

引用格式: 田彬, 周颜林, 单宏全, 等. HASM: 空间结构预测结合线描稿辅助引导下的敦煌壁画修复 [J]. 电子科技大学学报, 2025, 54(4): 582-591.
TIAN B, ZHOU Y L, SHAN H Q, et al. HASM: Restoration of Dunhuang murals with spatial structure prediction and line drawing assisted guidance[J].
Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2025, 54(4): 582-591.

HASM: 空间结构预测结合线描稿辅助引导下的敦煌壁画修复



田彬¹, 周颜林^{1,2}, 单宏全³, 杨利春⁴, 党建武^{4*}

(1. 兰州交通大学 电子与信息工程学院, 兰州 730070; 2. 敦煌研究院 文物数字化研究所, 敦煌 736200;

3. 兰州交通大学 自动化与电气工程学院, 兰州 730070; 4. 兰州交通大学 光电技术与智能控制教育部重点实验室, 兰州 730070)

摘要: 为解决敦煌壁画修复难的问题, 尤其是对于洞窟顶部曲面壁画破损修复, 提出了空间结构预测结合线描稿辅助引导下的敦煌壁画修复算法 (HASM)。为突出壁画的空间结构, 首次考虑壁画的空间结构以及洞窟曲面信息, 采用线框解析器, 引入了简约形式的 4D 几何向量空间来编码线框中的线段, 提取线段并采用连接生成、匹配、验证算法, 使用线段遮掩算法, 结合空间结构预测模块和壁画边缘提取, 并配合完整壁画线描稿数据集引导, 设计了壁画图像的空间框辅助解析网络 (L-HAT)。为减少修复过程中对壁画边缘信息的损失, 引入空间结构注意力, 设计了壁画修复模型。使得模型不仅可以修复平面破损, 而且对破损面积较大的壁画依旧有较好的修复效果。实验结果表明, 该模型较好地保留了修复过程中洞窟的结构信息, 还原了洞窟曲面结构信息, 解决了曲面洞窟壁画修复难的问题。

关键词: 敦煌壁画修复; 几何向量编码; 线段遮掩; 空间解析网络; 曲面修复

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

DOI: 10.12178/1001-0548.2024241

HASM: Restoration of Dunhuang murals with spatial structure prediction and line drawing assisted guidance

TIAN Bin¹, ZHOU Yanlin^{1,2}, SHAN Hongquan³, YANG Lichun⁴, and DANG Jianwu^{4*}

(1. School of Electronics and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China;

2. Institute of Cultural Digitization, Dunhuang Research Institute, Dunhuang 736200, China;

3. School of Automation and Electrical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China;

4. Key Laboratory of Optoelectronic Technology and Intelligent Control of Ministry of Education, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: To solve the problem of difficult restoration of Dunhuang murals, especially for the damaged surface murals on the top of caves, a Dunhuang mural restoration algorithm (HASM) based on spatial structure prediction combined with line drawing assisted guidance is proposed. To highlight the spatial structure of the mural, the spatial structure of the mural and the surface information of the cave were considered for the first time. A wireframe parser was used, and a simplified 4D geometric vector space was introduced to encode the line segments in the wireframe. The line segments were extracted and connected using connection generation, matching, and verification algorithms. The line segment masking algorithm was used, combined with the spatial structure prediction module and mural edge extraction, and guided by the complete mural line drawing dataset. A spatial box assisted parsing network (L-HAT) for mural images was designed. To reduce the loss of mural edge information during the restoration process and bring in spatial structure attention, this paper designs a mural restoration model. This allows the model to not only repair flat damages, also maintain a good repair effect on murals with large damaged areas. The experimental results show that this model effectively preserves the structural information of the cave during the restoration process, restores the surface structure information of the cave, and solves the problem of difficult restoration of cave murals on curved surfaces.

收稿日期: 2024-09-04

基金项目: 国家自然科学基金 (62067006, 62367005); 甘肃省高校科研创新平台重大培育项目 (2024CXPT-17); 中央引导地方科技发展资金 (24ZYQA051)

作者简介: 田彬, 博士, 副教授, 主要从事图像处理、文物数字化方面的研究。

*通信作者 E-mail: dangjw@mail.lzjtu.cn

Key words: Dunhuang mural restoration; geometric vector encoding; line segment masking; spatial resolution network; surface repair

壁画修复是用合理的预测填充缺失区域的过程, 早期的壁画修复主要以人工修复为主, 由于洞窟较多, 人工修复较慢, 且修复过程的不可逆性, 不可避免地会对壁画造成破坏。如今的壁画修复主要以数字化修复为主, 由于其便捷性、可重复性、高效性得到了广泛应用。一般来说, 图像修复有两个要求: 满足全局语义结构和满足局部细节结构, 使修复后的图像符合人眼观测感受。

早期的图像修复主要以传统的数字化修复方法为主, 有以下几种。1) 基于几何学的修复, 如偏微分方程算法 (PDE)^[1-3]、全变分算法^[4-5]。基于偏微分方程的图像修复根据图像缺失区域边缘逐步过渡预测推理出缺失区域的信息, 但该类方法仅对无纹理变化的规则图像修复效果较好, 对于形式多样的壁画修复而言, 难以取得令人满意的修复效果。全变分算法主要基于图像的灰度级和梯度方向进行联合差值, 按等轴线平滑到图像破损区域中, 该方法主要适用于图像破损区域与周围内容相似度较高的图像。2) 基于补丁的修复^[5-8]。文献 [5] 首次提出图像块的概念, 并基于图像块设计纹理合成算法, 根据原图像纹理信息以及结合破损区域信息生成更丰富的纹理信息, 使得生成的修补图像块感知质量更贴近原图像。3) 基于样本块的图像修复^[6-8]。其主要修复思想为贪婪修复, 逐步搜索样本块填充图像缺失区域, 但该类方法无法捕获图像的全局信息, 对于无相似补丁的图像而言, 修复效果较差。

