

doi:10.13756/j.gtxyj.2026.240104.

光通信系统与网络技术

曹文强,陈雅蓉,朱锐,等. 基于 DiffBIR 模型宽带信号盲检测性能优化[J]. 光通信研究, 2026(1):240104.

Cao W Q, Chen Y R, Zhu R, et al. Broadband Signal Blind Detection Performance Optimization based on DiffBIR Model[J]. Study on Optical Communications, 2026(1): 240104.

基于 DiffBIR 模型宽带信号盲检测性能优化

曹文强¹,陈雅蓉¹,朱锐¹,张红¹,韩丁²

(1. 西京学院 电子信息学院,西安 710123; 2. 联勤保障部队第五工程代建管理办公室,武汉 430000)

摘要:【目的】针对低信噪比(SNR)环境下非合作通信宽带信号盲检测效果不佳的问题,文章旨在通过创新预处理策略提升信号检测性能,确保复杂电磁环境中通信的可靠性与稳定性。【方法】文章提出了一种新颖的信号预处理与检测框架,其核心在于运用生成扩散先验的图像盲恢复(DiffBIR)模型。DiffBIR 模型是一种集成了去噪、去模糊及超分辨率技术的先进图像处理方法,经文献检索确认,该模型在宽带接收信号时频图优化中的应用尚未见公开报道,具有创新性。具体实施中,先借助 DiffBIR 模型处理增强信号时频特征,随后利用 Matlab 平台集成的连通组件分析算法进行精细化信号检测,以期在低 SNR 场景下实现更精准的信号识别。【结果】实验结果显示,该方案在-15~-25 dB 的低 SNR 测试条件下,相较于传统未优化方法,检测精确率提升了 133%,召回率增加了 32%,且综合评价指标 F1 分数也实现了 139% 的增长。这些数据明确反映出,经过 DiffBIR 模型预处理后的信号在保持高召回的同时,显著提高了检测的精确性。【结论】文章成功构建了一套基于 DiffBIR 模型的宽带信号盲检测技术体系,有效克服了低 SNR 环境下信号检测的挑战。该技术不仅极大增强了信号的可检测性和识别精度,还在实践中展示了其应用于复杂电磁环境的潜力,为军事及民用通信系统的信号处理提供了新的理论基础和技术途径,具有重要的理论价值和实践意义。

关键词:信噪比;生成扩散先验的图像盲恢复;超分辨率处理;Matlab;信号检测

中图分类号:TN929

文献标志码:A

Broadband Signal Blind Detection Performance Optimization based on DiffBIR Model

CAO Wenqiang¹, CHEN Yarong¹, ZHU Rui¹, ZHANG Hong¹, HAN Ding²

(1. School of Electronic Information, Xijing University, Xi'an 710123, China; 2. Joint Logistics Support Force Fifth Engineering Agency Construction Management Office, Wuhan 430000, China)

Abstract: 【Objective】Aiming at the problem of poor blind detection effect of non-cooperative broadband signal in low Signal-to-Noise Ratio(SNR) environment, this study aims to improve signal detection performance through innovative preprocessing strategies to ensure communication reliability and stability in complex electromagnetic environment. 【Methods】A novel signal preprocessing and detection framework is proposed, the core of which is the Blind Image Restoration with Generative Diffusion Prior(DiffBIR) model. DiffBIR model is an advanced image processing method which integrates de-noising, de-blurring and super-resolution techniques. A literature review confirms that the application of this model in the optimization of time-frequency graphs for wideband received signals has not been publicly reported, making it innovative. In the specific implementation, DiffBIR processing is first used to enhance the signal time-frequency characteristics. Then the connected component analysis algorithm integrated with Matlab platform is used to fine signal detection, in order to achieve more accurate signal recognition in the low SNR scenario. 【Results】Experimental verification showed that under the low SNR test conditions of -15~-25 dB, compared with the traditional non-optimized method, the detection accuracy rate was increased by 133%, the recall rate was increased by 32%, and the F1 score of the comprehensive evaluation index was also increased by 139%. These data clearly reflect that DiffBIR pre-treated signals can significantly improve detection accuracy while maintaining high recall. 【Conclusion】In this study, a set of broadband signal blind detection technology system based on DiffBIR model is successfully constructed, which effectively overcomes the challenge of signal detection in low SNR environment. This technology not only greatly enhances the detectability and identification accuracy of signals, but also shows its potential application in complex electromagnetic environment in practice. It provides a new theoretical basis and technical approach for signal processing of military and civil communication systems, and has important theoretical value and practical significance.

Key words: SNR; DiffBIR; super-resolution processing; Matlab; signal detection

0 引言

在现代通信技术快速发展背景下,低信噪比

(Signal-to-Noise Ratio, SNR)环境中的信号检测对军事通信的可靠性和安全性至关重要^[1-3]。为了解决此问题,有研究者提出了自适应滤波^[4-6]方法,该

收稿日期:2024-05-30; 修回日期:2024-07-22; 纸质出版日期:2026-02-10

基金项目:西京学院科研基金(200105)

作者简介:曹文强(1999-),男,陕西宝鸡人。助教,硕士,主要研究方向为扩散模型和信号检测。

通信作者:曹文强,助教。E-mail:2234134078@qq.com

© Editorial Office of Study on Optical Communications. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.

