

特定风格剪纸艺术的智能生成

乔锦浩, 肖懿, 崔誉丹, 季铁

(湖南大学, 长沙 410082)

摘要: **目的** 针对剪纸智能生成中剪纸的地域性和风格性问题, 探索一种能够生成特定风格剪纸的智能生成方法。**方法** 以侗族剪纸为研究对象, 对其进行纹样分析, 得到其中应用比较广泛的花草纹样。然后, 根据花草纹构造特征进行分解, 重构出数量较多的保留侗族剪纸风格的图案, 同时通过数据增广的方式获得侗族剪纸花草纹数据集。基于该数据集, 提出使用生成对抗网络来拟合花草纹数据集的数据分布, 生成侗族剪纸风格的纹样。**结果** 生成的纹样图像质量较高, 线条流畅、优美, 符合侗族剪纸风格。**结论** 通过生成对抗网络学习侗族的剪纸风格, 取得了较好效果, 为特定风格剪纸的智能生成和非物质文化遗产传承提供了新的思路。

关键词: 剪纸; 侗族剪纸; 生成对抗网络; 智能生成

中图分类号: TB472 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2021)14-0074-07

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2021.14.008

Intelligent Generation for Specific Style of Paper-Cutting Art

QIAO Jin-hao, XIAO Yi, CUI Yu-dan, JI Tie

(Hunan University, Changsha 410082, China)

ABSTRACT: Aiming at the challenge of the regionalization and stylization of paper-cutting, this paper explores an intelligent design method which can generate paper-cutting in specific style. Given this, taking Dong minority paper-cutting as the research object, pattern analysis was conducted to obtain the flower and grass patterns which were more widely used among them. Then according to the structural characteristics of flowers patterns, a large number of patterns retaining the Dong paper-cutting style were reconstructed. After that, Data augmented methods were applied to obtain the final Dong minority paper-cutting flower dataset. On this dataset, a generative adversarial network was proposed to fit the data distribution of the flowers pattern, and eventually generate the diversity flower patterns with smooth and graceful lines and Dong paper-cutting style. This paper achieves better results in learning the Dong paper-cutting style through generative adversarial networks, and provides a new idea for the intelligent design of specific style paper-cutting and the inheritance of intangible cultural heritage.

KEY WORDS: paper-cutting; Dong minority paper-cutting; generative adversarial network; intelligent generation

剪纸艺术是我国广为流传的民间艺术之一, 其用途广泛、类型丰富、特点鲜明, 具有很强的艺术魅力, 由联合国教科文组织批准列入《人类非物质文化遗产代表作名录》。剪纸艺术很大程度上是由创作者对生活中常见的事物、人民的信仰、美好的期待等, 通过抽象、变形、夸张等手法表现出来的。它在传统装饰、民俗、艺术等方面拥有不可或缺的重要地位, 是全人

类的宝贵艺术财富, 也是中华民族的艺术精神的突出表现形式之一。

1 研究背景

在千百年的发展中, 剪纸受到诸多因素影响, 如民俗、生产、政治、宗教、历史等, 这导致剪纸风格

收稿日期: 2021-02-16

作者简介: 乔锦浩(1995—), 男, 河南人, 湖南大学博士生, 主要研究方向为人工智能、图形图像处理、智能设计方法。

通信作者: 肖懿(1984—), 男, 湖南人, 博士, 湖南大学教授, 主要研究方向为智能设计方法、机器学习、图形图像处理。

具有鲜明的特色,呈现出较强的地域性。传统北方流派的剪纸豪放大气、纯朴浑厚,而南方流派剪纸则线条优美、纤细秀丽,见图 1。然而,这种划分略显粗糙,尤其是少数民族剪纸,因为其反映着独特的民俗和文化,所以呈现出不同于南方和北方流派的风格性和艺术性。

三江侗族剪纸最早起源于侗族刺绣,在绣制纹样时,将剪纸放在绣布下,直接参照剪纸的纹样进行绣制,它是制作侗族刺绣的基础。广西壮族自治区一三江侗族自治县同乐乡覃奶时清老人是侗族优秀的剪纸和刺绣民间艺术的传承人。覃老太太创作时不用事先笔画布局,全凭想象直接下剪,一气呵成,能剪出布局合理、极富感染力的剪纸^[1]。她善用弯曲的线条来表达事物,手法流畅,她创作的飞禽走兽奇特可爱、花鸟鱼虫自然生动。覃老太太创作的龙纹和风纹剪纸示例,见图 2。覃老太太创作的剪纸线条优美、玲珑剔透、生动有灵、自然自若,具有较强的完整性与和

