

과제

과제 1-

```
➞ Accuracy of the network on the 10000 test images: 47 %
```

주어진 코드를 그냥 돌렸을 때의 정확도는 47%이다.

Overfitting -

```
1 import torch.nn as nn
2 import torch.nn.functional as F
3
4 #해당 부분은 어느 정도 CNN의 개념이 포함되어 있습니다! 과제를 수행하는데 아무 관련도 없으니 그대로 두시면 됩니다!
5 class Net(nn.Module):
6     def __init__(self):
7         super(Net, self).__init__()
8         self.conv1 = nn.Conv2d(3, 6, 5) # input channels, output channels, kernel size
9         self.pool = nn.MaxPool2d(2, 2) # kernel size, stride, padding = 0 (default)
10        self.conv2 = nn.Conv2d(6, 16, 5)
11        #아래 부분의 코드를 수정 혹은 추가해주시면 됩니다! (layer를 추가할때는 self.fc.num'=nn.Linear(x,y)의 형태!
12
13        self.fc1 = nn.Linear(400, 200)
14        self.fc2 = nn.Linear(200, 150)
15        self.fc3 = nn.Linear(150, 100)
16        self.fc4 = nn.Linear(100, 50)
17        self.fc5 = nn.Linear(50, 25)
18        self.fc6 = nn.Linear(25, 10)
19
20
21    def forward(self, x):
22        x = self.pool(F.relu(self.conv1(x)))
23        x = self.pool(F.relu(self.conv2(x)))
24        x = x.view(-1, 16 * 5 * 5)
25        #아래 부분에서 코드를 수정하거나 추가하여 forward 함수를 새롭게 지정해주시기 바랍니다!
26        #Hint: relu 함수는 출력층을 제외한 모든 층에서 활성화 함수로써 작동되어야 합니다.
27
28        x = F.relu(self.fc1(x))
29        x = F.relu(self.fc2(x))
30        x = F.relu(self.fc3(x))
31        x = F.relu(self.fc4(x))
32        x = F.relu(self.fc5(x))
33        x = self.fc6(x)
34        return x
35
36
37 net = Net()
```

```

1 for epoch in range(15): # 데이터셋을 n차례 반복하여 학습합니다. 또한 range 속의
2
3     running_loss = 0.0
4     for i, data in enumerate(trainloader, 0):
5         # 입력을 받은 후
6         inputs, labels = data
7         # 변화도(Gradient) 매개변수를 0으로 만든 후
8         optimizer.zero_grad()
9
10        # 순전파 + 역전파 + 최적화
11        outputs = net(inputs)
12        loss = criterion(outputs, labels)
13        loss.backward()
14        optimizer.step()
15
16        # 통계 출력
17
18        running_loss += loss.item()
19        # 2000개의 data를 학습할때마다 loss 출력
20        if i % 2000 == 1999: # % 뒤에 들어갈 숫자의 크기를 조정하여 batch_size
21            print('[%d, %5d] loss: %.3f' %
22                  (epoch + 1, i + 1, running_loss / 2000)) # running_loss 우측의
23            running_loss = 0.0
24
25 print('Finished Training')

```

 Accuracy of the network on the 10000 test images: 63 %
 + 코드 + 텍스트

주어진 코드 기준으로 layers의 수를 늘리고, epoch수도 늘려보았는데 정확도가 63%로 높게 나왔다.

Underfitting -

```

1 import torch.nn as nn
2 import torch.nn.functional as F
3
4 #해당 부분은 어느 정도 CNN의 개념이 포함되어 있습니다! 과제를 수행하는데 아무 관련도 없으니 그대로 두시면 됩니다!
5 class Net(nn.Module):
6     def __init__(self):
7         super(Net, self).__init__()
8         self.conv1 = nn.Conv2d(3, 6, 5) # input channels, output channels, kernel size
9         self.pool = nn.MaxPool2d(2, 2) # kernel size, stride, padding = 0 (default)
10        self.conv2 = nn.Conv2d(6, 16, 5)
11        #아래 부분의 코드를 수정 혹은 추가해주시면 됩니다! (layer를 추가할때는 self.fc'num'=nn.Linear(x,y)의 형태로 추가
12
13        self.fc1 = nn.Linear(400, 200)
14        self.fc2 = nn.Linear(200, 10)
15
16
17    def forward(self, x):
18        x = self.pool(F.relu(self.conv1(x)))
19        x = self.pool(F.relu(self.conv2(x)))
20        x = x.view(-1, 16 * 5 * 5)
21        #아래 부분에서 코드를 수정하거나 추가하여 forward 함수를 새롭게 지정해주시기 바랍니다!
22        #Hint: relu 함수는 출력층을 제외한 모든 층에서 활성화 함수로써 작동되어야 합니다.
23
24        x = F.relu(self.fc1(x))
25        x = self.fc2(x)
26        return x
27
28
29 net = Net()