方法能够在低 SNR 信号处理中表现良好,但在复杂噪声环境中效果有限,难以处理突发性和非线性噪声^[7-8]。然后,有研究者提出了波形变换^[9]方法(如小波变换和短时傅里叶变换),尽管这种方法能够增强信号特征,但难以完全消除噪声,并且对非平稳信号的处理能力不足。为此研究者又提出了机器学习^[10-11]和深度学习^[12]方法(如支持向量机和卷积神经网络),这些方法在信号分类和检测中表现出色,但依赖大量标注数据和高计算复杂度,且模型训练时间长,对硬件资源要求高。随着深度学习技术的发展,实现了较高的信号检测准确率,但计算复杂度高,难以实时应用。此外,联合检测技术提高了低 SNR 条件下的检测性能,但在实际应用中整合不同方法的复杂度较高^[13]。目前,图像恢复技术在低 SNR 信号检测中的应用尚浅,未能充分发挥时频分析的优势。

根据以上研究,本文提出了两个主要创新点。首先,现有研究主要集中在检测算法的改进上,忽略了信号检测前对信号时频图的预处理。而在低 SNR 信号检测前,对信号时频图进行预处理可以显著提高检测的精确度和鲁棒性。其次,本文通过采

用基于生成扩散先验的图像盲恢复(Blind Image Restoration with Generative Diffusion Prior, DiffBIR)模型,对信号的时频图进行预处理,从而实现接收信号的深度降噪。这一方法为低 SNR 信号检测提供了可靠的支持和保障^[14]。

1 模型结构与算法设计

1.1 模型的整体架构

本文设计的方法包括宽带接收信号时频图的预处理和基于时频图信号的盲检测两个部分,其总体框架如图 1 所示。核心是 DiffBIR 模型,通过二阶退化模型、恢复模块(基于残差 Swin Transformer 的图像修复(Residual Swin Image Restoration, SwinIR))以及稳定扩散(Stable Diffusion, SD)模型对信号的时频图像进行预处理优化。之后利用 Matlab 平台进行信号盲检测,采用阈值分割先将时频图中的背景与信号点分离,然后利用连通算法对信号进行精确检测。最后,本文通过评估精确率、召回率和 F1 分数等指标,对整个模型的性能进行综合评价,以确保其在实际应用中的可靠性和有效性。

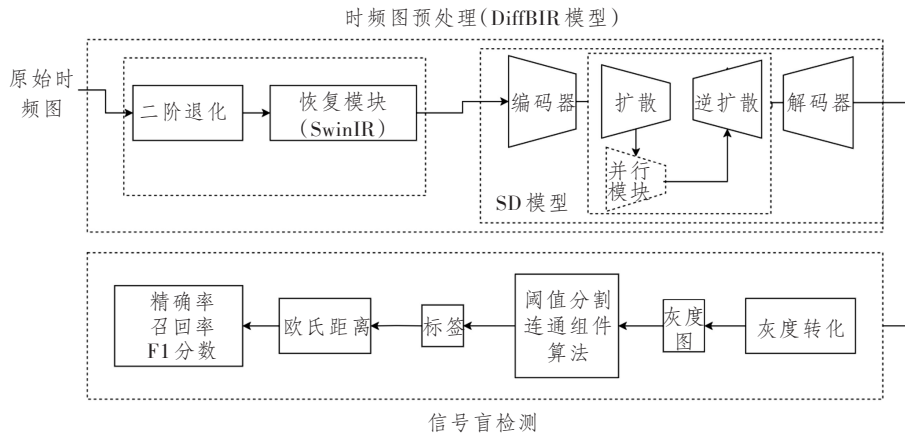


图 1 信号预处理与检测总体架构图

Figure 1 Overall architecture of signal preprocessing and detection

1.2 DiffBIR 模型

DiffBIR 模型是一项针对盲图像恢复任务的创新技术,实现了从严重退化的低质量图像中重建出接近原始的高质量图像。DiffBIR 模型的工作流程分为 3 个阶段:第 1 阶段包括二阶退化模型和恢复模块,二阶退化模型采用了多样化退化以及二阶退化,恢复模块通过去除大部分退化,然后使用生成模块重现丢失的信息,最终通过回归学习得到恢复的图像;第 2 阶段,SD 模型利用潜在扩散模型的强大生成能力,实现了高度真实的图像恢复,特别是通过

引入学习注意力控制网络(Learnable Attentional Control Network, LAControlNet),进一步提升了恢复质量;第 3 阶段 DiffBIR 模型加入一个可控的模块允许用户在推理过程中通过调节潜在图像引导去噪过程,灵活地在保真度和图像质量之间找到最佳平衡^[15]。下面是对这 3 个阶段及其涉及公式的详细介绍。

