

哈尔滨工业大学

模式识别与深度学习

实验四：生成式对抗网络

姓 名：刘天瑞

院（系）：未来技术学院

专 业：视听觉信息处理

学 号：7203610121

指导教师：左旺孟

提交日期：2023.5.26

摘 要

本次深度学习实验为模式识别与深度学习课程的实验五：即生成式对抗网络。在本次实验中，我利用 Python 中的 Pytorch 库从而自己实现了 GAN，WGAN 以及 WGAN-GP 共三种生成式对抗网络的具体结构，继而拟合了 points.mat 中的数据分布，然后还对比了上述这三种模型的实验效果。除此之外，我基于课程所给定的 ProGAN 相关代码和具体模型下载路径，也成功实现了 ProGAN 模型的 SeFa 部分，从而完成了隐空间语义方向搜索的任务。

关键词：模式识别与深度学习，生成式对抗网络，GAN，WGAN，WGAN-GP，ProGAN

目 录

一、深度学习框架与实验环境.....	4
二、生成式对抗网络实现（分布拟合任务）	5
2.1 三种网络结构的实现.....	5
2.2 网络模型训练过程.....	6
2.3 GAN 网络训练结果.....	7
2.4 WGAN 网络训练结果.....	8
2.5 WGAN-GP 网络训练结果.....	9
2.6 更换优化器对比不同影响.....	11
2.7 实验结果对比分析.....	12
三、隐空间语义方向搜索.....	12
3.1 主要研究内容及背景知识.....	12
3.2 sefa.py 相关代码补全与模型实现.....	13

一、深度学习框架与实验环境

本次实验采用的深度学习框架是 Python 中强大的深度学习库 Pytorch，整个实验是在 Visual Studio + Pip 环境下完成的。Pip 是一个开源的 Python 发行版本，可以很方便地安装许多深度学习所需要的模块包，而 Visual Studio 则是一个功能强大的 IDE，可以在其中完成 python 代码编写深度学习过程、进行训练测试等深度学习环节。由于我在大二时参加过美赛有接触到一些深度学习相关的工具知识，因此在本次实验中的配置环境过程相对得心应手。配置环境的具体流程比较繁琐，查看系统 Pytorch 库以及 cuda 版本如下图 1 所示（英伟达表示 cuda 可升级到的最高版本）：

```
C:\Users\刘天瑞>python
Python 3.9.7 (tags/v3.9.7:1016ef3, Aug 30 2021, 20:19:38) [MSC v.1929 64 bit (AMD64)] on win32
Type "help", "copyright", "credits" or "license" for more information.
>>> import torch
>>> print(torch.__version__)
2.0.0+cu118
>>> ^Z
```

```
>>> import torch
>>> print(torch.backends.cudnn.version())
8700
```

```
C:\Users\刘天瑞>nvidia-smi
Sat Apr 29 18:24:48 2023
```

NVIDIA-SMI 531.41				Driver Version: 531.41				CUDA Version: 12.1			
GPU	Name	TCC/WDDM	Bus-Id	Disp.A	Volatile	Uncorr.	ECC				
Fan	Temp	Perf	Pwr:Usage/Cap	Memory-Usage	GPU-Util	Compute M.	MIG M.				
0	NVIDIA GeForce RTX 3060 L...	WDDM	00000000:01:00.0	On			N/A				
N/A	39C	P8	15W / N/A	1491MiB / 6144MiB	21%	Default	N/A				

