

Gapeng 18:58

大家准备好了吗？

Gapeng 19:00

今天进行第二期 GAN 话题的讨论，主题是 image to image translation using GAN

郑华滨 19:00

冒泡

Gapeng 19:00

第一个讨论的话题是：没有配对数据的跨域图像转换

张俊 19:01

[强]

Gapeng 19:01

按照惯例，我们要问，这个问题有哪些 GAN 的方法？

Gapeng 19:01

谁先来说几句？

下个路口 19:01

什么是配对数据？

郑华滨 19:01

问得好

下个路口 19:02

没研究过这个，所以对这个问题不是很懂

郑华滨 19:02

比如你想要把一个正常的男性人脸“娘化”，这样一个任务，如果有大量的、成对的正常男脸与对应的娘化人脸

Clockworkai 19:03

我的理解是，输入和输出是配对的

郑华滨 19:03

那它就是一个简单的有监督问题

泛艺术范儿 19:03

原始的 gan 可否看作噪声和图像的自动配对？

许哲豪 19:03

Cyclegan, cogan, discogan 这三个吧

郑华滨 19:03

反之，如果你只有一堆男脸和一堆娘化脸，但是不知道它们之间有什么对应关系，那就是无配对的情况

Gapeng 19:03

@许哲豪上理图像 你说的第二个是 DualGAN 吧？

下个路口 19:03

哦哦，理解了

许哲豪 19:03

对，我看错了

许哲豪 19:04

[呲牙]

