

基于生成对抗网络的中式婚服设计

刘康^{1,2}, 马浩然³, 邢乐^{*1,2}

(1. 江南大学 数字科技与创意设计学院, 江苏 无锡 214400; 2. 江南大学 江苏省非物质文化遗产研究基地, 江苏 无锡 214122; 3. 江南大学 设计学院, 江苏 无锡 214122)

摘要:为了解决传统中式婚服设计开发方法存在费时及效率低下的问题,提出将深度学习技术引入到中式婚服设计中,采用基于 Pix2Pix 算法模型的生成式设计方法,通过爬虫技术获取中式婚服图像数据,并对样本数据进行筛选以及轮廓特征、边缘特征和语义特征的标注,进而展开由单特征控制条件生成与特征联合控制条件生成两组实验。研究表明,联合控制条件生成的“递进式生成法”结合了生成对抗网络与条件图像生成方法的优势,服装特征标注被用作条件以增加服装图像生成过程的可控性,相较于“单特征控制条件生成”的细节调控能力更强,该结果可为中式婚服设计开发提供思路。

关键词: 中式婚服;深度学习;Pix2Pix 算法;控制条件生成

中图分类号: TS 941.26 **文献标志码:** A **文章编号:** 2096-1928(2024)03-0208-07

Chinese Wedding Dress Design Based on Generative Adversarial Network

LIU Kang^{1,2}, MA Haoran³, XING Le^{*1,2}

(1. School of Digital Technology and Innovation Design, Jiangnan University, Wuxi 214400, China; 2. Jiangsu Intangible Cultural Heritage Research Base, Jiangnan University, Wuxi 214122, China; 3. School of Design, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: In order to solve the time-consuming and low-efficiency problems in traditional Chinese wedding dress design and development methods, this study introduced deep learning technology into Chinese wedding dress design. It proposed a generative design method based on the Pix2Pix algorithm model. The Chinese wedding dress data was obtained through crawler technology. It annotated contour features, edge features and semantic features, and then launched two sets of experiments consisting of single feature control condition generation and feature joint control condition generation. The research shows that the "progressive generation method" that jointly controls conditional generation combines the advantages of generative adversarial networks and conditional image generation methods. Clothing feature annotations were used as conditions to enhance the controllability of the clothing image generation process. Compared to "single feature control condition generation", this approach offers superior detailed control capabilities, providing ideas for the design and development of Chinese wedding dress.

Key words: Chinese wedding dress, deep learning, Pix2Pix algorithm, control condition generation

近年来,人工智能技术迅猛发展,众多先进算法的应用显著提升了机器的智能化程度,使机器能够胜任众多重复性高的工作,且在大数据支持下,

机器在决策制定方面也展现出超越人类的效率。

在数字化时代背景下,纺织与时尚领域学者也在探索如何将人工智能技术更深入地融合人们的

收稿日期:2023-09-25; 修订日期 2024-02-26。

基金项目:江苏省哲学社会科学基金项目(21YSC009)。

作者简介:刘康(1997—),男,硕士研究生。

*通信作者:邢乐(1987—),女,副教授,硕士生导师。主要研究方向为服饰历史与文化。Email:xingle5945@163.com

日常生活。陈涵等^[1]提出基于深度学习生成对抗网络的传统纺织图案开发方法,并以书法纺织图案为例,验证了该方法的先进性与实践价值。陈佳等^[2]提出一种基于手绘草图的服装图像生成方法 AGGAN,该方法将服装属性作为限制条件输入生成对抗网络模型中,增加了服装图像生成的可控性,并提升了图像的生成质量。KANG W C 等^[3]利用现有图像库中的服装搭配信息,自动合成与已有搭配单品款式相似的不同服装图像。杨争妍等^[4]利用生成式对抗网络实现服装的自动搭配,该方法在输入上装图像后即可智能生成下装图像。管绍春等^[5]通过图像分割实现对生成图像的全局和局部风格控制。

虽然深度学习在服装图像生成领域应用比较广泛,但将生成对抗网络运用于中式婚服设计开发的研究鲜少。中式婚礼服不同于日常服装,其装饰华丽,图案设计繁复,体现了深厚的文化底蕴和技术精粹。然而,由于中式婚礼服工艺较为复杂,其设计与制作过程需要投入大量的时间和精力。鉴于此,文中选取中式婚服作为研究对象,使用生成式对抗网络搭建中式婚服设计模型,并提出由单特征控制条件生成到特征联合控制条件生成递进式

