

引用格式: 高世杰, 王彪, 朱雨男, 等. 基于最大相关熵准则的水下生物脉冲噪声消除方法[J]. 声学技术, 2021, 40(5): 717-722. [GAO Shijie, WANG Biao, ZHU Yunan, et al. A method of eliminating underwater biological impulse noise based on maximum correntropy criterion[J]. Technical Acoustics, 2021, 40(5): 717-722.] DOI: 10.16300/j.cnki.1000-3630.2021.05.019

基于最大相关熵准则的水下生物脉冲噪声消除方法

高世杰, 王彪, 朱雨男, 陈宇, 徐千驰, 王武

(江苏科技大学电子信息学院, 江苏镇江 212003)

摘要: 近海生物噪声表现为脉冲噪声, 这一类噪声显著降低了水声通信系统的性能。结合水声信道的稀疏特性, 提出一种基于最大相关熵准则的级联滤波器算法, 该算法实现了脉冲噪声的消除及稀疏信道估计。第一级自适应滤波器完成对噪声的消除工作, 第二级滤波器对去噪后的信号进行稀疏信道估计。该方法的优势在于无需知道信号和噪声的相关信息。仿真结果表明, 提出的方法比单一的滤波器结构和传统信道估计算法性能更加优越。

关键词: 脉冲噪声消除; 自适应干扰消除; 稀疏信道估计; 抗干扰通信; 自适应滤波器

中图分类号: TB56

文献标识码: A

文章编号: 1000-3630(2021)-05-0717-06

A method of eliminating underwater biological impulse noise based on maximum correntropy criterion

GAO Shijie, WANG Biao, ZHU Yunan, CHEN Yu, XU Qianchi, WANG Wu

(School of Electronic and Information, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212003, Jiangsu, China)

Abstract: Offshore biological noise appears as impulse noise. This type of noise significantly reduces the performance of underwater acoustic communication systems. Combined with the sparse characteristics of underwater acoustic channels, a cascade filter algorithm based on maximum correntropy criterion is proposed to realize impulse noise elimination and sparse channel estimation. The first-stage adaptive filter completes noise elimination, and then the second-stage filter performs sparse channel estimation for the signals after denoising. The advantage of this method is no need to know the relevant information about signal and noise. Simulation results show that the proposed method is better than the single filter structure and the traditional channel estimation algorithm.

Key words: impulse noise cancellation; adaptive interference cancellation; sparse channel estimation; anti-interference communication; adaptive filter

0 引言

近年来的研究表明, 近海水下生物噪声多以鳌虾之类带有前螯的生物, 通过瞬间闭合前螯产生极高压的冲击噪声为主^[1]。这类脉冲噪声不再符合高斯分布模型, 持续时间短, 冲击幅度大, 频域占据 2~300 kHz^[2], 对近海水下通信造成了极大的困扰, 因此, 如何有效消除脉冲噪声, 有着重要的实际应用意义。

文献[3]分析了由于脉冲噪声的存在, 可能会造成整个正交频分复用 (Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM) 系统整体的通信性能的降低。因为脉冲噪声造成的误差远大于高斯噪

声, 干扰信号经过离散傅里叶变换后, 会使得 OFDM 子载波分量具有大的方差, 进而影响该子载波或者整个 OFDM 载波的符号。

关于脉冲噪声的消除研究, 一种常用的方法是进行阈值检测即门限电平的选取, 然后用减法器在接收端进行脉冲噪声的消除, 这类算法的核心问题是如何选取一个合适的阈值, 阈值的选择是目前该类方法的一个瓶颈^[4-6]。随着稀疏重构和压缩感知的发展, 利用脉冲噪声的稀疏特性, 对噪声进行重构, 在接收信号中减去重构的脉冲噪声便完成了干扰消除工作^[7-8]。但是压缩感知的前提条件是需要知道信号的稀疏度, 而这是脉冲噪声不确定的点, 因此, 该方法的使用也受到了一定的限制。

基于自适应滤波器原理的自适应噪声消除 (Adaptive Noise Cancellation, ANC) 方法不需要预先知道信号和噪声的任何先验知识就可以将噪声信号从通信系统中消除^[9]。基于最小均方误差 (Minimum Mean Square Error, MMSE) 的最小均方

