

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2314044

基于 CDAE-LMSAF 的水下目标辐射信号增强^{*}

郭亚齐^{1,2} 王 莹^{1,2} 韩星程^{1,2} 韩 焱^{1,2} 王中正^{1,2}

(1. 中北大学山西省信息探测与处理重点实验室 太原 030051; 2. 中北大学省部
共建动态测试技术国家重点实验室 太原 030051)

摘要: 针对远距离目标(如潜艇、鱼雷等)被动定位时存在海洋环境噪声、舰艇自身噪声等影响,从而导致定位精度降低的问题,本文提出了一种基于卷积去噪自编码器和自适应最小均方误差滤波(CDAE-LMSAF)的增强方法,通过提取水下目标辐射信号和含噪信号的时频谱图特征,作为卷积去噪自编码器的输入进行训练和建模,再利用自适应滤波器对神经网络增强后的音频进行优化,实现对水下目标辐射信号的增强。仿真实验结果表明,在信噪比为-5 dB时,本文方法的信噪比为17.51 dB,相比于多窗谱谱减法的1.23 dB,卷积去噪自编码器的7.21 dB,自适应最小均方误差滤波的4.12 dB,本文方法具有更高的信噪比增益。

关键词: 水下目标辐射信号;信号增强;卷积去噪自编码器;自适应滤波器

中图分类号: TB566 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4040

Underwater target radiation signals are based on the CDAE-LMSAF

Guo Yaqi^{1,2} Wang Jian^{1,2} Han Xingcheng^{1,2} Han Yan^{1,2} Wang Zhongzheng^{1,2}

(1. Shanxi Key Laboratory of Signal Capturing and Processing, North University of China, Taiyuan 030051, China;
2. State Key Laboratory of Dynamic Testing Technology, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: Aiming at the problem that the passive positioning of long-distance targets (such as submarines, torpedoes, etc.) is affected by Marine environment noise and ship's own noise, which leads to the reduction of positioning accuracy, this paper proposes an enhancement method based on convolutional denoising autoencoder and adaptive least mean square error filter (CDAE-LMSAF). By extracting the time-spectral features of the underwater target radiation signal and the noisy signal, it is trained and modeled as the input of convolutional de-noising self-coding. Then, adaptive filters are used to optimize the audio after neural network enhancement to realize the enhancement of underwater target radiation signal. The simulation results show that when the SNR is -5 dB, the SNR of the proposed method is 17.51 dB. Compared with 1.23 dB of multiwindow spectral subtraction, 7.21 dB of convolutional denoising autoencoder and 4.12 dB of adaptive least mean square error filtering, the proposed method has a higher SNR gain.

Keywords: underwater target radiation signal; signal enhancement; convolutional denoising autoencoder; adaptive filter

0 引 言

在水面舰艇防御的场景中,水下目标一般处于运动状态,同时由于海洋环境噪声、舰艇自身噪声的干扰导致其信号特征被严重遮掩,难以被探测及定位。鱼雷的被动定位是通过在船体上安装探测器阵列,获取相关信息进行定位的方法,主要的工作过程首先是对水下目标辐射信号^[1]进行预处理,经处理后的信号通过时延估计方法估计出阵元间时间差,之后利用时间差定位方法对水下目标的位置进行目标估计得到位置坐标^[2]。基于时间差定位方法的水下目标的精确定位的核心是时延的精确估计,然而,由于在海

洋环境下,像鱼雷等小目标辐射信号的微弱,环境干扰大,如果将传感器阵列采集到的信号之间直接进行时延估计的话,会造成时延估计值的偏差较大,甚至可能导致时延估计中互相关函数峰值不明显,无法求得两信号的时延值^[3]。因此,对水下目标辐射信号进行信号的增强,是提高时延估计精度的关键,可为目标高精度探测、定位跟踪等提供有效的信号^[4],有效提高复杂水声条件下传感器阵列的探测性能^[5]。

姚远等^[6]针对非平稳噪声变化剧烈,相邻音频帧间关联性小,提出了一种改进的多窗谱谱减法(multiwindow spectral subtraction, MSS)音频增强方法,该方法充分利用

收稿日期:2023-07-07

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(62203405)、2021年山西省应用基础研究计划项目(20210302124545)资助

