引文格式：沙莎，李怡，魏宛彤，等. 基于卷积神经网络的楚国纺织品服装元素迁移[J].武汉纺织大学学报，2024，37（1）：3-6.

SHA Sha, LI Yi, WEI Wantong, et al. Element Migration of Textiles and Clothing in Chu State Based on Convolutional Neural Network [J]. Journal of Wuhan Textile University，2024，37（1）：3-6.

基于卷积神经网络的楚国纺织品服装元素迁移

沙 莎[1,2]，李 怡[3]，魏宛彤[3]，刘瀚旗[4]，邓中民[4]

（1.武汉纺织大学 设计创新与纤维科学研究院，湖北 武汉 430073；2.武汉纺织大学 服装数字化工程技术研究中心，湖北 武汉 430073；3.武汉纺织大学 服装学院，湖北 武汉 430073；4.武汉纺织大学 纺织新材料与先进加工技术国家重点实验室，湖北 武汉 430200）

摘 要：文章以楚国纺织品为研究对象，通过目标内容图轮廓提取和线条增强，生成具有楚国纺织品风格的图像；提出基于VGG-19优化模型的楚国纺织品纹样图像迁移方法，克服了图案组合创新设计、自动提取数量少和资源大量损耗等困难。研究表明：该算法在楚国纺织品风格迁移中的表现优于现有方法，保留了纺织品艺术风格的完整性，并成功地将迁移的纹样应用到不同的服装品类中，有利于传承和发展中国优秀传统服饰文化，为服装设计者降低了试错成本并提供新的思路。

关键词：卷积神经网络；深度学习；楚国纺织品元素；现代纺织品；风格迁移

中图分类号：TS941.12 **文献标识码：**A **文章编号：**2095－414X(2024)01－0003－06

0 引 言

我国古代纺织品种类繁多，不同时期的纺织品代表了不同朝代的艺术风格与人民智慧。楚地拥有独特的风俗文化和艺术形式，其中出土的纺织品纹样色彩丰富，以暖色为主，兼用冷色；造型手法独特，既有写实风格的动物、人物纹样，又有写意风格的自然、几何纹样；元素种类繁多，具有典雅，古朴的艺术特点。以古鉴今，挖掘民族服饰的特点，实现对楚国纺织品的风格迁移，是对中华民族传统服饰文化传承和发展，有利于提高当代服饰的独特性和创新性。

随着深度学习等关键技术的不断发展，较多学者致力于将深度学习方法应用到纺织品设计开发中[1-3]。风格迁移可保留图像原有内容并融合不同种类的风格，从而产生新型的艺术效果[4]。卷积神经网络（CNN）是深度学习领域应用较为普遍模型[5]。经过技术不断发展与创新，出现了AlexNet[6]、VGGNet(Oxford-Net)[7]、GoogleNet[8]等网络模型。自AlexNet结构之后，大多数网络通过增加网络深度来改进算法，但同时引发了梯度爆炸、梯度消失的现象，VGG采用几个3*3卷积核代替AlexNet中[9]的较大卷积核（11*11，7*7，5*5），对于给定的感受野，优先使用较小的卷积核、较少的参数和多层的非线性层满足更复杂的模型，学习能力更强，表示的空间更大。

基于卷积神经网络进行风格迁移，郑锐等[10]实现了立体感强、色彩多样的刺绣艺术风格效果，林峰等[11]分割不同花型的印花织物图案基元，Chen[12]等人提出局部匹配的方法将内容结构和风格纹样进行预训练，实现了快速生成任意风格的迁移方法，Zhu[13]等人在GAN网络的基础上加入Ugan迁移网络，解决了非成对图像不同风格的快速迁移问题。

由于楚国纺织品图像匮乏，本文根据互联网搜索和博物馆拍照得到的纺织品图像，利用卷积神经网络

作者简介：沙莎（1987-），女，副教授，博士，硕士生导师，研究方向：针织数字化设计.

基金项目：国家自然科学基金项目（61802285）；湖北省哲学社会科学研究项目（22ZD083）；湖北省教育厅科学研究计划重点项目（D20201704）；湖北省服装信息化工程技术研究中心开放基金（184084006）；纺织服装福建省高校工程研究中心开放基金（MJFZ18103）；福建省新型功能性纺织纤维及材料重点实验室开放基金（FKLTFM1813）.

