



· 文化遗产数字化保护 ·

基于局部光影感知的书法图像和谐化算法

董智强, 肖云, 段佳顺

(西北大学 信息科学与技术学院, 陕西 西安 710127)

摘要 利用图像和谐化算法虚拟修复破损的书法图像, 对于文物保护具有重要意义。现有的图像和谐化方法大多集中于解决前景和背景之间的不和谐问题, 针对书法图像虚拟修复过程中出现的前景和背景图像视觉特征差异大、不和谐的问题, 提出了一种基于局部光影感知的书法图像和谐化算法 LSPNet。LSPNet 通过引入参考掩膜和内容掩膜, 对需要修复的区域进行精确的定位, 从而确保合成的前景与背景在风格上保持一致。为了验证该算法的有效性, 在破损的书法图像上进行了实验, 经过实验和对比, LSPNet 相比于其他算法能够明显降低前景与背景之间的亮度、对比度以及图像结构等方面的差异, 使得修复后的书法作品在视觉上更加自然和统一。

关键词 书法虚拟修复; 图像修复; 深度学习

中图分类号: TP391 **DOI:** 10.16152/j.cnki.xdxbzr.2025-01-016

Calligraphy image harmonization algorithm based on local light and shadow perception

DONG Zhiqiang, XIAO Yun, DUAN Jiashun

(School of Information Science and Technology, Northwest University, Xi'an 710127, China)

Abstract The virtual restoration of damaged calligraphy images using image harmonization algorithms is of great significance for cultural relic protection. Most existing image harmonization methods focus on addressing the disharmony between foreground and background. In response to the significant visual feature differences and disharmony issues between foreground and background during the virtual restoration of calligraphy images, this paper proposes a calligraphy image harmonization algorithm based on local light and shadow perception on LSPNet. LSPNet precisely locates the area to be restored by introducing reference masks and content masks, thereby ensuring that the style of the synthesized foreground and background remains consistent. To verify the effectiveness of this algorithm, experiments were conducted on damaged calligraphy images. Through numerous experiments and comparisons, LSPNet significantly outperforms other algorithms in reducing the differences in brightness, contrast, and image structure between the foreground and background, making the restored calligraphy works appear more visually natural and unified.

Keywords virtual restoration of calligraphy works; image restoration; deep learning

收稿日期: 2024-04-20

基金项目: 国家自然科学基金(62372371); 陕西省国际科技合作计划重点项目(2022KWZ-14)。

第一作者: 董智强, 男, 从事深度学习风格迁移研究, holo.lawrence@foxmail.com。

通信作者: 肖云, 女, 教授, 从事数据挖掘、人工智能算法研究, yxiao@nwu.edu.cn。

中国书法历史悠久,浓缩了中华上下五千年的文化和精神。但由于书法作品大多传承形式为石碑和书帖,在千百年间的保存下会受到风化侵蚀以及人为的破坏。如图 1 所示,图中的碑帖拓本出现了大片的斑点、划痕和缺损,这严重影响了书法作品本身的艺术风貌和神韵,更影响了书法艺术的传承和延续。

