

**Ders:** Veri Madenciliđi (FET445)

**Proje Bařlıđı:**

**Amazon Ürün Yorumları ile Yapay Zeka Destekli Hibrit Öneri Sistemi**

**Takım Adı:** Semicolon

**Takım Üyeleri**

Ad-Soyad	Öğrenci No	E-mail
Gays Harmuş	22040301144	<a href="mailto:gaysharmus@stu.topkapi.edu.tr">gaysharmus@stu.topkapi.edu.tr</a>
Ahmed Asfour	22040301084	<a href="mailto:ahmedasfour@stu.topkapi.edu.tr">ahmedasfour@stu.topkapi.edu.tr</a>
Elisa Demir	22040301152	<a href="mailto:elisademir@stu.topkapi.edu.tr">elisademir@stu.topkapi.edu.tr</a>
Ayham Elmatar	22040301011	<a href="mailto:ayhamelmatar@stu.topkapi.edu.tr">ayhamelmatar@stu.topkapi.edu.tr</a>
BiBi Sanam Faizi	22040301086	<a href="mailto:bibisanamfaizi@stu.topkapi.edu.tr">bibisanamfaizi@stu.topkapi.edu.tr</a>

**GitHub Deposu:**

(<https://github.com/evil1341/Semicolon>)

**Dönem:** 2025–2026

## Problem Tanımı ve Motivasyon

Bu projenin amacı, Amazon müşterilerinin ürün yorumlarını analiz ederek kullanıcılara kişiselleştirilmiş ürün önerileri yapan hibrit bir yapay zeka sistemi geliştirmektir.

Amazon'un All Beauty veri seti, yüz binlerce kullanıcı değerlendirmesi ve ürün bilgisi içerdiği için makine öğrenimi tabanlı bir öneri sistemi geliştirmeye uygundur.

Bu projede Content-Based Filtering ve Collaborative Filtering yaklaşımları birleştirilerek daha yüksek doğruluk sağlayan bir Hybrid Recommendation System oluşturulacaktır.

### Bilimsel Soru:

Kullanıcıların geçmiş yorumlarına ve ürün içeriklerine bakarak, en doğru kişiselleştirilmiş ürün önerileri nasıl üretilebilir?

### Görev Türü:

Recommender System + NLP

### Hedef Değişken:

- Kullanıcı puanı (rating)
- Metin içeriği (text)
- Ürün özellikleri (product\_title, main\_category)

### Başarı Kriterleri:

- F1 Score  $\geq 0.80$
- Precision, Recall karşılaştırmaları
- Model performans tabloları
- Hybrid modelin tüm modellerden daha yüksek doğruluk vermesi
- Recall@10  $\geq X$
- NDCG@10  $\geq X$
- RMSE  $\leq X$  (SVD modelleri için)

# Proje Yönetimi

## Milestones & Timeline (Gantt Tarzı Plan)

Bu proje toplam **7 hafta** üzerinden planlanmıştır.

### Hafta 1 (29 Eylül – 5 Ekim)

- Veri setinin seçilmesi
- Proje fikrinin netleştirilmesi
- Görev dağılımının yapılması

*Sorumlu:* Tüm ekip

### Hafta 2 (6–12 Ekim)

- Veri Temizleme (Cleaning)
- Veri Hazırlama (Preparation)
- EDA (Keşifsel Veri Analizi)
- TF-IDF dönüşümü
- Train–Test Split

**Sorumlu:** Gays

### Hafta 3

- Baseline modellerinin geliştirilmesi
- Popularity Baseline Model
- Basit Content-Based model (Title bazlı TF-IDF)
- Baseline Logistic Regression (TF-IDF text)

**Sorumlu:** *Ayham (baseline LR) + Elisa (baseline CBF) + Ahmed (popularity)*

### Hafta 4–5

## Farklı model ailelerinin geliştirilmesi

### Collaborative Filtering (User–Item Matrix)

- SVD model
- Item-Based KNN

**Sorumlu:** *Ayham*

### Content-Based Filtering (TF-IDF Cosine Similarity)

- Ürün başlıklarına göre CBF
- Yorum metnine göre CBF

**Sorumlu:** *Elisa*

### **Hybrid Model (CF + CBF birleştirilmesi)**

- Weighted Sum Hybrid
- Hybrid Stacking (Model-level fusion)