Gapeng 19:04

其实那三兄弟是一个方法，一模一样

Gapeng 19:04

有谁来讲讲三兄弟的思路吗？

许哲豪 19:04

我感觉 cyclegan 挺好理解的

一路顺枫 19:04

在同一时间出来也是有趣

Clockworkai 19:04

+1@许哲豪上理图像

Clockworkai 19:05

不过没试过 CycleGAN 的效果

Gapeng 19:05

@许哲豪上理图像 讲一讲你的理解？

许哲豪 19:05

嗯，等一下，我截个图

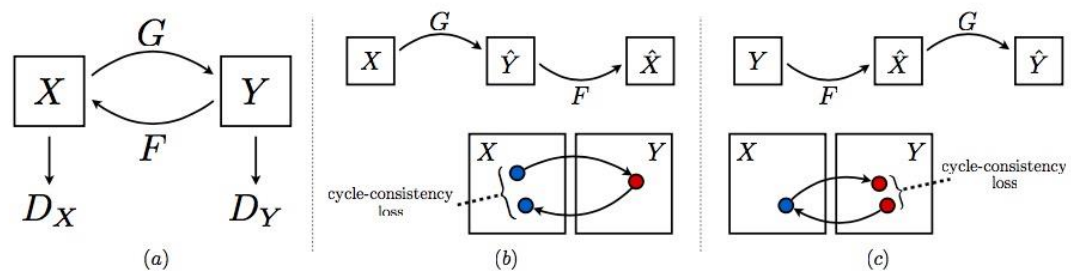
李文博 19:05

配对一般是为了使输入和输出共享一些共同的特征，当人为地映射一张图像从一个域到另一个域时。在不配对的数据集中没有这种有意义的变换

Gapeng 19:06

我可以放一个 cartoonize 的 CycleGAN 的实验效果

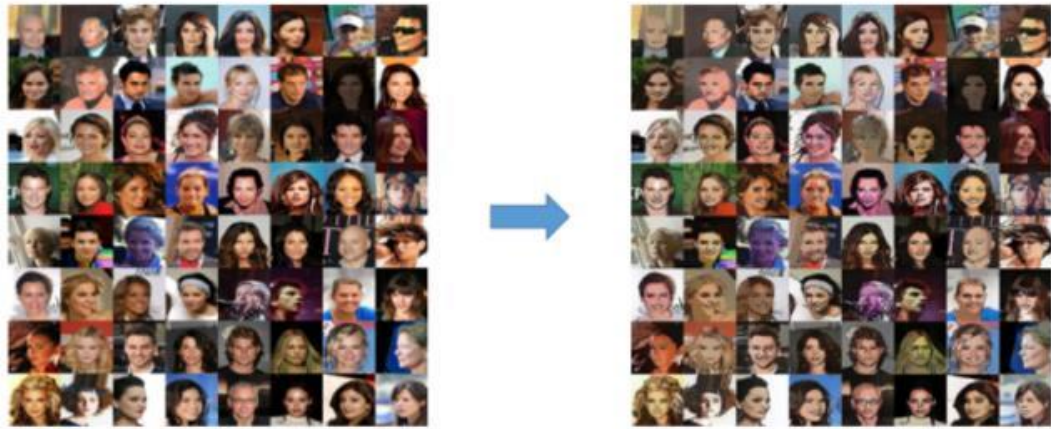
许哲豪 19:06



Clockworkai 19:06

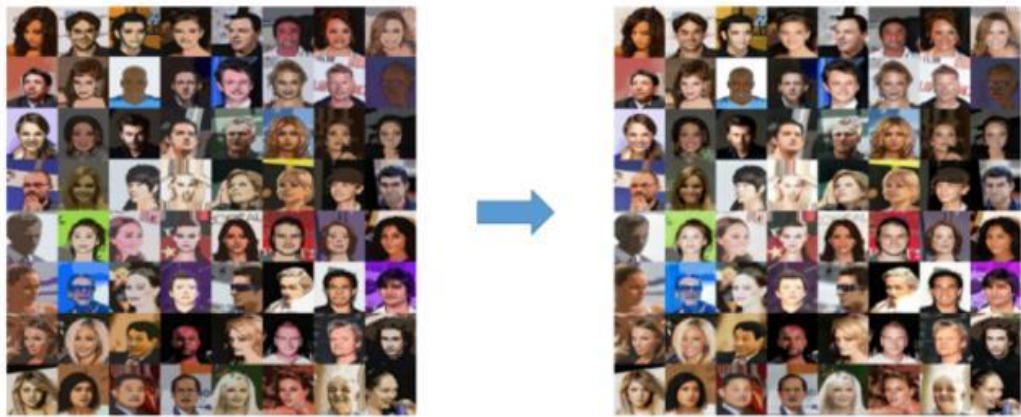
我觉得还是一个 ability 的问题

Gapeng 19:06



(CelebA -> cartoonize CelebA, samples from epoch 11)

Gapeng 19:06



(Cartoonize CelebA -> CelebA, samples from epoch 11)

Gapeng 19:07

@许哲豪上理图像 能讲一下你放的那张图是怎样的一个流程吗？

许哲豪 19:07

因为配对的数据不好得到，所以现在使用未配对的数据进行迁移

一路顺枫 19:08

放一个我学弟用 cyclegan 生成中国画的图片

许哲豪 19:08

我的理解是 X, Y 两个数据之间互相转换

一路顺枫 19:08



Gapeng 19:08

赞，这个效果很好

许哲豪 19:09

G 函数是将 X 转换成 Y, F 就是反过来，将 Y 转为 X

郑华滨 19:09

我对上面框架的理解是：无配对图片转换有两个要求，一是转换过去的结果要像对面图片集合的风格（小尺度特征），二是要尽量保持输入图片的总体内容（大尺度特征）

Gapeng 19:09

我来说一下我的理解吧

一路顺枫 19:09

有 4 个是真的 4 个假的，可以猜猜哪个是生成的

Gapeng 19:09

用两个 G 和两个 D，两个 D 分别判断两个域的图像真假，两个 G 可以看成 autoencoder 的 encoder 和 decoder，encoder 将一个域上的图像翻译成另一个域上的图像，decoder 做相反的事情。Loss 的设计比较关键，除了两套 GAN 需要用到传统的散度 loss 之外，还应该加入重构 loss

郑华滨 19:09

好漂亮

Gapeng 19:10

真假难辨呢

一路顺枫 19:10

先讨论吧，等会公布答案

许哲豪 19:10

效果真的不错呢[强]

Gapeng 19:10

除了那三兄弟以外，还有没有其他方法？

郑华滨 19:11

不考虑 GAN 的话还有 neural art 一系列的方法

泛艺术范儿 19:12

直接用原始 gan 效果怎么样？就是把生成器的噪声输入换成图像输入

Gapeng 19:12

今天讨论的都是 GAN 的方法

Gapeng 19:12

后面会提到 neural art 的方法

Sky_Gao 19:12

我也很好奇直接用原始 gan 能做到什么效果

Gapeng 19:13

@泛艺术范儿-西电-DL 你说的这个其实就是半个 cycle 的 cyclegan

许哲豪 19:13

GAN 的方法会不会比 neural art 的效率更高呢?

郑华滨 19:13

原始 gan 我同学试过，男人脸转女人脸，效果和三兄弟一样

一路顺枫 19:13

半个 cycle 是啥意思?

一路顺枫 19:13

.....

侯瑞兵 19:13

我觉得数据多的话原始 gan 也不一定不可以做

一路顺枫 19:13

有效果图吗?

泛艺术范儿 19:13

半个 cycle 会差很多吗

郑华滨 19:13

有，等下

侯瑞兵 19:13

没做过[捂脸][捂脸]

