

文章编号:1007-5321(2021)01-0117-07

DOI:10.13190/j.jbupt.2020-083

基于语义分割的织锦类自适应风格迁移算法

邓筱¹, 徐梦秋², 吴铭², 张闯²

(1. 北京邮电大学 信息与通信工程学院, 北京 100876; 2. 北京邮电大学 人工智能学院, 北京 100876)

摘要: 通过风格迁移的数字化手段可以辅助艺术作品的创作,但由于织锦类手工艺品具有颗粒感线条、块状色彩、前后景纹理区别较大等特点,使用现有风格迁移算法得到的输出图像在视觉上难以达到令人满意的效果. 针对上述问题,提出了一种基于语义分割的织锦类自适应感知域风格迁移算法,将语义分割任务和基于自适应感知域的风格迁移算法相结合,并提出新的内容损失和风格损失. 此外,为了解决生成结果图像后景中纹理不均匀的问题,在内容图像上增加高斯噪声用于平滑训练过程中生成图像的后景纹理. 实验结果表明,所提算法在织锦作品风格迁移任务中的表现优于现有算法.

关键词: 神经网络迁移; 织锦; 语义分割; 自适应感知域

中图分类号: TP391

文献标志码: A

Adaptive Style Transfer Method of Brocade Crafts Based on Semantic Segmentation

DENG Xiao¹, XU Meng-qiu², WU Ming², ZHANG Chuang²

(1. School of Information and Communication Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China;

2. School of Artificial Intelligence, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

Abstract: Neural style transfer has drawn considerable attention to both academic and art field. However, the existing approaches did not perform so good on brocade style transfer because of its grainy texture and blocky colors which is different from painting. A brocade style transfer approach is proposed that combined semantic segmentation task with adaptive style transfer algorithms by using new content loss and style loss. In addition, in order to solve uneven texture of background in the generated image, Gaussian noise is added to the content image to smoothen background texture during training. It is shown that the proposed approach generates brocade stylization outputs that have high quality as compared with other approaches.

Key words: neural style transfer; brocade crafts; semantic segmentation; adaptive receptive fields

织锦是指用染好颜色的彩色经纬线,经提花、织造工艺织出图案的织物. 中国传统织锦是最重要的文化遗产之一. 由于手工织造一张织锦需要数名培训多年的匠人数月的时间,人们开始对用数字化手

段辅助织锦图样的创作开展研究.

目前对织锦的研究多集中于对其数据库的构建和图案分类^[1]方面. 而在计算机视觉领域中,现有针对织锦风格转移的研究和进展十分有限,现有的

收稿日期: 2020-06-27

基金项目: “人工智能”教育部-中移动建设项目(MCM20190701)

作者简介: 邓筱(1999—),女,本科生.

通信作者: 张闯(1975—),男,教授,博士生导师, E-mail: zhangchuang@bupt.edu.cn.

风格转移方法主要集中在照片写实或西方绘画方面. 由于西方艺术与织锦在创作工具、表现手法等方面都有着较大的差异,如图1所示,现有的风格迁移算法直接用于织锦的风格迁移并不能取得令人满意的效果.



(a) 石青地衔圣公正蟒纹补(织锦)



(b) 星空(西方绘画)

图1 织锦作品与典型西方绘画作品

针对上述问题,提出了一种改进的神经风格迁移算法,将语义分割和自适应感受域相结合,不仅表现出织锦色彩和织造的特征,而且消除了结构伪影和色彩溢出. 为输入的内容图像增加高斯噪声,解决了生成结果图像背景纹理不均匀的问题;提出了新的内容损失和风格损失,以区分动物图腾和平铺背景纹样的不同表现效果.

1 相关研究

Gatys 等^[2-3]在2015年首次提出神经风格迁移算法,利用卷积神经网络重新组合给定图片内容和艺术风格,在视觉上重建风格化的图像. 随后,许多学者^[4]从不同的方向对算法存在的问题进行了研究并得到了改善.