了样本数据两端的信息,避免了频谱泄露,在一定程度上提高了功率谱估计性能。路晓磊等^[7]针对舰船线谱增强问题,提出自适应线谱增强器(adaptive line enhancer, ALE)可以在未知噪声干扰条件下,利用自适应算法动态调整滤波器权向量系数,使得滤波器增强性能达到最优,减少信号失真的概率且算法简洁易于实现。但由于噪声的多样性及海洋环境的复杂性和随机性以及水下目标隐身信号特征的微弱性,常用的水下目标辐射信号增强方法会导致增强后信号的目标特征被弱化或改变,难以适应强背景干扰和低信噪比下的水下目标辐射信号的增强^[8]。王中正等^[9]提出的改进的最小控制递归平均方法和最优修正的对数谱幅度结合的方法在不同信噪比下虽然有效的增强了音频信号,但是需要根据不同的噪声类型选择合适的估计参数组合,没有对方法的计算效率进行考虑。

近年来基于深度学习的增强方法得到了快速发展和应用,由于其采用多层神经网络组合结构和非线性变换及其强大的特征学习能力,为复杂信号的处理提供了强有力的方法和手段^[10]。樊良辉等^[11]针对生成对抗网络训练不稳定的问题,提出了条件生成对抗网络(conditional generative adversarial nets, CGAN),但该网络要求输入条件向量,限制了模型在不同场景下的应用。殷敬伟等^[12]研究了基于深度学习的声纳信号特征增强技术,使用去噪自编码器(denoising autoencoder, DAE)和卷积去噪自编码器(convolutional denoising autoencoders, CDAE)相结合的方式,能对高频带噪声进行滤除,并能恢复大部分的线谱特征,但该网络处理时间较长,模型的普适性较低。

为实现复杂海洋环境下水下目标信号的增强并进一步提升时延的预测精度,本文提出了一种基于 CDAE 和自适应最小均方误差滤波(convolutional denoising autoencoders-least mean square of adaptive filter, CDAE-LMSAF)的水下目标辐射信号的增强方法。该方法利用了 CDAE 在信噪比较低的环境中能较好的预测噪声模型的优越性能,同时集成了 LMSAF 在信噪比较高时更容易学习到信号的参考特征和统计知识优势,相较于其他的增强方法,实现了更好的增强效果。

1 海洋环境辐射信号特征

水下目标辐射信号一般由三部分组成^[13]:1)机械声是船体主机(柴油机、主电动机、减速器)和辅机(发电机、泵、空调设备)运转产生的振动声经多种路径通过船壳发散到海水中产生的。2)螺旋桨声音由旋转着的螺旋桨与流体相互作用所产生的声音,它由螺旋桨空化声音、唱音和螺旋桨叶片速率谱声组成。空化声音是螺旋桨在水中转动,切割水流,导致气泡破裂而产生;唱音是由于涡流扩散激励螺旋桨叶片共振而产生;叶片速率谱声是指螺旋桨的叶片周期性地旋转并切割流体而产生的。3)水动力声音是由起伏的水流流过舰船的表面并激起船体的局部振动引起的。其在

频域上由宽带连续谱和叠加于其上的窄带线谱分量构成,宽带连续谱主要来源于机械的摩擦、水动力声音及螺旋桨空化声音,而窄带线谱分量主要是由目标的机械部件的往复、旋转运动,唱音和螺旋桨叶片速率谱声组成^[14]。图 1、2 分别为旧金山海洋国家公园协会数据集音频数据库中德国某型号电子鱼雷和某舰队型潜艇在航速为 6 节,螺旋桨转速为 120 RPM 时辐射信号的包络谱图。图 3 为海洋噪声、须鲸、齿鲸和不明生物的声音信号及时频分布图。

