

引用格式:任慧,孙可,赵繁华.基于多维度特征融合的敦煌壁画修复图像质量评价方法[J].中国传媒大学学报(自然科学版),2024,31(03):49-56.

文章编号:1673-4793(2024)03-0049-08

基于多维度特征融合的敦煌壁画修复图像 质量评价方法

任慧^{1,2,3*},孙可^{1,2,3},赵繁华^{1,2,3}

- 中国传媒大学信息与通信工程学院,北京100024;
- 视听技术与智能控制系统文化和旅游部重点实验室,北京100024;
- 现代演艺技术北京市重点实验室,北京100024)

摘要:针对使用传统评价指标、依托单一特征来反映修复后古代壁画图像质量的局限性,同时为增加古代壁画修复图像质量评价方法的多元性与丰富性,本文结合敦煌壁画图像颜色特征和纹理特征,提出一种基于多维度特征融合的全参考敦煌壁画修复图像质量评价方法。首先,分别计算原完好壁画图像与修复后壁画图像的颜色熵差、归一化中心距差、颜色直方图的卡方距离、颜色标准差之差值、图像能量差、相关性差、对比度差以及同质性差值;其次,利用主成分分析法采用8个特征属性建模得到质量评价模型,模型的输出值即为修复后图像的质量得分。在有效性验证实验中,该方法的得分获得与其他传统的客观评价方法一致的结果,二者具有较强的相关性。该评价指标综合分析敦煌壁画图像的色彩分布以及纹理的细节保留和模式的重现,实现了一种全方位、多层次的图像修复质量评价方法。

关键词:敦煌壁画;图像质量评价;全参考;色彩;纹理

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A

An image quality evaluation method for Dunhuang murals restoration based multi-dimensional feature fusion

REN Hui^{1,2,3*}, SUN Ke^{1,2,3}, ZHAO Fanhua^{1,2,3}

(1. School of Information and Communication Engineering, Communication University of China,
Beijing 100024, China;

2. Key Laboratory of Acoustic Visual Technology and Intelligent Control System, Ministry of Culture and Tourism,
Beijing 100024, China;

3. Beijing Key Laboratory of Modern Entertainment Technology, Beijing 100024, China.)

Abstract: Aiming at the limitations of using traditional evaluation indexes to reflect the image quality of ancient murals after restoration by relying on a single feature, and at the same time increasing the plurality and richness of the ancient murals restoration image quality evaluation method, in this paper the Dunhuang mural image colour features and texture features were combined, and a full-reference Dunhuang mural restoration image quality evaluation method based on the fusion of multi-dimensional features was put forward. Firstly, the colour entropy difference, normalized centre distance difference, chi-square distance of colour histogram, colour standard deviation difference, image energy difference, correlation difference, contrast difference, and homogeneity difference between the original intact murals image and the restored murals image were calculated respectively;

作者简介(*为通讯作者):任慧(1966-),男,教授,博导,主要从事视听技术与智能控制领域的研究。Email:renhui@cuc.edu.cn;孙可(1999-),女,硕士研究生,主要研究方向为计算机视觉和图像处理。Email:sun_ke0610@163.com;赵繁华(1991-),男,博士研究生,主要研究方向为计算机视觉和图像处理。Email:zhaofanhua@cuc.edu.cn

secondly, the eight feature attributes were further modeled into a comprehensive expression to obtain the quality evaluation model by using the principal component analysis, and the output value of the model was the quality score of the restored image. In the validation experiments, the scores of this method were consistent with other traditional objective evaluation methods with strong correlation. The evaluation index comprehensively analyses the colour distribution of Dunhuang murals images as well as the detail retention of textures and the reproduction of patterns, realizing an all-round, multi-level image restoration quality evaluation method.