**Sorumlu:** *Gays (Hybrid 1 + Hybrid 2)*

**Bibi:** Baseline CBF + WordCloud + destek görseller

### **Hyperparameter Tuning**

- SVD latent factors
- KNN k değeri
- TF-IDF max\_features
- Hybrid  $\alpha$  weight

**Sorumlu:**

- Ayham → CF tuning
- Elisa → CBF tuning
- Gays → Hybrid tuning
- Ahmed → Metric comparison

### **Hafta 6**

- Performans analizi
- Modellerin karşılaştırılması
- Hata analizi, Confusion Matrix, ROC Curve
- *Sorumlu:* Elisa + Gays

### **Hafta 7**

- Final raporun hazırlanması
- Sunum slaytlarının oluşturulması
- GitHub düzenlemesi
- *Sorumlu:* Tüm ekip

## **Roles & Responsibilities**

Member	Responsibility
<b>Gays Harmuş</b>	Data cleaning, merging, EDA, NLP preprocessing, TF-IDF pipeline, Hybrid Model 1 (Weighted Sum), Hybrid Model 2 (Stacking)
<b>Ahmed Asfour</b>	Baseline Popularity Model, Model evaluation, metrics, confusion matrix, ROC/PR curves, performance comparison, evaluation report
<b>Ayham Elmatar</b>	SVD Collaborative Filtering, Item-Based KNN CF, user–item matrix preparation, hyperparameter tuning
<b>Elisa Demir</b>	Content-Based Filtering (TF-IDF Title), Content-Based Filtering (TF-IDF Review Text), cosine similarity computation
<b>BiBi Sanam Faizi</b>	Baseline CBF model, WordCloud, text visualization, literature review contributions
<b>Whole Team</b>	Final report, presentation slides, GitHub organization, project documentation

### Outputs:

- Final Project Report (PDF)
- Jupyter Notebook files
- final\_clean\_data.csv
- X\_train\_tfidf.npz, X\_test\_tfidf.npz
- Model files (.pkl)
- Presentation slides
- EDA charts

# İlgili Çalışmalar (Mini Literatür Taraması)

Bu proje, Amazon ürün yorumlarını kullanarak **hibrit bir öneri sistemi** geliştirmeyi hedeflemektedir. Literatürde hem Collaborative Filtering hem de Content-Based Filtering üzerine birçok çalışma yapılmıştır. Aşağıda bu çalışmalardan birkaç örnek verilmiştir:

## Çalışma 1 — Amazon Product Recommendation Using Collaborative Filtering

**Yöntem:** User-Based ve Item-Based CF

**Veri:** Amazon Reviews (Millions)

**Sonuç:** CF modelleri benzer kullanıcı davranışlarını yakalamada başarılıdır ancak soğuk başlangıç (cold start) sorununa karşı zayıftır.

### Bizim farkımız:

Bu projede CF modeli yalnız başına kullanılmayacak, Content-Based ile birleştirilerek **Hybrid Model** oluşturulacaktır. Böylece cold-start etkisi azaltılır.

## Çalışma 2 — Content-Based Recommendation Using TF-IDF and Cosine Similarity

**Yöntem:** Ürün başlıkları ve açıklamalardan TF-IDF çıkarımı

**Veri:** Ürün metinleri

**Sonuç:** Metin içeriği üzerinden yapılan öneriler özellikle yeni ürünlerde daha başarılıdır.

### Bizim farkımız:

Biz sadece ürün açıklamalarını değil, **kullanıcı yorumlarını (review text)** de kullanıyoruz. Bu, daha derin içerik anlayışı sağlar.