相对而言, 基于深度学习卷积神经网络 (CNN)^[9-10] 和生成对抗网络^[11] 的图像修复得益于大规模的学习数据集以及较好的学习能力, 可以较好地预测图像缺失区域信息并修复。从网络结构设计划分, 可以分为一阶段网络^[12-18]、两阶段网络^[19-24]、迭代式网络^[25-28] 以及超分网络^[29,30], 其中文献 [19] 采用两阶段的生成对抗网络并以壁画图像边界信息进行辅助修复, 提升修复质量。文献 [20] 由 3 个 GAN 模型配合重构损失完成修复任务。文献 [21] 通过组合 U-Net 网络以及残差网络 (ResNet) 形成三阶段的修复网络模型, 较好地融合深浅层次的特征, 提高模型的修复能力。文献 [22] 采用两阶段的 U-Net 结构和 GAN 配合注意力模块以及可变形卷积来提高模型的修复能力。文献 [23] 提出结构重建和纹理生成的网络模型, 首先使用结

构重构器生成全局结构, 其中结构重建部分由一个 7 层的编解码器结构完成, 纹理生成部分采用两个编解码器配合产生高频细节信息并输出最终结果。文献 [24] 为解决损失函数之间关注目标不一致的问题, 提出基于生成对抗网络的多阶段高低频融合图像修复算法, 该算法分为高低频先验信息生成模块和融合模块, 以编解码器结构为基础并引入含光谱归一化的马尔可夫判别器 (SN-PatchGAN), 在生成器模块引入快速傅里叶卷积 (FFC), 实现更好的纹理细节和全局结构一致性。文献 [25-28] 主要采用一个或多个生成器结构或搭配注意力, 分时或同时对图像的纹理和结构信息进行修复。

由于敦煌壁画主要绘制在曲面洞窟之上, 壁画内容有大小、远近层次之分, 上述修复方法主要从单一平面图像考虑修复, 忽视了图像的曲面空间结构信息, 尤其对于壁画平面与曲面交界线处以及空间点、线、面等结构信息, 存在平滑现象。针对上述信息, 本文侧重于学习视觉模式以及空间结构的学习, 提出了 HASM 修复算法。

1 相关工作

1.1 壁画修复

相较于自然图像, 壁画图像有场景复杂、纹理模糊、风格多变等特点。一些典型的基于深度学习的壁画修复算法, 如文献 [31] 提出多阶段堆叠融合的壁画修复网络, 将修复人物分阶段进行, 修复效果较好; 文献 [32] 针对现存深度模型修复壁画, 未兼顾像素级特征与语义级特征导致纹理精细度欠缺、结构扭曲等问题, 提出一种联合核预测和特征推理的渐进式壁画修复算法, 并结合语义一致性注意力机制实现特征推理, 完成破损壁画的语义级修复; 文献 [33] 针对现有图像修复方法在处理敦煌壁画时面临着计算复杂度高、纹理模糊和特征提取不足等问题, 提出一种结合 CSWin-Transformer 的壁画图像修复方法, 较好地兼顾了壁画纹理的修复。由于上述壁画算法缺乏对空间结构的考虑, 对处于曲面和平面交接处的壁画图像而言, 修复效果难以达到令人满意的效果。

1.2 线框表示

线段和连接是低级视觉中突出的视觉模式, 因此经常被用做重要的特征信息, 指导下游的视觉人

物, 如文献 [34] 提出了一种基于学习的方法, 用于自动提取杂乱人造环境图像的“线框”表示, 线框包含场景中所有突出的直线及其连接点, 采用两种卷积神经网络, 分别适用于提取具有大空间支持的结点和直线。这些直线高效准确地编码了大规模几何体和对象形状, 但受限于人工标记数据集。文献 [35] 开发了一种复杂的采样模式, 根据预测的连接从所有可能的候选者中生成线段建议, 然后利用线段验证模块对提案进行分类, 取得了良好的线框提取效果。文献 [36-38] 在无连接信息的情况下, 提出基于吸引场图 (AFM) 的算法, 较好地提取了图像的线框。

2 模型介绍

本节将详细介绍本文提出的模型, 包括整体线框检测、修复网络, 其中整体线框检测引入统

一的简约形式的 4D 几何向量空间来编码线框中的线段, 修复网络采用编解码器结构, 并引入金字塔分解可分离模块 (PDS) 以及空间注意力模块 (SAM)。

2.1 Holistic Attraction Sketch Model (HASM)

本文修复模型如图 1 所示, 输入原图 I_{gt} 以及掩码图 I_m , 首先通过改进的 LSM-HAT、Canny 算子提取出 I_l 、 I_e 以及结合线描稿框图 I_g , 线描稿框图主要作用是与 Canny 算子提取的边缘图进行互补, 促进线稿引导修复, 之后将拼接后的图像与 $[I_{gt}, I_m]$ 映射后经过特征金字塔编码器处理, 特征金字塔对应的上下采样层由 3 层门控卷积层、4 层扩张残差块和 1 层高效注意力机制组成, 最后生成 ST 空间, 解码器预测内嵌图像使得该预测图像更接近真实图像 I_{gt} , 具体如图 1 中 Sketch tensor space 所示。

