

南开大学

计算机学院 深度学习及应用实验作业

作业三 生成对抗网络实践

姓名:徐宇昂

学号:2011742

年级: 2020 级

专业:计算机科学与技术

指导教师: 侯淇彬

摘要

本次实验基于 FashionMNIST 数据集进行实践。 **关键字:** pytorch, GAN

目录

→,	实验要求															1												
二、	GA	GAN 网络结构															1											
三、	loss	loss 曲线															1											
四、	随村	乳数生 质	图																									2
(-	-)	修改一																	 				 					2
(_		修改二																	 				 					3
(=	亖)	修改三																	 				 					9

三、 LOSS 曲线 深度学习及应用作业

一、 实验要求

- 掌握 GAN 原理
- 学会使用 PyTorch 搭建 GAN 网络来训练 FashionMNIST 数据集

二、 GAN 网络结构

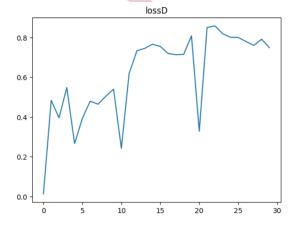
如图6所示

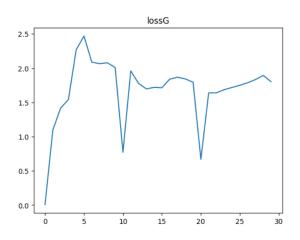
```
Discriminator(
   (fc1): Linear(in_features=784, out_features=128, bias=True)
   (nonlin1): LeakyReLU(negative_slope=0.2)
   (fc2): Linear(in_features=128, out_features=1, bias=True)
)
Generator(
   (fc1): Linear(in_features=100, out_features=128, bias=True)
   (nonlin1): LeakyReLU(negative_slope=0.2)
   (fc2): Linear(in_features=128, out_features=784, bias=True)
)
```

图 1: Caption

三、 loss 曲线

如图所示,下图分别为分类器和生成器的 loss 曲线:





四、 随机数生成图

```
 f = torch.randn(8,100,device=device) 
 x = G(f) 
 show_imgs(x)
```

生成结果如图6所示

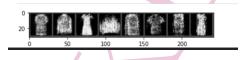


图 2: Caption

针对自定义的 100 个随机数,自由挑选 5 个随机数,查看调整每个随机数时,生成图像的变化(每个随机数调整 3 次,共生成 15x8 张图),总结调整每个随机数时,生成图像发生的变化。这里只需要针对我们生成的每一个 tensor 张量更改其中的随机数即可。

(一) 修改一

修改第二个随机数为 0, 10, 100, 如下图 (从上到下依次为未修改原图, 0, 10, 100), 生成结果如图6所示

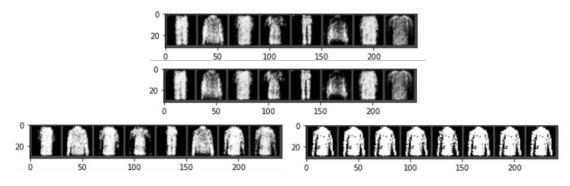


图 3: Caption

发现随着第二个随机数的增大,长袖上衣的图像越来越明显,说明第二个随机数与此类分布 关系紧密。

(二) 修改二

修改第七十一个随机数为-10, 10, 100, 如下图 (从上到下依次为 -10, 原图, 10, 100), 生成结果如图6所示

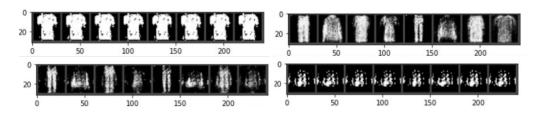


图 4: Caption

可以看到,随着第 71 个随机数的减小,白色短袖轮廓特征的图像越来越明显,随着该随机数的增大,轮廓越来越不明显。

(三) 修改三

修改第一百个随机数为-50,-10,10,如下图 (从上到下依次为10,原图,-10,-50),生成结果如图6所示

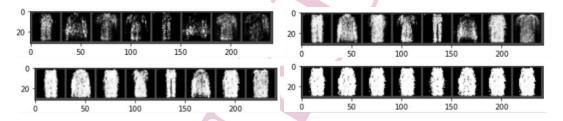


图 5: Caption

可以看到,随着第 100 个随机数的减小,白色长方体越来越明显,随着该随机数的减小,该特征越来越不明显,导致几乎所有图片越来越黑.

总结

那么为什么改变噪声的情况会对结果产生不同的影响呢? 其实答案就在 GAN 网络中的生成器中。

我们将输入的随机噪声称为潜在因子。机器学习中的潜在因子通常彼此独立,以简化模型训练过程。在 GAN 中,潜在因子 z 的分布应与真实图像的潜在因子分布类似。如果我们从正态或均匀分布中采样 z,则优化后的模型可能需要 z 来嵌入类型和风格以外的信息。这里就潜在地为我们指明了 GAN 中的潜在因子实际上代表的就是一个个不同的特征,在原始 GAN 的定义中,是把图片看作高维空间上的点,而你的训练集也是一系列点,那么他们在高维空间上就服从一定的分布。那么我们在这里就可以将随机噪声的值看作为高维度上的点,这些点在各自的隐空间中具有各自的语义和信息,因此擅自改变噪声的值,带来的就是网络能读取的信息的改变,如下例子很好证明这一点:

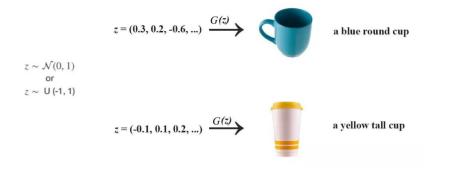


图 6: Caption

而且根据上述实验结果,我们可以大胆猜测,第七十一个随机数隐含的信息是 T 恤,它越小,T 恤越明显;第 100 个随机数则隐含裤子的语义,越小裤子的轮廓越明显;第二个随机数则隐含长袖的语义,越大长袖的轮廓越明显。

那么如何去深究这些随机噪声在隐空间上的含义呢? styleGAN 告诉我们答案: 它把高斯分布的噪声(下图 b)使用 MLP 扭曲成隐含的特征空间(下图 a),以便更好地生成图像。

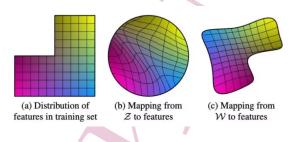


图 7: Caption

而基于风格的生成器为了保证潜在因子 Z 的作用,使用单独学得的仿射运算 A 在每一层中转换 w。转换后的 w 将作为风格信息作用于空间数据。

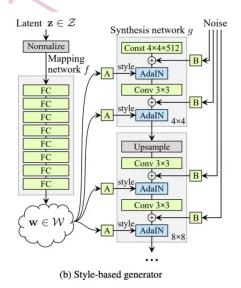


图 8: Caption