

XGBoost Nedir?



Extreme Gradient Boosting (XGBoost) modelinin nasıl çalıştığını anlamamız için önce kolektif öğrenme yöntemleri nelerdir onları hatırlayıp, daha sonra ise XGBoost yöntemini bu yöntemlerden yola çıkarak konu hakkında sağlam bir kavrayış inşa etmeye çalışacağız.

Kolektif Öğrenme Yöntemleri:

- karar ağaçları,
- bagging,
- random forest,
- stacking,
- boosting,
- gradient boosting

Karar Ağaçları



Temel fikir, giriş verisinin bir kümeleme algoritması yardımıyla tekrar tekrar gruplara bölünmesine dayanır. Grubun tüm elemanları aynı sınıf etiketine sahip olana kadar kümeleme işlemi derinlemesine devam eder. Karar ağaçları verileri alt kümelemek için en iyi ayrımı bulmaya çalışır ve genellikle sınıflandırma ve regresyon ağacı algoritması ile eğitilirler.

Karar ağaçları, muhtemelen bulabileceğiniz en kolay yorumlanabilir makine öğrenmesi algoritmasıdır. Doğru tekniklerle kullanıldığı zaman çok güçlü bir algoritma haline dönüşebilir.

Bagging



Bagging, modelimizde yüksek varyansı düşürmeye yarar. Verisetimizin her seferinde farklı bir altkümesini alarak onu eğitir ve en son tahlilde tüm baz modellerin çıktılarının ortalamasını alarak (sınıflandırma yapılıyorsa tüm baz modeller arasında her birini eşit ağırlıkta kabul ettiği bir oylama yaparak) bir kolektif öğrenme modeli oluşturur. Baz modelleri oluştururken verisetimizin (paralel şekilde) farklı altkümelerini seçerek yola çıkarız.

Boosting



Boosting, yönteminde ise yine veri setimizin bir alt kümesini alırız. Yine o alt kümenin üzerinde bir model kurarız. Fakat bundan sonra kuracağımız başka bir baz model (weak learner) ilkinden bağımsız değil, aksine ilk modeli geliştirmek üzere çalışır.

Bagging kulanılırken her bir baz model sonuca eşit etki ederken, boosting ilk etapta hatalı tahmin edilen verilere daha fazla ağırlık vererek bir sonraki baz modelin bu hataları düzeltmesini amaçlar.

Stacking



Stacking ise yukarıdaki diğer iki kolektif öğrenme modelinin aksine verisetinin altkümesinin değil verisetinin tamamı üzerinde kurulmuş farklı modelleri birleştirir. Boosting yönteminde baz modeller -dizi halinde- kendinden önce gelen baz modelleri geliştirmeye uğraşırken, stacking yönteminde her bir baz model kendi içinde en iyi sonuca ulaşmaya çalışır.

Gradient Boosting



Gradient Boosting, ensemble (toplu) bir yöntemdir, yani birkaç modelden gelen tahminleri tek modelde birleştirmenin bir yoludur. Bu işlemi, her bir tahminleyiciyi sırayla alarak ve bir öncekinin hatasına göre modelleyerek (daha iyi performans gösteren tahminleyicilere daha fazla ağırlık vererek) yapar:

- Orijinal verileri kullanarak ilk modelini kurar.
- Daha sonra ilk modelin kalıntılarıyla ikinci bir model kurar.
- Model 1 ve 2'nin toplamını kullanarak üçüncü bir model kurar.

Gradient boosting, bir gradient descent algoritması kullanarak kayıp işlevini minimize eder.



Neden Bu Kadar İyi Sonuç Veriyor?



Sistem Optimizasyonu:

Paralelleştirme(Parallelization)

Paralelleşme her ağacın inşası sırasında çok düşük bir seviyede gerçekleşir. Ağacın her bir bağımsız dalı ayrı ayrı eğitilir. Hiper parametre ayarı, ağaç başına birçok dal ve model başına birçok ağaç ve hiper parametre değeri başına birkaç model ve test edilecek birçok hiper parametre değeri gerektirir.

Ağaç Budama (Tree Pruning)

Bu noktada Gradient Boost algoritmasıyla bir karşılaştırma yapalım. GBM, bölünmede negatif bir kayıpla karşılaştığında bir düğümü bölmeyi durdurur. Bu yüzden açgözlü bir algoritmadır. Diğer taraftan XGBoost, belirtilen max_depth parametresine kadar bölmeler yapar ve ağacı geriye doğru budamaya başlar. Ardından pozitif kazanım olmayan bölmeleri kaldırır.

