

非高斯背景下的自适应限幅检测研究

代 振,王平波,卫红凯

(海军工程大学电子工程学院,湖北武汉 430033)

摘 要: 针对非高斯背景下局部最优检测(Locally Optimal Detector, LOD)结构复杂、稳健性弱的问题,对传统的限幅器进行改进,提出了一种自适应限幅检测器(Adaptive Limiter Detector, ALMD). 首先对弱信号的检测性能进行了系统研究,然后依据混合高斯模型对非高斯背景建模,在此基础上得到了限幅阈值与限幅检测性能之间的解析表达式,最后通过推导确定了最佳限幅阈值,明显提高了检测性能. 仿真结果表明 ALMD 与 LOD 性能接近,但结构简单,性能稳健,适应性更强.

关键词: 非高斯背景; 限幅检测; 限幅阈值; 稳健性

中图分类号: TN911.23

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2020)03-0426-05

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2020.03.002

Adaptive Limiter Detection in Non-Gaussian Noise Background

DAI Zhen, WANG Ping-bo, WEI Hong-kai

(College of Electronic Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan, Hubei 430033, China)

Abstract: Aiming at the problem that the local optimal detector (LOD) has complex detection structure and poor robustness for signal detection in Non-Gaussian noise background, an adaptive limiter detector (ALMD) is proposed based on the improvement of traditional limiter. Firstly, the detection performance of weak signal is systematically studied. Then the non-Gaussian background is modeled by the mixed Gaussian model. On this basis, the analytical expression between the clipping threshold and the detection performance is obtained. Finally, the optimal threshold is determined which leads to a significantly improvement of the detection performance. Simulation results shows that the ALMD has similar performance compared to LOD but provide relatively efficient and robustness.

Key words: non-Gaussian background; limiter detection; limiter threshold; robustness

1 引言

在传统信号检测领域中,通常假设背景噪声为高斯白噪声,此时的最佳检测器为匹配滤波(Matched Filter, MF). 但实际中的一些噪声背景,比如主动声纳中的混响、雷达中的杂波等,由于冲激的存在,它们的概率密度函数(Probability Density Function, PDF)往往具有重尾(heavy tails),呈现出非高斯特性^[1],此时匹配滤波效果会大为降低.

非高斯背景下的信号检测,通常的做法是先对接收信号进行非线性处理,以抑制接收信号中的大幅值样本,然后再进行匹配滤波处理. 比较常见的非线性处理有局部最优处理(Locally Optimal Detector, LOD)^[2-6]、高斯化处理^[7,8]以及限幅器^[9,10]等. LOD 是

弱信号检测下的次最优检测,但结构一般较为复杂,检测效率低;另外 LOD 的稳健性较差,它的检测性能依赖于非高斯背景的 PDF 的估计精度,如果估计失配,性能可能会明显下降. 高斯化处理的核心思想是将非高斯背景高斯化,以更好地适应匹配滤波,而文献[10]指出数据的高斯化处理与检测性能提升并无直接关系. 再者,高斯化处理结构也较为复杂,其稳健性也有待提高. 相比之下,限幅器结构最为简单,适应性强,但需要依据经验人工进行阈值选取,检测性能难以保证.

本文对限幅器进行改进,提出了一种自适应限幅检测器(Adaptive Limiter Detector, ALMD). ALMD 不仅检测性能接近 LOD,而且结构简单,性能稳健,更适合复杂环境下的自适应检测.

2 检测模型

考虑如下信号接收模型:

$$\mathbf{X} = \theta \mathbf{s} + \mathbf{W} \quad (1)$$

其中 $\mathbf{X} = [X_1, X_2, \dots, X_N]^T$ 表示接收信号; $\theta \geq 0$ 表示信号强度. $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_N]^T$ 是待检测的确知信号; $\mathbf{W} = [W_1, W_2, \dots, W_N]^T$ 是非高斯背景干扰, 且满足独立同分布假设, 其概率密度函数为 $f(x)$, 累积分布函数(Cumulative Distribution Function, CDF)为 $F(x)$.