Keywords: Dunhuang murals; image quality evaluation; full reference; color; textures

1 引言

古代壁画是中华文明的瑰丽写照,但岁月的侵蚀和环境的影响,这些宝贵的文化遗产正面临着不可避免的退化和破损,对古代壁画进行数字化修复的研究势在必行^[1]。数字化技术能够通过高分辨率的图像采集、图像处理和计算机辅助修复等手段,实现对受损壁画图像的精准修复和重建。罗海银^[2]在图像修复方法研究综述论文的评价指标小节中总结了不同的评价指标来评价修复后的图像质量。图像质量评价方法主要划分为两大类:一是依赖于人眼视觉感知的主观评价方法,另一类是基于计算机算法的客观评价方法。主观评价方法以人类观察者的视觉体验为基础,依赖于人们对图像质量的感知和评价,这种方法直观且易于理解,但会受到观察者个体差异、观察条件和主观判断偏差等的影响。与此相对,在客观评价方法中,会通过科学的方法来表述图像的质量。

众多研究学者提出了壁画图像修复模型,然后计算模型修复后的图像与原始图像间的一些全参考性质量评价指标,通过这些指标值的大小来评估其模型性能。Wang等^[3]提出了一种基于结构引导的全局和局部特征加权方法,以修复榆林石窟和孟良崮受损壁画,使用峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)和结构相似性(Structure Similarity Index Measure, SSIM)值来客观量化算法的修复效果。Li等^[4]提出的基于人工智能算法的生成判别器网络模型有效修复了存在点状损伤、纹理结构复杂问题的深圳宝安受损壁画图像,利用计算修复后图像与原图像的PSNR和SSIM值进行量化对比分析。Lv等^[5]提出了SeparaFill网络结构,首先从边缘轮廓开始对破损图像进行轮廓填充,继而利用内容填充网络进行颜色填充,该方法在恢复受损壁画图像的线条结构方面表现出色,亦采用计算图像的PSNR和SSIM对修复后图像做出客观质量评价来验证修复算法的有效性。

然而,尽管数字化修复技术取得了显著进展,但对修复后壁画图像质量的评价仍然是一个复杂而具有挑战性的问题。上述的一些传统质量评价指标往往偏重于某一方面,例如两幅图像之间的像素差值,而缺乏对修复效果的全面性和多样性的评价。PSNR计算简单快速,通过计算原始图像与修复后图像之间的像素差异表示图像失真度,重点衡量像素误差。SSIM引入结构判断,通过比较原始图像和修复后图像的亮度、对比度和结构来评估图像质量,但对非结构性误差难以判断,且SSIM可能在处理高频细节和纹理方面存在局限,对于那些在视觉上有明显差异但结构相似的图像,SSIM可能给出过高的评分。基于深度学习的图像质量评价方法能够更好地捕获图像的局部结构和全局特征,理解图像的高级语义内容以及人类视觉系统的感知机制。学习感知图像块相似性(Learned Perceptual Image Patch Similarity, LPIPS)是一种基于深度学习的图像质量评价指标,通过学习的方式来模拟人类视觉感知差异,它比较了图像在深度特征层面的相似性,更侧重于感知质量。LPIPS在评估时能够更好地考虑到人类的视觉感知,具有视觉真实性,其值越低表明两张图像越相似。但是LPIPS依赖于训练数据和模型,可能对于一些图像样式或者特定类型的图像特征不够敏感,且计算耗时。

在探索综合利用图像的多个属性特征来进行质量评价的研究中,万祖亮^[6]考虑到颜色信息和梯度域纹理信息对图像质量评价的重要意义,从梯度域获取了人脸图像的纹理特征,从HSV颜色空间获取人脸图像的色相、饱和度、亮度等感知信息,提出了基于Transformer框架的多维图像特征的人脸图像质量评价模型,利用Transformer的自注意力机制,对于图像的整个输入序列,有效捕获了不同粒度的图像特征。马月梅^[7]等从图像中提取了结构对比度指标、梯度、局部二值模式和色度四类底层信息来描述图像的各种

特征属性,通过构建回归模型,根据这四类特征向量来计算图像的客观质量评分。

图像修复质量评价工作已经取得了很大的进展,然而上述方法主要针对自然修复图像。面对壁画图像修复任务时,考虑到与自然图像相比,壁画图像修复关注的是生成后图像的整体视觉效果,期望可以还原壁画图像的原貌。当壁画图像在修复过程中存在移位,即整体像素向某个方向移动,这时因像素点的不对齐性计算得到的PSNR值较小,这一现象是造成某图像的PSNR值和主观视觉效果接受度不匹配现象的原因之一,这时使用PSNR评价修复后图像会带来限制。古代壁画图像相对于自然图像更为复杂,其色彩呈现丰富多彩,纹理特征独具特色,同时还包含着复杂的结构特征。因此,利用壁画图像所呈现的丰富色彩、独特纹理以及复杂结构的特征信息,成为评价壁画图像特性的重要依据。叶雨琪^[8]等利用高斯差分算子和色彩熵分别提取修复后的唐卡图像的结构特征和色彩特征,构建多尺度网络,将修复后的唐卡图像分别降采样到5种不同尺寸后送入特征提取网络中训练得到评价指标模型。