1.2.1 退化去除预训练

退化去除预训练阶段采用二阶退化模型,通过两轮退化序列处理增强现实世界的适应性。核心为

恢复模块,利用升级的 SwinIR 模型^[16-17],其基于 Transformer,结构含 8 个残差 Swin Transformer 块 (Residual Swin Transformer Block, RSTB),每块内有 6 个 Swin Transformer 层 (Swin Transformer Layers, STL)。流程始于低质量图像 8 倍下采样及浅层特征提取,随后在低分辨率下实施 Transformer 操作。深度特征通过多 RSTB 捕获,与浅层特征融合保持频谱信息平衡。最后,深度特征经上采样回归原尺寸,其间采用 3 次邻近插值、卷积及函数激活 Leaky ReLU。恢复模块参数依据 L2 (欧几里得范数) 像素损失最小化原则优化,恢复后的图像 I_{reg} 可表示为

$$I_{\text{reg}} = \text{SwinIR}(I_{\text{LQ}}) \quad (1)$$

$$\mathcal{L}_{\text{reg}} = \|I_{\text{reg}} - I_{\text{HQ}}\|_2^2,$$

式中: $\text{SwinIR}(I_{\text{LQ}})$ 为基于 Swin Transformer 架构对低质量输入图像 I_{LQ} 进行的恢复处理,输出为规整图像 I_{reg} ; $\mathcal{L}_{\text{reg}}$ 为恢复模块训练的损失函数,定义为 $\|I_{\text{reg}} - I_{\text{HQ}}\|_2^2$,用于通过最小化恢复图像与高质量参考图像 I_{HQ} 的差异优化重建质量^[18]。

1.2.2 基于生成先验的图像重建

在图像重建中,采用潜在扩散模型逐步从含噪数据中恢复出清晰图像^[19]。此模型预先训练了一个变分自编码器 (Variational Autoencoder, VAE) ϵ ,其作用是将图片压缩成潜在向量 z 再通过解码器 $\mathcal{D}$ 解码重构,这一步通过结合 VAE、块状生成对抗网络 (Patch Generative Adversarial Network, Patch-GAN) 以及学习感知图像块相似度 (Learned Perceptual Image Patch Similarity, LPIPS) 指标损失函数来确保学习到的潜在表示既丰富又准确。涉及将随时间步 t 变化的高斯噪声 (方差 β_t) 逐渐叠加到潜在表示 z 上,形成噪声潜在在变量 z_t ,可表示为

$$z_t = \sqrt{\alpha_t} z + \sqrt{1 - \alpha_t} \epsilon, \quad (2)$$

式中: $\epsilon \sim N(0, I)$ 为从标准高斯分布采样的原始噪声向量; α_t 为控制噪声调度过程的系数,定义为 $\alpha_t = 1 - \beta_t$,且扩散过程中的累积方差比例 $\bar{\alpha}_t = \prod_{s=1}^t \alpha_s$ 。

为了训练模型预测特定条件下的噪声分布,通过学习网络 ϵ_0 (ϵ_0 为参数化的去噪网络) 预测给定条件 c 下,从噪声潜变量 z_t 中恢复出原始噪声。模型的训练使预测噪声与实际添加的噪声之间的差异实现最小化,从而精确地学习去噪路径,训练目标函数 $\mathcal{L}_{\text{dm}}$ 可表示为

$$\mathcal{L}_{\text{dm}} = E_{z, c, t, \epsilon} [\|\epsilon - \epsilon_0(z_t = \bar{\alpha}_t z +$$

$$\sqrt{1 - \bar{\alpha}_t} \epsilon, c, t, \epsilon)\|_2^2], \quad (3)$$

式中: ϵ_0 用于预测噪声; $E_{z, c, t, \epsilon}[\cdot]$ 为对潜在向量 z 、条件 c 、时间步 t 和噪声 ϵ 的联合分布所求数学期望,旨在最小化所有情况下的平均预测误差; c 为给定条件,如图像的潜在编码或文本提示。

本文为了进一步优化图像质量,引入 LAControlNet,用于解决初步重建图像的平滑问题,LAControlNet 通过一个创新的并行模块增强 U 型网络 (U-Net) 去噪器的功能。该模块利用已编码的条件图像潜在表示 $\epsilon(I_{\text{reg}})$ 与噪声潜在向量 z_t 相结合,巧妙地引导图像细节的生成,且通过式 (4) 对损失函数 $\mathcal{L}_{\text{diff}}$ 进行微调,即

$$\mathcal{L}_{\text{diff}} = E_{z, c, t, \epsilon, \epsilon(I_{\text{reg}})} [\|\epsilon - \epsilon_0(z_t, c, t, \epsilon(I_{\text{reg}}))\|_2^2]. \quad (4)$$

文章所提方案不仅避免了过拟合,还直接在潜在空间中整合条件信息,性能优于传统控制网络,后者在图像重建任务中可能引发色彩偏差,而 LAControlNet 凭借其优化后的条件调节和预训练的 VAE,能更高效地对齐内外部信息,从而产出更自然、更高质量的重建图像。

