敦煌石窟壁画数字化修复研究综述

A Research Review of Digital Restoration Techniques for Dunhuang Murals

叶 青 王思怡

Ye Qing Wang Siyi

（上海大学文化遗产与信息管理学院，上海，200444）

(School of Cultural Heritage and Information Management of Shanghai University, Shanghai, 200444)

内容提要：敦煌石窟壁画具备很高的艺术及文化价值，但常年受病害影响。像壁画起甲、颜料层脱落这些常见问题，一直是保护的难点。壁画的数字化修复技术凭借其不接触文物、可反复调整且修复效果可逆等优势，成为保护这类文化遗产的重要手段。文章系统梳理了敦煌石窟壁画数字化修复技术的发展过程：早期的经典机器算法、深度神经网络的应用，近年来多模态融合技术的探讨。具体分析了这三类技术各自的优缺点，以及它们分别适用于哪些病害的修复工作。在此基础上，创新地提出多维度文化补偿机制，依托多模态融合技术，为修复工作注入文化内涵；同时也分析了不同技术如何搭配使用更有效，希望能为修复实践中的技术选择提供参考。为确保敦煌壁画得到长期保护与永续传承，数字化修复工作必须始终以文化价值为核心导向。

关键词：敦煌石窟壁画修复 数字化图像修复 深度学习图像修复 多模态融合

Abstract: Dunhuang Grottoes murals with rich cultural-artistic value are facing various types of deterioration. Digital restoration is increasingly important for culture heritage preservation due to its non-contact and reversible characteristics. This systematic review discusses the development of mural restoration technologies. It explores strengths and limitations of algorithm-based image processing, deep neural networks, and multimodal fusion techniques in tackling different kinds of deterioration. Meanwhile, a novel multidimensional cultural compensation mechanism is proposed, embedding profound cultural meaning through multimodal fusion. Synergistic technology integration strategies are established to meet diverse conservation demands. Restoration must prioritize culture-driven principles, requiring enhanced scheme adaptability, improved digital restoration standards, and assured long-term preservation with cultural continuity.

Key Words: Dunhuang mural restoration; digital image restoration; deep learning image restoration; multimodal fusion

一、问题的提出

（一）敦煌石窟壁画面临的威胁

敦煌石窟壁画规模极为宏大，是中外文明交流汇合的结晶，有着极高的历史和研究价值。但这一珍贵遗产正面临着诸多威胁，历经数千年的风雨侵蚀和气候变化，壁画日渐衰败；20世纪初列强进犯造成大量文物流失，仅伯希和劫掠的藏经洞文献就有7000余件；当代旅游活动形成的水汽和二氧化碳，造成洞窟长期处于“疲劳”状态。这些珍贵壁画普遍面临着脱落、起甲、褪色、裂隙等病害的威胁。急需构建保护与利用的动态平衡机制[1]。

（二）保护工作的挑战与努力

即便壁画实体的老化不可逆，但采用抢救性修复，让其承载的文化完整保存且顺利传递，有着不可忽视的意义。敦煌文保走过了半个多世纪，从被动防护发展到科学、系统的保护体系。传统物理化学修复手段存在二次伤害、效果不可逆等局限。莫高窟起甲壁画修复技术在1986年赢得了文化部文化科技进步一等奖，但后来病症复发，甚至更加严重。通过对酥碱病害修复区域调查得知，加固修复后的壁画，在一段时间之后又重新有了酥碱病害[2]。且人工开展壁画修复成本较高，以修复面积为10平方米的壁画为例，通常需要一名专业人员投入大约100个工时[3]。

（三）数字化保护的兴起

与传统保护方法相比，数字化修复技术凭借非接触性、可逆性和可重复性等优点，开辟了壁画保护的新路径，成为文化遗产保护的重要研究方向。敦煌的数字化保护工作（表1）为后续敦煌壁画的数字化修复打下了坚实基础。面对敦煌壁画保护工作上的严峻挑战以及数字化修复技术的快速成长，如何从多种多样的技术方案里，筛选出最适宜、最有效的修复方案，已成为文博保护实践工作里的关键。

