

基于代价参考粒子滤波器组的检测前跟踪算法

卢 锦* 王 鑫

(陕西科技大学电子信息与人工智能学院 西安 710021)

摘 要: 基于粒子滤波的检测前跟踪方法是检测和估计非线性调频信号的有效方法之一。但此类方法运算量大,难以并行执行。此外,由于粒子滤波算法收敛较慢,基于粒子滤波的检测前跟踪方法的检测和状态估计能力有待提高。针对上述问题,该文首先提出一种代价参考粒子滤波器组。该滤波器组收敛快速,具有完全的并行结构,可快速准确地估计非线性调频信号的瞬时频率。其次,提出基于代价参考滤波器组的检测前跟踪算法,可在给定虚警率下,在各个时刻检测目标和估计目标状态。两类非线性调频信号检测和估计的仿真结果表明,基于代价参考粒子滤波器组的检测前跟踪算法的检测性能、估计性能和运行速率均优于类似的方法,如基于粒子滤波的检测前跟踪方法,基于Rutten粒子滤波的检测前跟踪方法等。

关键词: 非线性调频信号; 检测前跟踪; 瞬时频率估计; 代价参考粒子滤波; 滤波器组

中图分类号: TN911.72; TN951

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2021)10-2815-09

DOI: 10.11999/JEIT210234

Cost-reference Particle Filter Bank Based Track-before-detecting Algorithm

LU Jin WANG Xin

(College of Electronic Information and Artificial Intelligence, Shaanxi University of
Science & Technology, Xi'an 710021, China)

Abstract: Detection and tracking of low signal-to-noise ratio nonlinear frequency modulated signal can be effectively solved by Track-Before-Detecting (TBD) algorithms based on particle filters. However, the algorithms are high in computational complexity and hard to be implemented in parallel. Furthermore, because of the comparatively long convergence processing, the detection and state estimation capabilities of the particle filters based methods are limited. In this paper, a cost-reference particle filter bank is proposed, which does not depend on the distribution of the system and has an entirely parallel structure. Then a detection method based on the cost-reference particle filter bank is proposed. Simulation results of two nonlinear frequency modulated signals detection and estimation illustrate that the propose method has better performance in detection, estimation, and running speed than similar methods, such as particle filter based track-before-detecting algorithm, Rutten particle filter based TBD algorithm.

Key words: Nonlinear frequency modulated signal; Track-Before-Detecting (TBD); Instantaneous frequency curve estimation; Cost-reference particle filter; Filter bank

1 引言

延长观测时间是雷达中检测微弱目标的有效方法。但在较长的观测时间内,目标机动性等给信号积累带来困难。例如,在天波雷达中,在较长的观测时间内,目标处在同一个检测单元内,但转向或

加速等使目标回波具有复杂的调频特性,可模拟为未知的非线性调频信号^[1-4]。此种情况下,长时间信号积累检测微弱目标的问题,即是检测低信噪比的非线性调频信号的问题。

国内外学者提出了很多检测非线性调频信号的方法,从检测结果看,可将这些方法分为两类。第1类,基于非线性调频信号的状态估计结果累积观测数据,通过门限比较实现给定虚警率下的检测。文献[5]中的脊能量检测方法和文献[6]中的时频分布累积方法,都是沿瞬时频率曲线在频域累积观测数据能量实现目标检测。此外,文献[7]基于粒子滤波(Particle Filter, PF)构造观测数据的联合似然比,

收稿日期: 2021-03-22; 改回日期: 2021-08-18; 网络出版: 2021-09-16

*通信作者: 卢锦 lj491216@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(61801281), 陕西省教育厅专项科研计划(17JK0084)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61801281), The Scientific Research Project of Shaanxi Provincial Department of Education (17JK0084)

文献[8,9]基于代价参考粒子滤波(Cost-Reference Particle Filter, CRPF)和FB-CRPF(Forward-Backward CRPF)构造累积代价,也是通过累积观测数据的能量实现目标检测。第2类方法主要是基于PF的检测前跟踪(Track-Before-Detecting, TBD)方法(PF-TBD)[10,11]。此类方法在目标状态向量中增加表示目标存在状态的离散变量,估计各个时刻的目标存在概率,当存在概率大于给定门限时,即判断目标在该时刻存在。

上述两类方法中,第1类方法虽然可提供给定虚警概率下的目标检测,但无法判断目标出现和消失的具体时刻;第2类方法虽然能够判断目标出现和消失的具体时刻,但采用存在概率描述检测能力,较难用常规的检测概率和虚警概率衡量算法性能。

上述两类方法的关键都是非线性调频信号的瞬时频率估计,瞬时频率估计精度与检测能力直接相关。PF类方法用大量带有权值的随机样本近似目标状态的后验概率密度函数,可提供更准确的非线性调频信号瞬时频率估计,广泛应用于雷达信号处理、图像处理等领域[12-16]。但PF类方法的状态估计精度与收敛速度直接相关。通常,非线性调频信号检测问题的先验信息非常有限,导致PF类方法的收敛速度较慢。此外,有限的先验信息要获得较好的估计结果,就需要大量样本,大量的样本必然带来巨大的计算量。而PF类算法的并行化执行一直是一个难题。因而,在先验信息非常有限的情况下,收敛速度和计算复杂度是限制PF类检测方法的主要因素。

针对PF类算法收敛慢和计算复杂度高的问题,本文提出一种具有完全并行结构的CRPF[17,18],即CRPF滤波器组(CRPF bank)。基于CRPF滤波器组的估计结果,分别累积各段观测信号,将各段的累积能量与给定门限比较,实现给定虚警概率下目标在各个时刻的目标检测。仿真结果表明,与现有的PF-TBD方法相比,本文提出的方法检测能力强,运行速率高。

2 代价参考粒子滤波器组

2.1 状态空间模型

以天波雷达为例,假设在观测时间 $t \in [0, T_{\text{ob}}]$ 内,目标处于一个检测单元中。此时目标检测问题可归结为如式(1)的二元假设检验问题

$$\left. \begin{aligned} H_0: z(t) &= w(t), t \in [0, T_{\text{ob}}] \\ H_1: z(t) &= s(t) + w(t), t \in [0, T_{\text{ob}}] \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

若 H_0 成立,则目标不存在,观测 $z(t)$ 仅包含未知的背景噪声 $w(t)$;若 H_1 成立,则目标存在,观测

$z(t)$ 是未知的非线性调频信号 $s(t)$ 与未知的背景噪声 $w(t)$ 的混合,如式(1)所示。目标检测问题就是根据观测 $z(t)$ 来判断 H_0 成立或 H_1 成立。

若采用基于PF的方法处理上述二元假设检验问题,则要先假设 H_1 成立,在此基础上建立状态空间模型来估计目标状态。本文提出的CRPF滤波器组也是一类PF算法,因此需要建立状态空间模型。下面,假设 H_1 成立,将回波信号 $s(t)$ 近似为分段线性调频信号来建立状态空间模型,以估计 $s(t)$ 的瞬时频率。