Gapeng 19:13

半个 cycle 就是不翻译回去，跟原始 GAN 一样

Gapeng 19:14

效果差很多

侯瑞兵 19:14

你有做过吗

泛艺术范儿 19:14

哦

Gapeng 19:14

我的实验结果是，生成的都是噪声

一路顺枫 19:14

G 的输入也是图像？

Gapeng 19:14

对

许哲豪 19:14

嗯，理念就是互相生成吧

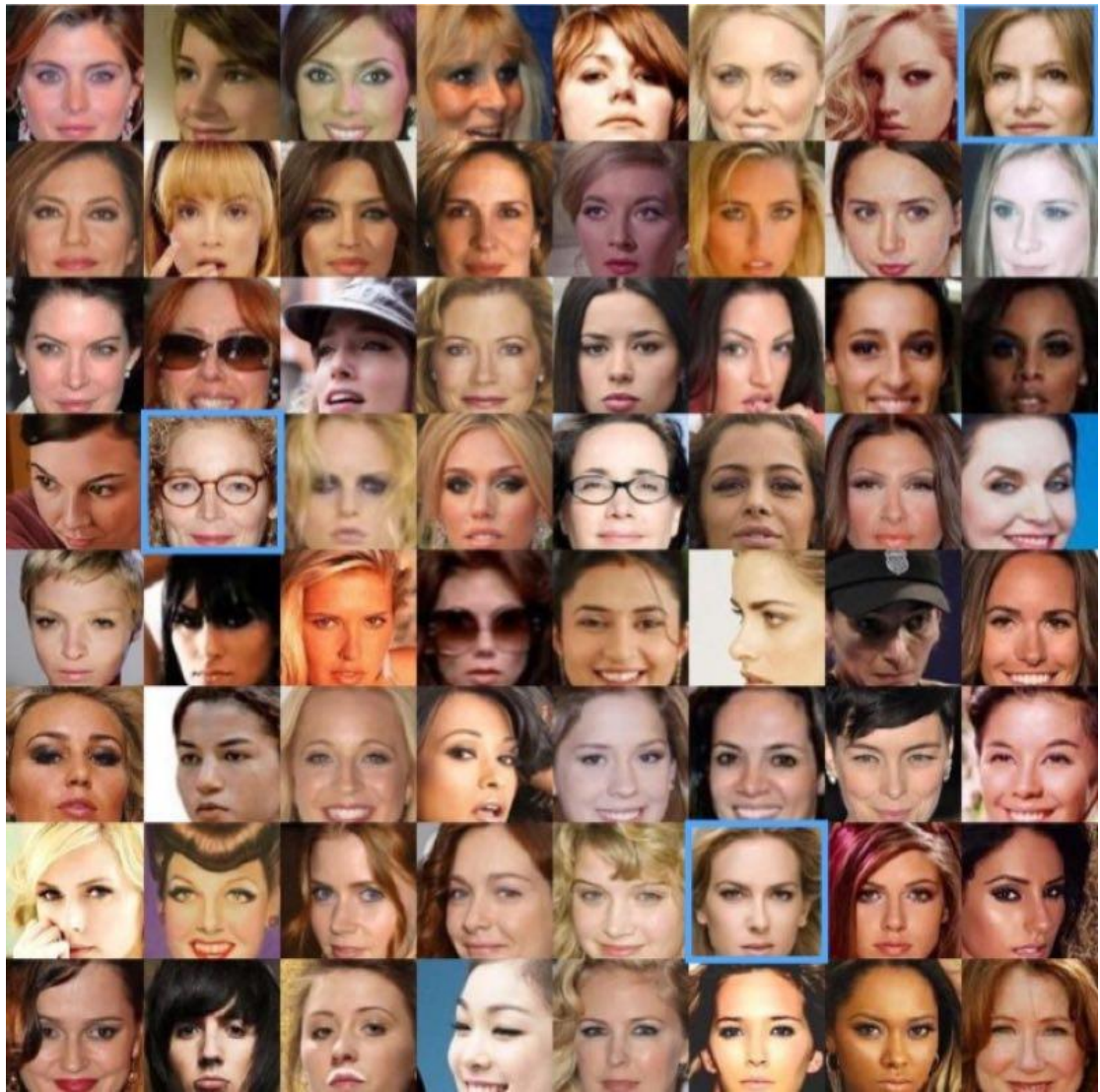
一路顺枫 19:15

那如果加上 reconstruction loss 会怎么样？

Gapeng 19:15

加上重构误差就是完整的 cycle 了

郑华滨 19:15



郑华滨 19:15



侯瑞兵 19:15

超分辨率可以看成图像转换的一种吗？

郑华滨 19:15

男转女

一路顺风 19:15

@郑华滨-中山大学-深度学习 你同学用的是哪类 GAN? wgan/lsgan/dcgan?

Gapeng 19:15

cyclegan 那篇文章里面有讨论

郑华滨 19:16

dcgan

郑华滨 19:16

但是男转女这个例子比较特殊，相对比较容易

泛艺术范儿 19:17

突发奇想 两个 cycle 会怎么样？像 ababa 这样 目前是 aba

一路顺枫 19:17

我觉得可能是 celeba 数据集本身较容易

Gapeng 19:17

说到这里，来讨论一个问题，CycleGAN 的 adversarial loss 和 reconstruction loss 分别是什么作用？

郑华滨 19:17

哦说错了，上面两幅图是女转男

Clockworkai 19:17

CycleGAN 一定得两个域的图片同时走一个 Cycle 训练吧🤔🤔

Gapeng 19:17

两个 cycle 的效果我没有试过，我也想问有没有人做了实验

郑华滨 19:18

“无配对图片转换有两个要求，一是转换过去的结果要像对面图片集合的风格（小尺度特征），二是要尽量保持输入图片的总体内容（大尺度特征）”，前者通过 Adversarial loss 施加，后者通过 reconstruction loss 施加

Gapeng 19:18

是需要两个域的图像，但是并不需要配对

郑华滨 19:18

两个 cycle 似乎没有必要

Gapeng 19:18

你说的大尺度特征就是保 id 和结构?

