

基于代价参考粒子滤波的存在概率检测算法

卢 锦¹, 王 鑫¹, 章为川²

(1. 陕西科技大学电气与信息工程学院, 陕西西安 710021; 2. 西安工程大学电子信息学院, 陕西西安 710048)

摘 要: 为提高统计特性未知情况下对非线性微弱动目标的检测能力, 本文提出一种基于代价参考粒子滤波的检测前跟踪算法. 首先在代价参考粒子滤波的状态向量中增加模拟目标存在状态的离散变量, 并在离散变量的转移过程中引入相关系数判决机制; 其次, 利用代价参考粒子滤波的输出估计存在概率; 最后, 基于存在概率构造检验统计量. 当检验统计量大于给定门限时宣布目标出现. 天波雷达目标检测的仿真表明, 当系统的统计特性已知时, 该方法的检测性能与基于传统粒子滤波的似然比检测、存在概率检测等相当; 当统计特性未知时, 该方法的检测性能比传统方法提高了 2dB 以上. 本方法可用于复杂背景下的监测系统, 如雷达、声呐等.

关键词: 代价参考粒子滤波; 检测前跟踪; 存在概率; 粒子滤波

中图分类号: TN957 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2017)06-1498-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.06.031

Cost-Reference Particle Filter Based Existence Probability Detection Algorithm

LU Jin¹, WANG Xin¹, ZHANG Wei-chuan²

(1. College of Electrical & Information Engineering, Shaanxi University of Science & Technology, Xi'an, Shaanxi 710021, China;

2. College of Electronics and Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an, Shaanxi 710048, China)

Abstract: To improve the capability of detecting weak moving target with unknown statistical feature, a kind of track-before-detect (TBD) algorithm implemented by cost-reference particle filter (CRPF) is proposed (CRPF-TBD). Firstly, a discrete variable mimicking the existence and absence of a target is added to the state vector of CRPF. Particularly, besides transform probability matrix, the transformation of the discrete variables in the CRPF-TBD also depends on the correlative coefficient of successive measurements. Secondly, the existence probability at each frame is calculated from the output discrete variables. Finally, a binary test statistic is constructed from the existence probabilities. Target is declared to be present if the test statistic exceeds a given threshold. Simulation experiments of over-the-horizon radar (OTHR) target detection show that, in the case of given statistical feature, the detection performance of the proposed method is comparable to that of the traditional particle filter (PF) based likelihood ratio algorithm and existence probability detection method, and improved by more than 2dB when the statistical feature is unknown. The proposed method could be applied to surveillance in complex environment, such as radar and sonar.

Key words: cost-reference particle filter (CRPF); track-before-detect (TBD); existence probability; particle filter

1 引言

微弱目标检测是雷达、声呐、监测等领域中的关键问题. 检测前跟踪(TBD)是一种长时间信号积累技术, 可有效检测微弱目标^[1,2]. 基于动态规划^[3]、卡尔曼滤波^[4]及粒子滤波^[5-7]的 TBD 算法可有效检测线性系统或已知统计特性系统中的微弱目标. 但当动态系统非

线性, 且观测数据的统计特性未知时, 上述 TBD 方法往往性能严重下降.

天波超视距雷达中的目标检测即是一类典型的非线性、且统计特性未知的问题. 针对此类问题, 本文提出一种基于代价参考粒子滤波(CRPF)的 TBD 算法^[8-12]. CRPF 是一类新的粒子滤波算法, 可实现统计特性未知情况下的目标状态估计. 类似于常规 PF, CRPF 输出样

本和样本对应的代价. 但样本代价的计算仅依赖于代价函数, 与系统统计特性无关. 根据不同的应用场景, CRPF 可以定义不同的代价函数, 其原则是: 代价越大, 样本与目标真实状态差距越大; 反之代价越小, 样本越接近目标真实状态. 本文基于 CRPF 提出一种 TBD 算法, 即基于 CRPF 的存在概率检测方法 (CRPF-TBD), 可实现非线性、统计特性未知情况下对微弱目标的有效检测. 该算法首先在 CRPF 的状态向量中引入表征目标存在状态的离散变量, 并在离散变量的转移过程中引入基于观测数据的相关系数判决机制. 随后, 利用 CRPF-TBD 输出的离散变量估计每帧的存在概率. 再基于各帧的存在概率构造检验统计量. 当检验统计量超过给定门限时, 宣布目标存在.

2 微弱目标检测问题模型

本文研究的微弱目标检测问题可描述如下:

$$H_1: \begin{cases} \mathbf{z}_k = h_k(\mathbf{x}_k) + \mathbf{w}_k \\ \mathbf{x}_k = f_{k-1}(\mathbf{x}_{k-1}) + \mathbf{v}_{k-1} \end{cases} \quad (1)$$

$$H_0: \mathbf{z}_k = \mathbf{w}_k$$

假设 H_1 下目标存在, 此时观测数据 \mathbf{z}_k 中同时包含目标回波 $h_k(\mathbf{x}_k)$ 和观测噪声 \mathbf{w}_k , 且目标状态随时间的变化可描述为系统方程 $\mathbf{x}_k = f_{k-1}(\mathbf{x}_{k-1}) + \mathbf{v}_{k-1}$. 其中 $h_k(\mathbf{x})$ 和 $f_{k-1}(\mathbf{x})$ 是已知的状态转移矩阵, \mathbf{v}_{k-1} 为系统噪声. 假设 H_0 下目标不存在, 此时观测数据 \mathbf{z}_k 中仅包含观测噪声 $\mathbf{z}_k = \mathbf{w}_k$. 给定观测序列 $\mathbf{Z}_K = [\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_K]$ 和状态空间模型 (1), 目标检测即判断目标是否存在. 若判定目标存在, 同时输出目标状态估计结果.

当 $h_k(\mathbf{x})$ 和 $f_{k-1}(\mathbf{x})$ 为线性, 且观测噪声 \mathbf{w}_k 和系统噪声 \mathbf{v}_{k-1} 服从已知的高斯分布时, 基于卡尔曼滤波的最大似然估计可有效检测微弱目标; 当 $h_k(\mathbf{x})$ 和 $f_{k-1}(\mathbf{x})$ 为非线性, 且统计特性已知时, 基于粒子滤波的似然比检测或存在概率检测可有效检测微弱目标. 但当 $h_k(\mathbf{x})$ 和 $f_{k-1}(\mathbf{x})$ 为非线性, 且 \mathbf{w}_k 和系统噪声 \mathbf{v}_{k-1} 统计特性未知时, 现有算法并不能有效检测目标. 针对这一问题, 本文提出基于 CRPF 的存在概率检测算法.

