DOI:10.14188/j.2095-6045.20260468

文章编号:2095-6045(2026)05-0076-07

基于变化先验引导扩散模型的遥感图像超分辨率重建

肖雄武[1] 姜瑞轩[1] 张之政[1] 张 楠[2] 李卫海[3] 包才溢[4] 季勋雯[5] 邵振峰[1]

1 武汉大学测绘遥感信息工程全国重点实验室,湖北 武汉,430079

2 中冶南方城市建设工程技术有限公司,湖北 武汉,430070

3 云南省卫星遥感技术应用工程中心,云南 昆明,650118

4 丹东东方测控技术股份有限公司,辽宁 丹东,118002

5 中国四维测绘技术有限公司,北京,100089

Change-Prior Guided Diffusion for Super-Resolution Reconstruction of Remote Sensing Images

XIAO Xiongwu[1] *JIANG Ruixuan*[1] *ZHANG Zhizheng*[1] *ZHANG Nan*[2] *LI Weihai*[3] *BAO Caiyi*[4] *JI Qingwen*[5] *SHAO Zhenfeng*[1]

1 State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China

2 WISDRI City Construction Engineering & Research Incorporation Ltd., Wuhan 430070, China

3 Center for Spatial Information Technology, Yunnan Satellite Remote Sensing Technology Application Engineering Center, Kunming 650118, China

4 Dandong Dongfang Measurement & Control Technology Co., Ltd., Dandong 118002, China

5 China Siwei Surveying and Mapping Technology Co., Ltd., Beijing 100089, China

摘 要:遥感图像超分辨率旨在从低分辨率影像中恢复高分辨率细节,对于城市监测、环境评估和灾害分析等遥感应用具有重要意义。近年来,扩散模型在图像生成与复原任务中取得了显著进展,但现有方法在复杂遥感场景中往往忽略变化区域信息,导致细节恢复不足或结构失真。针对这一问题,本文提出一种变化先验引导的扩散模型遥感图像超分辨率方法CPDiffSR。该方法通过引入变化先验信息对扩散模型的去噪与重建过程进行引导,从而增强变化区域的结构表达能力并保持未变化区域的纹理一致性。在HiUCD和MSSCD数据集上进行实验,LPIPS和DISTS分别达到的最优值为0.110 9和0.111 1。实验结果表明,CPDiffSR在性能上整体优于现有方法,并在视觉效果上生成更加清晰且结构一致的高分辨率遥感影像。实验结果验证了变化先验在扩散模型中的有效性,为复杂遥感场景下的图像超分辨率提供了一种新的思路。

关键词:超分辨率重建;遥感图像;变化先验;扩散模型

中图分类号:TP751

文献标志码:A

Abstract: The super-resolution of remote sensing images aims to recover high-resolution details from low-resolution images, which is of great significance for remote sensing applications such as urban monitoring, environmental assessment, and disaster analysis. In recent years, diffusion models have achieved remarkable progress in image generation and restoration tasks. However, existing methods often overlook change region information in complex remote sensing scenes, leading to insufficient detail restoration or structural distortion. To address this issue, this paper proposes a super-resolution method for remote sensing images based on the change-prior guided diffusion model, termed CPDiffSR. By introducing change-prior information to guide the denoising and reconstruction process of the diffusion model, this method enhances the structural representation of change regions while maintaining texture consistency in unchanged areas. Experiments conducted on the HiUCD and MSSCD datasets achieved optimal values of 0.110 9 and 0.111 1 for LPIPS and DISTS, respectively. The results demonstrate that CPDiffSR outperforms existing methods in overall performance and generates clearer, more structurally consistent high-resolution remote sensing images. These findings validate the effectiveness of change priors in diffusion models, offering a novel approach for image super-resolution in complex remote sensing scenari-

引用格式:肖雄武,姜瑞轩,张之政,等. 基于变化先验引导扩散模型的遥感图像超分辨率重建[J]. 测绘地理信息,2026,51(5):76-82(XIAO Xiongwu, JIANG Ruixuan, ZHANG Zhizheng, et al. Change-Prior Guided Diffusion for Super-Resolution Reconstruction of Remote Sensing Images[J]. Journal of Geomatics,2026,51(5):76-82)

基金项目:国家重点研发计划(2023YFB3906105);中国中冶重大研发项目(2342G25S29);云南省科技厅科技计划(202403ZC380001)。

os.

