

doi: 10.3969/j.issn.0490-6756.2017.06.016

# 基于CRPF的MIMO雷达目标检测前跟踪算法

秦文利, 李玉翔, 郑娜娥

(解放军信息工程大学导航与空天目标工程学院, 郑州 450001)

**摘要:** 在对机动弱目标进行检测过程中, 由于回波信号含有杂波、干扰等噪声, 其统计特性未知, 难以对回波信号进行数学建模, 无法得到后验概率密度函数, 传统的粒子滤波算法性能大幅下降. 针对此问题, 提出了基于代价参考粒子滤波的MIMO雷达目标检测前跟踪算法. 该算法无需背景噪声的统计特性, 只需利用目标状态的估计值与真实值之间的差值计算各粒子的代价和权值, 避免了通过对噪声进行建模来求得后验概率密度的问题. 实验仿真证明, 当噪声统计特性未知时, 所提算法检测跟踪性能明显优于传统粒子滤波算法.

**关键词:** 多输入多输出(MIMO)雷达; 代价参考; 粒子滤波; 检测前跟踪

**中图分类号:** TN958 **文献标识码:** A **文章编号:** 0490-6756(2017)06-1222-07

## A tracking before detecting algorithm based on CRPF with MIMO radar

QIN Wen-Li, LI Yu-Xiang, ZHENG Na-E

(Institute of Navigation and Space Target Engineering, Information Engineering University, Zhengzhou 450000, China)

**Abstract:** In the detection of maneuvering weak targets, the statistical characteristics are unknown and the echo signal is difficult to model for the clutter and interference in the echo signal, so the posterior probability density function can't be obtained and the performance of traditional particle filter algorithm decreases. Aiming at this problem, target detection before track algorithm with MIMO radar based on cost reference particle filter. The algorithm does not require of the statistical characteristics of the background noise. The difference between the true value and the estimated value of the target state is used to calculate the cost and weight of each particle, the posterior probability density doesn't require the model of noise. Simulation results show that the proposed algorithm is superior to the traditional particle filter algorithm when the noise statistics are unknown.

**Keywords:** MIMO radar; Cost reference; Particle filter; Tracking before detecting

## 1 引言

MIMO雷达在对机动弱目标的探测过程中, 由于回波信号的信噪比低, 且目标存在机动性, 导致雷达对目标的检测与跟踪十分困难<sup>[1,2]</sup>. 为提高回波信号的信噪比, 可以利用增加观测时间以达到积累增益, 但是目标的机动性导致无法用简单匹配滤波模型进行相干积累. 因此, 我们需要用一个复

杂的分段模型来描述目标的机动性. 基于粒子滤波(Particle Filter, PF)的检测前跟踪算法(Track Before Detection, TBD)是解决上述难题的有效方法.

基于PF的TBD算法通过大量带有权值的粒子近似推导目标的后验概率密度, 通过状态转移和观测方程进行状态预测和粒子更新, 实现基于贝叶斯理论的递推滤波<sup>[3]</sup>. 该算法适合处理非线性、非

收稿日期: 2016-09-28

基金项目: 国家 863 计划项目(2012AA01A502, 2012AA01A505)

作者简介: 秦文利(1991-), 男, 硕士生, 研究方向为 MIMO 雷达目标检测. E-mail: 1119320053@qq.com

高斯问题,但算法要求噪声的统计特性已知.对于MIMO雷达的一个分辨单元,雷达接收的信号含有目标反射的雷达信号、杂波、相干信号以及噪声,在检测之前,虽然进行干扰抑制和杂波消除,但仍然存在部分干扰、杂波以及噪声,另外,动态系统还会产生动态噪声,这就使得基于PF的TBD算法的检测性能大幅下降.近年来,一些学者提出了基于代价参考的粒子滤波算法(Cost-reference Particle Filter, CRPF)<sup>[4]</sup>,该算法应用于传统单个阵元的雷达中,通过定义与系统统计特性和测量噪声无关的代价和风险进行目标状态估计,从而达到可以处理动态特性未知的非线性系统目标状态估计问题.

本文针对MIMO雷达在噪声统计特性未知条件下对机动弱目标的检测与跟踪问题,推导了基于CRPF的TBD检测器,该检测器包含两步,(1)通过CRPF估计出连续的系统状态,由估计出的状态序列和实时的测量数据可以构造一组新的检验统计量,该统计量可以定义为似然比函数.(2)由新的检验统计量进行信号检测.实验仿真证明,在噪声统计特性已知的条件下,CRPF检测器的检测性能与文献[5,6]中两个PF检测器性能相当,在统计特性未知的情况下,由于PF检测器要求假设噪声服从某种分布特性,错误的分布特性导致检测性能下降,因此CRPF检测器的检测性能要优于PF检测器.

