

引用格式:陈旗,赵瑞轩,唐劲松,等.基于GANomaly的水声通信信号调制方式开集识别[J].信息对抗技术,2024,3(5):30-39.[CHEN Qi, ZHAO Ruixuan, TANG Jingsong, et al. Open-set identification of modulation modes for underwater acoustic communication signals based on GANomaly networks[J]. Information Countermeasure Technology, 2024, 3(5):30-39. (in Chinese)]

基于GANomaly的水声通信信号调制方式开集识别

陈旗¹,赵瑞轩^{1*},唐劲松¹,陈聪聪²,陆剑雄¹

(1. 海军工程大学电子工程学院,湖北武汉 430000; 2. 92866部队,山东青岛 266000)

摘要 针对水声通信信号调制方式的开集识别问题,提出了一种基于GANomaly的新型开集识别方法。GANomaly网络模型结合了生成对抗网络(GAN)的生成能力和异常检测技术的判别能力,通过对抗训练,重构调制信号的时频特征并确定误差阈值,进而有效地区分已知和未知的调制方式。在信噪比 >8 dB的条件下进行的仿真实验显示,该方法对已知调制方式信号的识别率均超过了86.00%,对未知调制方式信号的识别率超过了80.00%。仿真实验结果验证了所提方法对未知调制方式的有效识别能力,为水声通信领域开集识别问题提供了新的解决思路。

关键词 水声通信信号;开集识别;调制方式;生成对抗网络;时频特征

中图分类号 TN 911 **文章编号** 2097-163X(2024)05-0030-10

文献标志码 A **DOI** 10.12399/j.issn.2097-163x.2024.05.003

Open-set identification of modulation modes for underwater acoustic communication signals based on GANomaly networks

CHEN Qi¹, ZHAO Ruixuan^{1*}, TANG Jingsong¹, CHEN Congcong², LU Jianxiong¹

(1. Naval University of Engineering, Wuhan 430000, China; 2. Unit 92866 of PLA, Qingdao 266000, China)

Abstract For the open-set identification problem of underwater acoustic communication signal modulation modes, a new open-set identification method based on GANomaly was proposed. The GANomaly network model combines the generative ability of generative adversarial networks (GAN) and the discriminative ability of anomaly detection technology. Through adversarial training, it reconstructs the time-frequency features of modulated signals and determines error thresholds, thereby effectively distinguishing between known and unknown modulation methods. Simulation experiments conducted under the condition of a signal-to-noise ratio greater than 8 dB show that the recognition rate of this method for signals with known modulation modes exceeds 86.00%, and for signals with unknown modulation modes, it exceeds 80.00%. The results of the simulation experiment verify the effective recognition ability of the proposed method for unknown modulation modes, providing a new solution for the open-set recognition problem in the field of underwater acoustic communication.

Keywords underwater acoustic communication signals; open-set identification; modulation mode; GAN; time-frequency characteristics

收稿日期:2024-03-29 修回日期:2024-05-13

通信作者:赵瑞轩, E-mail: zrx853529959@163.com

基金项目:国家自然科学基金资助项目(62171452)

0 引言

在水声通信领域,信号调制方式的正确识别对于确保信息传输的准确性和可靠性至关重要^[1]。随着水下通信技术的不断发展,新的调制方式不断涌现,给传统的闭集识别方法带来了挑战。闭集识别方法通常假设所有可能的调制方式都是已知的,而实际情况中,通信系统可能会遇到未知的或未被预先定义的调制方式,这就要求系统具备开集识别能力,即能够识别并处理那些超出预定义集合的信号。

在国内外的研究中,水声通信信号调制方式的识别方法已经取得了一定的进展。传统的识别方法主要依赖于信号的时域和频域特征分析,如傅里叶变换、小波分析等,文献[2]提取信号广义二阶循环谱中特定频率和循环频率处的幅值作为特征参量,采用最小误差准则作为分类器算法,实现信号调制方式识别。文献[3]以小波变换为主,结合瞬时频率统计算法、高阶谱等多种识别算法,对现有水下通信信号调制方式进行类间、类内识别。这些方法在特定条件下能够有效识别已知的调制方式。然而,这些基于特征的方法在面对未知调制方式时,往往难以适应,因为它们需要对所有可能的调制方式进行预先定义。

为了解决这一问题,研究者们开始探索基于机器学习和深度学习的方法。这些方法通过从大量数据中学习调制信号的内在特征,提高了识别系统的泛化能力。例如,支持向量机(SVM)、随机森林、神经网络等机器学习算法已被应用于信号调制方式的分类。文献[4]设计了一种基于多类别最小二乘支持向量机(LS-SVM)的水声通信信号调制方式分类器,该分类器具有泛化性能好、小样本学习能力强的特点。文献[5]基于瞬时信息特征和高阶累积量,使用随机森林算法来对各调制信号进行识别,并提出了 AOA 算法优化随机森林参数。文献[6]将 VMD-Hilbert 与 ResNet 网络模型相结合,有效解决水声信道强背景噪声干扰导致的信号特征失真和不同海况干扰造成的样本特征失配问题,提高了信号识别准确率。文献[7]提出基于生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)、卷积神经网络(CNN)和长短期记忆(LSTM)网络的多模态注意力机制信号调制识别方法,有效提升整体分类精