收稿日期: 2020-06-08; 修回日期: 2020-09-05

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(11574120)。

作者简介: 高世杰(1996—), 男, 山东临沂人, 硕士研究生, 研究方向为水声通信。

通信作者: 高世杰, E-mail: isgaosj@163.com

(Least Mean Square, LMS)算法利用期望信号和滤波器输出之间误差的二阶矩,来完成这一工作,但是基于 MMSE 准则的算法在非高斯的脉冲噪声情况下很难保持通信的性能^[10]。存在脉冲噪声干扰时,直接采用基于 LMS 算法的自适应滤波算法会使得算法的收敛性能受到脉冲噪声采样位置的影响,进而噪声消除效果较差^[11]。针对这一类噪声的处理,随着信息学习理论(Information Theoretic Learning, ITL)的发展,信息量可以作为代价函数来完成自适应滤波系统的训练^[12]。最大熵准则(Maximum Correntropy Criterion, MCC)算法作为信息论中的一个熵准则,能够利用误差信号有效地消除脉冲噪声的干扰^[13]。本文根据水声信道的稀疏特性,先是提出对自适应滤波器的代价函数添加了稀疏约束项,用来进行信道估计;然后提出了一种级联滤波器的设计,第一级滤波器作为自适应噪声消除器,借助于对脉冲噪声的参数估计实现噪声的近似估计,从而达到去噪的目的;最后将去噪后的信号通过基于稀疏约束项的第二级滤波器,实现稀疏信道估计,完成通信过程。

1 基本原理

1.1 最大熵原理

相关熵函数用于度量两个随机变量的广义相似性^[14]。给定两个变量 $X \in \mathbb{R}$ 和 $Y \in \mathbb{R}$, 然后可定义熵函数^[15]:

$$V(X, Y) = E[\kappa(X, Y)] = \int \kappa(x, y) dF_{XY}(x, y) \quad (1)$$

其中: $E[\cdot]$ 表示进行期望运算, $F_{XY}(x, y)$ 表示 (X, Y) 的联合分布函数, $\kappa(x, y)$ 表示核函数。核函数有许多表达式, 本文采用核函数的高斯形式:

$$\kappa(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{e^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

其中: 误差 $e = x - y$, 定义从 F_{XY} 中提取的 N 个样本, $\sigma > 0$ 代表核宽度。图 1 为不同核宽度下的核函数。

由图 1 可以看出, 在不同核宽度下的高斯核函数曲线的收敛速度不同。在自适应滤波算法当中, 将核函数作为自适应算法更新的代价函数, 对于突变型的误差, 核函数有着比 MMSE 准则更好的鲁棒性: MMSE 准则对误差比较敏感, 因此在高斯环境下性能表现较好, 因为在脉冲噪声的干扰下, 误差信号会呈现较大的突变, 这种突变会导致算法稳定性下降, 甚至发散。使用高斯核函数作为代价函

数, 由图 1 可知, 将误差映射到高斯曲线中, 当误差较大的时候, 核函数对应为较小的甚至接近 0 的值, 从而使得算法不受误差突变的影响, 在脉冲噪声环境下有着较好的稳定性。

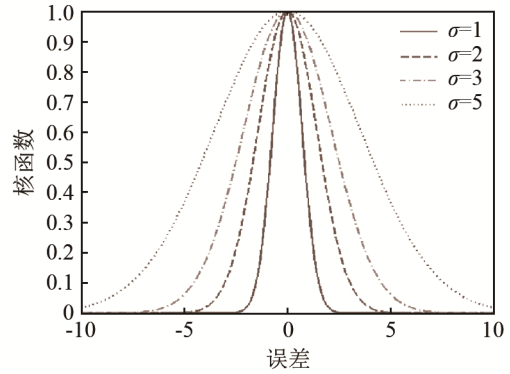


图 1 不同核宽度下的高斯核函数曲线
Fig.1 Gaussian kernel function curves for different kernel widths

