

# MuralDiff: 大规模预训练古代壁画修复的扩散

Zishan Xu<sup>ID</sup>, Xiaofeng Zhang, Wei Chen<sup>ID</sup>, Member, IEEE, Jueting Liu, Tingting Xu, and Zehua Wang<sup>ID</sup>

**摘要:** 本文针对古代壁画文化遗产的裂缝检测与数字化修复, 提出了一种结合Unet网络结构和扩散模型的综合方法。首先, 利用Unet网络结构对壁画裂缝进行高效检测, 通过构建古代壁画图像数据集进行训练和验证, 实现壁画裂缝的准确识别。接下来, 采用边缘引导的优化遮蔽策略进行壁画修复, 有效保留了壁画的信息, 并减少了修复过程中对原始壁画的损坏。最后采用扩散模型对壁画进行数字化修复, 通过调整参数提高修复性能, 实现壁画裂缝的自然修复。实验结果表明, 基于Unet网络和扩散模型的综合方法在壁画裂缝检测和数字修复任务中具有显着优势, 为古代壁画的保护和修复提供了一种新颖有效的方法。此外, 本研究对于壁画修复和文化遗产保护领域的技术发展具有重要意义, 有助于相关领域的进步和技术创新。

索引术语——壁画修复、扩散模型、裂纹检测、图像修复、大规模预训练。ck

手稿于 2023 年 6 月 8 日收到; 2023 年 10 月 14 日修订; 2023 年 12 月 12 日接受。出版日期 2024 年 2 月 20 日; 当前版本的日期为 2024 年 5 月 27 日。这项工作部分得到了国家自然科学基金委 52274160 和 51874300 的资助, 部分得到了国家自然科学基金委和山西省人民政府联合资助的中国煤炭基地和煤炭基地项目的支持。低碳基金 U1510115, 部分由中央大学基本科研业务费基金 2023QN1079 资助。(通讯作者: 陈伟) 徐子山、刘珏婷、徐婷婷, 中国矿业大学计算机科学与技术学院, 徐州 (E-mail: TS21170029A31@cumt.edu.cn); 6476@cumt.edu.cn; 6514@cumt.edu.cn)。张晓峰, 上海交通大学电气工程与电子信息学院, 上海 200240 (电子邮箱: frambreak@sjtu.edu.cn)。陈伟, 中国矿业大学(徐州)计算机科学与技术学院、中国矿业大学(北京)机电与信息工程学院、智能制造重点实验室应急管理部采矿与机器人, 北京 100083 (电子邮件: chenwdavior@163.com)。王泽华, 中国矿业大学计算机科学与技术学院, 中国徐州加拿大温哥华不列颠哥伦比亚大学电气与计算机工程系 (电子邮件: zwang@ece.ubc.ca)。建议 Albert Lam 接受。数字对象标识符 10.1109/TETCI.2024.3359038

## 一、简介

古代壁画作为文化传承不可分割的组成部分, 囊括了来自全球不同地区的伟大历史、文化和艺术信息。遗憾的是, 在漫长的历史进程中, 无数壁画因自然环境影响和人为干预而遭受严重破坏。数字修复技术的出现为保护和延续这些珍贵的文化遗产提供了关键支持。与传统修复方法相比, 数字修复降低了对原始壁画造成二次损坏的风险, 并确保持久保存。此外, 数字技术超越了物理空间的限制, 促进了这些具有历史意义的艺术作品的全球展览和传播。然而, 虽然数字修复技术为这些宝贵文化遗产的保护和传播提供了关键支持, 但融合计算机视觉、人工智能和深度学习等先进技术的跨学科合作仍然面临着沟通障碍、专业知识差异和优先事项不同等挑战。古代壁画在经历了长时间的自然环境和人类影响后, 面临着裂缝、脱落、污渍、结构损坏等诸多问题[1]。这些挑战使得数字修复过程变得复杂, 需要图像处理技术来恢复壁画的原始外观, 同时解决结构损坏以增强稳定性和安全性。与标准图像修复任务相比, 古代壁画修复的一个重大挑战是

(1) 大多数过时的壁画图像数据已损坏并需要修复, 这反映了类似于盲目图像修复的场景。由于古代壁画数据的固有局限性, 我们需要更多新的、原始的壁画图像数据作为标签。这使得传统图像修复任务中常用的大规模图像数据集的创建几乎不可能。(2)此外, 壁画修复中的关键技术, 如裂纹检测和去除、空隙填充和污渍去除, 面临着重大挑战。现有的划痕检测技术在遇到壁画等问题时往往表现不佳。(3)现有的深度学习方法形式化还原, 如生成对抗网络(GAN)或卷积神经网络(CNN), 需要提供基于大量训练数据的模型先验知识, 以弥补跨学科带来的专业知识差异, 但壁画修复领域恰恰最缺乏成对训练数据, 因此可以

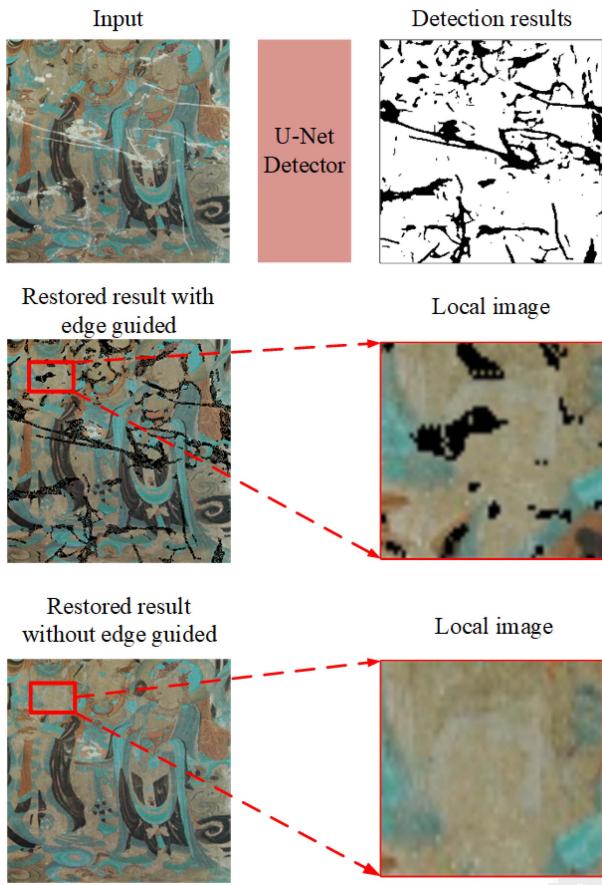


图1.古壁画裂缝检测与修复结果。

只会产生次优结果。并且还可能遇到模型崩溃的问题。针对古代壁画修复的特有问题和挑战，本文提出了一种创新的数字壁画修复方法——MuralDiff。如图1所示，它展示了我们方法的壁画修复过程。具体来说，采用了以下步骤：步骤1，为了应对数据缺乏的第一个挑战，我们采用了多种策略。最初，收集并扩充了大量的壁画数据，增强了我们模型的泛化能力。随后，在丰富先验知识的扩散模型上进行大规模预训练，有效弥补了壁画领域的知识空白。最后，对受损壁画进行选择性地进行像素级语义标注，从而增强模型对壁画的解释和分析能力。步骤2，针对壁画损伤检测的第二个问题，将U-Net适配器网络结构应用于古代壁画裂纹检测，实现精确的裂纹检测，有利于后续的修复操作。第三步，为了解决生成能力的第三个挑战，我们引入了扩散模型，由于其具有丰富的先验知识的特性，该模型已经过大规模的预训练，以有效地弥合不同领域的知识差距。同时，我们在修复过程中引入了边缘引导掩模生成策略，通过结合改进壁画修复的掩模策略

边缘信息并指导恢复模型对包含边缘先验信息的掩模进行填充和修复。与普通图像相比，古代壁画图像主要包括边缘轮廓和壁画颜色。边缘轮廓作为壁画的稳健结构信息，在填充空隙时必须优先考虑。因此，该方法引入了边缘结构先验信息来指导扩散模型填充和恢复壁画空隙。这些策略和技术帮助我们有效地应对跨学科带来的挑战。最后，本文开创了扩散模型在壁画修复领域的应用，验证了其在该领域的有效性。扩散模型在图像生成领域取得了显着的成果，具有强大的生成能力和对抗能力。在壁画修复中，扩散模型可以充分利用壁画结构和纹理信息，产生高质量的修复结果。此外，扩散模型表现出优异的鲁棒性，适应各种壁画损坏类型和程度。因此，将扩散模型应用于壁画修复具有重要的实用价值和研究意义。本文的主要贡献和成果如下：1) 提出了一种将壁画裂纹检测和壁画相结合的综合古代壁画修复方法MuralDiff。恢复。MuralDiff是第一个将扩散模型应用于壁画修复的方法。2) 本文创建了一个古代壁画数据集。我们在创作过程中手动标注了壁画中的许多划痕和损坏区域，为壁画修复研究提供了必要的数据基础。3) 通过大量的实验，我们验证了我们提出的方法在古代壁画修复背景下的优越性。与现有的SOTA方法相比，MuralDiff在解决复杂的壁画损坏问题并实现最先进的技术时表现出更高的修复质量和鲁棒性。

