

基于大卷积核任意风格迁移算法的水表 数据增强研究^{*}

刘圣仁¹ 陈媛媛² 廉永健³ 耿艳兵³ 张玲郡³ 陈鑫钰¹

(1. 中北大学信息与通信工程学院 太原 030051; 2. 中北大学创新创业学院 太原 030051;

3. 中北大学计算机科学与技术学院 太原 030051)

摘 要:针对现有的风格迁移方法在对水表进行数据增强后导致颜色失真,内容保留不完整等问题,提出了一种基于大卷积核的任意风格迁移算法(arbitrary style transfer algorithm of large convolutional kernel, LKAST)。首先,针对风格图像使用大卷积核提取风格特征,保留风格特征的高层特征;此外,通过引入新的损失函数,更好的保留迁移结果对内容的保留;最后,通过两组对照实验验证方法的有效性。实验结果表明,该方法能够在模拟水表现场环境的同时保留足够的内容信息,在仅改变数据增强算法的前提下,单次多框目标检测(SSD)算法准确率提升 6.84%,YOLOv5 准确率提升 6.56%。

关键词:数据增强;大卷积核;风格迁移;损失函数

中图分类号: TP391.4; TH814.2 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Research on water meter data augmentation based on arbitrary style transfer algorithm of large convolutional kernel

Liu Shengren¹ Chen Yuanyuan² Lian Yongjian³ Geng Yanbing³ Zhang Lingjun³ Chen Xinyu¹

(1. School of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. College of Innovation and Entrepreneurship, North University of China, Taiyuan 030051, China;

3. Computer Science and Technology, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: In view of the limitations of the existing style transfer methods in the data enhancement of water meters. In this paper, we proposed an arbitrary style transfer algorithm based on large convolutional kernel (LKAST). Firstly, the large convolution kernel is used to extract the style features for the style images, and the high-level features of the style features are retained, and a new loss function is introduced to better preserve the content of the migration results. Finally, the effectiveness of the method was verified by two groups of controlled experiments. Experimental results show that the proposed method can simulate the water performance field environment while retaining enough content information, and the accuracy of the SSD object detection algorithm is increased by 6.84% and YOLOv5 by 6.56% under the premise of only changing the data augmentation algorithm.

Keywords: data augmentation; large convolutional kernel; style transfer; loss function

0 引 言

随着科学技术的日新月异,智能水表在生产生活中正在逐渐取代传统机械水表。但是在乡村的一些老旧的水泵,机械水表仍然存在,因此需要在机械水表中添加自动识别水表读数的模块,目标检测算法就是解决这一问题的

关键方法。然而由于目标检测算法的局限性,模型训练需要构建大量的数据集;受现场环境及季节天气等因素的影响,水表表盘的风格各不相同,例如表盘上存在水雾水滴、脏污水表。而传统增强算法无法模拟各种应用环境下的水表图像^[1],因此需要风格迁移算法进行对数据集进行补充拓展。

收稿日期:2024-07-20

^{*} 基金项目:山西省自然科学基金面上基金(202103021224192)、山西省自然科学研究面上项目(202203021221103)资助

风格迁移作为一种图像处理的手段,最早是根据提取图像的底层特征(纹理、色彩等)来进行纹理合成,无法提取图像的高层特征,致使风格迁移效果不理想。随着近年人工智能在各个领域应用的发展,风格迁移再次出现在人们的视野。