1.2 自适应滤波器原理

输入信号通过一个受到脉冲噪声干扰的未知系统时, 有^[16]:

$$d(k) = d_f(k) + \eta(k) \quad (3)$$

其中: $d_f(k) = \mathbf{u}^T(k) \mathbf{h}_0$ 是无噪声信号, $\mathbf{u}(k) = [u(k) \ u(k+1) \ \cdots \ u(k-M+1)]^T$ 表示输入信号, T 代表转置符号, $\mathbf{h}_0 = [h_1, h_2, \dots, h_M]^T$ 代表未知系统的频率响应, M 代表 $\mathbf{h}_0$ 的长度, $\eta(k)$ 代表脉冲噪声, 对于误差信号有^[16]:

$$e(k) = d(k) - \mathbf{u}^T(k) \mathbf{h}(k) \quad (4)$$

其中: $\mathbf{h}(k)$ 表示第 k 次迭代对 $\mathbf{h}_0$ 的估计值。自适应算法的目标是通过不断更新对 $\mathbf{h}_0$ 的估计值, $\mathbf{h}$ 能够更好地逼近 $\mathbf{h}_0$, 使得误差最小且趋于稳定, 自适应算法的权值公式为^[16]:

$$\mathbf{h}(k+1) = \mathbf{h}(k) - \mu \frac{\partial J[\mathbf{h}(k)]}{\partial \mathbf{h}(k)} \quad (5)$$

MCC 算法代的价函数为

$$J_{\text{MCC}}[\mathbf{h}(k)] = E\left[\exp\left(-\frac{e^2(k)}{2\sigma^2}\right)\right] \quad (6)$$

式(6)属于凸函数, 要使得误差函数最小, 等价于求代价函数的最大值, 通过代价函数对权值求偏导, 由式(5)和式(6)得到 MCC 的权值更新公式^[16]为

$$\mathbf{h}(k+1) = \mathbf{h}(k) + \mu \exp\left(-\frac{e^2(k)}{2\sigma^2}\right) e(k) \mathbf{u}(k) \quad (7)$$

其中: μ 是步长, 也称为收敛因子, μ 的取值大小将直接影响到算法收敛速度的快慢。

1.3 脉冲噪声模型及参数估计

关于近海环境噪声的研究表明,单一的高斯噪声模型无法满足近海环境的表述,近海环境噪声多表现为非高斯噪声的脉冲噪声^[3]。通常用 Alpha 稳定噪声模型来表示浅海脉冲噪声,Alpha 稳定分布噪声是一类带有线状尖峰且具有重尾效应的随机噪声^[4]。由于不存在显式的概率密度函数,这里用特征函数^[17]来进行描述,即

$$\phi(t) = E[\exp(jtx)] = \exp\{j\delta t - \gamma |t|^\alpha [1 + j\beta \operatorname{sgn}(t) S(t, \alpha)]\} \quad (8)$$

其中:

$$S(t, \alpha) = \begin{cases} -\tan \frac{\alpha\pi}{2}, & \alpha \neq 1 \\ \frac{2}{\pi} \ln |t|, & \alpha = 1 \end{cases} \quad (9)$$

噪声模型可以表示为 $N=(\alpha, \beta, \gamma, \delta)$ 。其中: $\alpha \in (0, 2]$ 为特征指数,用来表示分布函数拖尾的厚度, α 越小,重尾分布越严重。 $\beta \in [-1, 1]$ 是对称参数, $\beta=0$ 时,稳定分布是关于 α 对称的,在这种情况下分布成为 Alpha 稳定分布。 $\gamma > 0$ 是比例参数,也称为分散系数,它表示的意义与高斯分布的方差类似。 $-\infty < \delta < \infty$ 是位置参数。

对脉冲噪声进行参数估计,基本思想是通过采样到的样本序列估计特征函数,然后对特征函数的实部和虚部采用回归的方法估计出参数值^[17]。由特征函数可得:

$$\varphi(t) = \ln(\phi(t)) = -\gamma |t|^\alpha + j[\delta t + \beta \operatorname{sgn}(t) S(t, \alpha)] \quad (10)$$

$$\ln\{-\operatorname{Re}[\varphi(t)]\} = \alpha \ln |t| + \alpha \ln \gamma \quad (11)$$

通过样本序列 $\hat{\varphi}(t) = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M e^{j\alpha x(k)}$, 得到 $\hat{\varphi}(t) = \ln[\hat{\varphi}(t)]$, 进行回归估计可得到 α 、 γ 。