二、文献回顾：图像数字化修复技术

图像数字化修复技术凭借破损图像里的已知信息与先验知

表1　敦煌石窟数字保护工作年表

项目名称	时间	成果/影响
敦煌壁画计算机存贮与管理系统研究	1993年	开启壁画数字化保存实践，为后续数字化研究奠定基础
濒危珍贵文物的计算机存贮与再现系统研究	1996年	建立基础计算机存储处理壁画图像的软硬件平台
曙光天演Power PC工作站在文物保护中的应用	1996年	推动计算机技术在文物保护中的应用
多媒体与智能技术集成及艺术复原	1997年	实现壁画数字化存储与虚拟漫游技术结合
数字化敦煌壁画合作研究	1998年	为敦煌莫高窟数字展示中心奠定基础
敦煌遗书信息资源库	20世纪80年代	方广锠是国内最早进行敦煌遗书数据库建设的探索者
敦煌遗书数据库	2012年	马德牵头申请国家社科重大项目，提供敦煌文献基本信息及数字化图片
国际敦煌项目（IDP）	1994年至今	提供多语言数据库访问服务，促进敦煌学研究
莫高窟数字展示中心	2014年	缓解游客对壁画的压力，提升参观体验
数字敦煌资源库	2016年	向全球提供敦煌石窟数十个洞窟高精度数字图像和全景漫游

识，构造修复模型使图像恢复原先完整模样[4]。敦煌壁画数字化修复技术发展脉络大致可划分为三个主要阶段：以经典机器算法为主导的探索阶段、由深度神经网络驱动的方法革新阶段，以及迈向多模态融合的协同修复阶段。各阶段的技术手段在修复精度、泛化能力以及场景适应性上各有不同，下文将按照其发展顺序，系统剖析不同阶段的核心技术原理、发展背景及其应对不同壁画病害的优势与局限。

（一）经典机器算法主导阶段

2000年，贝塔米奥（Bertalmio）等提出基于偏微分方程的图像修复方法，至此图像修复进入了算法主导阶段。一系列算法相继涌现，为处理壁画划痕、点状脱落、起甲等病害提供了初步解决方案，根据其技术原理，大致可分为三类。

1. 基于扩散的算法

该类算法适用于处理划痕类问题，其技术原理是把待修复区域的边缘像素按照指定路径扩散，从而完成修复，包括图像伪造检测算法、非线性扩散的图像修复模型，压缩全变量的图像重构算法以及曲率驱动扩散模型等，此类算法能够实现较窄划痕类破损修复，但当划痕增宽，修复质量明显下降（图1）。

2. 基于纹理合成的算法

该类算法适用于处理因局部损坏或小块脱落导致的纹理缺失问题。其核心原理在于通过分析图像现有完好区域的纹理特征，找出相似度最高的区域样本，最终通过复制与融合完成对缺损部位的修复。其中Criminisi算法最具有代表性，诸多算法在其基础上进行了优化，包括对敦煌壁画褪色与污染的研究；



图1 扩散修复效果[4]
1. 掩膜图像 2. 修复效果



1　2　3

图2　Criminisi算法修复效果
1. 原受损图像　2. 掩码图像　3. 修复效果

为了降低图像块误匹配率，引入分散度项来计算优先权；为了降低错误填充，将局部特征和边缘纹理相结合的分段修复算法。焦莉娟等采用Criminisi算法对较大面积壁画进行修复，从结果可以看出，在右侧衣袖上出现明显错误（图2）[5]，说明该算法虽能对较大区域展开修复，但由于缺少结构信息，可能导致修复错误。

3. 基于稀疏表示的算法

该算法主要适用于修复细密划痕、噪声等局部性病害，其技术原理是在多个解决方案中，确定满足稀疏度要求的最优组合。稀疏表示可分为稀疏系数求解，包括匹配追踪算法（Matching Pursuit，MP）、正交匹配追踪算法（Orthogonal Matching Pursuit, OMP）等、字典学习与更新。典型的敦煌壁画数字化修复算法包括基于特征分类学习方法、将图像块与组稀疏联合稀疏表示的方法，以及自适应图像组的稀疏正则化图像复原方法。

陈永等采用基于稀疏表示的图像修复算法对不同类型的壁画进行划痕修复实验，从修复结果（图3）可以看出，该方法在较细划痕并且待修复区域图像较简单的情况下，修复效果较好，如第一行图像修复结果所示；但当待修复区域较大较复杂或是划痕加粗时，修复结果中会出现局部模糊现象，如第二、三行图像矩形框中修复结果所示[4]。说明该方法在处理信息缺失严重或修复对象结构复杂的破损时，重建能力明显不足。

