

风格迁移算法在艺术文创产品设计中的应用

徐术珂¹, 吴倩^{2*}

(1.西南民族大学, 成都 610000; 2.四川工商学院, 成都 610000)

摘要: **目的** 针对图像智能生成中图像风格的多元性问题, 探索能够生成特定风格图像的智能生成方法。**方法** 以抽象和具象图像结合为研究对象, 通过计算机将两种风格迁移, 重构出保留特定风格的图像, 得到其中捕捉画面特定风格的图像。**结果** 生成的图像质量较高, 具备抽象图案和具象图案相结合的特点。**结论** 生成对抗网络对绘画艺术作品的特定风格的学习, 用风格迁移智能生成图像, 取得了较好效果, 能减少创意图像制作的重复性操作, 提高图像利用的艺术性和丰富性, 为智能赋能图像的再创造提供了新思路。

关键词: 风格迁移算法; 艺术; 文创产品

中图分类号: TB472 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3563(2024)02-0365-09

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2024.02.040

Application of Style Transfer Algorithm in Design of Artistic Cultural and Creative Products

XU Shuke¹, WU Qian^{2*}

(1.Southwest Minzu University, Chengdu 610000, China;

2.Sichuan Technology and Business University, Chengdu 610000, China)

ABSTRACT: The work aims to explore the intelligent generation method that can generate images of specific styles in view of the problem of plurality of image styles in intelligent image generation. Taking abstract and figurative images as the research object, the computer was used to transfer the two styles, reconstruct the image retaining a specific style, and obtain an image that captured a specific style of the picture. The resulting image was in high quality and had the characteristics of both abstract pattern and figurative image. For learning the specific style of painting artwork by generative adversarial network and intelligently generating images with style transfer, good results have been achieved, which can reduce the repetitive operation of creative image production, improve the artistry and richness of image utilization, and provide a new idea for the re-creation of intelligently empowered images.

KEY WORDS: style transfer algorithm; artistic; cultural and creative product

在国际和国内的艺术品市场发展, 艺术 IP 得到了广泛的发展, 并获得了市场的认可。艺术家个人 IP 推动了艺术衍生产业不断发展。艺术家在创建个人 IP 的同时, 艺术作品的版权保护问题也被提上日程, 这是艺术品衍生开发的最重要问题, 风格迁移算法可以在艺术家个人 IP 的打造中提供快速、便捷的绘画元素风格改变, 为其文创产品的设计提供保障。本文利用 GAN 来进行特定抽象与具象融合图片风格的智能生成, 探索绘画元素的人工智能生成的方法, 并且

将其运用于文创产品的设计领域。

1 风格迁移算法的绘画文创产品价值

文化创意产品的构成要素包括形式、色彩、功能和文化。绘画元素的文创产品主要运用于艺术家个人 IP 的塑造中, 既强调绘画艺术形式中对具象艺术和抽象艺术的表达, 也蕴藏着艺术家个人的知识产权, 传达艺术家个人思想的象征。目前, 国内学者针对文创

收稿日期: 2023-08-11

基金项目: 中央高校课题 (2023SYB29)

*通信作者

产品设计方法的研究众多,如情境故事法、层次分析法(APA)、因子分析法、聚类分析法、KANO模型、QFD理论、TRIZ发明理论等方法,每种文创产品的设计方法都有优缺点,可以根据设计师的不同需求进行筛选,并且通过文献资料发现,设计学科在该领域中与其他学科的协作增多,偏工科的设计方法成为趋势,本文探讨的风格迁移算法是在计算机图像领域的一次跨界合作。

在绘画艺术的发展中,图像的风格受到当时诸多因素的影响,如传统的继承,科技发展、文化、宗教、政治等因素,这使各个时期绘画的图像具有鲜明的时代特征,同时也受限于时代,文艺复兴时期的艺术建立在对透视学、解剖学的研究基础上,发展了写实传真的绘画技巧,画面的图像与前一时期中世纪的对比起来就显得格外真实,光与影的技巧运用也使作品更加立体,并在17世纪达到顶峰。19世纪初,随着实用性照相机的发明和色彩科学的研究及艺术世界雇佣关系的改变,绘画逐渐不再以记录客观对象制造幻觉、追求古典主义时期完美的绘画性作为主要任务,而是追求感觉上的真实,主干是形式主义,核心是抽象化,并且伴随管状颜料的诞生和对色彩科学的研究普及,艺术家开始走出户外进行写生,开始探索绘画语言丰富的可能性,由此塞尚探索的法则为后世艺术家创作图像提供了思路;到20世纪创作的图像逐渐转化为抽象艺术,其中康定斯基对抽象艺术的贡献是巨大的,他对形式的研究和实践,为后人开辟了广阔的道路,并使抽象艺术在短时间内,就席卷了整个西方艺术界,成为近一百年来最顽强的艺术。后现代主义时期,部分延续着现代主义的美学观点,在抽象艺术的形式也走向了极端。因此,结合当前以人工智能为代表的技术进行图像的转化是拓展图像的有效途径。

目前,人工智能在图像生成上实现了质的突破,基于神经网络和深度学习的预训练语言模型,为自然语言处理技术带来了突破性发展。特别是生成对抗网络,能够把隐藏的大数据挖掘出来,生成符合类似数据的图案。因此,可以使用计算机中数据的表达形式,来结合具象和抽象图案学习一种图像风格,提取图案的具象与抽象特点,进行计算机生成新图像,为更适合当代的图像运用提供新的思路。计算机的快速反应使其在视觉领域的重要性与日俱增。在视觉领域这种想法的实施需要使用一个比较简单又特别的GAN结构来完成任务,在两个高清图片之间进行风格转化,此外,还会将一张普通的风景图片编辑成抽象与具象相融合的风格,近几年在计算机视觉领域,风格转化是主流方向。

