



T.C.
SELÇUK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ



**GÖRÜNTÜ İŞLEME VE EVRİŞİMSEL SINIR
AĞLARI YÖNTEMLERİYLE BİTKİ TESPİTİ
İÇİN BİLGİSAYARLI GÖRÜ SİSTEMİ
GELİŞTİRİLMESİ**

Recai ÖZCAN

DOKTORA TEZİ

Mekatronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Aralık-2022
KONYA
Her Hakkı Saklıdır

TEZ KABUL VE ONAYI

Recai ÖZCAN tarafından hazırlanan “Görüntü İşleme ve Evrimsel Sinir Ağları Yöntemleriyle Bitki Tespiti için Bilgisayarlı Görü Sistemi Geliştirilmesi” adlı tez çalışması 23/12/2022 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oy birliği ile Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Mekatronik Mühendisliği Anabilim Dalı’nda DOKTORA TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

İmza

Başkan

Prof. Dr. Sabri KOÇER

.....

Danışman

Doç. Dr. Kemal TÜTÜNCÜ

.....

Üye

Prof. Dr. İsmail SARITAŞ

.....

Üye

Doç. Dr. Nurdan BAYKAN

.....

Üye

Dr. Öğr. Üyesi Hüseyin DOĞAN

.....

Yukarıdaki sonucu onaylarım.

Prof. Dr. Sait GEZGİN
FBE Müdürü

TEZ BİLDİRİMİ

Bu tezdeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edildiğini ve tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada bana ait olmayan her türlü ifade ve bilginin kaynağına eksiksiz atıf yapıldığını bildiririm.

DECLARATION PAGE

I hereby declare that all information in this document has been obtained and presented in accordance with academic rules and ethical conduct. I also declare that, as required by these rules and conduct, I have fully cited and referenced all material and results that are not original to this work.

İmza

Recai ÖZCAN

Tarih: 23/12/2022

ÖZET

DOKTORA TEZİ

GÖRÜNTÜ İŞLEME VE EVRİŞİMSEL SİNİR AĞLARI YÖNTEMLERİYLE BİTKİ TESPİTİ İÇİN BİLGİSAYARLI GÖRÜ SİSTEMİ GELİŞTİRİLMESİ

Recai ÖZCAN

Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü
Mekatronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Doç. Dr. Kemal TÜTÜNCÜ

2022, 107 Sayfa

Jüri

Doç. Dr. Kemal TÜTÜNCÜ
Prof. Dr. İsmail SARITAŞ
Prof. Dr. Sabri KOÇER
Doç. Dr. Nurdan BAYKAN
Dr. Öğr. Üyesi Hüseyin DOĞAN

Günümüzde, mahsul verimini etkileyen yabancı otları kontrol altına almada en çok herbisit adı verilen kimyasal maddeler tercih edilmektedir. Herbisitlerin yoğun kullanımının olumsuz etkilerini azaltmak amacıyla kullanılan hassas tarım tekniklerinin geliştirilmesi için Bilgisayarlı Görü (BG) teknolojilerine dayalı yapay zekâ çözümlerine ihtiyaç duyulmaktadır. Ancak, bu görev için ideal bir aday olan Derin Öğrenme (DÖ) alanında son yıllarda kaydedilen tüm ilerlemelere rağmen, algılama başarımını etkileyen bazı zorluklar hâlen mevcuttur. Bunlardan biri, algılamanın görüntüdeki arka plandan etkilenmesidir. Bitki görüntüleri genellikle yetiştikleri ortamda alınabildiğinden, görüntüde olması istenmeyen toprak, taş ve ölü bitki kalıntılarını da içerirler. Görüntü işleme tekniklerine dayalı segmentasyon ile bitki görüntülerinden bunları içeren arka planın kaldırılması, algılama modellerinin başarımını artırabilir.

Bu tez çalışmasında, bir görüntüdeki canlı (fotosentetik) bitkileri otomatik olarak görüntüdeki diğer nesnelere ayırarak segmente edilebilen Bitki Görüntüleme Tekniği (BGT) geliştirilmiştir. Ayrıca arka plan kaldırmanın Evrişimsel Sinir Ağları (ESA) tabanlı algılama modellerinin başarımları üzerindeki etki araştırılmıştır. Bu bağlamda hassas tarıma uygun bir görü sisteminin geliştirilmesi amaçlanmıştır. Önerilen yöntemin başarısını göstermek ve karşılaştırılabilir sonuçlar elde etmek amacıyla, Konya Ovası arazilerinde 15 Mayıs ile 16 Haziran 2020 tarihleri arasında ve 3 Mayıs ile 5 Haziran 2021 tarihleri arasında toplam 5000 bitki görüntüsü alınmıştır. Görüntü alımları, %100 gerçek koşullar altında, zemin seviyesinden yaklaşık 0.65 m yükseklikten, 10 ile 48 MP arasında değişen çözünürlüklere sahip çeşitli dijital kameralar ve mobil cihazlar kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Veri seti tez kapsamında geliştirilen BGT ve Etiketleme ve Veri seti oluşturma Yazılımı (EVY) ile işlenerek 640x640 boyutlarında Ham Görüntüler (HG) ve Arka Planı Çıkarılmış Görüntüler (APÇG) oluşturulmuştur. Bu görüntüler %80 eğitim ve %20 test oranlarında alt kümelere ayrılarak model eğitimlerinde kullanılmıştır. Algılama modelleri transfer öğrenme yöntemi kullanılarak eğitilmiştir. Model değerlendirilmesinde, 0.5 ten 0.95'e kadar 0.5 arttırılarak belirlenen Birleşim Üzerinde Kesişim (*IoU*) eşik değerleri kullanılmıştır. Değerlendirme metriği olarak, her tür için ayrı hesaplanan Ortalama Kesinlik (*AP*), tüm türler için *AP* değerinin ortalaması alınarak hesaplanan *mAP* kullanılmıştır. Genel değerlendirme için ise tüm *IoU* eşiklerinde *mAP* değerinin ortalaması alınarak hesaplanan *mAP*_{ortalama} metriği kullanılmıştır. Ham görüntüler ile eğitilen modellerle karşılaştırıldığında, arka planı çıkarılmış görüntüler ile eğitilen Faster R-CNN ResNet-101 v1, SSD MobileNet v2 FPNLite ve EfficientDet-D1 modelleri *mAP*_{ortalama} değerinde sırasıyla %13.62, %12.43 ve %11.55 oranlarında artış ile daha yüksek başarı vermiştir. Bu sonuçlar, önerilen arka plan kaldırma yönteminin ESA tabanlı DÖ

modellerinin bitki algılama performansını arttırdığını ve geliştirilen görü sisteminin hassas tarım için umut verici olduğunu göstermektedir.