这一阶段的修复技术处理小尺寸受损图像效果较好，遇到大面积破损或是复杂纹理结构的时候，时常出现图像边缘模糊的现象，或者结构连续性较差等问题[6]。在实践中，该类方法对于修复起甲病害尚能取得较好效果，但对于酥碱、烟熏、人为损坏等引发的大面积结构性缺损，修复效果显著下降。

（二）深度神经网络驱动阶段

随着深度神经网络技术的突破，壁画数字化修复技术也进入了新的阶段。基于深度学习的图像修复模型，凭借其优秀的鲁棒性，能够从海量数据中更有效地学习语义特征，面对壁画的大面积结构性缺损问题时，该类方法性能显著优于传统算法。其发展脉络可清晰地表现为三个递进层次：从初期的局部特征感知，到引入注意力机制后实现对全局语义的建模，最终发展为通过融合多策略、堆叠多阶段以及引入结构特征的多元模型。

1. 局部特征感知

2016年，帕塔克（Pathak）等首次将深度神经网络引入图像修复，采用上下文编码器，有效利用待修复区域周围的局部信息和整张图像的全局信息开展图像缺损修复[7]，但修复效果往



1 2 3

图3 组稀疏修复效果

1. 原始壁画 2. 掩膜图像 3. 修复结果

往存在模糊、细节不足等问题。

与上下文编码器不同，U网结构（U-Net）分为两部分：第一部分的工作是图像特征提取，第二部分的工作是将上采样与特征提取对应部分进行融合，以此实现图像的精准修补[8]。方昱春等基于U-Net网络架构，并且把混合空洞卷积与光谱归一化技术结合用于图像修复[9]，此方法在恢复图像细节时依旧存在失真的问题。

生成对抗网络（Generative Adversarial Network, GAN）引入博弈机制，在图像生成领域表现出色，生成内容更加灵活[10]。条件生成对抗网络（Conditional Generative Adversarial Network, CGAN）是在生成对抗网络基础上加条件约束的版本，通过添加条件限制，进一步提升了生成图像的准确性[11]。深度卷积生成对抗网络（Deep Convolutional Generative Adversarial Network, DCGAN）是卷积神经网络（Convolutional Neural Network, CNN）与生成对抗网络的深层次融合的成果，

有效提高了网络训练的稳定性和图像生成的质量。然而，局部特征感知类的模型在处理结构复杂、边缘信息模糊的壁画时，效果的稳定性和准确性仍有待提高[12]。

2. 全局语义建模

2017年，注意力机制出现，2018年，帕尔马（Parmar）等首次将其引入图像生成领域，这也对图像修复技术产生了极大的影响。注意力机制让神经网络更聚焦图像里的关键信息，进而更稳健地进行特征提取与处理[13]。

在引入注意力机制的初期，很多算法采用基于块匹配的方法，将提取得到的特征划分为待修复区域和已知区域，目的是从图像已知区域提取信息用于修复工作，但该方法没有考虑待修复区域的内部特征，导致图像修复结果出现断层现象。连贯性语义注意力机制算法通过增加与待修复区域的关联性，有效解决了扭曲断层问题。

这些采用注意力机制的全局语义建模方法，为应对复杂破损提供了理论基础，推动了网络架构演进。

3. 多元模型探索

为了获取更多有效信息，研究者尝试了多种方式增加信息获取渠道。借助在模型中融入不同策略去提取更丰富的有效信息。带有动态特征与注意力融合的壁画修复模型能更有效地利用上下文信息，提升了不规则破损区域的修复效果。自适应敦煌壁画修复算法（Local Adaptive Curvature-driven Diffusion, LACDD），在CDD算法基础上引入自适应控制策略和光滑函数，达到去噪和保护边缘的目的。在对真实破损壁画图像进行修复的实验中，LACDD算法修复效果明显优于CDD算法（图4）[14]。

为了进一步优化修复效果，很多研究构建了多尺度、多阶段的处理框架，使模型能够从不同维度与层级捕获更全面的信息。例如金字塔上下文编码网络和多尺度解码网络的图像修复模型通过分层特征补全，以实现纹理和语义之间的一致性；迭代修复模型采用预测置信度图反馈算法，通过保留高置信度像素并基于注意力机制指导图像重建；语义推理和联合学习的壁画修复算法通过壁画分层模块进行联合学习以获取全局特征；基于生成对抗壁画修复方法将多尺度特征与注意力机制结合，利用多尺度特征网络提取多层次特征信息；多阶段堆叠融合下的敦煌壁画修复方法则采用粗修复特征提取、多尺度堆叠精修处理。

