

基于局部检测统计量的分布式 CFAR 检测及其融合方法研究

关键^{1,2},何友¹,彭应宁²

(1. 海军航空工程学院电子工程系,烟台 264001;2. 清华大学电子工程系,北京 100084)

摘要: 本文研究了分布式 CFAR 检测在 Neyman-Pearson (NP) 意义上的最优问题,阐述了基于二元局部判决和基于局部检测统计量的分布式 CFAR 检测在最优性上的差别.提出了 R 类和 S 类局部检测统计量,证明了基于这两种局部检测统计量的在 NP 意义上的最优分布式 CFAR 检测具有似然比检验形式.研究了它们的次优融合方法(OS-R-GLRT 和 OS-S-CA).结果表明,次优融合可以达到与相应的最优融合接近的性能.

关键词: 分布式检测; CFAR; 均匀背景; 多目标; 杂波边缘

中图分类号: TN957.51 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2000) 03-0125-03

Study of Distributed CFAR Detection Based on Local Test Statistics and Its Fusion Strategy

GUAN Jiang^{1,2}, PENG Ying-ning², HE You¹

(1. Department of Electronic Engineering, Naval Aeronautical Engineering Academy, Yantai 264001, China;

2. Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: This paper studies the optimization problem in Neyman-Pearson (NP) sense in distributed CFAR detection. The difference of optimization between the distributed CFAR detection based on binary local decision and local test statistic (LTS) is elaborated. R and S type LTSs are proposed. It is proved that the optimal distributed CFAR detection based on the above two LTSs in NP sense is in form of likelihood ratio test (LRT). Their suboptimal fusion schemes are developed (OS-R-GLRT and OS-S-CA). The results show that suboptimal fusion schemes could attain similar performance to that of optimal fusion.

Key words: distributed detection; CFAR; homogeneous background; multiple target situations; clutter edge

1 引言

多传感器分布式检测系统可以提高系统可靠性、反应速度和生存能力,增加覆盖区域和监视目标数^[1].在非平稳杂波背景中,恒虚警率(CFAR)检测器可以自适应于杂波功率水平的变化^[2].分布式 CFAR 检测兼有二者的优点^[3].

在分布式检测中为避免大的通信带宽,局部处理器(LP)一般将局部观测处理成 0/1 形式的二元局部判决后传送给融合中心(FC).对于这种分布式检测,已经有大量的文献分析了 Bayes 意义上的各种最优检测. Bayes 准则需要先验概率和分配代价,这些量在许多实际应用中是很难确定的.对于分布式 CFAR 检测,已有的 NP 意义上的最优化分析都是基于二元局部判决的.二元局部判决会损失大量的局部观测信息,并且所能达到的最优是在局部判决为二元判决的限制下的最优,本文首次阐明了这一点.解决该问题的途径是以局部检测统计量作为 LP 和 FC 间的通讯数据.文中提出了两种形式简单的局部检测统计量,研究了它们的最优和次优融合方法.

2 NP 检验和局部检测统计量

并行结构的分布式 CFAR 检测器如图 1 所示.第 i 个局部

处理器 $LP_i (i = 1, \dots, L)$ 接收的 $N_i + 1$ 个观测构成向量 $X_i = [X_{i0}, X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iN_i}]$.其中, X_{i0} 为检测单元采样, $X_{ij} (j = 1, \dots, N_i)$ 为参考单元采样.假设 X_i 和 $X_j (i \neq j)$ 之间以及 X_i 的各分量之间是统计独立的.