Anahtar Kelimeler: Arka plan kaldırma, ESA tabanlı algılama modelleri, görüntü işleme, hassas tarım, performans değerlendirmesi.



ABSTRACT

Ph.D THESIS

DEVELOPMENT OF A COMPUTER VISION SYSTEM FOR PLANT DETECTION USING IMAGE PROCESSING AND CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS

Recai ÖZCAN

THE GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCE OF
SELÇUK UNIVERSITY
THE DEGREE OF DOCTOR OF PHILOSOPHY
IN MECHATRONICS ENGINEERING

Advisor: Assoc. Prof. Dr. Kemal TÜTÜNCÜ

2022, 107 Pages

Jury

Assoc. Prof. Dr. Kemal TÜTÜNCÜ

Prof. Dr. İsmail SARITAŞ

Prof. Dr. Sabri KOÇER

Assoc. Prof. Dr. Nurdan BAYKAN

Assist Prof. Dr. Hüseyin DOĞAN

Nowadays, chemical substances called herbicides are mostly preferred in the control of weeds that affect crop yield. Artificial intelligence solutions based on Computer Vision (CV) technologies are needed to develop precision agriculture techniques to reduce the negative effects of the intensive use of herbicides. However, despite all the progress made in recent years in the field of deep learning (DL), which is an ideal candidate for this task, there are still some challenges affecting plant detection performance. One is that the detection is affected by the background in the image. As plant images are usually captured in situ, they also contain soil, rocks, and dead plant residues that are unwanted to be in the image. Removing the background containing them from the plant images by segmentation based on image processing techniques can improve the performance of detection models.

In this thesis, a Plant Imaging Technique (PIT) has been developed that can automatically segment living (photosynthetic) plants in an image by separating them from other objects in the image. Also, investigated the effect of background removal on the performance of Convolutional Neural Networks (CNN) based detection models. In this context, it is aimed to develop a vision system suitable for precision agriculture. To demonstrate the proposed method's success and obtain comparable results, a total of 5000 plant images were taken between 15 May and 16 June 2020 and between 3 May and 5 June 2021 in Konya Plain fields. Image acquisitions were carried out under 100% real conditions, from a height of approximately 0.65 m above ground level, using various digital cameras and mobile devices with resolutions ranging from 10 to 48 MP. The dataset was processed with the PIT and Dataset Creation Software (DCS) developed within the scope of this thesis and 640x640 Raw Images (RI) and Background Subtracted Images (BSI) were created. These images were divided into subsets with 80% training and 20% test rates and used in model training. Detection models were trained using the transfer learning method. In the model evaluation, the Intersection on Intersection (*IoU*) threshold values, which are determined by increasing by 0.5 from 0.5 to 0.95, were used. Average Precision (*AP*) was calculated separately for each species and *mAP* calculated by averaging the *AP* value for all species was used as evaluation metrics. The *mAP_{mean}* metric calculated by averaging the *mAP* value at all *IoU* thresholds were used for the overall evaluation. Compared to the models trained with raw images, the Faster R-CNN ResNet-101 v1, SSD MobileNet v2 FPNLite and EfficientDet-D1 models trained with background subtracted images showed higher success with 13.62%,

12.43% and 11.55% increase in the mAP_{mean} value, respectively. These results show that the proposed background removal method improves the plant detection performance of CNN-based DI models and the developed vision system is promising for precision agriculture.

Keywords: Background removal, CNN based detection models, image processing, performance evaluation, precision agriculture.



ÖNSÖZ

Desteđini hiçbir zaman esirgemeyen yol gösterici, cesaretlendirici, bilgi birikimi ve proaktif yaklaşımlarıyla ufkumu açan, beraber çalışmaktan ve her zaman öğrencisi olmaktan gurur duyduğum değerli danışman hocam Doç. Dr. Kemal TÛTÛNCÛ'ye sonsuz teşekkür ederim.

Tez izleme komitesinde bulunarak fikir ve önerileriyle çalışmalarına yön veren değerli hocalarım Prof. Dr. Sabri KOÇER ve Dr. Öğr. Üyesi Hüseyin DOĞAN'a; bilgi, tecrübe ve katkılarından dolayı Dr. Öğr. Üyesi Murat KARACA hocama; desteklerini esirgemeyen tüm Teknoloji Fakültesi'ndeki değerli hocalarıma teşekkürü borç bilirim.

Ayrıca, çalışmam boyunca sonsuz sabır ve anlayışla beni destekleyen sevgili eşim Hanife'ye ve ođlum Kerem'e teşekkür ederim.

Recai ÖZCAN
KONYA-2022

İÇİNDEKİLER

ÖZET	iv
ABSTRACT	vi
ÖNSÖZ	viii
İÇİNDEKİLER	ix
ŞEKİLLER VE ÇİZELGELER LİSTESİ	xi
SİMGELER VE KISALTMALAR	xv
1. GİRİŞ	1
2. KAYNAK ARAŞTIRMASI	5
3. MATERYAL VE YÖNTEM	16
3.1. Bitki Segmentasyon Yöntemleri	16
3.1.1. Renk indeksine dayalı eşik tabanlı segmentasyon yöntemleri.....	17
3.1.2. Havza (watershed) algoritması ile segmentasyon yöntemi.....	19
3.2. Renk Uzayları	22
3.3. Derin Öğrenmenin Gelişimi.....	25
3.4. Evrişimsel Sinir Ağı Mimarisi	26
3.4.1. Evrişim katmanı	26
3.4.2. Havuzlama katmanı	27
3.4.3. Çıkış katmanı	28
3.5. Nesne Algılama.....	28
3.6. Derin Öğrenme ile Nesne Algılama Mimarileri	29
3.6.1. Meta mimariler	29
3.6.1.1. Faster R-CNN	30
3.6.1.2. SSD (Single Shot MultiBox Detector).....	31
3.6.1.3. EfficientDet.....	33
3.6.2. Omurga mimarileri	34
3.6.2.1. ResNet.....	34
3.6.2.2. MobileNet v2	35
3.6.2.3. Özellik piramit ağı	36
3.7. Önerilen Yöntem ve Uygulamalar	37
3.7.1. Bitki görüntüleme tekniği algoritması	37
3.7.1.1. Renk indeksi ile ön maskeler oluşturma	40
3.7.1.2. Maskeler için otomatik eşik değeri belirleme	45
3.7.1.3. Otomatik segmentasyon.....	46
3.7.2. Veri seti	48
3.7.2.1. Görüntü toplama	48
3.7.2.2. Etiketleme ve Veri seti oluşturma Yazılımı (EVY).....	48
3.7.2.3. Oluşturulan veri seti.....	53
3.7.3. Kullanılan ESA tabanlı algılama mimarileri	54
3.7.4. Modellerin eğitim ve test süreci.....	54