$s(t)$ 可表示为式(2)的形式, $a(t)$ 表示未知信号的幅度, $\int_0^t f(\tau) d\tau$ 是未知信号的相位, $f(t)$ 表示 $s(t)$ 的瞬时频率。先验信息为 $f(t)$ 及调频率 $r(t) = f'(t)$ 的可能范围,为 $f(t) \in [f_{\min}, f_{\max}] \text{ Hz}$, $r(t) \in [r_{\min}, r_{\max}] \text{ Hz/s}$ 。

$$s(t) = a(t) \exp \left(j2\pi \left(\int_0^t f(\tau) d\tau \right) \right) \quad (2)$$

如文献[8]所示,将 $[0, T_{\text{ob}}]$ 内的观测 $z(t)$ 划分为 K 段等长的子区间 $[(k-1)\Delta T, k\Delta T], k=1, 2, \dots, K$, $\Delta T = \frac{T_{\text{ob}}}{K}$ 。当 $t \in [(k-1)\Delta T, k\Delta T]$ 时,第 k 段子区间的回波信号 $s_k(t)$ 可近似为式(3)所示的线性调频信号。式(3)中 a_k 表示回波幅度, φ_k 表示初始相位, f_k 表示左端频率, r_k 表示调频率。

$$s_k(t) = a_k e^{j\varphi_k} \exp \left(j2\pi f_k (t - (k-1)\Delta T) + j\pi r_k (t - (k-1)\Delta T)^2 \right) \quad (3)$$

由于本文仅关心瞬时频率的估计, a_k 及 φ_k 的估计可忽略。因此,将左端频率 f_k 和调频率 r_k 定义为状态向量 $\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_k = [f_k, r_k]^T$, T 表示转置。此时,观测方程可近似为

$$z_k(t) = s_k(t) + w_k(t) \quad (4)$$

为获得系统方程,将瞬时频率曲线 $f(t)$ 在 $t_0 = (k-1)\Delta T$ 点进行泰勒展开

$$f(t) = \frac{f(t_0)}{0!} + \frac{f'(t_0)}{1!} (t - t_0) + \frac{f''(\xi)}{2!} (t - t_0)^2 \quad (5)$$

式中, $f(t_0) = f_{k-1}, f'(t_0) = r(t_0) = r_{k-1}$ 。令 $t = k\Delta T$,则 $f(t) = f(k\Delta T) = f_k$,代入式(5)可得

$$f_k = f_{k-1} + r_{k-1} \Delta T + 0.5(\Delta T)^2 f''(\xi) \quad (6)$$

其中, $\xi \in [(k-2)\Delta T, (k-1)\Delta T]$ 。对式(5)求导,代入 $t = k\Delta T$ 可得

$$\begin{aligned} r_k &= f'((k-1)\Delta T) \\ &= r_{k-1} + \Delta T f''(\xi) \end{aligned} \quad (7)$$

将未知量 $\Delta T f''(\xi)$ 模拟为零均值的变量 v_k [9]。则由式(6)和式(7)可得系统方程

$$\begin{bmatrix} f_k \\ r_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_{k-1} \\ r_{k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.5\Delta T \\ 1 \end{bmatrix} v_k$$

即

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{A}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{E}v_{k-1} \quad (8)$$

在实际应用中, 对观测 $z(t)$ 以采样时间 t_s 进行采样。令 $\Delta T = Lt_s$, 则式(4)中的观测 $z_k(t)$ 、回波信号 $s_k(t)$ 及噪声 $w_k(t)$ 均成为 L 维的向量, 分别记为 $\mathbf{z}_k, \mathbf{s}_k, \mathbf{w}_k$ 。此时, 状态空间模型维可记为

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{A}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{E}v_{k-1} \quad (9)$$

$$\mathbf{z}_k = a_k e^{j\varphi_k} \mathbf{h}(\mathbf{x}_k) + \mathbf{w}_k \quad (10)$$

式中, $\mathbf{h}(\mathbf{x}_k) = \exp(j2\pi f_k t_s \mathbf{L} + j\pi r_k (t_s \mathbf{L})^2)$, $\mathbf{L} = [0, 1, \dots, L-1]$ 。

基于式(9)和式(10)的状态空间模型, 非线性调频信号的瞬时频率曲线估计问题转化为从观测序列 $\mathbf{Z}_K = \{\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_K\}$ 中估计状态序列 $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_K\}$ 。基于状态估计结果和观测序列, 可进行目标检测。

2.2 CRPF滤波器组的结构

基于2.1节的分段调频信号状态空间模型, 本节提出CRPF滤波器组来快速、准确地估计非线性调频信号的瞬时频率。图1是CRPF滤波器组的基本结构, 包括 M 个并行的CRPF, 每个CRPF采用相同的状态空间模型, 如式(9)、式(10)所示, 但先验信息不同。

图1中, $f_{0,m}$ 表示第 m 个CRPF在初始时刻的多普勒频率; CRPF-1, CRPF-2, ..., CRPF- M 表示并行的 M 个CRPF; $\hat{\mathbf{X}}_1, \hat{\mathbf{X}}_2, \dots, \hat{\mathbf{X}}_M$ 表示各个CRPF的状态估计结果; $C_{\text{sum}}^1, C_{\text{sum}}^2, \dots, C_{\text{sum}}^M$ 表示各个CRPF的累积代价; $\hat{\mathbf{X}}_{m_{\min}}$ 表示CRPF滤波器组的估计结果。CRPF滤波器组包含以下4个步骤:

(1) 从先验多普勒频率范围 $[f_{\min}, f_{\max}]$ 中均匀采样作为第 m 个CRPF的初始时刻的多普勒频率, 即 $f_{0,m} \sim U[f_{\min}, f_{\max}]$, $U[f_{\min}, f_{\max}]$ 表示 $[f_{\min}, f_{\max}]$

内的均匀分布, 为第 m 个CRPF设计更精确的先验信息。

(2) 将第 m 个CRPF的先验信息和观测序列 $\mathbf{Z}_K$ 输入第 m 个CRPF, 获得第 m 个CRPF的估计结果 $\hat{\mathbf{X}}_m$ 。

(3) 基于 $\hat{\mathbf{X}}_m$, 计算第 m 个CRPF的累积代价 C_{sum}^m 。

(4) 比较 M 个CRPF的累积代价, 将累积代价最小的CRPF的估计结果作为CRPF滤波器组的估计结果。

显然, 步骤(1)—步骤(3)可并行执行。因此, CRPF滤波器组的运行时间 T_{total} 为

$$T_{\text{total}} = T_{\text{initial}} + T_{\text{CRPF}} + T_{\text{compare}} \quad (11)$$

式中, T_{initial} 表示计算第 m 个CRPF的更精确的先验信息的计算时间, T_{CRPF} 表示第 m 个CRPF的运行时间, T_{compare} 表示比较 M 个累积代价的时间。