## 2 信号模型

本文考虑有 $I$ 个发射天线和 $J$ 个接收天线组成的MIMO雷达系统,坐标分别为 $(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, I$ 和 $(x_j, y_j), j=1, 2, \dots, J$ .目标所在的监视区域为长方形,坐标为 $(x, y)$ ,大小为 $dx$ 和 $dy$ .为满足空间分集的条件,需满足条件 $d > \frac{\lambda R}{D}$ ,其中, $d$ 为阵元间距, $\lambda$ 为信号波长, $R$ 为目标到阵元的距离, $D$ 为目标的有效长度.这里假设目标是由均匀散布在 $\left[x - \frac{dx}{2}, x + \frac{dx}{2}\right] \times \left[y - \frac{dy}{2}, y + \frac{dy}{2}\right]$ 区域中的散射系数独立同分布的散射体组成,位于 $(x + \alpha, y + \beta)$ 的散射体的散射密度表示为 $\zeta(\alpha, \beta), (\alpha, \beta) \in [-dx, dx] \times [-dy, dy]$ ,且满足 $E\{|\zeta(\alpha, \beta)|^2\} = \left(\frac{1}{dxdy}\right)$ .

第 $i$ 个发射天线发射的窄带信号为 $s_i(t)$ ,目

标所在监视区域的坐标为 $(x, y)$ ,第 $j$ 个接收天线接收第 $i$ 个发射天线的信号为

$$r_{ij}(t) = \sqrt{\frac{E}{M}} \alpha_{ij} s_i(t - \tau) + w(t) \quad (1)$$

其中, $E$ 表示接收天线接收发射信号的总能量, $\alpha_{ij} \sim CN(0, 1)$ 表示目标的散射系数, $\tau$ 表示第 $i$ 个发射天线发射的信号经目标到第 $j$ 个接收天线的延迟, $w(t)$ 为噪声.则经匹配滤波后,接收信号可以表示为

$$r_{ij}(t) = \alpha_{ij} g_{ij}(x_k) + w(t) \quad (2)$$

其中, $g_{ij}(x_k)$ 表示信号由第 $i$ 个发射天线经目标至第 $j$ 个接收天线延迟的非线性函数.

## 3 基于CRPF的TBD检测器

目前,Kalman滤波、PF和CRPF可以处理不同噪声环境下动态系统中的目标状态估计和跟踪问题,相关的动态系统如下.

$$\begin{cases} x_k = f_{k-1}(x_{k-1}) + v_{k-1} \\ z_k = h_k(x_k) + w_k \end{cases} \quad (3)$$

其中, $x_k$ 和 $v_k$ 分别是 $k$ 时刻系统的状态矢量和观测值, $f_{k-1}$ 是状态转移函数, $h_k$ 表示由状态 $x_k$ 到测量值的映射函数. $v_k$ 和 $w_k$ 分别是系统噪声和观测噪声.当动态系统是线性的,即状态转移和观测公式是线性的,系统噪声和观测噪声是服从高斯分布的,Kalman滤波可以根据观测数据的平均值和协方差的估计值实时推导状态的后验概率密度<sup>[7,8]</sup>.当动态系统为非线性的,但噪声统计特性已知时,粒子滤波可以通过自适应权重和重采样估计出状态的后验概率密度.在统计特性未知的动态系统中,目标状态的后验概率密度很难得到解析,近些年来,代价参考粒子滤波被提出,旨在解决动态系统中的统计特性未知问题.本文推导了基于CRPF的MIMO雷达检测前跟踪算法,以下是算法推导过程.

### 3.1 基于代价参考粒子滤波的状态估计

在统计特性未知的动态系统中,系统噪声和观测噪声的统计特性都是未知的或者十分复杂,难以用简单的概率模型描述,在这种情况下,即使目标状态已知,但其后验概率密度仍然很难得到解析式.文献[4]提出了粒子风险和代价参考,并将粒子风险和代价的实时可选择性更新引进到状态估计中,而不是后验概率密度的更新.

跟Kalman滤波和PF类似,CRPF利用观测序列 $\{z_1, z_2, \dots, z_k\}$ 来估计动态系统(3)中的状态

序列  $\{\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_k\}$ . CRPF 算法对目标进行估计需要四个连续的步骤,假设初始状态空间为  $\Omega_0$ ,粒子的数量为  $N$ ,具体步骤如下.

**Step 1 初始化:** 产生初始粒子序列  $\{x_0^1, x_0^2, \dots, x_0^N\} \in \Omega_0$ ,该序列可以按照某种概率分布从  $\Omega_0$  中随机产生或者有规则地采样产生,每个粒子的初始代价  $c_0^N = 0$ ,序列  $\Theta_0 = \{(x_0^1, c_0^1), (x_0^2, c_0^2), \dots, (x_0^N, c_0^N)\}$  形成了初始的粒子-代价集合.

