

3-22-2023

## Costume Pattern Sketch Colorization and Style Transfer Based on Neural Network

Xingquan Cai

*School of Information Science and Technology, North China University of Technology, Beijing 100144, China; xingquancai@126.com*

Zhijun Li

*School of Information Science and Technology, North China University of Technology, Beijing 100144, China;*

Mengyao Xi

*School of Information Science and Technology, North China University of Technology, Beijing 100144, China;*

Haiyan Sun

*School of Information Science and Technology, North China University of Technology, Beijing 100144, China; sunhaiyan80@hotmail.com*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

# Costume Pattern Sketch Colorization and Style Transfer Based on Neural Network

## Abstract

**Abstract:** Aiming at the problems of color overflow in pattern sketch colorization and lack of fabric texture features in style transfer, this paper proposes a method of costume pattern sketch colorization and style transfer based on neural network. *This paper initializes the data set, collects the costume pattern image, extracts the costume pattern sketch, synthesizes the costume pattern sketch with color features and constructs the style data set. The research builds the conditional generative adversarial nets and achieves the costume pattern sketch with color features colorization based on the generator. The study constructs a convolutional neural network model, uses the model to calculate the content features of the content map and uses the Gram matrix to calculate the style features of the style map, introduces weight parameters to optimize the loss function, and outputs a satisfactory costume pattern transfer image.* The experimental results show that the generated image has a real costume pattern color distribution and a good sense of fabric material.

## Keywords

costume pattern sketch, sketch colorization, style transfer, conditional generative adversarial network, convolutional neural network

## Recommended Citation

Xingquan Cai, Zhijun Li, Mengyao Xi, Haiyan Sun. Costume Pattern Sketch Colorization and Style Transfer Based on Neural Network[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(3): 604-615.

# 基于神经网络的手绘服饰图纹上色及风格迁移

蔡兴泉, 李治均, 奚梦瑶, 孙海燕\*

(北方工业大学 信息学院, 北京 100144)

**摘要:** 针对图纹上色容易色彩溢出、风格迁移缺少布料纹理特征等问题, 提出基于神经网络的手绘服饰图纹上色及风格迁移方法。初始化数据集, 收集服饰图纹图像, 提取服饰图纹黑白线稿, 合成具有颜色特征的手绘图像, 构建风格数据集; 构建条件生成对抗网络模型, 基于该生成器模型实现对具有颜色信息的线稿图像上色; 构建卷积神经网络模型, 利用该模型计算内容图的内容特征并结合 Gram 矩阵计算风格图的风格特征, 输出令人满意的服饰图纹迁移图像。实验结果表明, 该方法生成的图像具有真实的服饰图纹颜色分布, 具有较好的布料材质感。

**关键词:** 手绘服饰图纹; 线稿图像上色; 风格迁移; 条件生成对抗网络; 卷积神经网络

中图分类号: TP391.9

文献标志码: A

文章编号: 1004-731X(2023)03-0604-12

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.21-1154

**引用格式:** 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.

**Reference format:** Cai Xingquan, Li Zhijun, Xi Mengyao, et al. Costume Pattern Sketch Colorization and Style Transfer Based on Neural Network[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(3): 604-615.

## Costume Pattern Sketch Colorization and Style Transfer Based on Neural Network

Cai Xingquan, Li Zhijun, Xi Mengyao, Sun Haiyan\*

(School of Information Science and Technology, North China University of Technology, Beijing 100144, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of color overflow in pattern sketch colorization and lack of fabric texture features in style transfer, this paper proposes a method of costume pattern sketch colorization and style transfer based on neural network. This paper initializes the data set, collects the costume pattern image, extracts the costume pattern sketch, synthesizes the costume pattern sketch with color features and constructs the style data set. The research builds the conditional generative adversarial nets and achieves the costume pattern sketch with color features colorization based on the generator. The study constructs a convolutional neural network model, uses the model to calculate the content features of the content map and uses the Gram matrix to calculate the style features of the style map, introduces weight parameters to optimize the loss function, and outputs a satisfactory costume pattern transfer image. The experimental results show that the generated image has a real costume pattern color distribution and a good sense of fabric material.

**Keywords:** costume pattern sketch; sketch colorization; style transfer; conditional generative adversarial network; convolutional neural network

收稿日期: 2021-11-10 修回日期: 2022-01-05

基金项目: 北京市社会科学基金(20YTB011)

第一作者: 蔡兴泉(1980-), 男, 教授, 博士, 研究方向为虚拟现实、人机互动。E-mail: xingquancai@126.com

通讯作者: 孙海燕(1980-), 女, 讲师, 博士, 研究方向为虚拟现实、机器学习、交互器件。E-mail: sunhaiyan80@hotmail.com

## 0 引言

服饰是人类生活中最基础的必需品。古代中国曾有“衣冠王国”的称号,服饰文化空前繁荣。传统服饰图纹丰富多彩,是传统服饰文化中最重要的重要组成部分,每一幅服饰图纹都有自己独特的意义。图纹元素成为传统服饰艺术表现中最有力的象征。而现如今,基于流水线式快速生产的现代服饰普及,人们逐渐忘记了传统服饰图纹之美。中国传统服饰文化的保护和传承迫在眉睫。

然而,当前对中国传统服饰图纹的数字化模拟与再编辑的研究并不多。由此本文构建传统服饰图纹数据集,采用手绘图纹方式进行上色和风格迁移,实现服饰图纹数字化模拟与再编辑,将会促进中国传统服饰文化的保护和传承。

## 1 相关工作

图像上色是图像处理领域的难点。随着深度学习的快速发展,图像上色成为研究热点<sup>[1-2]</sup>。从早期的蛮力网络<sup>[3]</sup>到前几年出现的生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)<sup>[4]</sup>,多种深度学习模型应用于图像上色。针对线稿图纹的上色网络大致分为三种,即用户引导的网络、特定领域上色网络以及多样化上色网络。

用户引导的网络是指用户需要对上色网络提出颜色建议。文献[5]使用端到端深度生成对抗架构为图像上色。用户输入线稿图像和颜色笔触用来指导颜色填充。该网络生成器部分根据 Sketch Inversion<sup>[6]</sup>的架构采用带有残差块的编码器-解码器结构。判别器部分是由5个卷积层和2个残差块组成的全卷积网络。该模型在人脸、汽车、卧室草图数据集上表现优秀。文献[7]提出了一种端到端的条件生成对抗网络(conditional generative adversarial network, CGAN)<sup>[8]</sup>用于交互式地动漫线稿图纹上色,用户需要提供颜色提示点。该模型判别器以 Illustration2Vec 网络<sup>[9]</sup>计算的局部特征为约束条件,生成器采用 U-Net<sup>[10]</sup>的架构,该架构由

