

抑制脉冲型噪声的高斯拖尾非线性函数设计

张杨勇¹, 罗忠涛², 聂雅琴¹, 张刚²

(1. 中国船舶重工集团公司第七二二研究所低频电磁通信技术实验室, 湖北武汉 430019; 2. 重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065)

摘 要: 低频通信中脉冲型噪声会严重降低通信性能. 针对脉冲型噪声的抑制问题, 本文提出高斯拖尾零记忆非线性(Gaussian-tailed Zero Memory Nonlinearity, GZMNL)函数的最优化设计方法. GZMNL函数含有两个参数, 分别控制其线性范围和拖尾程度, 故适用于多种噪声分布. 本文提出 GZMNL 设计以效能最大化为优化目标, 采用自适应搜索算法来寻找 GZMNL 参数的最佳值. 然后讨论了 GZMNL 在 $S\alpha S$ (Symmetric α -Stable, $S\alpha S$) 噪声分布下的快速设计方法, 以及在未知噪声分布时的稳健设计方法. 最后, 仿真 $S\alpha S$ 噪声和实测大气噪声数据的处理结果表明: 本文设计方法在检测性能上能够接近最优非线性, 且能够有效抑制未知分布的噪声.

关键词: 脉冲型噪声; 非线性变换; 高斯拖尾零记忆非线性; 效能函数; 非线性优化

中图分类号: TN911 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2019)11-2407-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.11.024

Optimal Design of the Gaussian-Tailed Zero Memory Nonlinearity Function for Impulsive Noise Suppression

ZHANG Yang-yong¹, LUO Zhong-tao², NIE Ya-qin¹, ZHANG Gang²

(1. Laboratory of Low-frequency Electro-magnetic Communication Technology with the 722 Research Institute, CSIC, Wuhan, Hubei 430019, China;

2. School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: Impulsive noise can greatly degrade the performance of long wave communications. This paper proposes the optimal design of the Gaussian-tailed zero memory nonlinearity (GZMNL) function to suppress impulsive noise. The GZMNL function which was proposed for the symmetric α -stable ($S\alpha S$) noise is not robust in applications, because of the lack of adaptive parameters. This paper proposes to design the GZMNL parameters adaptively to control the linear range and the tails, so that the GZMNL can be effective for various noise distributions. In the GZMNL design, the efficiency is employed as the objective function which is maximized over the GZMNL parameters. To solve this optimization problem, we develop a derivative-free optimization algorithm which searches the maximum efficacy adaptively. Considering practical applications, we propose two fast algorithms for the GZMNL design in the $S\alpha S$ noise, as well as a robust method for the GZMNL design in unknown noise distributions. Simulation results based on the $S\alpha S$ noise and real atmospheric noise show that the GZMNL design achieves almost the best nonlinearity in known noise distributions. The GZMNL design is effective and robust for unknown noise distributions.

Key words: impulsive noise; nonlinear transformation; GZMNL; efficiency function; nonlinear optimization

1 引言

信号检测理论表明加性高斯噪声中采用线性相关器即可获得最佳检测^[1]. 现实中很多场景具有脉冲型噪声, 其概率密度函数(Probability Density Function, PDF)的拖尾比高斯分布明显更长^[2-4]. 此时, 线性相关的检测性能并非最优, 而应经过非线性变换. 对此, 人们

的一般做法是在线性相关器前接一个实现零记忆非线性(Zero Memory Nonlinearity, ZMNL)变换的预处理器.

预处理器中的 ZMNL 函数是脉冲型噪声处理的关键. 理论上最优 ZMNL 函数是在低信噪比假设下推导的局部最优检测器(Locally Optimal Detector, LOD)^[1,5]. 但 LOD 非线性变换必须已知噪声 PDF 才能使用. 并且, 脉冲型噪声 PDF 常无闭式表达式, 故 LOD 非线性变换只

能采用数值模拟. 为此, 人们提出了许多闭式 ZMNL 函数, 例如针对一般脉冲型噪声的削波器、置零器^[6], 针对 S α S 分布噪声的削波器^[7]、AZMNL^[8]、GZMNL^[9], 针对 Class A 分布噪声的削波器和置零器^[2,10]. 此类 ZMNL 函数比 LOD 具有更好的实用性, 但是检测性能相比最优检测会有一些损失. 此外, 传统 ZMNL 设计往往针对特定噪声分布模型而提出, 适用范围受到限制.