对虚部 $\operatorname{Im}[\hat{\varphi}(t)]$ 进行变换: $T(t) = \frac{\operatorname{Im}[\hat{\varphi}(t)]}{t}$,

对 $T(t)$ 采用回归估计可得到 β 、 δ 。

2 基于稀疏约束的最大熵准则算法

结合水声信道的稀疏特性,本文提出对代价函数增加约束项 $\|h(k)\|_1$ 。采用拉格朗日数乘法,得:

$$J[h(k)] = J_{\text{MCC}}[h(k)] + \lambda \|h(k)\|_1 \quad (12)$$

其中: λ 表示拉格朗日因子,在这里 λ 取正数,其作用类似于步长,也有控制收敛速度和维持稳态平衡的作用。式(12)右边第二项对权值求偏导可得:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \|h(k)\|_1}{\partial h(k)} &= \frac{\partial (|h_1(k)| + |h_2(k)| + \dots + |h_M(k)|)}{\partial h(k)} = \\ &= \frac{\partial (|h_1(k)| + |h_2(k)| + \dots + |h_M(k)|)}{\partial h_1(k)} + \\ &= \frac{\partial (|h_1(k)| + |h_2(k)| + \dots + |h_M(k)|)}{\partial h_2(k)} + \dots + \\ &= \frac{\partial (|h_1(k)| + |h_2(k)| + \dots + |h_M(k)|)}{\partial h_M(k)} = \\ &= \frac{|h_1(k)|}{h_1(k)} + \frac{|h_2(k)|}{h_2(k)} + \dots + \frac{|h_M(k)|}{h_M(k)} = \\ &= \operatorname{sgn}[h(k)], \end{aligned} \quad (13)$$

$$\operatorname{sgn}(h(k)) = \begin{cases} 1, & h_m(k) > 0 \\ 0, & h_m(k) = 0, m=1, 2, \dots, M \\ -1, & h_m(k) < 0 \end{cases} \quad (14)$$

对公式(12)求偏导,得到权值更新公式:

$$h(k+1) = h(k) + \mu \exp\left(-\frac{e^2(k)}{2\sigma^2}\right) e(k) u(k) - \mu \lambda \operatorname{sgn}[h(k)] \quad (15)$$

本文将式(15)等号右边最后一项称作 0 吸引因子,因为它总是使得权值向 0 靠近。因为 $h(k)$ 呈现出稀疏特性,每次迭代,当 $h_m(k)$ 为正数时, $h_m(k+1)$ 则减少 $\mu\lambda$; 当 $h_m(k)$ 为负数时, $h_m(k+1)$ 则增加 $\mu\lambda$ 。总之,目的就是使 $h(k)$ 向 0 逼近。

3 系统设计和仿真

3.1 信噪比函数

因为 Alpha 稳定分布二阶及二阶以上的矩为无穷量,所以高斯噪声环境下的方差、相关函数等传统统计方法不再适用于 Alpha 稳定分布的随机过程。因此,这里用另一种信噪比函数来衡量脉冲噪声与有用信号的信噪比(Signal to Noise Ratio, SNR)^[18]:

$$R_{\text{SN}} = 10 \lg\left(\frac{P_s^2}{\gamma}\right) \quad (15)$$

其中, P_s^2 表示传输信号的功率。

根据文献[2-3]对浅海噪声进行建模,普遍认为脉冲噪声的 α 取值范围在 1.6~1.9 之间,文献[2]在不同近海地域检测到的脉冲噪声用 Alpha 稳定分布表示时,具体参数为 $N_1=(1.86, 0, 0.089, 0)$ 和 $N_2=(1.82, 0, 0.0317, 0)$,具体脉冲形式如图 2 和图 3 所示。通过图 2、3 可以看出, α 值越小,脉冲效果越明显。在脉冲噪声为 N_1 时,脉冲个数多且单个脉冲幅值较小;在脉冲为 N_2 时,脉冲个数较少且单

个脉冲幅值较大。本文选择 $N_1=(1.86, 0, \gamma, 0)$ 和 $N_2=(1.82, 0, \gamma, 0)$ ，用来表征不同信噪比下的脉冲噪声。