1.2.3 潜在图像引导的保真度-真实性权衡

模型通过潜在图像引导机制来平衡生成图像的真实感与对输入图像的保真度,通过分类器引导技术估计噪声图像的潜在变量,引导生成过程朝向目标状态。具体实施中,本文通过估计噪声图像 x_t 中的干净图像 x_0 ,得到潜在空间中的干净图像 $\tilde{z}_0$,可表示为

$$\tilde{z}_0 = \frac{z_t}{\sqrt{\alpha_t}} - \frac{\sqrt{1 - \bar{\alpha}_t} \epsilon_0(z_t, c, t, \epsilon(I_{\text{reg}}))}{\sqrt{\alpha_t}}. \quad (5)$$

通过调整去噪过程,潜在空间中的引导损失函数 D_{latent} 可表示为

$$D_{\text{latent}}(x, I_{\text{reg}}) = \mathcal{L}(\tilde{z}_0, \epsilon(I_{\text{reg}})) = \sum_j \frac{1}{C_j H_j W_j} \|\tilde{z}_0 - \epsilon(I_{\text{reg}})\|_2^2, \quad (6)$$

式中: $\mathcal{L}(\cdot)$ 为潜在空间中的距离度量函数; x 为待处理的噪声图像,是扩散过程中的输入; C_j 、 H_j 、 W_j 分别为第 j 个特征图的通道数、高度和宽度; j 为特征层索引,表示在 VAE 编码器的不同层次提取特征。此步骤确保生成图像既能反映参考图像的内容,又能根据需要调整其视觉真实感与平滑度。

DiffBIR 模型框架通过分步骤处理,不仅有效去除图像的多种退化,还通过高级的生成模型技术和潜在空间操作,实现了对图像内容的忠实复原和

美学增强,满足了不同场景下对图像质量的多样化需求^[20]。

1.3 信号检测

信号检测部分首先对处理后的时频图进行特征提取,然后进行信号匹配评估,确保了信号检测过程的精准和高效^[21-22]。

1.3.1 图像处理与特征提取

本阶段的目标是从复杂图像中有效检测到特定信号区域,并提取这些区域的位置和尺寸,以便后续的匹配分析。整个过程可以分为两个关键阶段:系统初始化以及图像预处理和特征提取阶段。图像处理与特征提取算法流程图,如图2所示。

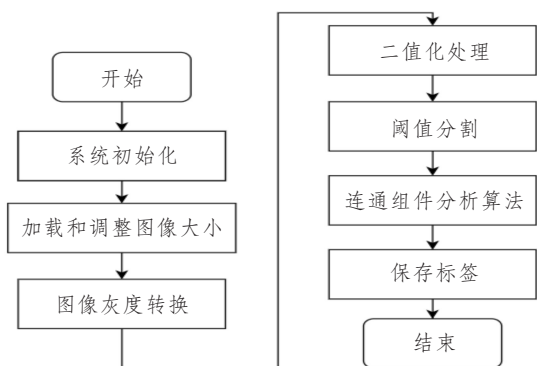


图2 图像处理与特征提取算法流程图

Figure 2 Flow chart of image processing and feature extraction algorithm

系统初始化的步骤为建立必要的基础架构,确保输出路径的预设与可达性,并全面遍历指定目录下的所有图像文件,为后续处理流程做好准备。

在图像预处理与特征提取阶段,首先,对图像进行灰度化处理,消除颜色信息干扰。随后进行二值化处理,通过设定阈值区分信号区与背景,突出目标信号。核心步骤采用连通组件分析算法,系统性地识别并标出独立的信号区域,精确到每个信号实体。然后从这些关键区域中提取边界框信息,包括中心坐标与尺寸参数。经过标准化处理,这些精确数据被系统地记录在与图像名对应的文本文件(标签文件)中,为后续的匹配与分析提供了精确的数据支持。

1.3.2 信号匹配评估

在特征提取完成后,本阶段旨在通过精确的匹配算法,评估两个不同数据源的信号标签文件之间的一致性,以此检验特征提取的准确度和系统的整体效能^[23]。此算法流程如图3所示。

第1步匹配前准备:系统首先读取核验两个数据集的文件数量是否一致,确保后续配对过程的可行性。接着,根据应用场景的特定需求,定义匹配标

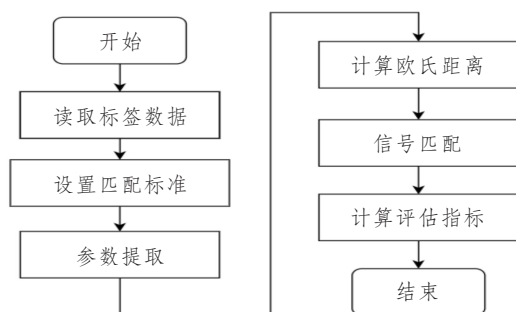


图3 信号匹配评估算法流程图

Figure 3 Flow chart of signal matching evaluation algorithm

准,设定欧氏距离的阈值 $d_{\text{threshold}}$,以此作为后续匹配对是否成功的判断依据。欧氏距离 d 可表示为

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \leq d_{\text{threshold}}, \quad (7)$$

式中: x_i 和 y_i 分别为两个特征向量在第 i 维度上的值; n 为特征向量的维数。

第2步配对与距离计算:系统进入细致的配对环节,逐对读取信号文件中的特征数据,并利用式(7),系统性地计算每一对信号间的距离,此距离值作为衡量信号相似度的量化指标,指导匹配决策。