NP 检验是将虚警概率 P_{fa} 限定在某一可以接收的水平,使检测概率 P_d 最大化(等价于漏报概率 P_m 最小化).设虚警概率设计值 P_{FA} 为可接受的虚警概率.对于 H_1 (有目标假设)对 H_0 (无目标假设)的二元假设检验,分布式 CFAR 检测利用 NP 准则进行优化的目标函数为

$$= P_m + [P_{fa} - P_{FA}] = (1 - P_{FA}) + \int f_{X_0}(x|H_1)$$

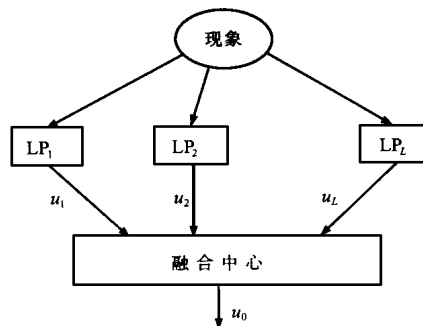


图1 并行结构分布式检测的流程图

进行优化的目标函数为

$$- f_{X_0}(x|H_0) J dx f_Z(z) dz \quad (1)$$

其中, J 是 Lagrange 因子. $\lambda_0 = \{X_0 | u_0 = 0\}$, $\lambda_1 = \{X_0 | u_0 = 1\}$; $X_0 = \{X_{10}, X_{20}, \dots, X_{L0}\}$, $f_{X_0}(x)$ 是 X_0 的概率密度函数 (PDF, probability density function). Z 是 Z 的值域, $Z = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_L\}$, $Z_i (i = 1, \dots, L)$ 是由 LP_i 的参考单元采样形成的杂波功率水平估计, $f_Z(z)$ 是 Z 的概率密度函数. 已经假设 X_0 的各分量间统计独立, 因此

$$= (1 - P_{FA}) + \int_0^{\lambda_0} \left[\prod_{i=1}^L f_{X_{i0}}(x_i | H_1) - \prod_{i=1}^L f_{X_{i0}}(x_i | H_0) \right] dx f_Z(z) dz \quad (2)$$

其中, $f_{X_{i0}}(x_i | H_1)$ 和 $f_{X_{i0}}(x_i | H_0)$ 分别是 X_{i0} 在 H_1 和 H_0 假设下的 PDF.

对于基于二元局部判决的分布式 CFAR 检测, 设 u_i 是 LP_i 的二元局部判决, u_0 是总的判决. 显然, u_0 是 $\{u_1, u_2, \dots, u_L\}$ 的函数, 用 $u_0(u_1, u_2, \dots, u_L)$ 表示. 当各 LP 之间无通讯时, 分布式 CFAR 检测器中各 LP 的局部处理只利用自己的检测单元采样和杂波功率水平估计, X_{i0} 的值域 $(0, +\infty)$ 被 $T_i Z_i$ 分成两个互补的区间, 即 $\lambda_0^{(i)} = \{X_{i0} | u_i = 0\}$ 和 $\lambda_1^{(i)} = \{X_{i0} | u_i = 1\}$. 假设 Z 各分量间统计独立的. 于是,

$$= (1 - P_{FA}) + \int_0^{\lambda_0} \left[\prod_{i=1}^L f_{X_{i0}}(x_i | H_1) dx_i f_{Z_i}(z_i) dz_i \right]_{u_0(u_1, \dots, u_L) = 0} - \int_0^{\lambda_0} \left[\prod_{i=1}^L f_{X_{i0}}(x_i | H_0) dx_i f_{Z_i}(z_i) dz_i \right]_{u_0(u_1, \dots, u_L) = 1} \quad (3)$$

其中, λ_0 是 Z 的值域. 使上式取极小值并且满足下式约束的非负解 $\{T_1, T_2, \dots, T_L\}$ 和函数 $u_0(u_1, u_2, \dots, u_L)$ 就是基于二元局部判决的分布式 CFAR 检测在 NP 意义上的最优解.

$$P_{fa} = 1 - \int_0^{\lambda_0} f_{X_0}(x|H_0) dx f_Z(z) dz = P_{FA} \quad (4)$$

