实验2

PB21061361韦睿鑫

网络框架

采用PyTorch作为神经网络框架。

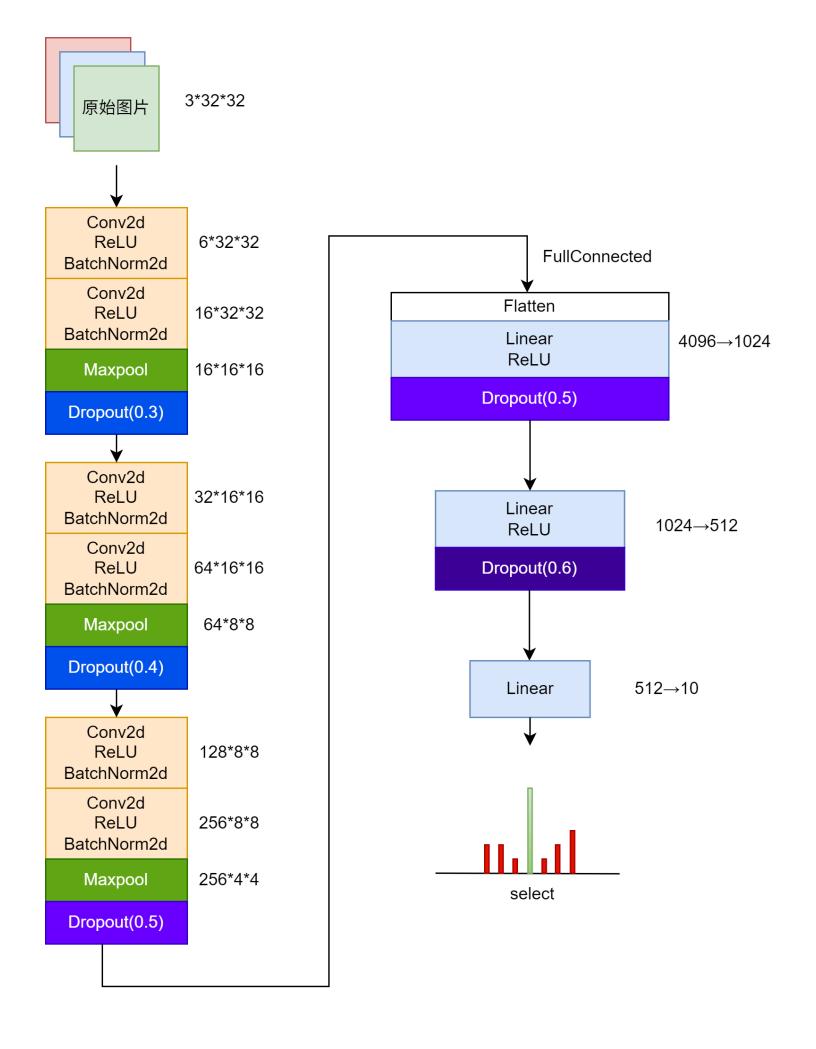
数据搭建

首先使用 torchvision.datasets.CIFAR10 方法,参数 download=True 下载模型数据。设置 train=True 为训练集, train=False 为测试集。

数据搭建在 DataLoad.py 中,通过使用 torch.Generator().manual_seed 方法固定选取一个随机种子,随后使用 torch.utils.data.random_split 方法将官方的训练集按4:1的比例划分为训练集和验证集。

模型搭建

模型搭建在 Convolutional.py 中,根据VGG模型以及查阅相关资料后,决定搭建模型采用6层卷积核和三层全连接层,具体示例图如下(每层右边的数字表示单个数据每个维度改变后的大小):



首先使用 nn.Conv2d 方法定义卷积核,卷积核大小为 3×3 ,随后使用ReLU函数激活,然后通过 BatchNorm2d 对卷积后的每个通道进行归一化。每重复两次之后使用 nn.Dropout 随机隐藏部分神经。如此重复6层卷积核,直到图片尺寸变为44,通道数变为256.