中式婚服设计方法,拓展人工智能算法与设计师协同设计的可能性。

1 基于生产对抗网络的中式婚服设计流程

1.1 研究框架

研究框架如图 1 所示。首先,通过爬虫技术采集不同风格、颜色、细节的中式婚服样本用以训练网络模型,最终筛选构建一个包含 200 张图像样本的中式婚服数据集,并对其相应的轮廓特征、边缘特征以及语义特征进行标注,从而为后续的实验部分奠定基础。接着,训练中式婚服设计模型,针对生成对抗网络 (generative adversarial networks , GAN) 模型,进行参数调整和训练,并通过可视化技术展示中式婚服在 GAN 模型中的生成过程,帮助设计师更加直观地理解人工智能在婚服设计中的应用。该研究提出两种中式婚服生成设计方法:①单特征控制条件生成法,其主要对比单一特征(如轮廓特征)控制条件下的中式婚服生成效果;②特征联合控制生成法,其主要探讨多个特征联合控制对生成效果的影响。

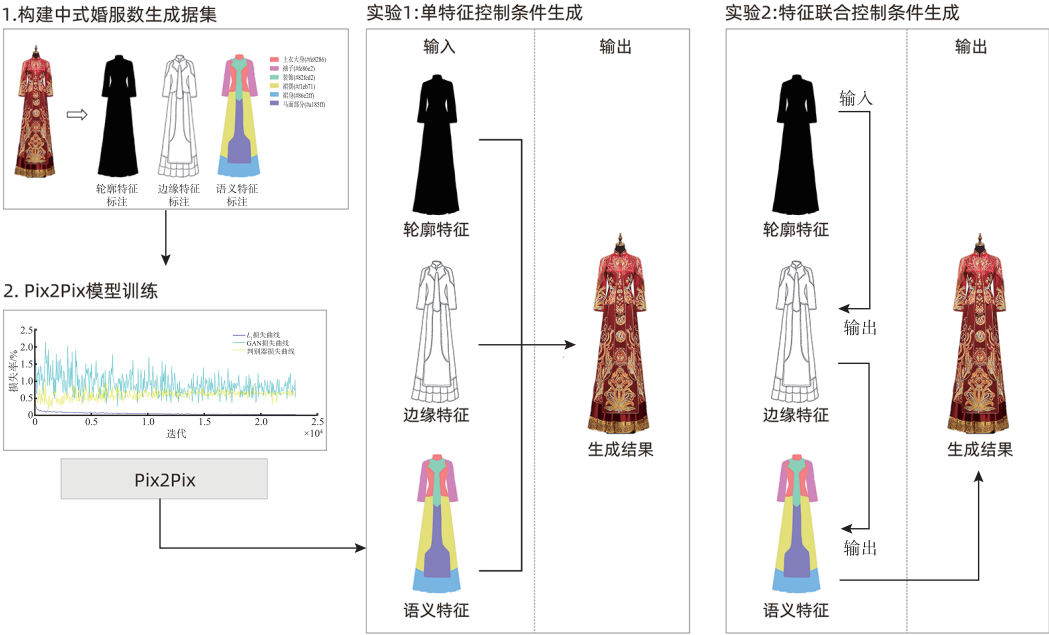


图 1 研究框架

Fig. 1 Research framework

1.2 图像生成模型搭建

生成对抗网络 (GAN) 是由 GOODFELLOW I 等^[6-7]在 2014 年首次提出的一种基于隐式密度估计生成式模型,其模型结构的产生受零和博弈思想的启发,通过无监督学习获取样本数据的分布,从而

生成较为逼真的样本数据。GAN 模型由生成器和判别器两部分构成,其中生成器用于生成以假乱真的样本去欺骗判别器,判别器则需将真实样本与生成样本尽可能地区分开来^[8]。两者通过对抗学习的方式进行训练,即学习观测数据样本的分布并生