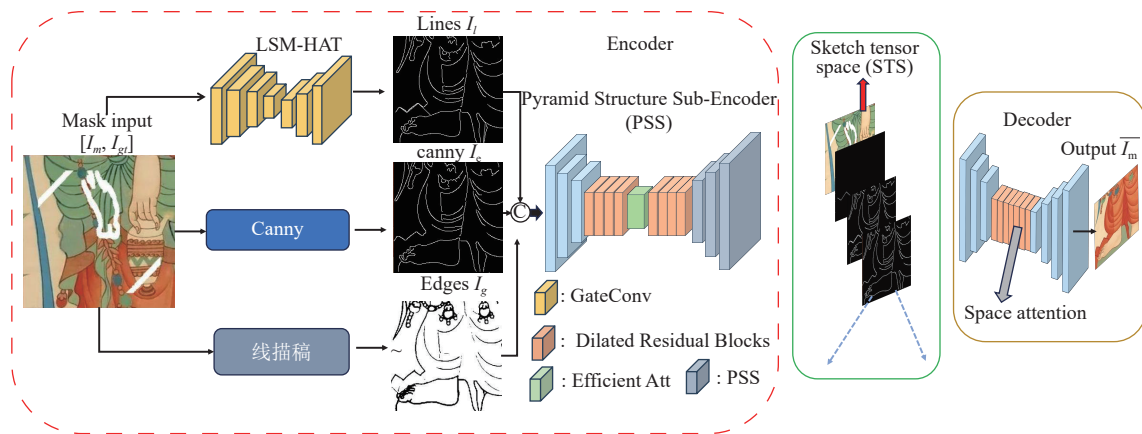


图 1 HASM 结构图

2.2 空间结构预测线框解析器

本节详细阐述空间结构预测分析器 (holistically-attracted, HAT) [39] 的应用。HAT 算法创新性地采用一个四维 (4D) 集合向量空间框架, 以高效编码线框结构中的线段集合。具体而言, 线框由一系列精心组织的线段构成。这些线段在连续的二维图像域 $D \in \mathbb{R}^2$ 内以实数坐标 (即子像素精度) 表示, 并辅以在离散图像网格 $\Lambda \subset D$ 上的线段表达, 网格 Λ 由栅格化过程中定义的整数像素坐标集合构成。为了形式化地描述这些线段, 采用符号 $\tilde{l} = (x_1, x_2) \in D^2$ 表示一条线段, 符号 \cdot 用于突出线段的两个端点。进一步地, 每条线段 $\tilde{l} \in \mathbb{R}^2$ 可通过其对应的线框方程系数表示为 $l = (a_{\tilde{l}}, b_{\tilde{l}})$, 其中 $a_{\tilde{l}}$ 、 $b_{\tilde{l}}$ 分别表示线框方程的系数, 斜率和截距由 x_1 、 x_2 唯一确定。在给定两个端点的情况下, 线段

的线框方程可以通过代数运算以封闭形式直接求解得出。

为解决坐标点形成的线框唯一, 为每个线段引入一个吸引区域, 以对抗其固有的局部性 [40]。如图 2a 的灰色区域所示, 每个点 $p \in \Lambda$ 被分配给最接近线段 \tilde{l} 。通过将点 p 投影到 \tilde{l} 的行 l 以获得 $p' \in D$ 来计算距离。如果 p' 不在 \tilde{l} 上, 则将其重新分配给最近的端点。 p 和 \tilde{l} 之间的距离是 p 和 p' 之间的欧氏距离。不同线段的吸引区域不相交, 使线段的区域表示成为可能, 促进更有效地学习。

线框的 HAT 字段可以在相同的图像域 D 或下采样域中定义, 以符合卷积网络的设计, 用 $\Gamma(p)$ 表示。对于每个 $p \in \Lambda$, Γ 是一个 4D 几何向量, 推导如下。

如图 2 中的右列所示, 对于线段 \tilde{l} , 推导在其

吸引区域中对每个远处点 p 进行简单的仿射变换。设 d 为 p 和 \bar{l} 之间的距离, 即 $d = |a_i p' + b_i| > 0$, 之后采用平移、旋转、仿射变化等将其映射为新的坐标点, 在仿射变换后的新坐标 \dot{p} 中, 设 $\theta_1 \in (0, \pi/2)$, $\theta_2 \in (-\pi/2, 0)$, θ 为变换角, 具体如图 2 所示。因此线段 \bar{l} 的吸引力区域的坐标点 p 被重新定义为:

$$\dot{p}(\bar{l}) = (d, \theta, \theta_1, \theta_2) \quad (1)$$

式中, \bar{l} 可以在封闭形势下得到:

$$\bar{l} = d \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ \tan \theta_1 & \tan \theta_2 \end{pmatrix} + (\mathbf{p}^T, \mathbf{p}^T) \quad (2)$$

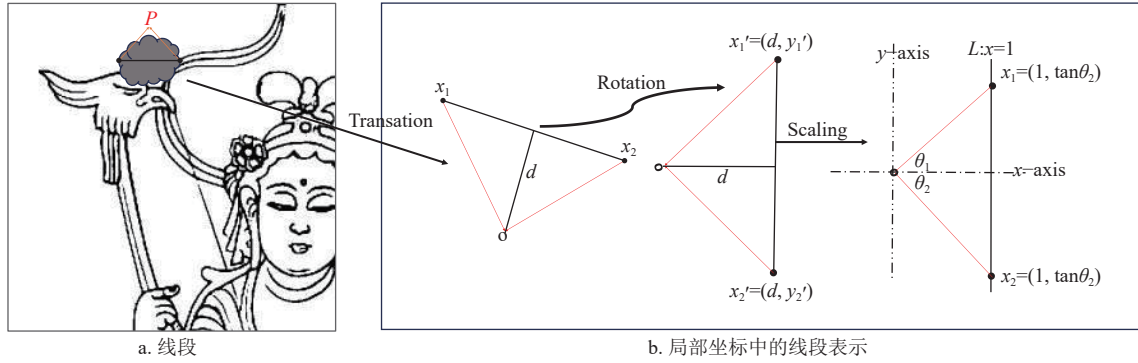


图 2 HAT 字段表示

对于估计值 $(\hat{d}, \hat{\theta}, \hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2)$ 将给出最优点集合, 之后通过计算各欧式距离来决定是否将该点纳入最终线段连接, 该算法结果如图 3 所示。



图 3 HAT 线框预测结果 (线框为蓝色点连接形成)

2.3 金字塔结构子编码器 (PDS)