随后采用 nn.FLatten 方法,将2564*4的三维数据转化为一维4096个特征的数据,并使用 nn.Linear 进行全连接,同时逐渐降低特征数,并在其中添加Dropout隐藏部分神经。最后当特征数为10时输出,对应10个分类。

模型处理完后,只需通过数据处理选择10个分类中概率最高的作为最终分类结果。

模型训练

在 run.py 中,将数据的batch size设为64。初始化卷积核大小 3×3 ,填充 padding 大小为1,表示在图片周围1个像素区域填充0。Dropout初始设为0.3.

```
model = ImagesClassifierModel(kernel_size=3, padding=1, dropout=0.3)
```

定义优化器为Adam.

```
optimizer = torch.optim.Adam(model.parameters(), lr=learning_rate)
```

定义学习率控制器scheduler,采用自动检测方法,检测验证集上的损失值 val_losses 。具体做法是,当连续超过 patience=8 个epoch, val_losses 不再减小至自身的0.99倍时(计算方式为 1-threshold),学习率调整为自身的 factor=0.1 倍。这里学习率设置了下限 10^{-8} ,防止学习率过低。

```
scheduler = torch.optim.lr_scheduler.ReduceLROnPlateau(optimizer, mode='min', factor=0.1, patient
threshold=0.01, threshold_mode='rel', code
```

在 Model.py 中实现训练模型的基本步骤。首先定义训练的设备,如果GPU可以使用,则使用cuda技术,否则使用GPU。并将模型转移到对应的设备上,同时还需注意数据集也要转移到相应的设备,否则会引发设备不同的错误。

```
device = torch.device('cuda' if torch.cuda.is_available() else 'cpu')
model = model.to(device)
```

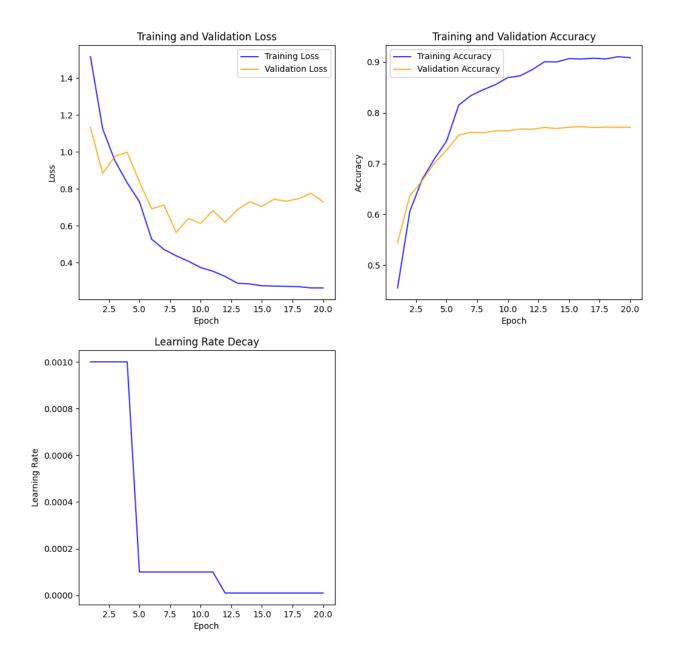
然后训练模型,并在验证集上验证,画出loss曲线、learning rate曲线和准确率曲线(具体实现方法见 Plots.py),记录模型参数并输出到 logs.txt 中。由于在单个GPU上进行一次训练需要花费10分钟左右,此处还添加了进度条库 tqdm 以便检测训练进度。其中损失函数使用交叉熵损失。

```
criterion=nn.CrossEntropyLoss()
for epoch in range(num_epochs):
    # Set the model to training mode
   model.train()
    for inputs, labels in train_loader:
        inputs = inputs.to(device)
        labels = labels.to(device)
        # Zero the gradients
        optimizer.zero_grad()
        # Forward pass
        output = model(inputs)
        loss = criterion(output, labels)
        loss.backward()
        optimizer.step()
        #验证集上验证,步骤基本一致
        validation(...)
        # Update learning rate if neccesary
        scheduler.step(val_losses_mean)
```

参数分析

Dropout

Dropout用于随机地隐藏一部分神经元,这样可以防止模型过度依赖任何一个神经元,从而提高模型的泛化能力。本次实验中使用的dropout起始值为0.3. 当dropout变小时,模型过拟合加重,准确率难以继续上升。dropout变大时,模型又过于欠拟合,导致模型的学习能力下降,准确率下降。如图所示,dropout=0.2时出现了较为严重的过拟合。



实验中过拟合的数据准确率与dropout的关系:

Dropout	准确率(验证集)
0.1	0.75
0.2	0.78
0.3	0.85

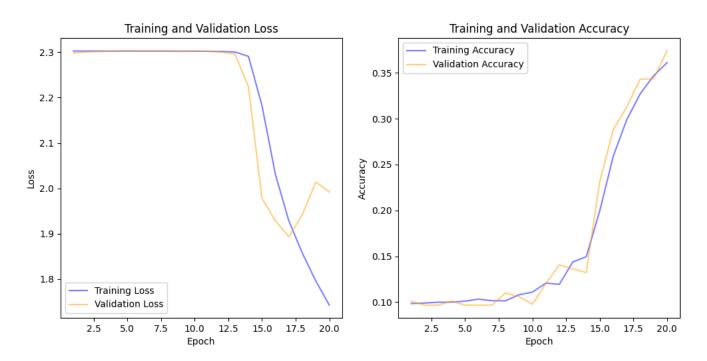
Dropout	准确率(验证集)
0.4	0.83

除此之外,查阅一些资料发现,在全连接层附近增大dropout的值的效果更好。其原因可能是在此处模型的参数已经非常大,因此增大dropout的值可能会进一步减小大量参数的相互依赖关系,从而更有效避免过拟合。因此在本次实验中,在最后一层的卷积核以及全连接层的dropout在初始值上增加0.1至0.3。

BatchNorm

它的作用是对每个输入通道进行归一化。这样可以使得网络的每一层都能接收到类似的数据分布,提升准确率。

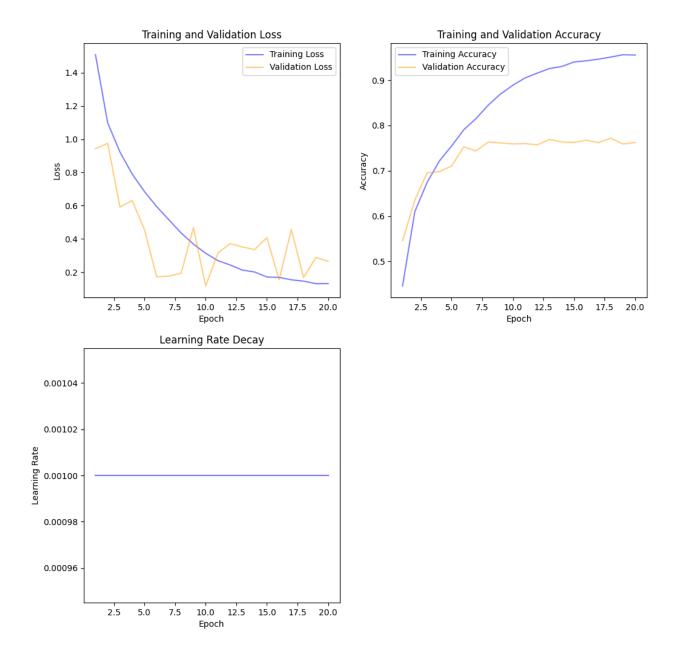
当没有使用归一化时,模型的表现效果非常差。只有37%~40%的准确率。其原因可能是各个特征的分布不统一,导致模型难以收敛。



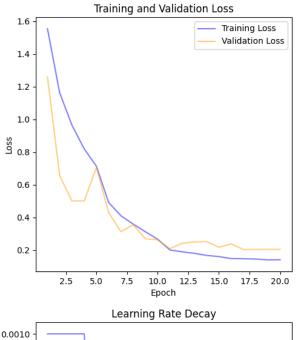
只在最后的全连接层使用归一化时,模型的准确率上升,能够达到78%。 在每个卷积核之后使用归一化,准确率能够上升到85%。

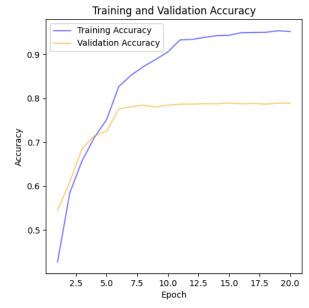
Leanring rate decay

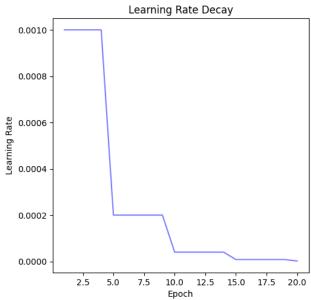
学习率没有调整时,容易出现loss曲线振荡无法继续收敛的问题,甚至继续上升导致过拟合。这是因为 loss会在最小值附近振荡。

