冯天平, 李智. 基于多维条件扩散模型的电磁频谱数据增强研究[J]. 智能计算机与应用,2026,16(6):149-158. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.26010503

基于多维条件扩散模型的电磁频谱数据增强研究

冯天平, 李 智
(四川大学 电子信息学院, 成都 610065)

摘 要: 针对电磁频谱感知与认知任务中训练样本稀缺、场景覆盖不足以及传统数据增强方法随机性强、任务针对性弱的问题,本文提出一种基于多维条件扩散模型的电磁频谱数据增强方法。该方法将频率、时间、空间位置及先验环境信息等多维条件引入扩散生成过程,在反向去噪阶段对生成样本进行联合约束,从而实现对特定电磁场景和任务需求的可控建模与高保真生成。通过构建条件引导的扩散概率模型,所生成的增强数据在统计分布、结构特征和物理一致性方面均与真实频谱数据高度一致,有效缓解了传统规则增强方法易引入无效样本、甚至破坏频谱结构的问题。实验结果表明,基于所提数据增强方法训练的下游模型在频谱重构、信号检测任务上均取得了显著性能提升,本方法可以为后续的态势感知任务提供可靠输入。验证了该方法在复杂电磁环境下的有效性与泛化能力。

关键词: 条件生成; 扩散模型; 生成式 AI; 电磁频谱地图; 数据增强
中图分类号: TN98;TP18 **文献标志码**: A **文章编号**: 2095-2163(2026)06-0149-10

Radiomap data augmentation based on a multi-dimensional conditional diffusion model

FENG Tianping, LI Zhi
(College of Electronics and Information Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: To address the problems of limited training samples, insufficient scenario coverage, and the strong randomness and weak task relevance of traditional data augmentation methods in electromagnetic spectrum sensing and cognition tasks, this paper proposes a radiomap data augmentation method based on a multi-dimensional conditional diffusion model. Multi-dimensional conditions, including frequency, time, spatial location, and prior environmental information, are incorporated into the diffusion generation process, and jointly constrain the generated samples during the reverse denoising stage, enabling controllable modeling and high-fidelity generation for specific electromagnetic scenarios. The condition-guided diffusion probabilistic model ensures that the augmented data maintain high consistency with real spectrum data in statistical distribution, structural characteristics, and physical consistency, alleviating the problem that traditional rule-based augmentation methods may introduce invalid samples or disrupt spectrum structures. Experimental results show that downstream models trained with the augmented data achieve significant performance improvements in spectrum reconstruction and signal detection tasks, demonstrating the effectiveness and generalization capability of the proposed method in complex electromagnetic environments.

Key words: conditional generation; diffusion model; generative AI; radiomap; data augmentation

0 引 言

随着无线通信系统、雷达与电子对抗技术的快速发展,电磁环境呈现出频谱资源高度紧张、信号类型多样化以及时变性和不确定性增强等特征。电磁频谱感知、态势认知与智能决策等关键任务逐渐依赖数据驱动的智能算法,尤其是深度学习模型在频谱重构、信号检测与识别等方面展现出优于传统方法的性能。然而,这类模型的有效训练高度依赖大规模、高质量且覆盖多样电磁场景的标注数据,而在实际应用中,受采集成本高、场景复现困难以及部分复杂或极端电磁条件难以获取等因素限制,频谱数

作者简介: 冯天平(2001—),男,硕士研究生。主要研究方向:电磁场与电磁波,人工智能。
通信作者: 李 智(1975—),男,教授,博士生导师。主要研究方向:人工智能(无人自主、群体智能、频谱智能),智能感知与认知,工业互联与数字孪生。Email:1250803141@qq.com。

收稿日期: 2026-01-05

据普遍存在样本数量不足、分布不均衡和场景覆盖受限的问题[1],严重制约了智能频谱模型的泛化能力与工程应用效果。

为缓解数据稀缺问题,研究人员提出了多种电磁频谱数据增强方法,包括基于规则的噪声扰动、时频平移、幅度缩放等传统增强手段[2],以及基于生成对抗网络(GAN)或自编码器的生成式方法[3]。然而,规则增强方法通常依赖经验设定,随机性强且与具体任务目标关联度有限,容易引入破坏原有频谱结构的无效样本;而现有生成式方法在建模高维频谱分布和复杂物理约束方面仍存在训练不稳定、模式崩溃或生成可控性不足等问题,难以满足精细化、场景化的电磁频谱数据增强需求。因此,如何在保证频谱数据物理一致性和统计真实性的前提下,实现面向特定任务和环境条件的可控高质量数据生成,仍是电磁频谱智能领域亟需解决的关键问题。

近年来,扩散模型(Diffusion Models)因其稳定的训练过程和优良的高维数据生成能力,在图像、视频和信号生成等领域取得了显著进展[4]。其通过逐步噪声注入与反向去噪建模数据分布,能够有效捕获复杂数据的多模态特性,并在条件约束下实现高保真生成。基于此,本文引入多维条件扩散模型,将频率、时间、空间位置及先验环境信息等关键因素统一纳入条件建模框架,构建一种面向电磁频谱场景的可控数据增强方法,从而在提升数据多样性的同时保持频谱物理特性的一致性。

本文旨在探索一种高性能、高灵活度的电磁频谱数据增强方案。研究将其建模为多维条件生成任务,并提出一种基于条件扩散模型的电磁频谱数据生成方法。

1 相关工作

数据增强作为缓解训练样本不足、提升模型泛化能力的重要手段,在机器学习与深度学习领域得到了广泛研究。早期的数据增强方法主要依赖人工规则设计,通过对原始样本施加随机变换以扩充训练集。Krizhevsky 等学者[5]在 ImageNet 竞赛中系统性地采用随机裁剪、翻转和噪声扰动等策略,验证了规则增强对深度模型性能提升的有效性。在信号与时序数据领域,噪声注入、时间平移、幅度缩放和随机遮挡等操作也被广泛使用。这类方法实现简单、计算成本低,但其增强过程通常与具体任务目标解耦,随机性较强,难以保证生成样本始终对下游任务有益。