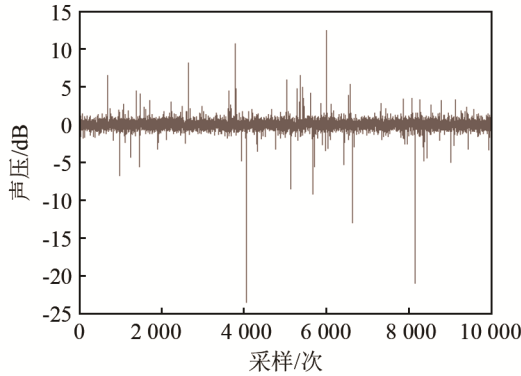


图2 参数为 N_1 时的脉冲噪声
Fig.2 Impulse noise when the parameter is N_1

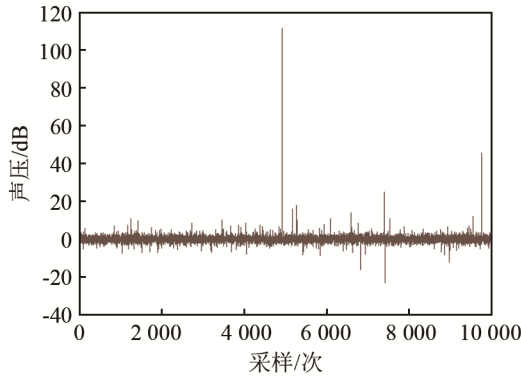


图3 参数为 N_2 时的脉冲噪声
Fig.3 Impulse noise when the parameter is N_2

3.2 数据帧设计

通信系统数据帧结构的设计如图4所示。接收端在信号同步以后，先通过训练序列和数据部分两端均为0的保护序列得到脉冲噪声 n ，然后采用参数估计，得到训练序列和数据部分的脉冲噪声 n_2 (注意，这里通过参数估计得到的脉冲噪声 n_2 和训练序列和数据部分真实的脉冲噪声 n_1 理论上不可能等同，只是同一个参数模型下的两段噪声信号)；训练序列用来进行信道估计，具体的系统实现结合本文设计的级联滤波器结构。

同步调频信号	0... (保护序列)...0	训练序列 u_1	数据 u	0... (保护序列)...0
--------	-----------------	------------	--------	-----------------

图4 信号的发送序列设置
Fig.4 Signal transmission sequence settings

3.3 系统结构设计

本文在接收端设计一个级联的自适应滤波器结构。第一级滤波器完成对噪声干扰的消除，第二级滤波完成对水声信道的信道估计。两个级联的滤波器实际是应用了自适应滤波器的噪声抵消和对未知系统频率响应函数的估计两个方面。

如图5所示，当发送信号 $u(k)$ 经过频率响应为 h_0 的水声信道，并且受到的脉冲噪声干扰为 $n_1(k)$ ，在接收端接收到的信号为 $d_f(k)=u^T(k)h_0+n_1(k)$ ，第一级滤波器作为自适应噪声抵消器件，对 $n_1(k)$ 进行参数估计，得到 $n_2(k)$ ，作为自适应滤波器的输入，经过 MCC 算法更新滤波器，得到 $n_1(k)$ 的估计信号 $\hat{n}_1(k)=n_2^T(k)w(k)$ ，进而得到 $e_1(k)\approx u^T(k)h_0$ 。第二级滤波器作为信道估计器件，输入训练序列 $u_1(k)$ ，通过稀疏约束的 MCC 算法，实现对 $e_1(k)\approx u^T(k)h_0$ 的信道估计。

