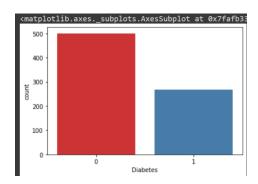
Öncelikle 'Diabetes' sütununu inceledim.

Ham verimizde 268 adet Pozitif, 500 adet Negatif değer bulunuyor.



```
# diabetes sütunu incelemesi
class_counts = df["Diabetes"].value_counts()
class_ratio = class_counts[1] / class_counts[0]
print(class_ratio)

0.536

class_counts[1]

268

class_counts[0]

500
```

Daha sonra veri ön işleme adımına, eksik değerlerle ilgilenmeye geçtim.

"Pregnancies", "Diabetes" sütunlarını hariç tutarak diğer sütunlardaki 0 değerlerini NaN tipine çevirdim.

Bu işlemden sonra eksik verilerin kaç adet olduğunu hesapladığımda şu sonucu aldım:



Pregnancies 0.000000
Glucose 0.651042
BP 4.557292
SkinThickness 29.557292
Insulin 48.697917
BMI 1.432292
PedigreeFunc 0.000000
Age 0.000000
Diabetes 0.000000
dtype: float64

Tuple silme veya hangi yöntemle doldurma yapacağım gibi konularda fikir vermesi açısından, eksik verileri ondalık şekilde göstererek her özniteliğin %kaç verisi eksik olduğunu hesapladım

SkinThickness

PedigreeFunc

Insulin BMI

Diabetes dtype: int64

Glucose, BP, BMI, SkinThickness ve Insulin sütunlarındaki eksik değerleri doldurdum.Glucose ve BP için NaN değerleri ortalama yöntemiyle; BMI, SkinThickness ve Insulin için median yöntemiyle değiştirdim.

```
df['Glucose'] = df['Glucose'].replace(np.nan, df['Glucose'].mean())

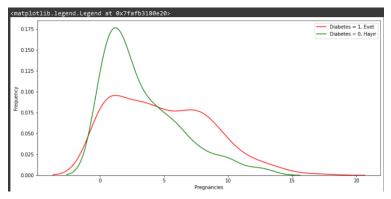
df['BP'] = df['BP'].replace(np.nan, df['BP'].mean())

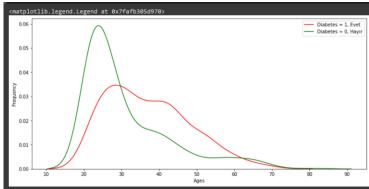
df['BMI'] = df['BMI'].replace(np.nan, df['BMI'].median())

df['SkinThickness'] = df['SkinThickness'].replace(np.nan, df['SkinThickness'].median())

df['Insulin'] = df['Insulin'].replace(np.nan, df['Insulin'].median())
```

Solda bağımsız değişken Pregnancies'in, sağda Age'in Diabets sonuç değişkenine etkisini plot çizdirerek görselleştirdim.