《艺术化的神经网络算法》引领了这股潮流,该论文在事先测试好的卷积网络中对图片进行内容和风格上的调整。虽然这种方法能处理高清图片,但

它只能用一张图像作为参照,例如,它只能用《星夜》作为梵高整体绘画风格的参照,这不是大家想要的结果。为此,本文在实践基础上为生成对抗网络技术(GAN)输入所需要的大量抽象与具象画面结合的作品图片,试图捕捉抽象与具象相结合的个体案例的风格,再把这种风格运用在普通图像上,进行风格迁移的实验。这样就创造出一种利用GAN自动生成抽象与具象相融合风格的办法。从实验数据来看,这种办法能将训练数据的风格特征把握住,从而能有效地为这种风格的图像提供数据,具有拓展第一视觉(即肉眼所见的常规视觉)的作用,生成的图像经计算机算法生成后带有创意性、发散性、艺术性,能够运用在生产生活中的诸多视觉领域。

2 图像处理与GAN

2.1 图像处理的相关工作

目前,图像在设计领域的大部分应用还是挪用和重新组合不同视觉资料重新产生新的信息阶段,图像的来源简单直接,体现不出比较独特的艺术性,就会造成图像的运用没有新意。鉴于此,研究人员进行了大量研究,试图通过类似Photoshop等图形处理软件来处理图形和颜色,这种处理方式具有修饰图片功能和调色功能,在一定程度上丰富了原始图像的创意变化,不过在软件里修饰的图片都是在一致的口令下生成,缺少图片相互对比的差异性。例如,对一张照片的调整只能做到颜色调整亮一点或暗一点,拼贴一些其他图像或拿掉多余画面元素,但让自拍照在形式和颜色上转变为特定绘画风格的人像却无能为力,无法带来更多艺术中的可能风格。大部分图像都是以具象的绘画风格样式来智能生成图像,还有就是以设计类的抽象纹样为蓝本来智能生成图像风格,在图像拓展领域千篇一律。其研究较具代表性的有:吕沛在研究计算机算法前提下去研究图像智能生成艺术的特性通过自己的创作实验运用计算机的图像生成作为研究对象,探析智能生成艺术的表达形式,研究计算机语境下图像生成艺术的方式方法^[4]。因此,将特定的绘画风格资源融入智能设计,使常规图像也能赋予设计感及艺术性,提高创意设计图案的效率和质量,是智能辅助设计发展图像可能性的新思路。探索融合二者相辅相成的方法,是本文探究的核心。

2.2 GAN的相关工作

GAN自面世以来就吸引了广泛研究群体的关注,对比其他图像处理软件,GAN在创建新图像方面展示出了巨大的灵活性,GAN包括生成器(Generator,简称G)和鉴别器(Discriminator,简称D),其中生成器用来学习源数据的潜在数据分布,而鉴别器用以判断给出样本是否为真实数据。生成器

和鉴别器在一个动态的学习过程中相互竞争。生成器尝试生成越来越逼真的数据, 而鉴别器努力更准确地识别真假数据。理想情况下, 生成器和鉴别器会达到一种平衡, 其中生成器产生的数据足够逼真, 以至于鉴别器难以区分真伪。

GAN 的应用有着广阔的空间。例如, GAN 通过训练能隐式表示数据分布, 生成具有目标风格的图像。通过鉴别器和生成器的博弈过程, 得到从随机向量到真实图像数据的映射, 所得图像的质量能显著提高。

3 基于 GAN 的特定风格迁移的智能生成方法

3.1 建立网络结构

本文采用的是基于循环生成对抗网络 (CycleGAN) 改进的模型结构, 如图 1 所示, 通过在下采样层添加新的残差模块来进行多维度的特征提取, 提高图像的生成质量。如图 2 所示, 该网络结构包含两个生成器, 其目的都是通过一个域的样式输入图像来生成另一种域的样式图像。生成器是一个全卷积连接形式, 它的总体结构可以看作是由三部分所构成, 分别是编码部分 (Encoder), 转换部分 (transformer) 以及解码部分 (Decoder)。其中编码部分由三个卷积层和一个新型残差模块组成, 该部分主要用于进行图像的下采

样操作, 目的是缩小特征图尺寸, 降低参数计算量。编码部分的结构如图 3 所示, 第一层采用卷积核尺寸为 7×7 的卷积核, 通道数 64, 步长为 1 的卷积层。接着经过归一化层, 在原网络模型中采用的是批量归一化 (BatchNormalization, BN), 该方法的计算方式就是把样本沿着通道方向进行归一化处理。然而网络每次输入的批量大小为 1, 当批量大小越小时, 在计算过程中所得到的均值和方差并不能代表全局, 导致批量归一化的效果不是很理想。本文选择的是实例归一化层 (InstanceNormalization, IN), 该归一化过程是所有样本的各个通道的独立计算, 不受通道和批量大小的影响, 常用于风格迁移中的归一化处理。最后再经过激活函数, 本文选择使用 LeakyReLU 来代替原网络模型中的 ReLU, 以此来减少网络梯度的稀疏程度。第二个和第三个卷积层使用的卷积核尺寸为 3×3 , 步长为 2, 通道数分别为 128 和 256, 其中归一化层和激活函数与上述第一个卷积层相同。第四层则是采用一个 Res2Net 残差模块, 首先经过 1×1 卷积后, 通过对通道特征图进行平均分割, 得到特征图子集; 然后每个子集的通道特征图都会通过一个 3×3 的卷积层, 通过其他分组通道的卷积操作叠加, 相应的输出特征图对应原输入特征图子集的感受也会变大; 最后对所有的特征图子集进行通道级联并通过一个 1×1 卷积层将特征图传入转换器部分。