当 $\theta = 0$ 时, 表示待检测信号没有出现, 记为假设 H_0 , 即 H_0 假设, 当 $\theta > 0$ 时, 信号出现, 称为 H_1 假设, 检测模型如下:

$$\begin{cases} H_0, & \theta = 0 \\ H_1, & \theta > 0 \end{cases} \quad (2)$$

对于式(2)形式的检测模型, 其理论上的最佳检测为似然比检测, 但在非高斯背景下似然比统计量通常难以甚至无法求解^[11], 故通常先对接收信号 \mathbf{X} 进行非线性变换, 然后进行匹配滤波, 其检验统计量如下:

$$T(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^N s_i g(X_i) \quad (3)$$

其中 $g(x)$ 为 x 的连续函数, 称其为变换函数. 显然 $g(X_i)$ 、 $T(\mathbf{X})$ 也是随机变量.

3 性能分析

由中心极限定理, 当随机变量的个数 N 逐渐增大时, $T(\mathbf{X})$ 将趋近于高斯分布, 所以只需要分析不同假设下 $g(X_i)$ 的均值与方差即可. 假设 $g(x)$ 为奇函数, 弱信号情况下 (θ 比较小) $g(X_i)$ 的均值与方差如式(4)所示^[12].

$$\begin{cases} E[g(X_i) | H_0] = \int_{-\infty}^{+\infty} g(x) f(x) dx = 0 \\ E[g(X_i) | H_1] \approx \mu_g \theta s_i \\ V[g(X_i) | H_0] = \int_{-\infty}^{+\infty} g^2(x) f(x) dx = \sigma_g^2 \\ V[g(X_i) | H_1] \approx V[g(X_i) | H_0] = \sigma_g^2 \end{cases} \quad (4)$$

其中 $\mu_g = \int_{-\infty}^{+\infty} g'(x) f(x) dx$, $g'(x)$ 是 $g(x)$ 的导数; $E(g | H_j)$ 、 $V(g | H_j)$ 分别为假设 H_j ($j=0, 1$) 下随机变量 $g(X_i)$ 的均值与方差.

根据式(4)易得 $T(\mathbf{X})$ 的渐近分布为:

$$T(\mathbf{X}) \sim \begin{cases} N(0, \sigma_g^2 E_s), & H_0 \\ N(\mu_g \theta E_s, \sigma_g^2 E_s), & H_1 \end{cases} \quad (5)$$

其中 $E_s = \sum_{i=1}^N s_i^2$, 表示确知信号的能量.

从式(5)可以看出, 在不同假设下 $T(\mathbf{X})$ 的均值不同而方差相同, 对于这种情况可知其虚警概率 P_f 与检

测概率 P_d 满足如下关系^[13]:

$$P_d = Q(Q^{-1}(P_f) - \sqrt{d_g^2}) \quad (6)$$

其中 $Q(x) = \int_x^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt$, $Q^{-1}(x)$ 是 $Q(x)$ 的反函数; d_g 被称为偏移系数^[13], 给定 P_f 时, P_d 仅与 d_g 有关, 且是 d_g 的单调递增函数, 其计算公式如下:

$$d_g^2 = \frac{\theta^2 E_s \left(\int_{-\infty}^{+\infty} g'(x) f(x) dx \right)^2}{\int_{-\infty}^{+\infty} g^2(x) f(x) dx} \quad (7)$$

4 混合高斯背景下的常规检测

4.1 非高斯背景建模

文献[14]指出, 对很广的一类非高斯背景, 对其进行初步预处理(去均值、预白化、强度均匀化)后, 其统计特性可以用式(8)所示的二阶零均值混合高斯模型(简记为 ZMGM2)进行拟合:

$$f(x) = \varepsilon_B \varphi(x/\sigma_B) + \varepsilon_I \varphi(x/\sigma_I) \quad (8)$$

$$F(x) = \varepsilon_B \Phi(x/\sigma_B) + \varepsilon_I \Phi(x/\sigma_I)$$

其中 $\varphi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}$ 、 $\Phi(x) = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt$ 分别是

标准正态分布的 PDF 与累积分布函数(Cumulative Distribution Function, CDF). 易知其均值为 0, 方差为 $\sigma^2 = \varepsilon_B \sigma_B^2 + \varepsilon_I \sigma_I^2$.