与STAC、DGTS等方法对比（图5），频域扩散信息引导模型的PSNR与SSIM指标①在不同遮挡比例下均更优（图6）。



1 2 3

图4 修复效果对比

1. 破损图像 2. CDD算法 3. LACDD算法

① PSNR值越高，说明图像的失真程度越低；SSIM值越接近1，说明生成图像跟真实图像在结构上越相像。



1　2　3　4

图5　修复效果对比[15]

1. 掩码图像　2. STAC　3. DGTS　4. 频域扩散信息引导

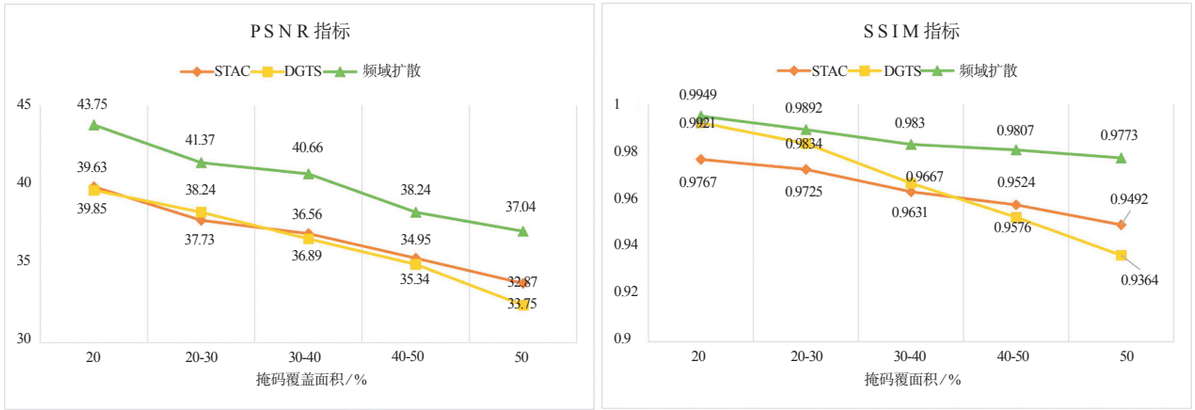


图6　PSNR、SSIM指标对比[15]

在永乐宫壁画修复实践中，3M-Hybrid模型采用跨尺度特征金字塔的设计方法，融合了多视角数据，得到了极为突出的修复成效。

为了应对大面积缺失问题，诸多研究尝试引入结构特征。纹理与几何特征融合网络首次利用壁画线描图提取其几何特征。壁画修复对抗扩散模型通过线描和多损失函数达成约束。纹理结构双向生成网络实现了全局纹理与结构特征的融合。李露茜等所提出的线稿引导的渐进式壁画修复方法，利用线稿让修复效果更逼真（图7）[16]。

从数字化壁画修复实践不难看出，深度学习技术，尤其是融合注意力机制与结构信息的修复模型，能大幅提升图像的纹理细节与语义完整性，并且在应对大面积脱落、结构性缺损等复杂问题时表现优秀。但目前多数模型参数量庞大，修复效果与性能仍需进一步优化。

（三）多模态融合修复阶段

随着图像信息维度不断扩大，研究从借助图像自身特征，推进至融合与图像不同模态的特征。2021年，拉德福德（Radford）等通过图像—文本对比损失函数，得到具有图像、文本两种模态内容理解能力的多模态大模型[17]，推动了图像数字化修复开启多模态协同的全新阶段。

1. 多模态图形修复技术

依赖单一图像数据的修复方法在处理大面积图像缺失时，受限于有效信息不足。多模态图像修复技术，从不同领域或视角去描述同一个对象，为模型决策补充更多的信息，因此极大提升了修复结果[18]。输入模态包含文本、音频、视频引导和多模态融合[19]。多模态融合技术（Multi-modality Fusion Technology, MFT）是模型开展分析、识别工作时处理不同形