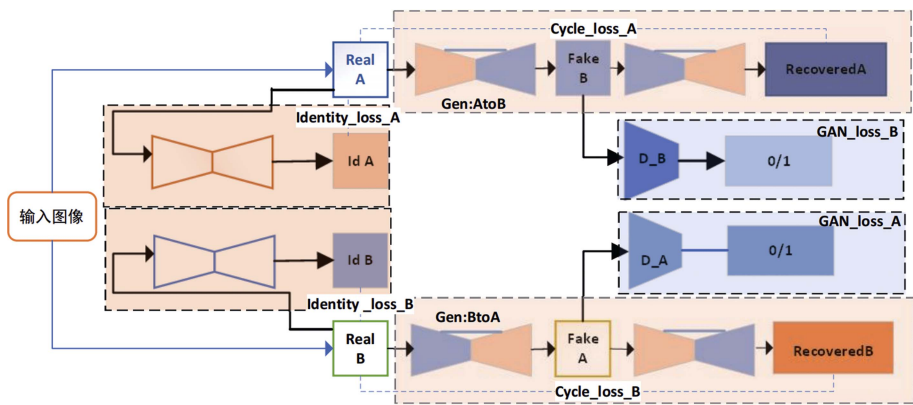


图 1 网络结构
Fig.1 Network structure

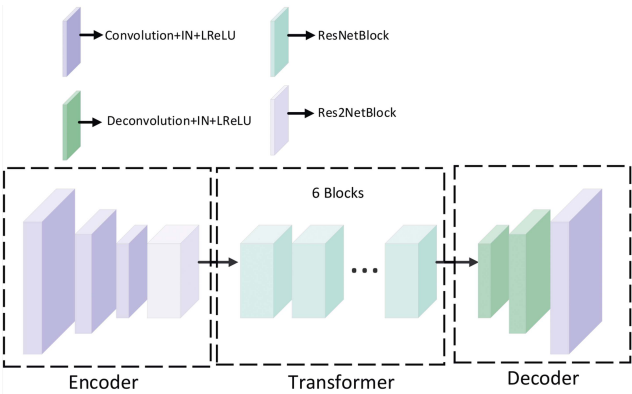


图 2 生成器网络结构
Fig.2 Generator network structure

转换部分的网络结构如图所示, 该部分使用的是 6 个原始的残差模块 (ResNetBlock), 结构如图 4 所示。首先通过一个卷积核个数为 256, 大小为 3×3 , 步长设置为 1 的卷积层, 接着依次通过实例归一化层和激活函数 LeakyReLU; 其次再经过一次上述的卷积和归一化操作; 最后将输出残差值和经过恒等映射的输入特征图相加。其目的是组合编码部分所提取的抽象特征, 通过对这些抽象特征的组合来将图像的特征从源域转换到目标域。

解码部分对转换部分的输出特征图进行解码, 通过两个卷积核个数分别为 128 和 64, 卷积核大小为 3×3 , 步长为 2 的反卷积层和一个卷积核个数为 3,

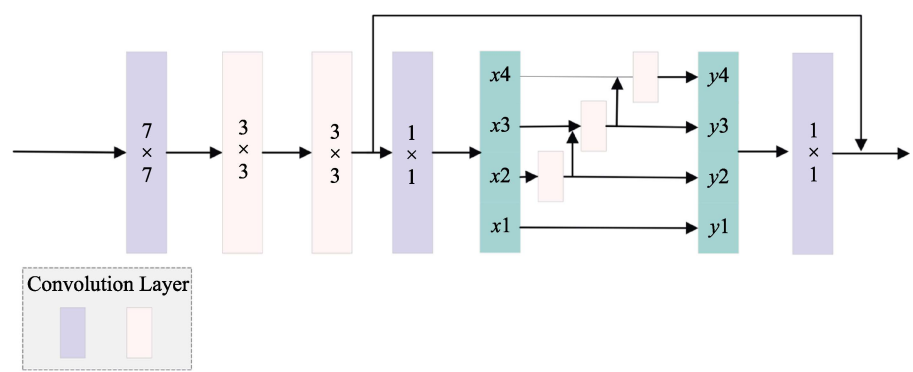


图 3 编码器网络结构
Fig.3 Encoder network structure

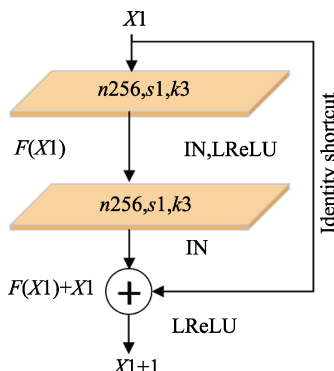


图 4 残差模块
Fig.4 Residual module

大小为 7×7 的卷积层将特征图还原, 变成目标域中的图像。

判别器采用的是 PatchGAN, 其结构如图 5 所示。判别网络由四层 Conv+SN+LReLU 和最后一层卷积层 Conv 组成, 其中 k 代表卷积核尺寸, n 代表卷积核个数, 即输出通道数, s 代表卷积步长。原始的生成对抗网络判别器的输出仅是一个评价 (True/False), 表示的是对生成器所生成的一整幅图像的评价。PatchGAN 设计成全卷积的形式, 图像经过多个卷积层后并不会直接输入到全连接层或者激活函数中, 而是利用最后一层卷积将输入映射为一个 $N \times N$ 的矩阵。该输出矩阵中的每个点即代表了原图像中的一个感受野, 对应了原图的一块区域 (patch), 取最