本文从壁画图像的颜色和纹理信息角度出发,提出了多维度特征融合的壁画图像质量客观评价方法,构建了包含颜色熵、颜色直方图距离和归一化一阶矩、纹理相关性、图像能量、图像对比度、图像同质性值的全参考修复壁画图像质量评价模型,不需要用深度学习网络,计算简单快速,该方法可与PSNR、SSIM等形成多元、丰富、综合、全面的评估修复壁画图像效果的体系。

2 多维度特征融合的壁画修复图像质量评价方法

敦煌壁画图像的独特之处在于其丰富而精致的纹理与多彩的色彩相互交织,构成了重要的视觉特征。在图像修复领域,评估修复效果的关键在于量化原始图像与修复后图像之间的差异性。纹理与颜色作为敦煌壁画图像的重要部分,对于评估修复效果至关重要。本文结合壁画图像的颜色和纹理信息,提出了多维度特征融合的敦煌壁画图像质量评价方法,其中包含的多个颜色和纹理特征属性如图1所示。该方法首先分别计算原始完好的古代壁画图像以及修复后的古代壁画图像的多个颜色特征和纹理特征之间的差值;其次根据特征建立多维度特征融合模型,此模型的输出作为客观评价质量得分。

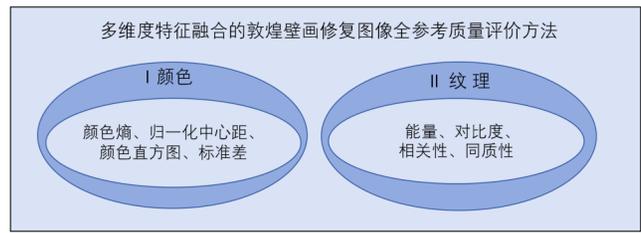


图1 颜色、纹理的多个维度特征属性

2.1 颜色

壁画图像的色彩丰富度在评价修复后图像质量时起着关键作用。通过计算原始图像与修复后壁画图像之间的颜色熵差值、颜色归一化一阶中心矩差值、颜色直方图卡方距离及图像间的颜色标准差值来研究分析修复后图像与原图像间的颜色差异性:①颜色熵用于衡量图像信息量和复杂性,帮助评价修复后图像的多样性和丰富度,RGB颜色熵反映了图像在基色组合层面的复杂度和信息量,更侧重于原始色彩数据的分析,通过衡量颜色分布的均匀性来判断图像的色彩是否过于单一或过于杂乱,较高的颜色熵通常表明图像具有更为丰富和复杂的色彩结构;②图像的颜色归一化一阶中心矩提供了关于图像整体色彩的平均值;③颜色直方图表示图像的颜色分布,两幅图像之间的卡方距离衡量了修复后图像与原始图像之间颜色分布的差异;④图像的颜色标准差反映了图像中颜色值的离散程度,即色彩的变化程度,标准差越大,颜色的变化越剧烈。使用以上四个特征属性可以实现从色彩保真度、多样性和均匀性方面评估修复后图像的颜色效果。

2.2 纹理

灰度共生矩阵是一种通过研究灰度的空间相关性来描述纹理的常用方法,通过灰度共生矩阵可以分析图像的局部模式和排列规则等。为了能更直观地以灰度共生矩阵描述纹理状况,可在其基础上获取二次统计量^[9]。在图像纹理特征属性的选择上,选取能量、对比度、相关性、同质性四部分来表示:①能量,指灰度共生矩阵元素值的平方和,反映图像纹理的一致性和均匀性,能量较高的图像通常具有更加一致和均匀的纹理。②对比度,描述了图像中像素间灰度差异的程度,高对比度表明图像中存在明显的灰度变化,通常与清晰的纹理边缘相关。纹理沟纹越深,其对比度越大,视觉效果越清晰;反之,对比度小,则沟纹浅,效果模糊。③相关性,衡量图像中像素与其相

邻像素间的相似度,相关性高的图像显示出较强的局部纹理规律性。④同质性,描述纹理局部变化,度量矩阵元素到对角线紧密度的分布情况。同质性值越大,矩阵局部越平均,灰度值越接近,在纹理表现上为更丝滑。