两个卷积块和局部特征网络组成。该模型提升了对不同类型线稿图纹的处理能力,但是结果存在颜色溢出、线条损失等问题。

特定领域上色网络是指针对特定领域图像,比如近红外图像、合成孔径雷达、雷达、骨架图进行上色的网络。文献[11]提出了一种基于参考图纹的线稿图纹上色模型,该模型首先使用轮廓提取器将彩色图像转换为线稿图纹。然后,将薄板样条插值变换应用于彩色图像生成增强的自参考图纹。生成的自参考图纹包含了来自原始彩色图纹的大部分信息,从而为线稿图纹提供了完整的颜色对应。该模型对线稿图纹的上色效果较好,但是输入需要对应的彩色图像,应用范围小。

多样化上色网络是指不恢复图纹原始色彩,而是生成不同的着色图纹。本文受到文献[12]模型的启发,该模型可以将漫画风格映射到一个中间域,该域可以总结局部图纹特征,并作为颜色填充风格。这样就有效的统一了筛分和颜色特性,简化了二者之间的双向学习。文献[13]提出了2个生成对抗网络模型。第1个网络,即颜色预测网络,根据线条预测上色方案,而第2个网络,称为上色网络,根据颜色预测网络生成的上色方案结合线条生成最终图纹。颜色预测网络判别器采用 PatchGAN<sup>[14]</sup>结构。但是该方法在不提供配色图纹的情况下,上色输出为空白。文献[15]提出双层级联的卷积神经网络框架实现对草图的上色功能,该网络以用户提供的上色方案为基础进行上色,上色结果较优,但很考验用户的绘画能力。Paintchainer(<https://Petalica.paint.pixiv.dev>)是网络上较为出名的在线上色程序,提供给用户三种风格的交互上色功能。但是上色结果图纹存在明显的颜色溢出。相比较上述多种方法,条件生成对抗网络在解决线稿图纹上色问题上生成图纹效果更好,本文采用条件生成对抗网络对手绘传统服饰图纹图纹进行上色处理。

图像风格迁移大体上分为两种方法,即传统非参数的图像风格迁移方法和深度学习的图像风

格迁移方法<sup>[16-18]</sup>。传统非参数的图像风格迁移方法主要基于物理模型的绘制和纹理的合成。国内学者基于此种方法研究了纹理合成以及中国画的绘制<sup>[19-20]</sup>，但是非参数的图像风格迁移方法只能提取图像的底层特征，而非高层抽象特征。在处理颜色和纹理较复杂的图像时，最终的图像合成效果较为粗糙，不具备真实的材质感，难以符合实际需求。随着计算机性能的不提高以及机器学习的发展，深度学习的图像风格迁移方法在一些领域取得了较好的应用。文献[21]提出了基于神经网络的风格迁移算法，该方法依赖于预训练完成的 VGG 网络<sup>[22]</sup>，通过 Gram 矩阵近似表示图像风格。该算法生成图像效果较好，但无法进行实时迁移。文献[23]提出了基于感知损失的图像属性迁移方法，采用了一个基于残差结构的端到端的全连接网络作为处理图像的网络，只要将图像输入到全连接网络进行一次正向传播，即可输出结果，大幅提升了运算速度。文献[24]使用了特殊归一化的方法改进了网络模型，对上述文献进行改进，可以对图像风格属性之外的属性进行迁移。文献[25]提出了基于图像块的任意风格内容快速转换方法，提高了转化速度。但是该网络模型更适合绘画和抽象的艺术风格迁移，并不适合服饰图纹风格迁移，该网络在迁移时容易产生区域变性。文献[26]设计出无监督的 CycleGAN 网络模型。该模型使用了一对结构完全相同的生成对抗网络作为总体的网络结构，实现了不需要成对图像输入的无监督的图像属性迁移。但该方法在图片生成质量上略微逊色。Designist(<http://st.designist.cn/>)是网络上比较出名的在线风格迁移网站，拥有很快的迁移速度，但是因为其用时很短很难学习特征，迁移结果较为不理想。相比较上述多种方法，卷积神经网络对特征学习的能力更强，本文采用卷积神经网络对彩色传统服饰图纹进行图纹风格迁移。

服饰图纹风格迁移的难点在于保证图纹形状不变的前提下进行风格迁移，迁移的同时要保留服饰的针织纹理。

本文受条件生成对抗网络及卷积神经网络启发，主要研究传统服饰图纹上色及风格迁移，来提高上色的准确度以及保留服饰纹理信息。

## 2 基于神经网络的手绘服饰图纹上色及风格迁移算法

传统的图纹上色受线条规整度影响容易色彩溢出。一般的服饰图纹风格迁移方法结果缺少布料线条感，材质感不强。为了防止色彩溢出，彰显服饰图纹布料纹理特征，本文主要研究基于神经网络的手绘服饰图纹上色及风格迁移方法。首先初始化数据集，收集服饰图纹图像，提取服饰图纹黑白线稿，合成具有颜色特征的手绘图像，构建风格数据集；接着构建条件生成对抗网络模型，构建生成器模型来生成服饰图纹上色图，构建判别器模型来判别生成结果和真实样本，迭代训练网络提升生成器性能；最后构建卷积神经网络模型，建立 VGG19 网络模型，利用该模型计算内容图的内容特征并结合 Gram 矩阵计算风格图的风格特征，引入权重参数优化损失函数，输出令人满意的服饰图纹迁移图像。

### 2.1 初始化数据集

基于传统服饰的款式特点，将服饰分为蟒、帔、靠、褶、衣、盔头、鞋七大类。依据服饰图纹特点，将这些图纹分为两类：第一类是领口、袖口、裤口等服饰边缘以连续形式组织的植物纹样和几何纹样；第二类是在主要位置的龙、凤、鹤等的单独纹样。初始化数据集时，分 4 步完成，即收集服饰图纹图像、提取服饰图纹黑白线稿、合成具有颜色特征的手绘图像、构建风格数据集。