2.3 计算详细的先验信息

那么如何为第 m 个CRPF设计更精确的先验信息呢? 本节详述此问题。

从式(8)的系统方程可得关系

$$\bar{r} = E(r_k) = E(r_{k-1}) \quad (12)$$

式(12)表示在分段线性调频信号的假设下, 调频率的均值 $\bar{r}$ 与时刻无关, $E(r_{k-1})$ 表示计算 r_{k-1} 的均值。

此外, 由式(8)可从多普勒频率估计调频率

$$\begin{aligned} \bar{r} &= \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} E(r_k) = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} E\left(\frac{f_{k+1} - f_k}{\Delta T}\right) \\ &= E\left(\frac{f_K - f_0}{T_{\text{ob}}}\right) \end{aligned} \quad (13)$$

结合先验信息 $f(t) \in [f_{\min}, f_{\max}]$, 由式(13)可得调频率的均值的可能范围为

$$\frac{f_{\min} - f_{\max}}{T_{\text{ob}}} \leq \bar{r} \leq \frac{f_{\max} - f_{\min}}{T_{\text{ob}}} \quad (14)$$

将式(14)中调频率均值的可能范围, 近似为调频率的可能范围, 则与先验信息 $r(t) \in [r_{\min}, r_{\max}]$ 相比, 有以下3种情况:

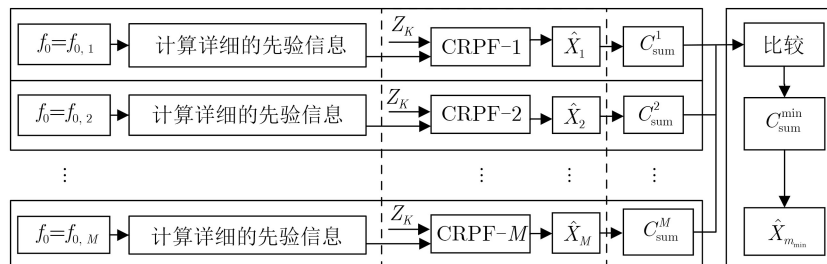


图1 CRPF滤波器组的结构

情况(1) $\frac{|f_{\max} - f_{\min}|}{T_{\text{ob}}} \gg \max(|r_{\min}|, |r_{\max}|)$ 。此时, 若假设 $f_0 = f_{0,m}$, $f_{0,m} \sim U[f_{\min}, f_{\max}]$, 则在第 k 段观测时间 $t_k \in [(k-1)\Delta T, k\Delta T]$ 内, 目标回波的可能频率范围为

$$f_{0,m} + r_{\min}k\Delta T \leq f(t_k) \leq f_{0,m} + r_{\max}k\Delta T \quad (15)$$

情况(2) $\frac{|f_{\max} - f_{\min}|}{T_{\text{ob}}} \approx \max(|r_{\min}|, |r_{\max}|)$ 。此时, 若假设 $f_0 = f_{0,m}$, $f_{0,m} \sim U[f_{\min}, f_{\max}]$, 则目标回波的调频率的范围为

$$\frac{f_{\min} - f_{0,m}}{T_{\text{ob}}} \leq \bar{r} \leq \frac{f_{\max} - f_{0,m}}{T_{\text{ob}}}$$

在第 k 段观测时间 $t_k \in [(k-1)\Delta T, k\Delta T]$ 内, 目标回波的频率的可能范围为

$$\begin{aligned} f_{0,m} + k \frac{f_{\min} - f_{0,m}}{T_{\text{ob}}} \Delta T &\leq f(t_k) \\ &\leq f_{0,m} + k \frac{f_{\max} - f_{0,m}}{T_{\text{ob}}} \Delta T \end{aligned} \quad (16)$$

情况(3) $\frac{|f_{\max} - f_{\min}|}{T_{\text{ob}}} \ll \max(|r_{\min}|, |r_{\max}|)$ 。此时, 将观测时间 $[0, T_{\text{ob}}]$ 划分为 P 段等长的子区间, 如 $[0, T_o], [T_o, 2T_o], \dots, [(p-1)T_o, pT_o], \dots, [(P-1)T_o, PT_o]$, $T_o = \frac{T_{\text{ob}}}{P}$, $p = 1, 2, \dots, P$, 满足 $\frac{|f_{\max} - f_{\min}|}{T_p} \approx \max(|r_{\min}|, |r_{\max}|)$ 。随后, 将每个子观测区间内的回波信号近似为分段线性调频信号, 针对每个子区间内的观测数据建立状态空间, 对每段子空间内的观测数据采用CRPF滤波器组进行状态估计。假设第 p 段子观测区间内, 初始时刻的目标回波频率为 $f_0^p = f_{0,m}^p$, $f_{0,m}^p \sim U[f_{\min}, f_{\max}]$, 则在第 p 段子观测区间内, 目标回波的调频率的可能范围为

$$\frac{f_{\min} - f_{0,m}^p}{T_o} \leq \bar{r} \leq \frac{f_{\max} - f_{0,m}^p}{T_o}$$

相应地, 第 p 段子观测区间内第 k 段观测时刻 $t_k^p \in [(p-1)T_o + (k-1)\Delta T, (p-1)T_o + k\Delta T]$ 的频率范围为

$$\begin{aligned} f_{0,m}^p + k \frac{f_{\min} - f_{0,m}^p}{T_o} \Delta T &\leq f(t_k^p) \\ &\leq f_{0,m}^p + k \frac{f_{\max} - f_{0,m}^p}{T_o} \Delta T \end{aligned} \quad (17)$$

图2比较了3种不同情况下假设的先验信息与原有的先验信息 $f(t) \in [f_{\min}, f_{\max}]$ Hz 的比较, 阴影部分是基于情况(1)至情况(3)获得假设的先验信息。可见, 在分段线性调频信号及具体的初始时刻频率的假设下, 假设的先验信息更详细。

2.4 CRPF滤波器组伪码

本节给出CRPF bank中第 m 个CRPF的伪码, 对应2.3节的情况(1)、情况(2), 以及情况(3)的第 p 段子观测区间。

(1) 初始化。在 $k=0$ 的初始时刻, 初始化第 m 个CRPF的样本和代价为 $\{\mathbf{x}_0^i, C_0^i = 0\}_{i=1}^N$, 其中 $\mathbf{x}_0^i = [f_{0,m}, r_0^i]^T$, $f_{0,m} \sim U[f_{\min}, f_{\max}]$, r_0^i 由式(15)、式(16)或式(17)表示的区间均匀采样获得, N 表示样本数。

(2) 重采样。在 k 时刻, 从更新样本-代价集合 $\{\mathbf{x}_{k-1}^i, C_{k-1}^i\}_{i=1}^N$ 中以权重 $\mu(\mathbf{x}_{k-1}^i, C_{k-1}^i)$ 重采样, 获得重采样的样本-代价 $\{\tilde{\mathbf{x}}_{k-1}^j, \tilde{C}_{k-1}^j\}_{j=1}^N$ 。对于CRPF, 当且仅当 $\tilde{\mathbf{x}}_{k-1}^j = \mathbf{x}_{k-1}^i$ 时, $\tilde{C}_{k-1}^j = C_{k-1}^i$ 。 $\mu(\mathbf{x}_{k-1}^i, C_{k-1}^i)$ 的计算如下所示, 式中参数 q 取正整数^[9]。其中, 上角标“H”表示矩阵的转置。

$$\mu(\mathbf{x}_{k-1}^i, C_{k-1}^i) = \frac{\tilde{\mu}(\mathbf{x}_{k-1}^i, C_{k-1}^i)}{\sum_{j=1}^N \tilde{\mu}(\mathbf{x}_{k-1}^j, C_{k-1}^j)} \quad \left. \begin{aligned} \tilde{\mu}(\mathbf{x}_{k-1}^i, C_{k-1}^i) &= \left(C_{k-1}^i + \frac{|\mathbf{z}_k(\mathbf{h}(\mathbf{A}\mathbf{x}_{k-1}^i))^\text{H}|^2}{\|\mathbf{h}(\mathbf{A}\mathbf{x}_{k-1}^i)\|_2^2} \right)^{-q} \end{aligned} \right\} \quad (18)$$

