

基于 StyleGAN 的草图生成产品设计效果图方法研究

邓正根¹, 吕健¹, 刘翔¹, 侯宇康¹, 王帅²

(1. 贵州大学 现代制造技术教育部重点实验室, 贵阳 550025;

2. 长安大学 工程机械学院, 西安 710064)

摘要: **目的** 解决当前产品设计表达中存在对设计师要求高、设计思维具有局限性、设计周期长等问题。**方法** 提出基于 StyleGAN 的草图快速生成产品效果图像的方法, 该方法利用图像变形技术, 将不同程度的产品草图生成真实产品效果图像。**结果** 该方法可有效地满足设计师创作需求, 也能为没有绘画基础的用户生成高质量的产品设计方案。**结论** 将基于深度学习的 StyleGAN 模型应用于草图生成真实产品效果图像中, 能快速、高效地完成产品设计表达过程, 为产品设计表达提供了一个基于深度学习技术的参考框架, 也是传统产品设计在人工智能时代的一次创新性探索。

关键词: 产品设计; 手绘草图; 图像变形技术; 汽车造型; StyleGAN

中图分类号: TB472 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2023)06-0188-08

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2023.06.020

StyleGAN-based Sketch Generation Method for Product Design Renderings

DENG Zheng-gen¹, LYU Jian¹, LIU Xiang¹, HOU Yu-kang¹, WANG Shuai²

(1. Key Laboratory of Advanced Manufacturing Technology of the Ministry of Education, Guizhou University, Guiyang 550025, China; 2. School of Construction Machinery, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

ABSTRACT: The work aims to solve the current problems of high requirements for designers, limited design thinking and long design cycles in product design expression. A method for fast generation of product renderings from sketches based on StyleGAN was proposed. The image deformation techniques was adopted to generate real product renderings from product sketches of different degrees. The method can effectively meet the creative needs of designers and generate high-quality product design solutions for users who have no basic drawing skills. Applying the StyleGAN model based on deep learning in sketches to generate real product renderings can quickly and efficiently complete the product design expression process. It provides a reference framework based on deep learning technology for product design expression and is an innovative exploration of traditional product design in the era of artificial intelligence.

KEY WORDS: product design; hand sketching; image morphing technology; automotive styling; StyleGAN

对于产品造型设计师来说, 绘制草图只是整个设计表达流程中的第一步, 除此之外还需要花费大量时间完成产品三维建模、CMF 设计和生成最终渲染效果图, 产品经过“二维—三维—二维”的表达过程。如果能利用人工智能技术, 将设计师绘制的产品草图生成真实产品效果图, 即表达过程缩短为“二维—二维”,

能极大地减少设计师的工作量及降低产品设计师入门门槛, 促进产品设计领域的高速发展。

近年来, 风格迁移技术在生成图像速度、质量方面都有大幅提升, 复杂繁琐的人工制作也逐渐被基于深度神经网络的智能化、标准化的作业流程替代。目前, 风格迁移技术已经运用到商业应用中。董荪^[1]以

收稿日期: 2022-10-13

基金项目: 国家自然科学基金(52065010); 贵州省科技计划项目(黔科合基础-ZK[2021]一般 341、黔科合支撑[2021]一般 397); 贵阳市科技局成果转化项目(筑科合同[2021]7-3)

作者简介: 邓正根(1999—), 男, 硕士生, 主攻研究智能设计。

通信作者: 吕健(1983—), 男, 副教授, 主要研究方向为产品设计、智能设计等。

《梵高之眼》影片为例,在动画设计中运用风格迁移技术,把梵高《星空》的绘画元素迁移到影片中,为动画创作提供一种新的研究发展思路;王君^[2]以Prisma作为风格化图像处理的工具,把丝巾作为设计载体进行个性化定制设计,尝试性探索将人工智能技术与传统纺织行业市场化相结合;钱潇驰等^[3]借助深度神经网络方法,提取分析非遗唐卡的色彩特征,高效且快速地实现非遗唐卡风格迁移;侯国栋等^[4]把深度学习模型应用在日常拍摄的风景图像上,利用VGG19模型把不同场景下的艺术作品风格迁移到拍摄的风景图像上;陈捷等^[5]把风格迁移算法应用到漆器文创产品的开发设计中,通过前期收集漆器相关技法、模拟运算、demo测试、利用绘图软件二次叠加效果等实验流程,最终成功应用到漆器餐具、文具类文创产品设计中。

然而,在草图生成真实产品效果图像方面,风格迁移技术还未完全发挥优势,已有研究采用草图识别技术来识别用户绘制的内容并提供建议性指导^[6]、相似草图推荐^[7]和即兴反馈^[8]等,但这些研究专注于学习草图的语义,无法完成草图到设计方案效果图的转换^[9]。另一类研究利用卷积神经网络中的风格迁移技术将油画风格迁移到普通照片上^[10],并有后续研究将该方法扩展到照片风格迁移^[11]、肖像风格迁移^[7]和字体风格迁移^[12]上。然而该方法只迁移图像低层次的纹理和颜色,也仅限于两张完整图像之间的风格迁移,同样也无法完成从草图到设计方案效果图的转换^[9],要实现草图到真实产品图像转变,存在以下两点挑战。

