

计算机科学与技术学院神经网络与深度学习课程实验报告

实验题目：风格迁移		学号：201900130015
日期：2021. 11. 3	班级：智能班	姓名：李德锋
Email：ldf2878945468@163.com		
实验目的： 实现风格迁移		
实验软件和硬件环境： Intel(R) Core(TM) i7-8550U CPU 华为云		
实验原理和方法： 风格迁移是取两张图片，把一张图片的风格和另一张图片的内容合成为一张新的图片反映其中一个的内容，另一个的艺术“风格”。首先在深度网络的特征空间中构建一个与每个图像的内容和风格相匹配的损失函数，然后对图像本身的像素进行梯度下降。 损失函数是三个术语的加权和：内容损失+风格损失+总变化损失		
实验步骤：（不要求罗列完整源代码） 1. Content loss content loss 用来计算原图片和生成的图片之间像素的差距，这里用的是卷积层获取的 feature map 之间的差距 $L_c = w_c \times \sum_{i,j} (F_{ij}^\ell - P_{ij}^\ell)^2$ <pre>n,c,h,w = content_current.shape f = content_current.view(c,h*w) p = content_original.view(c,h*w) content_loss = content_weight * (f - p).pow(2).sum()</pre> 2. Style loss 计算格拉姆矩阵 G，表示每个滤波器响应之间的相关性 $G_{ij}^\ell = \sum_k F_{ik}^\ell F_{jk}^\ell$ 输入F的维度为 (N,C,H,W)，转换为 (N,C,M)，M=H*W，则输出的G维度为 (N,C,C)		

```
n,c,h,w = features.shape
f = features.view(n,c,h*w)
f_t = f.permute(0,2,1)
gram = torch.matmul(f,f_t)
if normalize:
    gram = gram / (c*h*w)
return gram
```

则风格的 loss 就是原图片和生成的图片之间格拉姆矩阵的差距：

$$L_s^\ell = w_\ell \sum_{i,j} \left(G_{ij}^\ell - A_{ij}^\ell \right)^2$$

```
style_current = []
style_loss = 0
for i,idx in enumerate(style_layers):
    style_current.append(gram_matrix(feats[idx].clone()))
    style_loss += (style_current[i] - style_targets[i]).pow(2).sum() * style_weights[i]
```

3. Total-variation regularization

total variation loss 可以使图像变得平滑。信号处理中，总变差去噪，也称为总变差正则化，是最常用于数字图像处理的过程，其在噪声去除中具有应用。

$$L_{tv} = w_t \times \left(\sum_{c=1}^3 \sum_{i=1}^{H-1} \sum_{j=1}^W (x_{i+1,j,c} - x_{i,j,c})^2 + \sum_{c=1}^3 \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^{W-1} (x_{i,j+1,c} - x_{i,j,c})^2 \right)$$

```
n,c,h,w = img.shape
x1 = img[:, :, 1:h, :]
x2 = img[:, :, 0:h-1, :]
x3 = img[:, :, :, 1:w]
x4 = img[:, :, :, 0:w-1]

tv_loss = tv_weight*((x1-x2).pow(2).sum() + (x3-x4).pow(2).sum())
return tv_loss
```

结果：

Iteration 199



结论分析与体会：

学会了如何实现风格迁移的损失函数

损失函数是三个术语的加权和:内容损失+风格损失+总变化损失

内容损失评估了生成图像的特征图与源图像的特征图有多大区别

Gram 矩阵 G 用于表示每个滤波器的相关程度的

整体方差正则化对图像的平滑是有帮助的

就实验过程中遇到和出现的问题，你是如何解决和处理的，自拟 1—3 道问答题：

如何实现 total variation loss 中 $\sum_{c=1}^3 \sum_{i=1}^{H-1} \sum_{j=1}^W (x_{i+1,j,c} - x_{i,j,c})^2$

网络查询后学会

使用 `img[:, :, 0:H-1, :]` 获取第三维从 1 到 H-1 的数据

使用 `img[:, :, 1:H, :]` 获取第三维从 2 到 H 的数据