郑华滨 19:18

想象不出有什么额外的好处

郑华滨 19:18

对, identity preserving

Gapeng 19:19

其实我在想两个 cycle 会不会得到更强的梯度?

一路顺枫 19:19

@郑华滨-中山大学-深度学习 [强]

Clockworkai 19:19

两个 Cycle 也只能放大误差吧

郑华滨 19:19

L2 reconstruction loss 的特点恰好就是只关注大尺度特征

一路顺枫 19:19

好像 L2 reconstruction loss 容易学到均值图像

郑华滨 19:20

对的, L2 的这个特点专门有论文研究过

一路顺枫 19:20

不过为什么 cyclegan 大多用 L1 loss 而不是 L2 loss?

郑华滨 19:20

L1 比 L2 能学到更清晰的图像

郑华滨 19:20

我找个对比图

Gapeng 19:20

L1 loss 生成的图像更 sharp

一路顺枫 19:20

原因在哪里？

一路顺枫 19:20

更 sparse 吗？

泛艺术范儿 19:21

更锐利

泛艺术范儿 19:21

L2 比较平滑

泛艺术范儿 19:21

和模糊

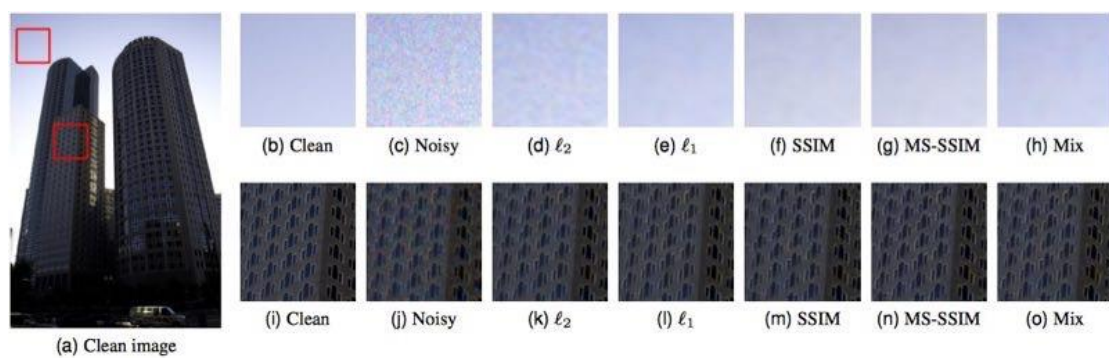
一路顺枫 19:21

哦哦

Gapeng 19:21

L1 有 sparse 的效果

郑华滨 19:21



一路顺枫 19:22

恩恩

郑华滨 19:22

出自论文 Loss Functions for Neural Networks for Image Processing

郑华滨 19:22

但是感觉对抗 loss 就比 l1 loss 更厉害了

一路顺枫 19:23

我觉得对抗 loss 和 l1 loss 是相互辅助的作用

Gapeng 19:23

我的理解跟你一样

一路顺枫 19:23

一个处理局部一个处理全局

郑华滨 19:23

我是说，在重构误差这边也用对抗 loss 会怎样

一路顺枫 19:24

energy based gan 用的 loss 就是 reconstruction.....

Gapeng 19:24

以 horse2zebra 为例，对抗 loss 和重构 loss 少了谁都没办法让翻译的结果专注于马身上

郑华滨 19:24

哦虽说好像没太大必要，因为只要求保留大体信息就行

郑华滨 19:24

这样子，那应该是互补的咯

一路顺枫 19:24

其实还有一类 perceptual loss，用中间层重构

Gapeng 19:25

是有互补作用的，有个协作在里面

Gapeng 19:25

perceptual loss 在 neural art 里面用的非常多

一路顺枫 19:25

不知 GAN 是否可以看做 perceptual loss?

郑华滨 19:25

中间层重构是 neural art 里面也有用到的，对吧？

郑华滨 19:25

哦那就是了

一路顺枫 19:25

恩恩

郑华滨 19:26

我发现 improved gan 里面的 feature matching 也是一种中间层重构

一路顺枫 19:26

刚才说的两个 cycle 的问题怎么说？

一路顺枫 19:26

对

Gapeng 19:26

是中间层重构

郑华滨 19:26

它要求真假样本走到判别器的中间层的时候，feature map 的均值要相等

一路顺枫 19:26

其实 feature matching 可以用另一类生成模型解释，即 maximum mean discrepancy (忘了怎么拼了)

一路顺风 19:27

MMD 模型

Gapeng 19:27

所以很多研究的有相似性，看看其他研究对自己的领域有很大帮助呢

一路顺风 19:27

不过目前 mmd 模型研究进展比较慢，还停留在 cifar10 上

郑华滨 19:29

我觉得 MMD 似乎理论上比对抗会更鲁棒一点

肖泰洪 19:29

mmd 也有来做男变女这种东西的

Gapeng 19:29

那谁来讲一讲 MMD 的做法？

郑华滨 19:29

MMD 中，生成器只是想要去靠近真实分布而已，但是对抗的话，生成器不仅想要靠近真实分布，还想要“越过”真实分布，让自己变得“比真还真”