Key words: super-resolution reconstruction; remote sensing image; change-prior; diffusion models

遥感图像超分辨率作为遥感图像处理中的重要任务，旨在从低分辨率图像中恢复出高分辨率图像。遥感影像的超分辨率技术对提高地球观测[1]、环境监测[2]、灾害分析[3]等领域的决策支持具有重要的意义。然而，由于遥感图像在获取过程中受到成像设备、环境因素以及传感器分辨率等多方面的限制，超分辨率重建仍然面临诸多挑战[4-6]。

传统的遥感影像超分方法主要集中在CNN、GAN以及Transformer等深度学习架构的模型中。扩散模型[7]是一类迅速发展的生成模型，其核心思想是通过逐步添加噪声和逐步去噪的过程来学习数据的分布。近年来，扩散模型已经证明在图像超分辨率和重建领域比基于CNN、GAN框架的方法更加有效。尽管如此，在遇到有显著变化或者复杂的场景时，以上大多数方法效果有限，容易产生伪影或缺乏细节。现有的超分方法往往忽略了变化区域的信息，而遥感图像中不同区域的变化特征是重要的辅助信息，特别是在城市监测、灾害评估等应用中，变化区域的精确恢复对后续分析至关重要。

为了解决上述问题，本文提出了一种新的超分方法CPDiffSR：基于变化先验引导扩散模型的遥感图像超分辨率重建。本文方法将变化先验信息融入扩散模型中，以提高遥感图像的重建质量。具体而言，通过引入变化先验来指导扩散模型，借助变化区域的显式引导信息，有效地提升变化区域的重建精度，而其他不变的区域保持纹理一致性。扩散模型的优势在于其强大的生成能力，通过逐步去噪的过程能够恢复图像中的细节信息，而变化先验则使得模型能够自适应地关注变化区域的语义特征和不变区域的纹理特征，避免了在传统超分辨率方法中经常遇到的细节丢失和伪影问题。

总之，本文贡献如下：1）提出了一种新的遥感影像超分辨率方法CPDiffSR，该方法能够有效地增强变化区域的重建质量，同时保持未变化区域的纹理一致性；2）将变化先验引入扩散模型，使得CPDiffSR在训练过程中更好地捕捉图像中不同区域的变化特征，从而改善超分结果的结构和细节恢复能力；3）在HiUCD[8]和MSSCD[9]数据集上进行实验，LPIPS达到0.110 9，DISTS达到0.111 1，模型性能达到整体最优。

1　相关工作

遥感图像超分辨率是在不增加传感器硬件成本或改变成像条件的前提下，将低分辨率（LR）的遥感卫星或航空影像重建为高分辨率（HR）图像的过程。目前主要的超分方法可以归纳为四种类型：基于CNN的方法，基于GAN的方法，基于Transformer的方法，基于扩散的方法。

1.1　基于CNN的方法

基于CNN的超分辨率方法以CNN模型作为基础，也是深度学习在图像超分辨率领域最早取得成功的一类方法。Dong等[10]提出了SRCNN，首次将深度卷积网络引入图像超分任务，通过端到端学习实现了从低分辨率到高分辨率图像的映射关系。随后，大量改进方法被提出，例如，VDSR[11]通过引入残差学习和更深的网络结构提升了重建性能，EDSR[12]进一步去除了不必要的模块并增强了网络容量，从而获得更好的重建效果。尽管CNN方法在像素重建和结构恢复方面取得了良好效果，但由于卷积操作的局部感受野限制，其在建模长距离依赖关系和复杂全局结构方面仍存在一定不足。

1.2　基于GAN的方法

为了提升重建图像的视觉质量和感知效果，研究者提出了基于生成对抗网络（GAN）的超分辨率方法。SRGAN[13]通过生成器与判别器之间的对抗训练，使重建图像在感知质量上更加接近真实图像。在此基础上，Wang等[14]提出了ESRGAN通过改进网络结构并引入相对判别器和感知损失，进一步提升了图像细节和纹理表现能力。然而，尽管GAN方法能够显著增强图像的纹理细节和视觉真实感，但其训练过程通常不稳定，并且容易产生伪影或不符合真实结构的细节，从而影响重建结果的可靠性。

