Amaç (Problemin Tanımlanması)

Deniz sevk santrallerinin bakım veri kümesini kullandık. Kolonlardaki GT Kompresör Bozulma Durumu katsayısı Çıktı 1'i ve GT Tribün bozulma durumu katsayısını çıktı2'yi temsil ediyor. Verilerdeki basınç değerlerini kullanarak bozulma durumu katsayılarını ne kadar tahmin edebileceğimizi 3 farklı algoritmayla test edeceğiz.

Veriyi Anlama

Verilerimizi yüklüyoruz.

```
#verinin yüklenmesi
import pandas as pd
veriler = pd.read_csv('grup2.csv')
print(veriler)
```

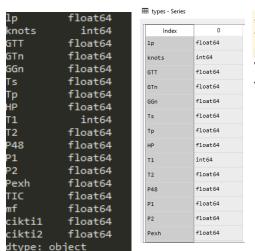
	lp	knots	GTT	GTn	 TIC	mf	cikti1	cikti2
0	1.14	3	289.96	1349.49	7.14	0.08	0.95	0.97
1	2.09	6	6960.18	1376.17	10.65	0.29	0.95	0.97
2	3.14	9	8379.23	1386.76	13.09	0.26	0.95	0.97
3	4.16	12	14724.40	1547.46	18.11	0.36	0.95	0.97
4	5.14	15	21636.43	1924.31	26.37	0.52	0.95	0.97
11929	5.14	15	21624.93	1924.34	23.80	0.47	1.00	1.00
11930	6.17	18	29763.21	2306.74	32.67	0.65	1.00	1.00
11931	7.15	21	39003.87	2678.05	42.10	0.83	1.00	1.00
11932	8.21	24	50992.58	3087.43	58.06	1.15	1.00	1.00
11933	9.30	27	72775.13	3560.40	86.07	1.70	1.00	1.00

Ide olarak spyder kullandığımız için bu tip görüntüleri aşağıdaki gibi dataframe şeklinde görüntülememiz de mümkün.



Keşifsel Veri Analizi

Veriler hakkında daha ayrıntılı bilgilere sahip olabilmek için ekrana bastırdıktan sonra veri türlerini görüntülüyoruz.



veri türlerini görüntüleme
types = veriler.dtypes
print(types)

Verilerimiz sayısal ve çıktı değişkenlerimiz de sürekli sayılardan oluşuyor. Verilere normalizasyon dışında bir dönüştürme işlemi uygulamayacağız.

Verilerimizin istatistiksel değerlerini görüntülüyoruz.

```
#istatistik tablosu
pd.set_option('display.width', 60, 'precision', 2)
```

istatistik = veriler.describe() print(istatistik)

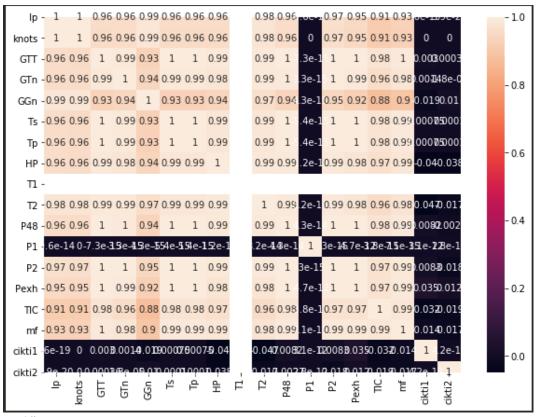
```
İstatistik tablosu:
                                                     mf
                                                            cikti1
                                                                      cikti2
               1p
                       knots
                                    GTT
       11934.00
                  11934.00
                             11934.00
                                             11934.00
                                                        11934.00
                                                                   1.19e+04
count
            5.17
                     15.00
                             27247.50
                                                  0.66
                                                             0.97
                                                                   9.87e-01
mean
            2.63
                       7.75
                             22148.61
                                                  0.51
                                                             0.01
                                                                   7.50e-03
std
            1.14
                       3.00
                               253.55
                                                  0.07
                                                             0.95
                                                                   9.75e-01
min
25%
            3.14
                      9.00
                              8375.88
                                                  0.25
                                                             0.96
                                                                   9.81e-01
50%
            5.14
                     15.00
                             21630.66
                                                  0.50
                                                             0.97
                                                                   9.88e-01
                                        . . .
            7.15
                     21.00
75%
                             39001.43
                                                  0.88
                                                             0.99
                                                                   9.94e-01
            9.30
                      27.00
                                                  1.83
                                                             1.00
                                                                   1.00e+00
                             72784.87
max
```



