

分布式自动删除平均恒虚警率检测技术

刘盼芝¹ 韩崇昭¹

摘要 根据自动删除平均算法提出了一种新的分布式多传感器的目标检测算法. 在该方法中, 首先根据自动删除平均算法 (Censored cell-averaging, CCA) 得到各传感器的杂波/噪声电平估计, 然后将检测单元电平与得到的杂波/噪声电平估计值相比较, 得到有无目标的局部判决, 并将其传送到融合中心. 融合中心采用“ k/N ”融合准则得到有无目标的全局判决. 其中, 自动删除平均算法的优势明显, 它不需要干扰的先验信息, 可以容纳的干扰目标数不会像顺序统计量 OS (k) (Order statistics) 方法那样受指定 k 值的限制, 更接近实际. 自动删除平均算法还可以检测本身可能是目标的干扰. 在假定目标服从 Swerling 2 型起伏的情况下, 导出了相应的检测概率与虚警概率解析表达式. 多种检测器数值和图表分析的比较结果表明了该方法的有效性和优越性.

关键词 恒虚警率检测, 分布式数据融合检测器, 自动删除技术, 检测概率, 虚警概率, 分布式检测
中图分类号 TN952

Distributed Automatic Censored Cell-averaging CFAR Detector

LIU Pan-Zhi¹ HAN Chong-Zhao¹

Abstract Based on automatic censored cell-averaging constant false alarm rate (CCA-CFAR) technique, a new distributed CCA-CFAR detector is presented. In the scheme, every local detector employs automatic censored cell-averaging CFAR algorithm to form estimate of clutter power level, and compares it with the test sample. Then each local detector makes local binary decision, and transmits it to the fusion center. Finally, the fusion center makes the overall decision based on the total local decisions. The overall decision, which is zero or one, is obtained at the data fusion center based on the “ k/N ” fusion rule. We analyze the performance of the detector in various environments including homogeneous, multiple target, and clutter edge cases. The results show that for the multiple interfering target situation, it exhibits good robustness. The attractive feature of the proposed detector is that they do not require a priori knowledge about the interference in order to perform well. Under Swerling 2 assumption, the analytic expressions of detection probability and false alarm probability are derived.

Key words Constant false alarm rate (CFAR) detection, distributed data fusion detector, automatic censoring technique, detection probability, false alarm probability, distributed detection

恒虚警率 (Constant false alarm rate, CFAR) 检测就是一种在雷达自动检测系统中给检测策略提供检测阈值并且使杂波和干扰对系统的虚警概率影响最小化的信号处理算法. 对于雷达信号, 这些干扰包括接收机的内部噪声、地物、雨雪、海浪的杂波干扰和电子对抗措施, 人工有源和无源干扰以及与有用目标混在一起的邻近目标和它的旁瓣等. 由于雷达工作环境的多样性, 人们提出了各种各样的恒虚警检测方法.

在 80 年代早期, 基于数据融合的多传感器恒虚警率检测系统开始广泛应用于雷达防御系统. 综合

考虑系统的可靠性、实时性及通信量等因素, 分布式信号检测比集中式信号检测在很多情况下占有更大的优势. 分布式检测系统先在各个局部传感器进行数据的处理, 然后各个传感器再将结果传至融合中心, 由融合中心进行最后的判断, 得到全局决策. 所以, 这样的数据处理降低了对通信带宽的要求. 此外, 多传感器分布式结构可以降低对单个传感器的性能要求, 降低造价. 分散的信号处理方式可以增加计算容量, 在利用高速通信网的条件下可以完成非常复杂的算法.

多传感器恒虚警率检测已有 30 多年研究历史. 通常的多传感器检测结构包括局部传感器和融合中心, 局部处理和融合方法有多种选择^[1]. Barkat 等提出均匀背景下多传感器的单元平均 (Cell-averaging-CFAR, CA-CFAR) 处理, 在局部传感器采用 CA-CFAR, 融合中心采用 AND 或 OR 准则^[2]. 为对付非均匀背景, Uner 等提出在局部传感器采用有序统计量 (Order statistics-CFAR, OS-CFAR) 算法^[3]. 前面都是采用局部传感器送二元

收稿日期 2008-07-31 收修改稿日期 2008-12-05
Received July 31, 2008; in revised form December 05, 2008
国家重点基础研究发展计划 (973 计划) (2007CB311006), 国家自然科学基金 (60574033) 资助
Supported by National Basic Research Program of China (973 Program) (2007CB311006) and National Natural Science Foundation of China (60574033)
1. 西安交通大学电信学院综合所 西安 710049
1. Institute of Integrated Automation, School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049
DOI: 10.3724/SP.J.1004.2009.00903

判决结果到融合中心的做法. Viswanathan 等^[4]则在假设各传感器背景噪声功率水平一致的情况下推广了 OS-CFAR 方法, 提出选小有序统计量 (Minimum order statistic, mOS) 和选大有序统计量 (Maximum order statistics, MOS). 该算法由局部传感器观测数据形成某些统计量和参考单元对噪声的估计, 然后传送到融合中心, CFAR 检测在融合中心完成.