3.7.5. Performans metrikleri	56
3.7.5.1. Arka plan kaldırma yöntemlerinin değerlendirilmesi	56
3.7.5.2. Model performanslarının değerlendirilmesi	61
4. ARAŞTIRMA SONUÇLARI VE TARTIŞMA.....	65
4.1. Arka Plan Kaldırma	65
4.2. ESA Model Sonuçları	66
4.2.1. Faster R-CNN ResNet-101 v1 sonuçları	66
4.2.2. SSD MobileNet v2 FPNLite sonuçları	70
4.2.3. EfficientDet-D1 sonuçları.....	73
5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER.....	76
5.1 Sonuçlar	76
5.1.1. Arka plan kaldırma sonuçları.....	76
5.1.2. Modellerin algılama sonuçları	77
5.2 Öneriler	80
KAYNAKLAR	82
ÖZGEÇMİŞ	Hata! Yer işareti tanımlanmamış.

ŞEKİLLER VE ÇİZELGELER LİSTESİ

Şekiller Listesi

Şekil 1.1. Önerilen yöntemin ana çerçevesi	4
Şekil 3.1. Segmentasyon işleminin genel şeması (Zhang, 1996)	16
Şekil 3.2. Havza oluşum diyagramları (Ji ve ark., 2015)	20
Şekil 3.3. Havza segmentasyonu görselleştirmesi (Zivkoviç, 2020).....	21
Şekil 3.4. Mesafe dönüşümünün uygulanması	21
Şekil 3.5. Havza segmentasyon yöntemi	22
Şekil 3.6. RGB renk uzayı	23
Şekil 3.7. CieLab renk uzayı	24
Şekil 3.8. $a*b*$ düzleminde kroma	25
Şekil 3.9. Evrişimsel katman örneği.....	26
Şekil 3.10. Evrişimsel filtre örneği (Krizhevsky ve ark., 2012).....	27
Şekil 3.11. Maksimum havuzlama katmanı örneği	28
Şekil 3.12. DÖ ile MÖ karşılaştırması (Lee ve ark., 2017).....	29
Şekil 3.13. Faster R-CNN model mimarisi (Ren ve ark., 2015).....	30
Şekil 3.14. BÖA iş akışı (Ren ve ark., 2015)	31
Şekil 3.15. SSD model mimarisi (Liu ve ark., 2016)	32
Şekil 3.16. SSD modelinin varsayılan SK çerçevesi: (a) Gerçek kutular, (b) 8x8 özellik haritasında SK'lar, (c) 4x4 özellik haritasında SK'lar, (Liu ve ark., 2016).....	33
Şekil 3.17. EfficientDet mimarisi (Tan ve Le, 2019)	34
Şekil 3.18. ResNet temsili blok yapısı (He ve ark., 2016; Chen ve ark., 2021).....	35
Şekil 3.19. MobileNet blok yapısı; (a) MobileNet v1, (b) MobileNet v2 (He ve ark., 2016; Chen ve ark., 2021).....	36
Şekil 3.20. Farklı ÖPA'lar (anlamsal olarak daha güçlü özellikler koyu mavi ile ifade edilir) (Lin ve ark., 2017).....	36
Şekil 3.21. Önerilen algılama yönteminin eğitim ve test süreçleri dahil çerçevesi.....	37
Şekil 3.22. BGT algoritmasının akış şeması.....	39
Şekil 3.23. Renk indeksi ile ön maske oluşturma adımının histogram grafikleri.....	43
Şekil 3.24. Renk indeksi ile ön maske oluşturma adımında oluşan ön maskeler	44
Şekil 3.25. Renk indeksi ile ön maskeler oluşturma adımındaki sınıflandırma sonucu .	45
Şekil 3.26. Maskeler için otomatik eşik değeri belirleme adımı görselleri (a) bitki/arka plan sınıflandırma sonucu; (b) maske uygulanmış görüntü.....	46
Şekil 3.27. BGT algoritmasının nihai çıktısı	47
Şekil 3.28. EVY algoritmasının akış şeması	49

