2023－2024学年第一学期

****

### 实 验 报 告



课 程 名 深度学习理论与实践

课 程 号 C01205

学 生 姓 名

学 生 姓 号

专 业 班 级

所 在 学 院 计算机与计算科学学院

指 导 老 师

实验报告日期： 2024年 11 月 5 日

**课程实验****清单**

**浙大城市学院实验报告**

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 实验项目统一编号 | 31C0120501 | | 实验项目名称 | 实现GAN网络和VAE并完成FashionMNIST图像生成 |
| 实验时间 | 2小时 | | 实验地点 | 理4-220 |
| 小组合作：□是 ☑否 | | 实验人员： | | |
| 一、实验目的和要求（或设计要求及指标）  **目的**：通过实验巩固GAN网络原理  **要求**：代码实现Generator和Discriminator，并对抗训练这两个模型，使得Discriminator具备从随机噪声向量生成图像的能力；代码实现VAE实现图像生成能力 | | | | |
| 二、实验内容和原理（或设计方案及原理）  **生成对抗网络（GAN）原理：** 生成对抗网络（GAN）由生成器（G）和判别器（D）组成。生成器生成假图像，判别器则判断输入的图像是真实图像还是生成图像。通过对抗训练，生成器不断优化，最终能够生成逼真的图像。GAN的目标是通过最小化生成器和判别器之间的博弈来提高生成图像的质量。  生成器（G）：接受随机噪声作为输入，输出一张假图像。  判别器（D）：接受图像作为输入，输出该图像是否为真实图像的概率。    **变分自编码器（VAE）原理**： VAE是一种生成模型，其核心是通过编码器将输入数据映射到潜在空间（latent space），然后通过解码器从潜在空间生成新的数据。VAE的目标是最大化边际似然，通过变分推断的方法对生成过程进行优化。与GAN不同，VAE是基于最大化证据下界（ELBO）来训练的。 | | | | |
| 三、主要仪器设备及工具（仪器设备名称、型号规格）或开发设计软件及工具名称  电脑：thinkbook16+ | | | | |
| 四、操作方法与实验步骤（或设计方法与实施过程）  1.下载并准备训练数据集，使用torchvision的FashionMNIST数据集作为图像生成的训练数据。  2.GAN实现   * 构建生成器（Generator）和判别器（Discriminator）网络。 * 定义损失函数，使用二元交叉熵（BCELoss）。 * 定义优化器，使用Adam优化器。 * 进行对抗训练：每轮训练先训练判别器，再训练生成器。 * 在训练过程中每隔若干个周期输出生成的图像和损失曲线。   3.VAE实现步骤：   * 构建VAE模型，包括编码器（Encoder）和解码器（Decoder）。 * 定义损失函数，结合重构损失和KL散度。 * 定义优化器，使用Adam优化器。 * 训练VAE模型，生成新图像。   4.实验可视化：  在训练过程中定期可视化生成的图像，评估生成效果。  绘制训练损失曲线，观察生成器和判别器的训练进度。 | | | | |
| 五、实验数据记录和处理（或设计效果）  请写明实验设计和对应的超参数设置。   |  |  |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | |  | 学习率 | Batch\_size | 优化器 | Epoch | Input\_dim | Hidden\_size | | GAN | 0.0002 | 32 | Adam | 50 | 128 | 32 | | VAE | 0.0002 | 32 | Adam | 50 | 28\*28 | 400 | | | | | |
| 六、实验结果与分析（或设计成效分析）  请写明！需要生成图的可视化效果，最好有训练阶段每隔一定时间的可视化  GAN  Epoch 5    Epoch10  epoch_10_grid  Epoch 25  epoch_25_grid  Epoch 40  epoch_40_grid  Epoch 50  epoch_50_grid    VAE  Epoch 1    Epoch 5    Epoch10    Epoch15    Epoch 30    Epoch 40    Epoch 50 | | | | |
| 七、讨论、心得  对结果进行深入对比分析。  GAN:  **Discriminator Loss (d\_loss)：**  在最初几轮训练中，判别器损失值相对较低（例如在第1轮时约为0.49），然后逐渐上升，并在训练过程中波动。到最后一轮，第50轮时，d\_loss约为1.29。  判别器损失较高可能表示生成器生成的图像越来越逼真，导致判别器更难以区分真假样本。  **Generator Loss (g\_loss)：**  生成器损失从第1轮的3.36逐渐下降，到第50轮时降至0.74左右。  生成器损失的下降通常意味着生成器在生成越来越真实的样本，并且开始骗过判别器。  **判别器对真实样本的判断 (D(x))：**  这个指标显示了判别器识别真实样本的概率。初始时较高（0.85左右），但在训练过程中有所下降，表示判别器对真实样本的辨别能力在不断波动。  到最后一轮时，D(x)约为0.55左右，显示判别器对真实样本的判断开始接近随机水平，表明生成器和判别器在博弈中逐渐达到平衡。  **判别器对生成样本的判断 (D(G(z)))：**  这个指标显示了判别器对生成样本为真实的概率。最初较低（0.08左右），随着生成器的改进逐渐升高，到最后一轮时达到0.48左右。  这一趋势表明生成器在生成更逼真的样本，逐渐骗过了判别器。  **VAE:**  **训练初期**：损失值快速下降，表示模型学习到了一些基础的特征。  **中期**：下降幅度变缓，模型逐步精细化学习。  **后期**：损失值趋于稳定，说明模型已经接近收敛。继续训练可能不再带来明显的损失下降。  训练过程中，VAE已经表现出了收敛的迹象，损失值趋于平稳，表明模型基本学习到了数据的潜在结构。此时，可以通过观察其他指标（如生成效果、潜在空间的可视化等）来进一步评估模型的实际效果和是否可以停止训练。 | | | | |
| 八、指导教师评语  实验报告评分（百分制）： 分  指导教师签名：  日 期： 年 月 日 | | | | |