YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ GÖRÜNTÜ İŞLEME PROJESİ



Hazırlayan: Yunus Karatepe 17011051

Ders: Görüntü İşleme – BLM4540

Konu: Derin Öğrenme İle Görüntü Sınıflandırması

YÖNTEM-)

Öncelikle kullandığım kütüphane: Pythonun Pytorch isimli bir derin öğrenme kütüphanesi. Yazılımı ilk kez kullandığım için "sentdex" isimli youtube kanalındaki Pytorch ile derin öğrenme videolarından (8 adet video) yola çıkarak yapmaya çalıştım.

1-) Data Oluşturma:

```
class Data:

ALL_SOULS = "data/all_souls"

ASHMOLEAN = "data/balliol"

BOLEIAN = "data/bodleian"

CHRIST_CHURCH = "data/christ_church"

CORNMARKET = "data/cornmarket"

HERTFORD = "data/jesus"

KEBLE = "data/keble"

MAGDALEN = "data/magdalen"

NEW = "data/new"

ORIEL = "data/oriel"

OXFORD = "data/oxford"

PITT_RIVERS = "data/pitt_rivers"

RADCLIFFE_CAMERA = "data/radcliffe_camera"

TRINITY = "data/worcester"

LABELS = {ALL_SOULS: 0, ASHMOLEAN: 1, BALLIOL: 2, BODLEIAN: 3, CHRIST_CHURCH: 4, CORNMARKET: 5, HERTFO

JESUS: 7, KEBLE: 8, MAGDALEN: 9, NEW: 10, ORIEL: 11, OXFORD: 12, PITT_RIVERS: 13, RADCLIFFE_

TRINITY: 15, WORCESTER: 16}

data = []
```

```
def make_data(self):

for label in self.LABELS:
    i = 0
    for path in tqdm(glob.glob(label + '/*.jpg')):
        img = cv2.imread(path, cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
        img = cv2.resize(img, (IMG_SIZE, IMG_SIZE))
        self.data.append([np.array(img), np.eye(17)[self.LABELS[label]]])

np.random.shuffle(self.data)
    np.save("data.npy", self.data)
    print(len(self.data))
```

Data classımızı kullanarak datamızı shuffle işleminden geçtikten sonra oluşturmuş olduk.

Şimdi sırada modelimizi oluşturmak var.

2-) Modeli Oluşturmak:

```
class Net(nn.Module):
    def __init__(self):
        super().__init__()
        self.cony1 = nn.Conv2d(1, 32, 3)
        self.cony2 = nn.Conv2d(32, 64, 3)
        self.cony3 = nn.Conv2d(64, 128, 3)

x = torch.randn(IMG_SIZE, IMG_SIZE).view(-1, 1, IMG_SIZE, IMG_SIZE)
        self._to_linear = None
        self.convs(x)

self.fc1 = nn.Linear(self._to_linean, 512)
        self.fc2 = nn.Linear(512, 17)

def convs(self, x):
        x = F.max_pool2d(F.relu(self.conv1(x)), (2, 2))
        x = F.max_pool2d(F.relu(self.conv2(x)), (2, 2))
        x = F.max_pool2d(F.relu(self.conv3(x)), (2, 2))

if self._to_linear is None:
        self._to_linear = x[0].shape[0] * x[0].shape[1] * x[0].shape[2]
        return x
```

Modelimiz Net isimli classımız olmuş oluyor.

3 adet convolutional layer ve 2 adet fully-connected layer kullanmış olduk. Sırada ise eğitme işlemi var.

SORU 1-)

3-) Modelin Eğitilmesi:

İlk olarak datamızın 0.8 ini train etmede 0.2 sini ise test etmede kullanıyoruz.

Batch_size = 64 ve Epoch = 10 seçip öncelikle training üzerindeki accurcymizi ölçtüm.

Eğitme Döngüsü:

```
for epoch in range(EPOCHS):
    for i in tqdm(range(0, len(train_X), BATCH_SIZE)):
        batch_X = train_X[i: i + BATCH_SIZE].view(-1, 1, IMG_SIZE, IMG_SIZE)
        batch_y = train_y[i: i + BATCH_SIZE]

        net.zero_grad()
        outputs = net(batch_X)
        loss = loss_function(outputs, batch_y)
        loss.backward()
        optimizer.step()
        print(loss)

torch.save(net, 'model2.pt')
```

Ölçtüğüm ilk training accurcy değerim 0.834, loss değerim 0.0003 çıktı. Daha sonra bu işlemi 2 kere daha tekrarladım. Yani toplamda bu modeli 30 epoch ile eğitmiş oldum ve son training üzerinde aldığım accurcy değerim 0.957 ve loss değerim 6.9362e-06 çıktı. Yani aldığım sonucu daha iyileştirmiş oldum.

Test datası üzerindeki accurcy (yani bizim için asıl önemli olan) değerim ise 0.234 çıkmış oldu. 17 classımız olduğunda random sınıf seçen bir modelin başarı oranı 1/17 olacaktır. Bu da 0.058 dir. Yani bizim modelimiz başarılı bir model olmuş oluyor.