如图 4 所示, PDS 阶段主要通过结合 LSM-HAT 网络、Canny 算子、以及线描稿图像 I_l, I_e , $I_g \in \mathbb{R}^{h \times w \times 1}$ 并串联 I_m 经过门控卷积提取特征值, 其中门控卷积学习每个通道和每个空间位置的动态特征选择机制。该卷积不仅能根据背景、遮罩、线稿来选择特征, 还能考虑到某些通道的语义分割。即使模型结构较深, 门控卷积也会学习在不同的通道中突出显示 mask 区域和线稿信息。首先, 根据式 (3) 提取壁画边缘结构并分为边缘结构 E_l 与边缘补偿图 E_e :

$$E_{le} = f_{eb}(\text{GateConv}(x)), \{E_l, E_e\} = \text{split}(E_{le}) \quad (3)$$

由于该式提取出的边缘图较为粗略, 为此,

对其进行再卷积, 使提取的边缘图更为细腻, 具体为:

$$O_e = \sigma(\text{Conv}(E_e)), O_l = \sigma(\text{Conv}(E_l)) \quad (4)$$

式中, $x \in \mathbb{R}^{h \times w \times d}$; σ 为 sigmoid 激活函数。将特征投影到两个分离的嵌入空间中, 称为线嵌入 Eland 边缘嵌入 E_e 和函数 f_b , 它由 $\text{Conv2D} \rightarrow \text{IN} \rightarrow \text{ReLU}$ 组成。拆分是将特征分成两个各自具有相同通道的张量的操作。然后, 利用 E_l 和 E_e 学习在不损坏的情况下粗略地重建图像 O_{im} , 具体为:

$$\begin{aligned} A &= f_b(E_l, E_e) \in \mathbb{R}^{h \times w \times 1} \\ E'_{le} &= E_l \odot (1 - A) + E_e \odot A \\ O_{im} &= \tanh(\text{Conv}(E'_l, E'_e)) \end{aligned} \quad (5)$$

式中, f_{ab} 是 $\text{Conv2D} \rightarrow \text{IN} \rightarrow \text{ReLU} \rightarrow \text{Conv2D} \rightarrow \text{sigmoid}$; \odot 表示逐元素乘积。 O_{im} 的预测对 E_e 与 E_l 冲突会给予更强的约束。此外, PDS 中引入了多尺度策略, 对于 PSS 扩张残差块得到的给定特征 $x \in \mathbb{R}^{h \times w \times d}$, PDS 预测不同分辨率的线、边和粗图像, 为:

$$X^{(i+1)}, O_{im}^{(i)}, O_l^{(i)}, O_e^{(i)} = \text{PSD}^{(i)}(X^{(i)}) \quad (6)$$

式中, $i = 1, 2, 3$, 分别表示具有 64×64 、 128×128 和 256×256 分辨率的输出特征图; $O_{im}^{(i)}$, $O_l^{(i)}$, $O_e^{(i)}$ 分别对应图 4 中网络的输出。不同尺度的图像有利于重建不同类型的结构信息。

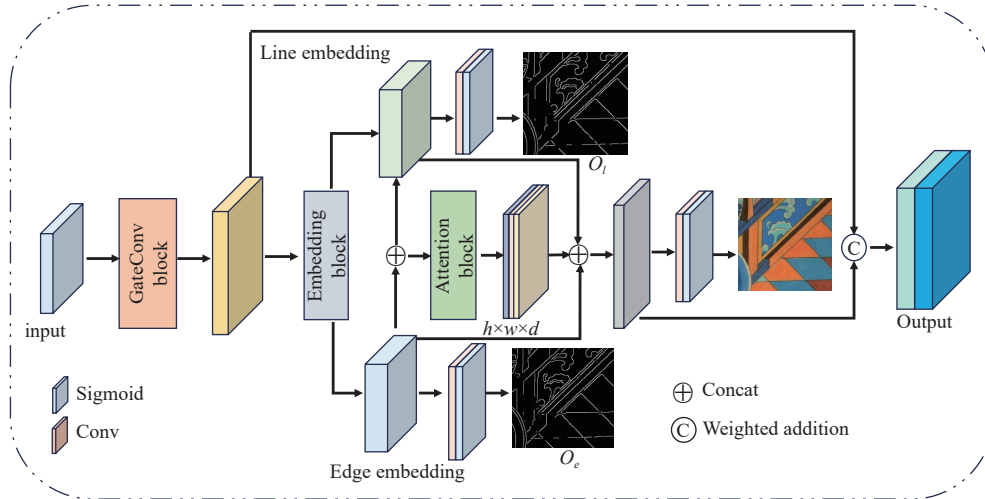


图 4 PDS 结构

2.4 空间预测引导修复网络 (STS)

STS 网络如图 1 所示, 编码器主要由 3 部分组成, 给定输入图像 I_{gt} 以及掩码图像 I_m 组合形成 $I_{fake} \in [I_{gt}, I_m] \rightarrow S$ (STS 网络), 解码器 $S \rightarrow \tilde{I}_{gt}$ 用于预测内嵌图像, 其中 $[I_{gt}, I_m, I_{fake}, \tilde{I}_{gt}, S] \in \mathbb{R}^{h \times w \times 3}$, 编码器首先使用改进的线框解析器 LSM-HAT 和 Canny 检测器来提取线 I_l 并配合壁画线稿 I_e , 然后拼接 $[I_l, I_e, I_g, I_m]$ 并由金字塔结构子编码器 (PSS) 处理输出 $O_l^{(3)}, O_e^{(3)}$ 生成 ST 空间 S :

$$S = [O_l^{(3)}; O_e^{(3)}; \text{clip}(O_l^{(3)} + O_e^{(3)})] \quad (7)$$

式中, clip 为分离操作。线条代表整体结构, 而边表示一些局部细节, 如壁画的点、线、突出空间结构的信息边。它们以不同的方式为修复模型提供结构的先验。解码器预测内嵌图像 \tilde{I}_{gt} , 使其更接近地面真实图像 I_{gt} , 其中解码器主要由 3 层门控卷积以及 8 层扩张卷积组成, 具体结构可参考文献 [41]。