式数据的过程，多模态深度学习作为一种能让机器增添更多人类智能特性的技术[20]，有望今后获得长足发展。例如，文本引导双重注意力修复网络（Text-Guided Dual Attention Inpainting Network, TDANet）使用双模态注意力机制，从描述性文本中提取关于缺失区域的语义特征，然后引入图像—文本匹配损失来增强修复结果与文本的一致性。基于多模态注意力机制生成网络的图像修复方法（Multimodal Attention Mechanism Generative Networks, MMAGN），从特征空间、特征通道和上下文相似性三个维度入手，能够修复出纹理、结构和语义都合乎人类视觉感知需求的真实图像。

2. 多模态壁画修复实践

在数字壁画修复实践中，尽管通过融合多尺度、多阶段、引入结构特征以及辅助线描等策略显著提升了修复效果，然而这些信息仍源自被修复主体自身。真正意义上的跨模态修复，如引入图像之外的其他图像、文本典籍、其他类型文物等外部信息，进行跨模态协同引导，在数字壁画修复中尚处于前沿探索阶段，但已展现出巨大潜力。

目前的探索主要沿着两个方向展开。其一为图像引导图像的跨模态关联，也就是利用风格、内容相似的参考图像指导修复。例如，赵莉等针对克孜尔石窟壁画提出的4S图像分析模型，将历史图文、考古成果等语义信息与壁画图像进行跨模态关联，为修复工作提供了宝贵的上下文信息，突破了单一图像修复的局限[21]。其二则是文本—图像跨模态生成。文本引导壁画修复的方法关键在于提取破损壁画的语义信息，再利用该信息指导修复过程。陈永等首次将这种方法应用于敦煌壁画修复实践[22]。通过修复实践，并与纹理结构引导修复（Conditional Texture and Structure Dual Generation, CTSDG）、局部与全局细化修复（High-Quality Inpainting Transformer, HINT）两种方法比较，发现文本引导的多模态修复方法修复效果显著提升（图8）[23]。



图7　线描修复效果对比
1. 掩码图像　2. 线描图像　3. 无线描引导　4. 有线描引导

有两类壁画最适合用多模态融合的方法进行修复：一类是资料充裕的壁画，如能找到相关史料、佛经、图录等辅助性的资料，来自不同维度的信息，使修复后的壁画文化内涵更完整；另一类是区域型壁画，这类壁画在空间布局以及绘画风格上均有规律可循，可为修复工作提供大量参考信息。

三、文献述评：文化引导与技术融合

（一）挑战与困境

尽管敦煌壁画数字化修复技术已取得了显著进展，但在实践应用中仍然面临两大挑战。

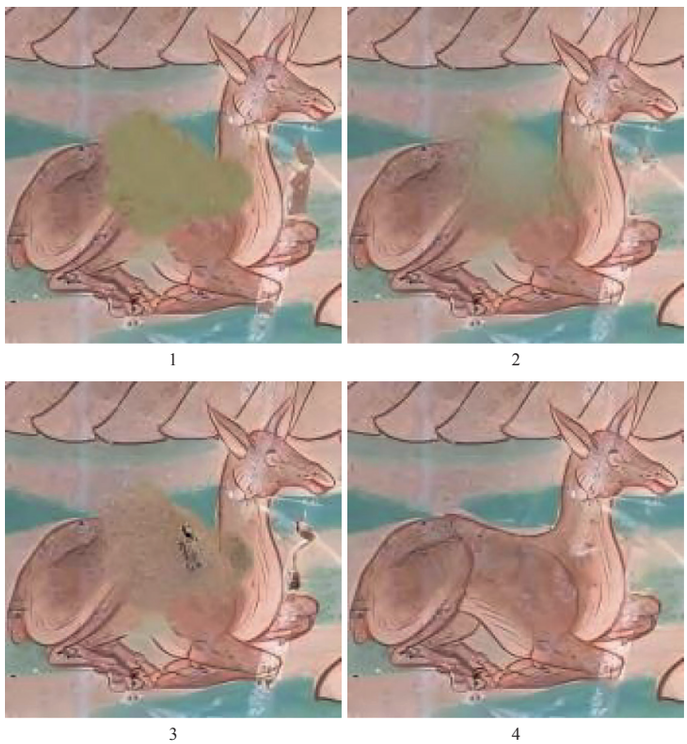
首先，技术局限在处理信息严重缺失或结构复杂的壁画时尤为明显。主要原因是壁画信息特征不足，造成模型训练难以做到全面覆盖。虽然多模态图像修复技术为修复工作提供了多源信息，但也带来了新的问题：跨模态数据的偏差，容易造成语义失真；模型复杂度提升带来的庞大计算负担，也使得技术落地困难重重。