第3步性能指标计算:基于完成的匹配结果,系统进一步计算关键性能指标,用以评估匹配的精确度和全面性,包括:

①精确率:精确率为正确匹配的信号对数占总预测匹配对数的比例,精确率 $Preision$ 可表示为

$$Preision = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (8)$$

式中: TP 为真正例 (TruePositives); FP 为假正例 (FalsePositives)。

②召回率:召回率为正确匹配的信号对数占实际匹配对数的比例,其反映了系统识别所有应匹配信号的能力,召回率 $Recall$ 可表示为

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (9)$$

式中, FN 为假负例 (FalseNegatives)。

③F1分数:F1分数为精确率 $Preision$ 和召回率 $Recall$ 的调和平均值,其平衡了查准率与查全率。F1分数可表示为

$$F1 = 2 \times \frac{Preision \times Recall}{Preision + Recall}. \quad (10)$$

2 实验测试和分析

2.1 实验数据

为了验证所提方法的有效性,使用 Matlab 仿真

平台进行实验数据的生成。在不同 SNR 下,生成 9 种不同参数的调制类型信号,其中包括待识别的调制类型信号:'BPSK'(二进制相移键控(Binary Phase Shift Keying, BPSK));'QPSK'(正交相移键控(Quadrature Phase Shift Keying, QPSK));'8PSK'(8 阶相移键控(8-Phase Shift Keying, 8PSK));'16QAM'(16 阶正交振幅调制(16-Quadrature Amplitude Modulation, 16QAM));'64QAM'(64 阶正交

振幅调制(64-Quadrature Amplitude Modulation, 64QAM));'FM'(调频(Frequency Modulation, FM));'AM-DSB'(双边带调幅(Amplitude Modulation Double Sideband, AM-DSB));'AM-SSB'(单边带调幅(Amplitude Modulation Single Sideband, AM-SSB1));'MSK'(最小频移键控(Minimum Shift Keying, MSK))。参数设置如表 1 所示,4 种参数的设置是随机选择的。

表 1 信号参数

Table 1 Signal parameters

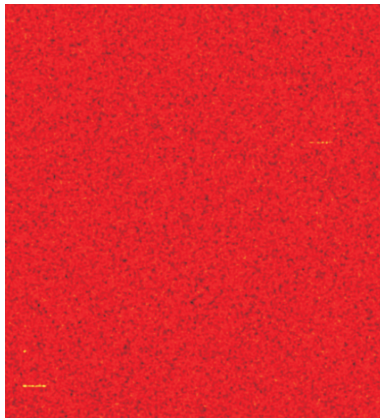
调制类型	中心频率/MHz	符号速率/ks/s	符号持续时间/s	符号起始时间/s
'BPSK'				
'QPSK'	3		0.01	0.1
'8PSK'	8	1.2	0.03	0.3
'16QAM'	11	2.4	0.05	0.5
'64QAM'	16	4.8	0.08	0.8
'FM'	22	9.6	0.10	1.2
'AM-DSB'	26	19.2	0.12	1.5
'AM-SSB'			0.20	1.6
'MSK'				

本文加入随机高斯噪声模拟真实环境的噪声情况,SNR 在 $-15\sim-25$ dB 范围内以增量 2 dB 生成时频图做训练测试,在每个 SNR 下 9 种调制类型随机生成 200 张时频图,共 1 200 张。

2.2 图像处理与特征提取

图 4(a)和图 4(b)所示为原始信号在较低 SNR 水平下的时频分布情况。噪声的存在导致信号特征模糊,增加了信号分析的难度。通过应用 DiffBIR 模型处理后的结果,可以观察到图像清晰化的效果,预期减少了噪声干扰,并增强了信号特征的可辨识度。在信号检测中,本文运用连通组件分析算法系

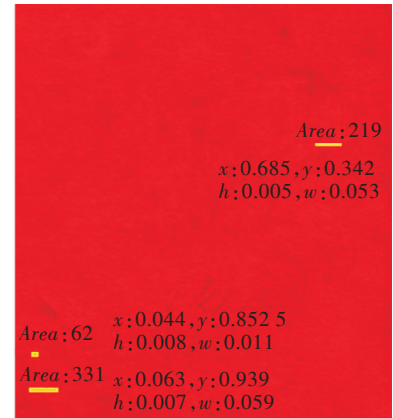
统性地标记出所有独立的信号区域。从这些信号区域提取边界框信息,包括中心坐标与尺寸参数,如图 4(c)所示,所有这些数据均被有序记录在标签文件中,为后续的信号匹配提供了数据基础。由图可知,Area 为信号区域的总面积或占用图像区域的大小; x 和 y 分别为信号区域中心点在水平方向和垂直方向的坐标; h 为信号区域的高度,通常为该区域的垂直尺寸; w 为信号区域的宽度,通常为该区域的水平尺寸。这些参数在图像处理与信号检测中有助于有效提取信号的相关信息,为后续的分析提供支持。



(a) 处理前 SNR=-25 dB 的时频图
(a) Time-frequency graph of SNR=-25 dB before processing



(b) 处理后 SNR=-25 dB 的时频图
(b) Time-frequency graph with SNR=-25 dB after processing