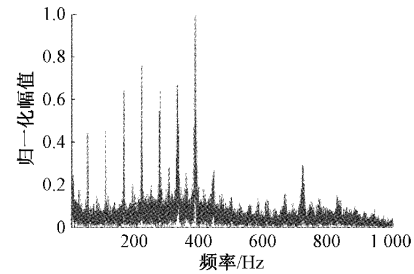


图 1 德国某型号电子鱼雷辐射信号的包络谱图

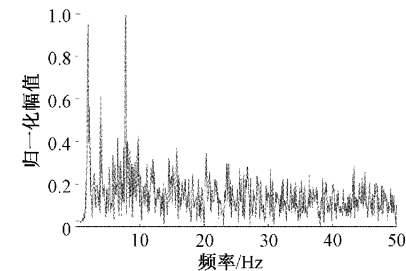


图 2 某舰队型潜艇辐射信号的包络谱图

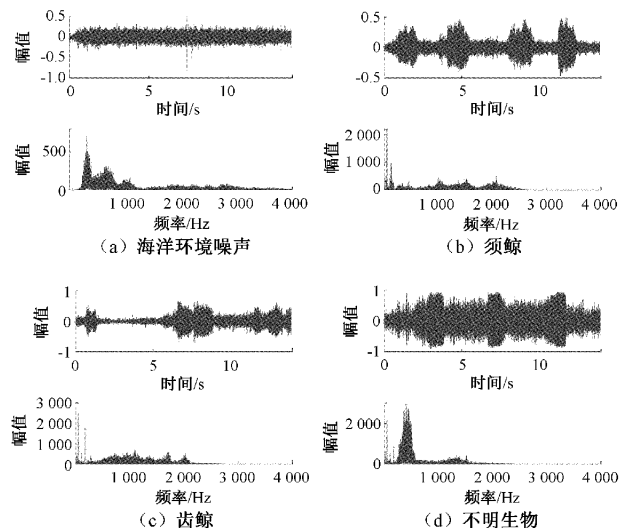


图 3 海洋环境中四种声信号的时域图和频谱图

由图 1 可知,鱼雷辐射信号的包络谱中的线谱都在低频部分,且各谱线都是同一基频的整数倍。如图 1 所示可以清晰地看到多根线谱,分别为 55、110、165、220、275、330、385 Hz 等频率左右,由于鱼雷的速度较快,其包络谱线在几十到几百赫兹。可以推断出,鱼雷螺旋桨由 7 个叶

片组成,轴频的基频为 55 Hz,其他谐波信号为各叶片产生的信号,据此可以估计出该鱼雷螺旋桨的转速为 $55 \times 60 = 3\,300$ rad/min(revolutions per minute, RPM)。同理同样从图 2 可以看出,潜艇信号具有明显的线谱特征,分别为 2、4、6、8、10 Hz 等频率左右,其螺旋桨基频为 2 Hz,据此可以算出螺旋桨转速为 $2 \times 60 = 120$ RPM。海洋环境中的声音因素是多种多样的,包括潮汐、涌浪所引起的压力波和湍流引起的压力脉冲及风动海面和海洋生物的群体活动。从图 3 的频谱分析图可以看出,海洋环境中的声信号能量分布较强,尤其在 0~2 kHz 频率范围内。

由此可见,在海洋环境下水下目标辐射信号非常复杂,本文以鱼雷辐射信号作为目标信号增强为研究背景,潜艇、海洋噪声、海洋生物的信号作为干扰信号,研究低信噪比下鱼雷辐射信号的增强方法。

2 基于 CDAE-LMSAF 的水下辐射信号增强

2.1 基于 CDAE-LMSAF 的增强方法

CDAE 是时频域信号降噪处理的有效方法,在音频信号处理中得到了广泛应用,自适应最小均方误差滤波(least mean square filter, LMSAF)具有很强的自学习、自跟踪能力,适用于平稳和非平稳随机信号的检测和估计,是现代信号处理中是工程中广泛应用的最优化滤波方法。针对海洋环境下低信噪比的鱼雷辐射信号增强,本文提出了将 CDAE 与 LMSAF 相结合 CDAE-LMSAF 的水下目标辐射信号的增强方法,首先利用 CDAE 对目标信号进行增强处理,之后将增强处理后的信号输入 LMSAF 再次进行增强。通过机器学习,实现水下低辐射目标信号的增强。

