

复高斯白噪声背景下贝叶斯检测前跟踪的检测阈值设置方法

夏双志* 戴奉周 刘宏伟

(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: 在 Neyman-Pearson 准则下, 对于贝叶斯检测前跟踪算法, 为了能够按照系统要求的虚警概率实时地设置检测阈值, 该文在观测噪声为复高斯白噪声的情况下推导得到了检测阈值的近似闭式解。对于贝叶斯检测前跟踪算法, 该文从似然比检测形式入手, 推导了检测统计量的表达式, 得到了系统虚警概率同检测阈值之间的关系, 并在观测噪声为复高斯白噪声的情况下给出了检测阈值的近似闭式解。计算机仿真实验表明, 利用该检测阈值的近似闭式解, 可以按照系统要求的虚警概率实时地计算检测阈值, 从而使得实际系统的虚警概率满足要求。

关键词: 目标检测; 检测前跟踪; 贝叶斯理论; Neyman-Pearson 准则; 检测阈值

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2013)03-0524-08

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2012.00844

A Method of Determining Detection Threshold for Bayesian Track-before-detection in White Complex Gaussian Noise

Xia Shuang-zhi Dai Feng-zhou Liu Hong-wei

(National Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: In order to set the detection threshold in real time according to the demanded false alarm probability for Bayesian track-before-detect under Neyman-Pearson criterion, this paper derives the closed-form solution of the detection threshold in white complex Gaussian noise. For the Bayesian track-before-detect, this paper starts from the likelihood ratio testing form, derives the relationship between the false alarm probability and the detection threshold in detail, and obtains the closed-form solution of the detection threshold in white complex Gaussian noise. The simulation results show that the detection threshold can be ascertained in real time for Bayesian track-before-detect according to the false alarm probability in demand using the presented approach.

Key words: Target detection; Track-before-detection; Bayesian theory; Neyman-Pearson criterion; Detection threshold

1 引言

检测前跟踪(Track-Before-Detect, TBD)算法直接对原始未阈值化的观测数据进行处理, 是检测低可观测目标的一种有效方法^[1-13]。典型的 TBD 算法包括 Hough 变换^[1], 动态规划^[2], 极大似然估计^[3]等等; 这些算法不能迭代地进行处理, 要求对目标状态空间进行离散化处理, 且不能处理复杂的目标运动模型^[4,7]。基于贝叶斯理论检测前跟踪算法(贝叶斯检测前跟踪算法)能够有效地利用先验信息, 从而提高系统的检测和跟踪性能; 且贝叶斯检测前跟踪算法不需要对目标状态空间进行离散化处理, 能够处理复杂的目标运动模型, 能够迭代地处理数据, 近些年得到了广泛的关注^[4-13]。

对于贝叶斯检测前跟踪算法, 其任务是基于目标运动模型, 系统观测模型和所有原始未阈值化的观测数据计算目标联合状态(目标运动状态和目标存在状态的联合)后验概率密度函数; 基于该后验概率密度函数, 可以对目标进行检测和跟踪。对于贝叶斯检测前跟踪算法, 现有的文献主要讨论目标联合状态后验概率密度函数的计算^[4,7,12], 以及贝叶斯检测前跟踪算法在不同领域的应用^[5,6,8-13]。在贝叶斯检测前跟踪算法中, 由于系统观测与目标联合状态之间高度的非线性, 以及在计算过程中所涉及到的高维积分运算, 很难定量地对系统检测性能进行分析, 很难按照系统要求的虚警概率设置检测阈值^[4]。文献[5,6,8,11,12]将目标存在的后验概率同一固定的检测阈值(如 0.6 或 0.8)进行比较对目标进行检测, 没有考虑系统虚警概率的要求。文献[4,7,9,10,13]采用大量的蒙特卡洛仿真实验按照系统要求的虚警概率得到近似的检测阈值; 由于贝叶斯检测前跟踪算法需要处理观测空间所有原始观测数据,

2012-07-02 收到, 2012-11-19 改回

国家自然科学基金(60901067), 新世纪优秀人才支持计划(NCET-09-0630)和长江学者与创新团队发展计划(IRT0954)资助课题

*通信作者: 夏双志 hbxszd2000@163.com

进行一次蒙特卡洛仿真实验计算量较大, 当虚警概率设置得较低时, 为了达到足够高的估计精度, 需要进行大量的蒙特卡洛仿真实验^[4], 难以实时调整检测阈值。在雷达等应用领域, 常需要在复高斯白噪声背景下按照 Neyman-Pearson 准则对信号进行检测, 即需要按照系统要求的虚警概率设置检测阈值; 由此, 这就限制了贝叶斯检测前跟踪算法在雷达等领域的应用。

针对 Neyman-Pearson 准则, 本文在分析贝叶斯检测前跟踪算法的基础上, 从似然比检测形式入手, 详细推导了检测统计量的表达式, 得出了系统虚警概率同检测阈值之间的关系; 进一步, 在复高斯白噪声背景下, 本文推导得到了检测阈值的近似闭式解。利用该闭式解, 能够按照系统要求的虚警概率实时地计算检测阈值, 从而使得实际系统的虚警概率满足要求。

2 系统模型

考虑目标在 $x-y$ 平面运动, 目标运动模型可以表示为

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

其中, 下标 k 表示离散时刻, $\mathbf{x}_k = [x_k, \dot{x}_k, y_k, \dot{y}_k]^T$ 为目标运动状态, (x_k, y_k) 和 (\dot{x}_k, \dot{y}_k) 表示目标位置和速度, \mathbf{F} 表示目标运动状态转移矩阵, \mathbf{w}_k 表示目标运动过程噪声。

对于贝叶斯检测前跟踪算法, 需要增加一个表示目标存在与否的状态变量 E_k , $E_k \in \{0,1\}$, 其中 0 和 1 分别表示目标不存在和目标存在的假设。状态 E_k 常被设定为一齐次马尔可夫链, 其状态转移概率矩阵为^[4]

$$\mathbf{\Pi} = \begin{bmatrix} 1-P_b & P_b \\ P_d & 1-P_d \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中 $P_b = P(e_k | \bar{e}_{k-1})$, $P_d = P(\bar{e}_k | e_{k-1})$, e_k 表示事件 $E_k = 1$, \bar{e}_k 表示事件 $E_k = 0$ 。