3 评价模型构建

3.1 选取实验数据

(1)修复后的壁画图像。本文从自建的21000张敦煌壁画图像数据集中随机划分20900张和100张分别作为不同的修复模型的训练集和测试集,修复模型包括DeepFillv2^[10](2019)、CRA^[11](2020)、MEDFE^[12](2020)、CTSDG^[13](2021)和LGNET^[14](2022)。

①DeepFillv2:DeepFillv2是使用门控卷积的两阶段由粗到细的图像修复模型。该模型可以实现图像有效像素和无效像素的判别,在第一阶段对缺失区域粗糙重建,第二阶段进行细化填充。

②CRA:CRA是一个通过三阶段过程实现高分辨率图像修复的模型。首先,由生成器得到低分辨率的填充好的图像,其次对其通过残差聚合模块得到高频残差,最后合并高频残差和低分辨率修补结果得到高分辨率修复的图像。

③MEDFE:MEDFE是一个互编码器-解码器CNN,具有用于结构和纹理联合恢复的特征均衡的图像修复模型。

④GTSDG:GTSDG是一个双流网络图像修复模型。模型使用结构约束来实现纹理合成,使用纹理信息来引导结构重建,在双向门控特征融合模块作用下整合结构和纹理特征。

⑤LGNET:LGNET是一种通过三阶段来逐步修复局部和细化全局内容的图像修复模型。首先利用一个编码器-解码器网络与跳过连接,以实现粗略的初始结果;然后,引入了一个浅层模型,具有小的感受野进行局部细化;最后,基于注意力的编码器-解码器网络,利用其具有大的感受野进行全局细化。

为本文全参考质量评价方法构建的实验数据集图集包含对100张测试集图像使用5种不同的修复算法修复后的效果图、每一张测试集壁画图像对应的1张原始完好的图像和1张模拟的破损图像。对100张图像数据编号为1~100,实验数据集共包含700幅图像,即 $(1+1+5)\times 100$,一个样本对应七张图像,如图2所示为编号23的样本的一组图集,其中,图(a)为原始完好敦煌壁画图像,图(b)为计算机模拟的破损壁画图像,图(c)-图(g)分别为使用DeepFillv2、CRA、MEDFE、CTSDG和LGNET修复后的结果图。其余99张图像的图集形成方式采用相同的方法,在此不做过多陈述。

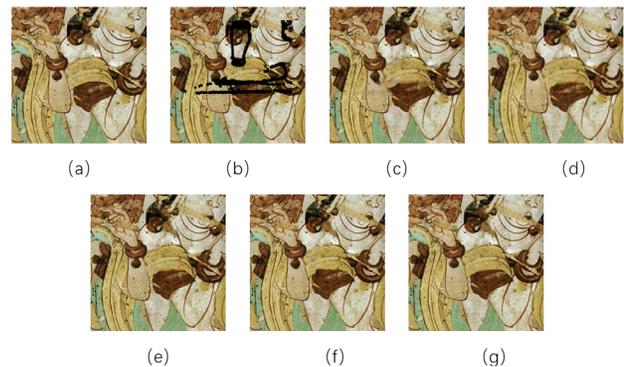


图2 编号为23的样本示例图集

(2)多特征各个属性值。计算修复后的壁画图像与原图像的颜色熵差值(RGB-H)、归一化中心距差值(FM)、颜色直方图卡方距离(HK)及图像间的颜色标准差值(CS)以及修复后壁画图像与原图像纹理的能量差(ENE)、相关性差(CORR)、对比度差(CONT)以及同质性差值(HOMO)形成实验数据集。编号为23的样本图集对应的多个特征属性数据如表1所示,每一行表示使用不同的修复算法对23号样本模拟的破损图像修复后的图像与原图像计算所得的各个属性差值。每个样本对应一个如表1所示的属性值集合,即一个样本对应5行数据。100个样本共计500条数据, $100\times 5=500$ 。

