



融合中式元素的三维室内场景情绪化渲染

盛家川, 胡国林⁺, 李玉芝

天津财经大学 理工学院, 天津 300222

+ 通信作者 E-mail: huguolin@stu.tjufe.edu.cn

摘要:情绪具有主观性,利用计算机技术自动生成一个既满足真实性又与目标情绪匹配的虚拟室内场景是一项充满挑战的任务。目前缺乏对室内场景情感表达进行识别和评估的技术方法,且在充分考虑情感诉求的前提下,如何提升场景渲染结果真实性也是室内场景设计需要考虑的重要因素。针对上述问题,提出了一种融合中式元素的虚拟室内场景情绪化渲染算法。首先,利用深度学习算法从一个包含25 000张图片的家庭室内场景数据集中提取不同情绪的特征,训练情绪分类器,用于识别和评估渲染过程中虚拟室内场景的情绪表达。其次,为了保证渲染结果真实性,设计了一种场景物体纹理颜色真实性度量算法。然后,研究了根据目标情绪自动渲染虚拟室内场景的优化算法、融合中式元素的风格迁移算法,对场景中的物体进行细粒度的中式风格化处理,提升渲染结果的空间内涵、文化底蕴以及情感表达,增强视觉感染力。最后,在四个不同的室内场景中对该算法进行了实验,并通过对实验结果和用户调研数据的统计分析验证了该算法的正确性和有效性。

关键词:虚拟现实;情感建模;中式元素;风格迁移

文献标志码:A **中图分类号:**TP391.41

Emotional Rendering of 3D Indoor Scene with Chinese Elements

SHENG Jiachuan, HU Guolin⁺, LI Yuzhi

School of Science and Technology, Tianjin University of Finance and Economics, Tianjin 300222, China

Abstract: One of the challenging tasks is to use computer technology to automatically design a virtual indoor scene that both satisfies realness and matches the target emotion. The subjective nature of emotions brings uncertainty of results. At present, there is a lack of approach to identify and evaluate emotion of indoor scenes. In addition, under the premise of fully considering emotional appeals, the authenticity of scene is also one of important factors in indoor scene design. Aiming at above problems, a novel optimization algorithm combining Chinese elements for indoor scenes rendering is proposed. Firstly, an emotion classifier is trained to identify and evaluate the emotion with the features extracted via deep learning from a indoor scene dataset containing 25000 images. Secondly, in order to ensure the authenticity of rendering results, an algorithm is proposed to evaluate how realistic the colors of the objects' textures. Next, an algorithm is designed to render indoor scene automatically according to the target emotion. Then, a style transfer algorithm integrating with Chinese elements is used to carry out fine-grained refinement

基金项目:国家自然科学基金(62306208);国家社会科学基金艺术学项目(23BH157);天津市自然科学基金(22JCYBJC01550);教育部人文社会科学研究青年基金项目(23YJC630041);天津市科技计划项目(22ZLZKZF00480)。

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (62306208), the Art Project of National Social Science Foundation of China (23BH157), the Natural Science Foundation of Tianjin (22JCYBJC01550), the Humanities and Social Sciences Research Project of Ministry of Education of China (23YJC630041), and the Science and Technology Project of Tianjin (22ZLZKZF00480).

收稿日期:2022-10-25 **修回日期:**2023-02-06

processing on the furnishings in an indoor scene, improve the spatial connotation, cultural connotation and emotional expression of rendering results, and enhance the visual appeal. Finally, the approach is tested in four indoor scenes, and the correctness and effectiveness of the approach are verified through statistical analysis of results and user survey data.

Key words: virtual reality; affective modeling; Chinese elements; style transfer

随着虚拟现实技术广泛应用到室内设计领域,人们越来越注重虚拟室内场景的自动装饰和仿真效果,用户的情感体验是虚拟室内场景设计需要考虑的重要因素。例如游戏设计师通过搭建色彩鲜艳的游戏场景来营造愉悦、欢快的氛围。

以中国传统文化内涵为设计元素的室内设计越来越受到人们的青睐,如何将中国传统艺术元素融入到虚拟场景的细粒度风格处理中对提升室内空间内涵、文化底蕴以及情绪化的营造有着直接的影响,同时有利于现代室内设计理念的延伸和视觉感染力的增强。

手动完成虚拟场景渲染是一个繁琐的过程,需要具有丰富经验的专业室内设计师倾注大量的时间和精力通过多次加工使场景满足目标情感需求,因此如何利用计算机技术为虚拟室内场景中的物体自动分配纹理、颜色,使得该场景不仅贴近真实场景,还能与目标情感匹配,成为一个亟待解决的问题。

本文提出一种融合中式元素的虚拟室内场景情绪化渲染算法,简化了虚拟场景设计流程,节省了人力成本。该文基于数据驱动的优化过程,使用微调后的卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)从室内场景图像中提取情绪特征,构建虚拟室内场景的情绪评价分类器,在优化过程中通过对场景的随机迭代优化实现虚拟场景的情绪化渲染。

1 相关研究

1.1 色彩搭配对情绪的影响

研究证明环境的色彩搭配会影响用户情绪^[1]。Brodschelm等人^[2]提出利用颜色改变用户情绪。一些文献对情感色彩迁移进行了研究,Liu等人^[3]、Jiang等人^[4]和Pei等人^[5]研究了基于不同特征的图像情感色彩迁移方法。Liu等人^[7]提出一种面部表情感知情绪颜色迁移框架。本文对室内场景色彩搭配和情感之间的关联性进行建模,为室内场景情感表达分析和识别提供技术方法。

1.2 虚拟室内环境设计

近年来大量文献针对场景自动布局与设计进行研究,但只考虑室内物体的位置摆放和场景自动生成,很少考虑场景的情感表达。Yan等人^[8]提出3D室内场景自动布局方法。Jin等人^[9]提出室内布局自动识别算法。Wang等人^[10]研究了基于深度学习的室内场景合成方法。Zhang等人^[11]提出基于学习先验自动合成室内场景的方法。Shi等人^[12]提出高质量室内场景生成方法。Ma等人^[13]提出语言驱动三维场景合成过程。

室内场景合成是程序化建模中的一个热门话题,而对象纹理分配是生成一致和谐环境的关键环节。目前很多工作对虚拟室内场景真实纹理分配进行了研究,但还没有创建符合特定情感的室内场景的研究。Guo等人^[14]提出基于用户偏好为虚拟室内场景中物体分配真实纹理的新方法。Fu等人^[15]设计了一个能够合成不同风格、颜色和纹理的室内场景合成数据库。

色彩是室内场景情绪化设计的重要一环,相关研究针对室内场景的颜色主题和风格进行了研究,但没有考虑室内场景色彩搭配所激发的情绪。Lin等人^[16]提出一种室内场景颜色自动分配系统。Fu等人^[17]提出快速设计和预览室内场景着色效果的方法。Zhu等人^[18]提出数据驱动室内家具着色方法。Jeong等人^[19]提出基于语义标签的3D场景自动着色方法。

1.3 风格迁移

近年来很多工作主要针对西方油画风格迁移技术进行研究,而针对中国画风格迁移技术的研究却很少,且目前还没有针对虚拟室内场景进行中式风格处理的研究。He等人^[20]提出了ChipGAN算法,实现了中国画风格迁移,但该算法对每种体裁的中国画都需要训练单独的模型。Sheng等人^[21]提出中国画风格转移算法,但对中国画的线条、布局、色调等特征的处理不够细化。盛家川等人^[22]提出中国肖像画的风格转移算法,但只针对人物画进行了研究,没有对中国山水画进行研究。

