

İLERİ DÜZEY UYGULAMALI

# Makine Öğrenmesi & Derin Öğrenme

---

**HAFTA 1 · CUMARTESİ** | Scikit-Learn Pipeline → Advanced RF → SHAP → Mini Proje

09:00 — 17:00 · 7 Saat Net Eğitim · 4 Uygulama Bloğu

# Günün Planı

Hafta 1 · Cumartesi

09:00–09:45



Giriş & Kurulum

10:00–10:45



Veri Ön İşleme Teorisi

11:00–11:45



Pipeline & ColumnTransf.

12:00–13:00



Öğle Arası

13:00–13:45



Pipeline Lab

14:00–14:45



Random Forest + Tuning

15:00–15:45



SHAP Görselleştirme

16:00–16:45



Özet & Uygulama  
& Soru–Cevap



# GÜN PLANI – Hafta 1 Cumartesi

⌚ Gün Sonu Hedef: Çalışan Pipeline + Eğitimli RF + SHAP Görselleştirmeleri

## ⌚ GÜN SONU ÇIKTILAR:

✓ Çalışan preprocessing pipeline

✓ SHAP görselleştirilmiş RF modeli

✓ Uçtan uca proje notebook'u

4

Uygulama Bloğu

7

Saat Net Eğitim

500+

Satır Python Kodu

3

Model Karşılaştırması

6

SHAP Grafik Türü



# GELİŞMİŞ VERİ ÖN İŞLEME

## ✗ Ham Veri Sorunları

### ⚠ Eksik Değerler (NaN)

Modeli eğitemez veya hatalı tahmin yapar

### ✗ Farklı Ölçekler

Feature 1: [0–1] vs Feature 2: [0–100.000]

### ✗ Kategorik Sütunlar

Model sayısal girdi bekler, string değil

### ✗ Aykırı Değerler

Model eğitimini bozar, ağırlıkları çarpıtır

### ✗ Data Leakage

Test verisinin eğitime sızması, yapay yüksek skor

### ✗ Feature Engineering Eksikliği

Ham değişkenler yerine türetilmiş özellikler



## ✓ Scikit-Learn Çözümleri

### → SimpleImputer / IterativeImputer

mean / median / most\_frequent / constant stratejisi

### → StandardScaler / RobustScaler

z-score; aykırı değere dayanıklı IQR tabanlı

### → OneHotEncoder / OrdinalEncoder

nominal vs ordinal kategorik dönüşüm

### → RobustScaler + Clip

Aykırı değerleri sınırla, ölçekle

### → Pipeline içinde fit/transform

Eğitim ve test tutarlı dönüştürülür, leak yok

### → FunctionTransformer / Custom

Kendi dönüşüm mantığını pipeline'a entegre et

# 🛠 CUSTOM TRANSFORMER & FEATURE ENGINEERING

custom\_transformer.py

```
from sklearn.base import BaseEstimator, TransformerMixin
import numpy as np

class OutlierClipper(BaseEstimator, TransformerMixin):
    def __init__(self, lower=0.01, upper=0.99):
        self.lower = lower; self.upper = upper

    def fit(self, X, y=None):
        self.lower_ = np.quantile(X, self.lower, axis=0)
        self.upper_ = np.quantile(X, self.upper, axis=0)
        return self

    def transform(self, X):
        return np.clip(X, self.lower_, self.upper_)
```