式(8)其实是将非高斯背景看作是常规噪声与冲激噪声(混响、杂波等随机脉冲)的叠加. σ_B^2 、 σ_I^2 分别表示常规噪声与冲激噪声的方差, 而 ε_B 、 ε_I 是其各自的混合参数, 并且满足 $\varepsilon_B + \varepsilon_I = 1$. 通常情况下有 σ_I^2 大于 σ_B^2 , 而 ε_I 小于 ε_B , 这表明非高斯背景是由大部分幅值较小的常规噪声与少部分幅值较大的冲激噪声叠加得到, 是符合实际情况的.

4.2 常规检测性能分析

下面在 ZMGM2 模型基础上对常见的检测方法进行性能分析.

(1) 匹配滤波

直接令 $g(x) = x$, 即为匹配滤波, 变换函数记为 $g_{MF}(x)$, 检验统计量记为 $T_{MF}(\mathbf{X})$. 根据式(5)、(7)可得:

$$T_{MF}(\mathbf{X}) \sim \begin{cases} N(0, E_s \sigma_{MF}^2), & H_0 \\ N(\theta E_s, E_s \sigma_{MF}^2), & H_1 \end{cases} \quad (9)$$

$$d_{MF}^2 = \frac{\theta^2 E_s}{\sigma_{MF}^2}$$

其中 $\sigma_{MF}^2 = \sigma^2$.

(2) 局部最优检测

令 $g(x) = -f'(x)/f(x)$ ($f'(x)$ 是 $f(x)$ 的导数),

即可得到局部最优检测,变换函数记为 $g_{LO}(x)$, 检验统计量记为 $T_{LO}(X)$. 根据式(5)、(7)可得:

$$T_{LO}(X) \sim \begin{cases} N(0, E_s \sigma_{LO}^2), & H_0 \\ N(\theta E_s \sigma_{LO}^2, E_s \sigma_{LO}^2), & H_1 \end{cases} \quad (10)$$

$$d_{LO}^2 = \theta^2 E_s \sigma_{LO}^2$$

$$\text{其中 } \sigma_{LO}^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{(f'(x))^2}{f(x)} dx.$$

非高斯背景下 LOD 的检测性能一般远好于 MF, 但 LOD 的结构复杂程度通常也远高于 MF. 另外, 由于非高斯背景的 PDF 通常是未知的, 应用 LOD 时首先要对 $f(x)$ 进行估计才能得到 $g_{LO}(x)$, 如果估计失配, 性能就可能下降, 而 $g_{MF}(x)$ 则与 $f(x)$ 无关, 所以 LOD 的稳健性也比 MF 差.

需要说明的是, 对非高斯背景按照 ZMGM2 建模时, 由于冲激噪声的作用, $f(x)$ 可能会随时间波动, 即表现出一定的不平稳特性. 此时如果应用 LOD 进行自适应检测, 需要对 $f(x)$ 进行实时估计, 进一步提高了检测结构的复杂程度, 同时还增大了 PDF 估计失配的可能性.

5 自适应限幅检测

5.1 检测结构

为降低检测结构的复杂程度, 提高信号检测的稳健性, 可以选取限幅器形式的变换函数 $g_{LM}(x)$, 表达式见式(11), 其中 C 为限幅阈值. 称这种检测方法称为限幅检测(LMD).

$$g_{LM}(x) = \begin{cases} -C, & x < -C \\ x, & |x| \leq C \\ C, & x > C \end{cases} \quad (11)$$

令 $\sigma_B = 0.8$, $\varepsilon_1 = 0.3$, $\sigma_1 = 4$, $g_{LM}(x)$ 与 $g_{MF}(x)$ 、 $g_{LO}(x)$ 的对比如图 1 所示. 可以看出, 如果 C 取值较大(图中 $C = 4$ 的情况), $g_{LM}(x)$ 和 $g_{MF}(x)$ 类似, 对大部分样本都是线性输出, 但由于 $g_{LM}(x)$ 还是抑制了一些较大的样本, 所以 LMD 的检测性能会好于 MF, 但不会有明显提高; 如果 C 取值较为合适(图中 $C = 0.8$ 的情况), 则 $g_{LM}(x)$ 与 $g_{LO}(x)$ 比较接近, 对小样本都近似线性输出, 对大样本都进行抑制, 此时 LMD 的检测性能将会明显高于 MF, 并接近于 LOD.