Processes:								GPU Memory Usage	
GPU	GI	CI	PID	Type	Process name				
ID	ID	ID							
0	N/A	N/A	2884	C+G	...on\112.0.1722.58\msedgewebview2.exe			N/A	
0	N/A	N/A	4944	C+G	...crosoft\Edge\Application\msedge.exe			N/A	
0	N/A	N/A	5324	C+G	...cef\cef.win7x64\steamwebhelper.exe			N/A	
0	N/A	N/A	9704	C+G	...7.0_x64__w2gh52qy24etm\Nahimic3.exe			N/A	
0	N/A	N/A	9900	C+G	C:\Windows\explorer.exe			N/A	
0	N/A	N/A	10908	C+G	...nt.CBS_cw5n1h2txyewy\SearchHost.exe			N/A	
0	N/A	N/A	11620	C+G	...5n1h2txyewy\ShellExperienceHost.exe			N/A	
0	N/A	N/A	13316	C+G	...2txyewy\StartMenuExperienceHost.exe			N/A	
0	N/A	N/A	16712	C+G	...CBS_cw5n1h2txyewy\TextInputHost.exe			N/A	
0	N/A	N/A	17748	C+G	...GeForce Experience\NVIDIA Share.exe			N/A	
0	N/A	N/A	19364	C+G	...GeForce Experience\NVIDIA Share.exe			N/A	
0	N/A	N/A	20712	C+G	...1.0_x64__8wekyb3d8bbwe\Video.UI.exe			N/A	
0	N/A	N/A	22552	C+G	...t.LockApp_cw5n1h2txyewy\LockApp.exe			N/A	
0	N/A	N/A	25060	C+G	...4036\office6\promecefpluginhost.exe			N/A	
0	N/A	N/A	25076	C+G	...8wekyb3d8bbwe\WindowsTerminal.exe			N/A	
0	N/A	N/A	25856	C+G	...siveControlPanel\SystemSettings.exe			N/A	
0	N/A	N/A	26908	C	...Programs\Python\Python39\python.exe			N/A	
0	N/A	N/A	26948	C+G	...8wekyb3d8bbwe\WindowsTerminal.exe			N/A	
0	N/A	N/A	30532	C+G	...22\Community\Common7\IDE\devenv.exe			N/A	
0	N/A	N/A	31092	C+G	...ft Office\root\Office16\WINWORD.EXE			N/A	
0	N/A	N/A	31864	C+G	...4036\office6\promecefpluginhost.exe			N/A	

图 1

二、生成式对抗网络实现（分布拟合任务）

2.1 三种网络结构的实现

在本次深度学习实验中，我利用 Python 中的 Pytorch 成功地实现了包括 GAN, WGAN 以及 WGAN-GP 总共三种生成式对抗网络的具体结构（我将其具体运行代码分别保存在根目录下的 GAN.py, WGAN.py 以及 WGAN_GP.py 程序文件中）。其中以 GAN 网络为例，它的生成器 Generator 和判别器 Discriminator 结构模块如下图 1 和图 2 所示：

```
class Generator(nn.Module):
    def __init__(self):
        super(Generator, self).__init__()
        self.net = nn.Sequential(
            nn.Linear(input_size, 64),
            nn.LeakyReLU(0.2, inplace = True),
            nn.Linear(64, 256),
            nn.BatchNorm1d(256, 0.8),
            nn.LeakyReLU(0.2, inplace = True),
            nn.Linear(256, 512),
            nn.BatchNorm1d(512, 0.8),
            nn.LeakyReLU(0.2, inplace = True),
            nn.Linear(512, 2)
        )

    def Forward(self, x):
        return self.net(x)
```

图 1

```

class Discriminator(nn.Module):
    def __init__(self):
        super(Discriminator, self).__init__()
        self.net = nn.Sequential(
            nn.Linear(2, 64),
            nn.LeakyReLU(0.2, inplace = True),
            nn.Linear(64, 256),
            nn.LeakyReLU(0.2, inplace = True),
            nn.Linear(256, 1),
            nn.Sigmoid()
        )

    def Forward(self, x):
        return self.net(x)

```

图 2

而相较于普通的 GAN 网络, WGAN 网络主要有如下所示 4 方面来进行改进:

1. 去掉了判别器 Discriminator 的最后一层: Sigmoid;
2. 将判别器 Discriminator 的 w 取值限制在了 $[-c, c]$ 的区间之内, 从而确保了 lipschitz 连续;
3. 使用不带有 $\log()$ 函数的 loss 损失值计算;
4. 不使用具有动量的优化方法 (例如 Adam 优化器)。

而 WGAN-GP 网络相较于 WGAN 网络, 则又引入了梯度惩罚项。

2.2 网络模型训练过程

在本次深度学习实验中, 我首先读取了拟合分布页 points.mat 的 'xx' 维度, 并同时 will 样本随机打乱顺序, 然后再随机提取其中的 7000 个点 (point) 进行训练 (即训练集大小); 而剩余的 1192 个点我就用来画数据分布散点图, 从而来验证生成器输出的数据是否拟合该分布。

除此之外, 在训练数据时, 我将 batch_size 设定为 256, 学习率则设定为 0.00005, 生成器所输入的噪声维度设定为 2, 优化器则均采用了 RMSprop, 最后总共进行了 320 轮 epoch 的训练, 其实验结果如下一小节所示:

2.3 GAN 网络训练结果

GAN 网络训练结果如下图 3 所示：



图 3

经过 320 轮 epoch 之后的 GAN 网络训练结果如下图 4 所示：

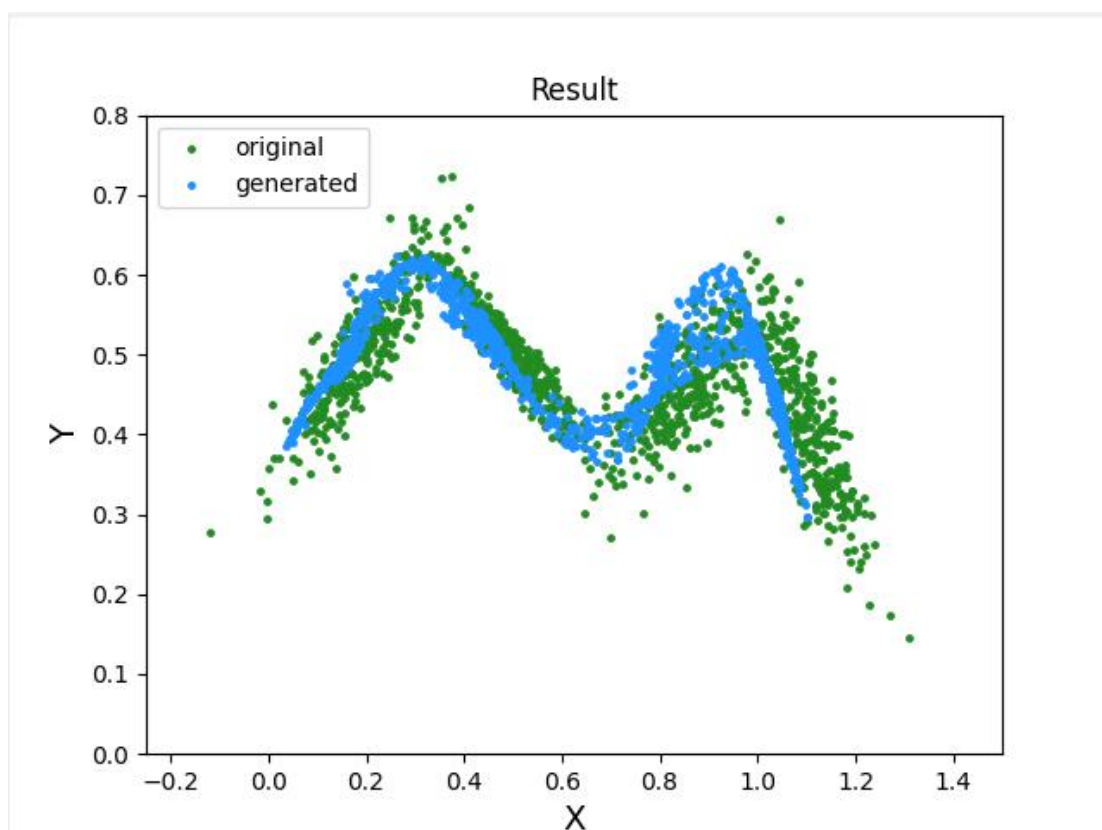


图 4

从上述实验结果可以初步得出结论，即 GAN 网络结构的训练效果较好，并且是在训练了大约 50 轮 epoch 之后就已经有了较好的效果，最终比较之下页能够保持稳定波动。

