

## △-GAN 讨论记录

20171012

Gapeng 20:00

好了，时间到了，我们开始吧

Hao 20:00

搬小板凳过来旁听

Gapeng 20:00

今天讨论的是 TriangleGAN

Gapeng 20:00

这篇文章很新，十月份刚出的

Winfield 20:00

△的一作带了 gan [捂脸]（手动滑稽

Winfield 20:01

自带 gan 属性

Gapeng 20:01

我们先来了解一下模型，TriangleGAN 能解决什么问题？

郑华滨 20:02

带少量 paired data 条件下的图像风格转换问题？

郑华滨 20:03

除此之外还做了个普通的半监督图像分类实验

Gapeng 20:03

嗯嗯，图像翻译，半监督学习

Winfield 20:03

实验部分比如 image 2image

郑华滨 20:04

cyclegan 完全不利用 paired data, 有可能找到很多种合适的映射函数, 需要引入少量 paired data 进行约束

郑华滨 20:04

所以这个 condition 算比较有意义的

Gapeng 20:04

那它是如何引入这个约束的?

Gapeng 20:04

triangle 体现在哪里?

死透透的废咸鱼 20:05

两个  $g$  一个三元判别器

Gapeng 20:06

三元判别器?

Winfield 20:06

2g2d

郑华滨 20:06

先从模型上讲, 有  $X$  跟  $Y$  两个 domain, 有一个  $X \rightarrow Y$  和一个  $Y \rightarrow X$  的生成器, 还有两个接受  $(x, y)$  sample pair 的判别器

死透透的废咸鱼 20:06

两个  $d$  组成一个三元判别器

Winfield 20:06

3 是判了 2 个  $f$  一个  $t$

Gapeng 20:07

具体点呢？两个 G 和两个 D 分别是干什么的？

郑华滨 20:07

嗯把两个 binary D 看成一个 ternary D 也是合理的

郑华滨 20:07

简单来说就是  $G_x: X \rightarrow Y$ ,  $G_y: Y \rightarrow X$

Gapeng 20:07

为什么要两个 D 来判断  $(x, y)$ ？

郑华滨 20:07

进行两个 domain 样本的互转

郑华滨 20:08

先不说为什么要两个 D 吧

郑华滨 20:08

先说有哪些可能的 sample pair

Gapeng 20:08

好

Gapeng 20:09

有监督的样本  $(x, y)$

郑华滨 20:09

有  $(\text{real } x, \text{real } y)$ ,  $(\text{fake } x, \text{real } y)$ ,  $(\text{real } x, \text{fake } y)$  三种组合

Gapeng 20:09

嗯，你都说完了哈哈

郑华滨 20:09

还没呢，其中 real x 和 real y 是要有对应关系的

Gapeng 20:09

那(real x, fake y) 以及另外一对是怎么产生的

郑华滨 20:10

fake x 则是从对应的 real y 转换过来的, fake y 和 real x 亦然

Gapeng 20:10

那 real x 和 real y 需要有对应关系么?

郑华滨 20:10

说完了有哪些数据

郑华滨 20:10

要的

郑华滨 20:11

real x 和 real y 就是从最开始说的 paired data 中拿出来的一对对样本

郑华滨 20:11

这部分样本对就来构成约束

郑华滨 20:12

最后就是两个判别器合起来, 区分以上这三类样本对数据

Gapeng 20:12

也就是说, real x  $\rightarrow$  fake y, real y  $\rightarrow$  fake x, 这里面的 real x 和 real y 是不是来自一对监督样本?

郑华滨 20:12

是的

郑华滨 20:13

感觉这篇论文的核心要素就是上面这些了

Gapeng 20:13

如果做半监督学习，只有少量的 pair 数据， $\text{real } x \rightarrow \text{fake } y$  这个分支岂不是很局限？

郑华滨 20:14

咦什么意思

Gapeng 20:16

比如，分类问题， $y$  是 label， $x$  是图像，少量的 pair 数据， $\text{real } y$  去生成数据可以很多，但是  $\text{real } x$  去生成 label 却不然