2.2 CDAE

作为众多深度学习模型中一种强大的无监督学习模型,自编码器已被广泛用于特征提取和降维,在音频增强领域也有基于自编码器的相关研究^[15]。

1) 自编码器基本原理

编码器输入数据后,使用隐藏层使数据进行编码处理,然后隐藏层将编码后的数据解码转换为还原输出。对于一个三层自动编码器,第一层与中间层执行编码操作,中间层与第三层执行解码操作。自编码器输入层和隐藏层之间的关系表示如式(1)所示。

$$y = f(W_1 x + b_1) f(x) \quad (1)$$

其中,编码器引入的 x 为输入向量,并将通过 $f(x)$ 转换为输入向量的隐藏层输出 y ; W_1 和 b_1 为连接映射的权值向量和偏置向量。式(1)即为自编码器的编码过程。自编码器的隐藏层和输出层的函数关系如式(2)所示。

$$z = f(W_2 y + b_2) \quad (2)$$

其中,解码器中的 $f(y)$ 为隐藏层对输出层的激活函数, W_2 为相邻特征映射的权值向量, b_2 为偏置向量, z 为输出层最终得到的数据。隐藏层的输出通常为输入数据的典型特征。自编码器的任务是使输入 x 和输出 z 的重构误

差达到最小,即需要满足如式(3)所示。

$$\theta = \arg \min L(x, z) \quad (3)$$

其中, θ 是由自编码器的参数 W, b 组成的向量矩阵。

2) CDAE 基本原理

CDAE 是在自编码器的基础上发展而来, CDAE 是一个无监督的神经网络,它利用了传统自编码器的无监督学习方式,并结合卷积神经网络的卷积和池化操作,从而实现特征提取。CDAE 中的编码器部分由卷积层、激活层和池化层的重复部分组成,如图 4 所示。卷积层由一组从输入层中提取特征的滤波器组成,本工作中的激活层是修正线性单元,将非线性赋予特征映射的修正线性单元。本工作中的池化被选择为最大池化。最大池通过取映射空间的最大范围内的常数因子对潜在代表进行降采样,生成一个降维的新映射空间。编码器的最终目标是从输入数据中提取噪声的低维特征,最大池化是降低映射空间的维度。解码器部分由卷积层、激活层和上采样层重复组成。上采样是对上一层的特征图进行上采样,并生成高维的新特征图。

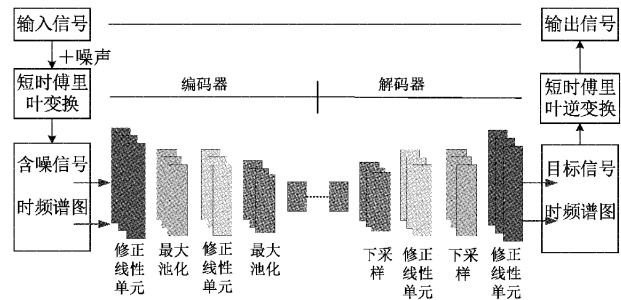


图4 CDAE工作原理示意图

CDAE 增强的主要思想是将水下低辐射目标原信号与其他信号叠加后进行短时傅里叶变换(short-time Fourier transform, STFT),将它的时频谱图作为 CDAE 的输入,通过学习映射关系输出增强后信号的时频谱图,再将其与 $y(t)$ 的相位信息相结合得到完整的时频谱图,然后经过短时傅里叶逆变换得到增强后的音频信号。

其中编码器公式如式(4)所示,解码器公式如式(5)所示。

$$x_h^i = f_{en} = S(\bar{x} \cdot W_1^i + b_1) \quad (4)$$

$$x = f_{de} = S\left(\sum_{i=1}^N x_h^i \cdot W_2^i + b_2^i\right) \quad (5)$$

其中, W_1^i 表示编码器中第 i 个卷积核的权重, W_2 表示解码器中卷积核的权值; b_1 和 b_2^i 分别表示编码器和解码器的偏置; \bar{x} 、 x_h^i 、 x 分别表示含噪信号、编码器中第 i 个卷积核的输出和重构数据; S 是非线性激活函数; N 是卷积核的个数。训练过程中的损失如式(6)所示。

$$L = \sum_{i=1}^n \|\bar{x} - x\|^2 \quad (6)$$

其中, n 表示无监督训练样本的数量。

CDAE 通常具有优异的非线性建模能力和丰富的特征提取能力, CDAE 不仅能够从数据中学习噪声和信号之

间的映射关系,而且能够处理非平稳信号,从而更好地降低噪声并保留信号的有用信息。CDAE 的训练过程使用随机梯度法来更新整个网络的参数,连接自动编码器的权值更新如式(7)所示。

$$W = W - a \frac{\partial J(w, b)}{\partial w} \quad (7)$$

其中, a 是学习率,并且随着迭代次数的增加而减小。学习率的更新方法如式(8)所示。

$$a = a(1 + \gamma n)^{-t} \quad (8)$$

其中, n 是迭代次数, γ 和 t 是提前设置的标量。在本文训练过程中设置初始学习率为 0.01, $\gamma = 0.1$, $t = 1$,每当完成一次迭代,便更新学习率,采用此方法的目的是为了加速模型收敛的速度,同时能防止网络出现梯度消失或梯度爆炸等现象。