1) 存在一定程度的模型塌陷问题。如pix2pix、CycleGAN^[13]等神经网络模型,对数据集要求较高(需草图与真实图像成对的数据集)、生成的效果不太理想等问题。

2) 形状改变的限制。现阶段大部分研究者对风格迁移技术,主要只针对图像的颜色、纹理等进行简单改变,而忽略了在形状方面的影响^[14]。然而在特定场景下,设计师除了希望模型能实现草图与真实产品图像之间的风格转换外,还希望能结合适当的图像形变,以满足不同程度的设计草图生成产品设计效果图像的需求。

为了解决上述问题,本文提出一种基于StyleGAN的草图生成产品设计效果图像方法,该方法主要采用图像变形技术实现两者之间的转换。首先,以该产品图像作为数据集训练StyleGAN模型;其次,按照产品草图的设计表达程度分为专业设计草图、业余设计草图,并分别矢量化处理;然后,为每张草图选取市面上的产品图像作为目标风格,并利用StyleGAN的图像变形技术实现草图在风格、形状等方面逐渐接近于目标风格图像的效果;最后,分别在专业设计草图中选取较小形变的风格迁移方案、在业余设计草图中选取较大形变的风格迁移方案,来获得最佳设计方案。

该研究是将基于深度学习的StyleGAN模型应用于草图生成真实产品效果图像,能帮助设计师快速、

高效地完成设计表达过程,为产品设计表达提供了一个基于深度学习技术的参考框架,是传统产品设计在人工智能时代下的一次创新性探索。

1 基本原理

1.1 GAN

GAN模型包含生成器、判别器网络。生成器旨在生成判别器无法判断真假的图像,判别器旨在区分传入的图片真伪性。生成器与判别器相互博弈,在训练过程中,判别器和生成器会各自更新参数,使得损失最小,通过这种不断迭代优化的方式,最终达到纳什均衡的状态(生成器能生成出判别器判断不出真假的图像)。GAN的目标函数定义如下:

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

式中: x 表示从真实图片 $P_{\text{data}}(x)$ 分布中随机取样的样本, $y = (y_s, y_b)$ 表示来自正态分布里取样的随机向量, $D(x)$ 就表示把真样本分类成真的概率, $1 - D[G(z)]$ 表示把假的样本分类成假的概率。

1.2 StyleGAN

StyleGAN是GAN的衍生网络,主要改进生成器的网络架构,旨在减少特征纠缠及提高对样式控制的能力。StyleGAN将生成器改为由映射网络、合成网络两部分构成^[15](见图1),分别具有以下作用。

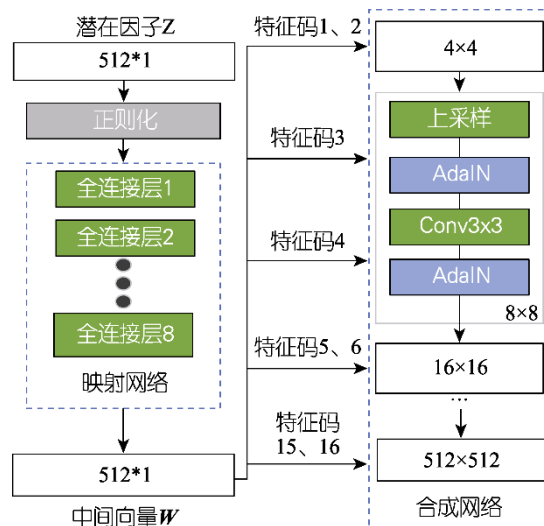


图1 StyleGAN生成器结构框架

Fig.1 Architecture framework of StyleGAN generator

第一,为了减少特征纠缠,将映射网络设计成由8个全连接层构成,该网络能将输入向量编码转化为中间向量,再将中间向量通过一个可学习的仿射变换为特征码(样式控制向量) $y = (y_s, y_b)$,以自适应实例规范化(AdaIN)^[16]运算控制在合成网络中每个卷积层,AdaIN操作定义如下:

$$\text{AdaIN}(X_i, y) = y_{s,i} \frac{X_i - \mu(X_i)}{\sigma(X_i)} + y_{b,i} \quad (2)$$