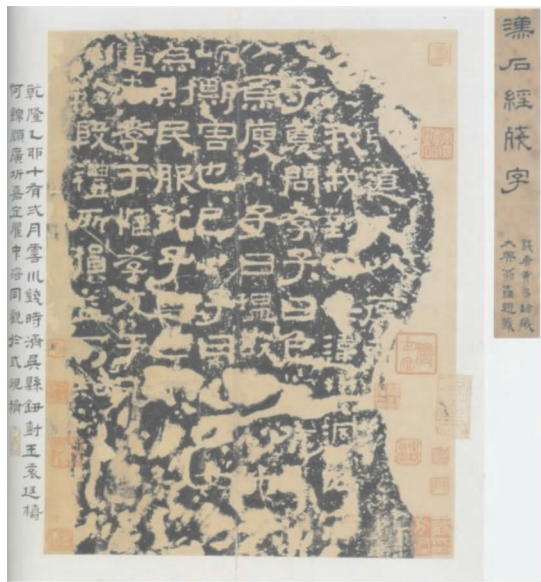


图 1 书法作品拓片图像

Fig.1 Images of damaged calligraphy works

随着计算机技术的逐渐发展,利用深度技术对破损的文物进行虚拟修复成为了可能^[1]。利用深度学习技术,可以学习并模仿书法字体风格,生成并修复破损的书法字^[2]。将神经网络生成的书法字图像嵌入到破损的书法图像中时,会出现前景图像(书法字图像)和背景图像(破损的书法作品图像)不和谐不一致(如图像纹理、骨架和语义)的问题。近年来,许多深度学习模型已经在尝试解决合成图像中的不和谐问题^[3-4],一些方法关注了合成图像中的光影变化^[5-9]。其中,RAIN 提出了一个简单而有效的区域感知自适应实例规范化模块,其可以即插即用现有的网络中,提升图像和谐化的效果;ShadowGAN 提出了一种用于单光场景增强现实的端到端生成式对抗阴影网络,充分利用了注意力机制,能够在不需要对光照和三维几何信息进行显式估计的情况下,直接建立虚拟物体阴影与真实环境之间的映射关系;CDTNet 提出了一种图像和谐化框架,实现了基于深度学习的颜色到颜色的图像和谐化,并首次将图像和谐化扩展到高分辨率的图像。尽管这些算法都取得了不错的成果,但在书法图像虚拟

修复中进行图像和谐化时,效果却并不如人意。由于书法图像和谐化可学习样本极少,所以需要模型拥有 One shot 生成的能力,即面对单张图像作为数据集也要有令人满意的效果。其次,由于书法图像数据的特殊性,书法图像和谐化存在大面积的噪声干扰与背景底色与实际修复区域差别较大等问题。

为了解决这些问题,本文提出了一种基于局部光影感知的书法图像和谐化算法 LSPNet(local shadow perception network)。LSPNet 利用光影掩膜来区分图像中的参考区域和噪声区域,并屏蔽那些可能对和谐化造成干扰的区域。通过这种方式,算法能够更准确地捕捉到前景与背景之间的视觉风格差异,并只针对需要调整的部分进行和谐化处理。这样,不仅能够避免不必要的干扰,还能有效提升图像和谐化的整体效果。

本文的主要贡献总结如下:①探索了书法图像和谐化问题,收集并制作了书法图像和谐化数据集;②提出了基于局部光影感知的书法图像和谐化算法 LSPNet,用于对虚拟修复过程中的书法图像进行和谐化;③大量的实验数据及分析证明了本文方法的有效性。

1 相关工作

图像和谐化旨在调整前景图像以无缝匹配背景图像。随着深度学习技术的发展,越来越多的图像和谐化模型涌现出来,其中在网络中充分利用语义特征成为模型早期主流思路。例如 Tsai 等运用经典的 U-net 编码器解码器结构^[10],结合跳跃连接,并通过多任务学习机制训练网络,使其在图像和谐化任务中能同时预测像素值和进行语义分割;Sofiiuk 等在编码器主干中融入了预训练的语义分割分支^[11],并引入可学习的混合掩码,从输入图像中提取有用的信息,增强图像信息复用,补足信息缺失,提高图像和谐化。此外,还有研究者尝试通过域转移技术来增强合成图像的和谐性^[12-13]。以及在网络中加入了注意力机制,以此提升图像和谐化的效果^[14-15]。

视觉特征方面,GCC-GANs 提出了一种创新的生成对抗性网络(GAN)架构^[16],该架构在自动图像合成过程中综合考虑了几何、颜色和边界的一致性,从而实现了更高质量的图像和谐化。在探索图像和谐化问题的过程中,Guo 等试图通过

分离反射率和照明来解决这一问题^[17],其中,反射率通过材料一致性惩罚来协调,而照明则通过学习和将光从背景转移到前景来协调。

近年来,随着图像分辨率的不断提升,高分辨率图像的和谐化问题也成为了解决图像和谐化的主要关注点。Jiang 等利用自监督学习策略训练网络以处理高分辨率图像的小局部补丁^[18],尽管在推理过程中仍采用了两阶段后处理策略。有些研究则致力于学习全局参数,用以调整图像的亮度和饱和度等属性^[19-20]。此外,Guo 等还研究了逐像素曲线的学习^[21],以实现微光图像的增强。这些方法都在不同程度上推动了图像和谐化技术的发展。