```

```

1 for epoch in range(1): # 데이터셋을 n차례 반복하여 학습합니다. 또한 range 속의 숫자도 바꾸어 학습률을 높
2
3     running_loss = 0.0
4     for i, data in enumerate(trainloader, 0):
5         # 입력을 받은 후
6         inputs, labels = data
7         # 변화도(Gradient) 매개변수를 0으로 만든 후
8         optimizer.zero_grad()
9
10        # 순전파 + 역전파 + 최적화
11        outputs = net(inputs)
12        loss = criterion(outputs, labels)
13        loss.backward()
14        optimizer.step()
15
16        # 통계 출력
17
18        running_loss += loss.item()
19        # 2000개의 data를 학습할때마다 loss 출력
20        if i % 2000 == 1999: # % 뒤에 들어갈 숫자의 크기를 조정하여 batch_size를 조정할 수 있습니다! 그
21            print('%d, %5d loss: %.3f' %
22                  (epoch + 1, i + 1, running_loss / 2000)) # running_loss 우측의 숫자 역시 윗줄에서 바꾼
23            running_loss = 0.0
24
25 print('Finished Training')

```

➞ Accuracy of the network on the 10000 test images: 49 %

주어진 코드 기준으로 layer 수를 줄이고, epoch수는 그대로 1을 유지해보았을 때, 성능의 47%에서 49%로, 약 2%가 올랐다.

과제 2-

```
1 import torch.nn as nn
2 import torch.nn.functional as F
3
4 #해당 부분은 어느 정도 CNN의 개념이 포함되어 있습니다! 과제를 수행하는데 아무 관련도 없으니 그대로 두시면 됩니다!
5 class Net(nn.Module):
6     def __init__(self):
7         super(Net, self).__init__()
8         self.conv1 = nn.Conv2d(3, 6, 5) # input channels, output channels, kernel size
9         self.pool = nn.MaxPool2d(2, 2) # kernel size, stride, padding = 0 (default)
10        self.conv2 = nn.Conv2d(6, 16, 5)
11        #아래 부분의 코드를 수정 혹은 추가해주시면 됩니다! (layer를 추가할때는 self.fc'num'=nn.Linear(x,y)의 형태로 추가
12
13        self.fc1 = nn.Linear(400, 200)
14        self.fc2 = nn.Linear(200, 150)
15        self.fc3 = nn.Linear(150, 100)
16        self.fc4 = nn.Linear(100, 50)
17        self.fc5 = nn.Linear(50, 25)
18        self.fc6 = nn.Linear(25, 10)
19
20
21    def forward(self, x):
22        x = self.pool(F.relu(self.conv1(x)))
23        x = self.pool(F.relu(self.conv2(x)))
24        x = x.view(-1, 16 * 5 * 5)
25        #아래 부분에서 코드를 수정하거나 추가하여 forward 함수를 새롭게 지정해주시기 바랍니다!
26        #Hint: relu 함수는 출력층을 제외한 모든 층에서 활성화 함수로써 작동되어야 합니다.
27
28        x = F.relu(self.fc1(x))
29        x = F.relu(self.fc2(x))
30        x = F.relu(self.fc3(x))
31        x = F.relu(self.fc4(x))
32        x = F.relu(self.fc5(x))
33        x = self.fc6(x)
34        return x
35
36
37 net = Net()
```

```
[19] 1 import torch.optim as optim
2
3 #optimizer를 변경하거나 수치를 조정해보는 것도 accuracy를 높이는 데 도움을 줄 수 있습니다!
4 criterion = nn.CrossEntropyLoss()
5 optimizer = optim.Adam(net.parameters(), lr=0.001,)
```

```

1 for epoch in range(15): # 데이터셋을 n차례 반복하여 학습합니다. 또한 range 속의 숫자도 바꾸어 학습
2
3     running_loss = 0.0
4     for i, data in enumerate(trainloader, 0):
5         # 입력을 받은 후
6         inputs, labels = data
7         # 변화도(Gradient) 매개변수를 0으로 만든 후
8         optimizer.zero_grad()
9
10        # 순전파 + 역전파 + 최적화
11        outputs = net(inputs)
12        loss = criterion(outputs, labels)
13        loss.backward()
14        optimizer.step()
15
16        # 통계 출력
17
18        running_loss += loss.item()
19        # 2000개의 data를 학습할때마다 loss 출력
20        if i % 2000 == 1999: # % 뒤에 들어갈 숫자의 크기를 조정하여 batch_size를 조정할 수 있다
21            print('[%d, %5d] loss: %.3f' %
22                  (epoch + 1, i + 1, running_loss / 2000)) # running_loss 우측의 숫자 역시 뒷줄에
23            running_loss = 0.0
24
25 print('Finished Training')

```

Accuracy of the network on the 10000 test images: 61 %

layer 수는 6개, Adam optimizer을 사용하고, epoch수는 15로 하여 성능을 올려보았다.

기존에 설정된 학습률 0.001을 유지하였다. 그 이유는 학습률을 0.0001로 설정했을 때에는, 손실이 너무 느리게 감소하는 문제가 발생하여 모델이 충분히 학습되지 않는 상황이 발생할 수 있기 때문이다.

과제 3-

1. MLP는 여러 은닉층과 비선형 활성화 함수를 통해 복잡한 패턴을 모델링할 수 있다. 반면, 기본 ML 모델들은 선형 패턴을 모델링하는데 제한적이다.
2. MLP는 역전파 및 경사 하강법을 사용하여 학습하는 반면, 전통적인 ML 모델들은 알고리즘에 특화된 최적화 기법을 사용한다.