CA 方法在均匀背景中检测性能最好, 但是它在非均匀背景中的检测性能将会严重下降. 同时, 在多目标环境中, OS 类 CFAR 检测器相对于 CA-CFAR 检测器具有一定的优势. 因为它删除了一些高幅值采样, 在一定程度上减小了干扰目标回波进入杂波估计值的概率, 使其更合理. 但是, 当干扰目标数超过容许限度时, OS-CFAR 检测器性能同样受到较大影响. 所以 OS-CFAR 检测器需要已知干扰的先验信息, 才能保持较好的检测性能. 虽然还可以通过一定的数据融合技术提升系统的整体性能, 但如果噪声平均功率仅仅增大几个分贝, 虚警概率却会急剧增加, 在这种情况下, 即使信噪比较大, 也难作出正确的判决^[5-6]. 由于干扰目标的数目是随机的, 因此, 本文提出基于自动删除平均^[7-10] (Censored cell-averaging-CFAR, CCA-CFAR) 的一种新的分布式检测方法. 该方法能自适应于干扰目标数的变化, 特别是在弱目标和密集目标情况下, 这种优势更加明显, 同时, 该方法可以容纳的干扰目标数不像 OS 方法那样受指定 k 值的限制. 另外, 它还可以检测到本身可能是目标的干扰.

1 自动删除平均恒虚警检测器

自动删除平均 CFAR 检测器的原理框图如图 1 所示. 假设该检测器为分布式检测系统中的第 i 个局部检测器. 图中 X_{i0} 为检测单元的观测值, $\{Y_{i1}, Y_{i2}, \dots, Y_{iN_i}\}$ 为参考单元的观测值, Z_i 为背景噪声的功率水平估计值. 首先将所有参考采样按幅值升序排序, $Y_{i(1)} \leq Y_{i(2)} \leq \dots \leq Y_{i(N_i)}$.

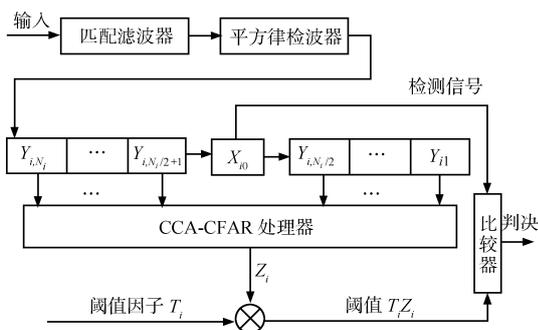


图 1 自动删除平均 CFAR 的原理框图

Fig. 1 Block diagram of the CCA-CFAR procedure

假设 $Y_{i(1)}$ 代表背景噪声功率的初始估计值. 则将 $Y_{i(2)}$ 与自适应阈值 $T_{i1}Y_{i(1)}$ 比较, 其中, T_{i1} 是阈值因子, 与设定的误删除概率 P_{FC} 有关. 如果 $Y_{i(2)} > T_{i1}Y_{i(1)}$, 我们就认为所有采样 $Y_{i(2)}, \dots, Y_{i(N_i)}$ 来自于干扰目标回波, 并删除这些采样. 如果 $Y_{i(2)} < T_{i1}Y_{i(1)}$, 我们认为 $Y_{i(2)}$ 来自于无干扰均匀背景. 然后更新背景噪声功率估计值 $s_{i2} = Y_{i(1)} + Y_{i(2)}$. 再依据同样方法来判断 $Y_{i(3)}$ 是干扰目标回波还是均匀背景. 所以, 在第 k 步, 我们将 $Y_{i(k+1)}$ 与 $T_{ik}s_{ik}$ 比较, 并根据下式做判决:

$$\begin{aligned} H_1 \\ Y_{i(k+1)} &\geq T_{ik}s_{ik} \\ H_0 \end{aligned} \quad (1)$$

其中, T_{ik} 为相应的删除过程的第 k 步阈值因子, s_{ik} 为前 k 个低阶采样的和. 假设 H_1 成立时, 认为 $Y_{i(k+1)}$ 与采样 $Y_{i(k+2)}, \dots, Y_{i(N_i)}$ 均为干扰目标回波采样, 相反, 假设 H_0 成立时, 我们认为 $Y_{i(k+1)}$ 为均匀背景噪声采样. 如果假设 H_0 为真, 我们将 s_{ik} 更新为 $s_{i,k+1}$, 并且继续进入上述比较过程. 如果假设 H_1 检测为真时, 将删除采样 $Y_{i(k+1)}, \dots, Y_{i(N_i)}$, 算法终止. 因为考虑的是均匀背景噪声中有干扰目标存在的情况, 故可认为所有被检测删除的采样都是干扰目标. 假设检测单元采样与所有剩余采样噪声为独立同分布的, 且删除过程的第 k 步误删除概率为

$$P_{FCi} = \binom{N_i}{k_i} \frac{1}{[1 + T_{ik}(N - k_i)]^{k_i}} \quad (2)$$

则检测单元的噪声功率水平估计值为

$$Z_i = \sum_{j=1}^{k_i} Y_{i(j)} \quad (3)$$

然后检测单元采样与自适应阈值 $T_i Z_i$ 比较:

$$\begin{aligned} H_1 \\ X_{i0} &\geq T_i Z_i \\ H_0 \end{aligned} \quad (4)$$

其中, T_i 为阈值因子, 可以根据设定的虚警概率得到. 其相应的虚警概率和检测概率为

$$P_{Fi} = \binom{N_i}{k} \prod_{j=1}^{k_i} \left[T_i + \frac{N_i - j + 1}{k_i - j + 1} \right]^{-1} \quad (5)$$

$$P_{Di} = \binom{N_i}{k_i} \prod_{j=1}^{k_i} \left[\frac{T_i}{1 + S} + \frac{N_i - j + 1}{k_i - j + 1} \right]^{-1} \quad (6)$$

