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 32201041

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 25 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UNet网络并完成ISIC2016皮肤病分割 |
| 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UNet分割网络，并训练模型，实现皮肤病图像分割；验证Dice损失的效果 | | | | |
| 二、实验内容和原理（或设计方案及原理）  1. 消融实验：要求至少训练两个Unet模型，一个使用CE+DICE损失；一个只使用CE损失。验证DICE损失的作用  模型选择与实现：  使用UNet作为分割模型，UNet是一种经典的图像分割网络，适合处理医疗影像等分割任务。  网络结构包括编码器和解码器，通过跳跃连接保留高层特征信息。  数据集：  使用皮肤病图像数据集ISBI 2016（ISIC），该数据集用于皮肤病变的分割和检测，包含不同类型的皮肤病图像。  损失函数：  交叉熵损失（CE Loss）：通常用于分类任务，计算模型预测与实际标签之间的误差。  Dice损失（Dice Loss）：常用于分割任务，通过计算预测和真实标签之间的相似性来优化模型，特别适用于处理不平衡的标签。  在实验中，将比较使用仅CE损失与CE+DICE损失对分割性能的影响。  训练过程：  使用PyTorch框架进行模型的实现和训练。  在训练过程中，使用Adam优化器进行模型参数的更新，使用学习率衰减（StepLR）来调整学习率。 | | | | |
| 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+ | | | | |
| 1. 操作方法与实验步骤（或设计方法与实施过程）   基础数据  数据集: ISBI 2016 ISIC皮肤病图像数据集（训练集与测试集）。  任务: 二分类分割任务，输出2类标签（背景与目标区域）。  输入尺寸: 图像统一调整为 128×128。  数据预处理和增强   模型架构 使用经典的 **U-Net** 分割网络。  输入通道数: 3（RGB图像）。  输出类别数: 2（背景与目标区域）。  基础滤波器数: 32。    1.使用CE+DICE损失:     1. 只使用CE损失: | | | | |
| 1. 实验数据记录和处理（或设计效果）  | **超参数** | **值** | | --- | --- |  |  |  | | --- | --- | | 输入尺寸 | 128×128 |  |  |  | | --- | --- | | 批量大小 (Batch Size) | 1 |  |  |  | | --- | --- | | 学习率 (Learning Rate) | 0.0001 |  |  |  | | --- | --- | | Epoch 数 | 30 |  |  |  | | --- | --- | | 优化器 | Adam |  |  |  | | --- | --- | | 学习率调度 | StepLR (100步, 0.95) |  |  |  | | --- | --- | | 数据增强概率 | p=0.1~0.5 | | | | | |
| 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   |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | |  | Train dice loss | Eval DSC | Train time（min） | | CE+DICE | 0.2772909317041437 | 2.0842967042035982 | 50.4342474937439 | | CE | 0.1462813510414627 | 1.9367068416800222 | 32.02436947822571 |  1. 使用CE+DICE损失:     Epoch 0    Epoch 5    Epoch 15    Epoch25    2只使用CE损失:    Epoch 0    Epoch 5    Epoch 15    Epoch 25 | | | | |
| 七、讨论、心得   1. 使用 CE + DICE 损失   关键观察：  训练 Dice 损失从较高的 0.87 开始，随着训练进程逐步下降，表明模型在训练数据上逐渐提高了分割准确性。  评估 DSC (Dice 相似系数) 从约 1.56 开始，整个训练过程中有波动，最高达到 2.10，最终在 2.00 到 2.10 之间波动。这表明模型在训练过程中虽然在训练集上逐渐优化，但在验证集上的表现并没有明显提升，且存在波动。  这种波动可能表示模型在训练集上过拟合，因为评估集的表现没有持续的改进。  总体趋势：  训练性能逐渐提高（Dice 损失下降），但评估性能波动较大，未见显著提升，可能存在过拟合或泛化不足的问题。  2. 只使用 CE 损失  关键观察：  训练 Dice 损失从较低的 0.47 开始，相较于 CE + DICE 配置，初始损失较低，且随着训练的进行，损失稳定下降，说明模型在训练集上的表现持续提高。  评估 DSC 从 1.42 开始，逐渐上升，最终在约 2.00 附近达到峰值，表明模型的泛化能力较好，评估集的表现较为稳定并有持续提升。  总体趋势：  训练性能逐步改进（Dice 损失下降）。  评估性能持续提升，表明该配置在泛化能力上表现较好，评估集上的 Dice 相似系数逐步增高，说明模型能更好地适应验证集。  总结：  CE + DICE 损失的训练集表现较好，但评估集的 DSC 波动较大，可能说明存在过拟合问题，泛化能力较差。  只使用 CE 损失的模型在训练集和评估集上都有较为稳定的提升，评估集上的表现明显较好，可能是因为模型没有过拟合，更能适应新的数据。 | | | | |
| 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 | | | | |