

# 基于深度学习的轻量化图像风格迁移方法研究

刘 瑛,徐亦丹

(南昌交通学院,江西 南昌 330100)

**摘要:** 由于传统图像风格迁移方法在风格化过程中会造成图像显著区域扭曲,导致艺术视觉效果不佳,为此文章研究基于深度学习的轻量化图像风格迁移方法。在图像风格迁移中,利用平滑处理、特征提取操作预处理风格化图像。通过显著区域检测,保留原始风格化图像中的显著区域。引入注意力机制结合轻量化卷积网络 SqueezeNet,设计一个轻量化风格迁移模型。在 INIT 数据集上的定性与定量测试实验结果表明,文章设计迁移方法生成的风格化图像具有良好的视觉效果,验证了该方法的性能优越性。

**关键词:** 深度学习;轻量化;图像风格迁移;注意力机制

**中图分类号:** TP391

**文献标识码:** A

**文章编号:** 2096-9759(2023)06-0093-04

## 0 引言

图像风格迁移,简单地说就是将一幅风格图像的风格经过处理后运用到另一幅图像上的转变过程,属于一种高超的图像编辑技术。该技术可以实现艺术大师作品的短期快速生成,为艺术创作工作带来了一定的启发。图像风格迁移方法的研究已经成为我国艺术领域的重点课题之一,文献[1]作者李文书等人引入高斯采样技术,设计一种图像局部相似区域的风格迁移;文献[2]作者孙天鹏等人通过 GAN 进行图像风格

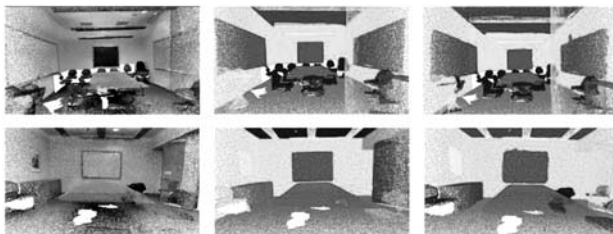
迁移,有效避免了图像风格迁移中细节丢失、色彩失真等问题;文献[3]作者兰天等人针对无监督的图像风格迁移受限等问题,利用对抗网络提升了迁移速度。但各式各样的新模型仍存在一定不足之处,大多数的图像风格迁移模型中算法较为复杂,难以在移动设备上运用。因此,本文针对图像风格迁移方法进行了深入研究,希望可以使迁移模型更加快速、轻量地在移动端环境运行,在学术界和实际的应用中具有很强的技术创新价值和实践意义。

**收稿日期:** 2023-02-03

**基金项目:** 2021 年度江西省教育厅科技项目:基于深度学习的轻量化图像风格迁移算法研究(项目编号:GJJ218408)。

**作者简介:** 刘瑛(1982-),女,江西南昌人,本科,讲师,研究方向:软件工程。

极不均匀,因此在细微部分容易出现预测错误的现象,但是总体预测结果接近真值结果,本文方法取得较好的效果。



输入点云 真值标签 预测结果

图3 S3DIS 数据集语义分割结果可视化

## 3 结语

本文提出一种深层端到端网络结构,构建了6层编码层和10层解码层结构,使用随机采样的方法以较低的时间复杂度对三维点云下采样。引入法向量估计增强空间特征编码从而提高特征多样性。构建混合池化融合空间特征和语义特征增强局部空间的感知能力。构建短跳跃多维特征融合模块在扩大局部区域范围的同时防止梯度消失和梯度爆炸并逐步从局部信息扩展到全局信息。构造长跳跃多层融合可以保留不同尺度下的特征信息。通过实验结果表明本文方法在多项评价指标中取得更优秀的性能。但是针对物体边缘处语义分割精度较低,以及场景中较少点云的物体类别语义分割精度较低。

### 参考文献:

- [1] 文沛,程英蕾,余旺盛.基于深度学习的点云分类方法综述[J].激光与光电子学进展,2021,58(16):49-75.
- [2] Armeni I, Sener O, Zamir A R, et al. 3d semantic parsing of large-

scale indoor spaces[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. IEEE, 2016:1534-1543.

