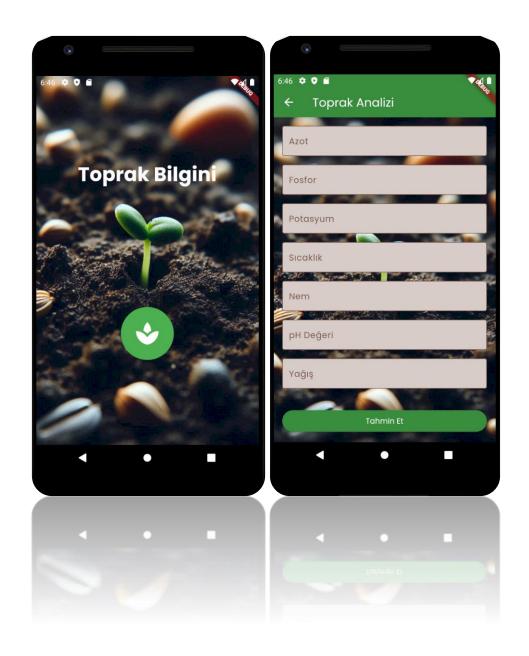
# MAKİNE ÖĞRENMESİ PROJESİ RAPORU



TOPRAK BİLGİNİ

MUHAMMED ENES TETİK

# İÇİNDEKİLER

SFKİ	LLER TABLOSU	ii
3		••••
1.	PROJENİN AMACI VE DİĞER UYGULAMALARDAN FARKI	. 1
1.1.	Projenin Amacı:	1
1.2.	Diğer Uygulamalardan Farkı:	1
	6 78	_
2.	KULLANILAN YÖNTEMLERİN DETAYLI AÇIKLAMASI	. 1
2.1.	Makine Öğrenmesi Algoritması:	1
2.2.	Model Geliştirme Süreci:	2
2.3.	Kullanılan Araçlar ve Teknolojiler:	2
2.4.	Kullanılan Veri Setinin Tanıtımı	3
3.	ÇALIŞMANIN SONUCU	. 4
4.	KARŞILAŞILAN ZORLUKLAR VE UYGULAMANIN KATKILARI	. 5
4.1.	Karşılaşılan Zorluklar:	
42	Hygulamanın Katkıları:	5

# ŞEKİLLER TABLOSU

Şekil 2.1. Kullanılan Veri Seti, Algoritma ve Model	. 2
Şekil 2.2. Veri Seti Hakkında Bilgi	. 3
Şekil 3.1. Uygulamanın Son Hali	
Sekil 3.2. Uygulamanın İçeriği	. 4

## 1. PROJENİN AMACI VE DİĞER UYGULAMALARDAN FARKI

# 1.1. Projenin Amacı:

Bu projenin amacı, tarımsal verimliliği artırmak için toprak özelliklerine göre en uygun bitki türünü belirleyebilen bir makine öğrenmesi modeli geliştirmektir. Azot, pH değeri, yağış vb. toprak özellikleri kullanılarak, bu model sayesinde çiftçiler hangi bitkilerin tarlalarında en verimli şekilde yetişeceğini öngörebilirler. Bu, tarım alanında verimliliği artırarak, daha sürdürülebilir ve ekonomik bir tarım yapılmasına olanak tanır.

### 1.2. Diğer Uygulamalardan Farkı:

- Makine Öğrenmesi Entegrasyonu: Projede kullanılan makine öğrenmesi modeli, toprak verilerine dayanarak çok yüksek doğruluk oranıyla (%98.8) tahminler yapmaktadır.
- Mobil Uygulama: Geliştirilen model, Flutter kullanılarak oluşturulan bir mobil uygulamaya entegre edilmiştir. Bu sayede kullanıcılar, cep telefonları üzerinden kolayca toprak özelliklerini girip tahminleri anında alabilirler.
- Kullanıcı Dostu Arayüz: Mobil uygulama, modern ve estetik bir arayüz ile kullanıcı dostu bir deneyim sunmaktadır.
- Yerel Veri Kullanımı: Model, yerel tarım verilerine dayanarak eğitim almış ve bu sayede spesifik coğrafi bölgelerde yüksek doğrulukla tahmin yapabilmektedir.

# 2. KULLANILAN YÖNTEMLERİN DETAYLI AÇIKLAMASI

# 2.1. Makine Öğrenmesi Algoritması:

Projede, toprak özelliklerine göre en uygun bitki türünü tahmin etmek için Random Forest algoritması kullanılmıştır. Random Forest, birden çok karar ağacının birleşiminden oluşan bir topluluk öğrenme yöntemidir. Her bir karar ağacı, veri setinden rastgele örnekler alarak eğitilir ve en sonunda bütün ağaçların tahminlerinin ortalaması alınarak sonuca ulaşılır. Bu yöntem, aşırı uyum (overfitting) riskini azaltır ve genellikle yüksek doğruluk oranları sağlar.