在感知域方面,受到感知域控制的笔触是风格迁移方法中重要的感知因素之一. 2018年, Jing 等^[5]提出了笔触控制算法,通过自适应的感知域控制单个模型,实现连续笔画大小的控制. 由于缺乏对内容图像的局部了解,无论区域多样性如何,都以整体方式执行笔触插值,这会导致细节水平不足. Yao 等^[6]提出了一种注意力多笔触风格迁移算法

(AAMS, attention aware multi-stroke style transfer),协调了视觉注意力在内容图像和风格图像之间的空间分布,但是迁移过程中的结构伪影仍然在很大程度上影响了视觉效果.

此外,也有关于语义信息的进一步研究,最初的风格迁移仅使用内容图像的底层图像特征,而无法从内容图像中很好地提取语义信息. Gatys 等^[7]用不同的风格来渲染图像中的语义内容,为西方绘画的风格迁移提供了典型案例. 随后, Gatys 等^[8]进一步改进,引入了对空间定位、颜色信息和交叉空间规模的控制. 基于此, Luan 等^[9]提出了一种深度风格迁移算法,将空间控制应用于照片级图像,通过内容图像和风格图像的语义分割约束风格迁移的过程,但在照片级图像上的色彩仿射变换无法直接应用于织锦作品,其产生的色彩扭曲会严重影响视觉效果.

虽然有多种算法可用于风格迁移,但这些算法在应用于织锦风格迁移时,得到的输出图像不能达到令人满意的视觉效果.

2 风格迁移方法

西方艺术与织锦的本质区别在于,西方艺术重写实^[10],是带有一定风格地对自然进行描摹;而中国织锦重写意,将意象转化为图腾形式以抽象的方式展现. 具体来说,两者的主要区别如下:①受到制作过程的影响,织锦主要利用有颗粒感的线条和块状的色彩来展现物体的轮廓和色调^[11];而西方绘画则擅长用光影展现实物,少有明显线条;②织锦构图中通常会有1~2个主要的动物图腾,为前景,而后景通常是祥云纹或藤蔓纹等小纹样,前后景笔触相差较大^[12];而西方绘画虽然前后景色彩可能有差别,但绘画笔触和手法较为一致;③织锦背景中的纹样基本上平铺在整个缎面上;而西方绘画以绘制实物为主,较少有平铺的纹样.

基于上述讨论,提出了一种基于语义分割的织锦类自适应感知域风格迁移算法. 首先,为输入的内容图像增加高斯噪声预处理步骤,用于实现背景纹理的平铺特性;其次,将语义分割任务增加到自适应感受域的网络结构中,区分动物图腾前景和平铺纹理背景,解决结构伪影和色彩溢出的问题;最后,通过为输入的风格图像和内容图像的前后景设置相同的语义,以将空间特征准确地传递到生成图像,并提出相应的内容损失和风格损失,来区分主要图腾和背景纹样的表现效果.

2.1 高斯噪声平衡纹理

作为风格图像输入的织锦,其后景一般为近似平铺的纹样。但是内容图像的后景中可能存在无纹理的纯色填充,这容易导致迁移后的输出图像后景中出现大量纹理分布不均匀的现象。

在所提算法中,为了使输出图像的后景中出现均匀的纹理,对内容图像做预处理操作:在原内容图像的基础上增加高斯噪声。构建一个与内容图像 I_c (特征维度) 的大小、通道数都相同的高斯噪声矩阵 (特征维度), 并且将噪声矩阵与原图相加, 即可得到一个含高斯噪声的图像, 将其作为内容输入图像。对于内容图像中某通道的任意点 (x_i, y_i) , 其像素值可表示为 z , 高斯噪声的概率密度函数为

$$P(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(z-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

其中: σ 为标准差, σ^2 为方差, μ 为所有点像素值的平均值。

2.2 基于语义的自适应感受域网络

前后景绘画的内容、颜色、笔触均差异较大, 如何区分主要图腾 (前景) 和背景纹样 (后景) 的不同表现效果成为织锦风格迁移的重要问题。同时, 织锦具有鲜明准确的块状色彩的特点, 但现有的算法

