# MYZ - 3. Ödev

1. Bu ödevde Temel Bileşen Analizi (TBA-PCA) kullanımını gerçeklemeniz hedeflenmektedir. Bu amaçla Yale veri tabanından seçilerek verilmiş olan gridüzey kesilmiş –yüz- görüntülerini tek boyutlu vektörler olarak okuyunuz ve TBA analizinde öznitelik (feature) vektörleri olarak kullanınız.

```
from matplotlib image import juread import immend import immend import manapy at no import manapy at no import immend import manapy at no import immend immediately immend immend
```

Yukarıdaki kod parçası sayesinde veri setindeki her bir görseli tek boyutlu vektörler olarak okuyarak bir liste içerisinde birleştirdim. Görseller 192x168 boyutunda olduğu için lineerleştirdiğimde 10 adet 32256 uzunluğunda bir vektör elde ettim her görsel için.

Aynı zamanda da resimleri görselleştirdim.

```
mean_face = np.zeros((1,height*width))

for i in training_tensor:
    mean_face = np.add(mean_face,i)

mean_face = np.divide(mean_face,float(len(train_image_names))).flatten()

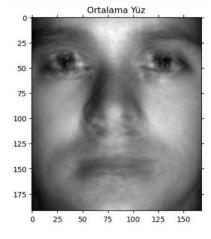
plt.imshow(mean_face.reshape(height, width), cmap='gray')

plt.tick_params(labelleft='off', labelbottom='off', bottom='off',right='off',left='off', which='both')

plt.title("Ortalama Yüz")

plt.show()
```

Ödev içerisinde sorulmamış, fakat merak ettiğimden yukarıdaki kod parçası ile ortalama yüz değerini de oluşturdum.



## Kemal Yağız Daşkıran

#### 040210034

**a.** (15 puan) Öznitelik vektörlerini kullanarak yüz görüntüleri için kovaryans matrisini hesaplayınız.

Kovaryans matrisini oluşturduğum 10x32256 şeklinde olan training\_tensor ile np.cov(matrix) komutu ile oluşturarak 10x10 boyutunda bir matrix elde ettim. Kod ve kovaryans matrisi aşağıda belirtilmiştir.

```
[[1416_25735111 | 568_10190202 | 731_88579292 | 899_7391961 | 950_24536766 | 762_36179494 | 555_515156896 | 882_26556686 | 839_04786997 | 551_64867761 | 568_10190202 | 759_17595188 | 334_43233388 | 624_75227412 | 556_3327408 | 495_64516399 | 318_2533883 | 530_11002198 | 344_95788131 | 436_6445594 | [731_885979292 | 344_4253388 | 530_11002198 | 344_95788131 | 436_6445594 | [731_885979292 | 344_52552957 | 877_65621935 | 701_97792132 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 | 391_0278583 |
```

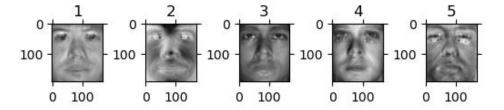
b. (25 puan) Kovaryans matrisinin öz değerlerini ve bunlara karşı düşen öz vektörleri hesaplayınız. En yüksek öz değere karşı düşen öz vektörden başlayarak 10 tane öz vektör seçiniz. Seçilen ilk 5 öz vektörü (öz yüz) görüntü olarak kaydederek raporlayınız.

Özdeğer ve Özvektörleri numpy kütüphanesindeki lineer cebir alt kütüphanesi olan linalg'da bulunan eig komutu ile oluşturabildim. Sırası ile eigenvalue ve eigenvector olmak üzer sonuçları aşağıdaki görselde gösterilmiştir.

```
eigenvalues, eigenvectors, = np.linalg.eig(cov_matrix)
print('Ozdeger boyutları: {}\n'.format(eigenvalues.shape, eigenvectors.shape))
print("Ozdegerler:\n", eigenvalues,"\n")
print("Ozvektörler:\n",eigenvectors)
```

```
Ozdeğer boyutları: (10,) Ozvektor boyutları: (10, 10)
Ozdeğerler:
[7865.34977518 1182.82313322 998.38729992 1029.56243569 763.6354239
648.25725594 277.0216401 364.94676379 417.69376388 518.46780265]
Ozvektörler:
[[ 0.33333188 -0.83767364 -0.837893166 -0.04385294 -0.37126552 0.44958567
-0.14637141 0.43713145 0.4293401 0.00110012]
[ 0.19590095 -0.20928126 0.02233181 -0.12531673 -0.41555627 0.16971051
-0.46332797 -0.67664635 -0.16320189 -0.04226327]
[ 0.32663567 0.14826655 0.0292136 0.025233181 -0.12531673 -0.41555627 0.16971051
-0.34916708 -0.1091312 0.1038564 0.05267106]
[ 0.37266824 -0.1022196 0.41533353 0.1866801 -0.175984 0.39581756
-0.45540290 0.107573 -0.4286801 -0.09972933 -0.74794801]
[ 0.36887502 0.25566532 0.54159047 -0.5553575 0.28865077 0.04672189
-0.10168202 -0.00162006 -0.09972933 -0.74794801]
[ 0.20043259 0.02556471 -0.14054109 -0.11463469 0.08120666 -0.01294898
-0.1619002 -0.51956612 0.5131001 0.0814069 0.08120666 -0.01294898
-0.10353729 0.10274944 -0.07563419 -0.11463469 0.08120666 -0.01294898
-0.10353729 0.10274944 -0.07563419 -0.01468020 -0.53395102 0.151813649
-0.0313564 -0.07060213 -0.40932375 0.3621803]
-0.03147641 0.18807026 -0.07808492 0.29778703]
```