Donanım Optimizasyonu

Gradyan istatistiklerini depolamak için her iş parçacığına dahili tamponlar tahsis ederek önbellek farkındalığı sağlayarak gerçekleşir. Belleğe sığmayan büyük veri çerçevelerini işlerken kullanılabilir disk alanını optimize eder.

Neden Bu Kadar İyi Sonuç Veriyor?



Algoritmik Kazanımlar:

• Düzenleme(Regularization)

Bu algoritmanın baskın bir faktörü olarak kabul edilir. Düzenleme, modelin aşırı uyumluluğundan kurtulmak için kullanılan bir tekniktir.

• Çapraz Doğrulama(Cross Validation):

Normalde fonksiyonu Scikit-learn'den içe aktararak çapraz doğrulamaya alışmışızdır, ancak XGBoost içerisine monte edilen çapraz doğrulama fonksiyonu ile otomatik olarak cross validation yapmaktadır.

Eksik Değer(Missing Value)

Eksik değerleri kaldırabilecek şekilde tasarlanmıştır. Eksik değerlerdeki eğilimleri bulur ve yakalar.

• Esneklik(Flexibility):

Modelin performansını değerlendirmek için kullanılan işlevdir ve ayrıca kullanıcı tanımlı doğrulama ölçütlerini işleyebilir.

özelliklerinden dolayı diğer algoritmalara nazaran daha iyi sonuçlar vermektedir.

XGBoost'un Hiperparametreleri



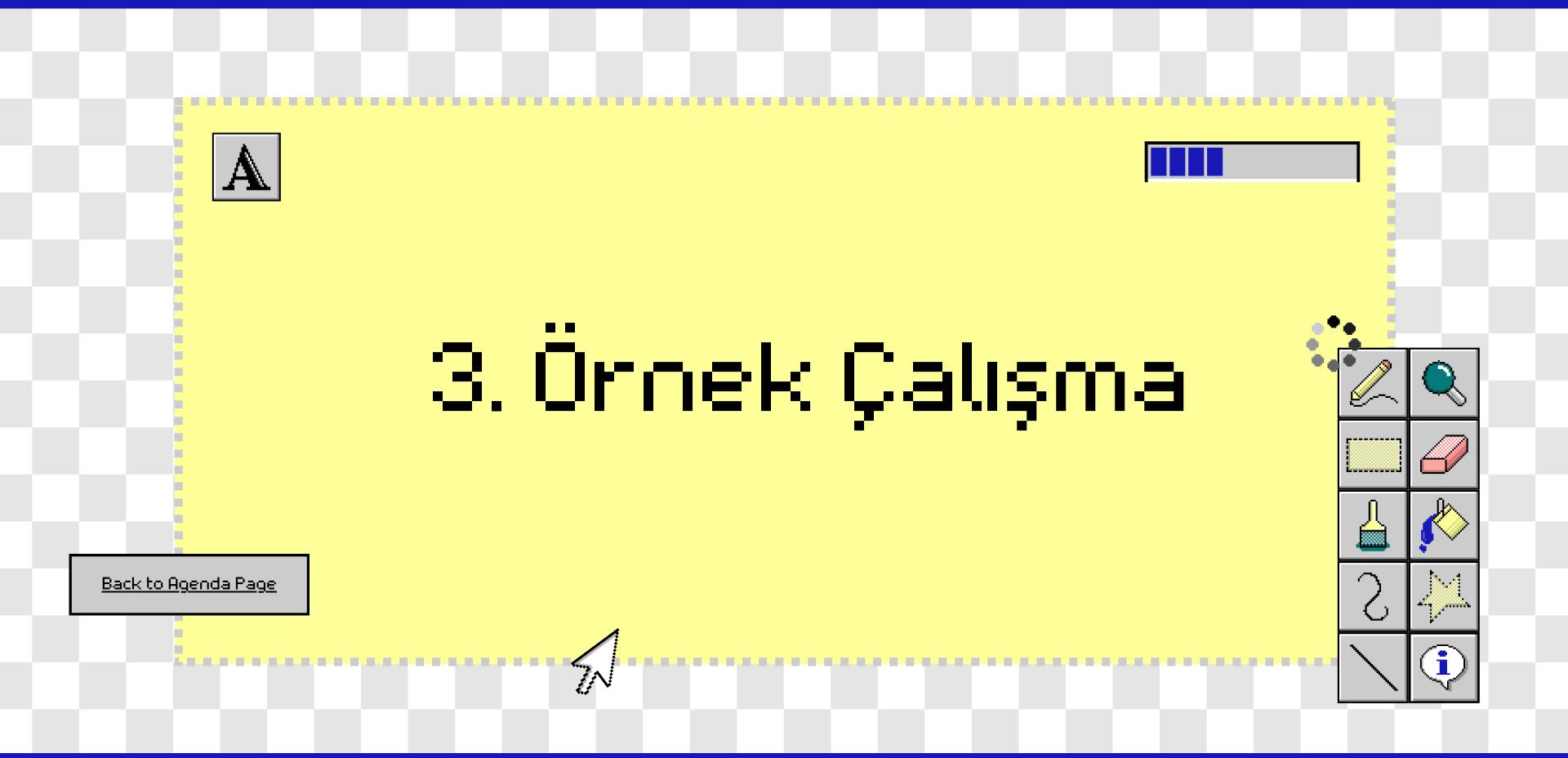
n_estimators: Kullandığımız ağaç sayısını temsil eder. Büyük veri setlerinde 100 küçük-orta ölçekte veri setlerinde 1000 tercih edilebilir.