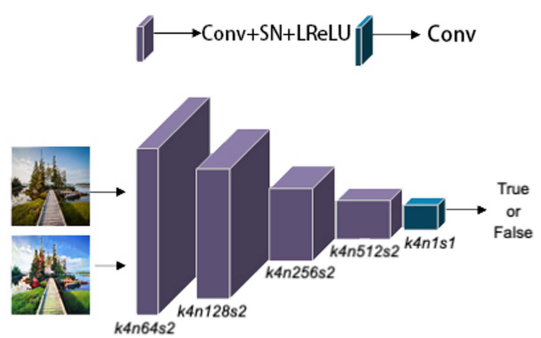


图 5 判别器网络结构
Fig.5 Discriminator network structure

后输出矩阵的均值来评价整体图像。由于该结构能够关注更多的图像区域, PatchGAN 在图像转换等任务中具有一定的高分辨率、高细节保持的优势。本文采用谱范数归一化的权重归一化技术来对 PatchGAN 中原有的批量归一化层进行替换, Patch 块的大小为的 70×70 。

3.2 数据图像库的构建

通过 GAN 来智能生成特定的抽象与具象融合 的图像风格, 需要创建一个有类似风格的图像数据库作为具象集。此数据库选择了由艺术工作者创作的, 大量带有抽象与具象风格相结合的, 特定绘画风格的作品图例, 图例多为两个层次构成, 底层由风景、场景、植物构成, 顶层由造型优美、线条流畅的抽象图像构成, 两种层面互为表里, 相辅相成, 融合得松动自然。再利用深度学习方法对此风格类型的特征进行训练, 为以后利用 GAN 转换此类型特征的图像做好准备。其次, 创建一个相机直接获得的图片库作为具象集, 包括风景、场景、建筑、人物等内容, 作为计算机生成风格迁移的图像库, 为后期利用生成对抗网络模型建立类似风格类型的图像提供准备, 如图 6 所示。

3.3 图像提取

在抽象与具象相融合图像智能辅助生成的提取过程中, 如何延续与保持抽象与具象融合的艺术特色丰富生成图像的风格, 使其符合现代审美是需要重点探讨的问题, 本文试图在提取数据库图片过程中, 对所呈现的抽象与具象相融合的美学特点进行最大化的保留。在形式美的层面上, 选择了类似流动的线条和色带作为抽象的基本形式, 在这种较透明的线条和色带下能够隐约看出底层的具象形象。两个层次在图像中的对比和结合, 既提供了一些熟悉的视觉, 又通过抽象化干扰形成了基于图像的特殊美感, 造成一种既熟悉又陌生的感受, 既保留了图像本身的可辨识度, 又通过处理使图像增加了抽象构成的美感。在转化美的层面上, 将这种经过处理的抽象与具象的融合作为智能生成的基本单位元素, 以风格迁移作为图像

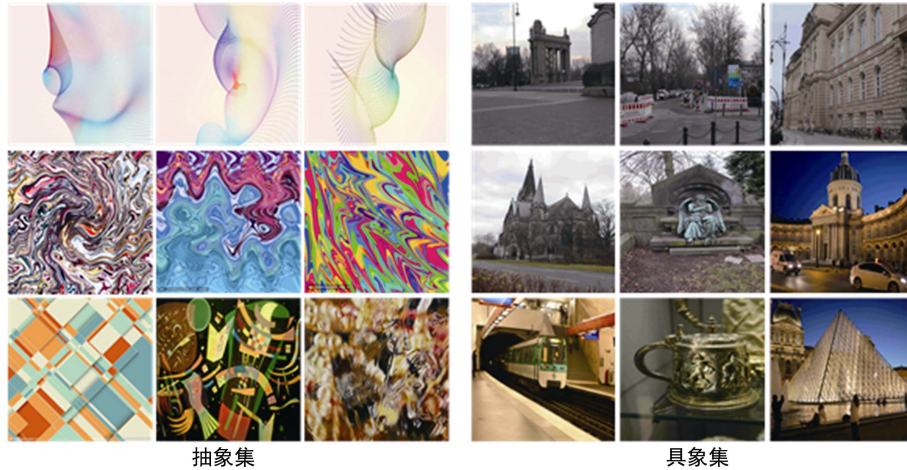


图 6 数据集
Fig.6 Data set

生成的流程依据, 转换图像特征赋予新的信息。经过计算机深度学习并风格迁移后的图片, 把抽象与具象风格相融合的生成图像风格化迁移, 生成新的风格化图像。

4 抽象与具象相融合风格迁移的实验过程

4.1 实验环境

本文实验是在操作系统版本为 Ubuntu16.04, 处理器为 Intel Core i9-10940X, 内存为 64 GB, 显卡型号为 NVIDIA GeForce RTX 3080 Ti 的服务器上进行网络模型训练。所有实验(除对比实验外)使用的 Python 版本均为 3.8.5, 使用的深度学习框架及版本号为 PyTorch1.7.0, CUDA 及 CUDNN 的版本分别为 10.1 和 7.6。