## 二. 相关工作

### A. 图像修复

传统的图像修复算法，例如基于偏导数的算法[2]、采样[3]和使用几何图像模型的变分修复算法[4]，在修复小损坏区域方面取得了一定的成功。然而，它们在大范围内仍然需要改进。大规模受损区域修复。基于深度学习的图像修复算法已经出现，生成对抗网络(GAN)在语义图像修复方面优于传统方法[5]。为了解决卷积核感受野的局限性，研究人员引入了扩张卷积[6]、门控卷积[7]等技术，并尝试结合注意力机制来关注全局特征[8]。进一步的研究包括注意力转移机制[9]、结合结构纹理先验[10]、[11]、单阶段修复[12]、多模态图像修复方法[13]和大规模缺陷恢复[14]。谢内特等人。[15]提出了图像修复的优化

介绍了基于小波的自注意力 GAN (WSA-GAN)。类似地, Yap 等人。[16]深入研究面部皱纹的检测和修复。在 GAN 的训练过程中, 为了增强模型的生成能力, Pan 等人。[17]对 GAN 中的损失函数进行了深入研究。同时, 论文[18]和[19]介绍了生成视图和恢复面部图像的新方法。此外, 还探索了其他类型的图像处理技术, 例如图像拼接[20]、视频推理[21]、点云质量评估[22]和手指静脉图像去模糊[23]。利特等人。[24]通过引入直接对抗训练 (DAT) 方法, 为稳定 GAN 训练提供了新的视角。[25], [26], [27], [28], [29], [30]是覆盖图像的 GAN/Transformer 方法。在我们对最新修复方法的回顾中, 我们深入研究了 DSI [31]、ICT [32]、Lama [14]、EdgeConnect [10]、MISF [33] 和 MAT [34]。具体来说, DSI 利用生成对抗性损失来合成图像纹理, 而 ICT 从基础 GAN 意识形态中汲取灵感。Lama 引入了一种称为“协同调制生成对抗网络”的创新方法, 即条件图像 GAN。EdgeConnect 遵循清晰的对抗模型。MIS 和 MAT 是修复领域的新人, 值得称赞。MISF 结合了 L1 损失、GAN 损失、风格损失和感知损失来进行网络优化。相比之下, MA 强调使用非饱和对抗性损失来进一步细化。了解修复领域的细微差别和进步只会强调壁画修复的重要性和独特性。为了强调这一点, 我们现在的重点转向与壁画修复相关的研究。

#### B. 数字壁画修复

通过数字技术修复壁画已成为保护国际文化遗产的焦点。许多研究采用传统图像修复算法和基于深度学习的技术来修复古代壁画。潘等人。[35]利用数字技术和传统修复方法进行古代壁画修复。沉等。[36]通过应用形态成分分析 (MCA) 分解和随后的对唐墓壁画的修复来实现图像重建。其他研究人员提出了基于纹理合成和曲率扩散算法的恢复方法[37]。张等人。[38]针对麦积山数字壁画的病理特征, 采用基于最小干预原则的无纹理数字壁画病理提取和改进的修复算法。Xu 和 Fu [39]利用 DenseNet 深度学习算法有效地恢复了古代壁画的颜色。陈等人。[40]对敦煌壁画修复的传统 CDD 曲率扩散算法进行了增强, 实现了更高质量的数字修复。传统图像修复算法的典型代表是 Criminisi 修复算法, 该算法通过计算缺失区域的周围像素来确定修复图像。

修复区域中的像素, 在图像修复中取得了巨大的成功。一些研究改进了用于古代壁画修复的 Criminisi 算法, 例如 Yang 等人。[41]等人采用 D-S 证据理论数据融合方法, 细化了 Criminisi 图像修复算法优先级函数, 用于修复敦煌壁画色彩变化和人为损坏。焦等人。[42]在修复五台山壁画和墓室壁画的 Criminisi 算法优先级计算中引入了色散项。张格特等人。[43]优化了优先级函数, 并引入了区域协方差方法, 以实现更准确的结构信息恢复和匹配。谢等人。[44]通过改进的基于 Criminisi 的技术, 显著提高了福建古建筑图案的修复质量。尽管 Criminisi 算法在壁画修复中取得了积极的结果, 但在修复不连续和不规则的大跨度裂缝或随机形状划痕时, 其表现不佳。深度学习技术已广泛应用于各个领域的图像修复。任等人。[45]利用神经网络进行壁画修复, 利用广义回归神经网络对敦煌壁画进行数字化修复和保存。采用各向异性扩散、形态膨胀算子、自适应平滑参数等先进技术来恢复壁画。随后, 生成对抗网络 (GAN) 在生成任务中展现了非凡的能力, 大量研究逐渐改进 GAN, 以便在图像修复任务中获得更好的性能。徐等人。[46]将基于 GAN 的图像修复方法应用于壁画修复任务, 通过引入感知损失函数和扩张卷积层来提高修复精度和质量。Wang 等人。[47]将自适应部分卷积和任意形状掩模纳入基于 GAN 的壁画修复中。利特等人。[48]采用了由边缘信息引导的两阶段图像修复网络来进行壁画修复。然而, 近年来, 扩散模型在图像修复任务中逐渐取代了 GAN。扩散模型作为基于扩散过程的图像生成方法, 可以在充分利用局部图像信息进行恢复的同时保持结构一致性和纹理连续性。与 GAN 不同, 扩散模型表现出更高的训练稳定性以及更好的可控性和适应性。因此, 扩散模型是选择图像修复方法的有效且可靠的选择。虽然现有的壁画修复技术在某些方面取得了成功, 但仍然存在局限性。鉴于这些局限性, 本文将主要研究扩散模型在壁画修复中的应用, 以充分发挥其在结构一致性、纹理连续性和局部信息利用方面的优势。

#### C. 图像修复应用中的扩散模型

最近, 扩散模型在图像生成中获得了突出的地位, 其生成能力超越了

某些领域的生成对抗网络 (GAN)。许多研究人员认为, 扩散模型具有成为未来图像生成模型代表的巨大潜力。在密切相关的图像绘画领域, 一些研究成果已经开始探索扩散模型在图像修复中的应用。扩散模型 [49]的推理过程涉及两个阶段: 前向扩散和反向扩散。在前向扩散阶段, 该过程从真实图像开始, 并逐渐添加噪声, 导致图像变得越来越模糊。这个从右向左进行的阶段可以看作是一个马尔可夫过程。添加足够的噪声后, 图像最终呈现标准正态分布。在训练阶段, 每一步添加的噪声量已知, 从而可以进行递归计算。前向扩散阶段的关键在于推导与噪声的关系。反向扩散阶段从噪声图像开始, 逐渐恢复原始的清晰图像。此阶段从左到右进行, 以了解给定条件下的分布。如果这个分布已知, 就可以从任何噪声图像中采样出清晰的图像, 达到图像生成的目的。然而, 直接获得这种分布非常棘手, 需要替代方法。扩散模型在图像修复领域引起了广泛的关注和研究。早期研究[50]采用无监督后验估计技术, 证实了扩散模型用于图像恢复的可行性。后续研究[51]利用无条件生成策略对等待恢复的图像进行编码, 展示了扩散模型用于有损图像压缩的潜力。与此同时, Press 等人的研究结果。[52]揭示了扩散模型在性能方面优于GAN, 并基于扩散模型改进了图像恢复方法。作为进一步的改进, Lugmayr 等人。[53]通过从整个图像区域采样来取代扩散模型中的反向扩散过程, 使模型能够处理不规则、自由形式的损坏。事实证明, 这种增强在采用扩散模型进行图像修复任务方面相对成功, 在性能上超越了 GAN 和 VAE。在 Rombach 等人中。[54], 将去噪过程迁移到潜在空间, 产生更真实的恢复结果。最近, 王等人。[55]介绍了用于任意线性图像修复问题的去噪扩散零空间模型 (DDNM), 例如超分辨率、着色、恢复、压缩感知和去模糊。DDNM 不需要额外的训练或网络修改, 仅依赖于预训练经过训练的、现成的扩散模型作为生成先验。通过对扩散模型的讨论, 很明显它们在壁画修复领域具有巨大的潜力, 与传统方法和 GAN 相比, 提供了更大的稳定性、可控性和适应性。因此, 在本研究的后续部分, 我们借鉴[53]的方法, 将基于扩散模型的图像恢复概念应用于古代壁画修复任务, 并探索其有效性和适用性。

