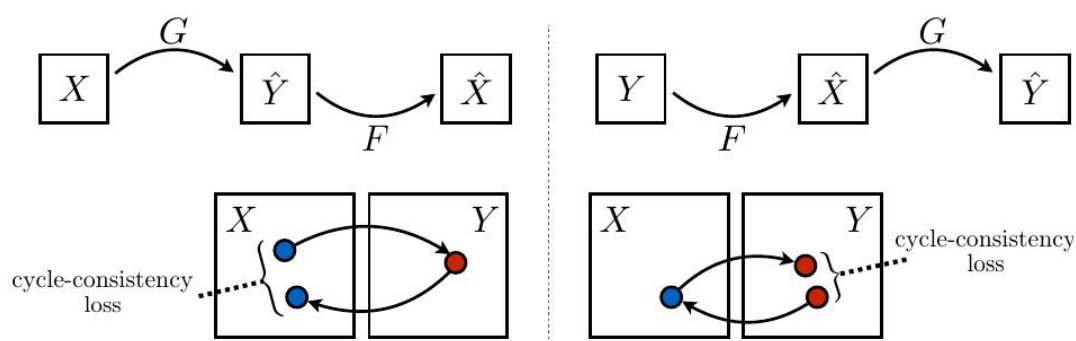


Unpaired Image-to-Image Translation using Cycle-Consistent Adversarial Networks

摘要：一般的不同图像风格转换使用的数据一般是一一配对的，然而在现实任务中要获取一一配对的图像难度较高，所以本文提出一种基于非配对图片的风格迁移。

对于图像风格转换可以使用 GAN 来实现，一般使用的方法是将源域的数据 X 经过 Generator 生成数据分布类似于目标域 Y 的图片，使得 Discriminator 网络无法判别图片是合成的还是真实的，但是对于 unpaired 的数据来说缺乏一对一的监督信息，无法保证生成的图片有效。所以作者认为应该添加一些额外的监督信息来确保生成的图片有效。作者认为数据能从源域到目标域转换，那么同理也能从目标域到源域转换，如果图片经过源域到目标域转换后又能重新转回源域，那么说明生成的图片能保留原图片的部分信息。所以作者在训练 Generator 网络的时候额外添加了一个 Cycle-Consistent loss，如下所示：训练两个生成网络（ G 和 F ）



总的目标函数为：

$$\begin{aligned}\mathcal{L}(G, F, D_X, D_Y) = & \mathcal{L}_{\text{GAN}}(G, D_Y, X, Y) \\ & + \mathcal{L}_{\text{GAN}}(F, D_X, Y, X) \\ & + \lambda \mathcal{L}_{\text{cyc}}(G, F),\end{aligned}$$

其中：

$$\begin{aligned}\mathcal{L}_{\text{cyc}}(G, F) = & \mathbb{E}_{x \sim p_{\text{data}}(x)} [\|F(G(x)) - x\|_1] \\ & + \mathbb{E}_{y \sim p_{\text{data}}(y)} [\|G(F(y)) - y\|_1].\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\mathcal{L}_{\text{GAN}}(G, D_Y, X, Y) = & \mathbb{E}_{y \sim p_{\text{data}}(y)} [\log D_Y(y)] \\ & + \mathbb{E}_{x \sim p_{\text{data}}(x)} [\log(1 - D_Y(G(x)))],\end{aligned}$$

网络结构：

Network Architecture We adapt the architecture for our generative networks from Johnson et al. [19] who have shown impressive results for neural style transfer and super-resolution. This network contains two stride-2 convolutions, several residual blocks [14], and two fractionally-strided convolutions with stride $\frac{1}{2}$. We use 6 blocks for 128×128 images, and 9 blocks for 256×256 and higher-resolution training images. Similar to Johnson et al. [19], we use instance normalization [47]. For the discriminator networks we use 70×70 PatchGANs [18, 25, 24], which try to classify whether 70×70 overlapping image patches are real or fake. Such a patch-level discriminator architecture has fewer parameters than a full-image discriminator, and can be applied to arbitrarily-sized images in a fully convolutional fashion.

为了是网络训练更加稳定，作者使用了两个训练技巧：

1、将负对数似然函数的 GAN loss 替换成均方根误差，如下所示：

$$\begin{aligned}\mathcal{L}_{\text{LSGAN}}(G, D_Y, X, Y) = & \mathbb{E}_{y \sim p_{\text{data}}(y)} [(D_Y(y) - 1)^2] \\ & + \mathbb{E}_{x \sim p_{\text{data}}(x)} [D_Y(G(x))^2],\end{aligned}$$

2、Discriminator 网络参数的更新除了使用最新生成的图片外还使用之前生成的图片