

# 基于神经网络的图像风格迁移研究综述\*

刘建锋, 钟国韵

(东华理工大学 信息工程学院, 江西 南昌 330013)

**摘要:** 为了推动基于神经网络的图像风格迁移技术的研究,对基于神经网络的图像风格迁移的主要方法和代表性工作进行了总结和讨论。回顾了传统的风格迁移算法,详细介绍了基于神经网络的主要图像风格迁移的基本原理和方法,分析了相关基于神经网络的图像风格迁移领域的应用前景,最后总结了基于神经网络的图像风格迁移存在的挑战和未来研究方向。

**关键词:** 神经网络;风格迁移;纹理合成

中图分类号: TP183

文献标识码: A

DOI:10.16157/j.issn.0258-7998.222706

中文引用格式: 刘建锋,钟国韵. 基于神经网络的图像风格迁移研究综述[J]. 电子技术应用,2022,48(6):14-18.

英文引用格式: Liu Jianfeng,Zhong Guoyun. Survey of image style transfer based on neural network[J]. Application of Electronic Technique,2022,48(6):14-18.

## Survey of image style transfer based on neural network

Liu Jianfeng,Zhong Guoyun

(School of Information Engineering,East China University of Technology,Nanchang 330013,China)

**Abstract:** In order to promote the research of image style transfer technology based on neural network, the main methods and representative work of image style transfer based on neural network are summarized and discussed in this paper. This paper reviews the traditional style transfer algorithms, introduces the basic principles and methods of the main image style transfer based on neural network in detail, analyzes the application prospect of the related field of image style transfer based on neural network, and finally summarizes the existing problems and future research direction of the image style transfer based on neural network.

**Key words:** neural network;image style transfer;texture synthesis

### 0 引言

传统的图像风格迁移方法通常被作为纹理合成的一个广义问题来处理和研究,即从风格图 S(Style image)中采集纹理并将其迁移到内容图 C(Content image)中。Efros 等人提出了一种将样本纹理进行拼接和重组的简单纹理合成算法<sup>[1]</sup>;基于类推思想,Hertzmann 等人通过图像特征映射关系合成了带有新纹理的图像<sup>[2]</sup>。传统图像风格迁移方法只是提取图像的低层次的图像特征,而非高层次的图像语义信息,在对色彩与纹理较为繁杂的图像进行风格化时,合成效果图会十分不理想,很难在实际应用场景中使用。

基于以上讨论,虽然传统的图像风格迁移算法能够诚实地描绘出某些特定的图像风格,然而它们存在一定的局限性,灵活性不足、风格不够多样化且图像结构提取困难。因而,需要全新的算法,来解除这些限制。于是便出现了神经网络图像风格迁移领域。

随着人工智能的发展,Gatys 等人<sup>[3]</sup>开创性地提出了一种基于神经网络的图像风格迁移技术。图 1 所示是基于神经网络的图像风格迁移效果。该算法的核心原理



内容图

风格图

效果图

图 1 神经网络图像风格迁移效果

\* 基金项目:国家自然科学基金(62162002);江西省自然科学基金(20171BAB202005);江西省教育厅科技项目(GJJ170443);江西省核地学数据科学与系统工程技术研究中心开放基金项目(JETRCNGDSS201802);江西省放射性地学大数据技术工程实验室开放基金项目(JELRGBD201701)

是:通过预训练 VGG 模型<sup>[4]</sup>迭代优化图像,目的是将内容图像和风格图像的高层次抽象特征分布进行匹配,然后通过对输入的随机噪声图进行迭代优化的方式合成风格化的原内容图像。

本文系统性地综述了图像风格迁移的起源与发展,首先对图像风格迁移的应用前景进行了概述和分析,然后再对图像风格迁移中存在的问题还有未来的发展方向做了进一步的探讨。为进一步深入风格迁移研究打下了坚实的基础,并提出了一些极具参考价值的建议,最后总结了风格迁移未来所面临的困难和发展方向。

## 1 无神经网络图像风格迁移

由于艺术风格化其广泛的应用范围,一直以来都是计算机图形学重要的研究领域。在基于深度学习的图像风格迁移出现之前,相关研究已经扩展到了非真实感渲染(Non-Photorealistic Rendering, NPR)领域。但是大多数 NPR 算法都是为特定的艺术风格设计的,很难扩展到其他风格。本节将简要地回顾一些传统的图像风格迁移算法。