subsample: Verisetindeki örneklerin(sample,observation) her bir karar ağacında hangi yüzde ile kullanılacağını tayin eder. Uygun bir yüzde verideki rastgeleliği (randomness) artırıp varyansı düşürmeye yardımcı olabilir.

gamma: Öğrenme hızı gibi aşırı öğrenmeyi önleyici bir diğer faktör. Değeri verilere göre değişmektedir. Gamma değeri ne kadar yüksekse tutuculuk o kadar yüksek olacaktır. Grid Search ile bu parametreyi incelemekte fayda var.

max_depth: Bir ağacın maksimum derinliği. Bu değeri artırırsanız modelinizi daha karmaşık hale getirirsiniz ve aşırı öğrenmenin önünü açarsınız. Belirli sabit bir değeri yoktur. Verilerin boyutuna göre belirlenmelidir. Cross Validation kullanarak ayarlamalar yapabilirsiniz.

learning_rate: En düşük loss function'ı elde etmek için gradient değerimizi adım adım düşürürken yararlandığımız, attığımız her bir adımı uygun şekilde ölçeklendirmeye yarayan hiperparametre. Genellikle 0.1 ile 0.01 arasında değerler kullanılır.



Uygulama Adımları



- 1- Veri setini düzenleme ve ön işleme yapımı: Bu adım, veri setini ikiye bölmeyi (eğitim ve test verileri için), verileri normalleştirmeyi veya standartlaştırmayı, veri özelliklerini önceden seçmeyi ve düzenlemeyi gibi işlemleri içerir.
- 2- XGBoost modelini oluşturup hiperparametrelerini ayarlama: Bu adım, modelin öğrenme oranını, ağacın derinliğini gibi özellikleri içerir.
- 3- Modeli eğitme: Verisetini kullanarak modelin öğrenme sürecini başlatır. XGBoost, veri setinden öğrenir ve bir dizi zayıf model oluşturur. Her zayıf model, önceki modellerin tahminlerini düzeltir ve yeni bir model oluşturur. Bu işlem, belirli bir döngü sayısı kadar (örneğin, n_estimators parametresi tarafından belirtilen sayı kadar) tekrarlanır.
- 4- Model değerlendirme: Eğitim süreci tamamlandıktan sonra, modeli değerlendirebilir ve tahminlerini test verisiyle karşılaştırabilirsiniz. Bu, modelin performansını ölçmenizi ve gerektiğinde hiperparametreleri ayarlamanızı sağlar.

Veriseti



Verisetimiz 120,000'den fazla havayolu yolcusundan alınan müşteri memnuniyeti puanları üzerinedir. Her bir yolcu için uçuşları ve seyahat türü hakkındaki bilgilerin yanı sıra temizlik, konfor, hizmet ve genel deneyim gibi farklı faktörler müşteri memnuniyetini etkilemektedir.