## Çalışma 3 — Hybrid Recommender Systems (CF + CBF)

**Yöntem:** Skor birleştirme, ağırlıklı ortalama, model stacking

**Sonuç:** En yüksek performans hibrit sistemlerde görülür.

### Bizim farkımız:

Bizim modelimiz 5 farklı alt modelden alınan skorları karşılaştırıp optimize edecek.

Ayrıca TF-IDF + CF kombinasyonu Amazon veri seti üzerinde özel olarak uygulanmıştır.

## **Bu Projenin Doldurduđu Bořluklar**

- Yalnızca CF veya yalnızca CBF yerine **çok modelli (5 model) hibrit sistem** kurulması
- Kullanıcı yorum metninin modele dahil edilmesi
- Büyük veri setinde (600K satır) TF-IDF ve CF birlikte kullanılması
- Ürün benzerliđi ile kullanıcı benzerliđinin birlikte analiz edilmesi

# Veri Tanımı ve Veri Yönetimi

## Veri Seti

Bu projede Amazon'un açık kaynaklı **All Beauty** ürün kategorisine ait yorum ve ürün meta verileri kullanılmıştır.

- Veri Seti Adı:** Amazon All Beauty Reviews + Metadata
- Kaynak:** Amazon Product Reviews Dataset
- Format:** JSONL → CSV
- Lisans / Kullanım Hakkı:** Akademik amaçlı kullanım için uygundur. Veri anonimdir ve kişisel kimlik bilgisi içermez.

## Şema (Schema) ve Değişkenler

### 1) Reviews (df) veri kümesi:

<b>user_id</b>	Yorum yapan kullanıcı kimliği
<b>asin</b>	Ürün kimliği
<b>rating</b>	kullanıcı puanı
<b>text</b>	Kullanıcı yorumu
<b>timestamp</b>	Yorum tarihi (ms)

### 2) Metadata (meta\_df) veri kümesi:

<b>asin</b> (kategorik)	Ürün kimliği
<b>product_title</b> (metin)	Ürün adı
<b>main_category</b> (kategorik)	Ürün kategorisi
<b>average_rating</b> (sayısal)	Ürün ortalama puanı
<b>price</b> (sayısal/metin)	Ürün fiyatı (eksik olabilir)
<b>store</b> (metin)	Satıcı bilgisi (eksik olabilir)

## Boyut (Size)

Temizleme sonrası birleştirilmiş veri:

- **Satır sayısı:** ~633.000 yorum
- **Sütun sayısı:** 9 (temizlenmiş ve birleştirilmiş)
- **Sınıf dengesi:** Rating dağılımı; 4–5 puan yoğunluğu beklenmektedir (EDA ile doğrulanacaktır).

### Veri Erişim ve Saklama Planı

- JSONL dosyaları lokal ortamda okunmuştur.
- Veri temizleme sonrası **final\_clean\_data.csv** üretilmiştir.
- Model eğitimi için **TF-IDF sparse matrisleri:**  
`X_train_tfidf.npz`, `X_test_tfidf.npz`
- Veriler ve tüm çıktılar GitHub'a yüklenecektir.

### Etik, Gizlilik ve Bias

- Veri seti anonimdir, hassas kişisel veri içermez.
- Kullanıcı kimlikleri `user_id` ile temsil edilmiştir, gerçek ad bulunmaz.
- Olası bias: Ratinglerin çoğunlukla olumlu olması öneri sisteminde popüler ürünlere kayma yaratabilir.
- Bu risk EDA ve değerlendirme aşamasında analiz edilecektir.

# Keşifsel Veri Analizi (EDA) Planı

EDA aşaması, veri setinin yapısını anlamak ve sonraki modelleme adımlarında hata riskini azaltmak için kritik öneme sahiptir.

## 1. Veri Kalite Kontrolleri

Bu aşamada aşağıdaki kontroller yapılacaktır:

- **Eksik değer analizi:**  
`rating`, `text`, `product_title`, `main_category` gibi sütunlarda eksik veri var mı?
- **Çoğaltılmış kayıtlar (duplicates):**  
`user_id + asin + timestamp` kombinasyonuna göre tekrar eden yorumları tespit etme.
- **Tutarsız değerler:**  
Örneğin, `rating` sütununun sadece 1–5 arasında olup olmadığı kontrol edilir.
- **Zaman sütunu kontrolü:**  
`timestamp` değerlerinin doğru şekilde tarihe çevrilebildiğini doğrulama.

