

实验七、ResNet

姓名：卢豪豪

学号：202310310239

指导老师：胡政伟

一、实验目的

PyTorch 实现 ResNet-18 Model 对 CIFAR-10 数据集进行图像分类。

二、实验内容

1、dataset

实验数据集的话就是从 `torchvision.datasets` 导入的常用的 CIFAR-10 dataset。样本示例如下：

CIFAR-10 Samples



2、Data Augmentation

使用 transforms 进行了一些常见的增强方式，对训练集的处理（测试集只归一化）包括：

- padding & RandomCrop;
- 随机水平翻转 RandomHorizontalFlip();
- 归一化。

```

transform_train = transforms.Compose([
    transforms.RandomCrop(32, padding=4),
    transforms.RandomHorizontalFlip(),
    transforms.ToTensor(),
    transforms.Normalize((0.4914, 0.4822, 0.4465), (0.2023, 0.1994,
0.2010))), # 常用的归一化设定
])

# Test 只 Norm
transform_test = transforms.Compose([
    transforms.ToTensor(),
    transforms.Normalize((0.4914, 0.4822, 0.4465), (0.2023, 0.1994,
0.2010))),
])

```

3、ResNet

这里的话就直接利用了 `torchvision.models` 提供的预训练的 `resnet18`。没有 `requires_grad = False` 这样冻结

前面的一些层，直接就是全量微调。用了 `DropOut`，`nn.Dropout` 训练开启，测试时其自动关闭。

```

model = torchvision.models.resnet18(pretrained=True)

# 10 cls
num_fts = model.fc.in_features
model.fc = nn.Sequential(nn.Dropout(0.5), nn.Linear(num_fts, 10))

model = model.to(device)

```

4、训练

- Optimizer 就是 **SGD With Momentum**，然后多步衰减，15 个 epoch。

```

criterion = nn.CrossEntropyLoss()
optimizer = optim.SGD(model.parameters(), lr=LEARNING_RATE, momentum=0.9,
weight_decay=5e-4)
scheduler = optim.lr_scheduler.MultiStepLR(optimizer, milestones=[7, 12],
gamma=0.1)

```

- 测试及评估实现如下，不再特意说明。

```

train_losses, test_losses = [], []
train_accs, test_accs = [], []

def train(epoch):
    model.train()

```

```

running_loss = 0.0
correct = 0
total = 0

for inputs, labels in trainloader:
    inputs, labels = inputs.to(device), labels.to(device)

    optimizer.zero_grad()
    outputs = model(inputs)
    loss = criterion(outputs, labels)
    loss.backward()
    optimizer.step()

    running_loss += loss.item()
    _, predicted = outputs.max(1)
    total += labels.size(0)
    correct += predicted.eq(labels).sum().item()

epoch_loss = running_loss / len(trainloader)
epoch_acc = 100. * correct / total
train_losses.append(epoch_loss)
train_accs.append(epoch_acc)
return epoch_loss, epoch_acc

def test(epoch):
    model.eval()
    running_loss = 0.0
    correct = 0
    total = 0

    with torch.no_grad():
        for inputs, labels in testloader:
            inputs, labels = inputs.to(device), labels.to(device)
            outputs = model(inputs)
            loss = criterion(outputs, labels)

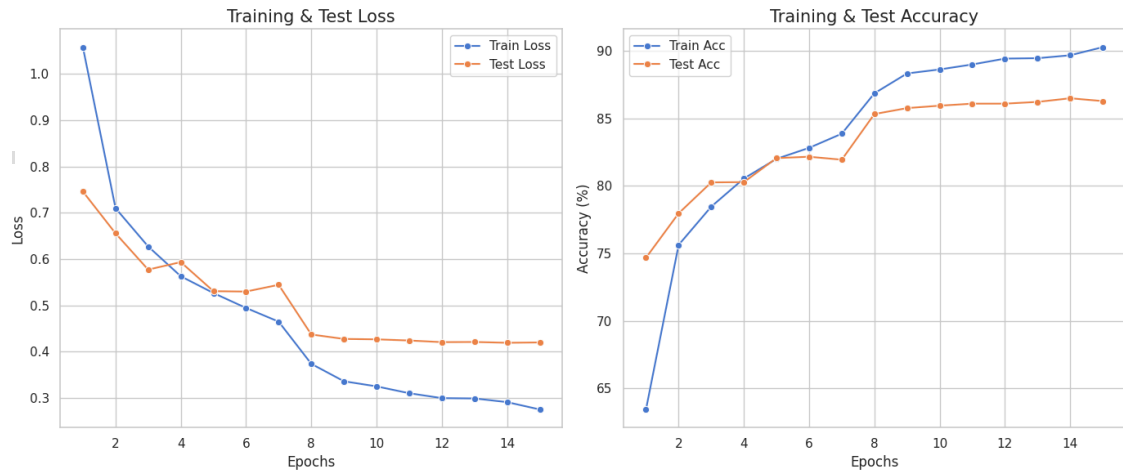
            running_loss += loss.item()
            _, predicted = outputs.max(1)
            total += labels.size(0)
            correct += predicted.eq(labels).sum().item()

    epoch_loss = running_loss / len(testloader)
    epoch_acc = 100. * correct / total
    test_losses.append(epoch_loss)
    test_accs.append(epoch_acc)
    return epoch_loss, epoch_acc

```

5、Visulization

最后 Seaborn 风格绘图（挺喜欢这个风格，常用这个 😊），如下：



三、实验总结

1. 在多次运行时我发现，在第一次衰减后，Train & Test 的准确率差距总是会进一步增大；
2. 起初我认为是过拟合，但是加强正则化这种衰减后 Gap 拉大总是会发生，但是其实 Test 表现确也始终没有变差。此外就是前期甚至 Test 效果反而优于 Train。
3. 所以，结合上述，我的个人理解是可能与：Dropout 与 Data Augmentation 有关（不过暂未进一步实验验证）：
 1. 因为我 DropOut Ratio 设置的为 0.5 还是比较大的，然后训练打开验证关闭，这应该能解释为何前期 Test 效果更好；
 2. 学习率衰减，Model 逐渐“克服”了训练时的“随机噪声”，导致 Train Acc 最终反超并拉开差距。