Müşteri memnuniyetini, kategorileştirmek için her bir değer ortalaması üzerinden yola çıkılarak kategorikleştirilmiştir.



Veriseti



Yanda verisetine ait değişkenlerin sütun isimlerini, verisetinin satır ve sütun sayılarını görmekteyiz.

Bunun yanı sıra verisetinde boş değer olup olmadığını kontrol ettik ve boş değer varsa hangi değişkende olduğunu tespit ettik.

Gördüğünüz gibi "Arrival Delay" değişkeninde 393 adet boş değerimiz vardır.

```
-- Dataset Columns --
['Gender', 'Age', 'Customer Type', 'Type of Travel', 'Class', 'Flight Distance', 'Departure Delay', 'Arrival Delay', 'Departure
and Arrival Time Convenience', 'Ease of Online Booking', 'Check-in Service', 'Online Boarding', 'Gate Location', 'On-board Serv
ice', 'Seat Comfort', 'Leg Room Service', 'Cleanliness', 'Food and Drink', 'In-flight Service', 'In-flight Wifi Service', 'In-f
light Entertainment', 'Baggage Handling', 'Satisfaction']
-- Dataset Shape--
(129880, 23)
-- Is There Any NaN Values? --
-- NaN Values --
Gender
Age
Customer Type
Type of Travel
Flight Distance
Departure Delay
Arrival Delay
Departure and Arrival Time Convenience
Ease of Online Booking
Check-in Service
Online Boarding
Gate Location
On-board Service
Seat Comfort
Leg Room Service
Cleanliness
Food and Drink
In-flight Service
In-flight Wifi Service
In-flight Entertainment
Baggage Handling
Satisfaction
dtype: int64
```

Veriseti



Yanda verisetimizin nümerik değişkenlerine ait betimleyici istatistik değerlerini ve bazı değişkenlerle ilgili ilk 5 satırın değerlerini görmekteyiz.

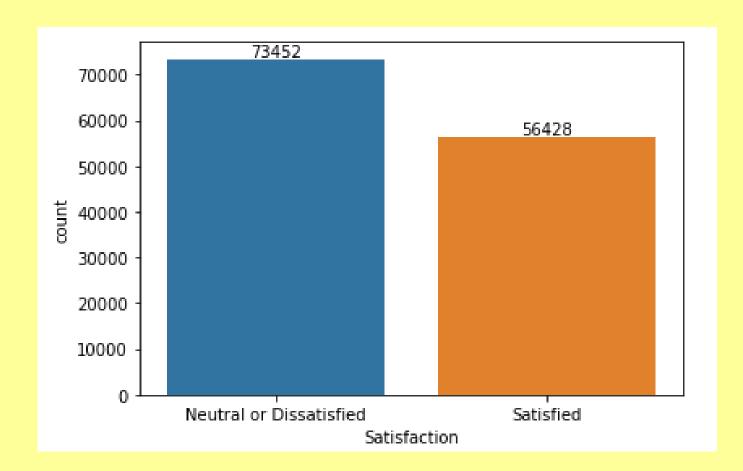
Da	ataset	Fir	st 5 Obse	rvation												
G	ender	Age	Customer Type	Type of Travel	Class	Flight Distance	Departure Delay	Arrival Delay	Departure and Arrival Time Convenience	Ease of Online Booking	 On- board Service	Seat Comfort	Leg Room Service	Cleanliness	Food and Drink	In- flight Service
0	Male	48	First-time	Business	Business	821	2	5.0	3	3	 3	5	2	5	5	5
1 F	emale	35	Returning	Business	Business	821	26	39.0	2	2	 5	4	5	5	3	5
2	Male	41	Returning	Business	Business	853	0	0.0	4	4	 3	5	3	5	5	3
3	Male	50	Returning	Business	Business	1905	0	0.0	2	2	 5	5	5	4	4	5
4 F	emale	49	Returning	Business	Business	3470	0	1.0	3	3	 3	4	4	5	4	3