泛艺术范儿 19:30

越过真实分布怎么讲？

一路顺风 19:31

MMD 的核心思想是让真实分布和生成分布的一些统计量相同，并且有很强的理论保证某些统计量相同两者分布相等

郑华滨 19:31

mmd 的思想是说，如果两个分布 p_1 和 p_2 完全相同，那它们经过随便任何变换 f 之后的均值也会完全相同，所以反过来我们搞一堆各种各样的 f ，让 p_1 和 p_2 在这些 f 变换后均值拉近，这样就简介拉近了原始的 p_1 和 p_2

Gapeng 19:32

我的理解是，G 为了打败 D，需要“揣摩”D 的“心思”，然后生成更符合 D 的“心思”的图像

郑华滨 19:32

@泛艺术范儿-西电-DL 你想想啊，如果真实样本在判别器那里的预测概率大概是 0.8，生成器不满足于让自己得到 0.8，甚至还想得到 1.0 的概率

郑华滨 19:33

但是 mmd 的话，如果真实分布和生成分布在判别器中间层的均值分别是 5 和 1，那生成器只会想要得到 5，不会贪得无厌，想要进一步得到 6、7、8

Gapeng 19:33

其实 neural art 里面用的 gram matrix 也是 MMD 的方法

郑华滨 19:33

同意 gram matrix

泛艺术范儿 19:34

这倒是。可是在实际训练的时候这种情况多么？就是说生成的样本的平均概率比真实样本还高？

一路顺枫 19:34

目前 MMD 核心用的是 gram matrix 吧？

郑华滨 19:34

这个难说，只说它有这种倾向

郑华滨 19:34

mmd 不止于 gram matrix 吧

Gapeng 19:34

gram matrix 只是二阶多项式核的 MMD

郑华滨 19:35

有用一个判别器网络来当 mmd 的那个转换函数 f 的

一路顺枫 19:35

恩恩

一路顺枫 19:35

对

Gapeng 19:35

还有没有同学要发散一下思维，或者提点问题？

郑华滨 19:35

其实 Wasserstein gan 的生成器 loss 稍加改动也可以变成 mmd 的形式

肖泰洪 19:36

怎么搞

rabbit-boss 19:36

怎么改

Gapeng 19:36

大概讲一下？

郑华滨 19:37

原来是 $\text{loss} = -D(g(z))$ ，G 希望在 D 上获得的 score 越大越好

泛艺术范儿 19:37

wgan 最后的输出某种意义上可以看做 mmd 变换的均值，只不过这个变换是学出来的不透明的

rabbit-boss 19:37

wgan 生成的图片还是好模糊的样子，没有达到论文的效果，也不知道是不是我自己迭代次数不够

郑华滨 19:37

现在可以改成 $\text{loss} = (E[D(g(z))] - E[D(x)])^2$ ，仅仅希望在 D 上的 score 均值接近真实分布

郑华滨 19:38

也不太清楚这样改有没有问题

郑华滨 19:38

诶好像已经有人这么做了

hwang 19:38

我也是这么觉得

郑华滨 19:38

least square gan

一路顺枫 19:38

我只记得 wgan 和 mmd 本质属于同一支生成模型……

hwang 19:38

不难想象

郑华滨 19:38

最小二乘 gan

一路顺枫 19:39

好像有人在研究

Gapeng 19:39

最小二乘 GAN 不是这么做的

泛艺术范儿 19:39

现在评价生成质量的客观指标有哪些？

rabbit-boss 19:40

泛艺术范儿 19:40

感觉很困惑， 做出来的东西只能肉眼评判

hwang 19:40

好像并没有客观的指标吧

Happy 19:40

图像生成的意义在哪里呀

一路顺枫 19:40

我觉得生成是为了辅助其他工作的

Happy 19:40

娱乐而已？

hwang 19:40

Inception Score 那些也有主管倾向

Happy 19:40

比如？

Gapeng 19:41

最小二乘 GAN 的 D 是使得真实样本的 D 输出接近 a，生成样本的 D 输出接近 b，而 G 则拉进两个 D 的输出，但不是上面说的做法

一路顺枫 19:41

比如辅助半监督学习

郑华滨 19:41

哦对，最小二乘 gan 跟这个略有不同

rabbit-boss 19:41

生成模型该干啥干啥

rabbit-boss 19:41

比如图像修复

Gapeng 19:41

不要为了生成而生成，生成模型的作用不止在于生成

Gapeng 19:41

它能做很多应用，而且效果不差

Happy 19:41

还有？

Gapeng 19:42

图像翻译呀

hwang 19:42

生成模型还是为了学习数据更本质的一些东西吧

一路顺枫 19:42

举个简单的例子，最近有一篇文章是研究侧脸变正脸的，这样就可以把角度刁钻的人脸图像摆正方便做识别了

Gapeng 19:42

今天的主题里面的 5 个子话题都是

rabbit-boss 19:42

对偶 gan 就挺好玩的

Gapeng 19:43

它也可以做半监督学习，对于样本少的情况，能够得到较好的结果

Gapeng 19:44

还有问题吗？继续拓展？

Gapeng 19:44

没有的话，我提一个回到主线的问题

肖泰洪 19:44

讲讲缺点吧

Gapeng 19:45

什么缺点

Gapeng 19:45

什么东西的缺点

肖泰洪 19:45

比方说 cyclegan

肖泰洪 19:45

或者其他的你们刚才讨论到的东西

一路顺枫 19:45

在跨领域还有一个工作，Learning Residual Images for Face Attribute Manipulation，与 cyclegan 不同，但是对偶 gan 的一种思想。我不知道该如何形容它