## 2. Dağılımlar ve Denge Analizi

Verinin genel dağılımını anlamak için:

- **Rating dağılım grafiği (Histogram)**  
Kullanıcıların çoğunlukla hangi puanları verdiğini görme.
- **Yorum uzunluk dağılımı**  
Metinlerin ortalama uzunluğu, aşırı kısa/uzun yorumlar.
- **Kategori dağılımı**  
Hangi kategoriler altında kaç yorum olduğu.

### 3. Hedef Değişken ile İlişkiler

- **Rating vs. Yorum uzunluğu**  
Daha uzun yorumlar daha yüksek puanla mı geliyor?
- **Kategoriye göre Rating ortalamaları**  
Bazı kategori ürünleri daha mı yüksek puan alıyor?
- **Ürün popülerliği**  
En çok yorum alan ürünlerin analizi.

### 4. Görselleştirme Planı

EDA sırasında kullanılacak grafikler:

- Histogram (ratings)
- Bar chart (kategori dağılımı)
- Boxplot (rating'e göre yorum uzunluğu)
- WordCloud (en çok geçen kelimeler)
- Time-series plot (zamana göre yorum sayısı)

Bu grafikler final raporun **Appendix** kısmında yer alacaktır.

# Veri Hazırlama Planı (Data Preparation Plan)

Bu aşama, makine öğrenimi modellerinin doğru şekilde eğitilebilmesi için verinin düzenlenmesini içerir.

## 1. Temizleme (Cleaning)

Aşağıdaki adımlar uygulanmıştır ve rapora bu şekilde yazılır:

- Eksik değer içeren satırların kaldırılması  
(`rating`, `text` gibi kritik alanlarda)
- Liste veya sözlük yapısındaki verilerin string'e dönüştürülmesi
- Yinelenen kayıtların (`user_id + asin + timestamp`) silinmesi
- Gereksiz sütunların kaldırılması  
(`images`, `store`, `price`, `verified_purchase`, vb.)

## 2. İmputasyon Stratejisi (Missing Value Imputation)

Veri temizliğinde kullanılan strateji:

- Kritik alanlar (`rating`, `text`): **dropna** → silindi
- Ürün meta verilerinde eksik olanlar:  
→ "`Unknown`" ile dolduruldu  
(örneğin `main_category`, `product_title`)

Bu seçim veri hatalarını en aza indirir.

### 3. Dönüşümler (Transformations)

- `rating` sütunu numerik tipe dönüştürüldü
- `timestamp` milisaniyeden datetime formatına çevrildi
- `asin`, `main_category` gibi sütunlar string olarak ayarlandı
- Metin temizleme yapılacak:
  - Küçük harfe çevirme
  - Noktalama işaretlerinin temizlenmesi
  - Stopwords temizliği
  - Lemmatization (gerekirse)

Bu dönüşümler TF-IDF ve ML modelleri için gereklidir.

### 4. Öznitelik Mühendisliği (Feature Engineering)

Bu projede yapılacak Feature Engineering:

- `review_length` → yorumdaki karakter sayısı
- `word_count` → kelime sayısı
- `rating_normalized` → 1–5 ölçeğinde normalize değer
- TF-IDF matrisleri → metni sayısal vektöre dönüştürme
- Ürün başlıklarından TF-IDF
- Kullanıcı–ürün rating matrisinin oluşturulması (CF modelleri için)

## 5. Özellik Seçimi (Feature Selection)

Bu projede Feature Selection mantığı:

- TF-IDF için: maksimum 5000 özellik
- Gereksiz sütunlar: tamamen kaldırıldı
- Yalnızca şu sütunlar modellemede kullanılacak:
  - `user_id`
  - `asin`
  - `rating`
  - `text`
  - `product_title`
  - `main_category`

Bu, modelleri sade ve hızlı yapar.

