

Proje Ana Alanı : Yazılım

Proje Tematik Alanı : Tarım ve Hayvancılık Teknolojileri

Proje Adı (Başlığı) : Zeytin Yapraklarında Yapay Zekayla Hastalık Teşhisi

Özet

Dünya genelinde her yıl yaklaşık 22-23 milyon ton zeytin üretimi gerçekleştirilmekte, Türkiye ise bu üretimin önemli bir kısmını üstlenmektedir ancak zeytin ağaçlarının karşılaştığı çeşitli hastalıklar, verim düşüklüğü ve kalite kaybına yol açarak tarım sektörü üzerinde olumsuz etkiler yaratmaktadır. Yapılan araştırmalara göre, zeytin hastalıkları tarımsal verimliliği %20-40 oranında etkileyebilirken, erken teşhis ve doğru müdahale yöntemlerinin uygulanması, bu kayıpların önemli ölçüde azaltılmasına katkı sağlamaktadır. Bu çalışmanın amacı, zeytin ağaçlarındaki hastalıkların tespitinde yapay zekâ modeli kullanarak geliştirilmiş mobil uygulama ve web sitesi aracılığıyla tarımda sürdürülebilirliği artırmaya yönelik pratik bir çözüm sunmaktır. Çalışmada, zeytin yaprağı hastalıklarının erken teşhisi için kullanılan YOLOv8 modeli, Gaziantep İl Tarım ve Orman Müdürlüğü'nden temin edilen 1524 görüntüden oluşan veri seti ile eğitilmiştir. Uzmanlar tarafından etiketlenen veri seti, algoritmanın yüksek doğrulukla öğrenme ve genelleme yeteneğini ortaya koymuştur. Geliştirilen mobil uygulama, yaprak fotoğraflarını analiz ederek hastalık tespiti yaparken, web sitesi kullanıcı dostu bir arayüzle hastalık bilgileri, dağılım haritaları ve ilgili kaynaklara erişim sağlamaktadır. Elde edilen sonuçlar, mAP50 ve mAP50-95 metriklerinde yüksek doğruluk oranlarına ulaşıldığını ve karmaşıklık matrisi analizlerinin sınıflar arasında güçlü bir genelleme yeteneği sergilediğini ortaya koymuştur. Ayrıca, web sitesinde ısı haritaları aracılığıyla hastalıkların coğrafi dağılımı analiz edilerek, bölgesel tarım stratejilerinin oluşturulmasına katkı sağlanmıştır. Çalışma sonuçları doğrultusunda, modelin farklı hastalık türlerine uyarlanması ve geniş coğrafi alanlarda uygulanabilirliğinin test edilmesi, tarımsal üretimde dijital dönüşümü desteklemek açısından önemli bir adım olacaktır.

Anahtar kelimeler: zeytin, zeytin yaprağı, yapay zekâ, hastalık teşhisi

Amaç

Bu çalışmanın ana amacı, zeytin ağaçlarındaki hastalıkların tespitinde yapay zekâ modeli kullanarak geliştirdiğimiz uygulama ve web sitesiyle tarımda sürdürülebilirliği artırmaya yönelik pratik bir çözüm sunmaktır. Bu kapsamda ele alınan alt amaçlar aşağıdaki gibi sıralanmıştır:

1. Yapay zekâ uygulamaları ile zeytin yetiştiriciliğinde karşılaşılan hastalıkların erken tespitini sağlayarak üretim kalitesini artırmak.
2. Geliştirilen yapay zekâ modelini bir mobil uygulama ve web sitesi entegrasyonu ile pratik kullanıma sunarak çiftçilere erişilebilir bir çözüm sağlamak.
3. Teşhis edilen hastalıkların bölgesel olarak istatistiklerini tutup hangi bölgede hangi hastalığın ne ölçüde görüldüğünü haritalandırmak.

4. Tarımsal dijital dönüşüm sürecinde yapay zekâ teknolojilerinin verimliliği artırma ve hastalıklarla mücadelede nasıl etkin kullanılabileceğini göstermek.

Giriş

Dünyada bilinen en eski ekili ağaçlar arasında yer alan zeytin ağacı (Liphschitz ve ark., 1991), 20-29 ana cinsten meydana gelen Oleaceae familyasının 30'dan fazla tür ve alt türü olan *Olea* cinsinin yenilebilir tek meyvesi olan *Olea europaea* ailesine aittir (Ramirez-Tortosa ve ark., 2006; Kostelenos ve Kiritsakis, 2017; Loumou ve Giourga, 2003). Kökeninin Türkiye'nin güneyi, Suriye, Lübnan, Filistin ve İsrail'de bulunan doğu Akdeniz kıyısı boyunca uzanan bölgeler olduğu kabul edilmektedir (Vossen, 2007).

Dünyada yaklaşık 10 milyon hektar alanda 900 milyon zeytin ağacından yaklaşık 22-23 milyon ton zeytin elde edilmektedir (Özözen, 2024). Dünya genelindeki zeytin yetiştiriciliğinin %90'lık bir kısmı Akdeniz havzasında, geri kalan kısmı ise Latin Amerika ülkelerinde yapılmaktadır. Bu nedenle zeytin sektörü, Akdeniz ülkelerinde çok önemli hale gelmiştir. Örneğin, İspanya'da yarım milyondan fazla çiftçi zeytin yetiştiriciliğine katılmakta ve sektör yılda 46 milyon iş günü sağlamaktadır. Tunus'ta ise nüfusun onda birinden fazlası gelirinin tamamını veya bir kısmını zeytin yetiştiriciliğinden elde etmektedir (Basılğan & Hayretçi, 2023).

Türkiye, Akdeniz havzasındaki konumu nedeniyle gerek sofralık zeytin/yağlık zeytin, gerekse zeytinyağı üretimi açısından dünyanın önde gelen ülkelerinden biridir (Semerci, 2018). Ülkemiz IOC (Uluslararası Zeytin Konseyi) verilerine göre 2018-2019 sezonunda yıllık 194 bin ton zeytin üretimiyle sırasıyla İspanya, Yunanistan, İtalya, Fas'tan sonra dünya sıralamasında 5. sırada bulunmaktaydı. 2023-2024 sezonunda ise yıllık 210 bin ton zeytin üretimiyle Türkiye, İspanya ve İtalya'dan sonra dünya sıralamasında 3. sıraya yükselmiştir. Aynı zamanda Türkiye'de 400 bin aile zeytincilikle geçimini sağlamak ve bu sektör 8-10 bin kişinin gelirin dolaylı katkıda bulunmaktadır (Erdal & Vural, 2017). Tüm bu yönleriyle bakıldığında, zeytin ülke ekonomisi açısından önemli bir yere sahiptir.

Son yıllarda, tarım ve hayvancılıkta yapay zekâ ve dijital teknolojilerin kullanımı önemli derecede artmıştır. Yapay zekanın hem hızlı hem de erişiminin kolay olması tarım ve hayvancılıkta kullanımını yaygınlaştırmıştır (Aksoy ve ark., 2020). Tarım alanında genellikle bitkilerin hastalıklarını teşhis etmek amacıyla kullanılmaktadır. Bitki hastalıklarını teşhis edebilmenin en uygun yöntemlerinden biri ise yapraklarını incelemektir (Korkut ve ark., 2018). Yaprak görüntülerinin yapay zeka ile incelenmesi yoluyla hastalık tespiti yapılmaktadır.

Bu alanda birçok çalışmanın yapıldığı görülmektedir. Cruz ve arkadaşları (2019) üzüm yaprağı hastalıkları üzerinde çalışmış, hastalıkları tespit etmek için çeşitli yapay derin öğrenme algoritmalarını karşılaştırmıştır. Benzer bir çalışmayı Fang ve arkadaşları (2019) elma yaprakları üzerinde yapmış, çalışmalarında derin öğrenme algoritmalarının hiperparametrelerine yoğunlaşarak bunların model başarısı üzerindeki etkilerini ortaya koymuşlardır. Singh ve Misra (2017) benzer bir çalışmayı gül ve fasulye yaprakları üzerinde

yapmıştır. Çalışmalarında genetik algoritmaları ve SVM’yi kullanıp %95 oranında tespit başarısı elde etmişlerdir.