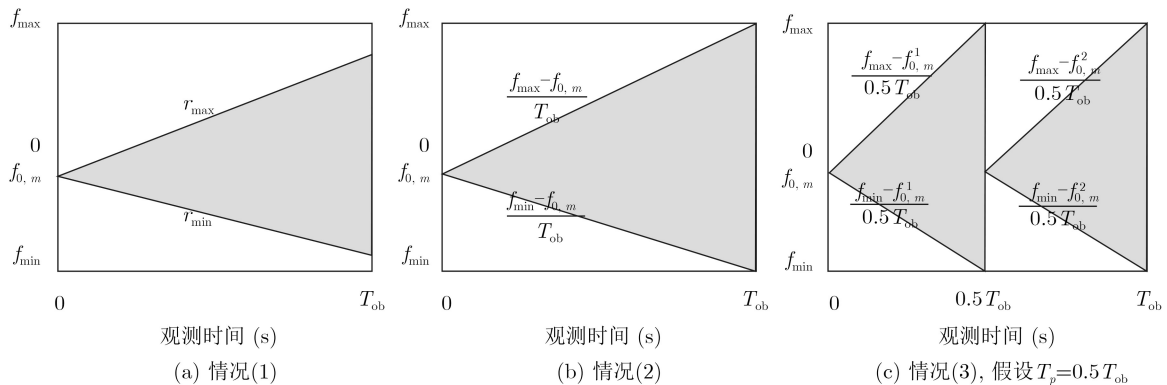


图2 假设的先验信息与原始先验信息的对比

(3) 更新。从重采样得到的样本-代价集合 $\{\tilde{\mathbf{x}}_{k-1}^j, \tilde{C}_{k-1}^j\}_{j=1}^N$ 获得 k 时刻的更新样本-代价集合 $\{\mathbf{x}_k^j, C_k^j\}_{j=1}^N$:

$$\mathbf{x}_k^j \sim \mathcal{N}(\mathbf{A}\tilde{\mathbf{x}}_{k-1}^j, \mathbf{E}\sigma)$$

$$C_k^j = \tilde{C}_{k-1}^j + \|\mathbf{z}_k\|_2^2 - \frac{\left| \mathbf{z}_k (\mathbf{h}(\mathbf{x}_k^j))^{\text{H}} \right|^2}{\|\mathbf{h}(\mathbf{x}_k^j)\|_2^2} \quad (19)$$

式中, $\mathcal{N}(\mathbf{A}\tilde{\mathbf{x}}_{k-1}^j, \mathbf{E}\sigma)$ 表示均值为 $\mathbf{A}\tilde{\mathbf{x}}_{k-1}^j$, 标准差为 $\mathbf{E}\sigma$ 的高斯分布, $\sigma = |f_{\max} - f_{\min}|/2K$ 。

(4) 第 m 个CRPF的状态估计 $\hat{\mathbf{X}}_m = \{\hat{\mathbf{x}}_{1,m}, \hat{\mathbf{x}}_{2,m}, \dots, \hat{\mathbf{x}}_{K,m}\}$ 。

$$\hat{\mathbf{x}}_{k,m} = \mathbf{x}_{k,m}^{j_{\min}}, j_{\min} = \min_j \{C_{m,k}^j\}_{j=1}^N \quad (20)$$

(5) 计算第 m 个CRPF的累积代价 C_{sum}^m 。

$$C_{\text{sum}}^m = \sum_{k=1}^K \left(\|\mathbf{z}_k\|_2^2 - \frac{\left| \mathbf{z}_k (\mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_{k,m}))^{\text{H}} \right|^2}{\|\mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_{k,m})\|_2^2} \right) \quad (21)$$

最后, CRPF滤波器组的状态估计结果 $\hat{\mathbf{X}}_{m_{\min}}$ 为

$$\hat{\mathbf{X}}_{m_{\min}}, m_{\min} = \min_m \{C_{\text{sum}}^m\}_{m=1}^M \quad (22)$$

3 基于CRPF滤波器组的TBD算法

针对式(1)描述的检测问题, 本节提出一种基于CRPF滤波器组的目标检测策略, 可在给定虚警概率下, 判断目标在各个时刻是否出现, 如图3所示。

由图3可见, 基于CRPF滤波器组的检测策略包含以下3个步骤:

(1) 假设 H_1 成立, 采用CRPF滤波器组估计可能目标的状态序列 $\hat{\mathbf{X}}_{m_{\min}} = \{\hat{\mathbf{x}}_1, \hat{\mathbf{x}}_2, \dots, \hat{\mathbf{x}}_K\}$ 。

(2) 基于 $\hat{\mathbf{X}}_{m_{\min}} = \{\hat{\mathbf{x}}_1, \hat{\mathbf{x}}_2, \dots, \hat{\mathbf{x}}_K\}$, $\mathbf{Z}_K = \{\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_K\}$ 计算各个观测时段内信号的相干累积能量, 记为 $E_{1|H_1}, E_{2|H_1}, \dots, E_{K|H_1}$ 。 E_k 的计算如式(23)所示

$$E_k = \left| \mathbf{z}_k (\mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_k))^{\text{H}} \right|^2 \quad (23)$$

(3) 比较 $E_{k|H_1}$ 和检测门限 V_T 。当 $E_{k|H_1} \geq V_T$, 判断该时刻目标出现; 当 $E_{k|H_1} < V_T$, 判断该时刻无目标。如式(24)所示。

$$\left. \begin{array}{l} E_{k|H_1} \geq V_T, \quad k\text{时刻目标出现} \\ E_{k|H_1} < V_T, \quad k\text{时刻无目标} \end{array} \right\} \quad (24)$$

步骤(3)中的检测门限 V_T 可离线估计, 估计方法如下: 在 H_0 情况下, 估计状态序列, 将 M_T 次仿真获得的 KM_T 个累积能量 $E_{1|H_0}, E_{2|H_0}, \dots, E_{KM_T|H_0}$ 从小到大排序, 取排序后的第 $KM_T(1 - P_{\text{fa}})$ 个累积能量为虚警概率 P_{fa} 对应的检测门限 V_T [8-10]。