在风格迁移时会产生结构伪影和色彩溢出, 这使输出图像难以达到令人满意的视觉效果。为了实现好的视觉效果, 需要对前后景语义进行分割, 以笔触控制算法为基础, 对网络结构进行改进。

整个网络结构如图 2(a) 所示, 网络中的语义信息处理模块 S 详细结构如图 2(b) 所示。内容图像为提供内容信息的图像, 输出图像为经过风格迁移后的内容图像。首先将输入的内容图像进行高斯噪声预处理。在笔触金字塔中按照笔触大小定义不同的笔触分支, 通过网络中特定层, 得到内容图像的特征图, 其在不同笔触分支之间共享, 以学习经高斯噪声预处理的内容图像的语义内容和基本外观。将加噪后的内容图像作为笔触金字塔模块的输入, 笔触金字塔由感受野逐渐扩增的多个卷积滤波器组成。输入图像通过卷积滤波器会使其每个笔触分支的感受野逐渐增大, 通过不同笔触分支区分不同大小的感知域, 从而让网络学会绘制不同大小的笔触。进而将不同笔触大小的特征图和内容图像分割掩码一起输入到语义信息处理模块中, 将每个分支的特征图与图像分割掩码的各通道矩阵分别相乘求和, 从而计算得到不同分支的 Gram 矩阵。

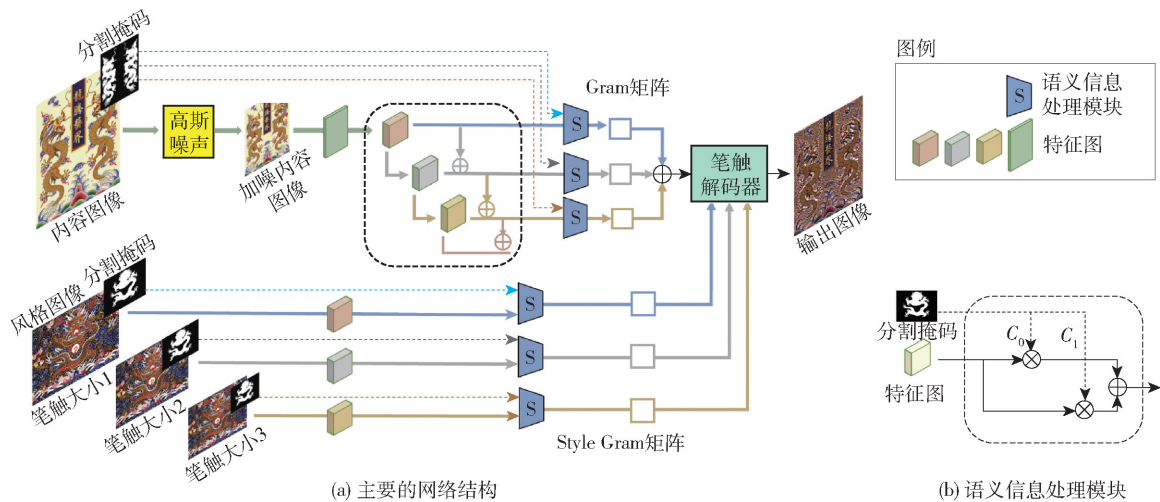


图2 改进的网络结构

将不同规格的风格图像特征图及其分割掩码输入语义信息处理模块中, 将每个分支的特征图与风格图像分割掩码的各通道矩阵分别相乘求和, 从而计算得到 Style Gram 矩阵。将 Gram 矩阵与 Style Gram 矩阵结合, 计算得到风格损失, 用于收敛不同分割掩码通道中的风格化过程。

最终笔触解码器模块将经过处理的特征图作为

输入, 解码为具有相应笔触大小的样式化结果。

2.3 损失函数设计

织锦独特的笔触和后景中的平铺纹样已得到适当的处理, 接下来要做的就是通过损失函数对前后景差异进行约束。

为了将空间特征准确地传递到输出图像中, 所提算法为输入的风格图像和内容图像的前后景设置

相同的语义以增强风格迁移的效果.