Gapeng 20:17

这样子是不是没办法做半监督学习？

Gapeng 20:17

是我理解错了你的意思么？

郑华滨 20:17

你是认为 label 那一端不可微的问题么？

Gapeng 20:18

不是，不可微可以解决

Gapeng 20:18

你说一下，没有标签的样本怎么起作用吧

死透透的废咸鱼 20:19

不是  $p(x)$ ,  $p(y)$  是已知的吗

Gapeng 20:19

是已知的

郑华滨 20:21

是这样，两个判别器负责识别真实的  $xy$  pair

死透透的废咸鱼 20:21

只是将  $p_y(y|x)$  变成采样而不用显示计算了而已

郑华滨 20:22

然后没标签的样本先由生成器  $G_x$  猜出一个标签，再把样本  $x$  跟标签  $y$  一起送去迷惑判别器

郑华滨 20:22

如果迷惑成功就算是学到了样本到标签的合理映射

郑华滨 20:22

我的理解是这样

Gapeng 20:22

我认为，只有  $(\text{real } x, \text{real } y)$  这一对样本是有监督的，对应的样本， $(\text{real } x_1, \text{fake } y_1)$ ， $(\text{fake } x_2, \text{real } y_2)$  这里面的  $\text{real } x_1$  和  $\text{real } y_2$  是不需要对应的，这样才能做半监督

Gapeng 20:23

是我把问题复杂化了。。。

死透透的废咸鱼 20:23

其中域一致的监督由几个配对样本提供，只有这个是监督的

Gapeng 20:24

嗯嗯

Gapeng 20:24

这样我们的理解就一致了

东临 20:24

fake 指的是生成的样本意思吗？

死透透的废咸鱼 20:24

终于连上网了

Gapeng 20:24

是的

死透透的废咸鱼 20:25

嗯，我是这么理解的

Gapeng 20:25

那为什么要两个 D? 一个 D 不行么?

死透透的废咸鱼 20:26

两个判别来区分  $p(x, y)$ ,  $p_y(y|x)$ ,  $p_x(x, y)$

boomyn 20:27

一个 D 让三者概率平均也行吧

郑华滨 20:28

TriangleGAN 解决的问题：带少量 paired data 条件下的半监督转换

具体实验：

1. 带部分成对图像样本的，半监督图像风格转换
2. 带部分标签的，半监督图像分类

数据有 3 部分：

一堆 domain X 的样本

一堆 domain Y 的样本

少量成对的  $(x, y)$  样本， $x$  来自 X， $y$  来自 Y

生成器有 2 个：

$G_x$ ，负责把  $x$  转成  $y$

$G_y$ ，负责把  $y$  转成  $x$

数据对有 3 种：

1. 真实的成对样本 (real  $x$ , real  $y$ )
2. 取一个  $x$ ，得到  $y = G_x(x)$ ，构成假样本对 (real  $x$ , fake  $y$ )
3. 反过来，构成假样本对 (fake  $x$ , real  $y$ )

判别器有 2 个：

D1 负责判断是不是真样本对 (real  $x$ , real  $y$ )

D2 负责判断（如果是假样本对的话）是 (real  $x$ , fake  $y$ ) 还是 (fake  $x$ , real  $y$ )

郑华滨 20:28

写了个概要帮助还没读论文的同学快速 follow 上

死透透的废咸鱼 20:28

判别器用于区分样本对是否来自  $p(x, y)$ ，如果该样本对不是来自  $p(x, y)$ ，则另一个判别器用于区分该样本对是来自  $p_x(x, y)$  还是  $p_y(x, y)$ 。

Gapeng 20:28

文中说的是，D1 用于判别真假样本对，只有 (real  $x$ , real  $y$ ) 会被判为真样本，其他都是假样本。D2 用于判别样本是来自  $P_x$  还是  $P_y$

Gapeng 20:28

问题是，有必要两个吗？

Gapeng 20:28

@郑华滨-中山大学-深度学习 赞👍

郑华滨 20:28

我觉得没必要啊

郑华滨 20:29

应该可以从数学上证明那两个判别器的 loss 等价于一个 3 分类的 loss 吧

死透透的废咸鱼 20:30

一个判别器？怎么个思路

Gapeng 20:30

D1 是不能去掉的，那如果去掉 D2，会怎样？

郑华滨 20:30

直接 3 分类判断是 3 中 pair 中的哪一种

郑华滨 20:31

诶其实光留下 D1 是不是也讲得通？



东临 20:31

1. 根据真实样本  $x$  生成的标签  $\tilde{y}$ , 2. 根据真实  $y$  标签生成样本  $\tilde{x}$ , 是这两种情况都与真实  $(x, y)$  对比较鉴别吗?