4.2 实验参数设置

本文实验使用的是自适应矩估计优化算法 Adam 对网络模型进行训练, 共训练 300 个周期, 训练过程中的批次大小设置为 1, 初始学习率为 0.000 2。实验中的卷积层全部使用激活函数 LeakyReLU, 斜率设置为 0.2。将总损失函数中的循环一致性损失的权重设置为 10。前 150 个训练周期保持初始学习率不变, 并在接下来的 150 个训练周期学习率线性衰减至 0。

4.3 评价指标

在图像风格转换的图像质量评价方面, 除直接通过人眼主观感受来评判风格转换后图像的质量以外, 还应该有关观的评价指标。本文实验主要使用了包括峰值信噪比 (PSNR)、结构相似度 (S)、Frechet Inception 距离分数 (FID)、Kernel Inception 距离分数 (KID) 这 4 种评价指标来对风格转换结果进行分析。其中 PSNR 和 SSIM 对生成图像本身质量进行量化, FID 和 KID 则通常用来评价生成图像的总质量和多样性。

峰值信噪比 (PSNR), 是一种常用于衡量图像

质量的客观评价指标, 用来测量失真图像和原图像之间的可视化误差。已广泛应用于图像处理领域。其中 MSE 表示原图像 x 和参考图像 y 在每一个像素点上的均方误差, MAX_I^2 表示图像可能的最大像素值。PSNR 值越大, 表明生成图像相对于原图像的失真程度越小, 生成图像质量越好, 其计算见式 (1)~(2)。

$$M = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W \{x(i, j) - y(i, j)\}^2 \quad (1)$$

$$P = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{MAX_I^2}{M} \right) \quad (2)$$

结构相似度 (S), 这是一种通过亮度、对比度、结构三个方面来衡量图像间相似性的评价方法。均值可用于对图像亮度的估计, 标准差用于图像对比度的估计, 协方差作为结构相似程度的计算。结构相似程度 (S) 的值越大, 就代表生成图像和原图像的相似程度高, 图像质量就越好, 其计算见式 (3)。

$$S(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (3)$$

式中: x 和 y 表示的是图像, μ_x 和 μ_y 分别表示图像 x 和 y 的像素平均值, σ_x^2 和 σ_y^2 是 x 和 y 的方差, σ_{xy} 表示 x 和 y 的协方差。

Frechet Inception Distance (F) 常被用于评估生成对抗网络模型生成图像的质量, 它是计算真实图像和生成图像的特征向量之间距离的一种度量。 F 通过 Inception V3 网络模型提取真实图像和生成图像的特征, 再利用高斯模型进行特征空间上的建模, 计算图像的均值和协方差来将输出归纳为一个多变量高斯分布, 最后由 Frechet 距离 (又称 Wasserstein-2 距离) 来计算这两个高斯分布间的差异。 F 分数越低表明两组图像越相似。 F 计算见式 (4)。

$$F = \mu_r - \mu_g^2 + T_r \left(\sum_r + \sum_g - 2 \left(\sum_r \sum_g \right)^{1/2} \right) \quad (4)$$

Kernel Inception Distance (KID), 与 FID 指标相似,但是 KID 通过计算 Inception 表征 之间的最大均值差异的 M_{MMD}^2 来度量两组样本之间的差异。若 M_{MMD} 距离越小,则表示真实图像和生成图像的数据分布越接近,两组图像越相似。计算 M_{MMD} 距离时,首先要选择一个核函数 $k(x, y)$, 它将真实图像和生成图像这两个样本映射为一个实数,则 M_{MMD} 距离见式 (5)。

$$M_{MMD}^2(P_r, P_g) = E_{x, x' \sim P_{data}} [k(x, x')] -$$
$$2E_{x \sim P_{data}, y \sim P_g} [k(x, y)] + E_{y, y' \sim P_g} [k(y, y)]$$

(5)

4.4 消融实验与结果分析

本实验是在原 CycleGAN 的网络结构下进行了两处改动,首先在判别器中加入了谱范数归一化层来对原本的批量归一化层进行替换,稳定判别器性能,进而加强生成器网络的性能,从而提升图像转换的质量;其次是对下采样特征提取时添加了新型残差模块 (Res2Net), 该模块通过分组卷积的方式来提取更丰富的特征,更好地实现风格上的转换,进一步促进风格转换图像的质量。

为了验证网络结构改动的有效性,本实验基于改进后的网络结构,在抽象数据集和具象数据集上进行了四组消融实验。第一组消融实验是对传统的 CycleGAN 不作任何的改动;第二组实验是在判别器中添加了谱范数归一化;第三组实验是在网络模型下采样的最后一层加上新的残差模块,除此之外,相较于第一组无任何改动;第四组消融实验则是使用改进后的模型。利用四组消融实验的结果及上文所提出的评价指标进行定量和定性分析,以此验证对于网络的改动是否有效,消融实验结果如图 7 所示。