现有的图像和谐化算法,可以完成大部分场景下的图像和谐化任务,但是对于某些特定的场景仍有些不足之处^[22-25]。与自然场景的图像不同,书法作品的图像通常保存于碑帖之上^[26],其背景或为通体黑色或纸质黄色,而字体本身图像特征与背景图像特征差异较大。因此,本文针对这一问题,探索能够区分同一幅图像内不同区域的图像和谐化方法,以期能够解决书法图像和谐化问题。

2 基于局部光影感知的书法图像和谐化算法

2.1 和谐化算法

在本文中,我们将图像和谐化任务视为风格迁移任务的一种变体。具体而言,利用合成图像与前景掩膜相乘得到的输出作为风格迁移任务中的内容图像,而合成图像与参考掩膜相乘得到的参考图像则作为风格图像。由此书法图像和谐化任务就转化为在一个图像内部实现局部区域风格迁移,目的是使前景图像与背景图像在风格上达到统一和谐的效果。

为了屏蔽对图像和谐化干扰的区域,给出和谐化区域定义,如公式(1)和公式(2)所示,

$$I_f = I_c \circ M \quad (1)$$

$$I_{ref} = I_{ref} \circ M_{ref} \quad (2)$$

式中: I_f 为内容图像; I_c 为输入的合成图像; M 为前景掩膜,用于指定在合成图像中需要进行图像和谐化的范围; I_{ref} 为参考图像; M_{ref} 为参考掩膜,代表参考图像在合成图像中所覆盖的部分; $\circ$ 符号代表 Hadamard 乘积。

基于局部光影感知的书法图像和谐化算法模型图如图2所示,通过参考掩膜 M_{ref} 和内容掩膜 M 获取到参考图像 I_{ref} 和内容图像 I_f ,模型可以选取固定的区域对白噪声图像进行迭代约束,直到生成内容与内容图像相同且风格与参考图像相似的图像 $\hat{I}$ 。本文设计了一个模型 G , G 接收 (I_c, M, M_{ref}) 作为参数输出 $\hat{I}$,真实图像则用 t 来表示。算法的目标是优化模型 G ,使得其输出 $\hat{I}$ 尽可能接近真实图像 t 。为此,希望最小化两者之间的 $L1$ 范数距离,如公式(3)所示,

$$\min \| G(I_c, M, M_{ref}) - t \|_1 \quad (3)$$

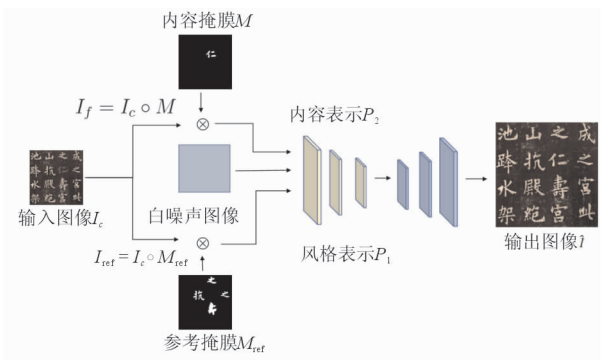


图2 书法图像和谐化算法模型图

Fig. 2 Calligraphy image harmonization algorithm model diagram

具体而言,卷积层中的输出可以存储在一个矩阵 F^l 中,其维度为 $N_l \times M_l$ 。在这个矩阵 F^l 中, F_{ij}^l 表示第 j 个滤波器在层 l 中位置的激活值。对于提取和存储的风格和内容特征,即图2的 P_1 风格表示过程,风格图像 I_{ref} 经过网络传递,其在所有网络层中的特征被表示为 A^l (见图3)。然后通过网络传递白噪声图像,其风格和-content特征被表示为 G^l 和 F^l 。而对于内容表示过程(见图2),内容图像在每一层网络中的特征被表示为 P^l 。

2.2 内容与风格表示

2.2.1 内容特征表征

卷积神经网络中的每一层都由一组非线性滤波器构成,当给定的输入图像 I_c 经过网络时,每一层都会对其应用滤波器,从而在网络的各层中编码出图像的不同特征响应。图2为模型总结结构图,其中模型内容与风格特征表征图如图3所示。

在进行图像和谐化时,必须保证前景图像的内容特征一致性。为此,本文定义2个特征之间的平方误差损失,如公式(4)所示,

$$L_{content}(I_f, \hat{I}, 1) = \frac{1}{2} \sum_{i,j} (F_{ij}^1 - P_{ij}^1)^2 \quad (4)$$