表1 23号样本的多维度特征客观质量评价方法采用的多个属性值

	RGB-H	FM	HK	CS	ENE	CORR	CONT	HOMO
DeepFillv2	0.00411	2.30933	0.00057	0.52431	0.00001	2.20745	0.40970	0.00304
CRA	0.06506	0.95909	0.00525	3.58241	0.00020	1.71834	1.65340	0.00448
MEDFE	0.00548	0.52436	0.00045	0.16709	0.00001	1.02066	0.11196	0.00029
CTSDG	0.00501	0.55075	0.00023	0.05976	0.00001	0.49531	0.07455	0.00070
LGNET	0.00685	0.45790	0.00039	0.13588	0.00001	0.85588	0.07986	0.00109

3.2 模型建立

考虑到计算权重时未有成对匹配的自变量值与因变量值,不能通过拟合的方式确立各变量权重比。然而,当没有明确的因变量时(y值),主成分分析法(Principal Component Analysis, PCA)为降维和数据分析提供了强大的工具,可以探索数据中的模式和结构。主成分分析法可以理解为降维,基本思想是利用较少的属性变量去解释原始数据中的大部分变化差

异,实验数据与上述相同。利用PCA进行权重计算得到综合评价的主要步骤包括:

(1)实验数据标准化

主成分分析时,数据标准化是一项至关重要的预处理步骤。这是因为主成分分析的结果受到数据的量纲和尺度的影响。如果数据中存在不同的单位或不同的尺度,那么这些差异将会在分析结果中产生偏差,从而影响到最终的结论。如表2和表3所示分别为23号样本图集对应的未进行标准化的数据和已进行标准化的数据值表。

表2 23号样本的未进行标准化的部分实验数据

数据编号	RGB-H	FM	HK	CS	ENE	CORR	CONT	HOMO
1(DeepFillv2)	0.00411	2.30933	0.00057	0.52431	0.00001	2.20745	0.40970	0.00304
2(CRA)	0.06506	0.95909	0.00525	3.58241	0.00020	1.71834	1.65340	0.00448
3(MEDFE)	0.00548	0.52436	0.00045	0.16709	0.00001	1.02066	0.11196	0.00029
4(CTSDG)	0.00501	0.55075	0.00023	0.05976	0.00001	0.49531	0.07455	0.00070
5(LGNET)	0.00685	0.45790	0.00039	0.13588	0.00001	0.85588	0.07986	0.00109

表3 23号样本的标准化后的部分实验数据

数据编号	RGB-H	FM	HK	CS	ENE	CORR	CONT	HOMO
1	-0.58472	0.25576	-0.36244	-0.27892	-0.64500	0.01672	0.09153	-0.30542
2	1.09693	-0.22611	0.61299	3.57695	0.15588	4.16770	2.21456	-0.11891
3	-0.55979	-0.37184	-0.43381	-0.86466	-0.64579	-0.38914	-0.48058	-0.60689
4	-0.54692	-0.38126	-0.38795	-0.72933	-0.63002	-0.26461	-0.41673	-0.65953
5	-0.50889	-0.40498	-0.40106	-0.76868	-0.63017	-0.30367	-0.47151	-0.55656

(2)计算相关系数矩阵值

500条数据完成数据标准化后,对所得结果计算得到的相关系数矩阵如表4所示。

(3)计算特征值及特征向量

由相关系数矩阵可以计算出特征值与特征向量,计算得到与原始指标数量8(颜色熵差、能量差、对比度差、相关性差、同质性差)相等的8个待选主成分。8个特征值代表了8个主成分对最终评价结果的贡献程度,其对应的特征值如表5所示,依次为5.0495、1.4061、0.7569、0.4442、0.1906、0.1193、0.0190和0.0145。

表5 主成分的特征值表

特征值从高到低排序	特征值
1	5.0495
2	1.4061
3	0.7569
4	0.4442
5	0.1906
6	0.1193
7	0.0190
8	0.0145

表4 利用标准化后的数据计算的相关系数矩阵表

	RGB-H	FM	HK	CS	ENE	CORR	CONT	HOMO
RGB-H	1	0.6527	0.8383	0.6839	0.7311	0.5390	0.8172	0.6271
FM	0.6527	1	0.9261	0.3132	0.4936	-0.0367	0.8221	0.5180
HK	0.8383	0.9261	1	0.4896	0.6350	0.2423	0.9249	0.5706
CS	0.6839	0.3132	0.4896	1	0.4906	0.7526	0.6866	0.3203
ENE	0.7311	0.4936	0.6350	0.4906	1	0.3019	0.5302	0.5852
CORR	0.5390	-0.0367	0.2423	0.7526	0.3019	1	0.4689	0.3291
CONT	0.8172	0.8221	0.9249	0.6866	0.5302	0.4689	1	0.4622
HOMO	0.6271	0.5180	0.5706	0.3203	0.5852	0.3291	0.4622	1