2.1 代价参考粒子滤波算法

CRPF 与传统 PF 结构类似, 也包括初始化、重采样、更新、状态估计几个步骤:

(1) 初始化. 产生初始时刻的样本-代价集合 $\{(\mathbf{x}_0^1, C_0^1), (\mathbf{x}_0^2, C_0^2), \dots, (\mathbf{x}_0^N, C_0^N)\}$. \mathbf{x}_0^i 服从均匀分布 $U(\mathbf{I}_{x_0})$, 采样范围 \mathbf{I}_{x_0} 的设置与具体的应用背景相关. 认为初始时刻目标可能出现在 \mathbf{I}_{x_0} 内的任何位置, 故 $C_0^i = 0$.

(2) 重采样. 复制小代价样本, 消除大代价样本. CRPF 可采用与 PF 类似的重采样算法, 如系统重采样, 但 CRPF 中样本重采样权值的计算与系统的统计特性无关. 设 k 时刻的更新样本-代价集合为 $\{(\mathbf{x}_k^1, C_k^1), (\mathbf{x}_k^2,$

$C_k^2), \dots, (\mathbf{x}_k^N, C_k^N)\}$, k 时刻的重采样权值定义为:

$$\varphi(R_{k+1}^i) = \frac{\varphi(R_{k+1}^i)}{\sum_{j=1}^N \varphi(R_{k+1}^j)} \quad (2)$$

R_{k+1}^i 是样本 \mathbf{x}_k^i 在 $k+1$ 时刻的预测代价 (风险), 定义为:

$$R_{k+1}^i = \lambda C_k^i + (\|\mathbf{z}_{k+1} - h_{k+1}(\tilde{\mathbf{x}}_{k+1}^i)\|_2^2)^p \quad (3)$$

式 (3) 中 $\tilde{\mathbf{x}}_{k+1}^i = f_k(\mathbf{x}_k^i)$, $0 \leq \lambda \leq 1$ 是遗忘因子, p 是已知参数, 通常取正整数. 式 (2) 中 $\varphi(\cdot)$ 表示单调递减函数, 如:

$$\varphi(R_{k+1}^i) = (R_{k+1}^i)^{-q} \quad (4)$$

q 是已知参数, 通常取正整数. 或

$$\varphi(R_{k+1}^i) = (R_{k+1}^i - \min\{R_{k+1}^j\}_{j=1}^N + \gamma)^{-q} \quad (5)$$

式 (5) 中 $\min\{R_{k+1}^j\}_{j=1}^N$ 表示所有预测代价中的最小值, $0 < \gamma < 1$ 是给定参数. 式 (2) 分配给预测代价小的样本较大权值, 从而重采样过程可复制更多预测代价小的样本. 另外, 不同于 PF, CRPF 的重采样过程保留样本相应的代价. 重采样后的样本-代价集合记为 $\{(\bar{\mathbf{x}}_k^1, \bar{C}_k^1), (\bar{\mathbf{x}}_k^2, \bar{C}_k^2), \dots, (\bar{\mathbf{x}}_k^N, \bar{C}_k^N)\}$.

(3) 更新. 基于重采样后的样本-代价集合, $k+1$ 时刻的更新样本 \mathbf{x}_{k+1}^i 满足如下分布:

$$\mathbf{x}_{k+1}^i \sim G(f_k(\tilde{\mathbf{x}}_k^i), \Sigma) \quad (6)$$

$G(\mathbf{m}, \Sigma)$ 表示均值向量为 \mathbf{m} , 协方差矩阵为 Σ 的多维高斯分布. Σ 为经验参数, 保证更新样本的多样性. 更新样本的代价定义为:

$$C_{k+1}^i = \lambda \bar{C}_k^i + (\|\mathbf{z}_{k+1} - h_{k+1}(\mathbf{x}_{k+1}^i)\|_2^2)^p \quad (7)$$

$k+1$ 时刻的更新样本-代价集合为 $\{(\mathbf{x}_{k+1}^1, C_{k+1}^1), (\mathbf{x}_{k+1}^2, C_{k+1}^2), \dots, (\mathbf{x}_{k+1}^N, C_{k+1}^N)\}$.

(4) 状态估计. 重复 (2) 到 (3) 的步骤直到 $k = K-1$, 目标状态的均匀代价估计或最小代价估计为:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1}^{\text{mean}} = \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_{k+1}^i \mu(C_{k+1}^i) \quad (8)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1}^{\text{min}} = \mathbf{x}_{k+1}^{n_0}, n_0 = \arg \min(\{C_{k+1}^i\}_{i=1}^N)$$

2.2 基于 CRPF 的存在概率检测算法

CRPF-TBD 在 CRPF 的目标状态向量 (即样本 \mathbf{x}_k^i) 中引入离散变量 $E_k = \{0, 1\}$, 模拟目标在 k 时刻的存在状态. $E_k = 0$ 表示目标不存在, $E_k = 1$ 表示目标存在. 因此, 新的状态向量为 $\mathbf{y}_k = [\mathbf{x}_k, E_k]$. CRPF-TBD 算法的目标是在已知观测序列 $\mathbf{Z}_K = [\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_K]$ 的基础上, 输出更新样本 $\{y_k^i, i = 1, \dots, N, k = 1, \dots, K\}$, 基于存在变量 E_k^i 构造检验统计量. 若判断目标存在, 输出状态估计.