2 分布式自动删除平均 CFAR 检测

由 N 个传感器组成的分布式 CCA-CFAR 检测器的结构形式如图 2. 假设所有传感器均扫描同一区域, 其中, X_{0i} 为第 i 个传感器的检测单元观测值, $Y_i = \{Y_{ij}\}$ 为参考单元的观测值, Y_{ij} 表示第 i 个传感器的第 j 个观测值, $i = 1, 2, \dots, N$ 标明传感器序号, N_1, N_2, \dots, N_i 表示第 i 个传感器的参考单元. 一般情况下, N_1 不一定等于 N_2 . 根据 CCA 自适应检测准则得到第 i 个局部传感器决策 D_i (其中 1 表示有目标, 0 表示无目标). 第 i 个局部传感器将其所得的局部判决 D_i 传至融合中心, 融合中心再采用 AND 或 OR 准则, 给出最终判决.

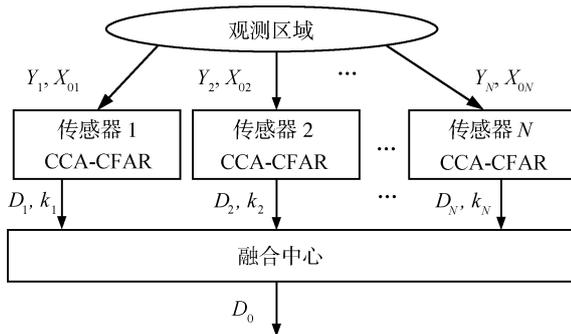


图 2 分布式自动删除平均 CFAR 处理原理框图

Fig. 2 Distributed CCA-CFAR detector

假设参考单元采样 $Y_{i1}, Y_{i2}, \dots, Y_{iN_i}$ 独立同分布且都服从指数分布. 在均匀背景噪声情况下, $E[Y_{ij}] = \lambda_{0i}$, 其中 λ_{0i} 为第 i 个传感器的平均噪声功率水平. 假设目标模型为 Swerling 2 型机动目标, 检测单元采样服从均值为 λ_{1i} 的指数分布, 其均值大小未知, 与目标是否存在杂波功率水平和目标强度有关:

$$\lambda_{1i} = \begin{cases} \lambda_{0i} \text{ 或 } \lambda_{0i}(1 + C), & H_0 \\ \lambda_{0i}(1 + S) \text{ 或 } \lambda_{0i}(1 + C + S), & H_1 \end{cases} \quad (7)$$

其中, H_1 假设代表存在目标, 并且 $\lambda_{1i} = \lambda_{0i}(1 + S)$ 表示信号加噪声功率水平, 其中, S 表示信号噪声功率比; 当检测单元在杂波背景下, 有 $\lambda_{1i} = \lambda_{0i}(1 + S + C)$, C 为杂波噪声功率比. H_0 假设表示不存在目标, 杂波背景下的 H_0 假设成立时, 有 $\lambda_{1i} = \lambda_{0i}(1 + C)$ 成立.

每一个局部 CFAR 检测器的检测概率、虚警概率和漏检概率分别记为 P_{D_i} , P_{F_i} , P_{M_i} , $i = 1, 2, \dots, N$. 假设各个局部传感器的观测值相互独立, 则局部传感器的决策结果也是相互独立的.

每一个自适应 CFAR 检测器将其判决 D_i 送至

融合中心, $i = 1, 2, \dots, N$:

$$D_i = \begin{cases} 1, & H_1 \\ 0, & H_0 \end{cases}$$

则有局部决策集合 $\mathbf{D} = (D_1, D_2, \dots, D_N)^T$. 对于给定的融合规则, 通过优化局部传感器参数可以使全局检测概率最大. 对于第 i 个传感器, 涉及到的系统参数有阈值因子 T_i . 为了在保持全局虚警概率一定时, 最大化全局检测概率, 定义目标函数:

$$J(T_1, T_2, \dots, T_N) = P_D(T_1, T_2, \dots, T_N) + \xi [P_F(T_1, \dots, T_N) - v] \quad (8)$$

其中, v 是指定的融合中心虚警概率, ξ 为 Lagrange 因子, $T_i, i = 1, \dots, N$ 为各个局部传感器的阈值因子. 在指定全局虚警概率 P_F 时, 最大化全局检测概率 P_D , 即最大化目标函数 J . 对于给定的 k_i , 我们对目标函数 J 关于 $T_i, i = 1, \dots, N$ 求偏导, 并使其等于 0, 得到 N 个非线性方程:

$$\frac{\partial J(T_1, T_2, \dots, T_N)}{\partial T_i} = 0, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (9)$$

则可以进一步得到各个传感器的阈值因子 $T_i, i = 1, \dots, N$. 即为最优局部检测器参数. 只要阈值因子确定, 我们就可以得到各个局部虚警概率和最优的检测概率. 下面我们给出了 AND 和 OR 融合规则下的具体分析结果, 并且得到了指定全局虚警概率情况下, 使得全局检测概率最大的阈值因子.