本文对 ZMNL 函数展开优化设计, 希望提出的闭式 ZMNL 函数能达到几乎最优的检测性能, 且能适用于不同噪声模型. 文献[5]的研究表明, 非线性设计需要兼顾线性区域和拖尾形状, 才能适用于不同模型的脉冲型噪声. 然而, 此类工作在以往研究中没有得到足够关注. 例如, 削波器、置零器的拖尾都是固定的, 不随 PDF 而改变; LOD、AZMNL 和高斯化方法的拖尾由 PDF 决定, 也是固定的. 在众多 ZMNL 函数中, GZMNL 函数含有两个待定参数, 赋予了它在线性区域门限和拖尾程度上的灵活性. 不过, 已有的研究没有给出 GZMNL 参数的赋值公式, 而是依据经验给出赋值区域^[9]. 这使得传统 GZMNL 容易因参数取值不佳而性能损失较大, 实际应用很少.

本文提出针对 GZMNL 函数的优化设计方法. 首先, 通过效能函数, 将 GZMNL 设计问题转化为参数优化问题, 使设计的 GZMNL 能够取得基本等价于 LOD 的检测性能. 其次, 考虑两种实际场景: 一是针对常见的 S α S 分布, 提出 GZMNL 快速设计方法; 二是针对未知噪声分布情况, 给出结合无参数 PDF 估计的 GZMNL 稳健设计方法. 最后, 仿真 GZMNL 各设计方法的效能和检测性能, 验证本文方法的有效性和实用性.

2 GZMNL 最优化设计方法

2.1 GZMNL 函数介绍

脉冲型噪声影响下的接收信号模型可表示为

$$\mathbf{r} = A\mathbf{s} + \mathbf{w} \quad (1)$$

其中 \mathbf{r} 表示接收数据向量, \mathbf{s} 表示发射信号向量, A 表示信号幅度, \mathbf{w} 表示加性噪声向量. 实际处理一般为非线性变换与线性相关相结合, 检测统计量可表示为

$$T_g = g(\mathbf{r})\mathbf{s}^T \quad (2)$$

其中 $g(\cdot)$ 表示非线性处理函数, $(\cdot)^T$ 表示转置.

一般 $g(\cdot)$ 具有零记忆非线性性质. LOD 函数的检测性能最优, 与最大似然检测相当. 人工设计的 ZMNL 函数普遍具有 LOD 函数的特点: 奇函数, 线性区域对称存在于零点两边, 非线性区域需限制大幅度噪声. 考虑到运算效率, ZMNL 函数为闭式时实用性更好.

本文分析的 GZMNL 由 Ananthram Swami 等人提出, 其数学表达式可写为^[9]

$$g_c(x, T, \sigma) =$$

$$\begin{cases} \operatorname{sgn}(x) \cdot T \cdot \exp\left(-\frac{[x - \operatorname{sgn}(x) \cdot T]^2}{2\sigma^2}\right), & |x| > T \\ x, & |x| < T \end{cases} \quad (3)$$

其中, T 为线性区域门限, σ 为拖尾参数, $\operatorname{sgn}(x)$ 表示符号函数. 文献[9]提出, 针对 S α S 噪声, σ 可由 S α S 的分散系数标准差除以 0.7 得到, 针对不同 α , T 的取值应当在 $\sigma \sim 3\sigma$ 内.

式(3)中 GZMNL 由参数 T 和 σ 控制, 具有闭式表达式. 尽管文献[9]提出 GZMNL 是针对 S α S 分布噪声, 但 GZMNL 有着可控的线性区域门限和拖尾, 故也适用于其它脉冲型噪声模型, 如 Class A 分布. 不过, 传统 GZMNL 方法中, T 值由经验得出, 只有取值范围而无准确值. 实际上, 当 T 取值在 $\sigma \sim 3\sigma$ 区间变动时, GZMNL 的检测性能变化非常大. 截至目前, GZMNL 的优化设计问题并未得到充分研究.