1.3　基于Transformer的方法

近年来，Transformer在计算机视觉领域的成功也推动了其在图像超分辨率任务中的应用。与CNN不同，Transformer通过自注意力机制能够有效建模长距离依赖关系，从而更好地捕获图像中的全局上下文信息。SwinIR[15]基于分层Transformer结构，通过滑动窗口自注意力机制实现高效的特征建模，在多个图像复原任务中取得了优异表现。此外，TTST[16]通过两阶段结构建模低分辨率图像与高分辨率细节之间的关系，在保持全局结构一致性的同时进一步提升细节恢复能力。尽管Transformer方法在结构建模方面具有明显优势，但其计算复杂度较高，在处理高分辨率遥感图像时往往需要较大的计算资源。

1.4 基于扩散的方法

随着扩散生成模型的发展，基于扩散模型的超分辨率方法逐渐受到关注。扩散模型通过逐步向数据中添加噪声并学习反向去噪过程来建模数据分布，从而能够生成高质量图像。SR3[17]首次将扩散模型引入图像超分辨率任务，并在感知质量方面取得显著提升。Xiao等[18]提出的EDiffSR通过引入更高效的扩散框架和特征建模策略，提高了扩散模型在图像复原任务中的生成能力。此外，IR-SDE[19]将图像恢复问题建模为随机微分方程（SDE）过程，通过连续时间建模实现更稳定的图像重建。

2 方法

2.1 扩散模型

扩散模型核心思想是通过逐步添加噪声和逐步去噪的过程来学习数据的分布。包括两个过程：前向扩散过程和反向生成过程。前向扩散过程通过在多个时间步中逐渐向原始数据添加高斯噪声，使数据分布逐渐接近标准高斯分布；而反向过程则通过学习逐步去除噪声，从而恢复出原始数据。给定真实图像x_0，前向扩散过程在每一个时间步t向数据中注入少量高斯噪声，其过程可表示为：

$$q(x_t|x_{t-1})=N\left(x_t;\sqrt{1-\beta_t}\,x_{t-1},\beta_t I\right) \quad (1)$$

式中，β_t表示在第t个时间步的噪声方差调度参数，控制噪声的注入强度。在反向过程中，模型通过学习一个参数化网络来逐步去除噪声：

$$p_\theta(x_t|x_{t-1})=N\left(x_{t-1};\mu_\theta(x_t,t),\sigma_t^2 I\right) \quad (2)$$

式中，μ_θ由参数为θ的神经网络预测。在实际训练中，扩散模型通常通过预测噪声项来进行优化：

$$L=E_{x_0,\epsilon,t}\left[\left\|\epsilon-\epsilon_\theta(x_t,t)\right\|^2\right] \quad (3)$$

通过不断迭代的去噪过程，扩散模型能够逐步恢复高质量图像，并在图像生成和图像复原任务[20]中取得了优异性能。

2.2 模型总体架构

本文工作主要是借助变化先验采用扩散框架来实现遥感影像超分辨率重建。CPDiffSR的框架如图1所示。首先，将LR影像通过上采样提升至目标尺度。随后，将上采样后的图像与变化先验以及参考影像在通道维度进行拼接，以融合来自不同来源的辅助信息。该融合特征随后输入到RCAB中进行特征增强，通过通道注意力机制自适应地强调关键结构信息并抑制冗余特征。在获得增强特征后，将

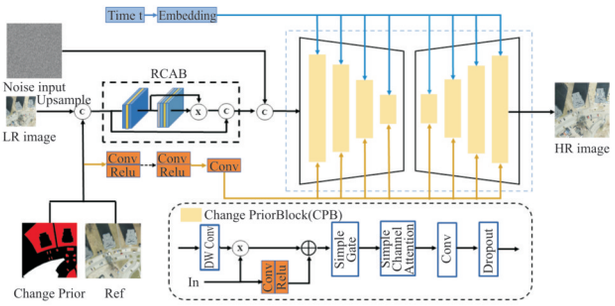


图 1 CPDiffSR 模型结构图

Fig. 1 The Framework of CPDiffSR Model

其与噪声图像进行拼接，作为扩散模型的输入。与此同时，扩散过程中的时间步t经过时间嵌入映射为条件向量，并注入到网络各层中，以指导不同去噪阶段的特征建模。主干网络采用编码器—解码器结构，其中多个CPB被嵌入到不同层级，用于在特征传播过程中持续引入变化先验信息，使模型能够更加关注变化区域的结构恢复，同时保持未变化区域的纹理一致性。