3 实验

3.1 实验说明

本实验环境为 PyTorch-11.8, 显卡为 Inter3090-24, Batch-Size 为 12。壁画数据集采用敦煌研究院提供的 200 张壁画数据集并配套线稿图, 大小为 $256 \times 256 \sim 2400 \times 3280$, 覆盖壁画各种题材, 以及文献 [42] 提供的 1200 张数据集并附带对应的线描稿数据集, 并统一裁剪为 256×256 像素大小, 经过翻转、裁剪、变形处理等扩展到 8000 张, 其中 7500 张用于训练, 500 张用于测试。

3.2 对比实验

图 5 展示本文算法采用公共随机掩码进行壁画

修复的效果示例。从图示中可以清晰地看出, 在壁画内容边界丰富且细腻的场景下, 本文算法成功地提取了关键的壁画边界信息, 这一步骤对后续的修复过程起到重要的辅助作用。本算法不仅有效地恢复出壁画的破损区域, 而且其修复效果在视觉上高度符合人类观测的期望, 体现了算法在处理复杂壁画内容边界时的准确性和精细度。这一成果验证了本文算法在处理边界信息丰富壁画修复任务中的有效性和优越性。

图 6 展示了本文算法在处理具有显著空间结构特征, 并包含曲面洞窟信息的壁画修复任务中的表现。从图中结果可以明确观察到, 该算法不仅能够有效修复平面破损壁画区域, 展现出卓越的修复性能; 尤为突出的是, 在针对具有复杂曲面及空间结构特性的壁画破损部分进行修复时, 其效果更为显著, 能够精确重构曲面形态及保留原有空间结构信息, 实现了高质量的修复效果。这一结果表明, 本文算法在处理具有复杂几何特性的壁画修复问题上, 具有显著的适应性和优越性。

在将本文方法与当前经典的图像修复算法 (Lineembedding^[42]、Shift-Net^[43]、DMFN^[44] 及 Edge-Connect^[45]) 进行对比分析, 实验结果如图 7 所示。从图中可以清晰观察到, Shift-Net 算法在修复过程中显现出了局部失真的问题, 尤其是在处理较大破损区域时, 这种失真现象尤为显著。Line embedding 算法相较于 Shift-Net, 在一定程度上减轻了失真现象, 但在面对纹理复杂区域时, 其修复效果表现出一定的模糊性 (如图中第 1 行第 4 列所示)。DMFN 算法在识别图像破损区域边