2 本文方法

本文算法流程如图1所示,以目标情绪和虚拟室内场景作为输入。在优化过程中通过优化场景中物体纹理颜色以匹配目标情绪,每完成一次渲染,利用分类器计算当前情绪成本,并利用颜色距离度量算法计算决定纹理真实感的真实成本。情绪成本和真实成本通过赋予不同权重来突出不同的重要性,纹理颜色根据情绪成本和数据库中物体在真实世界中的纹理颜色进行迭代调整,直到其收敛为止,输出结果即是针对目标情绪优化后的场景。

2.1 情感建模

由于内容丰富的室内场景需要更高层次的特征表示,手动提取特征对于情绪的认识和表征是无效的。CNN通过构建从低级向高级特征的映射来学习特征的层次结构,可以建立数据的内在表示,因其强大的特征学习能力在目标检测和图像分类等领域中表现出了良好的性能^[23]。因此,本文利用CNN在一个庞大、手工创建的、不同室内场景图像数据集中提取更好表征不同情绪的特征,构建情感分类模型。

本文利用在ImageNet数据集上预训练的VGG-F模型提取室内图像特征,训练情绪分类器。为了使模型适应更新后的图像情绪分类问题,使用本文数据集对模型进行了微调,提高了模型的性能,分类的准确率为92%,微调后的模型能够胜任情绪分类任务。

2.2 细粒度的中式风格化处理

在充分考虑中国艺术风格特征的基础上提出线条、中式风格渲染、布局 and 中式元素色调四个约束条件实现融合中式元素的室内陈设细粒度中式

风格处理。

2.2.1 线条约束

中国绘画风格突出流畅的线条特征,本文利用边缘检测算法从纹理图像中提取边缘,并将其与纹理图像进行融合,提出线条约束:

$$(\hat{E}_{line}, \hat{E}_1, \hat{E}_2, \dots, \hat{E}_5) = CNN(I_o, \mathbf{W}, \mathbf{w}, h) \quad (1)$$

其中, \hat{E}_{line} 和 $\hat{E}_i (i=1, 2, \dots, 5)$ 是不同层的边缘预测, $CNN(I_o, \mathbf{W}, \mathbf{w}, h)$ 表示预测边缘, I_o 是纹理图像, \mathbf{W} 是网络层标准参数, \mathbf{w} 是输出层参数, $h=(h_1, h_2, \dots, h_5)$ 是融合权重,本文实验中每层融合层权重初始化为0.2,将不同层边缘进行融合得到线条 E_{line} :

$$(E_{line}, E_1, E_2, \dots, E_5) = Average(\hat{E}_{line}, \hat{E}_1, \hat{E}_2, \dots, \hat{E}_5) \quad (2)$$

其中, E_{line} 是所有层的融合边缘, $E_i (i=1, 2, \dots, 5)$ 是不同层的边缘。

2.2.2 中式风格渲染约束

中国画注重墨的渲染,本文通过高斯模糊操作和膨胀操作来模拟墨线渲染效果,提出中式风格渲染约束:

$$B_{blur}(E_{line}, x, y, \sigma) = E_{line} \times \frac{1}{2\pi\sigma} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

$$\{B_{ink}(\hat{A})_{B_{ink}} \cap B_{blur} \neq \emptyset\} = B_{blur} \oplus A \quad (4)$$

其中, x 、 y 是偏移量, σ 是过滤器标准差。 B_{blur} 是高斯模糊结果, B_{ink} 是膨胀结果,将其与纹理图像 I_o 融合得到渲染图像 $I_{B_{ink}}$:

$$I_{B_{ink}}(B_{ink}) = \lambda_1 B_{ink} + \lambda_2 I_o \quad (5)$$

其中, λ_1 和 λ_2 是权重参数,本文实验中设置为0.25和0.75。

2.2.3 布局约束

布局是中国绘画艺术的一种典型特征,本文通

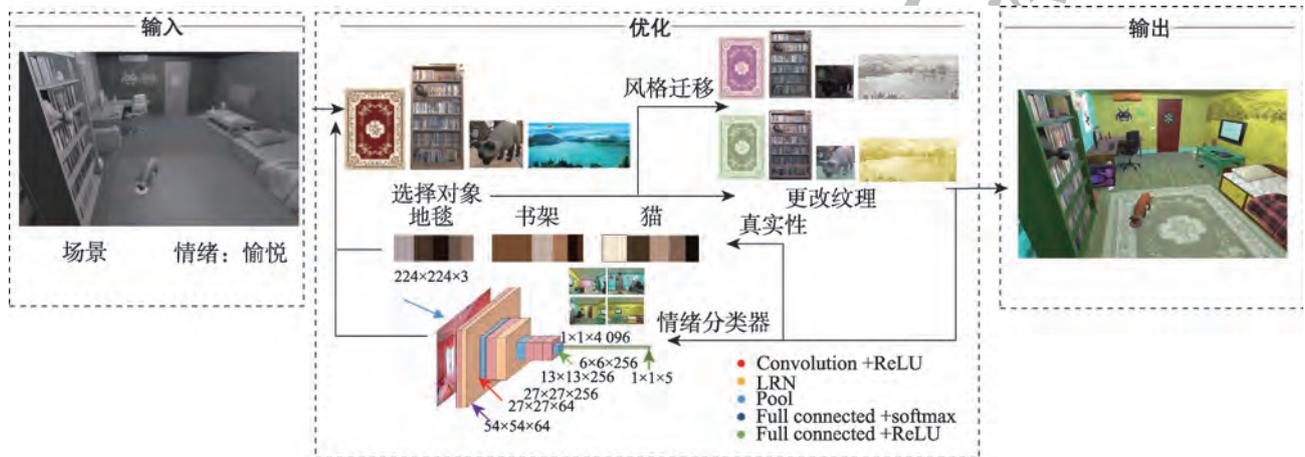


图1 本文算法流程图

Fig.1 Overview of proposed approach

过为纹理图像和参考图像设置相应的布局语义,提出内容损失函数和风格损失函数。布局约束定义如下:

$$L_{\text{content}}^{\ell}(\mathbf{I}_{B_{\text{ink}}}) = \frac{1}{2N_{\ell}D_{\ell}} \sum_{ij} (F_{\ell}[P_{\text{export}}] - F_{\ell}[\mathbf{I}_{B_{\text{ink}}}]_{ij})^2 \quad (6)$$

$$L_{\text{style}+}^{\ell} = \sum_{k=1}^K \frac{1}{2N_{\ell,k}^2} \sum_{ij} (G_{\ell,k}[P_{\text{export}}] - G_{\ell,k}[\mathbf{S}_{\text{style}}])_{ij}^2 \quad (7)$$

其中, ℓ 表示卷积层, N_{ℓ} 是过滤器数目, P_{export} 是管道输出, K 是语义分割通道数, S_{style} 是参考图像, Gram 矩阵 $G_{\ell,k}[\cdot] = F_{\ell,k}[\cdot]F_{\ell,k}[\cdot]^T \in \mathbf{R}^{N_{\ell} \times D_{\ell}}$ 被定义为:

$$F_{\ell,k}[P_{\text{export}}] = F_{\ell}[P_{\text{export}}]M_{\ell,k}[\mathbf{I}_{B_{\text{ink}}}] \quad (8)$$

$$F_{\ell,k}[\mathbf{S}_{\text{style}}] = F_{\ell}[\mathbf{S}_{\text{style}}]M_{\ell,k}[\mathbf{S}_{\text{style}}] \quad (9)$$