1) 背景

首先总结 Jing 等^[5]的工作. 与传统风格迁移思路类似, 通过最小化总损失将风格图像 I_s 转移到内容图像 I_c 上以生成输出图像 I_o , 如式(2a)所示. 定义内容损失 L_c 来保留内容图像中的信息, 如式(2b)所示; 定义风格损失数 L_{T_k} 来保留风格图像中的风格特征, 如式(2c)所示.

$$L = \alpha L_c + \beta \sum_{T_k \in \kappa} L_{T_k} + \gamma L_{lv} \quad (2a)$$

$$L_c = \sum_{l \in |I_c|} \|F^l(I_c) - F^l(I_o)\|^2 \quad (2b)$$

$$L_{T_k} = \sum_{l \in |I_s|} \|G[F^l[R(I_s, T_k)]]' - G[F^l(I_o^{B_{T_k}})]'\|^2 \quad (2c)$$

其中: α 、 β 和 γ 为平衡因子; L_{lv} 为总变化量正则化损失, 用于增加所生成图像的平滑度; $|I_c|$ 为 VGG 网络中用于计算内容损失的特定层; $F^l(I) \in \theta^{C \times (H \times W)}$ 为给定图像 I 在 VGG 网络第 l 层上的特征图, θ 为特征矩阵, C 、 H 和 W 分别表示其通道数、特征图的高度和宽度; $|I_s|$ 为 VGG 网络中用于计算风格损失的特定层, 风格损失可以通过 VGG 网络中某一层的特征图上计算 Gram 矩阵来获得; R 为特征变形函数; $G[F^l(I)']$ 为基于 $F^l(I)$ 的 Gram 矩阵; $I_o^{B_{T_k}}$ 为第 k 个笔触分支的输出.

2) 前后景语义匹配

在对 Gram 矩阵的计算中, 考虑到分割掩码的加入, 故定义 $F^{l,c}(I)$ 为给定图像 I 在 VGG 网络第 l 层上的特征图与颜色类别 c 的分割掩码的乘积:

$$F^{l,c}(I_s) = F^l(I_s) M^{l,c}(I_s) \quad (3)$$

$$F^{l,c}(I_o) = F^l(I_o) M^{l,c}(I_o) \quad (4)$$

其中 $M^{l,c}(I)$ 为第 l 层的分割掩码对应第 c 种颜色类别的特征矩阵.

基于 $F^{l,c}(I)$ 的 Gram 矩阵 $G_{l,c}[F^{l,c}(I)'] \in \theta^{C \times C}$ 可以通过式(5)计算:

$$G_{l,c}(F^{l,c}(I)') = [F^{l,c}(I)'] [F^{l,c}(I)']^T \quad (5)$$

笔触大小 $T_k \in \kappa$, κ 为所有笔触大小的集合, T_k 的风格损失函数 L_{T_k} 被定义为

$$L_{T_k} = \sum_{l \in |I_s|} \sum_{c_n} \|G_{l,c} [F^{l,c}(R(I_s, T_k))]'\| - G_{l,c} [F^{l,c}(I_o^{B_{T_k}})]'\|^2 \quad (6)$$

根据所需笔触大小将风格图像调整为适当的比例, 例如, 第一种笔触大小 $T_0 = 256$, 原风格图像大小为 512, 则调整后的风格图像大小为 256. 根

据文献[5]的预实验结论可知, 在风格迁移中想获取更小的风格笔触, R 函数权重值的选取应小于 1; 相反地, 想获取更大的风格笔触, R 函数权重值的选取应大于 1. 选取 R 函数权重值一般为 $\{0.5, 1, 1.5\}$. 根据不同的需求, 笔触大小的选择由用户自主定义. C_n 为风格掩码中颜色的类别总数, 由于织锦类的纹理主要在前后景中有较大的不同, 所以在实验中设置 $n = \{0, 1\}$. 此外, 用户也可以定义多种风格掩码颜色.