2.3 LMSAF 原理

自适应滤波器通常由数字滤波器和自适应算法组成。线性数字滤波器理论比较成熟,易于实现。线性数字滤波器的结构通常可以分为无限冲激响应滤波器(infinite impulse response, IIR)和有限冲激响应滤波器(finite impulse response, FIR)。FIR 滤波器更容易通过权值改善滤波性能,并且性能更稳定,收敛速度更快^[16]。横向 FIR 滤波器由单位延迟单元、乘法器和加法器组成。横向 FIR 滤波器结构图如图 5 所示。滤波器中乘法器是用来将滤波器的抽头权值与其相连的抽头输入相乘。滤波器中的加法器是用来将每个乘法器输出相加求和,从而获得滤波器的最终输出。滤波器的输出 $y(n)$ 可以表示为式(9)。

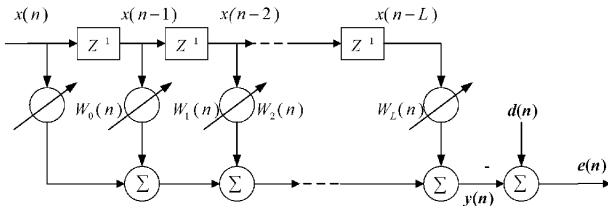


图 5 横向 FIR 滤波器图

$$y(n) = \sum_{k=0}^L w_k(n)x(n-k) \quad (9)$$

其中,滤波器的输入信号向量如式(10)所示。

$$\mathbf{X}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-L)] \quad (10)$$

FIR 滤波器权向量为 $\mathbf{W}(n) = [w_0(n), w_1(n), \dots, w_{L-1}(n)]$, 由此, $y(n)$ 如式(11)所示。

$$y(n) = \mathbf{X}^T(n)\mathbf{W}(n) = \mathbf{W}^T(n)\mathbf{X}(n) \quad (11)$$

用目标信号 $d(n)$ 减去滤波器输出信号 $y(n)$, 就可以得到误差信号 $e(n)$ 。误差信号 $e(n)$ 如式(12)所示。

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (12)$$

自适应算法根据误差信号 $e(n)$ 对滤波器权向量 $\mathbf{W}(n)$ 进行调整,使下一时刻输出 $y(n+1)$ 与 $d(n+1)$ 更加接近。估计误差越小,滤波器的性能越好。自适应线性组合器按照误差信号均方值最小的准则,表达

式如式(13)所示。

$$J = E[|e(n)|^2] \quad (13)$$

这个代价函数在数学上易于处理,且具有唯一的一个最小值点。这个最小值点可以通过二阶统计量进行计算。

2.4 基于 CDAE-LMSAF 的水下目标辐射信号增强

首先将水下低辐射目标原信号与其他信号(包括舰船信号、海洋噪声、海洋生物等信号)叠加,作为输入样本集(train-noise),train-clean 作为 CDAE 网络的参考信号,通过反向调优训练好 CDAE 网络。test-noise 的含噪信号为 $y(t) = s(t) + n(t)$, 将其输入到训练好的 CDAE, 得到增强后的信号。将增强后的音频信号作为 LMSAF 的输入信号,通过参数可调数字滤波器后产生输出信号 $y(n)$, 将其与水下低辐射目标原信号 $d(n)$ 进行比较,形成误差信号 $e(n)$, 通过自适应方法对滤波器参数进行调整,最终使误差信号的均方值最小。图 6 为 CDAE-LMSAF 的结构图。