5.2 性能分析与最佳限幅阈值选取

由 4.1 节分析可知, 选择一个合适的限幅阈值 C 极为关键. 传统的做法是根据经验选取, 一般采用 10% 方案, 即对绝对值最大的前 10% 样本进行抑制. 传统做法虽然简单, 但通常情况下 C 的取值都偏大, 导致对大样本的抑制效果并不明显, 检测性能较 MF 提升有限. 下面通过分析 C 与 LMD 检测性能的关系来选择最佳的限

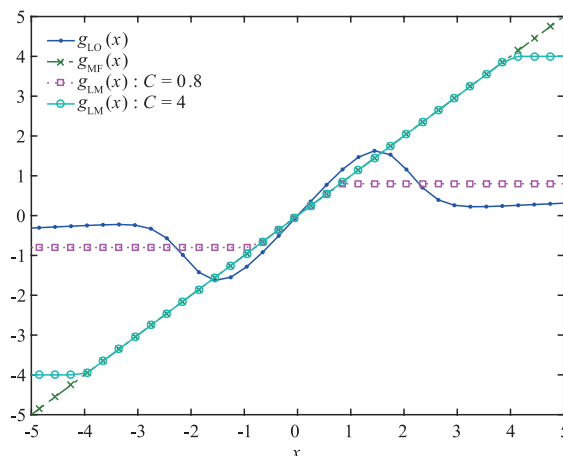


图1 变换函数输出

幅阈值.

易知 LMD 的检验统计量为 $T_{LM}(X)$, 将式(11)代入式(5)、(7)可得:

$$T_{LM}(X) \sim \begin{cases} N(0, E_s \sigma_{LM}^2(C)), & H_0 \\ N((2F(C) - 1)\theta E_s, E_s \sigma_{LM}^2(C)), & H_1 \end{cases} \quad (12)$$

$$d_{LM}^2 = \frac{(2F(C) - 1)^2 \theta^2 E_s}{\sigma_{LM}^2(C)} \quad (13)$$

其中 $\sigma_{LM}^2(C) = 2C^2(1 - F(C)) + \int_{-C}^{+C} x^2 f(x) dx$, $F(C)$ 是 C 处的 CDF 值.

不妨令 $\theta^2 E_s = 1$, 则 LMD 的偏移系数 d_{LM}^2 仅由 C 决定. 记最佳限幅阈值为 C_{op} , 显然 C_{op} 应当使得 d_{LM}^2 取最大值, 即 $C_{op} = \arg \max_c \{d_{LM}^2\}$.

直接求解 C_{op} 较为困难, 通过推导可得 $C_{op} \approx \sigma_B$. 同时, 为更直观的考察 C 与 d_{LM}^2 的关系, 令 σ_B 分别取 1、1.5, 改变 ε_1 、 σ_1 的取值, $C \sim d_{LM}^2$ 的曲线如图 2 所示. 从图中可以明显看出, 当 σ_B 确定时, d_{LM}^2 在 $C = \sigma_B$ 时的取值总是在其最大值附近, 而 ε_1 、 σ_1 的取值对最佳限幅阈值 C_{op} 的影响则较小, 这与理论推导得到的近似解是一致的. 此外, 近似取 $C_{op} = \sigma_B$ 表明应用 LMD 检测时只需要估计一个参数 σ_B , 相比 LOD 不仅降低了检测结构的复杂程度, 提高了检测效率, 同时降低了 PDF 估计失配对检测性能的影响, 提高了检测的稳健性. 记 $C = \sigma_B$ 时的限幅检测为自适应限幅检测(ALMD), 作为对比, 记传统的限幅检测(按 10% 方案选取限幅阈值)为常规限幅检测(CLMD).