最后计算出总的风格损失为

$$L_s = \sum_{T_k \in \kappa} L_{T_k} \quad (7)$$

3) 总损失

总损失为

$$L = \alpha L_c + \beta L_s + \gamma L_{lv} \quad (8)$$

内容损失 L_c 采用与文献[5]相同的损失函数, 如式(2b)所示; 风格损失如式(7)所示.

实验采用的训练策略采用类似于文献[5]中的渐进训练策略, 在训练过程中, 将笔触分支的特征存储在特征金字塔中, 反向传播过程中利用深度学习的 Adam 优化器进行梯度回传, 同时训练多个笔触分支.

3 实验

3.1 实验环境与实验规划

实验操作系统为 Ubuntu16.04, 基于 TensorFlow 框架, 版本为 1.5.0, 显卡型号为 GTX1080Ti. 用于训练网络的数据集为 MSCOCO^[13] 中的随机 2 000 张图像, 所有图像均被裁剪或缩放为 512×512 像素. 由于所提算法只关注于后景与前景区域的区别, 基于 2 000 张 MSCOCO 图像及其多分类掩码标注, 对图像中的多类别前景主体进行掩码合并, 定义为前景区域, 像素 RGB 值设置为 (255, 255, 255); 将剩余区域作为后景区域, 像素 RGB 设置为 (0, 0, 0).

在对内容图像进行高斯噪声预处理时, 选取了不同的 σ 值, $\sigma = 10$ 时, 保留了原内容图像的基本纹理特征和语义特征; 当 $\sigma = 100$ 时, 内容图像噪声较明显, 对其纹理特征和语义特征稍有影响.

实验训练过程中使用 Adam 优化器, 其 3 个关键参数设置为 $\beta_1 = 0.9$, $\beta_2 = 0.999$, $\varepsilon = 10^{-8}$. 学习率为 10^{-3} , 批尺寸为 1, 迭代轮数为 10, 最大迭代次数为 20 000. 在实验中, 使用预训练的 VGG-19 提取特征. 其中, relu4_2 层被选中以表示内容, relu1_1、

relu2_1、relu3_1、relu4_1、relu5_1 层被选中以表示风格,采用了和文献[5]相同的 3 种笔触大小,分别为 256×256 , 512×512 和 768×768 . 此外,实验中平衡因子的选择原则是赋予内容损失、风格损失和正则化损失不同的权重,使其对于总损失的贡献度基本相同,平衡因子分别设置为 $\alpha = 80$, $\beta = 100$ 和 $\gamma = 200$.

实验的风格图像选取了《南京云锦图鉴》^[14] 中 50 张具有代表性的云锦风格图. 由于织锦作品细节刻画细致,需要对云锦风格图像进行人工标注分割掩码. 首先对前景的轮廓坐标进行标注,将云锦图像中主图腾定义为前景区域,RGB 值设置为 (255,255,255);剩余区域作为背景区域,RGB 设置为 (0,0,0),最终得到云锦风格图像的分割掩码,进行下述实验:

1) 采用相同的输入内容图像和风格图像,控制其他变量,对比所提算法和现有算法的风格迁移效果,以证明所提算法在视觉上优于现有算法,并使用训练的损失时间曲线作为定量评估标准.

2) 采用相同的实验数据和不同的步骤,进行消融实验,以证明所提算法的有效性,并进行平均损失分析和算法运行速度分析.

3.2 织锦类风格化实验

图 3(a) 所示为风格图像输入,是清朝的石青地仙鹤纹补织锦,图 3(b) 所示为内容图像输入.

图 4 所示为神经风格迁移算法^[3]、深度风格迁移算法^[9]、AAMS 算法^[6]、笔触控制算法^[5] 以及所提算法对输入图像的风格迁移结果.