在逐层的特征编码与解码过程中，多尺度信息被不断融合与重建，网络逐步预测噪声残差，并通过迭代去噪过程将噪声样本映射到高分辨率图像空间。最终，模型能够生成结构清晰且细节丰富的高分辨率遥感影像，从而实现高质量的超分辨率重建。

2.3 变化先验模块

为了在遥感影像超分辨率重建的过程中更有效地利用变化先验信息，本文设计了变化先验模块（change prior block，CPB）用于对特征进行自适应调制。以主干特征和变化先验引导特征作为输入，通过显式的特征调制机制增强变化区域的结构表达能力。具体而言，输入特征首先通过Depth-wise Convolution进行局部特征提取。同时，从变化先验提取的引导特征经过卷积和ReLU激活生成调制因子，并与主干特征进行逐元素乘法和加法操作，从而实现对特征的自适应缩放与偏移。这种调制方式能够根据变化先验信息动态强调变化区域的重要结构，同时抑制无关背景信息。随后，调制后的特征依次通过Simple Gate与Simple Channel Attention进一步建模通道间的相关性。

3 实验和分析

3.1 数据集和评价指标

本文在两个变化检测数据集上验证本方法的有效性：HiUCD和MSSCD。HiUCD数据集是城市语

义变化检测数据集,提供了双时相遥感影像对。它的场景以城市区域为主,包含大量建筑物、道路、植被等复杂地物,原始分辨率为0.1m。在这项工作中,先将数据集影像裁剪成256×256大小,之后进行四倍降采样,每个影像块降采样成64×64大小;选择其中4 000张影像进行训练,800张影像用于测试。MSSCD是一个多尺度语义变化检测数据集,包括非建筑用地的7个变化类别:建筑物、道路、停车场等。同样地,先将数据集影像裁剪成256×256大小,之后进行四倍降采样,每个影像块降采样成64×64大小。我们使用9 008张影像进行训练,1 214张影像用于测试。

为了评估超分辨率性能,使用了FID,LPIPS,DISTS和NIQE四个评价指标。其中FID和NIQE分别用于衡量生成图像与真实图像之间的相似性以及视觉质量。DISTS综合评估图像的结构与纹理相似性,能够更全面地反映细节与结构恢复能力。而LPIPS是基于深度网络特征计算感知相似度,数值越低意味着更好的结果。

3.2　实验细节

使用PyTorch框架实现了CPDiffSR,所有实验都在4个NVIDIA GeForce RTX 3090 GPU上进行。训练模型经过300 000次迭代,批次大小为8。使用AdamW优化器,将初始学习率设置为4×10^{-5},学习率根据余弦时间表衰减。总扩散步长设置为100。为了确保公平比较,不执行任何预训练或微调;模型是在数据集上从头开始训练的。

3.3　结果比较

将CPDiffSR与最先进的SR方法进行比较,包括LDL、SwinIR、EDSR、ESRGAN、Ediffsr、IR-SDE、TTST。为了确保评估的全面性,选择了不同框架下的代表方法。具体来说,EDSR是基于CNN的方法。基于GAN方法包括ESRGAN和LDL。基于Transformer的方法包括SwinIR,TTST。基于扩散的方法选择了Ediffsr和IR-SDE作为典型方法。

1)定量比较:使用了FID,LPIPS,DISTS和NIQE四个评价指标评估了本文方法在HiUCD和MSSCD数据集上的性能。在两个数据集上测试的结果如表1和表2所示。在HiUCD数据集上,不同类型的方法在感知指标上呈现出明显的差异。传统的CNN方法(EDSR)在FID和NIQE上表现较差,说明其生成的结果在分布一致性和自然性方面存在不足。ESRGAN方法显著降低了FID,但其LPIPS和DISTS仍高于基于扩散类方法,表明对抗训练在结构和感知一致性上仍然有限。IR-SDE展现出更强的结构纹理重构能力,在LPIPS(0.130 9)和DISTS(0.113 1)上取得最佳结果,同时FID降至32.819 7。但是NIQE仍然偏高,说明在复杂城市场景中还是存在图像自然度和感知问题。