- [3] Qi C R, Su H, Mo K, et al. Pointnet: Deep learning on point sets for 3d classification and segmentation[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. IEEE, 2017:652-660.
- [4] Qi C R, Yi L, Su H, et al. Pointnet++: Deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space[J]. Advances in neural information processing systems, 2017:5100-5109.
- [5] Landrieu L, Simonovsky M. Large-scale point cloud semantic segmentation with superpoint graphs[C]// Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. IEEE, 2018:4558-4567.
- [6] Li Y, Bu R, Sun M, et al. Pointcnn: Convolution on x-transformed points[J]. Advances in neural information processing systems, 2018, 31.
- [7] Zhao H, Jiang L, Fu C W, et al. Pointweb: Enhancing local neighborhood features for point cloud processing[C]// Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. IEEE, 2019:5565-5573.
- [8] Liu J, Yu M, Ni B, et al. Self-prediction for joint instance and semantic segmentation of point clouds[C]//European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2020:187-204.
- [9] Thomas H, Qi C R, Deschaud J E, et al. Kpconv: Flexible and deformable convolution for point clouds[C]// Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision. IEEE/CVF, 2019:6411-6420.

## 1 图像预处理

### 1.1 平滑处理

一般情况下,在对图像风格进行迁移时,会导致内容图像显著区域扭曲、丢失内容图像语义信息这一问题<sup>[4]</sup>,所以本文从提升风格化图像质量的角度出发,引入深度学习算法,设计一个能够保留图像的显著区域和语义信息的轻量化风格迁移模型。

在图像风格迁移过程中,最终的视觉质量主要由风格化图像的空间平滑性决定<sup>[5]</sup>,在本文设计的迁移方法中,首先需要对图像进行平滑处理,在最大限度地保留原始风格化图像中有效信息的前提下,将图像内部噪声去除从而获得平滑图像。本文引入总变分正则化算法,对图像进行平滑处理。总变分正则化算法不仅可以提升风格化图像在迁移过程中的空间平滑度,而且可以有效解决风格化图像中不自然或散斑问题<sup>[6]</sup>,计算公式如下:

$$B(x) = \sum_{m,n} \left( (x_{m,n+1} - x_{mn})^2 + (x_{m+1,n} - x_{mn})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (1)$$

式中,  $B(x)$  表示待迁移的风格化图像  $x$  的总变分正则化函数,也就是含有白噪声的风格化图像;  $m, n$  分别表示风格化图像上像素点坐标信息。在利用式(1)进行待迁移风格化图像的平滑处理时,迁移过程中需要注意平滑权重的调节,由于本文所提深度学习算法的训练过程具有一定波动性,极易出现梯度消失或爆炸等问题,所以平滑权重至关重要,如果权重太大,会出现梯度消失,造成风格化图像变成空白图像;反之,如果权重太小,图像的平滑效果就会较差。同时,针对不同内容及风格的图像,平滑权重的设置也各不相同,所以针对这个问题,需要依靠多次实验获得。在进行图像风格化迁移时,每一轮迭代的图像都需要经过总变分正则化平滑处理,再输入至图像特征提取器中,以此确保迁移后的风格化图像视觉效果。

### 1.2 特征提取

为解决图像边缘信息丢失以及迁移后图像内容失真等问题,还需对图像进行特征提取操作<sup>[7]</sup>。本文主要运用图像重建的方法,对原始风格化图像进行迭代优化,从而提取到图像的特征<sup>[8]</sup>。通常来说,风格化图像的视觉效果会随网络层次的变化而变化,网络层次越低,图像越清晰完整,反之网络层次越高,图像越模糊抽象。假设待迁移的风格化图像  $x$  经过重建后变为  $y$ ,那么风格化图像重建过程中的平方误差损失函数如下式所示:

$$f_{content}(y, x, i) = \frac{1}{2} \sum_{m,n} (G_{mn}^i - H_{mn}^i)^2 \quad (2)$$

