

## 1 Introduction

基于神经网络的风格迁移 (也即神经风格迁移) 是深度学习与神经网络在艺术领域做出的尝试. 将具有艺术信息的图像与具有真实场景或人像的内容图像同时输入到网络中, 最终得到具有艺术图像艺术特征以及内容图像内容特征的风格化图像, 是风格迁移最主要的任务. 与大多数计算机视觉任务一样, 风格迁移随着神经网络的兴起而兴起. 神经风格迁移真正走入大众视野可以追溯到由 Gatys 等人 [7] 于 2016 年使用 VGG 中特定层作为损失函数的核心, 以图像像素作为优化对象进行风格迁移工作.

尽管当前工作已经从效率 [9], 质量 [], 速度 [27], 多模态 [3] 等不同方向有了广泛的发展, 但是依旧无法处理具有不透明度信息的图像. 对于一般用户而言, 不透明度通道可能可有可无, 得到一张完整的风格化图像可以满足他们的需求, 但是对于艺术工作者来说, 一副完整作品需要使用多种背景透明的基本元素作为点缀. 这种基本元素往往具有不规则的外形, 而图像往往是以矩形的方式保存的, 所以透明背景在基本元素中也具有重要的作用—防止遮挡其他图像. 至今大部分风格迁移工作 [6,8,10,11,13,16,19,20,23] 在读入具有不透明度信息的图像时, 大多舍弃不透明度通道, 而是以三通道张量 (R,G,B) 的方式处理他们. 在这中情况下, 原本透明部分由于不透明度通道的丢失, 导致其变成白色或黑色色块. 这些纯色色块会被风格迁移网络误认为是图像风格的一部分, 从而导致风格化图像中存在大量不属于风格信息的色块, 最终生成难以令人满意的迁移结果.

在这份工作中, 我们提出了 **PartAlphaNet**, 一种新颖的端到端风格迁移模型, 在能正常处理无 alpha 通道图像的同时, 专门考虑了具有 alpha 通道图像作为输入的情况. 为了克服传统神经风格迁移方法无法处理 alpha 通道的情况, 本文以部分卷积 [17] 为基础, 因为部分卷积可以很好的忽略图像中不被关心的像素. 但是传统的部分卷积依旧没有处理不透明度信息的方法, 本文为了克服这个困难, 我们使用了一种将 alpha 通道转化为数值在 0 1 之间的浮点掩膜的方法, 成功的将部分卷积扩展到 alpha 通道上. 基于这个方法, 我们还提出了一种浮点掩膜的自动生成手段, 以弥补部分图像不具有的 alpha 通道信息. 同时, 由于当前风格迁移工作数据集往往以 WikiArt [2] 和 MSCOCO [1] 为基础. 这两个数据集中的图像格式基本均为 jpeg, 不包含 alpha 通道信息. 为此, 本工作以 WikiArt 与 MSCOCO 为基础, 从完整图像中拆分外形不规则且具有不透明信息的场景与风格元素, 并以 png 的格式保存, 形成了名为 AlphaImg 的数据集. 实验结果表明, 我们的方法能

够很好的将 alpha 通道的信息纳入考量, 且表现优于当前的 state-of-the-art 的神经风格迁移方法. 总结来说, 我们的贡献可以被罗列如下:

- 我们提出了一个名为“PartAlphaNet”的新颖网络, 可以将图像 alpha 通道信息纳入风格考量, 生成不受背景色块干扰的风格化图像. 这是通过名为 PartAlpha 的部分卷积模块实现的, 该模块以输入图像 alpha 通道信息为基础, 生成浮点掩膜. 在训练时, PartAlpha 以浮点掩膜作为权重, 参与网络训练, 以防止图像格式转换时出现的背景颜色干扰现象.
- 我们提出了 AlphaImg 数据集. 以 WikiArt [2] 与 MSCOCO [1] 为基础, 从完整图像中裁剪并挑选了部分外形不规则的风格元素 (如太阳、花朵、人物等), 并以 png 格式保存. 该数据集弥补了当前风格迁移领域较少具有不透明度信息数据集的缺陷.
- 我们在多种艺术风格上进行了广泛的实验, 结果表明我们的网络可以在处理多种风格的同时, 保留原图像的不透明度信息. 与当前其他方法相比, 我们的方法不会受到图片格式转换造成的风格差异现象, 取得了 state-of-art 的成绩.

## 2 Related Work

**神经风格迁移**使用神经网络作为核心, 以风格图像与内容图像作为输入, 获得具有内容图像内容信息与风格图像风格信息的风格化图像的过程, 被称作神经风格迁移. 神经风格迁移借助如 CNN [22] 等神经网络具有提取全局或局部风格信息的特点, 弥补了传统风格迁移需要人工建模模拟风格纹理的缺陷. To our best Knowledge, 神经风格迁移工作最早由 Gatys 等人于 2016 年 [7] 提出. Gatys 等人 [7] 将噪声图的像素值看作神经网络中的参数, 在以 VGG [21] 为核心的损失函数指导下, 优化噪声图最终得到了风格化图像, 开辟了神经风格迁移的先河.