表 1　HiUCD数据集上的定量结果展示

Tab.1　The Quantitative Results for the HiUCD Dataset

HiUCD数据集		评价指标			
类型	方法	FID↓	LPIPS↓	DISTS↓	NIQE↓
CNN	EDSR	71.884 7	0.204 6	0.164 7	6.213 9
GAN	ESRGAN	33.554 0	0.134 1	0.114 0	4.798 9
	LDL	73.189 9	0.261 8	0.191 8	5.824 3
Transformer	SwinIR	75.478 0	0.204 4	0.169 9	6.785 5
	TTST	71.336 9	0.202 2	0.166 5	6.628 0
Diffusion	Ediffsr	94.391 8	0.212 3	0.185 4	4.632 0
	IR-SDE	32.819 7	0.130 9	0.113 1	5.034 3
	Ours	32.698 9	0.133 8	0.113 9	4.630 7

表 2　MSSCD数据集上的定量结果展示

Tab.2　The Quantitative Results for the MSSCD Dataset

MSSCD数据集		评价指标			
类型	方法	FID↓	LPIPS↓	DISTS↓	NIQE↓
CNN	EDSR	57.967 8	0.165 1	0.146 9	8.875 9
GAN	ESRGAN	31.253 8	0.128 9	0.115 1	6.643 3
	LDL	45.170 0	0.199 1	0.171 3	8.009 2
Transformer	SwinIR	60.411 9	0.174 1	0.154 1	8.973 9
	TTST	86.070 4	0.282 1	0.218 2	10.487 5
Diffusion	Ediffsr	64.373 5	0.167 9	0.163 5	6.244 0
	IR-SDE	27.794 6	0.123 4	0.112 8	6.064 9
	Ours	27.502 3	0.110 9	0.111 1	6.245 3

相比之下，本文方法在整体性能上取得最优结果，FID（32.698 9）和 NIQE（4.630 7）取得最优，LPIPS（0.133 8）和 DISTS（0.113 9）取得次优。这一现象背后的核心原因在于，变化先验的引入配合扩散模型的生成能力，能拟合真实高分辨率遥感图像的复杂数据分布并抑制失真，从而在 FID 和 NIQE 上表现出极高的视觉真实感。而 LPIPS 和 DISTS 作为有参考感知指标，依赖与真实图像在空间结构上的绝对对齐；由于扩散模型迭代去噪过程具有一定的随机性，模型在变化区域生成的细粒度纹理可能会产生位置偏移，这在严格的特征对比中会带来微小的差异。因此，本文方法在 LPIPS 和 DISTS 上达到次优结果，但在视觉真实感与结构纹理恢复之间实现了更优、更具实用价值的平衡。

在 MSSCD 数据集上，基于 Transformer 的方法（SwinIR，TTST）在结构件方面表现稳定，但是 FID 较高，显示其在复杂多尺度变化场景中的分布匹配能力有限。扩散方法在 MSSCD 上展现优势，IR-SDE 获得最低 NIQE，体现了良好的感知一致性。相比之下，本文方法在 FID 上达到最低值 27.502 3，同时在 LPIPS（0.110 9）和 DISTS（0.111 1）上均优于所有对比方法，整体性能最佳。虽然 NIQE 略高于 IR-SDE，但显著优于 CNN、GAN 和 Transformer 方法，说明所提出模型在多尺度语义变化场景中具有更稳定的结构重建能力和更强的泛化能力。

2）定性比较：对所有的对比模型进行了视觉比较。如图 2 所示，在 HiUCD 数据集上，所提出的方法能够恢复更加清晰的建筑边缘、车辆轮廓以及道路结构。相比之下，基于 CNN 的方法（如 EDSR）产生的结果会有纹理细节缺失；GAN 方法虽然增强了局部对比度，但容易引入伪影和不稳定的纹理。且 LDL 会存在过度平滑的问题，导致房顶纹理没有得到很好的恢复。EDiffSR 在一定程度上改善了纹理表现，但仍存在局部结构模糊或细节不完整的问题。相比之下，本文方法在变化先验的引导下表现出显著优势：在无变化区域，模型结合参考影像重建高频细节；在标记的变化区域（如新建/拆除建筑），模型摆脱旧时相干扰并借助扩散模型更准确地重建出建筑边界与车辆等小尺度目标，同时保持场景结构的一致性，生成结果最接近真实图像。