谐性,其风格明显区别于传统的南方剪纸和北方剪纸。

由于侗族剪纸传承人覃老太太已至耄耋之年,生活状态和剪纸状态都大不如前,不能与全盛时期相比,并且剪纸手法也有明显的卡顿,很难剪出非常大型的作品了。同时,在新兴产业冲击下,剪纸这类传统手工艺行业的传承越来越困难。因此,侗族剪纸的发展与传承急需结合当前最新的,以人工智能为代表的新技术进行转型,寻找新机遇。

近年来,人工智能和深度学习在图像处理和图像生成上展现出了巨大潜力,尤其是生成对抗网络(Generative adversarial network,简称 GAN)能够学习到数据的潜在分布^[2],从而生成符合源数据风格的图像。因此期望使用人工智能的方法来学习这种侗族剪纸纹样的风格,从而实现在保持侗族剪纸风格的基础上进行智能生成,为侗族剪纸的传承提供新的思路。然而由于基于 GAN 的方法往往需要大量的训练数据,但目前能收集到的具有特定风格的侗族剪纸数量往往很难达到网络训练的要求。为此,本文首先分析了侗族剪纸的元素组成与构图规则,在已收集到的数据中提取最常用的花草图样,并利用设计学与计算机的方法进行数据增强,最后构建一个包含 2 200 张 256 像素×256 像素的侗族剪纸风格的花草纹样的数据集。并在此基础上,提出一种基于 GAN 的自动生成侗族风格的剪纸方法。实验结果表明,运用该方法生成的花草图样能较好地符合训练数据的风格特征,能有效为该风格的剪纸设计提供参考素材。

2 相关工作

2.1 剪纸智能生成相关工作

目前,绝大部分剪纸设计仍然处于手工阶段。手工剪纸设计过程复杂、设计周期长;同时如果剪纸工作者对手工剪纸技术不熟悉,那么设计难度会更大,尤其对于侗族剪纸这类具有鲜明特色的剪纸类型而言,人工学习剪纸的精髓和韵律会变得更加困难。有鉴于此,研究人员进行了大量研究,试图通过计算机算法辅助提高剪纸设计的效率。张显全等人^[3]通过分析手工剪纸动物形象,分解出了构成剪纸的基本纹样并构建了纹样库,设计师只需要在确定动物形象轮廓后选择适当纹样嵌入即可完成创作。与其类似,雷鸣^[4]在建立纹样库的基础上引入了相交判断系统和鼠标交互系统,优化了剪纸生成的质量和灵活性。刘涛等人^[5]对剪纸造型进行了分析和概括,利用遗传算法生成了剪纸纹样,以构造更丰富的纹样库。刘丽娜^[6]应用非真实感图形绘制技术,更换了剪纸的局部纹样,使得生成的剪纸形象更加灵活多变。陈佳舟等人^[7]提出了一种基于图像的剪纸自动生成方法,使将任意数码照片自动转化为剪纸图形变为现实。虽然以上方法都以剪纸的智能生成为目的,但是都忽略了剪



(A) 北方剪纸《抓髻娃娃》(陕西)



(B) 南方剪纸《童趣》(福建)

图 1 南北方剪纸示例

Fig.1 The examples of southern and northern paper cutting



图 2 龙纹和风纹剪纸示例

Fig.2 The example of gragon pattern and phoenix pattern paper-cutting

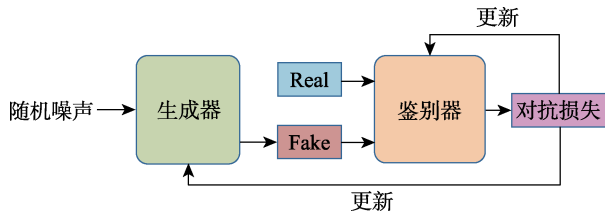


图3 GAN 基本框架
Fig.3 The basic framework of GAN

纸的地域性和风格性,导致生成的剪纸风格倾向于平均,无法保留如侗族剪纸这样的带有地域色彩的风格。

2.2 GAN 相关工作

自 GAN 被提出以来,迅速引起了研究者广泛关注,其在图像生成任务上更是展示出了巨大的优越性。GAN 基本框架见图 3。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。生成器尽可能地使生成的数据被鉴别器判断为真,而鉴别器则尽可能地将真实数据判断为真,将生成数据判断为假,两者在彼此对抗的过程中进行学习。最终生成器生成数据与真实数据具有相似数据分布,而鉴别器无法分辨出所谓数据的真假。