式中： X_i 表示每个特征图， $\mu(X_i)$ 、 $\sigma(X_i)$ 分别代表特征图的均值和标准差。

第二，为了提高样式控制和训练效率，合成网络的结构借鉴了 ProGAN 模型。首先学习在低分辨率图像中也能显示出来的基本特征，把学习到的基本特征作为创建图像的基本部分，随着分辨率的增加，学习到的细节也随之增加。同时，以低分辨率图像开始训练，不仅简单、快速，还有助于提高整体的训练效率，而且在一定条件下，还能控制与修改图像的不同视觉特征。基于上述原理，StyleGAN 的合成网络设计成由 8 个逐渐层构成（分辨率从 4^2 变换到 8^2 ，最终变换到 512^2 ）。中间向量传给合成网络中的 16 个特征码，分别作用于合成网络中的 8 个分辨率层，每个分辨率层由两个特征码来控制特定的特征，例如：1、2 特征码来控制 4^2 分辨率层的特征样式，以此类推。按照特征码控制的不同层（分辨率），分为粗糙层、中间层、精细层 3 种类型，每个特征层对应的特征码控制着图像不同的特征，其关系见表 1。

表 1 特征层与特征码、控制的图像分辨率及图像特征的关系
Tab.1 Relationship between feature layer and feature code, controlled image resolution, and image features

名称	对应特征码	控制的图像分辨率	控制图像的特征
粗糙层	1~4	$4^2 \sim 8^2$	控制图像样式的整体形态、姿势等宏观特征
中间层	5~8	$16^2 \sim 32^2$	继承较小比例的、更精细的整体形态宏观特征
精细层	9~16	$64^2 \sim 512^2$	不能控制整体形态特征等宏观特征，但可以精细地控制颜色、肌理等微观特征

综上所述，StyleGAN 通过对生成器的改进来达到控制图像的特定特征和提高模型训练效率的目的。

1.3 StyleGAN-encoder

StyleGAN 能将两个随机图像的隐码随机排列组合，生成具有混合风格的图像，又由于 StyleGAN 是无监督地采用两个随机隐码生成图像，并进行样式混合，无法修改给定的图像样式。对此，StyleGAN-encode^[17]提出了解决方案：先选择一个随机的潜在代码，再利用梯度下降对其优化^[18-19]，就可以将给定的图像映射到 StyleGAN 的潜在空间 $W+$ 里^[17]，然后在 $W+$ 空间继续优化隐向量，就能重构出任意一张图像，不管该图像是否来自训练集中的图像样式，最后重构出来的图像都具有非常高的视觉质量^[20]。StyleGAN-encoder 采用了 VGG-16 感知损失、逐像素 MS-SIE 损失、LPIPS 损失加权组合的损失函数，作为测量嵌入图像与输入图像之间的相似性，其损失值越小，嵌入图片与输入图片相似性越高。

1.4 基于 StyleGAN-encoder 的图像变形

在此，StyleGAN-encoder 能把指定的图像嵌入 StyleGAN 的潜在空间。再给定两个具有各自潜矢量 ω_1 和 ω_2 嵌入图像，通过线性插值计算变换^[16]如下：

$$\omega = \lambda \omega_1 + (1 - \lambda) \omega_2, \lambda \in (0, 1) \quad (3)$$

随后使用新编码 ω 生成图像。通过 StyleGAN-encoder 的线性差值计算，能实现指定两张图像之间不同程度的样式混合。

2 基于 StyleGAN 的草图生成产品设计效果方法

2.1 方法流程

本文提出一种基于 StyleGAN 的草图生成产品设计效果图的方法，该方法主要用到 StyleGAN、StyleGAN-encoder，基于这两个模型提出一种适用于草图生成产品设计效果图的创新设计方法，如图 2 所示。在确定目标产品之后，从各设计网站收集该产品图像作

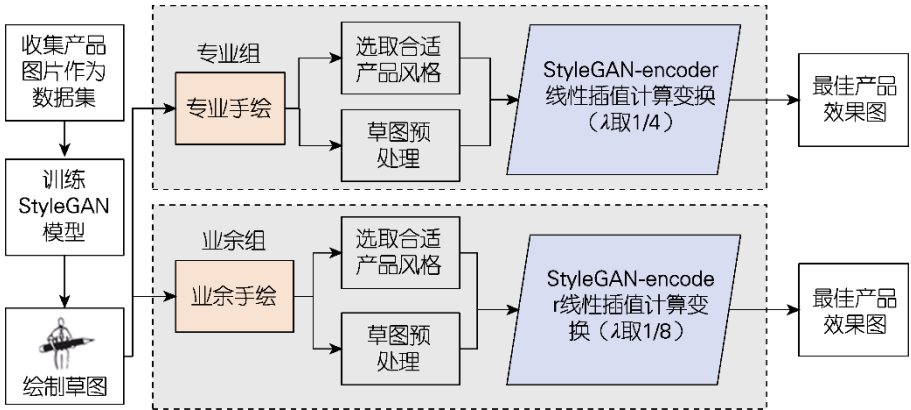


图 2 方法流程
Fig.2 Method flow chart

为数据集并训练 StyleGAN 模型,再结合自己设计意象绘制产品草图,由于绘制的草图同时包含设计师的意象风格要素和手绘精度误差,在实验中需分别处理,其处理方式:(1)对于手绘精度误差:根据用户有无绘画基础分为专业组与业余组,并分别选取不同程度的线性插值结果,赋予不同程度的形变;(2)对于意象风格要素:以设计师绘制的草图和选取的目标风格图像作为输入,这两者都是基于设计师的意象风格来完成选取。最后,基于 StyleGAN-encoder 完成两张输入图像的线性插值计算,其计算原理如图 3 所示,使草图在形状、风格等方面都逐渐接近于目标图像,来生成不同程度的融合方案。其中,专业组与业余组分别在 StyleGAN-encoder 线性计算变换中 λ 取