### 1.1 基于笔触的渲染

基于笔触的渲染(Stroke-Based Rendering, SBR)是在虚拟画布放置称为笔画的离散元素以渲染具有特定风格图像的过程<sup>[5]</sup>。

SBR 算法的目标是忠实地绘制指定的风格,它们通常可以有效地模拟某些类型的风格(例如油画、水彩、素描)。但是, SBR 算法都仅仅只针对一种特定风格进行了精心设计,无法模拟任意风格。

### 1.2 基于类比思想的图像风格迁移

基于类推思想, Hertzmann 等人通过图像特征映射关系合成了带有新纹理的图像<sup>[2]</sup>。图像类推算法通过在示例训练对中学习类推变换,并在给出测试输入照片时输出相似的风格化图像。图像类推还能以各种方式进行扩展,例如,学习用于肖像画渲染的笔触位置<sup>[6]</sup>。

一般说来,图像类推对于各种艺术风格有较好的效果。然而,在实践中通常无法获得配对的训练数据。另一个限制是图像类推仅仅利用了图像的底层特征,因此,图像类推通常不能有效地捕获图像的内容和风格,最终合成的图像效果都不太理想。

### 1.3 图像滤波处理

艺术形象的塑造是以形象的简单化和抽象化为目标的过程。因此可以考虑采用一些相关的图像滤波器来渲染特定的照片。 Winnemöller 等人首次利用双边滤波器<sup>[7]</sup>和高斯滤波器的差异<sup>[8]</sup>产生了类似卡通的效果。

与其他类型的图像风格迁移技术相比,图像滤波技术更快、更稳定,可满足工业界落地的需求。然而,它们在风格多样性方面非常有限。

## 2 神经网络图像风格迁移

目前的神经网络风格迁移算法可分为基于图像优

化和基于模型优化这两类。第一类通过优化更新图像来转换图像风格;第二类优化神经网络生成模型,通过前向神经网络实现快速风格迁移,其优化对象是神经网络模型。

### 2.1 基于图像优化的图像风格迁移

基于图像优化的思想,首先建模提取相应的风格和风格化内容图像中的特征信息,组合内容和风格特征信息,然后对目标图像所匹配的风格化合成图像进行迭代优化重建。以下将对基于 Gram 矩阵<sup>[9]</sup>、基于马尔可夫随机场(Markov Random Field, MRF)这两类比较具有代表性的风格化算法展开详细的探讨。

#### 2.1.1 基于 Gram 矩阵

Gatys 等人<sup>[3]</sup>经过对 VGG 网络中间层抽象特征的重新构建,观察到神经网络能够从任意图像中提取图像内容特征信息,并且通过构建 Gram 矩阵能够从任意图像中提取出风格特征信息。据此,他们首先使用 Gram 矩阵提取指定风格图像中的风格信息,再根据图像重建方法,通过梯度下降的方法更新重建后的图像像素值,使其内容图的 Gram 矩阵逼近风格图的 Gram 矩阵,然后使得该 VGG 网络的高层次特征信息接近内容图的特征信息,最终获得了风格化的结果图。

其算法细节如下,给定目标图像  $I$ 、内容图像  $I_c$  和风格图像  $I_s$ , Gatys 等人<sup>[10]</sup>方法总损失函数表示如下:

$$L_{\text{total}}(I_c, I_s, I) = \alpha L_c(I, I_c) + \beta L_s(I, I_s) \quad (1)$$

其中,  $\alpha$  是图像内容损失函数  $L_c(I, I_c)$  的平衡权重系数,  $\beta$  是图像风格损失函数  $L_s(I, I_s)$  的平衡权重系数。而图像内容损失  $L_c$  由内容图像在 VGG 中第  $l$  层的内容特征表示  $F^l$  和用噪声图像初始化的风格化图像  $I$  的特征表示  $F^l$  之间的平方欧几里德距离定义:

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

其中  $\{L\}$  表示用于计算内容损失的 VGG 模型层集合。对于风格损失  $L_s$ , 风格损失由  $I_s$  和  $I$  基于 Gram 矩阵的表示之间的平方欧几里德距离定义:

$$\sum_{l \in \{L_s\}} \|G(F^l(I_s)) - G(F^l(I))\|^2 \quad (3)$$

其中  $G$  表示内容图像和风格图像的 Gram 矩阵,  $\{L_s\}$  表示用于计算风格损失的 VGG 模型层集合。

#### 2.1.2 基于马尔可夫随机场

基于马尔可夫随机场的非参数化图像合成是传统图像风格迁移的经典框架<sup>[11]</sup>。Li 和 Wand<sup>[12]</sup>最早提出了一种基于马尔可夫随机场的神经网络风格迁移算法。其核心思想是将基于马尔可夫随机场的损失函数取代了基于 Gram 矩阵的损失函数。将图像风格特征映射分割成若干区域,然后进行匹配,去寻找并逼近与其最接近的风格区域。给定目标图像  $I$ 、内容图像  $I_c$  和风格图像  $I_s$ , 基于马尔可夫随机场的总损失函数表示如下:

$$\sum_{I \in \{I_i\}} \sum_{i=1}^m \|\Psi_i(F(I)) - \Psi_{NN(i)}(F(I_s))\|^2 \quad (4)$$

其中  $\Psi(F(I))$  是局部区域内容特征的  $F$  集合。 $\Psi_i$  表示第  $i$  个局部区域, 并且  $\Psi_{NN(i)}$  是与风格图像中的第  $i$  个局部区域最相似的风格区域。通过计算风格图像  $I_s$  中所有风格区域块的归一化互相关性来获得最佳匹配  $\Psi_{NN(i)}$ 。因为 Li 和 Wand 的算法匹配区域块级别的风格, 所以可以更好地保存图像中精细的局部结构等信息。

Li 和 Wand 算法优势之处在于, 由于基于马尔可夫损失, 对于照片真实感风格, 或者更具体地说, 当内容图像和风格图像在形状和透视上相似时, 它图像合成效果特别好。然而, 当内容图像和风格图像在透视和结构上有很大差异时, 由于图像块不能正确匹配, 因而在保留深度信息和精细的结构方面也遭到了限制。

### 2.2 基于模型优化的图像风格迁移

尽管基于图像优化的图像风格迁移能够产生令人印象深刻的风格化图像, 但仍然存在计算效率低下的问题。而第二类基于模型优化的风格迁移方法通过利用已训练好的可合成风格化结果图的网络生成模型, 很大程度上解决了计算速度及成本的问题, 即通过大量图像  $I_c$  优化前馈神经网络  $g$ , 用于一个或多个风格图像  $I_c$ :

$$\begin{cases} \theta^* = \arg \min_{\theta} L_{total}(I_c, I_s, g_{\theta}^*(I_c)) \\ I^* = g_{\theta^*}(I_c) \end{cases} \quad (5)$$

根据单个前馈神经网络  $g$  可以产生的艺术风格的数量, 基于模型优化算法进一步分为单模型单风格风格迁移算法、单模型多风格风格迁移算法和单模型任意风格风格迁移算法。

#### 2.2.1 单模型单风格风格迁移算法

(1) 基于统计分布的参数化单模型单风格风格迁移前两个基于模型优化的图像风格迁移算法是由 Johnson 和 Ulyanov 分别提出的。这两种方法思想相同, 那就是预先训练好一个前向神经网络, 通过该模型生成一个风格化的结果图。两者只是在神经网络架构上面有所不同, Johnson 的架构设计是基于 Radford 等人所提出的残差神经网络<sup>[13]</sup>, Ulyanov 使用了多尺度架构神经网络。两者损失函数类似于 Gatys 等人的算法, 都使用 Gram 矩阵来进行风格化建模。

之后, Ulyanov 等人<sup>[14]</sup>进一步发现, 简单地将归一化应用于每一个图像而不是批图像将显著改进风格化图像质量。这种单一图像归一化被称为实例归一化 (Instance Normalisation, IN), 这相当于当批次大小设置为 1 时的批次归一化 (Batch Normalization, BN)。使用 IN 的风格迁移网络显示出比 BN 更快的收敛速度, 并且在视觉上也取得了更好的效果。IN 是风格标准化的一种形式, 可以直接将每个内容图像的风格标准化为所需的风格<sup>[15]</sup>。

(2) 基于 MRF 的非参数化单模型单风格风格迁移 Li 和 Wand<sup>[16]</sup>的另一项工作是受第 2.1.2 节中基于

MRF 的神经网络风格迁移<sup>[17]</sup>算法的启发。他们利用对抗性训练来解决马尔可夫前向网络的效率问题。他们的算法是一种基于马尔可夫的非参数方法。他们的方法被证明优于 Johnson 和 Ulyanov 等人的算法, 在纹理及结构复杂的图像中能保持一贯连续的纹理, 这要归功于它们基于区块的设计。然而, 他们的算法对于非纹理性风格 (例如人脸图像) 的性能不太令人满意, 因为他们的算法缺乏语义方面的考虑。