2.1 融合中心采用 AND 融合规则

当融合中心采用 AND 规则时, 所有局部决策为 1 时, H_1 假设成立. 则全局检测概率和虚警概率^[2] 分别为

$$P_D = \prod_{i=1}^N P_{D_i} \quad (10)$$

$$P_F = \prod_{i=1}^N P_{F_i} \quad (11)$$

由此可得目标函数为

$$J(T_1, T_2, \dots, T_N) = \prod_{i=1}^N P_{D_i} + \zeta \left\{ \prod_{i=1}^N P_{F_i} - v \right\} \quad (12)$$

其中 v 为指定的虚警概率, 目标函数对 $T_i, i = 1, \dots, N$ 求偏导, 并令其为 0, 有

$$\frac{\partial J(T_1, T_2, \dots, T_N)}{\partial T_i} = 0, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (13)$$

即

$$\left[\prod_{j=1, j \neq i}^N \binom{N_j}{k_j} \prod_{m=1}^{k_j} \left(\frac{T_j}{\mu} + \frac{N_j - m + 1}{k_j - m + 1} \right) \right] \times \left(-\frac{(-\mu)^{k_i} N_i! k_i (1+k_i) (T_i + \mu + T_i k_i + \mu N_i)^{-1-k_i}}{k_i! (N_i - k_i)} \right) + \xi \left\{ \left[\prod_{j=1, j \neq i}^N \binom{N_j}{k_j} \prod_{m=1}^{k_j} \left(T_j + \frac{N_j - m + 1}{k_j - m + 1} \right) \right] \times \left(-\frac{(-1)^{k_i} N_i! k_i (1+k_i) (T_i + 1 + T_i k_i + N_i)^{-1-k_i}}{k_i! (N_i - k_i)} \right) - v \right\} = 0 \quad (14)$$

并有约束条件为

$$P_F = \prod_{i=1}^N P_{F_i} = v \quad (15)$$

根据 $N + 1$ 个线性方程式, 我们就可以得到 AND 融合规则下的 N 个阈值因子和 ζ .

2.2 融合中心采用 OR 融合规则

当融合中心采用 OR 规则时, 任意一个局部决策为 1 时, H_1 假设成立; 所有局部决策为 0 时, 假设 H_0 成立. 则全局检测概率和全局虚警概率^[2] 分别为

$$P_D = 1 - P_M = 1 - \prod_{i=1}^N P_{M_i} \quad (16)$$

$$P_F = 1 - \prod_{i=1}^N (1 - P_{F_i}) \quad (17)$$

由此可得目标函数为

$$J(T_1, T_2, \dots, T_N) = 1 - \prod_{i=1}^N (1 - P_{D_i}) + \zeta \left\{ 1 - \prod_{i=1}^N (1 - P_{F_i}) - v \right\} \quad (18)$$

目标函数对 $T_i, i = 1, \dots, N$ 求偏导, 并令其为 0, 有

$$\frac{\partial J(T_1, T_2, \dots, T_N)}{\partial T_i} = 0, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (19)$$

即

$$\left\{ 1 - \prod_{j=1, j \neq i}^N \left[1 - \binom{N_j}{k_j} \prod_{m=1}^{k_j} \left(\frac{T_j}{\mu} + \frac{N_j - m + 1}{k_j - m + 1} \right) \right] \right\} \times \left(-\frac{(-\mu)^{k_i} N_i! k_i (1+k_i) (T_i + \mu + T_i k_i + \mu N_i)^{-1-k_i}}{k_i! (N_i - k_i)} \right) + \xi \left\{ \left(1 - \left[\prod_{j=1, j \neq i}^N \left(1 - \binom{N_j}{k_j} \prod_{m=1}^{k_j} \left(T_j + \frac{N_j - m + 1}{k_j - m + 1} \right) \right) \right] \right) \times \left(-\frac{(-1)^{k_i} N_i! k_i (1+k_i) (T_i + 1 + T_i k_i + N_i)^{-1-k_i}}{k_i! (N_i - k_i)} - v \right) \right\} = 0 \quad (20)$$

约束条件为

$$P_F = 1 - \prod_{i=1}^N (1 - P_{F_i}) = v \quad (21)$$

根据 $N + 1$ 个线性方程式, 我们就可以得到 OR 融合规则下的 N 个阈值因子和 ζ .

3 性能分析

本文提出了一种基于自动删除平均 CFAR 方法的分布式 CFAR 检测技术. 在均匀背景噪声和多目标情况下, 将本文提出的 CCAOR, CCAAND 检测器与以下几种检测器进行检测性能对比: 集中式 OS 检测器 (Central order statistics-CFAR, COS-CFAR) 分布式顺序统计检测器 (OSAND-CFAR 和 OSOR-CFAR) 以及分布式顺序统计选大 (MOS-CFAR) 和分布式顺序统计选小 (mOS-CFAR) 两种检测器, 并分析了该方法在杂波边缘的虚警率控制能力.

假设 $N = 3$ (3 个局部传感器), $N_1 = 12, k_1 = 8, N_2 = 12, k_2 = 8, N_3 = 12, k_3 = 8$, 保护单元数为 1 个. 在均匀背景和多目标条件下, 假设信噪比 $\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3 = SNR, v = 10^{-6}$, 各检测器相关参数和给定虚警率下的阈值因子 T 见表 1^[11-12]. 多目标环境是指有多个与主目标强度相等的干扰目标情况. 我们主要从以下三个方面分析检测器性能:

1) 均匀背景噪声环境, 图 3 为均匀噪声环境下几种检测器的检测性能, 可以看出本方法 CCAOR 性能略劣于集中式顺序统计 COS 方法, 与 MOS 方法性能很接近.