1/4、 λ 取 1/8 能生成最佳方案。

2.2 关键技术

基于 StyleGAN 的草图生成产品设计效果图方法中,最关键的是 StyleGAN-encoder 的线性插值技术,实现草图与目标风格图像不同程度的样式混合。先把基于设计师意象风格绘制的草图与选取的目标风格图像,同时输入 StyleGAN-encoder 中,再通过线性插值计算变换构造出两者的融合图像,随着 λ 取值不同,生成的草图与目标风格融合效果图像也具有多样性。在公式(3)中, λ 代表草图的潜在编码, λ 代表目标产品风格的潜在编码, λ 分别取:1/2、1/4、1/8,生成不同程度的特征混合融合图像,见图 3。

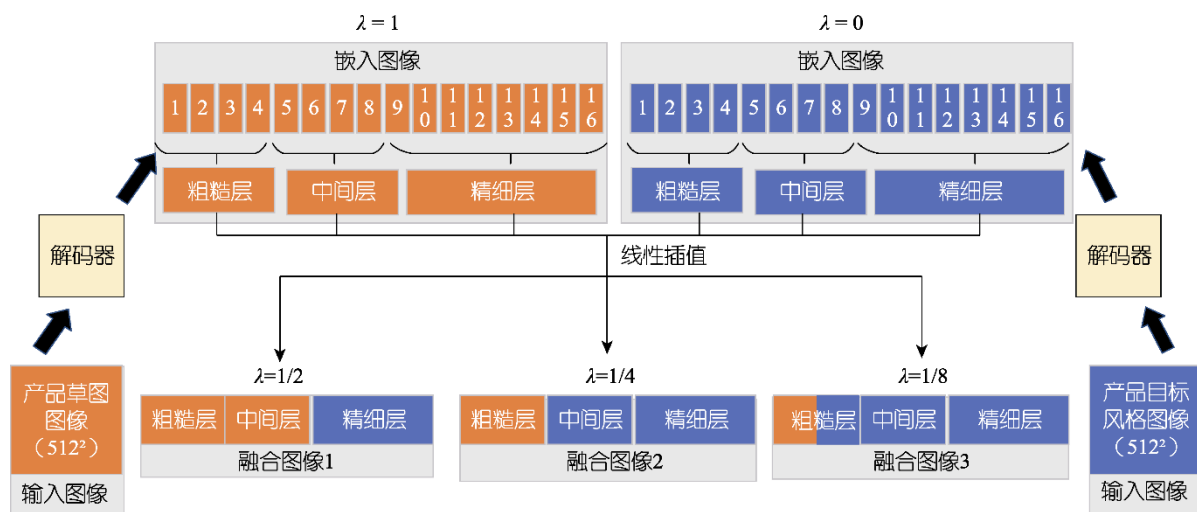


图 3 草图生成产品设计效果图的线性插值原理

Fig.3 LINEAR interpolation schematic for generation of product design renderings from sketches

该线性插值技术在理论上应满足以下两点。

第一,业余手绘生成真实产品图像的线性插值中 λ 取 1/8 时,即取业余组草图的特征码 1~2、目标风格图像的特征码 3~16 时,生成的融合图像效果能达到最佳。这是因为业余手绘的草图对该产品固有的造型特征表达不完善,需要较大的形变来矫正,但又不能失去该草图特有的造型特征。因此,从控制宏观造型特征的粗糙层入手,即在粗糙层 1~4 中,保留业余组草图的特征码 1~2,剩下的特征码 3~4 由目标风格图像提供,引入适当的形变来确保融合图像的造型不会偏离该产品固有的造型特征。最后的中层、精细层全都由目标风格提供,这是为了确保生成的图像风格都来自目标风格图像。