主成分的特征向量为 8×8 的矩阵如表6所示,其代表主成分和相应的原始数据的相关关系,其绝对值越大,则该主成分的代表性越大。

为方便计算,修改特征向量的正负号,使得每个特征向量的分量和为正,作为最终的特征向量,如表7所示。其中每一列代表了一个特征向量,对应一个主成分。

(4) 主成分个数的确定

在主成分数量的选取上,对应的特征值大小是一个重要衡量因素,通用的规则为保存特征值要大于1的主成分,舍弃特征值小于1的主成分。本文保留特征值为5.0495和1.4061的两个成分作为主成分。第一个主成分为上表中的第一列特征向量,第二个主成分为上表中的第二列特征向量。前两个主成分在原始特征属性数据上的特征向量如表8所示。

表8 前两个主成分在原始数据上的特征向量

原始指标	第一个主成分的特征向量	第二个主成分的特征向量
RGB-H	0.4181	0.0601
FM	0.3476	-0.4800
HK	0.4092	-0.2779
CS	0.3253	0.4679
ENE	0.3370	-0.0287
CORR	0.2350	0.6776
CONT	0.4099	-0.0474
HOMO	0.3072	-0.0874

(5) 建立每一个主成分计算表达式

将特征向量值作为系数,对应的属性指标作为自变量,可以得到每一个主成分的计算表达式。当使用第一个主成分和第二个主成分分别来代表整体数据变化时,其与8个属性之间的关系如式(1)和式(2)所示。

$$F_1 = 0.4181 * RGB_H + 0.3476 * FM + 0.4902 * HK + 0.3253 * CS + 0.3370 * ENE + 0.2350 * CORR + 0.4099 * CONT + 0.3072 * HOMO \quad (1)$$

$$F_2 = 0.0601 * RGB_H - 0.4800 * FM - 0.2779 * HK + 0.4679 * CS - 0.0287 * ENE + 0.6776 * CORR - 0.0474 * CONT - 0.0874 * HOMO \quad (2)$$

(6) 得到综合评价表达式

将特征值作为系数,对应的主成分作为自变量,基于500条实验数据集建立的融合颜色和纹理多特征信息的全参考性修复壁画质量评价模型如式(3)所示。

$$F = 5.0495 F_1 + 1.4061 F_2 \quad (3)$$

通过权重建模的方法将多维特征属性数据值转化为一个简洁而有意义的度量,形成了一个综合的客观量化指标。

4 实验结果与分析

为验证本文提出的多维度特征融合的敦煌壁画修复图像全参考质量评价方法的有效性,采取与现

表6 主成分的特征向量表

主成分编号	1	2	3	4	5	6	7	8
1	0.4181	0.0601	0.0598	0.0926	-0.4372	0.7591	0.0811	-0.1882
2	0.3476	-0.4800	-0.2303	-0.1154	0.2152	-0.0972	0.7198	-0.0926
3	0.4092	-0.2779	-0.1834	-0.0266	-0.2192	-0.0921	-0.2950	0.7599
4	0.3253	0.4679	-0.2354	0.1644	0.7129	0.2380	-0.0546	0.1582
5	0.3370	-0.0287	0.4824	0.7280	0.0097	-0.3394	0.0359	-0.0800
6	0.2350	0.6776	-0.0011	-0.2662	-0.3618	-0.3721	0.3667	0.1046
7	0.4099	-0.0474	-0.4006	-0.1113	-0.0673	-0.3087	-0.4716	-0.5785
8	0.3072	-0.0874	0.6791	-0.5806	0.2660	0.0163	-0.1648	-0.0391

表7 修改后的主成分特征向量表

主成分编号	1	2	3	4	5	6	7	8
1	0.4181	0.0601	0.0598	-0.0926	-0.4372	-0.7591	0.0811	-0.1882
2	0.3476	-0.4800	-0.2303	0.1154	0.2152	0.0972	0.7198	-0.0926
3	0.4092	-0.2779	-0.1834	0.0266	-0.2192	0.0921	-0.2950	0.7599
4	0.3253	0.4679	-0.2354	-0.1644	0.7129	-0.2380	-0.0546	0.1582
5	0.3370	-0.0287	0.4824	-0.7280	-0.0097	0.3394	0.0359	-0.0800
6	0.2350	0.6776	-0.0011	0.2662	-0.3618	0.3721	0.3667	0.1046
7	0.4099	-0.0474	-0.4006	0.1113	-0.0673	0.3087	-0.4716	-0.5785
8	0.3072	-0.0874	0.6791	0.5806	0.2660	-0.0163	-0.1648	-0.0391