成新的数据样本,最终达到纳什均衡状态^[9]。生成对抗网络结构原理如图 2 所示。

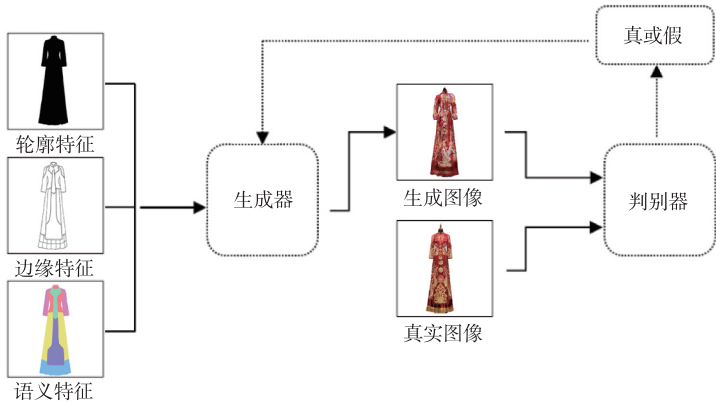


图 2 生成对抗网络结构原理

Fig.2 Structure diagram of generative adversarial network

文中生成模型主要采用图像翻译 Pix2Pix 卷积神经网络^[10]的思想,将服装生成视为一种图像翻译任务,如输入服装轮廓、模型自动设计纹样或装饰。Pix2Pix 算法相较于深度卷积对抗网络、条件生成对抗网络、基于网格的生成器算法有更好的可控性^[11],在风格迁移、语义分割以及图像生成方面具有显著优势。Pix2Pix 的生成器采用了一种非常流行的 U-Net^[12]图像翻译结构,该结构独特之处在于 U 型对称结构以及跳跃式传递机制加速了模型训练的收敛速度。且随着网络深度的增加,U-Net 结构还能够保留更多图像细节信息,在处理复杂任务时表现更为出色。同时,判别器采用基于 PatchGAN 的结构,可以在局部小块画面中高效地捕获高频结构信息^[10],从而实现对画面细节的精准提取和优化。

训练基于 Pix2Pix 网络的中式婚服生成设计模型的主要目标是最小化生成数据和真实数据之间的向量距离。模型通过每个批次的数据进行计算训练,称为一个 epoch。计算目标函数的数值后,利用反向传播机制生成误差梯度,并应用梯度下降法减小网络训练误差,从而优化模型的权重。为了在网络训练的初始阶段实现更快的收敛速度以达到理想效果,文中采用梯度下降算法进行优化,并对模型的超参数进行了调整,以更适合中式婚服的生成设计研究。具体参数设置为学习次数 = 500,学习率 = 0.000 2。其中,学习率是指深度学习的损失函数(loss 值)梯度调整网络权重的参数。

1.3 实验环境

实验均采用英伟达 RTX3060 图像处理器,并在 Windows10 操作系统下进行。Python 作为主要的开发语言,为实验的编写和运行提供了便捷灵活的环境。同时,深度学习框架选择了 Meta 推出的

PyTorch,该学习框架功能强大,具有丰富的张量计算能力和简洁高效的编程接口。通过高性能计算实验环境配置,可高效训练中式婚服生成设计模型,并获得准确可靠的实验结果。实验环境配置见表 1。

表 1 实验环境配置

Tab.1 Experimental environment configuration	
名称	配置
操作系统	Win10
图形处理器	NVIDIA RTX3060
开发语言	Python 3. 7
深度学习框架	PyTorch

2 中式婚服样本准备

2.1 样本选择

在 Pix2Pix 网络训练中,样本质量起着至关重要的作用。良好的样本质量,能够使网络更好地学习到输入和输出之间的映射关系,从而更加准确地生成真实的结果;同时还能减少网络训练中的噪声和偏差,提高网络的稳定性和泛化能力。文中实验利用设计网站、相关书籍以及实地调研选出 200 个既符合传统审美情趣,又符合现代人价值取向的秀禾服、龙凤褂中式婚服作为实验样本。考虑到中式婚服背面细节设计较为简洁,因此研究样本以中式婚服的正面为主,重点关注正面细节设计,如正面衣身纹样、领口、袖子及裙摆等。

2.2 样本标注

Pix2Pix 作为一种典型的监督学习网络,需要足够的数据及合适的标注来引导生成高质量的输出结果。文中引入了 3 种不同类型的标注模式,分别为轮廓特征标注、边缘特征标注以及语义特征标注,具体如图 3 所示。轮廓特征标注主要关注中式婚服的浅层视觉特征,即婚服的初步视觉印象。已