由此, 对于贝叶斯检测前跟踪算法, 需要联合处理状态变量 \mathbf{x}_k 和 E_k , (\mathbf{x}_k, E_k) 称为目标联合状态。

系统观测模型可以表示为

$$\mathbf{z}_k = h_k(\mathbf{x}_k, E_k) + \mathbf{u}_k \quad (3)$$

其中 \mathbf{z}_k 表示 k 时刻整个观测空间的观测量, $h_k(\bullet)$ 为观测函数, \mathbf{u}_k 为观测噪声。

针对雷达应用, 传感器在径向距离维, 多普勒维和方位维观测目标。原始观测数据 \mathbf{z}_k 是复高斯白噪声背景下离散傅里叶变换的幅度, 由此传感器提供观测空间的每帧观测数据包括 $N_R \times N_D \times N_\theta$ 个分辨单元的幅度信息, 其中 N_R , N_D 和 N_θ 分别表示径

向距离维分辨单元数目, 多普勒维分辨单元数目和方位维分辨单元数目。对于某分辨单元 (a, b, c) , 其对应的运动分量可以表示为 $(R_a, \dot{R}_b, \theta_c)$, $a = 1, 2, \dots, N_R$, $b = 1, 2, \dots, N_D$ 和 $c = 1, 2, \dots, N_\theta$, 其中 R_a 表示第 a 个距离分辨单元对应的距离, \dot{R}_b 表示第 b 个多普勒分辨单元对应的速度, θ_c 表示第 c 个方位分辨单元对应的方位。在复高斯白噪声背景下, 每个分辨单元的输出(强度信息)服从瑞利分布; 在目标加复高斯白噪声情况下, 每个分辨单元的输出(强度信息)服从莱斯分布^[7]。对于给定的目标强度 A , 分辨单元 (a, b, c) 处幅度的分布, 及该分布对应的均值和方差分别可以表示为

$$p(z_k^{(a,b,c)} | \mathbf{x}_k, e_k) = \frac{z_k^{(a,b,c)}}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{[z_k^{(a,b,c)}]^2 + v^2}{2\sigma^2}\right) \cdot I_0\left(\frac{z_k^{(a,b,c)} v}{\sigma^2}\right) \quad (4)$$

$$E(z_k^{(a,b,c)} | \mathbf{x}_k, e_k) = \sigma \sqrt{\pi/2} \exp\left(\frac{-v^2}{4\sigma^2}\right) \left[\left(1 + \frac{v^2}{2\sigma^2}\right) \cdot I_0\left(\frac{v^2}{4\sigma^2}\right) + \frac{v^2}{2\sigma^2} I_1\left(\frac{v^2}{4\sigma^2}\right) \right] \quad (5)$$

$$\text{Var}(z_k^{(a,b,c)} | \mathbf{x}_k, e_k) = \sigma^2 + v^2 - \frac{\pi\sigma^2}{2} \left[\left(1 + \frac{v^2}{2\sigma^2}\right) \cdot I_0\left(\frac{v^2}{4\sigma^2}\right) + \frac{v^2}{2\sigma^2} I_1\left(\frac{v^2}{4\sigma^2}\right) \right]^2 \quad (6)$$

$$p(z_k^{(a,b,c)} | \mathbf{x}_k, \bar{e}_k) = \frac{z_k^{(a,b,c)}}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{[z_k^{(a,b,c)}]^2}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

$$E(z_k^{(a,b,c)} | \mathbf{x}_k, \bar{e}_k) = \sigma(\pi/2)^{1/2} \quad (8)$$

$$\text{Var}(z_k^{(a,b,c)} | \mathbf{x}_k, \bar{e}_k) = \frac{4-\pi}{2} \sigma^2 \quad (9)$$

其中 σ^2 表示噪声的方差, $z_k^{(a,b,c)}$ 表示分辨单元 (a, b, c) 处的观测强度, $W^{(a,b,c)}(\mathbf{x}_k)$ 表示目标位置 \mathbf{x}_k 对分辨单元 (a, b, c) 的影响, $v = A W^{(a,b,c)}(\mathbf{x}_k)$ 。 k 时刻, 完整的观测量可以表示为

$$\mathbf{z}_k = \{z_k^{(a,b,c)} : a = 1, 2, \dots, N_R; b = 1, 2, \dots, N_D; c = 1, 2, \dots, N_\theta\} \quad (10)$$

由此, 式(4)和式(7)的似然函数比可以表示为

$$l(z_k^{(a,b,c)} | \mathbf{x}_k) = \exp\left(-\frac{A^2 [W^{(a,b,c)}(\mathbf{x}_k)]^2}{2\sigma^2}\right) \cdot I_0\left(\frac{z_k^{(a,b,c)} A W^{(a,b,c)}(\mathbf{x}_k)}{\sigma^2}\right) \quad (11)$$

应该注意的是, $W^{(a,b,c)}(\mathbf{x}_k)$ 应该按照匹配滤波

器的输出, 离散傅里叶变换对应的滤波器形式, 发射波束和接收波束的形式进行建模。不失一般性, 假定匹配滤波器的输出和离散傅里叶变换对应的滤波器形式都为 sinc 函数, 发射波束和接收波束的形式为 sinc 函数的平方, 由此 $W^{(a,b,c)}(\mathbf{x}_k)$ 可以表示为

$$W^{(a,b,c)}(\mathbf{x}_k) = \text{sinc}\left(\frac{|R_a - R_k|}{\Delta R}\right) \text{sinc}\left(\frac{|\dot{R}_b - \dot{R}_k|}{\Delta v}\right) \cdot \text{sinc}\left(\frac{|\theta_c - \theta_k|}{\Delta\theta_t}\right) \text{sinc}\left(\frac{|\theta_c - \theta_k|}{\Delta\theta_r}\right) \quad (12)$$

其中 ΔR 是距离分辨率, Δv 是离散傅里叶变换对应的滤波器主瓣宽度的一半, $\Delta\theta_t$ 是发射波束主瓣宽度的一半, $\Delta\theta_r$ 为接收波束主瓣宽度的一半, $[R_k, \dot{R}_k, \theta_k]^T$ 为目标运动分量在极坐标系中的表示。

