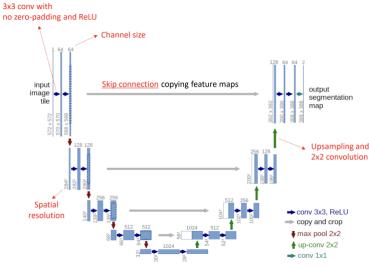
1. UNet_skeleton.py

Question1: Implement the UNet model code.

conv, Batch, ReLU 가 두번 반복된 과정을 코드에서 conv 라는 함수를 호출하여 사용할 것이다. in_channels 과 out_channels 를 매개변수로 가져, out_channels 를 size 로 가지는 값을 출력한다.

Unet 클래스를 정의한다 init 함수는 Unet 객체 생성 시 수행되어 객체를 초기화한다.
Unet 은 conv 세번을 반복하며 padding 이 없어 사이즈는 2 씩 감소하고 channel 크기는
그대로이다. max pool 을 수행해 channel size 는 두 배가 된다. up-conv 에서는 channel size 가
두배 감소한다. up-conv 를 할 때에는 skip connection 이 일어나므로, 같은 높이에 있는 왼쪽 image 의 channel size 를 더한 것이 in_channels 값이 된다.

그림의 Unet 의 각 단계에 따라 값을 채운다



```
class Unet(nn.Module):
    def __init__(self, in_channels, out_channels):
        super(Unet, self).__init__()

########## fill in the blanks (Hint: check out the channel size in practice lecture 15 ppt slides 5-6)
        self.convDown1 = conv(in_channels, 64)
        self.convDown2 = conv(64, 128)
        self.convDown3 = conv(128, 256)
        self.convDown4 = conv(256, 512)
        self.convDown5 = conv(512, 1024)
        self.maxpool = nn.MaxPool2d(2, stride=2)
        self.upsample = nn.Upsample(scale_factor=2, mode='bilinear', align_corners=True)
        self.convUp4 = conv(1536, 512)
        self.convUp4 = conv(768, 256)
        self.convUp2 = conv(384, 128)
        self.convUp1 = conv(192, 64)
        self.convUp_fin = nn.Conv2d(64, out_channels, 1)
```

Unet 객체에 forward 함수가 있다.

Unet 에서는 loss 를 줄이기 위해 encoder 의 결과를 decoder 에서 같은 channel size 가지는 같은 단계에 복사해 계산을 진행하는 skip connection 을 수행한다. 이를 구현하기 위해 pytorch 에서 제공하는 함수 cat(concatenation)을 이용하여 두 feature map 을 연결해준다.

```
Cat ([a,b], dim = 0)

4 5 6

Cat ([a,b], dim = 1)

2 4 5 6 6 // 12
```

cat 함수의 마지막 매개변수는 dimension 으로, 왼쪽 그림과 같이 작용한다. UNet 그림처럼 좌우로 붙이기 위해 1을 사용한다.

```
def forward(self, x):
    conv1 = self.convDown1(x)
   x = self.maxpool(conv1)
   conv2 = self.convDown2(x)
   x = self.maxpool(conv2)
    conv3 = self.convDown3(x)
    x = self.maxpool(conv3)
   conv4 = self.convDown4(x)
    x = self.maxpool(conv4)
   conv5 = self.convDown5(x)
    x = self.upsample(conv5)
                                ######fill in here ######
   x=torch.cat([conv4,x],1)
   x = self.convUp4(x)
   x = self.upsample(x)
   x=torch.cat([conv3,x],1)
                                ######fill in here ######
    x = self.convUp3(x)
   x = self.upsample(x)
   x=torch.cat([conv2,x],1)
                                ######fill in here ######
   x = self.convUp2(x)
   x = self.upsample(x)
   x=torch.cat([conv1,x],1)
                                ######fill in here ######
   x = self.convUp1(x)
    out = self.convUp_fin(x)
    return out
```

2. resnet_encoder_unet_skeleton.py

Resnet 의 일부분을 encoder 에 사용한다.

ResidualBlock, ResNet50_layer4 클래스는 assignment 10 과 동일하기 때문에 생략한다. ResNet 의 동작을 위해 구현한 부분이다.