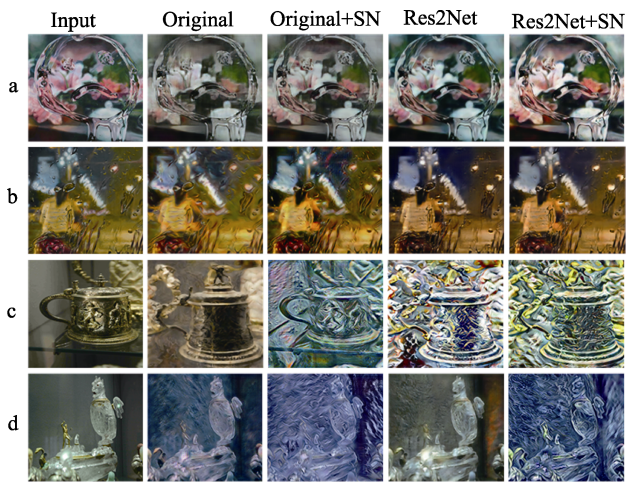


图 7 消融实验对比结果
Fig.7 Ablation experiment comparison results

从消融实验结果图 (见图 7) 中可以看出输入图像 (Input), 都是选用的测试集中图片, 通过四组不同的实验来对其进行转换, 转换后的图像通过定性和

定量分析来证明本实验的有效性。图 7 第二列所示的是原版 CycleGAN 风格转换后的图像 (Original), 4 张图像有明显风格上的转换, 保留了相应原图像域中的结构, 并且也学习到了抽象图片的纹理和色彩。然而此时的网络模型学习还不够稳定, 导致了一定程度上的图像崩坏。为了验证实验结果是否由网络训练时的不稳定所导致, 本实验在原版网络结构的基础上添加了频谱归一化 (Original+SN), 以此来稳定网络模型的训练, 其实验结果如图 7 第三列所显示。由图 7 第三列所示的 4 张风格图像可以看出, 一些模糊像素块已经有了一定程度的缓解, 网络模型的过度学习现象得到缓解, 第 3 张和第 4 张依旧很好地学习到了原图像域中的色彩结构。说明判别器中增加了频谱归一化层后对网络模型起到了稳定训练的作用。为了网络模型能保留更多原图像域中的色彩, 本实验在原版生成器的下采样层的最后一层加入了 Res2Net 残差模块, 通过多层次的特征提取来更好地保留原图像域的特征。虽然加入的 Res2Net 让图像质量得到了提升, 但还是会由于网络模型的稳定性不够而导致图像出现局部失真的现象。针对这个问题, 本实验最后在判别器中加入了频谱归一化, 实验结果如图第五列所示, 风格转换图像没有由于训练不稳定导致图像质量差的情况, 而且也很好地学习到了目标域的风格。

本实验采用上文提到过的 4 种评价指标 PS NR、SSIM、FID 及 KID 来对上述消融实验结果进行定量分析。图 7 消融实验结果图的各类评价指标值如表 1~4 所示。

表 1 消融实验中生成图像的 PSNR 对比
Tab.1 PSNR contrast of the generated images in the ablation experiment

Method	Sample	
	a	b
Original	15.089 0	15.890 5
Original+SN	15.815 1	17.524 8
Res2Net	16.247 3	18.300 8
Res2Net+SN	17.436 8	18.764 1

注: a 为抽象集, b 为具象集。

表 2 消融实验中生成图像的 SSIM 对比
Tab.2 SSIM contrast of images generated in ablation experiments

Method	Sample	
	a	b
Original	0.758 9	0.730 3
Original+SN	0.768 7	0.732 4
Res2Net	0.789 6	0.766 4
Res2Net+SN	0.817 9	0.773 9

注: a 为抽象集, b 为具象集。

根据表 1~2 中的两项指标 PSNR 和 SSIM 的值可知,判别器网络中添加了频谱归一化后的实验结果要优于传统的网络结构。这说明频谱归一化的使用能够在一定程度上提升网络的性能。使用了新型残差模块的 Res2Net 在指标性能上更加优于仅加入了频谱归一化的原网络结构模型,这说明 Res2Net 的加入更好地保留了原图像域的色彩信息和纹理、结构等特征,对网络模型起到了一定的优化作用。为了进一步提

高生成图像质量、保留有效信息和稳定网络的性能,在 Res2Net 的基础上再加入频谱归一化,最后实验结果也证明了这种结构搭配的有效性。为了能使实验更加具有说服力,在消融实验每种网络结构的真实图像集合及相应的生成图像集合上进行了 FID 和 KID 两种指标的评价。评价结果再次验证了改进后的网络结构性能,评价结果如表 3~4 所示。

表 3 消融实验中生成图像的 FID 对比
Tab.3 FID contrast of images generated in ablation experiments

Method	Sample	
	a	b
Original	80.36	80.36
Original+SN	79.13	77.35
Res2Net	78.27	80.23
Res2Net+SN	75.55	76.36

注: a 为抽象集, b 为具象集。

表 4 消融实验中生成图像的 KID×100 对比
Tab.4 KID×100 contrast of the images in the ablation experiments

Method	Sample	
	a	b
Original	80.36	1.89
Original+SN	79.13	1.32
Res2Net	78.27	0.78
Res2Net+SN	75.55	0.67

注: a 为抽象集, b 为具象集。

5 个性化绘画元素文创产品生成系统设计

5.1 个性化文创的类别

基于如图 7 所示的消融实验对比图,实验出一组由 GAN 生成的图像,通过对艺术家个人 IP 的分析,确定以下文创设计载体:海报设计、卡片设计及包装设计。海报设计作为艺术家画展的重要宣传媒介,可将在抽象数据集和具象数据集上进行了四组消融实验的图像作为海报的视觉形象,是艺术家个性化海报定制的一个新选择,如图 8 所示;文创系列产品中的卡片设计可运用于艺术家的作品介绍,还可成为明信片或书签便于观众携带,是个性化绘画元素文创产品设计的一个大众纸媒,如图 9 所示;包装设计作为艺