Dikici ve arkadaşları (2021) çalışmamıza yakın bir şekilde zeytin yaprağı hastalıkları üzerinde çalışmışlardır. Çalışmalarında AlexNet, SqueezeNet, ShuffleNet ve GoogleNet gibi derin öğrenme algoritmalarını kullanarak başarıları yönünden karşılaştırmışlardır. En başarılı algoritma olarak AlexNet tespit edilmiştir.

Bu çalışmada derin öğrenme algoritması olarak YOLOv8 kullanılmıştır. Bunun nedeni Goyal ve arkadaşları (2025) patates tarlalarındaki yabancı ot sınıflandırması için yaptığı güncel bir çalışmada çeşitli algoritmaları karşılaştırmış sonuç olarak en başarılı algoritmanın YOLOv8 olduğunu belirtmiştir.

Bu çalışmamızda sadece hastalık tespit edilmesi bağlanımda kalınmamış, bunun yanında elde edilen yetkinliğin çiftçilerin ve ilgililerin kullanımına sunulması için mobil uygulama ve web sitesi oluşturulmuş. Eğitilmiş yapay zeka modelinden faydalanılması için bir ürün oluşturulmuştur. Çalışmamız bu yönüyle benzer çalışmalardan ayrılmaktadır.

Yöntem

Son dönemde, bilgisayar tabanlı bilgi sistemleri geliştirmek için en popüler yaklaşım, ‘Waterfall’ yöntemidir (Buchori ve ark., 2017). Waterfall yöntemi, Sistem Geliştirme Yaşam Döngüsü (SDLC) içinde her bir aşamanın tamamlanması gerektiği ve bir sonraki aşamaya geçmeden önce bu aşamanın bitirilmesi gereken bir yöntemdir. Bu, her aşamaya odaklanmanın en üst düzeye çıkarılmasını sağlar çünkü paralel bir çalışma yapılmaz. Waterfall modeli, sırayla tamamlanması gereken birkaç aşamayı tanımlar ve önceki aşama tamamen yerine getirilmeden bir sonraki aşamaya geçilmez. Bu nedenle, Waterfall modeli tekrarlıdır çünkü her aşama mükemmelleştirilene kadar sonsuz bir şekilde tekrar edilebilir (Bassil, 2012). Şekil 1’de bu projede kullanılan aşamalar belirtilmiştir.



Şekil 1: Çalışmamızda Kullanılan Temel Aşamalar

Bu çalışmada, zeytin yaprağı hastalıkları tespiti üzerine yapılan yapay zekâ destekli yenilikçi bir sistemin geliştirilmesi sürecinde, Waterfall yazılım geliştirme modeline uygun bir yaklaşım benimsenmiştir. Bu yöntem çalışma basamakları Şekil 1’de gösterilmiştir. Aşağıda, her bir adımda yapılan işlemler detaylı bir şekilde açıklanmıştır.

1. İhtiyaç Analizi ve Veri Toplama

Çalışmada kullanılan veriler, İl Tarım ve Orman Müdürlüğünden alınmış ve çevredeki zeytin tarlalarından çekilmiştir. Bu kapsamda toplam 1524 tane fotoğraf toplanmıştır. Çalışmamızda 5 adet zeytin yaprağı hastalığı üzerinde durulmuştur. Böylelikle çalışmamıza temel oluşturacak ayrıntısı aşağıda verilen veri seti oluşturulmuştur.

2. Veri Seti Oluřturma

Veri Seti Roboflow programında hazırlanmıřtır. řekil 2’de de gsterildiđi zere fotođraflar sađlıklı, kuř gz mantarı, pas akarı, besin eksikliđi, zeytin virs, karasakız hastalıđı olmak zere 6 farklı kategoride İl Tarım ve Orman Bakanlığı uzmanları tarafından kontrol edilerek etiketlenmiř ve grseller zerinde n iřleme adımları uygulanarak grntlerin znrlđ optimize edilmiř, gereksiz grltler temizlenmiř ve veri seti dengeli hale getirilmiřtir.



řekil 2: Veri Setindeki Sınıf Dađılımı

3. Model Eđitimi

Bu alıřmada, nesne tespiti ve sınıflandırma grevleri iin YOLOv8 (You Only Look Once Versiyon 8) algoritması kullanılmıřtır. YOLOv8, kullanmanın sebebi YOLO’nun nceki versiyonlarına gre geliřtirilmiř dođruluk, hız ve esneklik sunar. zellikle, hafif bir yapıya sahip olmasına rađmen, yksek tespit performansı sađlaması tercih sebebi olmuřtur (Ultralytics, 2025).

YOLOv8 modeli, PyTorch ktphanesi kullanılarak eđitilmiřtir. Eđitim sırasında kullanılan hiperparametreler Tablo 1’de gsterilmiřtir.

Tablo 1: YOLOv8 İin Hiperparametreler

Optimizasyon algoritması	AdamW
đrenme Oranı	0.001
Batch boyutu	16
Epoch sayısı	50

Kullanılan model mimarisi Şekil 3’te gösterilmiştir. Model 23 katmandan oluşmaktadır. Toplam 11.137.922 parametreye sahiptir.

	from	n	params	module	arguments
0	-1	1	928	ultralytics.nn.modules.conv.Conv	[3, 32, 3, 2]
1	-1	1	18560	ultralytics.nn.modules.conv.Conv	[32, 64, 3, 2]
2	-1	1	29056	ultralytics.nn.modules.block.C2f	[64, 64, 1, True]
3	-1	1	73984	ultralytics.nn.modules.conv.Conv	[64, 128, 3, 2]
4	-1	2	197632	ultralytics.nn.modules.block.C2f	[128, 128, 2, True]
5	-1	1	295424	ultralytics.nn.modules.conv.Conv	[128, 256, 3, 2]
6	-1	2	788480	ultralytics.nn.modules.block.C2f	[256, 256, 2, True]
7	-1	1	1180672	ultralytics.nn.modules.conv.Conv	[256, 512, 3, 2]
8	-1	1	1838080	ultralytics.nn.modules.block.C2f	[512, 512, 1, True]
9	-1	1	656896	ultralytics.nn.modules.block.SPPF	[512, 512, 5]
10	-1	1	0	torch.nn.modules.upsampling.Upsample	[None, 2, 'nearest']
11	[-1, 6]	1	0	ultralytics.nn.modules.conv.Concat	[1]
12	-1	1	591360	ultralytics.nn.modules.block.C2f	[768, 256, 1]
13	-1	1	0	torch.nn.modules.upsampling.Upsample	[None, 2, 'nearest']
14	[-1, 4]	1	0	ultralytics.nn.modules.conv.Concat	[1]
15	-1	1	148224	ultralytics.nn.modules.block.C2f	[384, 128, 1]
16	-1	1	147712	ultralytics.nn.modules.conv.Conv	[128, 128, 3, 2]
17	[-1, 12]	1	0	ultralytics.nn.modules.conv.Concat	[1]
18	-1	1	493056	ultralytics.nn.modules.block.C2f	[384, 256, 1]
19	-1	1	590336	ultralytics.nn.modules.conv.Conv	[256, 256, 3, 2]
20	[-1, 9]	1	0	ultralytics.nn.modules.conv.Concat	[1]
21	-1	1	1969152	ultralytics.nn.modules.block.C2f	[768, 512, 1]
22	[15, 18, 21]	1	2118370	ultralytics.nn.modules.head.Detect	[6, [128, 256, 512]]
Model summary: 225 layers, 11,137,922 parameters, 11,137,906 gradients, 28.7 GFLOPs					