度。文献[8]提出基于门控循环单元(gate recurrent unit, GRU)和残差网络(residual network, ResNet)的短时水声通信信号识别方法,其识别性能优于传统网络。文献[9]探讨了一种利用卷积神经网络(CNN)进行识别的技术,并研究了不同参数对识别效率的具体作用。文献[10]通过设计一种特殊的 CNN 架构,该架构采用非对称卷积核和并行跳跃连接,成功地捕获并重用多尺度特征。文献[11]引入了一种新颖的波形-频谱多模态融合(WSMF)识别策略,该策略的分类准确率比单一模态方法提高了 15%。文献[12]通过结合 LSTM 与 CNN,分析了网络架构对信号调制识别能力的作用,发现 LSTM 在处理时序特征方面更为有效,尤其在识别复杂调制信号时展现出卓越性能。尽管这些方法在一定程度上提高了识别的准确性,但它们通常需要大量的标注数据,且在处理开集问题时仍存在局限性。

综上,现有的研究在处理开集问题时仍面临诸多挑战。首先,水下环境的复杂性和动态变化使得信号调制方式的多样性和不确定性增加。其次,现有的机器学习模型在面对未知类别时,往往缺乏有效的泛化能力。为了克服这些挑战,本文提出了一种基于 GAN 的异常检测方法(GANomaly)^[13],用于水声通信信号调制方式的开集识别。GANomaly 模型将生成对抗网络和自编码器相结合,通过学习信号时频特征的分布,能够有效地识别出异常或未知的调制方式,从而提高了系统的鲁棒性和适应性。

1 信号预处理

为实现低信噪比条件下调制方式的开集识别,需要先对信号进行预处理,提高其抗干扰能力。本文选择的预处理方式为时频变换。时频变换能够将时间序列数据转换为时频域特征,揭示出信号在不同频率上的时间和频率信息,突出显示信号中的关键特征,如瞬时频率变化、周期性等。这种特征表达方式有助于神经网络捕捉到信号中的重要信息,提高模型的泛化能力和准确性。

1.1 短时傅里叶变换(STFT)

STFT 是一种时频变换的分析方法,该方法将信号分割成一系列短时窗口,每个窗口内的信号可以看作是近似平稳的。对每个窗口内的信

号应用 DFT,将信号从时间域转换到频率域^[14]。结果是一个二维时频表示,其中行表示时间,列表示频率。这种表示可以直观地展示信号的时变频率特性。STFT 的公式可以表示为:

$$S_{\text{STFT}}(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau) g^*(\tau - t) e^{-j\omega\tau} d\tau \quad (1)$$

式中, $S_{\text{STFT}}(t, \omega)$ 是 STFT 的结果,表示在时间 t 和频率 ω 处的信号幅度; $x(t)$ 是原始信号; $g(\tau - t)$ 是一个窗函数,通过窗函数 $g(\tau - t)$ 与信号 $x(t)$ 重叠,可以提取信号在特定时间段的局部信息,上标“*”代表复数共轭。

1.2 Wigner-Ville 分布 (WVD)

WVD 提供了一种直接的时频表示方法,它通过时频积分来捕捉信号在时频平面上的能量分布。这种方法避免了使用窗函数,从而保持了信号的瞬时时频特性。公式如下:

$$W(t, \nu) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t + \frac{\tau}{2}) x^*(t - \frac{\tau}{2}) e^{-j\nu\tau} d\tau \quad (2)$$

式中, τ 表示积分变量, t 表示时间。

WVD 可以作为预处理步骤,为网络提供丰富的时频特征,但需要特别注意交叉项问题^[15]。

1.3 Choi-Williams 分布 (CWD)

CWD 是为了解决 Wigner-Ville 分布 (WVD) 中交叉项干扰的问题而提出的,它使用了可调整的高斯窗口函数,这种窗口函数允许在时频平面上平衡频域和时域的分辨率,从而有效地减少交叉项的干扰,提高了信号谱的估计精度,并且具有良好的抗噪性能。CWD 定义为:

$$C_{\text{CWD},x}(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \varphi(\tau, \nu) A_x(\tau, \nu) e^{-j(\nu t + 2\pi\omega\tau)} d\tau d\nu \quad (3)$$

式中, $A_x(\tau, \nu)$ 定义为:

$$A_x(\tau, \nu) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t + \frac{\nu}{2}) x^*(t - \frac{\nu}{2}) e^{-j2\pi\nu t} dt \quad (4)$$

$\varphi(\tau, \nu)$ 是核函数,其定义为:

$$\varphi(\tau, \nu) = \exp[-\sigma(\tau\nu)^2] \quad (5)$$

式中, σ 表示衰减系数。 σ 越小,则时频聚集性越差,交叉项的幅值也越小^[16]。

2 信号调制方式的开集识别

2.1 GANomaly 网络模型

本文基于 GAN 的异常检测方法 (GANomaly)

实现水声通信信号调制方式的开集识别。GAN 为一种深度学习网络,主要由生成器 (generator) 和判别器 (discriminator) 2 个网络组成^[17],其基本结构如图 1 所示。



Fig. 1 Basic structure of GAN

图 1 中,根据输入的随机噪声,生成器生成假样本 $X_{\text{假}}$,判别器负责判断输入的数据是真样本 $X_{\text{真}}$ 还是假样本 $X_{\text{假}}$ 。通过 GAN 训练,不断优化生成器,使得生成假样本 $X_{\text{假}}$ 更加接近真样本 $X_{\text{真}}$;同时,判别器也要不断优化,使得判断样本的真/假更准确。这两者之间是对抗关系,因此,称为生成对抗网络。