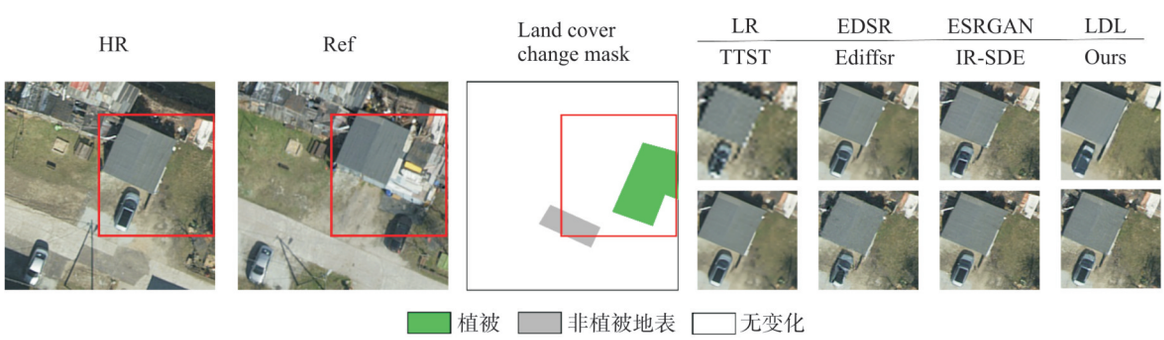


图 2　HiUCD 数据集上各对比方法结果展示

Fig. 2　Results of Various Comparative Methods on the HiUCD Dataset

图 3 场景中包含大量规则排列的建筑物和田地纹理，对模型的结构和纹理建模能力提出了更高的要求。对于图中两个距离很近但互不连接的细小建筑物，传统方法由于缺乏空间结构约束，极易产生边缘模糊乃至结构粘连。而只有本文方法在变化先验与参考影像的协同作用下，精准还原了小建筑物独立清晰的几何结构，保持了场景的空间几何一致性。对于大面积的田地纹理，传统方法难以恢复细粒度纹理，导致屋顶和地表区域出现明显的模糊现象。而本文方法通过变化先验识别出不变区域，并充分利用参考影像中丰富的高频纹理作为引导，自适应地将高分辨率纹理还原至低分辨率图像中，大幅提升了细粒度纹理的恢复效果，体现出更强的感知保真度与结构重建能力。

此外，为了进一步评估本文方法在未发生变化场景下的适用性与稳健性，在 MSSCD 数据集上进行了进一步的实验。挑选了 MSSCD 数据集中前后无变化情况的影像组成测试集对模型性能指标进行测试，测试结果如表 3 所示。

由表 3 可以看出，在影像完全未发生变化的场景下，本文方法依然展现出优异的稳健性。这是由于扩散模型具有极强的生成能力，但在缺乏空间强约束时，经历多步迭代去噪极易产生随机的不真实的细粒度纹理和伪影缺陷。当面临影像完全无变化的情况时（即变化先验全为 0），变化先验实际上退化为了空间刚性约束。此时，变化先验模块能够识别出无变化区域，防止网络盲目生成新结构，从而让模型重点参考已知影像的真实分布进行重建。在这种情况下，CPDiffSR 转化为一个高效的条件扩散网络，能够以参考影像为高频特征，引导扩散模型还原

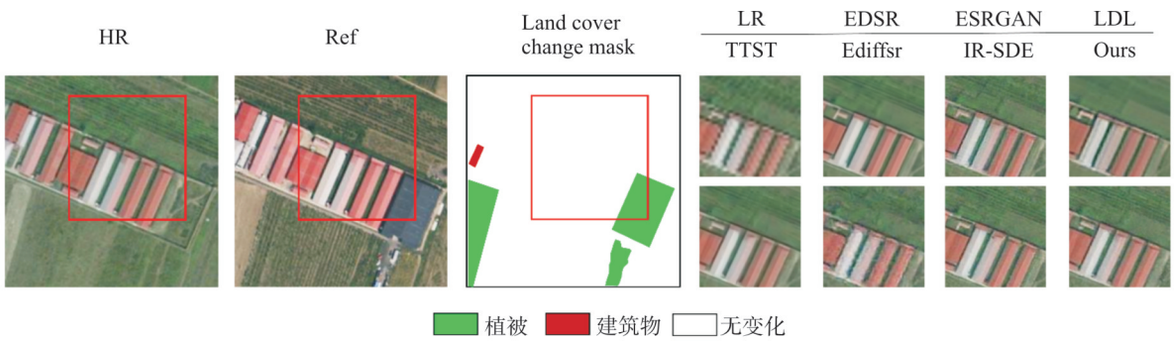


图 3　MSSCD 数据集上各对比方法结果展示

Fig. 3　Results of Various Comparative Methods on the MSSCD Dataset

表 3　MSSCD 数据集无变化场景下模型稳健性定量评估

Tab. 3　Quantitative Evaluation of Model Robustness in Unchanged Scenarios of the MSSCD Dataset