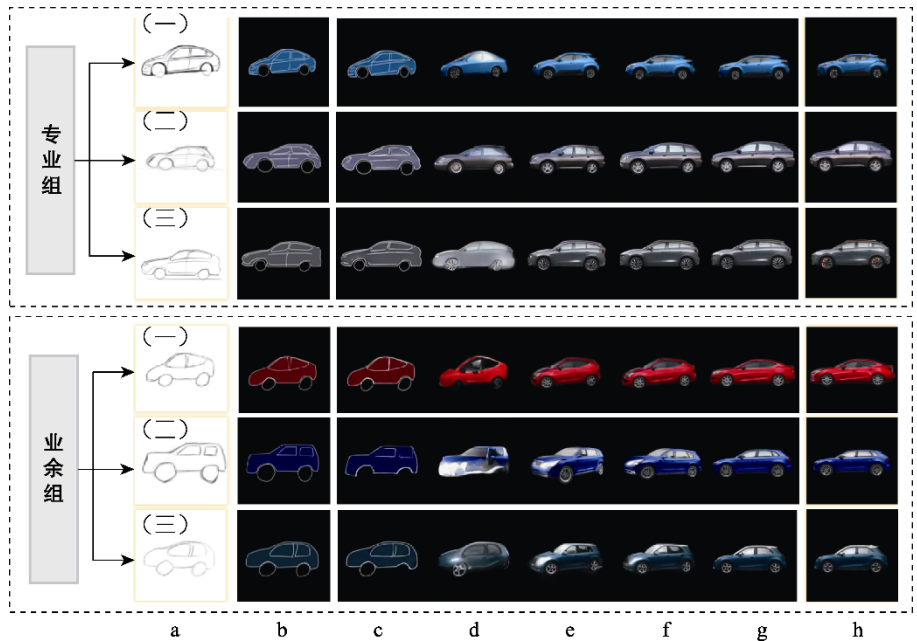
第二,专业手绘生成真实产品图像的线性插值中, λ 取 1/4 生成的效果最好,这是因为专业手绘画基本表达了该产品固有的造型特征,所以保留该草图的粗糙层,以及混合来自目标风格图像的中层、精细层,最后生成融合图像的产品效果宏观造型基本来自草图、风格来自目标产品风格图像。

本文以汽车侧视图造型为例,验证基于 StyleGAN 的草图生成真实产品图像方法可行性,同时验证专业组的草图在线性插值计算中 λ 取 1/4,业余组在 λ 取 1/8 能生成最佳方案的真实性。

3 实验

3.1 实验准备

把现有的 LSUN^[22] CAR 数据集用在 StyleGAN 模型训练中,该数据集包含了 8 930 张汽车样本图像,在训练过程中展示了 57 M 张图像,其分辨率为 512×384,并以黑色扩充图像到 512²。训练好由该数据集生成的 StyleGAN 模型后,邀请了 3 位设计专业在读研究生和 3 位没有任何绘画基础、有汽车购买想法的消费者来参与实验,使其在分辨率为 512²的白板上画出自己喜欢的汽车造型草图。为了防止绘制的车型不同,在实验之前告知 6 位参与实验人员,绘制的汽车造型为两厢车,并将绘制的结果依次分为专业组、业余组,整体实验步骤见图 4。



a-画的草图；b-预处理的草图；c-预处理草图；d- λ 取 1/2 的样式混合图；e- λ 取 1/4 的样式混合图；f- λ 取 1/8 的样式混合图；g-目标风格嵌入后的图像；h-目标风格图像。

图 4 StyleGAN 草图生成真实产品图像

Fig.4 Generation of real product images from StyleGAN sketches

3.2 草图生产产品设计效果图

专业组与业余组实验人员画出的草图如图 4a 所示，并分别依次命名为（一）到（三）。在所有被试者完成草图绘画之后，邀请他们从汽车之家、懂车帝等网站选取一张适合自己草图造型的汽车风格图像，选取的图像只保留汽车造型，背景均改为纯黑色，以排除其他环境因素的干扰，确保实验效果能达到最佳，其选取的目标汽车风格见图 4h。

将每名实验人员的草图、目标汽车风格图像分别作为输入，由于本文主要探索两者之间在造型上的形变，所以把色彩作为整个实验的不变量，需要对原始草图预处理，即规范每名实验人员的草图，对绘制草图矢量化处理，处理方式：（1）将草图背景改成跟目标风格一致的黑色，并用同等粗细的白色线条提取每张草图结构线及轮廓的矢量曲线；（2）对草图的车身填充跟目标图像一致的颜色，由于目标图像车身色彩在灯光渲染下，具有不同的色度，为了提取车身最主要的色彩色度，首先需排除目标图像的背景及轮胎等无关色彩的干扰，在 RGB 模型下利用 k-medoids 聚类算法对目标车身图像进行色彩提取，设定初始聚类中心为 10，从车身上聚类出 10 种色彩，求得每种色彩所占整体车身色彩的比例，提取所占比重最高的前 8 种色彩，并按照占比的大小等比例绘制色彩球，最终的色彩提取结果（见图 5），实验选取所占车身比例最大，且与车身最贴合的色彩作为草图的填充色，并在图 5 中对每个实验选取的最佳结果用黄色√标记出来；（3）调整处理后的草图整体大小，使其保持与目标汽车图像在同一水平上。