式中,  $f_{content}$  表示风格化图像重建的平方差损失函数;  $i$  表示重建网络层次;  $H_{mn}^i$ 、 $G_{mn}^i$  分别表示风格化图像重建前后的第  $m$  个滤波器第  $n$  个位置上特征激活值。由于通常风格化图像特征较为抽象化且复杂化,所以在进行风格迁移时,不能仅提取某一层的图像特征信息,还需对更多层图像特征信息进行提取。而格拉姆矩阵则可以很好地呈现出多层特征信息之间的相关性,这个矩阵不仅可以对一层图像特征信息的各个维度进行度量,而且可以从彼此之间的联系进行特性度量<sup>[9]</sup>。本文引入格拉姆矩阵来提取全局风格化图像特征,其表达式如下式所示:

$$L_{mn}^i = \sum_j G_{mj}^i G_{nj}^i \quad (3)$$

式中,  $L_{mn}^i$  表示风格化图像的第  $i$  层中第  $m$  个特征图与第  $n$  个特征图之间的内积;  $j$  表示格拉姆矩阵维度。

## 2 图像显著区域检测

为了确保图像风格迁移后与原始图像保持一致,本文结合图像显著区域检测算法,来保留图像显著区域,避免出现图像扭曲现象<sup>[10]</sup>。图像显著区域检测属于视觉感知领域的问题,本文引入一种深度监督的图像显著区域检测方法,由于深层的网络可以获得更多层次的图像特征,所以具有更加优越的显著性检测效果。通过感知网络来获取风格化图像的内容信息时,会造成显著区域信息的丢失,而本文所引入的显著性网络可以弥补这类问题<sup>[11]</sup>。显著性网络可以从 FCN 中获得所需的图像多尺度特征,从而为图像显著区域的分割检测带来更高级的属性,而且在显著区域的检测效果及效率方面都具有优越性。在显著性网络中,显著性损失函数表达式如下:

$$f_{salient}(y', x') = \left\| \lambda_i(y') - \lambda_i(x') \right\|_2^2 \quad (4)$$

式中,  $f_{salient}$  表示风格化图像的显著性损失函数;  $y'$  表示迁移后风格化图像的显著图;  $x'$  表示原始风格化图像的显著图;  $\lambda_i$  表示图像经过显著性检测网络  $\lambda$  后第  $i$  个激活层的欧氏距离的平方。

## 3 基于深度学习的轻量化风格迁移模型

引入深度学习算法设计图像风格迁移方法,如果仅使用结构复杂的卷积神经网络作为风格迁移模型,虽然可以确保迁移后的分割化图像具有不错的视觉效果,但卷积神经网络模型参数数量较大,难以保障图像风格的迁移效率<sup>[12]</sup>,所以本文针对这一问题,引入轻量化神经网络来设计图像风格迁移模型<sup>[13]</sup>。本文提出 SqueezeNet 模型,其核心部分为如图 1 所示的 Fire 模块<sup>[14]</sup>:

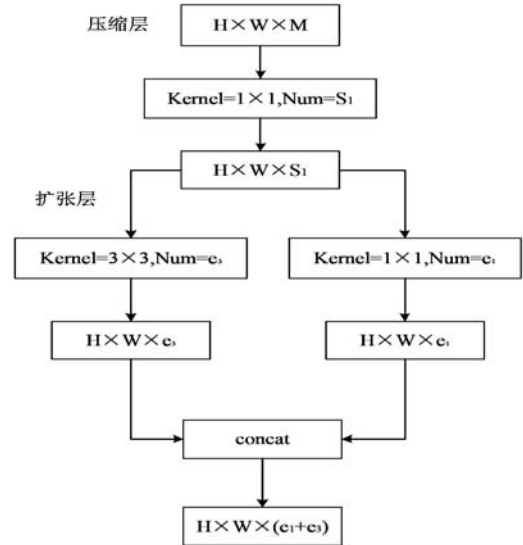


图 1 轻量化风格迁移模型的 Fire 模块示意图

如图所示, Fire 模块中包括了压缩层与扩张层,以及多个可调超参数:  $s_1$  和  $s_3$  为压缩层  $1 \times 1$  卷积通道,  $e_1$  为扩张层  $1 \times 1$  卷积通道,  $e_3$  为扩张层  $3 \times 3$  卷积通道,所以 Fire 模块可以有效降低风格迁移模型的参数。与此同时,为进一步提升轻量化网络的性能,本文引入注意力机制,设计一个轻量化通道注意力机制 ECA 模块,注意力机制就是在原始待迁移的风格化图像中提取出感兴趣的区域,将其转换为目标域图像,表达式如下:

$$Y(x) = Q(x) \oplus P(x) + (1 - Q(x)) \oplus x \quad (5)$$

式中,  $Y(x)$  表示待迁移图像输入注意力机制模型进行转换后的最终输出结果;  $Q(x)$  表示给定变换区域;  $P(x)$  表示转

换后的图像。在 Fire 模块与注意力机制 ECA 模块通道的反向传播下,图像转换网络参数得以更新,并且在多次迭代操作后即可生成图像的轻量化风格迁移模型。

#### 4 实验与分析

通过科学对比实验来判断该方法的有效性及其可行性,选用基于高斯采样的图像风格迁移方法、基于生成对抗网络的图像风格迁移方法作为实验对照组,从定性与定量两个角度出发来充分评估本文设计方法的性能。

本次实验的平台型号为 Intel Xeon E5-2450 @ 2.10GHz,其搭载了多块 P100 显卡,具备 64GB 内存与 30T 硬盘,完全可以支持图像风格迁移模型的运行。为避免因实验数据单一造成的实验结果不够准确,实验采用图像风格多变的 INIT 数据集,该数据集内包含了晴天、阴天、雾天、雨天、雪天等多种天气风格资源,各风格数据分布情况如表 1 所示。

表 1 INIT 数据集天气风格数据分布统计表

天气风格	训练样本	测试样本
雾天	8000	2000
雨天	6000	1500
雪天	6000	1500
晴天	10000	3000
阴天	12000	5000

本次实验开始之前,需要将 INIT 数据集中各类天气风格图像进行标注分类,全部裁剪为 960\*680 大小的图片。在 INIT 数据集基础上,首先进行图像风格迁移方法定性测试,从 INIT 数据集随机抽取不同风格的图像 6 张,利用上述三种方法进行图像风格迁移后,随机选择 10 名用户分别对迁移后的图像进行打分,为了保证评分的公平性,实验中将三种方法下的图像随机分配给用户,让参与者从迁移后图像的色彩与纹理两个角度进行评分,每一项属性的分值范围从 1 设置到 10,在参与者进行打分后,统计每张图像的平均得分如图 2 所示。

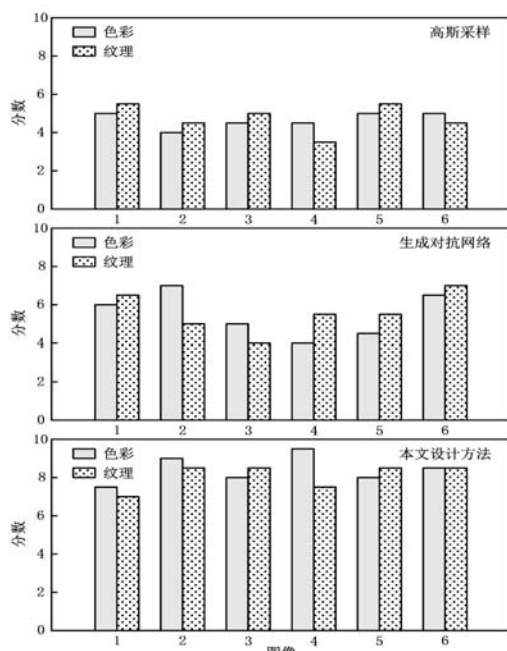


图 2 图像风格迁移质量评测结果图

根据上图所示的实验结果可知,与实验对照组相比,本文设计方法无论是在图像的色彩还是纹理上,平均得分均更高,其中图像色彩平均得分为 8.4 分,较对照组高出 3.7 分、2.9 分;图像纹理平均得分为 8.1 分,较对照组高出 3.3 分、2.5 分。由此可以说明,经过本文设计方法迁移后的风格化图像拥有更加让人满意的色彩与纹理,视觉效果更好。由于定性测试法具有一定的主观性,为进一步评估上述三种风格迁移方法的表现,下面本文将进行定量测试实验。在图像风格迁移方法的定量评估中,本文引入 Frechet Inception 距离 (FID) 作为评估风格化图像质量的指标,FID 主要根据图像特征向量的分布距离来判断图像质量,计算公式如下所示:

$$FID = \|T_1 - T_2\|^2 + \delta (C_1 + C_2 - 2(C_1 * C_2)^{1/2}) \quad (6)$$

式中, $T_1$  表示真实风格化图像特征; $T_2$  表示迁移风格化图像特征; $C_1$ 、 $C_2$  分别表示真实图像与迁移图像特征的协方差矩阵; $\delta$  表示矩阵的迹运算。根据上式所求的图像 FID 分数越大,说明该风格化图像的质量越差;反之,图像 FID 分数越小,说明该风格化图像的质量越好。在此基础上,使用上述三种方法分别执行 INIT 数据集中各天气风格图像的迁移任务,并计算出各方法下风格化图像的 FID 指标,如表 2 所示。

表 2 图像风格迁移方法的 FID 指标评估结果

风格	FID		
	本文方法	高斯采样	生成对抗网络
晴天	38.41	89.10	57.59
阴天	41.08	87.74	58.61
雾天	37.92	88.61	56.66
雨天	39.43	87.93	55.89
雪天	39.75	88.70	59.92
平均	39.32	88.42	57.73

从表中实验结果可以看出,本文设计迁移方法下的风格化图像 FID 平均值为 39.32,较对照组方法分别有 55.53%、31.89% 的性能提升,表明本文方法所生成的风格化图像质量最优,具备更好的性能与应用价值。综上所述,本文设计基于深度学习的轻量化图像风格迁移方法,可以在大幅减少迁移模型参数、提升运行效率的前提下,确保迁移后的风格化图像质量更高。

#### 5 结语

当下,虽然很多图像风格迁移技术的视觉效果已经让人们满意,但不免在 APP 平台实际应用中存在一定问题,所以本文引入了深度学习算法,研究一种轻量化图像风格迁移方法。本文设计方法不仅考虑了图像的质量问题,而且有效提升了风格迁移效率,该方法可以实现艺术大师画作的瞬间生成,开启艺术创作的一扇大门。未来,笔者将结合本文的研究内容与先进的技术手段,在视频级的风格化方向进行探索研究,为我国艺术创造做贡献。

#### 参考文献:

- [1] 李文书,赵朋,尹灵芝,等.基于高斯采样的区域多元化图像风格迁移方法[J].计算机辅助设计与图形学学报,2022,34(05):743-750.

# 基于知识图谱的推荐算法研究

薛艳斌,王宏生

(沈阳工业大学信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110870)

**摘要:**将知识图谱作为外部信息引入推荐系统可以有效缓解推荐系统的数据稀疏问题。文章提出一种端到端的神经网络模型,文章使用一种图注意力机制取代基于相似度或交换矩阵计算的离线元路径方法;另外,根据知识图谱中的项目的不同实体类型,文章提出一种多视图记忆注意力网络去学习更深层次的项目表征。文章在 MovieLens 数据集上进行了实验,实验结果表明,本文的模型明显优于 Top-N 推荐基线模型。

**关键词:** 推荐系统; 知识图谱; 图注意力机制; 记忆注意力网络

中图分类号 TP183:

文献标识码:A

文章编号:2096-9759(2023)06-0096-03

# Research on Recommendation Algorithm based on Knowledge Graph

**XUE Yanbin, WANG Hongsheng**

(School of information science and engineering, Shenyang University of Technology, Shen Yang 110870)

**Abstract:** Exploiting the external information called knowledge graph to recommendation has shown to effectively alleviate the data sparsity problem of recommendation system. Article proposes an end-to-end neural network model. We use a graph attention mechanism to replace the offline meta-path method based on similarity or commuting exchange matrix. In addition, according to the different entity types of items in the knowledge graph, we propose a multi-view memory attention network to learn more profound item features. Experiments on MovieLens dataset show the effectiveness of our model significantly outperform baseline model for Top-N recommendation.