#### 2.2. Model Geliştirme Süreci:

- 1. Veri Toplama: Azot, pH, yağış gibi çeşitli toprak özelliklerine ait veriler toplandı.
- 2. Veri Temizleme: Eksik ve hatalı veriler temizlendi, veriler normalleştirildi.
- 3. Model Eğitimi: Random Forest algoritması kullanılarak model eğitildi. Modelin doğruluk oranı %98.8 olarak ölçüldü.
- 4. Model Entegrasyonu: Eğitimli model, Flutter ile geliştirilen mobil uygulamaya entegre edildi. Python'da geliştirilen model, uygulama içinde doğrudan kullanılabilir hale getirildi.

```
lask api > 💀 Toprak.csv > 🛅 data
                                                                                                                                                                           flask api > model.pv >
             90,42,43,20.87974371,82.00274423,6.502985292,202.935362,Rice
85,58,41,21.77046169,80.31964408,7.038096361,226.6555374,Rice
60,55,44,23.00445915,82.3207629,7.840207144,263.9642476,Rice
                                                                                                                                                                                        categorical_features = df.select_dtypes(include=['object']).colum
numerical_features = df.select_dtypes(include=['int64', 'float64'
              74,35,40,26.49109635,80.15836264,6.980400905,242.8640342,Rice
78,42,42,20.13017482,81.60487287,7.628472891,262.7173405,Rice
              69, 37, 42, 23.05804872, 83.37011772, 7.073453503, 251.0549998, Rice
69, 55, 38, 22.70883798, 82.63941394, 5.70080568, 271.3248604, Rice
94, 53, 40, 20.27774362, 82.89408619, 5.718627178, 241.9741949, Rice
                                                                                                                                                                                       label encoder = LabelEncoder()
                                                                                                                                                                                          for feature in categorical_features:

df[feature] = label_encoder.fit_transform(df[feature])
              89,54,38,24.51588066,83.5352163,6.685346424,230.4462359,Rice
68,58,38,23.22397386,83.03322691,6.336253525,221.2091958,Rice
              91,53,40,26.52723513,81.41753846,5.386167788,264.6148697,Rice
90,46,42,23.97898217,81.45061596,7.50283396,250.0832336,Rice
78,58,44,26.80879604,80.88684822,5.108681786,284.4364567,Rice
                                                                                                                                                                                        y = df['Ürün']
x = df.drop(columns=['Ürün'], axis=1)
              93,56,36,24.01497622,82.05687182,6.98435366,185.2773389,Rice
94,50,37,25.66585205,80.66385045,6.94801983,209.5869708,Rice
                                                                                                                                                                                        # Veriyi eğitim ve test olarak ayır
x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, train_si
              66,48,39,24.28209415,88.30025587,7.042299069,231.0863347,Rice
85,38,41,21.58711777,82.7883708,6.249050656,276.6552459,Rice
91,35,39,23.79391957,80.41817957,6.970859754,206.2611855,Rice
                77,38,36,21.8652524,<mark>80.1923008,5.953933276,224.5550169,Rice</mark>
38,35,40,23.57943626,83.58760316,5.85393208,291.2986618,Rice
              89,45,36,21.32504158,80.47476396,6.442475375,185.4974732,Rice
76,40,43,25.15745531,83.11713476,5.070175667,231.3843163,Rice
                                                                                                                                                                                        # Tahmin yap ve doğruluğu yazdır
y_pred = model.predict(x_test)
                57,59,41,21.94766735,8<mark>0.97384195,6.012632591,213.3560921,Rice</mark>
83,41,43,21.0525355,8<mark>2.67839517,6.254028451,233.1075816,Rice</mark>
                98,47,37,23.48381344,81.33265073,7.375482851,224.0581164,Rice
             66,53,41,25.0756354,80.52389148,7.778915154,257.0038865,Rice
97,59,43,26.35927159,84.04403589,6.286500176,271.3586137,Rice
97,50,41,24.52922681,80.54498576,7.070959995,260.2634026,Rice
                                                                                                                                                                                          joblib.dump(model, 'model.pkl')
joblib.dump(label_encoder, 'label_encoder.pkl')
                                    0.77576147,84.4<mark>9774397,6.244841491,240.0810647</mark>,Ri
```

Şekil 2.1. Kullanılan Veri Seti, Algoritma ve Model

# 2.3. Kullanılan Araçlar ve Teknolojiler:

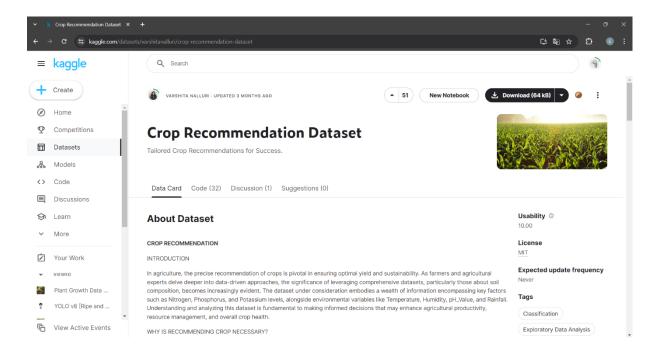
- Programlama Dili: Python
- Geliştirme Ortamı: Visual Studio Code, Android Studio
- Kütüphaneler: Scikit-learn (Random Forest), NumPy, Pandas
- Mobil Geliştirme: Flutter, Dart