Happy 19:46

cyclegan 有什么改进思路

肖泰洪 19:47

@一路顺枫-THU-Hash 那个好像是两个 G，一个 D，cycleGan 是两个 G，两个 D

一路顺枫 19:48

对，关键问题不在这里，而是他用 D 去判断 $G_1(G_2(x))$ 生成的质量

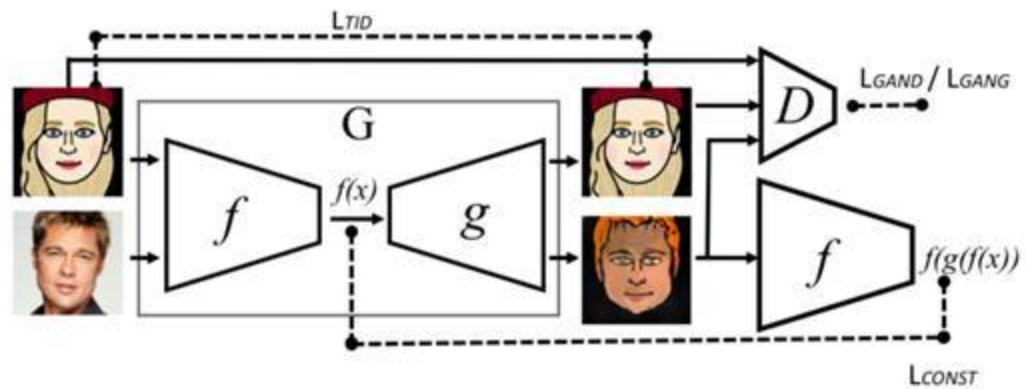
Gapeng 19:49

其实 unpair data 的跨域数据，还有一个工作，DTN, Unsupervised Cross-Domain Image Generation

一路顺枫 19:49

在 cyclegan 里面用 $|G_1(G_2(x)) - x|_1$ 作为 loss

Gapeng 19:49



一路顺枫 19:51

这张图例 $f(x)$ 的 x 是什么？

Gapeng 19:51

@一路顺枫-THU-Hash 你说的那篇文章，主要的区别还是在于 D 做的是分类吧

Gapeng 19:51

x 是图像

一路顺枫 19:51

x 是啥图？

Gapeng 19:51

$f(x)$ 是 encoder 的编码结果

一路顺枫 19:51

上面的还是下面的还是整体？

一路顺枫 19:52

我问的是编码编的是人脸图还是卡通图？

Gapeng 19:52

其实他是两个域的数据分别通过 G

Gapeng 19:52

并不是一起的，上面的数据并不配对

Gapeng 19:53

所以 x 简单来说就是图像，两个域的任意一个图像

肖泰洪 19:53

@Gapeng-北京大学-CV 你是不是要拿这个再做一次头像

Gapeng 19:53

不做了，心塞

一路顺枫 19:54

哦哦，明白了

Gapeng 19:54

G 可以某个域上的看成 autoencoder，另外一个域的数据经过 G 以后也会被染上该域才有的一些特性，从而实现转换。Cycle 的思想体现在，异域数据经过 G 以后，需要保 id，它通过 G 的 encoder 编码结果的匹配来完成。DTN 有两个保 id 的 loss，分别对应两个域，autoencoder 的域的保 id loss 比较简单，就是图像的重构误差；另一个域的数据经过 autoencoder 要保 id，显然不能直接用重构误差，但是可以要求 encoder 的编码是可以重构的，也就是说，它经过 encoder 的编码要跟它翻译以后的图像经过 encoder 的编码一样。

Gapeng 19:56

我提一个问题，你认为解决没有配对数据问题的关键在哪里？

Gapeng 19:56

我先来说一下我的看法，我认为关键有两点：一个是 D，D 用于判别图像的真伪，能够让它顺利翻译到另一个空间（域）。

Gapeng 19:57

但是，仅有 D 是不够的，它没有引导 G 怎么匹配两个空间，而是任由它自己去找。要使得两个空间配对，需要一个 identity preserving loss 去引导 G 保 id 和结构。

郑华滨 19:58

G 想要让“它经过 encoder 的编码要跟它翻译以后的图像经过 encoder 的编码一样”对吧，那判别器是不是就想要让它们不一样呢？我没看过原论文想问问

Gapeng 19:59

判别器判断的是一个域上的图像，不是编码

泛艺术范儿 19:59

我个人认为原始的 GAN 已经实现了两个域的配对问题。只不过其中一个域是噪声而已。这种理解可以吗？

郑华滨 20:00

哦哦

Gapeng 20:01

@泛艺术范儿-西电-DL 隐空间其实更像是图像空间的低维流形嵌入

Gapeng 20:01

不算是跨域配对

Gapeng 20:02

还有问题吗？没有问题的话，我们今天就讨论到这里，第一个子话题就讨论了一个小时，其他子话题留待后面讨论

肖泰洪 20:03

说好的缺点呢

郑华滨 20:03

缺点是训练困难？[捂脸]