Başarı oranını ölçtüğümüz döngü:

```
torch.save(net, 'model .pt')

correct = 0
total = 0

mith torch.no_grad():

for i in tqdm(range(len(test_X))):
    real_class = torch.argmax(test_y[i])
    net_out = net(test_X[i].view(-1, 1, IMG_SIZE, IMG_SIZE))[0]
    predicted_class = torch.argmax(net_out)
    if predicted_class == real_class:
        correct += 1
    total += 1

print("Accuracy: ", round(correct / total, 3))
```

SORU 2-)

Bu soruyu yaparken ise herhangi bir yerde kaynak bulamadım. Ben de çözümü kodu modifiye etmekte buldum.

Bu soruda bizden istenen modelimizin en son katmanları olan fullyconnected katmanlarından bir tanesini kullanarak test ve training resimleri arasında en yakın ilişkisini bulmak.

Bu işlemi yapabilmek için öncelikle model kodunu 512'lik layerin sonuçlarını döndürecek şekilde ayarlıyorum. Sonrasında modelimi kaydettiğim yerden load ediyorum. Sonrasında traindeki dönen her 512 elemanlı diziyi training_fc isimli listeye ekliyorum. Aynısını test_fc için de yapıyorum. Daha sonda bu listeyi numpy matrisine çeviriyorum ve elimde training_size x 512 lik bir matris ve test_size x 512 lik bir matris oluyor. Daha sonrasında yaptığımız işlem ise bildiğimiz minimum bulma işlemi. Matrislerden testteki bir satırı traindeki tüm satırlarla karşılaştırıp minimum hangisi ise onun indisini (örn: trainingdeki 342. resme en yakindir) şeklinde bir txt dosyasına yazıyorum.

Kodumdan örnekler vermem gerekirse:

Modifiye ettiğim model kodum:

Fully-connected katmanları train ve testteki her resim için alıp matris elde ettiğim bölüm:

```
net = torch.load('model.pt')

with torch.no_grad():

for i in tqdm(range(len(train_X))):
    net_out = net(train_X[i].view(-1, 1, IMG_SIZE, IMG_SIZE))[0]

a = net_out.numpy()
    training_fc.append(a)

training_fc = np.asarray(training_fc)
    print(training_fc.shape)

with torch.no_grad():
    for i in tqdm(range(len(test_X))):
        net_out = net(test_X[i].view(-1, 1, IMG_SIZE, IMG_SIZE))[0]
        a = net_out.numpy()
        test_fc.append(a)

test_fc.append(a)

test_fc = np.asarray(test_fc)
    print(test_fc.shape)
```

Karşılaştırma işlemini yapıp en yakın olanı "result.txt" isimli dosyaya yazdığım kod bölümü:

Çıktılar:

training_fc.shape ve test_fc.shape çıktısı:

```
100%| 4051/4051 [02:22<00:00, 28.41it/s] (4051, 512)
100%| 1012/1012 [00:34<00:00, 28.96it/s] (1012, 512)
```

training_fc numpy matrixinin bir bölümü:



test_fc numpy matrixinin bir bölümü:



result.txt dosyasının bir bölümü:

```
Test datasindaki 147. resim ---> Train datasindaki 1712. resme en yakindir.
Test datasındaki 148. resim ---> Train datasındaki 3688. resme en yakindir.
Test datasindaki 149. resim ---> Train datasindaki 3162. resme en yakindir.
Test datasindaki 150. resim ---> Train datasindaki 672. resme en yakindir.
Test datasindaki 151. resim ---> Train datasindaki 362. resme en yakindir.
Test datasindaki 153. resim ---> Train datasindaki 1573. resme en yakindir.
Test datasindaki 154. resim ---> Train datasindaki 980. resme en yakindir.
Test datasindaki 155. resim ---> Train datasindaki 3750. resme en yakindir.
Test datasindaki 156. resim ---> Train datasindaki 2966. resme en yakindir.
Test datasindaki 157. resim ---> Train datasindaki 1739. resme en yakindir.
Test datasindaki 159. resim ---> Train datasindaki 34. resme en yakindir.
Test datasindaki 160. resim ---> Train datasindaki 3714. resme en yakindir
Test datasindaki 161. resim ---> Train datasindaki 3946. resme en yakindir.
Test datasindaki 162. resim ---> Train datasindaki 1146. resme en yakindir.
Test datasindaki 163. resim ---> Train datasindaki 1014. resme en yakindir.
Test datasindaki 165. resim ---> Train datasindaki 3984. resme en yakindir.
Test datasindaki 166. resim ---> Train datasindaki 3990. resme en yakindir.
Test datasindaki 167. resim ---> Train datasindaki 1319. resme en yakindir.
Test datasindaki 168. resim ---> Train datasindaki 3628. resme en yakindir.
```

Sonuç:

Sonuç olarak derin öğrenmenin genel anlamıyla mantığını, görüntünün modellere nasıl verilip, sonuçlar alınabileceğini, convolutional neural network kullanımını, fully-connected vektörlerini bir özellik vektörü olarak kullanmayı öğrenmiş olduk. Verimiz çok düzgün olmadığı, ve yeterli sayıda fotoğraftan oluşmadığı için aldığımız sonuçlar çok iç açıcı olmadı. Yine de %5 in biraz üzerinde olan random başarı değerini %24 lere kadar çıkarmayı başardık.