Daha sonrasında ise özdeğerleri sıralayarak en büyük 5 özdeğere karşılık düşen özvektörlerden "Eigenface"'leri oluşturdum. Adımlar biraz uzun olduğundan sadece sonuç olarak oluşturduğum görselleri koyuyorum.



### 040210034

c. (20 puan) Seçilen öz vektörleri baz vektörü olarak kullanarak yüz görüntülerini yeni vektör uzayına izdüşürünüz. İzdüşürülen görüntüleri raporlayınız.

```
k = 10
eigenfaces = np.dot(normalised_training_tensor.T, eigvectors_sort[:k].T)

for i in range(eigenfaces.shape[1]):
    eigenfaces[:, i] /= np.linalg.norm(eigenfaces[:, i])

W = eigenfaces
```

Sıraladığım özvektörlerin 10 tanesini seçerek yüz görüntülerini vektör uzayına izdüşürdüm. Bunun sonucunda ise resimleri tekrardan oluşturmayı başardım. Aynı fonksiyon içerisinde de aynı zamanda Öklid uzaklıklarını bulmayı başardım.

```
reconstructed_images = [] # Yeniden yapılandırılmış görüntüleri saklamak için liste
reconstruction_errors = []
num_images = train_projections.shape[0]
for i in range(num_images):
   proj_coeff = train_projections[i]
   recon_vector = mean_face + np.dot(W, proj_coeff)
   recon_image = recon_vector.reshape(height, width)
   reconstructed_images.append(recon_image)
   error = np.linalg.norm(training_tensor[i] - recon_vector)
   reconstruction_errors.append(error)
# Görselleştirme (örneğin 2 satır 5 sütunluk grid şeklinde)
fig, axes = plt.subplots(2, 5, figsize=(15, 6))
axes = axes.flatten()
for i, ax in enumerate(axes):
   if i < num_images:</pre>
       ax.imshow(reconstructed_images[i], cmap='gray')
       ax.set_title(f"Image {i}")
   ax.axis('off')
plt.suptitle("Yeniden Yapılandırılmış Görüntüler")
plt.tight_layout(rect=[0, 0, 1, 0.95])
plt.show()
```

Yeniden Yapılandırılmış Görüntüler





















## Kemal Yağız Daşkıran

## 040210034

**d.** (20 puan) ( c) de hesaplanan izdüşürülmüş yüzler ile orijinal yüzler arasındaki Euclidean uzaklığı hesaplayarak raporlayınız.

Öklid uzaklıklarını c şıkkında bahsettiğim algoritma içerisinden elde ederek orijinal resimlere göre aşağıda belirttiğim şekilde buldum.

38.366258001109, 4150.792848123523, 3371.824131233844, 1405.5784608237307, 5040.240870054061, 6225.909598406936, 9975.40388748064, 9018.081813486822, 3130.7024786204047, 3047.0141857002523]

e. (20 puan) (c) deki değerlere baktığınızda, (b) de seçmiş olduğunuz öz yüzlerin elinizdeki 10 adet yüz görüntüsünü modellemekte yeterli olup olmadığı hakkında görüşünüzü yazınız. Yeterli / yeterli değil ise ne önerirsiniz?

Seçmiş olduğumuz öz yüzler resimleri mükemmel seviyede tekrar oluşturmakta yeterli olamamaktadır, aynı zamanda 2. Görselde başarılı bir recreation oluşturabilsek de, 6. Görsel gibi örneklerde daha başarısız sonuçlar doğurarak dengesiz sonuçlar elde edilmiştir. Bu durum bazı yüzlerde daha iyi genelleme yapabilirken diğerlerine yetersiz kaldığını göstermiştir.

Daha fazla öz yüz kullanılması, eğitime daha fazla yüz eklenmesi ile veri setinin genişlemesi gibi öneriler yüzlerin tekrar oluşturulmasında faydalı olabilir.