自编码器 (autoencoder, AE) 也是一种深度学习网络,由编码器 (encoder) 和解码器 (decoder) 构成^[18],其基本结构如图 2 所示。

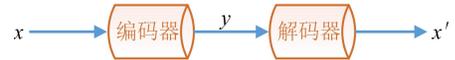


Fig. 2 Basic structure of AE

AE 的原理就是还原输入数据 x 的分布。 x 进入编码器,在编码器中提取特征压缩成 y ,然后将 y 输入进解码器,还原出输入数据 x ,成为生成数据 x' 。

以此为基础,AKCAY 等^[19]将 AE 和 GAN 相结合,提出了一种 GANomaly 网络模型,其基本结构如图 3 所示。在图 3 中,GANomaly 网络模型的上半部分主体结构由 AE 加上一个编码器 2 组成,相当于 GAN 的生成器,其下半部分主体结构相当于 GAN 的判别器。当使用已知数据训练一个 GANomaly 网络后,可以得到生成数据 (x', z') 与已知数据 (x, z) 相似的一种 GANomaly 网络模型。此时,固定该网络模型的参数,当输入一个未知数据,经过特征提取、压缩重构后,输出的 (x', z') 与输入的 (x, z) 会存在较大差异。因此,GANomaly 网络模型通过一个度量指标来度量 (x', z') 和 (x, z) 的相似程度,进而判断该输入数据是否为已知数据,从而实现未知数据的识别。

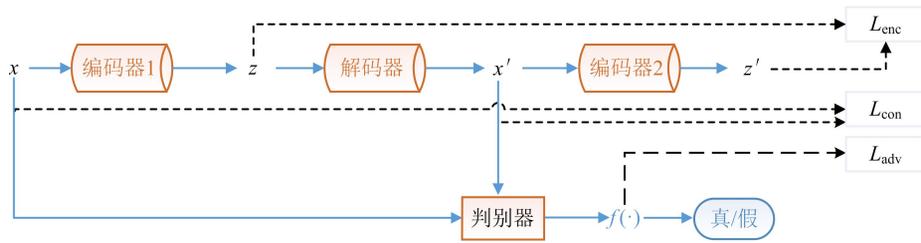


图 3 GANomaly 基本结构图

Fig. 3 Basic structure of GANomaly

度量指标是分别通过原始数据和重构数据之间的重构差异,计算出所有数据的误差分数,并进行归一化处理,设定开集误差阈值,以重构差异是否超过该阈值来确定数据是否已知。

设生成器损失函数为 L_{con} ,通过减少原始数据 x 和重构数据 x' 之间的距离,使得原始数据和重构数据更加相似,定义式为:

$$L_{con} = \|x - x'\|_1 \quad (6)$$

设重构特征损失函数为 L_{enc} ,减少原始压缩特征 z 和重构压缩特征 z' 的距离,定义式为:

$$L_{enc} = \|z - z'\|_2 \quad (7)$$

设判别器中间层输出 $f(\cdot)$ 特征损失函数为 L_{adv} ,原始数据和重构数据输入到判别器,通过逼近原始数据和重构数据在判别器中间层输出的 2 部分降维特征的分布,更好地指导生成器部分进行更好的重构数据,定义式为:

$$L_{adv} = \|f(x) - f(x')\|_2 \quad (8)$$

模型利用原始信号数据和重构信号数据之间的重构差异 L_{enc} 和 L_{con} 进行信号的开集情况评分,误差分数计算公式为:

$$A_1(x) = \|x - x'\|_1 \quad (9)$$

$$A_2(z) = \|z - z'\|_2 \quad (10)$$

$$S(x, z) = \lambda A_1(x) + (1 - \lambda) A_2(z) \quad (11)$$

式中, λ 是一个介于 0 和 1 之间的权重参数,决定了原始信号误差和重构信号误差在最终评分中的相对重要性。

训练好的模型输入数据样本,使用式(9)~(11)计算出所有数据样本误差分数,得到集合 S 。对于计算的误差分数进行归一化处理,使其误差分数分布在 $[0, 1]$ 之间,便于进行开集误差阈值设定,分数归一化公式为:

$$s'_i = \frac{s_i - \min S}{\max S - \min S} \quad (12)$$

式中, S 为误差分数样本集合, $\min S$ 为样本集中最小分数, $\max S$ 为样本集中最大分数; s_i 为 S 中第 i 个样本误差分数。

将验证集数据输入到训练好的模型当中,利用式(12)计算出样本的误差分数,并设定开集误差阈值,然后,利用设定的开集阈值对测试集数据进行测试。

2.2 开集识别流程

水声通信信号调制方式开集识别的过程主要包括 6 个部分:时频特征提取、特征重构、对比重构误差、阈值判断、模型训练与优化、调制方式识别分类,算法流程如图 4 所示。