3 贝叶斯检测前跟踪算法

对于贝叶斯检测前跟踪算法, 其任务是基于目标运动模型, 系统观测模型和所有观测数据迭代地计算目标联合状态后验概率密度函数 $p(\mathbf{x}_k, E_k | \mathbf{z}_{1:k})$, 在该后验概率密度函数的基础上对目标进行检测和跟踪, 其中 $\mathbf{z}_{1:k} = \{\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_k\}$ 表示直到 k 时刻所有的原始观测数据。

3.1 目标联合状态后验概率密度函数的迭代计算

由条件概率公式可知, 目标联合状态后验概率密度函数可以分解为

$$p(\mathbf{x}_k, E_k | \mathbf{z}_{1:k}) = p(\mathbf{x}_k | E_k, \mathbf{z}_{1:k}) P(E_k | \mathbf{z}_{1:k}) \quad (13)$$

在目标不存在 ($E_k = 0$) 情况下, 密度函数 $p(\mathbf{x}_k | \bar{e}_k, \mathbf{z}_{1:k})$ 没有实际意义^[7]。另外, 目标存在后验概率和目标不存在后验概率有如下关系:

$$P(e_k | \mathbf{z}_{1:k}) + P(\bar{e}_k | \mathbf{z}_{1:k}) = 1 \quad (14)$$

由此可见, 目标运动状态密度函数 $p(\mathbf{x}_k | e_k, \mathbf{z}_{1:k})$ 和目标存在后验概率 $P(e_k | \mathbf{z}_{1:k})$ 能够完全表征目标联合状态后验概率密度函数 $p(\mathbf{x}_k, E_k | \mathbf{z}_{1:k})$ 。换句话说, 传感器需要迭代地计算后验概率密度函数 $p(\mathbf{x}_k, e_k | \mathbf{z}_{1:k})$ 。

由贝叶斯理论可知, 密度函数 $p(\mathbf{x}_k, e_k | \mathbf{z}_{1:k})$ 可以表示为

$$p(\mathbf{x}_k, e_k | \mathbf{z}_{1:k}) = \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k, e_k) p(\mathbf{x}_k, e_k | \mathbf{z}_{1:k-1})}{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{z}_{1:k-1})} \quad (15)$$

由全概率公式可知, 预测概率密度函数 $p(\mathbf{x}_k, e_k | \mathbf{z}_{1:k-1})$ 可以表示为

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x}_k, e_k | \mathbf{z}_{1:k-1}) &= \int P(e_k | \mathbf{x}_{k-1}, e_{k-1}, \mathbf{z}_{1:k-1}) p(\mathbf{x}_k | e_k, \mathbf{x}_{k-1}, e_{k-1}, \mathbf{z}_{1:k-1}) \\ &\quad \cdot P(e_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1}) p(\mathbf{x}_{k-1} | e_{k-1}, \mathbf{z}_{1:k-1}) d\mathbf{x}_{k-1} \\ &+ \int P(e_k | \mathbf{x}_{k-1}, \bar{e}_{k-1}, \mathbf{z}_{1:k-1}) p(\mathbf{x}_k | e_k, \mathbf{x}_{k-1}, \bar{e}_{k-1}, \mathbf{z}_{1:k-1}) \\ &\quad \cdot P(\bar{e}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1}) p(\mathbf{x}_{k-1} | \bar{e}_{k-1}, \mathbf{z}_{1:k-1}) d\mathbf{x}_{k-1} \end{aligned} \quad (16)$$

目标不存在的后验概率可以表示为

$$\begin{aligned} P(\bar{e}_k | \mathbf{z}_{1:k}) &= \int \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k, \bar{e}_k) p(\mathbf{x}_k, \bar{e}_k | \mathbf{z}_{1:k-1})}{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{z}_{1:k-1})} d\mathbf{x}_k \\ &= \frac{p(\mathbf{z}_k | \bar{e}_k)}{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{z}_{1:k-1})} P(\bar{e}_k | \mathbf{z}_{1:k-1}) \end{aligned} \quad (17)$$

由此, 联合式(14)至式(17)可以迭代地计算后验概率密度函数 $p(\mathbf{x}_k, e_k | \mathbf{z}_{1:k})$ 。

3.2 检测和跟踪

在得到目标联合状态后验概率密度函数之后, 可以对目标进行检测和跟踪。检测规则可以表示为

$$P(e_k | \mathbf{z}_{1:k}) \stackrel{!}{\geq} \gamma_k \quad (18)$$

其中 γ_k 为检测阈值。检测阈值 γ_k 常设置为固定值, 而没有考虑系统虚警概率的要求^[5,6,8,11,12]; 或按照蒙特卡洛仿真实验方法进行设置, 而没有考虑系统的实时性^[4,7,9,10,13]。

基于目标运动状态密度函数 $p(\mathbf{x}_k | e_k, \mathbf{z}_{1:k})$, 常按照最小均方根误差(MMSE)准则对目标运动状态进行估计, 估计的目标运动状态可以表示为

$$\hat{\mathbf{x}}_k^{\text{MMSE}} = \int \mathbf{x}_k p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k}, e_k) d\mathbf{x}_k \quad (19)$$

3.3 基于粒子滤波器的次优解法

由于系统观测与目标联合状态之间的高度非线性, 以及计算过程中的高维积分运算, 使得贝叶斯检测前跟踪算法很难针对具体应用场景给出目标联合状态后验概率密度函数的闭式解^[4]。由此, 就需要采用次优算法计算目标联合状态后验概率密度函数。对于贝叶斯检测前跟踪算法, 粒子滤波器是常用的次优算法^[4,15]。SIR(Sampling Importance Resampling)粒子滤波器选择目标运动模型作为重要密度函数, 在实际中应用较为广泛; 另外, 为了改善 SIR 粒子滤波器中粒子的多样性问题, 可以在 SIR 粒子滤波器重采样之后加入 MCMC(Markov Chain Monte Carlo)移动步骤^[4]; 由此, 加入 MCMC 移动步骤的 SIR 粒子滤波器可以称之为 SIR-MCMC 粒子滤波器, 下面给出基于 SIR-MCMC 粒子滤波器的贝叶斯检测前跟踪算法的计算流程。