郑华滨 20:31

哦不行!

死透透的废咸鱼 20:32

到

死透透的废咸鱼 20:32

$d_2$  得保持平衡,

郑华滨 20:32

是这样,  $D_1$  依赖于真实样本对, 但是真实样本对比较少, 所以不能光靠  $D_1$

Gapeng 20:32

一个判别器, 类似于 DTN,  $D$  需要把  $(\text{real } x, \text{real } y)$  归为 label 0,  $(\text{real } x, \text{fake } y)$  为 label 1,  $(\text{fake } x, \text{real } y)$  为 label 2

郑华滨 20:33

$D_2$  不依赖真实样本对, 但是可以拉近  $(\text{fake } x, \text{real } y)$  和  $(\text{real } x, \text{fake } y)$  的分布

丁铭 Sleepy\_chord 20:33

但, 现在的  $d_1$  还是依赖真实样本对

郑华滨 20:33

@东临-BUPT-DL 是的

东临 20:33

理解错了[冷汗]

Gapeng 20:34

是的,  $D_1$  需要依赖真实样本对, 这样才能体现监督样本的价值

郑华滨 20:34

所以我前面说错了，确实不能简单地用一个三分类器来代替这两个判别器[捂脸]

丁铭 Sleepy\_chord 20:34

哦，有道理

丁铭 Sleepy\_chord 20:34

我知道了

死透透的废咸鱼 20:34

如果直接一个三分类器，gan 基本不会收敛

Gapeng 20:36

那如果三分类器，两个 G 更新的时候除了要求 (real x, fake y), (fake x, real y) 为 label 0 之外，还要求 (real x, fake y) 跟 (fake x, real y) 在 D 的输出尽可能接近呢？

Gapeng 20:37

这样是不是就拉近了  $P_x$  和  $P_y$  的分布？

郑华滨 20:37

采用 improved GAN 的 feature matching 来拉近么

郑华滨 20:38

其实也是可以的，但这样其实等价于把两个判别器共享参数了而已

Gapeng 20:39

$$\min_{G_x, G_y} -D(G_y(y), y) \log D(x, G_x(x))$$

死透透的废咸鱼 20:39

个人感觉，这是对称的，但 (real x, real y) 怎么办呢？

Gapeng 20:39

通过这个项来拉近

Gapeng 20:41

对，可以看成是共享参数，那其实一个 D 和两个 D 没太大差别

郑华滨 20:41

哦 3 分类器还有个显著的矛盾：对于 (fake x, real y)，假设判别器希望把它分成第 3 类，那么生成器是希望三分类器把它分成第 1 类还是第 2 类呢？

Gapeng 20:42

G\_x 和 G\_y 都要求 D 把它们的样本分成第一类？

郑华滨 20:42

@Gapeng-北京大学-CV 截图的这个 loss 项不对称吧

Gapeng 20:42

那再加一个反过来的项。。。

郑华滨 20:42

好吧[捂脸]

Gapeng 20:43

或者，直接用 L2 loss

死透透的废咸鱼 20:43

$$V = \underbrace{E_{p(x,y)}[\log D_1(x,y)] + E_{p_x(\tilde{x},y)}[\log(1 - D_1(\tilde{x},y))] + E_{p_y(x,\tilde{y})}[\log(1 - D_1(x,\tilde{y}))]}_{\text{conditionalGAN}} \quad (5)$$

$$+ \underbrace{E_{p_x(\tilde{x},y)}[\log(D_2(\tilde{x},y))] + E_{p_y(x,\tilde{y})}[\log(1 - D_2(x,\tilde{y}))]}_{\text{BiGAN/ALI}} \quad (6)$$