### 三. 基于非扩散模型的古代壁画修复

本章将详细介绍基于扩散模型的古代壁画修复方法。该方法包括裂纹检测、边缘引导优化掩模恢复策略和两阶段扩散模型恢复。下面的网络架构图 (见图2) 概述了整个恢复过程。在后续章节中, 我们将详细讨论每个步骤及其实现。

#### A. 用于壁画裂缝检测的 U-Net 适配器网络

我们在古代壁画修复中采用了U-Net网络架构, 可以有效地检测壁画中的裂缝。尽管U-Net网络结构在医学图像分割等其他领域取得了显着的成功, 但它在壁画修复中尚未得到广泛的探索和应用。1) 裂缝检测实现: 为了有效地检测古代壁画中的裂缝, 我们采用了U-Net 网络结构与壁画裂纹检测特征的关系我们使用 U-Net 网络来检测输入的古代壁画图像  $I(x, y)$  上的裂缝。通过训练, U-Net 学会定位图像中的裂缝, 并为它们分配一个掩模  $M(x, y)$ , 其中  $x$  和  $y$  分别表示图像的水平和垂直坐标。在设计损失函数时, 我们引入了二元交叉熵和 Dice 损失函数来解决古代壁画中经常遇到的小目标裂缝或损坏。具体来说, 损失函数 ( $y_{true}$ ,  $y_{pred}$ ) 通过加权和将 BCE 和 DiceLoss 结合起来:

$$L(y_{true}, y_{pred}) = \alpha * BCE(y_{true}, y_{pred}) + (1 - \alpha) * DiceLoss(y_{true}, y_{pred}) \quad (1)$$

其中  $y_{true}$  是真实标签,  $y_{pred}$  是预测标签,  $\alpha$  是用于平衡 BCE 和 DiceLoss 的权重系数。 $\alpha$  的范围通常在 0 到 1 之间。

$$\begin{aligned} BCE(y_{true}, y_{pred}) &= -y_{true} * \log(y_{pred}) \\ &\quad + (1 - y_{true}) * \log(1 - y_{pred}) \quad (2) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} DiceLoss(y_{true}, y_{pred}) &= 1 - DiceCoefficient(y_{true}, y_{pred}) \\ &\quad (3) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} DiceCoefficient(y_{true}, y_{pred}) &= \frac{2 * \sum [y_{true} * y_{pred}]}{[y_{true}^2] + [y_{pred}^2]} \quad (4) \end{aligned}$$

这里, 表示所有像素的总和。请注意, 这些损失函数通常是在像素级别计算的, 因此输入  $y_{true}$  和  $y_{pred}$  具有相同的维度。结合这种损失函数设计, 我们首先对训练数据集进行预处理, 包括裂纹注释和图像增强。然后, 我们使用预处理的数据集训练 U-Net 模型以优化模型参数。训练期间,

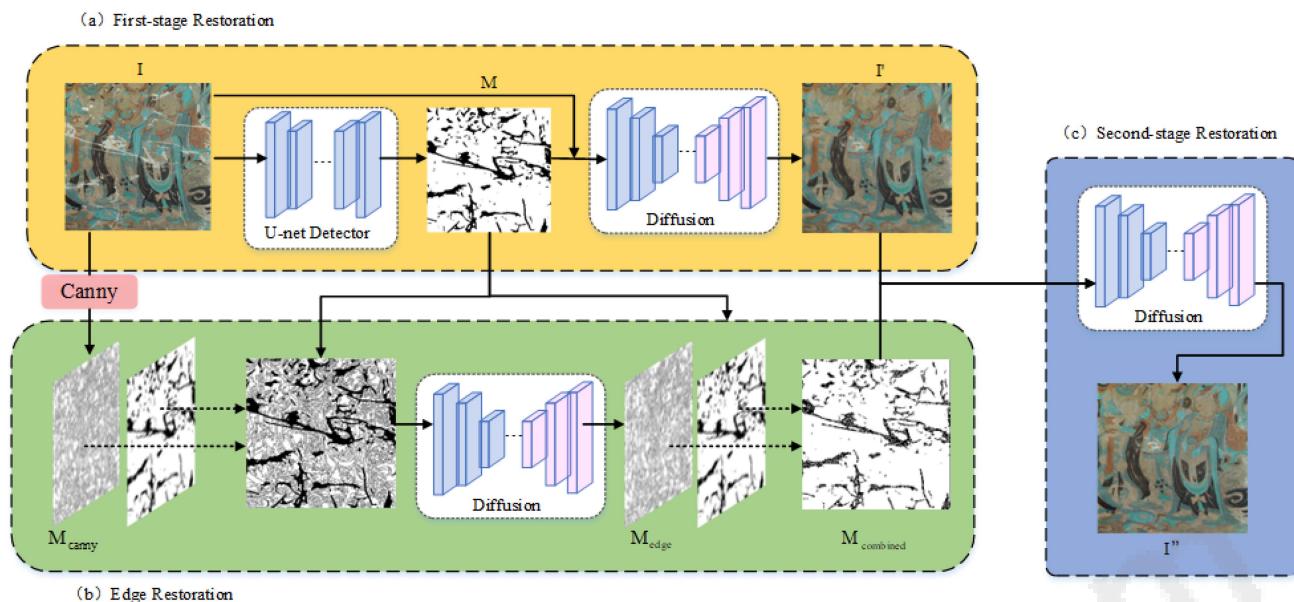


图 2. 古代壁画修复网络架构 (该图描绘了我们提出的古代壁画修复方法的综合架构。该过程从利用 U-Net 网络的裂纹检测和扩散模型修复的第一阶段开始。随后, 边缘-应用引导优化掩模策略进行壁画修复, 最后, 修复过程以扩散模型修复的第二阶段结束, 以修复壁画的受损区域。)

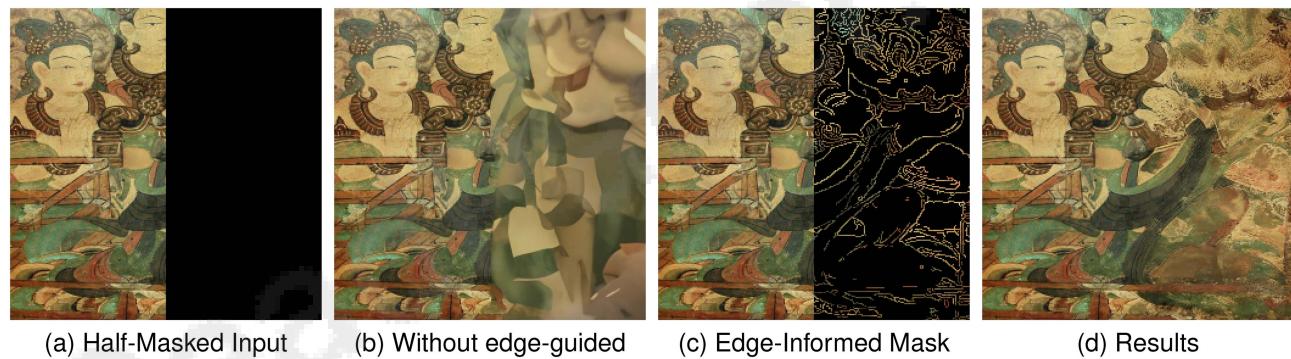


图 3. 有/无边缘结构信息引导修复对比图。

模型学习从输入的壁画图像中准确检测裂纹信息。在实际应用中, 基于U-Net的壁画裂纹检测方法显着提高了壁画修复工作的效率和准确性, 降低了人工干预的风险, 有望推动古壁画保护工作深入开展。此外, 该方法的成功应用为其他领域的图像恢复任务提供了宝贵的见解, 展示了U-Net网络在图像处理方面的巨大潜力。裂纹检测实现相关实验见图5。