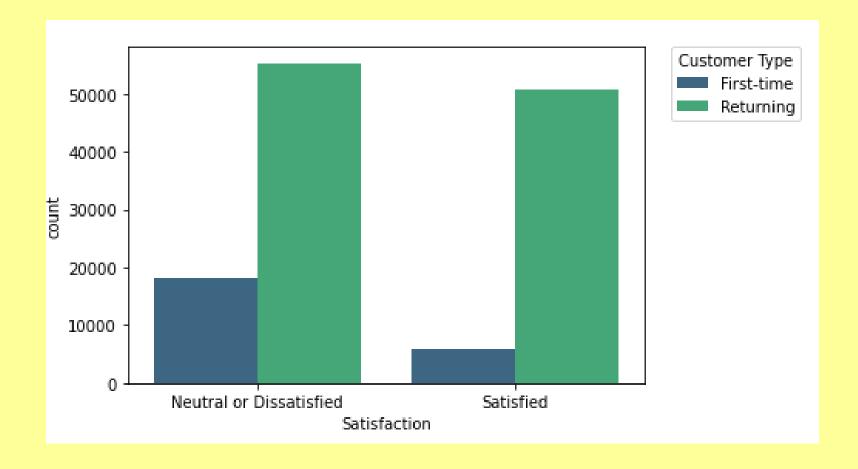
aset Describe				
_	_		_	\
85.000000	4983.000000	1592.000000	1584.000000	
Departure and An	nival Time Conve	nionco Essa of	Online Booking	\
beparture and Ar			_	`
Check-in Service	Online Boardin	g Gate Location	On-board Servi	ice \
129880.000000	129880.00000	0 129880.000000	129880.0000	900
3.306267	3.25263	3 2.976925	3.3836	323
1.266185	1.35071	9 1.278520	1.2876	999
0.000000	0.00000	0.000000	0.0000	900
3.000000	2.00000	0 2.000000	2.0000	900
3.000000	3.00000	0 3.000000	4.0000	900
4.000000	4.00000	0 4.000000	4.0000	900
5.000000	5.00000	0 5.000000	5.0000	900
		-1		
	_			\
4.000000	4.000000	3.000000	3.000000	
	4 000000	4 000000	4 000000	
5.000000 5.000000	4.000000 5.000000	4.000000 5.000000	4.000000 5.000000	
	Age F 129880.000000 39.427957 15.119360 7.000000 27.000000 40.000000 51.000000 85.000000 Departure and Ar Check-in Service 129880.000000 3.306267 1.266185 0.000000 3.000000 4.000000 5.0000000	Age Flight Distance 129880.000000 129880.000000 39.427957 1190.316392 15.119360 997.452477 7.000000 31.000000 27.000000 414.000000 40.000000 1744.000000 85.000000 4983.000000 Departure and Arrival Time Conversion 129880. 3. 4. 5. Check-in Service Online Boardin 129880.00000 3.306267 3.25263 1.266185 1.35071 0.000000 3.000000 3.000000 0.000000 3.000000 0.000000 3.000000 0.000000 5.000000 0.000000 5.000000 0.000000 5.000000 0.000000 5.000000 0.0000000000	Age Flight Distance Departure Delay 129880.000000 129880.000000 129880.000000 129880.000000 39.427957 1190.316392 14.713713 15.119360 997.452477 38.071126 7.000000 31.000000 0.0000000 27.000000 414.000000 0.000000 0.0000000 40.000000 1744.000000 12.0000000 51.000000 4983.000000 1592.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000	Age

Görselleştirme



Veri görselleştirme kısmında bağımlı değişkenimize (müşteri memnuniyeti, satisfaction) ait birkaç grafik çizdirdik. Aşağıda memnun olup olmama ve bu memnuniyetin ilk uçuşta olup olmadığını gösteren grafikler bulunmaktadır.