首先是 Gayts 等^[2]在 2016 年将卷积神经网络(convolutional neural network,CNN)应用于风格图像的特征提取上,并使用预训练 VGG16(visual geometry group 16-layer)作为特征提取网络,进行损失函数的计算,然后根据图像的特征构造 Gram 矩阵(Gramian matrix),用于对齐内容图像与风格图像的二阶统计量。由于该算法是基于图像迭代,运行不仅耗时,而且每次生成风格图像都需要重新进行特征提取,效率较为低下。针对这个问题,Johnson 等^[3]提出了一种基于模型迭代的风格迁移算法,通过一种新的图像生成网络实现了快速风格迁移,该算法通过一个卷积神经网络将大量的计算负担转移到模型训练阶段,很好的解决了风格迁移在迁移阶段的耗时问题。该方法虽然解决了生成速度缓慢的问题,但是只能针对特定的风格进行模型训练,无法实现对任意风格的图像进行风格迁移。因此,2017 年 Huang 等^[4]首次提出了任意风格迁移,使用自适应实例规范化(adaptive instance normalization,AdaIN)作为新的特征融合模块,实现了对任意风格图像进行风格迁移。但是 AdaIN 方法对真实感风格迁移效果十分有限^[5],即迁移后的图像无法保留足够的细节内容,于是 Li 等^[6]提出了一种基于白化和上色(whitening and coloring transform,WCT)的风格特征提取,图像通过白化和

上色将风格图像的风格提取并迁移到内容图像上,而且该方法不需要训练参数,还在很大程度上保留了内容细节。

然而以上方法偏重于艺术感风格迁移,无法有效的保留内容图像,WCT 方法虽然能够一定程度上保留内容,但是细节方面仍有缺失,而水表图像的目标检测恰恰需要保留足够的细节内容供网络识别。

为此本文提出了一种基于大卷积核的风格迁移网络,该方法不仅能在水表图像上加入目标风格,而且能够保存足够的内容信息。本文通过大卷积核提取风格图像的深层信息,获取更大的有效感受野^[7],使得网络更加关注风格图像的整体风格而非局部的细节信息;由于传统的风格迁移算法仅使用特征图的二阶统计量进行计算内容损失,本文引入了结构损失替代原本的内容损失,又加入了两种新的损失函数,更好的保留内容信息。

1 研究方法

1.1 模型构建

目前视觉变换器(vision transformers,ViT)^[8]在很多下游任务中拔得头筹,大核卷积重新出现在人们的视野,然而受限于大卷积核的计算量,大卷积核在 CNN 中仍然没有普遍使用,而是由许多小的卷积核(如 3×3)堆栈而成来扩大 CNN 的感受野。但是 Ding 等^[9]提出一种专门为超大卷积核优化的卷积算法(revisiting large kernel design in CNNs,RepLKNet)以实现大幅加速,使得大卷积核重新出现在人们视野。整体网络结构示意图如图 1 所示。