4 仿真

4.1 测试信号

为了证明CRPF滤波器组在运行速度、信号检测性能方面的优越性, 本文采用两类测试信号

$$z_1(t) = s_1(t) + w(t) = a(1 + b\cos(12\pi t)) \cdot \exp\left(2\pi j\left(a_1 t + \frac{a_2 t^2}{2} + \frac{a_3 t^3}{3} + \frac{a_4 t^4}{4}\right)\right) + w(t) \quad (25)$$

$$\text{SNR} = 10\lg(a^2(1 + 0.5b^2)) \quad (26)$$

式(25)中, $a(1 + b\cos(12\pi t))$ 表示时变的信号幅度, $b \in [0, 1], a_1, a_2, a_3, a_4 \in [-20, 20]$ 。 $w(t)$ 服从方差为1, 形状参数为0.5的复广义高斯分布[19]。观测信号的信噪比(Signal to Noise Ratio, SNR)如式(26)所示。

$$z_2(t) = s_2(t) + w(t) = a\exp(-jb\cos(2\pi t)) + w(t) \quad (27)$$

$$\text{SNR} = 10\lg(a^2) \quad (28)$$

式(27)中, $b \in [-40, 40]$, 观测信号的信噪比如式(28)所示。

4.2 CRPF滤波器组-TBD的检测性能和瞬时频率估计性能

针对4.1节的测试信号, 设置采样时间 $t_s = \frac{1}{512}$ s,

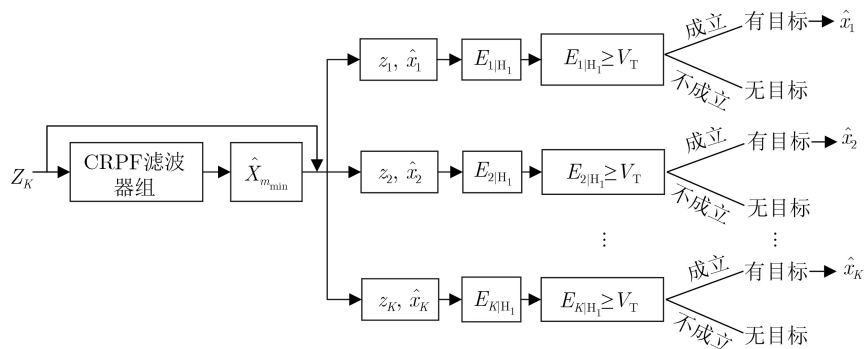


图3 CRPF滤波器组-TBD的检测策略

子区间长度 $\Delta T = 1/16$ s。本节估计如下3种测试信号的检测概率和瞬时频率。第1种：测试信号为 $z_1(t)$, $t \in [0, 0.5]$ s, $b = 0.1$, $K = 8$, 目标在 $t \in [0.25, 0.50]$ s出现, 即在 $k = 5$ 时刻出现, 持续到 $k = 8$ 时刻。第2种：观测信号为 $z_1(t)$, $t \in [0, 1]$ s, $b = 0.1$, $K = 16$, 目标在 $t \in [0.25, 0.75]$ s出现, 即目标在 $k = 5$ 时刻出现, 持续到 $k = 12$ 时刻。第3种：测试信号为 $z_2(t)$, $t \in [0, 1]$ s, $K = 16$, 目标在 $t \in [0.25, 0.75]$ s出现, 即目标在 $k = 5$ 时刻出现, 持续到 $k = 12$ 时刻。

图4和图5所示分为 $\text{SNR} = -9$ dB, -7 dB, $P_{fa} = 0.001$ 时, 对3种测试信号, CRPF滤波器组-TBD, PF-TBD^[10]和Rutten PF-TBD^[11]在各个时刻的检测概率 P_d 和瞬时频率曲线的均方根误差RMSE(Root Mean Square Error)。其中瞬时频率曲线的RMSE定义如式(29)所示。式(29)中, f 表示测试信号的瞬时频率, $\hat{f}$ 表示瞬时频率的估计, $L_s = T_{ob}/t_s$ 表示观测序列的长度。仿真中, CRPF-滤波器组-TBD包含2000个CRPF, 每个CRPF仅用1个样本, PF-TBD和Rutten PF-TBD的样本数是6000。PF-TBD和Rutten PF-TBD在各个时刻的检测概率计算如下: 将各个时刻的存在概率当作检测统计量, 根据虚警概率确定检测门限, 当存在概率大于检测门限宣布目标存在, 否则宣布目标不存

在。此时, 3种方法的检测结果可直接比较, 同样的虚警概率下, 检测概率大者, 检测能力更强。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{L_s} \sum_{l=1}^{L_s} (f - \hat{f})^2} \quad (29)$$

表1是PF-TBD, Rutten PF-TBD和CRPF滤波器组-TBD的平均单次运行时间。PF-TBD和Rutten PF-TBD的单次运行时间是指其处理一个观测信号得出检测结果的时间。CRPF滤波器组-TBD的单次运行时间是其中一个CRPF的运行时间、多个CRPF的累积代价的比较时间、各段信号积累的时间以及门限比较的时间之和, 运行时间单位为s。表1表明, CRPF滤波器组-TBD的运行时间仅为PF-TBD的千分之一。

本节的仿真结果表明, 本文提出的CRPF滤波器组-TBD方法的检测和估计能力均优于同类方法, 且复杂度更低, 运算时间更短。

4.3 目标出现时刻及持续时间对CRPF滤波器组-TBD性能的影响

本节分析目标出现时刻及持续时间对CRPF滤波器组-TBD, PF-TBD及Rutten PF-TBD性能的影响。图6所示是第2种测试信号, $\text{SNR} = -7$ dB, $b = 0.1$, 目标出现在 $t \in [0.25, 0.75]$ s时, PF-TBD, Rutten PF及CRPF滤波器组-TBD在各个时刻的检