Question2 Implement the forward function of Resnet_encoder_UNet.

```
def forward(self, x, with_output_feature_map=False): #256
    out1 = self.layer1(x)
   out1, indices = self.pool(out1)
   out2 = self.layer2(out1)
   out3 = self.layer3(out2)
    x = self.bridge(out3) # bridge
    x = self.UpConv1(x)
   x = torch.cat([out2, x], 1) ######fill in here ###### hint : concatenation (Practice Lecture slides 6p)
    x = self.UnetConv1(x)
   x = self.upconv2_1(x, output_size=torch.Size([x.size(0),256,64,64]))
    x = self.upconv2_2(x)
    x = x = torch.cat([out1, x], 1) ######fill in here ####### hint : concatenation (Practice Lecture slides 6p)
    x = self.UnetConv2_2(x, output_size=torch.Size([x.size(0), 128, 128, 128]))
    x = self.UnetConv2_2(x, output_size=torch.Size([x.size(0), 128, 256, 256]))
    x = self.UnetConv2_3(x)
    x = self.UnetConv3(x)
```

conv-down 을 resNet 을 이용해 수행하였다. skip connection 또한 resNet 의 결과를 가져온다. resNet 의 결과 layer1 와 layer2 에 해당하는 out1 과 out2 를 가져와 upconv 의 과정에 붙여준다. 1 번과 같이 cat 함수를 사용한다.

3. modules_skeleton.py

Question3 Implement the train/test module.

```
def train_model(trainloader, model, criterion, optimizer, scheduler, device):
   model.train()
   for i, (inputs, labels) in enumerate(trainloader):
       from datetime import datetime
       inputs = inputs.to(device)
       labels = labels.to(device=device, dtype=torch.int64)
       criterion = criterion.cuda()
       ######### fill in here (10 points) -> train
       ####### 1. Get the output out of model, and Get the Loss
       outputs = model(inputs)
       loss = criterion(outputs, labels)
                              # gradients를 0으로 설정_ PyTorch가 gradients를 누적하기 때문
       optimizer.zero_grad()
       ###### 4. backpropagation
                               # loss.backward()으로 backpropagation 수행
       loss.backward()
       optimizer.step()
```

train model 을 만든다. 이는 assignment10 에서 main.py 의 epoch 만큼 train 을 하는 코드를 참고하였다.

outputs 변수에 model 에 inputs 를 넣은 결과를 저장한다. criterion 함수를 이용하여 결과 output 과 labels 을 비교하여 loss 를 계산하고, loss 변수에 저장한다.

gradients 를 0 으로 설정해 optimization 을 한다. loss.backward()로 backpropagation 을 진행한다.

```
def get_loss_train(model, trainloader, criterion, device):
   model.eval()
   total_acc = 0
   total_loss = 0
   for batch, (inputs, labels) in enumerate(trainloader):
       with torch.no_grad():
           inputs = inputs.to(device)
           labels = labels.to(device = device, dtype = torch.int64)
          inputs = inputs.float()
          ######### fill in here (5 points) -> (same as validation, just printing loss)
           ###### Hint :
           ####### Get the output out of model, and Get the Loss
           outputs = model(inputs)
           loss = criterion(outputs, labels)
           print ("Loss: "+str(loss))
           outputs = np.transpose(outputs.cpu(), (0,2,3,1))
           preds = torch.argmax(outputs, dim=3).float()
           acc = accuracy_check_for_batch(labels.cpu(), preds.cpu(), inputs.size()[0])
           total_acc += acc
           total_loss += loss.cpu().item()
   return total_acc/(batch+1), total_loss/(batch+1)
```

train 에서 loss 를 가져온다.

위와 동일하게 input 을 model 에 넣어 outputs 를 구해내고, 이를 GT 인 labels 와 비교하여 loss 를 구한다. loss 를 print 한다.

def val_model(model, valloader, criterion, device, dir):

validation 에서 loss 를 구한다. 위 코드들과 같다. output 을 구한 뒤 labels 와 비교해 loss 를 구한다.

predict 된 결과를 class 에 따라 RGB 값으로 바꾸는 코드이다

cls_invert 배열에는, 0~21 에 해당하는 class 를 어떤 색으로 변환할지가 저장되어 있다.

따라서 각 pixel 이 속하는 class 에 따라 다른 색으로 색칠된다.

temp 에는 예상한 preds 값이 들어있기에 temp_rgb 는 예상한 결과에 대한 이미지이고, temp_l 은 labels 의 값이 들어있기에 temp_label 는 GT 의 결과 이미지이다.