在 CRPF-TBD 中, 目标状态向量 \mathbf{x}_k^i 随时间的变化由式 (1) 中的状态空间模型和存在变量共同决定, 存在变量 E_k 随时间的变化由经验的概率转移矩阵 Π 与相关系数 r_k^i 共同决定. 概率转移矩阵 Π 如式 (9) 所示: P_k

$= \Pr\{E_k = 1 | E_{k-1} = 0\}$ 表示 $k-1$ 时刻没有目标, k 时刻目标出现; $P_d = \Pr\{E_k = 0 | E_{k-1} = 1\}$ 表示 $k-1$ 时刻有目标, k 时刻目标消失. 通常取 $P_b = P_d = 0.05$, 即认为目标存在状态发生变化的可能性较小. 考虑到 CRPF 中系统的统计特性未知, 为了提高存在变量转移的正确率, 引入相关系数 r_k . 当 k 时刻第 i 个样本的更新存在变量为 1 时, 计算 r_k^i . 若 r_k^i 大于给定的门限 r , 则保持存在变量为 1, 否则令其为 0. r_k^i 定义如式 (10) 所示. 式中 $\mathbf{m}_k = [z_k, z_{k-1}]$, $\mathbf{m}_k^i = [h_k(\mathbf{x}_k^i), h_{k-1}(\mathbf{x}_{k-1}^i)]$, i^j 表示 k 时刻的第 i 个样本自 $k-1$ 时刻的第 j 个样本转移而来. $\text{dot}(\mathbf{A}, \mathbf{B})$ 表示向量 \mathbf{A}, \mathbf{B} 的内积, $\|\mathbf{V}\|$ 表示向量 \mathbf{V} 的范数. r_k^i 可从观测数据中提取更多的信息参与到存在变量的转移过程中.

$$\mathbf{\Pi} = \begin{bmatrix} 1 - P_b & P_b \\ P_d & 1 - P_d \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$r_k^i = \frac{|\text{dot}(\mathbf{m}_k, \mathbf{m}_k^i)|}{\|\mathbf{m}_k\| \|\mathbf{m}_k^i\|} \quad (10)$$

CRPF-TBD 中代价和风险如式 (11) 所示, $\lambda = 0$. 原因是 CRPF-TBD 计算各个时刻的存在概率, 避免相互之间的影响.

$$\begin{cases} E_k^i = 1: C_k^i = \|\mathbf{z}_k - h_k(\mathbf{x}_k^i)\|^p \\ E_k^i = 0: C_k^i = \|\mathbf{z}_k\|^p \end{cases}, \begin{cases} E_k^i = 1: R_k^i = \|\mathbf{z}_k - h_k(\bar{\mathbf{x}}_k^i)\|^p \\ E_k^i = 0: R_k^i = \|\mathbf{z}_k\|^p \end{cases} \quad (11)$$

基于 CRPF 的存在概率检测算法 CRPF-TBD 的过程如下:

(1) 初始化. $k=0$, 产生存在变量 $\{E_0^i, i=1, \dots, N\} = \{\text{rand}(1) > P(E_0)\}$

If $E_0^i = 1, \mathbf{x}_0^i \sim U(\mathbf{I}_{x_0}), C_0^i = 0$;

If $E_0^i = 0, \mathbf{x}_0^i = 0, C_0^i = 0$.

(2) 预测. 假设 k 时刻的更新样本集合为 $\{(\mathbf{x}_k^1, C_k^1, E_k^1), (\mathbf{x}_k^2, C_k^2, E_k^2), \dots, (\mathbf{x}_k^N, C_k^N, E_k^N)\}$, 计算 $k+1$ 时刻的预测样本及预测代价. 从概率转移矩阵 $\mathbf{\Pi}$ 和 $\{E_k^i, i=1, \dots, N\}$ 预测 $k+1$ 时刻的存在变量 $\{\bar{E}_{k+1}^i, i=1, \dots, N\}$.

If $\bar{E}_{k+1}^i = 1 \& E_k^i = 1, \bar{\mathbf{x}}_{k+1}^i = f_k(\mathbf{x}_k^i)$;

If $\bar{E}_{k+1}^i = 1 \& E_k^i = 0, \bar{\mathbf{x}}_{k+1}^i \sim U(\mathbf{I}_{x_0})$;

If $\bar{E}_{k+1}^i = 0, \bar{\mathbf{x}}_{k+1}^i = 0$.

采用式 (3)、(11) 计算 $\mu(R_{k+1}^i), R_{k+1}^i$.

(3) 重采样. 利用预测代价计算的权值 $\mu(R_{k+1}^i)$ 对 k 时刻的更新样本重采样:

$\{(\bar{\mathbf{x}}_k^i, \bar{C}_k^i, \bar{E}_k^i, i^j)\} = \text{Resample}\{(\mathbf{x}_k^i, C_k^i, E_k^i, \mu(R_{k+1}^i))\}, i=1, \dots, N$

i^j 表示 k 时刻, 第 i 个重采样样本-代价 $(\bar{\mathbf{x}}_k^i, \bar{C}_k^i, \bar{E}_k^i)$ 是第 j 个更新样本-代价 $(\mathbf{x}_k^j, C_k^j, E_k^j)$ 的复制.

(4) 更新. 根据重采样结果获得 $k+1$ 时刻的更新

样本. 从概率转移矩阵 $\mathbf{\Pi}$ 和 $\{\bar{E}_k^i, i=1, \dots, N\}$ 获得 $k+1$ 时刻的更新存在变量 $\{E_{k+1}^i, i=1, \dots, N\}$.

If $E_{k+1}^i = 1 \& \bar{E}_k^i = 1, \mathbf{x}_{k+1}^i \sim G(f_k(\bar{\mathbf{x}}_k^i), \Sigma)$

- 计算 r_{k+1}^i ,

- 若 $r_{k+1}^i < r$, 设置 $E_{k+1}^i = 0, \mathbf{x}_{k+1}^i = 0$.

If $E_{k+1}^i = 1 \& \bar{E}_k^i = 0, \mathbf{x}_{k+1}^i \sim U(\mathbf{I}_{x_0})$

- 计算 r_{k+1}^i ,

- 若 $r_{k+1}^i < r$, 设置 $E_{k+1}^i = 0, \mathbf{x}_{k+1}^i = 0$.

If $E_{k+1}^i = 0, \mathbf{x}_{k+1}^i = 0$.

(5) 估计存在概率. 重复 (2) 到 (4), 直到 $k=K-1$ 时刻. 采用式 (11) 计算 $k+1$ 时刻的更新代价 $\{C_{k+1}^i, i=1, \dots, N\}$, 估计存在概率:

$$P_E^{k+1} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E_{k+1}^i \quad (12)$$

(6) 基于存在概率, 定义二元检验统计量 ζ_K :

$$\zeta_K = \max\{P_E^k, k=1, \dots, K\} \quad (13)$$

即将 K 帧存在概率中的最大值作为检验统计量.