缘时仍存在一定的不准确性, 这直接导致其修复结果呈现模糊状态。Edge-Connect 算法虽然在整体

修复上表现出色, 但局部细节处仍存在细微的模糊现象。

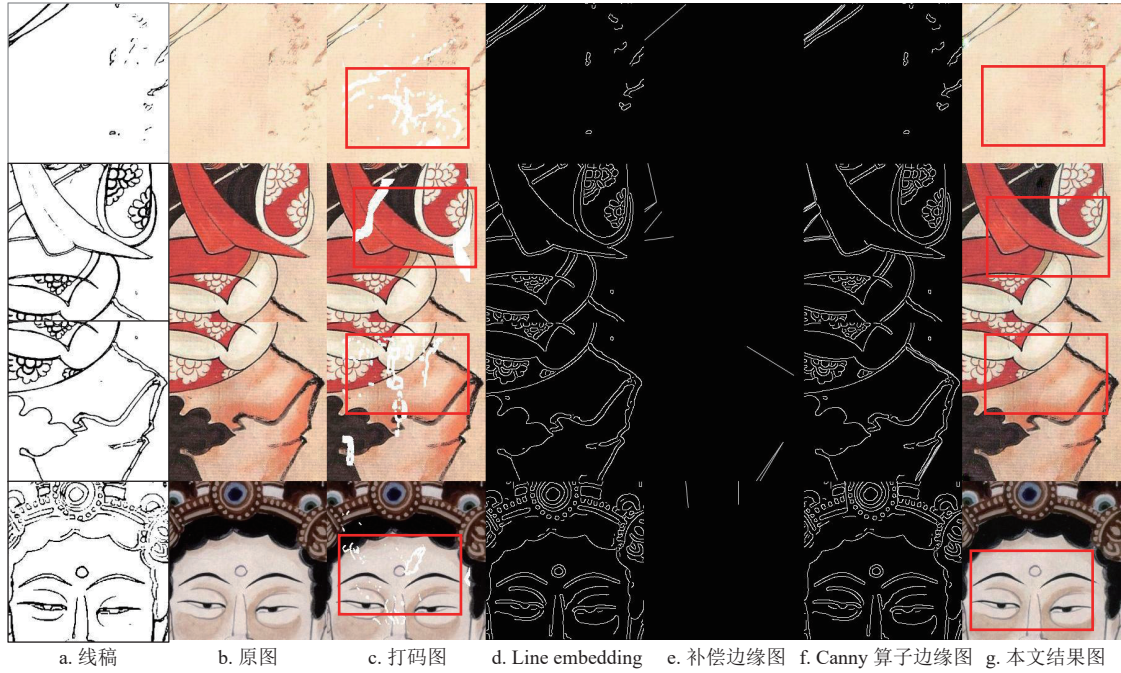


图5 实验结果展示

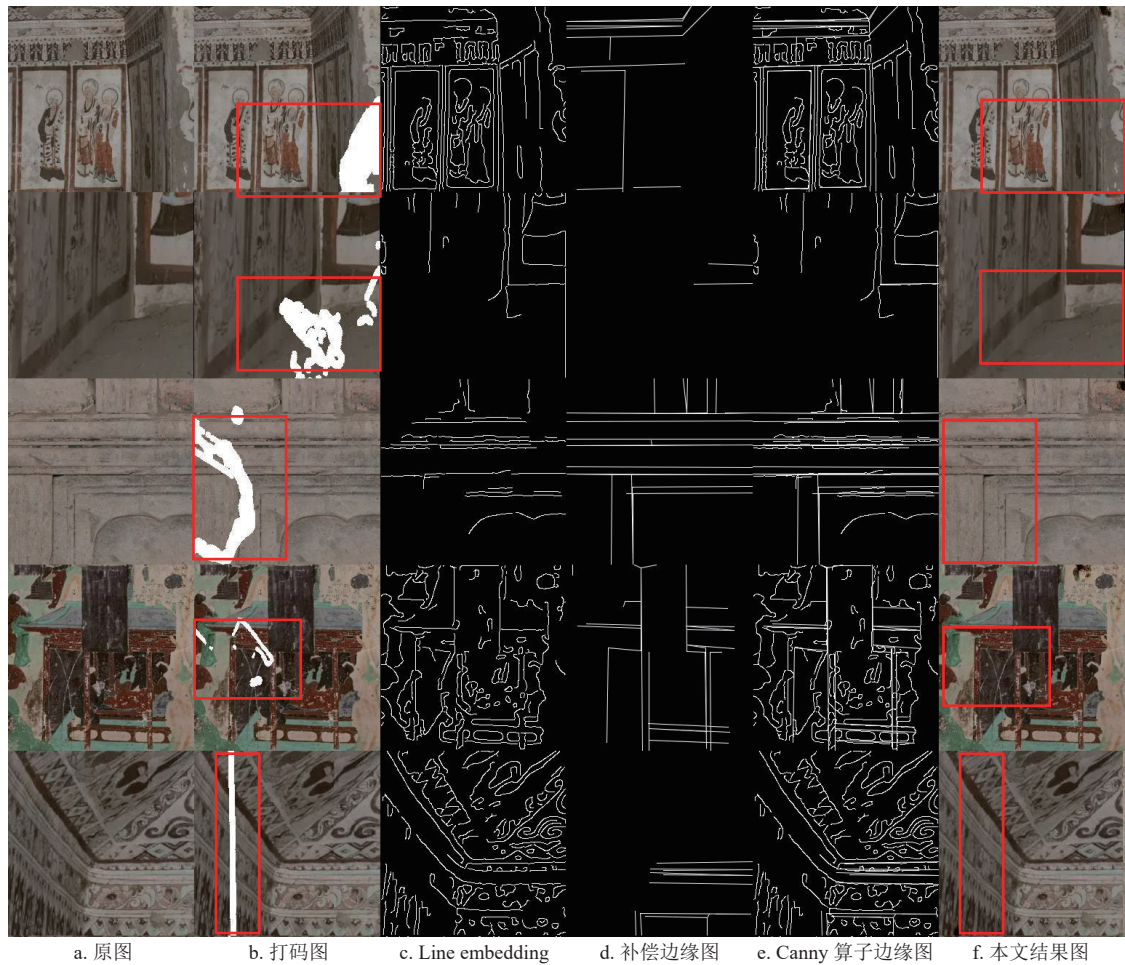


图6 针对曲面空间结构的壁画修复

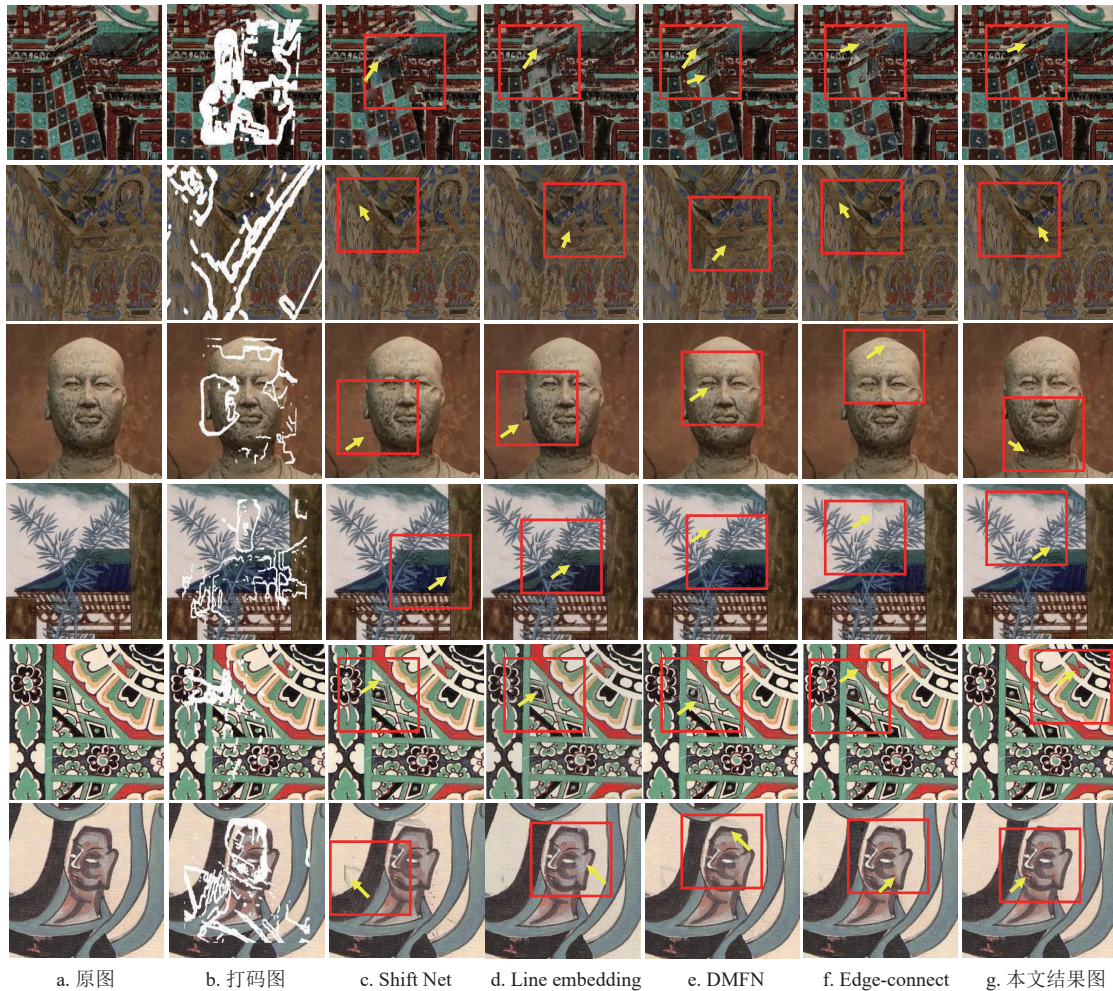


图 7 对比效果图

上述经典算法在应对平面壁画修复任务时，均暴露出不同程度的问题，且当应用于曲面结构壁画的破损区域修复时，均出现过渡模糊的现象，从而造成了原有结构信息的丢失。相较之下，本文方法不仅在处理纹理细节等信息上展现出优异的表现，还能有效保留并恢复图像中的空间信息（如曲面结构、关键点及线条），实现了更为精确和自然的修复效果。这一改进不仅提升了图像修复的质量，也为曲面结构壁画的保护与修复工作提供了新的思路与技术支持。

