Isim Soyisim: Shiraz Amadu Bello

Öğrenci Numarası: 200023474

Python'da Basit Doğrusal Regresyon (Sıfırdan)

Basit doğrusal gerileme, ortaokul veya liseden aşina olabileceğiniz bir kavramdır. Hiç bir eğim ve kesişme veya y = mx + b duyduysanız, basit doğrusal gerilemeyi zaten öğrendiniz!

Basit Doğrusal Regresyon Nedir? Basit doğrusal regresyon, iki değişken arasında bir ilişki bulmak ve tahminlerde bulunmak içinve istatistiksel bir yöntemdir. Kullanılan iki

değişken genellikle y ve xolarak gösterilir. Bağımsız değişken veya bağımlı değişkeni tahmin etmek için kullanılan değişken x olarak gösterilir. Bağımlı değişken veya sonuç/çıktı yolarak gösterilir. Basit bir doğrusal regresyon modelin en uygun regresyon çizgisi bir üretecektir. Bir veri saçılım grafiği aracılığıyla en uygun çizgiyi çizmeyi duymuş olabilirsiniz. Örneğin, yılların deneyiminin maaşları nasıl etkilediğini gösteren bir dağılım arsamız olduğunu varsayalım. Trendi tahmin etmek için bir çizgi çizdiğinizi hayal edin. Kullanacağımız basit doğrusal regresyon denklemi aşağıda yazılmıştır. Sabit, y kesişim noktasıdır (\$0) veya regresyon çizgisinin y ekseninde

başlayacağı yerdir. Beta katsayısı (β1) eğimdir ve bağımsız değişken ile bağımlı değişken arasındaki ilişkiyi açıklar. Katsayı pozitif veya negatif olabilir ve bağımsız değişkendeki her 1 birimlik değişim için bağımlı değişkendeki değişim derecesidir. Yi = B0 + B1.x

Örneğin, diyelim ki **y = 2 + 0.5x** regresyon denklemimiz var. Bağımsız değişkendeki her 1 birimlik artış için (x), bağımlı değişkende (y) 0,50 artış olacaktır.

c) Matplotlib = verileri çizmek için

Python Kullanarak Basit Doğrusal Regresyon

a)NumPy= matematik hesaplamalarına yardımcı olmak için b)Pandas = verileri depolamak ve işlemek için

Bu örnekte, Kaggle'dan maaş verilerini kullanıyor olacağız. Veriler iki sütun, yılların deneyimi ve ilgili maaşdan oluşur. Verilere buradanulaşabilirsiniz. İlk olarak, bu analiz için ihtiyaç duyacağımız Python paketlerini içe aktaracağız. İhtiyacımız olan tek şey

import numpy as np import pandas as pd import matplotlib.pyplot as plt

9.5 116969.0

9.6 112635.0

10.3 122391.0

10.5 121872.0

YearsExperience

data.describe() #Verinin İstatistik değerini yansıtmak

Salary

26

27

29

max

In [22]:

Out[22]:

```
In [18]:
```

Veri Okuma, ve ayırma

In [19]: data = pd.read csv('./DataSet/Salary Data.csv') x = data['YearsExperience'] y = data['Salary']

data.head() # Veriyi incelemek. Ilk 5 satırını göstermek

YearsExperience Salary

In [20]: Out[20]: 1.1 39343.0 0 1.3 46205.0

2 1.5 37731.0 3 2.0 43525.0 4 2.2 39891.0 In [21]: data.tail() #Verinin Son 5 satırını göstermek

Out[21]: YearsExperience Salary 9.0 105582.0

30.000000 30.000000 count 76003.000000 mean 5.313333 std 2.837888 27414.429785 1.100000 37731.000000 min 25% 3.200000 56720.750000 50% 4.700000 65237.000000 **75**% 7.700000 100544.750000

Regresyon Satırını Hesaplama Tüm günümüzü doğrusal regresyon çizgisinin eğimini ve kesişimini tahmin ederek geçirebilirken, neyse ki bu hesaplamaları hızlı bir şekilde yapmak için kullanabileceğimiz formüller var. Verilerin eğim **β1'ini** tahmin etmek için aşağıdaki formülü kullanacağız: In [23]: def linear regression(x, y): N = len(x)x mean = x.mean() #x'lerin Ortamasi y mean = y.mean() #Y'nin Ortalamasi

10.500000 122391.000000

$B1_{den} = ((x - x_{mean})**2).sum() #Payda'nin Formulu$ B1 = B1_num / B1_den # Verilen Eğimin Formulu B0 = y mean - (B1*x mean) # Kesişim Noktası

Pearson'ın korelasyon katsayısının formülü aşağıdadır:

#Formulun Payi ve paydasi hesaplamak

B0, B1, reg_line = linear_regression(x, y)

Regression Line: $y = 25792.20019866869 + 9449.962\beta$

plt.scatter(x, y, s=300, linewidths=1, edgecolor='black')

<matplotlib.collections.PathCollection at 0x1e863f34f70>

round(y.mean(), 2),

print('Regression Line: ', reg line)

print('Correlation Coef.: ', R) print('"Goodness of Fit": ', R**2)

text = '''X Mean: {} Years

Y Mean: \${}

R: {} R^2: {}

Out[26]:

In [27]:

In [28]:

num = (N * (x*y).sum()) - (x.sum() * y.sum())

R = num / den #Korelasyon Katsayiyi Hesaplama

 $N \sum XY - (\sum X \sum Y)$ $\sqrt{\left[N\sum x^2-(\sum x)^2\right]\left\lceil N\sum y^2-(\sum y)^2\right\rceil}$

Korelasyon Katsayinin Kodu

def corr coef(x, y): N = len(x)

return R

R = corr coef(x, y)

In [24]:

In [25]:

 $B1_num = ((x - x_mean) * (y - y_mean)).sum() #Pay'in Formulu$

reg line = 'y = {} + {} β '.format(B0, round(B1, 3))

return (B0, B1, reg line) Regresyon Çizgisinin Ne Kadar İyi Uyduğunu Hesaplama Regresyon hattımızın verilere ne kadar iyi uyduğunu belirlemek için, genellikle yalnızca R olarak adlandırılan korelasyon katsayısını ve R² (R kare) olarak bilinen belirleme katsayısını hesaplamak istiyoruz. Belirleme Katsayısı (R²) — 0 ile 1 arasındaki değerlerle bağımsız değişken (x) ile açıklanan varyans yüzdesi. Kare bir değer olduğundan negatif olamaz. Örneğin, R² = 0,81 ise, bu size x'in y'deki farkın % 81'ini açıkladığını söyler. "Fitin iyiliği" olarak da bilinir.

Korelasyon Katsayısı (R)— İki değişken arasındaki ilişki veya korelasyon derecesi (bu durumdax ve y). R, 1'e eşit değerlerle -1 ile 1 arasında

değişebilir, yani mükemmel pozitif korelasyon ve -1'e eşit değerler mükemmel bir negatif korelasyon anlamına gelir.

den = np.sqrt((N * (x**2).sum() - x.sum()**2) * (N * (y**2).sum() - y.sum()**2))

Bu formülü Python koduna dönüştürmemiz gerekecek. Pearson'ın korelasyon katsayısını hesapladığımızda, belirleme katsayısını elde etmek için kare oluşturabiliriz. Gözlem sayısını (verilerdeki satırlar) **N** değişkeninde tekrar depolamamız gerekecek. Daha sonra, formülü iki bölüme ayıracağız: pay ve payda. Daha sonra korelasyon katsayısını geri verebiliriz.

Bu işlevleri verilerimize uygulayarak, sonuçları yazdırabiliriz:

Correlation Coef.: 0.97824161848876 "Goodness of Fit": 0.9569566641435087

Linear Regresyonu, R ve R² Fonksiyonlarını uygulamak

Regresyon Çizgisini Çizme Bu bölüm tamamen isteğe bağlıdır ve sadece eğlence içindir. Matplotlib'i kullanarak, elde ettiğimiz regresyon çizgisini artık verilerimizle çizebiliriz. In [26]: plt.figure(figsize=(12,5))

round(R, 4), round(R**2, 4), round (B0, 3), round(B1, 3))

plt.title('How Experience Affects Salary')

#Maaşı Tahmin eden Fonksiyonu def predict(B0, B1, new_x): $y = B0 + B1 * new_x$

def determine your salary(years of experience):

 $y = \{\} + \{\}X'''.format(round(x.mean(), 2),$

plt.xlabel('Years of Experience', fontsize=15) plt.ylabel('Salary', fontsize=15) $plt.plot(x, B0 + B1*x, c = 'r', linewidth=5, alpha=.5, solid_capstyle='round')$ plt.scatter(x=x.mean(), y=y.mean(), marker='*', s=10**2.5, c='r') # average point

How Experience Affects Salary

plt.text(x=1, y=100000, s=text, fontsize=12, bbox={'facecolor': 'grey', 'alpha': 0.2, 'pad': 10})

X Mean: 5.31 Years 120000 Y Mean: \$76003.0 R: 0.9782 R^2: 0.957 y = 25792.2 + 9449.962X100000 60000 40000 Years of Experience Çıkan denkleme göre yeni tecrube yıllara bağlı olarak Maaşı Tahmin Etmek Artık regresyon çizgisi hesaplamalarımızı, karşılaştığımız yeni verilerle tahminlerde bulunmak için kullanabiliriz

return y

'''{0} yillın tecrubelisi olduğun için {1} maaş alırsın"

Bazı Maaşları Hesaplanması In [29]:

'''.format(years of experience, round(predict(B0,B1,years of experience),3))

```
#20 yııılık tecrubesinin maaşı
         determine your salary(20)
        20 yillın tecrubelisi olduğun için 214791.447 maaş alırsın"
In [30]:
         #15 yııılık tecrubesinin maaşı
```

determine_your_salary(15) 15 yillın tecrubelisi olduğun için 167541.635 maaş alırsın"

In [31]: #1 yııılık tecrubesinin maaşı determine your salary(1) 1 yillın tecrubelisi olduğun için 35242.163 maaş alırsın"

In [32]: #0 yııılık tecrubesinin maaşı determine your salary(0) O yillın tecrubelisi olduğun için 25792.2 maaş alırsın"