(c) 信号检测图
(c) Signal detection diagram

图 4 图像处理与特征提取图

Figure 4 Diagram of image processing and feature extraction

2.3 信号检测性能评估

本实验旨在评估 DiffBIR 模型在不同 SNR 条件下的信号检测性能,并与原始图像、现实世界动漫超分辨率 (Anime Production Inspired Real-World

Anime Super-Resolution, APISR)模型和内容一致性超分辨率 (Content Consistent Super-Resolution, CCSR)模型进行了对比。具体分析结果如表 2 所示。

表 2 信号检测指标

Table 2 Signal detection indicators

	SNR/dB	-25	-23	-21	-19	-17	-15
原图	<i>Preision</i>	0.003 46	0.009 68	0.012 30	0.017 00	0.261 16	0.283 98
	<i>Recall</i>	0.093 04	0.095 27	0.100 42	0.111 66	0.274 15	0.325 45
	<i>F1</i>	0.006 67	0.017 57	0.021 94	0.029 57	0.267 50	0.303 31
DiffBIR	<i>Preision</i>	0.084 89	0.089 51	0.251 22	0.298 75	0.359 18	0.394 78
	<i>Recall</i>	0.083 81	0.100 29	0.215 48	0.272 40	0.375 00	0.378 30
	<i>F1</i>	0.084 35	0.094 60	0.231 98	0.284 97	0.366 92	0.386 36
APISR	<i>Preision</i>	0.008 71	0.012 80	0.015 34	0.047 50	0.305 65	0.320 62
	<i>Recall</i>	0.100 85	0.093 84	0.152 02	0.160 74	0.261 36	0.315 72
	<i>F1</i>	0.016 03	0.022 53	0.027 90	0.073 33	0.281 78	0.318 15
CCSR	<i>Preision</i>	0.012 07	0.012 17	0.027 98	0.058 78	0.346 69	0.379 60
	<i>Recall</i>	0.078 13	0.098 14	0.170 15	0.172 83	0.356 53	0.372 74
	<i>F1</i>	0.020 91	0.020 06	0.048 06	0.087 73	0.351 54	0.376 14

图 5 所示为不同模型精确率 *Preision* 随 SNR 的变化曲线图,由图可知,原始图像的 *Preision* 在 $SNR=-25$ dB 时仅为 0.003 46,随着 SNR 的增加,精确率略有上升至 0.283 98。相比之下,DiffBIR 模型在所有 SNR 条件下均表现出色,尤其是在低 SNR 条件下,显著提升了精确率。例如,在 $SNR=-25$ dB 时,DiffBIR 模型的 *Preision*=0.084 90,而在 $SNR=-15$ dB 时达到 0.394 78,提升效果明显优于 APISR 和 CCSR 模型。

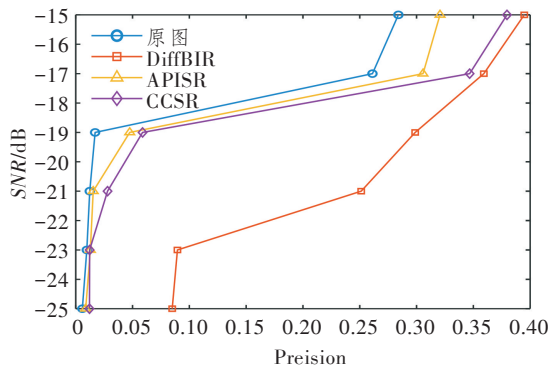


图 5 不同模型 *Preision* 随 SNR 的变化曲线

Figure 5 Variation curves of *Preision* of different models with noise level

图 6 所示为不同模型召回率 *Recall* 随 SNR 的变化曲线图,如图所示原始图像的 *Recall* 在 $SNR=-25$ dB 时为 0.093 04,在 $SNR=-15$ dB 时提升至

0.325 45。DiffBIR 模型的召回率在 $SNR=-25$ dB 时为 0.083 81,在 $SNR=-15$ dB 时提升至 0.378 30,显示出其在高噪声条件下的强大信号捕捉能力。相比之下,APISR 和 CCSR 模型的 *Recall* 虽然有所提高,但不及 DiffBIR 模型显著。

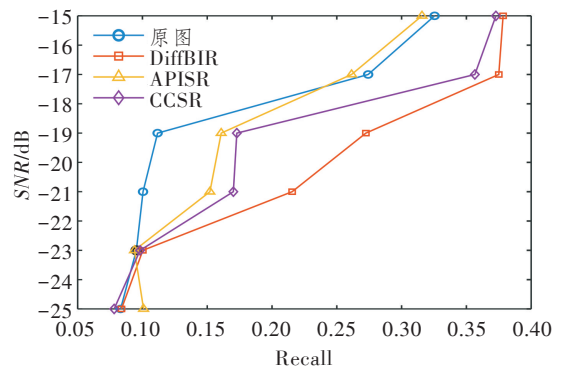


图 6 不同模型 *Recall* 随 SNR 的变化曲线

Figure 6 Variation curves of *Recall* with noise level in different models

图 7 所示为不同模型 F1 分数随 SNR 的变化曲线图,如图所示,原始图像的 F1 在 $SNR=-25$ dB 时为 0.006 67,随着 SNR 的增加,最高达到 0.303 31。DiffBIR 模型的 F1 在 $SNR=-25$ dB 时为 0.084 35,在 $SNR=-15$ dB 时达到了 0.386 36,高于原图和其他模型。