2.2.4 中式元素色调约束

中国画在敷色、渲染的过程中最注重粗细、疏密以及浓淡,本文提出中式色调约束,定义如下:

$$L_{\text{tone}}^{\ell} = \sum_{\ell=1}^L \lambda_{\ell} \sum_{i=1}^{N_{\ell}} \sum_{p=1}^{D_{\ell}} (F_{\ell}[P_{\text{export}}] - R_{\ell}[P_{\text{export}}])_{ip}^2 \quad (10)$$

$$R_{\ell}[P_{\text{export}}] = \text{tonematch}(F_{\ell}[P_{\text{export}}], F_{\ell}[\mathbf{S}_{\text{style}}]) \quad (11)$$

2.2.5 总损失函数

中式风格迁移算法的总损失函数 L_{total} 包含四个约束条件,由于线条约束和中式风格渲染约束的处理结果已经融入到图像 $\mathbf{I}_{B_{\text{ink}}}$ 中,总损失函数定义如下:

$$L_{\text{total}}(\mathbf{I}_{B_{\text{ink}}}) = \sum_{\ell=1}^L \alpha_{\ell} L_{\text{content}}^{\ell} + w_{\text{style}} \sum_{\ell=1}^L \beta_{\ell} L_{\text{style}}^{\ell} + w_{\text{tone}} \sum_{\ell=1}^L \gamma_{\ell} L_{\text{tone}}^{\ell} \quad (12)$$

其中, α_{ℓ} 、 β_{ℓ} 和 γ_{ℓ} 是配置层的权重,在本文预训练的 VGG-19 网络中,内容层 conv4_2 的 $\alpha_{\ell} = 1$,其他层的 $\alpha_{\ell} = 0$,风格层 conv1_1 、 conv2_1 、 conv3_1 、 conv4_1 和 conv5_1 的 $\beta_{\ell} = 1/5$,其他层的 $\beta_{\ell} = 0$,中式色调层 conv1_1 和 conv4_1 的 $\gamma_{\ell} = 1/5$,其他层的 $\gamma_{\ell} = 0$, $w_{\text{style}} = 10^4$ 是风格损失权重, $w_{\text{tone}} = 1$ 是色调约束权重。

图2显示了室内场景中融合中式元素的结果。

2.3 情感驱动自动优化

本文算法旨在通过自动调整虚拟场景中对象的纹理颜色,以匹配目标情绪。为了保证最终结果的真实性,本文提出了情绪成本和真实成本。在优化过程中随机选取虚拟场景中的物体,并利用基于马尔可夫链蒙特卡罗(Markov chain Monte Carlo, MCMC)技术的模拟退火算法自动调整选中物体的纹理颜色,对虚拟场景进行优化渲染。

令 $\Phi = \{\phi_i = (\phi_i^m, \phi_i^l, \phi_i^c, \phi_i^a, \phi_i^{\alpha}) | i = 1, 2, \dots, n\}$ 表示场景中物体的集合,其中包含输入场景中每个物体的

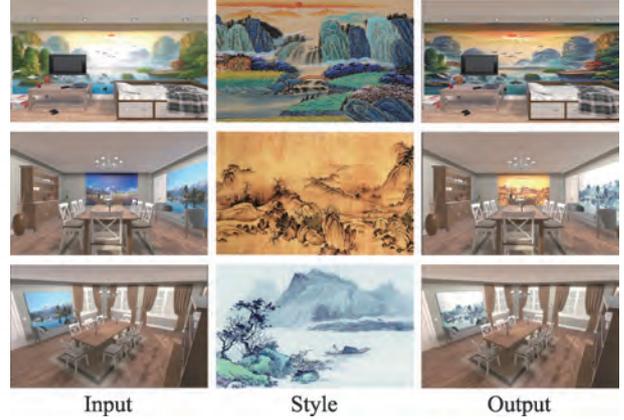


图2 融合中式元素结果

Fig.2 Results of combining Chinese elements

材质 ϕ_i^m (如大理石、钢材等)、类型 ϕ_i^l (如桌子、椅子等)、纹理的五主色 ϕ_i^c 、表面积 ϕ_i^a 和输入场景中每个对象 ϕ_i 的重要性 ϕ_i^{α} 。

整个场景 Φ 的渲染质量可以通过以下公式进行评估:

$$C_{\text{total}}(\Phi) = w_M C_M(\Phi) + w_P C_P(\Phi) \quad (13)$$

其中, C_M 是场景的情绪成本, C_P 是反映场景中物体纹理真实感的真实成本, w_M 和 w_P 分别是情绪成本和真实成本的权重。

2.3.1 情绪成本

情绪分类器根据目标情绪对场景优化结果进行评分。首先,将摄像机放置在一个可以覆盖主要物体的位置。其次,将相机的特定聚焦区域对准房间的角落,使画面具有透视效果。情绪成本计算公式如下:

$$C_M(\Phi) = 1 - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n c_i \quad (14)$$

其中, n 是用于评估卧室场景情绪的图像数量,房间大多呈长方形,默认情况下, $n = 4$, $c_i \in [0, 1]$ 是分类器计算的场景图像 i 的成本。

综上,情绪成本越高说明分类器对于当前场景与目标情绪的匹配度越低。

2.3.2 真实成本

真实成本用于评估物体纹理颜色与现实世界中对应物体比较的真实度。CIEDE2000^[24]提供了一种利用距离度量人类对颜色差异感知能力的算法,本文在此基础上提出一种将场景中物体纹理的颜色与现实世界中对应物体纹理的常见颜色进行比较的算法。在每次迭代过程中考虑到场景中所有对象的颜

色,每个物体的权重或对其成本的权重由其相对于所有对象总面积的面积加权,将成本归一化,使最大值为1。真实成本定义为:

$$C_p(\Phi) = \sum_{\phi \in \Phi} w_\phi \cdot c_\phi \quad (15)$$

其中, w_ϕ 是场景的对象集 Φ 中物体 ϕ 真实成本的权重, c_ϕ 是物体 ϕ 的真实成本。物体 ϕ 的真实权重 w_ϕ 定义为:

$$w_\phi = \frac{\phi^a \cdot \phi^\alpha}{A} \quad (16)$$

其中, ϕ^a 是物体 ϕ 的表面积, ϕ^α 是物体 ϕ 的重要性, A 是所有物体的总面积。默认情况下,将 ϕ^α 设为1,所有权重都归一化在[0,1]之间。物体的真实成本 c_ϕ 用于评估场景中每个物体 ϕ 的真实度,真实度越强意味着虚拟场景中物体纹理的颜色越接近真实世界中的颜色。

本文通过将场景中的物体与“开放表面数据集”^[25]中相应的物体进行比较,来评估场景中物体纹理颜色的真实度,“开放表面数据集”中包含大量现实世界中常见物体的纹理信息。

本文利用 K -means 聚类算法将“开放表面数据集”中每个物体的纹理聚类以获得每个物体纹理的五种主要颜色,结果将颜色数据存储在 RGB 空间。将 RGB 颜色值转换为用来表示不同颜色之间的距离的 $CIEL \times C \times h$ 值,并基于 CIEDE2000 算法在 $CIEL \times C \times h$ 空间中使用颜色距离度量来评估纹理的真实感。真实成本 c_ϕ 定义为:

$$c_\phi = \min\{D(\phi^c, \psi^c) | \phi \in \Phi, \psi \in \Psi \text{ and } \phi^m = \psi^m \text{ and } \phi^l = \psi^l\} \quad (17)$$