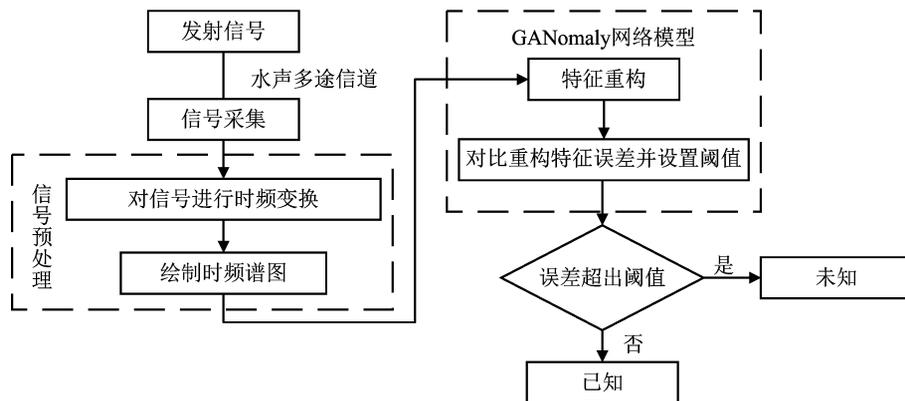


图 4 算法流程图

Fig. 4 Algorithm flow chart

1) 时频特征提取。首先,对采集的水声通信信号进行预处理,应用时频变换技术,如 STFT、WVD 和 CWD 等,从信号中提取关键的时频特征。这些特征被转换成二维图谱,为后续的特征重构提供直观的视觉信息。

2) 特征重构。将提取的二维特征图谱输入到 GANomaly 开集网络模型中。GANomaly 模型结合了 GAN 和 AE 的优势,对输入特征进行高效的 reconstruc-tion。生成器致力于生成与输入特征高度相似的数据,而判别器则努力区分这些生成的数据和真实数据。

3) 对比重构误差。重构完成后,通过比较原始特征图谱与重构后的图谱,计算两者之间的差异或误差。对于所有数据样本,计算它们之间的重构差异,并得出每个样本的误差分数。将计算出的误差分数进行归一化处理,归一化后的误差分数用于评估模型的重构质量。误差分数越小,表示重构的质量越高,模型对输入特征的捕捉能力越强。

4) 阈值判断。在训练和验证阶段,通过遍历不同的开集误差阈值,利用验证集的性能反馈来确定最佳的阈值设置。这个阈值是区分模型识别为正常(已知)数据和异常(未知)数据的关键参数,其正确设定对于提高模型的识别能力至关重要。

5) 模型训练与优化。GANomaly 模型中的生成器和判别器在训练过程中相互竞争。生成器的目标是生成尽可能逼真的数据,以欺骗判别器;而判别器的目的是准确区分真实数据和生成器生成的数据。通过交替训练生成器和判别器来优化整个模型,直到达到理想的性能。利用验证集评估模型的性能,并根据评估结果进行必要的调整和优化。

6) 调制方式识别分类。使用训练好的 GANomaly 模型和最佳阈值对测试集进行开集识别实验。对于测试集中的每个样本,计算其重构误差,并根据设定的阈值进行分类:如果重构误差低于阈值,那么认为样本属于已知调制方式;如果重构误差高于阈值,那么认为样本可能属于未知调制方式。

3 仿真分析

3.1 数据获取与训练

为了评估模型性能,本文通过计算机仿真对 4 种水声通信信号调制方式(2FSK、BPSK、4FSK

和 DSSS-BPSK)进行测试。这些仿真信号在 Matlab 中生成,其中载波频率设定为 7.5 kHz,采样频率为 48 kHz,而信号码元则是由 Matlab 随机生成的。信号的时频图谱被用作训练集、验证集和测试集的数据,每种调制方式的信号分别有 2 000 个训练样本、150 个验证样本和 150 个测试样本。为了比较不同信噪比(SNR)条件下算法的识别能力,后续实验中将对这些仿真信号加入不同级别的噪声,包括 -10、-5、0、4、8、12、16、20 dB,并且噪声为信号带内的高斯白噪声^[20],全面验证模型在各种信噪比环境下的性能表现。

为了模拟实际的水声信道,本文基于 Argo 海洋数据库,选择某海域的水文环境,该海域的声速剖面图如图 5 所示,利用 Bellhop 水声信道仿真软件,仿真产生该海域水文环境下的水声信道,仿真信道的归一化冲激响应如图 6 所示。