#### 2.2.2 单模型多风格风格迁移算法

上述单模型单风格模型必须为每个特定风格图像训练单独的生成神经网络, 这相当耗时且不灵活。许多绘画 (例如印象派绘画) 都有相似的绘画笔触, 只是调色板不同。客观地说, 利用一个单独的神经网络来为每一种风格进行训练是多余的。因此, 单模型多风格被提出, 它通过将多种风格进一步融合到一个单一模型中, 提高了单模型单风格的灵活性。解决这个问题通常有两种途径, 具体如下。

##### (1) 每种风格只绑定少量参数

Dumoulin 等人<sup>[18]</sup>研究发现在卷积神经网络中, 使用相同的卷积参数, 仅对 IN 层中参数进行仿射变换就足以模拟不同的样式。因此, 他们提出了一种基于条件实例归一化 (Conditional Instance Normalization, CIN) 的多风格迁移模型, 其定义如下:

$$CIN(F(I_c), s) = \frac{\gamma^s(F(I_c) - \mu(F(I_c)))}{\sigma(F(I_c))} + \beta^s \quad (6)$$

其中  $F$  是输入特征表示,  $s$  是一组风格图像中所需风格的索引。如式 (6) 所示, 在归一化特征表示  $F(I_c)$  之后, 通过缩放和移动参数  $\gamma$  和  $\beta$  来完成对每种风格的条件处理, 即每种风格都可以通过参数的仿射变换来实现。此外, Dumoulin 等人的算法还可以扩展为通过组合不同风格的仿射参数在单个风格结果中组合多个风格。

##### (2) 将风格和内容结合起来作为输入

第一类多风格模型缺点是模型大小会随着风格数量的增多而增加。而第二类多风格模型打破了这一限制, 它充分探索了单个网络的能力, 并将内容和风格结合到网络中以识别风格。

对于给定  $N$  个目标风格, Li 等人<sup>[19]</sup>设计一个用于风格选择的选择单元, 它是一个  $N$  维 one-hot 向量。对应每一种风格, Li 等人首先从均匀分布中采样对应的噪声映射  $f(I_s)$ , 然后将  $f(I_s)$  输入风格子网络模型以获得对应的风格编码特征  $F(f(I_s))$ 。通过将风格编码特征  $F(f(I_s))$  和图像内容编码特征  $Enc(I_c)$  的链接到一起输入到风格迁移神经网络中的解码器模块 Dec 中, 就可产生期望的风格化结果:  $I = Dec(F(f(I_s)) \oplus Enc(I_c))$ 。

#### 2.2.3 单模型任意风格风格迁移算法

多风格模型虽然一定程度上解决了模型尺寸的问题, 不过生成一种新的风格仍需有额外时间来进行训练。而后任意风格模型出现了, 即通过单一模型来生成任意

风格图像。任意风格模型分为两类。

### (1) 基于 MRF 的非参数化任意风格迁移模型

Chen 和 Schmidt<sup>[20]</sup> 通过从预先训练的 VGG 网络特征空间中找到与内容区块匹配的风格区块后, 将内容区块和风格区块进行交换, 之后用图像重建算法对交换得到的特征图进行快速重建。该算法比之以前的风格迁移算法更加灵活, 可生成任意风格图像。但是风格化图像往往不尽人意, 因为风格交换时内容区块通常与不代表所需风格的风格区块交换。所以风格通常不能很好地体现出来。

### (2) 基于统计分布的参数化任意风格迁移模型

受基于条件实例归一化多风格迁移模型<sup>[18]</sup> 中 CIN 层启发, Huang 和 Belongie<sup>[15]</sup> 提出了自适应实例归一化 (Adaptive Instance Normalization, AdaIN), 其定义如下:

$$\text{AdaIN}(F(I_c), F(I_s)) = \sigma(F(I_s)) \left( \frac{F(I_c) - \mu(F(I_c))}{\sigma(F(I_c))} \right) + \mu(F(I_s)) \quad (7)$$