郑华滨 20:44

也就是说可以设计成，real fake 和 fake real 在判别器那里分到 1 和 2，但是生成器希望它们都挤到 0 那里去？

Gapeng 20:45

对，然后还要要求两个生成器在 D 的输出尽可能接近

郑华滨 20:45

好像也说得通

死透透的废咸鱼 20:46

1 和 0 差距的梯度与 2 和 0 差距的梯度不对称了吧

郑华滨 20:47

0, 1, 2 是 label，没有不对称呀，你是不是理解成 regression target 了

Gapeng 20:49

除了分类的 loss 之外，加上下面的这个 loss

Gapeng 20:49

$$\max_{G_x, G_y} D(G_y(y), y) \log D(x, G_x(x)) + D(x, G_x(x)) \log D(G_y(y), y)$$

死透透的废咸鱼 20:50

他理想的目标是这个，(real x, real y) 很难接近 (fake x, y) 和 (x, fake y)

死透透的废咸鱼 20:50

$$p(x, y) = p_x(x, y) = p_y(x, y)$$

郑华滨 20:50

但是这样总感觉没有论文里面的 D2 直接[捂脸]

Gapeng 20:51

确实不够直接，为了一个 D 而设计 loss。。。

Gapeng 20:52

文章中 D 的目标是区分  $p(x, y)$ ,  $p_x(x, y)$ ,  $p_y(x, y)$ , 但是两个 G 的目标则是拉近跟  $p(x, y)$  的距离, 以及拉近  $p_x(x, y)$ ,  $p_y(x, y)$  的距离

Gapeng 20:53

文章也分析了, 达到均衡的时候, G 会赢得博弈, 也就是三个联合分布是一致的

Gapeng 20:54

好, 这个问题暂且到这里, 后面我做个实验验证一下。我们先 move on

郑华滨 20:54

那我也抛一个疑问

Gapeng 20:54

好, 你说

郑华滨 20:54

我觉得这篇论文, 或者是所有半监督/无监督图像转换论文, 是不是都有一个麻烦:  $p(x)$  和  $p(y)$  的分布万一本身就不好 match 怎么办? 比如说, domain X 都是男性头像, 80%戴眼镜, domain Y 都是女性头像, 但是只有 20%戴眼镜

Gapeng 20:55

然后你想 X 和 Y 怎么 match?

Gapeng 20:55

通过戴眼镜这个属性去 match?

郑华滨 20:55

是这样, 我们想要得到的合理的  $p(x | y)$  显然是要能够保证保持转换前后“戴眼镜与否”的特性

Gapeng 20:56

然后呢

郑华滨 20:56

但是这样的  $p(x|y)$  跟  $p(y)$  一起做积分  $\int p(x|y)p(y)$ , 肯定得不到  $p(x)$  的

郑华滨 20:57

男性头像 80%戴眼镜, 则转换后的 fake 女性头像也是 80%戴眼镜, 但是 real 女性头像只有 20%戴眼镜

郑华滨 20:57

这样会不会就 match 不上了

Gapeng 20:57

等等, 你似乎混淆了属性跟样本的分布

死透透的废咸鱼 20:58

确保标签在标记数据集之间平均分配

死透透的废咸鱼 20:58

2.4 节有说明这个问题

死透透的废咸鱼 20:58

$$p_l(x, y) \approx p(x, y)$$

郑华滨 20:59

这个公式不能解决我的问题

Gapeng 21:00

你的问题是图像翻译问题还是半监督分类问题?