术家画展衍生品与受众的沟通媒介,在艺术家个人 IP 打造中提升绘画元素的原创性。综上所述,个性化绘画元素文创产品生成系统设计既提高图像利用的艺术性和丰富性,又对艺术家作品知识产权起到一定保护作用,如图 10 所示。

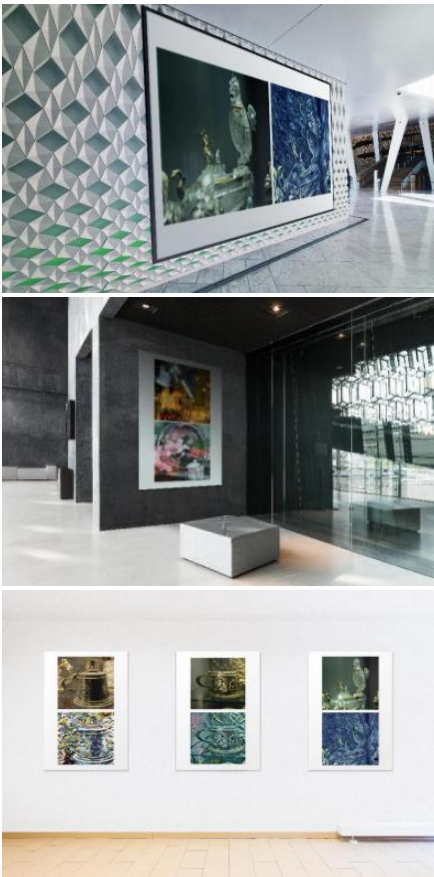


图 8 海报设计中的应用
Fig.8 Application in poster design

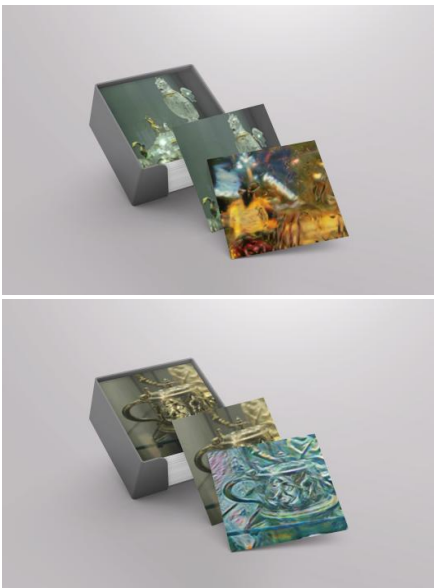


图 9 卡片设计中的应用
Fig.9 Application in card design



图 10 包装设计中的应用
Fig.10 Application in packaging design

5.2 抽象符号的多样性

由消融实验可以看出,将具象图案进行特定风格抽象化的图像风格迁移方法,能够有效地生成新的风格图像,并运用于产品生成系统设计中,不过在产品设计中,为了避免大量图像风格的雷同,与具象图像相关联的抽象符号形式的多样性成为必须考虑的问题,其解决办法的方向一方面是让计算机学习大量艺术史中每一个阶段的美术作品中的信息,如文艺复兴阶段作品中庄严永恒的特点,印象主义中作品的丰富色彩变化、主观的形色搭配;超现实主义作品里的奇异荒诞等信息;另一方面,根据设计图像的产品所需传达的信息和艺术史中的各个阶段所传递的视觉信息特征进行匹配,例如,如果产品宣传的是高端、稳重、豪华等信息,那么可以将古典主义的风格所生成的抽象图案运用于包装设计中;如果产品需要传达的是年轻化、时尚等信息,那么可以运用艺术史中未来主义、印象主义、超现实主义的热情洋溢、五彩缤纷夸张且具个性的图像特点进行图像的综合生成,可以灵活运用,由此可以丰富由具象图像和抽象图案生成新图案的种类,并有针对性地运用于设计中。

6 风格迁移算法在艺术文创产品设计评价体系的建构

通过对风格迁移算法在艺术文创产品设计的开发,提供了个性化绘画元素文创产品生成系统设计,提升了艺术文创产品附加值。设计的评价是指依据一定的原则,采取一定的方法和手段,对设计所涉及的过程及结果进行事实判断和价值认定的活动。评价作为一种具有客观性、可量化、可比性、层次性的评估工具,对其文创产品的开发发挥着重要作用,对艺术文创产品的评价,不仅需要考虑产品本身的设计内容,还需要考虑产品的实用价值与文化价值。

另外,风格迁移算法可将不同的艺术风格应用于产品设计中,评价体系应根据文创产品设计中风格迁移的程度和效果,以及是否较好地传达了特定艺术风格或主题。确定适合产品的艺术风格和主题,确保与

产品的目标和受众相契合,不同的艺术风格可能适用于不同类型的文创产品,分析风格迁移算法对产品设计 with 特定品牌、文化或艺术风格的关联程度,以及这种关联是否对产品的品牌形象和价值产生积极的影响。例如,在艺术文创产品专家评估系统平台中,平台有展示设计作品与评价的功能,可以通过文创效果图的展示来降低此文创产品的开发成本、市场和用户满意度的调查成本。综上所述,目前评价体系还明确需要这些方面的评估标准,从而有助于评估设计方案的质量、实用性、艺术性与美学评价和市场预期等综合效果。