式中, $\Psi = \{\psi_j = (\psi_j^m, \psi_j^l, \psi_j^c) | j = 1, 2, \dots, q\}$ 是物体-材料对的集合,其中包括材料 ψ_j^m 、类型 ψ_j^l 和“开放表面数据集”中每个对象 ψ_j 的五种主要颜色 ψ_j^c 。 $D(\cdot)$ 用于度量 $CIEL \times C \times h$ 颜色空间中两个物体的五主色之间的距离。 $D(\cdot)$ 的定义如下:

$$D(\phi^c, \psi^c) = \frac{1}{100} \sum_{u \in \phi^c} \min\{w_u \cdot d(u, v) | v \in \psi^c\} \quad (18)$$

其中, u 和 v 分别是 ϕ^c 和 ψ^c 中的主色, $\mu \in \phi^c$, w_u 是权重,它是颜色 u 在五种主色 ϕ^c 中的比例, $d(\cdot)$ 是确定人眼对两种颜色是否可区分的度量:

$$d(u, v) = \sqrt{\left(\frac{\Delta L'}{S_L}\right)^2 + \left(\frac{\Delta C'}{S_C}\right)^2 + \left(\frac{\Delta H'}{S_H}\right)^2 + R_T \left(\frac{\Delta C'}{S_C}\right) \left(\frac{\Delta H'}{S_H}\right)} \quad (19)$$

其中, $\Delta L' = L_v^* - L_u^*$, $\Delta C' = C_v' - C_u'$, $C_i' = \sqrt{(a_i')^2 + (b_i')^2}$, $i = u, v$, a_i' 定义如下:

$$a_i' = (1 + G)a_i^*, i = u, v \quad (20)$$

其中, $G = 0.5(1 - \sqrt{\frac{\bar{C}^*}{\bar{C}^* + 25}})$, $\bar{C}^* = \frac{C_u^* + C_v^*}{2}$, $C_i^* = \sqrt{(a_i^*)^2 + (b_i^*)^2}$,

$i = u, v$, a_i^* 和 b_i^* 分别表示每种颜色在 CIELab 空间中的 a^* 分量和 b^* 分量。 $\Delta H' = 2\sqrt{C_u' C_v'} \sin \frac{\Delta h'}{2}$, $\Delta h'$ 定义如下所示:

$$\Delta h' = \begin{cases} h_v' - h_u', |h_v' - h_u'| \leq 180 \\ (h_v' - h_u') + 360, (h_v' - h_u') < -180 \\ (h_v' - h_u') - 360, (h_v' - h_u') > 180 \end{cases} \quad (21)$$

其中, $h_i' = \arctan(b_i^*/a_i^*)$, $i = u, v$, $\bar{L}' = \frac{L_u^* + L_v^*}{2}$, $\bar{C}' = \frac{C_u' + C_v'}{2}$,

$$S_L = 1 + \frac{0.015(\bar{L}' - 50)^2}{\sqrt{20 + (\bar{L}' - 50)^2}}, S_C = 1 + 0.045\bar{C}', S_H = 1 + 0.015\bar{C}'T,$$

T 的定义如下:

$$T = 1 - 0.17 \cos(\bar{h}' - 30) + 0.24 \cos(2\bar{h}') + 0.32 \cos(3\bar{h}' + 6) - 0.20 \cos(4\bar{h}' - 63) \quad (22)$$

\bar{h}' 的定义如下:

$$\bar{h}' = \begin{cases} \frac{h_u' + h_v'}{2}, |h_u' - h_v'| \leq 180 \\ \frac{h_u' + h_v' + 360}{2}, |h_u' - h_v'| > 180; h_u' + h_v' < 360 \\ \frac{h_u' + h_v' - 360}{2}, |h_u' - h_v'| > 180; h_u' + h_v' \geq 360 \end{cases} \quad (23)$$

最后,色相旋转项 R_T 定义如下:

$$R_T = -\sin(2\Delta\theta)R_C \quad (24)$$

其中, $\Delta\theta = 30 \exp\left\{-\left[\frac{\bar{h}' - 275}{25}\right]^2\right\}$, $R_C = 2\sqrt{\frac{\bar{C}'}{\bar{C}' + 25}}$ 。

以上为适用于本文的 CIEDE2000 算法。 $d(\cdot)$ 的取值范围是 [0,100], $d(\cdot)$ 的输出越低,颜色匹配越接近真实场景。

2.3.3 优化过程

本文利用 MCMC,根据总成本函数 $C_{\text{total}}(\Phi)$ 对场景进行优化。在每一次优化过程中,都会进行移动并在场景中随机选择一个或多个物体,更改纹理的色调、饱和度和亮度来修改当前场景 Φ ,生成一个优化场景 Φ' 。

在每次迭代中,将所选对象的数量 N 设置为 1 到 10 之间的随机整数。本文将优化场景 Φ' 的总成本 $C_{\text{total}}(\Phi')$ 与输入场景 Φ 的总成本 $C_{\text{total}}(\Phi)$ 进行比较以决定是否接受优化场景 Φ' 。为了有效地从场景空间中采样求取最优解,根据 Metropolis 准则以一定的概率接受优化场景 Φ' ,计算公式定义如下:

$$p = \min\left(1, \exp\left(-\frac{C_{\text{total}}(\Phi') - C_{\text{total}}(\Phi)}{t}\right)\right) \quad (25)$$

其中, t 是模拟退火温度参数, 在优化开始时将 t 设置为 1.0, 并通过每次迭代乘以 0.95 来逐渐减小。

图 3 显示了真实权重 0.2、情绪权重 0.8 的优化示例, 优化过程成本变化如图 4 所示。

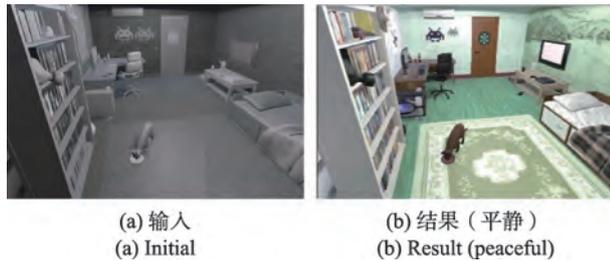


图 3 场景优化示例

Fig.3 Example of scene optimization

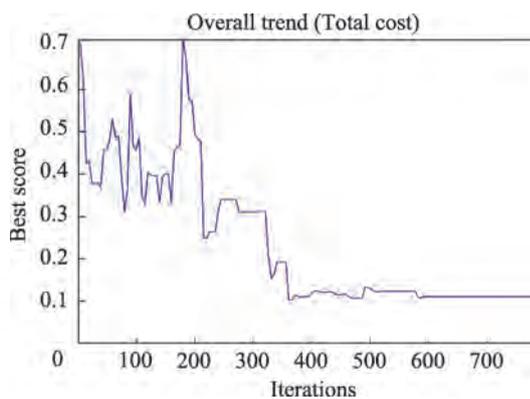


图 4 优化过程曲线图

Fig.4 Plot of optimization process

3 实验结果与分析

为了验证本文算法的有效性, 在图 5 所示的场景中对算法进行了测试。

3.1 数据集

本文以欢快、忧郁、平静、浪漫和恐怖 5 种情绪作为研究目标开展实验, 并对用户调研数据进行统计分析, 验证了本文算法的正确性和有效性。首先建



图 5 本文实验中使用的 4 个场景

Fig.5 4 scenes used for experiments

立一个包含 25 000 张室内场景图像的数据集, 并对其进行标注, 每种情绪 5 000 张。其次, 使用本文数据集对预先训练过的 VGG-F 模型进行微调, 训练了 1 个深度学习分类器来识别相应的情绪。