4. main_skeleton.py

Question 4: Implement the main code.

Unet 과 ResNet 을 사용한 Unet 중 하나를 model 로 선택할 수 있도록 한다. 각 class 를 가져오기 위해 코드 맨 위에 import 해준다. checkpoint 를 위해 PATH 에 파일명을 지정한다.

```
# Loss Function
##### fill in here -> hint : set the loss function #####
criterion = nn.CrossEntropyLoss()

# Optimizer
##### fill in here -> hint : set the Optimizer #####
optimizer = torch.optim.Adam(model.parameters(), lr=learning_rate)
scheduler = StepLR(optimizer, step_size=4, gamma=0.1)
```

assignment10 에서 main.py 의 코드를 참고하였다. Loss Function 과 Optimizer 를 setting 해준다.

```
##### fill in here #####
##### Hint : load the model parameter, which is given
checkpoint = torch.load(PATH, map_location=device)
model.load_state_dict(checkpoint)
```

model 을 load 해준다. 저장된 체크포인트 파일에 변수가 로드된다.

epoch 만큼 training 을 진행한다

```
if epoch % 4 == 0:
    savepath2 = savepath1 + str(epoch) + ".pth"
    ##### fill in here #####
    ##### Hint : save the model parameter
    torch.save(model.state_dict(), savepath2)
```

savepath2 라는 파일 이름을 만들고, 이 이름을 가지는 파일에 model을 저장한다. 즉, epoch 4 번마다 다른 이름의 파일에 결과를 저장한다.

실행 결과:

시간이 너무 오래 걸리는 관계로 batch_size=1, epochs=1 로 진행한다.

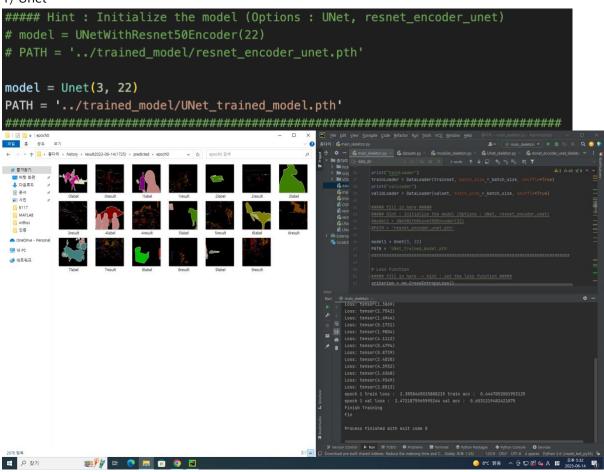
오류로 PIL.NEAREST 대신 아래와 같은 코드 사용

데이터가 너무 많으므로, datasets.py 에서 아래와 같이 변경해 20개 이미지로 training 진행

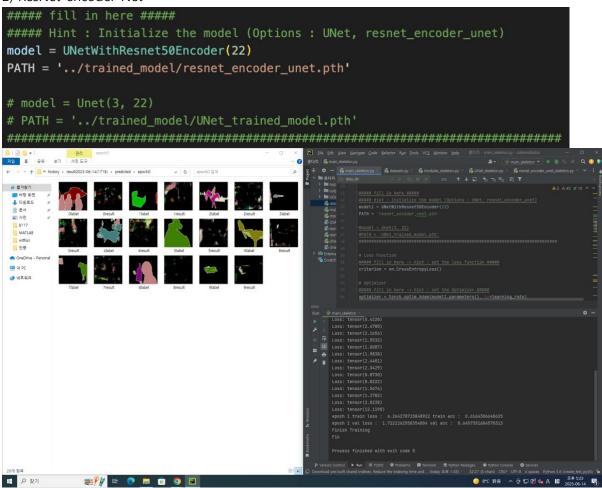
```
if self.flag == 'train':
    self.imgnames = self.lines[:20] # Tip : you can adjust the number
    # self.imgnames = self.lines[self.fold:]

else:
    self.imgnames = self.lines[20:30] # Tip : you can adjust the numb
    # self.imgnames = self.lines[:self.fold]
```

1) Unet



2) ResNet-encoder-Net



실행 결과, 각 class 별로 구분되어 색이 칠해진 output 이미지 파일이 생성된다. 예) 말들은 모두 같은 색인 분홍색으로 색칠되어있다.