GAN 的优化过程,本质上是生成器和鉴别器构成动态的博弈过程,优化函数:

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim P_{data}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim p_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (1)$$

其中: x 表示真实图像, z 代表输入生成器的随机向量, $G(z)$ 代表随机向量经过生成器后生成的图像。 $D(x)$ 为鉴别器认定 x 为真实数据的概率, $D(G(z))$ 则表示鉴别器判定 $G(z)$ 为真实数据的概率。

由于原始 GAN 在生成质量和训练稳定性方面有一定的局限性,后来,研究者针对这些弊端进行了一系列的改进。WGAN^[8]使用 Wasserstein 距离来度量真实数据分布与学习生成分布之间的相似性,从而在一定程度上缓解了 GAN 出现的模式崩溃情况。WGAN-GP^[9]提出使用梯度惩罚策略来代替 WGAN 中的权重截断,产生了良好的图像并极大地避免了模式崩溃。LSGAN^[10]使用最小二乘损失函数代替 GAN 的损失函数,缓解了 GAN 训练不稳定和生成图像质量差、多样性不足的问题。SAGAN^[11]将自注意力机制引入到 GAN 中同时将谱归一化应用于生成器和鉴别器中的权重,生成了较高质量的图像。BIG-GAN^[12]通过大参数量获得了最大的性能提升,生成了难以分辨真假的高分辨率图像。在图像到图像风格转换领域中, Pix2Pix^[13]采用成对数据集,并且将目标域的图像作为监督信息来完成图像到图像的风格转换工作。Cycle-GAN^[14]在非平行数据集下,通过循环一致性损失,使用两个生成器和两个鉴别器完成风格转换任

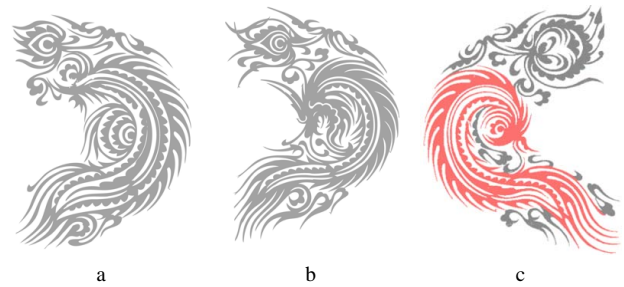


图4 侗族剪纸风纹和龙纹
Fig.4 The phoenix and dragon patterns in Dong papercutting

务。Star-GAN^[15]通过引入风格标签,使用一个生成器实现了多个风格之间的图像转换任务。

在智能生成中, GAN 有着广阔的应用前景。一方面, GAN 通过学习能隐式表示数据分布(如风格、色彩等),实现无监督学习,生成大量具有目标风格下图像。另一方面, GAN 主要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,能得到更高质量的图像。

3 基于 GAN 的特定剪纸艺术的智能生成方法

3.1 侗族花草纹剪纸数据集构建

要利用 GAN 来进行特定风格剪纸艺术的智能生成,首先需要构建一个相应的剪纸数据集。侗族剪纸大致可以归类为动物纹和花草纹,其中花草纹一般与动物纹一起作为构成剪纸的组成部分。侗族剪纸风纹(图 4a 和 4c)和龙纹(图 4b)在剪纸纹样中,动物纹一般作为剪纸主体,突出剪纸反映的主题,而植物纹作为动物纹样的装饰,一般起着均衡构图的作用,如图 4w 中,红色表示凤纹主体,上半部分灰色为花草纹,起装饰作用。花草纹通常由侗族居住地盛产的植物抽象而成,造型优美、线条流畅。以在侗族剪纸中被广泛运用的花草纹为研究对象,以能达到自动生成丰富多样的花草纹为目标。首先对剪纸进行形意解构研究,拆解原版剪纸,得到原版纹样中剪纸的花草纹样,见图 5。在拆解过程中发现,花草纹的构图构成大致有对称性质,基于此以已有的花草纹为基础,提取其中对称部分随机组合,构造新的花草纹。构造新花草纹的过程见图 6。