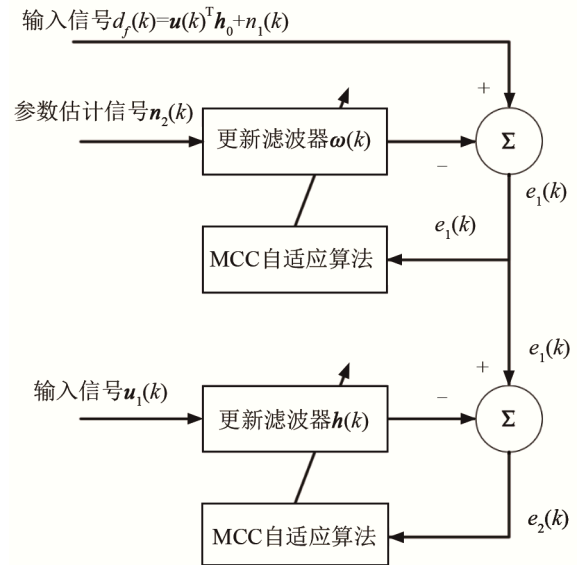


图5 级联滤波器系统图
Fig.5 Block diagram of cascade filter system

3.4 仿真

依据经验，将步长 μ 设置为 0.005；在稀疏自适应算法中 λ 设置为 0.01；核宽度 σ 设置为 5；稀疏信道的长度设置为 40，稀疏度设置为 5。

本文采用 OFDM 的调制和解调，具体参数设置为：子载波个数 200；每个子载波含符号数为 12；采用 16QAM 映射，从而生成二进制序列的长度为 9 600；考虑水听器采用单发送单接收，为了使得送往发送端的信号为实数形式，在快速傅里叶逆变换 (Inverse Fast Fourier Transform, IFFT) 前，需要增加发送信号的共轭信号，傅里叶变换点数满足大于两倍的子载波数，这里设置为 512；保护间隔与 OFDM 数据的比例为 1/4；后缀长度为 20；同时为了加快信号功率谱边沿的下降速度，添加窗函数滚降系数为 1/32 的矩形窗。发送帧按如下设置：根据 OFDM 参数设置，发送端生成的有用信号长度为 $12 \times (512 + 512 \times 1/4) + 20 = 7\,700$ ；采用线性调频做同步信号；将训练序列长度设置为 1 000；前后为 0 的保护序列长度各设置为 1 000；从而推得所用的

训练序列仅占传输信号(有用数据信号和训练序列)的 11.5%。

噪声采用 $N_1=(1.86, 0, \gamma, 0)$ 和 $N_2=(1.82, 0, \gamma, 0)$ 来比较不同脉冲噪声参数下的算法性能, 离散信号功率计算公式为

$$P=\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2N} \sum_{k=-N}^N |x(k)|^2$$

(16)

同时结合式(15)验证提出算法及系统设计在脉冲噪声下的误码率情况。

仿真部分采用四种方案设计, 第一种为单一的最小二乘(Least Square, LS)信道估计, 没有添加任何自适应噪声消除的设计; 第二种为添加自适应噪声消除后的最小二乘(Adaptive Noise Cancellation and Least Square, ANC-LS)方案设计, 用来表征噪声消除方案的优越性; 第三种为单一的稀疏约束最大熵准则 MCC 方案设计, 用于表征本文提出的稀疏信道估计算法比传统 LS 算法的性能优越; 第四种为本文设计方案, 信号先是通过自适应噪声消除滤波器, 然后进行稀疏信道估计。接收端经解调后, 当噪声参数为 N_1 时, 在不同信噪比下二进制信号错误个数以及误码率曲线分别如表 1 和图 6 所示; 当噪声参数为 N_2 , 在不同信噪比下二进制信号错误个数以及误码率曲线分别如表 2 和图 7 所示。

表 1 脉冲噪声参数为 N_1 时不同信噪比下解调后二进制信号错误个数

信噪比/dB	LS	ANC-LS	MCC	ANC-MCC
1	4 051	3 463	1 723	1 281
5	3 197	2 010	712	552
10	1 548	599	210	99
15	679	162	66	19
20	365	77	18	3
25	232	52	8	0
30	195	50	8	0

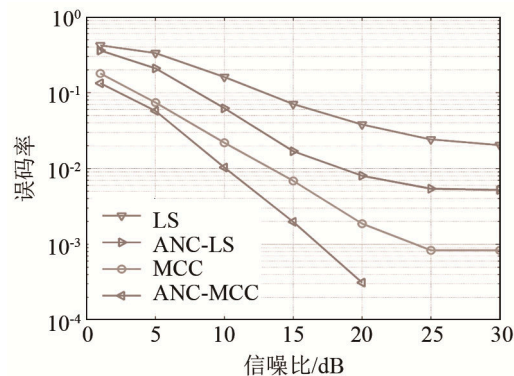


图 6 脉冲噪声参数为 N_1 时不同信噪比下误码率曲线
Fig.6 Bit error rate curves under different signal-to-noise ratios when the impulse noise parameter is N_1