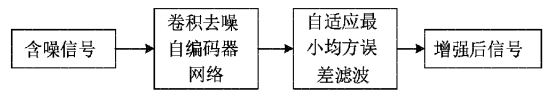


图 6 CDAE-LMSAF 结构图

3 实验仿真

3.1 实验设计

本实验在 Windows 操作系统实现,CPU 为 Intel 酷睿 i7-12700H, GPU 为 NVIDIA RTX 3050Ti。仿真实验使用目标信号与背景噪声相结合的方式验证方法,目标信号选用旧金山海洋国家公园协会数据集中的电子鱼雷辐射信号,背景噪声选用同数据集中的某舰队型潜艇辐射信号和 4 种海洋生物发出的声信号,数据集中的音频采样频率为 16 kHz,采样位数为 16 bit。为验证方法在低信噪比噪声环境下的性能,将目标信号 $s(t)$ 和噪声 $n(t)$ 在不同的信噪比下进行含噪,按 -5、0、2、3、5 dB 的信噪比合成含噪信号作为测试数据,如式(14)所示。

$$y(t) = s(t) + an(t) \quad (14)$$

其中, a 为缩放系数,如式(15)所示。

$$a = \sqrt{\frac{\sum_i s_i^2(t)}{10^{\frac{\rho}{10}} \sum_i n_i^2(t)}} \quad (15)$$

其中, ρ 为信噪比,如式(16)所示。

$$\rho = 10 \lg \frac{\sum_i s_i^2(t)}{\sum_i n_i^2(t)} \quad (16)$$

音频信号具有非平稳性,为了在进行傅里叶变换时输入信号是平滑连续的,需要对信号分帧处理。假设鱼雷每秒前进 25 m,按照前进 1 m 所需时间作为分帧帧长,为 40 ms(640 个采样点),帧移为 20 ms(320 个采样点)。

3.2 信号增强效果的评价标准

信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)是指在某段信号中

目标信号与背景噪声能量的比值,在一定程度上能反应信号的质量,通常用于信号检测领域。一般来说,信噪比越大,表明混杂在该信号中的背景噪声越少,SNR计算式如式(17)所示。

$$SNR = 10 \lg \frac{\|x\|^2}{\|f(x) - x\|^2} \quad (17)$$

本文选用信噪比作为信号的评价指标,通过本文方法处理后的含噪信号的信噪比与目标信号信噪比进行对比,从而验证本文所用方法的有效性。

3.3 实验结果与分析

将本文上述介绍的目标信号和背景噪声叠加后分别使用MSS、LMSAF、CDAE和本文方法对含噪信号进行增强,对于每次输入信噪比的变化,4种增强方法分别进行实验并求取所得到的输出信噪比,结果如表1。

表1 含噪信号增强后输出信噪比 dB

输入信噪比	多窗谱谱减法	LMSAF	CDAE	本文方法
-5	1.23	4.12	7.21	17.51
0	5.64	8.12	7.33	18.12
2	6.31	10.57	5.24	16.48
3	7.08	11.96	4.56	15.44
5	8.36	15.09	4.50	15.27

从表1可以看出与其余的3种增强方法相比,本文方法的信噪比增益相较于其他3种方法有明显改善。在低信噪比情况下,常用的水下目标辐射信号的增强方法的增强效果不佳。在这种情况下,使用CDAE预测噪声模型然后用含噪信号减去噪声模型得到估计信号的方法可以更好地在复杂噪声情况下从信号中提取真正的目标信号信息,从而更好的提高增强的效果。在信噪比大于3 dB时,含噪信号的噪声部分相对较小,难以有效地被神经网络去预测和去除,所以CDAE在信噪比高于3 dB的效果较差。使用CDAE-LMSAF的水下目标辐射信号增强,既对低信噪比下的水下目标辐射信号有较好的增强效果,又能避免信噪比大于3 dB时目标信号通过CDAE增强后出现部分压缩或过滤,导致信噪比降低的情况。对于目标信号当输入信噪比为-5 dB,本文方法的信噪比增益为17.51 dB,相比于MSS的1.23 dB,CDAE方法的7.21 dB,LMSAF方法的4.12 dB,本文方法具有更高的信噪比增益。因此CDAE-LMSAF方法对于水下低信噪比环境下的增强效果要明显优于其他3种方法。图7是信噪比为-5 dB时增强前的信号,图8为原目标信号,将4种方法增强后的输出信号进行傅里叶变换,结果如图9~12所示,将其与图7中增强前的信号和图8中原目标信号进行对比分析。