为减少人工经验依赖,可学习的数据增强方法逐渐兴起。近年来,生成式模型为数据增强提供了新的技术路径。Goodfellow 等学者[6]提出的生成对抗网络(GAN)首次实现了对复杂数据分布的学习,并被广泛用于图像、语音和信号数据的合成以扩充训练集。扩散模型的出现如 Ho 等学者[7]提出去噪扩散概率模型(DDPM),更是显著提升了生成质量与训练稳定性。随后,Song 等学者[8]、Dhariwal 等学者[9]通过引入条件引导与采样加速机制,实现了对生成过程的精细控制。相比传统生成模型,扩散模型在高维复杂分布建模方面表现出更强的稳定性和可控性,为构建任务导向、条件约束的数据增强方法提供了有力支撑。然而,现有研究多集中于传统的图像视觉任务,如何结合多维条件信息将扩散模型系统性地应用于复杂场景下的电磁频谱数据增强问题,仍有待进一步研究。

2 问题研究前期工作

2.1 问题分析与制定

在实际智能电磁频谱相关任务中,数据规模不足始终是一个绕不开的问题。与自然图像领域可以轻易获得大规模公开数据集不同,频谱数据往往依赖于实地采集或专用仿真平台生成。采集过程受到设备条件、测试场景、时间窗口等多种因素限制,能够获取的数据数量有限,而且分布往往具有一定偏置[10]。例如,在某些频段内样本密集,而在其他频段则样本较少。这种数据分布不均衡的情况,会直接影响模型的泛化能力。特别是在后续需要进行重构、识别或补全等任务时,小样本问题导致的限制更加突出。

电磁频谱图在形式上可以表示为一个二维矩阵,这和绝大部分自然图像相同[11]。然而,如果对频谱图的结构进行更细致的观察,就会发现其统计特性与自然图像存在明显差异。自然图像部分可以看到较为连续的纹理过渡。例如,背景区域的亮度变化通常是渐进的,边缘虽然存在,但多为物体轮廓或纹理变化所致,整体呈现出较强的空间相关性。而在频谱图像中,明显具有高频锐利边缘,具体如图 1 所示。

2.2 输入张量设计

使用条件扩散模型进行电磁频谱数据增强研究时,模型的输入张量设计以及条件设计是关键内容。因此,需要尽可能将所有与电磁频谱图生成相关的信息进行有效的格式组织,并参与到神经网络的训练与生成当中。

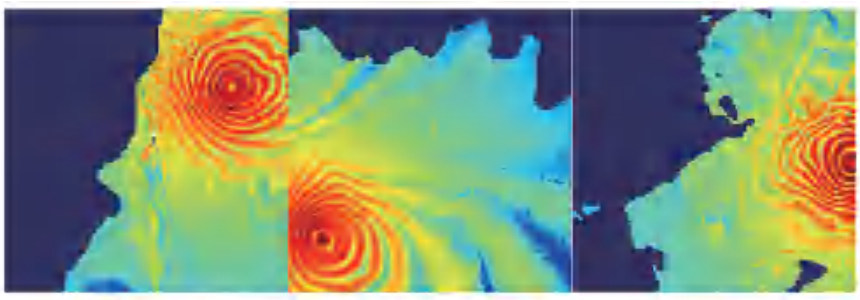


图 1　电磁频谱图像示例

Fig. 1　Examples of an electromagnetic spectrum image

在所有相关环境信息中，GIS 地图参数，例如海拔、建筑物、地形表面、以及部分残缺 RSS 段落等等自然是使用图像的三维通道。而另外的工程信息参数，例如信号源的位置、增益、频率、天线的辐射模式、接收高度等等则需要使用额外的通道重新编码以及标准化。

综上所述，条件 c 将被设计为 8 图像通道的输入张量如图 2 所示，并汇总如下。

(1)海拔通道：包含目标区域的所有海拔高度信息，每个像素点处的灰度值描述了该网格内的地形高度值。

(2)建筑通道：包含 GIS 地图的建筑层。该建筑物描述了建筑物的一般轮廓和高度信息。如果像素上有建筑物，那么像素的值是像素在像素处的高度。

(3)表面通道：包含 GIS 地图的地形层。将像素分类为表面特征类型之一，例如森林、城市、河流、草地等等其他地面覆盖信息。

(4)RSS 片段通道：包含少量测量的 RSS 数据片段，其将同时作为条件和掩码输入参与模型的训练和验证。

(5)AP 位置通道：包含信号源坐标信息的像素值为 1 表示 AP 的位置，而其他位置的像素值设置为 0。

频率、功率、以及接收器(集群无人机)高度通道，则统一将映射值复制到所有像素中。

根据自由空间电磁传播模型，更高的发射功率会测得更高的 RSS 值，而在相同发射功率和传播距离条件下，高频信号的路径损耗高于低频信号，因此接收端测得的 RSS 值较低[12]。因此在进行功率、频率值映射时，高功率值通过 jet colormap 映射为更高值、而将高频率值映射为更低值。接收器高度则使用灰度映射以减少通道数。