**step 1:** 收集服饰图纹图像。目前，开源的服饰图纹数据库极其稀缺。本文定义服饰图纹数据库格式，通过博物馆藏收集、市场采购、拍摄扫描等方式收集服饰图纹图像，对这些图纹进行计算机数字化处理，通过去噪、数据清洗等处理后，构建图纹基本元素的数据库。

step 2: 提取服饰图纹黑白线稿图像。本文首先利用网络、书籍等资源收集现有的手绘图纹图像, 由于手绘图纹数据集稀缺, 本文利用高反差保留法提取图纹黑白线稿图像来模拟手绘图纹图像, 以此扩充数据集。高反差保留法经常用来保留图像上像素与周围反差比较大的部分, 把其他的部分都变为灰色。该方法的主要作用就是加强图像中高反差部分, 便于更加精细的计算图纹图像中的线条。接下来再进行高斯模糊操作, 将高亮边缘转换为黑色线稿图纹图像。

step 3: 合成具有颜色信息的线稿图像。因为在对没有限制颜色信息的图纹黑白线稿图像进行随机上色的过程中, 发现了大量的颜色溢出, 现对之前提取的服饰图纹黑白线稿图像进行预处理操作, 通过 Photoshop 等软件在图纹黑白线稿图像上添加颜色信息, 以限制网络使用目标区域颜色信息进行颜色填充, 达到减少颜色溢出的目的。

step 4: 构建服饰图纹风格数据集。不同于服饰图纹数据集, 该数据集可以是服饰图纹, 也可以就是风格, 服务于风格迁移网络。

至此初始化数据集结束。经过初始化后, 数据集中包含服饰图纹图像、服饰图纹黑白线稿、具有颜色信息的线稿图像、风格图像。

## 2.2 构建条件生成对抗网络模型实现图纹上色

构建条件生成对抗网络模型, 训练该模型过程如图 1 所示。该网络模型包含生成器、判别器两个部分。

将服饰图纹原图和具有颜色信息的线稿图像作为训练输入; 生成器学习服饰图纹原图的颜色分布, 获取图像的关键特征, 最终生成彩色图纹图像; 将该彩色图纹图像和对应的服饰图纹原图输入到判别器模型, 判别器模型判断真实概率。根据对抗规则训练判别器和生成器, 直至损失函数收敛, 生成器性能达到最优, 输出生成器模型。基于该生成器模型, 便可实现对具有颜色信息的

线稿图像的上色。

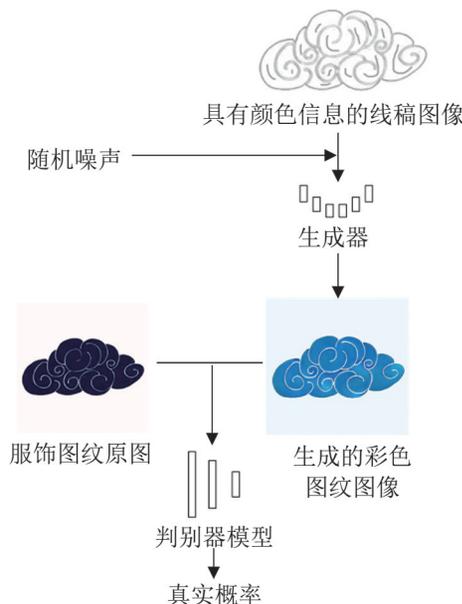


图 1 条件生成对抗网络模型训练过程  
Fig. 1 CGAN model training process

### 2.2.1 构建生成器模型

一般的基于条件生成对抗网络的线稿图像上色方法单纯依靠线条轮廓特征, 无法准确地判断具体哪一个区域应当填色, 限制条件过于单一, 容易造成颜色溢出。鉴于此, 本文生成器模型输入的是具有颜色信息的线稿图像, 在网络训练阶段根据线条轮廓特征来分割上色区域并使用相应的颜色信息进行上色操作, 从而减少颜色溢出。本文采用 U-Net 结构的生成器模型。该生成器模型包括 16 层, 编码器部分卷积核采用 4×4 的尺寸, 移动步长设置为 2。解码器部分卷积核大小设置为 4×4, 移动步长设置为 2。输入数据为 256×256 的 3 通道黑白图像, 具体参数如表 1 所示。在表 1 中, ReLU 函数表示修正线性单元, LReLU 函数表示带泄露修正线性单元, DeConv 表示反卷积, 采用反卷积可以还原图像。因为提取特征的过程相当于卷积, 卷积之后得到特征, 得到的特征是一些高维的向量, 需要对高维向量进行反卷积操作。Tanh 表示双曲正切函数, 双曲正切函数可以起到激活作用, 连接判别器, 又起到归一化作用。

表 1 生成器结构  
Table 1 Generator structure

层数	结构	卷积核个数	输出尺寸
1	Conv	64	128×128
2	LReLU, Conv	128	64×64
3	LReLU, Conv	256	32×32
4~8	LReLU, Conv	512	16×16
9~12	ReLU, DeConv	512	32×32
13	ReLU, DeConv	256	64×64
14	ReLU, DeConv	128	128×128
15	ReLU, DeConv	64	256×256
16	ReLU, DeConv, Tanh	3	256×256

### 2.2.2 构建判别器模型

判别器模型输入的是来自生成器模型生成的彩色图纹图像以及服饰图纹原图。其原理是把图片读取为张量，和生成器生成的张量合并后一并传入判别器。本文基于 PatchGan 构建判别器模型，对输入图像采取分块鉴别的方式，将输入图像分割为 70×70 的图像块，并对每个图像块进行判别，取所有图像块的判别均值，从而得到整幅图像的判别值。该判别器模型共分为 5 层，采用 4×4 的卷积核。具体参数如表 2 所示。在表 2 中，Sigmoid 激活函数用来输出二分类概率。

表 2 判别器结构  
Table 2 Discriminator structure

层数	结构	卷积核个数	输出尺寸
1	Conv	64	128×128
2	LReLU, Conv	128	64×64
3	LReLU, Conv	256	32×32
4	LReLU, Conv	512	32×32
5	ReLU, Conv, Sigmoid	1	32×32

### 2.2.3 训练网络

构建生成器和判别器模型后，便可以开始训练网络。训练网络主要包括 3 个步骤，即确定优化目标、设置训练过程、构建损失函数。

**step 1:** 确定优化目标。通过优化目标，可以约束网络向目标方向收敛。优化目标即是基于对抗损失的原理。本文采用二分类交叉熵损失函数进行目标分类，训练二分类分类器。二分类交叉

熵损失函数为

$$L_n = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [y_i \ln(\hat{y}_i) + (1 - y_i)(1 - \ln(1 - \hat{y}_i))] \quad (1)$$