3.2 场景预处理

在实验前, 需对场景进行预处理, 获取场景中每个物体的材质、类型和表面积等信息, 并将这些信息作为标签分配给场景中的每个物体, 在优化过程中自动获取物体表面积和纹理等信息计算真实成本。

在室内场景中相同材质或类型的物体通常会有相同或相似的颜色, 为了提高渲染结果的色彩和和谐度, 本文算法根据场景中物体的材质或类型对其进行分组, 并在优化过程中按分组进行渲染, 同时也可以选择和标记场景中不需要被修改的物体。为了提升色调与中式元素的融合性, 在计算真实成本时, 本文对场景中物体的权重进行修改, 通过增加中式风格渲染物体的权重, 增强场景中式元素的呈现效果, 提升渲染结果真实性。

3.3 实验结果

图 6 显示了使用 0.8 的情绪权重和 0.2 的真实权



图 6 本文算法不同情绪、不同场景下的优化结果

Fig.6 Optimization results under different emotions and scenes of proposed algorithm

重进行优化后的结果,优化结果侧重于与目标情绪有更高的匹配度,削弱了对真实性的要求。为了便于对比,图7显示了使用情绪权重0和真实权重1.0仅针对真实性进行渲染的结果。



图7 仅考虑真实性的渲染结果

Fig.7 Rendering results of considering only realistics

相关研究提出基于颜色直方图的图像情绪识别方法^[26],为了评价本文算法优化结果与目标情绪的匹配度,本文采用直方图比较优化结果与目标情绪图像数据集的相似度,判断优化结果颜色主题与目标情绪图像数据集颜色主题的相似性,验证本文算法的正确性和有效性。如图8显示了5种情绪优化结果与其情绪图像数据集的颜色直方图。

本文对优化结果与其目标情绪图像数据集进行直方图比较,表1显示了采用巴氏距离(Bhattacharyya)和相关性两种指标进行直方图比较的结果,

BHA代表巴氏距离。利用巴氏距离进行直方图相似度计算时,小于0.5说明有较高的相似性,利用相关性进行直方图相似度计算时,大于0.5说明有较高的相似性。

表1 直方图比较结果

Table 1 Results of histogram comparison

Mood	BHA	CORREL
Cheerful	0.460	0.565
Scary	0.464	0.541
Melancholy	0.475	0.577
Peaceful	0.448	0.746
Romantic	0.476	0.554

如表1所示,在直方图比较的结果中,所有巴氏距离值均小于0.5,相关性值均大于0.5,说明本文方法优化结果的颜色主题与目标情绪颜色主题具有较高的相似性,证明本文方法对室内空间情绪化的营造是正确且有效的。

此外,相关研究制定了一种颜色与情绪匹配度的度量标准^[27]。实验结果中愉悦场景主导色是黄色等亮色系,恐怖和忧郁场景主导色是黑色等暗色系,平静场景以白色为主色系,浪漫场景主导色是粉色等暖色系,符合对应情绪标准。实验结果的配色方案与目标情绪颜色主题具有良好的匹配度,进一步

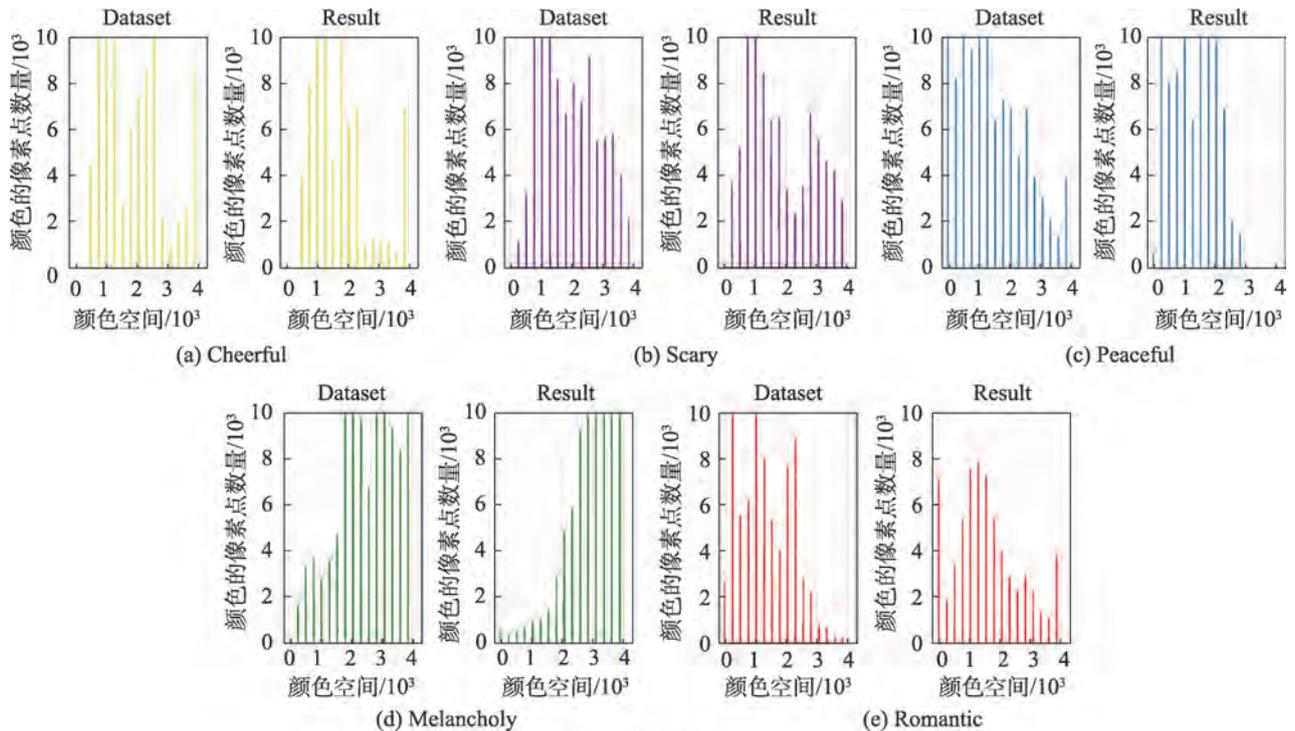


图8 优化结果与目标情绪直方图

Fig.8 Histograms from optimization results and target mood

说明本文情绪化渲染方法是准确可靠的。

3.4 用户研究

为了测试本文方法在不同方面的有效性,本文邀请 50 名参与者进行了 3 个独立的用户研究。参与者中男性 24 名、女性 26 名,年龄在 18~40 岁之间,平均年龄 25 岁,参与者中有计算机专业师生 20 名,艺术学院师生 20 名,社会人士 10 名。