但由于优化对象是噪声图像中的像素值, 所以 Gatys 等人 [7] 的方法在处理大批量风格迁移任务时需要分别一次每一个风格-内容图像对, 导致迁移速度缓慢, 效率难以令人满意. 同时, 由于每次生成风格化图像需要等待较长的时间, 所以无法做到实时风格迁移. Ulyanov [24] 与 Johnson [11] 几乎同时且独立提出了实时风格迁移成果, 且二人的实现思路类似: 参数化特

定作品的风格信息,并用反向传播算法固化在前馈神经网络中,而不需要在噪声图像上进行多次迭代优化.使用马尔科夫随机场也是早期为了实现实时风格迁移的尝试. Li 等人 [15] 用马尔科夫随机场进一步优化了他们之前的一项工作 [14],他们通过对抗训练得到了一个马尔科夫前馈网络,以解决效率问题.在这之后,还有以变分自编码器 [26]、生成式对抗网络 (Generative Adversarial Network, GAN) [12, 18, 28] 为基础的诸多方法为了提升风格迁移速度而努力. 尽管他们的方法大降低了风格迁移的耗时,但只能迁移预先训练好的一种风格,灵活性较差.

随着风格迁移的进一步发展,研究者们不再满足于迁移风格数量与效率之间的权衡,开始追求高效且可以迁移多种风格的方法. 据我们所知, Dumoulin 等人 [5] 第一个在数量-效率权衡之间做出了突破,他们在保证风格迁移效率的同时,将可迁移的风格数量从一个扩展至多个. 具体来说,他们发现对归一化参数进行缩放或变换足以适应特定的风格,因此提出了 Conditional Instance Normalization(CIN) 方法. 通过该方法调整网络参数,可以完成多种类似但不同的风格迁移任务. Chen 等人 [4] 不同于 Dumoulin [5] 通过公式调整网络参数的方式,提出了名为 StyleBank 的网络参数替换技术. 他们认为网络中处理内容信息的部分可以是相同的,仅需要替换处理风格图像的参数部分即可. 所以他们将训练好的参数保存在一个"Bank"中,当模型被要求迁移某种风格时,网络将从"Bank"中读取对应参数层并加载入网络中. 通过这种参数替换方式,在保证效率的前提下增加了可迁移风格种类. 这两种方法作为 Per-Model Multi-style 方法的典型方法,分别具有不同的缺陷: Dumoulin 等人 [5] 方法以迁移质量为代价,而 Chen 等人 [4] 模型的数量会随着可迁移种类的增加而增加,造成存储与使用困难.

发展到现在,大部分风格迁移工作均可满足实时且任意 (Arbitrary and Real-time) 的要求. 按实现方式的不同,任意且实时风格迁移可以分成五类: 1. 基于全局参数调整; 2. 使用 GANs; 3. 使用注意力机制; 4. 使用预训练大模型; 5. 使用自搭建的网络. 第一个实现任意和同时风格迁移的工作由 Huang 等人在 2017 年提出 [9],属于全局参数调整. 受 CIN 方法 [5] 的启发, Huang 等人以自适应实例归一化层 (Adaptive Instance Normalization layer, AdaIN) 作为风格迁移网络的核心,该层可以将内容特征的方差和均值与风格特征的均值和方差进行匹配,从而实现任意的风格迁移. Xu 等人的工作 [25] 是利用 GAN 实现任意且实时风格迁移的一个典范. 他们提出的 DRB-GAN 通过动态残差块 (Dynamic ResBlocks) 统一整合风格编码与

迁移网络, 利用风格类感知注意力机制生成动态风格代码, 从而完成任意且实时的风格迁移.

## 参考文献

- [1] COCO - Common Objects in Context — cocodataset.org. <https://cocodataset.org/#home>. [Accessed 25-03-2025].
- [2] WikiArt.org - Visual Art Encyclopedia — wikiart.org. <https://www.wikiart.org/en/App/Home>. [Accessed 25-03-2025].
- [3] Namhyuk Ahn, Junsoo Lee, Chunggi Lee, Kunhee Kim, Daesik Kim, Seung-Hun Nam, and Kibeom Hong. Dreamstyler: Paint by style inversion with text-to-image diffusion models. In *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, volume 38, pages 674–681, 2024.
- [4] Dongdong Chen, Lu Yuan, Jing Liao, Nenghai Yu, and Gang Hua. Stylebank: An explicit representation for neural image style transfer. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 1897–1906, 2017.
- [5] Vincent Dumoulin, Jonathon Shlens, and Manjunath Kudlur. A learned representation for artistic style. *arXiv preprint arXiv:1610.07629*, 2016.
- [6] Bin Fu, Junjun He, Jianjun Wang, and Yu Qiao. Neural transformation fields for arbitrary-styled font generation. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 22438–22447, 2023.
- [7] Leon A Gatys, Alexander S Ecker, and Matthias Bethge. Image style transfer using convolutional neural networks. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 2414–2423, 2016.
- [8] Ian Goodfellow, Jean Pouget-Abadie, Mehdi Mirza, Bing Xu, David Warde-Farley, Sherjil Ozair, Aaron Courville, and Yoshua Bengio. Generative adversarial networks. *Communications of the ACM*, 63(11):139–144, 2020.