边缘结构信息。然后我们使用50%的掩模来覆盖图像的右半部分。图3显示, 利用掩模中保留的边缘信息, 恢复模型可以恢复壁画的剩余部分。一般来说, 当遮蔽面积较大时, 填充结果会产生明显的变形。在保留边缘信息的掩模中, 扩散模型充分利用这些初始条件并根据边缘结构信息恢复壁画。我们提出了一种利用边缘引导优化掩模的特征的壁画恢复策略。将边缘信息与裂纹检测结果相结合生成包含边缘结构信息的掩模, 从而改善壁画修复结果。具体来说, 我们通过引入边缘信息来指导修复模型用先验边缘信息填充掩模来改进壁画修复的掩模策略。与普通图像相比, 古代壁画图像主要由边缘轮廓和壁画色彩组成。边缘轮廓, 坚固耐用

## B. 边缘引导的壁画修复策略

为了证明使用边缘信息指导扩散模型填充古代壁画图像缺失部分的有效性, 我们首先选择了一幅具有丰富边缘信息的古代壁画图像。

在对受损区域进行填充时, 应首先考虑壁画的结构信息。因此, 该方法引入了边缘结构先验信息来指导扩散模型填充壁画的受损区域。1) Canny边缘检测: 为了指导修复模型更好地恢复壁画的边缘结构, 我们首先需要获取边缘信息。在这个过程中, 我们使用Canny算法从待恢复的壁画图像中提取边缘信息。Canny边缘检测算法是图像处理中广泛应用的边缘提取方法, 其主要目的是检测图像中的边缘信息, 提取物体轮廓。Canny算法有效地从图像中提取边缘信息。在壁画修复过程中, 这些边缘信息作为先验知识, 帮助修复模型更准确地填充边缘区域。通过结合Canny边缘检测算法, 我们可以在修复过程中更好地保留壁画的边缘结构, 从而提高修复质量。2) 结合边缘信息的掩模生成: 具体来说, 修复网络在对壁画进行第一阶段填充修复后对于壁画损坏的区域, 我们使用Canny算法提取壁画的边缘图。接下来, 我们训练扩散模型来生成壁画边缘图。然后, 我们使用该模型, 结合U-Net网络结构检测到的划痕掩模, 首先修复提取的壁画边缘。在Canny边缘检测过程中, 我们使用高阈值 $T_{high}$ 和低阈值 $T_{low}$ 来确定意图边缘像素的数量。边缘强度表示为 $E(x,y)$ 。Canny边缘检测结果可以根据以下公式生成:

$$M_{canny}(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } E(x, y) \geq T_{high}; \\ 0, & \text{if } E(x, y) < T_{low}; \end{cases} \quad (5)$$

获得边缘信息后, 我们采用两阶段恢复策略。首先, 恢复网络对壁画的受损区域进行第一阶段的填充恢复。然后, 在此基础上, 我们添加一个边缘恢复分支, 专门用于恢复边缘轮廓信息。式(5)中, 当边缘强度较大时小于或等于高阈值 $T_{high}$ , 则canny边缘检测结果对应的像素值为1; 当边缘强度小于低阈值 $T_{low}$ 时, Canny边缘检测结果对应的像素值为0。两个阈值之间的边缘强度被认为是不确定的。 $M_{canny}(x,y)$ 是要修复的边缘图。经过第一阶段的修复后, 我们使用Canny算法提取待修复壁画图像的边缘信息, 得到边缘图 $M_{canny}(x,y)$ 。然后, 我们训练一个专用于生成壁画边缘图的扩散模型, 并使用该模型来修复 $M_{canny}(x,y)$ 。修复后的边缘图是 $M_{edge}(x,y)$ 。我们可以在每个像素的基础上使用最大值运算来结合来自Canny edge检测结果和裂纹掩模的边缘信息来生成掩模。下面的公式可以表示这个过程:

$$M_{combined}(x, y) = \max(M_{edge}(x, y), M(x, y)) \quad (6)$$

其中:  $M_{combined}(x,y)$ 为掩模组合边缘信息在坐标 $(x,y)$ 处的像素值;  $M_{canny}(x,y)$ 为Canny边缘检测结果在坐标 $(x,y)$ 处的像素值;  $\max(a,b)$ 表示 $a$ 和 $b$ 中的较大值。该公式表示对于每个像素位置 $(x,y)$ , 结合边缘信息的掩模的像素值等于Canny边缘检测结果与裂纹掩模中的较大值相同的位置。这样, 只要Canny边缘检测结果或裂纹掩模中的某个像素位置存在边缘或裂纹信息, 结合边缘信息的掩模就会在该位置保留该信息。该模型在我们的壁画修复方法中的作用是多方面的。首先, 我们采用Canny边缘检测算法从需要修复的原始壁画中提取出待修复的边缘图像(如图4(a)所示)。该提取的边缘图像如图4(b)所示。接下来, 使用划痕掩模, 我们识别出该边缘图像中需要修复的区域(如图4(c)所示)。最后, 通过扩散模型的填充和修复过程, 我们得到了恢复后的边缘图像。壁画(如图4(d)所示)。我们使用恢复的边缘图像图4(d)根据本文提出的结合边缘信息的掩模生成方法获得第二阶段恢复所需的掩模。组合恢复的壁画边缘贴图和划痕遮罩去除边缘区域中边缘恢复已恢复的遮罩区域。具体方法是将两幅图像合并为一幅图像, 这样如果其中一幅图像在特定像素点有白色像素, 则合并后的图像在该时刻也将有白色像素。

### C. 基于扩散的古代壁画修复

在本节中, 我们将深入研究利用扩散模型对古代壁画进行数字修复的复杂步骤。该程序分解包括两个阶段的方法——扩散模型修复的初始阶段, 以及基于扩散的修复的第二阶段。1) 第一阶段扩散模型恢复: 在第一阶段恢复过程中, 我们使用基于U-Net网络结构的裂纹检测方法来提取壁画的受损区域并生成划痕掩模。然后, 我们使用基本的扩散模型对受损区域进行初步修复。我们首先向壁画图像 $I(x,y)$ 添加噪声 $N(x,y)$ 以生成噪声图像 $J(x,y)$ 。thenoisy图像的计算公式如下:

$$J(x, y) = I(x, y) + N(x, y) \quad (7)$$

我们的目标是从噪声图像 $J(x, y)$ 重建原始图像 $I(x, y)$ 。为此, 我们训练一个扩散模型 $G(\cdot)$ , 它负责从噪声图像中去除噪声并修复裂缝。通过最小化损失函数, 扩散模型学习将噪声图像 $J(x, y)$ 转换为修复图像 $I(x, y)$ , 同时消除裂纹。因此, 我们

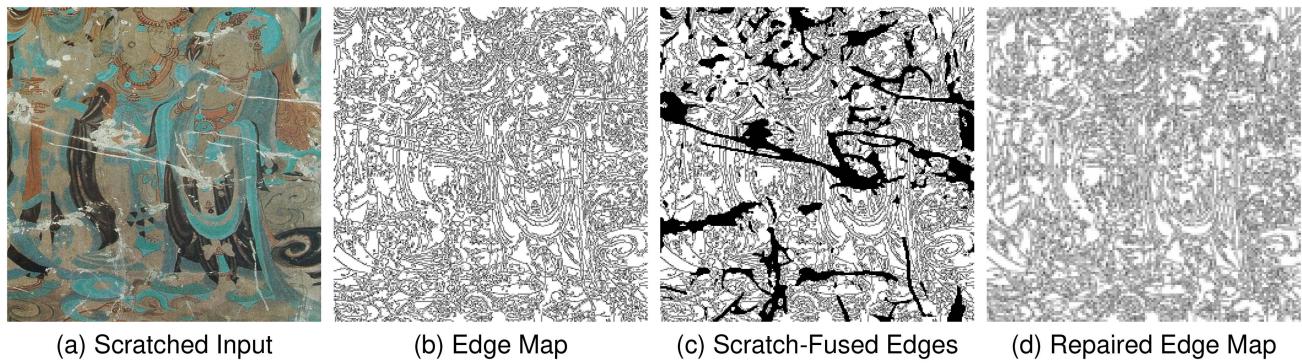


图 4. 边缘修复过程。

**算法1: 壁画修复算法.输入: 原始壁画图像输出:**

恢复的壁画图像初始化Unet划痕检测网络和扩散模型修复网络步骤1: 第一阶段扩散模型修复1:  
 $\text{mask} = \text{Unet\_detect\_scratches}(\text{img})$  2:  $n$   
 $\text{first\_stage\_result} = \text{diffusion\_model\_repair}(\text{img}, \text{mask})$  Step 2 : 边缘修复分支3:  $\text{edge\_info} = \text{Canny\_edge\_detection}(\text{img})$  4:  $\text{edge\_mask} = \text{mask} + \text{edge\_info}$  5:  $\text{repaired\_edge} = \text{edge\_diffusion\_model}(\text{edge\_mask})$  第3步:  
 合并边缘图和划痕掩模6: for  $i$  in  
 range ( $\text{img.height}$ ) : 7: for  $j$  in  
 range ( $\text{img.width}$ ): 8: if  $\text{mask}[i][j] = 255$  或  $\text{repaired\_edge}[i][j] = 255$ : 9:  $\text{combined\_mask}[i][j] = 255$  10: else: 11:  $\text{combined\_mask}[i][j] = 0$  第4步: 第二阶段扩散模型恢复12: 结果  
 $= \text{diffusion\_model\_repair}(\text{first\_stage\_result}, \text{cor})$