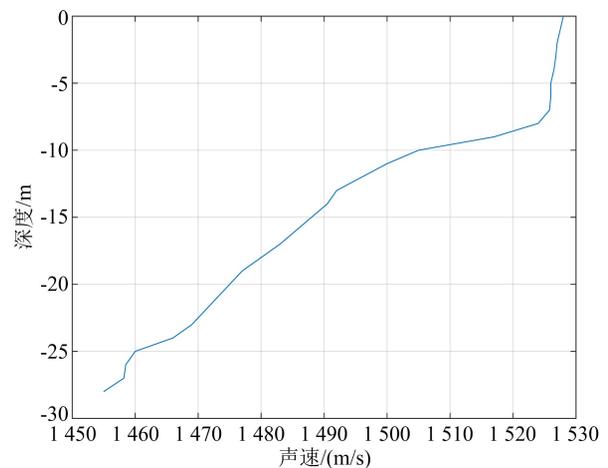


图 5 声速剖面图

Fig. 5 Sound velocity profile

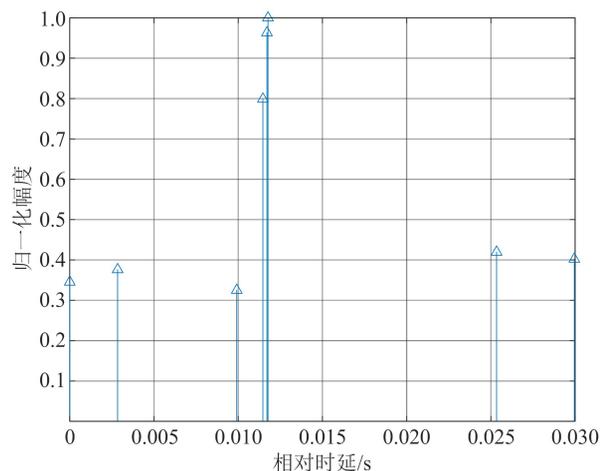


图 6 水声信道的归一化冲激响应

Fig. 6 Normalized impulse response of the underwater acoustic channel

实验采用 GANomaly 网络,首先,将 2FSK、BPSK 信号各 2 000 个作为训练集,对该网络模型进行训练,批量处理大小 Batchsize 设置为 32,训练迭代次数 Epoch 为 50 轮,学习率为 0.002。网络对训练集的训练准确率如图 7 所示。

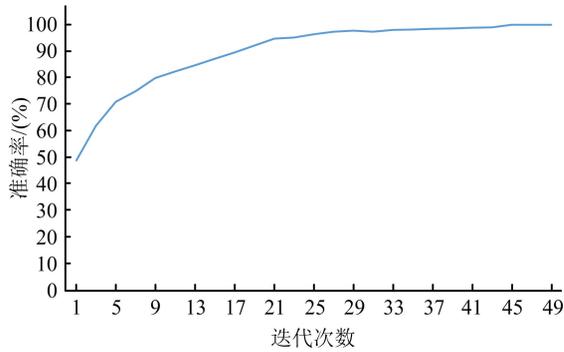


图 7 网络对训练集的训练准确率
Fig. 7 Training accuracy of the adversarial training set in networks

每完成一轮 Epoch,意味着模型已经使用训练数据集进行了一次完整的学习和参数更新。由图 7 可以看出,随着 Epoch 增加,模型准确率逐渐提高并趋于稳定,这表明模型正在有效地学习并拟合训练数据。在训练迭代次数达到 43 时,训练准确率达到 99%。

3.2 开集误差阈值设置

在 GANomaly 模型中,开集误差阈值的选择对于未知调制方式的识别准确率至关重要。这个阈值是一个关键参数,用于区分模型是正常(即已知)数据的重构误差,还是异常(即未知)数据的重构误差。正确设定这个阈值能够提高模型对未知调制方式的识别能力。尝试不同的开集误差阈值,结果如图 8 所示。

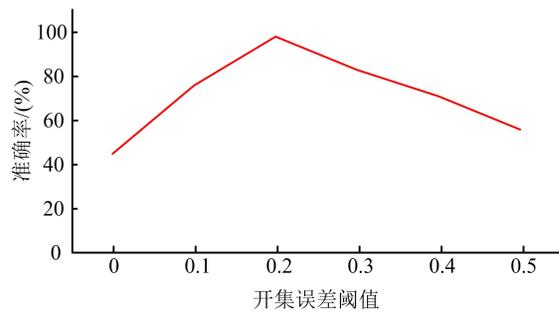


图 8 开集误差阈值搜索结果
Fig. 8 Open-set error threshold search results

由图 8 可知,当开集误差阈值设定为 0.2 时,模型在验证集上对于水声通信信号的已知调制

方式和未知调制方式的识别准确率达到 98%。这意味着在这个阈值下,模型能够有效区分已知和未知的调制方式。在找到最佳阈值后,模型将使用开集误差阈值为 0.2 来进行测试集上的开集识别实验。

3.3 预处理方式对比

在第 2 节中讨论的时频变换方法包括 STFT、WVD 和 CWD,这些方法用于提取水声通信信号的特征,以便进行调制方式的开集识别。对比这 3 种方法在相同训练迭代次数下的性能,实验结果如图 9 所示。

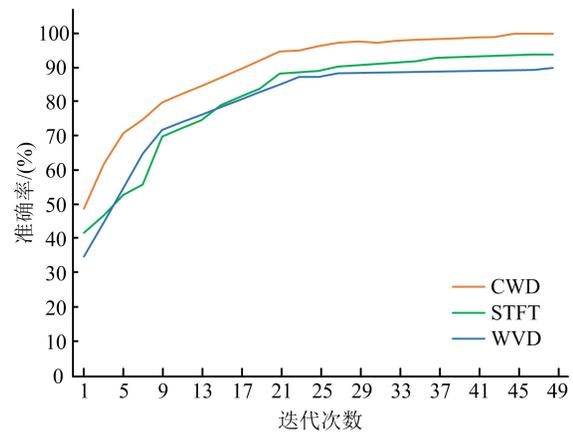


图 9 不同特征训练准确率
Fig. 9 Training accuracy with different features

通过对比实验可以看出,在训练迭代次数相同的情况下,CWD 的时频变换方式在训练准确率上优于 WVD 和 STFT。究其原因是 CWD 通过引入一个核函数来减少时频表示中的交叉项,同时保持较高的时频分辨率。WVD 在信号成分之间存在交叉项,这种特性使得它在开始阶段能够快速识别信号中的非线性和非平稳特征,从而快速提升训练准确率。然而,WVD 的高交叉项分辨率也可能导致时频表示中的干扰项增多,这些交叉项可能会随着训练的进行而变得难以区分,从而影响最终的准确率。STFT 提供了较好的时间分辨率,但可能在频率分辨率上存在一定的限制。