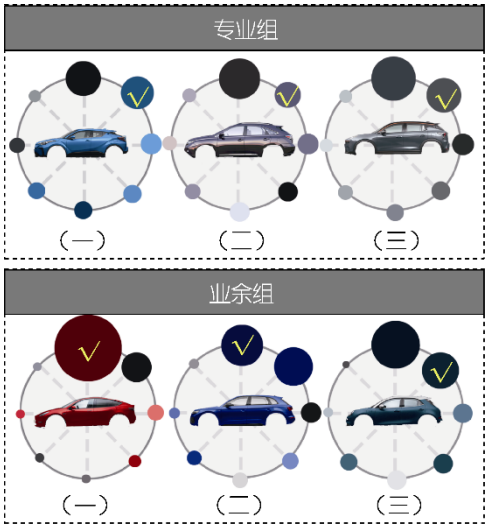


图 5 K-medoids 对车身色彩聚类结果

Fig.5 K-medoids clustering results for body color

对草图预处理的最终效果见图 4b 所示，然后分别将预处理过的 6 张草图嵌入到 StyleGAN 潜在空间中，并由加权组合的损失函数计算出输入图像与嵌入图像的损失值，其损失值分别在迭代次数 3 400、3 600、3 100、4 000、3 800、3 900 逐渐收敛，得到迭代步数与损失值之间的关系，见图 6。

根据以上迭代步数分别生成嵌入图像（见图 4c），再将图 4h 所有图像作为输入图像嵌入 StyleGAN 的潜在空间，在这个过程中，目标汽车风格图像在 3 000 迭代次数逐渐收敛，其在 3 000 次迭代生成的嵌入图像，见图 4g。

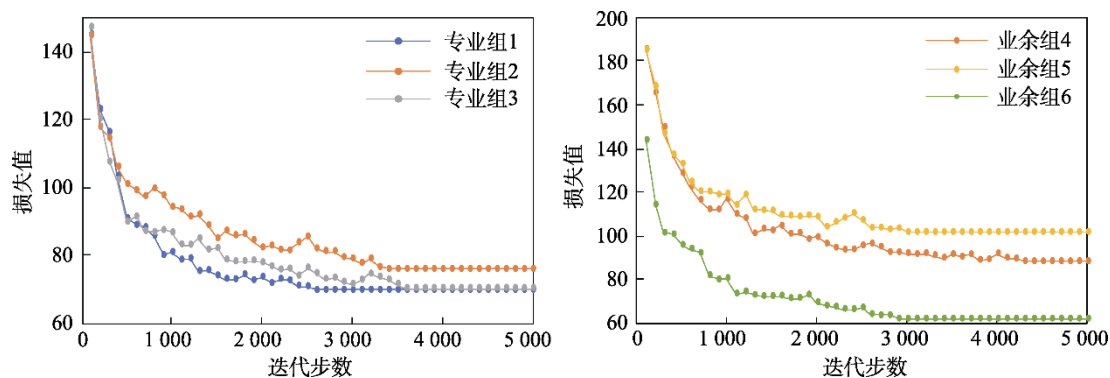


图6 迭代步数与损失值之间的关系

Fig.6 Relationship between the number of iteration steps and the loss value

通过以上实验,将草图及目标风格图像分别嵌入到 StyleGAN 的潜在空间中,利用公式(3)来线性插值计算变换生成不同效果的样式混合图像。在公式(3)中, ω_1 代表汽车草图的潜在编码, ω_2 代表目标汽车风格的潜在编码,当 λ 分别取1/8、1/4、1/2时,生成的效果分别见图4d—f。

通过对专业组与业余组的实验结果分析得出:由专业组草图生成的3种线性插值图像,在整体上生成的图像质量明显高于业余组;在专业组生成的结果中, λ 取1/8生成的效果最差,融合图像基本与目标汽车风格图像一致、保留草图的特征非常不明显, λ 取1/4、1/2时,两者生成的效果基本一致,满足融合图像造型特征来自草图、风格来自目标汽车风格的基本要求,总的来说, λ 取1/4生成的图像在风格上

更饱满,优于 λ 取1/2的图像;在业余组生成的结果中, λ 取1/8生成的效果最优, λ 取1/4、1/2生成的图像都存在一定的图像塌陷。这是因为业余组的汽车造型草图在一定程度上缺少了汽车的固有造型特征,所以只有在适当提取该草图特征的前提下,尽可能地少提取草图的样式特征、多增加目标风格的特征才能生成好的效果,即线性插值计算中 λ 取1/8,引入适当的形变,使草图在造型上得到矫正,风格上得到补充。

综上所述,对专业组取 $\lambda=1/4$ 、对业余组取 $\lambda=1/8$ 的线性插值可取得最优设计方案,并采用该取值生成的图像方案作为样式迁移结果。最后,将手绘草图及目标风格作为输入、样式迁移结果作为输出,得到专业组与业余组生成的最终实验结果,见图7。专业组