2) 多目标情况下, 图 4 给出了当传感器 1, 2 存在 2 个干扰目标, 随着传感器 3 中干扰目标数增加, 融合中心的检测概率的变化趋势. 从图 4 中可以看出, 干扰目标数目从 0 到 4, 几种方法性能比较接近. 但是, 当干扰目标数目超出它的容忍范围 (4) 时, 可以看出 COS, MOS, OSAND, CCAAND 几种方法检测概率急剧下降, mOS 此时受到影响最小, 其次

为 CCAOR 和 OSOR. 本文提出的方法 CCAOR 由于采用多步删除方案, 使干扰目标逐一被删除, 也就是说它对于干扰目标呈现出较好的鲁棒性.

表 1 各检测器参数及阈值因子

Table 1 Parameters and calculation values

检测器	传感器	参考单元	秩	虚警概率	阈值因子 T
CCAOR	S1	12	8	5×10^{-5}	7.9127
	S2	12	8	5×10^{-5}	
	S3	12	8	5×10^{-5}	
CCAAND	S1	12	8	1×10^{-3}	1.4148
	S2	12	8	1×10^{-3}	
	S3	12	8	1×10^{-3}	
COS	S1	12	8	1×10^{-6}	80.2987
	S2	12	24		
	S3	12	8		
MOS	S1	12	8	1×10^{-6}	24.1771
	S2	12	8		
	S3	12	8		
mOS	S1	12	8	1×10^{-6}	38.9597
	S2	12	8		
	S3	12	8		
OSOR	S1	12	8	5×10^{-5}	31.6847
	S2	12	8	5×10^{-5}	
	S3	12	8	5×10^{-5}	
OSAND	S1	12	8	1×10^{-3}	4.8624
	S2	12	8	1×10^{-3}	
	S3	12	8	1×10^{-3}	

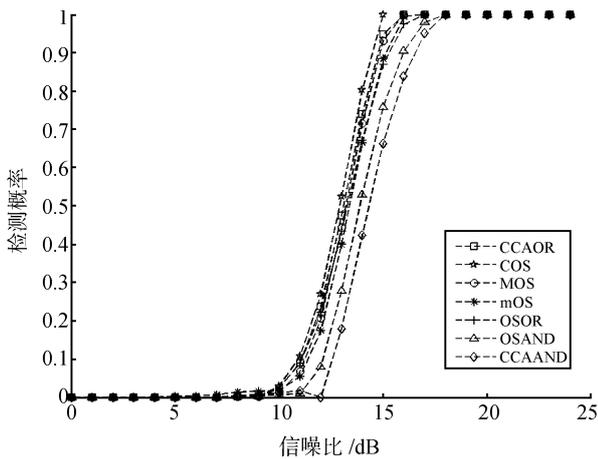


图 3 检测概率性能曲线

Fig. 3 Detection probabilities ($b_1 = b_2 = b_3 = 0$, $SNR = 20$ dB)

3) 在杂波边缘检测环境中, 根据检测单元和杂波区域的相对位置, 例如检测单元是位于杂波区域中还是处于均匀噪声背景中, 全局虚警概率将会超过或者小于设定的全局虚警概率. 随着虚警概率的变化, 相应的全局检测概率也同样会增加或者降低.

在恒虚警检测中, 主要目的是为了保持虚警率小于或者等于指定值, 所以在此环境下, 主要是为了控制虚警率不要偏离指定虚警概率值的约束. 不影响系统的性能分析情况下, 指定全局虚警概率为 0.01, 杂噪比 $CNR = 15$, 各个局部检测器参考单元数和保护单元数及涉及到顺序统计量同上, 各个局部检测器的阈值因子如表 2.

表 2 各检测器参数及阈值因子

Table 2 Parameters and calculation values

检测器	传感器	参考单元	秩	虚警概率	阈值因子 T
CCAOR	S1	12	8	5×10^{-5}	1.8057
	S2	12	8	5×10^{-5}	0.5442
	S3	12	8	5×10^{-5}	
CCAAND	S1	12	8	1×10^{-3}	
	S2	12	8	1×10^{-3}	
	S3	12	8	1×10^{-3}	
COS	S1	12	8	1×10^{-6}	1.3321
	S2	12	24		
	S3	12	8		
MOS	S1	12	8	1×10^{-6}	7.3775
	S2	12	8		
	S3	12	8		
mOS	S1	12	8	1×10^{-6}	6.4618
	S2	12	8		
	S3	12	8		
OSOR	S1	12	8	5×10^{-5}	1.3321
	S2	12	8	5×10^{-5}	
	S3	12	8	5×10^{-5}	
OSAND	S1	12	8	1×10^{-3}	1.3321
	S2	12	8	1×10^{-3}	
	S3	12	8	1×10^{-3}	

对于杂波边缘, 我们分析以下两种情况: 1) 杂波边缘对各个局部检测器影响相同, 即各个局部检测器处于杂波中的参考单元数目完全相同时 (如图 5); 2) 各个局部检测器处于杂波中的参考单元数目不完全相同, 即只有部分传感器位于杂波区域时 (如图 6). 我们将杂波进入参考单元的过程分解为两部分: 假设杂波从参考单元一侧进入另一侧离开, 直到占据整个参考单元的一半, 并且检测单元一直处于纯背景噪声环境; 然后为杂波占据整个参考单元一半到完全占据整个参考单元, 其中检测单元一直处于杂波环境中.