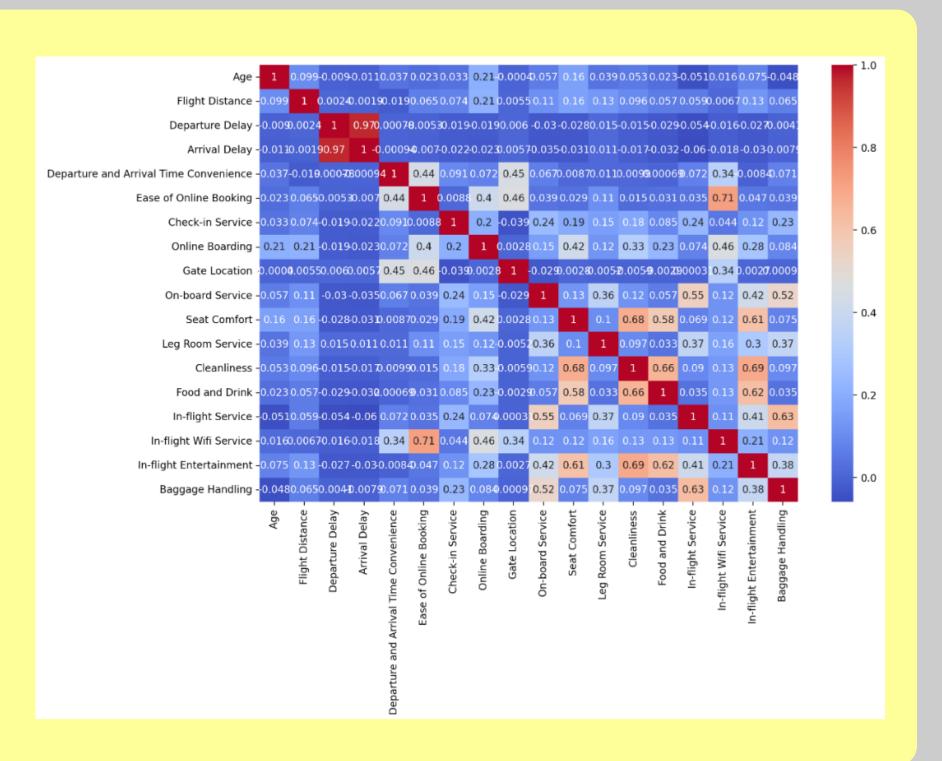


Görselleştirme



Bu grafikte ise değişkenler arası korelasyon değerlerini görmekteyiz.

En yüksek korelasyon değeri,"Arrival Delay" ve "Departure Delay" arasındadır. Korelasyon değeri ise 0.97'dir.



Boş Veri Doldurma



"Arrival Delay" değişkeninde boş değişkenimizin olduğunu önceki slaytlarda göstermiştik. Boş değerleri değişkenin ortalaması ile doldurup tekrar boş veri olup olmadığını kontrol ettik.

Ardından tüm kategorik değerleri get_dummies() fonksiyonunu kullanarak her bir kategoriyi ayrı değişken olarak aldık.

In [14]:	df['Arr	ival Del	ay'] = df	['Arriv	val Delay'].	fillna(\	/alue =	df['Arri	val Dela	y'].mean())				
In [15]:	df.	isnu	ll().sum	().sum()												
Out[15]:	0															
In [16]:				mies(df,d	rop_fir	rst=True)										
In [17]:	df.	head	()													
Out[17]:																
ouc[17].		Age	Flight Distance	Departure Delay	Arrival Delay	Departure and Arrival Time Convenience	Ease of Online Booking	Check- in Service	Online Boarding	Gate Location	On- board Service	In- flight Service	In- flight Wifi Service	In-flight Entertainment	Baggage Handling	Gender_Male
out[17].	0	Age				and Arrival Time	Online	in			board	flight Service	flight Wifi	In-flight Entertainment 5	Baggage Handling	Gender_Male
out[17].	0		Distance	Delay	Delay	and Arrival Time Convenience	Online Booking	in Service	Boarding	Location	board Service	flight Service	flight Wifi Service	Entertainment	Handling	Gender_male
ouc[17].		48	Distance 821	Delay 2	Delay 5.0	and Arrival Time Convenience	Online Booking	Service 4	Boarding 3	Location 3	board Service	flight Service 5	flight Wifi Service	Entertainment 5	Handling 5	1
out[17].	1	48 35	821 821	Delay 2 26	5.0 39.0	and Arrival Time Convenience 3	Online Booking 3 2	Service 4 3	Boarding 3 5	Location 3 2	Service 3 5	flight Service 5 5	flight Wifi Service 3	Entertainment 5	Handling 5	1 0