计算粒子风险和重采样权值:  $k$  时刻粒子的风险是由其代价和  $k + 1$  时刻的观测值决定,定义为

$$r(x_k^n, c_k^n) \equiv \lambda c_k^n + \|z_{k+1} - k_k(f_k(x_k^n))\|_2^{2p} \quad (4)$$

其中,  $0 \leq \lambda \leq 1$ , 表示遗忘因子,  $\|z_{k+1} - k_k(f_k(x_k^n))\|_2^{2p}$  是增量代价,这里假设  $x_k^n$  是第  $k$  时刻的真实状态,当  $\lambda = 0$  时,风险仅由增量代价决定,是无记忆的,当  $\lambda = 1$  时,前一时刻的代价将全部累积到下一时刻,风险是全记忆的,当  $0 < \lambda < 1$  时,先前时刻的风险将逐渐被遗忘.在状态估计过程中,粒子的风险越小越重要.由  $k$  时刻的所有粒子的风险,我们设计重采样权重

$$\mu(x_k^n, c_k^n) \equiv \frac{r^{-1}(x_k^n, c_k^n)}{\sum_{m=1}^N r^{-1}(x_k^m, c_k^m)} \quad (5)$$

**Step 2 重采样:** 与文献[9]中粒子滤波的重采样算法相类似,利用(5)式的重采样权值选取重采样粒子  $\{\tilde{x}_k^1, \tilde{x}_k^2, \dots, \tilde{x}_k^N\} \in \Omega_k$ ,不同的是,重采样前每个粒子的代价被添加到重采样的粒子中,形成新的粒子-代价集合  $\Theta_k = \{(\tilde{x}_k^n, \tilde{c}_k^n), n=1, 2, \dots, N\}$

**Step 3 粒子更新:** 从粒子集合  $\Theta_k$  中产生第  $k + 1$  时刻的粒子,对于每个粒子  $(\tilde{x}_k^n, \tilde{c}_k^n) \in \Theta_k$ ,  $k + 1$  时刻的粒子  $(\tilde{x}_{k+1}^n, \tilde{c}_{k+1}^n)$  产生如下.

$$\begin{cases} x_{k+1}^n \sim \mathbb{N}(f_k(\tilde{x}_k^n), \sigma^2) \\ c_{k+1}^n = \lambda c_k^n + \|z_{k+1} - h_k(x_{k+1}^n)\|_2^{2p} \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $\mathbb{N}(m, \text{diag}(\sigma_1^2, \sigma_1^2, \dots, \sigma_M^2))$  表示多维高斯分布,其均值为  $m$ ,协方差矩阵为  $\text{diag}(\sigma_1^2, \sigma_1^2, \dots, \sigma_M^2)$ .

重复步骤 Step1~Step3,直至  $k = K$ ,粒子、代价及其重采样权值每一时刻都会得到更新,由此得到每一时刻的平均代价状态估计或者最小代价状态估计:

$$\begin{aligned} \hat{x}_k^{\text{mean}} &= \sum_{n=1}^N x_k^n \mu\{x_k^n, c_k^n\}, \hat{x}_k^{\text{min}} = x_k^{n_0}, \\ n_0 &= \arg \min_k \{c_k^n, k = 1, 2, \dots, N\} \end{aligned} \quad (7)$$

需要注意的是,当系统噪声和观测噪声的统计

特性已知时,PF 的估计性能要优于 CRPF,因为 CRPF 没有充分利用噪声的统计特性;对于系统噪声和观测噪声的统计特性未知的情形,PF 只能假设噪声服从某种分布才能应用,如果假设的噪声分布与真实分布不同,会导致其估计性能明显恶化,不同的是,CRPF 的估计性能不受统计特性的影响,因此这种情况下 CRPF 的估计性能要优于 PF.

### 3.2 基于 CRPF 的 TBD 信号检测算法

不同于式(3)中的状态估计问题,信号检测问题可以简化为二元假设问题:

$$\begin{cases} H_0: z_k = w_k, k=1, 2, \dots, K \\ H_1: z_k = s_k + w_k, k=1, 2, \dots, K \end{cases} \quad (8)$$

其中,信号  $s = [s_1, s_2, \dots, s_K]$  满足动态公式

$$\begin{cases} x_k = f_{k-1}(x_{k-1}) + v_{k-1} \\ s_k = h_k(x_k) \end{cases} \quad (9)$$

其中,假设观测噪声  $w_k$  是相互独立的,  $h_k(x_k) = \alpha_k g_k(x_k)$ .