## 💡 BaseEstimator

get\_params() / set\_params() otomatik gelir;  
GridSearchCV ile uyumlu

## 🌀 TransformerMixin

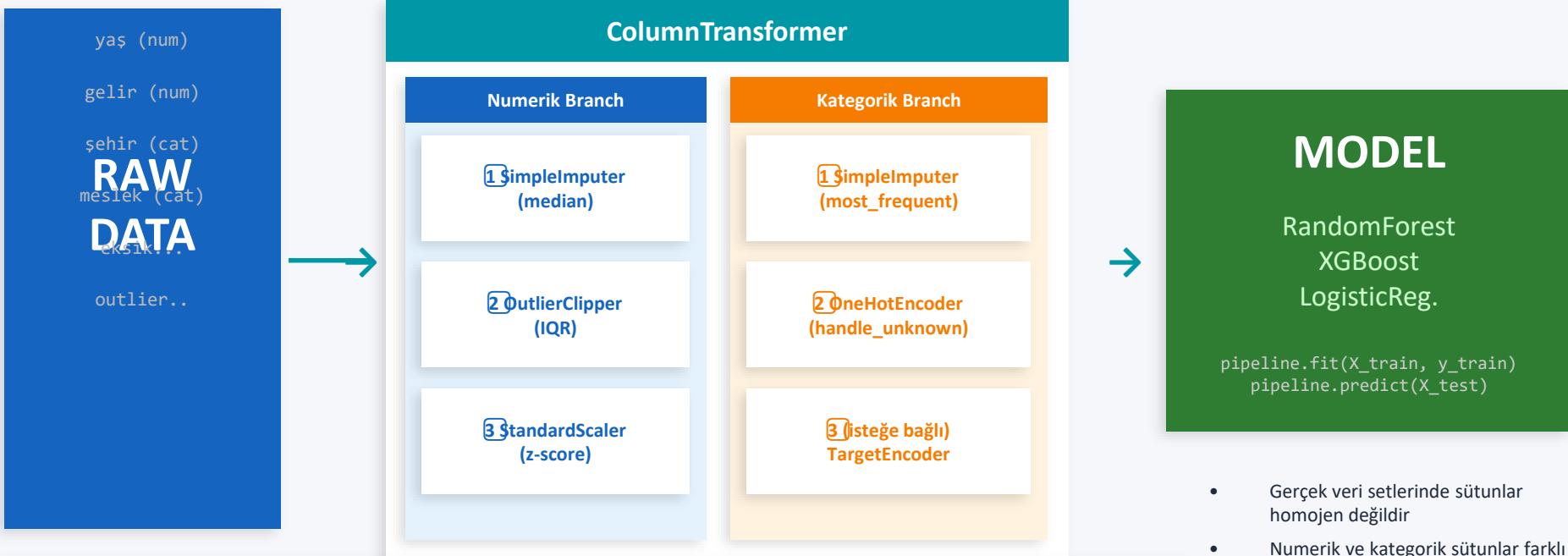
fit\_transform() ücretsiz elde edilir; Pipeline ile  
sorunsuz çalışır

## ⚡ FunctionTransformer

### 💡 Pipeline Entegrasyonu

OutlierClipper() → StandardScaler() →  
RF()

# ∞ SCIKIT-LEARN PIPELINE & COLUMNTRANSFORMER MİMARİSİ



## ! Pipeline Avantajı:

fit() sadece X\_train üzerinde çağrıılır → transform() X\_test üzerinde learnt parametrelerle çalışır → Data Leakage SIFIR!

- Gerçek veri setlerinde sütunlar homojen değildir
- Numerik ve kategorik sütunlar farklı işleme gerektirir
- Pipeline ile birleştirilince fit/transform otomatik yönetilir
- get\_feature\_names\_out() ile feature adları takip edilir

# Model Değerlendirme & GridSearchCV

Cross-Validation ile Güvenilir Hiperparametre Seçimi

## StratifiedKFold(n\_splits=5)



Her fold'da bir bölüm validation, kalanlar eğitim. 5 farklı skor alınır, ortalaması raporlanır.

## GridSearchCV Akışı

- param\_grid tanımla: denenecek değerler sözlüğü
- Her kombinasyon için CV skoru hesapla
- En yüksek CV skorlu parametreleri seç
- Tüm X\_train üzerinde en iyi modeli yeniden eğit

```
gridsearch.py
```

```
from sklearn.model_selection import GridSearchCV, StratifiedKFold

param_grid = {
    'model__n_estimators': [50, 100, 200],
    'model__max_depth': [None, 10, 20],
    'model__max_features': ['sqrt', 'log2']
}

cv = StratifiedKFold(n_splits=5, shuffle=True, random_state=42)
gs = GridSearchCV(full_pipeline, param_grid, cv=cv, scoring='roc_auc', n_jobs=-1)
gs.fit(X_train, y_train)
print('En iyi params:', gs.best_params_)
print('CV AUC:', gs.best_score_.round(4))
```

## full\_pipeline.py – Scikit-Learn Pipeline + ColumnTransformer

```
from sklearn.pipeline import Pipeline
from sklearn.compose import ColumnTransformer
from sklearn.preprocessing import StandardScaler, OneHotEncoder, RobustScaler
from sklearn.impute import SimpleImputer, IterativeImputer
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier, GradientBoostingClassifier

# --- 1. Kolon türlerini tanımla ---
num_cols = ['age', 'balance', 'duration', 'campaign', 'pdays', 'previous']
cat_cols = ['job', 'marital', 'education', 'contact', 'poutcome']

# --- 2. Numerik pipeline (gelişmiş) ---
numeric_pipeline = Pipeline([
    ('imputer', IterativeImputer(max_iter=10, random_state=42)),
    ('clipper', OutlierClipper(lower=0.01, upper=0.99)),
    ('scaler', RobustScaler())
])

# --- 3. Kategorik pipeline ---
categorical_pipeline = Pipeline([
    ('imputer', SimpleImputer(strategy='most_frequent')),
    ('encoder', OneHotEncoder(handle_unknown='ignore', sparse_output=False))
])
```