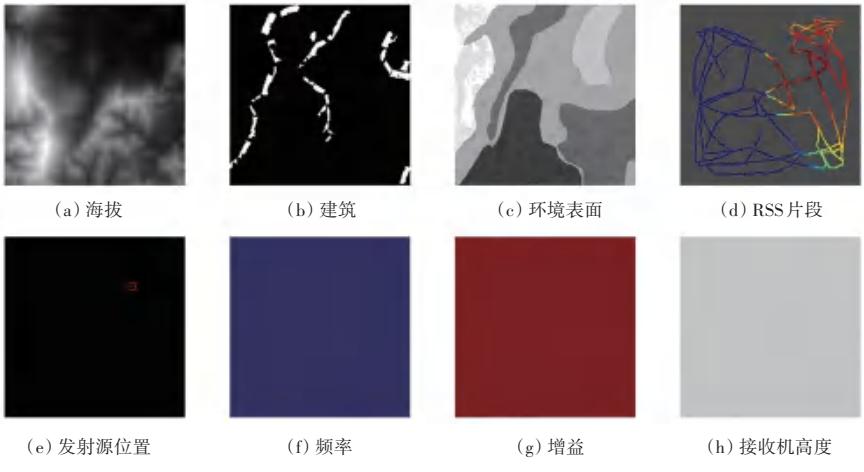


图 2　条件扩散模型的输入条件张量设计

Fig. 2　Design of the conditional input tensor for the diffusion model

2.3　基于射线追踪分析的电磁频谱图数据收集

为了训练用于生成电磁频谱图的条件扩散模型，使用商用射线追踪软件 wireless insite 在野外 10 km×10 km 的范围内合成少量仿真生成电磁频谱图数据集。

具体来说，研究中下载了大概 100 个包含不同环境参数的 GIS 地图，大小为 10 km×10 km。每张地图都有独特的环境地理信息，例如海拔、环境(见图 3)，从中可获得地形、海拔、建筑、环境表面信息。后续将在每个地图配置多个发射器位置以及差异化

的频率、增益以及辐射模式,部分地图拥有一定数量的建筑物。

上述过程将能有效收集约 3 000 个不同地理环境参数和工程参数配置的电磁频谱图,提供了足够多维度数量用于模型训练的特征数据,如图 4 所示。图 4 中,每处接收器有不同的频率、增益和差异化的辐射模式。

值得注意的是,射线追踪技术通常用于估计每个数据集实例中不同位置的真相数据。测量研究表明,在各种无线场景中,射线追踪技术产生的信号曲线非常接近实际测量[13-14]。

在下文中,片段 RSS 信息将作为提示张量参与训练。使用无人机集群信息素算法[15]生成模拟无人机集群飞行航迹,并同步生成航迹掩码对完整电磁频谱图进行覆盖来制作片段 RSS 信息(如图 5 所示)。再将其用于后续模型的条件输入。



图 3 部分 GIS 地图示例

Fig. 3 Examples of a GIS map segment

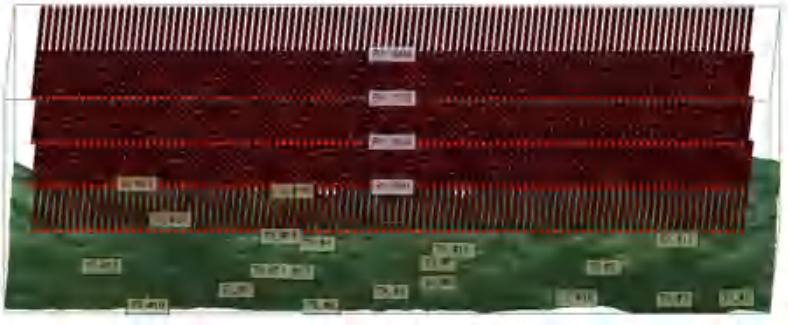


图 4 导入 GIS 地图信息的射线追踪仿真配置

Fig. 4 Ray-tracing simulation setup incorporating GIS map information



(a) 电磁频谱图原图 (b) 二值掩码图 (c) 覆盖形成的 RSS 片段

图 5 RSS 片段条件收集

Fig. 5 Conditional collection of RSS segments

3 基于条件扩散模型的电磁频谱图构建

3.1 扩散模型

扩散模型是一种基于马尔科夫链的生成模型。一般来说,扩散模型由 2 部分组成:正向过程和反向过程。

正向过程是一个马尔科夫链,在每一个时间步长上人为添加高斯噪声,如图 6 所示。假设 $q(x_0)$ 是需要生成的电磁频谱图的数据分布,正向过程可定义为 $q(x_t \mid x_{t-1})$,其中 $q(x_t)$ 是时间步长 t 处的噪声图。在每个时间步长 t 添加的高斯噪声由超参数方差调度 $\beta_1,\cdots,\beta_T$ 控制,其中 T 是总时间步长。因此,通过结合概率链规则和马尔科夫链性质,可将正向过程定义为合适的阶乘形式:

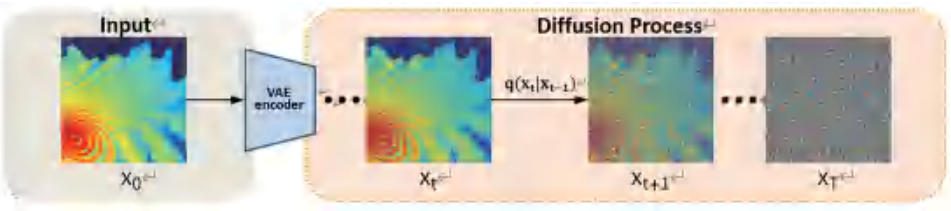


图 6　电磁频谱图的正向扩散过程

Fig. 6　Forward diffusion process of the electromagnetic spectrum image

$$q(x_1,\cdots,x_t \mid x_0)=\prod_{t=1}^{T} q(x_t \mid x_{t-1}) \tag{1}$$

同时将单步正向扩散表示为：

$$q(x_t \mid x_{t-1})=N(x_t;\sqrt{1-\beta_t}x_{t-1},\beta_t \boldsymbol{I}) \tag{2}$$