不同噪声条件下,检测问题的分析不同,具体分析如下.

(1) 样假设  $w_k$  的概率密度函数已知,状态  $x_k$  也是已知的,系统噪声不存在,这种情况下,待测信号是确定的,表示为

$$s = g(t; x_1, x_2, \dots, x_K) = [h_1(x_1), h_2(x_2), \dots, h_K(x_K)] \quad (10)$$

利用对数似然比检测信号,表示为

$$\begin{aligned} \xi_{LRT}(Z) &= \log \left\{ \frac{p(Z|H_1)}{p(Z|H_0)} \right\} = \\ &= \log \left\{ \frac{\prod_{k=1}^K p_k(z_k - h_k(x_k))}{\prod_{k=1}^K p_k(z_k)} \right\} = \\ &= \sum_{k=1}^K \{ \log(p_k(z_k - h_k(x_k))) - \log(p_k(z_k)) \} \end{aligned} \quad (11)$$

其中,  $Z = [z_1, z_2, \dots, z_k]$ ,  $p_k(z)$  是  $w_k$  的概率密度函数.

(2) 当状态  $\{x_1, x_2, \dots, x_K\}$  是未知的且由观测数据进行估计,其广义似然比 (Generalized Likelihood Ratio Test, GLRT) 检测可以表示为

$$\begin{aligned} \xi_{GLRT}(Z) &= \\ &= \sum_{k=1}^K \{ \log(p_k(z_k - h_k(\hat{x}_k))) - \log(p_k(z_k)) \} \\ [\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_K] &= \Phi(z_1, z_2, \dots, z_K) \end{aligned} \quad (12)$$

状态可以通过 Kalman 滤波或 PF 估计.由于状态估计或跟踪需要在检测前完成,所以该算法成为检测前跟踪技术.

(3) 当动态系统的统计特性未知的情况下, 即系统噪声和观测噪声都是未知的, 式(12)中 TBD 检测器无法工作, 在  $H_0$  和  $H_1$  的假设下, 需要利用观测数据的差值而不是概率密度的对数, 即

$$\log(p_k(z_k - h_k(\hat{x}_k))) \Rightarrow -\|z_k - h_k(\hat{x}_k)\|_{\frac{2}{2}^p}$$

$$\xi_{CRPF}(Z) = \sum_{k=1}^K (\|z_k\|_{\frac{2}{2}^p} - \|z_k - h_k(\hat{x}_k)\|_{\frac{2}{2}^p}) = \begin{cases} \sum_{k=1}^K (\|h_k(x_k) + w_k\|_{\frac{2}{2}^p} - \|h_k(x_k) + w_k - h_k(\hat{x}_k)\|_{\frac{2}{2}^p}), & \text{uhder } H_1 \\ \sum_{k=1}^K (\|w_k\|_{\frac{2}{2}^p} - \|w_k - h_k(\hat{x}_k)\|_{\frac{2}{2}^p}), & \text{uhder } H_0 \end{cases} \quad (15)$$

其中,  $x_k$  是目标真实状态;  $\hat{x}_k$  为估计状态. 式(15)就是针对动态系统中统计特性未知的信号检测问题设计的 CRPF 检测器, 由  $K$  时刻的观测值  $Z$  可以计算出检验统计量, 若超过门限  $T$ , 则信号存在, 否则信号不存在. 由于系统噪声和观测噪声的统计特性未知, 所以门限  $T$  必须经过 Monte Carlo 实验达到要求的虚警概率.

在以下几种特殊条件下, 基于 CRPF 的 TBD 检测器是广义似然比 GLRT 检测器的扩展. 当观测噪声在  $K$  时刻内是零均值且具有相同的协方差矩阵的复高斯白噪声矢量时,  $p = 1$  的基于 CRPF 检测器就是 GLRT 检测器. 在这种情形下

$$p_k(w_k) = \frac{1}{\pi^M \sigma_w^{2M}} \exp\left(-\frac{\|w_k\|_{\frac{2}{2}^2}}{\sigma_w^2}\right) \quad (16)$$

其中,  $M$  是观测数据矢量  $z_k$  的维数. 将式(16)带入式(12), 很容易发现  $p = 1$  的检验统计量  $\xi_{CRPF}$  正比于 GLRT 统计量.