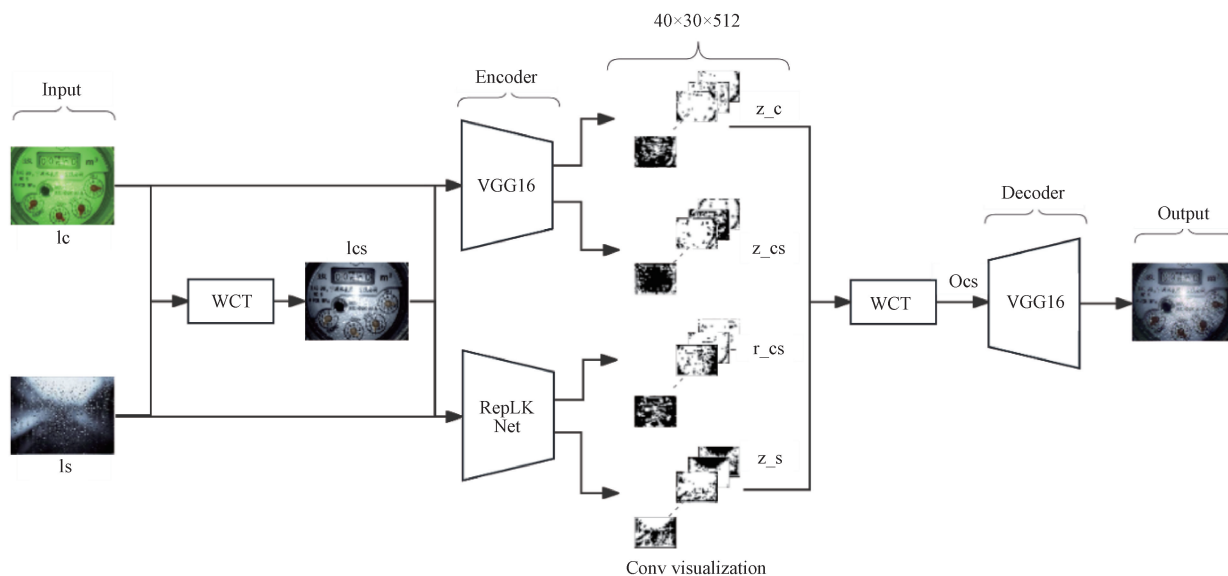


图 1 整体网络结构

Fig. 1 Diagram of the overall network structure

传统风格迁移算法都是将内容图像和风格图像输入进相同的 VGG 网络中,进行风格特征的提取与图像重建,然而在水表的风格迁移中所需内容和风格图像的特征

是不同的,对于内容图像,本文不仅需要保留内容的整体轮廓,更关键的是对内容图像细节的保留,而风格图像更需要关注整体风格而非局部细节。所以本文将内容和风

格图像的特征提取网络分开,使用传统的 VGG16 网络提取内容特征,对风格图像的特征提取则采用基于大卷积核 RepLKNet 网络,以获取更大的有效感受野^[7],从更高层提取风格图像的整体风格。

其中输入分别是内容图像 I_c 和风格图像 I_s 。首先将风格图像和内容图像输入 WCT 算法中,得到中间图像 I_{cs} ,然后将 I_{cs} 分别与内容图像和风格图像输入到两个不同的编码器中计算损失函数,并且将得到的 z_c 与 z_s 再次输入到 WCT 算法中得到 O_{cs} ,最后进行解码输出风格化图像。

在使用风格迁移对水表进行数据增强任务中,最重要的是对风格图像的特征提取及对内容细节的保留。

1.2 超大卷积核

一般来说,卷积核的增加会导致参数量以及浮点数的二次提升,然而这个问题可以通过 Depth-wise 卷积解决。有研究表明通过引入结构重参数化可以避免卷积核尺寸的提升带来的性能下降^[7,9]。此外,针对大卷积核的不足,Ding 等^[9]提出了 5 条准则完美的解决了这些问题。也就是说,扩大卷积核不仅可以扩大网络的有效感受野,而且不会降低网络的性能。因此通过大卷积核对风格特征进行特征提取,可以从更宏观的角度学习风格特征。RepLKNet 的网络结构如图 2 所示。

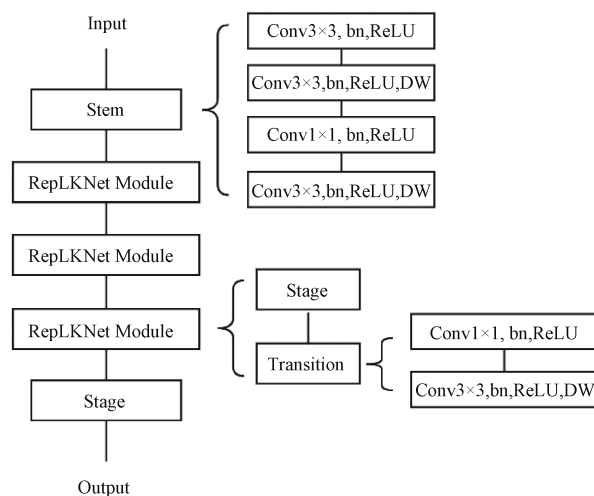


图 2 RepLKNet 网络结构

Fig. 2 RepLKNet network structure

由图 2 可以看出,RepLKNet 整体网络结构是由 3 个 RepLKNet Moulde 组成,每个 Moulde 包含 Stage 和 transition 模块,Stem 和 Transition 模块由普通的 3×3 卷积以及 DW 深度可分离卷积组成。这样不仅可以减少计算参数,还能一定程度上包保留提取到的特征。其中 Stage 模块的结构示意图如图 3 所示。