在扩散过程中，$\beta_t \in (0,1)$ 且始终随着 t 的增加而增长。通过设置 $\alpha_t=1-\beta_t$，$\bar{\alpha}_t=\prod_{i=0}^{t}\alpha_i$，那么可以获得以 x_0 为初始条件下的 x_t 的分布，定义为：

$$q(x_t \mid x_0)=N(\sqrt{\bar{\alpha}_t}x_0,(1-\bar{\alpha}_t)\boldsymbol{I}) \tag{3}$$

$$x_t=\sqrt{\bar{\alpha}_t}x_0+\sqrt{1-\bar{\alpha}_t}\epsilon \tag{4}$$

其中，$N(\cdot,\cdot)$ 表示高斯分布；$\boldsymbol{I}$ 表示协方差矩阵，各维度相等且方差为 1；$\epsilon \sim N(0,\boldsymbol{I})$。上述公式描述了正向过程如何逐步向原始数据 x_0 添加高斯噪声，经过 T 步后转化为纯噪声 $x_T \sim N(0,\boldsymbol{I})$。

在反向过程中，扩散模型需要一个参数化模型 $p_\theta(x_{t-1} \mid x_t)$ 对 x_T 进行去噪来逐步恢复 x_0。但是由于无法实现对 $p_\theta(x_{t-1} \mid x_t)$ 的直接建模，因此 DDPM 使用变分推断来近似真实后验分布 $q(x_{t-1} \mid x_t,x_0)$。

根据正向过程的单步扩散定义(2)，利用贝叶斯定理，可以推导出：

$$q(x_{t-1} \mid x_t,x_0)=N(x_{t-1};\tilde{\mu}_t(x_t,x_0),\tilde{\beta}_t\boldsymbol{I}) \tag{5}$$

其中：

$$\tilde{\mu}_t(x_t,x_0)=\frac{\sqrt{\alpha_t}(1-\bar{\alpha}_{t-1})}{1-\bar{\alpha}_t}x_t+\frac{\sqrt{\bar{\alpha}_{t-1}}\beta_t}{1-\bar{\alpha}_t}x_0 \tag{6}$$

$$\tilde{\beta}_t=\frac{1-\bar{\alpha}_{t-1}}{1-\bar{\alpha}_t}\beta_t \tag{7}$$

利用式(4)解出 x_0 并代入式(5)，化简后可得到：

$$\tilde{\mu}_t=\frac{1}{\sqrt{\alpha_t}}\left(x_t-\frac{\beta_t}{\sqrt{1-\bar{\alpha}_t}}\epsilon\right) \tag{8}$$

式(8)表明反向过程依赖于未知的 ϵ，因此 DDPM 使用神经网络 $\epsilon_\theta(x_t,t)$ 来预测噪声。基于此，用于电磁频谱图的生成模型损失函数定义为：

$$\mathcal{L}(\theta)=\mathbb{E}_{t,x_0,\epsilon}\left[\|\epsilon-\epsilon_\theta(x_t,t)\|^2\right] \tag{9}$$

3.2　完整条件扩散模型

3.2.1　初始处理与潜在空间

为了提高扩散模型的训练效率，同时缓解硬件压力[16]，研究提前训练一个变分自编码器(VAE)，VAE 可以将原始数据 $\boldsymbol{M}$ 和条件 $\boldsymbol{c}$ 压缩映射到潜在空间中，用于后续的训练和测试[17]。VAE 的编码器模块将原始地面真实数据 $\boldsymbol{M}$ 编码为潜在向量 $\boldsymbol{z}_0$，然后再根据式(3)将噪声添加到 $\boldsymbol{z}_0$ 中进行训练。通过反向过程去除噪声后，使用 VAE 的解码器模块从扩散预测中恢复电磁频谱图 $\hat{\boldsymbol{M}}$。通过使用 VAE，扩散模型只需要去除添加到 $\boldsymbol{z}_0$ 中的噪声向量，即可降低了扩散模型的输出空间维度，从而大幅提高训练效率。

3.2.2　条件控制分支—ControlNet

在训练数据集的构建过程中可以观察到，电磁频谱图中往往包含较为明显的高频边缘结构。例如，地形海拔变化以及建筑物分布都会对电磁传播产生显著影响，从而在频谱图中形成具有明显结构特征的边缘区域(见图 7)。换言之，这类边缘并非随机噪声，而是与空间环境紧密相关的结构化信息。因此，可以将地形海拔及建筑环境等空间先验信息作为条件输入，通过 ControlNet 引入到扩散模型中，从而对生成过程施加额外的结构约束。

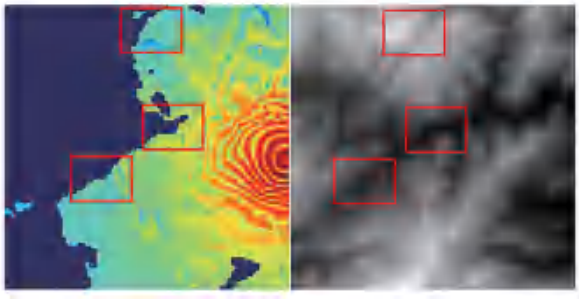


图 7　海拔条件对电磁频谱图的显著影响

Fig. 7　Significant impact of elevation conditions on the electromagnetic spectrum image