其次，非技术类问题更为棘手。大量修复工作力求画作达到完美状态，忽视了壁画背后的文化内涵。辽宁省朝阳市云接寺的清代壁画被新画全部覆盖掉了，不仅损坏了文物本体，更破坏了文物中的文化信息[24]。敦煌壁画不是颜料的拼凑，它是佛教艺术与丝路历史的见证，若数字化修复只追求补全缺损，而忽略了宗教寓意和纹样的时代特征，修复结果可能沦为形似而神散的数字拼图。

（二）文化内涵引导

敦煌壁画作为历史、宗教、艺术多元内涵的承载对象，数字化修复工作并不是恢复图像的视觉完整性，更重要的目标是守护文化的真实本色。正如樊锦诗指出，石窟艺术就是佛教思想的载体，研究与保护工作必须突破“就图像而图像”的局限[25]。因此，在数字化修复实践中，应当建立多维度的文化内涵引导机制，将佛教思想、文献以及壁画病害机理的研究与计算机图像修复研究相结合。积极参考佛教典籍、历史文献及相关文物所承载的语义信息，并结合壁画的层次、变色病害成因以及时代技艺特征等综合因素[26]，从而确保修复结果不但形似，还能精准还原文化内涵。

在文物复原工作中，文化线索始终是工作开展的关键依据。1965年在莫高窟寻得的太和十一年（487年）绣佛残片，研究人员采用艺术风格及纹饰对比的做法，推断此残片源自平城。多模态融合技术的成熟，使修复过程能够整合与壁画相关的多元信息，突破传统方法仅依赖图像本体信息的局限，为践行文化内涵引导机制奠定了基石。



1 2 3 4

图8 修复效果对比

1. 原受损图像 2. CTSDG 3. HINT 4. 文本引导
引导文本：“这只鹿跪在地上，两只耳朵直立，身体为棕色。”

（三）多技术融合

技术并非越新越有优势，在一些情境下，传统工艺往往能弥补新兴技术结构方面的缺陷。以敦煌莫高窟第320窟壁画数字化复原项目为例，这一项目将传统珂罗版技术和现代计算机图像修复技术进行了创造性融合，利用两种技术的独到之处，成功完成了流失海外壁画和现存石窟壁画的完整数字修复[27]。

值得注意的是，敦煌壁画本体存在固有色彩衰减以及对比度弱化的现象，再加上拍摄条件的限制，进一步影响照片质量。数字化修复不仅要复原纹理与结构，色彩也是关键。为了解决这类问题，许多色彩修复算法相继出现，如多任务分解和自适应色彩均衡融合办法，通过暗通道提取、增强算法和双边滤波；基于风格注意力的壁画图像色彩还原框架，使色彩修复

从单一增强向文化语义驱动转变，提升了色彩修复效果。

修复工作要把文化遗产保护及文化传承作为核心目标，依靠技术手段，深度推动文化与学术研究相结合，杜绝只看重新技术，更注重文化价值的传承与保护。

四、结语

本文全面梳理了敦煌石窟的保护工作及壁画数字化修复技术的演进，指出了早期技术的局限性，剖析了深度学习算法的逐步演变及存在的局限。说明了跨模态数据融合技术的潜力。太和十一年（487年）绣佛残片、克孜尔石窟4S-IAM模型、莫高窟第320窟项目等成功案例，显示出历史文献与壁画图像跨模态关联对修复取得成功的重要意义，强调数字化修复应把文化真实性作为考量核心，避免踏入技术至上的误区[25]。

敦煌数字壁画修复将朝着与人工智能、大数据、虚拟现实等新兴技术深度联合的方向发展。在数据源这一维度上，新兴技术为数字化修复拓宽了信息的来源渠道，借助高精度三维扫描和多光谱成像等技术，为修复方法提供实体壁画材料、制作工艺等更全面的信息，以进一步推动修复效果的升级。此外，“云游敦煌”、故宫线上展以及“数字敦煌”等项目的火爆启示我们，依靠网络与AR/VR等互动技术把公众吸引来，能得到大量的反馈资料，进而确立更科学、全面的评估体系，优化修复办法。最后，国际敦煌项目（IDP）的多语言数据库模式为全球合作提供了范例，未来可与全球研究机构一起打造修复知识库、共享开源修复算法以及统一技术标准。

敦煌壁画的数字化修复工作是技术挑战，更是文化传承的接力。只有坚守“以技护形，以文铸魂”的理念，才能在算法持续迭代与文化深度挖掘之间找到平衡点，让千年壁画在数字时代真正实现形神兼备的永生。

参考文献

[1] 李最雄. 敦煌石窟保护工作六十年[J]. 敦煌研究, 2004(3).