Modelin Kurulması



Modelimiz için bağımlı değişken olarak müşteri memnuniyetini ele aldığımız için "Satisfaction_Satisfied" değişkenini y değişkeni olarak tanımlıyoruz.

```
X = df.drop('Satisfaction_Satisfied',axis=1)
y = df['Satisfaction_Satisfied']
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X,y,test_size=0.30, random_state=101)
scaler = StandardScaler()
scld X train = scaler.fit transform(X train)
scld_X_test = scaler.transform(X_test)
parameters = {
        'n estimators': [100, 500],
        'subsample': [0.8, 1.0],
        'gamma' : [0,1,5],
        'max_depth': [3, 4, 5],
        'learning_rate': [0.1, 0.3]}
xgboost model = XGBClassifier()
xgboost_cv = GridSearchCV(xgboost_model, parameters, cv = 3, n_jobs = -1, verbose = 2)
xgboost cv.fit(scld X train,y train)
Fitting 3 folds for each of 72 candidates, totalling 216 fits
```



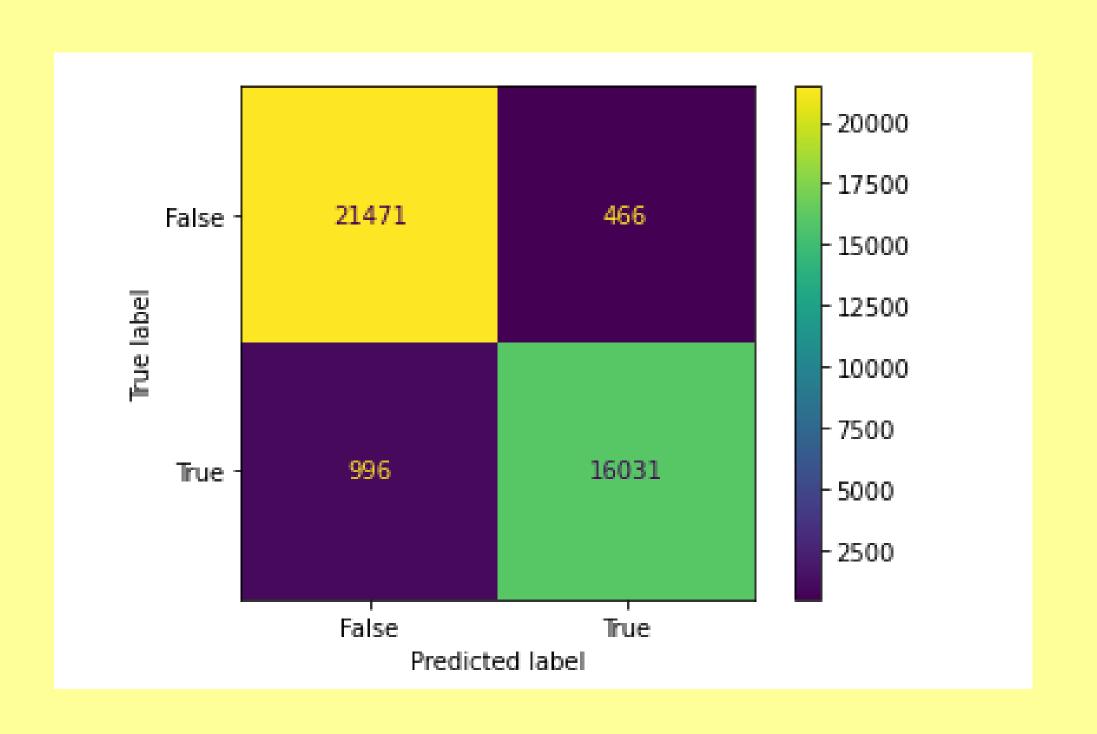
Recall - Gerçekteki sınıfın ne kadarı doğru tahmin edildi. 1 sınıfına bakılacak olursa yaklaşık %94'sı doğru tahmin edilmiş.

Precision - Tahmin edilen sınıfın ne kadarı doğru. Yine 1 sınıfa bakılırsa yaklaşık %94'ü doğru diyebiliriz.

