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 10 月 19 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 | 卷积神经网络实习cifar-10分类 |
| 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**：通过实验巩固卷积神经网络CNN、各种经典CNN模型等深度学习知识；熟悉深度学习模型训练和测试的基本代码流程；  **要求**：对比实验验证1）代码实现AlexNet、Vgg16和ResNet，并对比分类性能（结果表格中要给出各模型参数量）；2）对比不同学习率策略（固定、stepLR和ExponentialLR）、3）数据扩增对性能影响。 | | | | |
| 二、实验内容和原理（或设计方案及原理）  1）代码实现  AlexNet    Vgg16    ResNet     1. 对比不同学习策略   固定  optimizer = torch.optim.AdamW(model.parameters(), lr=1e-4, weight\_decay=1e-4)  lr\_scheduler = None  stepLR  optimizer = torch.optim.AdamW(model.parameters(), lr=1e-4, weight\_decay=1e-4)  lr\_scheduler = torch.optim.lr\_scheduler.StepLR(optimizer, step\_size=100, gamma=0.95)  ExponentialLR  optimizer = torch.optim.AdamW(model.parameters(), lr=1e-4, weight\_decay=1e-4)  lr\_scheduler = torch.optim.lr\_scheduler.ExponentialLR(optimizer, gamma=0.95)   1. 数据扩增对性能影响     有RandomHorizontalFlip | | | | |
| 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+  开发软件vscode | | | | |
| 四、操作方法与实验步骤（或设计方法与实施过程）  1.使用了torchvision中的CIFAR-10数据集，并对图像进行了Resize和RandomHorizontalFlip等增强操作，以提升模型泛化能力。  2.**模型对比实验**:  通过实现AlexNet、Vgg16和ResNet三种神经网络模型,加载AlexNet模型，并设置num\_classes=10以适应CIFAR-10数据集。后续切换至VGG16和ResNet模型进行对比。将模型移至GPU   1. 使用了CrossEntropyLoss作为分类损失函数。优化器使用了AdamW，并设置了初始学习率为1e-4和weight\_decay=1e-4，以增强模型鲁棒性。 2. **学习率调度对比**:   设置了三种不同的学习率调度器：固定学习率、StepLR和ExponentialLR，不同的调度器来对比模型收敛效果。   1. 在训练结束后，绘制并保存了训练和验证损失曲线，以及验证集准确率曲线，便于查看模型的训练情况。 2. 通过对模型在测试集上的表现进行评估，记录准确率、召回率、F1分数及AUC等指标，并将结果存储在CSV文件中。 3. ****数据扩增实验**：**   设置一个带有和不带有RandomHorizontalFlip等扩增的实验对照组，以评估数据扩增对模型性能的影响。 | | | | |
| 1. 实验数据记录和处理（或设计效果）   1. **模型对比实验（**带有RandomHorizontalFlip**）**   |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | --- | |  | Batch\_size | Epoches | 优化器 | 学习策略 | | **AlexNet** | 10 | 20 | AdamW（lr=1e-4，weight\_decay=1e-4） | StepLR | | **VGG16** | 10 | 20 | AdamW（lr=1e-4，weight\_decay=1e-4） | StepLR | | ResNet | 10 | 20 | AdamW（lr=1e-4，weight\_decay=1e-4） | StepLR |   2. **学习率策略对比实验（**带有RandomHorizontalFlip**）**   |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | --- | |  | Batch\_size | epoches | 优化器 | 模型 | | 固定学习率 | 10 | 20 | AdamW（lr=1e-4，weight\_decay=1e-4） | **AlexNet** | | StepLR | 10 | 20 | AdamW（lr=1e-4，weight\_decay=1e-4） | **AlexNet** | | ExponentialLR | 10 | 20 | AdamW（lr=1e-4，weight\_decay=1e-4） | **AlexNet** |  1. **数据扩增对比实验（AlexNet）**   **数据扩增策略**：  **无扩增**：只进行Resize和Normalize处理。  **扩增策略**：添加RandomHorizontalFlip随机增强处理。 | | | | |