2.2 GZMNL 设计问题

GZMNL 性能可通过合理地选取参数值来有效地提升. 研究发现, 效能函数这一指标与非线性处理方法所对应的误码率或检测概率有直接关系, 可用于衡量非线性函数的性能^[2,5,11]. GZMNL 函数 $g_c(x, T, \sigma)$ 在脉冲型噪声下的效能计算方法为

$$\eta(T, \sigma) = \frac{\left[\int g_c(x, T, \sigma) f'(x) dx \right]^2}{\int g_c^2(x, T, \sigma) f(x) dx} \quad (4)$$

其中, $f(x)$ 表示噪声的 PDF, $f'(x)$ 为其导数.

参数 (T, σ) 直接影响着 GZMNL 的效能. 采用效能函数作为非线性函数的性能指标, GZMNL 函数的设计问题转化为参数向量 (T, σ) 的优化问题. 最优的参数向量值为

$$(T_{\text{opt}}, \sigma_{\text{opt}}) = \arg \max_{T, \sigma} \eta(T, \sigma) \quad (5)$$

也就是说, 只要能找到使效能达到最大的 (T, σ) 参数组合, 即可获得最优 GZMNL 函数.

不过, 效能函数的最优化并非易事. 一方面, 效能函数式(4)的计算复杂度高, 有求导、积分及除法运算, 直接推导最大值的难度很大; 另一方面, GZMNL 公式中包含两个变量, 要运用偏导数来辅助优化也很困难.

鉴于从理论上得出最优参数很难, 本文考虑非参数的数值寻优搜索算法. 这类方法一般对于目标函数曲面有光滑单峰的要求, 才能保证搜寻到的局部最大值即为全局最大值.

下面考察目标函数随参数的变化特性. 以 $\alpha = 1.5$, $\gamma = 1$ 的 S α S 分布(介绍见 3.1 节)为例, 效能函数曲面如图 1. 可见, 效能随着两个参数的变化曲面光滑, 仅存在一个最大值点. 此处虽仅展示 S α S 分布效能曲面为例, 其它脉冲型噪声分布(如 Class A、混合高斯^[12])也

具有相似的效能特性.

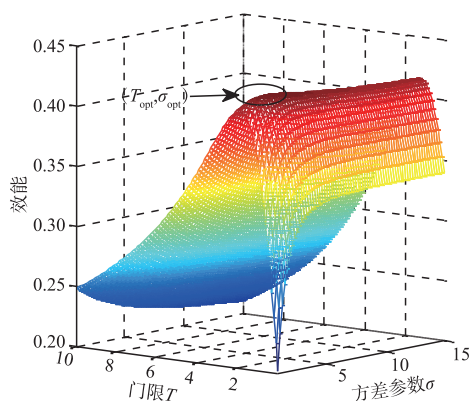


图1 SαS噪声下效能曲线, $\alpha=1.5, \gamma=1$

2.3 GZMNL 优化算法

采用数值搜索算法可以解决式(5)中的优化问题,找出使效能最大化的 T 和 σ ,也就设计出了最优的 GZMNL 函数.考虑到 T 和 σ 的有效范围,将优化问题(5)修正为

$$\max_{T, \sigma} \bar{\eta}(T, \sigma) \quad (6)$$

其中目标函数为

$$\bar{\eta}(T, \sigma) = \begin{cases} \eta(T, \sigma), & T > 0, \sigma > 0 \\ 0, & \text{others} \end{cases} \quad (7)$$

问题(6)属于无约束条件下目标函数关于二维参数向量的最大值问题.

由于偏导数难以计算,采用无需导数的二维寻优算法.常用的方法有 Powell 法、单纯形搜索算法^[13,14]等.仿真表明, Powell 法与单纯形搜索算法均适用于 GZMNL 设计方法.