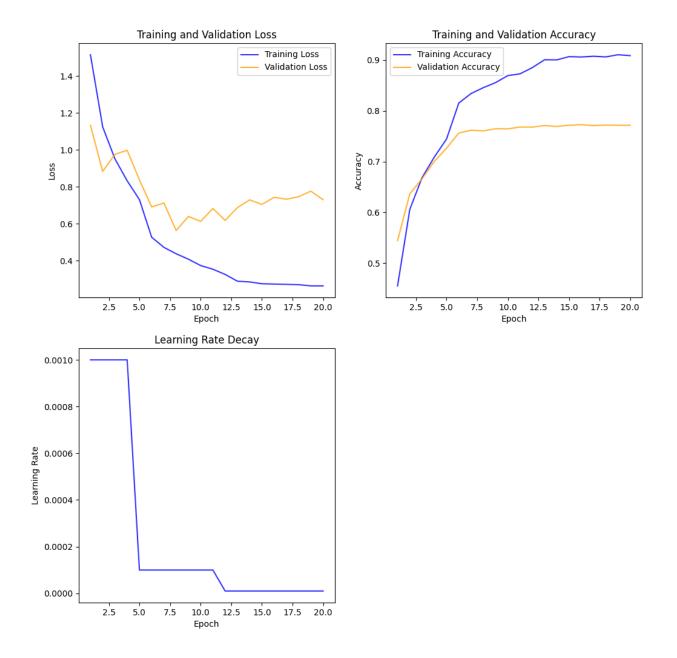


尝试学习率手动调整,每5个epoch下降为原来的0.2倍,此时loss曲线可以继续下降收敛,但是由于手动调整不能很好观察每次loss的变化情况,容易出现学习率某一区间过大过小的问题,导致模型性能不能继续上升,甚至无法收敛。

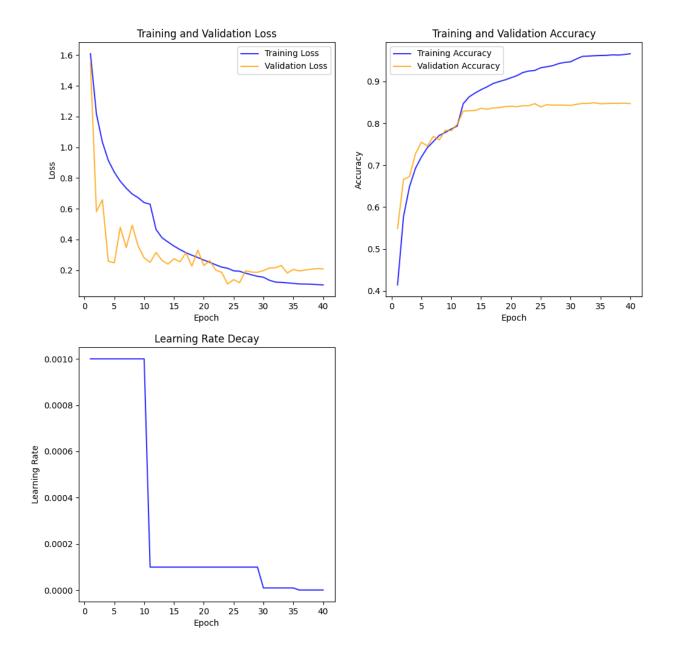






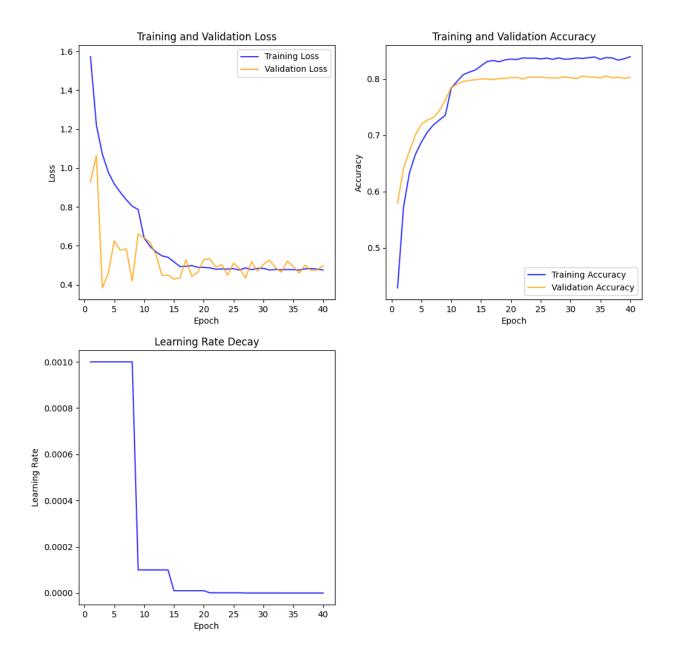


最后使用 torch.optim.lr_scheduler.ReduceLROnPlateau 方法,对验证集上的损失值 val_losses 进行检测。当其在连续 patience=8 个epoch不能有效下降时,尝试降低学习率。其效果较为显著,将正确率提高至85%。