式中： $n$  为样本的数量； $i$  为当前第  $i$  个样本； $y_i$  为第  $i$  个样本的标签； $\hat{y}_i$  为第  $i$  个样本的概率预测值。

**step 2:** 设置训练过程。实际对抗训练时，先固定生成器，训练并更新判别器的权重，提升判别器性能来最大化判别器区分真图假图的能力；再固定判别器，训练并更新生成器的权重，提升生成器的性能来最小化判别器区分真图假图的能力，让判别器无法区分真图假图。

**step 3:** 构建损失函数。根据优化目标和训练过程，设定对抗损失函数为

$$\min_G \max_D L_{G,D} = E_{(x,y)} [\ln D(G(x|y))] + E_{(x,z|y)} [\ln(1 - D(G(z|y)))] \quad (2)$$

式中： $G$  为生成器； $D$  为判别器； $x$  为真实的彩色图纹数据； $z$  为在生成器中随机生成的噪声数据； $y$  为颜色信息； $E_{(x,y)}$  为真实数据分布的期望； $E_{(x,z|y)}$  为网络生成的数据分布期望。

为了衡量生成结果和真实数据在像素级别的差异，进一步提升生成器的性能，本文引入了  $L_1$  损失函数。 $L_1$  损失函数作为辅助来学习低频信息，能够获得低频信息的准确率。如式(3)所示：

$$L_1 = E_{(x,y)} [\|G(z|y) - G(x|y)\|_1] \quad (3)$$

综合上述 2 个损失函数，得到总损失函数为

$$L = L_{G,D} + L_1 \quad (4)$$

如此，便完成了整个条件生成对抗网络的构建。根据训练规则，训练网络权重，不断优化生成器性能。基于训练好的生成器模型，便可实现对具有颜色信息的线稿图像的上色。

## 2.3 构建卷积神经网络模型实现风格迁移

风格迁移不仅要风格图像的纹理进行迁移，同时还要保存原内容图像的语义信息。本文利用卷积神经网络高性能的优点，对上色完成的手绘图进行风格迁移。首先建立 VGG19 网络模型，然后利用模型表示内容图的内容特征并结合 Gram 矩

阵计算风格图的风格特征。最后, 引入权重参数优化损失函数, 输出令人满意的服饰图纹迁移图像。

### 2.3.1 建立VGG19网络模型

VGG19模型的网络结构包括16个卷积层和5个池化层, 由卷积层和池化层组合成为5个组, 并删除了最后的全连接层和用于分类的Softmax层。风格迁移网络流程如图2所示。输入三张图像, 即内容图、风格图和噪声图。内容图是上色完成的彩色图纹图像。风格图是具有图纹特征的图像。噪声图是为风格迁移网络最终输出图做准备的。网络模型对图像做梯度下降来不断迭代更新图片, 生成最终结果图。

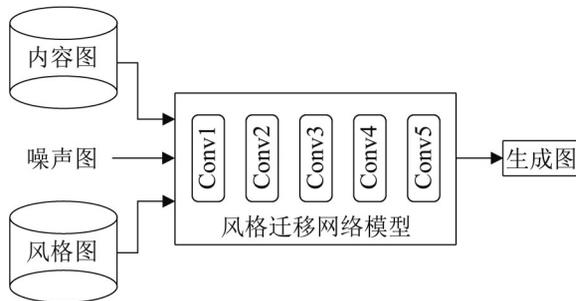


图2 风格迁移网络流程图

Fig. 2 Style transfer network flow chart

### 2.3.2 计算内容图像的内容特征

图像风格迁移需要保留内容图像的物体结构及位置等关键内容。为了计算内容特征, 依靠网络中某一卷积层进行特征提取, 得到的多个特征图作为集合, 记作 $P$ 。同时在此卷积层对输入的噪声图进行特征提取, 记作 $X$ 。内容图像与噪声图像的特征均方误差为

$$L_{\text{content}}(\mathbf{p}, \mathbf{x}, l) = \frac{1}{2} \sum_{ij} (\mathbf{x}_{ij}^l - \mathbf{p}_{ij}^l)^2 \quad (5)$$

式中:  $\mathbf{p}$  为内容图;  $\mathbf{x}$  为更新的噪声图;  $l$  为当前卷积层。

接下来计算特征均方误差值的偏导数, 用于计算输入内容图像的梯度, 从而改变噪声图像, 直至噪声图像与内容图像具有相同的响应。具体偏导数方程如式(6)所示。这样就完成了对内容特

征的计算。

$$\frac{\partial L_{\text{content}}}{\partial \mathbf{x}_{ij}^l} = \begin{cases} (\mathbf{x}^l - \mathbf{p}^l)_{ij}, & \mathbf{x}_{ij}^l > 0 \\ 0, & \mathbf{x}_{ij}^l < 0 \end{cases} \quad (6)$$

### 2.3.3 计算风格图像的风格特征

图像风格迁移需要表现风格图像的风格特征, 例如该图像的纹理色彩等要素。表现这些关键的风格特征, 是通过网络卷积层提取风格图像的风格特征, 并优化风格图像的损失以及噪声图像来完成的。

将服饰图纹图像风格定义为CNN某一层各个通道之间激活项的相关系数。使用Gram矩阵衡量网络每一层输出结果的相似性。Gram矩阵 $\mathbf{G}^l \in \mathbb{R}^{N_l \times M_l}$ ,  $\mathbb{R}$ 代表实数集, Gram矩阵可以看作特征之间的偏心协方差矩阵, Gram计算的实际上是两两特征之间的相关性, 同时, Gram的对角线元素, 还体现了每个特征在图像中出现的量。

噪声图在CNN中第 $l$ 层中第 $i$ 个卷积核与第 $j$ 个卷积核输出激活项的积为

$$\mathbf{G}_{ij}^l = \sum_k \mathbf{F}_{ik}^l \mathbf{F}_{jk}^l \quad (7)$$

式中:  $\mathbf{F}$  为第 $l$ 层位置为 $k$ 的第 $i$ 个和第 $j$ 个卷积核的激活值。通过最小化生成图纹图像以及服饰图纹风格图像的Gram矩阵的均值误差, 得到与服饰图纹风格图像更为接近的图纹纹理。

