cv第九次作业

一、作业要求

- 寻找一篇2021/2022年风格迁移的文章
- 翻译其摘要和贡献; 对代码主体部分进行注释, 截图
- 配置环境,测试自己的图片进行风格迁移的结果,截图

二、作业过程

1、选题

Deng Y, Tang F, Dong W, et al. StyTr²: Image Style Transfer with Transformers[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2022: 11326–11336.

2、摘要

图像风格转换的目的是在保持图像原有内容的同时,在风格参照的指导下,使图像具有艺术特征。由于卷积神经网络(CNNs)的局部性,难以提取和维护输入图像的全局信息。因此,传统的神经风格迁移方法面临着内容表征的偏颇。为了解决这一关键问题,本文提出了一种基于变换器的StyTr²方法,将输入图像的长距离依赖性考虑在内,用于图像风格的转换。与用于其他视觉任务的视觉转换器相比,StyTr²包含两个不同的转换器编码器,分别为内容和样式生成域特定序列。在编码器之后,采用多层变换器解码器来根据风格序列对内容序列进行风格化。本文还分析了现有位置编码方法的不足,提出了基于内容感知的位置编码(CAPE),该编码具有尺度不变性,更适合图像风格转换任务。定性和定量实验结果表明,与现有的基于神经网络和基于流的方法相比,StyTr²方法具有更好的性能。有关代码和型号的信息,请访问https://github.com/diyiiyiii/StyTR-2。

3、贡献

总之,我们的主要贡献包括:

- 一个基于转换器的风格转换框架StyTr²,用于生成风格化结果,并保留输入内容图像的结构和细节。
- 一种内容感知的位置编码方案,具有尺度不变性,适合于风格转换任务。 (CAPE,content-aware positional encoding)

综合实验表明,StyTr²优于基线方法,并取得了令人满意的内容结构和样式模式的出色结果。

4、代码注释

代码: https://github.com/diyiiyiii/StyTR-2

最核心的部分是CAPE(Content-Aware Positional Encoding)方法,下面就对CAPE 部分代码进行注释:

(1) 生成patches的embed

给定输入图像, 首先对图像做transform, 变成256*256大小:

```
def train_transform():
    transform_list = [
        transforms.Resize(size=(512, 512)),
        transforms.RandomCrop(256),
        transforms.ToTensor()
    ]
    return transforms.Compose(transform_list)
```

然后把输入图像分成L个8*8大小的patches,每个patch的维度是C,即,每个patch由3维变为C维,然后经过一个线性投影层。其实就是经过一个conv(indim:3,outdim:512,kernelsize:8,stride:8),变成512x32x32大小的特征。生成序列特征编码sigma,C是sigma的维度。

(2) CAPE

重新缩放为18*18,并通过一个维度不变的1x1卷积用作训练出来的位置编码,然后插值为256x256。

```
self.new_ps = nn.Conv2d(512, 512, (1,1))
self.averagepooling = nn.AdaptiveAvgPool2d(18)
```

```
# content-aware positional embedding
content_pool = self.averagepooling(content) #18 18 512
pos_c = self.new_ps(content_pool)
pos_embed_c = F.interpolate(pos_c, mode='bilinear', size=
style.shape[-2:]) # N C:512 H:256 W:256
```

5、实验

实验结果:

```
| State | State | Berginson Code | Before | State | St
```