卷积核大小与模型深度

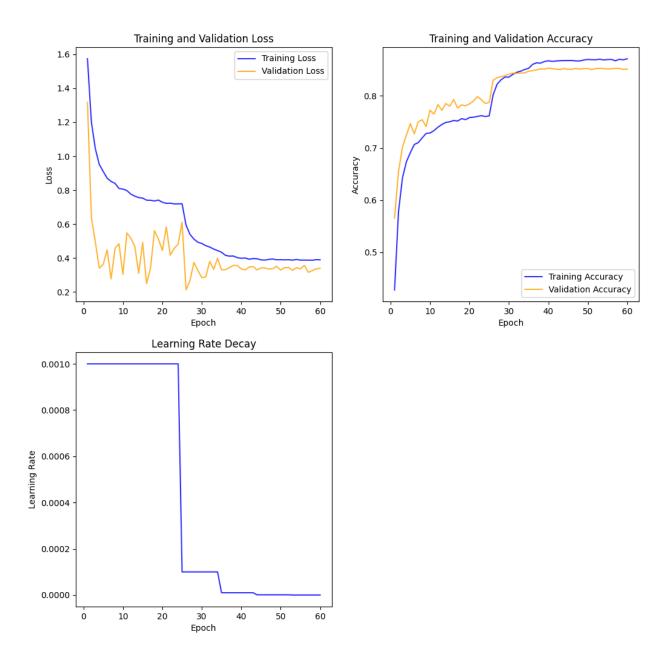
卷积核不宜较大,实际上在使用5 × 5的卷积核时,性能进一步受限。若不使用填充技术,在使用大卷积核之后,图像尺寸下降的速度较快,导致模型深度不能太深。准确率只有80%左右。为了保持模型深度,需要将填充层加至2,此时能达到84%的准确率。



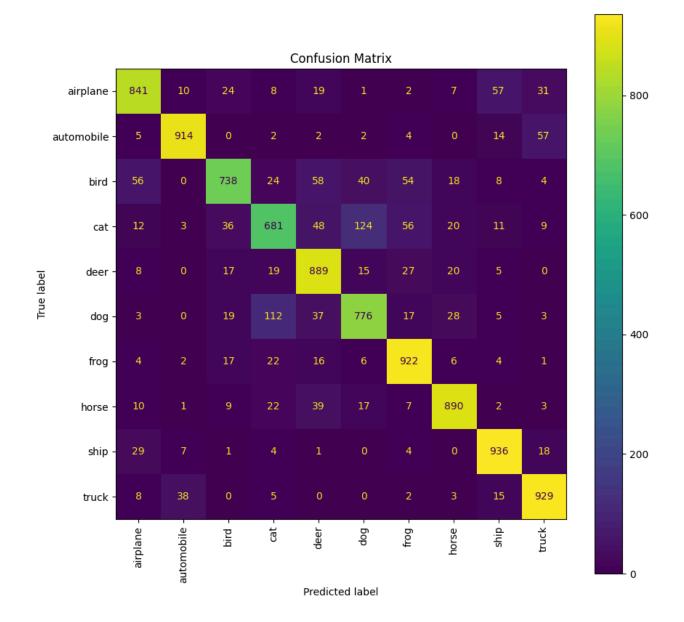
如果使用7×7的模型的卷积核,填充为3时,模型的准确率开始下降至82%。可见加入了一些无关信息后,即使保持深度不变,也会导致准确率下降。

测试

最后选用卷积核为 3×3 ,填充为1,训练60个epoch,Dropout初始为0.3、随后分别是0.4、0.4、0.5、0.6,如模型搭建图所示。学习率采用自动调整。得到如下损失函数图、正确率图和学习率变化图。



得到的测试集上的分类图标如图,在测试集上的准确率是85.16%。



取出一些图片的真实标签和预测标签如图.



参考资料

https://www.kaggle.com/code/faressayah/cifar-10-images-classification-using-cnns-88 https://www.kaggle.com/code/shadabhussain/cifar-10-cnn-using-pytorch https://pytorch.org/tutorials/beginner/blitz/cifar10_tutorial.html