Girdi kolonlarının birbirlerini ne kadar etkilediğini görüntülemek için korelasyon matrisini oluşturuyoruz.

```
#korelasyon matrisi ve renkli grafiği (keşif devam)
import seaborn as sn
import matplotlib.pyplot as plt
pd.set_option('display.width', 60, 'precision', 2)
corrmatrix = veriler.corr(method='pearson')
print("Korelasyon matrix'i:\n", corrmatrix)
plt.figure(figsize=(10,7))
sn.heatmap(corrmatrix, annot=True)
plt.show()
```



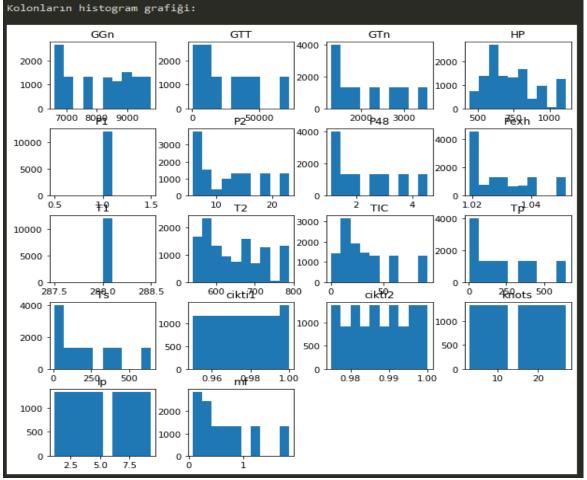


Bu grafikten açık renklerle ifade edilen kolonlar arasında pozitif ilişki olduğunu çıkarmaktayız. Birbiriyle ilişkili kolonları barından bir veri setimizin olması algoritmalarda başarılı olacağımızın sinyalini vermektedir. Fakat bu güzel göründüğü kadar tehlikelidir ve modelin ezberleyerek kendine kurallar çıkarması anlamına gelebilir. Bu da yeni gözlemler eklendiğinde modelin başarısının düşmesi olarak karşımıza çıkabilir.

Veri keşfimize histogram

grafiğiyle devam ediyoruz.

```
#histogram grafiği
veriler.hist(figsize=(10,10), grid=False)
print("\nKolonların histogram grafiği:")
plt.show()
```



Bu grafikte veri dağılımlarını görmekteyiz.

Verileri Makine Öğrenmesi Modeli İçin Hazırlama

Modelin girdi ve çıktı değişkenlerini ayırt edebilmesi için x(girdi değişkenlerini temsil eden) ve y(çıktı2 değişkenini temsil eden) olarak iki değişken tanımlıyor, hedef kolonlarımızı tanımladığımız değişkenlerin içine aktarıyoruz. Çıktı olarak 2 ayrı değişkenimiz var. Birini tercih ediyoruz ve diğer değişkeni (cikti1) modelden tamamen çıkarıyoruz.

```
# girdi(x) ve çıktı(y) kolonlarının birbirinden ayrilması,bütün öznitelikler modele dahil
x = veriler.iloc[:, 0:16]
y = veriler.iloc[:, 17:18]
print('\n', x.shape)
print('\n', y.shape, '\n')
```

Ayrıştırmanın shape'le sağlamasını yapıyoruz.

```
(11934, 16)
(11934, 1)
```

Gözlemleri test ve eğitim için ayırıyoruz.

```
# eğitim ve test verisinin ayrıştırılması
from sklearn.model_selection import train_test_split
x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, test_size =0.3, random_state=0)
```

Veri Dönüştürme

Verilerimizin hepsi sayısal ve sürekli değerlerden oluşuyor. Kategorik veri bulunmadığı için herhangi bir encoder kullanmıyoruz. Ama verilerimizi belli bir aralığa indirmek için normalizasyon yapıyoruz.

```
#normalize işlemi
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
minMaxScaler = MinMaxScaler()
minMaxScaler.fit(x)
x_norm = minMaxScaler.transform(x)
x_train_norm = minMaxScaler.transform(x_train)
x_test_norm = minMaxScaler.transform(x_test)
```

Modellemeye Geçiş

İlk aşamamızda bütün özniteliklerimizi modele dahil ederek bir tahmin sonucu elde etmeyi amaçlıyoruz.

Çoklu Regresyon Modeli (Multiple Linear Regression)

Bu model Sürekli verilerden oluşan, birden çok girdi değişkeni olan veri setlerinde kullanmaya elverişli bir modeldir.

```
# tüm özniteliklerle Modelleme işlemleri
# ilk model Linear Regresyon Modeli
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.metrics import mean_squared_error, r2_score
reg = LinearRegression()
reg.fit(x_train_norm, y_train)
```