Şekil 3.29. EVY'nin ekran görüntüleri: a) Segmentasyon modu, b) Havza modu	50
Şekil 3.30. EVY algoritmasında yürütülen sürecin çıktıları.....	52
Şekil 3.31. Örnek veri seti görüntüleri (a) ve (f) <i>Rhaponticum repens</i> (L.) Hidalgo (CENRE); (b) ve (g) <i>Panicum miliaceum</i> L. (PANMI); (c) ve (h) <i>Salsola kali</i> L. (SASKA); (d) ve (i) <i>Sinapis arvensis</i> L. (SINAR); (e) ve (j) <i>Zea mays</i> (ZEAMX).....	54
Şekil 3.32. Eğitim ve test süreci	56
Şekil 3.33. Bitkiye ait örnek ikili görseller, (a) referans görüntü, (b) renk indeksi ile ön maskeler oluşturma adımında elde edilen bitkiye ait ön maske görüntüsü, (c) maskeler için otomatik eşik değeri belirleme adımında elde edilen bitkiye ait maske görüntüsü, (d) otomatik segmentasyon adımında elde edilen görüntünün ikili görseli.....	57
Şekil 3.34. Doğruluk matrisi parametrelerinin görselleştirilmesi, (a) referans görsel, (b) renk indeksi ile ön maskeler oluşturma adımında elde edilen bitkiye ait ön maske görseli, (c) maskeler için otomatik eşik değeri belirleme adımında bitkiye ait maske görseli, (d) otomatik segmentasyon adımında oluşan görüntüye ait görsel.....	59
Şekil 3.35. Tahmin edilen ve referans SK arasındaki <i>IoU</i>	61
Şekil 4.1. BGT algoritmasının sonuç görüntüleri (a) giriş görüntüsü; (b) <i>ExGR</i> indeksi görüntüsü; (c) arka plan ön maskesi; (d) bitki ön maskesi; (e) <i>CieLab</i> renk uzayı a^* kanal görüntü; (f) ön maske uygulanan arka plan görüntüsü; (g) ön maske uygulanan bitki görüntüsü; (h) bitki maskesi; (i) maske uygulanan bitki görüntüsü; (j) <i>CieLab</i> renk uzayı L^* kanal görüntü; (k) otomatik segmentasyon işlemi görseli (yeşil renk: bitki, turuncu renk: bitki kalıntıları); (l) çıkış görüntüsü	65
Şekil 4.2. Faster R-CNN ResNet-101 v1 modelinin HG ile eğitiminde toplam kayıp değerlerinin iterasyon sayısına göre değişimi.....	67
Şekil 4.3. Faster R-CNN ResNet-101 v1 modelinin APÇG ile eğitiminde toplam kayıp değerlerinin iterasyon sayısına göre değişimi.....	67
Şekil 4.4. Faster R-CNN ResNet-101 v1 modelinin her <i>IoU</i> eşik değeri için <i>mAP</i> sonuçları.....	69
Şekil 4.5. Faster R-CNN ResNet-101 v1 modelinin sınıf başına <i>mAP</i> sonuçları.....	69
Şekil 4.6. SSD MobileNet v2 FPNLite modelinin HG ile eğitiminde toplam kayıp değerlerinin iterasyon sayısına göre değişimi.....	70
Şekil 4.7. SSD MobileNet v2 FPNLite modelinin APÇG ile eğitiminde toplam kayıp değerlerinin iterasyon sayısına göre değişimi.....	70
Şekil 4.8. SSD MobileNet v2 FPNLite modelinin her <i>IoU</i> eşik değeri için <i>mAP</i> sonuçları.....	72
Şekil 4.9. SSD MobileNet v2 FPNLite modelinin sınıf başına <i>mAP</i> sonuçları.....	72
Şekil 4.10. EfficientDet-D1 modelinin HG ile eğitiminde toplam kayıp değerlerinin iterasyon sayısına göre değişimi	73
Şekil 4.11. EfficientDet-D1 modelinin APÇG ile eğitiminde toplam kayıp değerlerinin iterasyon sayısına göre değişimi	73
Şekil 4.12. EfficientDet-D1 modelinin her <i>IoU</i> eşik değeri için <i>mAP</i> sonuçları.....	75
Şekil 4.13. EfficientDet-D1 modelinin sınıf başına <i>mAP</i> sonuçları	75

Şekil 5.1. Modellerin <i>mAPortalama</i> sonuçları	77
Şekil 5.2. Modellerin <i>IoU</i> başına <i>mAP</i> sonuçları	78
Şekil 5.3. Modellerin sınıf başına <i>mAP</i> sonuçları	79



Çizelgeler Listesi

Çizelge 3.1. Bitki segmentasyonu için renk tabanlı indeksler.....	18
Çizelge 3.2. HG/APÇG'nin alt kümelerinin görüntü sayıları ve dağılımları.....	53
Çizelge 3.3. Çalışmadaki donanımın özellikleri ve algılama modellerinin ağ parametreleri	55
Çizelge 3.4. Arka plan kaldırma performansı için doğruluk matrisi	58
Çizelge 3.5. ESA modellerinin test sonuç türleri	62
Çizelge 4.1. Her adım için segmentasyon sonuçları.....	66
Çizelge 4.2. Faster R-CNN ResNet-101 v1 modelinin test sonuçları	68
Çizelge 4.3. SSD MobileNet v2 FPNLite modelinin test sonuçları	71
Çizelge 4.4. EfficientDet-D1 modelinin test sonuçları.....	74
Çizelge 5.1. Modellerin görüntü başına ortalama test verisi işleme süresi ve eğitim süreleri	80

SİMGELER VE KISALTMALAR

Simgeler

a^*	: <i>CieLab</i> renk uzayının 'a' kanalı
AP	: Ortalama kesinlik (Average precision)
b^*	: <i>CieLab</i> renk uzayının 'b' kanalı
$CIVE$: Bitki örtüsü çıkarma renk indeksi (Color index of vegetation extraction)
COM	: Birleşik indeksler (Combined indices)
$COM1$: Birleşik indeksler 1 (Combined indices 1)
$COM2$: Birleşik indeksler 2 (Combined indices 2)
EG	: Aşırı yeşil indeks (Excessive green)
ExG	: Fazla yeşil indeks (Excess green index)
$ExGR$: Fazla yeşil eksi fazla kırmızı indeks (Excess green minus excess red index)
ExR	: Fazla kırmızı indeks (Excess red index)
FN	: Yanlış negatif (False negative)
FP	: Yanlış pozitif (False positive)
fps	: Saniye başına görüntü sayısı (Frame per second)
GB	: g eksi b indeksi (g minus b index)
GMR	: Yeşil eksi kırmızı indeks (Green minus red index)
GPC	: Yeşil piksel sayısı indeksi (Green pixel count index)
IoU	: Birleşim üzerinde kesişim (Intersection over union)
L^*	: <i>CieLab</i> renk uzayının 'L' kanalı
mAP	: Ortalama kesinliğin ortalaması (Mean average precision)
$mAP_{ortalama}$: mAP 'nin ortalaması
$MExG$: Değiştirilmiş fazla yeşil indeks (Modified excess green index)
$MExG1$: Değiştirilmiş fazla yeşil indeks 1 (Modified excess green index 1)
ms	: Milisaniye
$NExG$: Normalleştirilmiş aşırı yeşil indeks (Normalized excessive green index)
$NGRDI$: Normalleştirilmiş yeşil-kırmızı fark indeksi (Normalized green-red difference index)
NDI	: Normalize edilmiş fark indeksi (Normalized difference index)
$NDVI$: Normalize edilmiş fark bitki örtüsü indeksi (Normalized difference vegetation index)
s	: Saniye
TN	: Doğru negatif (True negative)