# RANDOM FOREST: İLERİ DÜZEY ANLAMA & HİPERPARAMETRE OPTİMİZASYONU

## RF Anatomisi

### ► Bootstrap Sampling

Her ağaç farklı veri örneği alır (%63.2)

### ► Feature Subsampling

Her split'te max\_features kadar özellik

### ► Bagging → Parallel

Ağaçlar bağımsız; Boosting'den farklı

### ► OOB Score

Out-of-bag, ücretsiz validation tahmincisi

### ► Gini vs Entropy

Criterion: bölünme kalitesi metrikleri

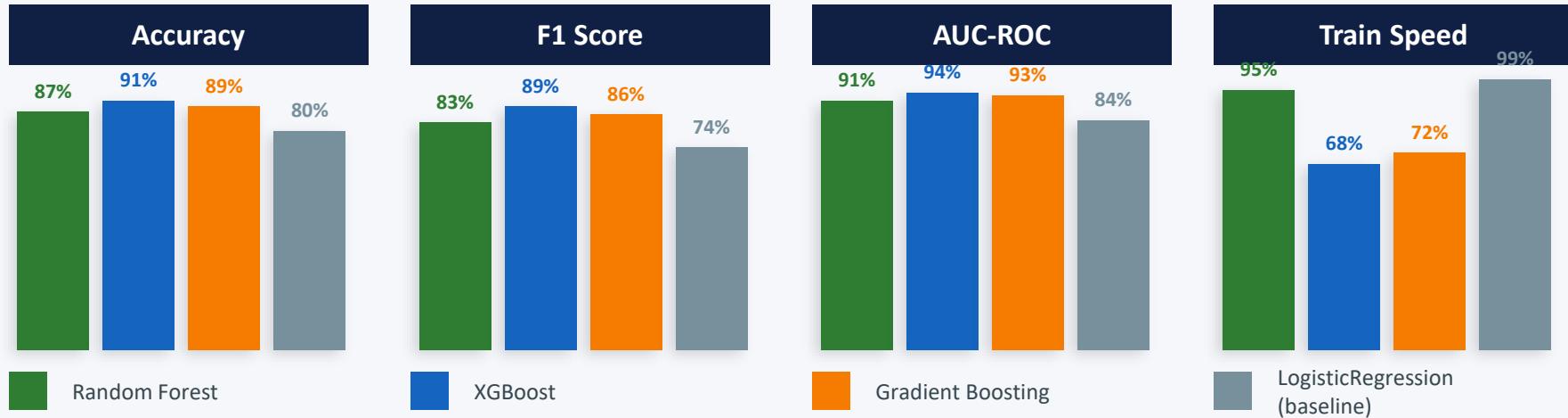
### ► min\_samples\_leaf

Overfitting kontrolü için kritik parametre

## GridSearchCV + Cross-Validation Stratejisi

Parametre	Denenen Değerler	Ne Anlama Gelir?
<code>n_estimators</code>	100, 200, 500	Fazla ağaç = daha az variance, ama yavaş
<code>max_depth</code>	None, 10, 20, 30	None = tam büyümeye; overfitting riski
<code>min_samples_split</code>	2, 5, 10	Bölünme için min örnek; yüksek → underfitting
<code>min_samples_leaf</code>	1, 2, 4	Yaprak min örneği; regularizasyon etkisi
<code>max_features</code>	<code>sqrt</code> , <code>log2</code> , 0.5	<code>sqrt</code> = $\sqrt{p}$ tercih edilir sınıflandırmada
<code>class_weight</code>	None, balanced	Dengesiz veri için balanced kullan

# ☒ MODEL KARŞILAŞTIRMA: Random Forest vs XGBoost vs GradientBoosting



## ☒ XGBoost En Yüksek Skor

AUC 0.94 ile lider; ancak tuning hassasiyet ister

## ⚡ RF Hız+Kalite Dengesi

Varsayılan parametrelerle bile güçlü baseline sağlar

## 📊 CV ile Güvenilir Karşılaştırma

StratifiedKFold(`n_splits=5`) ile leak-free değerlendirme

# III SHAP: SHapley Additive exPlanations — Model Kararlarını Anlamak

## 🎮 Oyun Teorisi Temelli

Her özelliğin modelin tahminindeki katkısını adil bir şekilde paylaştırır. Shapley değerleri garanti özellikler: Etkililik, Simetri, Kukla, Additivity.