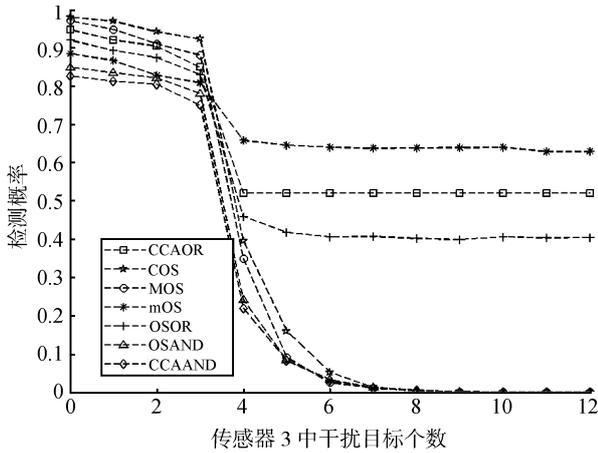


图 4 检测概率-S3 干扰目标数曲线

Fig. 4 Detection probabilities versus number of interfering targets in Sensor 3 ($b_1 = b_2 = 2$, $INR = SNR = 20$ dB)

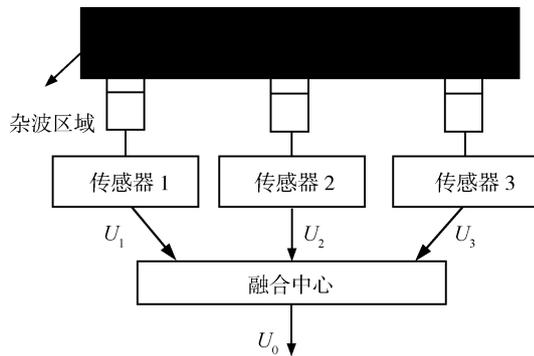


图 5 杂波边缘 (各传感器工作环境完全相同)

Fig. 5 The first scenario of clutter edge case in homogeneous background

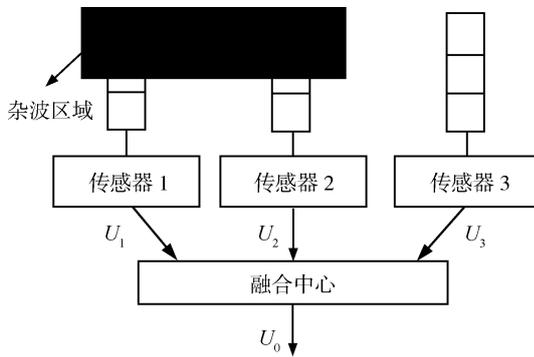


图 6 杂波边缘 (各传感器工作环境不完全相同)

Fig. 6 The second scenario of clutter edge case in nonhomogeneous background

对于情况 1), 三个传感器都位于杂波中, 从图 7 和 8 中我们可以看出当杂波占据的参考单元个数小于检测器的最大容许上限 (4) 时, MOS, mOS, COS, OSOR, CCAOR 四种检测器的虚警控制能力

好一些, 当杂波单元个数继续增大时, MOS 控制能力将变差一些, 而此时 mOS 的杂波虚警控制能力将好于 MOS. 当杂波占据更多的参考单元时, 即检测单元也位于杂波区时, 利用 AND 融合规则的几种虚警控制能力相对较好. 但是值得强调的一点是, AND 融合规则的几种检测器的检测能力也相应较小, 检测性能相应下降. 所以综合考虑虚警控制能力和兼顾检测性能, 本文方法是可取的.

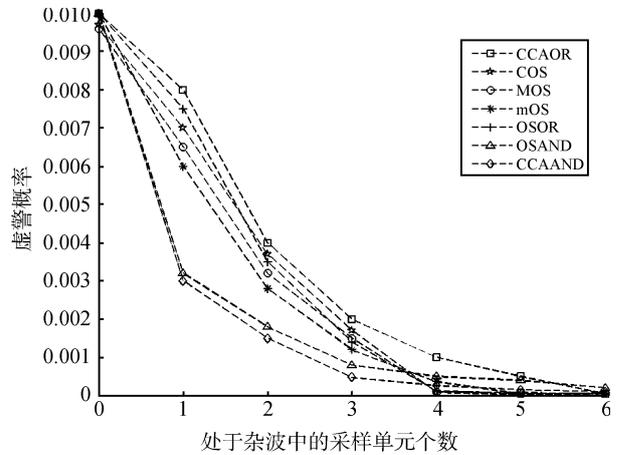


图 7 杂波边缘虚警特性 (3 个传感器都位于杂波边缘)

Fig. 7 P_F performance of system in clutter edge (3 sensors are in clutter edge)