实际上, 式 (6) 中存在概率的估计并不准确. 存在概率的估计实际是在样本等概率的条件下, 统计样本中存在变量为 1 的样本个数. 在 CRPF-TBD 中, 我们从更新后的存在变量中以“等概率”估计存在概率, 此时样本的权值 $\mu(C)$ (代价对应的“权值”) 已不相等. 式 (6) 是存在概率的一种近似估计, 即采用更新后的存在变量近似重采样后的存在变量. 一方面, 基于重采样后的存在变量和概率转移矩阵 $\mathbf{\Pi}$ 得到的更新存在变量中, 1 的个数与重采样后的存在变量中 1 的个数非常接近. 另一方面, 还可节省存储空间, 不用同时存储重采样后的存在变量和更新后的存在变量.

CRPF-TBD 算法与 PF-TBD^[2]、贝努利粒子滤波^[15] (JOTT, Joint Of target deTecttion and Track) 类似, 利用存在概率判断目标在各个时刻的出现和消失. 但这种检验形式与常规的二元统计检验不同. 因此, 本文在存在概率的基础上构建二元检验统计量 ζ_K . 但此检验统计量并不适用于 PF-TBD 和 JOTT, 原因是目标不存在时 PF-TBD 和 JOTT 中的最大存在概率往往达到 1. 针对 PF-TBD 和 JOTT 本文定义另一种检验统计量 D_K : 将 K 帧存在概率排序, 取中间 3、4 个的平均作为检验统计量, 如式 (14) 所示. 基于 CRPF-TBD 的输出也可以定义检验统计量 D_K . 因此在后续仿真中, 本文将比较 CRPF-TBD 分别以 ζ_K 和 D_K 为检验统计量、PF-TBD 和 JOTT 以 D_K 为检验统计量时的检测性能.

$$D_K = \text{mean}\{\text{median}(S_K)\}, S_K = \text{sort}\{P_E^k, k=1, \dots, K\} \quad (14)$$

3 天波雷达目标检测模型

天波雷达可通过电离层反射监测数千公里内的区域^[5,13]. 但在有限的发射脉冲带宽限制下, 天波雷达的

距离单元可达数十公里. 在大的距离单元内, 目标往往淹没在很强的地杂波或海杂波及外部噪声中, 回波信号的信噪比很低. 此外, 目标会在大的距离单元内驻留较长时间. 虽然长时间累积有利于微弱目标检测, 但较长时间内的目标运动的机动性导致传统的累积方法失效. 针对上述问题, 文献[5]中, 作者提出采用分段参数模型(即状态空间模型), 在复高斯背景噪声的假设下, 一定程度上实现了对天波雷达微弱目标的有效检测. 然而, 杂波及干扰抑制后的观测数据是噪声、剩余杂波、剩余干扰的混合, 很难用现有的概率模型准确描述, 可认为背景噪声统计特性未知. 因此天波雷达目标检测即是一类背景噪声统计特性未知的微弱目标检测问题. 本文参考文献[5]中的状态空间模型, 但认为系统噪声及观测噪声的统计特性未知.

设观测的采样间隔为 t_s , 较长的观测时间 Kmt_s 内接收到长度为 Km 的回波序列. 将回波序列均分为 K 帧, 每帧包含 m 个观测数据, 每帧的观测时间为 $\Delta T = mt_s$, 记为 (z_1, z_2, \dots, z_K) . 此时, 长观测时间下的微弱目标检测问题可描述为式(1)的二元假设检测问题. 在假设 H_1 下, 当每帧的观测时间 ΔT 很短时, 可认为目标多普勒频率、回波幅度在帧内不变, 在帧间变化. 因此, 假设 H_1 下第 k 帧的目标状态向量 \mathbf{x}_k 包含多普勒频率 f_d 、多普勒频率的变化率 f_{da} 及回波幅度 A :

$$\mathbf{x}_k = [f_d^k \quad f_{da}^k \quad A_k]^T \quad (15)$$

目标状态随时间的变化可用系统方程描述:

$$\mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} 1 & \Delta T & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}_{k-1} + [0.5\Delta T^2 \quad 0 \quad \Delta T] \mathbf{v}_{k-1} \quad (16)$$

式(16)采用带有随机扰动的线性模型模拟目标多普勒频率随时间的变化, 认为目标回波幅度随时间的变化率远低于多普勒频率随时间的变化率. 多普勒频率和回波幅度的波动由系统噪声 $\mathbf{v}_{k-1} = [v_{k-1}^{(1)} \quad v_{k-1}^{(2)}]$ 模拟.

在此基础之上, 假设 H_1 下的观测方程为:

$$\begin{aligned} H_1: \mathbf{z}_k &= \text{DFT}_W(\exp(2\pi j \int_d^k nt_s + j\varphi_k) + \bar{\mathbf{w}}_k) \\ &= \text{DFT}_W(A_k \exp(2\pi j \int_d^k nt_s + j\varphi_k)) + \text{DFT}_W(\bar{\mathbf{w}}_k) \\ &= h_k(\mathbf{x}_k) + \mathbf{w}_k \\ n &= 0, \dots, m-1; k = 1, \dots, K \end{aligned} \quad (17)$$

式(17)中 φ_k 表示每帧的初始相位, 本文中假设 $\varphi_k = 0$. $\text{DFT}_W(\mathbf{V})$ 表示对向量 \mathbf{V} 的加窗傅里叶变换. 假设 H_0 下的观测为背景噪声的加窗傅里叶变换 $\mathbf{w}_k = \text{DFT}_W(\bar{\mathbf{w}}_k)$.

4 仿真结果及分析

为进一步说明式(13)和(14)中检验统计量的适用范围, 图1所示为目标不存在时, 基于 PF-TBD, JOTT 和 CRPF-TBD 计算的两种检验统计量, 序列长度 $K = 32$, 样本数为 $N = 6000$. PF-max 表示基于 PF-TBD 的 ζ_k , JOTT-max 表示基于 JOTT 的 ζ_k , CRPF-max 表示基于 CRPF-TBD 的 ζ_k ; PF-mean 表示基于 PF-TBD 的 D_k , JOTT-mean 表示基于 JOTT 的 D_k , CRPF-mean 表示基于 CRPF-TBD 的 D_k . 图1表明, 目标不存在时, 虚警概率 $P_{fa} = 0.001$ 时 PF-max 和 JOTT-max 对应的门限达到 1. 目标存在时的最大存在概率也不会超过 1, 因此, ζ_k 不适用于 PF-TBD 和 JOTT. 下面的仿真中将比较 CRPF-max, CRPF-mean, PF-mean, JOTT-mean 几种方法的检测性能.