图7 专业组与业余组实验结果

Fig.7 Experimental results of professional group and amateur group

生成的汽车造型基本来自于草图、风格来自于输入目标汽车图像,业余组绘制的草图引入一定的形变也能生成较完整的汽车造型,而且两组的生成图像在车窗、轮胎、车身、车顶等构造细节上,基本表达完善。以车顶为例,业余组生成的车顶造型较大部分取决于目标风格图像,专业组生成的车顶造型较大部分取决于草图图像。总的来说,生成的真实产品图像样式是取决于设计意象风格的输入(如果想要生成指定类似甲壳虫的圆弧顶汽车图像,那么将输入端:绘制草图、目标风格图像全部设计成圆弧顶,就能达到生成指定类型的效果图)。接下来还需对实验结果及方法做进一步分析、评价。

4 方法评价

本文采用定性评估的方法来完成本次评价。本次评价方式从两个角度来定性评估实验的结果:要求 6 个被试者对由自己草图生成的真实产品效果方案进行评价,该评价采用 7 级李克特量表,被试者在图 6 及图 7 中找到自己对应草图序号和对所生成的样式迁移结果打分;要求实验以外的用户群体从 6 个方案中选择 1 个最优的效果方案,该用户群体包括 15 位设计师、15 位普通用户总共 30 人。最终得到的数据见表 2。

表 2 满意度与被选次数调查结果
Tab.2 Survey results of satisfaction and selected times

	专业组			业余组		
	(一)	(二)	(三)	(一)	(二)	(三)
满意度	4/7	6/7	5/7	7/7	6/7	5/7
被选次数	6/30	8/30	8/30	5/30	2/30	1/30

将两组数据归一化为所占百分比,得到表达图(见图 8)。由图 8 可知,在满意度上,业余组的满意度都高于专业组。其生成的图像效果对专业设计师来说,生成的图像与专业渲染效果图相比存在风格迁移不够饱满、车灯表达不完善及后视镜缺失等问题,会导致专业组的对该方法满意度不高;但对没有绘画

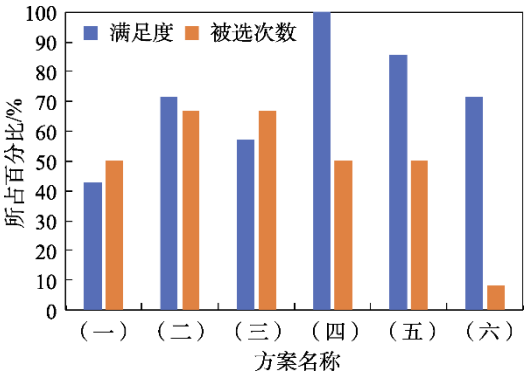


图 8 调查结果归一化表达
Fig.8 Normalized expression chart of survey results

基础、没有设计表达能力的业余组来说,由草图生成的汽车产品图像基本能满足他们的表达诉求,所以在满意度上业余组总体高于专业组。在被选择次数上,专业组的实验结果被选次数都高于业余组,这与草图的质量有关,草图的质量越高,即在造型上表达越饱满时,该方法生成的产品效果就越好,被选次数也就越多。

综上所述,基于 StyleGAN 的草图生成真实产品图像方法能基本满足普通用户的设计表达诉求,实验者对由自己草图生成的产品设计效果评价具有较高的满意度,特别是没有设计表达能力的业余人员,对该方法具有较高的满意度。同时,实验以外的用户群体在评价该方法生成的产品效果图像中,更倾向于由专业手绘草图生成的产品效果图像,这说明该方法要生成高质量的效果图还需搭配优质的草图。

5 结语

本文提出一种基于 StyleGAN 的草图生成产品设计效果图像方法,用户无需具备专业知识和技能,仅需提供自己手绘的产品草图及合适的产品目标风格图像,就能创作出令普通用户满意的设计表达效果图。该方法不仅是风格迁移,还针对不同表达程度的设计,表达草图在逐渐过渡到目标风格图像过程中,引入适当的形变,达到生成最佳的真实产品图像效果,并通过汽车侧视造型设计的实验来验证该方法具有可行性,以及验证了专业组的草图在线性插值计算中 λ 取 1/4、业余组在 λ 取 1/8 能生成最佳方案的真实性,虽然该方法对专业产品设计师来说,生成的效果与专业渲染图之间还存在一定差距,但能帮助设计师减少设计过程中不必要的步骤,快速、高效地完成产品设计表达过程。同时,深度学习技术和生成能力为人工智能的创意合作带来新的可能性,有效地将带有人类智慧的二维草图通过深度学习技术,不仅能单一地在同一维度上生成优质的二维效果图,还能自动生成具有三维形态的造型效果图,这种智能化、自动化的人机协同设计将是一个有趣的研究方向。

参考文献:

[1] 董荪,丁友东,钱昀. 基于人工智能的风格迁移算法在动画特效设计中的应用[J]. 装饰, 2018(1): 104-107.
DONG Sun, DING You-dong, QIAN Yun. Application of AI-Based Style Transfer Algorithm in Animation Special Effects Design[J]. Art & Design, 2018(1): 104-107.
[2] 王君. 基于风格化图像处理 and 个性化定制需求的丝巾设计[D]. 杭州: 浙江理工大学, 2018.
WANG Jun. Design of Silk Scarf Based on Style Transferred and Personalized Needs[D]. Hangzhou: Zhejiang Sci-Tech University, 2018.