7 结语

本文提出了一种特定的图像风格迁移的方法,以特定的绘画语言风格结合生成对抗网络赋能了图像多元化、艺术化的重构,为图像在设计中的变化和方法体系开创了广阔的可能性,使人工智能助力文化的创造和衍生产生了新态势。本文将一种特定的抽象与具象相融合的绘画风格应用于风格迁移选择的图像中,用计算机深度归纳整理了抽象符号的美学特点,基于这种风格特点提出了智能辅助进行风格转化的方法,提出了图像风格提取、图像生成技术的可行办法,并用生成对抗网络对原始数据实现了具有特定风格并且质量较好的图像的智能生成,彰显了生成对抗网络的时效性。同时,由于智能生成仍然具有一些局限性,如更创造性的再生成与具象图像相关联的抽象符号形式的多样性,并未涉及,如果能调控生成的结果,通过修改特定的方式和参数生成特定的形状或可以解决,这涉及 GAN 潜在方式的探索研究,可作为进一步研究的方向。基于生成对抗网络对特定风格图像的研究,能辅助设计师进行图像风格创造,减少创意图像制作的重复性操作,提高图像利用的艺术性和丰富性,为智能赋能图像的再创造提供了新方向。

参考文献:

- [1] 王海宁. 自然语言处理技术发展[J]. 中兴通讯技术, 2022, 28(2): 59-64.
WANG H N. Development of Natural Language Processing Technology[J]. ZTE Technology Journal, 2022, 28(2): 59-64.
- [2] 刘霞. 2022 年计算机视觉领域五大发展趋势[N]. 科技日报, 2022-03-28(4).
LIU X. Five Development Trends in Computer Vision Field in 2022[N]. Science and Technology Daily, 2022-03-28(4).
- [3] 万露. 强 PUF 抗机器学习攻击方法研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2019.
WAN L. Research on Strong PUF Resisting Machine Learning Attack Method[D]. Changsha: Hunan Univer-

- sity, 2019.
- [4] 吕沛.机器学习语境下的图像生成艺术研究[D]. 中央美术学院, 2019.
LYU P. Research on Image Generation Art in the Context of Machine Learning[D]. Central Academy of Fine Arts, 2019.
- [5] 张晶, 祝子怡. 艺术与技术的交响——本雅明机械复制时代艺术理论研究[J]. 淮北师范大学学报(哲学社会科学版), 2020, 41(1): 92-97.
ZHANG J, ZHU Z Y. Symphony of Art and Technology—Research on Art Theory in the Age of Benjamin's Mechanical Reproduction[J]. Journal of Huaibei Normal University (Philosophy and Social Sciences), 2020, 41(1): 92-97.
- [6] 李开复, 王咏刚. 人工智能[M]. 北京: 文化发展出版社, 2017.
LI K F, WANG Y G. Artificial Intelligence[M]. Beijing: Cultural Development Press, 2017.
- [7] 鲁道夫·弗里林迪特尔·丹尼尔斯编. 媒体艺术网络: Medienkunst im überblick[M]. 潘自意, 陈韵, 译. 上海: 上海人民出版社, 2014.
RUDOLF F, DIETER D. Medien Kunst Netz.1. Medienkunst im Überblick[M]. PAN Z Y, CHEN Y, Translated. Shanghai: Shanghai People's Publishing House, 2014.
- [8] 史蒂文·约翰逊. 我们如何走到今天[M]. 中信出版社, 2016.
JOHNSON S. How We Got to Now: Six Innovations That Made the Modern World[M]. CITIC Press, 2016.
- [9] 王帆. 人工智能作为创造性媒介重塑视觉艺术[J]. 中国艺术, 2020(6): 69-76.
WANG F. Artificial Intelligence Can Rebuild the Visual Art as a Creative Medium[J]. Chinese Art, 2020(6): 69-76.
- [10] PARK J G. Environmental Color for Pediatric Patient Room Design[D]. Texas: A&M University, 2007, 31(1): 34-35.
- [11] 田莹, 王亮, 丁琪. 基于深度学习的图像语义分割方法综述[N]. 软件学报, 2019, 40(2): 256-262.
TIAN X, WANG L, DING Q. Review of Image Semantic Segmentation Methods Based on Deep Learning[N]. Journal of Software 2019. 40(2): 256-262.
- [12] 赵飞鸿. 基于金融类客户画像的二分K均值算法分析研究与应用[J]. 中国科学院大学(工程管理与信息技术学院), 2016, 2019(5): 81-87.
ZHAO F H. Research and Application of Binary K-Means Algorithm Based on Financial Customer Portrait[J]. University of Chinese Academy of Sciences (School of Engineering Management and Information Technology), 2016, 2019(5): 81-8.
- [13] 苏常保, 龚世才. 基于深度学习的人物肖像全自动抠图算法[J]. 图学学报, 2022, 43(2): 247-253.
SU C B, GONG S C. Fully Automatic Matting Algorithm for Portraits Based on Deep Learning[J]. Journal of Graphics, 2022, 43(2): 247-253.
- [14] 王文韵, 黄根春, 田猛, 等. 基于上下文学习的轻量级自动抠图算法[J]. 计算机工程与设计, 2022, 43(1): 94-100.
WANG W Y, HUANG G C, TIAN M, et al. Lightweight Automatic Matting Algorithm Based on Context Learning[J]. Computer Engineering and Design, 2022, 43(1): 94-100.
- [15] 周宏伟. 艺术设计与人工智能的关系研究[J]. 艺术与设计(理论), 2019(S1): 26-27.
ZHOU H W. Research on the Relationship between Art Design and Artificial Intelligence[J]. Art and Design, 2019(S1): 26-27.
- [16] 照. 人工智能作画盛行[J]. 机器人技术与应用, 2022(6): 7.
ZHAO. Artificial Intelligence Painting is Popular[J]. Robot Technique and Application, 2022(6): 7.