6 仿真分析

假定确知信号为单频信号, 频率为 100Hz, 采样频率为 1000Hz, 采样点数为 500; PDF 参数设为 $\sigma_B = 1$, $\varepsilon_1 = 0.3$, $\sigma_1 = 6$, 在该参数下最佳限幅阈值 $C_{op} = 0.9$,

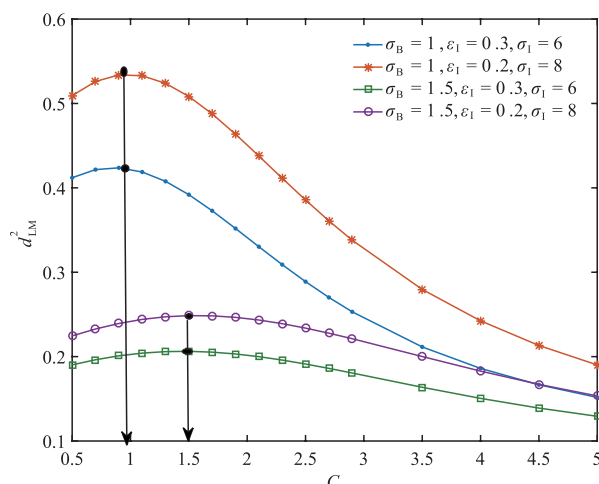


图2 偏移系数与限幅阈值的关系

ALMD 的限幅阈值 $C = \sigma_B = 1$, CLMD 的限幅阈值 $C = 6.8$. 固定虚警概率为 10^{-5} , 仿真结果如下.

图3 是不同阈值 C 下的 LMD 检测性能对比, C 分别取 0.9, 1, 2, 3 和 6.8. 可以看出, 在 $C = 0.9$ 时检测性能是最优的, 在 $C = 1$ 时的检测性能基本接近最优, 并且随着 C 的增大检测性能逐渐降低. 这可以通过图 2 中对应参数下的 $C \sim d_{LM}^2$ 曲线进行解释, 当 $C = 0.9$ 时 d_{LM}^2 取得最大值, 故检测性能最优, 随着 C 的取值增大, d_{LM}^2 取值减小, 故检测性能下降, 但 $C = 1$ 时 d_{LM}^2 的取值接近最大值, 所以其检测性能接近最优, 这进一步表明了近似取 $C_{op} = \sigma_B$ 是可行的.

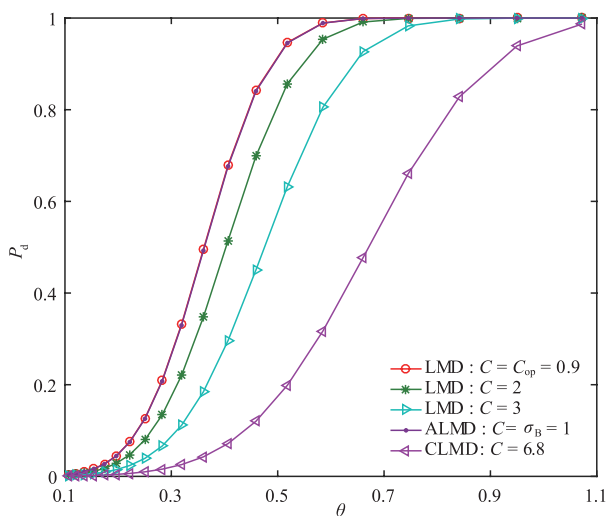


图3 不同阈值 C 下的 LMD 检测性能 ($P_f = 10^{-5}$)

图4 是 LOD、MF、CLMD 与 ALMD 的检测性能对比, 其中仿真值是通过蒙特卡洛实验得到. 首先可以看出, 这四种检测方法的仿真值与理论值吻合的很好, 表明前文按照渐近高斯分布分析其检测性能是正确的. 另外还可以看出, CLMD 的检测性能仅略好于 MF, 而

ALMD 的检测性能基本接近 LOD, 远优于 MF, 这与理论分析结果是一致的.