有研究证明,浅层视觉特征是构成大脑认知的基础^[13]。在设计过程中,中式婚服的轮廓特征可以有效帮助人们对婚服风格进行判别,从而为生成更符合期望风格的婚服图像提供重要的引导。其次,边缘特征标注建立在已知轮廓印象的基础上,对婚服的纹样或者装饰进行进一步的描述,可呈现出更多的细节信息。这些细节信息对于设计者而言是宝贵的资源,能够帮助他们设计出更加贴近实际的婚服样式。语义特征标注代表了更深层次的视觉特征,包括中式婚服中不同形制和设计语言之间的差异。这种标注模式可以帮助网络学习到更加高级和抽象的特征表示,从而生成多样化和具有独特性的婚服图像。例如,图 3 中的语义特征分别使用不同色彩进行标注(袖子部分使用“#fe86e2”色块标注等)。3 种不同类型的标注模式在 Pix2Pix 网络中相互配合,共同作用,从而使网络能够学习到丰富的中式婚服特征,并生成具有高度真实性和多样性的婚服图像。

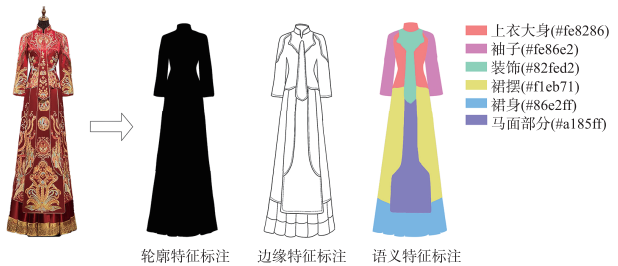


图 3 样本标注
Fig.3 Sample annotation

3 实验结果与设计应用

3.1 训练结果与可视化分析

模型的训练结果如图 4 所示。在经过 3 h 37 min 的 500 次训练后,模型达到了非常显著的收敛效果,整体 loss 值降低到 0.5 以下(loss 值越小越好)。与此同时,判别器与生成器在 20 000 次迭代后,loss 曲线逐渐拟合,并且差值范围在 0.5 ~ 1 区间内。这些数据表明模型对于中式婚服生成训练有很好的表现,为接下来的研究提供了基础。

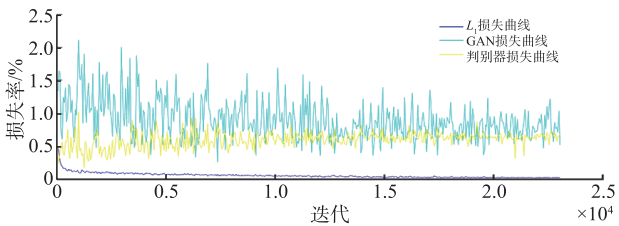


图 4 模型损失函数变化

Fig.4 Changes in the loss function of the model

为了解模型训练并形成新内容工作原理,文中进一步探讨 Pix2Pix 网络在训练过程中对于中式婚服图像的感知过程。基于 U-net 网络特性,模型在生成中式婚服图像的过程被分为编码(encoder) 和解码(decoder) 两部分,并通过可视化每一层的卷积神经网络,更加直观地展示了对抗生成网络的黑盒,具体如图 5 所示。