经过对花草图案的分析和对对称花草图案的重构,共获得 220 张不同花草纹样,部分数据,见图 7。然而这些数据对深度学习来说体量仍然较小,因此在此基础上对这些图像进行数据增广,得到共 2 200 张图像的花草纹样数据集。具体增广方式:图像内容缩小,图像内容放大,左右镜像,纵向压缩(共进行 2 次),横向压缩(共进行 2 次),仿射变换(共进行 3 次)。数据增广示例见图 8。

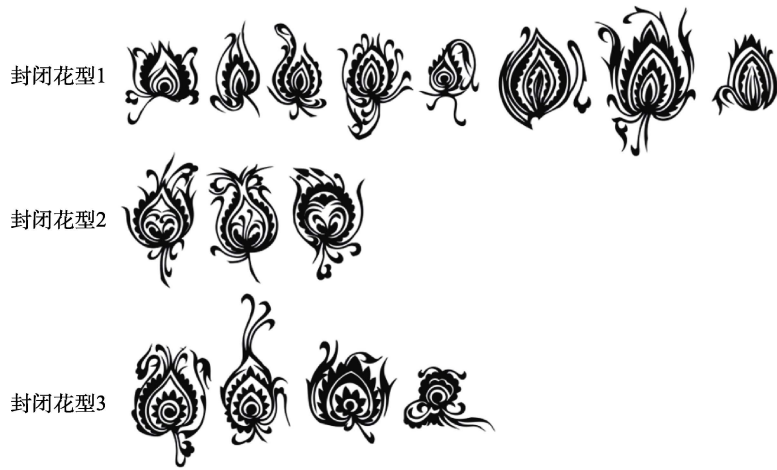


图 5 花草纹分类示例
Fig.5 The classification of flower pattern

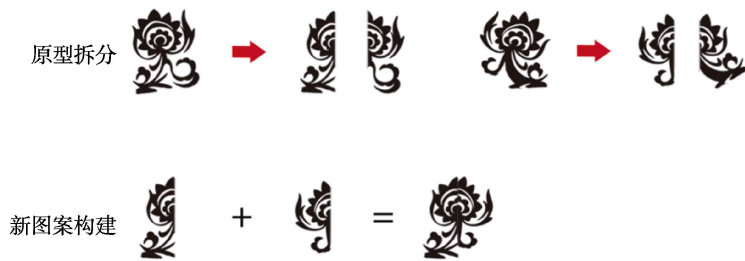


图 6 构造新花草纹的过程
Fig.6 The process of forming new flower patterns



图 7 花草纹样重构数据（部分）
Fig.7 The reconstructed of flower patterns (partial)

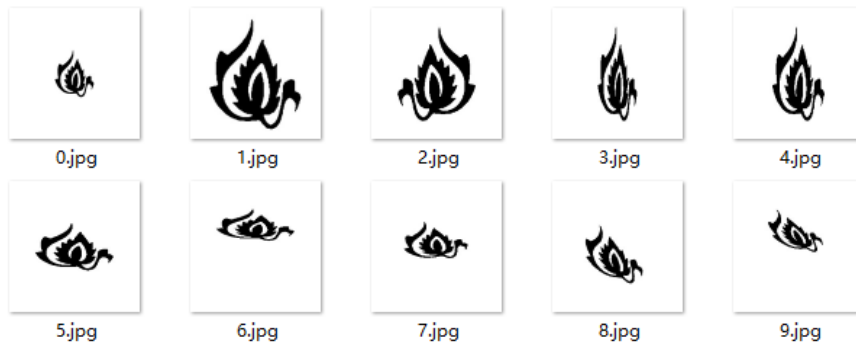


图8 数据增广示例

Fig.8 The examples of data augmentation

3.2 特定风格剪纸生成方法

本文提出的特定风格剪纸生成模型采用生成对抗网络设计,利用深度神经网络来隐式学习剪纸数据中的风格特点。其结构与图3相同,由生成器和鉴别器组成。生成器学习特定风格剪纸的数据分布,由100维随机向量生成特定风格的剪纸图像;鉴别器以生成图像和数据集中真实图像为输入,通过学习尽可能区分生成图像和真实图像,最终使生成器能够生成出鉴别器区分不开且符合真实数据分布的图像。