2.4 WGAN 网络训练结果

WGAN 网络训练结果如下图 5 所示：

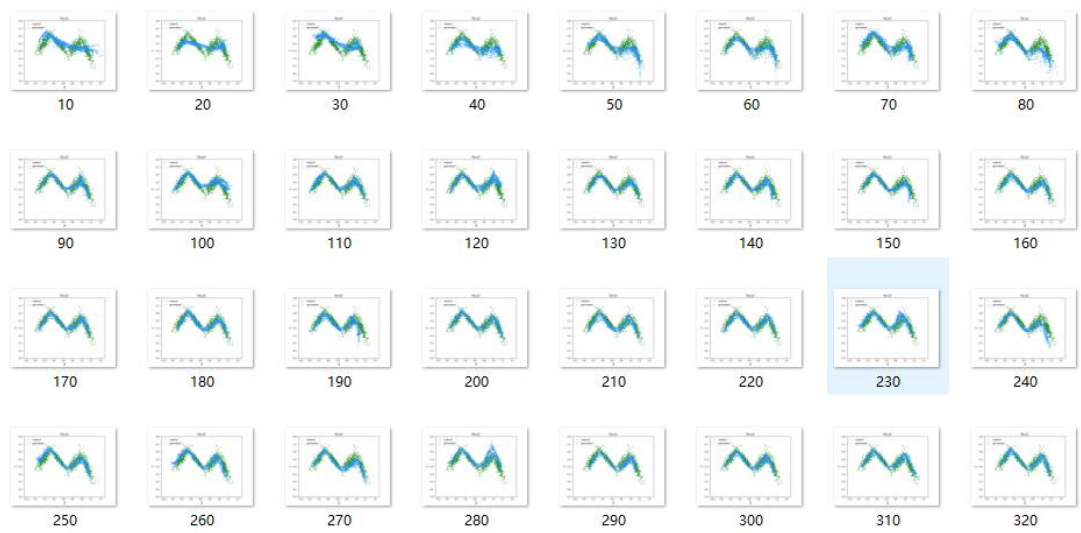


图 5

经过 320 轮 epoch 之后的 WGAN 网络训练结果如下图 6 所示：

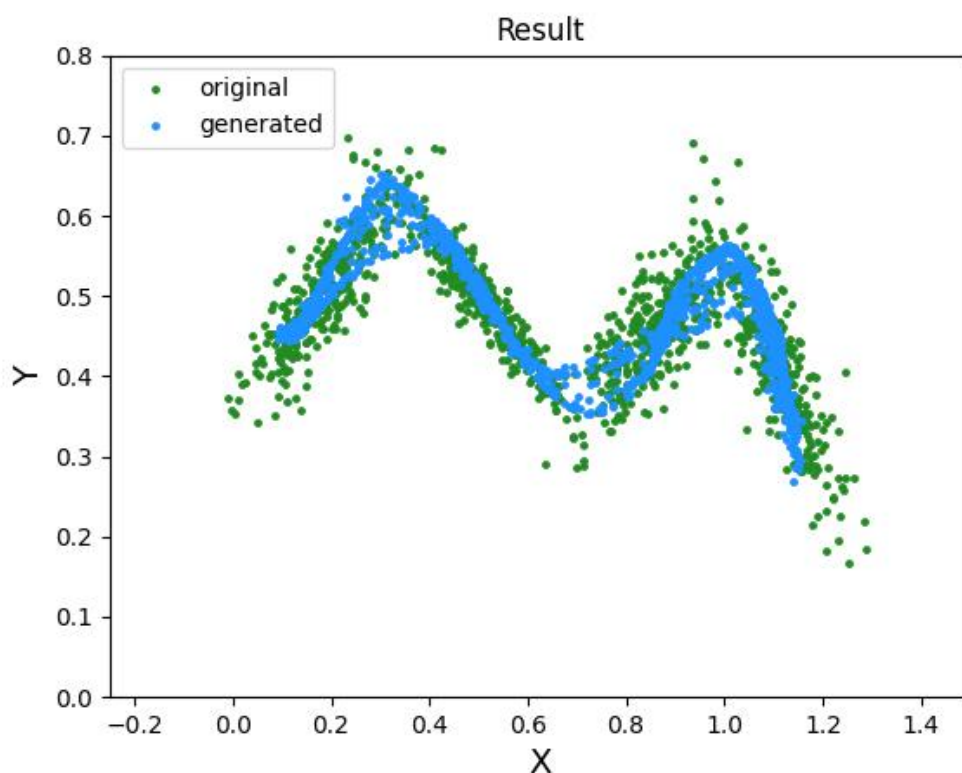


图 6

从上述实验结果可以初步得出结论,即 WGAN 网络结构的训练效果与 GAN 网络类似,都较为优秀,并且也是在训练几十轮 epoch 之后就已经有了较好的效果,最终比较之下亦能够保持稳定波动。

2.5 WGAN-GP 网络训练结果

WGAN-GP 网络训练结果如下图 7 所示:

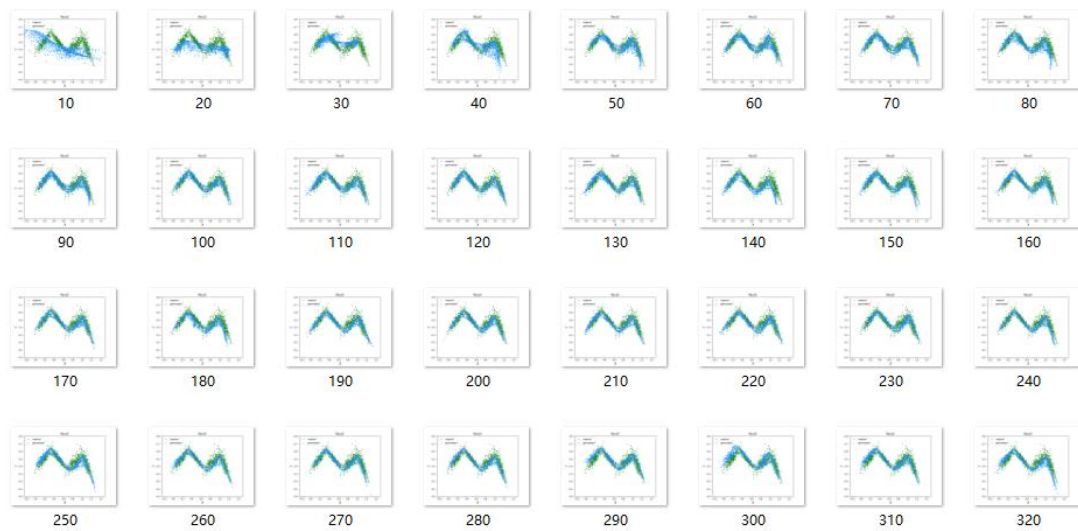


图 7

经过 320 轮 epoch 之后的 WGAN-GP 网络训练结果如下图 8 所示：

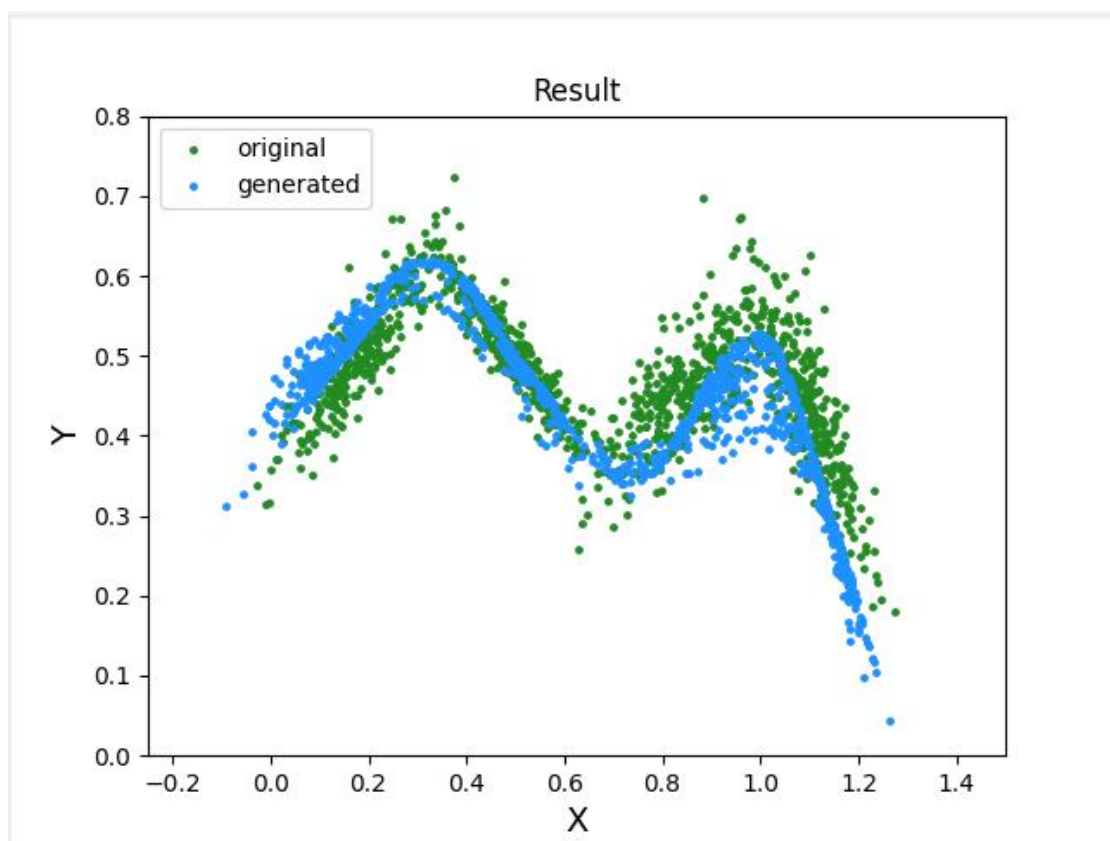


图 8

从上述实验结果可以初步得出结论，即 WGAN-GP 网络结构的训练效果明

显相较于其他两种收敛较慢，可以发现在训练了大约 200 轮 epoch 之后拟合训练得出的散点才能较为贴合原始数据的分布。

2.6 更换优化器对比不同影响

使用 GAN 网络结构模型，将优化器分别更换为 SGD 与 Adam 不同优化器，训练 320 轮 epoch 之后对比其实验拟合分布效果如下图 9 所示：

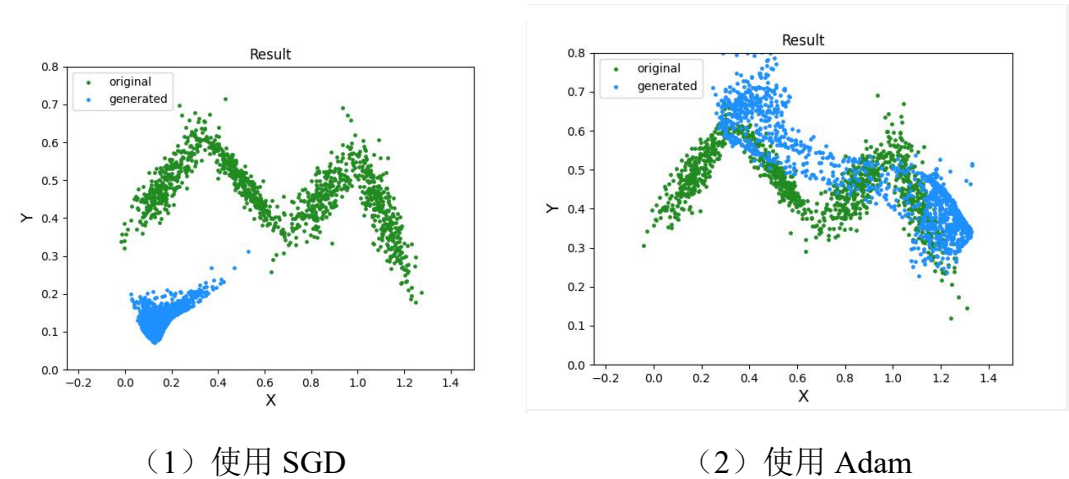


图 9

使用 WGAN 网络结构模型，将优化器分别更换为 SGD 与 Adam 不同优化器，训练 320 轮 epoch 之后对比其实验拟合分布效果如下图 10 所示：

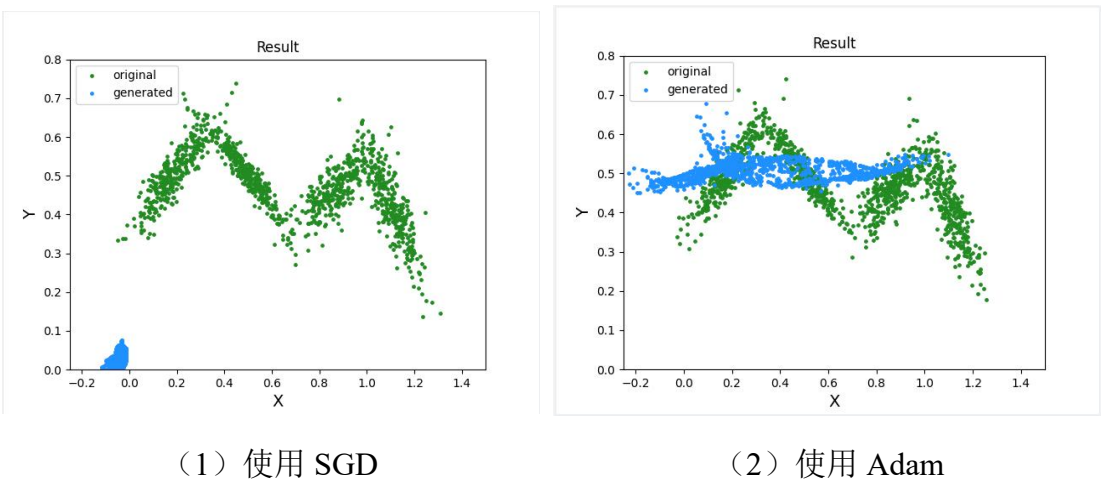


图 10

使用 WGAN-GP 网络结构模型，将优化器分别更换为 SGD 与 Adam 不同优

化器，训练 320 轮 epoch 之后对比其实验拟合分布效果如下图 11 所示：

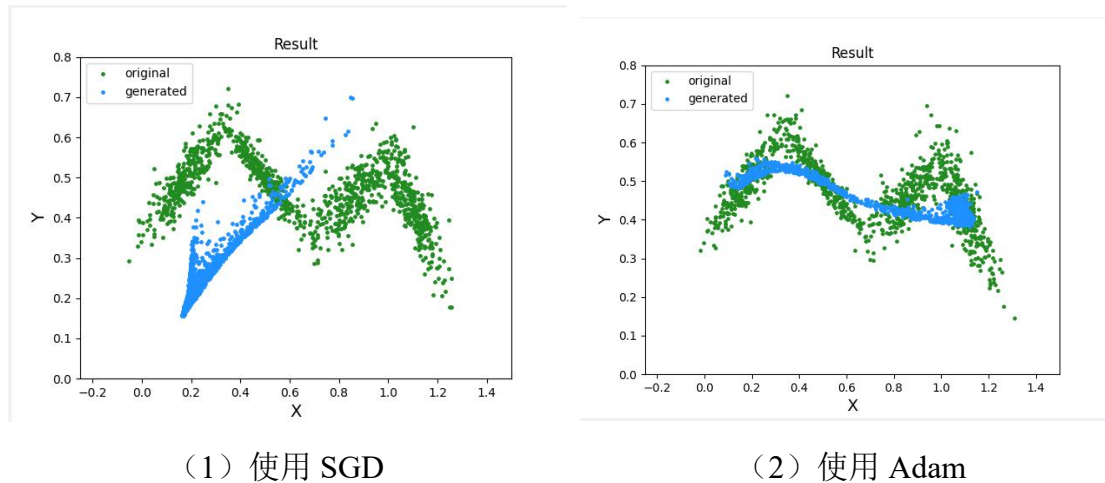


图 11