的 VGG-19 模型，将楚国纺织品的面料和纹路分离开来，产生新的纺织品效果，并对生成的图像进行质量评价，提高了楚国纺织品风格图像数据集品质。迁移得到的纹样融合了现代服饰与传统服饰的特点，实现快速生成楚国风格纺织品纹样，降低设计的试错成本，为开发文创产品提供了新的思路。

1 网络模型建立

采用改进后的 VGG-19 模型对楚国纺织品风格进行迁移，网络结构如图 1 所示。该结构由卷积层、池化层、全连接层结合而成，保留了网络原有的结构层数，即 16 个卷积层，3 个全连接层，中间是池化层。该模型不仅确保网络更深，且尽量减少卷积层的参数，使得特征的传递更简洁高效，易于训练和优化。

输入图片后，经过 2 次 2 层卷积，3 次 4 层卷积，每次卷积过后，都通过最大池化层输出。选择最大池化层的输出可减少因卷积层参数误差导致估计均值偏移的后果，从而获取更多的纹理信息。在 VGG-19 模型中，通过多次卷积和池化到达了全连接层，即将最后一层的神经元和前一层所有的神经元相连接，融合卷积层或池化层具有特征性的细节信息。

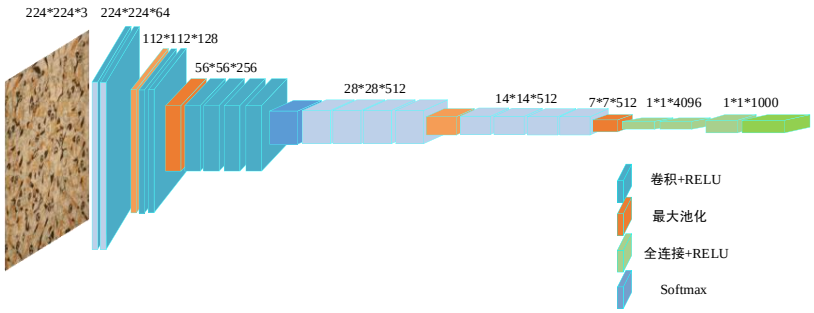


图 1 VGG-19 网络结构图

2 楚国纺织品风格迁移算法

2.1 目标内容图轮廓提取

基于楚国风格纺织品的风格迁移首先提取现代纺织品的边缘轮廓，再填充不同饱和度的色彩纹理，从而利用目标内容图的边缘轮廓模拟真实的楚国风格纺织品。

提取目标图像轮廓是为了在数据图像中标识出局部区域亮度变化较大的部分。Canny 边缘检测是一种使用多级边缘检测算法，能够尽可能多的辨识出图像的实际边缘。同时标识出的边缘轮廓与实际图像准确率较高[14]。Canny 算法的检测结果优于其它算子，在边缘轮廓提取前通常要利用高斯滤波进行除噪，其次根据双阈值方法筛选边缘信息，图 2 显示了利用 Canny 算法进行边缘轮廓提取前后的图像，图 2(a)为输入的目标图像，图 2(b)为计算得到的结果图像，为最终楚国纺织品艺术效果的实现奠定基础。

(a)目标图像 (b)结果图像

图 2 边缘轮廓提取

2.2 目标内容图轮廓线条增强

上文通过 Canny 算法生成的边缘轮廓图线条较细且不连续，而真实的内容图像背景饱和度低且与前景对比度特征明显。因此采用形态学方法对图像进行膨胀处理，增强图像的边缘轮廓线条。通过闭运算、膨胀等操作模拟内容图线条特征，形态学操作计算如式（1）所示。

$$R(x,y)=B(x,y)\oplus S+A\big(\big(B(x,y)\cdot S\big)\big) \quad (1)$$

式中：$B(x,y)$为内容图边缘轮廓图像；$\oplus$为形态学膨胀运算；$\cdot$为形态学闭运算；A 为线条轮廓增强后的结果图像。图 3(a)为输入内容边缘轮廓图，图 3(b)为线条增强后的结果图像，线条增强后的结果图像更加凸显真实的内容图前景。

(a)边缘轮廓图 (b)结果图像

图 3 轮廓线条增强

2.3 VGG-19 模型优化

为更好适应不同楚国纺织品的特点，对目标内容图轮廓进行检测。纺织品元素具有相似性，首先提取由 VGG-19 模型分离和融合所选择纺织品的

风格和内容，为服饰设计提供新的思路；其次，寻找现代纺织品图片；最终生成具有楚国纺织品风格的图像。该模型适用于不同服装元素的风格迁移，为服装元素的多元化和趣味性提供了可能。如图 4 所示，风格迁移的流程主要分为以下 5 个步骤。