当观测噪声是广义复高斯矢量, 其形状参数  $\nu > 0$ , 标准差  $\sigma_w^{[10]}$ ,  $p = \nu$  的 CRPF 检测器相当于 GLRT 检测器, 这种条件下

$$p_k(w_k) = \frac{\beta(\nu)}{\sigma_w^{M/2}} \exp\left(-\left(\eta(\nu) \frac{\|w_k\|_{\frac{2}{2}^2}}{\sigma_w^2}\right)^\nu\right), \nu > 0$$

$$\beta(\nu) = \frac{\nu \Gamma(\nu)}{\pi \Gamma^2(1/\nu)}, \eta(\nu) = \frac{\Gamma(2/\nu)}{2 \Gamma(1/\nu)} \quad (17)$$

将式(17)带入式(12),  $p = \nu$  的检验统计量  $\xi_{CRPF}$  正比于 GLRT 统计量. 在很多粒子系统中, 可以用广义高斯分布将噪声建模. 当动态系统中的未知噪声经过广义复高斯处理并且取得相应的参数  $p$ , CRPF 检测器可以达到接近于 GLRT 检测器的性能. 事实上, 由于噪声的统计特性未知, 参数  $p$  可以经过多次实验后凭经验选取.

虽然, 在一些特殊情况下,  $p$  取特殊值的

$$\log(p_k(z_k)) \Rightarrow -\|z_k\|_{\frac{2}{2}^p} \quad (13)$$

状态序列可以用 CRPF 估计

$$(\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_K) = CRPF(z_1, z_2, \dots, z_K) \quad (14)$$

因此, 我们可以获得基于 CRPF 的检验统计量和对应的检测器

CRPF 检测器的检验统计量与其 GLRT 的检验统计量相同, 但是检验统计量得到的方法是不一样的. CRPF 检测器是利用观测数据与估计值之间的差值, 不需要噪声的统计信息, 而似然比检测是基于二元假设  $H_0$  和  $H_1$  下估计的似然函数, 需要已知噪声的统计模型.

### 3.3 基于 CRPF 的 TBD 算法在 MIMO 雷达中的应用

设目标状态为  $x_k = [x_k, \dot{x}_k, y_k, \dot{y}_k]$ , 其转移模型为

$$x_k = \begin{bmatrix} 1 & \Delta T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \Delta T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} x_{k-1} + v_k \quad (18)$$

其中,  $\Delta T$  是两帧之间的时间间隔;  $v_k$  是转移噪声, 是  $4 \times 1$  矢量.

目标检测单个接收信号的二元假设为

$$\begin{cases} H_0: z_{ij,k} = w_k, k \in 1, 2, \dots, K \\ H_1: z_{ij,k} = h_{ij}(x_k) + w_k = \alpha_{ij} g_{ij}(x_k) + w_k \end{cases} \quad (19)$$

式(4)中的风险和式(6)中的代价以及式(15)中的检验统计量建模如下.

$$\begin{aligned} \text{Risk}\{(x_k^n, c_k^n)\} &= \\ \lambda c_k^n + \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (\|z_{ij,k+1} - h_{ij}(f_k(x_k^n))\|_{\frac{2}{2}^2})^p &= \\ \lambda c_k^n + \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (\|z_{ij,k+1}\|_{\frac{2}{2}^2} + & \\ \|h_{ij}(f_k(x_k^n))\|_{\frac{2}{2}^2} - 2|z_{ij,k+1}^H h_{ij}(f_k(x_k^n))|)^p & \end{aligned} \quad (20)$$

$$c_{k+1}^n = \lambda c_k^n + \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (\|z_{ij,k+1}\|_{\frac{2}{2}^2} +$$

$$\|h_{ij}(x_{k+1}^n)\|_2^2 - 2|z_{ij,k+1}^H h_{ij}(x_{k+1}^n)|)^p \quad (21)$$

$$\xi_{CRPF}(Z) = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (\|z_{ij,k}\|_2^{2p} - \|z_{ij,k} - h_{ij}(\hat{x}_k^n)\|_2^{2p} = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (\|z_{ij,k}\|_2^{2p} - (\|z_{ij,k}\|_2^2 + \|h_{ij}(\hat{x}_k^n)\|_2^2 - 2|z_{ij,k}^H h_{ij}(\hat{x}_k^n)|))) \quad (22)$$

其中,上标  $H$  表示共轭转置.

式(20)~式(22)构成了 MIMO 雷达基于 CRPF 的 TBD 检测器,MIMO 雷达就可以对接收信号进行长时间的积累,从而实现在统计特性未知的情况下对机动弱目标的检测与跟踪.

### 4 实验仿真与分析

假设目标在  $1000 \times 1000$  的二维平面内作机动运动,目标的初始位置为  $[100,200]^T$ ,速度为  $[11,10]^T$ , $K$  取值 20,分布式 MIMO 雷达包含 2 个发射天线和 3 个接收天线.在给定的场景下,仿真产生 MIMO 雷达  $2 \times 3$  个接收通道的信号.目标的运动模型文献[11,12]已给出,其中  $v_k$  是零均值高斯白噪声,其协方差矩阵为

$$Q = \begin{pmatrix} \frac{\sigma}{3} \Delta T^3 & \frac{\sigma}{2} \Delta T^2 & 0 & 0 \\ \frac{\sigma}{2} \Delta T^2 & \sigma \Delta T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{\sigma}{3} \Delta T^3 & \frac{\sigma}{2} \Delta T^2 \\ 0 & 0 & \frac{\sigma}{2} \Delta T^2 & \sigma \Delta T \end{pmatrix} \quad (23)$$

其中, $\sigma = 1.5$  表示目标机动性的大小.