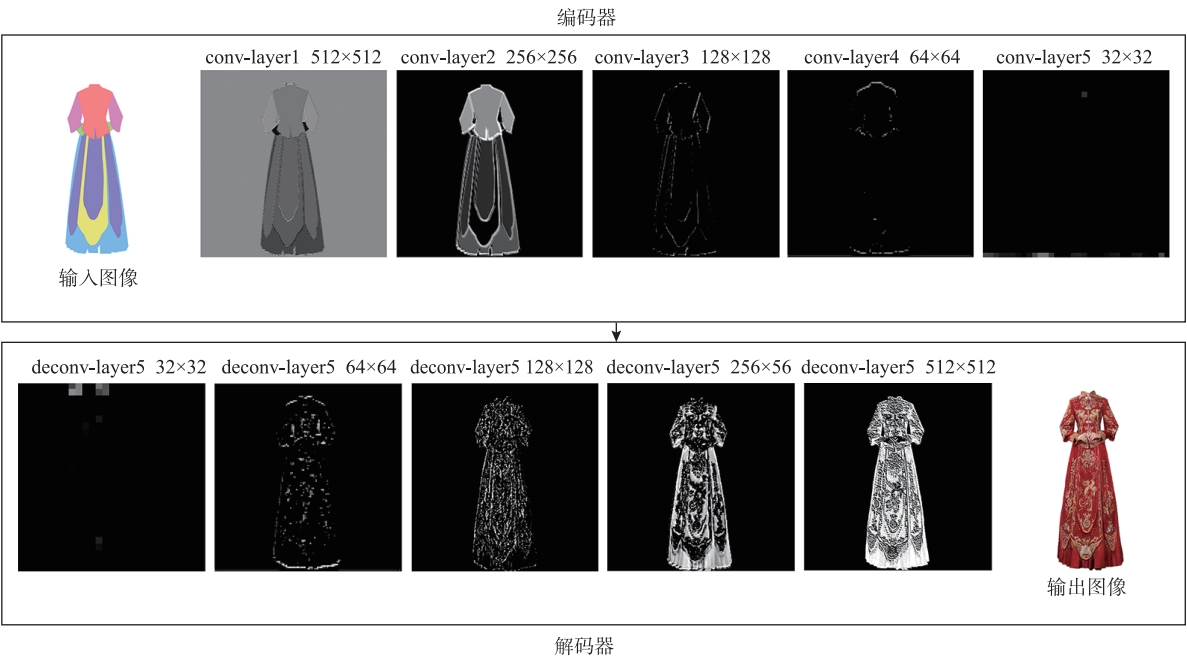


图 5 网络可视化

Fig.5 Network visualization

以中式婚服语义特征标注为例,在编码器中,对第 1 层卷积神经网络进行卷积操作,将图像压缩成 512×512 像素大小的灰度特征图,图像的边缘信息被识别出来。随着卷积网络层数的加深,语义特征标注图像被压缩为 32×32 像素大小的高级特征图,人类已经无法用肉眼观察具体的信息。与此同时,模型在解码器中对语义特征标注图像进行解码。随着网络的加深,图像由高级的、抽象的逐步演化到包含丰富信息图像的特征,并最终输出中式婚服生成图像。

3.2 单特征控制条件生成

在相同参数条件下,分别对比在轮廓特征、边缘特征和语义特征 3 个不同控制条件下生成结果的差异,具体如图 6 所示。当模型的训练次数为 50 次

时,各参数特征的生成结果差异不明显,并且在视觉上表现一致。然而,随着训练次数增加至 150 次时,由语义特征控制的中式婚服生成结果表现更加出色,服饰呈现出丰富的细节和准确的结构。反观其他两个模型,依然难以区分服饰细节以及整体结构。当训练次数增加到 200 次时,明显看出使用语义特征作为生成控制条件依然保持着出色的生成结果。而由轮廓特征和边缘特征控制的生成结果与 150 次时的结果差异较小,且存在着服饰细节难以区分和结构紊乱的问题。

综上所述,语义特征作为更深层次的视觉特征,其对于模型的生成结果具有较好的控制效果。而浅层的轮廓特征和边缘特征对中式婚服生成的指导作用较小。



图 6 单特征控制条件生成效果

Fig. 6 Single feature control condition generation

3.3 特征联合控制条件生成

虽然语义特征控制的生成结果表现优异,但单特征控制条件整体生成结果对中式婚服设计的细节调控能力较差,因此可进行多个特征递进的生成方法。如训练一个由轮廓生成边缘的模型,接着通过生成的边缘特征继续生成语义特征,最后由语义特征生成完整的中式婚服效果图,具体如图 7 所示。

在具体实验中,轮廓特征生成边缘特征的过程

表现出了出色的性能,即使在训练次数为 50 次时,生成的结果已经展现了较为明显的细节。随着模型训练次数的增加,生成的边缘特征也相应增加。然而,由边缘特征生成语义特征的模型表现较差,在 100 次训练之前的生成结果表现为语义表达紊乱且形态缺失。当模型训练次数增加至 200 次时,情况有所改善,但仍然存在细微错误。此环节需要人工介入,对语义图像稍做修整,并最终生成中式婚服。

