深度生成模型课程汇报

大家好！今天我非常荣幸能够在此分享我在深度生成模型课程中所完成的项目 —— 利用生成对抗网络（GAN）生成新冠肺炎 CT 影像。

**一、研究背景**

在新冠疫情肆虐全球的大背景下，医学影像成为了诊断和研究新冠肺炎的关键依据，其中 CT 影像尤为重要。然而，实际获取高质量且充足的新冠肺炎 CT 影像数据面临着重重困难。一方面，受医疗资源分布不均、患者隐私保护等因素制约，数据采集规模有限；另一方面，不同地区和疫情阶段的数据差异大，导致构建准确的医学研究模型时数据匮乏。

而 GAN 技术的独特优势为解决这一难题提供了可能。GAN 能够学习数据的分布特征，生成与真实数据相似的合成数据。于是，我利用 GAN 生成肺炎 CT 影像，以扩充数据量，可以助力医学研究深入探究突发性疾病的病理、传播规律及治疗效果评估等，推动医学领域在该疾病研究上取得更大进展。

**二、研究原理**

GAN 核心由生成器和判别器构成，二者通过对抗博弈进行训练。

**生成器原理**

我的生成网络（Gnet）旨在将随机噪声转化为肺炎 CT 影像。初始时，它接收维度为（n, 100, 1, 1）的随机噪声，这里 100 是噪声维度。之后通过一系列反卷积层构建图像。

第一层反卷积，输入为（n, 100, 1, 1），输出为（n, 800, 4, 4），其计算依据公式（其中为输入特征图大小，为步长，为卷积核大小，为填充），此层大幅增加通道数，使图像初具形状纹理。

第二层反卷积，输入（n, 800, 4, 4），输出（n, 400, 8, 8），计算式为（步长、卷积核大小和填充等参数经精心调整），通过层层变换，最终生成（n, 3, 256, 256）图像。每层反卷积后，我运用批量归一化（BatchNorm2d）稳定数据分布，加速训练，使用修正线性单元（ReLU）激活函数引入非线性，增强网络表达能力。

**判别器原理**

判别网络（Dnet）负责鉴别图像真伪，输入图像（n, 3, 256, 256）。通过卷积层提取特征，第一层卷积将通道数从 3 变 64，图像尺寸缩小，计算式（为卷积核大小，为步长，为填充），提取关键特征。

后续卷积层不断增加特征通道数、缩小图像尺寸，如第二层卷积输入通道 64，输出通道 128 且图像进一步缩小。每一层卷积后采用批量归一化和 LeakyReLU 激活函数，LeakyReLU 函数在时，LeakyReLU(x)=ax（a为小正数，如 0.2），解决 ReLU 负半轴梯度为零问题，保证梯度有效反向传播。最后经卷积层映射到单通道，用 Sigmoid 函数输出图像真实性概率，接近 1 为真，接近 0 为假。

**训练原理**

训练时采用二元交叉熵损失（BCELoss）衡量性能。判别器对真实图像x，期望输出接近 1，损失函数为真实图像标签），要最小化此损失正确判断真图；对生成图像（为随机噪声），期望输出接近 0，损失函数为生成图像标签）。

生成器目标是使生成图像让判别器误判为真，即，其损失函数，通过最小化该损失生成更逼真图像。我采用交替训练策略，先多次训练判别器学习差异，再训练生成器调整参数。

**三、研究成果展示**

**损失曲线变化**

训练初，生成器未掌握特征，生成图像与真实图像差距大，判别器易辨别，判别器损失低，生成器损失高。随着训练，生成器进步，生成图像变好，判别器判断变难，判别器损失上升，生成器损失下降。如前期判别器损失曲线下降，生成器平稳高；中期判别器上升，生成器快速下降，表明二者对抗激烈；后期二者损失稳定，模型平衡。

**生成图像的可视化**

训练起始，生成图像杂乱无章。随 Epoch 增加，肺部轮廓渐现，病变阴影出现，继续训练，肺部结构清晰，纹理细节丰富，病变区域更逼真，体现生成器学习成长过程。

**真假图片对比**

我选一张真实 CT 影像与生成图像对比，真实图像纹理清晰、边界明确、病变特征自然。生成图像整体结构相似，肺部形状大小位置准确，细节上纹理虽欠细腻但能呈现血管组织分布，病变区域匹配较好，虽有细微差别但逼真度高，证明模型有效。

**四、个人贡献**

针对2019年冠状病毒病CT分割（COVID-19-CT）数据集采用GAN代码，我为提升生成图片分辨率，于生成器关键处增加反卷积层并合理调整参数，如微调卷积核、步长大小等，使图像细节更丰富；判别器对应优化，增强特征提取力。因原学习率对高分辨率生成不足，将其适当调高，加快模型学习且提升稳定性。调参时反复尝试网络结构与优化器参数，结合梯度裁剪与权重归一化，克服 GAN 训练易崩溃问题，确保模型有效收敛与图像质量。感谢大家聆听!