本文结合进退法与黄金分割法设计了基于 Powell 方法的二维搜索算法,如算法 1.其中,方差和门限的初始值 x_0 可设置为自 PDF 最大值点与 3dB 值点间距离;优化比率 ρ 用作优化迭代终止条件,可设置为 1%.

算法 1 基于 Powell 法的 GZMNL 参数最优优化算法

输入:噪声幅度 PDF $f(x)$.

输出:最优参数组 $(T_{\text{opt}}, \sigma_{\text{opt}})$.

- 步 1 初始化比率门限值 ρ ,初始化 GZMNL 的方差参数和门限参数均为 x_0 .令迭代次数 $k = 0$.
- 步 2 开始迭代,执行 $k = k + 1$,分别对两个参量进行优化.
- 步 3 优化 T 方向:令 $\sigma = \sigma_k^{-1}$ 保持不变,采用“进退法”结合“黄金分割法”,迭代计算效能 $\bar{\eta}(T, \sigma)$ 并优化参数 T ;当参数优化比率小于 ρ 时,停止优化 T ,得到第 k 代最优门限 T_k .
- 步 4 优化 σ 方向:令 $T = T_k^{-1}$ 保持不变,采用“进退法”结合“黄金分割法”,迭代计算效能 $\bar{\eta}(T, \sigma)$ 并优化参数 σ ;当参数优化比率小于 ρ 时,停止优化 σ ,得到第 k 代最优门限 σ_k .
- 步 5 如果 $\eta_k(T_k, \sigma_k) / \eta_{k-1}(T_{k-1}, \sigma_{k-1}) > 1 + \rho$,返回第 2 步,继续优化;否则,终止迭代,得到 GZMNL 最优参数 $T_{\text{opt}} = T_k, \sigma_{\text{opt}} = \sigma_k$.

Powell 法的基本原理是在各独立方向上循环搜索优化,单个方向采用一维线搜索法,即进退法与黄金分割法的组合实现无导数的最优值搜索.进退法的作用是搜索最优值所在的区间,使得该区间内具有单峰特性.黄金分割法的作用是找到准确的最优点,一直搜索直到参数优化比率小于设定容限 ρ .整个 Powell 方法的优化终止条件是目标函数的优化增益比率小于 ρ .

3 SαS 噪声的 GZMNL 快速设计

前文方法能够解决在噪声 PDF 即 $f(x)$ 已知下的优化设计.本节将其用于常见的 SαS 分布,提出在 SαS 分布下 GZMNL 设计的两种快速方法.

3.1 SαS 分布的 GZMNL 最佳参数

SαS 分布是一种常见的脉冲型噪声模型,其特征函数为^[7,15]

$$\psi_{\alpha, \gamma}(w) = \exp(-\gamma |w|^\alpha) \quad (8)$$

其中, α 为特征指数,取值范围为 $(0, 2]$, γ 表示分散系数.一般 SαS 分布的 PDF 通过特征函数的傅里叶反变换来计算.

采用算法 1 中 GZMNL 优化设计方法,寻找在不同 α, γ 值下 SαS 分布的 T_{opt} 和 σ_{opt} ,并绘制曲线如图 2.可见, $T_{\text{opt}} - \alpha$ 线近似直线; $\sigma_{\text{opt}} - \alpha$ 线近似抛物线;分散系数 γ 使 (T, σ) 增加 $\gamma^{1/\alpha}$ 倍.简言之, GZMNL 最佳参数随 α 与 γ 的变化规律简单,可以采用快速设计.

3.2 查表插值法

考虑查表方法求 GZMNL 最优参数.将图 2 中 $\gamma = 1$ 曲线制表,结果为表 1.