假定 $k-1$ 时刻后验概率密度函数 $p(\mathbf{x}_{k-1}, e_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1})$ 已知, 其中 $p(\mathbf{x}_{k-1}, e_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1})$ 能够由目标存在后验概率 $P(e_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1})$ 和目标运动状态密度函数 $p(\mathbf{x}_{k-1} | e_{k-1}, \mathbf{z}_{1:k-1})$ 完全表征。在粒子滤波器中, 目标运动状态密度函数 $p(\mathbf{x}_{k-1} | e_{k-1}, \mathbf{z}_{1:k-1})$ 能够由大量带有权值的粒子 $\{\mathbf{x}_{k-1}^p, w_{k-1}^p\}_{p=1}^N$ 近似表示, 其中 \mathbf{x}_{k-1}^p 表示第 p 个粒子的目标运动状态, w_{k-1}^p 表示相应的权值, N 表示粒子数目。在 SIR-MCMC 粒子滤波器中, 每次迭代都需要进行重采样, 由此粒子权值

都为 $1/N$ 。基于 SIR-MCMC 粒子滤波器的贝叶斯检测前跟踪算法的计算流程如下所示:

步骤 1 对粒子 $\{\mathbf{x}_{k-1}^p\}_{p=1}^N$ 按照目标运动模型进行移动得到 k 时刻粒子集合 $\{\mathbf{x}_k^{(c)p}\}_{p=1}^N$, 由此预测概率密度函数 $p(\mathbf{x}_k | e_k, e_{k-1}, \mathbf{z}_{1:k-1})$ 可由粒子集合 $\{\mathbf{x}_k^{(c)p}\}_{p=1}^N$ 近似表示;

步骤 2 基于 k 时刻观测 \mathbf{z}_k , 在较大观测值周围随机采样得到粒子集合 $\{\mathbf{x}_k^{(b)p}\}_{p=1}^{N_b}$, 其中 N_b 表示新生粒子数目; 由此新生密度函数 $p(\mathbf{x}_k | e_k, \bar{e}_{k-1})$ 可由粒子集合 $\{\mathbf{x}_k^{(b)p}\}_{p=1}^{N_b}$ 近似表示;

步骤 3 计算每个粒子的权值

$$\tilde{w}_k^{(c)p} = \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^{(c)p}, e_k)}{p(\mathbf{z}_k | \bar{e}_k)}, \quad p = 1, 2, \dots, N \quad (20)$$

$$\tilde{w}_k^{(b)p} = \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^{(b)p}, e_k)}{p(\mathbf{z}_k | \bar{e}_k)}, \quad p = 1, 2, \dots, N_b \quad (21)$$

步骤 4 计算归一化系数 G_k

$$T_{11} = (1 - P_d)P(e_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1}) \frac{1}{N} \sum_{p=1}^N w_k^{(c)p} \quad (22)$$

$$T_{12} = P_b P(\bar{e}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1}) \frac{1}{N_b} \sum_{p=1}^{N_b} w_k^{(b)p} \quad (23)$$

$$T_0 = (P_d P(e_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1}) + (1 - P_b)P(\bar{e}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1})) \quad (24)$$

$$G_k = \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{z}_{1:k-1})}{p(\mathbf{z}_k | \bar{e}_k)} = (T_{11} + T_{12} + T_0) \quad (25)$$

步骤 5 计算目标存在后验概率

$$P(e_k | \mathbf{z}_{1:k}) = \frac{(T_{11} + T_{12})}{G_k} \quad (26)$$

步骤 6 计算目标运动状态密度函数 $p(\mathbf{x}_k | e_k, \mathbf{z}_{1:k})$ 的近似粒子表示, $\{\mathbf{x}_k^p, w_k^p\}_{p=1}^{N+N_b}$, 其中粒子和权值分别为

$$\mathbf{x}_k^p = \begin{cases} \mathbf{x}_k^{(c)p}, & 1 \leq p \leq N \\ \mathbf{x}_k^{(b)p-N}, & N < p \leq N + N_b \end{cases} \quad (27)$$

$$w_k^p = \begin{cases} \frac{1}{N} \frac{(1 - P_d)P(e_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1})}{P(e_k | \mathbf{z}_{1:k})} \tilde{w}_k^{(c)p}, & 1 \leq p \leq N \\ \frac{1}{N_b} \frac{P_b P(\bar{e}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1})}{P(e_k | \mathbf{z}_{1:k})} \tilde{w}_k^{(b)p-N}, & N < p \leq N + N_b \end{cases} \quad (28)$$

步骤 7 根据式(18)对目标进行检测;

步骤 8 按照 MMSE 准则, 目标运动状态的估计值可以表示为

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \int \mathbf{x}_k p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k}, e_k) d\mathbf{x}_k = \sum_{p=1}^{N+N_b} (\mathbf{x}_k^p w_k^p) \quad (29)$$

步骤 9 从粒子集合 $\{\mathbf{x}_k^p, w_k^p\}_{p=1}^{N+N_b}$ 中重采样得到 N 个粒子 $\{\mathbf{x}_k^p, 1/N\}_{p=1}^N$;

步骤 10 对粒子集合 $\{\mathbf{x}_k^p, 1/N\}_{p=1}^N$ 进行 MCMC 移动。

由此, 对于贝叶斯检测前跟踪算法, 可以基于上述步骤迭代地计算目标联合状态后验概率密度函数。

4 复高斯白噪声背景下检测阈值设置方法

从式(3)至式(18)中可以看出, 由于目标联合状态与系统观测之间的高度非线性, 很难定量地按照系统要求的虚警概率设置检测阈值。下面从似然比检测形式入手, 推导检测统计量与检测阈值之间的关系。

k 时刻, 似然比检测形式可以表示为

$$\frac{\int p(\mathbf{z}_{1:k} | \mathbf{x}_{1:k}, e_k) p(\mathbf{x}_{1:k} | e_k) d\mathbf{x}_{1:k}}{p(\mathbf{z}_{1:k} | \bar{e}_k)} \stackrel{?}{\geq} \lambda_k \quad (30)$$

其中 $\mathbf{x}_{1:k} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_k\}$ 表示直到 k 时刻所有状态的集合。从式(30)中可以看出, 似然比函数中包含隐状态 $\mathbf{x}_{1:k}$, 计算非常复杂, 很难显式地进行分析。