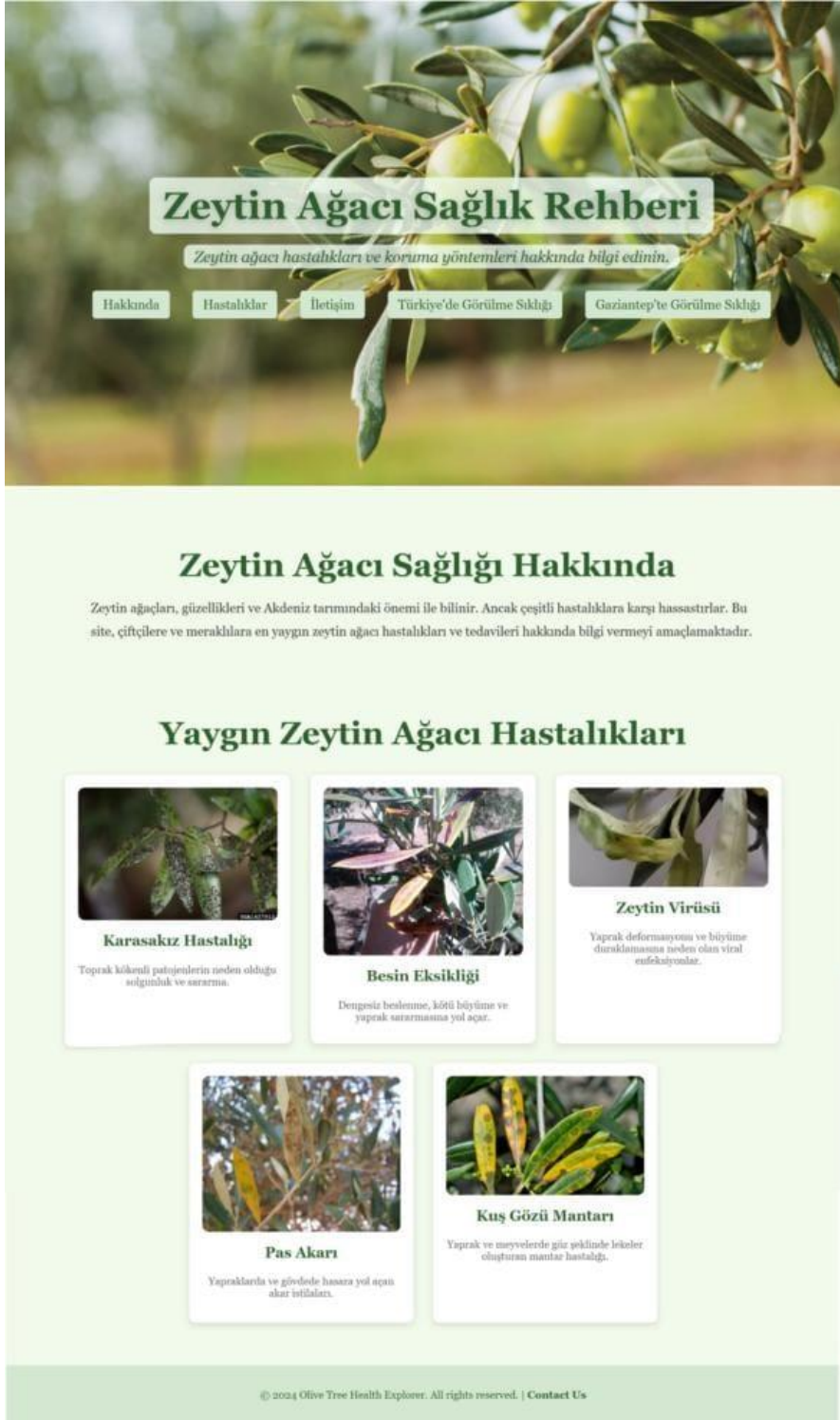
Şekil 3: Model Mimarisinin Ayrıntılarını Gösteren Görsel

Model; elde edilen veri setiyle transfer öğrenme yöntemi kullanılarak, Google Colab üzerinde, TB4 ekran kartına sahip, 32 GB RAM’e sahip bir bilgisayarda 50 epochta modeli eğitilmiştir. Eğitim tamamlandıktan sonra, model test veri seti ile değerlendirilmiş ve performans metrikleri doğruluk, hassasiyet, duyarlılık ve F1 skoru gibi ölçütlerle raporlanmıştır. Eğitilen model, android uygulamasına entegre edilebilmesi için .tflite formatına dönüştürülmüştür.

4. Yazılım Geliştirme

4.1 Web Sitesi Geliştirme

Web sitesinde kullanıcı dostu ve modern bir arayüz tasarımı hedeflenmiştir. Hazırlanırken HTML, JavaScript ve CSS dilleri kullanılmıştır. Dinamik ikonlar için ‘Font Awesome’ kütüphanesi entegre edilmiştir. Görsel tutarlılık ve estetik bir tasarım için CSS’nin ‘keyframe animations’ özelliğinden faydalanılmıştır. Sayfa düzeni, mobil cihazlara uyum sağlamak amacıyla ‘Responsive Design’ prensiplerine uygun şekilde hazırlanmıştır. Web sitesine ilk tıklanıldığında kullanıcının karşısına zeytin resmi üzerine siteyi açıklayıcı başlıklar eklenmiş, altlarına "Hakkında", "Hastalıklar", "İletişim", "Türkiye’de Görülme Sıklığı", "Gaziantep’te Görülme Sıklığı" gibi butonlar kullanıcıların platformda farklı bilgilere erişmesini kolaylaştıracak şekilde düzenlenmiştir. “Hastalıklar” kısmında her hastalığın fotoğrafı ve küçük açıklaması kutucuklara eklenmiştir. Bu kutucuklara basıldığında kullanıcı her hastalık için ayrı tasarlanmış, daha detaylı bilgilerin olduğu sayfalara yönlendirilmektedir. Şekil 4’te web sitesinin ana sayfasının görseli verilmiştir.



Şekil 4: Oluşturulan WEB Sitesinin Ana Sayfası

Hastalıkların her biri için hastalığın resminin, tanımının, belirtilerinin olduğu; nasıl yayıldığının, ağaçların hastalıktan korunabilmesi veya tedavi edilebilmesi için yapılması gerekenlerin açıkça anlatıldığı ayrı web sayfaları sitemize eklenmiştir. Ayrıca daha detaylı anlatım istenme ihtimaline karşın Tarım ve Orman Bakanlığının o hastalıkla ilgili anlatımlarının olduğu belgelere yönlendirme linkleri de sayfanın en altına eklenmiştir.

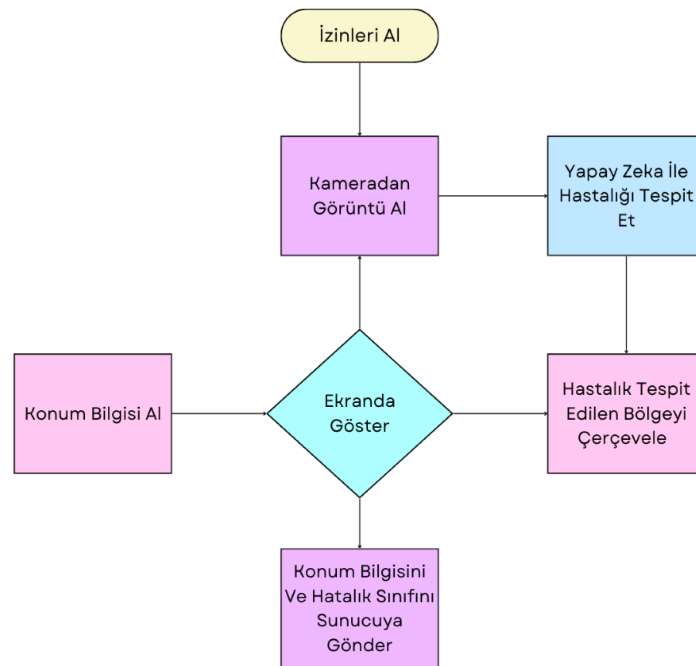
Ayrıca her hastalığın Türkiye'de ve Gaziantep'te görülme sıklığı haritalar üzerinde farklı renklerle belirtilmiştir. Bunun için Türkiye ve Gaziantep fotoğrafları alınıp .svg formatına dönüştürülmüş, Apache E-Charts sitesinden alınmış olan ısı haritası grafiği scriptine eklenmiştir. Başlangıçta boş olan haritanın üzerine veri eklenebilmesi için;

İlk olarak uygulamadaki “Gönder” tuşuna basıldığında fotoğrafı çekilen yaprağın yapay zekâ tarafından doğrulanan hastalık adının ve kullanıcının konumunun verisi veri tabanına aktarılmıştır. Farklı kullanıcılar tarafından aktarılan bilgiler konum bilgisine göre gruplandırılarak işlenmiştir.