TP	: Doğru pozitif (True positive)
VEG	: Bitkisel indeks (Vegetative index)
σ	: Standard sapma
\bar{x}	: Aritmetik ortalama

Kısaltmalar

APÇG	: Arka Planı Çıkarılmış Görüntüler
BG	: Bilgisayarlı Görü (CV: Computer Vision)
BGT	: Bitki Görüntüleme Tekniği
BÖA	: Bölge Öneri Ağı (RPN: Region Proposal Network)
ÇÖPA	: Çift yönlü Özellik Piramit Ağı (BiFPN: Bi-directional Feature Pyramid Network)
D	: Doğruluk
DÖ	: Derin Öğrenme (DL: Deep Learning)
DVM	: Destek Vektör Makineleri (SVM: Support Vector Machines)
ESA	: Evrişimsel Sinir Ağları (CNN: Convolutional Neural Network)
EVY	: Etiketleme ve Veri seti oluşturma Yazılımı
GEA	: Grafik Evrişimli Ağ (GCN: Graph Convolutional Network)
GNO	: Gerçek Negatif Oran (True Negative Rate)
GPO	: Gerçek Pozitif Oran (True Positive Rate)
GYSA	: Geriye Yayılımlı Sinir Ağı (Backpropagation Neural Network)
HG	: Ham Görüntüler
İHA	: İnsansız Hava Aracı
k-EYK	: k-En Yakın Komşu (KNN: K-Nearest Neighbour)
MÖ	: Makine Öğrenmesi (ML: Machine Learning)
MP	: Mega Piksel
NMS	: Maksimum olmayan bastırma (Non Maximum Suppression)
NTD	: Negatif Tahmin Değeri (Negative Predictive Value)
OWL	: OpenWeedLocator cihazı
ÖPA	: Özellik Piramit Ağı (FPN: Feature Pyramid Network)
PTD	: Pozitif Tahmin Değeri (Positive Predictive Value)
RO	: Rassal Orman (RF: Random Forest)
SK	: Sınırlayıcı Kutu (BB: Bounding Box)
SSD	: Tek Atışlı Çoklu Kutu Dedektör (Single Shot MultiBox Detector)
TBA	: Tam Bağlantılı Ağ (FCN: Fully Connected Network)

YGH : Yönlendirilmiş Gradyanların Histogramları (HOG: Histograms of Oriented Gradients)
YGH-DVM : Özellik tanımlayıcı olarak Yönlendirilmiş Gradyanların Histogramlarını kullanan Destek Vektör Makineleri



1. GİRİŞ

Yabancı otlar; güneş ışığı, su ve besin maddeleri için mahsulle rekabet ederek mahsulün verimini ve kalitesini önemli ölçüde azaltır (Westerman ve ark., 2008; Iqbal ve ark., 2019; Liu ve Bruch, 2020). Yapılan araştırmalara göre yabancı otların mahsul verimini yaklaşık %34 oranında azalttığı tahmin edilmektedir (Oerke ve Dehne, 2004; Oerke, 2006). Pestisitler, tarımda mahsule zarar verme potansiyeli bulunan mantarlar, yabancı otlar ve böcekler gibi zararlıları kontrol altına almada kullanılan kimyasal maddelerdir (Gupta ve Dikshit, 2010). Bir pestisit çeşidi olan herbisitler, verimli mahsul üretimi için gerçekleştirilen yabancı otları kontrol altına alma uygulamalarında yüksek etkinlikleri nedeniyle yaygın olarak kullanılırlar (Qasem, 2011; Ali ve ark., 2015). Yabancı otlar toprak yüzeyinin tamamını kaplamamasına rağmen, herbisitlerin en yaygın kullanım şekli tüm alana uygulamaktır. Küresel pestisit kullanımı yaklaşık yılda 2 milyon ton olup, bunun %47.5'ini herbisitler ve %52.5'ini diğer pestisitler oluşturmaktadır (Sharma ve ark., 2019). Herbisit kullanımı optimize edilmediği takdirde çeşitli çevresel ve ekonomik risklerin ortaya çıkması aşıkardır (Pérez-Ortiz ve ark., 2016; Zheng ve ark., 2017).

Yabancı otların herbisitlere karşı dirençli hale gelmesi (LeBaron ve Hill, 2008; Brodie, 2018), toprak verimliliğinin ve faydalı mikroorganizmaların azalması (Liang ve ark., 2019), mahsul fiyatlarındaki düşüşler, aşırı dozda herbisit kullanımının yol açtığı zararlar, herbisitlerin toprakta akıp sızması, çevreye ve insan sağlığına verilen önemin artması herbisit dozlarını azaltmak için yapılan çalışmaların başlıca nedenleridir (Blackshaw ve ark., 2006). Herbisit kullanımının dezavantajları ortaya çıktıkça, bütünleşmiş (entegre) tarımda herbisit kullanımının azaltılması ve etkin minimum herbisit dozlarının kullanılmasına yönelik çalışmaların yanı sıra alternatif yöntem arayışlarının da arttığı görülmektedir.

Tarımda, kimyasalların kullanımına devam etmek ve dezavantajlarını azaltmak için tarımsal girdi ve çıktılarının optimizasyonuna yönelik yönetim uygulamalarını içeren hassas tarım teknikleri kullanılmaktadır (Mulla, 2013). Hassas tarımda sahaya özel (Plant ve ark., 2000) ve değişken oranlı herbisit uygulaması önerilmektedir (Barberi, 2002; Asad ve Bais, 2020). Ayrıca, daha iyi sonuçlar için, herbisitler belirli bir yabancı ot sınıfına göre uygulanmalıdır (dos Santos Ferreira ve ark., 2017). Ancak bitkiler ve yabancı otların hangi yöntemlerle tespit edileceği çözüme kavuşturulması gereken ana sorundur (Tian ve ark., 2020).