- [3] 钱潇驰,米书里. 基于深度神经网络的唐卡的色彩风格特征提取[J]. 计算机科学与应用, 2019(11): 2129-2134.
QIAN Xiao-chi, MI. Color Style Feature Extraction of Thangka Based on Depth Neural Network[J]. Computer Science and Application, 2019(11): 2129-2134.
- [4] 侯国栋,徐敏,章飞. 基于迁移学习的艺术化风格图像的创作[J]. 南方农机, 2019, 50(23): 173-174.
HOU Guo-dong, XU Min, ZHANG Fei. Creation of Artistic Style Images Based on Transfer Learning[J]. China Southern Agricultural Machinery, 2019, 50(23): 173-174.
- [5] 陈捷,徐戈. 风格迁移算法在漆艺文创品设计中的运用[J]. 装饰, 2020(3): 82-85.
CHEN Jie, XU Ge. The Application of Style Transfer Algorithm in the Design of Lacquer Art and Cultural Creation[J]. Art & Design, 2020(3): 82-85.
- [6] DIXON D, PRASAD M, HAMMOND T. ICanDraw: Using Sketch Recognition and Corrective Feedback to Assist a User in Drawing Human Faces[C]// Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems. New York: ACM, 2010: 897-906.
- [7] LEE Y J, COHEN M F. ShadowDraw: Real-Time User Guidance for Freehand Drawing[J]. ACM Transactions on Graphics, 2011, 30(4): 1-10.
- [8] DAVIS N, HSIAO C P, SINGH K Y, et al. Co-Creative Drawing Agent with Object Recognition[C]//Proceedings of the Twelfth AAAI Conference on Artificial Intelligence and Interactive Digital Entertainment. New York: ACM, 2016: 9-15.
- [9] SUN Ling-yun, CHEN Pei, XIANG Wei, et al. Smart-Paint: A Co-Creative Drawing System Based on Generative Adversarial Networks[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2019, 20(12): 1644-1656.
- [10] GATYS L A, ECKER A S, BETHGE M. Image Style Transfer Using Convolutional Neural Networks[C]// 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas: IEEE, 2016: 2414-2423.
- [11] LUAN Fu-jun, PARIS S, SHECHTMAN E, et al. Deep Photo Style Transfer[C]// 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, HI, USA. IEEE, 2017: 6997-7005.
- [12] SELIM A, ELGHARIB M, DOYLE L. Painting Style Transfer for Head Portraits Using Convolutional Neural Networks[J]. ACM Transactions on Graphics, 2016, 35(4): 1-18.
- [13] 田敏,刘名果,陈立家,等. 面向样本扩充的新型风格迁移网络研究[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(1): 228-235.
TIAN Min, LIU Ming-guo, CHEN Li-jia, et al. Research on New Style Transfer Network for Sample Expansion[J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(1): 228-235.
- [14] 唐稔为,刘启和,谭浩. 神经风格迁移模型综述[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(19): 32-43.
TANG Ren-wei, LIU Qi-he, TAN Hao. Review of Neural Style Transfer Models[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(19): 32-43.
- [15] KARRAS T, LAINE S, AILA Ti-mo. A Style-Based Generator Architecture for Generative Adversarial Networks[C]// 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Long Beach: IEEE, 2020: 4396-4405.
- [16] HUANG Xun, BELONGIE S. Arbitrary Style Transfer in Real-Time with Adaptive Instance Normalization[C]// 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Venice: IEEE, 2017: 1510-1519.
- [17] ABDAL R, QIN Yi-peng, WONKA P. Image2StyleGAN: How to Edit the Embedded Images?[C]// 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle: IEEE, 2020: 8293-8302.
- [18] CRESWELL A, BHARATH A A. Inverting the Generator of a Generative Adversarial Network[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2018, 30(7): 1967-1974.
- [19] ZHU Jun-yan, KRÄHENBÜHL P, SHECHTMAN E, et al. Generative Visual Manipulation on the Natural Image Manifold[C]// European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2016: 597-613.
- [20] TOV O, ALALUF Y, NITZAN Y, et al. Designing an Encoder for StyleGAN Image Manipulation[J]. ACM Transactions on Graphics, 2021, 40(4): 1-14.
- [21] JOHNSON J, ALAHI A, LI Fei-fei. Perceptual Losses for Real-Time Style Transfer and Super-Resolution[C]// European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2016: 694-711.
- [22] YU F, SEFF A, ZHANG YINDA, et al. LSUN: Construction of a Large-Scale Image Dataset Using Deep Learning with Humans in the Loop[EB/OL]. (2016-06-04)[2022-05-17]. <https://arxiv.org/abs/1506.03365>.

责任编辑:陈作