（1）随机输入一张初始化白噪声纺织品图像；

（2）白噪声纺织品图像输入 VGG-19 优化网络模型计算损失函数；

（3）计算损失函数相对于每个像素的梯度；

（4）微调每一个像素值；

（5）不断的进行迭代并微调每一个像素值，从而获得较为完整的风格迁移图像。

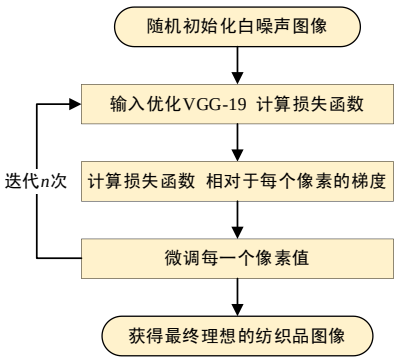


图 4　风格迁移纺织品流程图

2.3.1　内容损失函数建立

在 VGG-19 优化模型中，内容损失函数通过比较内容图像与生成图像在某一层的输出结果特征图的差异，衡量了两张图像的内容差异。首先，将内容图输入到该模型的某一卷积层求出一个生成结果，再将生成图输入相同的卷积层求出一个生成结果，对得到的两个生成结果进行逐元素作差、平方、求和作为内容损失函数$L_{content}(\vec{p},\vec{x})$，该模型的内容生成图像的计算如式（2）所示。

$$L_{content}\left(\vec{p},\vec{x}_0,l\right)=\frac{1}{2}\sum_{i,j}\left(F_{i,j}^{l}-P_{i,j}^{l}\right)^2 \tag{2}$$

式中：$L_{content}(\vec{p},\vec{x},l)$为第 l 层的内容损失，$\vec{p}$，$\overrightarrow{x_0}$分别为内容图像和白噪声图像，$i$为第 i 个特征图，j为特征图上的第 j 个值，$F_{i,j}^{l}$为从白噪声优化的生成图像输入 VGG-19 模型后第 l 层特征图的值，$P_{i,j}^{l}$为内容图输入 VGG-19 后第 l 层特征图的值，通常是一个常数。内容损失函数可以对生成图的特征值$F_{i,j}^{l}$求偏导得到第 l 层的激活导数（3）如下：

$$\frac{\partial L_{content}}{\partial F_{ij}^{l}}=\begin{cases}\left(F^{l}-P^{l}\right)_{ij} & \text{if } F_{ij}^{l}>0\\ 0 & \text{if } F_{ij}^{l}<0\end{cases} \tag{3}$$

特征图与P^l越接近，表示两者的差异越小，当二者数值相等时，内容损失函数为 0。

2.3.2　风格损失函数建立

除了上文提到的内容损失函数保留内容图像的轮廓，同样风格损失函数利用 VGG-19 模型提取图像的风格纹理及边缘化信息，从而确保获得完整的目标图像风格特征。风格损失函数通常用格拉姆矩阵（Gram Matrix,GM）来表示图像合成的纹理信息，用特征之间的共现相关性，而非空间的像素信息值来表示一个图像的风格。GM 矩阵通过在 VGG-19 优化模型中任意一层的特征值与转置矩阵的特征值的内积，如式（4）所示。

$$G_{ij}^{l}=\sum_{k}F_{ik}^{l}F_{jk}^{l} \tag{4}$$

假设取第 l 层的输出风格特征，$\vec{g}$和$\vec{x}$表示原图和生成图，$\hat{G}_{ij}^{l}$和G_{ij}^{l}是第 l 层样式，其中w_l表示第 l 层在总损失中所占的权重，则可计算出该层风格损失函数和总的损失函数如式（5）和式（6）所示。

$$E_l=\frac{1}{4N_l^2M_l^2}\sum_{i,j}\left(G_{ij}^{l}-\hat{G}_{ij}^{l}\right)^2 \tag{5}$$

$$l\left(\vec{g},\vec{x}\right)=\sum_{l=0}^{L}W_lE_l \tag{6}$$

式中：N_l为通道数，M_l为特征图的长宽之积。每一层都有不同的权重，每一层的风格损失函数与对应层的权重相乘再加权求和得到最终的风格损失函数。通过多次迭代，判断最终的结果是否理想化，再进行反向传播和梯度下降，求出风格损失函数相对于原始生成图像素的梯度，不断的调整每一个像素值，使得风格损失函数最小化，输出最佳的理想纺织品图像。