#### 2.4. Kullanılan Veri Setinin Tanıtımı

Veri seti olarak "Crop Recommendation Dataset" kullanılmıştır. Veri seti, tarımsal alanlarda toprak özelliklerine ilişkin çeşitli verileri içermektedir. Veri setinde bulunan temel değişkenler şunlardır:

- Azot (N) Seviyesi: Topraktaki Azot içeriğinin oranı
- Fosfor (P) Seviyesi: Topraktaki Fosfor içeriğinin oranı
- Potasyum (K) Seviyesi: Topraktaki Potasyum içeriğinin oranı
- Sıcaklık: Santigrat derece cinsinden sıcaklık
- Nem: % cinsinden bağıl nem
- pH Değeri: Toprağın asidik veya bazik özelliklerini belirten değer.
- Yağış Miktarı: mm cinsinden yağış miktarı

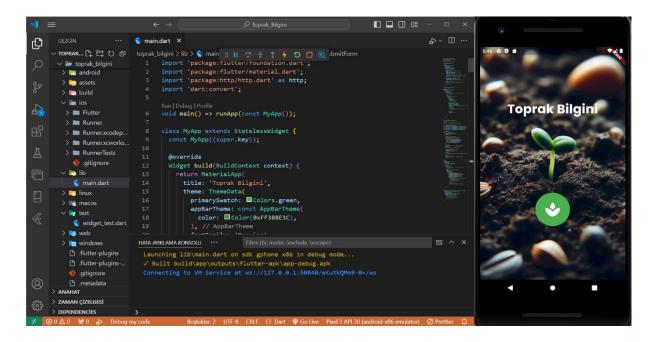
Veri seti, bu özelliklerin yanı sıra, hangi toprakta hangi ürünün daha verimli yetiştiğine dair etiketlenmiş verileri de içermektedir. Bu sayede model, toprak özelliklerine göre ürün tahmini yapabilmektedir.



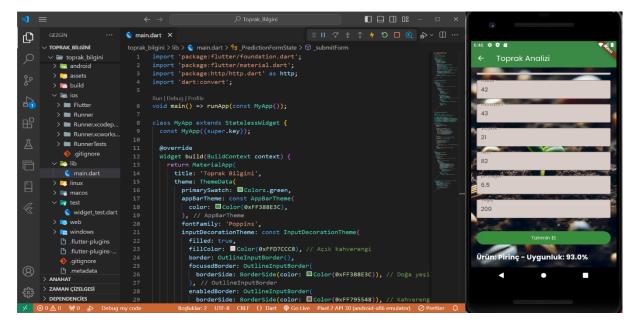
Şekil 2.2. Veri Seti Hakkında Bilgi

## 3. ÇALIŞMANIN SONUCU

Modelin doğruluk oranı %98.8 olarak ölçülmüştür. Bu, modelin toprak özelliklerine göre bitki türünü doğru bir şekilde tahmin edebildiğini göstermektedir. Mobil uygulama aracılığıyla kullanıcılar, toprak özelliklerini girdiklerinde en uygun bitki türünü anında öğrenebilmektedirler. Uygulama, çiftçilere daha verimli tarım yapma konusunda rehberlik etmekte ve kaynak kullanımını optimize etmektedir.



Şekil 3.1. Uygulamanın Son Hali



Şekil 3.2. Uygulamanın İçeriği

## 4. KARŞILAŞILAN ZORLUKLAR VE UYGULAMANIN KATKILARI

#### 4.1. Karşılaşılan Zorluklar:

- Model Entegrasyonu: Python'da geliştirilen modeli Flutter mobil uygulamasına entegre etmek bazı teknik zorluklar içermiştir.
- Kullanıcı Arayüzü Tasarımı: Hem işlevsel hem de kullanıcı dostu bir arayüz tasarlamak, çeşitli tasarım ve kullanım testleri gerektirmiştir.

# 4.2. Uygulamanın Katkıları:

- Tarım Verimliliği: Çiftçilere toprak özelliklerine göre en verimli bitki türünü önererek tarımsal verimliliği artırır.
- Kaynak Yönetimi: Tarımda kullanılan gübre, su gibi kaynakların daha etkin kullanılmasını sağlar.
- Kolay Erişim: Mobil uygulama sayesinde kullanıcılar her yerden ve her zaman toprak analizi yapabilirler.
- Sürdürülebilir Tarım: Daha bilinçli ve verimli tarım yöntemleri sayesinde sürdürülebilir tarıma katkıda bulunur.