将 2FSK、BPSK 信号作为已知调制方式,4FSK、DSSS 信号作为未知调制方式,样本个数为 150 个,进行调制方式开集识别测试,测试结果见表 1 所列。

由表 1 可以看出,CWD 变换在网络模型中表现出了较高的训练准确率,并且在识别已知和未

知调制方式的信号方面均展现了较高的准确率。这表明 CWD 变换能够有效捕捉水声通信信号的关键时频特征,从而显著提升了开集识别的性能。相比之下,STFT 和 WVD 在训练准确率和识别率方面表现相近,但在对未知调制方式的识别准确率上,WVD 未能达到与 STFT 相同的水平。因此,实验结果表明,采用 CWD 作为时频变换方法来完成调制方式开集识别具有更好的识别效果。

表 1 各种变换方式下识别准确率

Tab. 1 Recognition accuracy under various transformations

特征提取方法	模型训练准确率 / (%)	已知调制方式识别准确率 / (%)	未知调制方式识别准确率 / (%)
CWD	99.67	98.33	91.67
WVD	90.00	86.00	80.00
STFT	94.00	90.67	85.33

为验证本文方法对开放环境下的调制方式识别的有效性,利用训练好的开集识别模型完成开集识别的实验。识别结果混淆矩阵如图 10 所示。

真实值	预测值		
	2FSK	BPSK	Unknown
2FSK	149	1	0
BPSK	3	146	1
4FSK	7	3	140
DSSS	5	10	135

图 10 识别结果混淆矩阵

Fig. 10 Confusion matrix for identification results

由图 10 可知,对于已知调制方式 2FSK、BPSK 信号,开集识别网络模型达到了 99.33%、97.33% 的识别率。这表明模型对于这些已经训练过的、常见的调制方式具有很强的识别能力,能够准确地识别出相应的信号。对于未知调制方式 4FSK、DSSS 的信号,模型以 93.33% 的识别率将 4FSK 信号识别为未知调制方式,同时以

90.00% 的识别率将 DSSS 信号识别为未知调制方式。这意味着模型不仅能够处理已知调制方式的信号,还能够有效地识别出新的、未知的调制方式,具有较好的泛化能力。

3.4 不同网络模型调制方式识别对比分析

为验证 GANomaly 模型的优势,将该算法对比基于 AE^[18] 和 GAN 网络^[17] 的信号调制方式识别方法。实验以信噪比为 4 dB 的 2FSK、BPSK 信号各 2 000 个作为训练集,分别对 AE、GAN 和 GANomaly 网络模型进行训练,然后对信噪比为 4 dB 的已知调制方式 2FSK、BPSK 信号和未知调制方式 4FSK、DSSS 信号各 150 个进行调制方式的识别测试,测试结果见表 2 所列。

表 2 不同网络模型调制方式识别结果

Tab. 2 Recognition results of different network model modulation methods

网络模型	已知调制方式识别准确率 / (%)		未知调制方式识别准确率 / (%)	
	2FSK	BPSK	4FSK	DSSS
AE	66.67	61.30	58.70	60.00
GAN	74.70	71.30	76.00	68.00
GANomaly	84.00	83.33	80.00	77.33

由表 2 可知,在训练集和测试集样本的信噪比为 4 dB 时,模型对已知调制方式 2FSK、BPSK 信号的识别正确率分别为 84.00%、83.33%,对未知调制方式 4FSK、DSSS 信号的开集识别率分别为 80.00%、77.33%。对比 AE 和 GAN 网络模型识别结果来看,GANomaly 模型在已知调制方式识别上识别性能更优。GANomaly 模型结合了 GAN 的生成能力和 AE 的特征学习能力。通过引入对抗训练的思想,生成器能够更好地学习到已知调制方式样本的分布,从而更有效地检测出与这个分布不符的未知样本。使用编码器—解码器—编码器的结构,GANomaly 不仅关注输入数据 x 和重构数据 x' 之间的相似性,还关注压缩后的特征 z 和 z' 之间的相似性。GANomaly 模型提供了一种更细粒度的调制识别开集识别方法,特别是在处理复杂的高维数据时,识别精度更高。

3.5 对噪声的适应性

在实际水下环境中,信号的传输往往会受到

各种噪声的干扰。为了评估调制方式开集识别模型在不同信噪比(SNR)条件下的性能,进行对比实验验证测试模型在各种噪声水平下对已知和未知调制方式信号的识别能力。实验设置包括使用 2FSK 和 BPSK 作为已知调制方式,并构建了一个包含在 $-10 \sim 20$ dB 信噪比范围内的 4 000 个信号的训练集。对于未知调制方式,选择了 4FSK 和 DSSS 信号,并在 -10 、 -5 、 0 、 4 、 8 、 12 、 16 、 20 dB 的信噪比条件下,各选取了 150 个信号作为多个测试集进行识别测试。测试结果见表 3 所列。

表 3 不同信噪比下的开集识别结果

Tab. 3 Open-set identification results with different signal-to-noise ratios

SNR/dB	已知调制方式 识别准确率/(%)		未知调制方式 识别准确率/(%)	
	2FSK	BPSK	4FSK	DSSS
-10	70.00	66.00	66.00	63.30
-5	79.30	76.70	76.00	73.30
0	82.00	80.67	78.67	76.00
4	84.00	83.33	80.00	77.33
8	86.00	86.67	81.33	80.00
12	86.67	89.33	83.33	81.33
16	94.00	92.00	87.33	85.33
20	97.33	94.67	91.33	90.00