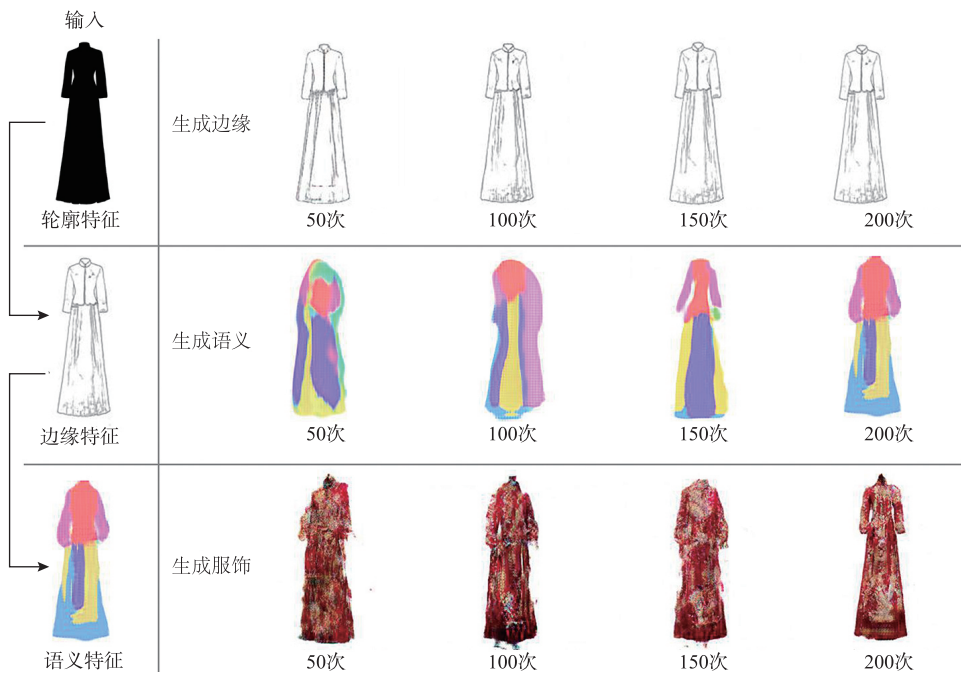


图 7 特征联合控制条件生成效果

Fig. 7 Feature joint control condition generation

递进式的生成方法增加了中式婚服生成过程中的可操控性,设计师可在最初的轮廓特征阶段进行介入,构建潜意识中的服饰形态。通过对边缘的推理,生成带有大量细节的线稿图像,设计师在此基础上进行修改或增加更为具体的设计细节和款式特征,并将调整后的边缘特征图像输入至语义生成模型中,生成最终的中式婚服效果。

3.4 设计应用

为进一步验证特征联合控制条件下递进式生

成方法的可行性,文中进行了完整流程的实验,具体如图 8 所示。由轮廓特征生成的边缘特征抛弃了参考婚服的复杂形式结构,并在边缘特征生成语义特征的结果中,裙身效果得到了加强,产生了多层次的裙身细节。由最终输出的结果和参考的图像对比可以看出,完整的生成结果与最初的参考已经完全不同,说明递进式生成方法可操作性强。设计师可以通过模型实现中式婚服的人工智能协同设计开发。

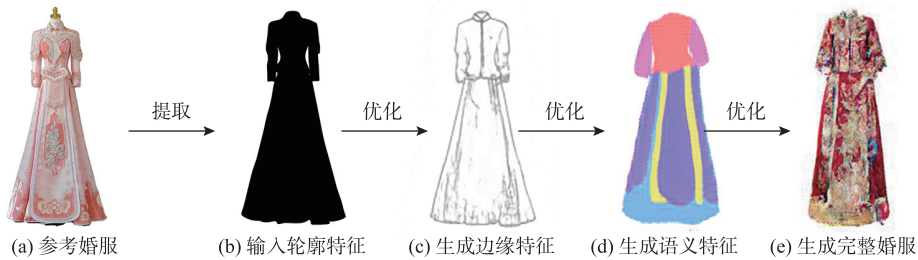


图 8 中式婚服设计运用

Fig. 8 Application of Chinese wedding dress design

4 结 语

基于中式婚服图像样本数据,建立了中式婚服图像生成模型,对样本数据进行轮廓特征标注、边缘特征标注以及语义特征标注,利用 Pix2Pix 算法生成虚拟中式婚服图像。通过实验对比,得出联合控制条件下的递进式生成法在细节调控方面能力更强,该方法结合了生成对抗网络与条件图像生成方