然而, 这个最优解是基于如下限制的: (a) 局部判决为二元判决; (b) 各 LP 之间无通讯, 各局部处理结果的相互作用只体现在融合准则中. 此外, 利用概率等价关系 $Pr\{X_{i0} > T_i Z_i\} = Pr\{X_{i0} / Z_i > T_i\}$, 由式(3)可得

$$= (1 - P_{FA}) + \int_0^{\lambda_0} \left[\prod_{i=1}^L f_{S_i}(y_i | H_1) dy_i \right]_{u_0(u_1, \dots, u_L) = 0} - \int_0^{\lambda_0} \left[\prod_{i=1}^L f_{S_i}(y_i | H_0) dy_i \right]_{u_0(u_1, \dots, u_L) = 1} = (1 - P_{FA}) + \int_0^{\lambda_0} [f_S(s|H_1) - f_S(s|H_0)] ds \quad (5)$$

其中, $S_i = X_{i0} / Z_i$ (6)

或 $S_i = X_{i0} - T_i Z_i$ (7)

称 S_i 为局部检测统计量 (LTS: Local Test Statistic), 并分别称为 R 类和 S 类 LTS. $S = \{S_1, S_2, \dots, S_L\}$, $\lambda_0 = \{S | u_0 = 0\}$, $\lambda_1 = \{S | u_0 = 1\}$. 因此, 似然比检验 (LRT, likelihood ratio test)

$$(s) = \frac{\prod_{i=1}^L f_{S_i}(y_i | H_1)}{\prod_{i=1}^L f_{S_i}(y_i | H_0)} \geq \frac{H_1}{H_0} \quad (8)$$

可以使目标函数最小化. 其中, λ_0 为 Lagrange 因子, 应满足下面的限制条件

$$P_{fa} = \int_0^{\lambda_0} f_S(s|H_0) ds = \int_0^{\lambda_0} f(x|H_0) dx = P_{FA} \quad (9)$$

显然, 最优解 $T_i (i = 1, \dots, L)$ 是 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_L\}$ 的函数. 在 (a) 和 (b) 限制下, $T_i (i = 1, \dots, L)$ 是常数. 因此, 总判决区域是各局部处理形成的两个互补区间的组合, 不一定与式(8)似然比检验确定的判决区域重合. 图 2 示意了 $L = 2$ 时的这种差别. 这就是基于二元局部判决的分布式 CFAR 检测与基于 LTS 的分布式 CFAR 检测在 NP 最优化的差别.

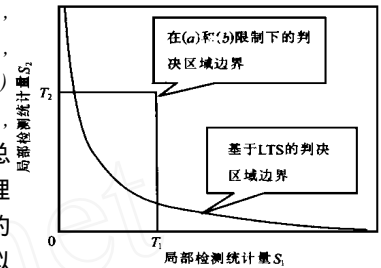


图 2 在 (a) 和 (b) 限制下与基于 LTS 的判决区域边界差别的示意图

3 R类和S类分布式CFAR检测器

3.1 基本数学模型

这部分将以 OS-CFAR 算法产生 Z_i 的情况为例, 分析 R 类和 S 类 LTS 构成的分布式 CFAR 检测器 (分别称为 OS-R^{*} 和 OS-S^{*}, * 表示对 LTS 融合的方法). 因此,

$$Z_i = X_{i(k_i)}, i = 1, \dots, L \quad (10)$$

$X_{i(k_i)}$ 是对 $X_{ij} (j = 1, \dots, N_i)$ 递增排序的第 k_i 个采样. 在高斯噪声背景中, 瑞利包络杂波通过平方律检波后, 输出服从指数分布. 于是, Z_i 的 PDF 为

$$f_{Z_i}(z_i) = H_i(N_i, k_i; m_i, \alpha_i; -a_i \exp(-a_i z_i)) \quad (11)$$

其中,

$$H_i(N_i, k_i; m_i, \alpha_i; Q) = \prod_{j=1}^{N_i} \binom{N_i - m_i}{i_2} \binom{m_i}{i_1 - i_2} \cdot \prod_{j=1}^{i_2} \binom{i_2}{j} (-1)^{j_1} \prod_{j_2=0}^{i_1 - i_2} \binom{i_1 - i_2}{j_2} (-1)^{j_2} Q \quad (12)$$

$$a_i = j_1 + N_i - m_i - i_2 + (j_2 + m_i - i_1 + i_2) / (1 + \alpha_i) \quad (13)$$