Bilgisayarlı Görü (BG), insan beyninin görmeyle ilgili yapabileceği görevleri bilgisayar ortamında yapmaya odaklı disiplinler arası bir alandır (Voulodimos ve ark., 2018). Günümüzde hassas tarım tekniklerini uygulayabilmek için BG yaklaşımına dayalı yapay zeka çözümlerine ihtiyaç duyulmaktadır (Sudars ve ark., 2020). Son yıllarda bu alanda ihtiyaç duyulan teknolojiler olan görüntü işleme, Makine Öğrenmesi (MÖ) ve insan beyninden esinlenerek, bilgisayarlara verilerin işlenmesini öğretecek şekilde modellenen algoritmalar olan Derin Öğrenme (DÖ) (LeCun ve ark., 2015) uygulamaları büyük bir potansiyel göstermiştir. Ancak tüm ilerlemelere rağmen, yabancı otların doğru tespit edilmesi karşısında yaprakların birbirini kapatması, değişken aydınlatma koşulları, farklı büyüme aşamalarında mahsul ile yabancı otun birbirlerine çok benzemesi, renk ve doku benzerliği, doğal ışıkta gölge oluşumu, birbirlerine çok benzeyen türler, görüntüdeki bulanıklık ve gürültü, aynı bitkinin farklı coğrafi koşullara (coğrafi konum, toprak koşulları, hava durumu) bağlı olarak görünüşlerinde değişiklik olması gibi çeşitli zorluklar bulunmaktadır (Wang ve ark., 2019; Jensen ve ark., 2020; Hasan ve ark., 2021).

Son on yılda bitki algılama alanında yabancı ot tespiti üzerine yapılan çalışmaların, MÖ yöntemlerinden DÖ yöntemlerine doğru kaydığı görülmektedir (Liu ve Bruch, 2020; Hasan ve ark., 2021). Bunun nedenlerinden birisi de MÖ yöntemlerinin verilerden özellik çıkarmak için özellik mühendisliği bilgisi gerektirmesidir (Hasan ve ark., 2021). Özellik mühendisliği, uzman bilgisine bağlı olarak her farklı veri setinde veriyi MÖ modellerinde kullanılabilir özelliklere dönüştürmek için kullanılan zaman alıcı ve karmaşık bir süreçtir (Amara ve ark., 2017). DÖ yöntemleri ise verilerden ayırt edici özellikleri otomatik olarak çıkaran temsili öğrenme yöntemini kullanırlar (LeCun ve ark., 2015). Yani DÖ doğrudan verilerden öğrenir (Wspanialy ve ark., 2020). İnsan tahmin performansını aşan bir doğruluk seviyesine ulaşabilen DÖ (Rawat ve Wang, 2017), bu özelliği sayesinde nesne tespitini büyük ölçüde kolaylaştırmıştır (Zhao ve Du, 2016).

Yapay sinir ağlarının özel bir türü olan Evrimsel Sinir Ağları (ESA) özellikle görüntü problemlerinde (sınıflandırma ve algılama) yaygın olarak kullanılan derin öğrenme mimarisidir (Albawi ve ark., 2017). Söz konusu bir görüntüden bilgi çıkartmak olduğunda en iyi seçim ESA'lar olacaktır (Krizhevsky ve ark., 2012). DÖ algoritmaları ESA'lar sayesinde el yapımı çıkarılan özellikleri kullanmaya kıyasla bir görüntüdeki nesnenin anlamsal ve uzamsal özelliklerini çok ölçekli ve çok boyutlu olarak çıkararak görsel verileri daha iyi ifade edebilir (Lee ve ark., 2017). Bu bağlamda, ESA tabanlı DÖ,

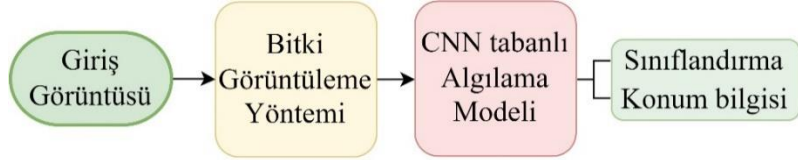
özellik verilerini kullanan yapay sinir ağları ve derin sinir ağlarından da daha iyi performans göstermektedir (Koklu ve ark., 2021).

ESA'lar görüntü analizi için güçlü bir araç olmasına rağmen bazı dezavantajları bulunmaktadır. Bir ilgi bölgesinde istenmeyen nesnelere var olması arka plan gürültüsü olarak kabul edilir. Bir ESA, görüntüdeki ayırt edici özellikleri görüntülerden öğrendiği için veri seti görüntülerindeki arka plan gürültüsü, görüntü analizinin sonucunu olumsuz etkiler (Kc ve ark., 2021). Bu konuda bazı çalışmalarda, ağın arka planı da dahil ederek algılamayı öğrendiği belirtilmektedir (Mohanty ve ark., 2016; Barbedo, 2018). Buna göre, ağ öğrendiği arka planı algılasa, tahminin bazı sınıflar için istenmeyen bir şekilde önyargılı olması muhtemeldir (Espejo-Garcia ve ark., 2020). Kc ve ark. (2021), ESA'lar ile bitki yaprak hastalığı görüntü sınıflandırması üzerine yaptıkları çalışmada arka plan kaldırmanın etkisini kanıtlamak için "GradCAM" adı verilen Gradyan Ağırlıklı Sınıf Aktivasyon Haritalaması görsel açıklama tekniğini (Selvaraju ve ark., 2020) kullanmışlardır. Bu teknikte, ağın bitki yaprağının ana özelliklerini arka plana sahip olan görüntülerden çıkaramadığını göstermişlerdir. Ayrıca arka planı kaldırılmış görüntülerle yaklaşık %12'lik bir sınıflandırma doğruluğu artışı elde etmişlerdir (Kc ve ark., 2021).