从图9和图7、8对比可以看出,经过MSS处理后的信号仍然存在大量的噪声干扰,目标信号的频率特性不明显。从图10和图7、8对比可以看出,经过LMSAF处理后的信

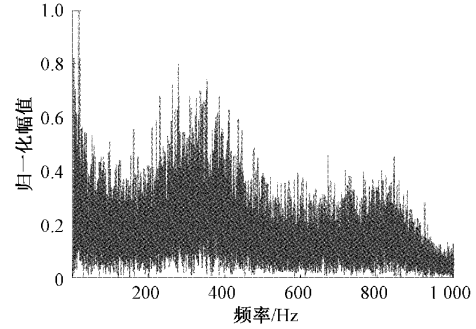


图7 增强前信号的包络谱图

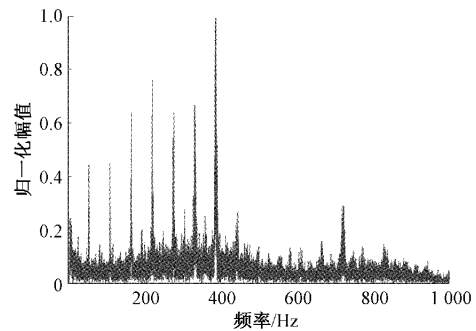


图8 原目标信号包络谱图

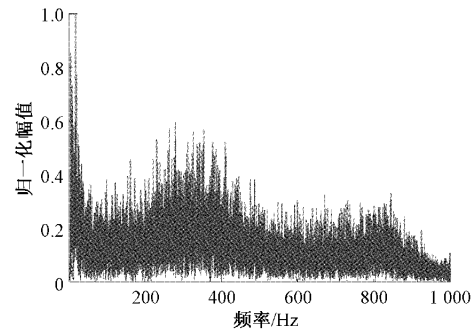


图9 MSS方法增强后包络谱图

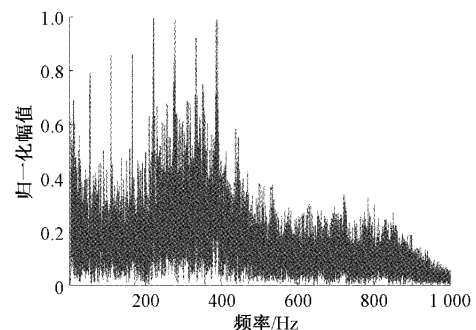


图10 LMSAF方法增强后包络谱图

号中目标信号的频率特征较明显,但是噪声幅值没有降低。从图11和图7、8对比可以看出,经过CDAE处理后的信号噪声幅值明显降低,但是经过处理后的信号在55 Hz和110 Hz处的线谱被淹没。

从图12和图7、8对比可以看出,经过CDAE-LMSAF

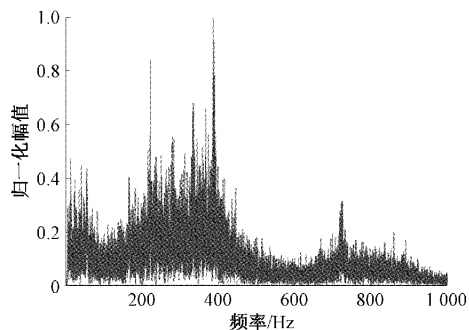


图 11 CDAE 方法增强后包络谱图

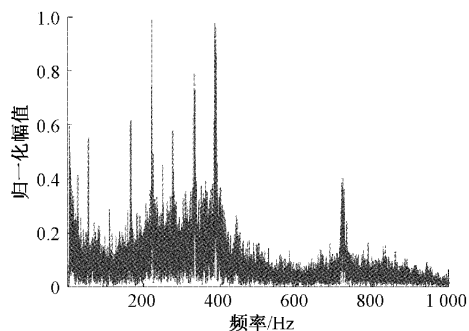


图 12 本文方法增强后包络谱图

处理后的信号的包络谱中,噪声幅度明显减小,增强前的信号在原目标信号的 55 Hz 和 110 Hz 线谱附近有多根相似线谱存在,影响目标信号的判断,而增强处理有效减小了信号包络谱中相似线谱的影响,较好地保留了目标信号在 55、110、165.9、221.9、277.7、332.7、387.3 Hz 处的线谱。因此,本文提出的基于 CDAE-LMSAF 的水下目标辐射信号的增强方法不仅能有效降低背景噪声对目标信号的影响,而且能够较好的保留目标信号的频域特征,保留信号在不同频域下的幅值特性。