Modeli oluşturduk. Test ve Eğitim verileri için tahmin ediyor performans değerlerini yazdırıyoruz.

```
# regreston test tahmin
y_reg_test_pred = reg.predict(x_test_norm)

# modelin test performans: scorlamas: r2
from sklearn.metrics import r2_score
reg_test_score = r2_score(y_test, y_reg_test_pred)
print("Regresyon modeli test performans: \nr2: ", reg_test_score)

# Regresyon modelinin eğitim verisini tahmini
y_reg_train_pred = reg.predict(x_train_norm)

# Regresyon modelinin eğitim performans: scorlamas: r2
reg_train_score = r2_score(y_train, y_reg_train_pred)
```

```
print("Regresyon modeli eğitim performansı \nr2: ", reg_train_score)
print("Regresyon modeli eğitim performansı \nr2: ", reg_train_score)
print('MSE eğitim : ', mean_squared_error(y_train, y_reg_train_pred))
print('MSE test : ', mean_squared_error(y_test, y_reg_test_pred))
```

```
Regresyon modeli test performansı
r2: 0.909316699061269
Regresyon modeli eğitim performansı
r2: 0.911603413143252
MSE eğitim : 4.9483738336445025e-06
MSE test : 5.1548622791063726e-06
```

Modelin başarısını gösteren r2 oranı oldukça yüksek. Eğitim ve test performansları arasında da pek bir fark yok. Burada Lineer Regresyon modelimizin başarılı tahminler yaptığını

söyleyebilmekteyiz.

Tahmin edilmiş ve gerçek verilerin bir kısmını yan yana getirdiğimizde tahminlerin yakınlığını görebiliyoruz.



Polinom Regression Modeli (Polynomial Regression)

Girdiler ve çıktı arasındaki ilişkinin doğrusal olmama ihtimalini göz önünde bulunduran modeldir. Polinom derecesine göre modelin karmaşıklığı da artar. Polinom derecesini çok yüksek tutmak modelin kural çıkarıp ezberlemesine ve yeni gözlemler karşısında başarısız olmasına neden olabilir.

```
# ikinci model Polinomal Regresyon modeli
from sklearn.preprocessing import PolynomialFeatures
from sklearn.metrics import mean_squared_error, r2_score
import numpy as np
poly= PolynomialFeatures(degree=2)
x_poly = poly.fit_transform(x_norm)
x_poly_train, x_poly_test, y_poly_train, y_poly_test = train_test_split(x_poly, y, test_size
=0.3, random_state=0)
linreg2 = LinearRegression().fit(x_poly_train, y_poly_train)
```

Modelimizi daha önce normalize etmiş olduğumuz verileri kullanarak oluşturduk. Eğitim ve test olarak ikiye ayırdık. Modelin test ve eğitim tahmin sonuçları ve performansına geçiyoruz.

```
Polinom Modelinin sabit (b) katsayısı: [0.98476873]
Polinom Modelinin R Kare Eğitim performansı: 0.9999492653878846
Polinom Modelinin R kare Test performansı: 0.9999487104941605
o olmayan öznitelik sayısı: 135
```

```
# y kolonu test ve eğitim için tahmin sonuçları
pred_y_poly_train = linreg2.predict(x_poly_train)
pred_y_poly_test = linreg2.predict(x_poly_test)
```

Test ve Eğitim gözlemlerini tahmin sonuçlarıyla birlikte görüntülüyoruz.

```
■ y poly test - DataFr ■ pred_y_poly_test - ■ y_poly_train - Data ■ pred_y_poly_train -
                                                          cikti2
                                                 Index
             cikti2
   Index
                                    0
                                                                                  0
                                                         0.984
                                               317
            0.989
  8784
                                                                             0.984072
                                0.988.
                          0
                                                                       0
                                               2453
                                                         0.987
            0.993
  5313
                                0.992...
                                                                             0.987031
                          1
                                                                       1
                                                         0.99
            0.995
                                               137
  5094
                                 0.994...
                                                                             0.990083
                          2
                                                                       2
                                               10535
                                                         0.975
            0.99
  3652
                                                                             0.974958
                                0.989..
                                                                       3
                          3
```

```
## Modelin hata oranlar:
print('MSE eğitim : ', mean_squared_error(y_poly_train, pred_y_poly_train))
print('MSE test : ', mean_squared_error(y_poly_test, pred_y_poly_test))
print('Eğitim performansı (R kare): ', r2_score(y_poly_train, pred_y_poly_train))
print('Test performansı (R kare): ', r2_score(y_poly_test, pred_y_poly_test))
```

```
MSE eğitim : 2.8400850754399835e-09

MSE test : 2.915535012828965e-09

Eğitim performansı (R kare): 0.9999492653878846

Test performansı (R kare): 0.9999487104941606
```

Performans ölçerimiz olan r2 bu modelde oldukça yüksek sonuç vermekte. Test ve eğitim verileri kıyaslandığında hata veya performans oranı olarak aralarındaki farkın yok denecek kadar az olması

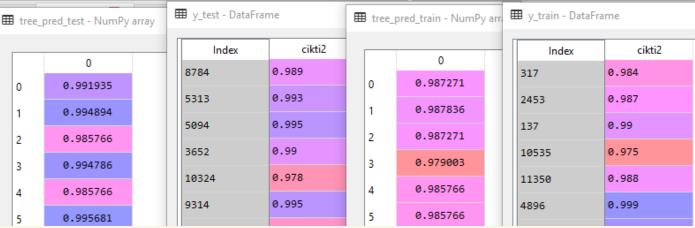
modelin daha önce karşılaştığı gözlemler kadar karşılaşmadığı gözlemler karşısında da oldukça başarılı olduğunu göstermekte.