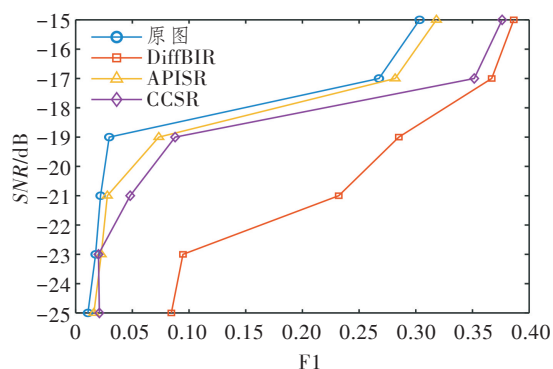


图7 不同模型 F1 随 SNR 的变化曲线

Figure 7 F1 scores with noise level in different models

综合 Precision、Recall 和 F1 的表现,DiffBIR 模型在所有 SNR 条件下均优于原图、APISR 模型和 CCSR 模型,特别是在低 SNR 情况下表现尤为突出。这充分证明了 DiffBIR 模型在处理复杂低 SNR 场景时的卓越性能,能够显著提高信号检测的准确性和可靠性。

3 结 论

本文设计了一种宽带接收信号盲检测方案,通过 DiffBIR 模型的应用和优化,实现了对接收信号时频图的显著改进。仿真分析结果表明,DiffBIR 模型在不同噪声水平下均能有效去噪、去模糊,并提升图像的清晰度和质量。特别是在低 SNR 环境下,DiffBIR 模型表现出色,确保了信号检测的高精确率、召回率和 F1 分数。具体数据显示,DiffBIR 模型相比于未经模型处理的原图,精确率平均提升约 133%,召回率平均提升约 32%,而 F1 分数平均提升约 139%。这些改进不仅验证了 DiffBIR 模型在复杂噪声环境中的可靠性和有效性,也强化了其在提升信号检测精度方面的价值。

参考文献:

- [1] 苏志刚,晏翔,韩冰,等. 低信噪比条件下无人机射频信号实时检测方法[J]. 信号处理, 2023, 39(5): 919–928.
Su Z G, Yan X, Han B, et al. A Real Time Drone RF Signal Detection Method under Low SNR Condition[J]. Journal of Signal Processing, 2023, 39(5): 919–928.
- [2] 云超,郑腾,蒋攀攀,等. 军事通信抗干扰能力现状及发展建议[J]. 中国电子科学研究院学报, 2022, 17(8): 801–808.
Yun C, Zheng T, Jiang P P, et al. Construction Status and Development Trend of Military Communications Anti-Jamming Technology[J]. Journal of China Academy of Electronics and Information Technology, 2022, 17(8): 801–808.
- [3] 张凯,刘义,李运宏,等. 分布式接收宽带多目标信号盲检测迭代处理方法[J]. 海军航空大学学报, 2024, 39(1): 173–181.
Zhang K, Liu Y, Li Y H, et al. Iterative Blind Detection Algorithm for Wideband Multi-Target Signals in Distributed Receiving Systems[J]. Journal of Naval Aviation University, 2024, 39(1): 173–181.
- [4] 樊峰菊,张建勇,宋义梅,等. 大规模检测算法在光通信系统中的研究[J]. 光通信研究, 2022(5): 12–17.
Fan F J, Zhang J Y, Song Y M, et al. The Research of Massive Multiple Input Multiple Output Detection Algorithms in Optical Fiber Communication System[J]. Study on Optical Communications, 2022(5): 12–17.
- [5] 石磊,涂兴华,单正友,等. 基于边缘滤波法检测的光纤光栅声波传感研究[J]. 光通信研究, 2023(2): 40–44.
Shi L, Tu X H, Shan Z Y, et al. Research on Acoustic Sensing of Fiber Bragg Grating based on Edge Filter Detection[J]. Study on Optical Communications, 2023(2): 40–44.
- [6] 刘正平. 基于噪声分布特性的脉冲信号自适应门限检测[J]. 电讯技术, 2018, 58(10): 1212–1216.
Liu Z P. Adaptive Threshold Detection of Pulse Signal based on Noise Distribution Characteristics[J]. Telecommunication Engineering, 2018, 58(10): 1212–1216.
- [7] 张晓华,彭小,黄龙. 大规模MIMO系统混合线性迭代信号检测算法[J]. 光通信研究, 2022(2): 56–60.
Zhang X H, Peng X, Huang L. Hybrid Linear Iterative Signal Detection Algorithm for Massive MIMO Systems[J]. Study on Optical Communications, 2022(2): 56–60.
- [8] 安宁. 全光通信网络非线性突变频率干扰检测算法[J]. 光通信研究, 2024(3): 56–60.
An N. Nonlinear Mutation Frequency Interference Detection Algorithm for all Optical Communication Networks[J]. Study on Optical Communications, 2024(3): 56–60.
- [9] 孙思燕,张伟雄,唐娉,等. 基于小波阈值去噪与时频图像检测的信号调制识别技术[J]. 无线电工程, 2024, 54(1): 78–88.
Sun S Y, Zhang W X, Tang P, et al. Signal Modulation Recognition based on Wavelet Threshold Denoising and Time-Frequency Image Detection[J]. Radio Engineering, 2024, 54(1): 78–88.