4 结 论

本文在低信噪比下以鱼雷辐射信号的增强为目标,对水下目标辐射信号进行处理,建立了具有多层结构的 CDAE 模型,利用神经网络的自学习和非线性映射能力,对输入数据进行逐层降维与特征提取,并在实验过程中不断优化模型,从含有噪声的音频信号中提取出原始纯净的音频信号,成功降低了水下目标辐射信号中的噪声。然后通过自适应滤波器的处理,进一步优化了水下目标辐射信号的频谱分布,减少了噪声和其他干扰导致的频谱失真,在信噪比为 -5 dB 时,本文方法增强后的信噪比为 17.51 dB,解决了当噪声和音频信号之间能量差异较大时容易过度拟合噪声,增强效果不佳的问题。但是本文方法在波形恢复时采用的是带噪音频信号的相位信息,这给音频信号的恢复带来一定的误差,如何求解纯净音频信号的相位谱是接下来的研究中需要改善的方向。

参考文献

[1] 白兴宇,刘明禹,姜煜,等. 基于矢量水听器单通道瞬

时相位差加权的水下目标测向方法[J]. 电子科技, 2023, 36(8): 1-7.

- [2] 孙建红,张涛,焦琛. 麦克风数量与阵型对声源定位性能的影响[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(11): 14-21.
- [3] 郝梦华,陈为刚,杨晋生. 基于浅海多径时延的复合码水声测距研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(7):119-127.
- [4] 任健,李鸿燕,张昱,等. 基于 UNet 自适应特征融合的语音增强[J]. 电子测量技术, 2022, 45(9): 76-81.
- [5] 于小宁,张风平. 水下声呐探测系统的博弈对抗模型研究[J]. 国外电子测量技术, 2017, 36(10):64-68.
- [6] 姚远,李亚伟,白天皓. 改进的多窗谱谱减法语音增强研究[J]. 电子测试, 2019, 419(14): 40-43.
- [7] 路晓磊,兰丽茜,尹聪. 自适应线谱增强器在舰船噪声提取中的应用[J]. 电声技术, 2015, 39(9): 58-61.
- [8] 刘贤忠,吴明辉,郑晓庆,等. 改进 NMF 优化的水声目标信号增强算法[J]. 电光与控制, 2021, 28(9): 6-9.
- [9] 王中正,王鉴,韩焱,等. 一种舰载低信噪比环境下的音频端点检测算法[J]. 兵器装备工程学报, 2023, 44(3): 197-203.
- [10] 吴流丽,苏怀方,王平,等. 基于深度学习的阵列信号测向方法综述[J]. 航天电子对抗, 2022, 38(6): 1-6.
- [11] 樊良辉,韩俊刚,王怡斐. 基于条件生成对抗网络的语音增强[J]. 计算机与数字工程, 2020, 48(8): 1939-1942.
- [12] 殷敬伟,罗五雄,李理,等. 基于降噪自编码器的水声信号增强研究[J]. 通信学报, 2019, 40(10): 119-126.
- [13] 魏辉,许爱强,尹德强. 水下目标噪声与背景噪声的建模与仿真[J]. 国外电子测量技术, 2011, 30(12): 15-17.
- [14] 罗建,赵亚磊,黄仁可. 作为体积目标的舰船辐射噪声建模[J]. 数字海洋与水下攻防, 2018, 1(1): 38-42.
- [15] 罗佳,黄晋英. 生成式对抗网络研究综述[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(3): 74-84.
- [16] 王坤非,王泰华,姚学召,等. 基于 MATLAB/SimulinkFIR 数字滤波器设计的不同实现方法研究[J]. 电子测量技术, 2017, 40(1): 17-20.

作者简介

郭亚齐,硕士研究生,主要研究方向为水声定位。

E-mail:1040337325@qq.com

王鉴,副教授,主要研究方向为信号与信息处理。

E-mail:9036944@qq.com

韩焱(通信作者),教授,博士生导师,主要研究方向为无损检测、探测与定位、数字图像处理、信号处理和识别与动态测试等。

E-mail:hanyan@nuc.edu.cn