大卷积核在 stage 模块中得到应用,其中 RepLK Block 中 K 为卷积核大小,本文 K 取 (31, 29, 27, 13) 作为

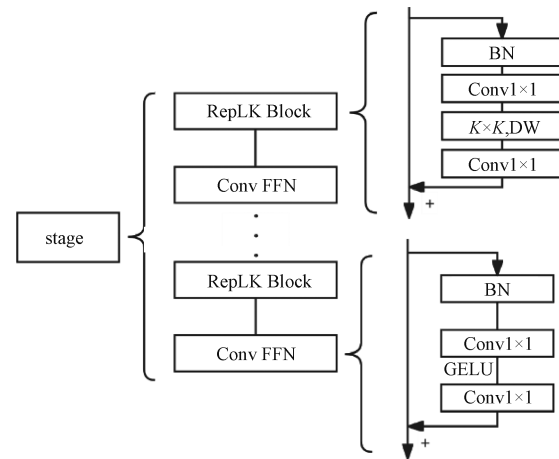


图 3 stage 模块示意图

Fig. 3 Schematic diagram of the stage module

stage 中 4 次 RepLK Block 的卷积核大小。

1.3 损失函数

本文采用多种损失函数进行加权求和的方式进行计算总损失函数 L_{total} ,其中包括内容损失 L_c 、风格损失 L_s 、纹理生成损失 L_G 以及循环一致性损失 L_{cyc} 。

$$L_{total} = \alpha L_c + \beta L_s + \gamma L_G + \delta L_{cyc} \quad (1)$$

式中: $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ 是每个损失的权重系数。

1) 内容损失 L_c 传统方法的风格迁移^[10]在内容损失的选择上一般使用的是均方误差 (mean squared error, MSE),虽然在一定程度上能够降低风格化图像的内容损失,但是仍会出现细节伪影等问题,因此本文选择结构一致性损失。通过计算 z_c 和 z_{cs} 的结构相似性指数 (structural similarity index, SSIM) 使得生成的图像与内容图像具有相同的语义结构信息。

$$L_c = SSIM(z_c, z_{cs}) \quad (2)$$

2) 风格损失 L_s 风格损失的计算则沿用传统风格迁移算法使用 MSE^[2],通过计算编码后的 I_c 和 z_{cs} 控制风格生成。

$$L_s = \sum (z_{s^l} - r_{cs^l})^2 \quad (3)$$

式中: l 为当前特征层层数。

3) 由于在编码后在特征图上又进行了一次 WCT 变换,因此本文额外引入了两个损失来约束风格特征带来的影响。其一是通过计算 O_{cs} 和 z_c 的 Gram 矩阵的均方误差,保留内容纹理细节;另一个是通过直接计算 O_{cs} 和 z_{cs} 的循环一致性损失,减少风格特征过度影响迁移效果,提升网络的鲁棒性。其中 Gram 矩阵的均方误差损失 L_G 计算如下:

$$L_G = \sum_l \omega_l (z_{s^l} - r_{cs^l})^2 \quad (4)$$

$$\omega_l = \frac{1}{4N_l^2 M_l^2} \quad (5)$$

式中: ω_l 为第 l 层特征的权重; N 为当前层数; M 为当前

层特征层的高 $\times$ 宽。

循环一致性损失按照 L1 损失计算。

$$L_{cyc} = O_{cs} - z_{cs1} \quad (6)$$

2 实验设计

本文实验设计分为如下两部分。

1) 是对风格迁移算法的横向对比,测试多种不同风格迁移算法的效果并进行对比。

2) 通过不同增强方法扩充数据集,使用 SSD 目标检测算法进行验证风格迁移增强水表图像的性能。详细实验设计如图 4 所示。

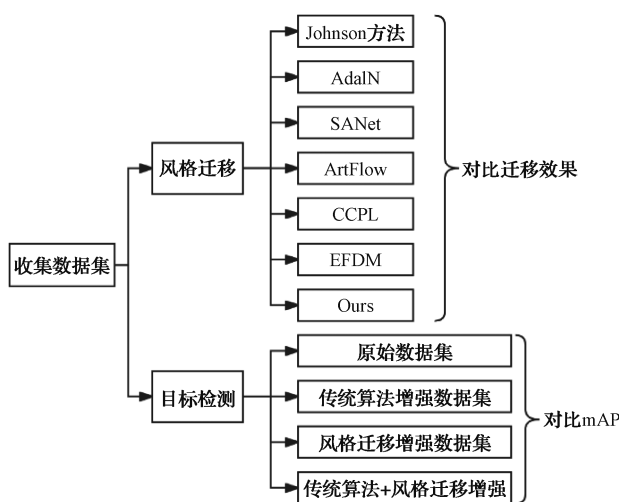


图 4 实验流程

Fig. 4 Experimental flow chart

2.1 数据集准备

本文收集了 10 000 张水表图像作为内容图像,共 373 种,涵盖各类市面上常见的水表类型,如纯数字水表、全指针水表、数字+指针水表。

风格选取则是从网络上搜集实际生产环境中常见的水表风格,风格共 5 大类,分别是水雾风格、水滴风格、脏污风格、水垢风格以及部分现场水表风格。每类 20 张,共 100 张风格图像。例如包含水雾水滴、水垢以及脏污水表的风格,由于拍摄设备和实际应用环境等因素影响,故而又选取了部分水表图像作为风格图像。图 5、6 是部分水表图像及风格图像。

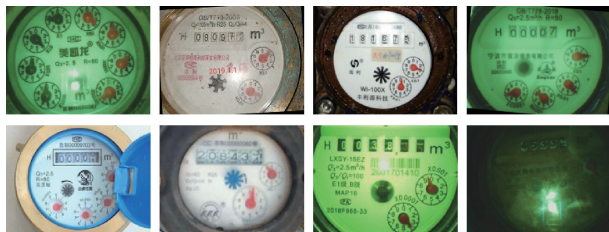


图 5 部分水表图像

Fig. 5 Partial water meter image

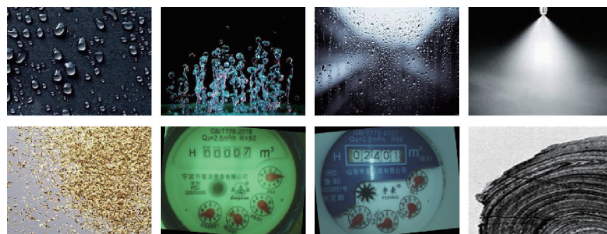


图 6 部分风格图像

Fig. 6 Part of the style image

2.2 风格迁移

训练模型时,本文从 10 000 张水表图像中取 373 张不同水表图像作为内容图像,使用收集的各种风格图共计 100 张作为风格图像。在训练过程中设置 1 个批次为 4 张内容图像和风格图像,将输入图像大小统一设置成 320×240 pixels 大小。

2.3 目标检测

在验证风格迁移作为水表图像增强的有效性时,取 2 000 张标注完成的水表图像作为原始数据,分别对其进行两种方法的数据增强。本文选取单次多框检测器(single shot multibox detector, SSD)以及 YOLOv5 作为目标检测算法验证模型。