方法	评价指标			
	FID ↓	LPIPS ↓	DISTS ↓	NIQE ↓
EDSR	141.927 1	0.149 6	0.165 5	8.376 4
ESRGAN	101.457 5	0.109 7	0.118 0	6.530 1
LDL	155.412 6	0.171 3	0.189 3	7.839 1
SwinIR	145.746 5	0.156 7	0.171 1	8.304 2
TTST	242.118 0	0.311 0	0.243 8	10.140 2
Ediffsr	156.774 7	0.142 9	0.182 7	5.833 5
IR−SDE	102.835 9	0.110 9	0.113 0	5.881 2
Ours	106.249 2	0.101 3	0.109 2	5.869 5

低分辨率影像中的细粒度纹理,抑制了扩散生成过程中的随机几何失真与虚假噪点。这表明,即使在无变化地物的超分重建任务中,本文方法依然能凭借扩散模型与变化先验形成的机制,保持极高的保真度与泛化优势。

总体而言,所提出的方法在变化区域中能够更准确地恢复真实内容,同时在未变化区域实现更加有效的纹理重建,从而在空间与时间分辨率之间建立了更加可靠的联系。

3.4　消融实验

为了验证提出的变化先验模块的贡献,本文在HiUCD数据集和MSSCD数据集上开展消融实验,对比了包含与去除变化先验模块(CPB)情况下的模型性能,结果如表4所示。从消融实验结果可以看出,在两个数据集上引入CPB模块后,各项评估指标均获得了显著提升。这表明CPB模块通过显式的特征调制与自适应门控机制,能够有效将变化先验信息注入到扩散模型的去噪与重建过程中。该模块不仅强化了模型对变化区域复杂地物结构的恢复能力,避免了传统扩散生成中易出现的细节模糊与伪影,同时也能引导未变化区域精准重建参考影像的高频纹理。表明变化先验模块在增强特征表达、提升生成保真度方面具有关键的作用。

表 4　消融实验

Tab. 4　Ablation Study

数据集	模块	评价指标			
		FID ↓	LPIPS ↓	DISTS ↓	NIQE ↓
HiUCD	去除CPB模块	45.975 1	0.175 0	0.149 1	5.573 2
	CPB模块	32.698 9	0.133 8	0.113 9	4.630 7
MSSCD	去除CPB模块	32.613 3	0.148 6	0.135 9	7.370 4
	CPB模块	27.502 3	0.110 9	0.111 1	6.245 3

4　结束语

本文提出了一种新的遥感图像超分辨率重建方法——CPDiffSR。该方法通过引入变化先验信息对扩散模型的重建过程进行引导,使模型能够更加关注图像中具有显著结构变化和细节信息的区域,从而提升高分辨率图像的细节恢复能力与结构一致性。在HiUCD和MSSCD数据集上的大量实验表明,CPDiffSR整体性能优于现有方法,证明了变化先验在扩散模型中的有效性。

然而,由于扩散模型需要经历多步逐渐去噪的生成过程,模型在训练和推理阶段仍然具有较高的计算复杂度和较长的生成时间。针对上述问题,未来的研究将从以下几个方面展开。首先,可以探索更加高效的扩散模型结构,例如在潜在空间中进行生成的潜在扩散模型,以降低模型计算开销并提升训练和推理效率。其次,可以通过引入半监督学习或弱监督学习策略,降低模型对高质量标注数据的依赖,提高模型在实际遥感应用中的可推广性。最后,将扩散模型与多模态遥感数据(如合成孔径雷达、激光雷达等)进行融合,有望进一步提升模型在结构恢复和细节生成方面的能力,从而推动遥感图像超分辨率技术在更多实际应用场景中的发展。

参 考 文 献

[1]　Xin Liang, Li Zhipeng, Wang Sijian. Super-Resolution Research on Remote Sensing Images in the Megacity Based on Improved SRGAN[J]. ISPRS Annals of

the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2022, V-3-2022: 603-609

[2] Zhang Jizhou, Xu Tingfa, Li Jianan, et al. Single-Image Super-Resolution of Remote Sensing Images with Real-World Degradation Modeling[J]. Remote Sensing, 2022, 14(12): 2895