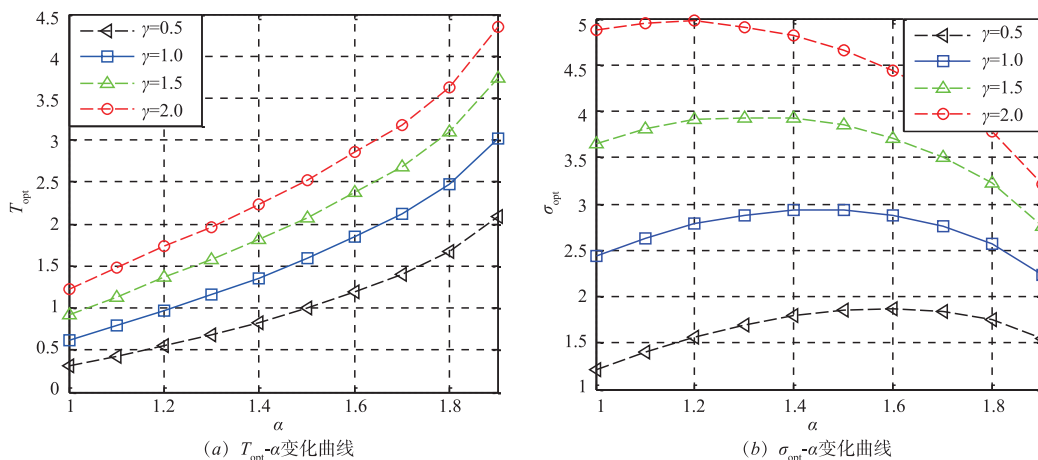
表 1 由 α 估计 T 和 σ 的查找表, $\gamma = 1$

| α | 1.0 | 1.1 | 1.2 | 1.3 | 1.4 | 1.5 | 1.6 | 1.7 | 1.8 | 1.9 |
|----------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| T | 0.5487 | 0.7082 | 0.8836 | 1.0672 | 1.2654 | 1.4839 | 1.7226 | 2.0037 | 2.3550 | 2.8762 |
| σ | 2.1873 | 2.4297 | 2.5926 | 2.7057 | 2.7741 | 2.7701 | 2.7321 | 2.6217 | 2.4437 | 2.1423 |

查表法的计算过程简单,使用方法如下:

- (1) 由先验已知或样本估计,得到 SαS 模型参数 α 与 γ ;

- (2) 查表 1,用线性插值计算 α 对应的 GZMNL 参数 T' 和 σ' ;

图2 设计GZMNL方法参数随 α 变化曲线

(3) 根据 α 与 γ , 将 T' 和 σ' 乘以 $\gamma^{1/\alpha}$ 得到 GZMNL 方法的最优参数 T_{opt} 和 σ_{opt} .

3.3 多项式拟合法

考虑将 T_{opt} 和 σ_{opt} 的值拟合为关于 α 的多项式. 拟合多项式为

$$T_{\text{opt}} = \gamma^{1/\alpha} \sum_{p=0}^P a_p \cdot \alpha^p \quad (9)$$

$$\sigma_{\text{opt}} = \gamma^{1/\alpha} \sum_{p=0}^P b_p \cdot \alpha^p \quad (10)$$

其中, P 表示多项式最大阶数, a_p 与 b_p 分别表示 T_{opt} 和 σ_{opt} 关于 α 的第 p 阶多项式系数. 由图 2 可见多项式所要拟合的曲线比较简单. 其中, $\sigma-\alpha$ 近似抛物线, 故 P 设置为 2.

基于图 2 中 $(T_{\text{opt}}, \sigma_{\text{opt}})$ 数值, 采用最小二乘法得到二阶拟合的多项式系数, 如表 2 所示.

表 2 二阶拟合多项式系数参照表

| T | a_0 | a_1 | a_2 |
|----------|---------|---------|---------|
| | 1.3369 | -2.4174 | 1.6750 |
| σ | b_0 | b_1 | b_2 |
| | -3.5586 | 8.7610 | -3.0228 |

多项式拟合法的使用步骤总结为两步:

(1) 由先验已知或样本估计, 得到 S α S 模型下的参数 α 和 γ ;

(2) 将表 2 给出的多项式系数与 α 、 γ 分别代入式 (9) 与式 (10), 计算得到最优参数 T_{opt} 和 σ_{opt} .

本章利用查表插值法与多项式拟合法, 简化了 GZMNL 的设计方法. 针对其它噪声模型, 也可参照此思路开发快速方法.