## 6. Boyut Azaltma (Dimensionality Reduction) – Opsiyonel

- PCA gibi yöntemler TF-IDF sonrası aşırı maliyetli olacağı için kullanılmayacak.
- Ancak CF ve CBF modelleri boyut azaltma ihtiyacı duymadan çalışır. Bu seçim raporda belirtilecektir.

# Modelleme Planı

Bu projede **10 farklı model** geliştirilecek ve performansları karşılaştırılacaktır. Amaç, en doğru öneriyi veren modeli seçmek ve ardından hibrit yapıda birleştirmektir.

## 8.1 Baseline Modeller

İlk olarak basit referans modeller kurulacaktır:

### 1. Popularity Baseline (Popülerlik Modeli)

- En çok puan alan veya en çok yorum yapılan ürünleri önerir.
- Hibrit sistem için karşılaştırma noktasıdır.

### 2. Basit TF-IDF + Cosine Similarity

- Sadece ürün başlığına göre öneri yapar.
- Content-based sistemin temel versiyonudur.

## 8.2 Aday Modeller (10 Model)

### Model 1 — Collaborative Filtering (SVD)

- Kullanıcı–ürün puan matrisi üzerinden öğrenir.
- Amaç: kullanıcının geçmiş puanlarına göre yeni ürün tahmini.

### Model 2 — Item-Based KNN Collaborative Filtering

- Ürünler arası benzerlik hesaplanır.
- Kullanıcının sevdiği ürünlere benzeyen ürünler önerilir.

### **Model 3 — Content-Based TF-IDF (product\_title)**

- Ürün başlıkları TF-IDF ile vektörleştirilir.
- Cosine similarity ile benzer ürünler bulunur.

### **Model 4 — Content-Based TF-IDF (review text)**

- Kullanıcı yorum metinlerinden TF-IDF çıkarılır.
- Kullanıcıların yazdığı içerik üzerinden ürün benzerliği çıkarılır.

### **Model 5 — Hybrid Recommendation Model**

- CF (SVD + KNN) skorları ile  
CBF (Title + Text) skorları ağırlıklı şekilde birleştirilir.
- Amaç: cold-start ve sparsity problemini azaltmak.

## **8.3 Hyperparameter Tuning Planı**

Her model için tuning yapılacaktır:

- **SVD:** latent factors, learning rate, regularization
- **KNN:** k değeri, similarity metric (cosine/pearson)
- **TF-IDF:** max\_features, ngram\_range
- **Hybrid:** ağırlık parametresi  $\alpha$  (0–1 arası)

Tuning yöntemi:

- Grid Search veya Random Search
- 5-fold CV ile doğrulama (leakage yok)

# Değerlendirme Tasarımı

Bu bölümde 5 modelin nasıl değerlendirileceği ve karşılaştırılacağı tanımlanır.

---

## 9.1 Metrikler (Birden Fazla Gerekir)

Bu bir öneri sistemi olduğu için farklı metrik türleri kullanılacaktır:

### 1) Sınıflandırma Metrikleri

- Precision
- Recall
- F1-Skor
- Accuracy

Model puan tahmini veya “beğendi/beğenmedi” tahmini yapıyorsa kullanılır.

---

### 2) Sıralama Metrikleri (Öneri sistemleri için en önemli grup)

- NDCG@k
- MAP@k
- Hit Rate / Recall@k
- MRR

Modelin önerdiği ürünleri ne kadar doğru sıraladığını ölçer.

### 3) Regresyon Metrikleri (SVD gibi modeller için)

- RMSE
- MAE

Sürekli puan tahmini yapan modellerde kullanılır.

## 9.2 Doğrulama Stratejisi

### → Train/Test Ayırma

Zaten yaptık:

- %80 eğitim
- %20 test

### → Cross-Validation

Overfitting'i azaltmak için:

- **5-fold CV**
- Sadece **eğitim verisi üzerinde** (leakage yok)

### → Veri Sızıntısı Engellenir

- TF-IDF yalnızca **train** üzerinde fit edilir.
- Özellik seçimi ve scaling **CV pipeline içinde** yapılır.
- Test verisi hiçbir işlemde kullanılmaz.

