```
import torch.optim as optim
6 from torch.utils.data import DataLoader
 7 from tqdm import tqdm
8 from torchvision.models import ResNet50_Weights, resnet50
10 # 경로 설정
11 train_dir = './train' # 학습 데이터 경로
15 transform_train = transforms.Compose([
        transforms.RandomHorizontalFlip(),
       transforms.ToTensor(),
       transforms.Normalize(mean=[0.485, 0.456, 0.406], # ResNet 사전 학습된 모델의 정규화 값
                             std=[0.229, 0.224, 0.225])
24 transform_test = transforms.Compose([
       transforms.Resize((224, 224)), # ResNet의 입력 크기와 일치
        transforms.ToTensor(),
        transforms.Normalize(mean=[0.485, 0.456, 0.406], # ResNet 사전 학습된 모델의 정규화 값
                            std=[0.229, 0.224, 0.225])
train_dataset = datasets.ImageFolder(root=train_dir, transform=transform_train)
test_dataset = datasets.ImageFolder(root=test_dir, transform=transform_test)
35 train_loader = DataLoader(train_dataset, batch_size=32, shuffle=True, num_workers=4)
36 test_loader = DataLoader(test_dataset, batch_size=32, shuffle=False, num_workers=4)
38 print(f"훈련셋 크기: {len(train_dataset)}")
39 print(f"테스트셋 크기: {len(test_dataset)}")
```

- 1. **데이터 전처리** :학습 데이터에 **랜덤 좌우 반전** 및 **랜덤 회전** 등의 증강 기법을 적용하여 모델의 일반화 성능을 높였습니다. 입력 이미지는 ResNet 모델의 요구사항에 맞게 **224x224** 크기로 조정되며, **정규화**를 수행하였습니다.
- 2. **데이터셋 로드**: PyTorch의 ImageFolder를 사용하여 폴더 구조를 기반으로 학습 및 테스트 데이터를 불러왔습니다.

## 3. **데이터로더**

o DataLoader를 통해 데이터를 배치 단위로 나누어 모델 학습 및 평가에 효율적으로 사용될 수 있도록 준비하였습니다.

```
num_classes = len(train_dataset.classes)

# 사전 학습된 ResNet50 불러오기

model = models.resnet50(weights=ResNet50_Weights.IMAGENET1K_V1)

# 모든 파라미터 freeze (마지막 fc 제외)

for param in model.parameters():
    param.requires_grad = False

# 최상위 레이어 변경 (랜덤 초기화)

model.fc = nn.Linear(model.fc.in_features, num_classes)

# GPU 설정

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

if torch.cuda.is_available():
    print("CUDA is available. Using GPU for training.")

else:
    print("CUDA is not available. Using CPU for training.")

model = model.to(device)
```

- 1. **사전 학습된 ResNet-50 모델 로드** : torchvision에서 제공하는 **ResNet-50** 모델을 불러오고, **ImageNet**으로 사전 학습된 가중치를 사용했습니다.
- 2. **모델의 파라미터 동결**: Transfer Learning을 위해 기존의 레이어는 학습되지 않도록 freeze 처리하였으며, 최상위 fc 레이어만 학습합니다.
- 3. **최상위 레이어 변경**: 데이터셋 클래스 수에 맞게 새로운 Fully Connected Layer로 교체하였습니다.
- 4. GPU 설정 : 학습에 GPU를 활용하기 위해 모델을 CUDA 장치로 이동시켰습니다.

```
criterion = nn.CrossEntropyLoss()
      def train_and_test(model, train_loader, test_loader, criterion, num_epochs=30, log_file='training_log.txt'):
best_test_acc = 0.0 # 최고 테스트 정확도 추적
            with open(log_file, mode='w') as file:
    file.write("Epoch\tTrain Loss\tTrain Acc\tTest Loss\tTest Acc\n")
            for epoch in range(num_epochs):
    print(f"\nEpoch {epoch+1}/{num_epochs}")
    print("-" * 30)
                   running_loss = 0.0
running_corrects = 0
                   # 단계에 따라 optimizer와 학습 가능한 파라미터 설정
if epoch == 0:
# 첫 번째 epoch: 마지막 레이어만 학습
for param in model.parameters():
                         param.requires_grad = False
for param in model.fc.parameters():
    param.requires_grad = True
                         optimizer = optim.Adam(model.fc.parameters(), lr=1e-4)
print("첫 번째 epoch: 마지막 출력층만 학습")
                  elif epoch == 1:
# 두 번째 epoch부터 전체 모델을 미세 조정
for param in model.parameters():
                         param.requires_grad = True

optimizer = optim.Adam(model.parameters(), lr=1e-5)

print("두 번째 epoch부터 전체 모델을 미세 조정")
                   for inputs, labels in tqdm(train_loader, desc="Training"):
# 데이터를 CUDA 장치로 이동
                         inputs = inputs.to(device)
labels = labels.to(device)
                         optimizer.zero_grad()
outputs = model(inputs)
                        loss = criterion(outputs, labels)
                        loss.backward()
optimizer.step()
                         running_corrects += torch.sum(preds == labels.data)
                   epoch_train_loss = running_loss / len(train_loader.dataset)
epoch_train_acc = running_corrects.double() / len(train_loader.dataset)
print(f"Train_loss: {epoch_train_loss: .4f} | Train_Acc: {epoch_train_acc: .4f}")
                   test_loss = 0.0
test_corrects = 0
                  with torch.no_grad():
    for inputs, labels in tqdm(test_loader, desc="Testing"):
        inputs = inputs.to(device)
        labels.to(device)
                               outputs = model(inputs)
loss = criterion(outputs, labels)
                                 test_corrects += torch.sum(preds == labels.data)
                   epoch_test_loss = test_loss / len(test_loader.dataset)
epoch_test_acc = test_corrects.double() / len(test_loader.dataset)
print(f"Test_Loss: {epoch_test_loss:.4f} | Test_Acc: {epoch_test_acc:.4f}")
                   with open(log_file, mode='a') as file:
    file.write(f"(epoch+1)\t{epoch_train_loss:.4f}\t{epoch_train_acc:.4f}\t{epoch_test_loss:.4f}\t{epoch_test_acc:.4f}\n")
                          best_test_acc = epoch_test_acc
torch.save(model.state_dict(), 'best_finetuned_resnet.pth')
                          print("Best model saved.")
             model = train and test(model, train_loader, test_loader, criterion, num_epochs=30, log_file='resnet_training_log.txt')
```

- 1. **학습 및 평가 단계** : 첫 번째 Epoch에는 **마지막 레이어만 학습**, 두 번째 Epoch 이후에는 **전체 모델을 미세 조정**합니다.
- 2. Train Step : 각 배치마다 Loss 계산 → Backpropagation → Optimizer Step을 수행합니다.
- 3. **Test Step**: model.eval()로 평가 모드를 설정하고, Gradient 계산을 비활성화한 채로 손실과 정확도를 측정합니다.
- 4. 최고 성능 모델 저장 : 테스트 정확도가 가장 높을 때 모델의 가중치를 저장합니다.
- 5. **손실 함수 정의** : 다중 클래스 분류 문제를 해결하기 위해 CrossEntropyLoss를 사용했습니다.
- 6. **모델 학습 및 평가 실행** : train\_and\_test 함수를 호출하여 학습과 평가를 수행하며 로 그를 저장하고 최고 성능 모델을 저장합니다.