- [9] Xun Huang and Serge Belongie. Arbitrary style transfer in real-time with adaptive instance normalization. In *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, pages 1501–1510, 2017.
- [10] Yongcheng Jing, Yezhou Yang, Zunlei Feng, Jingwen Ye, Yizhou Yu, and Mingli Song. Neural style transfer: A review. *IEEE transactions on visualization and computer graphics*, 26(11):3365–3385, 2019.
- [11] Justin Johnson, Alexandre Alahi, and Li Fei-Fei. Perceptual losses for real-time style transfer and super-resolution. In *Computer Vision–ECCV 2016: 14th European Conference, Amsterdam, The Netherlands, October 11–14, 2016, Proceedings, Part II 14*, pages 694–711. Springer, 2016.
- [12] Tero Karras, Samuli Laine, and Timo Aila. A style-based generator architecture for generative adversarial networks. In *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*, pages 4401–4410, 2019.
- [13] Zhanghan Ke, Yuhao Liu, Lei Zhu, Nanxuan Zhao, and Rynson WH Lau. Neural preset for color style transfer. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 14173–14182, 2023.
- [14] Chuan Li and Michael Wand. Combining markov random fields and convolutional neural networks for image synthesis. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 2479–2486, 2016.
- [15] Chuan Li and Michael Wand. Precomputed real-time texture synthesis with markovian generative adversarial networks. In *Computer Vision–ECCV 2016: 14th European Conference, Amsterdam, The Netherlands, October 11–14, 2016, Proceedings, Part III 14*, pages 702–716. Springer, 2016.
- [16] Dongyang Li, Hao Luo, Pichao Wang, Zhibin Wang, Shang Liu, and Fan Wang. Frequency domain disentanglement for arbitrary neural

- style transfer. In *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, volume 37, pages 1287–1295, 2023.
- [17] Guilin Liu, Aysegul Dundar, Kevin J Shih, Ting-Chun Wang, Fitsum A Reda, Karan Sapra, Zhiding Yu, Xiaodong Yang, Andrew Tao, and Bryan Catanzaro. Partial convolution for padding, inpainting, and image synthesis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 45(5):6096–6110, 2022.
- [18] Yifang Men, Yuan Yao, Miaomiao Cui, Zhouhui Lian, Xuansong Xie, and Xian-Sheng Hua. Unpaired cartoon image synthesis via gated cycle mapping. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 3501–3510, June 2022.
- [19] Eric Risser, Pierre Wilmot, and Connelly Barnes. Stable and controllable neural texture synthesis and style transfer using histogram losses. *arXiv preprint arXiv:1701.08893*, 2017.
- [20] Artsiom Sanakoyeu, Dmytro Kotovenko, Sabine Lang, and Bjorn Ommer. A style-aware content loss for real-time hd style transfer. In *proceedings of the European conference on computer vision (ECCV)*, pages 698–714, 2018.
- [21] Karen Simonyan and Andrew Zisserman. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *arXiv preprint arXiv:1409.1556*, 2014.
- [22] Srikanth Tammina. Transfer learning using vgg-16 with deep convolutional neural network for classifying images. *International Journal of Scientific and Research Publications (IJSRP)*, 9(10):143–150, 2019.
- [23] Licheng Tang, Yiyang Cai, Jiaming Liu, Zhibin Hong, Mingming Gong, Minhu Fan, Junyu Han, Jingtuo Liu, Errui Ding, and Jingdong Wang. Few-shot font generation by learning fine-grained local styles. In *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*, pages 7895–7904, 2022.

- [24] Dmitry Ulyanov, Vadim Lebedev, Andrea Vedaldi, and Victor Lempit-sky. Texture networks: Feed-forward synthesis of textures and stylized images. *arXiv preprint arXiv:1603.03417*, 2016.
- [25] Wenju Xu, Chengjiang Long, Ruisheng Wang, and Guanghui Wang. Drb-gan: A dynamic resblock generative adversarial network for artistic style transfer. In *Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision*, pages 6383–6392, 2021.
- [26] Zhanjie Zhang, Jiakai Sun, Jiafu Chen, Lei Zhao, Boyan Ji, Zehua Lan, Guangyuan Li, Wei Xing, and Duanqing Xu. Caster: Cartoon style transfer via dynamic cartoon style casting. *Neurocomputing*, 556:126654, 2023.
- [27] Zhanjie Zhang, Quanwei Zhang, Wei Xing, Guangyuan Li, Lei Zhao, Jiakai Sun, Zehua Lan, Junsheng Luan, Yiling Huang, and Huaizhong Lin. Artbank: Artistic style transfer with pre-trained diffusion model and implicit style prompt bank. In *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, volume 38, pages 7396–7404, 2024.
- [28] Jun-Yan Zhu, Taesung Park, Phillip Isola, and Alexei A Efros. Un-paired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks. In *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, pages 2223–2232, 2017.