2.3.3　风格迁移图像生成

VGG-19 优化模型相当于一个特征提取器，该模型中间层提取的结果衡量生成的图像内容。比较内容图特征与生成图特征得出了内容损失函数，风格损失函数用该特征计算图像 GM 矩阵，从而比较风格图的 GM 矩阵和生成图的 GM 矩阵衡量风格差异，得出风格损失函数。在总的损失函数中，内容损失函数反映内容图与生成图的内容差异，风格损失函数表现风格图与生成图的风格差异，如式（7）所示。

$$L_{total}\left(\vec{p},\vec{a},\vec{x}\right)=\alpha L_{content}\left(\vec{p},\vec{x}\right)+\beta L_{style}\left(\vec{a},\vec{x}\right) \tag{7}$$

式中：α和β为内容和风格不同的权重系数，$\vec{p}$为内容图片，$\vec{a}$为风格图片，$\vec{x}$为生成图片。

3　实验结果与分析

3.1　搭建实验环境

为了满足楚国风格迁移的实验要求，选用计算机硬件设施 CPU（配置 Intel i7-11700K）、GPU（配置 Intel(R) UHD Graphics 750）、内存 32G；实验程

序在 python（3.6.5 版本）、TensorFlow（TensorFlow 2.8.0 版本）、IDE（PyCharm community edition 版本）集成开发环境中运行。以楚地的纺织品纹样作为风格图像，现代纺织品图片作为内容图像。利用上文提到优化 VGG-19 模型进行风格迁移，并对纺织品风格迁移的实验进行分析。

3.2 楚国纺织品风格迁移实验结果

本文提出 VGG-19 优化模型在纺织品图像上的创新应用，图 5 选用不同楚国纺织品纹样作为风格图像，图 6 选择现代纺织品纹样作为内容图像迁移，生成的纺织品如图 7 所示。

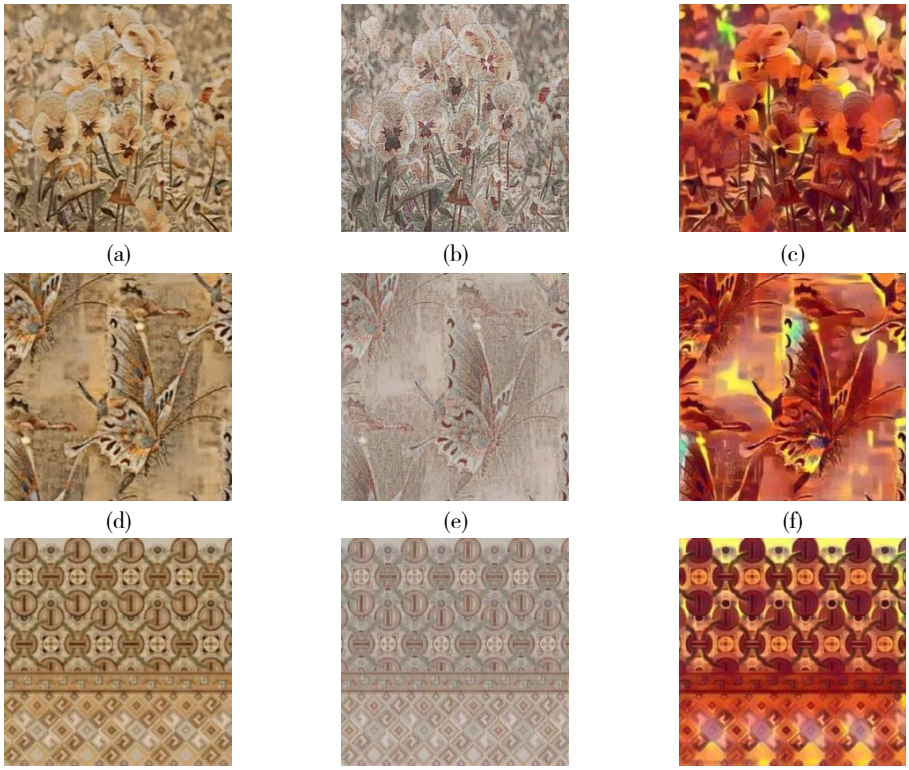
图 5(a)为蟠龙飞凤图，二龙相对于蟠于凤背上，凤尾用菱形符号相连。图 5(b)为舞人动物锦，描述了穿着色彩各异的舞女与不同姿态的动物相间排列，错落有致，并用三角形纹和菱形纹加以装饰。图 5(c)展现出一人与巫鬼互诉衷肠的场景，不同于中华地区正统的祭祀文化以及“神明至高无上”的思想，为楚国的艺术文化增添了浪漫色彩。