计算每一层风格图像的均值误差。

$$\mathbf{E}_l = \frac{1}{4N_l^2 M_l^2} \sum_{ij} (\mathbf{G}_{ij}^l - \mathbf{A}_{ij}^l)^2 \quad (8)$$

式中:  $\mathbf{G}_{ij}^l$  和  $\mathbf{A}_{ij}^l$  分别为第 $l$ 层的服饰图纹风格图 $\mathbf{a}$ 和生成图像 $\mathbf{x}$ 的Gram矩阵。

计算风格总损失。其中权重参数取定值0.2。

$$L_{\text{style}}(\mathbf{a}, \mathbf{x}) = \sum_{l=0}^L w_l \mathbf{E}_l \quad (9)$$

计算风格图像的均值误差偏导, 最小化服饰风格图像和生成图像的Gram矩阵之间的均方距离。

$$\frac{\partial \mathbf{E}_l}{\partial \mathbf{F}_{ij}^l} = \begin{cases} \frac{1}{N_l^2 M_l^2} ((\mathbf{F}^l)^\top (\mathbf{G}^l - \mathbf{A}^l))_{ij}, & \mathbf{F}_{ij}^l > 0 \\ 0, & \mathbf{F}_{ij}^l < 0 \end{cases} \quad (10)$$

### 2.3.4 优化损失函数

通过不断优化网络中每一层的内容特征图与风格特征图联立的损失函数，迭代至总损失值趋于全局最小，最终完成服饰图纹风格迁移。根据式(5)和(9)定义的内容和风格损失函数，联立定义总损失函数为

$$L_{\text{total}}(\mathbf{p}, \mathbf{a}, \mathbf{x}) = \alpha L_{\text{content}}(\mathbf{p}, \mathbf{x}) + \beta L_{\text{style}}(\mathbf{a}, \mathbf{x}) \quad (11)$$

式中： $\alpha$ 和 $\beta$ 分别为内容和风格重建的权重，其和为1，并且 $\alpha$ 和 $\beta$ 取整数， $\alpha$ 与 $\beta$ 的比值决定生成图像的内容和风格融合的比重，当 $\alpha/\beta$ 越大时，越强调内容，即生成图像表示出更多的内容信息而风格特征较弱；当 $\alpha/\beta$ 越小时，越强调风格，即生成图像表现出更多的风格特征而内容信息不明显。

## 3 实验结果与分析

为了验证本文方法的可行性和有效性，设计并实现了手绘服饰图纹上色及风格迁移软件系统。在进行实验验证时，采用的计算机硬件环境为Intel(R) Xeon(R) CPU E5-2670 v3 @ 2.30 GHz 2.30 GHz, 64GB 内存, NVIDIA GeForce RTX 2080 Ti 显卡；软件环境为Windows10 操作系统；运行环境为Python3.6、TensorFlow-GPU2.1和Anaconda3。

### 3.1 构建数据集

为了验证本文的方法，需要构建数据集，由于现有开源数据集较少，因此需要对传统服饰图纹库进行扩充整理。

在实验中，通过网络爬取、市场采购、拍摄扫描等方式收集现有手绘图纹图像以及服饰图纹风格图像。由于手绘图纹图像数据集极其稀少，所以实验中使用少量的黑白线稿图像模拟黑白手绘图纹图像以达到扩充数据集的目的。构建的服饰图纹上色数据集包含服饰图纹图像、黑白线稿图像和具有颜色信息的线稿图像，部分数据图像如图3所示。构建的服饰图纹风格数据集部分数据图像如图4所示。

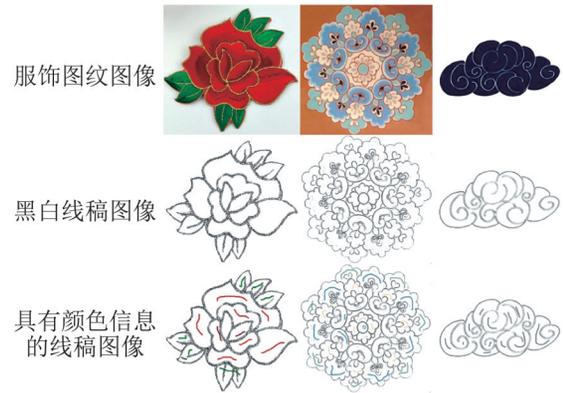


图3 服饰图纹上色数据集  
Fig. 3 Clothing pattern coloring data set



图4 服饰图纹风格数据集  
Fig. 4 Clothing pattern style data set

本文数据集以市场采购、拍摄扫描等方式收集的图像为基础，全部为扫描图像，共计2 000张。在实际场景中，服饰图纹多存在褶皱阴影等问题。为了符合真实的服饰图纹风格要求，本文以此数据集为基础，通过网络爬虫等方法收集真实的服饰图纹，进一步扩充数据集。最终收集整理得到7 000张图像。取数据集20%的图像作为测试数据图像，剩下80%作为训练数据图像。

### 3.2 黑白线稿图像上色实验

为了验证黑白线稿图像上色的可行性，本文设计并实现了基于条件生成对抗网络的黑白线稿图像上色方法，构建了验证系统。将构建好的训练数据集输入到条件生成对抗网络之中，开始训练网络模型。

图5为判别器损失函数图像，图6为生成器损失函数图像。在正则化层之后带有Dropout，起到

了正则化的功能以及加入随机噪声的功能, 有效地减少了过拟合问题。在训练过程中, 判别器损失随着训练轮数的增长快速单调递减逐渐趋于零, 同时生成器损失也随着训练轮数的增长快速单调递减达到稳定。当二者趋于稳定平稳时, 上色网络训练结束。