4 未知噪声分布时的 GZMNL 设计

通信系统在实际运行时, 可能面临噪声分布未知的情况. 比如, 没有噪声分布的先验信息, 或者噪声处

于时变中. 因此有必要研究未知噪声分布时的非线性函数优化设计方法.

GZMNL 优化设计中, 效能函数式 (4) 需要噪声分布 PDF 及其导数. 当分布未知时, 可采用非参数方法来估计 PDF 及其导数. 不过要注意, 估计量需要使效能函数单峰且光滑, 才能运用本文算法求解问题 (6).

采用非参数化核密度估计 (Kernel Density Estimation, KDE) 方法来估计噪声 PDF^[16]. 设一组观测样本为 $\mathbf{X} = [X_1, X_2, \dots, X_n, \dots, X_N]$, 由 KDE 可得估计 PDF 为

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{Nh} \sum_{n=1}^N K\left(\frac{X_n - x}{h}\right), h > 0 \quad (11)$$

其中 $K(x)$ 为核函数, 参数 h 控制核函数的宽度. 针对脉冲型噪声, 一种有效且稳健的赋值方法为

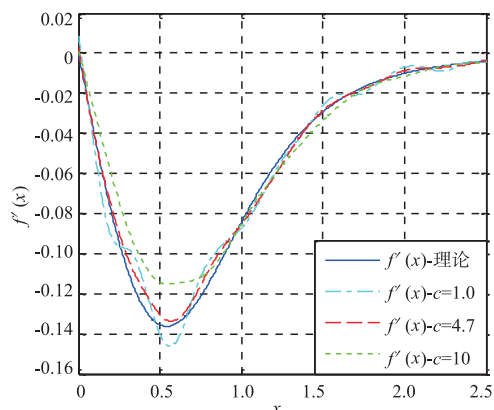
$$h = 0.79N^{-1/5} \cdot R_{10} \quad (12)$$

其中 R_{10} 表示四分间距 (interquartile range), 表示对噪声方差的一种衡量^[17].

噪声 PDF 的导数只能通过数值方法计算, 即 $\hat{f}'(x) = [\hat{f}(x + \Delta x) - \hat{f}(x - \Delta x)] / (2\Delta x)$, 其中间隔 Δx 应使计算结果与理论值之间误差较小. 设求导间隔为 h 的 c 倍, 即 $\Delta x = ch$. 以 $\alpha = 1.5, \gamma = 1$ 的 S α S 噪声为例, 图 3 比较了 PDF 导数的理论值与估计值. 只给出正半轴部分, 因为 PDF 导数一般为奇函数.

观察图 3 可见, $c = 1.0$ 时导数曲线抖动剧烈, 不稳健; $c = 10$ 时曲线光滑, 与理论值差距较大. 数值分析表明, S α S 分布下 c 取 3~6 时均方误差较小, 在 $c = 4.7$ 处达到最小. 图 3 中 $c = 4.7$ 时曲线有微弱抖动, 整体与理论接近.

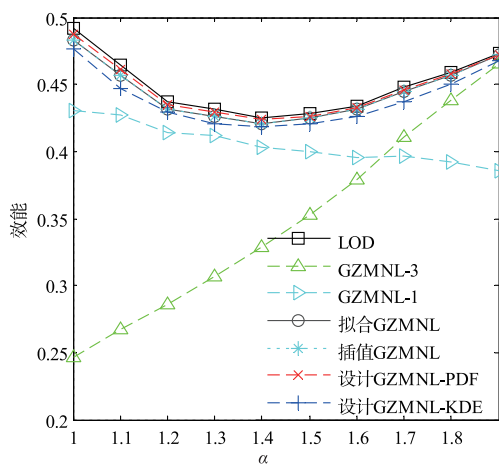
基于 S α S 噪声仿真和实测大气噪声数据的经验, 本文推荐 c 取值范围为 3~5, 可取得光滑效能曲线, 自适应优化的 GZMNL 参数能取得接近理论最大效能.