1) 将原始数据送入目标检测网络中直接进行训练。

2) 使用传统方法的数据增强(共 12 种),例如添加椒盐噪声、高斯模糊、细节增强等。每张图片随机从 12 种方法中选取 n 种增强方法($n=3, 5, 7, 9, 11$),并扩充标注的 xml 文件,随后将原始数据加入数据集中,共得到 $(10\,000 \times n + 10\,000)$ 张水表图像及对应的标注文件,最后送入目标检测网络进行训练。

3) 每张图像从 100 种风格图像种随机选取 n 种风格图像进行增强。

4) 每张图像进行 n 次增强,每次随机选取使用传统增强方法还是风格迁移算法增强。

3 实验结果与分析

为评价本文提出的模型的有效性,本文从两个方面进行结果分析。

3.1 风格迁移视觉效果对比

本文进行多组对比试验将本文方法与以往主流风格迁移算法做对比,

表 1 是各种方法的结构相似度 SSIM 与峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio, PSNR)值对比。从表 1 可以看出,本文方法从 SSIM 和 PSNR 表现都优于其他的风格迁移算法,Johnson 等^[3]的方法虽然在 SSIM 和 PSNR 都与本文方法十分接近,但是由于迁移过程中丢失了水表指针及读数的颜色信息,对目标检测识别结果有一定的影响,所以总体而言本文提出的方法在水表目标检测数据增强更优。

表 1 风格迁移算法对比

Table 1 Comparison of style transfer algorithms

风格迁移算法	SSIM	PSNR
Johnson ^[3]	0.85	18.21
AdaIN	0.73	13.55
SANet	0.77	15.29
ArtFlow	0.83	14.88
CCPL	0.81	17.93
EFDM	0.74	13.91
本文	0.87	18.93

目前主流的风格迁移网络模型结果和本文方法的比较如图 7 所示。

由图 7 可以看出,AdaIN,多功能风格转换的对比连贯保持损失(contrastive coherence preserving loss,CCPL)网络^[11]以及用于任意风格迁移和领域泛化的精确特征分布匹配(exact feature distribution matching,EFDM)网络^[12]明显更倾向于艺术风格迁移,保留了过多的风格效果,在结果上对内容的保留效果不足;Johnson 等^[3]的方法在水表风格迁移的整体迁移效果上十分明显,但是针对颜色的保留仍有缺陷,例如一些红色的指针和数字都改变了



图 7 风格迁移视觉效果对比

Fig. 7 Visual contrast based on style transfer

颜色;而风格注意力网络下的任意风格转换网络(style-attentional networks,SANet)^[13]和可逆网络风格迁移(ArtFlow)网络^[14]则对风格图像与内容图像内容相近的迁移效果尚可,对于二者差异较大的迁移效果就有些不尽人意。

与上述方法进行对比,本文提出的模型能更好的权衡内容与风格的比重,不仅保留了足够的语义信息,还包含了原内容的颜色和纹理特征。

3.2 目标检测

本文针对不同的增强次数 n 使用 SSD 目标检测算法进行了对比试验,比较算法的平均精度均值(mean average precision, mAP)实验结果如表 2 所示。

表 2 风格迁移算法对比

Table 2 Comparison of style transfer algorithms

n	SSD 目标检测 mAP/%
3	93.14
5	94.58
7	95.22
9	96.13
11	94.89

由表 2 可以看出,在增加增强次数的过程中,目标检测算法的准确率是逐步提升的,然而当 $n=11$ 时,准确率反而下降。因此在后续验证风格迁移增强对目标检测算

法影响时,统一使用 $n=9$ 作为增强次分别将增强后的图像输入进 SSD 与 YOLOv5 目标检测算法中。通过进行对比实验,验证不同方法下的数据增强对水表目标检测模型性能提升的有效性,对比结果如表 3 所示。

表 3 目标检测算法准确性

Table 3 Accuracy of object detection algorithms (%)

数据集增强方法	SSD ^[19] 算法	YOLOv5 ^[20] 算法
	mAP	mAP
原始数据集	91.31	93.03
传统方法增强	96.13	97.42
风格迁移增强	98.15	98.53
传统方法+风格迁移	99.34	99.59

