

## Abstract

---

过去几年,条件GAN在跨域图像到图像生成任务中取得极大进展如[6,7,18,9,3,15].大量标注的成对数据需要用于训练CGAN,因为任务的复杂性.然而,人类标注是非常昂贵并且有时是不切实际的.启发于自然语言处理[20]中双重学习范式的成功运用,本文提出新奇的双重GAN机制,使从两组未标记的图像中训练图像翻译成为可能,其中每组图像代表一个域。在我们的结构中,原始的GAN用于把U中图像转换为V中,同时对偶GAN学习将V转换为U.封闭的循环让原始的GAN和对偶任务能够它们能够将任意域的图像进行转换和重建.因此,计算图像重建误差的损失函数用于训练转换模型.实验表明在多个图像转换任务中dual-GAN比单一GAN取得更好的性能.在某些任务上,本文模型甚至比CGAN中成对数据上训练得到的结果还好。

## Introduction

---

生成对抗网络在图像到图像转换任务上取得成功,但是大部分依赖于成对训练数据.为了解决对成对数据的依赖,启发于自然语言处理处理中的dual learning,本文首次提出使用dual learning框架完成图像到图像的转换。模型以两个不同的未配对数据集作为输入,DualGAN同时学习两个方向的图像转换,通过和GAN,CGAN的比较证明方法的有效性,并且对于某些任务,算法甚至超过有成对标签数据上训练的模型。

## Related work

---

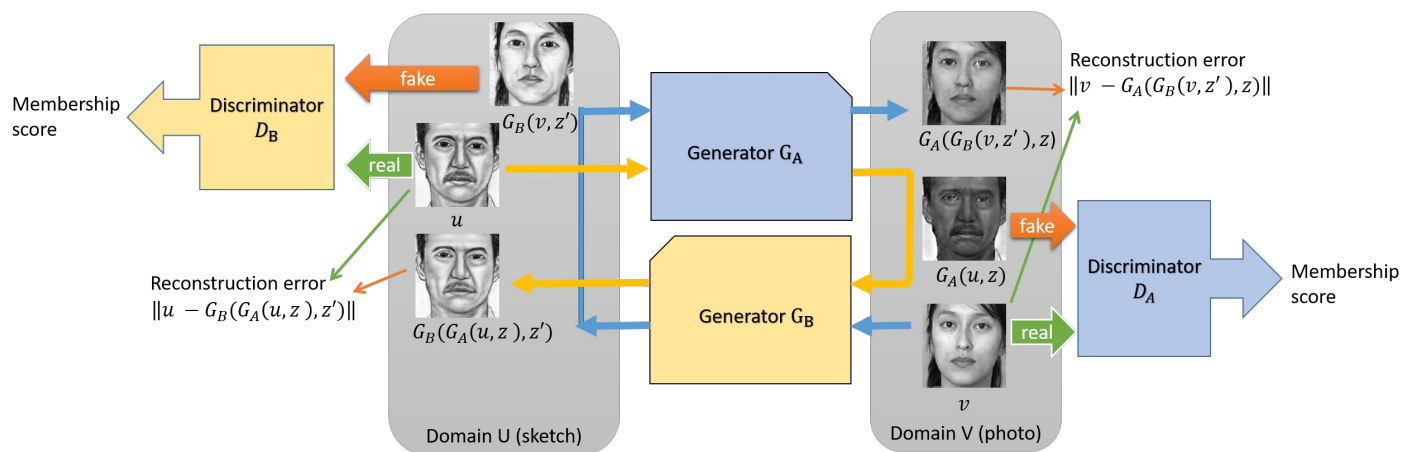
### 2.1 GANs

### 2.2 Dual learning

## Method

---

记号:两个数据集U和V。原始的生成器GA:U->V,对偶GB:V->U.为了实现这一点,我们使用两个GANs一个原始GAN和dualGAN.原始GAN学习生成器GA和判别器DA判别GA生成的假输出和真实的V中数据.同时,dualGAN学习生成器GB和判别器DB.整体结构如图1。



$u$ ,  $v$ 是两个域的数据，对于判别器而言， $D_A$ 判别的是  $(G_A(u, z), v)$ ， $D_B$ 判别的是  $(G_B(v, z'), u)$  对于生成器而言，这里的一个重建损失可以看出有闭循环.网络结构上， $G_A$ 和 $G_B$ 都是U-shape结构,包含相同数目的下采样和上采样的结构,判别器也采取其他文献中的结构。损失函数采取WGAN中判别损失,生成器中重建损失则使用L1损失而不是L2损失，因为L2生成结果往往模糊. 最后是论文提供的实验结果等。