在多目标环境中, m_i 为干扰目标数, α_i 为干扰目标与噪声强度比 (INR); 在杂波边缘环境中, m_i 为强杂波单元数, α_i 为杂波与噪声强度比 (CNR); 在均匀杂波背景中, $\alpha_i = 0$ 或 $m_i = 0$. 假设目标模型为 Swerling 型, α_i 为 LP_i 的信噪比 (SNR).

3.2 R类分布式CFAR检测器

对于 OS-R^{*}, S_i 由式(6)定义, 其 PDF 为

$$f_{S_i}(y_i) = H_i(N_i, k_i; m_i, \alpha_i; -\frac{a_i(1 + \alpha_i)}{[y_i + a_i(1 + \alpha_i)]^2}) \quad (14)$$

$S_i (i = 1, \dots, L)$ 之间统计独立. 于是, 由 S_i 在均匀杂波背景中的 PDF 和式(8)的 LRT 可以确定 NP 意义上的最优检测, 称之

为 OS-R-LRT.

在局部观测信噪比 $\gamma_i (i = 1, \dots, L)$ 未知时,采用广义似然比检验 (GLRT, generalized likelihood ratio test),即用基于 S_i 的取样值 y_i 对 γ_i 的最大似然 (ML, maximum likelihood) 估计

$$\hat{\gamma}_i = U[y_i - 1/a_i] / (a_i y_i - 1), y_i > 0 \quad (15)$$

代替其真值. $U[\cdot]$ 是阶跃函数, a_i 是与 N_i 和 k_i 对应的参数. 这种检测器被称为 OS-R-CLRT.

对于最优融合 (LRT) 和次优融合 (GLRT), 检测概率和虚警概率均可表示为

$$P_d = \int \dots \int_{i=1}^L f_{S_i}(y_i | H_1) dy_1 \dots dy_L \quad (16)$$

$$P_d = \int \dots \int_{i=1}^L f_{S_i}(y_i | H_0) dy_1 \dots dy_L \quad (17)$$

其中, 积分区域 $\mathcal{S} = \{(y_1, \dots, y_L) | Pr\{s > \tau | H_0\} = P_{FA}\}$. 上述两式无显式形式, 需要用数值方法解. 通过适当设置式 (14) 中的 m_i 、 k_i 和 τ 值, 可以计算 OS-R-LRT 和 OS-R-CLRT 在均匀背景和多目标环境中的检测概率, 以及在杂波边缘环境中的虚警概率.

3.3 S 类分布式 CFAR 检测器

文献 [5] 的分析表明分布式检测的总检测性能主要取决于所有局部观测信号的总功率. 因此对于基于 S 类 LTS 的 OS-S-CAR, 研究对 LTS 求和的融合方法, 称之为 OS-S-CA. S_i 由式 (7) 定义, 取 $T_1 = T_2 = \dots = T_L = T$, 则

$$S = \sum_{i=1}^L S_i = \sum_{i=1}^L X_{i0} - T \sum_{i=1}^L Z_i \quad (18)$$

$$\text{总的判决准则为} \begin{cases} S \geq 0, & H_1 \text{ 成立} \\ S < 0, & H_0 \text{ 成立} \end{cases} \quad (19)$$

该融合不需要已知局部观测信噪比, 并且由后面的数值结果可知其具有很好的性能.