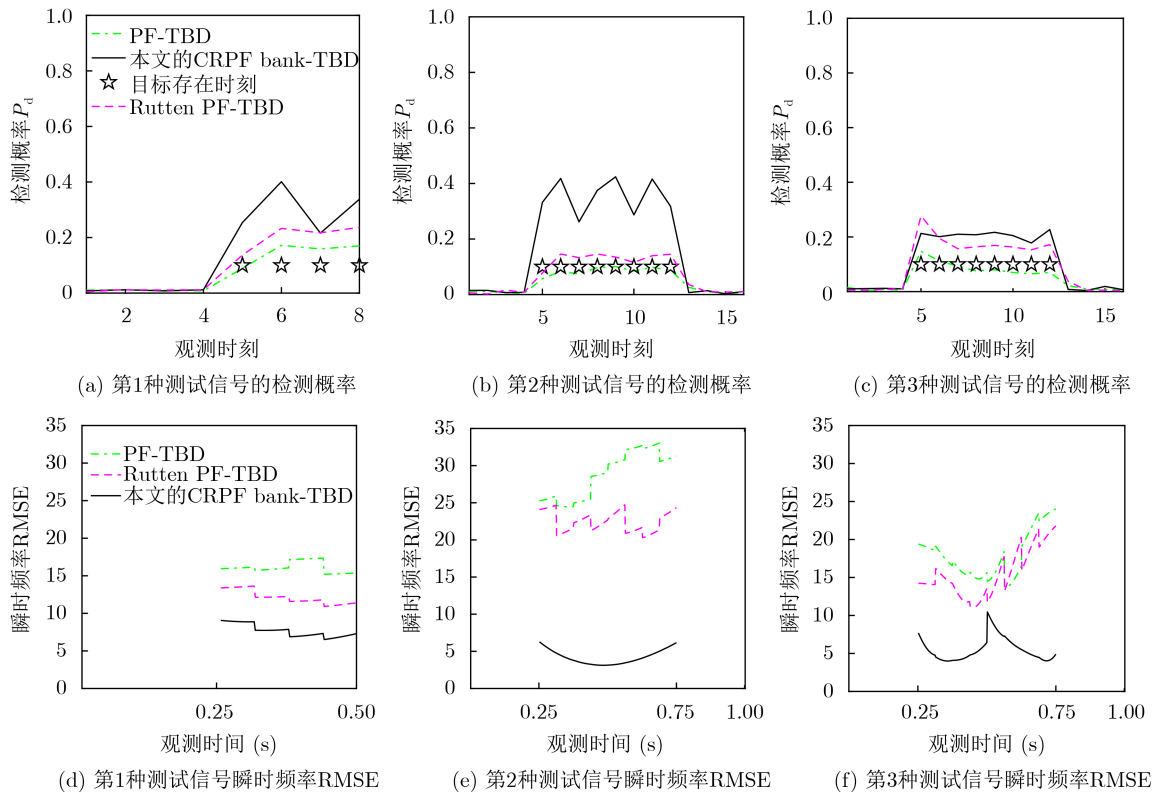


图4 3种测试信号的检测概率及瞬时频率RMSE比较

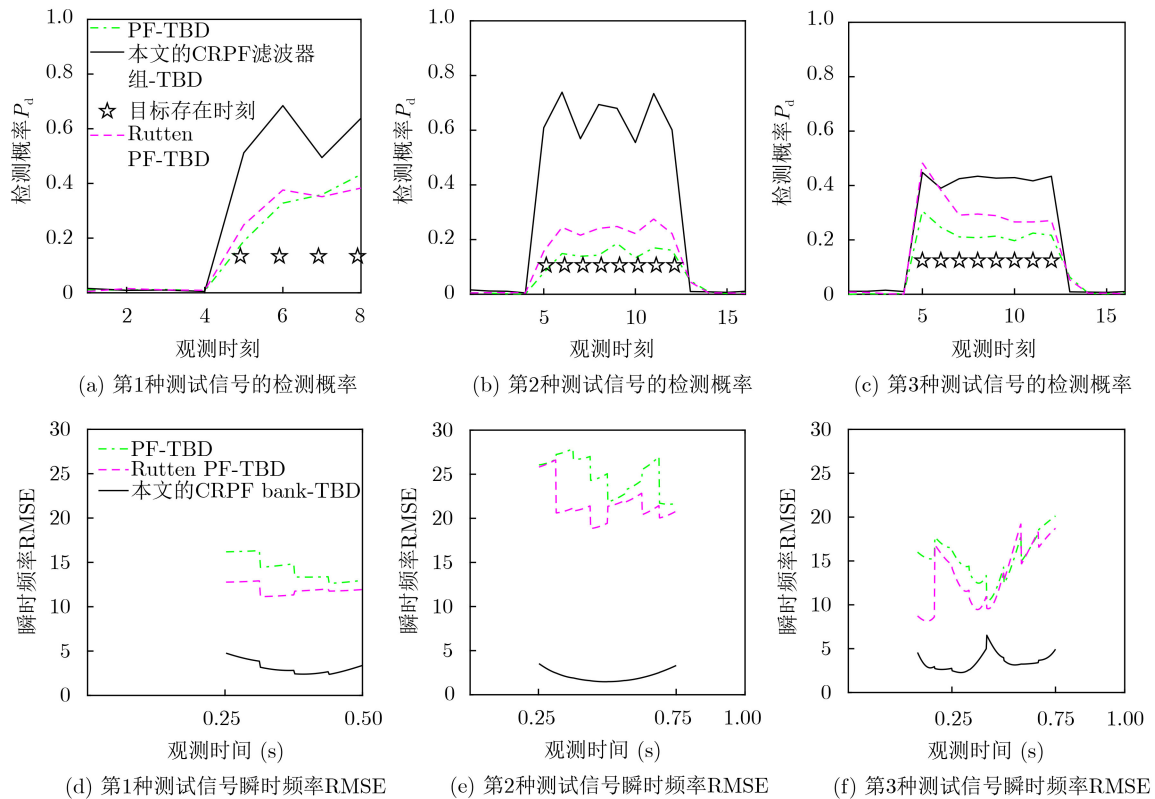


图5 3种测试信号的检测概率及瞬时频率RMSE比较

表1 本文的CRPF滤波器组-TBD与PF-TBD, Rutten PF-TBD的运行时间(s)比较

	PF-TBD($\times 10^{-1}$)	Rutten PF-TBD($\times 10^{-1}$)	CRPF滤波器组-TBD($\times 10^{-4}$)
第1种测试信号	1.135	2.535	1.058
第2种测试信号	3.125	5.218	2.180
第3种测试信号	3.352	5.244	2.128