表 2 脉冲噪声参数为 N_2 时不同信噪比下解调后二进制信号错误个数

Table 2 Number of binary signal errors after demodulation under different signal-to-noise ratios when the impulse noise parameter is N_2

信噪比/dB	LS	ANC-LS	MCC	ANC-MCC
1	4 140	3 063	1 629	1 230
5	3 413	1 841	666	546
10	1 396	546	163	60
15	468	103	55	6
20	207	30	13	2
25	147	20	5	0
30	125	19	5	0

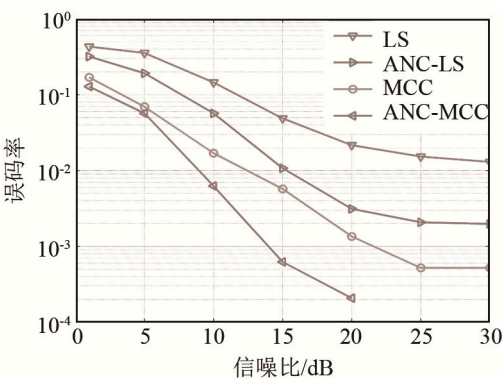


图 7 脉冲噪声参数为 N_2 时不同信噪比下误码率曲线
Fig.7 Bit error rate curves under different signal-to-noise ratios when the impulse noise parameter is N_2

从图 6 和图 7 可以得出, 在不同的噪声参数下, 传统 LS 算法在脉冲噪声下的效果最差, 性能受噪声的干扰最为严重, 同时验证了文献[3]中所提的脉冲噪声, 会因为经过离散傅里叶变换后进而影响整个通信系统的性能; 在 LS 算法中添加自适应噪声消除系统, 能够对噪声起到一定的消除作用, 通信系统的误码率整体比 LS 算法低; 由于熵函数对脉冲噪声或者说是瞬间突变的误差有着较好的鲁棒性, 本文提出的基于稀疏约束的最大熵准则信道估计算法有着比 LS 算法更好的性能; 在进行信道估计前先进行噪声消除, 即本文提出的级联滤波器结构, 比前三种算法性能更好, 误码率曲线最低。

分析图 6, 噪声参数为 N_1 时, 横向对比, 当误码率为 10^{-2} 时, 本文提出的级联滤波器结构能够在信噪比为 10 dB 左右时达到, 单一最大熵信道估计在信噪比为 13 dB 左右时才达到, 通过噪声消除后的 LS 算法要在信噪比为 17 dB 时才能达到。在误码率缩小到 10^{-3} 时, 本文提出的级联滤波器结构同样优于其他三种方案。纵向对比, 当信噪比相同时, LS 算法性能最差, 本文提出的级联滤波器方案性能最好, 能够满足通信的性能要求。图 7 也表明本文提出的方案性能优于其他三种方案。

在不同噪声参数下,通过对比表 1 和表 2 的具体二进制信号误码个数,可以看出表 2 整体上误码个数要比表 1 低。这是因为在分析图 2 和图 3 时得出关于不同噪声参数下脉冲的个数多少以及幅值高低关系,在本文采用熵函数能够很好地将较大的脉冲噪声进行限制,从而保证算法能够在不同脉冲噪声参数下有着较好的性能。

4 结 论

为了消除脉冲噪声,降低通信系统的误码率,本文提出了采用基于最大熵准则的级联自适应滤波器结构来实现脉冲噪声干扰的抵消,并且提出一种稀疏约束的最大熵准则代价函数,来实现脉冲噪声消除后的水声稀疏信道估计。仿真实验表明,在训练序列占传输信号比例为 11.5%的情况下,提出的方法能够在低信噪比的情况下产生较低的误码率,比传统的方法有着更好的通信性能。