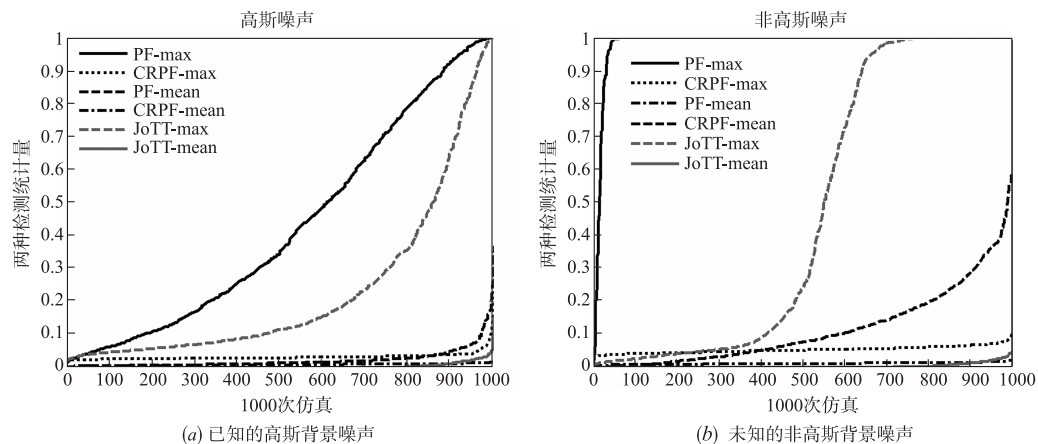


图1 目标不存在时, 基于PF-TBD、JOTT和CRPF-TBD的两种检验统计量比较, $N=6000$, $K=32$

除上述基于 CRPF-TBD、PF-TBD 和 JOTT 的检测方法外, 基于 PF 的似然比检测方法 (PF-LRT) 也是处理非线性微弱目标检测问题的有效方法, 这种方法也要求统计信息^[7]. 下面分别采用上述几种方法处理第 4 部分的天波雷达微弱目标检测问题, 比较几种方法在

统计特性已知和未知两种情况下的检测性能.

设置第 4 部分中的参数如下: 采样间隔 $t_s = 0.02s$, 总的观测时间为 $20.48s$. 因此总的观测序列长度为 1024 , $K = m = 32$. 初始时刻的多普勒频率 f_{da}^0 服从区间

$(-0.5, 0.5)$ 内的均匀分布, 回波幅度由信噪比决定, 信噪比的定义如式(18)所示, 式中 σ_0^2 为背景噪声方差. 假设目标从 $k=7$ 时刻出现, 持续到 $k=26$ 时刻. 在仿真过程中, CRPF-TBD、PF-TBD、PF-LRT、JOTT 都通过 2000 次蒙特卡洛实验估计不同信噪比下的存在概率、检测概率和状态估计性能, 通过 100000 次蒙特卡洛实

验估计虚警概率 $P_{fa} = 0.001$ 时的检测门限. 此外, CRPF-TBD 采用式(3)、(4)中定义的递减函数, $p=8$, 相关系数的门限 $r=0.2$, 遗忘因子 $\lambda=0$.

$$\text{SNR} = 10 \lg \frac{(\max\{|h_k(\mathbf{x}_k)|\})^2}{\sigma_0^2} \quad (18)$$

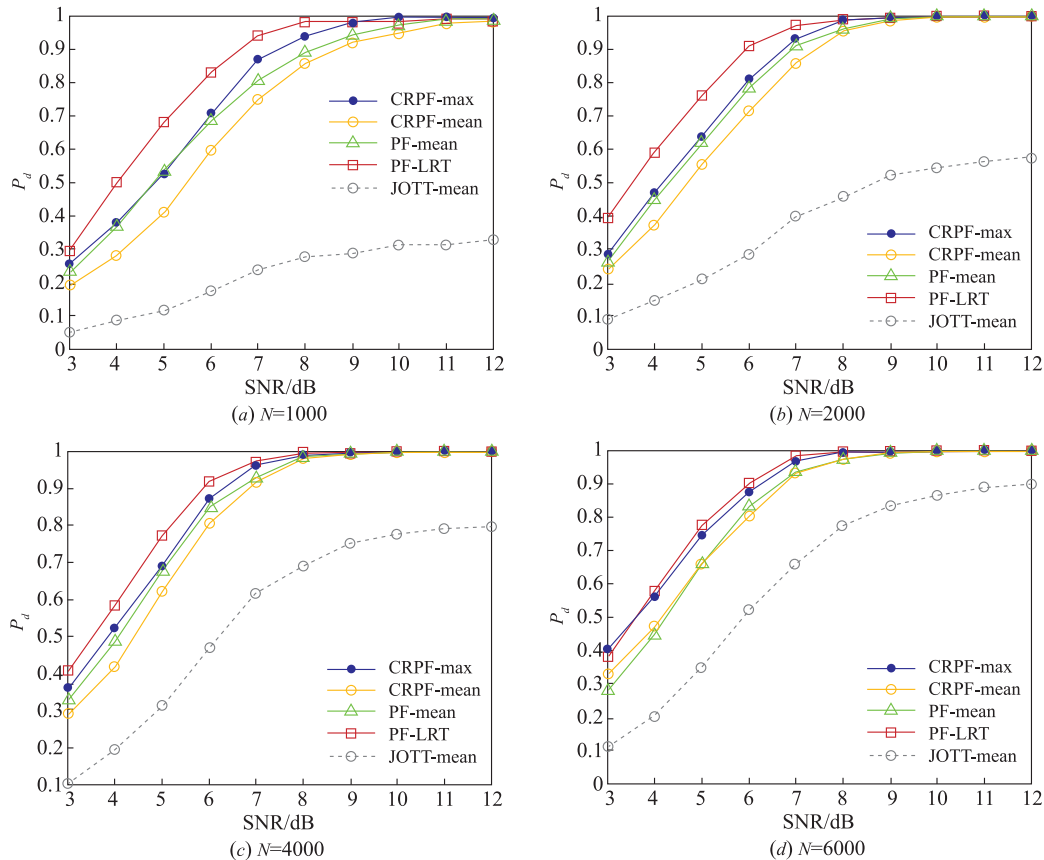


图2 已知统计特性时的检测性能和状态估计性能, $P_{fa}=0.001$. (a) $N=1000$; (b) $N=2000$; (c) $N=4000$; (d) $N=6000$