## 9.3 Hata Analizi

Sınıflandırma tahmini varsa:

**Araçlar:**

- Confusion Matrix
- ROC Curve
- PR Curve
- Classification Report

Sıralama modellerinde ise:

- Modelin yanlış önerdiği ürünler incelenir.
- Düşük puanlı ama önerilen ürünler analiz edilir.
- Kategori bazlı hata dağılımı çıkarılır.

Model	Precision	Recall	F1	RMSE	Recall@10	NDCG@10
SVD						
KNN						
CBF-Title						
CBF-Review						
Hybrid						

Son model seçilirken:

- Genel başarı
- Sıralama performansı
- CV tutarlılığı
- Genel genelleme kabiliyeti değerlendirilir.

# Riskler ve Önlemler

Bu bölüm projedeki olası riskleri ve bunlara karşı alınacak önlemleri açıklar.

## 10.1 Veri Riskleri

### Risk 1 — Veri kümesi çok büyük RAM'i aşabilir

#### Önlem:

- Yoğun olmayan **sparse npz** formatı kullanıldı.
- Gerekirse veriyi parça parça yükleme.
- Google Colab GPU kullanımı.

### Risk 2 — Eksik veya tutarsız ürün bilgileri

#### Önlem:

- Eksikler "Unknown" ile dolduruldu.
- Kullanılmayan satırlar silindi.

### Risk 3 — Rating dağılımı dengesiz

#### Önlem:

- F1 ve PR-AUC gibi metrikler kullanılacak.
- Gerekirse sınıf dengeleme uygulanacak.

## 10.2 Yöntemsel Riskler

### Risk 4 — Overfitting

#### Önlem:

- Cross-validation
- Regularization
- Early stopping

### Risk 5 — Model eğitimi çok uzun sürebilir

#### Önlem:

- TF-IDF sözcük sayısının sınırlandırılması
- Optimizasyonlu kütüphaneler kullanımı
- Colab GPU desteği

### Risk 6 — Genelleme kötü olabilir

#### Önlem:

- Katı Train/Test ayrımı
- Veri sızıntısının engellenmesi
- CV ile doğrulama

## 10.3 Organizasyonel Riskler

### Risk 7 — Grup içinde iş yükü dağılmayabilir

#### Önlem:

- Section 3'te net görev dağılımı yapıldı.

### Risk 8 — GitHub dosya boyutu sorunları

#### Önlem:

- .gitignore ile büyük dosyaların hariç tutulması
- Büyük .npz dosyalarının Drive veya LFS ile paylaşılması

# Tekrarlanabilirlik ve Araçlar

Bu bölüm projenin tamamen yeniden üretilebilir olmasını sağlar.

## 11.1 Ortam

- **Python Sürümü:** 3.11
- **Temel Kütüphaneler:** pandas, numpy, scikit-learn, scipy, matplotlib, surprise
- **Donanım:**
  - Minimum 8 GB RAM
  - Önerilen: Google Colab GPU

## 11.2 Tekrarlanabilirlik Adımları

1. GitHub deposunu klonla
2. `requirements.txt` dosyasını yükle
3. Notebook dosyalarını sırayla çalıştır:
  - Veri temizleme
  - TF-IDF + Train/Test bölme
  - Model eğitimi
  - Değerlendirme
4. Kaydedilmiş `.npz` ve `.csv` dosyalarını yükle
5. Modelleri yeniden eğit veya `.pkl` olarak yükle

## 11.3 Kod Yapısı

- project/
  - notebooks/
    - FET445\_22040301144\_Semicolon\_1.ipynb
  - data/
    - final\_clean\_data.csv
    - X\_train\_tfidf.npz
    - .....
  - models/
    - svm\_model.pkl
    - .....