$$\varphi(x_i) = \phi_0 + \sum \text{SHAP(feature } j\text{)} = f(x)$$

### TreeExplainer

RF, XGBoost için;  $O(TL^2D)$  hız

### KernelExplainer

Model-agnostik; herhangi ML modeli

### LinearExplainer

Linear modeller için optimize

### GradientExplainer

Deep learning için

## 6 Temel SHAP Görselleştirmesi

### 1 summary\_plot

*Global feature importance*

→ Tüm örnekler için feature sıralaması; bee-swarm

### 2 bar\_plot

*Ortalama |SHAP|*

→ En etkili özellikleri sıralar

### 3 force\_plot

*Bireysel tahmin*

→ Tek örnek için pozitif/negatif katkı

### 4 waterfall\_plot

*Kademeli katkı*

→ Temel değerden tahmine yolculuk

### 5 dependence\_plot

*Etkileşim analizi*

→ Feature değeri vs SHAP + renk=interaction

### 6 heatmap

*Toplu karşılaştırma*

→ Birden fazla özellik / örneği aynı anda

# shap\_analysis.py – Tam SHAP Analizi Kodu

```
import shap
import matplotlib.pyplot as plt

# 1. Explainer oluştur (TreeExplainer = hızlı)
explainer = shap.TreeExplainer(best_rf_model)
shap_values = explainer.shap_values(X_test)

# 2. Global: Summary Plot (bee-swarm)
shap.summary_plot(shap_values[1], X_test,
                  feature_names=feature_names,
                  max_display=15)

# 3. Global: Bar Plot (ortalama |SHAP|)
shap.summary_plot(shap_values[1], X_test,
                  plot_type='bar', max_display=15)

# 4. Interaction: Dependence Plot
shap.dependence_plot('duration', shap_values[1],
                     X_test, interaction_index='age')

# 5. Local: Force Plot (tek örnek)
idx = 42 # analiz edilecek örnek
shap.force_plot(
    explainer.expected_value[1],
    shap_values[1][idx],
    X_test.iloc[idx],
    matplotlib=True
)

# 6. Local: Waterfall Plot
shap.waterfall_plot(shap.Explanation(
    values=shap_values[1][idx],
    base_values=explainer.expected_value[1],
    data=X_test.iloc[idx],
    feature_names=feature_names
))

# 7. SHAP Interaction Values (gelişmiş)
shap_interaction = explainer.shap_interaction_values(X_test[:100])
```



# MİNİ PROJE: Bank Marketing Churn Prediction — Uçtan Uca

## ADIM 1 — Veri Yükleme & EDA

- ▶ UCI Bank Marketing veri seti (45.211 satır)
- ▶ Eksik değer & dağılım analizi
- ▶ Class imbalance kontrolü (%88 No / %12 Yes)

## ADIM 2 — Preprocessing Pipeline

- ▶ IterativeImputer + OutlierClipper + RobustScaler
- ▶ OneHotEncoder kategorik sütunlar için
- ▶ ColumnTransformer ile birleştirme

## ADIM 3 — Model Eğitimi & Karşılaştırma

- ▶ RF, XGBoost, GradientBoosting pipeline'a ekle
- ▶ StratifiedKFold(5) cross-validation
- ▶ class\_weight='balanced' ile dengesiz veri çözümü

## ADIM 4 — SHAP Analizi

- ▶ summary\_plot ile en kritik 15 feature
- ▶ force\_plot ile 3 farklı müşteri profili
- ▶ dependence\_plot: 'duration' vs 'age' etkileşimi

💡 Çıktılar: best\_pipeline.pkl · shap\_summary.png · shap\_force\_plot.html · model\_comparison.csv



# HAFTA 1 CUMARTESİ TAMAMLANDI!

Bugün Öğrendikleriniz

- ✓ Custom Transformer & Advanced Pipeline kurma
- ✓ RF Hiperparametre optimizasyonu + CV
- ✓ SHAP ile 6 farklı görselleştirme
- ✓ IterativeImputer + RobustScaler + OutlierClipper
- ✓ XGBoost karşılaştırma & model seçimi
- ✓ Uçtan uca Bank Marketing projesi



Yarın: Keras Sequential API + EarlyStopping + Dropout