

刘宏伟：男，1971年生，博士，教授，博士生导师，研究方向为雷达系统、雷达信号处理、雷达自动目标识别等。