AdaIN 在内容和风格特征空间之间传递信道均值和方差特征统计信息, 且该风格迁移网络中的编码器是固定的, 解码器部分需要使用大量风格和内容图像进行训练, 以将 AdaIN 之后的特征信息解码为风格化结果:

$$I = \text{Dec}(\text{AdaIN}(F(I_c), F(I_s))) \quad (8)$$

Huang 和 Belongie 的算法能实时实现风格化。然而, 该算法需以数据驱动的方式在大体量风格和内容图上进行训练。此外, 简单地调整信道均值和方差使得很难生成具有细节丰富和结构复杂的风格效果图。

## 3 应用分析

随着神经网络风格迁移算法的研究的深入, 图像风格化效果有很高的提升, 具有极高的商业价值。本节将总结这些主流风格迁移应用方向。

### 3.1 图像处理

如今, 社交网络中流通的大多数图像都已经过数字图像处理, 基于神经网络的图像风格迁移的出现给图像处理领域注入新的活力。最近出现的名为 Prisma<sup>[21]</sup> 的移动应用程序是首批将基于神经网络风格迁移算法作为服务提供的商业应用程序之一。由于其图像风格化的高质量, Prisma 取得了巨大的成功, 并在世界各地流行起来。一些其他提供相同服务的应用程序也相继出现。在这些应用程序的帮助下, 人们可以任意创作自己的艺术品, 并在社交平台上与他人分享自己的艺术品。

也有一些相关的应用论文: Chen 等人<sup>[22]</sup> 提出了一种感知内容的风格迁移方法, 图像修复领域可应用该方法进行有效修复; Zhang 等人<sup>[23]</sup> 提出了一种给漫画草稿图添加色彩的技术。

### 3.2 风格设计辅助工具

基于神经网络的图像风格迁移的另一个用途是让它充当用户风格设计辅助工具。虽然在创建工具中还没

有流行的应用基于神经网络的图像风格迁移技术, 但我们相信它在未来将是一个有前途的潜在应用。作为画家和设计师的创作工具, 基于神经网络的图像风格迁移可以让画家更方便地创作特定风格的艺术品, 尤其是在创作电脑制作的艺术品时。此外, 有了基于神经网络的图像风格迁移算法, 为时装设计师制作风格化的时尚元素和为各种风格的建筑师制作风格化的 CAD 图纸都很简单, 而手工制作这些图纸的成本会很高。

### 3.3 娱乐应用程序

一些娱乐应用程序, 如电影、动画和游戏也可应用基于神经网络的图像风格迁移。例如, 创建一个动画通常需要 8 到 24 帧每秒。如果基于神经网络的图像风格迁移能够自动将真人视频转化为动画风格, 制作成本将大大降低。同样, 在一些电影和电脑游戏的创作中, 基于神经网络的图像风格迁移可以大大节省时间和成本。

## 4 挑战与未来研究方向

基于神经网络的图像风格迁移算法已经具有了较好的性能, 一些算法已经在工业应用中找到了用武之地, 但仍然存在一些挑战。

(1) 参数调整。为获得风格化理想的图像结果, 都需要手动调整参数, 尤其是基于模型优化方法, 每次调整模型参数后都需重新训练模型。虽然 Li<sup>[25]</sup> 等人提出了一种不需要学习训练的方式来进行任意风格迁移的方法能减轻参数调整的问题, 且不需为不同风格单独训练模型, 但是该方法的训练过程较为复杂, 图像合成效果也不显著。因此, 找到一种简单可控且可保证图像质量的方案是下一个研究的重心。

(2) 预训练模型的限制。现如今, 绝大多数的计算机学者都使用 VGG 模型来进行图像特征提取。VGG 是一个体量庞大的神经网络模型, 对于图像特征提取这一方面效果显著, 但同时 VGG 也存在计算量巨大的问题, 因而, 微小型的特征提取器是基于神经网络的图像风格迁移未来发展趋势。生成对抗性网络或许能突破预训练模型的限制, 因为生成式对抗网络能合成更加真实的图像, 生成器和判别器的对抗性训练在提取图像特征方面也具有较为理想的结果。

(3) 评价体系风格迁移评价体系的完善。风格迁移评价体系还处于初始阶段, 需要有更加完善的数学方法和理论指导。风格迁移评价体系完备对基于深度学习的图像风格迁移的未来发展具有十分重要的意义。