参 考 文 献

- [1] AU W W L, BANKS K. The acoustics of the snapping shrimp *Synalpheus parneomerisin* Kaneohe Bay[J]. J. Acoust. Soc. Am., 1998, **103**(1): 41-47.
- [2] CHITRE M A, POTTER J R, ONG S H. Optimal and near-optimal signal detection in snapping shrimp dominated ambient noise[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2006, **31**(2): 497-503.
- [3] CAIRE G, AL-NAFFOURI T Y, NARAYANAN A K. Impulse noise cancellation in OFDM: an application of compressed sensing[C]//2008 IEEE International Symposium on Information Theory. Toronto, ON, Canada. IEEE, 2008: 1293-1297.
- [4] KUAI X Y, SUN H X, ZHOU S L, et al. Impulsive noise mitigation in underwater acoustic OFDM systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, **65**(10): 8190-8202.
- [5] ZHIDKOV S V. Performance analysis and optimization of OFDM receiver with blanking nonlinearity in impulsive noise environment[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2006, **55**(1): 234-242.
- [6] JUWONO F H, GUO Q H, HUANG D F, et al. Deep clipping for impulsive noise mitigation in OFDM-based power-line communications[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2014, **29**(3): 1335-1343.
- [7] AL-NAFFOURI T Y, AL-SHAALAN F F, QUADEER A A, et al. Impulsive noise estimation and cancellation in DSL using compressive sampling[C]//2011 IEEE International Symposium of Circuits and Systems (ISCAS). Rio de Janeiro, Brazil. IEEE, 2011: 2133-2136.
- [8] CHEN P, RONG Y, NORDHOLM S, et al. Compressed sensing based channel estimation and impulsive noise cancellation in underwater acoustic OFDM systems[C]//2016 IEEE Region 10 Conference (TENCON). Singapore, 2016: 2539-2542.
- [9] AFROZ F, HUQ A, AHMED F, et al. Performance analysis of adaptive noise canceller employing NLMS algorithm[J]. International Journal of Wireless & Mobile Networks, 2015, **7**(2): 45-58.
- [10] ZHOU Y L, ZHANG Q Z, YIN Y X. Active control of impulsive noise with symmetric α -stable distribution based on an improved step-size normalized adaptive algorithm[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, **56-57**: 320-339.
- [11] 王峰, 周易, 龚道银. 认知型水声通信时空自适应处理算法研究[J]. 声学技术, 2019, **38**(1): 91-96.
WANG Feng, ZHOU Yi, GONG Daoyin. Space-time adaptive processing with cognitive capability for underwater acoustic communication systems[J]. Technical Acoustics, 2019, **38**(1): 91-96.
- [12] WANG P, ZHANG X T, XU L Y, et al. Adaptive noise cancellation based on time delay estimation for low frequency communication[J]. Applied Sciences, 2018, **8**(5): 734.
- [13] LOPES P A C, GERALD J A B. A close to optimal adaptive filter for sudden system changes[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2017, **24**(11): 1734-1738.
- [14] 罗凯鑫, 吴美平, 范颖. 基于最大熵方法的鲁棒自适应滤波及其应用[J]. 系统工程与电子技术, 2020, **42**(3): 667-673.
LUO Kaixin, WU Meiping, FAN Ying. Robust adaptive filtering based on maximum entropy method and its application[J]. Systems Engineering and Electronics, 2020, **42**(3): 667-673.
- [15] SINGH A, PRINCIPE J C. Using Correntropy as a cost function in linear adaptive filters[C]//2009 International Joint Conference on Neural Networks. Atlanta, GA, USA. IEEE, 2009: 2950-2955.
- [16] ZHAO S L, CHEN B D, PRÍNCIPE J C. Kernel adaptive filtering with maximum correntropy criterion[C]//The 2011 International Joint Conference on Neural Networks. San Jose, CA, USA. IEEE, 2011: 2012-2017.
- [17] KOYON S M, WILLIAMS D B. On the characterization of impulsive noise with α -stable distributions using Fourier techniques[C]//Conference Record of The Twenty-Ninth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Pacific Grove, CA, USA. IEEE, 1995: 787-791.
- [18] 朱晓梅, 朱卫平, 李森. 一种基于分数低阶矩的 α 稳定分布噪声中频谱感知方案[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2014, **34**(3): 23-27, 35.
ZHU Xiaomei, ZHU Weiping, LI Sen. An FLOM-based spectrum sensing scheme in α -stable distributed noise[J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science), 2014, **34**(3): 23-27, 35.