Sonrasında veri tabanındaki her konumun haritalara göre oran ve orantısı hesaplanmış ve o konumlardan gönderilen veri sayısı kadar ısı haritası mantığıyla ilgili alanda işaretlenmiştir. Kullanıcı konumların üzerinde görülen belirteçlere tıkladığında kendi sitemizden (<https://zeytin.icodetflow.com/>) ilgili hastalığın bilgisine ulaşabilmektedir.

3.2 Android Uygulaması Geliştirme

Şekil 5'te sunulan süreç akış diyagramı, zeytin ağaçlarındaki hastalıkların tespiti ve verilerin sunucuya iletilmesi için geliştirilen sistemin genel işleyişini göstermektedir. Sistem, kullanıcının gerekli izinleri vermesiyle başlayarak, kameradan alınan görüntülerin yapay zeka algoritmalarıyla analiz edilmesini ve tespit edilen hastalıkların görsel olarak çerçevelenmesini içermektedir. Ayrıca, elde edilen konum bilgisi ve hastalık sınıfı, tarımsal sürdürülebilirlik ve hızlı müdahale sağlamak amacıyla sunucuya iletilmektedir. Bu yapı, kullanıcı dostu bir arayüzle birlikte hassas ve verimli bir hastalık yönetimi imkanı sunmaktadır.



Şekil 5: Oluşturulan Mobil Uygulamaya Ait Akış Diyagramı

Uygulamanın ana arayüzü, kullanıcıların zeytin yaprağı fotoğraflarını kolayca analiz etmesini ve sonuçları görmesini sağlamak amacıyla basit, kullanıcı dostu bir tasarımla geliştirilmiştir. Geliştirme süreci Android Studio üzerinde Kotlin programlama dili kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

CameraX API'leri kullanarak cihazın kamerası aracılığıyla bir zeytin yaprağı görüntüsü alınır. Kamera entegrasyonu için 'CameraX' kütüphanesinin 'Preview' ve 'ImageAnalysis' sınıfları kullanılmıştır. Kamera başlatılmadan önce, "Manifest.permission.CAMERA" koduyla kullanıcıdan dinamik olarak kamera erişim izni talep edilir. İzin onaylandıktan sonra kamera başlatılır ve görüntü işleme başlar. Çekilen görüntüler, uygulamaya entegre edilmiş YOLOv8 tabanlı bir yapay zekâ modeli ile analiz edilir. Bu model, yaprağın üzerindeki hastalık belirtilerini tespit eder, hastalıklı alanları 'bounding box' ile işaretler ve ilgili hastalık türünü belirler. Analiz sonuçları, bir 'OverlayView' bileşeniyle kullanıcının ekranında görüntülenir ve detaylı açıklamalar metin olarak arayüzde sunulur.

Kullanıcının konum verisi, 'LocationManager' üzerinden hassas GPS koordinatları ile elde edilir. Bu işlem için "ACCESS_FINE_LOCATION" izni dinamik olarak kontrol edilir ve gerekirse talep edilir. Alınan konum verisi, hastalığın tespit edildiği alanın coğrafi kaydının yapılması ve daha sonra haritalandırılması için kullanılmak üzere bir uzak sunucuya, 'OkHttp' kütüphanesi ve 'Coroutines' aracılığıyla gönderilir. Sunucu iletişimi sırasında, konum ve analiz sonuçları güvenli bir şekilde işlenir.

Analiz sonuçlarının gösterildiği ekranda, kullanıcıya "Daha Fazla Bilgi" butonu sunulur. Bu buton, kullanıcıyı 'OkHttp' veya 'Retrofit' ile hazırlanmış bir web sitesine yönlendirir. Web sitesinde, hastalığın semptomları, önleme yöntemleri ve tedavi seçenekleri detaylı bir şekilde açıklanmıştır. Uygulamadaki "Gönder" butonuna basıldığında, analiz edilen görüntüde tespit edilen hastalık adı ve GPS konumu, php aracılığı ile Mysql'e kaydedilir. Bu veriler, Türkiye genelindeki ve Gaziantep bölgesindeki zeytin hastalıklarının dağılımını haritalandırmak ve analiz etmek için kullanılacaktır.

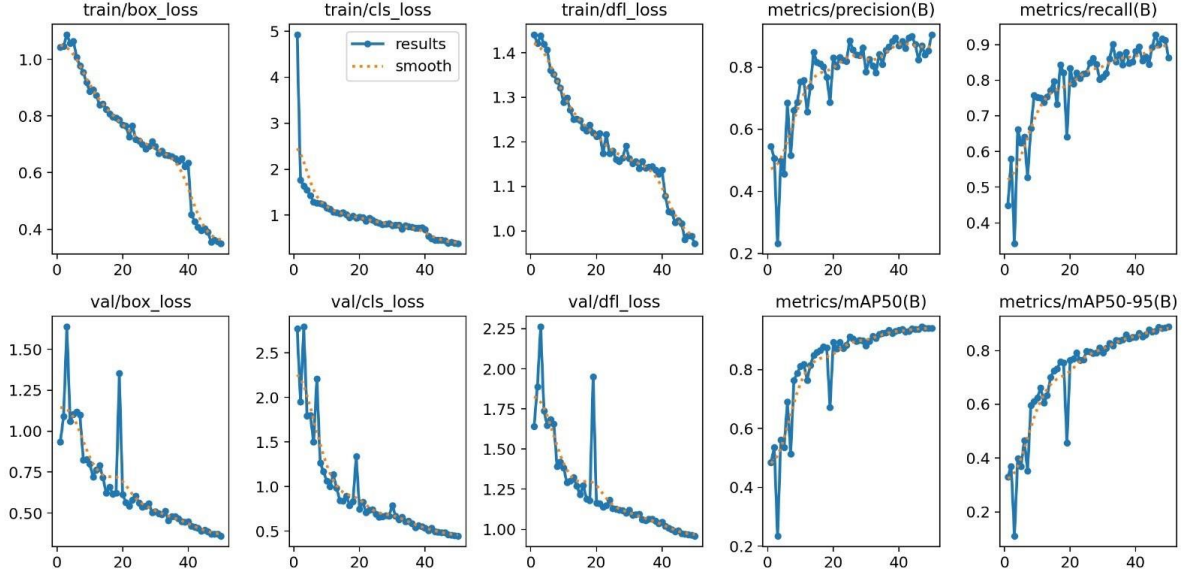
Proje İş-Zaman Çizelgesi

AYLAR						
İşin Tanımı	Ağustos	Eylül	Ekim	Kasım	Aralık	Ocak
Literatür Taraması	X	X				
Veri Toplama ve Fotoğraf Çekimi		X	X			
Veri Analizi ve Hastalık Tespiti			X			
Web Sitesi ve Uygulama Tasarımı			X	X	X	
Test ve Sonuçların Değerlendirilmesi				X	X	
Proje Raporu Yazımı					X	X

Bulgular

Bu çalışmada derin öğrenme algoritması olarak YOLOv8 kullanılmıştır. Bunun nedeni Goyal ve arkadaşları (2025) patates tarlalarındaki yabancı ot sınıflandırması için yaptığı güncel bir çalışmada çeşitli algoritmaları karşılaştırmış sonuç olarak en başarılı algoritmanın YOLOv8 olduğunu belirtmiştir.