由图可见,图 4(a) 和 (b) 均出现了严重的色彩溢出噪点和形状扭曲问题. 图 4(c) 中情况有所缓和,但是后景色彩不均匀和图腾结构扭曲,极大地影响了视觉效果. 图 4(d) 表现较好,而所提算法对前后景的笔触做出了区分,并且解决了后景色彩和纹理不均匀的问题,如图 4(e) 所示.

为了衡量损失函数的最小化程度,将算法的平均损失与其他风格迁移方法进行比较. 对 20 个内容图像和 2 个风格图像分别进行实验^[3,5,9],计算总损失的平均值,结果如图 5 所示. 由于神经风格迁移算法和深度风格迁移算法的损失组成较为单一,在总损失的对比中其值略低,但所提算法在织锦风格迁移的视觉效果方面更加具有优势. 与总损失构成相同的笔触控制算法^[5] 相比,所提算法的平均总损失略低,且收敛速度表现更好.



(a) 风格图像及语义分割掩码



(b) 内容图像及语义分割掩码

图 3 输入的风格图像和内容图像及其语义掩码

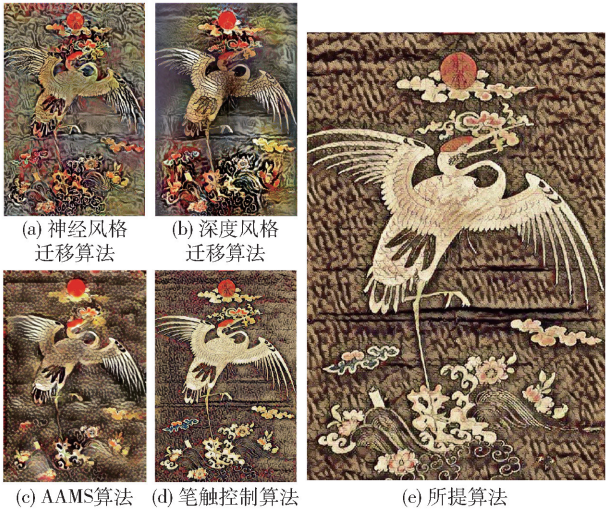


图 4 所提算法与现有算法在织锦风格迁移任务中的表现对比

3.3 消融实验结果

为了进一步与现有算法中表现较好的笔触控制算法^[5] 对比,同时证明所提算法的必要性,设计了消融实验. 图 6(a) 所示为风格图像输入,是清朝的石青地衍圣公正蟒纹补织锦,图 6(b) 所示为内容图像输入.

图 7 所示为实验结果,其中,以使用文献[5]中的笔触控制算法作为对比,如图 7(a) 所示;使用未经过高斯噪声预处理的所提算法得到的 256 笔触的

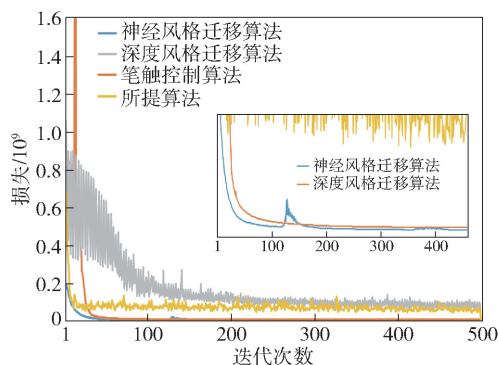
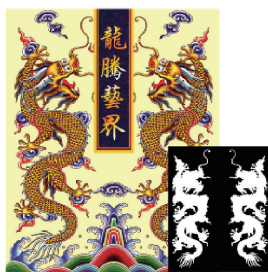