相较于直接对扩散模型整体进行再训练，ControlNet 的一个重要优势在于能够在不大幅增加

训练成本的情况下实现条件控制。该方法无需对原有模型进行全面参数更新,从而避免了大规模训练带来的计算开销,同时能够保持原扩散模型已经学习到的生成能力[18]。此外,来自地形与建筑信息的空间约束还能在一定程度上强化生成结果的几何一致性[19],尤其是在边缘区域及遮挡区域,有助于提升电磁频谱图构建的细节保真度与整体精度。

ControlNet 的核心结构(见图 8)是通过在输入与输出通路中嵌入零卷积层,在训练初期有效避免了无关噪声的干扰。在这一结构下,已经训练完成的原扩散模型将被冻结,仅仅去训练复制的权重副本。最后将施加了控制条件的训练结果在每一层与 U-Net 对应层做特征注入。

图 9 则展示了完整的条件生成扩散模型结构,主要包含了输入数据输出结果的显式向量空间、用于训练的潜在空间以及额外的条件控制分支网络 ControlNet。

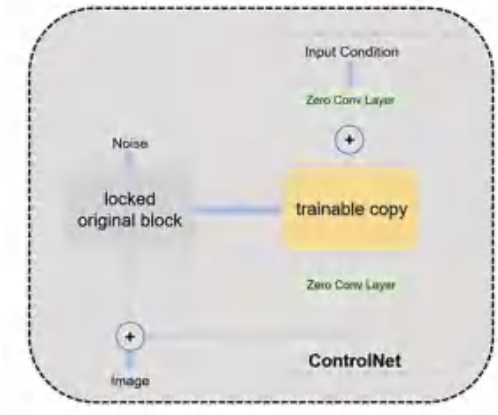


图 8 ControlNet 结构

Fig. 8 Architecture of the ControlNet model

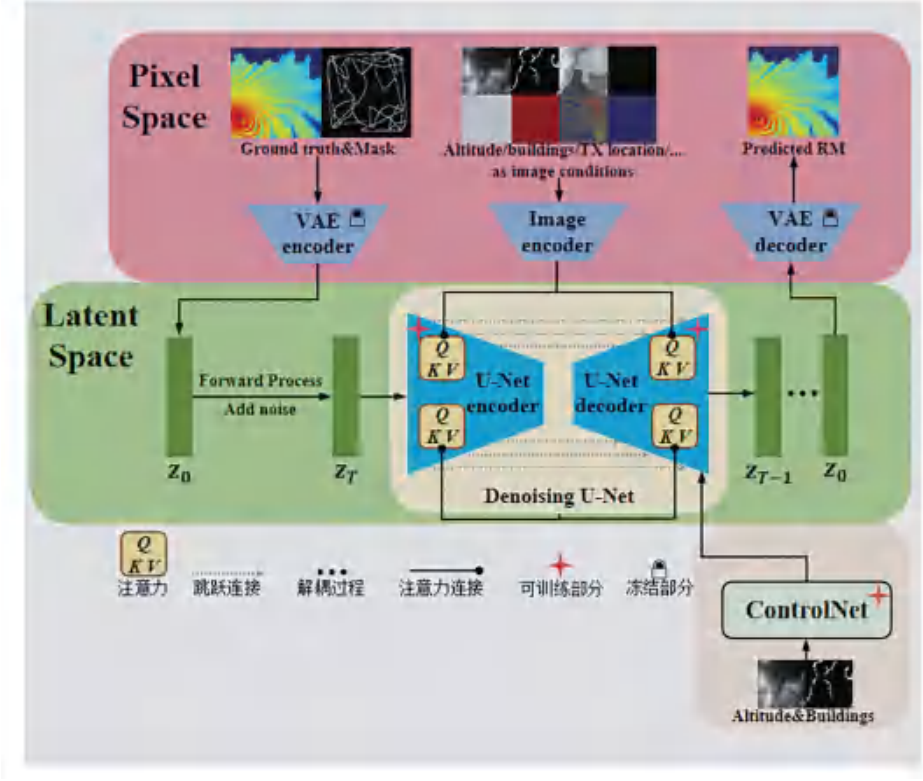


图 9 条件扩散模型结构的细节

Fig. 9 Details of the conditional diffusion model architecture

4 实验

4.1 仿真实现

在训练条件扩散模型前,提前训练 VAE 以取得更好的下游任务适用性。此过程使用数据集内的部分图像进行训练,同时随机应用旋转和反转以提高模型泛化能力。将通道数设置为 3,嵌入维度设置为 128。

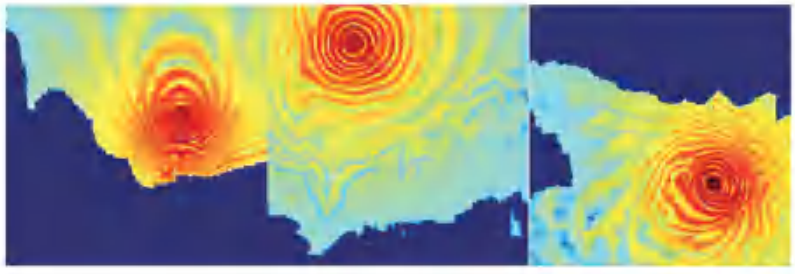
研究中使用 PyTorch 架构来实现条件扩散模型的框架。训练过程主要分为 2 个阶段。

第一阶段:训练去噪扩散 U-Net 模型,输入预先收集的数据样本、条件信息以及 mask 遮罩,并且统一调整为 256×256 大小。超参数 β_1, β_2 分别设置为 0.9 和 0.999,初始学习率设置为 2e-4,然后逐渐衰减到 1e-6,时间步长 T 设置为 1 000,混合精度训练为 FP16。