法的优势,服装特征标注被用作条件以增加服装图像生成过程的可控性,进而利用设计应用进一步验证了此方法的可行性,为中式婚服创新设计提供了新思路。然而,文中研究仍有不足,如生成的婚服图像存在款式偏差、轮廓模糊、纹理属性生成效果不明显等,后期将深入探索如何提升生成图像轮廓、纹理的清晰度。同时针对样本数据集较少的问题,可

进一步扩充样本量,以尝试图像生成的多样性和可能性。

参考文献:

- [1] 陈涵,沈雷,汪鸣明,等. 基于生成对抗网络的书法纺织图案设计开发[J]. 丝绸, 2021, 58(2): 137-141.
CHEN Han, SHEN Lei, WANG Mingming, et al. Design and development of calligraphy textile patterns based on generative adversarial network[J]. Journal of Silk, 2021, 58(2): 137-141. (in Chinese)
- [2] 陈佳,杨聪聪,刘军平,等. 手绘草图到服装图像的跨域生成[J]. 纺织学报, 2023, 44(1): 171-178.
CHEN Jia, YANG Congcong, LIU Junping, et al. Cross-domain generation for transferring hand-drawn sketches to garment images[J]. Journal of Textile Research, 2023, 44(1): 171-178. (in Chinese)
- [3] KANG W C, FANG C, WANG Z W, et al. Visually-aware fashion recommendation and design with generative image models[C]//2017 IEEE International Conference on Data Mining (ICDM). New Orleans: IEEE, 2017: 207-216.
- [4] 杨争妍,薛文良,张传雄,等. 基于生成式对抗网络的用户下装搭配推荐[J]. 纺织学报, 2021, 42(7): 164-168.
YANG Zhengyan, XUE Wenliang, ZHANG Chuanxiong, et al. Recommendations for user's bottoms matching based on generative adversarial networks[J]. Journal of Textile Research, 2021, 42(7): 164-168. (in Chinese)
- [5] 管绍春,向宇. 基于生成对抗网络的服装图像风格迁移[J]. 电脑知识与技术, 2019, 15(26): 191-193.
GUAN Shaochun, XIANG Yu. Style transfer of clothing image based on generative confrontation network[J]. Computer Knowledge and Technology, 2019, 15(26): 191-193. (in Chinese)
- [6] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial networks[J]. Communications of the ACM, 2020, 63(11): 139-144.
- [7] 施倩,罗戎蕾. 基于生成对抗网络的服装图像生成研究进展[J]. 现代纺织技术, 2023, 31(2): 36-46.
SHI Qian, LUO Ronglei. Research progress of clothing image generation based on generative adversarial networks[J]. Advanced Textile Technology, 2023, 31(2): 36-46. (in Chinese)
- [8] 张彬,周粤川,张敏,等. 生成对抗网络改进角度与应用研究综述[J]. 计算机应用研究, 2023, 40(3): 649-658.
ZHANG Bin, ZHOU Yuechuan, ZHANG Min, et al. Review of research on improvement and application of generative adversarial networks[J]. Application Research of Computers, 2023, 40(3): 649-658. (in Chinese)
- [9] 陈佛计,朱枫,吴清潇,等. 生成对抗网络及其在图像生成中的应用研究综述[J]. 计算机学报, 2021, 44(2): 347-369.
CHEN Foji, ZHU Feng, WU Qingxiao, et al. A survey about image generation with generative adversarial nets[J]. Chinese Journal of Computers, 2021, 44(2): 347-369. (in Chinese)
- [10] ISOLA P, ZHU J Y, ZHOU T H, et al. Image-to-image translation with conditional adversarial networks[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu:IEEE, 2017: 5967-5976.
- [11] 马永杰,徐小冬,张茹,等. 生成式对抗网络及其在图像生成中的研究进展[J]. 计算机科学与探索, 2021, 15(10): 1795-1811.
MA Yongjie, XU Xiaodong, ZHANG Ru, et al. Generative adversarial network and its research progress in image generation[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2021, 15(10): 1795-1811. (in Chinese)
- [12] BARDIS M, HOUSHYAR R, CHANTADULY C, et al. Deep learning with limited data: organ segmentation performance by U-net[J]. Electronics, 2020, 9(8): 1199.
- [13] VAISHNAV M, CADENE R, ALAMIA A, et al. Understanding the computational demands underlying visual reasoning[J]. Neural Computation, 2022, 34(5): 1075-1099.

(责任编辑:张 雪)