由贝叶斯理论可知, 似然比可以表示为

$$\frac{p(\mathbf{z}_{1:k} | e_k)}{p(\mathbf{z}_{1:k} | \bar{e}_k)} = \frac{P(e_k | \mathbf{z}_{1:k})}{P(\bar{e}_k | \mathbf{z}_{1:k})} \cdot \frac{P(\bar{e}_k)}{P(e_k)} \quad (31)$$

由此, 式(30)中似然比检测可以转变成后验概率的形式

$$\Lambda_k = \frac{P(e_k | \mathbf{z}_{1:k})}{P(\bar{e}_k | \mathbf{z}_{1:k})} \stackrel{?}{\geq} \eta_k \quad (32)$$

其中 Λ_k 为检测统计量, η_k 为检测阈值。

将式(15)和式(17)代入式(32)中, 并忽略新生密度函数的影响, 检测统计量 Λ_k 可以近似表示为

$$\Lambda_k \approx \frac{P(e_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1})}{P(\bar{e}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1})} \int \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k, e_k)}{p(\mathbf{z}_k | \bar{e}_k)} \cdot p(\mathbf{x}_k | e_k, e_{k-1}, \mathbf{z}_{1:k-1}) d\mathbf{x}_k \quad (33)$$

将式(33)中的积分运算转换到观测域可得

$$\Lambda_k \approx \frac{P(e_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1})}{P(\bar{e}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1})} \int \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{y}_k, e_k)}{p(\mathbf{z}_k | \bar{e}_k)} \cdot p(\mathbf{y}_k | e_k, e_{k-1}, \mathbf{z}_{1:k-1}) d\mathbf{y}_k \quad (34)$$

其中 $\mathbf{y}_k = [R_k, \hat{R}_k, \theta_k]^T$ 。

下面将以粒子集合 $\{\mathbf{x}_k^{(c)p}\}_{p=1}^N$ 表示的预测概率密度函数 $p(\mathbf{x}_k | e_k, e_{k-1}, \mathbf{z}_{1:k-1})$ 变换到观测域, 可以表示为

$$p(\mathbf{y}_k | e_k, e_{k-1}, \mathbf{z}_{1:k-1}) \approx \sum_{i=1}^{N_s} w_{k|k-1}^i \delta(\mathbf{y}_k - \mathbf{y}_k^i) \quad (35)$$

其中, 观测域由 N_s 个观测单元组成, \mathbf{y}_k^i 表示第 i 个

观测单元, $i = 1, 2, \dots, N_s$, $w_{k|k-1}^i$ 为相应的权重。

将式(35)代入式(34)有

$$A_k \approx \frac{P(e_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1})}{P(\bar{e}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1})} \sum_{i=1}^{N_s} \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{y}_k^i, e_k)}{p(\mathbf{z}_k | \bar{e}_k)} w_{k|k-1}^i \quad (36)$$

观测噪声为白噪声, 式(36)中的似然比函数可以表示为

$$l(\mathbf{z}_k | \mathbf{y}_k^i) = \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{y}_k^i, e_k)}{p(\mathbf{z}_k | \bar{e}_k)} = \prod_{j=1}^{N_1} \frac{p([z_k(\mathbf{y}_k^i)]_j | e_k)}{p([z_k(\mathbf{y}_k^i)]_j | \bar{e}_k)} \quad (37)$$

其中 $\mathbf{z}_k(\mathbf{y}_k^i)$ 表示与状态 \mathbf{y}_k^i 有关的观测值集合, N_1 表示与状态 \mathbf{y}_k^i 有关的观测单元数目, $[z_k(\mathbf{y}_k^i)]_j$ 表示与状态 \mathbf{y}_k^i 有关的第 j 个观测单元的观测值。

为了便于计算检测统计量的分布, 在式(37)中用高斯分布近似分布 $p([z_k(\mathbf{y}_k^i)]_j | e_k)$ 和 $p([z_k(\mathbf{y}_k^i)]_j | \bar{e}_k)$, 由此可得

$$\left. \begin{aligned} p([z_k(\mathbf{y}_k^i)]_j | e_k) &\approx N([z_k(\mathbf{y}_k^i)]_j; \mu_1, \sigma_1^2) \\ p([z_k(\mathbf{y}_k^i)]_j | \bar{e}_k) &\approx N([z_k(\mathbf{y}_k^i)]_j; \mu_0, \sigma_0^2) \end{aligned} \right\} \quad (38)$$

其中

$$\left. \begin{aligned} \mu_1 &= E([z_k(\mathbf{y}_k^i)]_j | e_k) \\ \sigma_1^2 &= \text{Var}([z_k(\mathbf{y}_k^i)]_j | e_k) \\ \mu_0 &= E([z_k(\mathbf{y}_k^i)]_j | \bar{e}_k) \\ \sigma_0^2 &= \text{Var}([z_k(\mathbf{y}_k^i)]_j | \bar{e}_k) \end{aligned} \right\} \quad (39)$$

其中, 式(39)中的期望和方差可以按照式(4)至式(9)进行求解。将式(38)代入式(37)可得

$$\begin{aligned} l(\mathbf{z}_k | \mathbf{y}_k^i) &\approx \prod_{j=1}^{N_1} \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_1^2}} \exp\left[-\frac{([z_k(\mathbf{y}_k^i)]_j - \mu_1)^2}{2\sigma_1^2}\right] \right) \\ &\quad \left/ \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_0^2}} \exp\left[-\frac{([z_k(\mathbf{y}_k^i)]_j - \mu_0)^2}{2\sigma_0^2}\right] \right) \right. \\ &\approx \prod_{j=1}^{N_1} \frac{\sigma_0}{\sigma_1} \exp\left\{ \left[\frac{1}{2\sigma_0^2} - \frac{1}{2\sigma_1^2} \right] ([z_k(\mathbf{y}_k^i)]_j)^2 \right. \\ &\quad \left. + \left[\frac{\mu_0^2}{2\sigma_0^2} - \frac{\mu_1^2}{2\sigma_1^2} \right] + \left[\frac{\mu_1}{\sigma_1^2} - \frac{\mu_0}{\sigma_0^2} \right] ([z_k(\mathbf{y}_k^i)]_j) \right\} \end{aligned} \quad (40)$$