在第一个仿真中, 背景设置为统计特性已知的高斯噪声, 比较几种检验统计量的检测性能: PF-TBD 基于式(14)的检验统计量, 记为 PF-mean; JOTT 基于式(14)的检验统计量, 记为 JOTT-mean; CRPF-TBD 基于式(13)的检验统计量, 记为 CRPF-max; CRPF-TBD 基于式(14)的检验统计量, 记为 CRPF-mean; PF-LRT 的检验统计量, 记为 PF-LRT, $P_{fa} = 0.001$. 其中, PF-LRT、JOTT 和 PF-TBD 采用系统的统计信息, CRPF-TBD 不采用. 为图2所示是上述5种方法在不同样本下的检测概率, 图2(a)中样本数 $N=1000$, 图2(b)中 $N=2000$, 图2(c)中 $N=4000$, 图2(d)中 $N=6000$. 图2中的结果显示, 在统计特性已知的条件下, PF-LRT 的检测性能最佳, 当样本数 $N=2000$ 后, PF-LRT 性能稳定; PF-mean 在 $N=4000$ 后性能趋于稳定; 随着样本的增加, CRPF-mean 和 CRPF-max 的性能一直增加, 特别在 $N=6000$ 时, CRPF-max 与 PF-LRT 接近, CRPF-mean 与 PF-mean

接近; JOTT-mean 的检测性能随着样本数的增加而增加, 但较其他算法性能较差. 综上, 在统计特性已知的条件下, 基于 CRPF-TBD 的检测方法无需统计信息, 可达到与 PF-LRT 和 PF-mean 相似的检测性能.

在第二个仿真中, 将背景噪声设置为复广义高斯分布, 形状参数 $c=0.1$, 认为统计特性未知^[14]. 此时背景噪声的柱状图与相同均值、方差的高斯噪声的柱状图比较如图3所示, 形状参数为0.1的复广义高斯分布尖峰更突出. CRPF-TBD 仍然不采用任何统计信息, PF-TBD、PF-LRT 和 JOTT 认为背景噪声的服从高斯分布, 从所有 K 帧观测中估计背景噪声方差. 图4所示为统计特性未知时几种方法的检测概率, $P_{fa} = 0.001$. 图4(a)中样本数 $N=1000$, 图4(b)中 $N=2000$, 图4(c)中 $N=4000$, 图4(d)中 $N=6000$. 图4表明, 在统计特性未知的情况下, CRPF-max 的性能最好, CRPF-mean 优于 PF-mean, PF-LRT 检测性能下降明显, JOTT-mean 的检

测性能仍最差. 随着样本数的增加, CRPF-max、CRPF-mean 和 JOTT-mean 的性能增加明显, PF-mean 性能在样本数大于 4000 后几乎不变. 综上, 在统计特性未知的

情况下, 基于 CRPF-TBD 的检测方法性能明显优于基于传统粒子滤波的算法.