生成器结构见图9,生成器以100维随机向量为输入,通过四个微步卷积操作不断上采样,使其映射到256像素×256像素的图像上。图中每个紫色箭头代表一个微步卷积操作,包括微步卷积层,批归一化层和激活层。方框代表每个微步卷积操作后所得到的特征,其上方数字表示特征大小。在方法中没有使用全连接和池化层。所有权重以标准差为0.02,均值为0的正态分布初始化。在实验中,采用批归一化操作避免训练过程中的梯度消失情况,优化网络梯度流,以及规范权重。同时,激活层中采用LeakyRelu函数,一方面易于提升计算收敛速度,另一方面解决了正区间梯度消失和某些神经元不被激活的问题。另外为了

稳定训练,在生成器的输出层和鉴别器的输入层不进行批归一化。

鉴别器结构见图10,以256像素×256像素的图像为输入,通过步幅卷积不断下采样提取图像16×16大小的高级特征,并通过linear层和激活层得到判别结果。

损失函数分为生成器损失和鉴别器损失两部分:

$$G_{loss} = \log(1 - D(G(z))) \quad (2)$$

$$D_{loss} = \log(1 - D(x)) + \log(D(G(z))) \quad (3)$$

其中: z 表示生成器输入的随机向量, $G(z)$ 表示随机生成的图像, $D(\cdot)$ 表示鉴别器鉴别结果。通过最小化生成器损失,使生成图像尽可能被鉴别器判断为真,通过最小化鉴别器损失,使鉴别器能够尽可能将真实图像判断为真,将生成图像判断为假。生成器损失和鉴别器损失都采用Adam优化方法最小化。