由表 3 结果可以看出,数据增强对目标检测算法有显著的作用^[15-18]。

单纯使用风格迁移算法对准确率的提升要优于仅使用传统增强算法,而本文提出基于大卷积核的风格迁移算法与传统增强算法的结合能最大程度上提高模型的准确率,从而提高检测模型的鲁棒性。

风格迁移技术通过将不同风格的图像应用于水表图像,能够生成更具多样性和复杂性的水表图像样本,从而帮助目标检测网络更好地学习和理解不同场景下的目标。相比之下,传统的增强算法通常涉及简单的图像处理技术,虽然可以改善图像质量,但其增强效果和泛化能力有限。而不进行增强处理,则可能导致训练数据不足、样本分布不均等问题,进而影响目标检测网络的性能和泛化能力。

本文方法还存在一些不足之处。虽然在真实感风格迁移中取得了较好的效果,但是针对一些特定水表的风格迁移中(例如数字为白底黑字的水表),使用风格迁移效果会对读数检测起到负面效果,即迁移的风格会抹去部分数字的轮廓,如图 8 所示。

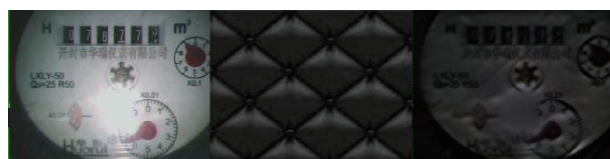


图 8 本文方法失败案例

Fig. 8 The failure case of our method

由图 8 可以看出,当风格图像的风格与水表图像的部分区域颜色或风格相近时,本文方法的风格迁移效果会出现模糊水表的该区域,对目标检测模型造成负面影响。未来对算法的改进应该在针对与风格图像相似的水表图像区域进行处理,或者使用注意力机制将水表的读数区域给予权重,减轻或避免出现模糊现象。

4 结 论

本文提出了一种基于风格迁移的水表数据增强,通过

引入大卷积核来提取风格特征,从更深层的网络提取风格特征;还通过引入损失函数约束风格化水表图像的内容。不仅能学习到目标风格,而且能最大程度保留水表图像的语义信息。

从风格迁移效果对比看,本文在真实感风格迁移上取得了良好的效果;从目标检测的验证效果看,本文的方法能够有效的提升目标检测网络的准确率,为水表读数识别算法提供了更好的鲁棒性。

参 考 文 献

- [1] 史鹏飞,韩松,倪建军,等. 结合数据增强和改进 YOLOv4 的水下目标检测算法[J]. 电子测量与仪器学报,2022,36(3):113-121.
- [2] SHI P F, HAN S, NI J J, et al. Underwater object detection algorithm combining data enhancement and improved YOLOv4 [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(3): 113-121.
- [3] GAYTS LA, ECKER AS, BETHGE M. Image style transfer using convolutional neural networks [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016:2414-2423.
- [4] JOHNSON J, ALAHI A, LI F F. Perceptual losses for real-time style transfer and super-resolution[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2016, 43(9906): 694-711.
- [5] HUANG X, BELONGIE S. Arbitrary style transfer in real-time with adaptive instance normalization[C]. 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2017: 1510-1519.
- [6] 蒋亨畅,张笃振. 保留细节特征的图像任意风格迁移[J]. 计算机系统应用, 2024, 33(3): 118-125.
- [7] JIANG H CH, ZHANG D ZH. Image arbitrary style transfer with preserving detailed features [J]. Computer Systems & Applications, 2024, 33(3): 118-125.
- [8] LI Y, FANG C, YANG J, et al. Universal style transfer via feature transforms [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2017, 31(30): 386-396.
- [9] LUO W, LI Y, URTASUN R, et al. Understanding the effective receptive field in deep convolutional neural networks[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2017, 31(29): 4898-4906.
- [10] 孙梅婷,代龙泉,唐金辉. 基于 Transformer 方法的任意风格迁移策略 [J]. 中国图象图形学报, 2023, 28(11): 3536-3549.
- [11] SUN M T, DAI L Q, TANG J H. Transformer-based multi-style information transfer in image processing[J].

