F2CycleGAN

是一种小样本生成对抗网络。

**介绍：**

**填充与插值部分：**

一种在潜在空间（latent space）先做融合再做线性插值（linear interpolation）的方法，以便更合理地融合条件图片并完善生成图片的细节信息。

**循环部分：**

结合了CycleGAN的思想，我们循环了F2GAN的结构，构建了两组生成器与判别器，加入了Cycle损失，来防止出现生成器与判别器对抗崩溃的现象。

**工作原理：**

**填充与插值部分：**

对条件图片基于编码器得到的深层特征做线性插值，也就是融合（fusing）；然后在解码器生成过程中，利用基于全局注意力机制的融合模块（non-local attentional fusion module，NAF），对于解码器每层输出特征图的每一个空间位置，从所有条件图片的所有空间位置借取相关信息，再和解码器输出的特征图融合，得到新的特征图，并送入解码器的下一层，相当于在上采样过程中利用条件图片的相关浅层特征填充（filling）图像细节。

**循环部分：**

理论上，对抗训练可以学习映射输出G和F，它们分别作为目标域Y和X产生相同的分布。然而，具有足够大的容量，网络可以将相同的输入图像集合映射到目标域中的任何图像的随机排列。因此，单独的对抗性loss不能保证可以映射单个输入。需要另外来一个loss,保证G和F不仅能满足各自的判别器，还能应用于其他图片。也就是说，G和F可能合伙偷懒骗人，给G一个图，G偷偷把小狗变成梵高自画像，F再把梵高自画像变成输入。Cycle Consistency loss的到来制止了这种投机取巧的行为，他用梵高其他的画作测试FG，用另外真实照片测试GF，看看能否变回到原来的样子，这样保证了GF在整个X，Y分布区间的普适性。

优点

满足了小样本条件下的要求的前提，融入了循环损失的思想，使得准确度更高，训练时间更少。