(a) 风格图像 1　(b) 风格图像 2　(c) 风格图像 3

图 5　不同类型的风格图

(a) 内容图像 1　(b) 内容图像 2　(c) 内容图像 3

图 6　不同类型的内容图



(a)　(b)　(c)

(d)　(e)　(f)

(g)　(h)　(i)

图 7　本文模型算法结果

图 6(a)、(b)、(c)是具有现代特色的纺织品面料。图 7(a)、(d)、(g)生成的风格迁移图像具有古风朴素感，保留了原有内容图像的轮廓，并融入了蟠龙飞凤纹的风格和细小的纹路，更加凸显了风格特点，形成了新的纺织品图像，验证了该模型的可行性和实用性。

图 7(b)、(e)、(h)的迁移图像去除了内容图像原有的色彩，保留了花卉、蝴蝶和几何的轮廓，融入了舞人动物锦的细小纹理，叠加了不同姿态使得迁移的图像具有秀丽高雅的特色。图 7(c)、(f)、(i)的迁移图像融入了新的背景，成功的在现代刺绣与几何纹理图像中融入了浪漫的楚国巫鬼的文化风采，顺利实现单一的现代纺织品与楚国纺织品的风格迁移，丰富了传统楚国服饰文化的特色，产生了具有楚国浪漫色彩的新装饰风格。

3.3　楚国纺织品风格迁移对比分析

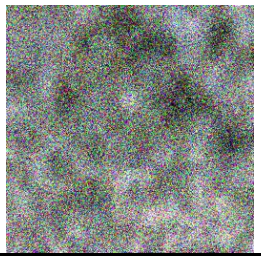
为了确保本文模型的可行性，同时复现了 GoogleNet、VGG-19 的风格迁移方法，并对生成的图片质量进行评价，利用峰值信噪比（PSNR）和结构相似性(SSIM)对图像进行客观的评价，结果如表 1 所示。PSNR 值越大，图像质量越好。SSIM 值越大，结构越相似[15]。

在表 1 中，(a)为 GoogleNet 模型的风格迁移图像，可以明显的看出花卉的轮廓，但图像的整体亮度较暗，存在色彩不均匀的问题。(b)为 VGG-19 模型的风格迁移结果，该方法保留了图片内容信息，纹理损失较为严重。(c)为本文算法迁移结果，该方法成功的迁移了花卉的纹理，并获取了楚国龙凤纹风格效果，提高了图片整体的饱和度。

表 1　不同算法 PSNR、SSIM 结果对比

模型	(a) GoogleNet	(b) VGG-19	(c) 本文方法
图像			
PSNR	20.55	21.28	21.85
SSIM	0.51	0.55	0.61

表 2　不同迭代次数的效果图

序号	1	2	3	4
迭代次数	20	600	1000	1600
图像				

算法迭代次数是影响最终生成效果的主要因素之一。表 2 显示的是图 6(a)不同的迭代次数生成的风格迁移图像，本文选择了对比明显的迭代次数，分别是 20 次、600 次、1000 次和 1600 次。从表 2 中可以看出，在 VGG-19 优化模型不断推演过程中，随着迭代次数的增加，网络会同时降低风格损失和内容损失，迭代次数越多，该损失就会逐渐变低。

表 1 中当迭代 20 次时，生成的图像轮廓与原内容图 6(a)最为相近，清晰的可以看出春意盎然、迎风开放的花卉，呈鹅黄的色调；当迭代为 600 次时，花卉迎风飘扬的姿态具有清晰地辨识度，整体保留了风格图像的秀丽典雅的蜀锦风格，并在边缘局部地方隐藏着细节的舞人与动物纹样，使得风格图像的风格在内容图像上呈现较好的效果；当迭代次数为 1600 次时，整体的图像变成了白噪声图

像，只能通过颜色的深浅判断花卉的轮廓，内容损失较大，存在不规则的黑团，破坏了原有图像的内容。迭代 1000 次与迭代 600 次的图像并无明显差异，但由于 600 次的参数更少，更加节省时间，因此选择 600 次的迭代运算，保留了内容图像对应位置的纹样，丰富生成图像的风格。虽部分风格纹理辨识度不高，但整体效果色彩比较均匀和谐，对楚地服饰风格学习和现代纺织品迁移应用有一定的参考价值[16]。