4 结果与分析

使用tensorflow深度学习框架进行程序设计,在NVIDIA 1080TI显卡训练模型,训练时长为12h。训练参数明细见表1。

作为智能生成的结果,生成的剪纸图像的受众往

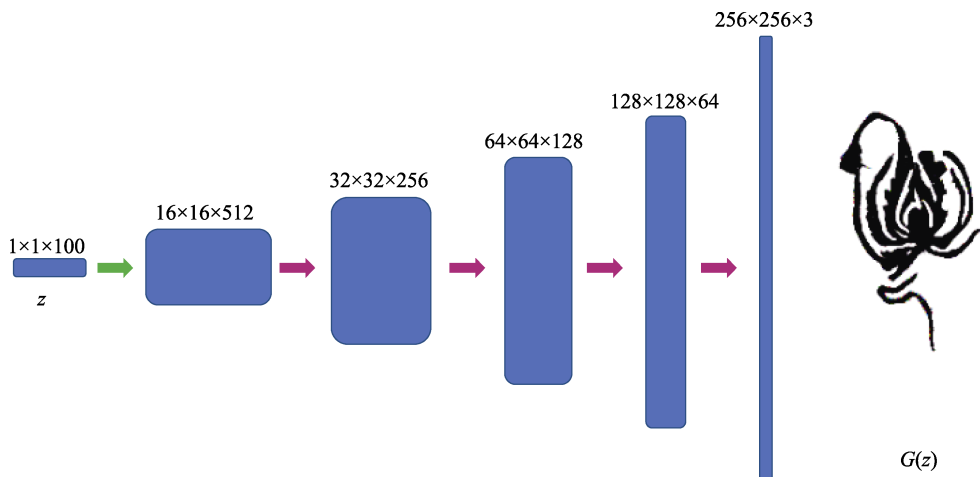


图9 生成器结构

Fig.9 The framework of generator

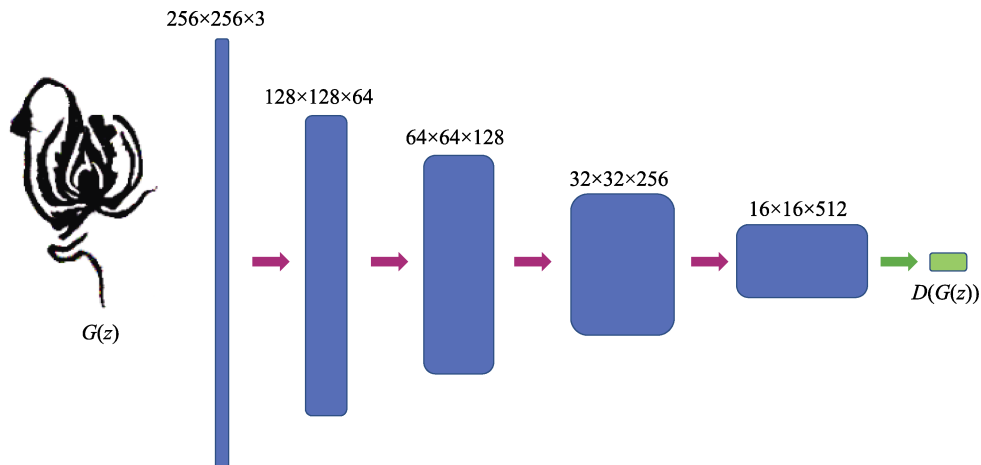


图 10 鉴别器结构

Fig.10 The framework of discriminator

表 1 训练参数明细

Tab.1 Details of training parameters

参数	参数值
Batch size	16
Epoch	500
Learning rate	0.000 2
Adam momentum	0.5

往是设计师，因此采用设计师平均主观得分（MOS）评价生成剪纸的质量，通过测评者的观察，征集他们对待评估图像的打分，然后统计所有测评者的分数，计算其平均值，并将其作为最终的评估结果，即平均意见得分^[16]：

$$MOS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N R_i \quad (4)$$

其中： R_i 是 i 个受试者对给定图像的个人得分。

在评估过程中，测评者以一定的规则观察图像，先判断图像所符合的具体分数区间，最后确定具体分数。因此，合理设置评分规则和评分区间在主观评价中尤为重要。本实验主要从生成图像质量、线条质量和风格保留方面，设置 MOS 评分区间，见表 2。

邀请了湖南大学艺术与设计的学院师生共 15 人进行评分。首先向受试者展示 5 张数据集图像，让受试者对侗族剪纸风格有宏观认识；然后随机选择 10 张生成图像，请受试者对所给的 10 张图像，从图像质量、线条质量和图像风格方面打分，打分标准参照上表；最后针对所有的评分计算 MOS 得分，结果见表 3。从表 3 中可以看出，本实验方法自动生成的图像能够比较完整地保留覃老太太的剪纸风格，同时在图像质量和线条质量方面也取得了比较好的效果。

自动生成花草纹样结果见图 11。从实例中可以看出生成的图像具有较高的质量，其种类丰富、外形优美，能清楚地辨认出花草的形状，同时保持了线条的流畅性和圆润性，和覃老太太剪纸中花草纹风格接近。由此可见，本实验提出的方法能够较好地学习数据分布，生成高质量的剪纸纹样。

表 2 MOS 评分标准

Tab.2 The rules of MOS score

级别	主观评分	评价标准
优	4.0~5.0	优秀，图像质量高，图像内容清晰，线条优美，风格保留完整
良	3.0~4.0	良好，图像质量较好，能轻松辨认出图像内容，线条流畅，较为优美，与目标图像风格接近
中	2.0~3.0	一般，图像质量一般，能辨认出图像内容，线条流畅，与目标图像风格差异较大
差	1.0~2.0	较差，图像质量较差但能看清图像内容，线条较为杂乱，与目标图像风格差距大
劣	0.0~1.0	极差，图像质量极差分不清图像内容，线条杂乱无章，分不清图像风格

表 3 MOS 评分结果

Tab.3 The result of MOS score

评分项目	MOS 分数
图像质量	3.74
线条质量	3.87
图像风格	4.21



图 11 自动生成花草纹样结果

Fig.11 The results of flower pattern generated automatically

5 讨论

基于 GAN 的智能生成能够产生丰富多样的结果,并且在训练完成之后,其生成速度快,因此 GAN 在智能生成中有着越来越重要的地位。然而由于 GAN 的学习需要大量数据,同时训练时存在不稳定性,所以在将 GAN 应用于智能生成时需要重点关注以下几个方面。

1) 数据集的质量。GAN 通过训练学习到数据的潜在数据分布,因此训练数据应具有较为一致的特点,如本实验的训练集全是花草纹。笔者尝试过将龙凤纹和花草纹一起作为数据集进行训练,但最终模型无法收敛,这可能是由于龙凤纹和花草纹数据分布差异太大,导致模型无法拟合。另一方面,训练过程往往需要通过大量的数据优化神经网络参数,从而拟合数据,这需要在较大的数据量下才能实现。因此基于 GAN 的智能生成要重点关注数据集的构建。数据集的质量往往决定着 GAN 的性能。