肖泰洪 20:03

那是 GAN 的问题[捂脸][捂脸]

一路顺枫 20:03

我公布下中国画的答案：

一路顺枫 20:03



一路顺枫 20:03

标框的是生成的

Gapeng 20:04

真的是生成的吗

Gapeng 20:04

效果很好呀

肖泰洪 20:04

我猜对了 3 个。。

一路顺枫 20:04

是的！

一路顺枫 20:04

一个本科生做出来的，还是课程大作业做的……

一路顺枫 20:04

就用的是 cyclegan

Gapeng 20:04

哇哦

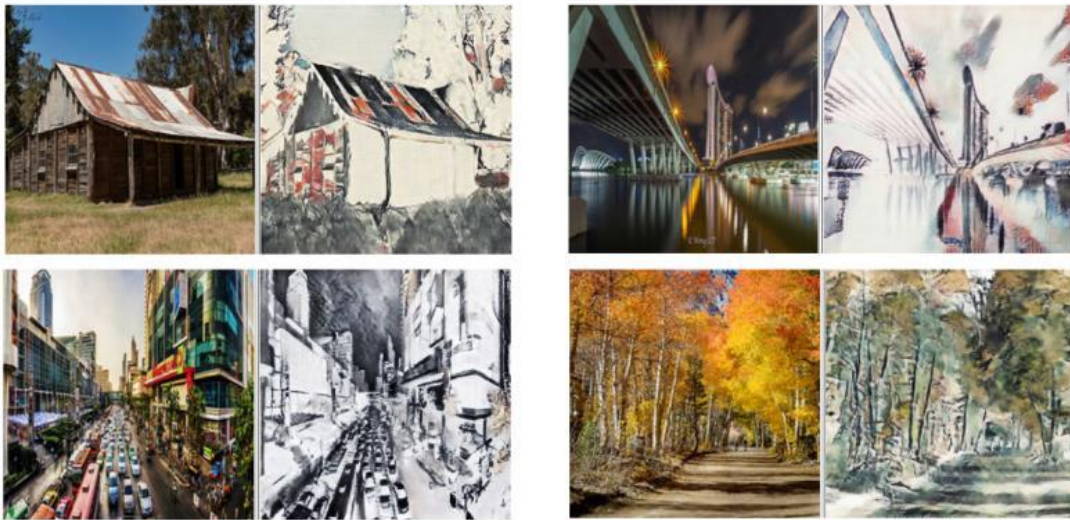
一路顺枫 20:04

没有其他修改

一路顺枫 20:05

其他结果

一路顺枫 20:05



泛艺术范儿 20:06

我去可以啊。用了多少训练数据？

一路顺枫 20:06

据说我们把生成的画作（包括 neural art）的给一个美院的看，他说生成质量还是很差

Gapeng 20:06

有没有同学自愿来写一下今天的讨论总结？[捂脸]

一路顺枫 20:06

7000 张中国画，自己搜集的

Gapeng 20:08

要是讲细节的话，肯定还是有很大提升空间的，跟人画的还是很大差别

Gapeng 20:08

@一路顺枫-THU-Hash 数据集可以共享吗？

一路顺枫 20:08

所以这算是一个问题吧

Gapeng 20:08

是一个问题，细节还是很难做好

吴健 20:09

@一路顺枫-THU-Hash 李老师课上的 project？

郑华滨 20:09

我想起一个缺点了

一路顺枫 20:09

曾经怂恿过让他们公开，不过不了了之

一路顺枫 20:09

是的！

天清 20:09

色彩学到了

Gapeng 20:09

要做好细节，推荐看一下 AC-GAN

Gapeng 20:10

私下共享数据集呢？懒得自己去爬[捂脸]

泛艺术范儿 20:12

爬下来估计还得人工核查一边

Gapeng 20:12

对啊

许哲豪 20:12

有个日本画数据集

许哲豪 20:12

[应用消息]

肖泰洪 20:12

你可以问问能否借用他训练好的 D 一用

hwang 20:14

不是应该用 G 么

赵巍 20:17

对绘画感兴趣的朋友可以看一下 kaggle 上的一个数据集，包含了各种世界名画并且有 artist/genre/style 之类的信息。

<https://www.kaggle.com/c/painter-by-numbers/data>

hwang 20:18

群里贵 P 大的好多

郑华滨 20:20

赞数据集

郑华滨 20:21

要不要下一个话题？@Gapeng-北京大学-CV [奸笑]

Gapeng 20:22

@郑华滨-中山大学-深度学习 下次吧

Gapeng 20:22

讨论还是很伤元气的

刘羽中🐶 20:23

[强] 辛苦[西瓜]

郑华滨 20:23

gapeng 辛苦[强]

一路顺风 20:24

[表情]

Gapeng 20:29

还是想问一句，有没有同学来写个总结[捂脸]