可以表示第一阶段修复如下:

$$I'(x, y) = G(J(x, y), M(x, y)) \quad (8)$$

式中,  $I(x, y)$  表示第一阶段修复后的壁画图像。该公式表明, 我们以噪声图像  $J(x, y)$  和裂纹掩模  $M(x, y)$  作为输入, 通过扩散模型  $G(\cdot)$ , 得到第一阶段修复壁画图像  $I(x, y)$ 。扩散模型  $G(\cdot)$  是一种基于 U-Net 的网络结构。在实际应用中, 该模型需要经过训练才能有效地结合噪声图像  $J(x, y)$  和裂纹掩模  $M(x, y)$  来完成第一阶段的修复。在这个过程中, 模型学习去除噪声并修复壁画中的裂缝。此阶段的目的是填充壁画的受损区域, 恢复其整体形状和结构, 为后续的细节修复奠定基础。

2) 第二阶段扩散模型修复: 第二阶段修复过程主要针对壁画的边缘结构和细节。在这个阶段, 我们首先使用 Canny 边缘检测算法提取 muraland 的边缘信息, 然后结合边缘信息生成掩模。接下来, 我们使用专门为边缘结构恢复设计的扩散模型来进一步恢复壁画。经过第一阶段的修复后, 我们获得修复后的壁画图像  $I(x, y)$  和带有边缘信息  $M$  组合的组合掩模  $(x, y)$ 。然后, 我们将这两个输入提供给边缘引导扩散模型  $H(\cdot)$  进行第二阶段修复。第二阶段修复可以表示为:

$$I''(x, y) = H(I'(x, y), M_{\text{combined}}(x, y)) \quad (9)$$

式中,  $I(x, y)$  表示第二阶段修复后的壁画图像。该公式表示, 我们将第一阶段修复后的壁画图像  $I(x, y)$  和带有边缘信息  $M$  组合的组合掩模  $(x, y)$  作为输入, 通过边缘引导扩散模型  $H(\cdot)$ , 得到壁画图像第二阶段修复后的  $I(x, y)$ 。边缘引导扩散模型  $H(\cdot)$  可以是类似于 U-Net 的神经网络结构。该模型必须单独训练, 以利用具有边缘信息  $M$  组合  $(x, y)$  的组合掩模来指导壁画修复过程。

在这个过程中, 模型学习恢复壁画中的边缘结构, 从而进一步提高修复质量。在这个阶段, 利用掩模结合边缘信息, 扩散模型可以更好地理解壁画的边缘结构信息。并根据这些信息对受损壁画进行新一轮的修复。这种方法有助于提高修复效果, 使修复后的壁画在视觉上更接近原始壁画。我们可以通过两阶段修复过程对古代壁画进行数字化修复, 使其在视觉上更接近原始状态。在实验结果和分析部分, 我们将展示这种基于扩散模型的修复方法在实际壁画修复任务中的有效性。

#### 四. 实验结果与分析

##### A. 数据预处理

我们收集整理了5135幅古代壁画图像，利用裁剪等数据增强方法，充分挖掘壁画中的历史信息。在这些图像中，我们选取了165幅具有典型古代壁画缺陷的样本，如裂纹、剥落、污渍以及不同程度的损坏，准确地反映了古代壁画长期遭受的自然和人为损坏。每个图像的级别注释，以更好地利用这些图像进行壁画缺陷检测实验。这种高精度标注方法可以保证实验结果的准确性，从而为后续壁画修复提供可靠的依据。标注工作的完成使得这个具有代表性的壁画图像数据集成为了宝贵的数据资源，为我们的壁画裂缝检测实验奠定了坚实的基础。此外，这个独特的数据集在壁画修复方面具有重要的研究价值。可以帮助学者更深入地了解古代壁画的破损特征，为壁画修复技术的发展提供有力支撑。

##### B. 壁画裂缝检测结果与分析

实施了两阶段训练策略，使 Unet 模型能够检测古代壁画中的裂缝。初始阶段涉及对 Pascal VOC 数据集进行预训练，其中人工引入了裂纹和划痕。该过程需要对原始图像中存在的裂缝和划痕进行手动注释。为了增强模型的泛化能力和稳定性，应用了旋转、缩放、翻转和颜色失真等数据增强技术。随后，通过对一组 165 个真实的带注释的裂纹图像进行 100 次训练迭代，对模型进行了微调。训练过程采用了二元交叉熵和 Dice 损失函数的组合来解决壁画数据集中经常观察到的轻微目标损坏问题。通过有效解决检测古代壁画中微小目标损坏区域的挑战，该损失函数有助于增强模型的鲁棒性。为了显示结果的相对改进，我们进行了详尽的比较。除了展示改进前后的对比图像外，我们还添加了 2023 年最新的分割模型：MISS-Forme [56]、TransCeption [57]、SAM (Segment Anything) [58] 和 Bring Old [59]。为了比较的公平性，我们确保所有这些模型在我们提供的壁画数据集上都有相同的训练周期，并且都经过了 100 轮训练。在 IoU 评估指标方面，经过 100 次训练迭代，我们的方法达到了 IoU 指标为 0.26。同时，其他模型的 IoU 指标如下：SAM 0.0587、TransCeption 0.0027、MISSFormer 0.0039 和 Bring Old 0.13。显然，我们的方法在 IoU 方面表现出明显的优势。

表 与其他SOTA方法的比较结果

method	PSNR average	SSIM average	MSE average
DSI [31]	12. 9833	0. 1813	0. 0818
ICT [32]	12. 7166	0. 1538	0. 0836
MISF [33]	12. 4446	0. 0734	0. 0875
MAT [34]	13. 8186	0. 3378	0. 0796
Lama [14]	14. 8586	0. 2964	0. 0733
Edgeconnect [10]	13. 0956	0. 1940	0. 0816
MuralDiff	<b>14. 5392</b>	<b>0. 3206</b>	<b>0. 0747</b>

一些测试结果如图5所示。可以看出，MISSForme 和 TransCep-tion 等最先进的方法并不是专门针对壁画缺陷而设计的，在处理壁画缺陷分割的复杂任务时遇到了困难。另一方面，SAM 虽然优于 MISSForme 和 TransCeption，但仍然不如 BringOld 方法，后者专门用于分割旧照片中的裂缝和划痕。不过，我们的方法明显优于 Bring Old，这也表明我们针对壁画缺陷的特征进行了进一步优化，从而获得了更好的性能。这些结果充分证明了我们对 Unet 结构的改进在检测古代受损区域方面的显着优势。壁画。

##### C. 与最先进方法的比较

在本节中，我们将展示使用本文提出的 MuralDiff 方法修复壁画缺陷的实验结果。我们选择了 PSNR、SSIM 和 MSE 这三种广泛应用于图像修复任务的评估指标来评估修复结果的质量。为了提供更全面的视图，我们将 MuralDiff 方法与其他经典算法以及 2023 年最新的修复方法进行了比较。为了确保模型的效率和准确性，我们决定使用在 Places256 上训练了 300,000 次的微调模型数据集，然后对古代壁画数据集进行另外 100,000 次迭代。为了公平评价修复效果，选取部分未受损的壁画作为测试集。通过给每幅壁画添加不规则的蒙版，我们模拟了壁画受损的效果。具体来说，我们从未包含在训练数据集中的 40 幅高质量壁画作为测试数据，并添加了 10-20 的 MuralDiff 方法，该方法专为古代壁画的盲修复而设计。与大多数现代恢复技术不同，MuralDiff 严重依赖于扩散模型，而不是生成对抗网络 (GAN) 或其相关的损失技术。这一设计决策背后的主要原因是，虽然 GAN 在许多图像处理任务中表现出了优越的性能，但在古代壁画等特定应用场景中，基于扩散模型的方法在恢复细节和整体结构方面更胜一筹。如表 1 所示，MuralDiff 在所有三个评估指标 (PSNR、SSIM 和 MSE) 中都显示出显着的优越性。为了让读者有更直观的比较，图 6 详细展示了每种算法在这些指标上的性能。它