有的客观评价指标 SSIM、PSNR、LPIPS 进行相关性研究的策略。首先通过计算修复后图像的多维度特征融合的各个属性值及由综合模型计算的得分值,使用皮尔逊相关系数 *pearson* 和斯皮尔曼相关系数 *spearman*,研究其与被认可的公开使用的标准客观评价方法之间的相关性强度和方向;其次根据相关系数的显著性检验,确定这种关系是真实存在的。基于相关系数的显著性检验,能够确定所观察到的关联是否在样本中具有统计学意义,从而推断此关联是否确实存在于整体中。若 *p* 值小于事先设定的显

著性水平(设定为 0.05),则认为观察到的相关系数具有统计显著性。

如表 9 和表 10 所示分别为 *pearson* 相关系数及其对应的显著性值。可以得出,由本文提出的模型计算修复后图像的质量分数与修复后图像的质量分数 SSIM 呈负相关,相关性为 0.9211,显著性值为 0.031;与修复后图像的质量分数 PSNR 呈负相关,相关性为 0.7079,显著性值为 0.187;与修复后图像的质量分数 LPIPS 呈正相关,相关性为 0.9034,显著性值为 0.043。

表 9 修复后图像的质量分数 SSIM、PSNR 及 LPIPS 与本文各特征属性及综合模型间的 *pearson* 相关系数

	RGB-H	FM	HK	CS	ENE	CORR	CONT	HOMO	F(ours)
SSIM	-0.9007	-0.2776	-0.8946	-0.8369	-0.8299	-0.7308	-0.8476	-0.6720	-0.9211
PSNR	-0.7568	-0.5594	-0.6594	-0.6775	-0.5577	-0.4874	-0.7004	-0.6541	-0.7079
LPIPS	0.9022	0.3380	0.8790	0.8484	0.7865	0.6992	0.8646	0.7172	0.9034
F(ours)	0.8903	0.1790	0.9752	0.8975	0.9223	0.8436	0.9393	0.6140	1

表 10 多维度特征融合模型与修复后图像的质量分数 SSIM、PSNR 及 LPIPS 的 *pearson* 相关系数显著性

	SSIM	PSNR	LPIPS
F(ours)	0.031	0.187	0.043

如表 11 和表 12 所示分别为 *spearman* 相关系数及其对应的显著性值。可以得出,由本文提出的模

型计算修复后图像的质量分数与修复后图像的质量分数 SSIM、PSNR、LPIPS 相关性分别为 0.850, 0.725 和 0.775,显著性值分别为 0.027, 0.182, 0.044。在相关系数中,值大于 0.7 代表具有强相关性,大于 0.5 具有一般相关性;常见的显著性水平为 0.05,当得到的显著性值小于 0.05 时,认为观察到的差异是统计显著的。

表 11 修复后图像的质量分数 SSIM、PSNR 及 LPIPS 与本文各特征属性及综合模型间的 *spearman* 相关系数

	RGB-H	FM	HK	CS	ENE	CORR	CONT	HOMO	F(ours)
SSIM	-0.825	-0.450	-0.725	-0.675	-0.675	-0.775	-0.700	-0.400	-0.850
PSNR	-0.700	-0.425	-0.600	-0.600	-0.500	-0.650	-0.675	-0.375	-0.725
LPIPS	0.750	0.425	0.700	0.600	0.575	-0.675	0.675	0.425	0.775
F(ours)	0.875	0.450	0.750	0.825	0.775	0.925	0.775	0.475	1

表 12 多维度特征融合模型与修复后图像的质量分数 SSIM、PSNR 及 LPIPS 的 *spearman* 相关系数显著性

	SSIM	PSNR	LPIPS
F(ours)	0.027	0.182	0.044

实验结果表明,多维度特征融合的敦煌壁画修复图像全参考质量评价方法,利用壁画图像的颜色、纹理信息计算得到的指标,获得了与传统客观评价方法一致的结果。如表 13 所示的为使用不同的评价指标对相同的 100 张修复后图像计算的客观质量得分时的运行时间。可以得出,与基于深度学习的评价指标 LPIPS 相比,本文所提出的评价指标及 PSNR 和 SSIM