图5 算法训练时间曲线



(a) 风格图像及语义分割掩码



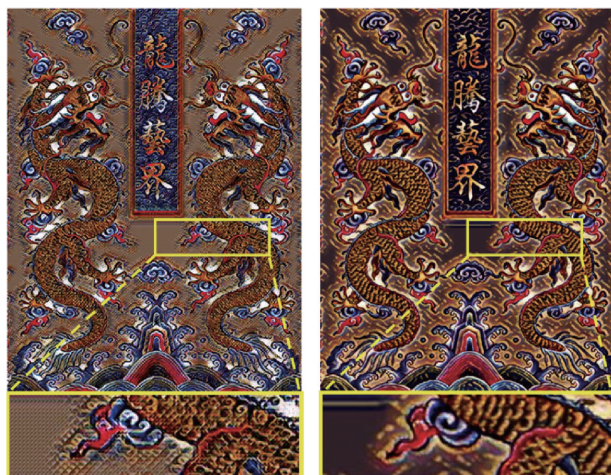
(b) 内容图像及语义分割掩码

图6 输入的风格图像和内容图像及其语义掩码

结果,如图7(b)所示。除此之外,为了验证增加高斯噪声预处理步骤对平衡纹理有效且必不可少,还设计了一组对比结果,为2种算法增加了高斯噪声,如图7(c)和(d)所示。因高斯噪声选取不同的 σ 值对实验的结果并无明显影响,故在实验中选取了 $\sigma=10$ 。

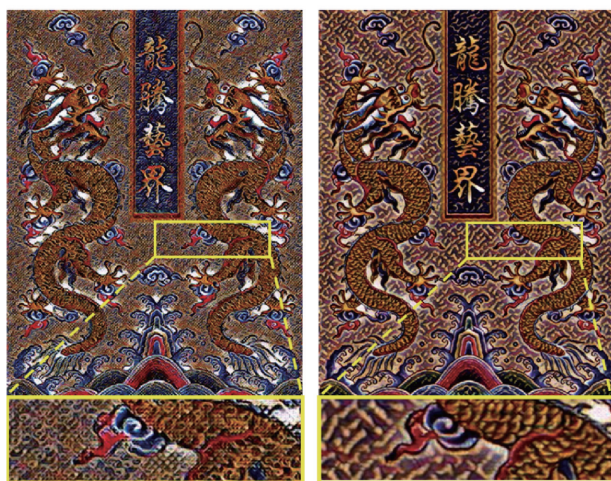
1) 首先对比2种算法在线条和色彩上的表现,图7(b)中的线条粗细比(a)中更均匀连贯,在龙图腾的周围未出现大量泛白色块和色彩溢出(在黄色矩形中突出显示)的问题,色块中也没有白色噪点。因此可得,所提算法可以更好地将织锦的色调转移到内容图像中。

2) 考虑到前后景的区分,在笔触控制算法中增加高斯噪声,整张图笔触大小相同,前后景没有区分度,如图7(c)所示。而为所提算法增加高斯噪声,



(a) 笔触控制算法(未加高斯噪声)

(b) 所提算法(未加高斯噪声)



(c) 笔触控制算法(增加高斯噪声)

(d) 所提算法(增加高斯噪声)

图7 消融实验结果

前后景的颜色和笔触均有所不同,整张图能在风格上达到统一,视觉上更加贴近风格图像,如图7(d)所示。

3) 图7(b)中后景纹样分布不均匀的问题被高斯噪声预处理步骤有效地解决,在图7(d)中能够实现后景纹样接近平铺纹理。

综上所述,所提算法在输出图像视觉效果方面优于笔触控制算法,所提算法还原了织锦本身颗粒感的线条和呈块状的色彩,消除了色彩扭曲和溢出;对前后景做出了不同笔触的区分;并解决了后景中纹样分布不均匀的问题。

图8所示为笔触控制算法的训练曲线和所提算法的训练曲线。与笔触控制算法^[5]相比,所提算法不仅能获得最佳的视觉质量,在最小化损失函数方面也具有更好的性能。在 GTX1080Ti 上,笔触控制算法要完全训练单个模型大约需要 3 h。而使用所

提算法在相同实验环境配置下训练单个模型仅需要 1 h. 因此所提算法比笔触控制算法能够更快地应用在实际应用中.