式中: F_{ij}^l 为合成图像的特征; P_{ij}^l 为内容图像的特征。本文使用了在 ImageNet 预训练过的 VGG16 提取特征图, 通过优化 I_f 与 $\hat{I}$ 之间的 L_{content} 损失, 迫

使生成的图像与原本的合成图像在 VGG16 网络提取的特征层中输出相似的结果, 保证生成图像与合成图像在内容上的一致性。

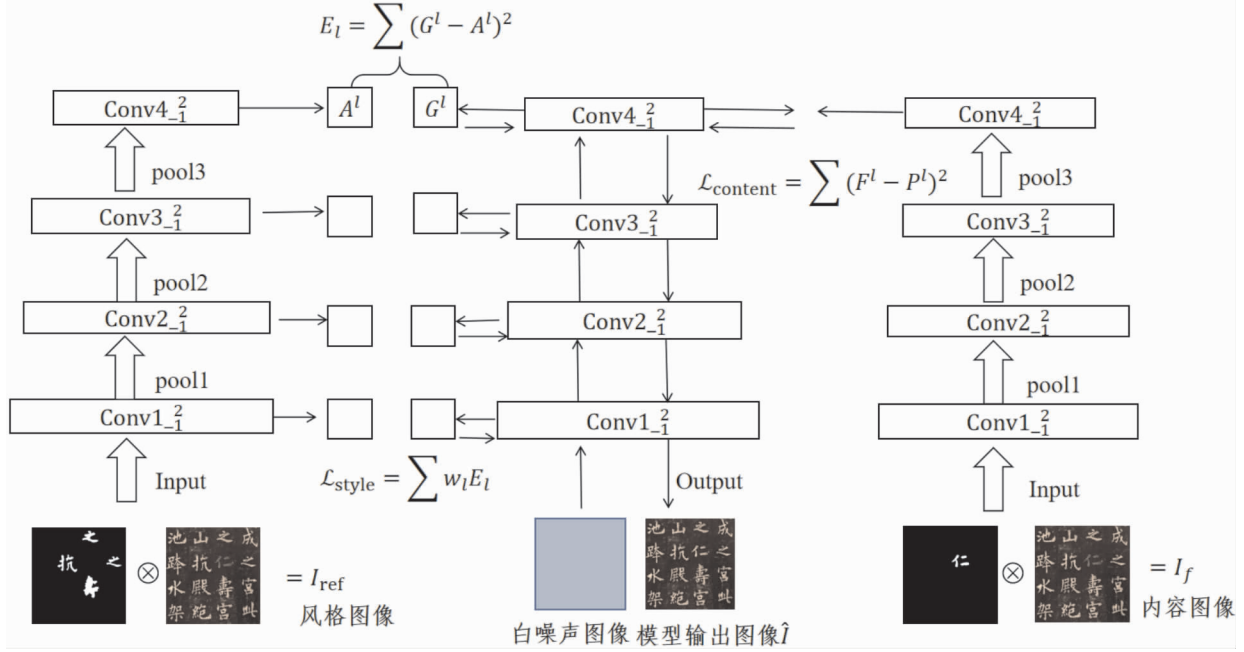


图 3 内容与风格特征表征图

Fig. 3 Content and style feature representation diagram

2.2.2 风格特征表征

为了衡量输出图像与参考图像之间的风格差异, 引入了 Gram 矩阵。用 Gram 矩阵 $G^l \in R^{N_l \times N_l}$ 度量特征之间的相关性, 如公式(5)所示,

$$G_{ij}^l = \sum_k F_{ik}^l F_{jk}^l \quad (5)$$

式中: G_{ij}^l 是层 l 特征矩阵 i 和 j 之间的内积。通过融入多层次的特征相关性, 获得了输入图像的多尺度表示, 这种表示方式精准地捕捉了其丰富的纹理信息。通过对输入白噪声图进行梯度下降优化数据, 以最小化生成图像的 Gram 矩阵和参考图像的 Gram 矩阵之间的均方距离。 G_{ij}^l 和 A_{ij}^l 分别为参考图像 I_{ref} 和合成图像 $\hat{I}$ 在层 l 中的风格表示, 层 l 对总损失的贡献为