| 六、实验结果与分析（或设计成效分析）  请写明！需要有图表可视化结果展示，比如不同深度网络训练过程中的损失函数曲线和验证集准确率曲线。表格给出测试集的accuracy、recall、f1-score、AUC等指标对比结果。  1)   |  |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | --- | --- | | 模型 | 参数量 | Accuracy | Recall | F1-Score | AUC | | AlexNet | 2801866 | 0.7832 | 0.7832 | 0.7831983988857066 | 0.9748826833333333 | | Vgg16 | 134301514 | 0.7513 | 0.7513 | 0.7514035951770397 | 0.9642509555555556 | | ResNet | 11181642 | 0.8885 | 0.8885 | 0.887983432592484 | 0.9926058055555554 |   AlexNet    Vgg16    ResNet    2)**学习率策略对比实验**   |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | --- | |  | Accuracy | Recall | F1-Score | AUC | | 固定学习率 | 0.7845 | 0.7845000000000001 | 0.7848908436953133 | ,0.9736290277777778 | | StepLR | 0.7832 | 0.7832 | 0.7831983988857066 | 0.9748826833333333 | | ExponentialLR | 0.7904 | 7904000000000001 | 0.7905742156053371 | 0.9754163944444445 |   3）**数据扩增对比实验**   |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | --- | |  | Accuracy | Recall | F1-Score | AUC | | **无扩增** | 0.7493 | 0.749300000000000 | 0.7510368753936766 | 0.9649121444444443 | | 添加RandomHorizontalFlip | 0.7832 | 0.7832 | 0.7831983988857066 | 0.9748826833333333 |   无扩增的 | | | | |
| 七、讨论、心得  1）**各模型对比分析**  1. ResNet的参数量适中，约为1118万，在模型复杂度和计算量上介于AlexNet和VGG16之间。  2.在准确率、召回率和F1-Score方面表现最佳，达到0.888以上，AUC值为0.9926，表明ResNet能够有效学习和泛化数据特征。  3.ResNet的残差结构在避免梯度消失问题的同时增强了网络的学习能力，尤其适合于较深的网络结构。  4.其性能优于AlexNet和VGG16，说明ResNet在CIFAR-10数据集上表现优异，是一个较为平衡的选择。  5.VGG16的网络深度较大，参数量高达1.34亿。这样的高复杂度模型在相对较小的数据集上可能出现过拟合，使得模型在训练集上表现良好，但在验证集或测试集上表现不稳定，导致准确率的波动。   1. **学习率策略对比实验**   **1.ExponentialLR** 策略下模型的表现优于固定学习率和 StepLR，表明其更适合该数据集及训练目标，能够提供更高的准确率、召回率和 F1 分数，以及最佳的 AUC，适合需要更精确学习率控制的情况。  2.如果优先考虑分类区分度（AUC）和全局优化效果，推荐使用 **ExponentialLR**；  3.如果需要稳定而高效的策略，可以选择 **固定学习率**。  3）**数据扩增对比实验**  添加 RandomHorizontalFlip 图像扩增后，模型的各项指标（准确率、召回率、F1-score和AUC）均有所提升。可以分析出以下几点原因：  **数据多样性提升**：RandomHorizontalFlip 图像扩增增加了训练数据的多样性，通过随机水平翻转增加了模型看到的不同样本，使得模型更好地学习到对象的多种视角，避免过度依赖特定方向的特征。这在模型分类任务中尤其重要，因为它帮助模型对对称特征更加鲁棒，从而在验证集上提升性能。  **减少过拟合**：原始数据集可能存在一定的偏差，模型在未扩增数据集上可能更容易过拟合。使用水平翻转扩增后，模型能在更广泛的分布上进行训练，从而提高泛化能力，导致验证集的表现提升。  **性能指标全面提升**：添加扩增后，AUC 分数也有明显增长，这表明模型不仅在预测类别上表现得更准确，同时也提高了对正负类样本的区分能力。因此，扩增方法增加了模型的区分性，对整体分类能力带来显著改进。 | | | | |
| 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 | | | | |