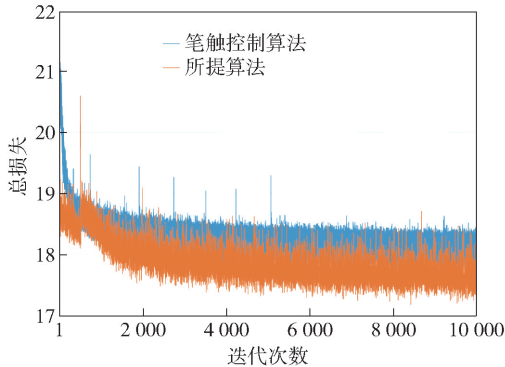


图 8 损失曲线分析

4 结束语

计算机视觉中的风格迁移一直受到广泛关注. 提出了一种新颖的改进算法, 算法的设计特别考虑了织锦的特征, 包括颗粒感的线条和呈块状的色彩、前后景不同笔触、后景中近似平铺的纹样. 为此, 增加了图像预处理步骤, 改进了笔触控制算法的网络整体结构, 通过内容图像和风格图像的语义分割约束了风格迁移的过程, 并提出了内容损失和风格损失的计算方法.

实验表明, 所提算法应用于织锦作品的风格迁移时, 取得了优于现有算法的效果. 这一结果表明, 中国传统织锦艺术在风格迁移方面取得了重大进展. 同时, 深度学习与传统艺术的相互融合既能促进数字艺术研究领域的发展; 也能为文化遗产的继承和保护提供技术支持.

参考文献:

- [1] 周海燕. 论南京云锦艺术的传承与发展[D]. 南京: 东南大学, 2006: 25-31.
- [2] Gatys L A, Ecker A S, Bethge M. Texture synthesis using convolutional neural networks[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2015, 28: 262-270.
- [3] Gatys L A, Ecker A S, Bethge M. A neural algorithm of artistic style [EB/OL]. 2015 (2015-08-26) [2020-06-27]. <https://arxiv.org/abs/1508.06576>.
- [4] Jing Yongcheng, Yang Yezhou, Feng Zunlei, et al. Neural style transfer: a review[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2020, 26 (11): 3365-3385.
- [5] Jing Yongcheng, Liu Yang, Yang Yezhou, et al. Stroke controllable fast style transfer with adaptive receptive fields[C] // *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*. Berlin: Springer, 2018: 238-254.
- [6] Yao Yuan, Ren Jiangqiang, Xie Xuansong, et al. Attention-aware multi-stroke style transfer[C] // *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway: IEEE, 2019: 1467-1475.
- [7] Gatys L A, Ecker A S, Bethge M. Image style transfer using convolutional neural networks[C] // *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway: IEEE, 2016: 2414-2423.
- [8] Gatys L A, Ecker A S, Bethge M, et al. Controlling perceptual factors in neural style transfer[C] // *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway: IEEE, 2017: 3985-3993.
- [9] Luan Fujun, Paris S, Shechtman E, et al. Deep photo style transfer[C] // *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway: IEEE, 2017: 6997-7005.
- [10] 李媛琪. 从线条表现的差异浅谈中西方绘画[J]. *西部皮革*, 2019, 41(23): 101-102.
Li Yuanqi. A brief talk on Chinese and western paintings from the difference of line expression[J]. *Western Leather*, 2019, 41(23): 101-102.
- [11] 黄明杰. 非物质文化遗产云锦的图案及其保护探究[D]. 重庆: 重庆师范大学, 2019: 10-15.
- [12] 尹晓惠, 郁舒兰. 从形态语义学分析南京云锦图案[J]. *美术教育研究*, 2018, 22: 20-22.
Yin Xiaohui, Yu Shulan. Analysis of Nanjing yunjin pattern from morphological semantics [J]. *Art Education Research*, 2018, 22: 20-22.
- [13] Lin T Y, Maire M, Belongie S, et al. Microsoft coco: common objects in context[C] // *European Conference on Computer Vision*. Berlin: Springer, 2014: 740-755.
- [14] 王宝林, 宗风英. 南京云锦图典[M]. 南京: 南京出版社, 2014.