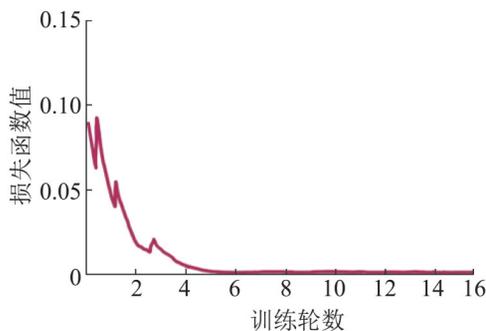


图5 判别器损失图像  
Fig. 5 Discriminator loss image

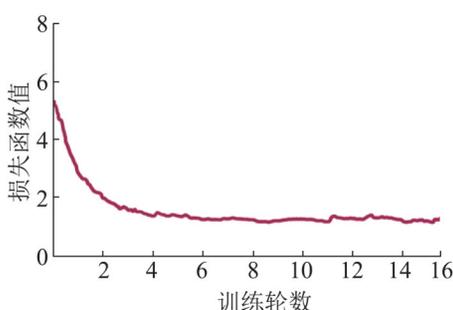


图6 生成器损失图像  
Fig. 6 Generator loss image

为了验证本文方法, 将具有颜色信息的线稿图像输入到训练好的上色网络中, 测试上色网络。如图7所示, 输入图像为具有绿色、红色、橘色以及浅黄色的颜色信息提示的线稿图像。上色网络生成的彩色图纹图像如图8所示。该输出结果上色准确度较好, 并未存在颜色溢出, 符合预期要求。验证系统如图9所示。

### 3.3 彩色图纹图像风格迁移实验

为了验证本文算法对彩色图像的图像风格迁移能力, 本文设计并实现了基于卷积神经网络的图纹风格迁移方法, 并构建了验证系统。

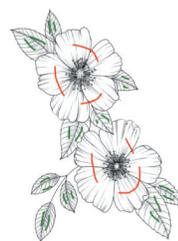


图7 输入数据  
Fig. 7 Input data



图8 输出数据  
Fig. 8 Output data

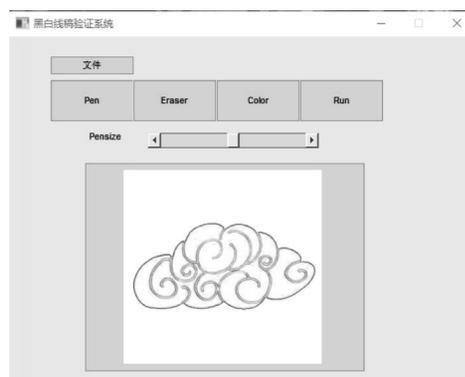


图9 黑白线稿图像上色验证系统  
Fig. 9 Color verification system for black-and-white line drawings

在训练阶段, 训练数据为具有服饰图纹风格的图片, 含有大约4 000张风格图片。风格迁移网络为无监督模型。根据定义的总损失函数, 对网络迭代次数设为固定的300次, 并设置不同的内容和风格权重, 输出风格化图像, 分析输出图像的图纹细节以及轮廓完整度。图10为训练风格迁移网络时各风格权重比的效果图。

由图10可以看出, 风格权重越大, 迁移图像的纹理特征越明显; 内容权重越大, 迁移图像的内容特征越明显。

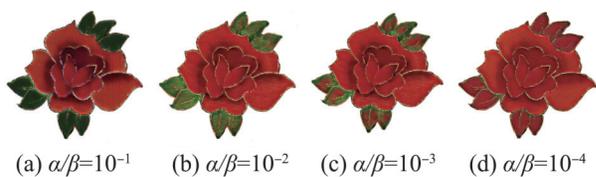


图 10 内容与风格不同权重比效果对比  
Fig. 10 Comparison of effects with different weight ratios

在图 10(a)中，迁移图像几乎看不到纹理特征。随着权重比的变化，在图 10(b)、(c)、(d)中，在花萼、花瓣位置出现纹理特征，但花萼部分逐渐改变了颜色。通过分析图纹细节以及轮廓完整度，最终选择  $\alpha/\beta=10^{-2}$  为内容和风格权重参数比。

在测试阶段，将上色网络输出的彩色图纹图像作为风格迁移网络的一个输入，如图 11(a)所示，再输入一张图纹风格图如图 11(b)所示，进行风格迁移操作。实验结果如图 12 所示，该图具有风格图的纹理特征，也保留了内容图的内容特征。验证系统如图 13 所示。

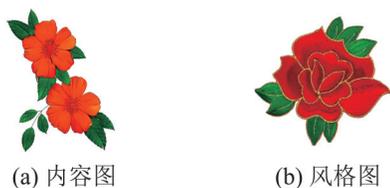


图 11 风格迁移网络输入数据  
Fig. 11 Style transfer network input data



图 12 风格迁移网络输出数据  
Fig. 12 Style transfer network output data



图 13 彩色图纹图像风格迁移验证系统  
Fig. 13 Color pattern image style transfer verification system

### 3.4 服饰图纹样式对比实验

为了验证本文方法的有效性，设计并实现了手绘服饰图纹上色及风格迁移软件系统。同时复现了 PanintsChainer、Style2Paint 图像上色方法和 Gatys 风格迁移方法，进行对比和分析。在 Ipad 端上手绘花纹图像，将该图像作为实验输入图像，进行图纹上色及风格迁移，具体结果如图 14 所示。



图 14 各方法图纹纹样对比  
Fig. 14 Comparison of patterns of various methods

在图 14 中，(a)为在 Ipad 端上手绘的黑白图纹图像，(b)为利用 Photoshop 添加了颜色信息的手绘图，(c)为真实服饰图纹风格图像，(d)为

PanintsChainer 方法图像上色结果, 可以明显看出该方法生成的图像在红框标记位置存在颜色溢出, 且图像左半部分背景为粉色, (e)为Style2Paint方法图像上色结果, 该方法生成图像颜色相对呆板, 且在红框位置出现上色错误, (f)为CycleGAN方法图像上色结果, 该方法在花蕊部分上色效果较差, 存在花蕊颜色溢出以及花心未能上色的问题, (g)为本文方法图像上色结果, 本文方法上色结果符合(c)中的颜色信息分布, 且并未出现颜色溢出, (h)为Gatys 风格迁移方法实现结果。该方法对只有轮廓信息的图像风格迁移效果较差, 不能够很好的进行纹理的迁移, 丧失了大部分的纹理特征, (i)为Designist 方法风格迁移结果, 该方法保证了内容图像的完整程度, 但是迁移之后并不具备纹理观感, (j)为本文方法, 本文方法最终获取了服饰图纹风格效果, 提高了上色的准确度, 没有明显的颜色溢出, 又对服饰纹理信息进行了保留。

验证系统如图 15 所示。本文算法部分输出结

果如图 16 所示。

为了更加准确地分析生成图片的质量好坏, 采用了结构相似度(structural similarity, SSIM)和峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio, PSNR)的均值来对测试用例进行定量分析, 结果如表 3 所示。SSIM 值越大, 结构越相似。PSNR 值越大图像质量越好。