User study1: 优化结果评分和分类。参与者随机观看本文方法优化的 12 个不同室内场景,完成以下 3 个任务。

Task1: 评分。参与者使用 1~5 Likert 量表对本文方法生成的 5 种结果进行评分,分数越高代表参与者认为优化结果与目标情绪越匹配。为了保持一致性,在整个任务中,将每种情绪都在卧室场景中进行测试。

Task2: 情绪识别。该任务旨在确认参与者是否能够识别场景优化结果中的目标情绪。给出了 5 种情绪优化结果,要求参与者从列表中选择与场景最匹配的情绪。

Task3: 真实性。与 Task1 类似,参与者根据优化后场景颜色的真实程度给场景评分。在餐厅和客厅两个场景中以真实性权重为 1.0 和情绪权重为 0 对场景进行优化,优化结果如图 7 所示。

User study2: 融合中式元素和不融合中式元素比较。本文评估了融合中式元素对于提升优化结果的有效性。使用除浴室场景外 3 个场景,为了保持一致性,按照同种情绪在两种模式下对同一场景进行优化。本文以欢快和平静两种情绪为例,一共生成 12 个优化后的场景。参与者对两种模式优化结果进行评分,如图 9 显示了在两种模式下优化后的结果。

User study3: 消融实验。本文评估并比较了三种

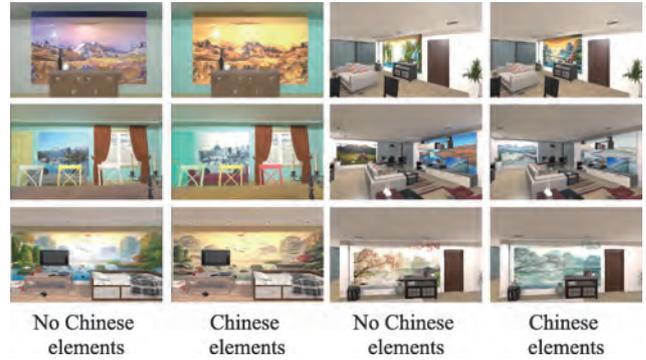


图9 融合中式元素与否对比

Fig.9 Comparison of fusing Chinese elements or not

颜色模式的结果:只考虑真实性(真实权重 1.0)、最佳(真实权重 0.3、情绪权重 0.7)和只考虑情绪(情绪权重 1.0)。在用户研究中,要求 40 名参与者选择使用三种颜色模式优化后场景的主导情绪,并对优化后场景的配色方案在现实中的普遍性进行评估。

3.5 实验结果分析

User study1: 优化结果评分和分类。Task1 和 Task3 中所有场景的平均分是 3.920(满分为 5.000 分),说明参与者普遍认为场景优化结果与目标情绪相匹配。图 10 显示了 Task1 和 Task3 的参与者评分箱形图。纵坐标表示评分等级,矩形表示四分位数,矩形内线段表示中位数,图中所有场景评分的中位数都是 4.000 分,“x”表示平均值,端点线段“-”表示误差边缘。左边的箱形图显示了 Task1 的结果,右边的箱形图显示了 Task3 的结果,Dn.Room 和 L.Room 分别指餐厅和客厅。

Task2 的结果如图 11 所示。在 Task2 中使用的 5 个优化场景中,除恐怖的餐厅外,其他场景与情绪的匹配度在每种情况下都获得了最多的票数。用户调研数据显示忧郁和恐怖差异性不显著,本文对忧郁

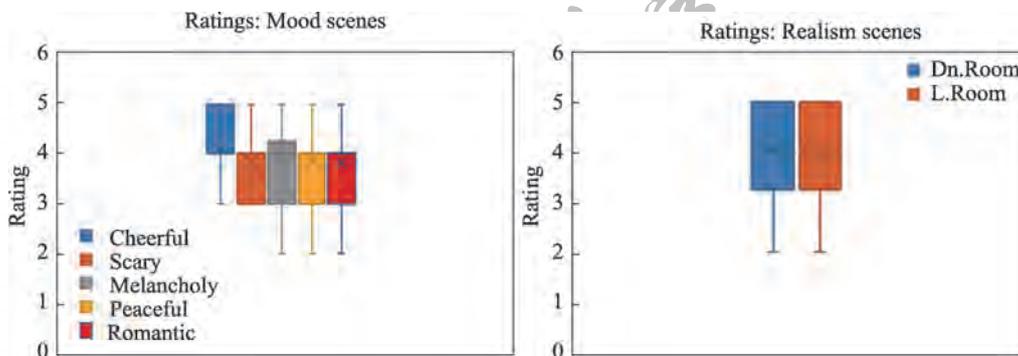


图10 参与者评分箱形图

Fig.10 Box plot of participant ratings

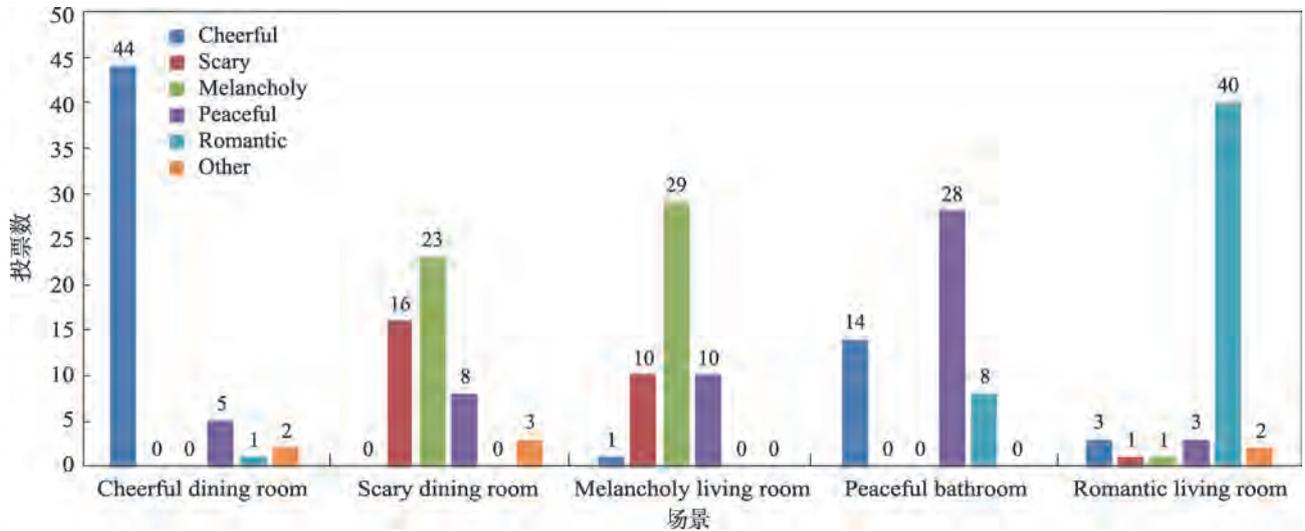


图11 场景情绪识别

Fig.11 Emotion recognition of scenes

和恐怖两种情绪的数据集和优化结果进行直方图比较,表2显示了采用巴氏距离(Bhattacharyya)和相关性两种指标进行直方图比较的结果。

表2 直方图比较结果

Table 2 Results of histogram comparison

Index	Datasets	Results
BHA	0.469	0.476
CORREL	0.503	0.540

如表2所示,在直方图比较的结果中,所有巴氏距离值均小于0.5,相关性值均大于0.5,说明两种情绪的数据集和优化结果都具有一定的相似性。通过研究分析发现,忧郁和恐怖在一定程度上具有相同的语义,忧郁和恐怖的场景大部分都是深色的,并且用于训练分类器的两种情绪数据集具有一定的相似性,因此出现这样的结果具备一定的合理性和可解释性。