count	mean	std	min	25%	50%	75%	max
768.0	3.845052	3.369578	0.000	1.00000	3.000000	6.00000	17.00
768.0	121.686763	30.435949	44.000	99.75000	117.000000	140.25000	199.00
768.0	72.405184	12.096346	24.000	64.00000	72.202592	80.00000	122.00
768.0	29.108073	8.791221	7.000	25.00000	29.000000	32.00000	99.00
768.0	140.671875	86.383060	14.000	121.50000	125.000000	127.25000	846.00
768.0	32.455208	6.875177	18.200	27.50000	32.300000	36.60000	67.10
768.0	0.471876	0.331329	0.078	0.24375	0.372500	0.62625	2.42
768.0	33.240885	11.760232	21.000	24.00000	29.000000	41.00000	81.00
768.0	0.348958	0.476951	0.000	0.00000	0.000000	1.00000	1.00
	768.0 768.0 768.0 768.0 768.0 768.0 768.0	768.0 3.845052 768.0 121.686763 768.0 72.405184 768.0 29.108073 768.0 140.671875 768.0 32.455208 768.0 0.471876 768.0 33.240885	768.0 3.845052 3.369578 768.0 121.686763 30.435949 768.0 72.405184 12.096346 768.0 29.108073 8.791221 768.0 140.671875 86.383060 768.0 32.455208 6.875177 768.0 0.471876 0.331329 768.0 33.240885 11.760232	768.0 3.845052 3.369578 0.000 768.0 121.686763 30.435949 44.000 768.0 72.405184 12.096346 24.000 768.0 29.108073 8.791221 7.000 768.0 140.671875 86.383060 14.000 768.0 32.455208 6.875177 18.200 768.0 0.471876 0.331329 0.078 768.0 33.240885 11.760232 21.000	768.0 3.845052 3.369578 0.000 1.00000 768.0 121.686763 30.435949 44.000 99.75000 768.0 72.405184 12.096346 24.000 64.00000 768.0 29.108073 8.791221 7.000 25.00000 768.0 140.671875 86.383060 14.000 121.50000 768.0 32.455208 6.875177 18.200 27.50000 768.0 0.471876 0.331329 0.078 0.24375 768.0 33.240885 11.760232 21.000 24.00000	768.0 3.845052 3.369578 0.000 1.00000 3.000000 768.0 121.686763 30.435949 44.000 99.75000 117.000000 768.0 72.405184 12.096346 24.000 64.00000 72.202592 768.0 29.108073 8.791221 7.000 25.00000 29.000000 768.0 140.671875 86.383060 14.000 121.50000 125.000000 768.0 32.455208 6.875177 18.200 27.50000 32.300000 768.0 0.471876 0.331329 0.078 0.24375 0.372500 768.0 33.240885 11.760232 21.000 24.00000 29.000000	768.0 3.845052 3.369578 0.000 1.00000 3.000000 6.00000 768.0 121.686763 30.435949 44.000 99.75000 117.000000 140.25000 768.0 72.405184 12.096346 24.000 64.00000 72.202592 80.00000 768.0 29.108073 8.791221 7.000 25.00000 29.000000 32.00000 768.0 140.671875 86.383060 14.000 121.50000 125.00000 127.25000 768.0 32.455208 6.875177 18.200 27.50000 32.300000 36.60000 768.0 0.471876 0.331329 0.078 0.24375 0.372500 0.62625 768.0 33.240885 11.760232 21.000 24.00000 29.000000 41.00000

Veri setini incelediğimde bir özniteliğin ortalaması 0.3 iken bir diğerinin 140 olduğunu görüp normalizasyon yapmayı tercih ettim. Bunun için Min Max yöntemini kullandım.

```
# Normalizasyon : Min-Max
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
sc = MinMaxScaler(feature_range = (0, 1))
df_normalizasyon = sc.fit_transform(df)
df_normalizasyon = pd.DataFrame(df_normalizasyon)
```

Ve ön işleme adımını burada sonlandırıp

sınıflandırmaya geçtim.

Sınıflandırma için yaptığım ek araştırmalar ışığında seçenekler arasından veri setime en uygun olduğunu öngördüğüm Bayes ve Random Forests sınıflandırma algoritmalarını tercih ettim.

Bağımlı değişkenler; Pregnancies ve Age' i dikkate alarak veri setimi böldüm. Test seti büyüklüğünü %30 belirledim.

```
# öznitelik seçimi - [Pregnancies, Age]

X = df_normalizasyon.iloc[:, [0, 7]].values

Y = df_normalizasyon.iloc[:, 8].values

# test train x y ayırma test kümesi boyutu %30

from sklearn.model_selection import train_test_split

X_train, X_test, Y_train, Y_test = train_test_split(X, Y, test_size = 0.30, random_state = 42, stratify = df['Diabetes'])
```

Tüm bu işlemler sonucunda sınıflandırma performansları aşağıdaki gibi oldu.

```
Random Forest Siniflama Performansi:
Accuracy - 61.904761904761905
Precision - 44.776119402985074
Recall - 37.03703703704
```

Bayes Sınıflama Performansı: Accuracy - 67.09956709956711 Precision - 55.10204081632652 Recall - 33.3333333333333