从上述三个网络模型的实验对比拟合效果可以明显看出，换用 SGD 优化器之后，拟合图形几乎从开始到结束都没有明显移动，这说明模型训练速度变得很慢；而换用 Adam 优化器之后拟合图形则过程变化波动非常大，具有十分明显的不稳定性。由此可以得出这两种优化器的优化效果均不如实验初期使用的 RMSprop 优化器。

2.7 实验结果对比分析

综上所述，这三种网络结构模型在使用 RMSprop 优化器时，都能在 320 轮 epoch 内得到较好的拟合效果，其中，WGAN-GP 网络结构模型的速度相较于其他两个网络模型明显稍慢，但其拟合输出的散点分布更为均匀（具体表现为拟合图形更加纤细密集）。而换用其他优化器则很难得到如此较好的效果。

最终实验结果的相关动图文件.gif 制作可以运行 DRAW.py 程序文件来生成，我将其保存在了 ./GIF 目录文件夹下。

三、隐空间语义方向搜索

3.1 主要研究内容及背景知识

GAN 网络结构模型中的生成器通常以随机采样的潜在向量作为输入，生成高保真图像。通过改变潜在向量 z ，我们可以改变输出图像，例如头发颜色、面部表情、姿势、性别等，我们需要知道移动潜在向量 z 是什么。

对于 GAN 网络结构模型的每一层,都学习从一个空间到另一个空间的转换。对于第一层变换,总有 $G(z)=Az+b$ 满足条件,而给定向量 z 一个方向 n 和步长 α ,总有 $G(z+\alpha n)=G(z)+\alpha An$,由此如果给定一个潜在码 z 和方向向量 n ,则可以通过在变换后的投影码上加 αAn 来实现对图像编辑的过程。这里可以看出 A 中包含图像变换的基本信息,所以我们只需要对 A 进行分解就可能会发现特定图像变换的方向信息。