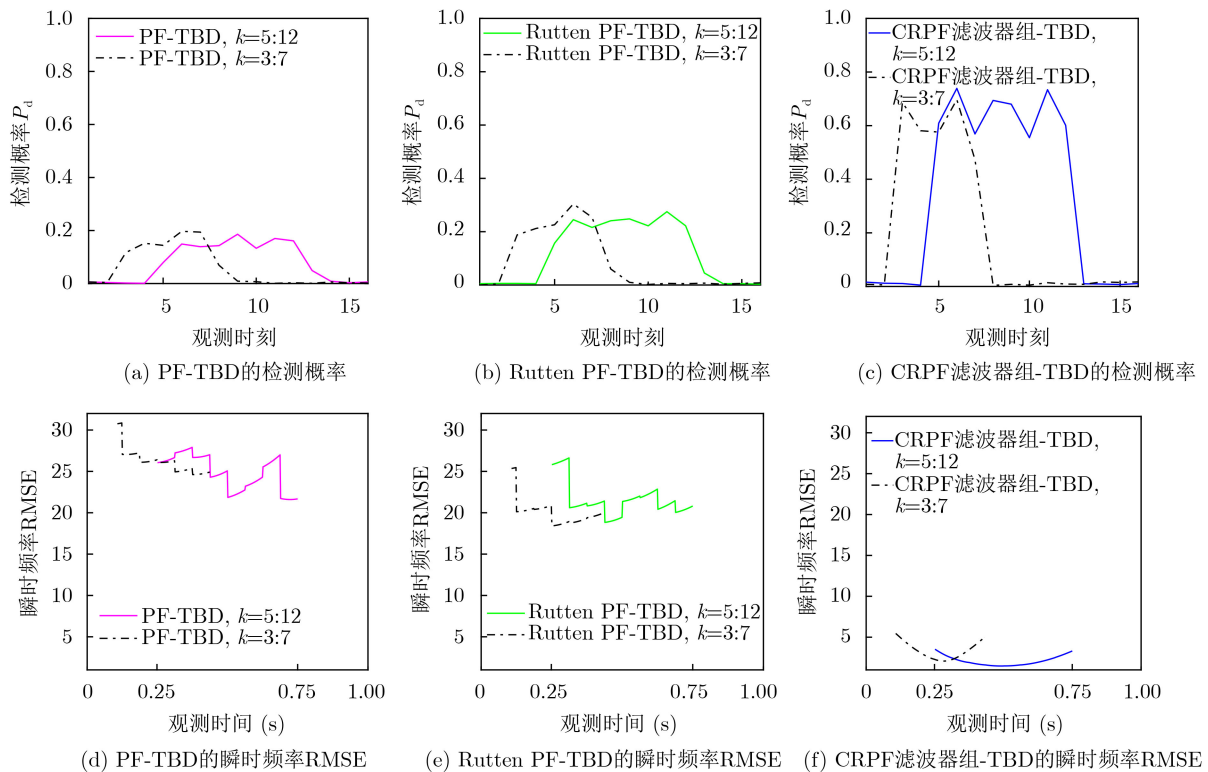


图6 目标出现时刻及持续时间对3种方法的检测概率及瞬时频率RMSE的影响

测概率和瞬时频率曲线RMSE, 以及目标出现在 $t \in [0.125, 0.4375]$ s 时, PF-TBD, Rutten PF及CRPF滤波器组-TBD在各个时刻的检测概率和瞬时频率曲线RMSE。仿真结果表明, 3种方法的检测能力和瞬时频率估计能力对目标出现的时刻及持续的时间都不敏感。但CRPF滤波器组-TBD的检测能力状态瞬时频率曲线估计精度均远高于PF-TBD及Rutten PF-TBD方法。

4.4 CRPF的数量、样本数及子区间长度对CRPF滤波器组-TBD性能的影响

本节分析CRPF的数量、样本数量及子区间长度对CRPF滤波器组-TBD性能的影响。图7所示是第2种测试信号, $\text{SNR} = -7$ dB, $b = 0.1$, 目标出现在 $t \in [0.25, 0.75]$ s, 每个CRPF只用1个样本, CRPF滤波器组-TBD包含的CRPF的数量分别为

50, 100, 500, 1000, 2000, 2500, 3000时, CRPF滤波器组-TBD的检测概率和瞬时频率曲线RMSE比较。仿真结果表明, 随着CRPF的数量增加, CRPF滤波器组-TBD的检测能力和估计能力会缓慢增加。当CRPF的数量大于2000后, CRPF滤波器组-TBD的检测和估计能力基本稳定。

图8所示是第2种测试信号, $\text{SNR} = -7$ dB, $b = 0.1$, 目标出现在 $t \in [0.25, 0.75]$ s, CRPF滤波器组-TBD包含2000个CRPF, 各个CRPF采用的样本数分别是 $N = 1, 5, 10, 20, 50, 100$ 时, CRPF滤波器组-TBD的检测概率和瞬时频率曲线RMSE比较。仿真结果表明, 随着样本数的数量增加, CRPF滤波器组-TBD的检测和估计能力会下降。即在其他条件一样的情况下, 样本数为1时CRPF滤波器组-TBD的检测能力和瞬时频率估计能力最好。