Arka plan kaldırma işlemi, veri setine bağlı olmayan ve farklı koşullar altında çalışabilen görüntü işleme tekniklerine dayalı segmentasyon ile gerçekleştirilebilir (Riehle ve ark., 2020). Görüntü segmentasyonu, bir ilgi bölgesini izole etmek için, bir görüntüyü renk veya kenarlara dayalı olarak farklı parçalara ayırmada kullanılan bir ön işleme sürecidir (Singh ve ark., 2015). Bu işlemde, doğru bir model oluşturmak için ham verilere çeşitli görüntü işleme teknikleri uygulanarak ağ girdileri hazırlanır. Bu girdiler sınıflandırma ve/veya algılama modellerini eğitmek için kullanılabilir. Görüntü sınıflandırma modelinin çıktısı yalnızca nesne etiketidir ve nesnenin konumu hakkında bilgi sağlamaz. Öte yandan, nesne algılama modelleri görüntüdeki birden fazla nesnenin konumu ve sınıfı hakkında bilgi sağlar (Salvi ve ark., 2021). Nesne algılama modellerinin bu özelliği onu hassas tarım için daha elverişli hale getirmektedir.

Çalışmamız, bitki görüntüleri için bir bitki/arka plan anlamsal segmentasyon yöntemine ve arka plan kaldırmanın ESA tabanlı algılama modellerinin başarımı üzerindeki etkisine odaklanmaktadır. Bu bağlamda herhangi bir veri seti veya eğitim süreci gerektirmeyen renk indeksleri ve renk uzaylarının avantajlarından faydalanılarak sadece yeşil renkli canlı bitkileri otomatik olarak toprak ve bitki kalıntılarından ayırarak segmente edebilme yeteneğine sahip bir BGT ile ESA tabanlı algılama modellerinin transfer öğreniminin kombinasyonuna dayalı bir yöntem önerilmiştir. Bu yöntemin

amacı, algılama modelinin bitkilerden başka hiçbir şeyi algılamamasını sağlayarak performansını arttırmaktır. Bu çalışmanın temel amacı ise, herbisit uygulamalarında kullanılabilir olacak olan ve hassas tarıma uygun yüksek bitki algılama kapasitesine sahip bir BG sisteminin geliştirilmesidir. Önerilen yöntemin ana çerçevesi Şekil 1.1’de görülmektedir.



Şekil 1.1. Önerilen yöntemin ana çerçevesi

Bu tez çalışması beş bölümden oluşmaktadır ve tezin bölümleri aşağıdaki şekilde hazırlanmıştır:

- Birinci bölümde tezin konusu genel olarak tanıtılmış, tezin önemi ve amacı hakkında kısaca bilgi verilmiştir.
- İkinci bölümde bitki algılama alanında yapılmış olan çalışmalar hakkında bilgi verilmiştir.
- Üçüncü bölümde bitki segmentasyonu ve bitki algılama mimarilerine yer verilmiş, tez çalışmasında önerilen yöntem ve uygulamalar açıklanmıştır.
- Dördüncü bölümde araştırmanın sonuçları açıklanmıştır.
- Beşinci bölümde önerilen yöntemin genel sonuçları ve gelecek çalışmalar için öneriler verilmiştir.

2. KAYNAK ARAŞTIRMASI

Dyrmann ve ark. (2016) ağı eğitmek için tarlalarda laboratuvar kamerası ve el tipi cep telefonları ile erken büyüme aşamalarında 22 yabancı ot ve mahsul türünü içeren toplam 10413 görüntü toplanmışlar ve veri arttırımı uygulayarak orijinal eğitim verilerinin döndürülmesi ve yansıtılmasıyla 50864 eğitim örneği elde edilmişlerdir. Arka planı kaldırmak ve yeşil pikselleri tespit etmek için *ExG* indeksini kullanmışlardır. Herhangi bir bitki görüntüsü üzerinde eğitilmeyen ve önceden eğitilmiş ağırlıklarla başlatılan bir ESA modelinin iyi çalışmayacağını savunarak, ihtiyaçlarına göre evrimsel katmanlar, toplu normalizasyon, aktivasyon fonksiyonları, maksimum havuzlama katmanları, tam bağlı katmanlar ve artık katmanların bir kombinasyonunu kullanarak yeni bir mimari oluşturmuşlardır. Modeli 22 bitki türünü sınıflandırmak için kullanmışlar ve %33 ile %98 arasında değişen bir sınıflandırma doğruluğu elde etmişlerdir. Bu ağın doğruluğu ve sağlamlığı mevcut bakış açısından olağanüstü olmasa da bu çalışma tarımsal alanda ESA uygulamalarının fizibilitesini doğrulamış ve sonraki çalışmalar için bir referans sağlamıştır.

dos Santos Ferreira ve ark. (2017) İnsansız Hava Aracı (İHA) kullanılarak 15000'den fazla bitki görüntüsünü içeren bir görüntü veri tabanı oluşturulmuşlardır. AlexNet'in sınıflandırma doğruluğunu Destek Vektör Makineleri (DVM), Adaboost-C4.5 ve Rassal Orman (RO) modelleri ile karşılaştırmışlardır. AlexNet mimarisi, soya fasulyesi, toprak, çim ve geniş yapraklı yabancı otları ayırt etmede %98 doğrulukla diğer modellerden daha iyi performans göstermiştir. ESA modelini hem zamana dayalı olarak hem de modelin eğitim sırasında tükettiği bellek açısından da değerlendirmişlerdir. ESA mimarisinin diğer ML modellerinden daha yüksek doğruluk elde etmesine rağmen, modeli eğitmek için daha fazla zaman ve bellek gerektirdiğini savunmuşlardır.

Milioto ve ark. (2017) arka plan (toprak) görüntüsünü kaldırmak için *NDVI* indeksini uygulamışlardır. Ayrıca gürültü giderme ve bitki örtüsü pikselleri arasındaki küçük boşlukları doldurmak için morfolojik dilatasyon ve erozyon işlemlerini kullanmışlardır. Mahsul ve yabancı otların kapalı kontur bölgeleriyle ayırt edilebilmesi için bir ESA modeli oluşturmuşlardır. Modelde *RGB* ve yakın kızılötesi görüntüler kullanmışlardır. Optimize edilmiş, iyi genelleme yapabilen bir model oluşturmak için farklı evrimsel katman ve tam bağlı katman kombinasyonlarını araştırmışlardır. Son olarak, 3 evrimsel katman ve 2 tam bağlı katman kullanarak daha iyi bir sonuç elde etmişlerdir. Bu yaklaşımla mahsulün sıralar halinde ekilmesi gibi herhangi bir geometrik

önceliğe gerek olmadığını belirtmişlerdir. Ayrıca modellerini işlemci, grafik kartı ve mikro bilgisayar kullanarak çalışma zamanına göre gerekçelendirerek modellerinin her bir kapalı kontur bölgesi için 40 ms'nin altında algılayabildiğini göstermişlerdir.