Yapılan model eğitimi süresince elde edilen sonuçlar Şekil 6'da özetlenmiştir. Şekilde, eğitim ve doğrulama süreçlerine ait kayıp değerleri (box, cls, dfl) ile performans ölçütleri (precision, recall, mAP50, mAP50-95) eğitime bağlı olarak zamanla nasıl değiştiği gösterilmektedir. Bu grafikler, modelin eğitim süresince kayıplarının azaldığını ve performansının kademeli olarak iyileştiğini açıkça ortaya koymaktadır. Bulguların detaylı incelemesi, modelin eğitim sürecinin başarıyla ilerlediğini destekler niteliktedir.



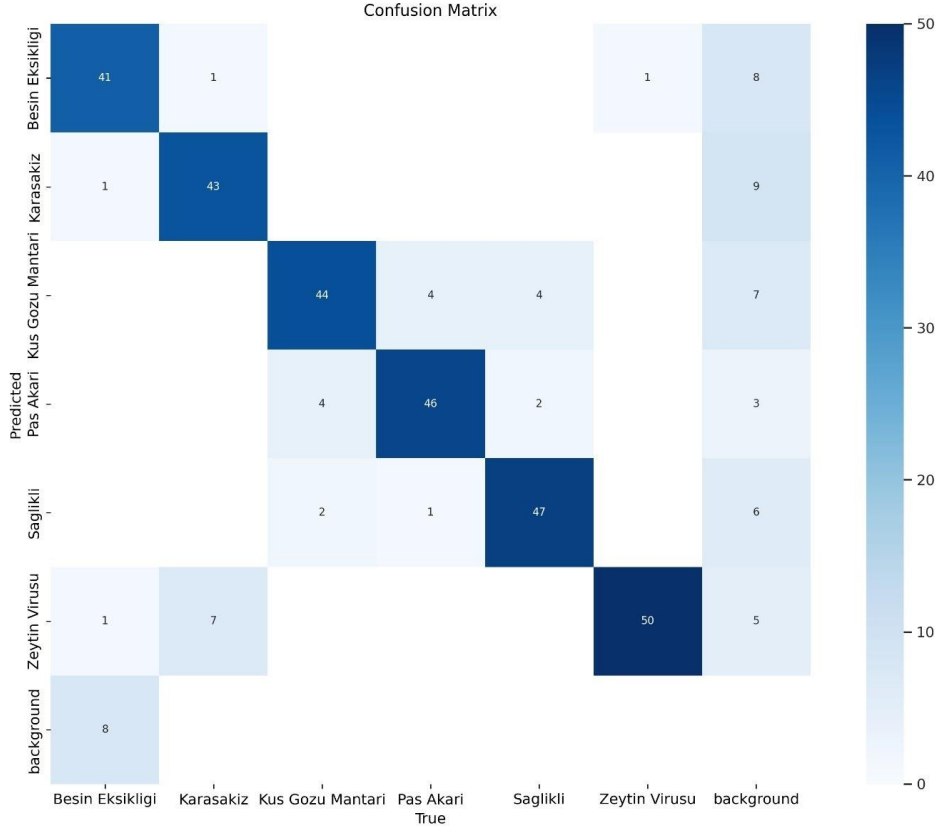
Şekil 6: Model Eğitim Sürecinde Elde Edilen Veriler

Şekil 6’da görülen modelin eğitim ve doğrulama sürecine ait metriklerin görselleştirildiği bu grafikler, modelin öğrenme performansını ve genel başarımını detaylı bir şekilde değerlendirmektedir. Eğitim ve doğrulama kayıpları (loss) grafiklerinde, hem box_loss, cls_loss (sınıf kaybı) hem de dfl_loss (distribution focal loss) değerlerinin eğitim boyunca düzenli bir şekilde azaldığı görülmektedir. Bu durum, modelin her bir iterasyonla birlikte hatalarını etkili bir şekilde minimize ettiğini göstermektedir.

Precision (kesinlik), recall (duyarlılık), mAP50 ve mAP50-95 gibi değerlendirme metriklerinde ise sürekli bir iyileşme eğilimi gözlenmektedir. Özellikle mAP50 ve mAP50-95 grafiklerinde doğrulama başarımının eğitimin ilerleyen aşamalarında yüksek değerlere ulaştığı, bunun da modelin nesne tespitinde yüksek bir doğruluk oranına eriştiğini işaret ettiği görülmektedir. Hem eğitim hem de doğrulama kayıplarındaki benzer düşüş ve doğrulama metriklerindeki artış, modelin hem öğrenim sürecinde hem de genelleme yeteneğinde istikrarlı bir performans sergilediğini göstermektedir.

Bu bulgular, modelin başarılı bir şekilde eğitildiğini ve nesne tespiti görevini etkili bir şekilde gerçekleştirdiğini doğrulamaktadır.

Şekil 7’de modelin sınıflandırma performansını değerlendirmek amacıyla oluşturulan karmaşıklık matrisi sunulmaktadır. Bu matris, modelin doğru ve yanlış sınıflandırmalarını sınıf bazında detaylı bir şekilde göstermektedir. Diyagonal üzerindeki yüksek değerler, modelin doğru sınıflandırma yeteneğini ortaya koyarken, diyagonal dışındaki hatalar modelin hangi sınıflar arasında karmaşıklık yaşadığını analiz etmemizi sağlamaktadır. Bulgular, modelin genel olarak yüksek doğrulukla çalıştığını, ancak belirli sınıflar arasında sınırlı düzeyde karmaşıklık yaşandığını göstermektedir.

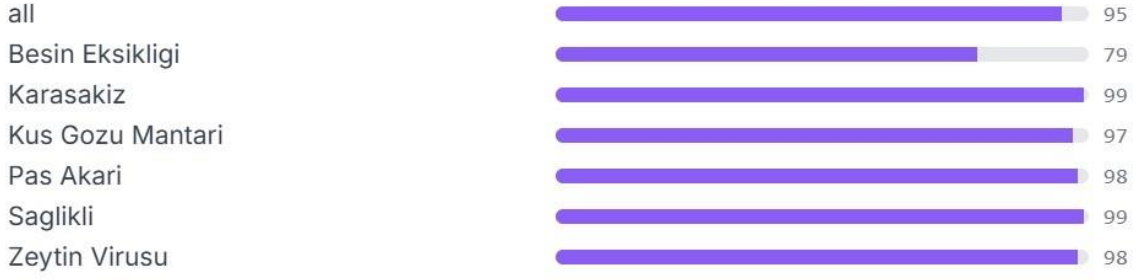


Şekil 7: Model Başarısına Ait Karmaşıklık Matrisi

Şekil 7’de görülen modelin sınıflandırma performansını değerlendirmek için oluşturulan karmaşıklık matrisi, modelin genel olarak yüksek bir doğrulukla çalıştığını göstermektedir. Özellikle "Zeytin Virüsü" (50), "Sağlıklı" (47) ve "Kuş Gözü Mantarı" (44) sınıflarında doğru tahmin sayısının yüksek olması, modelin bu sınıflar için güçlü bir öğrenme gerçekleştirdiğini ortaya koymaktadır. Diğer sınıflar arasında ise daha sınırlı ölçüde karmaşıklık gözlenmiş olup, "Besin Eksikliği" ve "background" sınıflarında gözlenen tahminler modelin geniş veri çeşitliliği içinde dengeli bir performans sunduğunu göstermektedir. Bu bulgular, modelin çeşitli sınıflar arasında genelleme yapabildiğini ve sınıflandırma görevini büyük ölçüde başarıyla gerçekleştirdiğini doğrulamaktadır.