2) 模型的设计。模型结构和网络的大小也决定着 GAN 训练效果,如本实验中数据量较小,采用规模较小的网络即可较好地拟合,相反,在尝试使用在大规模数据集上效果较好的 BIG GAN 结构时却出现了不收敛的现象。

3) 损失函数的确定。GAN 的训练一般通过最小化损失函数使模型达到收敛状态,减小模型的误差。合适的损失函数能够使模型更适合当前的学习任务,收敛更快、训练更稳定、鲁棒性更好。因此设置合适的损失函数对模型的训练和最终的性能影响巨大。

4) 训练策略的选择。由于 GAN 在训练过程中同时优化了生成器和鉴别器两个网络,所以很难使生成器和鉴别器同时收敛,这就导致 GAN 的训练不稳定,在鉴别器非常准确时,鉴别器损失很快收敛到 0,从而无法提供可靠的梯度更新生成器,造成生成器梯度消失,无法有效训练。

通过分析侗族剪纸,拆分出其中比较有代表性的花草纹样,并对这些纹样进行重新设计,在保持剪纸原本风格的基础上,扩充数据量并进行增广,构造出本实验所用的花草纹数据集。之后通过 GAN 学习花草纹样的数据分布,以生成全新的且具有侗族剪纸风格的纹样。

本实验方法仍然具有一定的局限性:一方面,仅研究了比较简单花草纹样,针对复杂的纹样,如龙纹,凤纹等,并未涉及,这种复杂的极小样本的生成,目前仍然是具有挑战性的工作;另一方面,虽然基于本实验方法生成的图像具有了覃老太太剪纸风格的韵味,但是在细节表达上仍较为粗糙,并且其连续性方面表现欠佳,这或许可以通过设计更合适的损失函数或者添加恰当的后处理来缓解。最后根据智能生成的需要,设计师希望能够调控生成的结果,即通过修改特定的参数控制生成图像的形状和细节,这种技术

涉及对 GAN 潜在空间的解纠缠方面的研究,可以作为进一步研究的方向。

6 结语

本文提出了一种特定风格剪纸的智能生成方法。首先分析了侗族剪纸风格,构建出花草纹数据集;其次利用生成对抗网络,学习了特定风格剪纸图像的潜在数据分布,自动生成了较高质量的具有目标风格韵味的剪纸;最后在此数据集上展示了 GAN 方法的有效性。本文运用的方法为智能生成和传统文化保护提出了新的思路。

参考文献:

- [1] 元智. 广西三江侗族刺绣现状发掘与传承研究[D]. 沈阳: 沈阳师范大学, 2018.
YU Zhi. Excavation and Inheritance of Embroidery of Dong Nationality in Sanjiang, Guangxi[D]. Shenyang: Shenyang Normal University, 2018.
- [2] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al Generative Adversarial Nets[C]. Cambridge: the International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2014), 2014.
- [3] 张显全, 于金辉, 蒋凌琳, 等. 计算机辅助生成剪纸形象[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005(6): 1378-1382.
ZHANG Xian-quan, YU Jin-hui, JIANG Ling-lin, et al. Computer Assisted Generation of Paper Cut-Out Images[J]. Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics, 2005(6): 1378-1382.
- [4] 雷鸣. 计算机生成剪纸风格动画背景[D]. 杭州: 浙江大学, 2010.
LEI Ming. Computer Generation of Animation Background with the Style of Paper-cuts[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2010.
- [5] 刘涛, 刘弘. 基于遗传算法的剪纸图案创新设计[J]. 计算机工程与应用, 2008(12): 75-77.
LIU Tao, LIU Hong. Creative Design of Paper Cut-out Based on Genetic Algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2008(12): 75-77.
- [6] 刘丽娜. 计算机剪纸纹样自动定位算法研究[D]. 桂林: 广西师范大学, 2006.
LIU Lina. Algorithm for Automatic Orientation of Computer Paper Cut-out[D]. Guilin: Guangxi Normal University, 2006.
- [7] 陈佳舟, 王宇航, MOHAMMED A A H, 等. 基于图像的二维剪纸自动生成方法[J]. 浙江大学学报(理学版), 2020, 47(3): 274-283.
CHEN Jia-zhou, WANG Yu-hang, MOHAMMED A A H, et al. Image-based Automatic Generation of 2D Paper-cuts[J]. Journal of Zhejiang University (Science Edition), 2020, 47(3): 274-283.

(下转第 91 页)