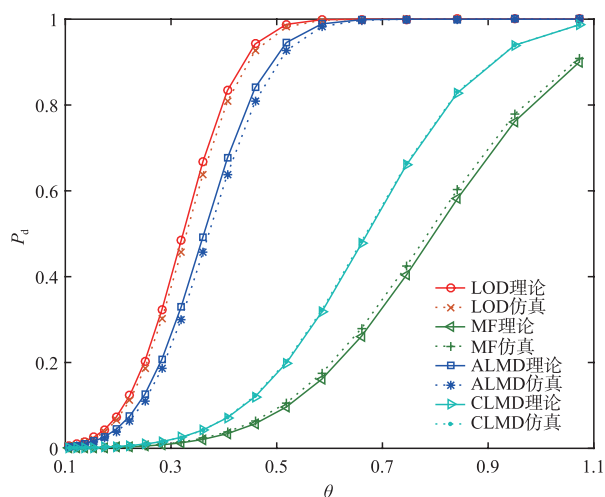


图4 不同检测器的检测性能对比 ($P_f = 10^{-5}$)

为进一步说明 ALMD 的稳健性, 将其与 PDF 估计失配情况下的 LOD 进行对比. PDF 估计失配有多种可能, 仿真中保持 $\sigma_B = 1$ 不变, 仅假设 ϵ_1, σ_1 估计失配, 其真值为 $\epsilon_1 = 0.3, \sigma_1 = 6$, 设定两组估计失配值分别为 $\epsilon_1 = 0.5, \sigma_1 = 3$ 以及 $\epsilon_1 = 0.2, \sigma_1 = 8$, 结果如图 5 所示. 可以看出, 当 $f(x)$ 估计失配时, LOD 的检测性能会降低, 其性能接近甚至可能低于 ALMD.

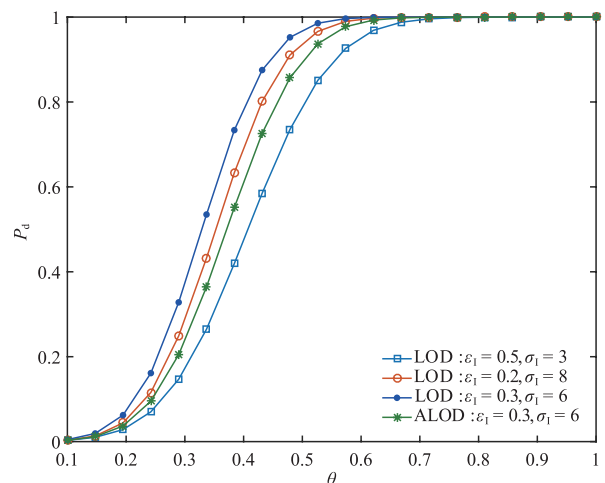


图5 ALMD 与估计失配下的 LOD 检测性能比较 ($\sigma_B = 1$)

7 结束语

本文首先从整体上对非高斯背景弱信号检测的渐近性能进行了系统分析. 其次, 根据二阶零均值混合高斯模型对非高斯背景建模, 并在此模型基础上对常见的匹配滤波、局部最优检测进行性能分析. 为降低检测结构复杂度, 提高复杂环境下信号检测的稳健性, 对传统的限幅器进行改进, 从理论上确定了其最佳限幅

阈值,得到了一种自适应限幅检测器.理论和仿真结果都表明,与局部最优检测相比,自适应限幅检测性能与之接近,但结构更加简单,性能更加稳健,适应性更强,更适用于工程实际.

本文虽然是在 ZMGM2 模型的基础上推导得到的自适应限幅检测,但限幅检测的性能分析以及最佳限幅阈值选取方法在其它非高斯背景模型下也是适用的,比如 Class A 模型、广义高斯分布模型等,这也是下一步的研究方向.