$$E_l = \frac{1}{4N_l^2 M_l^2} \sum_{i,j} (G_{ij}^l - A_{ij}^l)^2 \quad (6)$$

风格特征表征总损失函数为

$$L_{\text{style}}(\hat{I}, I_{\text{ref}}) = \sum_{l=0}^L w_l E_l \quad (7)$$

式中: w_l 是每层对总损失的贡献的加权因子, 取值为 0.25。

2.2.3 图像和谐化

为了将参考图像 I_{ref} 的风格迁移到前景图像 I_f 上, 合成了一个全新的图像。这个图像不仅呈现

了前景 I_f 的内容特征, 同时还融入了参考图像 I_{ref} 的风格样式。为此, 本文调整白噪声图像的特征表示, 使其与前景图像 I_f 的内容表示相匹配, 同时最小化与参考图像 I_{ref} 在多层卷积神经网络上定义的风格特征表征的距离。最小化的损失函数为

$$L_{\text{total}}(I_{\text{ref}}, I_f, \hat{I}) = \alpha L_{\text{content}}(I_f, \hat{I}) + \beta L_{\text{style}}(\hat{I}, I_{\text{ref}}) \quad (8)$$

式中: α 和 β 是内容损失和风格损失的加权因子, 根据不同的实验需要对 α 和 β 赋予不同的值。对 α 设置较高会使得合成图像与内容图像更相似, 对 β 设置较高会使得合成图像与风格图像更加相似。外观则选用了 L-BFGS 算法来进行图像合成, 经过实践验证, 它在此类任务中表现最为出色。为了确保模型能在一致的尺度上提取图像信息, 在计算特征表示之前, 将样式图像的大小调整至与内容图像完全一致。这样, 模型能够更加精准地融合两者的内容与风格, 从而生成出既具有内容图像实质, 又带有样式图像风格的合成图像。

3 实验结果及分析

为了充分验证所提出的图像和谐化算法的有效性, 设计了 2 组实验, 并将结果与先进的对比模

型进行了比较。为了对实验结果进行精确的量化分析和客观评估,采用峰值信噪比 (PSNR)、均方误差 (MSE) 和结构相似性 (SSIM) 作为评价指标。此外,还展示了对比模型和本文模型输出的图像,并对这些图像进行定向分析,从而更加全面地展现 LSPNet 的优异表现和实际应用价值。

3.1 数据集

本文算法的核心在于对白噪声图像的优化过程,而非直接对模型参数进行调整。因此,本文模型能够实现一次性的图像和谐化,无需进行模型训练,从而避免了对训练数据的依赖。为了验证算法的有效性,对破损的书法文物图像利用人工标注方法,对参考区域和前景区域制作参考掩膜和前景掩膜,以确保它们符合模型的输入要求。通过对这些破损的书法图像修复处理,全面评估 LSPNet 在图像和谐化任务上的性能表现。

3.2 评价指标

采用 MSE、PSNR 和 SSIM 作为对模型生成的图像质量的度量指标。给定一副干净的图像 I 和一副噪声图像 K ,MSE 被定义为

MSE = 1 / mn * sum_{i=0}^{m-1} sum_{j=0}^{n-1} [I(i,j) - K(i,j)]^2 (9)

PSNR 为峰值信噪比,其被定义为

PSNR = 10 * log10(MAX_I^2 / MSE) (10)

SSIM 为结构相似性,其被定义为

SSIM = (2 * mu_I * mu_K + C1) * (2 * sigma_IK + C2) / (mu_I^2 + mu_K^2 + C1) * (sigma_I^2 + sigma_K^2 + C2) (11)

式中:mu_I 和 mu_K 分别是图像 I 和 K 的局部均值,表示亮度信息;sigma_I 和 sigma_K 分别是图像的局部方差,表示对比度信息;sigma_IK 是图像的协方差,表示结构信息的相似度;C1 和 C2 是为了稳定计算而引入的常数,通常设为小值以避免分母为 0 的情况。

MSE、PSNR 和 SSIM 都可以用来对图像和谐化任务进行定量度量。对于 MSE 指标,数值越小,代表合成图像与真实图像直接距离越小(越接近);对于 PSNR 指标,数值越大,代表合成的图像质量越好噪声越小,与真实图像越相似;对于 SSIM 指标,数值越大,代表合成图像与真实图像越相似。