Karar Ağaçları Regresyon Modeli (Decision Tree Regression)

Karar ağaçları modelleri her ne kadar sınıflandırma ve kategorik yapılı verilerde karşımıza çıksa da regresyon için de kullanılabilmektedir. Aşağıda modelimizi lineer regresyonda oluşturduğumuz test ve eğitim kümesiyle oluşturuyoruz.

```
# üçüncü model Regresyon Karar Ağaçları
from sklearn.tree import DecisionTreeRegressor
tree = DecisionTreeRegressor(max_leaf_nodes=20, random_state=0, max_depth=10)
tree.fit(x_train, y_train)
```

Modelimizin tahmin sonuçları ve performans sonuçlarını yazdırıyoruz.



```
#Performans scorlar:
print('Eğitim performansı (R kare): ', r2_score(y_train, tree_pred_train))
print('Test performansı (R kare): ', r2_score(y_test, tree_pred_test))
print('Eğitim hata oranı (MSE): ', mean_squared_error(y_train, tree_pred_train))
print('Test hata oranı (MSE): ', mean_squared_error(y_test, tree_pred_test))
```

```
Eğitim performansı (R kare): 0.665090790530434
Test performansı (R kare): 0.6464692363153517
Eğitim hata oranı (MSE): 1.874796332884944e-05
Test hata oranı (MSE): 2.009633945121765e-05
```

Eğitim, test gözlemlerinin performans sonuçlarının çıktısı yanda göründüğü gibidir. Başarı oranı düşüktür. Diğer modellere göre başarısız sayılır.

İlk Aşama Model Performansları Toplu Değerlendirme

Bütün öznitelikleri dahil edip herhangi bir iyileştirme yapmadığımız aşamada bütün modellerin performans değerlerini aşağıdaki tabloda toplu olarak görmekteyiz.

Model Adı	Öznitelik	Parametre	R2 Test Performansı	MSE Test Oranı	R2 Eğitim Performansı	MSE Eğitim Oranı
Çoklu Regresyon Modeli	Hepsi dahil	İşlem yapılmadı	0,90	5,15	0,91	4,9
Polinom Regresyon Modeli	Hepsi dahil	İşlem yapılmadı	0,99	2,91	0,99	2,84
Karar Ağaçları Regresyon Modeli	Hepsi dahil	İşlem yapılmadı	0,64	2,00	0,66	1,87

Tabloya göre Lineer regresyon ve Polinom regresyon modelleri başarı oranları Karar ağacı modeline göre oldukça yüksek. Ama hata oranları da göz önünde bulundurulduğunda en başarılı duran modelin Polinom regresyon olduğunu görmekteyiz. Ancak modelin başarısı çok yüksek. Test ve eğitim performansları arasında farklılık gözlenmese bile kolonların bu derece ilişkili olması modele yeni katılacak gözlemlerin tahminleri açısından tehlikeli olabilir.

Öznitelik Seçme ve Modelleri Tekrar Kurma

Bu aşama gereksiz görünen özniteliklerin modelden çıkarılmasını veya yeni öznitelikler eklenmesini içerir. Modelin ve veri setinin ihtiyacına göre öznitelik sayıları azaltılıp arttırılabilir.

Sklearn kütüphanesinin bir özelliği olan **feature selection**'ın 'en iyi öznitelikler' olan **selectkbest** özelliğini kullanıyoruz.

```
#Feature selection (Öznitelik seçme)
from sklearn.feature_selection import SelectKBest, f_regression
Seçilen özniteliklerin regresyon modelleri kuralınca seçilmesini sağlamak için f_regression özelliğini kullandık.
```

```
#normalize verileri kullanıyoruz.

test = SelectKBest(score_func=f_regression, k=10)

fit = test.fit(x_norm, y)

np.set_printoptions(precision=3)

cols = test.get_support(indices=True)

x_kbest = x_norm[:,cols]

print('\nözniteliklerin skorları: \n', fit.scores_[0:16], '\n Seçilen öznitelikler: \n',
 x_kbest[0:16])
```

Normalize edilmiş verileri kullanarak selectkbest modelimizi oluşturduk ve en iyi '10' özniteliği öğrettik.

```
özniteliklerin skorları:
[5.819e-25 5.941e-25 1.526e-03 3.766e-06 1.193e+00 1.301e-04 1.301e-04
1.768e+01 nan 3.391e+00 8.816e-02 nan 3.999e+00 1.660e+00
4.251e+00 3.583e+00]
```

Gh, Ggn, Ts, Hp, T2, P48, P2, Pexh, Tic, Mf öznitelikleri seçilmiştir.