README.md

project\_report.pdf

## 11.4 Rastgelelik Kontrolü

- `random_state=42`
- `np.random.seed(42)`
- Modellerde sabit seed

## 11.5 Çalışma Süreleri

- Veri temizleme: ~3 dk
- TF-IDF dönüşümü: ~8 dk
- Model eğitim süreleri: 1–6 dk arası

# Beklenen Sonuçlar ve Görselleştirme Planı

Bu bölümde modellerin üretmesini beklediğimiz sonuçlar ve raporda kullanacağımız grafikler açıklanır.

## 12.1 Beklenen Çıktılar

Projenin sonunda şu çıktılar oluşturulacaktır:

### A. Temizlenmiş Veri Dosyaları

- final\_clean\_data.csv
- X\_train\_tfidf.npz
- X\_test\_tfidf.npz
- y\_train.csv, y\_test.csv

### B. Eğitilmiş Öneri Modelleri

- Collaborative Filtering
- Content-Based (TF-IDF)
- Hybrid model
- Ek sınıflandırma modelleri
- Modeller `.pkl` formatında kaydedilmiş halde

## C. Değerlendirme Metriği Tabloları

- Precision
- Recall
- F1-score
- ROC-AUC
- PR-AUC
- RMSE

## 12.2 Kullanılacak Grafikler

Projede kullanılacak görseller:

### 1. Rating Dağılım Grafiği

Verideki puanların genel dağılımı.

### 2. Kelime Bulutu (Word Cloud)

Yorumlarda geçen en sık kelimeler.

### 3. Confusion Matrix

Sınıflandırma modellerinin hata analizini gösterir.

### 4. ROC ve PR Eğrileri

Modeller arası performans karşılaştırması.

### 5. Model Karşılaştırma Tablosu

Bütün metriklerin tek tabloda gösterimi.

### 6. Feature Importance / SHAP

Model tahminlerini açıklamak için.

### 7. User–Item Heatmap

Kullanıcı–ürün etkileşim yoğunluğu.

## 8. TF-IDF Benzerlik Tablosu

Bir ürün için en benzer ürünlerin listesi.

## 12.3 Yorumlama Planı

Sonuçlar aşağıdaki şekilde yorumlanacaktır:

- En iyi performans veren model hangisi?
- Hybrid model klasik modellere göre ne kadar daha iyi?
- Müşteri davranışında hangi örüntüler bulunuyor?
- Metindeki hangi özellikler en etkili?
- Kategorilere göre öneri kalitesi değişiyor mu?
- Veri dengesizliği veya yanlılık mevcut mu?

# Kaynakça

Bu projede kullanılan bilimsel ve teknik kaynaklar aşağıda listelenmiştir.  
Kaynaklar **IEEE formatındadır**.

## [1] Amazon İnceleme Veri Seti (UCSD / Julian McAuley)

J. McAuley, R. Pandey, J. Leskovec, “*Inferring networks of substitutable and complementary products*,” KDD 2015.

Veri seti: [https://cseweb.ucsd.edu/~jmcauley/datasets/amazon\\_v2/](https://cseweb.ucsd.edu/~jmcauley/datasets/amazon_v2/)

## [2] Scikit-Learn Belgeleri

F. Pedregosa et al., “*Scikit-learn: Machine Learning in Python*,” JMLR, 2011.

Belge: <https://scikit-learn.org/>

## [3] Surprise Kütüphanesi (Collaborative Filtering)

N. Hug, “*Surprise: A Python library for recommender systems*,” 2017.

Belge: <https://surpriselib.com/>

## [4] TF-IDF ve Metin Madenciliği

C. D. Manning, P. Raghavan, H. Schütze, *Introduction to Information Retrieval*, Cambridge Univ. Press, 2008.

## [5] Hibrit Öneri Sistemleri Üzerine İnceleme

R. Burke, “*Hybrid Recommender Systems: Survey and Experiments*,” UMUAI, 2002.

## [6] SHAP Açıklanabilirlik Framework’ü

S. Lundberg, S.-I. Lee, “*A Unified Approach to Interpreting Model Predictions*,” NIPS 2017.