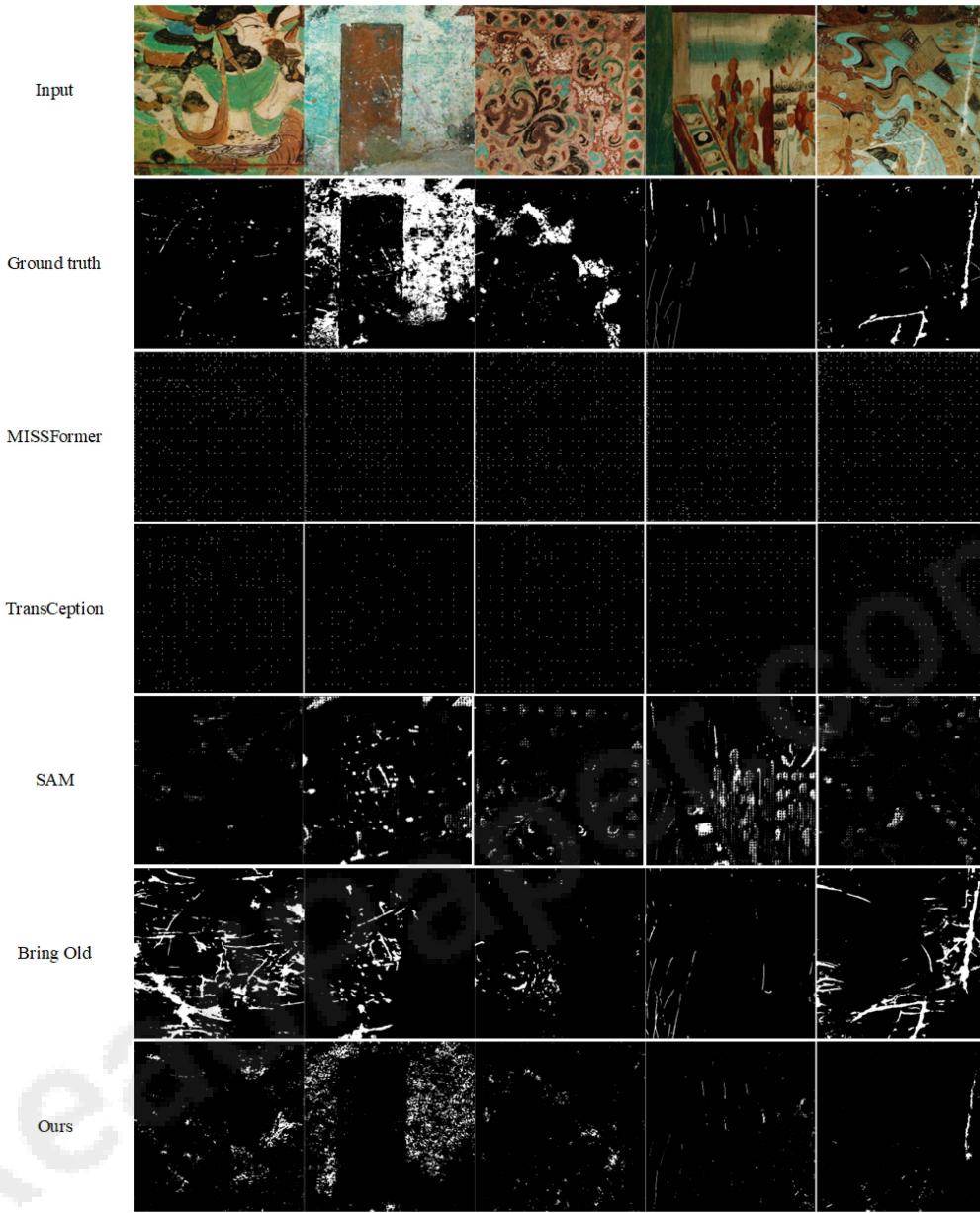


图 5. 壁画划痕检测实验比较。

从图6中可以明显看出, ICT[32]和Edge-Connect[10]等方法能够在某些指标上取得令人满意的修复结果,但在细节恢复和边缘精度方面仍然存在不足。特别是,这些方法有时会在复杂的纹理和结构恢复中表现出模糊或扭曲。值得注意的是,尽管Lama[14]和MAT[34]在某些评估指标上表现良好,但当我们综合考虑所有指标时,它们的整体表现仍然不如MuralDiff,而DSI[31]和MISF[33]在就整体修复结果而言。当面对高度复杂和受损的区域时,这些方法通常很难恢复真实和自然的纹理。相比之下,我们的MuralDiff方法在多种场景下都表现出了出色的修复能力,不仅在细节和结构恢复方面领先于其他方法,而且成功地保持了壁画的原始语义和风格。

实验结果表明,我们的方法在壁画修复实验中各项评价指标均优于其他方法。DSI效果较差,ICT和Lama看似效果不错,但细节和边缘处理表现较差。相比之下,我们的方法可以产生语义上优异且准确的结果。

#### D. MuralDiff 的消融研究

- 1) 微调策略的消融研究:首先,我们仅使用收集的超过5,000张壁画图像的数据集进行200,000次迭代训练扩散模型。然后,我们对8幅测试图像在最匹配整幅壁画缺陷区域比例10%~20%的掩模比下的评价指标进行了测试分析。测试结果表明,直接使用壁画训练的扩散模型



图 6. Mural-Diffusion 与 SOTA 方法的比较。

数据集的表现可能比使用大规模 Places256 数据集训练的数据集更好。因此，我们尝试在 Places256\_300000 上微调模型，然后在壁画数据集上对其进行另外 100,000 次迭代训练。经过模型微调后，各项评价指标均有所改善，如图1所示。7.2) 边缘引导策略的消融研究：训练扩散模型来恢复边缘图像的缺失区域。最初，利用Canny边缘提取算法从超过 5000幅壁画的集合中提取相应的边缘图像，作为边缘图像的消融模型。扩散模型的训练集。随后，扩散模型分别训练了 50,000,100,000 和 150,000 次迭代。经过比较

考虑到它们各自对壁画边缘恢复的影响，选择经过15万次迭代训练的模型作为壁画恢复网络模型的边缘恢复部分。此外，我们选择了实验结果中的两张典型图像来说明边缘引导策略的优越性。8、我们使用不规则蒙版来模拟壁画的受损区域。如果不结合我们设计的边缘引导模块并仅使用经过训练的扩散模型进行恢复，所得图像边缘轮廓将显得破碎且不自然。相比之下，使用边缘引导模块获得的结果表现出更加连贯和合理的轮廓。为了量化这些观察结果，我们选择了 40 个测试壁画图像，并在两次测试后计算了它们的 PSNR、SSIM 和 MSE 指标



图 7. 对 Places256 进行微调的 NO/ 结果的消融研究。



图8.在不规则掩模下实施Edge-Guided掩模模块之前和之后的恢复结果比较。

表 2 MURALDIFF 的实验研究

Finetuning	Edge-Mask	SSIM	PSNR	RMSE
		14.0525	0.2276	0.0835
√		14.2372	0.2716	0.0782
√	√	<b>14.5392</b>	<b>0.3206</b>	<b>0.0747</b>

以及没有边缘引导策略、仅微调而没有边缘引导策略、以及微调和边缘引导策略两者。结果证实，微调和边缘引导策略都可以显着改善模型的修复。综上所述，我们得出的结论是，本研究设计的壁画修复模块采用边缘引导掩蔽优化技术，可以生成边缘轮廓更协调、语义逻辑更合理的修复结果。