Şekil 8’deki veriler, sistemin sınıflar bazında ortalama doğruluk performansını (mAP50) göstermektedir. Genel olarak, tüm sınıflar için ortalama doğruluk %95 olarak belirlenmiştir. Bu, sistemin genel olarak yüksek bir doğruluk oranına sahip olduğunu göstermektedir. Besin Eksikliği sınıfında mAP50 değeri %79 ile diğer sınıflara kıyasla daha düşük bir performans sergilemektedir. Karasakız, Kuş Gözü Mantarı, Pas Akarı, Sağlıklı ve Zeytin Virüsü sınıflarında ise %97 ile %99 arasında değişen çok yüksek doğruluk oranları elde edilmiştir. Bu durum, modelin bu hastalıkları ve sağlıklı durumları doğru bir şekilde tespit etme kapasitesine sahip olduğunu göstermektedir.

Average Precision by Class (mAP50)



Şekil 8: Sınıf Bazında Doğruluk Oranları

Şekil 9’da zeytin yapraklarında hastalık tespiti yapmak için geliştirilen uygulamanın arayüzünü gösterilmektedir. Görselde, uygulamadaki model "Zeytin Virüsü" hastalığını başarıyla tespit etmiş ve ilgili bölgeyi bir dikdörtgen çerçeveye ile işaretlemiştir. Uygulama, kullanıcıya tespit edilen hastalığı ekranın alt kısmında açık bir şekilde sunarken, aynı zamanda hastalığın tespit edildiği coğrafi konumun enlem ve boylam bilgilerini de göstermektedir. Hastalık teşhis edildiği an kullanıcıya "Daha Fazla Bilgi" butonu sunulur. Bu buton, kullanıcıyı hastalık hakkında daha fazla bilgi alabilmesi adına web sitesinde her hastalık için ayrı ayrı hazırlanmış olan sayfalara yönlendirir. Uygulamadaki “Gönder” butonuna basıldığında ise analiz edilen görüntüde tespit edilen hastalık adı ve GPS konumu Türkiye genelindeki ve Gaziantep bölgesindeki zeytin hastalıklarının dağılımını haritalandırmak ve analiz etmek için web sitesinin veri tabanına gönderilmektedir. Bulgular geliştirilen yapay zekâ modelinin zeytin hastalıklarını hızlı ve doğru bir şekilde tespit etme kabiliyetini ortaya koyarken, uygulamanın kullanıcı dostu bir arayüz ve pratik bir çözüm sunduğunu da göstermektedir.



Şekil 9: Mobil Uygulamaya Ait Ekran Görüntüsü

Oluşturulan web sitesinde kullanıcılar her hastalığı detaylı bir şekilde inceleyebilsin diye 5 hastalık için ayrı ayrı sayfalar hazırlanmıştır. Şekil 10'da 'kuş gözü mantarı' hastalığı için hazırlanan sayfanın görseli sunulmuştur. Kullanıcılara hastalığın belirtileri, yayılma koşulları, korunma ve tedavi yöntemleri hakkında detaylı bilgiler vererek eğitim sağlar. Görsellerle desteklenen içerikler, hastalıkların doğru teşhisini kolaylaştırırken, budama, nem kontrolü ve fungusit kullanımı gibi pratik önerilerle kullanıcıların zeytin ağaçlarının sağlığını korumasına yardımcı olur. Önemli noktaların vurgulandığı notlar ve uzman tavsiyeleriyle, kullanıcıların bilinçlenmesine ve doğru adımlar atmasına olanak tanır. Ayrıca, daha fazla bilgi edinmek isteyen kullanıcıları ilgili sayfalara yönlendirerek rehberlik eder. Bu yapı, özellikle zeytin üreticileri için değerli bir kaynak oluşturarak, hastalıklarla mücadelede bilgiye dayalı kararlar alınmasına katkı sağlar.

Kuş Gözü Mantarı (Spilocaea oleaginea)

Hastalığın Tanımı

Kuş Gözü Mantarı, zeytin ağaçlarında sık görülen bir mantar hastalığıdır. Hastalığa **Spilocaea oleaginea** adlı bir mantar neden olur ve genellikle yapraklarda ve meyvelerde "göz" şeklinde lekeler oluşmasına yol açar. Bu hastalık, bitkilerin sağlığını etkileyerek verim kaybına neden olabilir.



Belirtileri

- Yapraklarda yuvarlak, koyu renkli lekeler.
- Lekelerin çevresinde açık renkli bir halka oluşumu.
- Yaprak dökülmeleri ve bitkinin zayıflaması.
- Meyve yüzeyinde lekeler ve kalite kaybı.

Hastalığın Yayılması

Kuş Gözü Mantarı, özellikle nemli ve ılıman iklimlerde hızlı şekilde yayılır. Yağışlı mevsimlerde mantarın sporları rüzgar ve suyla taşınarak yeni enfeksiyonlara neden olur.

Not: Hastalık, zeytin ağaçlarının verimini ve uzun vadeli sağlığını ciddi şekilde etkileyebilir. Bu nedenle erken teşhis ve uygun tedavi önemlidir.

Korunma ve Tedavi

Kuş Gözü Mantarıyla mücadele için aşağıdaki önlemler alınabilir:

- Hastalıklı yaprakları ve dalları budayarak uzaklaştırmak.
- Zeytin bahçesini iyi bir şekilde havalandırmak ve nem seviyesini kontrol altında tutmak.
- Fungisit (mantar ilacı) uygulamak. Bakır içeren ilaçlar etkili olabilir.
- Dirençli zeytin çeşitlerini tercih etmek.

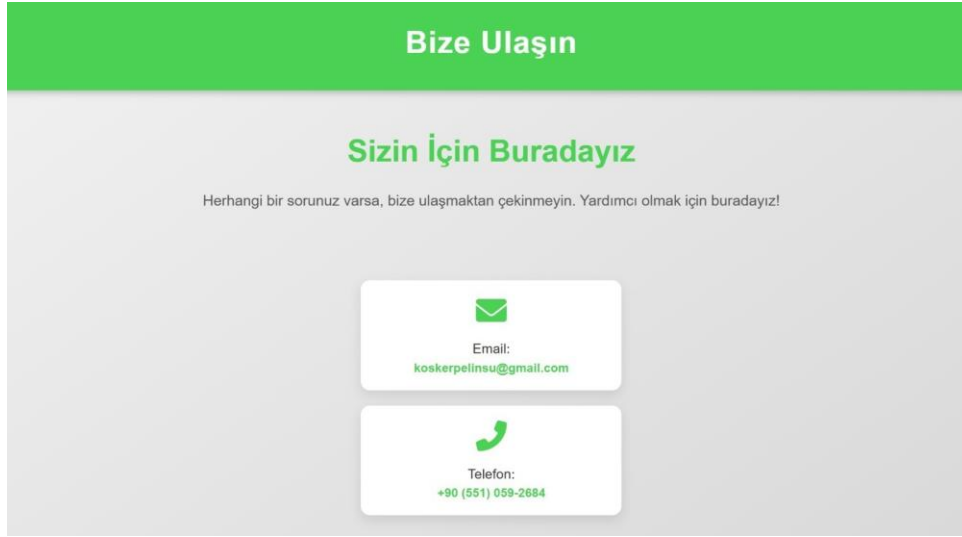
Sonuç

Kuş Gözü Mantarı, zeytin üretimini olumsuz etkileyen önemli bir hastalıktır. Ancak düzenli bakım ve önleyici tedbirlerle bu hastalığın zararlarını en aza indirmek mümkündür. Uzman bir ziraat mühendisine danışarak en uygun mücadele yöntemini seçebilirsiniz.

Daha fazla bilgi için Ziraat ve Bitki Koruma Rehberi sayfasını ziyaret edebilirsiniz.

Şekil 10: Kuş Gözü Hastalığına Ait Sayfanın Görüntüsü

Şekil 11'de web sitesinin iletişim sayfası gösterilmiştir. Kullanıcı dostu bir tasarımla hazırlanmış bu sayfa, ziyaretçilere iletişim bilgilerini hızlı ve net bir şekilde sunmaktadır. Üst kısımda, "Sizin İçin Buradayız" ifadesiyle kullanıcıların herhangi bir konuda destek alabileceği vurgulanmıştır. Ziyaretçilerin sorunlarına hızlı çözümler bulmasını kolaylaştırmak amacıyla sade ve işlevsel bir şekilde tasarlanmıştır. Kullanıcılar, ihtiyaç duyduklarında kutucukların üzerine tıklayıp e-posta gönderebilir veya telefonla iletişim kurabilir.