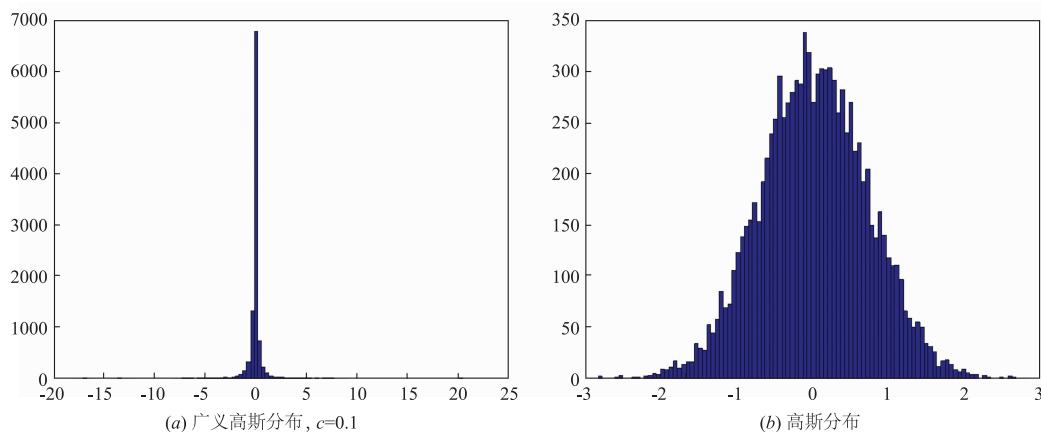


图3 复合高斯概率分布与高斯概率分布.(a) 形状参数 $c=0.1$ 时的复合高斯分布的柱状图; (b) 高斯分布的柱状图

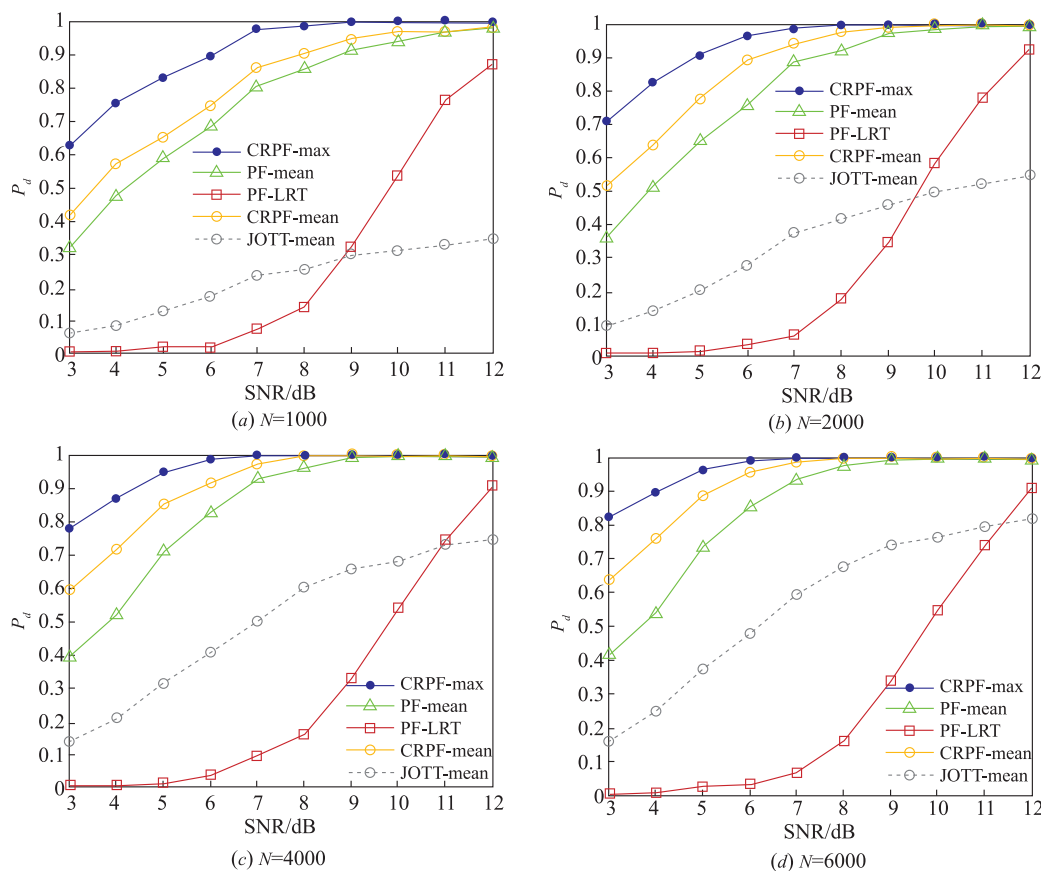


图4 未知统计特性时的检测性能, $P_{fa}=0.001$. (a) $N=1000$; (b) $N=2000$; (c) $N=4000$; (d) $N=6000$

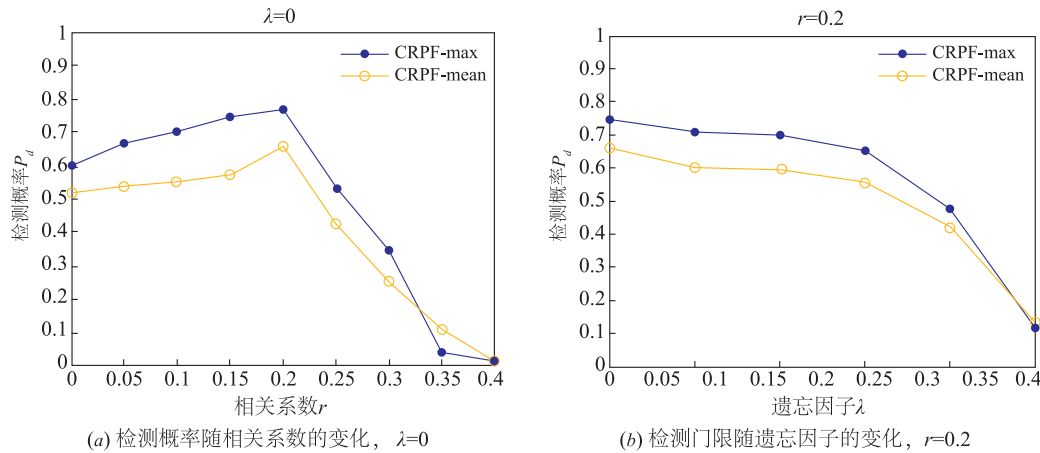
上述仿真表明, 当背景为已知时, 基于 CRPF-TBD 的 CRPF-max 性能接近 PF-LRT, CRPF-mean 性能与 PF-mean 接近, JOTT-mean 的性能最差; 当背景非高斯、且统计特性未知时, PF-LRT 的性能退化严重, 基于 CRPF-TBD 的 CRPF-max 性能最佳, 比 CRPF-mean 高约 1dB,

比 PF-mean 高 2 ~ 3dB, JOTT-mean 的性能仍最差. 可见, 本文提出的基于 CRPF-TBD 的 CRPF-max 和 CRPF-mean, 适合处理统计特性未知时的微弱目标检测问题.

CRPF-TBD 中有两个重要的参数, 遗忘因子 λ 和相关系数门限 r . 下面分析上述参数对 CRPF-TBD 算法性

能的影响. 在第三个仿真中, 首先设置遗忘因子 $\lambda = 0$ 比较复高斯背景下, SNR = 5dB 时, 基于 CRPF-max 和 CRPF-mean 的检测概率随相关系数门限 r 的变化, 给定虚警概率 $P_{fa} = 0.001$, 相关系数门限 $r = 0:0.05:0.4$. 图 5(a) 所示即为 $P_{fa} = 0.001$ 时检测概率随 r 的变化. 图 5(a) 表明, 当 $r = 0.2$ 时, 基于 CRPF-mean 和 CRPF-max 的检测概率较高. 其次设置相关系数门限 $r = 0.2$, 比较复高斯背景下, SNR = 5dB 时, 基于 CRPF-max 和 CRPF-mean 的检测概率随遗忘因子 λ 的变化, 给定 $P_{fa} =$

0.001, $\lambda = 0:0.2:1$. 图 5(b) 所示即为 $P_{fa} = 0.001$ 时检测概率随 λ 的变化. 图 5(b) 表明, $\lambda = 0$ 时, 基于 CRPF-max 和 CRPF-mean 检测概率较高. 因此, 选择 $r = 0.2$, $\lambda = 0$ 时 CRPF-TBD 的检测性能最好. 相关系数反映估计观测和真实观测间的相似程度, 其选择应根据经验获得. 遗忘因子 λ 反映前一时刻的代价对当前时刻的影响. CRPF-TBD 基于各个时刻的存在概率构造检验统计量, 因此各个时刻的存在概率应是独立的, 不受其他时刻影响. 即应设置 $\lambda = 0$.