在第一个实验中,设观测噪声为已知的零均值复高斯白噪声,对比 CRPF 检测器与文献[5,6]中的 PF 检测器.设观测噪声的方差为  $\sigma_w^2$ ,则接收信号的信噪比定义为

$$SNR = 10 \log_{10} \left( \frac{\alpha^2}{\sigma_w^2} \right) \quad (24)$$

文献[5]中给出了目标的存在概率,把存在概率的平均值作为检验统计量.三个检测器的虚警概率设为 0.001,虚警概率的门限由 100000 次仅有观测噪声的 Monte-Carlo 实验决定,每个 SNR 值,进行 1000 次实验计算检测概率.

图 1 是粒子数  $N = 2000$  时三种检测器的检测概率随信噪比的变化情况,图 2 是  $SNR = 5\text{dB}$  时,两种 PF 算法和本文算法跟踪效果图,图 3 是三种算法跟踪误差随信噪比的变化情况.由图 1~图 3 可以看出,文献[6]中的粒子滤波器性能最好,  $p =$

1 的 CRPF 检测器虽然没有利用噪声的统计特性,但其性能仍然接近于文献[6]中的粒子滤波器性能,文献[5]中的 PF 检测器性能最差,该算法优势在于计算复杂度小,粒子的选取依靠接收信号傅里叶频谱的峰值决定,这就造成其存在概率的平均值不一定是二元判决的最佳检验统计量.