图3 S α S分布下PDF导数的估计结果, $\alpha=1.5, \gamma=1$

5 性能分析

5.1 S α S 分布下效能分析

下面仿真 S α S 分布不同参数时的 GZMNL 优化设计,其效能结果如图 4,其中 LOD 表示局部最优检测;GZMNL-1 则表示 T 取 $\sigma = \gamma^{1/\alpha}/0.7$ 时传统 GZMNL 的效能;GZMNL-3 表示 T 取 3σ 时 GZMNL 的效能;插值 GZMNL、拟合 GZMNL 分别为 3.2 节、3.3 节的快速设计算法;设计 GZMNL-PDF 表示噪声 PDF 已知时最优设计的效能;设计 GZMNL-KDE 则表示噪声分布未知时基于 KDE 估计法的设计结果。

图4 非线性处理方法的效能, $\gamma=1$

由图 4 可见, LOD 方法的效能值最高;其次是设计 GZMNL-PDF;再次是拟合 GZMNL 与插值 GZMNL 方法,二者效能基本相同;设计 GZMNL-KDE 的效能相比设计 GZMNL-PDF 虽略有下降,但仍可达到理论效能的 96% 以上,损失很小;传统方法 GZMNL-1 与 GZMNL-3 的效能低且起伏很大。

5.2 实测数据的性能验证

下面结合实测数据仿真 GZMNL 设计的通信误码率。实测数据由大地电磁探测仪采集^[4],采样频率为

4096Hz。滤去工频干扰后,数据幅度较符合 S α S 分布。基于样本分位数方法^[18]所得参数估计值为 $\alpha = 1.54, \gamma = 0.09$ 。实测大气数据加上仿真 MSK 调制信号之和为接收数据。信号解调时,ZMNL 变换处理后接线性相关检测,单码元内采样点数为 512。信噪比定义为 $\text{SNR} = A^2 \text{ss}^T / \gamma$ 。信噪比为 $-15 \sim 10\text{dB}$ 各处理方法误码率结果如图 5,其中线性相关表示传统线性相关检测,其余标注含义与图 4 相同。图 5 中误码率仿真结果符合效能分析所得结论。本文提出的各种 GZMNL 设计方法与 LOD 的误码率基本相同,传统方法则存在着性能差距。

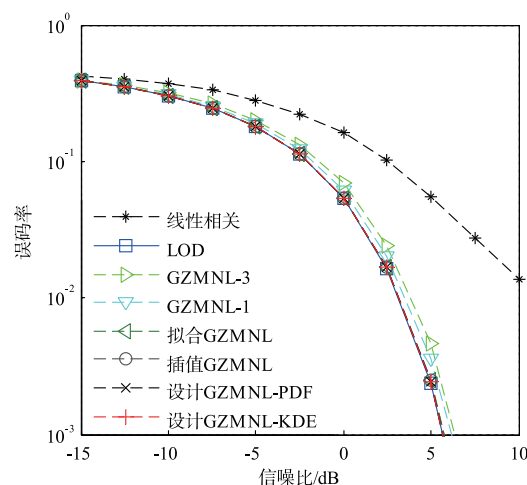


图5 误码率仿真曲线

综合效能与误码率的仿真结果,本文提出的设计 GZMNL 方法比较传统方法有很大的性能提升。两种 GZMNL 快速设计方法的计算过程很简单,而结合 KDE 的 GZMNL 设计方法可应对未知噪声分布的情况。

6 结论

本文讨论了高斯拖尾零记忆非线性(GZMNL)函数的优化设计方法。GZMNL 设计以效能最大化为目标,采用数值寻优算法自适应搜索最优参数,所得设计性能非常接近局部最优检测。针对 S α S 模型提出的两类快速设计方法,可大幅提升 GZMNL 设计的速度。结合非参数化估计的 GZMNL 设计方法有效地解决了未知噪声分布时的非线性设计问题。

参考文献

- [1] KAY S M. Fundamentals of Statistical Signal Processing, Volume II: Detection Theory [M]. Englewood Cliffs, NJ, US: Prentice-Hall, 1993. 626 - 645.
- [2] 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.