郑华滨 21:00

确实可以有一部分 paired 男女头像, 要么都戴眼镜要么都不戴

郑华滨 21:00

图像翻译

郑华滨 21:00

但是 unpaired 的两堆头像中的分布还是可能有差

Gapeng 21:01

模型隐含了一个假定，就是监督样本具有代表性

Gapeng 21:02

也就是说，它是 unbiased

郑华滨 21:02

没问题，paired data 可以有代表性

郑华滨 21:02

但是 unpaired 的两部分仍然可以 biased

郑华滨 21:02

你就想象你收集了一堆男女头像

Gapeng 21:02

那其实 pair 里面本身就不具有代表性了

郑华滨 21:02

然后又花时间标注了一部分 paired data

Gapeng 21:03

因为在戴眼镜这个属性上不具有代表性

郑华滨 21:03

但是没标注的那部分里面仍然可能像我说的那样，80%男戴眼镜，20%女戴眼镜

郑华滨 21:04

那假如你希望眼镜这个属性在转换过程中，能够确保一致怎么办

Gapeng 21:05

它转换的时候，转换过程的样本也是戴眼镜的就行呀

Gapeng 21:05

D 不是要判断两个图是不是匹配么

郑华滨 21:05

问题就在于两边相差这么大，很可能没法保证了

Gapeng 21:06

确实有可能，因为你的样本都不满足模型的假设

郑华滨 21:07

对于能保留眼镜的  $p(y | x)$ ， $\int_x p(y | x) p(x)$  就不等于  $p(y)$ ；而对于  $\int_x p(y | x) p(x) = p(y)$  的映射  $p(y | x)$ ，则不能保留眼镜

郑华滨 21:07

这是个矛盾

郑华滨 21:07

没错，论文就提前假设了“满足  $\int_x p(y | x) p(x) = p(y)$  的映射  $p(y | x)$  确实就是我们想要的映射”

郑华滨 21:08

但是这个假设成立的可能性就值得怀疑

郑华滨 21:09

要确保假设成立，可能就不得不多花些精力把“眼镜”这个属性标注一遍，然后手动平衡两堆样本中“眼镜”属性的比例

郑华滨 21:09

还是说有别的办法？

Gapeng 21:11

不，我觉得没有这个问题

郑华滨 21:11

嗯嗯怎么说

Gapeng 21:13



不对，两个 domain 是不对称的，这个映射本来就不是一一的

Gapeng 21:14

模型只能尝试匹配其中一些样本

郑华滨 21:15

嗯所以就有可能把一部分眼镜给弄没掉

Gapeng 21:15

是的，确实是这样

Gapeng 21:15

那我们下一个问题

Gapeng 21:15

（还有多少人在？）

人工智障 21:16

我在窥屏

Gapeng 21:16

TriangleGAN 跟 TripleGAN 有什么异同？跟 CycleGAN 呢？

Gapeng 21:17

以及，TriangleGAN 是不是可以看成 Cycle 的 pix2pix？

东临 21:17

在

郑华滨 21:18

不行吧，triangle 没有要求 cycle reconstruction

Gapeng 21:18

嗯

Gapeng 21:18

那如果把 cycle consistency 去掉呢

**Gapeng 21:20**

也就是，我既要 pix2pix 学 A 到 B，也要它学 B 到 A 的映射

**Gapeng 21:21**

在 D 的设计上有些差别，但是模型其实都很像，包括跟 TripleGAN

**郑华滨 21:21**

如果只剩下 D1 的话，确实可以看出两个 pix2pix

**Gapeng 21:23**

双向的 pix2pix 只剩下 D1 不能保证图像翻译的 loss 是完备的

**Gapeng 21:24**

还是需要 D2 区辅助拉近三个分布

**郑华滨 21:25**

嗯那是因为 paired data 不够多嘛

**郑华滨 21:25**

够多就不需要 D2 了

**Gapeng 21:26**

TriangleGAN 如果 pair data 够多的话，应该也可以不要 D2

**Gapeng 21:26**

去掉 D2 就不对称了，需要靠 pair data 强行拉回来

**东临 21:27**

文章最后说两者网络结构是一样的，triangle gan 结果优于 triple

**郑华滨 21:27**

结构一样，那就是 loss 不一样咯？

**郑华滨 21:27**

@东临-BUPT-DL 要不要说说哪里不一样

Gapeng 21:28

来来来

东临 21:29

说一下那里不一样导致结果不同

东临 21:29

?

Gapeng 21:29

从 loss 来看就很明显了

Gapeng 21:29

In order to further understand  $\Delta$ -GAN, we write (2) as

$$V = \underbrace{\mathbb{E}_{p(\mathbf{x}, \mathbf{y})}[\log D_1(\mathbf{x}, \mathbf{y})] + \mathbb{E}_{p_x(\tilde{\mathbf{x}}, \mathbf{y})}[\log(1 - D_1(\tilde{\mathbf{x}}, \mathbf{y}))] + \mathbb{E}_{p_y(\mathbf{x}, \tilde{\mathbf{y}})}[\log(1 - D_1(\mathbf{x}, \tilde{\mathbf{y}}))]}_{\text{conditional GAN}} \quad (5)$$
$$+ \underbrace{\mathbb{E}_{p_x(\tilde{\mathbf{x}}, \mathbf{y})}[\log D_2(\tilde{\mathbf{x}}, \mathbf{y})] + \mathbb{E}_{p_y(\mathbf{x}, \tilde{\mathbf{y}})}[\log(1 - D_2(\mathbf{x}, \tilde{\mathbf{y}}))]}_{\text{BiGAN/ALI}}. \quad (6)$$