[3] Liang Haotian, Zheng Change, Liu Xiaodong, et al. Super-Resolution Reconstruction of Remote Sensing Data Based on Multiple Satellite Sources for Forest Fire Smoke Segmentation[J]. Remote Sensing, 2023, 15(17): 4180

[4] Rombach R, Blattmann A, Lorenz D, et al. High-Resolution Image Synthesis with Latent Diffusion Models [C]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). June 18-24, 2022, New Orleans, LA, USA. New York: IEEE Press, 2022: 10 674-10 685

[5] Ho J, Jain A, Abbeel P. Denoising Diffusion Probabilistic Models [PP/OL]. 2020: arXiv: 2006.11239. https://arxiv.org/abs/2006.11239

[6] Saharia C, Chan W, Chang Huiwen, et al. Palette: Image-to-Image Diffusion Models[C]//Special Interest Group on Computer Graphics and Interactive Techniques Conference Proceedings. Vancouver BC Canada. ACM, 2022: 1-10

[7] Sohl-Dickstein J, Weiss E A, Maheswaranathan N, et al. Deep Unsupervised Learning Using Nonequilibrium Thermodynamics[PP/OL]. 2015: arXiv: 1503.03585. https://arxiv.org/abs/1503.03585

[8] Tian Shiqi, Ma Ailong, Zheng Zhuo, et al. Hi-UCD: A Large-Scale Dataset for Urban Semantic Change Detection in Remote Sensing Imagery[PP/OL]. 2020: arXiv: 2011.03247. https://arxiv.org/abs/2011.03247

[9] Guo Peixin, Yang Siyu, Zhang Hanchao, et al. HRMS-SCD: A High-Resolution Multi-scene Satellite Imagery Dataset for Comprehensive Land-Cover Semantic Change Detection[J]. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2025, X-G-2025: 323-331

[10] Dong Chao, Loy C C, He Kaiming, et al. Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 38(2): 295-307

[11] Kim J, Lee J K, Lee K M. Accurate Image Super-Resolution Using very Deep Convolutional Networks[C]// 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2016: 1 646-1 654

[12] Lim B, Son S, Kim H, et al. Enhanced Deep Residual Networks for Single Image Super-Resolution [C]// 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 1 132-1 140

[13] Ledig C, Theis L, Huszár F, et al. Photo-Realistic Single Image Super-Resolution Using a Generative Adversarial Network[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). July 21-26, 2017, Honolulu, HI. New York: IEEE Press, 2017: 105-114

[14] Wang Xintao, Yu Ke, Wu Shixiang, et al. ESRGAN: Enhanced Super-Resolution Generative Adversarial Networks[C]//Computer Vision—ECCV 2018 Workshops. Cham: Springer, 2019: 63-79

[15] Liang Jingyun, Cao Jiezhang, Sun Guolei, et al. SwinIR: Image Restoration Using Swin Transformer[C]// 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW). October 11-17, 2021, Montreal, BC, Canada. New York: IEEE Press, 2021: 1 833-1 844

[16] Yang Fuzhi, Yang Huan, Fu Jianlong, et al. Learning Texture Transformer Network for Image Super-Resolution[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). June 13-19, 2020, Seattle, WA, USA. New York: IEEE Press, 2020: 5 790-5 799

[17] Saharia C, Ho J, Chan W, et al. Image Super-Resolution via Iterative Refinement[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2023, 45(4): 4 713-4 726

[18] Xiao Yi, Yuan Qiangqiang, Jiang Kui, et al. EDiffSR: An Efficient Diffusion Probabilistic Model for Remote Sensing Image Super-Resolution[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2024, 62: 5601514

[19] Luo Ziwei, Gustafsson F K, Zhao Zheng, et al. Image Restoration with Mean-Reverting Stochastic Differential Equations[PP/OL]. 2023: arXiv: 2301.11699. https://arxiv.org/abs/2301.11699

[20] 方宁, 詹总谦, 王鑫. 一种用于视频超分辨率和去运动模糊联合处理的深度学习网络[J]. 测绘地理信息, 2024, 49(3): 91-95

修回日期:2026-09-03

第一作者:肖雄武,博士,副教授,现主要从事无人机实时测绘与SLAM技术、遥感影像超分等研究。E-mail:xwxiao@whu.edu.cn

通信作者:姜瑞轩,硕士,现主要从事遥感影像超分、多模态遥感影像匹配研究。E-mail:1223119020@qq.com