- [10] 靳瑞哲, 迟楠. 基于机器学习的调制格式识别算法研究[J]. 光通信研究, 2022(6): 9–15.
Jin R Z, Chi N. Research on Modulation Format Recognition Algorithm based on Machine Learning [J]. Study on Optical Communications, 2022(6): 9–15.
- [11] Keawin C, Innok A, Uthansakul P. Optimization of Signal Detection Using Deep CNN in Ultra-Massive MIMO[J]. Telecom, 2024, 5(2): 280–295.
- [12] Ahammed M F, Molla A A, Kadir R, et al. Deep Bidirectional LSTM for the Signal Detection of Universal Filtered Multicarrier Systems [J]. Machine Learning with Applications, 2022, 10: 100425.
- [13] Cheng W, Zhang Q, Lu W, et al. An Efficient Digital Channelized Receiver for Low SNR and Wideband Chirp Signals Detection [J]. Applied Sciences, 2023, 13(5): 3080.
- [14] 刘泽润, 尹宇飞, 薛文灏, 等. 基于扩散模型的条件引导图像生成综述[J]. 浙江大学学报(理学版), 2023, 50(6): 651–667.
Liu Z R, Yin Y F, Xue W H, et al. A Review of Conditional Image Generation based on Diffusion Models [J]. Journal of Zhejiang University (Science Edition), 2023, 50(6): 651–667.
- [15] Lin X, He J, Chen Z, et al. DiffBIR: Towards Blind Image Restoration with Generative Diffusion Prior [EB/OL]. (2024-04-12) [2024-06-15]. <https://arxiv.org/html/2308.15070v3>.
- [16] 马飞, 王梓璇, 刘思雨. 基于深度图像先验的高光谱图像去噪方法[J]. 激光技术, 2024, 48(3): 379–386.
Ma F, Wang Z X, Liu S Y. Hyperspectral Image Denoising Method based on Depth Image Prior [J]. Laser Technology, 2024, 48(3): 379–386.
- [17] 张伟, 张俊杰, 宋杰, 等. 基于改进SwinIR的条纹图去噪方法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(23): 105–111.
Zhang W, Zhang J J, Song J, et al. Fringe Pattern Denoising Method based on Improved SwinIR [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(23): 105–111.
- [18] 董章华, 赵士杰, 赖莉. 一种基于Swin Transformer神经网络的低截获概率雷达信号调制类型的识别方法[J]. 四川大学学报(自然科学版), 2023, 60(2): 42–48.
Dong Z H, Zhao S J, Lai L. A Radar Signal Modulation Type Recognition Method based on Swin Transformer Neural Network [J]. Journal of Sichuan University (Natural Science Edition), 2023, 60(2): 42–48.
- [19] Chai W. AI Animation: Principle and Creative Practice of the Stable Diffusion Model [C]//ICIDC 2023: Proceedings of the 2nd International Conference on Information Economy, Data Modeling and Cloud Computing. Nanchang, China: European Alliance for Innovation, 2023: 2334612.
- [20] 张文雪, 罗一涵, 刘雅卿, 等. 基于主动位移成像的图像超分辨率重建[J]. 光电工程, 2024, 51(1): 73–92.
Zhang W X, Luo Y H, Liu Y Q, et al. Image Super-resolution Reconstruction based on Active Displacement Imaging [J]. Opto-Electronic Engineering, 2024, 51(1): 73–92.
- [21] 龚智贞, 贾克斌, 孙中华, 等. 宽带环境下Morse信号自动检测[J]. 信号处理, 2017, 33(8): 1097–1103.
Gong Z Z, Jia K B, Sun Z H, et al. Automatic Detection of Morse Signals in Wide Band Environment [J]. Journal of Signal Processing, 2017, 33(8): 1097–1103.
- [22] 贺锋涛, 王乐莹, 王晓波, 等. 基于改进的AdaBoost无线光通信信号检测算法[J]. 激光技术, 2023, 47(5): 659–665.
He F T, Wang L Y, Wang X B, et al. Signal Detection Algorithm of Wireless Optical Communication based on the Improved AdaBoost [J]. Laser Technology, 2023, 47(5): 659–665.
- [23] 孟凡杰, 唐宏, 王义哲, 等. 基于时频图像纹理特征的雷达辐射源信号识别[J]. 弹箭与制导学报, 2017, 37(3): 152–156.
Meng F J, Tang H, Wang Y Z, et al. Radar Emitter Signal Recognition based on Texture Feature of Time-Frequency Image [J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2017, 37(3): 152–156.