- [3] NIKIAS C L, SHAO M. Signal Processing with Alpha Stable Distribution and Applications [M]. New York: Wiley, 1995. 67 – 73.
- [4] 罗忠涛, 卢鹏, 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): 157 – 162.
LUO Zhong-tao, LU Peng, et al. Analysis on amplitude distribution and suppression techniques of atmospheric noise [J]. Systems Engineering and Electronics, 2018, 40(7): 157 – 162. (in Chinese)
- [5] LUO Zhong-tao, LU Peng, et al. Locally Optimal detector design in impulsive noise with unknown distribution [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2018, 2018(1): 34.
- [6] 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(S1): 85 – 88.
ZHANG Yang-yong, LIU Yong. Atmospheric-noise at low frequency and its processing technique [J]. Ship Science and Technology, 2008, 30(S1): 85 – 88. (in Chinese)
- [7] ZHANG Guo-yong, WANG Jun, et al. Nonlinear processing for correlation detection in symmetric alpha-stable noise [J], IEEE Signal Processing Letters, 2018, 25(1): 120 – 124.
- [8] LI Xu-tao, SUN Jun, et al. Near-optimal detection with constant false alarm ratio in varying impulsive interference [J]. IET Signal Processing, 2013, 7(9): 824 – 832.
- [9] SWAMI A, SADLER B M. On some detection and estimation problems in heavy-tailed noise [J]. Signal Processing, 2002, 82(12): 1829 – 1846.
- [10] MIDDLETON D. Procedures for determining the parameters of the first-order canonical models of class A and class B electromagnetic interference [J]. IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility, 2007, 21(3): 190 – 208.
- [11] VASTOLA K. Threshold detection in narrow-band non-Gaussian noise [J]. IEEE Transactions on Communications, 1984, 32(2): 134 – 139.
- [12] LI Xu-tao, SUN Jun, et al. Bi-parameter CGM model for approximation of α -stable PDF [J]. Electronics Letters, 2008, 44(18): 1096 – 1097.
- [13] CHONG E K D and ZAK S H. An Introduction to Optimization [M]. 4th Edition. Hoboken, New Jersey: John Wiley and Sons, 2014. 105 – 108.
- [14] NOCEDAL J, WRIGHT S J. Numerical Optimization [M]. NY, US: Springer-Verlag New York, Inc, 1999. 34 – 62.
- [15] 郭莹, 邱天爽. 基于分数低阶统计量的盲多用户检测算法 [J]. 电子学报, 2007, 35(9): 1670 – 1674.
GUO Ying, QIU Tian-shuang. Blind multiuser detector based on FLOS in impulse noise environment [J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(9): 1670 – 1674. (in Chinese)
- [16] SAMIYUDDIN M, EL-SAYYAD G M. On nonparametric kernel density estimates [J]. Biometrika, 1990, 77(4): 865 – 874.
- [17] SILVERMAN B W. Density Estimation for Statistics and Data Analysis [M]. London, UK: Chapman and Hall, 1986. 45 – 48.
- [18] 邱天爽, 张旭秀, 等. 统计信号处理: 非高斯信号处理及其应用 [M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2004. 165 – 166.
QIU Tian-shuang, ZHANG Xu-xiu, et al. Statistical Signal Processing: Non-Gaussian Signal Processing and Its Application [M]. Beijing: China Water and Power Press, 2004. 165 – 166. (in Chinese)

作者简介



张杨勇 男, 1983 年出生于湖北省. 2009 年毕业于中国舰船研究院. 高级工程师. 主要研究方向为通信与信号处理.
E-mail: medy99@126.com



罗忠涛 (通信作者) 男, 1984 年出生于四川省. 博士. 现为重庆邮电大学硕士生导师. 主要研究方向为统计信号处理、无线通信技术及数字图像处理.
E-mail: luozt@cqupt.edu.cn



聂雅琴 女, 1993 年出生于湖北省. 2011 年毕业于武汉大学电子信息学院. 主要研究方向为通信体制算法和嵌入式软件设计.
E-mail: nieyq2005@126.com



张刚 男, 1976 年出生于四川省. 现为重庆邮电大学通信与信息工程学院教授. 主要研究方向为混沌通信与微弱信号检测.
E-mail: zhanggang@cqupt.edu.cn