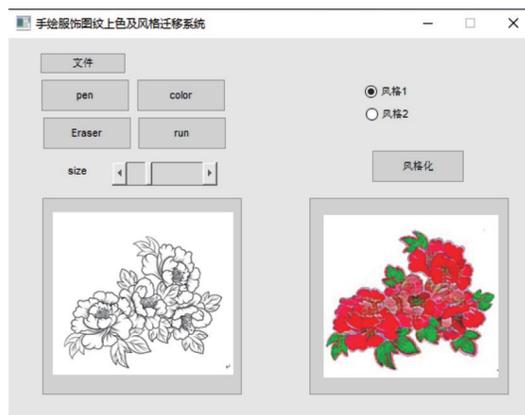


图 15 手绘服饰图纹上色及风格迁移软件系统  
Fig. 15 Software system of hand-painted clothing pattern coloring and style migration

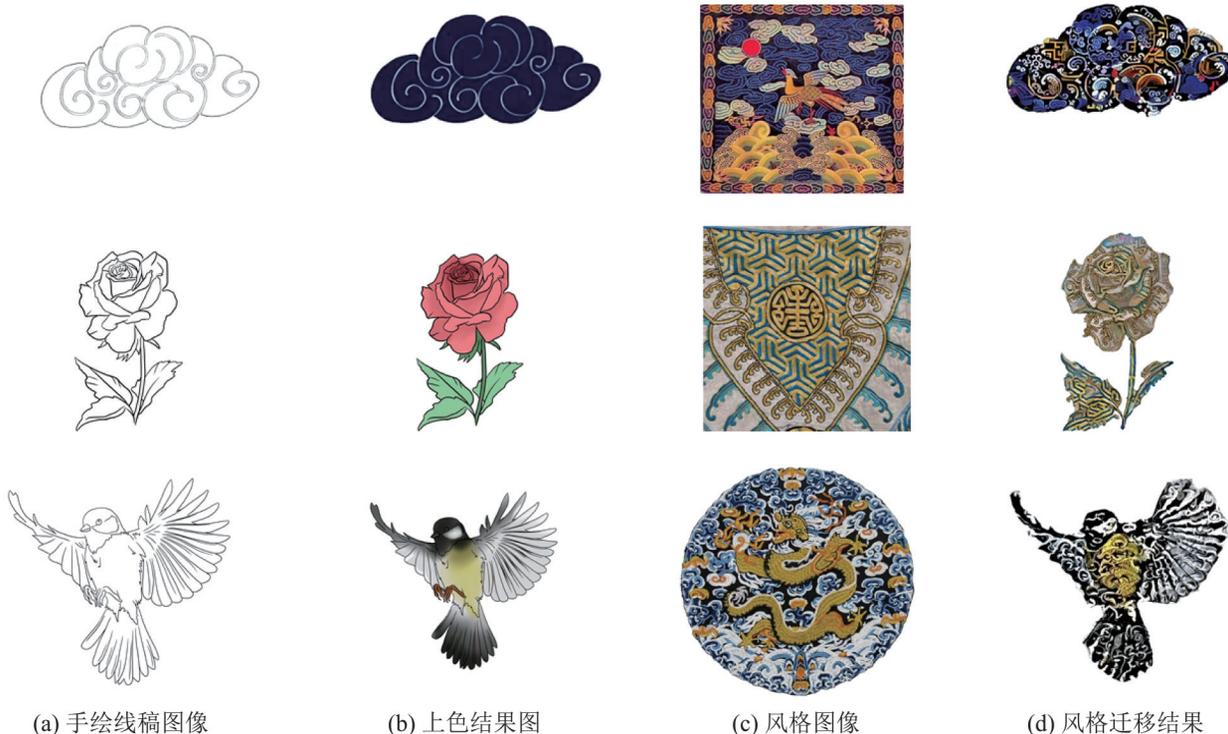


图 16 本文算法部分输出结果  
Fig. 16 Part of output results of algorithm in this paper

表3 本文算法SSIM、PSNR结果对比  
Table 3 Comparison of SSIM and PSNR results of algorithm in this paper

图像	SSIM	PSNR
PanintsChainer	0.64	21.71
Style2Paint	0.65	22.72
CycleGan	0.61	22.87
本文方法	0.71	23.37

## 4 结论

针对图纹上色容易色彩溢出、风格迁移缺少布料纹理特征等问题，提出了基于神经网络的手绘服饰图纹上色及风格迁移方法。首先初始化数据集，基于传统服饰款式进行分类，收集服饰图纹图像，提取服饰图纹黑白线稿，合成具有颜色特征的手绘图像，构建风格数据集；然后构建条件生成对抗网络模型，构建生成器模型来生成服饰图纹上色图，构建判别器模型来判别生成结果和真实样本，迭代训练网络提升生成器性能，基于该生成器模型实现对具有颜色信息的线稿图像上色；接着构建卷积神经网络模型，建立VGG19网络模型，利用该模型计算内容图的内容特征并结合Gram矩阵计算风格图的风格特征，引入权重参数优化损失函数，输出符合要求的服饰图纹迁移图像。最终设计并实现了黑白线稿上色实验、彩色图纹图像风格迁移实验以及服饰图纹样式对比实验。在黑白线稿图像上色实验中，验证了黑白线稿的可行性，输出的上色图像准确度较好，并未存在颜色溢出，符合预期要求。在彩色图纹图像风格迁移实验中，通过分析输出图像的图纹细节以及轮廓完整度，确定了内容风格权重比，最终输出图像既具有风格图的纹理特征，又保留了内容图的内容特征。在服饰图纹样式对比实验中，设计并实现了PanintsChainer、Style2Paint图像上色方法和Gatys风格迁移方法，并进行SSIM、PSNR指标分析。实验结果表明，本文方法能较好地把手绘图渲染成带有服饰图纹纹样的彩色图，生成的图像具有真实的服饰图纹颜色分布，

具有较好的布料材质感，对传统服饰文化的保护和传承具有深远的意义。

下一阶段的研究包括扩展服饰数据集的种类和样式，实现移动端的手绘传统服饰图纹上色及风格迁移系统，将生成的彩色服饰图纹应用于虚拟试衣技术，让人们更加真切地感受到传统服饰图纹之美，更好地保护和传承传统服饰文化。