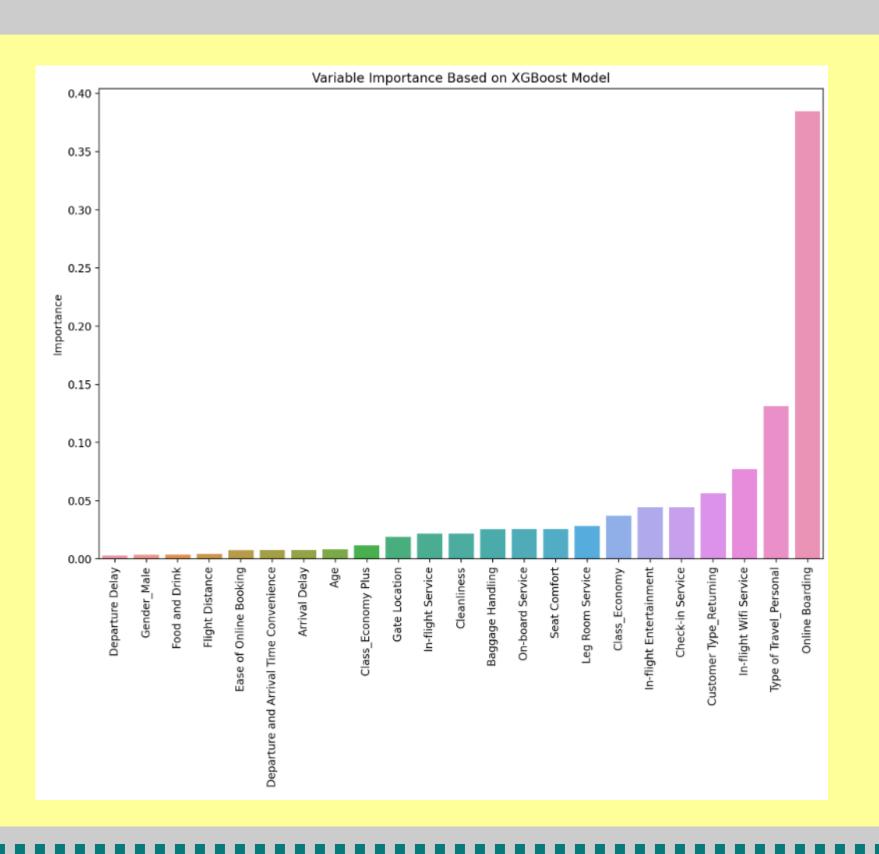
F1 score ise recall ve precision değerlerinin harmonik ortalaması.

```
best = xgboost_cv.best_params_
best
{'gamma': 5,
 'learning_rate': 0.1,
 'max_depth': 5,
 'n estimators': 500,
 'subsample': 0.8}
xgboost_model2 = XGBClassifier(gamma=5, learning_rate = 0.1, max_depth = 5, n_estimators = 500, subsample = 0.8)
xgb_tunned = xgboost_model2.fit(scld_X_train, y_train)
y_pred = xgb_tunned.predict(scld_X_test)
print(f'Classification Report: {classification_report(y_test,y_pred)}')
confusion_matrix = metrics.confusion_matrix(y_test,y_pred)
cm_display = metrics.ConfusionMatrixDisplay(confusion_matrix = confusion_matrix, display_labels = [False, True])
cm display.plot()
plt.grid(False)
plt.show()
Classification Report:
                                     precision
                                                  recall f1-score support
                             0.98
                                       0.97
                                                21937
                   0.97
                             0.94
                                       0.96
                                                17027
                                                38964
                                       0.96
    accuracy
   macro avg
                   0.96
                             0.96
                                       0.96
                                                38964
weighted avg
                   0.96
                                       0.96
                                                38964
```











XGBoost, diğer makine öğrenmesi modellerine göre daha hızlı ve daha optimum sonuç verdiğinden dolayı tercih edilmektedir. Çalışmamızda da bu modeli kullanıp etkin sonuçlar aldık. Bu sonuçları yorumlayacak olursak;

Modelimizde bağımlı değişkenimize en çok etki eden bağımsız değişkenin "Online_Boarding" olduğu tespit edilmiştir.

Modelimiz başarı metriği olan "accuracy" değerine bakıldığında %96'lık bir başarı sağladığı tespit edilmiştir.

Genel olarak müşteri memnuniyetine bakıldığında "memnun değilim" kategorisi yaklaşık 22 bin, "memnunum" kategorisi yaklaşık 17 bin olduğu tespit edilmiştir. Buna göre yolcuların memnun olmadığını söyleyebiliriz.

Kaynakça

- https://www.datasciencearth.com/extremegradient-boosting-xgboost/
- https://www.veribilimiokulu.com/xgboostnasil-calisir/
- https://teknoloji.org/kaggle-yarismalarininen-populer-algoritmasixgboost/#XGBoost_Nasil_Calisir
- https://www.datasciencearth.com/boosting -algoritmalari/