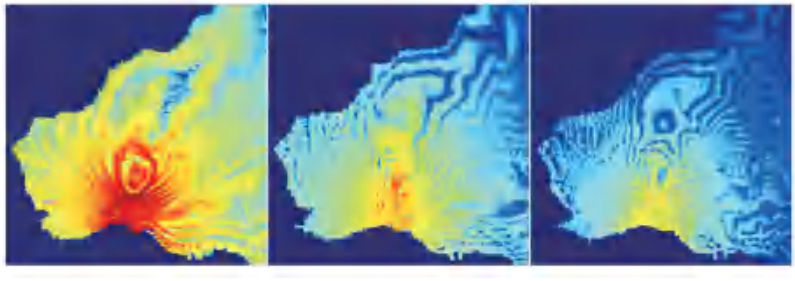
第二阶段：ControlNet 的训练。在第一阶段的模型参数基础上进行微调。通过优化损失函数，实现新的条件-概念映射向量学习。

又挑选 200 对边缘特征明显的电磁频谱图-海拔 & 建筑物图像对，训练 20 epochs，使 ControlNet 学习到精细的边缘条件特征对齐。

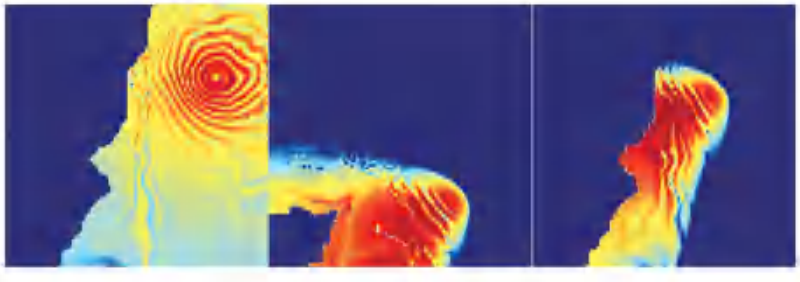
训练完成的条件扩散模型可通过改变输入条件灵活控制电磁频谱图生成，如图 10 所示。



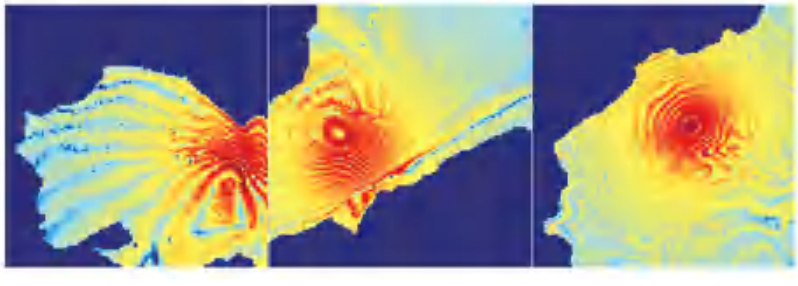
(a) 使用不同发射器位置条件，其他输入条件保持不变时完成的数据生成



(b) 使用不同频率和增益条件，其他输入条件保持不变时完成的数据生成



(c) 使用不同天线辐射模式，其他输入条件保持不变时完成的数据生成



(d) 使用不同海拔地形，其他输入条件保持不变时完成的数据生成

图 10　仅仅改变单一输入条件，灵活控制电磁频谱图生成

Fig. 10　Flexible generation of electromagnetic spectrum images by varying a single input condition

4.2　在下游任务的效果比较

为了进一步评估该条件扩散模型生成的数据效果，将和其他数据增强方法在同一个下游任务上进行比较。包括传统数据增强方法、GAN、以及无条件扩散模型。

为验证所提出多维条件扩散模型数据增强方法的有效性与可行性，本文在统一的下游任务框架下，对不同数据增强策略进行了系统对比。考虑到残缺

电磁频谱图像(Received Signal Strength,RSS)补全修复任务能够直接反映模型对频谱空间结构和局部相关性的建模能力,本文选取该任务作为评估数据增强方法性能的统一下游应用场景。在实验中,所有对比方法仅在训练阶段引入不同的数据增强方式,以确保实验结果能够客观反映数据增强方法本身对模型性能的影响。

为了对该无线电图生成模型进行全面的衡量,首先采用在图像生成任务中的常用指标:NMSE 和 PSNR[20-21]。然而,同时注意到 MSE 相关指数主要侧重于整体误差而难以准确衡量无线电图的结构特征与细节信息。所以在本文中,进一步引入结构相似性指数(SSIM)作为补充评价指标,以更全面地衡量生成结果的质量[22]。

SSIM 度量评估按如下公式计算:

$$l(x,y)=\frac{2\mu_X(x,y)\mu_Y(x,y)+C_1}{\mu_X^2(x,y)+\mu_Y^2(x,y)+C_1} \tag{10}$$

$$c(x,y)=\frac{2\sigma_X(x,y)\sigma_Y(x,y)+C_2}{\sigma_X^2(x,y)+\sigma_Y^2(x,y)+C_2} \tag{11}$$

$$s(x,y)=\frac{\sigma_{XY}(x,y)+C_3}{\sigma_X(x,y)\sigma_Y(x,y)+C_3} \tag{12}$$

其中,x,y 表示输入的 2 幅不同的图像;μ_X,σ_X^2,σ_{XY} 分别表示图像 X 的均值、方差以及 X,Y 的协方差;C_1、C_2、C_3 是常数,定义如下:

$$C_1=(K_1L)^2,\ C_2=(K_2L)^2,\ C_3=\frac{C_2}{2} \tag{13}$$

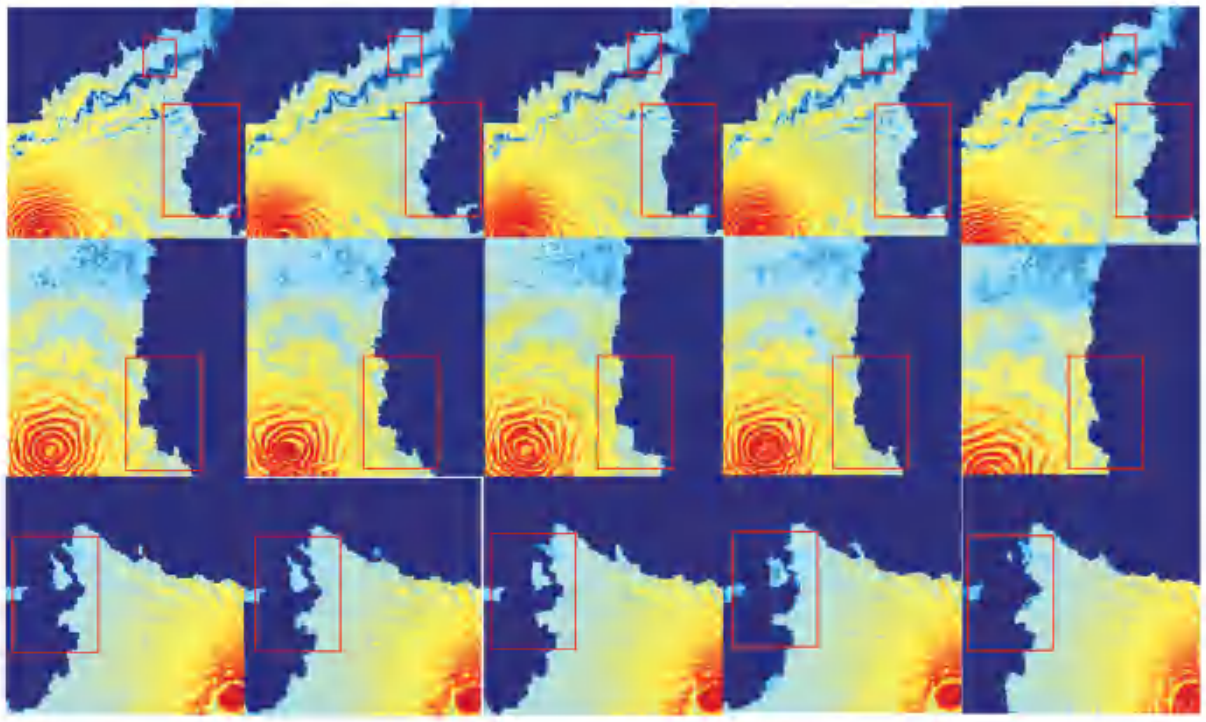
其中,L 是像素动态范围;$K_1=0.01$;$K_2=0.03$。基于上述参数,结构相似性 SSIM 可由下式进行计算:

$$\mathrm{SSIM}(x,y)=\frac{(2\mu_X\mu_Y+C_1)(\sigma_{XY}+C_2)}{(\mu_X^2+\mu_Y^2+C_1)(\sigma_X^2+\sigma_Y^2+C_2)} \tag{14}$$

通过在同一 RSS 补全任务上的横向比较,得到结果如图 11 所示。能够直观反映不同数据增强方法对模型重建精度、结构保持能力及泛化性能的影响,从而验证所提方法在残缺电磁频谱图像修复任务中的有效性和优势[23]。

表 1 给出了在本文搭建的数据集上进行的比较,可以清晰看出,本文的数据增强模型要优于其他方法。表 1 中,最好的结果加粗显示。

可以注意到,条件扩散模型使得下游任务在 SSIM 度量方面有较好的表现。尤其是具有更准确,更清晰的结构边缘细节。这种精确性可以归因于扩散模型具备更加优秀的高频信息捕捉能力与环境地形的条件注入。相比之下,其余数据增强方法也展示了优秀的 RM 构建能力,但是其不感知任何下游任务信息,对于电磁频谱这类结构性,物理性质强烈的数据容易产生无用、甚至有害的样本。



(a) 真实图像 (b) 条件扩散模型(本文模型) (c) 无条件扩散模型 (d) Gan (e) 几何方法

图 11 不同方法的修复任务效果示例

Fig. 11 Example results of the reconstruction task using different methods

表 1　定量比较下游任务生成质量对比

Table 1　Quantitative comparison of downstream task generation quality

方法	NMSE	PSNR	SSIM
传统方法	0.015 3	26.615 8	0.796 3
Gan	0.013 6	26.943 0	0.815 0
无条件扩散模型	0.012 2	28.371 0	0.854 9
CDM-RM(本文模型)	**0.010 7**	**29.264 4**	**0.908 4**

4.3　消融实验

虽然本文提出的条件扩散模型展现出了在电磁频谱图构造任务中的优秀性能，但是效率问题依旧是一个关键的考虑因素。复杂的多维度条件输入导致了训练时间和难度的显著增加，同时导致了多阶段的训练流程。因此，在本节中，将通过逐步减少输入条件的维度，分析不同条件信息对下游任务性能的影响，以求在性能和效率之间找到最佳平衡点。

不同条件的消融实验结果见表 2。由表 2 可知，影响前 3 的分别是：w/o Altitude，w/o Buildings，w/o Location。结果表明，对于不同维度的输入条件来说，海拔、建筑物、辐射源坐标的条件信息对电磁频谱图构建的准确性影响最为明显，基本符合实际情况下不同参数对无线电传播的不同影响。在效率要求更高的场景下可优先考虑使用上述条件输入。