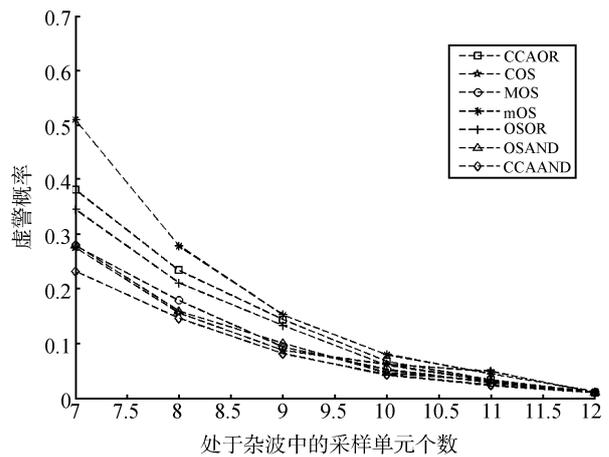


图 8 杂波边缘虚警特性 (3 个传感器都位于杂波边缘)

Fig. 8 P_F performance of system in clutter edge (3 sensors are in clutter edge)

对于情况 2), 杂波特性和分布同情况 1), 图 9 和 10 为其中 1 个传感器处于杂波中; 图 11 和 12 为其中 2 个传感器处于杂波环境中. 此时, 当杂波占据的参考单元数目小于其一半时, 即检测单元位于均匀背景噪声环境中时, OSOR, CCAOR, mOS 三种方法虚警接近指定的虚警概率, 虚警控制能力很好, 即只要不是全部局部检测器都位于杂波环境中

时, 系统性能几乎不受杂波影响. 可以看出本文方法略差于 mOS 方法性能, 优于传统的分布式 CFAR 检测器 (OSAND, OSOR), 集中式检测器 (COS) 和 MOS 检测器. 但是从通信传输量上看, 对于完成一次检测, 它完成检测所需的通信带宽远小于集中式 (COS), MOS, mOS 检测器等处理.

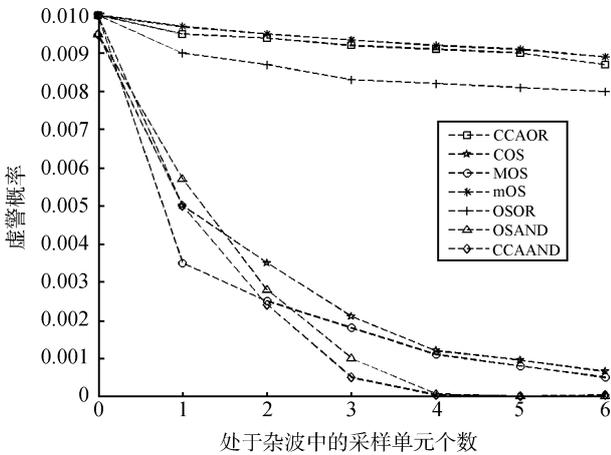


图 9 杂波边缘虚警特性 (1 个传感器位于杂波边缘)
Fig. 9 P_F performance of system in clutter edge (1 sensor is in clutter edge)

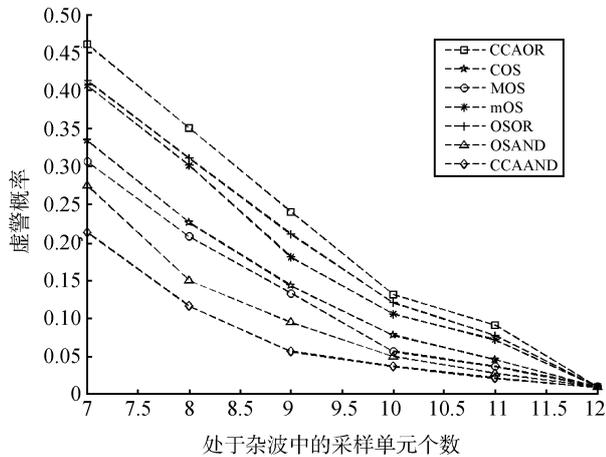


图 10 杂波边缘虚警特性 (1 个传感器位于杂波边缘)
Fig. 10 P_F performance of system in clutter edge (1 sensor is in clutter edge)

综上所述, 采用自动删除平均技术的分布式 CFAR 检测器是一种良好的检测器. 尽管在强干扰目标环境中自动删除平均算法稍有逊色. 但对于多目标环境和干扰目标数未知的复杂环境, CCAOR 表现出比其他方法更好的性能. 尤其对于密集目标的环境, 自动删除平均算法有更明显的优势, 其可以容纳的干扰目标数不会像 OS (k) 那样受指定 k 值的限制. 由于没有先验信息和不能完全删除掉干扰目标, 因而造成本方法具有较大的检测损失.

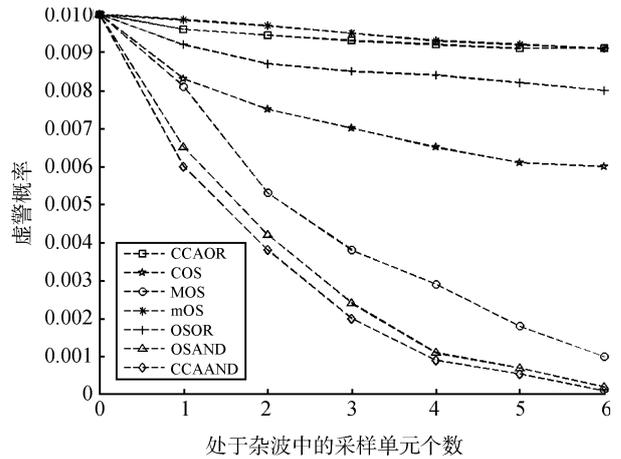


图 11 杂波边缘虚警特性 (2 个传感器都位于杂波边缘)
Fig. 11 P_F performance of system in clutter edge (2 sensors are in clutter edge)