3.3 实验结果及分析

为了验证模型在图像和谐化任务之上的能力,制作了书法图像数据集,并选取了 RAIN、ShadowGAN 作为对比模型进行对比实验。实验

环境为 Ubuntu 9.3.0,CUDA Version:11.1,CPU intel(R) Xeon(R),GPU TITAN RTX。

3.3.1 定性分析

如图 4 所示,展示了 RAIN、ShadowGAN 和 LSPNet 在合成的书法图像之上进行图像和谐化的结果。可以看出,本文模型优化过后的图像更加接近真实图像,更加和谐统一。如图 4(a)合成图像所示,“不”字相比于其他汉字显得更为暗淡不和谐,RAIN 输出的结果却与合成图像相差无几,效果很差,ShadowGAN 输出结果与合成图像相比过于不清晰,而本文模型输出的图像中“不”字区域更为明亮,与周围的书法图像更为相像。在图 4(d)中,合成图像中的“大”与其他字相比更加暗沉,需要对其自适应提高亮度对比度等图像参数,使其与周围图像和谐统一,在 RAIN 的输出中“大”字却并没有很大的变化,ShadowGAN 的输出过于锯齿化,而本文模型输出的图像浑然一体更为和谐统一,效果更好。在图 4(e)中,合成图像的“仁”字变得与背景的石碑风格更加相似,RAIN 处理后的结果中,“仁”变得偏黄了一点,但是与真实图像相比差距较大,ShadowGAN 处理结果虽然明亮但风格保留过多,从而失衡导致不和谐,而 LSPNet 输出的图像中,“仁”字与其他汉字风格几乎完全一致,和真实图像相差无几。



图 4 书法图像和谐化
Fig. 4 Harmonization of calligraphy images

为什么局部掩膜有效,在碑帖图像中,由于其主底色为黑色的石碑,当对比算法进行图像和谐化计算时,能提取到的大部分风格都是石碑本身的风格,这会产生巨大的干扰。因为合成图像中的汉字只需要参考其他与之位置相近的汉字区域就足够,石碑本身的风格与汉字的图像风格并不一致,反而是冗余信息。

3.3.2 参数设定

由于图像的内容和风格不可能完全解耦,当生成一个结合了图像内容和风格的输出时,通常不存在同时完美匹配 2 种约束的图像。然而由于本文在图像合成过程中,最小化的损失函数是内容损失和风格损失的线性组合,因此可以平滑调整重建内容或风格的侧重点。通过大量的实验发现,当 α/β 比值为 5×10^{-4} 时效果最佳,当参数比值 α/β 偏小,输出显示和谐化的输出会保留更多的原始风格。如图 5 案例所示,在生成“照”时, $\alpha = 100, \beta = 1\ 000, \alpha/\beta = 1 \times 10^{-1}$, 保留内容较多,导致局部高亮,当参数比值 α/β 偏大时,输出显示和谐化的输出会保留更多的原始内容。在生成“天”时, $\alpha = 50, \beta = 1\ 000\ 000, \alpha/\beta = 5 \times 10^{-5}$, 保留了过多的风格,致使模型输出较暗。

如图 5 所示,将比值修改为的 $\alpha = 50, \beta = 100\ 000, \alpha/\beta = 5 \times 10^{-4}$ 后,图像和谐化效果明显,清晰可见。本文通过控制内容和风格损失项因子之间的比值即 α/β , 实现了图像眩晕和伪影的有效抑制。通过对这些损失项的权重比值进行精确调控,有效减少由于插值和模型过拟合所导致的眩晕和伪影现象。

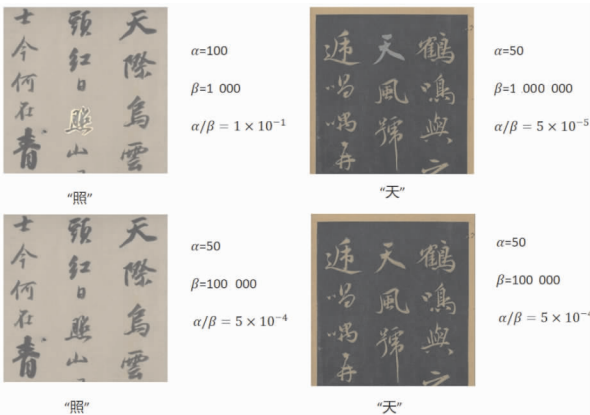


图 5 案例分析

Fig. 5 Case analyse

3.3.3 定量分析

表 1~3 展示了书法数据图 4 的 PSNR、MSE

和 SSIM 度量数据。在表 1 中, LSPNet 生成的每一张图像的 PSNR 值都高于 RAIN 和 ShadowGAN。证明了本文提出的 LSPNet 在生成的图像质量上明显好于 RAIN 和 ShadowGAN 的结果。