## 五、局限性和挑战

- 1) 数据依赖性：MuralDiff方法依赖大量的壁画数据进行训练和增强。这种依赖性意味着它的性能可能会在数据稀缺的实际应用场景中受到影响。另外，手动

恢复阶段。经过边缘引导和第二阶段恢复后，所有评估指标都得到了显着改善。结合表二中的数据，我们可以清楚地看到三种不进行微调的情况之间的性能比较：

壁画中受损区域的标记既耗时又需要专业知识, 这可能会限制数据集的可扩展性。2) 模型复杂性: 通过结合 Unet 网络结构和扩散模型, MuralDiff 可以实现高效的壁画修复。然而, 这种集成可能会导致模型复杂性的增加, 从而增加计算资源有限的环境中的运行时间。3) 应用范围: MuralDiff 主要是为古代壁画修复而设计的。对于其他类型的图像或不同的应用场景, 模型可能需要进行调整或优化以确保最佳性能。4) 高分辨率处理: 对于高分辨率壁画图像, MuralDiff 可能需要更多的计算资源和时间来处理。这可能成为资源受限设备或实时应用程序的挑战。

## 六. 结论

本文提出了一种创新的壁画修复方法 “MuralDiff”, 该方法集成了边缘引导、生成扩散模型和U-Net划痕检测技术, 有效解决了壁画数据集稀缺和质量低的问题, 优化了受损壁画区域的修复。实验证实了该方法的实用性和优越性, 推动了壁画修复技术的进步。另外, 数字化修复对于古壁画的保护至关重要。数字化修复对于古代壁画保存的重要性不言而喻, 需要可靠的数据存储。壁画修复的进一步进步应通过跨学科合作以及计算机视觉、人工智能和深度学习等先进技术的结合来推动。本研究旨在为全球文化遗产保护和传承提供新的见解和参考。

## REFERENCES

- [1] 《敦煌莫高窟调查与病害分类》, 《敦煌研究》, 2011年第1期。
1. 没有。6, 第 113–117 页, 2005 年。[2] M. Bertalmio 等人, “图像修复”, Proc. 27 周年。会议。计算图。相互影响。技术, 2000 年, 第 417–424 页。[3] A. Criminisi, P. Pérez 和 K. Toyama, “基于样本的图像修复进行区域填充和对象移除”, IEEE Trans. 图像处理, 卷. 13、不。9, 第 1200–1212 页, 2004 年 9 月。[4] J. Shen 和 T. F. Chan, “局部非纹理修复的数学模型”, SIAM J. Appl. 数学, 卷. 62, 没有。3, 第 1019–1043 页, 2002 年。[5] D. Pathak、P. Krähenbühl, J. Donahue, T. Darrell 和 A. A. Efros, “上下文编码器: 通过修复进行特征学习”, Proc 中。IEEE 会议计算机可视化。模式识别, 2016, 第 2536–2544 页。[6] S. Iizuka, E. Simo-Serra 和 H. Ishikawa, “全局和局部一致的图像完成”, ACM Trans. 图, 卷. 36, 没有。2017 年 4 月, 艺术。不。107.[7] G. Liu, F. A. Reda, K. J. Shih, T.-C. Wang, A. Tao 和 B. Catanzaro, “使用部分卷积对不规则孔进行图像修复”, Proc.Eur. 会议。计算。视觉, 2018 年, 第 85–100 页。[8] C. Yang, X. Lu, Z. Lin, E. Shechtman, O. Wang 和 H. Li, “使用多尺度神经补丁合成进行高分辨率图像修复”, inProc. IEEE 会议计算。维斯。模式识别, 2017, 第 4076–4084 页。[9] Y. Zeng, J. Fu, H. Chao 和 B. Guo, “学习金字塔上下文编码器网络以实现高质量图像修复”, Proc 中。IEEE/CVF 计算机会议。维斯。模式识别, 2019, 第 1486–1494 页。
- [10] K. Nazeri, E. Ng, T. Joseph, F. Qureshi 和 M. Ebrahimi, “Edgecon-nect: 使用边缘预测进行结构引导图像修复”, Proc.IEEE/CVF Int. 会议。计算。维斯。研讨会, 2019 年, 第 3265–3274 页。[11] C. Cao, Q. Dong 和 Y. Fu, “学习先验特征和注意力增强图像修复”, Proc. 欧元。会议。计算机视觉, 2022 年, 第 306–322 页。[12] Y. Yu, D. Du, L. Zhang 和 T. Luo, “图像修复的无偏多模态指导”, Proc. 欧元。会议。计算机视觉, 2022 年, 第 668–684 页。[13] C. 郑, T.-J. Cham 和 J. Cai, “多元图像完成”, Proc.IEEE/CVF Conf. 计算。维斯。模式识别, 2019, 第 1438–1447 页。[14] S. Zhao 等人, “通过共调制生成对抗网络完成大规模图像”, Int. 会议。学习。陈述, 2021 年。[15] L. Shen, J. Yan, X. Sun, B. Li 和 Z. Pan, “基于小波的自注意力 GAN, 具有用于图像修复的协作特征融合”, IEEE Trans.Emerg. 主题计算。智力, 卷. 7、没有。6, 第 1651–1664 页, 2023 年 12 月。[16] M. H. Yap, N. Batool, C.-C. Ng, M. Rogers 和 K. Walker, “面部皱纹检测和修复的调查: 数据集、方法和挑战”, IEEE Trans. 出现。主题计算。智力, 卷. 5、没有。第 4 页。505–519, 2021 年 8 月。[17] Z. Pan 等人, “生成对抗网络 (GAN) 的损失函数: 机遇与挑战”, IEEE Trans. 出现。主题计算。情报, 卷. 4、没有。4, 第 500–522 页, 2020 年 8 月。[18] J. Lei, B. Liu, B. Peng, X. Cao, Q. Huang 和 N. Ling, “用于单视图合成的深度渐进转换和循环网络”, IEEE Trans.Emerg. 主题计算。智力, 卷. 7、没有。6, 第 1665–1675 页, 2023 年 12 月。[19] M. Li 和 Y.-M. Cheung, “用于部分人脸图像的身份保留完整人脸恢复网络”, IEEE Trans. 出现。主题计算。情报, 卷. 7、没有。2, 第 604–609 页, 2023 年 4 月。[20] Y. Cui, G. Jiang, M. Yu 和 Y. Song, “使用集成学习进行基于局部视觉和全局深度特征的盲拼接全景图像质量评估”, IEEE Trans. 出现。主题计算。情报, , vo. 6、不。5, 第 1222–1236 页, 2022 年 10 月。[21] Y.-Y. 是的, Y.-C. 刘, W.-C. Chiu 和 Y.-C. F. Wang, “Static2Dynamic: 深入了解视频推理”, IEEE Trans. 出现。主题计算。情报, 卷. 4、没有。4, 第 440–449 页, 2020 年 8 月。[22] R. Tu, G. Jiang, M. Yu, T. Luo, Z. Peng 和 F. Chen, “基于 V-PCC 投影的压缩失真盲点云质量评估”, IEEE Trans. 出现。主题计算。智力, 卷. 7、没有。2, 第 462–473 页, 4 月。2023.[23] J. He 等人, “使用基于邻居的二进制 GAN (NB-GAN) 进行手指静脉图像去模糊”, IEEE Trans. 出现。主题计算。智力, 卷. 7、不。2, 第 295–307 页, 2023 年 4 月。[24] Z. Li, P. Xia, R. Tao, H. Niu 和 B. Li, “稳定 GAN 训练的新视角: 直接对抗性训练”, IEEE Trans. 出现。主题计算。智力, 卷. 7、没有。1, 第 178–189 页, 2023 年 2 月。[25] X. 张, F. 陈, C. 王, M. 陶, G.-P. Jiang, “SiENet: 用于图像外推的 Siameseexpansion 网络”, IEEE 信号处理。快报, 卷. 27, 第 1590–1594 页, 2020 年。[26] R. Shen, X. Zhang, Y. Xiang, “AFFNet: 基于融合特征的图像云去除的注意力机制网络”, Int. J. 模式识别.Artif. 智力, 卷. 36、没有。2022 年 8 月, 艺术。不。2254014.[27] 张X. F., 顾C. C. 顾, 朱S. Y. Zhu, “SpA-Former: 通过空间注意力进行Transformerimage 阴影检测和去除”, 2022, arXiv: 2206.10910。[28] X. Mei 等人, “UIR-Net: 水下图像恢复和增强的简单有效的基线”, 遥感, 卷. 15、没有。2022 年 1 月, 艺术。不。39.[29] X. Ran, L. Ge 和 X. Zhang, “RGAN: 重新思考用于云去除的生成对抗网络”, Int. J-英特尔。系统, 卷. 36、没有。11, 页。6731–6747, 2021。[30] B. Jin, L. Cruz 和 N. Gonçalves, “RGB-D 人脸识别”, IEEE Sensors J., 卷. 22、没有。22, 第 21780–21794 页, 2022 年 11 月。[31] J. Peng, D. Liu, S. Xu 和 H. Li, “使用分层 VQ-VAE 生成用于图像修复的多样化结构”, Proc 中。IEEE/CVF 会议计算机可视化。模式识别, 2021, 第 10775–10784 页。[32] Z. Wan, J. Zhang, D. Chen 和 J. Liao, “使用 Transformer 进行高保真多元图像补全”, Proc 中。IEEE/CVF 国际。会议。计算机视觉, 2021 年, 第 4692–4701 页。[33] X. Li, Q. Guo, D. Lin, P. Li, W. Feng 和 S. Wang, “MISF: 用于高保真图像修复的多级交互式连体过滤”, Proc.IEEE/CVF Conf. 计算。维斯。模式识别, 2022 年, 第 1869–1878 页。[34] W. Li, Z. Lin, K. Zhou, L. Qi, Y. Wang 和 J. Jia, “MAT: 用于大孔图像修复的掩模感知变压器”, Proc. IEEE/CVF 计算机会议。维斯。模式识别, 2022 年, 第 10758–10768 页。[35] Y. Pan 和 L. Dongming, “敦煌壁画的数字化保护与修复”, J. Syst. 同步, 卷. 15、没有。3, 第 310–314 页, 2003 年。