Gapeng 20:31

今天的讨论拓展了很多，总结不好写[捂脸]

hwang 20:33

都吓得不敢说话了[捂脸]还是得找个大神来总结

Gapeng 20:34

不如就你了[奸笑]

许哲豪 20:35

支持[奸笑][奸笑]

一路顺风 20:35

支持[奸笑]

hwang 20:35

不敢，这样的话以后就没有人敢在你问之后说话了

hwang 20:35

[表情]

hwang 20:35

推荐郑总

hwang 20:35

[表情]

Gapeng 20:35

哈哈，还有你呀[奸笑]

hwang 20:36

撤回也看到了

hwang 20:36

[表情]

hwang 20:36

郑总有撤回的功夫都能总结好了

hwang 20:36

撤回也看到了

hwang 20:36

[表情]

hwang 20:36

郑总有撤回的功夫都能总结好了

hwang 20:38

先请教个问题：大家训练 GAN 的时候，bias 项都是怎么设置的

Gapeng 20:39

bias 不是学出来的吗？

hwang 20:40

要不要它的问题

Gapeng 20:41

要吧

Gapeng 20:41

可以加在 batch normalization 那里

hwang 20:42

记得 DCGAN 里 bias 好像是不要的吧

Gapeng 20:42



Gapeng 20:42

@郑华滨-中山大学-深度学习 你说的缺点是啥？

郑华滨 20:44

是我记错了，其实是 neural style 的缺点，即没法生成真实世界风格的图片，只能生成卡通化、油画风格的图片，应对现实照片无力，后面想起来 gan 并没有这个缺点

Gapeng 20:45

后面还要讨论风格迁移，这个观点先记着

郑华滨 20:46

吼

郑华滨 20:50

Loss 设计

对抗 loss 要求输出图片在小尺度信息上像目标图片集合中的真实图片，重构 loss 要求输出图片尽量保留原图的大尺度信息，包括 identity 和 structure 等

重构 loss 有 L1、L2，前者容易学到锐利清晰的图像，后者容易学到模糊的图片

一般 gan 的 loss 比较“贪婪”，想要“比真实样本还真”；MMD 的 loss 比较“保守”，仅仅要求“和真实样本一样”；最小二乘的 loss 更加“保守”，仅仅要求走到介于真实样本和生成样本的中间地带（判别器二分类决策面附近）

MMD 思想的比喻：G 为了打败 D，需要“揣摩”D 的“心思”，然后生成更符合 D 的“心思”的图像

具有 MMD 思想的一些东西：neural style 中由的 gram matrix 计算出来的 perceptual loss（本质是二阶多项式核的 MMD），improved gan 的 feature matching, wasserstein gan（最后的输出某种意义上可以看做 mmd 变换的均值，只不过这个变换是学出来的不透明的）

郑华滨 20:51

稍微总结了一下 loss 设计这个问题上的讨论[捂脸]

hwang 20:51

果然高效

Gapeng 20:51

[表情]

hwang 20:51

```
1 今天进行第二期GAN话题的讨论，主题是image to image translation using GAN
2
3 第一个讨论的话题是：没有配对数据的跨域图像转换
```

hwang 20:51

刚把标题复制了。。。

Gapeng 20:52

@hwang-中南大学-生成模型 你的呢？

Gapeng 20:52

◦ ◦ ◦ ◦ ◦ ◦

郑华滨 20:52

你可以总结其他方面的呀

hwang 20:52

[表情]

Gapeng 20:52

今晚的讨论收获不少

郑华滨 20:53

比如那个 DTN 我没懂[捂脸]

hwang 20:53

群主已经桑心了，我得赶紧跑

Gapeng 20:53

还顺带找到了两篇 paper[奸笑]

Gapeng 20:53

Loss Functions for Neural Networks for Image Processing

Hang Zhao^{†,*}, Orazio Gallo[†], Iuri Frosio[†], and Jan Kautz[†]

[†]NVIDIA Research ^{*}MIT Media Lab

Gapeng 20:53

Learning Residual Images for Face Attribute Manipulation

Wei Shen Rujie Liu

Fujitsu Research & Development Center, Beijing, China.

{shenwei, rjliu}@cn.fujitsu.com

Gapeng 20:54

@hwang-中南大学-生成模型 你不写我更伤心[皱眉]

hwang 20:55

不敢不敢，只是会很慢

Gapeng 20:55

没关系，我等[皱眉]

Gapeng 20:58

今天的讨论，我事前准备了 5 页 word 文档，只用了一页半

郑华滨 20:58

[表情]

张俊 21:09

没完全发挥出来[偷笑]

Gapeng 21:09

不是，是 5 个子话题只讨论了一个，哈哈

hwang 21:10

聊天记录老跳来跳去的，等夜深了再来整理[捂脸]

Gapeng 21:11

哈哈

Gapeng 21:12

我可以等

下个路口 21:12

我还准备超分重建了[流泪]

下个路口 21:12

等着超分重建了

Gapeng 21:12

等着吧

Gapeng 21:12

我也准备了一些

张俊 21:14

哈哈

张俊 21:15

那就散开几次来讨论

一路顺枫 21:16

超分重建是什么？

Gapeng 21:17

single image super resolution