为了消除式(40)中指数部分 2 次项的影响, 将 2 次项用线性近似, 由此可得

$$\begin{aligned} l(\mathbf{z}_k | \mathbf{y}_k^i) &\approx \prod_{j=1}^{N_1} \frac{\sigma_0}{\sigma_1} \exp\left\{ \left[\left(\frac{1}{2\sigma_0^2} - \frac{1}{2\sigma_1^2} \right) \mu_1 + \left(\frac{\mu_1}{\sigma_1^2} - \frac{\mu_0}{\sigma_0^2} \right) \right] \right. \\ &\quad \left. \cdot ([z_k(\mathbf{y}_k^i)]_j) + \left[\frac{\mu_0^2}{2\sigma_0^2} - \frac{\mu_1^2}{2\sigma_1^2} \right] \right\} \end{aligned} \quad (41)$$

将式(41)代入式(36)可得

$$\begin{aligned} A_k &\approx \frac{P(e_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1})}{P(\bar{e}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1})} \\ &\quad \cdot \sum_{i=1}^{N_s} w_{k|k-1}^i \left(\prod_{j=1}^{N_1} \frac{\sigma_0}{\sigma_1} \exp\left\{ \left[\left(\frac{1}{2\sigma_0^2} - \frac{1}{2\sigma_1^2} \right) \mu_1 \right. \right. \right. \\ &\quad \left. \left. + \left(\frac{\mu_1}{\sigma_1^2} - \frac{\mu_0}{\sigma_0^2} \right) ([z_k(\mathbf{y}_k^i)]_j) + \left(\frac{\mu_0^2}{2\sigma_0^2} - \frac{\mu_1^2}{2\sigma_1^2} \right) \right] \right\} \right) \end{aligned} \quad (42)$$

为了更清晰地呈现检测统计量 A_k 与观测量 \mathbf{z}_k 之间的关系, 式(42)可以写为

$$A_k \approx \frac{P(e_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1})}{P(\bar{e}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1})} \sum_{i=1}^{N_s} \exp(V(\mathbf{y}_k^i)) \quad (43)$$

其中

$$\begin{aligned} V(\mathbf{y}_k^i) &= \ln(w_{k|k-1}^i) + N_1 \left[\ln\left(\frac{\sigma_0}{\sigma_1}\right) + \left(\frac{\mu_0^2}{2\sigma_0^2} - \frac{\mu_1^2}{2\sigma_1^2} \right) \right] \\ &\quad + \sum_{j=1}^{N_1} \left\{ \left[\left(\frac{1}{2\sigma_0^2} - \frac{1}{2\sigma_1^2} \right) \mu_1 + \left(\frac{\mu_1}{\sigma_1^2} - \frac{\mu_0}{\sigma_0^2} \right) ([z_k(\mathbf{y}_k^i)]_j) \right] \right\} \end{aligned} \quad (44)$$

从式(38), 式(43)和式(44)中可以看出, 检测统计量 A_k 可以近似为多个服从对数正态分布的随机变量之和。由于对数正态分布的特征函数没有简单表达式, 多个服从对数正态分布的随机变量之和的分布很难给出闭式表达式, 也很难进行数值化计算^[16,17]。

常常, 在距离维, 方位维和多普勒维, 雷达按照相应的分辨率进行检测。由此, 观测函数衰减较快, 在 \mathbf{y}_k^i 的不同离散取值情况下, 式(43)中 $V(\mathbf{y}_k^i)$ 可以近似认为相互独立。在计算多个相互独立的服从对数正态分布的随机变量之和的分布时, 常见的近似方法有 Wilkinson 方法, Farley 方法, Schwartz-Yeh 方法和 Norman 方法等^[16,17]。Wilkinson 方法和 Schwartz-Yeh 方法都是基于多个相互独立的服从对数正态分布的随机变量之和也服从对数正态分布这一假设; Farley 方法经过推导, 得出了多个相互独立的服从对数正态分布的随机变量之和的互补累积概率密度函数的下界; Norman 方法对多个相互独立的服从对数正态分布的随机变量之和的分布用数值方法进行近似。当随机变量个数较多, 互补累积概率密度函数小于 0.1 时, 应用 Wilkinson 方法能够达到较好的近似效果^[16,17]。在雷达或声呐等应用领域, 系统虚警概率常设定为一较小值(通常小于或远小于 0.1), 在此选用 Wilkinson 方法对式(43)中多个相互独立的服从对数正态分布的随机变量之和的概率密度函数进行近似。

Wilkinson 方法基于多个相互独立的服从对数正态分布的随机变量之和也服从对数正态分布这一

假设, 并利用一阶矩和二阶矩匹配方法计算对数正态分布的相关参数, 即假定

$$\sum_{i=1}^{N_s} \exp(V(\mathbf{y}_k^i)) \approx \exp(Z) \quad (45)$$

其中 Z 为一服从高斯分布的随机变量。

设定 u_1 和 u_2 分别为式(43)中多个相互独立的服从对数正态分布的随机变量之和的一阶矩和二阶矩, 其具体形式为

$$\left. \begin{aligned} u_1 &= E \left[\sum_{i=1}^{N_s} \exp(V(\mathbf{y}_k^i)) \right] \\ u_2 &= E \left[\left(\sum_{i=1}^{N_s} \exp(V(\mathbf{y}_k^i)) \right)^2 \right] \end{aligned} \right\} \quad (46)$$

应用 Wilkinson 方法, 即使得

$$\left. \begin{aligned} E(\exp(Z)) &= u_1 \\ E((\exp(Z))^2) &= u_2 \end{aligned} \right\} \quad (47)$$

利用对数正态分布的均值和方差计算公式^[17]可以计算随机变量 Z 的均值 m_Z 和方差 σ_Z^2

$$\left. \begin{aligned} m_Z &= 2 \ln u_1 - 0.5 \ln u_2 \\ \sigma_Z^2 &= \ln u_2 - 2 \ln u_1 \end{aligned} \right\} \quad (48)$$

利用式(43)和式(45), 虚警概率可以进一步表示为

$$\begin{aligned} P_{fa} &= P_0(A_k \geq \eta_k) \\ &\approx P_0 \left(\frac{P(e_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1})}{P(\bar{e}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1})} \exp(Z) \geq \eta_k \right) \\ &= P_0 \left(Z \geq \ln \left(\eta_k \frac{P(\bar{e}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1})}{P(e_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1})} \right) \right) \end{aligned} \quad (49)$$