由表 3 可知,在信噪比为 8 dB 的条件下,模型对已知调制方式 2FSK、BPSK 信号的识别正确率分别达到了 86.00%、86.67%,对未知调制方式 4FSK、DSSS 信号的开集识别率分别达到了 81.33%、80.00%。这表明模型在中等噪声水平下仍能保持较高的识别性能。当信噪比 ≥ 20 dB 时,模型对已知和未知调制方式信号的识别率均为 90.00% 以上。这一结果充分证明了随着信噪比的提高,模型的调制识别能力逐渐增强,在噪声影响较小的情况下具有很好的调制方式识别能力。

图 11 给出了基于 GANomaly 的开集识别模型在识别已知和未知调制方式信号的识别率。由图 11 可以看出,随着信噪比提升,识别率随之提高,这是因为信号强度相对于噪声强度的比值增大,信号的特征更加明显,噪声对信号特

征的干扰减少。在这种情况下,开集识别模型能够更容易地从信号中提取出清晰的特征,生成器能够更准确地重构信号的时频特征,而异常检测网络也能够更有效地区分正常信号与异常信号。

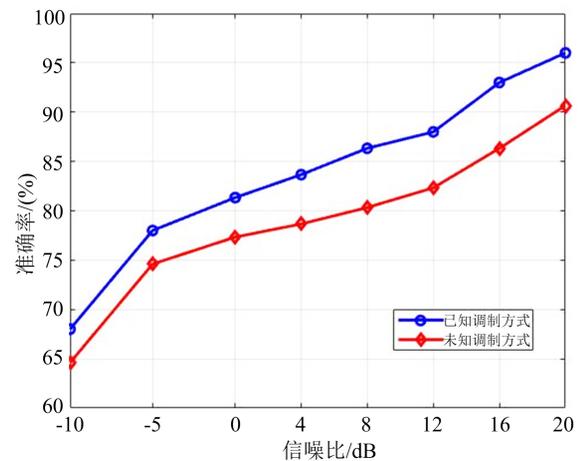


图 11 不同信噪比下的识别准确率

Fig. 11 Recognition accuracy with different signal-to-noise ratios

综上所述的实验结果表明,本文所提出的水声通信信号调制方式开集识别方法在不同的信噪比条件下均能表现出良好的识别性能。尤其是在中等和高信噪比条件下,模型能够实现高精度的识别。然而,在低信噪比条件下,虽然模型仍具有一定的抗噪声能力,但其性能有所下降,需要进一步探索提高模型在噪声环境下鲁棒性的方法。

4 结束语

本文深入探讨了水声通信信号调制方式的开集识别问题,并提出了一种基于 GANomaly 的新型开集识别方法。文中详细介绍了水声通信信号提取时频特征的预处理方法、GANomaly 网络模型的结构、对未知调制方式的识别流程和开集误差阈值的设置方法,最后对模型性能进行了仿真分析。研究表明:该 GANomaly 模型在信噪比 > 8 dB 的条件下,该方法对已知调制方式信号的识别率超过了 86.00%,对未知调制方式信号的识别率超过了 80.00%。这一结果表明,所提出的 GANomaly 模型能够有效克服水下背景噪声和多径效应的影响,在水声通信信号调制方式开集识别方面具有较高的准确性和鲁棒性。