(a) 检测概率随相关系数的变化, $\lambda=0$

(b) 检测门限随遗忘因子的变化, $r=0.2$

图5 相关系数和遗忘因子对CRPF-TBD检测性能的影响, 给定虚警概率 $P_{fa}=0.001$

最后分析 CRPF-TBD 的计算量. CRPF-TBD 和 PF-TBD 两种算法结构相似, 都是在原本的连续状态向量中引入表征目标存在状态的离散变量, 再基于 CRPF 和 PF 的输出构造检验统计量和估计目标状态. 因此, CRPF-TBD 的计算量主要由 CRPF 决定, PF-TBD 的计算量主要由 PF 决定, 离散变量只是扩展了样本的维数. 此外 PF-LRT 和 JOTT 方法的主要计算量也由 PF 决定. 同一平台下, SNR = 5dB, 样本数 $N = 6000$, 运行一次 CRPF-TBD 需 2.51s, PF-TBD 需 7.05s, PF-LRT 需 8.17s, JOTT 需 5.36s. CRPF-TBD 的计算量最小, 其次是 JOTT, PF-TBD 和 PF-LRT 的计算量最大. 原因是 CRPF-TBD 无需计算样本的复杂概率, 样本代价的计算简单. 而 PF-LRT 和 PF-TBD 需要计算样本的权值, 概率计算复杂. 且又因为 PF-LRT 计算样本的概率, PF-TBD 计算样本的似然比, 因此 PF-TBD 的计算量略小于 PF-LRT. JOTT 虽然也需要计算样本权值, 但无需逐个计算. 因此, CRPF-TBD 算法计算最简单, 计算量最小.

5 结论

本文基于 CRPF 提出了一种 TBD 算法, 即基于 CRPF 的存在概率检测方法, 可有效检测统计特性未知且非线性情况下的微弱目标. 通过统计特性已知和未知两个仿真实验, 比较了 CRPF-max、CRPF-mean、PF-

mean、PF-LRT 和 JOTT-mean 几种检验统计量的性能. 仿真结果表明, 在统计特性已知时, CRPF-max 的性能几乎与性能最佳的 PF-LRT 相当; 当统计特性未知时, CRPF-max 及 CRPF-mean 的性能均优于 PF-mean 和 JOTT-mean, PF-LRT 已无法有效检测目标. 因此, 本文提出的 CRPF-TBD 是一种有效的微弱目标检测算法. 后续需继续研究 CRPF-TBD 中参数, 特别是相关系数门限的设置问题. 此外, 不同的背景噪声下, CRPF-TBD 的性能有差异, 这也是后续值得关注的问题.

参考文献

- [1] 王首勇, 万洋, 刘俊凯. 现代雷达目标检测理论与方法 [M]. 北京: 科学出版社, 2014.
- [2] Ristic B, Arulanpalam S, Gordon N. Beyond the Kalman Filter: Particle Filters for Tracking Applications [M]. Boston/London: Artech House, 2004, 239 - 259.
- [3] Johnston L A, Krishnamurthy V. Performance analysis of a dynamic programming track before detect algorithm [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2002, 38(1): 228 - 242.
- [4] Tonissen S M, Bar-shalom Y. Maximum likelihood track-before-detect with fluctuating target amplitude [J]. IEEE Trans Aerosp Electron Syst, 1998, 34(3): 796 - 809.
- [5] SU Hong-tao, SHUI Peng-lang, LIU Hong-wei, BAO

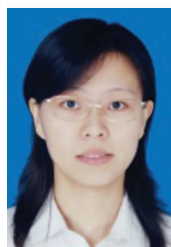
- Zhen. Rao-Blackwellised particle filter based track-before-detect algorithm for over-the-horizon radar target detection and tracking [J]. IET Signal Process, 2008, 2(2): 169-176.
- [6] 卢锦, 苏洪涛, 水鹏朗, 周忠根. 辅助粒子滤波实现天波超视距雷达弱目标似然比检测[J]. 西安交通大学学报, 2013, 47(8): 93-97.
LU Jin, SU Hong-tao, SHUI Peng-lang, ZHOU Zhong-gen. A likelihood ratio test of stealthy target in sky wave over-the-horizon radar using auxiliary particle filter [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2013, 47(8): 93-97. (in Chinese)
- [7] Boers Y, Driessen H. A particle-filter-based detection scheme [J]. IEEE Signal Process Lett, 2003, 10(10): 300-302.
- [8] Míguez J, Bugallo M, Djurić P. A new class of particle filters for random dynamic systems with unknown statistics [J]. EURASIP J Appl Signal Process, 2004, (15): 2278-2294.
- [9] Míguez J. Analysis of parallelizable resampling algorithm for particle filtering [J]. Signal Process, 2007, 87(12): 3155-3174.
- [10] Míguez J. Analysis of selection methods for cost-reference particle filtering with applications to maneuvering target tracking and dynamic optimization [J]. Digital Signal Process, 2007, 17(4): 787-807.
- [11] Lim J. Particle filters for nonlinear dynamic state systems with unknown noise statistics [J]. Nonlinear Dyn, 2014, 78: 1369-1388.
- [12] Yu Y H. Combining H_{∞} filter and cost-reference particle filter for conditionally linear dynamic systems in unknown non-Gaussian noises [J]. Signal Process, 2013, 93: 1871-1878.
- [13] 赵志国, 陈建文, 鲍拯. 一种高能量发射效率 MIMO 天波雷达方案[J]. 电子学报, 2012, 40(12): 2519-2524.
- ZHAO Zhi-guo, CHEN Jian-wen, BAO zheng. A MIMO skywave radar scheme with high transmitting power efficiency [J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(12): 2519-2524. (in Chinese)
- [14] Novey M, Adali T, Roy A. Correspondence: a complex generalized Gaussian distribution-characterization, generation, and estimation [J]. IEEE Trans Signal Process, 2010, 58(3): 1427-1433.
- [15] Mahler R. Statistical Multisource-multitarget Information fusion [M]. Boston London: Artech House, 2007.

作者简介



卢 锦 女, 1984 年 12 月出生, 陕西西安人. 2014 年毕业于西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室, 博士. 现为陕西科技大学电气与信息工程学院讲师. 主要研究方向为微弱目标检测和跟踪.

E-mail: lj491216@163.com



王 鑫 女, 1979 年 05 月生, 河南新乡人. 2010 年在西安电子科技大学获得通信与信息系统工程博士学位. 现为陕西科技大学电气与信息工程学院教师. 主要从事通信系统与信息安全研究.

E-mail: wangxin@sust.edu.cn



章为川 男, 1980 年生, 浙江苍南人. 2013 年毕业于西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室, 博士. 现为西安工程大学电子信息学院讲师. 主要研究方向为图像处理、模式识别.

E-mail: zwc2003@163.com