表 2　不同条件的消融实验

Table 2　Ablation study under different conditions

移除条件输入	NMSE	PSNR	SSIM
w/o Altitude	0.013 7	26.715 7	0.866 8
w/o Buildings	0.012 2	27.051 2	0.878 3
w/o Surface	0.011 9	28.250 8	0.897 5
w/o Location	0.012 0	27.530 6	0.880 6
w/o Frequency	0.012 4	28.144 5	0.902 4
w/o Gain	0.011 6	28.863 1	0.899 7
w/o Receiver Height	0.011 1	28.632 8	0.892 7
完整条件输入	**0.010 7**	**29.264 4**	**0.908 4**

4.4　讨论

虽然条件扩散模型具有更好的数据增强效果，尤其是对下游任务有着无与伦比的灵活性以及适配性优势，但是需要更多的训练资源和更长的推理时间，因而限制其在高时敏任务中的应用。

5　结束语

本文提出了一种基于条件扩散模型的电磁频谱图像生成模型，用于下游任务训练集收集的电磁频谱图生成模型。通过多维度的条件张量设计以及将图像条件输入模型，精确有效地完成电磁频谱数据增强任务。同时利用对比实验和大量消融实验，验证了模型的优势和不同条件信息带来的性能提升。本文的模型将多维度条件张量结合条件扩散模型，首次应用于电磁频谱数据增强任务，为电磁频谱数据集收集提供具有成本效益和适应性的解决方案。下一步研究重点将集中于 3D 电磁频谱数据的生成任务。

参考文献

[1] WANG C X, LV Z, GAO X, et al. Pervasive wireless channel modeling theory and applications to 6G GBSMs for all frequency bands and all scenarios [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(5): 4689-4703.

[2] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 84-90.

[3] MIRZA M, OSINDERO S. Conditional generative adversarial nets [J]. arXiv preprint arXiv,1411.1784, 2014.

[4] WANG Xiucheng, TAO Keda, CHENG Nan, et al. RadioDiff: An effective generative diffusion model for sampling-free dynamic radio map construction [J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2024, 11(2): 738-750.

[5] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [C]// Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems. Lake Tahoe, NV: Curran Associates, 2012: 1097-1105.

[6] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets [C]//Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems. Montreal, Canada: Curran Associates, 2014: 2672-2680.

[7] HO J, JAIN A, ABBEEL P. Denoising diffusion probabilistic models [C]//Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems. NeurIPS, 2020: 6840-6851.

[8] SONG Y, SOHL-DICKSTEIN J, KINGMA D P, et al. Score-based generative modeling through stochastic differential equations [J]. arXiv preprint arXiv, 2011.13456. 2021.

[9] DHARIWAL P, NICHOL A. Diffusion models beat GANs on image synthesis [C]//Proceedings of the 35th Conference on Neural Information Processing Systems. NeurIPS, 2021: 8780-8794.

[10] SANTRA A, WANG P, SHANKAR B M, et al. Machine learning-powered radio frequency sensing: A review [J]. IEEE Sensors Journal, 2025, 25(13): 23164-23183.

[11] LIN Gan, JIANG Jinzhe, BAI Jing, et al. Frontiers and developments of data augmentation for image: From unlearnable to learnable[J]. Information Fusion, 2025, 114: 102660.

[12] WANG Jian, HAO Yulong, YANG Cheng. The current progress and future prospects of path loss model for Terrestrial radio systems [J]. Electronics (MDPI), 2023, 12(24): 4959.

[13] WANG C, HUANG Jie, WANG Haiming, et al. 6G wireless channel measurements and models: Trends and challenges [J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2020, 15(4): 22-32.

[14] NEEKZAD B, SAYRAFIAN-POUR K, PEREZ J, et al.

Comparison of ray tracing simulations and millimeter wave channel sounding measurements[C]//Proceedings of 18th Annual IEEE Int'l Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications. Piscataway, NJ: IEEE, 2007:1-5.

[15] WU Ao, YANG Rennong, LIANG X, et al. Cooperative search algorithm based on pheromone decision for UAV swarm [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2021, 47(4): 814-827.

[16] KINGMA D P, WELLING M. Auto-encoding variational bayes [J]. arXiv preprint arXiv, 1312.6114, 2013.

[17] ZHOU Y, SONG D, DING B. LiteVAE: Lightweight and efficient variational autoencoders for latent diffusion models[C]// Proceedings of Advances in Neural Information Processing System (NeurIPS 2024). Vancouver, Canada: NeurIPS, 2024: 3907-3936.

[18] ZHANG Lvmin, RAO Anyi, AGRAWALA M. Adding conditional control to text-to-image diffusion mdels [C]// Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ: IEEE, 2023:4514-4525.

[19] DENG Boyang, LU Yuzhen. Weed image augmentation by ControlNet-added stable diffusion for multi-class weed detection [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 232: 110123.

[20] LOSHCHILOV I, HUTTER F. Decoupled weight decay regularization [J]. arXiv preprint arXiv, 1711.05101, 2017.

[21] LEVIE R, YAPAR C, KUTYNIOK G, et al. Pathloss prediction using deep learning with applications to cellular optimization and efficient D2D link scheduling [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Piscataway, NJ: IEEE, 2020: 8678-8682.

[22] WANG X, TAO K, CHENG N, et al. RadioDiff: An effective generative diffusion model for sampling-free dynamic radio map construction [J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2025, 11(2): 738-750.

[23] MIRZA M, OSINDERO S. Conditional generative adversarial nets [J]. arXiv preprint arXiv, 1411.1784, 2014.