本文采用图像修复任务中常用的 L2 误差、峰值信噪比（PSNR）、结构相似性指数（SSIM）这 3 个指标来分析验证本文模型的修复效果，其中 L2 与 PSNR 两个评价指标基于像素值，SSIM 指标基于视觉感知，分析结果如表 1 所示，其中红色标记为最优指标，Avg 为各个指标的平均值。分析可知，本文算法在各个指标上最优，主要是因为壁画本身的特殊性，存在纹理边界模糊现象，而本文算法正好考虑了此问题的存在。

表 1 定量分析

指标	方法					Avg
	Shift Net	Line embedding	DMFN	Edge-connet	本文算法	
L2	0.040 3	0.022 8	0.035 6	0.029 5	0.013 8	0.028 4
PSNR	27.122 1	36.210 0	33.702 4	35.925 7	39.156 2	34.423 3
SSIM	0.901 3	0.933 2	0.913 9	0.926 8	0.967 7	0.928 8

3.3 消融实验

为了验证本文算法对提高图像修复结果的有效性,进行了消融实验,如表2所示。可以看出加入L-HAT模块之后修复效果合理,不仅对像素值预测合理,且对空间结构修复效果提升明显,SSIM指标提高了10%左右,证明了L-HAT模块对于提升修复效果的积极作用。在加入线描

稿辅助模块+L-HAT后,该模块有效地辅助了L-HAT模块对壁画复杂结构的修复,实现了更为精细和准确的图像重建,特别是在壁画纹理和结构保持方面展现出明显优势。实验结果表明,这一综合配置在各项评估指标上均达到了最优表现,充分验证了本文所设计各模块之间的协同作用对图像修复有着显著提升。

表2 消融实验

指标	基础编码器结构	加入L-HAT模块	加入线描稿辅助模块+L-HAT	加入SAM+线描稿辅助模块+L-HAT	Sketch-Tensor-Space+SAM+线描稿辅助模块+L-HAT模块
L2	0.191 6	0.111 5	0.080 2	0.075 4	0.013 8
PSNR	18.446 2	26.158 3	33.702 4	34.956 2	39.156 2
SSIM	79.925 8	89.821 5	0.923 9	0.931 1	0.967 7

4 结束语

本文提出的空间结构预测结合线描稿引导辅助下的敦煌壁画修复算法,通过采用L-HAT及SAM并引入STS模块,有效解决了曲面壁画破损修复问题,为敦煌研究院的石窟顶部曲面壁画修复提供了技术手段。后续将继续对洞窟穹顶深入分析,尝试对3D平顶锥形、三角锥形等大面积缺失空间结构进行还原。

参考文献

- [1] YANG C, LU X, LIN Z, et al. High-resolution image inpainting using multi-scale neural patch synthesis[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2017: 4076-4084.
- [2] TSCHUMPERLE D, DERICHE R. Vector-valued image regularization with PDEs: A common framework for different applications[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(4): 506-517.
- [3] SHEN J H, CHAN T F. Mathematical models for local nontexture inpaintings[J]. SIAM Journal on Applied Mathematics, 2002, 62(3): 1019-1043.
- [4] 师晓波, 蔺素珍. 基于样本块和BSCB模型的壁画裂缝修复方法[J]. 科学技术与工程, 2017, 17(35): 98-104.
- [5] SHI X B, LIN S Z. Restoring method of the tomb fracture based on sample patch and BSCB model[J]. Science Technology and Engineering, 2017, 17(35): 98-104.
- [6] WEI L Y, LEVOY M. Fast texture synthesis using tree-structured vector quantization[C]//Proceedings of the 27th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York: ACM, 2000: 479-488.
- [7] BORNARD R, LECAN E, LABORELLI L, et al. Missing data correction in still images and image sequences[C]// Proceedings of the 10th ACM International Conference on Multimedia. New York: ACM, 2002: 355-361.
- [8] DRORI I, COHEN-OR D, YESHURUN H. Fragment-based image completion[C]//Proceedings of the ACM SIGGRAPH 2003. New York: ACM, 2003: 303-312.
- [9] CRIMINISI A, PÉREZ P, TOYAMA K. Region filling and object removal by exemplar-based image inpainting[J]. IEEE Transactions on Image Processing: A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2004, 13(9): 1200-1212.
- [10] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. Science, 2006, 313(5786): 504-507.
- [11] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]// Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention—MICCAI 2015. Cham: Springer, 2015: 234-241.
- [12] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2014, DOI: 10.3156/ISOFT.29.5_177_2.
- [13] PATHAK D, KRÄHENBÜHL P, DONAHUE J, et al. Context encoders: Feature learning by inpainting[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2016: 2536-2544.
- [14] IIZUKA S, SIMO-SERRA E, ISHIKAWA H. Globally and locally consistent image completion[J]. ACM Trans Graph, 2017, 36(4): 1-14.
- [15] LIU G L, REDA F A, SHIH K J, et al. Image inpainting