[2] 李佳珉. 莫高窟壁画病害和已用典型保护材料的调查研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2013.

[3] 梁国兴. 壁画图像的智能数字化修复研究[J]. 文物鉴定与鉴赏, 2022(16).

[4] 陈永, 陶美风. 敦煌壁画数字化修复方法综述[J]. 软件导刊, 2021(5).

[5] 焦莉娟, 王文剑, 李秉婧, 等. 改进的块匹配五台山壁画修复算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2019(1).

[6] 刘仲民, 严梁. 融合动态特征与注意力的敦煌壁画修复模型[J]. 计算机工程, 2024(5).

[7] PATHAK D, KRAHENBUHL P, DONAHUE J, et al. Context encoders: Feature learning by inpainting[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition: IEEE, 2016: 2536-2544.

[8] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]// Proceedings of the International Conference on Medical Image Computing and Computer-assisted Intervention. Munich: Springer, 2015: 234-241.

[9] FANG Y C, LI Y F, TU X K, et al. Face completion with hybrid dilated convolution[J]. Signal Processing: Image Communication, 2020, 80:115664.

[10] 陈俊周, 王娟, 龚勋. 基于级联生成对抗网络的人脸图像修复[J]. 电子科技大学学报, 2019(6).

[11] MIRZA M, OSINDERO S. Conditional generative adversarial nets[EB/OL]. (2014-11-06). [2025-04-23]. https://arxiv.org/abs/1411.1784.

[12] 李月龙, 高云, 闫家良, 等. 基于深度神经网络的图像缺损修复方法综述[J]. 计算机学报, 2021(11).

[13] 朱凯, 李理, 张彤, 等. 视觉Transformer在低级视觉领域的研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2024(4).

[14] 陈永, 艾亚鹏, 郭红光. 改进曲率驱动模型的敦煌壁画修复算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2020(5).

[15] 丁元, 邬开俊. 频域扩散信息引导下的敦煌壁画修复模型[J/OL]. 北京航空航天大学学报. (2024-12-30). https://doi.

org/10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0701.

[16] LI L, ZOU Q, ZHANG F, et al. Line drawing guided progressive inpainting of mural damage[EB/OL]. (2022-11-12). [2025-09-28]. https://arXiv.org/abs/2211.06649.

[17] RADFORD A, KIM J W, HALLACY C, et al. Learningtransferable visual models from natural language supervision[EB/OL]. (2021-02-26). [2025-11-14]. https://arxiv.org/abs/2103.00020.

[18] 赵亮. 多模态数据融合算法研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2018.

[19] 陈文祥, 田启川, 廉露, 等. 基于深度学习的图像修复方法研究进展[J]. 计算机工程与应用, 2024(22).

[20] 何俊, 张彩庆, 李小珍, 等. 面向深度学习的多模态融合技术研究综述[J]. 计算机工程, 2020(5).

[21] 赵莉, 翁子扬, 胡译丹. 对流失海外的克孜尔石窟壁画的数字化复原探索[J]. 浙江大学学报(理学版), 2020(6).

[22] 陈永, 杜婉君, 张世龙. 文本模态辅助引导的壁画修复算法[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版). (2025-03-13). https://doi.org/10.13203/j.whugis20240251.

[23] 陈永, 张世龙. 文本引导的多模态壁画扩散修复算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2025(5).

[24] 李佳霖. 辽宁清代壁画遭 “破坏性修复” [N]. 中国文化报, 2013-10-31(3).

[25] 樊锦诗. 关于敦煌石窟研究的一些思考[J]. 中国史研究, 2009(3).

[26] 梅繁, 章后仪, 侯黎明. 侯黎明访谈[J]. 美术文献, 2015(5).

[27] 赵袖荣. 流失海外敦煌壁画珂罗版技术复制方法的建构[J]. 文物鉴定与鉴赏, 2020(19).