Makine Öğrenme Modellerinin Yeni Özniteliklerle Tekrar Kurulması

Çoklu Regresyon Modeli

```
# Seçilen özniteliklerle 3 modelin sırayla tekrar kurulması
# Yeni özniteliklerden Test ve eğitim veri kümesi oluşturulması
x_traink, x_testk, y_traink, y_testk = train_test_split(x_kbest, y, test_size =0.3,
random_state=0)
```

Seçilen özniteliklerden test ve eğitim kümesini oluşturduk.

```
# Linear Regresyon
regk = LinearRegression()
regk.fit(x_traink, y_traink)
```

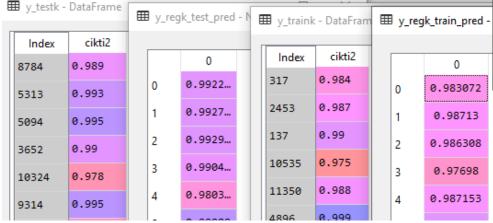
Regresyon modelini oluşturduk.

```
# regreston test tahmin
y_regk_test_pred = regk.predict(x_testk)

# modelin test performans: scorlamas: r2
regk_test_score = r2_score(y_testk, y_regk_test_pred)
print("Regresyon modeli test performans: \nr2: ", regk_test_score)

# Regresyon modelinin eğitim verisini tahmini
y_regk_train_pred = regk.predict(x_traink)

# Regresyon modelinin eğitim performans: scorlamas: r2
regk_train_score = r2_score(y_traink, y_regk_train_pred)
print("Regresyon modeli eğitim performans: \nr2: ", regk_train_score)
print('MSE eğitim: ', mean_squared_error(y_traink, y_regk_train_pred))
print('MSE test: ', mean_squared_error(y_testk, y_regk_test_pred))
```



Regresyon modeli test performansı r2: 0.818590162645436 Regresyon modeli eğitim performansı r2: 0.817664709944071 MSE eğitim : 1.0206991133321827e-05 MSE test : 1.031218226462313e-05

Öznitelik seçimi sonrası Regresyon modelimizin başarı oranının düştüğü görmekteyiz. Fakat hata oranında bir düşüş var bu da modelimizi aslında gelecek gözlemlere iyi hazırladığımız anlamına gelebilir.

Polinom Regresyon

```
# Polinomal Regresyon modeli
polyk= PolynomialFeatures(degree=2)
x_polyk = poly.fit_transform(x_kbest)
linreg3k = LinearRegression().fit(x_traink, y_traink)
```

Polinom regresyon modelimizi yeni öznitelikleri kullanarak oluşturduk.

```
#Polinom model katsayıları ve başarı scorları (yeni özniteliklerle)
print('polinom modelinin katsayıları (w): ', (linreg3k.coef_))
print('Polinom Modelinin sabit (b) katsayısı: ', (linreg3k.intercept_))
print('Polinom Modelinin R Kare Eğitim performansı: ', (linreg3k.score(x_traink, y_traink)))
print('Polinom Modelinin R kare Test performansı: ', (linreg3k.score(x_testk, y_testk)))
print('o olmayan öznitelik sayısı: ', np.sum(linreg3k.coef_ !=0))
```

```
yeni özniteliklerle

polinom modelinin katsayıları (w): [[ 0.578  0.032 -0.498 -0.18  0.122  0.882 -0.939  0.01  0.01 -0.044]]

Polinom Modelinin sabit (b) katsayısı: [0.994]

Polinom Modelinin R Kare Eğitim performansı: 0.817664709944071

Polinom Modelinin R kare Test performansı: 0.818590162645436  0 olmayan öznitelik sayısı: 10
```

Test ve eğitim kümesini tahmin ediyor, performans sonuçlarını görüntülüyoruz.

```
# y kolonu test ve eğitim için tahmin sonuçları

y_polyk_train_pred = linreg3k.predict(x_traink)

y_polyk_test_pred = linreg3k.predict(x_testk)

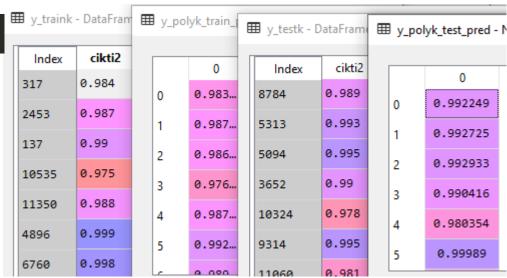
## Modelin hata oranları

print('MSE eğitim : ', mean_squared_error(y_traink, y_polyk_train_pred))

print('MSE test : ', mean_squared_error(y_testk, y_polyk_test_pred))
```

```
MSE eğitim : 1.0206991133321827e-05
MSE test : 1.031218226462313e-05
```

Polinom model'in öznitelik seçimi sonrası performansının düştüğünü görmekteyiz. Bu durum modelimizi başarısız yapmamaktadır.



