# 认知科学与类脑计算课程实验报告

实验题目: 生成对抗网络的实现 学号: 201600181073

### 实验目的:

在 MNIST 数据集上训练 GAN, 生成"假的"手写数字。

### 实验环境:

Jupyter notebook & python3.7 & Pytorch

### 主要算法:

生成式对抗网络(GAN, Generative Adversarial Networks )是一种深度学习模型,模型通过框架中两个模块:框架中同时训练两个模型:捕获数据分布的生成模型 G,和估计样本来自训练数据的概率的判别模型 D。

D的目标是尽正确估计样本是否来自真实数据集 data:

$$D^* = \arg\max_{D} V(D, G)$$

其中目标函数 (来自交叉熵损失):

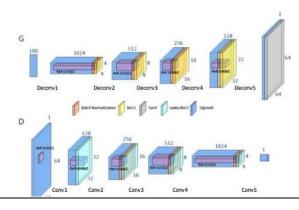
$$V = E_{x \in P_{data}} \left[ \log D(x) \right] + E_{x \in P_G} \left[ \log(1 - D(x)) \right]$$

G 的训练目的是将 D 判断正确的概率最小化:

$$G^* = \arg\min_{G} \max_{D} V(G, D)$$

在训练 GAN 的过程中,固定住其中一模型,用反向传播算法更新另一模型,如此交替进行,构成一个动态的"博弈过程",最终使得 G 完全模拟了真实数据的分布,D 难以判别。

另外,对于生成手写数字这一任务,需用 CNN 作 GAN 中的 G 和 D,即 DCGAN,网络结构如下:

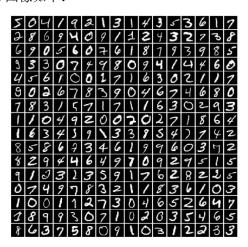


## 程序设计:

● 下载并处理 MNIST 数据集

采用 torchvision 下的 datasets 类直接导入 MNIST 数据集,用 torch.utils.data 下的 DataLoader 函数组织数据集,并作归一化处理,作为真实手写数字数据库(训练集)。

```
train_set = MNIST('./mnist', train=True, download=True, transform=preprocess_img)
train_data = DataLoader(train_set, batch_size=batch_size, sampler=ChunkSampler(NUM_TRAIN, 0))
可视化 train_data 中部分图像如下:
```



#### ● 搭建 GAN, 生成 MNIST 假数据

对于生成器 G,输入为随机的 noise=96 维噪声向量,经过上一栏 DCGAN 原理图中的一系列反卷积等操作后输出一个 28\*28 维的假图像。

对于判别器 D,输入为 28\*28 维的图像,经过上一栏 DCGAN 原理图中的一系列卷积等操作,得到该图像为真的概率。网络结构如下:

```
def discriminator():
    net = nn. Sequential (
            nn.Linear (784, 256),
            nn. LeakyReLU(0.2),
            nn.Linear(256, 256),
            nn. LeakyReLU(0.2),
            nn.Linear(256, 1)
    return net
def generator(noise_dim=NOISE_DIM):
    net = nn. Sequential (
        nn.Linear(noise_dim, 1024),
        nn. ReLU(True),
        nn.Linear (1024, 1024),
        nn. ReLU(True),
        nn.Linear (1024, 784),
        nn. Tanh()
    return net
```

在训练的每一个 epoch,使用 adam 作为优化器,G 生成 batch\_size=256 个图像信息,对 D 输入 G 生成的图像信息的同时输入数据集中真实的图像信息,计算 D 的损失,固定 G 仅对 D 调整参数,计算 G 的损失,固定 D 仅对 G 调整参数。这样不断迭代,使 G 不断拟合真实数据集的信息分布。

```
def train(D_net, G_net, D_optimizer, G_optimizer, discriminator_loss,
    generator_loss, show_every=250, noise_size=96, num_epochs=210):
    iter_count = 0
    for epoch in range(num_epochs):
         for x, _ in train_data:
bs = x.shape[0]
#判別网络
             real_data = Variable(x).view(bs, -1).cuda() # 真实教据 logits_real_ = D_net(real_data) # 判別网络得分
                       1 的均匀分布
             # 判別器的 loss
d_total_error = discriminator_loss(logits_real, logits_fake)
             D optimizer.zero grad()
             d_total_error.backward()
D_optimizer.step() # 优化判别网络
             g_fake_seed = Variable(sample_noise).cuda()
fake_images = G_net(g_fake_seed) # 生成的假的数据
              gen_logits_fake = D_net(fake_images)
             g_error = generator_loss(gen_logits_fake) # 生成网络的 loss
G_optimizer.zero_grad()
              g error, backward ()
              G_optimizer.step() # 优化生成网络
                  print(epoch, iter_count)
imgs_numpy = deprocess_img(fake_images.data.cpu().numpy())
show_images(imgs_numpy[0:25])
                  print()
             iter_count += 1
```

## 调试分析:

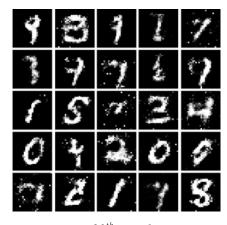
在导入 MNIST 数据集时,解压下载后的数据集时遇到了错误"IOError: CRC check failed", 查阅发现是程序利用系统自带的解压方式出错,改为手动解压缩,解决了这一问题。

## 测试结果及分析:

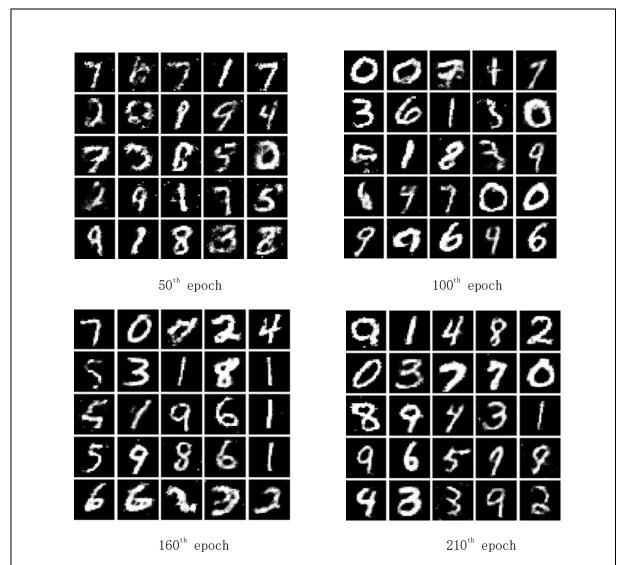
共训练 210 个 epoch, 部分结果如下:



 $10^{\rm th}$  epoch



 $30^{\rm th}$  epoch



可以明显看出在训练过程中噪声越来越少,最终生成图像与 MNIST 中的手写数字非常相似。