因无需利用神经网络提取图像特征的直接计算方式极大简化了评价过程,减少了计算时间消耗。同时,通过加入对纹理的评估,在一定程度上弥补了 SSIM 在高频细节处理上的不足。当这个方法与传统的 PSNR、SSIM、LPIPS 指标结合使用时,可以实现更全面的古代壁画修复图像质量评估。PSNR 评价指标提供了一个基于像素级误差的快速评估;SSIM 评价指标补充了对图像结构保真度的评价;LPIPS 评价指标从感知质量的角度提供评估;而本文提出的评价方法则在纹理和颜色保真度上提供了更深入的分析。综合这些指标,能够对修复后的敦煌壁画图像进行一个全方位、多层次的质量评估。

表13 不同评价指标的计算时间

	PSNR	SSIM	LPIPS	本文方法
时间(s)	1.283862	2.057765	49.029979	12.938919

5 结论

本文提出了一种融合颜色和纹理信息的全参考性敦煌壁画修复图像质量评价方法。该方法计算了原始图像与修复后图像间的颜色熵差值、归一化中心距差距、两幅图像颜色直方图间的卡方距离以及颜色标准差之差值,和两幅图像间的能量、相关性、对比度和同质性差值来衡量修复后古代壁画图像与原始图像间的差异性,融合多特征信息来实现有效量化图像修复质量的评价方法。利用自建敦煌壁画修复图像数据库中数据搭建评价模型,并进行了相关性验证实验。结果表明,本文提出的多维度特征融合评价方法与传统客观全参考性质量评价方法具有较强的相关性,能够与现有的评价体系保持一致,该方法具有有效性。

参考文献(References):

- [1] 陈永,陶美风.敦煌壁画数字化修复方法综述[J].软件导刊,2021,20(05):237-242.
- [2] 罗海银,郑钰辉.图像修复方法研究综述[J].计算机科学与探索,2022,16(10):2193-2218.
- [3] Wang H, Li Q, Jia S. A global and local feature weighted method for ancient murals inpainting[J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2020, 11: 1197-1216.
- [4] Li J, Wang H, Deng Z, et al. Restoration of non-structural damaged murals in Shenzhen Bao'an based on a generator - discriminator network[J]. Heritage Science, 2021, 9(1): 1-14.

- [5] Lv CH, Li Z, Shen Y, et al. SeparaFill: two generators connected mural image restoration based on generative adversarial network with skip connect[J]. Heritage Science, 2022, 10(1): 1-13.
- [6] 万祖亮.基于多维特征的人脸图像质量评价与真伪鉴别方法研究[D].沈阳:辽宁大学,2024.
- [7] 马月梅,付浩,刘国军,等.基于极限学习机的底层特征全参考彩色图像质量评价方法[J].南京师大学报(自然科学版),2022,45(04):91-101.
- [8] 叶雨琪,胡文瑾.基于多特征的彩色唐卡修复图像无参考质量评价方法[J].激光与光电子学进展,2020,57(08):265-275.
- [9] 冯丹青,陈亮.基于多特征信息融合的彩色图像复杂度研究[J].通信技术,2019,52(09):2136-2142.
- [10] Guo Z, Chen Z, Yu T, et al. Progressive image inpainting with full-resolution residual network[C]// Proceedings of the 27th ACM International Conference on Multimedia, 2019: 2496-2504.
- [11] Yi Z, Tang Q, Azizi S, et al. Contextual residual aggregation for ultra high-resolution image inpainting[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 7508-7517.
- [12] Liu H, Jiang B, Song Y, et al. Rethinking image inpainting via a mutual encoder-decoder with feature equalizations[C]// Proceedings of Computer Vision - ECCV 2020: 16th European Conference, 2020: 725-741.
- [13] Guo X, Yang H, Huang D. Image inpainting via conditional texture and structure dual generation[C]// Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2021: 14134-14143.
- [14] Quan W, Zhang R, Zhang Y, et al. Image inpainting with local and global refinement[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2022, 31: 2405-2420.

编辑:赵志军