Karar Ağaçları Regresyon Modeli

Öznitelikleri dahil ederek bu kez de karar ağacı regresyon modelimizi tekrar oluşturuyoruz.

```
# üçüncü model Regresyon Karar Ağaçları (yeni özniteliklerle)
from sklearn.tree import DecisionTreeRegressor
treek = DecisionTreeRegressor(max_leaf_nodes=20, random_state=0, max_depth=10)
treek.fit(x_traink, y_traink)

#tahmin sonuçları
y_treek_train_pred = treek.predict(x_traink)
y_treek_test_pred = treek.predict(x_testk)

#Performans scorları
print('\nkarar ağaçları yeni özniteliklerle:\n')
print('Eğitim performansı (R kare): ', r2_score(y_traink, y_treek_train_pred))
print('Test performansı (R kare): ', r2_score(y_traink, y_treek_train_pred))
print('Eğitim hata oranı (MSE): ', mean_squared_error(y_traink, y_treek_train_pred))
print('Test hata oranı (MSE): ', mean_squared_error(y_testk, y_treek_test_pred))
```

```
karar ağaçları yeni özniteliklerle:

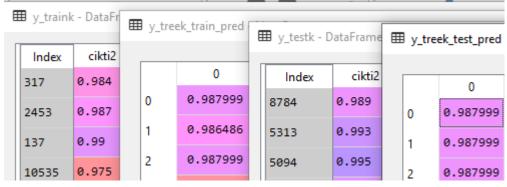
Eğitim performansı (R kare): 0.5125831377000285

Test performansı (R kare): 0.4908341666659465

Eğitim hata oranı (MSE): 2.728522597134827e-05

Test hata oranı (MSE): 2.8943363561906563e-05
```

Modelimiz, öznitelik seçiminden önceki haline göre daha başarısız. Hata oranı da önceki halinden daha fazla. Model eksik öğreniyor olabilir.



İkinci Aşama Öznitelik Seçimi Model Performansları Toplu Değerlendirme

En iyi 10 öznitelikle modellerimizi tekrar oluşturduktan sonra öznitelik seçiminin modellerimizdeki karşılığını toplu olarak aşağıdaki tabloda görmekteyiz.

Model Adı	Öznitelik	Parametre	R2 Test Performansı	MSE Test Oranı	R2 Eğitim Performansı	MSE Eğitim Oranı
Çoklu Regresyon Modeli	En iyi 10 öznitelik	İşlem yapılmadı	0,81	1,03	0,81	1,02
Polinom Regresyon Modeli	En iyi 10 öznitelik	İşlem yapılmadı	0,81	1,03	0,81	1,02
Karar Ağaçları Regresyon Modeli	En iyi 10 öznitelik	İşlem yapılmadı	0,49	2,89	0,51	2,72

Öznitelik seçme işlemi genel bir performans düşüklüğüne neden olurken **Çoklu regresyon** ve **polinom regresyonu** için hata oranlarında da düşüşe sebep olmuş görünüyor. Bu da ne kadar performansı düşüren bir işlem gibi görünse de birbiriyle çok ilişkili bazı kolonların çıkarılması, eklenecek yeni gözlemler için daha gerçekçi tahmin sonuçlarının hesaplanabileceğini göstermektedir.

Parametre Optimizasyonu

Uygulamış olduğumuz her üç model için modelin izin verdiği üç parametreyi seçerek optimizasyon işlemlerini yapıyoruz. Modellerimizi optimize edilmiş parametrelerle tekrar oluşturup sonuçları yorumluyoruz.