当 $L = 2$ 时, 式 (18) 定义的 S 大于等于零的概率为

$$Pr\{S \geq 0\} = H \left[\frac{a_1 a_2 [a_1 a_2 + (a_1 + a_2)(Q_1 + Q_2)] + (Q_1^2 + Q_2^2 + Q_1 Q_2)}{(a_1 + Q_1)(a_1 + Q_2)(a_2 + Q_1)(a_2 + Q_2)} \right] \quad (20)$$

其中, $H(X) = H_1[N_1, k_1; m_1, \tau; H_2(N_2, k_2; m_2, \tau; X)]$, $Q_i = T/(1 + \gamma_i)$. 适当地设置式 (20) 中各变量的值, 计算 OS-S-CA 在均匀背景和多目标环境中的检测概率, 以及在杂波边缘环境中的虚警概率. T 值是根据给定的虚警概率设计值 P_{FA} 计算的.

4 性能分析和结论

假设 $L = 2, N_1 = 11, k_1 = 8, N_2 = 13, k_2 = 9$ 和 $P_{FA} = 10^{-6}$. 在均匀背景和多目标条件下, 假设信噪比 $\gamma_1 = \gamma_2 = \text{SNR}$. 多目标环境是指有两个与主目标强度相等的干扰目标情况. 在杂波边缘环境中, 强杂波占据的参考单元数 $m_1 = 6, m_2 = 7$, 杂波与噪声强度比 $\gamma_1 = \gamma_2 = \text{CNR}$, 并且检测单元处于强杂波区. 这是虚警率最高情形, 称为虚警尖峰.

由图 3 可见, OS-R-CLRT 在均匀杂波背景和多目标环境中的检测性能均与 OS-R-LRT 十分接近. 图 4 表明 OS-R-CLRT

的虚警控制能力与 OS-R-LRT 在同一数量级上. 其中, 信噪比是指 LRT 融合中假定的信噪比. 由图 5 和图 6 可见, OS-S-CA 与集中式 OS-CFAR 检测 (COS) 在均匀背景、多目标环境和杂波边缘环境中的性能均极为接近.

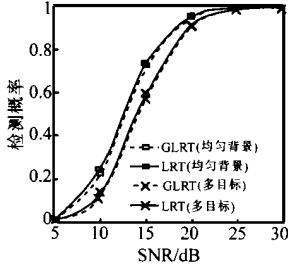


图 3 OS-R-LRT 和 OS-R-CLRT 在均匀背景和多目标环境中的检测概率

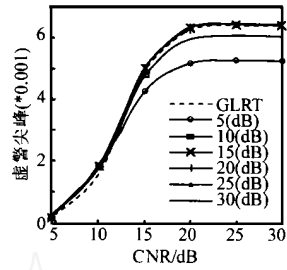


图 4 OS-R-LRT 和 OS-R-CLRT 在杂波边缘环境中的虚警尖峰

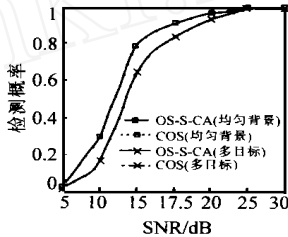


图 5 OS-S-CA 和 COS 在均匀背景和多目标环境中的检测概率

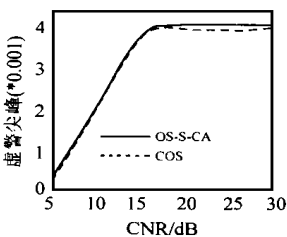


图 6 OS-S-CA 和 COS 在杂波边缘环境中的虚警尖峰

总之, 就 NP 意义上的最优性能而言, 基于二元局部判决的分布式 CFAR 检测劣于基于 LTS 的分布式 CFAR 检测. 对 LTS 的最优融合具有 LRT 形式, 次优融合 (GLRT 和 CA) 的性能接近于最优融合. S 类 LTS 的性能优于 R 类. 此外, 与集中式检测相比, LTS 的简单形式可以使 LP 与 FC 间的数据通讯量大大降低. 因此, 基于 LTS 的分布式 CFAR 检测是一种改善分布式 CFAR 检测性能的有效途径.