## 5 结论

在本文中, 首先对图像风格迁移的应用前景进行了概述和分析, 然后再对图像风格迁移中存在的问题还有未来的发展方向做了进一步的探讨。关于图像风格迁移技术, 虽然现有技术已经成功应用到多个领域, 但是未来还有很大的空间去进行完善。最后, 风格迁移技术一直以来是一个具有广大前景的方向, 坚持对风格图像迁移技术的研究具有深远的研究意义。

## 参考文献

- [1] EFROS A A, FREEMAN W T. Image quilting for texture synthesis and transfer[C]//Proceedings of the 28th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York: ACM Press, 2001: 341-346.
- [2] HERTZMANN A, JACOBS C E, OLIVER N, et al. Image analogies[C]//Proceedings of the 28th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York: ACM Press, 2001: 327-340.
- [3] GATYS L A, ECKER A S, BETHGE M. A neural algorithm of artistic style[EB/OL]. (2015-09-03)[2022-03-04]. https://arxiv.org/pdf/1508.06576.pdf.
- [4] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[EB/OL]. (2015-04-10)[2022-03-04]. https://arxiv.org/abs/1409.1556.
- [5] HERTZMANN A. Painterly rendering with curved brush strokes of multiple sizes[C]//Proceedings of the 25th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. ACM, 1998: 453-460.
- [6] ZHAO M, ZHU S C. Portrait painting using active templates[C]//Proceedings of the ACM SIGGRAPH/Eurographics Symposium on Non-Photorealistic Animation and Rendering. ACM, 2011: 117-124.
- [7] TOMASI C, MANDUCHI R. Bilateral filtering for gray and color images[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. IEEE, 1998: 839-846.
- [8] GOOCH B, REINHARD E, GOOCH A. Human facial illustrations: Creation and psychophysical evaluation[J]. ACM Transactions on Graphics, 2004, 23(1): 27-44.
- [9] GATYS L A, ECKER A S, BETHGE M. Texture synthesis using convolutional neural networks[EB/OL]. (2015-11-09)[2022-03-04]. https://arxiv.org/pdf/1505.07376.pdf.
- [10] Li Yanghao, Wang Naiyan, Liu Jiaying, et al. Demystifying neural style transfer[EB/OL]. (2019-07-04)[2022-03-04]. https://arxiv.org/pdf/1701.01036.pdf.
- [11] EFROS A A, LEUNG T K. Texture synthesis by non-parametric sampling[C]//Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Computer Vision. Washington DC: IEEE Computer Society, 1999: 1033-1038.
- [12] LI C, WAND M. Combining Markov random fields and convolutional neural networks for image synthesis[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 2479-2486.
- [13] RADFORD A, METZ L, CHINTALA S. Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks[J]. ArXiv E-prints, 2015.
- [14] ULYANOV D, EDALDI A V, LEMPITSKY V. Improved texture networks: Maximizing quality and diversity in feed-forward stylization and texture synthesis[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 6924-6932.
- [15] HUANG X, BELONGIE S. Arbitrary style transfer in real-time with adaptive instance normalization[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 1501-1510.
- [16] LI C, WAND M. Precomputed real-time texture synthesis with markovian generative adversarial networks[C]//European Conference on Computer Vision, 2018: 702-716.
- [17] LI C, WAND M. Combining Markov random fields and convolutional neural networks for image synthesis[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 2479-2486.
- [18] DUMOULIN V, SHLENS J, KUDLUR M. A learned representation for artistic style[C]//International Conference on Learning Representations, 2019.
- [19] LI Y, CHEN F, YANG J, et al. Diversified texture synthesis with feed-forward networks[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 3920-3928.
- [20] CHEN T Q, SCHMIDT M. Fast patch-based style transfer of arbitrary style[C]//Proceedings of the NIPS Workshop on Constructive Machine Learning, 2016.
- [21] PRISMA LABS I. Prisma: Turn memories into art using artificial intelligence[DB/OL]. http://prisma-ai.com.
- [22] Chen Yilei, HSU C T. Towards deep style transfer: a content-aware perspective[C]//Proceedings of British Machine Vision Conference, 2018.
- [23] Zhang Lyumin, Ji Yi, Lin Xin, et al. Style transfer for anime sketches with enhanced residual U-net and auxiliary classifier GAN[C]//Proceedings of the 4th Asian Conference on Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2020: 506-511.

(收稿日期: 2022-03-04)

## 作者简介:

刘建锋(1996-),男,硕士研究生,主要研究方向:计算机视觉。

钟国韵(1979-),男,博士,副教授,主要研究方向:计算机视觉。



扫码下载电子文档

## 版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所