- Journal of Image and Graphics, 2023, 28(11): 3536-3549.
- [9] DING X, ZHANG X, HAN J, et al. Scaling up your kernels to 31x31: Revisiting large kernel design in CNNs[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2022, 40(166): 11963-11975.
- [10] 康露, 田启川, 谭润, 等. 基于神经网络的图像风格迁移研究进展[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(9): 30-47.
- LIAN L, TIAN Q CH, TAN R, et al. Research progress of image style transfer based on neural network [J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(9): 30-47.
- [11] WU Z, ZHU Z, DU J, et al. CCPL: Contrastive coherence preserving loss for versatile style transfer[C]. European Conference on Computer Vision, 2022: 189-206.
- [12] ZHANG Y, LI M, LI R, et al. Exact feature distribution matching for arbitrary style transfer and domain generalization [C]. Proceedings-IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2022, 40(1): 8025-8035.
- [13] PARK D Y, LEE K H. Arbitrary style transfer with style-attentional networks [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019, 37(603): 5880-5888.
- [14] AN J, HUANG S, SONG Y, et al. Artflow: Unbiased image style transfer via reversible neural flows[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 862-871.
- [15] 郑文轩, 杨瑛. 基于频域数据增强与轻量化 YOLO v7 模型的成熟期香梨目标检测方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(5): 244-253.
- ZHENG W X, YANG Y. Mature stage pear detection method based on frequency domain data augmentation and lightweight YOLO v7 model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(5): 244-253.
- [16] 于希明, 洪硕, 于金祥, 等. 可见光遥感图像船舶目标数据增强方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(11): 261-269.
- YU X M, HONG SH, YU J X, et al. Research on a ship target data augmentation method of visible remote sensing image [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(11): 261-269.
- [17] 叶彦斐, 程立, 侯翔一. 基于改进 YOLO v5 的钢轨内部伤损 B 显图像识别与分类[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(12): 70-76.
- YE Y F, CHENG L, HOU X Y. Recognition and classification of internal defects in railway tracks based on improved YOLOv5 [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42(12): 70-76.
- [18] 王铮帅, 邱联奎, 李迎港. 复杂环境下的 YOLOv5s 烟火检测方法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(24): 149-156.
- WANG ZH SH, QIU L K, LI Y G. Smoke and flame detection method with YOLOv5s in complex environment [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(24): 149-156.
- [19] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2016, 43(14): 21-37.
- [20] ZHU X, LYU S, WANG X, et al. TPH-YOLOv5: Improved YOLOv5 based on transformer prediction head for object detection on drone-captured scenarios [C]. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2021: 2778-2788.

作者简介

刘圣仁, 硕士, 主要研究方向为人工智能, 风格迁移, 图像和谐化。

E-mail: s202205049@st. nuc. edu. cn

陈媛媛(通信作者), 博士, 教授, 主要研究方向为信号与信息处理、光学工程。

E-mail: chenyy@nuc. edu. cn

廉永健, 博士, 讲师, 主要研究方向为深度学习、目标检测。

E-mail: lyj@nuc. edu. cn

耿艳兵, 博士, 讲师, 主要研究方向为图像处理与模式识别、行人再识别。

E-mail: gyb@nuc. edu. cn

张玲郡, 硕士研究生, 主要研究方向为深度学习, 图像增强、图像恢复。

E-mail: 791801088@qq. com

陈鑫钰, 硕士研究生, 主要研究方向为深度学习, 目标检测, 遥感图像处理。

E-mail: 1483652827@qq. com