Çoklu Regresyon Modeli

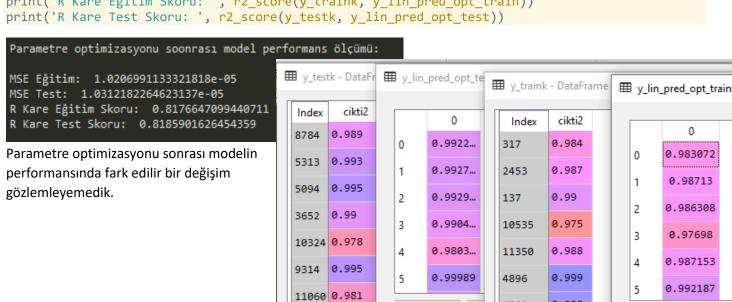
Regresyon modeli için **fit_intercept** parametresi modele bir kesme noktası veren parametredir. Parametre belirlenmediğinde otomatik 'true' olarak belirlenir. '**Normalize'** fit_intercept değeri 'false' olarak belirlenirse yok sayılır. 'true' olarak belirlenirse model normalize edecektir. '**copy_x'** varsayılanı 'true' isteğe bağlı belirtilen bir parametredir.

```
# Parametre optimizasyonu Linear model
parameters = {
     'fit_intercept':('True', 'False'),
     'normalize':('True', 'False'),
     'copy_X':('True', 'False')}

lin_grid_model= GridSearchCV(regk, parameters, cv=5 ,n_jobs=-1)
lin_grid_model.fit(x_traink, y_traink)
lin_best_para = lin_grid_model.best_params_
print('Doğrusal regresyon için en iyi parametreler: \n', lin_best_para)
```

```
Doğrusal regresyon için en iyi parametreler:
    {'copy_X': 'True', 'fit_intercept': 'True', 'normalize': 'True'}

# en iyi parametrelerle doğrusal model
y_lin_pred_opt_test = lin_grid_model.predict(x_testk)
y_lin_pred_opt_train = lin_grid_model.predict(x_traink)
print('\nParametre optimizasyonu soonrası model performans ölçümü: \n')
print('MSE Eğitim: ', mean_squared_error(y_traink, y_lin_pred_opt_train))
print('MSE Test: ', mean_squared_error(y_testk, y_lin_pred_opt_test))
print('R Kare Eğitim Skoru: ', r2_score(y_traink, y_lin_pred_opt_test))
print('R Kare Test Skoru: ', r2_score(y_testk, y_lin_pred_opt_test))
```



Polinom Regresyon Modeli

Polinom regresyon için kullandığımız tek parametre derecelendirme parametresidir. 1 ile 5. Derecen polinom modeller arasındaki en başarılı modeli bulmak için bir döngü kullanarak modeli her parametre değeri için oluşturuyor ve gözlemliyoruz.

```
# Polinom Regresyon modeli Parametre optimizasyonu
print('\nparametre optimizasyonu\n')
print('Polinom Modelinin parametreleri: \n', polyk._get_param_names())
import time
print('Polinom Dereceleri\n')
for a in range(1,5):
    tic=time.time()
    polinom_opt_pred = PolynomialFeatures(degree=a)
    x_poly_opt = polinom_opt_pred.fit_transform(x_kbest)
    x_train1, x_test1, y_train1, y_test1 = train_test_split(x_poly_opt, y, test_size =0.3,
random state=0)
    polimodelopt = LinearRegression()
    polimodelopt.fit(x_train1, y_train1)
    pred_poly_y_train1= polimodelopt.predict(x_train1)
    pred_poly_y_test1= polimodelopt.predict(x_test1)
    print('derece ', a, 'için :\n')
print('MSE Eğitim: ', mean_squared_error(y_train1, pred_poly_y_train1))
    print('MSE Test: ', mean_squared_error(y_test1, pred_poly_y_test1))
    print('R Kare Eğitim Skoru: ', r2_score(y_train1, pred_poly_y_train1))
    print('R Kare Test Skoru: ', r2_score(y_test1, pred_poly_y_test1))
    toc= time.time()
    print(toc-tic, 'saniye Geçti\n')
```

```
derece 1 için :

MSE Eğitim: 1.0206991133321828e-05

MSE Test: 1.0312182264623113e-05

R Kare Eğitim Skoru: 0.817664709944071

R Kare Test Skoru: 0.8185901626454364

0.03124070167541504 saniye Geçti
```

```
derece 3 için :

MSE Eğitim: 1.032431967206964e-09

MSE Test: 1.0931214924042156e-09

R Kare Eğitim Skoru: 0.999981556878051

R Kare Test Skoru: 0.9999807700264545

0.21869969367980957 saniye Geçti
```

```
2 için :

MSE Eğitim: 3.127649891702665e-08

MSE Test: 3.09165502741233e-08

R Kare Eğitim Skoru: 0.9994412839761022

R Kare Test Skoru: 0.9994561222626918

0.06248617172241211 saniye Geçti
```

```
derece 4 için :

MSE Eğitim: 1.214297830616575e-10

MSE Test: 3.4729515868913724e-10

R Kare Eğitim Skoru: 0.9999978308069022

R Kare Test Skoru: 0.9999938904533846

1.3573565483093262 saniye Geçti
```

Döngü sonrası performans değerlerini yukarıda görüyoruz. 2. 3. Ve 4. dereceden modellerin performans sonuçları aşırı farklı durmuyor. Modelin derecesi arttıkça ezberleme riski de artabileceğinden 1. dereceden olan model (Lineer regresyon) veya performansı 2. dereceyle aynı ama hata oranı daha düşük olan 3. dereceden polinom modeli seçilebilir.