本文对 User study1 的数据进行了成对 t 检验,表3显示了所有事后成对 t 检验结果,加粗的值表示有

表3 对定量任务场景进行 t 检验的 p 值

Table 3 p-values of conducting t-tests on task scenes

Scene	R.D.Rm	R.L.Rm	C.Bd	S.Bd	M.Bd	P.Bd	R.Bd
R.D.Rm	—	0.528	0.491	0.663	0.927	0.164	0.013
		R.L.Rm	—	0.182	0.192	0.588	0.415
			C.Bd	—	0.776	0.431	0.007 0.001
				S.Bd	—	0.579	0.065
					M.Bd	—	0.175
						P.Bd	—
							0.114
							R.Bd
							—

统计学上的显著差异。R.D.Rm 和 R.L.Rm 代表真实的餐厅和客厅,C.Bd、S.Bd、M.Bd、P.Bd 和 R.Bd 分别代表五种情绪优化后的卧室场景。

如表3所示,检验分析的目的是为了确定每个场景评分之间的任何显著差异。两个场景之间 t 检验的 p 值大部分大于 0.05,说明不存在显著性差异。由于平均评分是 3.920 分,表明参与者认为本文的优化结果令人信服。p 值低于 0.05 的 t 检验大多数来自与浪漫的卧室场景进行比较,与其他得分较高的场景相比,浪漫的卧室场景得分明显低于其他场景,并将该场景作为异常值。通过分析发现,浪漫情绪图像数据集中,许多家具对象都是深色的,由于光线较暗,有许多暗色场景。在未来研究中,可以进一步研究分析寻找一种用于度量在何种情况下深色更适合浪漫情绪的方法。

User study2: 融合中式元素和不融合中式元素比较。参与者根据在两种模式下场景优化的整体效果,使用 1~5 Likert 量表对场景进行评分,表4显示了平均评分。

表4 双样本双侧检验 p 值

Table 4 p-values of two-sample two-tail test

Scene	No style transfer	Style transfer	p-value
Cheerful dining room	3.64	4.32	0.006
Cheerful bedroom	3.85	4.45	0.008
Peaceful living room	3.92	4.50	0.025

如表4所示,本文对实验结果进行了双样本双侧检验,将两种模式下的场景评分进行比较,所有 p 值

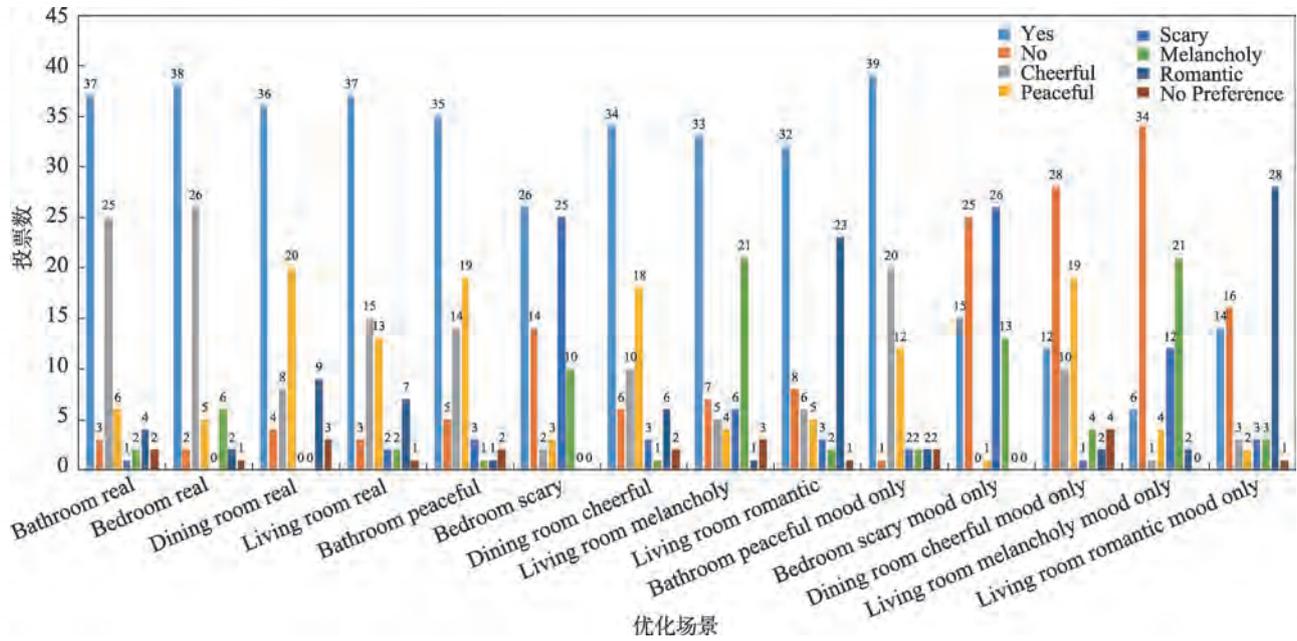


图12 用户研究3结果

Fig.12 Results of user study 3

低于0.05,表明评分之间存在显著差异。由于加入风格迁移中每个场景的平均评分较高,且t检验的 p 值均小于0.05,加入风格迁移的评分较高具有显著性。实验结果表明引入风格迁移算法对于提升室内场景的优化结果非常有效。

User study3:消融实验。在这个用户研究中,测试了关于本文方法优化结果的两个问题。Q1:场景与哪一种情绪最匹配? Q2:颜色分布是否与该类型场景的常见颜色分布相似?图12显示了用户研究结果的柱状图。表5显示了使用卡方检验对与问题相关

的投票计算的 p 值。

对于Q1,零假设是参与者会为每种情绪投相同票数。对于Q2,零假设是除真实场景外的其他场景,参与者对于颜色分布是否与该类型场景的常见颜色分布相似这个问题的答案投票数量相同。对于真实场景,本文假设参与者会以绝对优势投赞成票。

如表5所示,对于Q1, p 值远低于0.05,结果表明每种情绪的投票存在差异。对于Q2,结果更为多样化,在真实场景中,参与者以绝对优势投了赞成票,在其他情况下,参与者在反对选项和赞成选项之间的投票比较均匀,说明颜色分布与该类型场景的常见颜色分布相似,进一步验证了本文提出的真实性度量算法的有效性和正确性。

表5 卡方检验 p 值Table 5 p -values of Chi-squared test

Scene	Q1 p -value	Q2 p -value
Bathroom real	<0.01	0.04
Bedroom real	<0.01	0.30
Dining room real	<0.01	<0.01
Living room real	<0.01	0.04
Bathroom peaceful	<0.01	<0.01
Bedroom scary	<0.01	0.06
Dining room cheerful	<0.01	<0.01
Living room melancholy	<0.01	<0.01
Living room romantic	<0.01	<0.01
Bathroom peaceful mood only	<0.01	<0.01
Bedroom scary mood only	<0.01	0.10
Dining room cheerful mood only	<0.01	0.01
Living room melancholy mood only	<0.01	<0.01
Living room romantic mood only	<0.01	0.70