由此, 检测阈值 η_k 和虚警概率 P_{fa} 之间的关系可以表示为

$$Q^{-1}(P_{fa}) \approx \frac{1}{\sigma_Z} \cdot \left(\ln \left(\eta_k \cdot \frac{P(\bar{e}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1})}{P(e_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1})} \right) - m_Z \right) \quad (50)$$

其中 $Q(\cdot)$ 为标准正态分布的互补累积概率密度函数, $Q^{-1}(\cdot)$ 为 $Q(\cdot)$ 的反函数。

求解式(50), 可得检测阈值 η_k 的近似闭式解

$$\eta_k \approx \exp(\sigma_Z \cdot Q^{-1}(P_{fa}) + m_Z) \frac{P(e_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1})}{P(\bar{e}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1})} \quad (51)$$

综上所述, 在复高斯白噪声背景下, 对于基于粒子滤波器的贝叶斯检测前跟踪算法, k 时刻检测阈值 η_k 的具体计算步骤如下所示:

步骤 1 将预测概率密度函数变换到观测域;

步骤 2 计算多个相互独立的服从对数正态分布的随机变量之和的一阶矩和二阶矩;

步骤 3 计算随机变量 Z 的均值 m_Z 和方差 σ_Z^2 ;

步骤 4 利用式(51)按照系统要求的虚警概率计算检测阈值 η_k 。

针对复高斯白噪声背景, 对于基于粒子滤波器的贝叶斯检测前跟踪算法, 利用式(51)可以按照系统要求的虚警概率实时地计算每次迭代的检测阈值, 从而使得实际系统的虚警概率近似满足要求。

5 数值仿真及分析

为了验证系统虚警概率同检测阈值之间的关系, 本小节进行数值仿真实验。在仿真部分, 参数设置如下: 波长为 0.3 m, 脉冲重复频率为 2500 Hz, 相干脉冲串数目为 100 个, 距离分辨率为 150 m, 接收方向图半波束宽度为 1° , 发射方向图半波束宽度为 1° , 方向图扫描间隔为 1° , 粒子滤波器粒子数目为 5000, 目标新生概率为 0.05, 目标死亡概率为 0.05, 观测间隔为 1 s。

在目标存在情况下, 观测服从莱斯分布; 在目标不存在情况下, 观测服从瑞利分布。若目标存在, 信噪比设定为 8 dB。

当检测阈值(与目标存在的后验概率进行比较判定目标是否存在)设为固定值 0.5 时, 通过 10^6 次蒙特卡洛仿真实验得到的系统虚警概率如图 1 所示。

从图 1 中可以看出, 当检测阈值设为固定值时, 系统的虚警概率随时间而变化, 且虚警概率需要通过大量的蒙特卡洛仿真实验统计得到。由此可知, 在 Neyman-Pearson 准则下, 对于贝叶斯检测前跟踪算法, 若检测阈值设定为固定值, 系统的虚警概率不能满足要求。

根据系统设定的虚警概率按照式(51)计算检测阈值, 利用该检测阈值对系统进行 10^6 次蒙特卡洛仿真实验, 通过蒙特卡洛仿真实验得出的虚警概率同系统设定的虚警概率之间的关系如图 2 所示。

从图 2 中可以看出, 按照式(51)计算检测阈值, 并通过蒙特卡洛仿真实验得到的虚警概率能够近似设定的虚警概率。由此可以得知, 对于贝叶斯检测前跟踪算法, 利用式(51)能够按照系统要求的虚警概率近似计算检测阈值, 从而使得实际系统的虚警概率近似满足要求。

当检测阈值的估计精度相同时, 在相同计算环境下, 根据系统设定的虚警概率按照蒙特卡洛仿真实验方法设置检测阈值所需花费的时间和利用本文得到的近似闭式解设置检测阈值所需花费的时间如图 3 所示。

在图 3 中, 按照蒙特卡洛仿真实验方法设置检测阈值所需花费的时间与所需蒙特卡洛仿真实验的

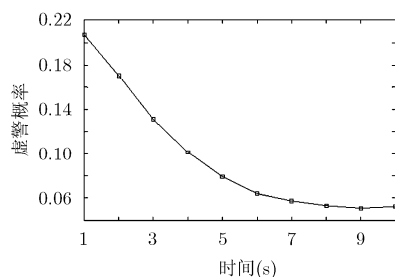


图1 系统虚警概率

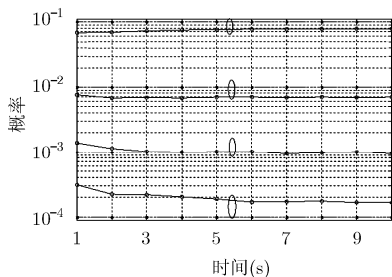


图2 设定的虚警概率同蒙特卡洛仿真实验结果之间的关系

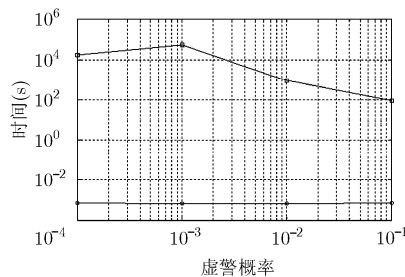


图3 设置检测阈值所需花费的时间

-- 设定的虚警概率
 -o- 蒙特卡洛仿真实验得到的虚警概率
 0 设定的虚警概率同蒙特卡洛仿真实验得到的虚警概率配对比较
 -- 按照蒙特卡洛仿真实验方法设置检测阈值
 -o- 利用本文得到的近似闭式解设置检测阈值

次数有关, 而所需蒙特卡洛仿真实验的次数与系统设定的虚警概率、相对误差和置信度有关^[14], 为了保证对于 $100(1-\vartheta)\%$ 的置信度, 相对误差的绝对值不大于 ζ , 所需蒙特卡洛仿真实验的次数 M 应满足

$$M \geq \frac{[G^{-1}(\vartheta/2)]^2 (1 - P_{fa})}{\zeta^2 P_{fa}} \quad (52)$$