řekil 11: Oluřturulan WEB Sitesinin İletiřim Sayfası

Web sitesinde hastalıkların konuma dayalı olarak yapay zekâ tarafından deęerlendirilmiř olan verileri grsel bir grafik olarak ısı haritası řeklinde daęılımı Trkiye haritası zerinde gsterilmiřtir. Her renk farklı bir hastalıęı temsil etmekte olup belirtecin byklę o konumdan alınmıř olan verinin sayısıyla doęru oranda artmaktadır. Belirtecin zerinde durulduęunda hastalıęın ismi ve o konumdan alınan verinin sayısını gstermektedir. Belirtece tıkladıęında ise web sitesinde o hastalıęın olduęu sayfaya ynlendirmektedir. Bu bulgular sonucunda iftiler, yerel ynetimler, tarım kooperatif odaları, Tarım ve Orman Bakanlıęı gibi kiři kurum veya kuruluřlar zeytin hastalıklarının daęılımı olası yayılma durumlarını nceden izleyerek bu hususta tedbirler alabileceklerdir. rneęin, řekil 12’de Konya zerindeki mavi belirtecin zeytin virsn temsil etmekte olduęu ve o blgeden gelen veri sayısının 80 olduęu grlmektedir.



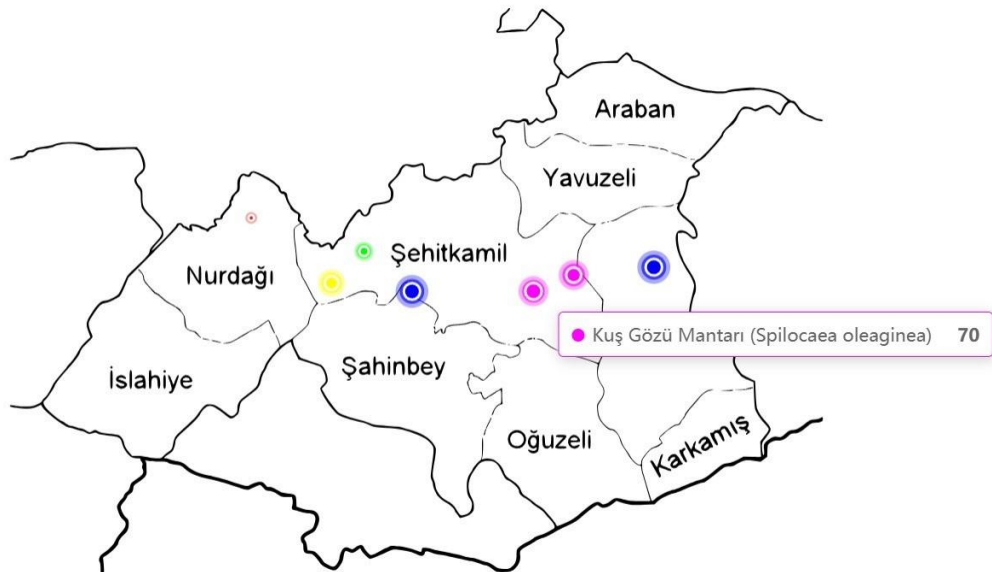
řekil 12: Tespit Edilen Hastalıklara Ait Konumsal Gsterim

Şekil 13'te Konya üzerindeki yeşil belirtecin besin eksikliğini temsil ettiği aynı zamanda ise girilen veri sayısının 30 olduğu verilmiştir. Bu bulgulara göre Konya'da zeytin virüsünün daha fazla tehlike yarattığı ve ona önlem alınması gerektiği söylenebilir.



Şekil 13: Tespit Edilen Hastalıklara Ait Konumsal Gösterim

Şekil 14'te ise web sitesindeki Antep haritasına o bölgeye ait zeytin hastalıklarının yapay zekâ ile konuma dayalı olarak analiz edilmiş verilerinin ısı haritası şeklinde görselleştirildiği görülmektedir. Bu analizler sayesinde Gaziantep'teki çiftçiler, tarım kooperatifleri, yerel yönetimler ve ilgili kurumlar, hastalıkların dağılımını ve olası yayılma alanlarını önceden tespit ederek gerekli önlemleri alabilirler. Bu durum, zeytin hastalıklarının kontrol altına alınmasına ve üretim verimliliğinin korunmasına katkı sağlayacaktır.



Şekil 14: Gaziantep İlinde Tespit Edilen Hastalıklara Ait Konumsal Gösterim

Örnek olarak Şehitkamil ilçesinde birden fazla yerde kuş gözü mantarına rastlanılmış ve sayısının 70 olduğu öğrenilmiştir. Bu bölgedeki zeytin ağaçlarının kuş gözü mantarı hastalığından korunması için pembe belirtecin üzerine tıklanıp web sitesindeki korunma ve tedavi bölümünden bilgi alınabilir. Bilgiler yetersiz kalırsa alt kısımda verilen linkten daha detaylı bilgi elde edilebilir.

Sonuç ve Tartışma

Zeytin yetiştiriciliği, Akdeniz havzası ve Türkiye için hem ekonomik hem de kültürel açıdan kritik bir öneme sahiptir (Vossen, 2007; Basılğan ve Hayretçi, 2023). Zeytin ağaçlarının korunması, mevcut üretim hacmini ve kalitesini sürdürebilmek, aynı zamanda bu değerli tarım ürününün uzun vadeli sürdürülebilirliğini sağlamak açısından büyük bir gerekliliktir. Bu çalışmada, yapay zekâ teknolojileri ve dijital tarım uygulamaları kullanılarak zeytin ağaçlarında görülen hastalıkların erken teşhisine yönelik bir model geliştirilmiş ve bu doğrultuda dijital çözümler sunulmuştur. Görsel tanıma ve analiz algoritmalarının sunduğu yüksek doğruluk oranlarıyla, hastalık tespiti hızlı ve kapsamlı bir şekilde gerçekleştirilmiştir. Ayrıca, geliştirilen mobil uygulama ve web sitesi sayesinde bu tespitlere kolay erişim imkânı sağlanmış, böylece üreticilere hem pratik hem de etkili bir çözüm sunulmuştur.

Bu çalışmaya benzer diğer çalışmalara bakıldığında Nur Sivri'nin (2012) Güneydoğu Anadolu Bölgesi'nde gerçekleştirdiği tek hastalık tanılama çalışmasıyla Erkan ve arkadaşlarının (2014) Ege Bölgesi'nde zeytin virüsleri üzerine yaptığı araştırma, geleneksel yöntemlerle bölgesel odaklı yaklaşımlar sunmuş ancak geniş ölçekli bir dijital çözüm önerisi getirmemiştir. Alshammari ve arkadaşlarının (2023) iki hastalık, Ksibi ve arkadaşlarının (2022) ise üç hastalık üzerine geliştirdiği modellere ise herhangi bir erişim imkânı sunulmamıştır. Bunlar, çalışmanın aynı alanda yapılan projelere göre daha kapsamlı bir çözüm sunduğunu aynı zamanda uygulama ve web sitesi geliştirmesiyle diğer projelerden ayrıştığını göstermektedir.

Çalışmada ilk başta 'React Native' platformu kullanılmaya çalışılmıştır fakat yapay zekâ modeli ile React Native platformu arasında yaşanan uyumluluk sorunları nedeniyle Android Studio'ya geçiş yapılmıştır. Bu uygulama geliştirme süreçlerinde platform seçiminin önemini ortaya koymaktadır.