参考文献

- [1] 郑作虎,王首勇.复杂海杂波背景下分数低阶匹配滤波检测方法[J].电子学报,2016,44(2):319-326.
Zhen Zuo-hu, Wang Shou-yong. Radar target detection method of fractional lower order matched filter in complex sea clutter background[J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(2):319-326. (in Chinese)
- [2] Spaulding A D. Locally optimum and suboptimum detector performance in a non-Gaussian interference environment[J]. IEEE Trans on Communication, 1985, 33(3):509-517.
- [3] Kuruoglu E E, Fitzgerald W, Rayner P. Near optimal detection of signals in impulsive noise modeled with a symmetric-stable distribution[J]. IEEE Communications Letter, 1998, 10(2):282-284.
- [4] 沈锋,孙枫.非高斯乘性环境下伪码捕获方法[J].上海交通大学学报,2010,44(2):204-208.
Shen Feng, Shun Feng. A method of pseudonoise code acquisition in both non-gaussian and multiplicative noise channels[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2010, 44(2):204-208. (in Chinese)
- [5] Li X, Sun J, Wang S, et al. Near-optimal detection with constant false alarm ratio in varying impulsive interference[J]. IET Signal Processing, 2013, 7(9):824-832.
- [6] Oh H, Nam H. Design and performance analysis of non-linearity preprocessors in an impulsive noise environment[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(1):364-376.
- [7] 李旭杰,赵鸿燕,杨成胡. α 稳定噪声中基于正态变换的次优接收机[J].电路与系统学报,2012,17(3):2158-2163.
Li Xue-jing, Zhao Hong-yan, Yang Cheng-hu. Normalized transform based sub-optimal receiver in α -stable impulsive environment[J]. Journal of Circuits and Systems, 2012, 17(3):2158-2163. (in Chinese)
- [8] 陈志毅,周穗华,冯士民.脉冲性大气噪声的高斯化滤波[J].数据采集与处理,2013,28(6):784-789.
Chen Zhi-yi, Zhou Shui-hua, Feng Shi-min. Removal of impulsive atmosphere noise based on Gaussian filter[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2013, 28(6):784-789. (in Chinese)
- [9] 张杨勇,刘勇.低频段大气噪声及处理技术[J].舰船科学技术,2008,30(b11):85-88.
Zhang Yang-yong, Liu yong. Atmospheric noise at low low frequency and its processing technique[J]. Ship Science and Technology, 2008, 30(b11):85-88. (in Chinese)
- [10] 罗忠涛,卢鹏,张杨勇,等.大气噪声幅度分布与抑制处理分析[J].系统工程与电子技术,2018,40(7):1443-1448.
Luo Zhong-tao, Lu Peng, Zhang Yang-yong, et al. Analysis on amplitude distribution and suppression techniques of atmosphere noise[J]. Systems Engineering and Electronics, 2018, 40(7):1443-1448. (in Chinese)
- [11] 王首勇,于兴伟.一种基于粒子滤波的雷达目标似然比检测方法[J].电子学报,2010,38(3):503-506.
Wang Shou-yong, Yu Xing-wei. A likelihood-ratio detection method of radar target based on particle filtering[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(3):503-506. (in Chinese)
- [12] LIXu-tao, Sun Jun, Wang, Shou-yong, et al. Near-optimal detection with constant false alarm ratio in varying impulsive interference[J]. IET Signal Processing, 2013, 7(9):824-832.
- [13] 赵树杰.信号检测与估计理论[M].北京:电子工业出版社,2013.58-59.
Zhao Shu-jie. Signal Detection and Estimation Theory [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2013. 58-59. (in Chinese)
- [14] 王平波,蔡志明.有色非高斯背景下微弱信号的 Rao 有效检验[J].电子学报,2007,35(3):534-538.
Wang Ping-bo, Cai Zhi-ming. The Rao efficient scores test of weak signals in colored non-Gaussian background[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(3):534-538. (in Chinese)

作者简介

代振 男,1991年11月出生,河南驻马店人,博士研究生,主要研究方向为水声信号处理.

E-mail: 1663548598@qq.com

王平波(通讯作者) 男,1976年5月出生,山东日照人,教授,博士生导师,主要研究方向为水声信号处理.

E-mail: blackberet@163.com

卫红凯 男,1984年2月出生,山西运城人,博士,讲师,主要研究方向为水声信号处理.

E-mail: whk200605@163.com