根据论文中的方法,我们求出 $A^T A$ 的特征向量,要找出 k 个使图像进行变换的信息,即选择特征值最大的 k 个特征向量作为方向。随后给定的步长,将其加到生成器 Generator 的输入向量 z 中进行训练,最终就可以得到特定语义对于图像的变换。

最终根据生成的图像和视频,每一列对应的语义为性别,性别,视角的变化,头发和年龄。

3.2 sefa.py 相关代码补全与模型实现

在这一模块中,我补全了 sefa.py 中的相关代码缺漏部分,其实主要完成的任务就是分解 layer0 的权重,从而得到了各所有方向 directions 的参数继而找到对应语义含义。具体的补全运行代码部分如下图 12 所示:

```
#####
# TODO factorize the weight of layer0 to get the directions
# run: python sefa.py pggan_celebahq1024 --cuda false/true
_, directions = torch.linalg.eig(torch.mm(weight, weight.T))

directions = directions.transpose(1, 0).real
#####
```

图 12

除此之外,在相关代码补全完成之后,需要自己手动下载 model.zoo.py 程序文件中的 pggan_celebahq1024 模型文件到目录文件夹 checkpoints 中,然后在分析器构建输入的参数中添加模型名称: default="pggan_celebahq1024",最后可以成功运行 sefa.py 程序,模型训练之后得到如下图 13 所示的实验结果:

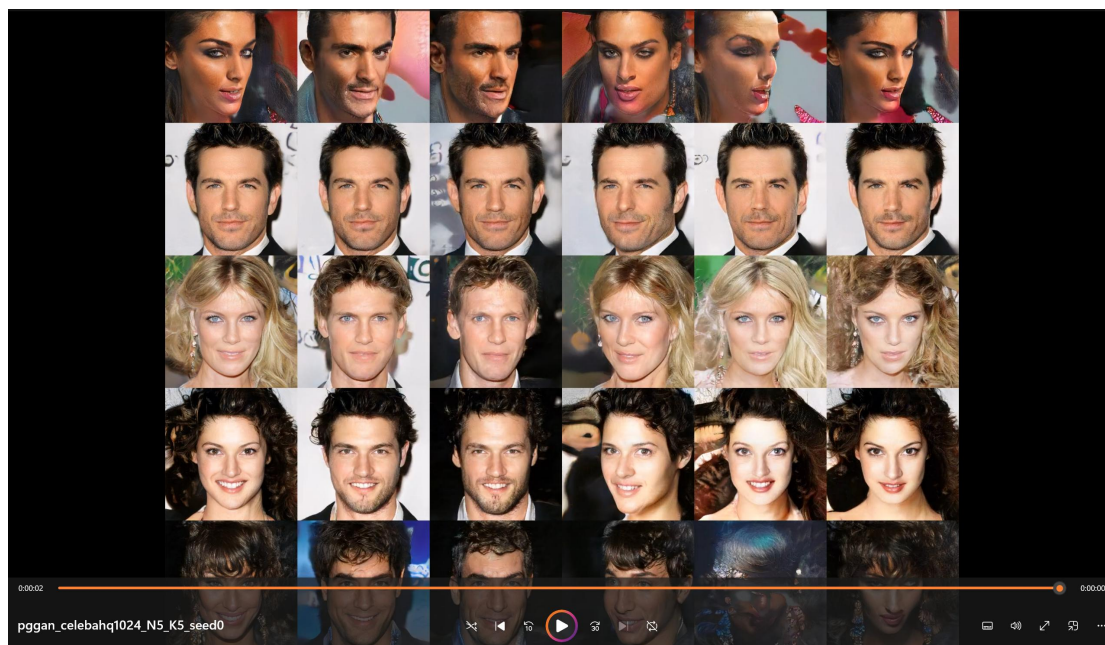
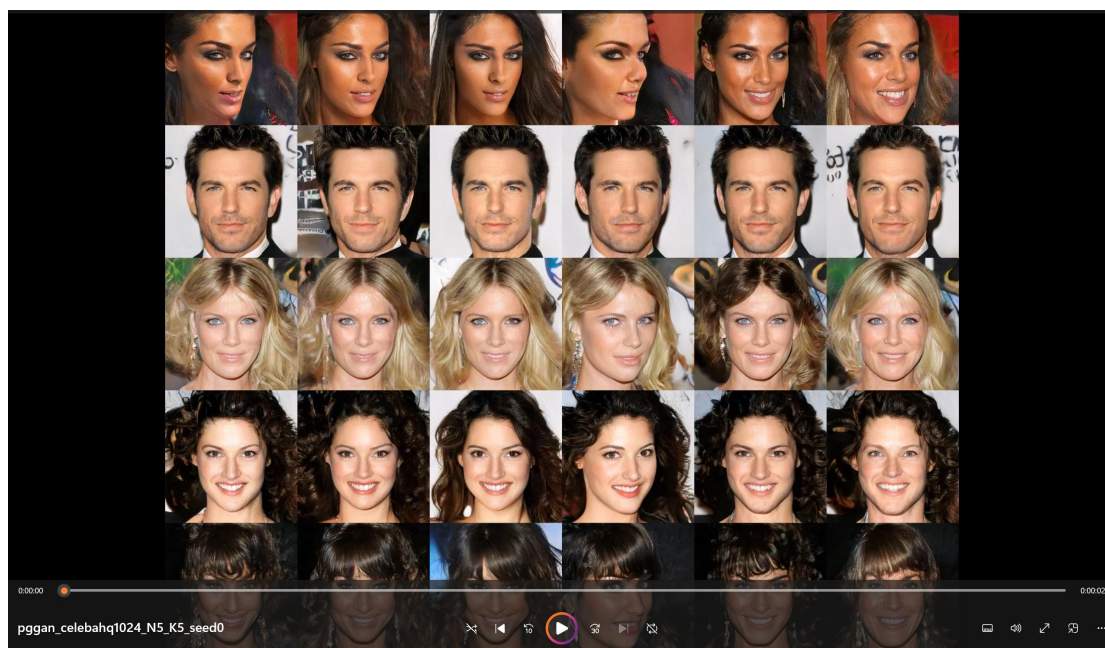


图 13

将视频结果保存在了./work_dirs/synthesis/pggan_celebahq1024_N5_K5_seed0 目录下。

最后说明一下文档归类，本次深度学习实验共由两部分组成，其中生成式对抗网络实现的数据拟合相关文件保存在了./GAN 目录下，隐空间语义方向搜索相关的文件保则存在了./genforce 目录下。

源代码以及注释见附件。