其中 $G^{-1}(\cdot)$ 为标准正态分布累积分布函数的逆函数。

从图3中可以看出, 按照蒙特卡洛仿真实验方法设置检测阈值所需花费的时间远大于利用本文得到的近似闭式解设置检测阈值所需花费的时间, 相差4至7个数量级。这主要是因为通过蒙特卡洛仿真实验方法设置检测阈值, 为了达到一定的估计精度, 需要进行大量的蒙特卡洛仿真实验, 由此需要花费大量的时间, 系统的实时性很难得到满足; 而利用本文得到的近似闭式解设置检测阈值, 只需要按照式(51)计算检测阈值, 由此能够根据系统要求的虚警概率实时地计算检测阈值。另外, 从图3和式(52)中可以看出, 利用蒙特卡洛仿真实验方法设置检测阈值, 所需蒙特卡洛仿真实验的次数与设定的虚警概率有关, 一般设定的虚警概率越小, 所需蒙特卡洛仿真实验的次数越多, 由此需要花费更多的时间设置检测阈值; 而利用本文得到的近似闭式解计算检测阈值所花费的时间与设定的虚警概率无关。

结合图1至图3可以看出, 对于贝叶斯检测前跟踪算法, 能够利用式(51)按照系统要求的虚警概率实时地计算检测阈值, 从而使得实际系统的虚警概率满足要求。

6 结束语

贝叶斯检测前跟踪算法直接处理原始未阈值化的观测数据, 在帧数据间能够利用目标的运动特性以概率的形式对信号进行积累, 从而提高系统的检

测性能。针对 Neyman-Pearson 准则, 本文详细推导了检测统计量的表达式, 得出了系统虚警概率同检测阈值之间的关系, 并在观测噪声为复高斯白噪声的情况下给出了检测阈值的近似闭式解。利用该闭式解, 能够根据系统要求的虚警概率实时地计算检测阈值, 从而使得实际系统的虚警概率满足要求。相比于传统的蒙特卡洛仿真实验方法, 利用本文得到的近似闭式解设置检测阈值所需花费的时间远小于按照蒙特卡洛仿真实验方法设置检测阈值所需花费的时间, 相差4至7个数量级。另外, 利用蒙特卡洛仿真实验方法设置检测阈值, 所需蒙特卡洛仿真实验的次数与设定的虚警概率有关, 一般设定的虚警概率越小, 所需蒙特卡洛仿真实验的次数越多, 由此需要花费更多的时间设置检测阈值; 而利用本文得到的近似闭式解计算检测阈值所花费的时间与设定的虚警概率无关。

参考文献

- [1] Moyer L R, Spak J, and Lamanna P. A multi-dimensional Hough transform-based track-before-detect technique for detecting weak targets in strong clutter backgrounds[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2011, 47(4): 3062-3068.
- [2] Deng X, Pi Y, Morelande M, et al. Track-before-detect procedures for low pulse repetition frequency surveillance radars[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2011, 5(1): 65-73.
- [3] Danilo O, Luca V, Marco L, et al. Track-before-detect strategies for STAP radars[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 58(2): 933-938.
- [4] Ristic B, Arulampalam S, and Gordon N. Beyond the Kalman Filters: Particle Filters for Tracking Applications[M]. Boston: Artech House, 2004: 35-258.
- [5] Chris K and Ben S. Multitarget detection and tracking using multisensor passive acoustic data[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2011, 36(2): 205-218.

- [6] 吴兆平, 朱凯然, 苏涛, 等. 采用改进粒子滤波的雷达扩展目标检测前跟踪[J]. 西安电子科技大学学报, 2011, 38(2): 99-104.
Wu Z P, Zhu K R, Su T, *et al.*. Extended radar target tracking before detection using the modified particle filter[J]. *Journal of Xidian University*, 2011, 38(2): 99-104.
- [7] Rutten M G, Gordon N J, and Maskell S. Recursive track-before-detect with target amplitude fluctuations[J]. *IEE Proceedings on Radar, Sonar and Navigation*, 2005, 152(5): 345-352.
- [8] Yan J K, Liu H W, Wang X, *et al.*. A track-before-detect algorithm based on particle smoothing[C]. Proceedings of the IEEE CIE International Radar Conference, Chengdu, 2011: 422-425.
- [9] 夏双志, 刘宏伟, 纠博. 基于贝叶斯理论的一种接力跟踪方法[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(3): 652-658.
Xia S Z, Liu H W, and Jiu B. A method of relay of tracking based on Bayesian theory[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(3): 652-658.
- [10] 梁新华, 潘泉, 杨峰, 等. 基于两级采样的粒子滤波检测前跟踪算法[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(9): 1921-1926.
Liang X H, Pan Q, Yang F, *et al.*. Particle filter track-before-detect algorithm based on two-hierarchy sampling[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2011, 33(9): 1921-1926.
- [11] Nadeem A, Mark R, Travis B, *et al.*. Detection and tracking using particle-filter-based wireless sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2010, 9(9): 1332-1345.
- [12] Su H T, Wu T P, Liu H W, *et al.*. Rao-blackwellised particle filter based track-before-detect algorithm[J]. *IET Signal Processing*, 2008, 2(2): 169-176.
- [13] Samuel J D, Mark G R, and Brian C. Using phase to improve track-before-detect[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2012, 48(1): 832-849.
- [14] Steven M K. Fundamentals of Statistical Signal Processing Volume II: Detection Theory[M]. New Jersey: Pearson Hall PTR, 1998: 170-176.
- [15] Olivier C, Godsill S J, and Moulines E. An overview of existing methods and recent advances in sequential monte carlo[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2007, 95(5): 899-924.
- [16] Norman C B, Adnan A A, and Peter J M. On approximating the distribution of a sum of independent lognormal random variables[C]. IEEE WESCANEX 93: Communications, Computers and Power in the Modern Environment, Saskatoon, 1993: 72-79.
- [17] Norman C B and Qiong X. An optimal lognormal approximation to lognormal sum distributions[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2004, 53(2): 479-489.
- 夏双志: 男, 1984年生, 博士生, 研究方向为认知雷达、雷达信号检测、目标跟踪等.
- 戴奉周: 男, 1978年生, 博士, 讲师, 研究方向为雷达信号处理与检测.
- 刘宏伟: 男, 1971年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为雷达信号处理、MIMO 雷达、雷达目标识别、自适应信号处理、认知雷达等.