4 结束语

本文提出了一种融合中式元素的虚拟室内场景情绪化渲染算法。构建情绪成本和真实成本平衡真实性与目标情绪之间的距离,在Metropolis-Hasting算法中使用模拟退火对场景进行优化渲染,并利用融合中式元素的风格迁移算法对场景中的物体进行细粒度的风格处理,使渲染结果富有中式情调,增强室内空间的中式文化气息和艺术氛围。采用本文算法在不同室内场景中进行了测试,并对用户调研数据进行统计分析,验证了本文算法的正确性和有效性。

本文算法具有实际应用价值。最直接的案例是

中式风格场景 VR 游戏开发和 VR 电影制作。此外,也可以应用于心理学研究,用于分析人类对各种室内场景的心理反应。

在未来工作中,找到一种更客观的方法来测量参与者的情绪反应仍然是一个重要的研究方向。同时,为了提高算法的效率,还可以探索一种端到端的方法,根据目标情绪实时对场景进行渲染。

参考文献:

- [1] SCHOENLEIN M A, CAMPOS J, LANDE K J, et al. Unifying effects of direct and relational associations for visual communication[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2023, 29(1): 385-395.
- [2] 盛家川, 陈雅琦, 王君, 等. 深度学习结构优化的图像情感分类[J]. *红外与激光工程*, 2020, 49(11): 264-273.
- [3] SHENG J C, CHEN Y Q, WANG J, et al. Image sentiment classification via deep learning structure optimization[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2020, 49 (11): 264-273.
- [4] BRODSCHELM L, GRÄBER F, HIEBER D, et al. Mood adaptive display coloring-utilizing modern machine learning techniques and intelligent coloring to influence the mood of PC users[C]//*Proceedings of the 14th International Conference on Advances in Computer-Human Interactions*, Nice, Jul 18-22, 2021: 48-54.
- [5] LIU S, LUO H. Hierarchical emotional color theme extraction[J]. *Color Research & Application*, 2016, 41(5): 513-522.
- [6] LIU D, JIANG Y, PEI M, et al. Emotional image color transfer via deep learning[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2018, 110: 16-22.
- [7] LIU S, PEI M. Texture-aware emotional color transfer between images[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 31375-31386.
- [8] LIU S, WANG H, PEI M. Facial-expression-aware emotional color transfer based on convolutional neural network[J]. *ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications*, 2022, 18(1): 1-19.
- [9] YAN C, SHAO B, ZHAO H, et al. 3D room layout estimation from a single RGB image[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2020, 22(11): 3014-3024.
- [10] JIN T, ZHUANG J, XIAO J, et al. High precision indoor model contour extraction algorithm based on geometric information[C]//*Proceedings of the 2021 IEEE 3rd International Conference on Frontiers Technology of Information and Computer*, Greenville, Nov 12-14, 2021, Piscataway: IEEE, 2021: 188-193.
- [11] WANG Z, PHILION J, FIDLER S, et al. Learning indoor inverse rendering with 3D spatially-varying lighting[C]//*Proceedings of the 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, Montreal, Oct 10-17, 2021. Piscataway: IEEE, 2021: 12538-12547.
- [12] ZHANG S H, ZHANG S K, XIE W Y, et al. Fast 3D indoor scene synthesis by learning spatial relation priors of objects [J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2021, 28(9): 3082-3092.
- [13] SHI Z, SHEN Y, ZHU J, et al. 3D-aware indoor scene synthesis with depth priors[J]. *arXiv:2202.08553*, 2022.
- [14] MA R, PATIL A G, FISHER M, et al. Language-driven synthesis of 3D scenes from scene databases[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2018, 37(6): 1-16.
- [15] GUO S, SHI Y, XIAO P, et al. Creative and progressive interior color design with eye-tracked user preference[J]. *ACM Transactions on Computer-Human Interaction*, 2023, 30(1): 1-31.
- [16] FU H, CAI B, GAO L, et al. 3D-FRONT: 3D furnished rooms with layouts and semantics[C]//*Proceedings of the 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, Montreal, Oct 10-17, 2021. Piscataway: IEEE, 2021: 10933-10942.
- [17] LIN J, XIAO P, FU Y, et al. C3 assignment: camera cube-map color assignment for creative interior design[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2022, 28(8): 2895-2908.
- [18] FU Q, YAN H, FU H, et al. Interactive design and preview of colored snapshots of indoor scenes[J]. *Computer Graphics Forum*, 2020, 39(7): 543-552.
- [19] ZHU J, GUO Y, MA H. A data-driven approach for furniture and indoor scene colorization[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2017, 24(9): 2473-2486.
- [20] JEONG J, JO J, CHO S, et al. 3D scene painting via semantic image synthesis[C]//*Proceedings of the 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, New Orleans, Jun 19-24, 2022. Piscataway: IEEE, 2022: 2262-2272.
- [21] HE B, GAO F, MA D, et al. ChipGAN: a generative adversarial network for Chinese ink wash painting style transfer [C]//*Proceedings of the 26th ACM International Conference on Multimedia*, Seoul, Oct 22-26, 2018. New York: ACM, 2018: 1172-1180.
- [22] SHENG J C, SONG C F, WANG J, et al. Convolutional neural network style transfer towards Chinese paintings[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 163719-163728.
- [23] 盛家川, 董珂璠, 李小妹, 等. 中国肖像画风格转移算法[J]. *模式识别与人工智能*, 2021, 34(6): 509-521.
- [24] SHENG J C, DONG Y F, LI X M, et al. Chinese portrait

painting style transfer algorithm[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2021, 34(6): 509-521.

- [23] 盛家川, 陈雅琦, 韩亚洪. 深层网络特征聚合重标定的中国画情感分类算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2020, 32(9): 1420-1429.

SHENG J C, CHEN Y Q, HAN Y H. Sentiment classification of Chinese paintings via feature recalibration of deep network aggregation[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2020, 32(9): 1420-1429.

- [24] SHARMA G, WU W, DALAL E. The CIEDE2000 color-difference formula: implementation notes, supplementary test data, and mathematical observations[J]. Color Research & Application, 2005, 30(1): 21-30.

- [25] BELL S, UPCHURCH P, SNAVELY N, et al. OpenSurfaces: a richly annotated catalog of surface appearance[J]. ACM Transactions on Graphics, 2013, 32(4): 1-17.

- [26] MOHSENI S A, WU H R, THOM J A, et al. Recognizing induced emotions with only one feature: a novel color histogram-based system[J]. IEEE Access, 2020, 8: 37173-37190.

- [27] 王征, 李皓月, 许洪山, 等. 基于卷积神经网络和SVM的中国画情感分类[J]. 南京师大学报(自然科学版), 2017, 40(3): 74-79.

WANG Z, LI H Y, XU H S, et al. Chinese painting emotion classification based on convolution neural network and SVM[J]. Journal of Nanjing Normal University (Natural Science Edition), 2017, 40(3): 74-79.



盛家川(1982—),女,天津人,博士,教授,硕士生导师,主要研究方向为计算机视觉、虚拟现实等。

SHENG Jiachuan, born in 1982, Ph.D., professor, M.S. supervisor. Her research interests include computer vision, virtual reality, etc.



胡国林(1997—),男,云南人,硕士研究生,主要研究方向为虚拟现实、情感分析等。

HU Guolin, born in 1997, M.S. candidate. His research interests include virtual reality, sentiment analysis, etc.



李玉芝(1982—),女,天津人,硕士,讲师,主要研究方向为机器学习、情感分析等。

LI Yuzhi, born in 1982, M.S., lecturer. Her research interests include machine learning, sentiment analysis, etc.