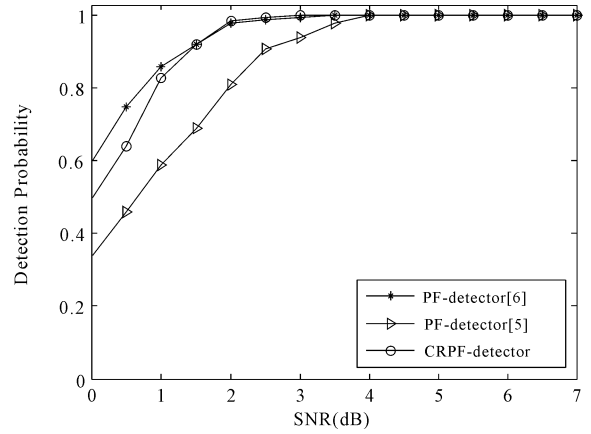


图 1 不同 SNR 下的检测概率  
Fig. 1 Detection probability with different SNR

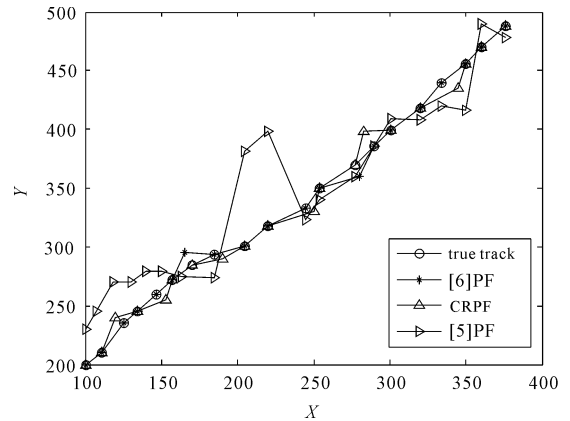


图 2 三种算法的跟踪效果  
Fig. 2 The track of three algorithms

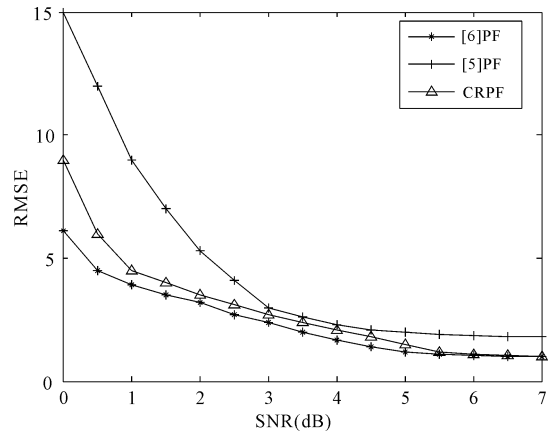


图 3 三种算法的跟踪误差  
Fig. 3 The track RMSE of three algorithm

在第二个实验中, 观测噪声为形状参数  $v = 0.5$  的零均值广义复高斯随机数<sup>[13]</sup>, 假设噪声的统计特性未知. 由于两个 PF 检测器需要噪声统计特性, 本文假设噪声为零均值复高斯白噪声, 方差由文献[14]中的绝对中位差估计器对时间序列傅里叶变换进行估计得到. CRPF 检测器中检验统计量的参数  $p$  取值 1, 在实验一的条件下, 三个检测器的检测跟踪性能如图 4~图 6. 可以看出, 由于 CRPF 检测器无需噪声统计特性, 其性能最好, 而两个 PF 检测器由于假设噪声的统计特性与真实噪声的统计特性不匹配, 所以其检测性能明显下降, 证明了 CRPF 检测器能够有效处理噪声统计特性未知的情况.

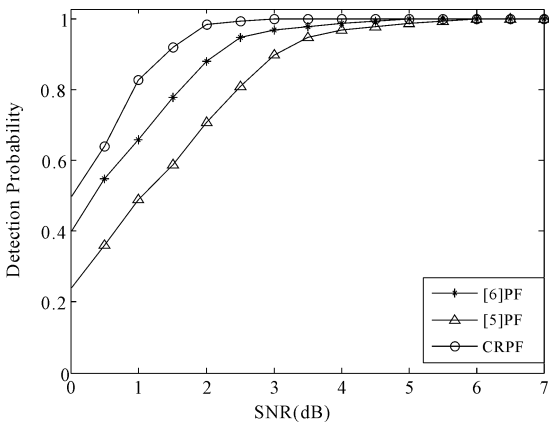


图 4 不同 SNR 下的检测概率

Fig. 4 Detection probability with different SNR

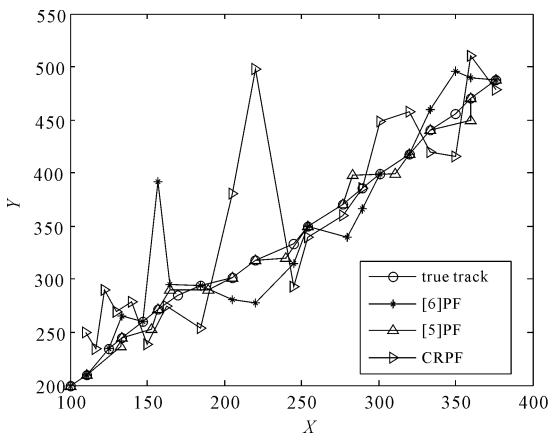


图 5 三种算法的跟踪效果

Fig. 5 The track of three algorithms

从上文的分析可以看出, 当  $p = v = 0.5$  时, 对于形状参数为 0.5 的广义高斯白噪声, CRPF 检测器的性能最佳, 因为此时 CRPF 检测器等同于 GL-RT 检测器. 对于统计特性未知的噪声, 我们希望 CRPF 检测器对参数  $p$  不敏感. 实验三验证了不同

参数下 CRPF 检测器的检测性能. 对于形状参数  $v = 0.5$  的广义高斯噪声, 当  $p = 0.25, 0.5, 0.75, 1$ , 粒子数  $N = 2000$ , 虚警概率为 0.001 时检测性能如图 7; 当  $p = 0.5, v = 0.25, 0.5, 0.75, 1$  时, 检测性能结果如图 7.