- for irregular holes using partial convolutions[M]//Lecture Notes in Computer Science. Cham: Springer International Publishing, 2018.
- [15] ZENG Y H, FU J L, CHAO H Y, et al. Learning pyramid-context encoder network for high-quality image inpainting[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2019: 1486-1494.
- [16] XIE C H, LIU S H, LI C, et al. Image inpainting with learnable bidirectional attention maps[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. New York: IEEE, 2019: 8857-8866.
- [17] LIU H Y, JIANG B, SONG Y B, et al. Rethinking image inpainting via a mutual encoder-decoder with feature equalizations[C]//European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2020: 725-741.
- [18] ZHANG R S, QUAN W Z, WU B Y, et al. Pixel-wise dense detector for image inpainting[J]. Computer Graphics Forum, 2020, 39(7): 471-482.
- [19] 张梦瑶. 基于二阶段生成对抗网络的古壁画补全技术研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2021.
ZHANG M Y. Research on ancient wall painting completion technology based on two stage generative adversarial network[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2021.
- [20] YU J H, LIN Z, YANG J M, et al. Generative image inpainting with contextual attention[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2018: 5505-5514.
- [21] QUAN W Z, ZHANG R S, ZHANG Y, et al. Image inpainting with local and global refinement[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2022, 31: 2405-2420.
- [22] 严梁. 基于深度学习的敦煌壁画修复算法研究[D]. 兰州: 兰州理工大学, 2023.
YAN L. Research on Dunhuang mural restoration algorithm based on deep learning[D]. Lanzhou: Lanzhou University of Technology, 2023.
- [23] REN Y R, YU X M, ZHANG R N, et al. StructureFlow: Image inpainting via structure-aware appearance flow[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. New York: IEEE, 2019: 181-190.
- [24] 冯晶. 基于生成对抗网络的多阶段图像修复算法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2023.
FENG J. Research on Multi stage image restoration algorithm based on generative adversarial networks[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2023.
- [25] ZHANG H R, HU Z Z, LUO C Z, et al. Semantic image inpainting with progressive generative networks[C]//Proceedings of the 26th ACM International Conference on Multimedia. New York: ACM, 2018: 1939-1947.
- [26] GUO Z Y, CHEN Z B, YU T, et al. Progressive image inpainting with full-resolution residual network[C]//Proceedings of the 27th ACM International Conference on Multimedia. New York: ACM, 2019: 2496-2504.
- [27] LI J Y, HE F X, ZHANG L F, et al. Progressive reconstruction of visual structure for image inpainting[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. New York: IEEE, 2019: 5961-5970.
- [28] LI J Y, WANG N, ZHANG L F, et al. Recurrent feature reasoning for image inpainting[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2020: 7757-7765.
- [29] 汪荣贵, 雷辉, 杨娟, 等. 基于自相似特征增强网络结构的图像超分辨率重建[J]. 光电工程, 2022, 49(5): 36-51.
WANG R G, LEI H, YANG J, et al. Self-similarity enhancement network for image super-resolution[J]. Opto-Electronic Engineering, 2022, 49(5): 36-51.
- [30] 于钥. 小波域中图像超分辨率重建关键技术研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2024.
YU Y. Research on key technologies for image super resolution reconstruction in wavelet domain[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2024.
- [31] 邹开俊, 单宏全, 田彬, 等. 多阶段堆叠融合下的敦煌壁画修复[J]. 电子科技大学学报, 2024, 53(4): 551-559.
WU K J, SHAN H Q, TIAN B, et al. Dunhuang mural restoration under multi stage stacking fusion[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2024, 53(4): 551-559.
- [32] 陈永, 赵梦雪, 陶美凤. 联合特征推理和语义增强的渐进式壁画修复[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2023, 50(8): 1-12.
CHEN Y, ZHAO M X, TAO M F. Progressive mural inpainting method based on joint feature reasoning and semantic enhancement[J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2023, 50(8): 1-12.
- [33] 徐志刚, 杨欣宇. 结合 CSWin-Transformer 和门卷积的壁画图像修复方法[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(21): 215-224.
XU Z G, YANG X Y. Mural image restoration method combining CSwin transformer and gateconvolution[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(21): 215-224.
- [34] HUANG K, WANG Y F, ZHOU Z H, et al. Learning to parse wireframes in images of man-made environments[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2018: 626-635.

- [35] ZHOU Y C, QI H Z, MA Y. End-to-end wireframe parsing[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. New York: IEEE, 2019: 962-971.
- [36] MENG Q, ZHANG J, HU Q, et al. LGNN: A context-aware line segment detector[C]//proceedings of the 28th ACM International Conference on Multimedia. [S.l.]: ACM, 2020: 4364-4372.
- [37] XUE N, BAI S, WANG F D, et al. Learning regional attraction for line segment detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2021, 43(6): 1998-2013.
- [38] XUE N, WU T F, BAI S, et al. Holistically-attracted wireframe parsing[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2020: 2785-2794.
- [39] XUE N, WU T, BAI S, et al. Holistically-attracted wireframe parsing: From supervised to self-supervised learning[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2023, 45(12): 14727-14744.
- [40] XUE N, BAI S, WANG F D, et al. Learning attraction field representation for robust line segment detection[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2019: 1595-1603.
- [41] CAO C J, FU Y W. Learning a sketch tensor space for image inpainting of man-made scenes[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. New York: IEEE, 2021: 14489-14498.
- [42] LI L X, ZOU Q, ZHANG F, et al. Line drawing guided progressive inpainting of mural damage[EB/OL]. [2024-01-11]. <http://arxiv.org/abs/82211.06649v2>.
- [43] YAN Z Y, LI X M, LI M, et al. Shift-net: Image inpainting via deep feature rearrangement[C]//European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2018: 3-19.
- [44] HUI Z, LI J, WANG X M, et al. Image fine-grained inpainting[EB/OL]. [2024-01-11]. <http://arxiv.org/abs/2002.02609v2>.
- [45] NAZERI K, NG E, JOSEPH T, et al. EdgeConnect: Structure guided image inpainting using edge prediction [C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshop. New York: IEEE, 2019: 3265-3274.

编辑 税红