4 结论

本文将卷积神经网络 VGG-19 优化模型应用到楚国纺织品风格迁移中，首先对目标内容图像进行边缘轮廓提取和线条增强，避免了因风格迁移造成的色彩溢出和重叠现象。其次，利用损失函数提取楚国纺织品风格特征，并将提取的楚国风格用于刺绣、几何等不同内容的现代纺织品中，保留了现代纺织品的纹理，使生成的图像边缘细节更加饱满。最后对图像进行质量评价，取得了优于现有算法的效果。该算法克服了楚国纺织品数量匮乏、传统纹样与现代纺织品创新设计等不足，并为迁移其他中国元素风格提供参考。

参考文献:

[1] 吴航. 基于卷积神经网络的葫芦烙画风格模拟[D]. 昆明：云南大学, 2019.

[2] 李海涛, 罗维平. 基于深度学习的棉花品种识别[J]. 武汉纺织大学学报, 2022, 35(4): 22-26.

[3] 侯宇康, 吕健, 刘翔, 等. 基于神经风格迁移网络的民族图案创新方法 [J]. 图学学报, 2020, 41(4): 606-613.

[4] 李芳芳. 基于深度学习的风格迁移算法研究[D]. 合肥：安徽大学, 2020.

[5] 贾小军, 邓洪涛, 刘子豪, 等. 基于 VGGNet 卷积神经网络的蓝印花布纹样分类 [J]. 光电子・激光, 2019, 30(8): 867-875.

[6] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J].Communications of the ACM, 2017, 60(6): 85-90.

[7] SIMONYAN K , ZISSERMAN A .Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. arXiv: 1409. 1556: 1-14.

[8] SZEGEDY C , LIU W , JIA Y ,et al.Going Deeper with Convolutions[A]. 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2015: 1-9.

[9] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks[J]. Communications of the ACM, 2017,60(6): 84-90.

[10] 郑锐, 钱文华, 徐丹, 等. 基于卷积神经网络的刺绣风格数字合成 [J]. 浙江大学学报(理学版), 2019,56(3): 270-278.

[11] 林峰, 向忠. 基于深度学习的印花织物循环图案基元分割 [J]. 计算机技术与发展, 2022, 32(5): 160-165.

[12] CHEN T Q , SCHMIDT M .Fast Patch-based Style Transfer of Arbitrary Style. arXiv: 1612. 04337: 1-10.

[13] ZHU D , LIU S , JIANG W, et al. UGAN: Untraceable GAN for Multi-Domain Face Translation. arXiv: 1907. 11418: 1-18.

[14] 钱文华, 徐丹, 官铮, 等. 粉笔画艺术风格模拟[J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(5): 622-630.

[15] 蔡兴泉, 李治均, 奚梦瑶,等. 基于神经网络的手绘服饰图纹上色及风格迁移[J]. 系统仿真学报, 2023, 35(3): 604-615.

[16] 任建军, 张卫正, 张伟伟, 等. 青花瓷纹饰的艺术风格迁移研究 [J]. 轻工学报, 2022, 37(5), 113-119、126.

Element Migration of Textiles and Clothing in Chu State based on Convolutional Neural Network

SHA Sha[1,2], LI Yi[3], WEI Wantong[3], LIU Hanqi[4], DENG Zhongmin[4]

(1. Design Innovation and Fiber Science Research Institute, Wuhan Textile University, Wuhan Hubei 430073, China；2. Wuhan Textile and Apparel Digital Engineering Technology Research Center, Wuhan Hubei 430073, China；3. School of Fashion Design, Wuhan Textile University, Wuhan Hubei 430073, China；4. State Key Laboratory of New Textile Materials and Advanced Processing Technologies, Wuhan Textile University, Wuhan Hubei 430200, China)

Abstract: This paper takes Chu textile as the research object. An image with Chu textile style is generated by extracting the contours of the target content diagram and enhancing the lines. An image migration method of Chu textile pattern based on VGG-19 optimization model is presented. Overcame the difficulties of innovative design of pattern combination, low number of automatic extraction and large loss of resources. The results show that this algorithm is better than the existing method in Chu textile style migration. The integrity of the textile art style is preserved. The transplanted patterns were successfully applied to different clothing types. It is conducive to the inheritance and development of China's excellent traditional clothing culture. It reduces the cost of trial and error and provides new ideas for clothing designers.

Key words: convolutional neural network; deep learning;elements of Chu state textiles; modern textiles; style transfer

（责任编辑：李强）