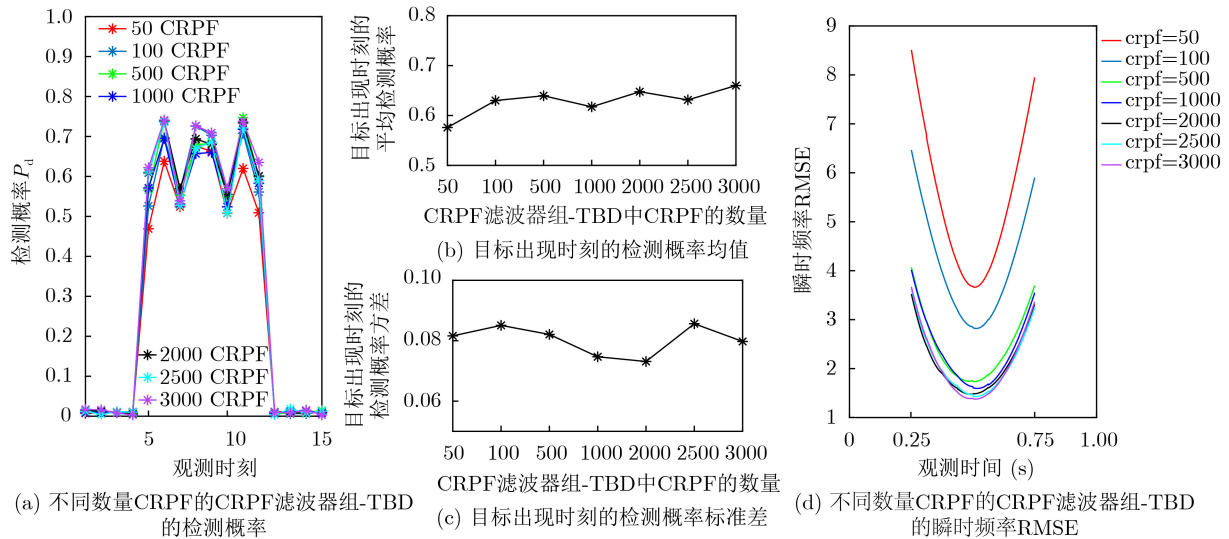


图7 CRPF的数量对CRPF滤波器组-TBD检测性能和估计性能的影响

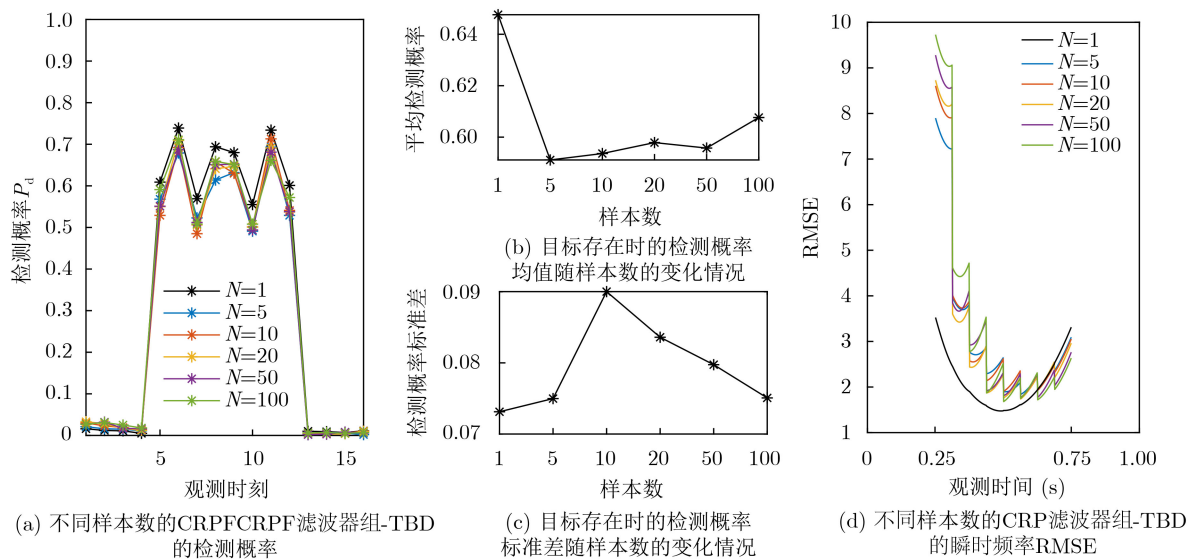


图8 样本数对CRPF滤波器组-TBD检测性能和估计性能的影响

5 结束语

本文提出了一种具有并行结构的非线性调频信号瞬时频率估计方法CRPF滤波器组, 并在此基础上提出了可同时在各个时刻检测目标和估计目标状态的检测前跟踪算法CRPF滤波器组-TBD。CRPF滤波器组-TBD基于CRPF滤波器组的状态估计结果, 计算每个观测子区间内观测信号的增量代价, 将增量代价作为各个时刻目标检测的检测统计量。当某一时刻的增量代价大于给定门限时, 即认为该时刻目标出现。与常规的基于粒子滤波TBD方法相比, CRPF滤波器组-TBD方法可提供各个时刻的恒虚警检测。仿真结果表明, CRPF滤波器组-TBD方法的检测性能、估计性能及运行速度均优于同类方法。

参 考 文 献

- [1] ZHOU Gongjian, WANG Liangliang, and KIRUBARAJAN T. A pseudo-spectrum approach for weak target detection and tracking[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2019, 55(6): 3394–3412. doi: [10.1109/TAES.2019.2906419](https://doi.org/10.1109/TAES.2019.2906419).
- [2] TU Xiaotong, HU Yue, LI Fucui, et al. Instantaneous frequency estimation for nonlinear FM signal based on modified polynomial chirplet transform[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2017, 66(11): 2898–2908. doi: [10.1109/TIM.2017.2730982](https://doi.org/10.1109/TIM.2017.2730982).
- [3] WANG Wei, WANG R, ZHANG Zhimin, et al. First demonstration of airborne SAR with nonlinear FM chirp waveforms[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2016, 13(2): 247–251. doi: [10.1109/LGRS.2015.2508102](https://doi.org/10.1109/LGRS.2015.2508102).
- [4] LIU Jiafang, ZHANG Yunhua, and DONG Xiao. Dechirping compression method for nonlinear frequency modulation waveforms[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2019, 16(3): 377–381. doi: [10.1109/LGRS.2018.2875893](https://doi.org/10.1109/LGRS.2018.2875893).
- [5] SHUI Penglang, BAO Zheng, and SU Hongtao. Nonparametric detection of FM signals using time-frequency ridge energy[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, 56(5): 1749–1760. doi: [10.1109/tsp.2007.909322](https://doi.org/10.1109/tsp.2007.909322).
- [6] CANDÈS E J, CHARLTON P R, and HELGASON H. Detecting highly oscillatory signals by chirplet path pursuit[J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2008, 24(1): 14–40. doi: [10.1016/j.acha.2007.04.003](https://doi.org/10.1016/j.acha.2007.04.003).
- [7] SALMOND D J and BIRCH H. A particle filter for track-before-detect[C]. 2001 American Control Conference. (Cat. No. 01CH37148), Arlington, USA, 2001: 3755–3760. doi: [10.1109/acc.2001.946220](https://doi.org/10.1109/acc.2001.946220).
- [8] LU Jin, SHUI Penglang, and SU Hongtao. Track-before-detect method based on cost-reference particle filter in nonlinear dynamic systems with unknown statistics[J]. *IET Signal Processing*, 2014, 8(1): 85–94. doi: [10.1049/iet-spr.2013.0117](https://doi.org/10.1049/iet-spr.2013.0117).
- [9] SHUI Penglang, SHI Sainan, LU Jin, et al. Detection of nonlinear FM signals via forward-backward cost-reference particle filter[J]. *Digital Signal Processing*, 2016, 48: 104–115. doi: [10.1016/j.dsp.2015.09.016](https://doi.org/10.1016/j.dsp.2015.09.016).
- [10] RISTIC B, ARULAMPALM S, and GORDON N. Beyond the Kalman Filter: Particle Filters for Tracking Applications[M]. Boston: Artech House, 2004: 239–258.
- [11] RUTTEN M G, RISTIC B, and GORDON N J. A comparison of particle filters for recursive track-before-detect[C]. The 7th International Conference on Information Fusion, Philadelphia, USA, 2005: 169–175. doi: [10.1109/ICIF.2005.1591851](https://doi.org/10.1109/ICIF.2005.1591851).
- [12] YI Wei, FU Lingzhi, GARCÍA-FERNÁNDEZ Á F, et al. Particle filtering based track-before-detect method for passive array sonar systems[J]. *Signal Processing*, 2019, 165: 303–314. doi: [10.1016/j.sigpro.2019.07.027](https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2019.07.027).
- [13] ZHANG Tianzhu, XU Changsheng, and YANG M H. Learning multi-task correlation particle filters for visual tracking[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2019, 41(2): 365–378. doi: [10.1109/TPAMI.2018.2797062](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2018.2797062).
- [14] VITETTA G M, SIRIGNANO E, DI VIESTI P, et al. Marginalized particle filtering and related filtering techniques as message passing[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2019, 67(6): 1522–1536. doi: [10.1109/TSP.2019.2893868](https://doi.org/10.1109/TSP.2019.2893868).
- [15] CHEN Hanxin, FAN Dongliang, FANG Lu, et al. Particle swarm optimization algorithm with mutation operator for particle filter noise reduction in mechanical fault diagnosis[J]. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2020, 34(10): 2058012. doi: [10.1142/S0218001420580124](https://doi.org/10.1142/S0218001420580124).
- [16] ZENG Nianyin, WANG Zidong, ZHANG Hong, et al. An improved particle filter with a novel hybrid proposal distribution for quantitative analysis of gold immunochromatographic strips[J]. *IEEE Transactions on Nanotechnology*, 2019, 18: 819–829. doi: [10.1109/TNANO.2019.2932271](https://doi.org/10.1109/TNANO.2019.2932271).
- [17] MÍGUEZ J, BUGALLO M F, and DJURIĆ P M. A new class of particle filters for random dynamic systems with unknown statistics[J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2004, 2004(15): 303619. doi: [10.1155/S1110865704406039](https://doi.org/10.1155/S1110865704406039).
- [18] MÍGUEZ J. Analysis of parallelizable resampling algorithms for particle filtering[J]. *Signal Processing*, 2007, 87(12): 3155–3174. doi: [10.1016/j.sigpro.2007.06.011](https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2007.06.011).
- [19] NOVEY M, ADALI T, and ROY A. Correspondence: A complex generalized Gaussian distribution-characterization, generation, and estimation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(3): 1427–1433. doi: [10.1109/TSP.2009.2036049](https://doi.org/10.1109/TSP.2009.2036049).

卢 锦: 女, 1984年生, 讲师, 研究方向为雷达目标检测与状态估计。

王 鑫: 女, 1979年生, 副教授, 研究方向为通信系统及信息安全。

责任编辑: 马秀强