Gapeng 21:30

main differences. The value function of Triple GAN is defined as follows:

$$V = \mathbb{E}_{p(\mathbf{x}, \mathbf{y})}[\log D(\mathbf{x}, \mathbf{y})] + (1 - \alpha)\mathbb{E}_{p_x(\tilde{\mathbf{x}}, \mathbf{y})}[\log(1 - D(\tilde{\mathbf{x}}, \mathbf{y}))] + \alpha\mathbb{E}_{p_y(\mathbf{x}, \tilde{\mathbf{y}})}[\log(1 - D(\mathbf{x}, \tilde{\mathbf{y}}))] \\ + \mathbb{E}_{p(\mathbf{x}, \mathbf{y})}[-\log p_y(\mathbf{y}|\mathbf{x})], \quad (7)$$

Gapeng 21:31

不同的地方在于，两个模型怎么拉近  $p_x(x, y)$  和  $p_y(x, y)$  的分布

东临 21:32

[强]

郑华滨 21:32

triple gan (第二张截图) 的最后一项是一个简单的有监督分类 loss 吗?

Gapeng 21:32

Triangle 是依靠 D2 去做的, Triple 是通过监督样本去纠正

Gapeng 21:32

是的

Gapeng 21:32

就是靠分类器去拉近两个分布

Gapeng 21:33

这样造成的问题就是文章里面说的, 不对称

郑华滨 21:34

不对, 我怎么觉得 triple 没有直接去拉近  $p_x(x, y)$  和  $p_y(x, y)$

Gapeng 21:35

它需要两个分布是一致的

Gapeng 21:36

也不叫拉近吧

Gapeng 21:37

这里我要怼一下 TriangleGAN, 它做了一个实验 `mnist-to-mnist-transpose`, 有点欺负 DiscoGAN/CycleGAN

郑华滨 21:38

[捂脸]

Gapeng 21:39

CycleGAN 的两个 D 只负责判断样本是不是属于那个 domain 的, 但是 transpose 这种操作很难说它是不是一个 domain

Gapeng 21:40

不, 它半监督学习只做了 Cifar 的实验

郑华滨 21:40

哦那还可以

郑华滨 21:40

有些数字 transpose 完还是很像数字是吧

Gapeng 21:41

mnist 那个是翻译成 transpose 以后，再人工翻回来，拿分类器去看样本是不是还是原来的类

Gapeng 21:42

大家还有想讨论的问题吗？

Gapeng 21:43

没有的话，（我跟毛豆大佬的）讨论久到这里结束了。。。

东临 21:43

为 Gapeng 点赞，如何从 Loss 式中就能判断是有监督？有标志吗？

东临 21:43

[表情]

郑华滨 21:43

[捂脸]

东临 21:43

谢谢

郑华滨 21:43

有监督主要看有没有依赖于成对数据吧

郑华滨 21:45

本质上你想学的是一个映射函数  $f$ ，如果有用到一堆  $(x, f(x))$  的样本就算有监督咯

Gapeng 21:45

是的, TripleGAN 直接是对  $p(x, y)$  求期望, 也就是监督的 loss

东临 21:46

打了标签, 就是  $x$ , 与  $y=f(x)$  有隐含关系

东临 21:47

吗?

东临 21:47

还是  $y$  标注了  $x$ ?

郑华滨 21:48

没明白你的问题[捂脸]

Gapeng 21:48

我也没看明白

东临 21:49

☺, 我明白你们了, 谢谢~

郑华滨 21:49

在图像翻译中不能说  $y$  标注了  $x$  还是  $x$  标注了  $y$ , 而是你找到了一对满足你要求的  $xy$  pair

东临 21:50

精辟[强]