参考文献

- [1] 吴承安. 基于时空特征融合的水声信号调制方式智能识别研究[D]. 青岛: 青岛科技大学, 2022.
WU Cheng'an. Research on intelligent recognition of underwater acoustic signal modulation based on spatio-temporal feature fusion[D]. Qingdao: Qingdao University of Science and Technology, 2022. (in Chinese)
- [2] 赵春晖, 杨伟超, 马爽. 基于广义二阶循环统计量的通信信号调制识别研究[J]. 通信学报, 2011, 32(1): 144-150.
ZHAO Chunhui, YANG Weichao, MA Shuang. Research on communication signal modulation recognition based on the generalized second-order cyclic statistics[J]. Journal on Communications, 2011, 32(1): 144-150. (in Chinese)
- [3] 周青, 孙海信, 周明章. 一种水声通信信号调制模式识别方法[J]. 通信对抗, 2017, 36(2): 12-17.
ZHOU Qing, SUN Haixin, ZHOU Mingzhang. One method of standard recognition of underwater acoustic signal[J]. Communication Countermeasures, 2017, 36(2): 12-17. (in Chinese)
- [4] 江伟华, 曹秀岭, 童峰. 采用支持向量机的水声通信信号调制识别方法[J]. 厦门大学学报(自然科学版), 2015, 54(4): 534-539.
JIANG Weihua, CAO Xiuling, TONG Feng. Modulation recognition method of underwater acoustic communication signals using SVM[J]. Journal of Xiamen University(Natural Science), 2015, 54(4): 534-539. (in Chinese)
- [5] 钱高峰. 基于随机森林的水声通信调制信号识别研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2023.
QIAN Gaofeng. Research on modulation signal recognition of underwater acoustic communication based on random forest[D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2023. (in Chinese)
- [6] 王志欣, 张博轩. 基于 VMD-ResNet 的水声通信信号调制识别方法[J]. 通信技术, 2023, 56(5): 544-551.
WANG Zhixin, ZHANG Boxuan. Modulation recognition method for underwater acoustic communication signals based on VMD-ResNet[J]. Communications Technology, 2023, 56(5): 544-551. (in Chinese)
- [7] 王华华, 张睿哲, 黄永洪. 基于生成式对抗网络和多模态注意力机制的扩频与常规调制信号识别方法[J]. 电子与信息学报, 2024, 46(4): 1212-1221.
WANG Huahua, ZHANG Ruizhe, HUANG Yonghong. Spread spectrum and conventional modulation signal recognition method based on generative adversarial network and multi-modal attention mechanism [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2024, 46(4): 1212-1221. (in Chinese)
- [8] 瞿逢重, 朱江, 涂星滨, 等. 基于 GRU 和 ResNet 的短时水声通信信号调制识别[J]. 信号处理, 2023, 39(10): 1793-1804.
QU Fengzhong, ZHU Jiang, TU Xingbin, et al. Automatic modulation recognition of short-time underwater acoustic communication signal based on GRU and ResNet[J]. Journal of Signal Processing, 2023, 39(10): 1793-1804. (in Chinese)
- [9] MA K, ZHOU Y B, CHEN J Y. CNN-based automatic modulation recognition of wireless signal[C]// Proceedings of 2020 IEEE 3rd International Conference on Information Systems and Computer Aided Education. [S. l. : s. n.], 2020: 654-659.
- [10] HUYNH-THE T, HUA C-H, PHAM Q-V, et al. MCNet: an efficient CNN architecture for robust automatic modulation classification[J]. IEEE Communications Letters, 2020, 24(4): 811-815.
- [11] QI P H, ZHOU X Y, ZHENG S L, et al. Automatic modulation classification based on deep residual networks with multimodal information[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2021, 7(1): 21-33.
- [12] SANG Y J, LI L. Application of novel architectures for modulation recognition[C]// Proceedings of 2018 IEEE Asia Pacific Conference on Circuits and Systems. [S. l. : s. n.], 2018: 159-162.
- [13] HAN Y, CHANG H. XA-GANomaly: an explainable adaptive semi-supervised learning method for intrusion detection using GANomaly[J]. Computers, Materials & Continua, 2023, 76(1): 221-237.
- [14] 周蕾蕾, 孙世林, 张宗堂, 等. 基于 STFT-FRFT 的声纳脉冲信号实时检测和参数估计[J]. 电子信息对抗技术, 2023, 38(6): 37-44.
ZHOU Leilei, SUN Shilin, ZHANG Zongtang, et al. Real-time detection and parameter estimation of sonar pulse signal based on STFT-FRFT [J]. Electronic Information Warfare Technology, 2023, 38(6): 37-44. (in Chinese)
- [15] 孟小芬, 杜文超, 高学强, 等. Wigner-Ville 分布交叉项识别方法研究[J]. 海军航空工程学院学报, 2006, 21(1): 187-191.
MENG Xiaofen, DU Wenchao, GAO Xueqiang, et al. Research on identifying method of the Wigner-Ville distribution to crossing item [J]. Journal of Naval Aeronautical and Astronautical University, 2006, 21(1): 187-191. (in Chinese)
- [16] 王非, 徐伟. 基于 Choi-Williams 分布和排列熵的开关

柜局部放电类型识别[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(10):32-40.

WANG Fei, XU Wei. Partial discharge type identification of switchgear based on Choi-Williams distribution and permutation entropy[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(10):32-40. (in Chinese)

[17] TOUTOUH J, NALLURU S, HEMBERG E, et al. Semi-supervised generative adversarial networks with spatial coevolution for enhanced image generation and classification[J]. Applied Soft Computing, 2023, 148: 110890.

[18] YING Y W, TU Y W, ZHOU H. Unsupervised feature learning for speech emotion recognition based on autoencoder[J]. Electronics, 2021, 10(17):2086.

[19] AKCAY S, ATAPOUR-ABARGHOUEI A, BRECKON T P. GANomaly: semi-supervised anomaly detection via adversarial training[C]//Proceedings of the 14th Asian Conference on Computer Vision. [S. l. : s. n.], 2019:622-637.

[20] 郝云飞, 刘章孟, 郭福成, 等. 基于生成对抗网络的信号调制方式的开集识别[J]. 系统工程与电子技术, 2019, 41(11):2619-2624.

HAO Yunfei, LIU Zhangmeng, GUO Fucheng, et al. Open-set recognition of signal modulation based on generative adversarial networks [J]. Systems Engineering and Electronics, 2019, 41(11):2619-2624. (in Chinese)



赵瑞轩

男, 1995 年生, 硕士研究生, 研究方向为电子信息

E-mail: zrx853529959@163.com



唐劲松

男, 1964 年生, 教授, 博士研究生导师, 研究方向为雷达与声呐信号处理、声呐成像

E-mail: jinsongtangwh@163.com



陈聪聪

女, 1986 年生, 工程师, 研究方向为信息对抗

E-mail: chencongcongdy@163.com



陆剑雄

男, 2000 年生, 硕士研究生, 研究方向为电子信息

E-mail: 17851118005@163.com

作者简介



陈 旗

男, 1974 年生, 副教授, 研究方向为信号处理

E-mail: chenqi13797092300@163.com

责任编辑 钱 静