关键 1968 年生, 分别于 1990 年和 1994 年获海军航空工程学院学士和硕士学位, 现在清华大学电子工程系攻读博士学位. 主要研究方向为: 雷达信号处理, 分布式检测和非高斯杂波背景中的 CFAR 算法. 已发表论文 20 余篇, 出版专著一部.

参考文献

[1] Varshney, P. K. Distributed Detection and Data Fusion. New York: Springer-Verlag, 1996
[2] 何友, 关键, 彭应宁, 陆大. 雷达自动检测与恒虚警处理. 北京: 清华大学出版社, 1999

(下转第 117 页)

(2) 欲求 $\frac{\partial V_{scn}}{\partial V_m}$, V_{in} 为输入信号源, 用 Z_{in} 表示其源阻抗, 根据其伴随网络模型, 令 $Z_{in} = 0$. 根据第四部分所述求出伴随电压, 最后由式 (17) 可得到灵敏度.

(3) 欲求 $\frac{\partial V_{scn}}{\partial K}$, K 为绝对温度, 由于受温度影响的元件有很多个线性、非线性元件, 包含于各个线性块与非线性块中. 若用向量表示这些元件有 $[K_1, K_2, \dots, K_n]^T$, 则对它们分别求导并求和有

$$\frac{\partial V_{scn}}{\partial K} = \sum_{i=1}^n \frac{\partial V_{scn}}{\partial K_i} \quad (20)$$

式中 $\frac{\partial V_{scn}}{\partial K}$ 表示对 i 个元件求温度的偏导数.

6 结论

用本文中的算法所求出的灵敏度与用微扰法的结果完全一致. 并且作者还运用文中所述算法设计了微波功率放大器 CAD 软件包, 软件能高效率地进行微波功放的设计^[6]. 本文所述方法的优点有:

(1) 适用于任何拓扑结构的网络, 能解决 MIC、MMIC 等各种复杂的非线性电路.

(2) 与 AOM 相结合, 能解决单频与多频率的问题, 如混频器等.

(3) 可求解包括拓扑中所有元件参数的灵敏度, 包括对偏置电压、温度等的灵敏度.

(4) 灵敏度是精确的, 文中并未做任何近似.

(5) 灵敏度是快速的. 只需求解一次电路即可求出所有参数的灵敏度. 应用了分层法、AOM 及各种技术以提高算法的效率.

参考文献

- [1] 沈灿, 张祖舜. 用算术运算法分析多频激励下微波非线性电路. 电子学报, 1997, 25(2): 116 ~ 118
- [2] 沈灿, 张祖舜. 统一的微波线性与非线性电路的分层法. 固体电子学研究进展, 1996, 16(3): 259 ~ 264
- [3] 张祖舜, 沈灿. 微波非线性电路全频域谐波平衡分析—1. 方程的建立算术运算法. 电子学报, 1994, 22(12): 35 ~ 45
- [4] 张祖舜, 沈灿. 微波非线性电路全频域谐波平衡分析. 电子学报, 1995, 23(3): 62 ~ 66
- [5] 居梯. 有源网络计算机辅助设计. 科学出版社, 1986
- [6] 沈灿. 微波非线性电路仿真技术. 博士学位论文, 南京: 东南大学, 1997



沈 灿 1970 年出生, 分别于 1991、1994、1997 年在东南大学获学士、硕士、博士学位, 主要研究方向为微波非线性电路 CAD、多媒体通信与 Internet 技术, 已发表论文 10 余篇.

(上接第 127 页)

- [3] Blum R. S., Kassam S. A., Poor H. V. Distributed Detection with Multiple sensors: Part -Advanced Topics. Proc. of IEEE, 1997, 85(1): 64 ~ 79
- [4] 关键, 何友, 彭应宁. 基于局部观测信噪比的新的分布式 CFAR

检测. 清华大学学报, 1999, 39(1): 51 ~ 53

- [5] Mathur A., Willett P. K. Local SNR Considerations in Decentralized CFAR Detection. IEEE Trans. AES, 1998, 34(1): 13 ~ 22