**Key words:** recommendation system; knowledge graph; graph attention mechanism; memory attention network

## 1 引言

在现代生活中,推荐系统对于用户从大量的产品或服务中快速做出选择至关重要。Top-N 推荐系统的任务是为用户列出一个未来极有可能进行交互的项目的排名列表。在众多推荐算法中,协同过滤是最著名的,已经成功地用于 Top-N 推荐问题的建模。矩阵分解<sup>[1]</sup>和神经协同过滤<sup>[2]</sup>等模型就是协同过滤技术的几个实例。

协同过滤算法通过利用用户和项目之间的交互来预测用户对项目的偏好。然而,用户与一些极少被系统利用到的项目的交互很少,这通常会导致推荐系统的数据稀疏问题。为了解决这个问题,PER<sup>[3]</sup>和FMG<sup>[4]</sup>将知识图谱视为异构信息网络,并提取基于潜在特征的元路径或元图来表示用户和项目之间沿着不同类型的关系路径或图的连通性。现有的方法虽然在一定程度上缓解了推荐系统的数据稀疏问题,但仍存在以下缺点。第一,它们不是端到端的模型,这使得它们严重依

赖于手动选择的元路径或元图，其次是对实体的离线嵌入构造、相似度或交换矩阵计算的效率都不高。第二，每个用户可能会查找项目的不同属性。例如，用户可能会根据一部电影的演员阵容或者导演来决定是否观看这部电影。第三，在第二的基础上，用户还会查找更深层次的特征。例如，《泰坦尼克号》是由凯特·温丝莱特主演的，这个演员是奥斯卡获奖者。用户不仅会关注电影的演员阵容是什么，还会关注这些演员是否获得过奥斯卡奖。

为解决上面提到的问题, 本文利用知识图谱来辅助推荐系统, 提出了一个端到端的神经网络模型(GAMAT)。本文利用知识图谱中的项目的不同实体类型来丰富用户与物品的描述。本文提出的模型有以下优点。第一, 它是端到端的, 不需要进行离线相似性或交换矩阵的计算, 还不需要手动选择元路径。本文使用图注意力网络来解决这个问题。第二, 本文提出一种多视图多头记忆注意力网络层, 用来按“组件”提取

收稿日期:2023-03-11

**作者简介:**薛艳斌(1997-),男,研究生,硕士,主要研究方向:机器学习与智能系统;王宏生(1964-),男,副教授,硕士生导师,主要研究方向:软件设计自动化,智能信息检索。

- [2] 孙天鹏,周宁宁,黄国方.新的基于 GAN 的局部写实感漫画图像风格迁移[J].计算机工程与应用,2022,58(14):167-176.
- [3] 兰天,辛月兰,殷小芳,等.基于生成对抗网络的无监督图像风格迁移[J].计算机工程与科学,2021,43(10):1789-1795.
- [4] 沈瑜,杨倩,苑玉彬,等.目标边缘清晰化的图像风格迁移[J].激光与光电子学进展,2021,58(12):241-253.
- [5] 聂雄锋,王俊英,江曙,等.基于深度学习的动漫风格迁移研究综述[J].长江信息通信,2022,35(02):37-39.
- [6] 杨玥,冯涛,梁虹,等.融合交叉注意力机制的图像任意风格迁移[J].计算机科学,2022,49(S1):345-352+396.
- [7] 张颖涛,张杰,张睿,等.全局信息引导的真实图像风格迁移[J].计算机科学,2022,49(07):100-105.
- [8] 刘建锋,钟国韵.基于神经网络的图像风格迁移研究综述[J].电子技术应用,2022,48(06):14-18.
- [9] 林晓,屈时操,黄伟,等.显著区域保留的图像风格迁移算法[J].图学学报,2021,42(02):190-197.
- [10] 毛琳,王萌,杨大伟.内容特征一致性风格迁移网络[J].计算机辅助设计与图形学学报,2022,34(06):892-900.