表 1 书法图像的 PSNR 度量指标

Tab. 1 The PSNR metric for calligraphy image

Model	图 4(a)	图 4(b)	图 4(c)	图 4(d)	图 4(e)
ShadowGAN	23.25	29.35	33.82	26.37	23.66
RAIN	37.54	26.54	33.23	30.10	31.46
LSPNet	37.65	29.84	34.95	31.69	33.42

表 2 书法图像的 MSE 度量指标

Tab. 2 The MSE metric for calligraphy image

Model	图 4(a)	图 4(b)	图 4(c)	图 4(d)	图 4(e)
ShadowGAN	11.38	101.90	38.69	151.80	70.43
RAIN	11.24	108.98	27.65	60.45	67.35
LSPNet	11.16	67.47	20.79	44.02	29.60

表 3 书法图像的 SSIM 度量指标

Tab. 3 The SSIM metric for calligraphy image

Model	图 4(a)	图 4(b)	图 4(c)	图 4(d)	图 4(e)
ShadowGAN	0.965	0.712	0.932	0.930	0.916
RAIN	0.966	0.798	0.938	0.937	0.925
LSPNet	0.966	0.896	0.940	0.952	0.934

如表 2 所示, 本文的 LSPNet 在每一项测试数据上, MSE 指标都明显低于 RAIN 和 ShadowGAN。这证明了 LSPNet 输出的图像在像素层次与目标图像更加接近, 更加接近目标图像。

在表 3 中, LSPNet 的 SSIM 数值均高于 RAIN 和 ShadowGAN, 证明了 LSPNet 合成的图像在图像结构、亮度和图像对比度方面均好于 RAIN 和 ShadowGAN。

4 结语

针对书法文物图像虚拟修复时出现图像不和谐的问题^[27-30], 本文提出了一种基于局部光影感知的书法图像和谐化方法 LSPNet。LSPNet 允许用户自定义光影参考掩膜, 使得模型能够主动识别并去除那些冗余的背景信息, 转而专注于参考周围的有价值的上下文信息。通过这种方式, 成功地提升了图像和谐化的效果, 使其更加符合人们的视觉审美。为了验证本文算法的有效性, 收集了破损的书法图像作为数据对模型进行测试。

实验结果表明,本文算法在 PSNR 和 MSE 指标上都取得了最优的结果。并且 LSPNet 输出的结果图像在整体视觉效果上也与真实图像更加接近更加和谐统一,这证明了 LSPNet 算法在书法图像和谐化任务上的优异性能。