Karar Ağacı Regresyon Modeli

Karar ağaçlarında kullanmayı seçtiğimiz üç parametre; **max_depth ,min_impurity_decrease** ve **min_samples_split'**dir.

```
# Regresyon Karar Ağaçları Parametre optimizasyonu
from sklearn.model selection import GridSearchCV
param_grid = {
        'max_depth': [5, 10, 15, 20, 25],
        'min_impurity_decrease': [0, 0.001, 0.005, 0.01],
        'min_samples_split': [10, 20, 30, 40, 50]}
grid_model= GridSearchCV(tree, param_grid, cv=5 ,n_jobs=-1)
grid_model.fit(x_traink, y_traink)
best_para= grid_model.best_params_
print('regresyon karar ağaçları için en iyi parametreler: \n', best_para)
# en iyi parametrelerle model
y_pred_test_opt= grid_model.predict(x_testk)
y_pred_train_opt= grid_model.predict(x_traink)
      '\nParametre optimizasyonu soonrası model performans ölçümü: \n')
print('MSE Eğitim: ', mean_squared_error(y_traink, y_pred_train_opt))
print('MSE Test: ', mean_squared_error(y_testk, y_pred_test_opt))
print('R Kare Eğitim Skoru: ', r2_score(y_traink, y_pred_train_opt))
print('R Kare Test Skoru: ', r2_score(y_testk, y_pred_test_opt))
regresyon karar ağaçları için en iyi parametreler:
 {'max_depth': 15, 'min_impurity_decrease': 0, 'min_samples_split': 10}
Parametre optimizasyonu soonrası model performans ölçümü:
                                                    best_para - Dictionary (3 elements)
                                                                                      Х
MSE Eğitim: 2.0839971918767545e-05
MSE Test: 2.257576375403627e-05
R Kare Eğitim Skoru: 0.627719640888015
                                                               Key
                                                                                Size
                                                                                          Value
                                                                           Type
R Kare Test Skoru: 0.6028517024156328
```

max_depth

min_impurity_decrease

min_samples_split

15

0

10

int

int

int

1

1

Öznitelik seçimi sonrası düşen performans, parametre optimizasyonu sonrası biraz daha iyileşti. Ama hala Karar ağacı modeli bu gözlemler için en uygun sonucu veren model olarak seçmeye uygun görünmüyor.

Genel Sonuç Performans Tablosu

Öznitelikleri Seçmeden Önceki Performans Değerleri

Model Adı	Öznitelik	Parametre	R2 Test Performansı	MSE Test Oranı	R2 Eğitim Performansı	MSE Eğitim Oranı
Çoklu Regresyon Modeli	Hepsi dahil	İşlem yapılmadı	0,90	5,15	0,91	4,9
Polinom Regresyon Modeli	Hepsi dahil	İşlem yapılmadı	0,99	2,91	0,99	2,84
Karar Ağaçları Regresyon Modeli	Hepsi dahil	İşlem yapılmadı	0,64	2,00	0,66	1,87

Öznitelik Seçiminden Sonraki Performans Değerleri

Model Adı	Öznitelik	Parametre	R2 Test Performansı	MSE Test Oranı	R2 Eğitim Performansı	MSE Eğitim Oranı
Çoklu Regresyon Modeli	En iyi 10 öznitelik	İşlem yapılmadı	0,81	1,03	0,81	1,02
Polinom Regresyon Modeli	En iyi 10 öznitelik	İşlem yapılmadı	0,81	1,03	0,81	1,02
Karar Ağaçları Regresyon Modeli	En iyi 10 öznitelik	İşlem yapılmadı	0,49	2,89	0,51	2,72

Parametre Optimizasyonundan Sonraki Performans Değerleri

Model Adı	Öznitelik	Parametre	R2 Test Performansı	MSE Test Oranı	R2 Eğitim Performansı	MSE Eğitim Oranı
Çoklu Regresyon Modeli	En iyi 10 öznitelik	fit_intercept Normalize Copy_x	0,81	1,03	0,81	1,02
Polinom Regresyon Modeli	En iyi 10 öznitelik	Degree(3'e göre)	0,99	1,09	0,99	1,03
Karar Ağaçları Regresyon Modeli	En iyi 10 öznitelik	max_depth min_impurity_decrease min_samples_split	0,60	2,57	0,62	2,08

Parametre optimizasyonu sonunda başarı oranı **0,99** olan **Polinom modeli** veya **0,81** olan **Regresyon modeli** seçilebilir. Ancak **polinom modelin** başarı oranının olağanüstü yüksekliği modelin ezberleme riskinin yüksek olduğunu ve yeni gözlemlerde performans düşüklüğüne sebep olabilecek gibi görünmektedir. Regresyon modelinin elimizdeki verilerde ve ileride yeni gözlemler geldiğinde en uygun ve gerçekçi sonuçları tahmin edeceğini düşünmekteyim.