[36] J. Shen 等, “MCA 分解的唐墓壁画修复算法”, *J. Front. 计算。科学。技术*, 卷。11、没有。2017 年 11 月。[37] 陈勇, 陈俊杰, 艾勇, 陶明, “基于序列相似度检测和布谷鸟优化的敦煌壁画修复算法”, *激光光电*, 第 1 卷。57、没有。2020 年 1 月 20 日, 艺术。不。201020.[38] 张子, 水文, 周明, 徐斌, 周峰, “数字石窟壁画疾病提取与修复算法研究”, *应用。资源。计算机*, 卷。38, 没有。08, 第 2495–2498 页, 2021 年, doi: 10.19734/j.issn.1001-3695.2020.09.0395.[39] 徐伟, 付勇, “深度学习算法在古文物图像色彩修复技术中的应用”, *多媒体工具应用*, 2014 年第 1 期。82、没有。15 页。23119–23150, 2023.[40] H. Wang 等人, “基于改进的曲率驱动扩散模型的敦煌壁画修复算法”, *J. Comput.-Aided Des. 计算图*, 卷。32、没有。5, 第 787–796 页, 2020 年。[41] 杨 X.P., 王 S.W. 王, “基于优先算法改进的敦煌壁画复杂失修区域修复”, *J. Comput.-Aided Des. 计算。图*, 卷。23、没有。2, 第 284–289 页, 2011 年。[42] L. J. Jiao 等, “基于改进块匹配算法的五台山壁画修复”, *J. Comput.-Aided Des. 计算。图*, 卷。31、没有。1, 第 118–125 页, 2019 年。[43] 张正, 周浩, “基于增强结构信息的数字壁画修复算法研究”, *系统仿真学报*, 2016 年第 1 期。34、没有。2022 年 7 月, 艺术。不。1524.[44] 谢晓, 徐伟, 连晓, 付玉林, “基于 criminisi 的改进算法对福建古建筑模式的可持续修复”, *可持续发展*, 第 1 卷。14、没有。2022 年 21 日, 艺术。不。13800。[45] 任 X. 和 P. 陈, “基于广义回归神经网络的壁画修复”, *Comput. 科学。工程*, 卷。34、没有。2022 年 7 月, 艺术。不。1524.[46] H. Xu, J.M. Kang 和 J.-W. 张, “基于特征感知的数字壁画修复方法”, *计算机。科学*, 卷。49, 没有。6, 第 217–223 页, 2022 年。[47] N. Wang, W. Wang, W. Hu, A. Fenster 和 S. Li, “基于多尺度自适应部分卷积和类笔划掩模的 Thanka 壁画修复”, *IEEE Trans. 图像处理*, 卷。30, 第 3720–3733 页, 2021 年。[48] L. Li 等人, “线条画引导壁画损坏的渐进式修复”, 2022 年, arXiv: 2211.06649。[49] J. Ho, A. Jain 和 P. Abbeel, “去噪扩散概率模型”, *Proc. 副词。神经信息。过程。系统*, 2020 年, 卷。33, 第 6840–6851 页。[50] B. Kawar 等人, “去噪扩散恢复模型”, 2022, arXiv: 2201.11793。[51] L. Theis 等人, “高斯扩散的有损压缩”, 2022, arXiv: 2206.08889。[52] W. H. Press 等人。数值食谱第三版: 科学计算的艺术。英国剑桥: 剑桥大学出版社, 2007 年。[53] A. Lugmayr, M. Danelljan, A. Romero, F. Yu, R. Timofte 和 L. V.Gool, “重新绘制: 使用去噪扩散概率模型进行修复”, *Proc. 中。IEEE/CVF 会议计算*。维斯。模式识别, 2022, 页。11451–11461.[54] R. Rombach, A. Blattmann、D. Lorenz, P. Esser 和 B. Ommer, “利用潜在扩散模型进行高分辨率图像合成”, *Proc.IEEE/CVF Conf. 计算*。维斯。模式识别, 2022 年, 第 10674–10685 页。[55] Y. Wang, J. Yu 和 J. Zhang, “使用去噪扩散零空间模型进行零样本图像恢复”, 2022 年, arXiv: 2212.00490。[56] X. Huang 等人, “Missformer: 一种有效的医学图像分割转换器”, 2021 年, arXiv: 2109.07162。[57] R. Azad 等人, “利用 TransCep-tion 增强医学图像分割: 一种多尺度特征融合方法”, 2023 年, arXiv: 2301.10847。[58] A. Kirillov 等人, “分割任何东西”, 2023, arXiv: 2304.02643。[59] Z. Wan 等人, “让老照片复活”, *Proc. IEEE/CVF Conf. 计算机视觉*。模式识别, 2020 年, 第 2747–2757 页。



徐子山目前正在中国矿业大学（徐州）攻读硕士学位。他的研究兴趣包括深度学习、人工智能、扩散模型、生成对抗网络和图像恢复。



张晓峰于 2021 年获得南京邮电大学硕士学位。他目前正在攻读博士学位。在研究深度学习、人工智能、扩散模型和图像恢复后, 获得中国上海交通大学博士学位。

陈伟 (IEEE 会员) 获得工程学学士学位。医学影像学位和硕士学位分别于 2001 年和 2005 年在中国矿业大学 (徐州) 获得古本体与地层学博士学位, 并于 2005 年在中国矿业大学获得博士学位。2008 年毕业于中国矿业大学通信与信息系统专业, 获博士学位。2008 年加入中国矿业大学计算机科学与技术学院, 现任教授。他的研究兴趣包括机器学习、图像处理和计算机网络。他是 ACM 和 EAI 的成员。



刘珏婷获得学士学位 2013 年毕业于天津大学, 获学士学位。并于 2017 年和 2022 年在美国阿拉巴马州奥本大学获得博士学位。目前在中国徐州中国矿业大学担任讲师。他的研究兴趣主要包括人机交互和自然语言处理。



徐婷婷获得了工程学学士学位。2017 年毕业于四川大学光电信息科学与工程专业, 获工学博士学位。2023 年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得光学工程博士学位。她的研究兴趣包括光学图像处理和动态光学遥感成像。

王泽华获得博士学位 2016 年于加拿大温哥华不列颠哥伦比亚大学 (UBC) 获得博士学位。他是无线网络和移动系统 (WiNMoS) 实验室的博士后研究员, 导师为 Prof. Victor C.M. Leung 于 2017 年至 2018 年期间担任该职务。目前, 他是 UBC 电气与计算机工程系的兼职教授、Blockchain@UBC 的核心教员、以及 UBC 的创业导师。他是 RightMesh 项目的首席科学家。他的研究兴趣主要围绕密码学、零知识证明和博弈论在协议设计和 Web3 应用中的应用。他的目标是提高去中心化多智能体系统的协同性和安全性, 目前从事的项目专注于区块链和智能合约安全、零知识证明在区块链中的应用以及去中心化隐私保护机器学习。他是 NSERC Discovery Grant 的获得者, 并领导 UBC 的下一代安全和协作物联网 (IoT) 系统项目。他是 Wireless Networks 的编辑, 并且是 IEEE ACCESS 和 ACM/Springer Mobile Networks Applications 等顶级期刊的一些特刊的客座编辑。他曾于 2017 年和 2018 年担任 IEEE 国际智能多媒体研讨会技术计划委员会 (TPC) 联合主席。