## 参考文献:

- [1] 梁培俊, 刘怡俊. 基于条件生成对抗网络的漫画手绘图上色方法[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(1): 308-311.  
Liang Peijun, Liu Yijun. Caricature Hand Drawing Coloring Method Based on Conditional Generative Confrontation Network[J]. Application Research of Computers, 2019, 36(1): 308-311.
- [2] 李媛, 陈昭炯, 叶东毅. 注意力引导的交互式工笔花卉上色算法[J]. 模式识别与人工智能, 2020, 33(7): 575-587.  
Li Yuan, Chen Zhaojiong, Ye Dongyi. Attention-Guided Interactive Meticulous Flower Coloring Algorithm[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2020, 33(7): 575-587.
- [3] Cheng Z, Yang Q, Sheng B. Deep Colorization[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Santiago, Chile: IEEE Press, 2015: 415-423.
- [4] Yoo S, Bahng H, Chung S, et al. Coloring with Limited Data: Few-Shot Colorization Via Memory-Augmented Networks[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Angeles, USA: IEEE Press, 2019: 11283-11292.
- [5] Sangkloy P, Lu J, Fang C, et al. Scribbler: Controlling Deep Image Synthesis with Sketch and Color[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, USA: IEEE Press, 2016: 5400-5409.
- [6] Güclütürk Y. Convolutional sketch inversion[C]// ECCV Workshops Computer Vision. Amsterdam, Netherlands: ECCV Press, 2016: 810-824.
- [7] Ci Y, Ma X, Wang Z, et al. User-Guided Deep Anime Line Art Colorization with Conditional Adversarial Networks[C]// 26th ACM International Conference on Multimedia. Seoul, Korea: ACM Press, 2018: 1536-1544.
- [8] Mirza M, Osindero S. Conditional Generative Adversarial Nets[J]. Computer Science(S0098-3004), 2014, 48(4): 2672-2680.
- [9] Kron A, Nestmann F, SchlTer I, et al. Operational Flood Management under Large-Scale Extreme Conditions,

- Using the Example of the Middle Elbe[J]. *Natural Hazards and Earth System Sciences (S1561-8633)*, 2010, 10(6): 1171-1181.
- [10] 常佳, 王玉德, 吉燕妮. 基于改进的U-Net生成对抗网络的图像翻译算法[J]. *通信技术*, 2020, 53(2): 327-334.  
Chang Jia, Wang Yude, Ji Yanni. Image Translation Algorithm Based on Improved U-Net Generative Adversarial Network[J]. *Communication Technology*, 2020, 53(2): 327-334.
- [11] Lee K H. A New Image Completion Method Inserting an Image Generated by Sketch Image[J]. *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (S2278-3075)*, 2021, 10(4): 14-18.
- [12] Xie Minshan, Li Chengze, Liu Xueting, et al. Manga Filling Style Conversion with Screentone Variational Autoencoder[J]. *ACM Transactions on Graphics (S0730-0301)*, 2020, 39(6): 22601-22615.
- [13] Frans K. Unsupervised Adversarial Defense through Tandem Deep Image Priors[J]. *Electronics (S1087-4423)*, 2020, 9(11): 1957.
- [14] Aarti E. Generative Adversarial Networks and Their Variants[J]. *Information Science (S0020-0255)*, 2021, 16(7): 59-80.
- [15] Zhang L, Li C, Wong T T, et al. Two-stage Sketch Colorization[J]. *ACM Transactions on Graphics (S0730-0301)*, 2018, 37(6): 26101-26114.
- [16] 陈淑环, 韦玉科, 徐乐. 基于深度学习的图像风格迁移研究综述[J]. *计算机应用研究*, 2019, 36(8): 2250-2255.  
Chen Shuhuan, Wei Yuke, Xu Le. A Review of Research on Image Style Transfer Based on Deep Learning[J]. *Application Research of Computers*, 2019, 36(8): 2250-2255.
- [17] 丁晓龙. 基于深度学习的图像风格迁移技术的前沿进展[J]. *电子制作*, 2018, 18(1): 86-87.  
Ding Xiaolong. The Cutting-Edge Development of Image Style Transfer Technology Based on Deep Learning[J]. *Electronic production*, 2018, 18(1): 86-87.
- [18] 张海嵩, 尹小勤. 实时绘制3D中国画效果[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2004, 11(2): 1485-1489.  
Zhang Haisong, Yin Xiaoqin. Real-Time Rendering of 3D Chinese Painting Effects[J]. *Journal of Computer Aided Design and Graphics*, 2004, 11(2): 1485-1489.
- [19] 苗序娟, 余浩, 王露. 图像风格迁移技术概况及研究现状[J]. *现代计算机*, 2021, 6(2): 67-72.  
Miao Xujuan, Yu Hao, Wang Lu. General Situation and Research Status of Image Style Transfer Technology[J]. *Modern Computer*, 2021, 6(2): 67-72.
- [20] 张菊, 郭永峰. 深度学习研究综述[J]. *教学研究*, 2021, 44(3): 6-11.  
Zhang Ju, Guo Yongfeng. A Survey of Deep Learning Research[J]. *Teaching Research*, 2021, 44(3): 6-11.
- [21] Gatys L A, Ecker A S, Bethge M. Image Style Transfer Using Convolutional Neural Networks[C]// *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Las Vegas, USA: IEEE Press, 2016: 2414-2423.
- [22] Simonyan K, Zisserman A. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition[J]. *Computer Science (S0098-3004)*, 2014, 15(4): 8570-8594.
- [23] Johnson J, Alahi A, Fei L. Perceptual Losses for Real-Time Style Transfer and Super-Resolution[C]// *European Conference on Computer Vision*. Amsterdam, Netherlands: ECCV Press, 2016: 694-711.
- [24] Huang X, Belongie S. Arbitrary Style Transfer in Real-Time with Adaptive Instance Normalization[C]// *IEEE International Conference on Computer Vision*. Venice, Italy: IEEE Press, 2017: 1510-1519.
- [25] Tian Q C, Schmidt M. Fast Patch-Based Style Transfer of Arbitrary Style[C]// *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Los Angeles, USA: IEEE Press, 2019: 5873-5881.
- [26] Zhu J, Park T, Isola P, et al. Unpaired Image-to-Image Translation Using Cycle-Consistent Adversarial Networks [C]// *IEEE International Conference on Computer Vision*. Venice, Italy: IEEE Press, 2017: 2242-2255.