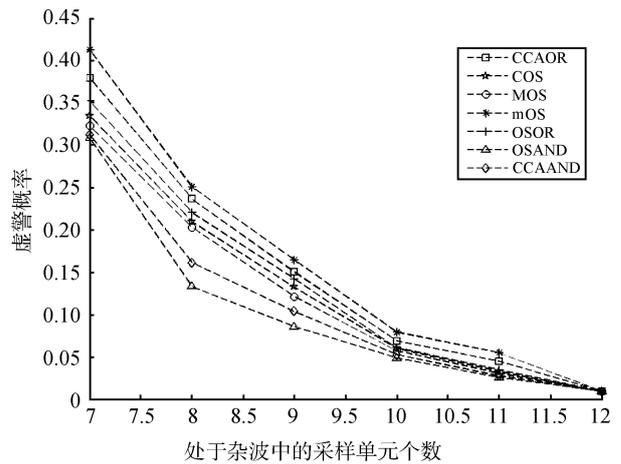


图 12 杂波边缘虚警特性 (2 个传感器都位于杂波边缘)
Fig. 12 P_F performance of system in clutter edge (2 sensors are in clutter edge)

4 结论

本文提出了一种新的分布式自动删除平均 CFAR 处理器, 并分析了它们在均匀干扰背景和多目标情况下的性能. 分析结果表明, 通过与经典的多传感器方法 OSOR, OSAND, COS 和 MOS, mOS 比较, 它对均匀目标和多目标有较好的适应性, 通过选择合适的参数, 均可获得较好的性能, 杂波边缘也具有可以接受的虚警控制能力. 它的一个优点就是, 该方法形成阈值过程中不需要任何关于干扰 (如杂波边缘和干扰目标数目) 的先验信息, 可以自动适应于干扰的变化. 在实际应用中, 先验信息不是总能得到的, 或者是不准确的, 因此在先验信息与实际干扰环境不符时, 自适应 CFAR 方法就显示了优越性. 由于自适应 CFAR 方法没有利用先验信息, 所以它们在某些干扰环境中, 相对非自适应

CFAR 方法有一定的检测损失.

References

- 1 Ran B, Varshney P K. *Distributed Detection and Data Fusion*. New York: Springer, 1996
- 2 Barkat M, Varshney P K. Decentralized CFAR signal detection. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1989, **25**(2): 141–149
- 3 Uner M K, Varshney P K. Distributed CFAR detection in homogeneous and nonhomogeneous background. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1996, **32**(1): 84–97
- 4 Amirmehrabi H, Viswanathan R. A new distributed constant false alarm rate detector. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1997, **33**(1): 85–97
- 5 Hammoudi Z, Soltani F. Distributed IVI-CFAR detection in non-homogeneous environments. *Signal Processing*, 2004, **84**(7): 1231–1237
- 6 Smith M E, Varshney P K. Intelligent CFAR processor based on data variability. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2000, **36**(3): 837–847
- 7 Himonas S D, Barkat M. Automatic censored CFAR detection for nonhomogeneous environments. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1992, **28**(1): 286–304
- 8 Liu X Y, Guan J, Peng Y N. An adaptive censored summation fusion scheme for distributed detection. *Signal Processing*, 2008, **88**(7): 1898–1906
- 9 Zaimbashi A, Norouzi Y. Automatic dual censoring cell-averaging CFAR detector in non-homogeneous environments. *Signal Processing*, 2008, **88**(11): 2611–2621
- 10 Farrouki A, Barkat M. Automatic censored mean level detector using a variability-based censoring with non-coherent integration. *Signal Processing*, 2007, **87**(6): 1462–1473
- 11 Liu P Z, Han C Z, Jie J. A threshold factor approach method for CFAR detector based on stochastic particle swarm optimization. In: *Proceedings of IEEE International Joint Conference on Neural Networks*. Hong Kong, China: IEEE, 2008. 2371–2376
- 12 Chuang P Y, Chang H W, Tu C J, Yang C H. Improved binary PSO for feature selection using gene expression data. *Computational Biology and Chemistry*, 2008, **32**(1): 29–38



刘盼芝 西安交通大学电子与信息工程学院综合自动化研究所博士研究生. 主要研究方向为信号处理和雷达恒虚警检测技术. 本文通信作者.

E-mail: liupz1980@stu.xjtu.edu.cn

(LIU Pan-Zhi Ph. D. candidate at the Institute of Integrated Automation, School of Electronic and Information

Engineering, Xi'an Jiaotong University. Her research interest covers signal processing and radar CFAR detection technique. Corresponding author of this paper.)



韩崇昭 西安交通大学电子信息与工程学院自动化系教授. 主要研究方向为多源信息融合、随机控制与自适应控制、非线性频谱分析.

E-mail: czhan@mail.xjtu.edu.cn

(HAN Chong-Zhao Professor, Ph. D. in the Department of Automation, School of Electronics and

Information Engineering, Xi'an Jiaotong University. His research interest covers multisource information fusion, stochastic control and adaptive control, and nonlinear spectral analysis.)