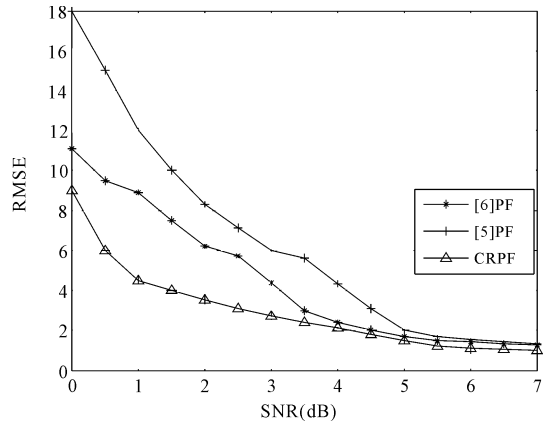


图 6 三种算法的跟踪误差

Fig. 6 The track RMSE of three algorithm

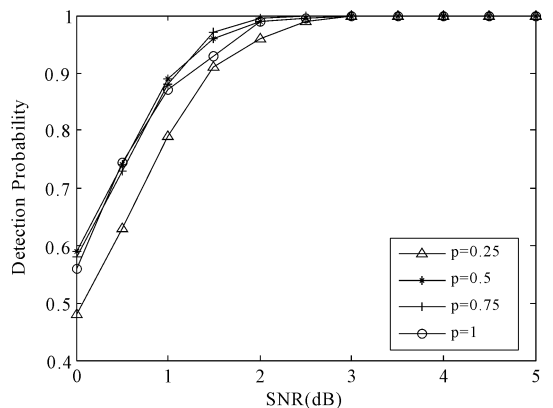


图 7 不同 p 值下的检测概率

Fig. 7 Detection probability of different p

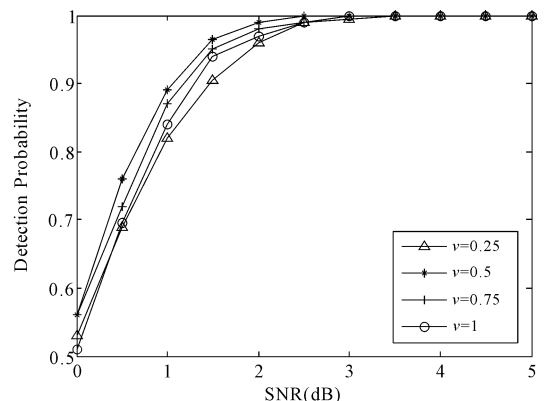


图 8 不同 v 值下的检测概率

Fig. 8 Detection probability of different v

由此可以看出, 当  $p = v$  时, CRPF 检测器才

能实现最好的检测性能,当两者不匹配时,检测性能会下降,但这个损失在可承受范围内.这就说明拥有可调参数(如  $p = 0.5$  或 1)的 CRPF 检测器在形状参数  $v$  不可调的情况下仍能表现出很好的检测性能.

## 5 结 论

在机动弱目标的检测过程中,由于回波信号中含有噪声、杂波、干扰等,很难对其进行建模,传统的粒子滤波性能将会大幅下降.鉴于此,本文提出了基于 CRPF 的 TBD 检测器,该算法无需噪声和杂波的统计特性,利用粒子代价进行目标状态估计.实验仿真证明,在噪声统计特性已知的情况下,CRPF 检测器的检测性能接近于文献[6]中的 PF 检测器,噪声统计特性未知的情况下,CRPF 检测器的检测性能明显优于 PF 检测器.

### 参考文献:

- [1] Zhou S, Liu H. Space-partition-based target detection for distributed MIMO radar[J]. IEEE Trans Aero Electron Sys, 2013, 49: 2717.
- [2] 杨少委,程婷,何子述. MIMO 雷达搜索模式下的射频隐身算法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36: 1017.
- [3] Yu H B, Wang G H, Cao Q, *et al.* A fusion based particle filter TBD algorithm for dim targets[J]. Chinese J Electron, 2015, 24: 590.
- [4] Su H T, Wu T P, Liu H W, *et al.* Rao-blackwellised particle filter based trackbefore-detect algorithm[J]. Signal Proc Let, 2008, 2: 169.
- [5] Boers Y, Driessen H. A particle-filter-based detection scheme[J]. IEEE Signal Proc Let, 2003, 10: 300.
- [6] Ristic B, Arulampalam S, Gordon N. Beyond the kalman filter-particle filters for tracking applications[J]. IEEE Trans Aero Electron Sys, 2004, 19: 37.
- [7] 张睿敏,陈钟,李晓斌. 多目标量化变分滤波贝叶斯 WSN 跟踪定位算法[J]. 四川大学学报:自然科学版, 2015, 52: 1237.
- [8] 谢莉清,何腊梅. 带等式状态约束的集合卡尔曼滤波算法[J]. 四川大学学报:自然科学版, 2015, 52: 958.
- [9] Novey M, Adali T, Roy A. A complex generalized gaussian distribution-characterization, generation, and estimation[J]. IEEE Trans Signal Proc, 2010, 58: 1427.
- [10] Habtemariam B K, Tharmarasa R, Kirubarajan T. Multitarget track before detect with MIMO radars[C]. Montana, USA: IEEE, 2010.
- [11] Gu S, Li K, Ren X, *et al.* Antenna array design in mimo radar using nsk polynomial factorization algorithm[J]. Int J Antenn Propag, 2016, 2016: 1.
- [12] Punithakumar K, Kirubarajan T, Sinha A. A sequential monte carlo probability hypothesis density algorithm for multitarget track-before-detect[J]. Proc SPIE Int Soc Opt Eng, 2005, 5913: 59131s.
- [13] Novey M, Adali T, Roy A. A complex generalized gaussian distribution-characterization, generation, and estimation[J]. IEEE Trans Signal Proc, 2010, 58: 1427.
- [14] Shui P L, Bao Z, Su H T. Nonparametric detection of fm signals using time-frequency ridge energy[J]. IEEE Trans Signal Proc, 2008, 56: 1749.