参考文献

- [1] 耿国华,冯龙,李康,等. 秦陵文物数字化及虚拟复原研究综述[J]. 西北大学学报(自然科学版), 2021, 51(5): 710-721.
GENG G H, FENG L, LI K, et al. A literature review on the digitization and virtual restoration of cultural relics in the Mausoleum of Emperor Qinshihuang[J]. Journal of Northwest University(Natural Science Edition), 2021, 51(5): 710-721.
- [2] XIAO Y, LEI W L, LU L, et al. CS-GAN: Cross-structure generative adversarial networks for Chinese calligraphy translation[J]. Knowledge-Based Systems, 2021, 229: 107334.
- [3] 张琦,邢冠宇,董哲镐,等. 基于深度鉴伪的图像和谐化方法[J/OL]. 计算机辅助设计与图形学学报, 1-10[2024-04-15]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2925.TP.20240204.1345.031.html>.
ZHANG Q, XING G Y, DONG Z H, et al. Image harmonization method based on deep forgery detection[J/OL]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 1-10. [2024-04-15]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2925.TP.20240204.1345.031.html>.
- [4] GUERREIRO J J A, NAKAZAWA M, STENGER B. PCT-net: Full resolution image harmonization using pixel-wise color transformations[C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Vancouver, Canada: IEEE, 2023: 5917-5926.
- [5] TAO X H, CAO J Y, HONG Y, et al. Shadow generation with decomposed mask prediction and attentive shadow filling[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2024, 38(6): 5198-5206.
- [6] HONG Y, NIU L, ZHANG J F. Shadow generation for composite image in real-world scenes[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2022, 36(1): 914-922.
- [7] LING J, XUE H, SONG L, et al. Region-aware adaptive instance normalization for image harmonization[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Nashville, USA: IEEE, 2021: 9357-9366.
- [8] LIU D Q, LONG C J, ZHANG H P, et al. ARShadowGAN: Shadow generative adversarial network for augmented reality in single light scenes[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle, USA: IEEE, 2020: 8136-8145.
- [9] CONG W Y, TAO X H, NIU L, et al. High-resolution image harmonization via collaborative dual transformations[C]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New Orleans, USA: IEEE, 2022: 18449-18458.
- [10] TSAI Y H, SHEN X H, LIN Z, et al. Deep image harmonization[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, USA: IEEE, 2017: 2799-2807.
- [11] SOFIUK K, POPENOVA P, KONUSHIN A. Fore-ground-aware semantic representations for image harmonization[C]//2021 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision. Waikoloa, USA: IEEE, 2021: 1620-1629.
- [12] CONG W Y, NIU L, ZHANG J F, et al. Bargainnet: Background-guided domain translation for image harmonization[C]//2021 IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Shenzhen, China: IEEE, 2021: 1-6.
- [13] CONG W Y, ZHANG J F, NIU L, et al. DoveNet: Deep image harmonization via domain verification[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle, USA: IEEE, 2020: 8394-8403.
- [14] CUN X D, PUN C M. Improving the harmony of the composite image by spatial-separated attention module[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29: 4759-4771.
- [15] HAO G, IIZUKA S, FUKUI K. Image harmonization with attention-based deep feature modulation[C]//The 31st British Machine Vision Virtual Conference. Manchester, UK: BMVA Press. 2020: 2.
- [16] CHEN B C, KAE A. Toward realistic image compositing with adversarial learning[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Long Beach, USA: IEEE, 2019: 8415-8424.
- [17] GUO Z, ZHENG H, JIANG Y, et al. Intrinsic image harmonization[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Nashville, USA: IEEE, 2021: 16367-16376.
- [18] JIANG Y F, ZHANG H, ZHANG J M, et al. SSH: A self-supervised framework for image harmonization[C]

//2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Montreal, Canada: IEEE, 2021: 4812-4821.

[19] HU Y M, HE H, XU C X, et al. Exposure: A white-box photo post-processing framework[J]. ACM Transactions on Graphics, 2018, 37(2): 1-17.

[20] SHI J, XU N, XU Y H, et al. Learning by planning: Language-guided global image editing [C] // 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Nashville, USA: IEEE, 2021: 13585-13594.

[21] GUO C L, LI C Y, GUO J C, et al. Zero-reference deep curve estimation for low-light image enhancement [C] // 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle, USA: IEEE, 2020: 1777-1786.

[22] CUN X D, PUN C M. Improving the harmony of the composite image by spatial-separated attention module [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020: 4759-4771.

[23] SARKAR S S, SHEIKH K H, MAHANTY A, et al. A harmony search-based wrapper-filter feature selection approach for microstructural image classification[J]. Integrating Materials and Manufacturing Innovation, 2021, 10:1-19.

[24] SRIKANTH R, BIKSHALU K. Multilevel thresholding image segmentation based on energy curve with harmony search algorithm[J]. Ain Shams Engineering Journal, 2021, 12(1): 1-20.

[25] GUO Z H, GUO D S, ZHENG H Y, et al. Image harmonization with transformer[C] //2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Montreal, Canada: IEEE, 2021: 14850-14859.

[26] WANG L, HAMIDON N A. Aesthetic and value study of inscriptions from the perspective of calligraphy[J]. Art and Performance Letters, 2023, 4(11):44-49.

[27] BARNI M, BARTOLINI F, CAPELLINI V. Image processing for virtual restoration of artworks[J]. IEEE MultiMedia, 2000, 7(2): 34-37.

[28] LIU Z H. Literature review on image restoration[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2022, 2386(1): 012041.

[29] QIAO C Q, ZHANG W W, GONG D C, et al. In situ virtual restoration of artifacts by imaging technology [J]. Heritage Science, 2020, 8(1): 110.

[30] PAN Z Q, YUAN F, LEI J J, et al. VCRNet: Visual compensation restoration network for No-reference image quality assessment[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2022, 31: 1613-1627.

(编 辑 李 波)