Sonuç olarak, bu çalışmada önerilen model, zeytin ağaçlarında görülen hastalıkların erken teşhisi ve yönetimi açısından yeni bir perspektif sunmaktadır. Dijital çözümler, zeytin üretiminin sürdürülebilirliğini desteklemekle kalmayıp, üreticilerin hastalıklarla mücadele kapasitelerini arttırmakta ve ülke ekonomisine dolaylı olarak katkı sağlamaktadır. Gelecekte, modelin daha fazla hastalık türüne uyarlanması ve farklı bölgelerde uygulanabilirliğinin test edilmesi, bu alandaki gelişmelere önemli katkılar sağlayacaktır.

Öneriler

Projemizde hastalık teşhisi, özellikle zeytin ağaçları üzerinde yapılmıştır. Gelecek çalışmalar için, farklı ağaç türleri üzerinde de benzer teşhisler yapılması faydalı olabilir. Bu şekilde, daha geniş bir veri seti elde edilerek, çeşitli ağaç türlerinin hastalıklara karşı gösterdiği reaksiyonlar incelenebilir. Aynı zamanda, farklı türlerin hastalıklara karşı duyarlılığı ve direnç seviyeleri

hakkında daha ayrıntılı bilgiler edinilebilir. Bu hem zeytin üreticileri hem de diğer ağaç türlerini yetiştiren çiftçiler için değerli bir kaynak olacaktır.

Ayrıca, zeytin ağaçlarında görülen farklı hastalıkların tespiti ve bu hastalıkların etkileri de projeye dahil edilebilir. Proje kapsamında ele alınan hastalıklar, sadece belirli hastalıklarla sınırlı kalmamalı, Türkiye'nin farklı bölgelerinde yaygın olan ve zeytin üretimini tehdit eden diğer hastalıklar da araştırılmalıdır. Bu sayede, hastalıkların erken teşhisi için daha geniş bir veri tabanı oluşturulabilir ve üreticilerin karşılaştıkları çeşitli zorluklara yönelik daha kapsamlı çözüm önerileri geliştirilebilir.

Son olarak teknolojik çözümlerin geniş ölçekli uygulanabilirliği üzerinde durulması gereken kritik bir konudur. Kullanıcıların teknolojiye erişimi ve eğitim düzeyinin değişkenlik göstermesi, bu tür çözümlerin etkili bir şekilde kullanılmasını sınırlayabilir. Bu bağlamda, yerel eğitim programları ve teknolojiye erişimi artırmaya yönelik altyapı çalışmalarının ilerletilmesi gerekebilir.

Kaynaklar

Aksoy, B., Halis, H. D., & Salman, O. K. M. (2020). Elma bitkisindeki hastalıkların yapay zekâ yöntemleri ile tespiti ve yapay zekâ yöntemlerinin performanslarının karşılaştırılması. *International Journal of Engineering and Innovative Research*, 2(3), 194-210.

Alshammari, H. H., Taloba, A. I., & Shahin, O. R. (2023). Identification of olive leaf disease through optimized deep learning approach. *Alexandria Engineering Journal*, 72, 213-224.

Basılğan, M., & Hayretçi, E. (2023). Türkiye’de Zeytin Sektörünün Satış Performansının Belirleyicileri: Gemlik Zeytin Üreticileri Üzerinde Bir Analiz. *Tarım Ekonomisi Araştırmaları Dergisi*, 9(2), 223-238.

Bassil, Y. (2012). A simulation model for the waterfall software development life cycle. *arXiv preprint arXiv:1205.6904*.

Buchori, A., Setyosari, P., Dasna, I. W., & Ulfa, S. (2017). Mobile augmented reality media design with waterfall model for learning geometry in college. *International Journal of Applied Engineering Research*, 12(13), 3773-3780.

Cruz, A., Ampatzidis, Y., Pierro, R., Materazzi, A., Panattoni, A., De Bellis, L., & Luvisi, A. (2019). Detection of grapevine yellows symptoms in *Vitis vinifera* L. with artificial intelligence. *Computers and electronics in agriculture*, 157, 63-76.

Demir, Ü., Kula, N., & Uğurlu, B. (2021). Tarımda Yapay Zekâ Kullanımına Yönelik Karar Destek Modeli Önerisi: Domates Zararlısı Tespiti Örneği. *Lapseki Meslek Yüksekokulu Uygulamalı Araştırmalar Dergisi*, 2(4), 91-108.

Erdal, B., & Vural, H. (2017). Türkiye’de Zeytin Pazarlama Yapısı: Pazarlama Marjının Ekonometrik Analizi. *Uludağ Üniversitesi Ziraat Fakültesi Dergisi*, 31(2), 37-44.

ERİLMEZ, S., & ERKAN, S. (2014). Aydın, Balıkesir ve İzmir illerinde zeytin ağaçlarındaki viral hastalık etmenlerinin tanınması ve bulunma durumlarının belirlenmesi. *Bitki Koruma Bülteni*, 54(1), 45-67.

Fang, T., Chen, P., Zhang, J., & Wang, B. (2019). Identification of apple leaf diseases based on convolutional neural network. In *Intelligent Computing Theories and Application: 15th International Conference, ICIC 2019, Nanchang, China, August 3–6, 2019, Proceedings, Part I 15* (pp. 553-564). Springer International Publishing.

Goyal, R., Nath, A., Niranjana, U., & Sharda, R. (2025). Analyzing the performance of deep convolutional neural network models for weed identification in potato fields. *Crop Protection*, 188, 107035.

Korkut, U. B., Göktürk, Ö. B., & Yıldız, O. (2018, May). Detection of plant diseases by machine learning. In *2018 26th Signal processing and communications applications conference (SIU)* (pp. 1-4). IEEE.

Kostelenos, G., ve Kiritsakis, A. (2017). Olive Tree History and Evolution. Kiritsakis, A. ve Shahidi, F. (Eds.), *Olives and Olive Oil as Functional Foods: Bioactivity, Chemistry and Processing içinde* (1-12.). John Wiley & Sons.

Ksibi, A., Ayadi, M., Soufiene, B. O., Jamjoom, M. M., & Ullah, Z. (2022). MobiRes-net: a hybrid deep learning model for detecting and classifying olive leaf diseases. *Applied Sciences*, 12(20), 10278.

Lipshitz N., Gophna R., Hartman M. ve Biger G. (1991). The Beginning of Olive (*Olea europaea*) Cultivation in the Old World: A reassessment. *Journal of Archaeological Science*, 18, 441-453.

Loumou, A. ve Giourga, C. (2003). Olive Groves: The Life and Identity of the Mediterranean. *Agriculture and Human Values*, 20, 87-95.

Özözen, S. (2024). TÜRKİYE’NİN ZEYTİN VE ZEYTİNYAĞI SEKTÖRÜNDE KÜRESEL REKABET GÜCÜNÜN DEĞERLENDİRİLMESİ. *Yönetim Bilimleri Dergisi*, 22(53), 1084-1117.

Ramirez-Tortosa, M. C., Granados, S. ve Quiles, J. L. (2006). Chemical Composition, Types and Characteristics of Olive Oil. Quiles, J. L., Ramírez-Tortosa, M. C., ve Yaqoob, P. (Eds.), *Olive Oil And Health içinde* (45-61). Oxfordshire: UK: Cabi.

Semerci, A.(2018). Gross Profit Analysis in Olive Oil Production: A Case Study of Hatay RegionTürkiye, *Custos E Agronegocio On Line*, 14(2), 237-259.

Sivri, N. (2012). *Kahramanmaraş, Gaziantep ve Kilis illerindeki zeytin üretim alanlarında görülen zeytin dal kanseri hastalığı etmeni Pseudomonas savastanoi pv. savastanoi tanılanması* (Master's thesis, Fen Bilimleri Enstitüsü).

Singh, V., & Misra, A. K. (2017). Detection of plant leaf diseases using image segmentation and soft computing techniques. *Information processing in Agriculture*, 4(1), 41-49.

Vossen, P. (2007). Olive Oil: History, Production, and Characteristics of the World's Classic Oils, *Hort Science*, 42(5), 1093-1100.

Ultralytics. (2023). *YOLOv8: The latest version of YOLO for object detection and beyond*. Ultralytics Blog.