# Image Style Transfer with Transformers

张瀚文, 2201212865, 信息工程学院

2022年11月29日

### 1 论文摘要及贡献

摘要:由于 CNN 的局部感知域性和空间不变性,输入图像的全局信息难以提取和维护。因此,传统的神经网络风格传递方法通常是有偏差的,对于同一幅参考风格图像,通过多次运行风格迁移过程可以观察到内容泄漏。为了解决这个关键问题,该文提出了一种基于Transformer 的方法,即 StyTr2,将输入图像的长期依赖关系考虑到无偏风格传输中。 与用于其他视觉任务的视觉转换器不同,我们的 StyTr2 包含两个不同的转换器编码器,分别为内容和样式生成特征序列。在编码器之后,采用多层 Transformer 解码器,根据样式序列对内容序列进行风格化。

主要贡献: 经典的基于深度学习的图像风格迁移, 样式转换方法使用多层 cnn 来学习样式和内容表示。由于卷积层的接收域有限, CNN 无法处理长距离依赖关系。输入图像难以获得全局信息, 这是图像风格传递任务的关键。本文将将 Transformer 应用于图像风格迁移,可以通过自注意力机制帮助模型有更大的感受野, 从而获得一个图像全局归纳的信息, 且可以避免了 content leak 的产生。

- ▶ 提出一个基于 Transformer 的风格转换框架, 以减少内容泄漏并实现无偏的风格化;
- ▶ 提出一种内容感知的位置编码机制,该机制是尺度不变的,适用于视觉生成任务;

## 2 代码主体分析

输入 content\_img 和 style\_img,然后首先要进行 split the content and style images into patches 得到 content1 和 style1,这一步通过 class PatchEmbed 实现核心代码。

当使用基于 Transformer 的模型时,需要在输入序列中加入位置编码(PE)以获取结构信息。此论文提出了基于图像语义的位置编码,这一改进基于以下两个想法:

- 在传统的位置编码中:两个 patch 之间的位置相对关系仅仅与它们之间的距离有关。而对于图像生成任务,在计算位置编码时,我们应该考虑图像的语义。
- ➤ 当输入图像的尺寸呈指数增长时, 传统的正弦位置编码是否仍然适用于视觉任务? 如下 所示当调整输入图像的大小时, 相同语义的 patches (blue blocks)之间的相对关系会发 生巨大的变化, 这可能不适合视觉任务中多大小的输入。

```
class PatchEmbed(nn.Module):
   """ Image to Patch Embedding
   def __init__(self, img_size=256, patch_size=8, in_chans=3, embed_dim=512):
       super().__init__()
       img_size = to_2tuple(img_size)
       patch_size = to_2tuple(patch_size)
       num_patches = (img_size[1] // patch_size[1]) * (img_size[0] // patch_size[0])
       self.img_size = img_size
       self.patch_size = patch_size
       self.num_patches = num_patches
       self.proj = nn.Conv2d(in_chans, embed_dim, kernel_size=patch_size, stride=patch_size)
       self.up1 = nn.Upsample(scale_factor=2, mode='nearest')
   def forward(self, x):
       B, C, H, W = x.shape
       x = self.proj(x)
       return x
```

接下来就是把 content1 和 style1 分别 flatten 经过一个 Transformer Encoder 得到 content2 和 style2。Transformer Encoder 核心就是多头注意力机制。**flatten** 操作放在 class Transformer 中。

```
def forward(self, style, mask , content, pos_embed_c, pos_embed_s):

# content_aware positional embedding
content_pool = self.averagepooling(content)
pos_c = self.new_ps(content_pool)
pos_embed_c = F.interpolate(pos_c, mode='bilinear', size= style.shape[-2:])

###flatten NxCxHxW to HWxNxC
style = style.flatten(2).permute(2, 0, 1)
if pos_embed_s is not None:
    pos_embed_s = pos_embed_s.flatten(2).permute(2, 0, 1)

content = content.flatten(2).permute(2, 0, 1)
if pos_embed_c is not None:
    pos_embed_c = pos_embed_c.flatten(2).permute(2, 0, 1)
```

然后输入 content2 和 style2 到这个 Transformer decoder, 得到 hs。这个 Transformer decoder 核心部分还是多头自注意力机制。

```
class TransformerDecoderLayer(nn.Module):
    def __init__(self, d_model, nhead, dim_feedforward=2048, dropout=0.1,
               activation="relu", normalize_before=False):
       super().__init__()
       # d model embedding dim
       self.self_attn = nn.MultiheadAttention(d_model, nhead, dropout=dropout)
       self.multihead_attn = nn.MultiheadAttention(d_model, nhead, dropout=dropout)
        # Implementation of Feedforward model
       self.linear1 = nn.Linear(d_model, dim_feedforward)
       self.dropout = nn.Dropout(dropout)
       self.linear2 = nn.Linear(dim_feedforward, d_model)
       self.norm1 = nn.LayerNorm(d_model)
       self.norm2 = nn.LayerNorm(d_model)
       self.norm3 = nn.LayerNorm(d_model)
       self.dropout1 = nn.Dropout(dropout)
       self.dropout2 = nn.Dropout(dropout)
        self.dropout3 = nn.Dropout(dropout)
        self.activation = _get_activation_fn(activation)
        self.normalize_before = normalize_before
```

#### 3 配置环境测试

环境按照作者所提供的要求安装, 但需要注意在 colab 测试时在 pytorch 1.4.0 下未能测试成功, 升级到 pytorch 1.6.0 后成功运行, 指令为: pip install torch==1.6.0+cpu torchvision==0.7.0+cpu -f https://download.pytorch.org/whl/torch\_stable.html

#### Requirements

- python 3.6
- pytorch 1.4.0
- PIL, numpy, scipy
- tqdm
- ▶ 运行指令:!python test.py --content content.jpg --style style.jpg --output out
- ▶ 运行结果:从左到右依次为 content, style, style-transfer-image