Zhang ve ark. (2018) gerçek dünya koşullarında yüksek algılama doğruluğu elde etmek için geleneksel ML algoritmalarını ve DÖ yöntemlerini karşılaştırmışlardır. Sınıflandırıcı eğitimi ve algoritmaları test etmek için çim ve yabancı ot görüntülerini toplamışlardır. Meralarda geniş yapraklı yabancı otları tespit etmek için 6 evrimsel katmana ve 3 tam bağlantılı sınıflandırma katmanına sahip bir ESA modeli ve DVM kullanmışlardır. ESA modeli yabancı otları %96.88 doğrulukla tanıyabilirken, DVM maksimum %89.4 doğruluk elde etmiştir.

Bah ve ark. (2018) İHA görüntülerinden yabancı ot tespiti için ESA kullanılarak bir tam otomatik öğrenme yöntemi önermişlerdir. Önerdikleri yöntemi üç ana aşamadan oluşturmuşlardır. İlk olarak, ürün sıralarını otomatik olarak tespit etmişler ve bunları sıralar arası yabancı otları tanımlamak için kullanmışlardır. İkinci aşamada ise sıra arası yabancı otları eğitim veri setini oluşturmak için kullanmışlardır. Pikselleri vurgulamak için "Hough" dönüşümü uygulamış ve arka plan ile yeşil mahsulleri veya yabancı otları ayırt etmek için "Otsu" uyarlanabilir eşikleme yöntemini kullanmışlardır. Son aşamada ise, görüntülerdeki mahsulü ve yabancı otları tespit edebilen bir model oluşturmak için model eğitimlerini önceden eğitilmiş ağırlıklara sahip ResNet üzerinde gerçekleştirmişlerdir. Yaptıkları testler sonucunda ıspanak tarlasında %1.5 ve fasulye tarlasında %6'lık doğruluk farkları elde etmişlerdir.

Chavan ve Nandedkar (2018) AlexNet ve VGGNet mimarisinin özelliklerini birleştirerek bir hibrit mimari olan AgroAVNET ağını önermişlerdir. Filtrelerin derinliğini ayarlamak için VGGNet'i seçmişler ve AlexNet'in normalleştirme konseptini kullanmışlardır. Önerdikleri ağı, çevrim dışı ağ ve çevrimiçi ağ olmak üzere iki bölümden oluşturmuşlardır. Çevrim dışı ağda 6 evrimsel katmanı, çevrimiçi ağda ise 3 tam bağlı katman kullanmışlardır. Ağ eğitiminde transfer öğrenme yöntemini kullandıkları çalışmalarında, evrimsel katmanları ve ilk iki tam bağlı katmanının ağırlıklarını önceden eğitilmiş ağ ağırlıklarıyla başlatmışlar, üçüncü tam bağlı katmanının ağırlıklarını rastgele başlatmışlardır. AgroAVNET ağının performansını orijinal AlexNet, VGGNet ve bunların farklı varyantlarıyla karşılaştırmışlardır. AgroAVNET modeli %98.21 sınıflandırma doğruluğu ile AlexNet ve VGGNet'ten daha iyi performans göstermiştir.

Nkemelu ve ark. (2018) ESA modelini ham veriler ve işlenmiş verilerle eğiterek görüntü ön işleme işleminin önemini araştırmışlardır. Görüntüleri yumuşatmak için

Gauss bulanıklığı kullanmışlar ve yüksek frekanslı içeriği kaldırmışlardır. Daha sonra görüntüyü HSV renk uzayına (Hue, Saturation, Value – Ton, Doygunluk, Değer) dönüştürmüşlerdir. 11x11 yapılandırma çekirdeğine sahip bir morfolojik erozyon kullanarak arka plandaki toprağı kaldırarak ön plandaki fide görüntülerini elde etmişlerdir. Orijinal görüntüleri ve işlenmiş görüntüleri kullanarak ESA'nın doğruluğunu değerlendirmişlerdir. ESA'nın performansını DVM ve K-en Yakın Komşu (k-EYK) algoritması ile karşılaştırmışlardır. ESA mimarisinde 6 evrimsel katman ve 3 tam bağlı katman kullanarak %92.6 doğruluk elde etmişlerdir. DVM ve k-EYK algoritmaları ile sırasıyla %61.47 ve %56.84 doğruluk elde etmişlerdir. Sonuç olarak görüntü ön işleme olmadan model performansının düştüğünü ve ESA'nın mahsul bitkilerini yabancı otlardan daha iyi ayırt edebildiğini bulmuşlardır.

dos Santos Ferreira ve ark. (2019) araştırmalarında yarı otomatik veri etiketleme yaklaşımı ile denetimsiz kümeleme algoritmaları önermişlerdir. İlk olarak, verileri özelliklerine göre farklı kümelere ayırmışlar ve ardından verileri etiketlemek için Ortak Denetimsiz Öğrenme (JULE: Joint Unsupervised Learning) ve Görsel Özelliklerin Denetimsiz Öğrenimi için Derin Kümeleme (DeepCluster: Deep Clustering for Unsupervised Learning of Visual Features) algoritmaları olmak üzere iki kümeleme yöntemini kullanmışlardır. Modelleri AlexNet ve VGG-16 mimarilerini kullanarak oluşturmuşlar ve önceden eğitilmiş ağırlıklarla başlatmışlardır. Geliştirdikleri yaklaşımla etiketleme maliyetini 100 kat azaltmışlar ve yabancı otları sınıflandırmada %97 doğruluk elde etmişlerdir.

Olsen ve ark. (2019) robotik yabancı ot kontrolü gerçekleştirmek için sekiz yabancı ot türünden oluşan çok sınıflı bir yabancı ot görüntü veri seti oluşturmuşlardır. Bu veri seti, Kuzey Avustralya'nın farklı bölgelerinden topladıkları 17509 etiketli görüntü içermektedir. Yabancı ot türlerini sınıflandırmak için transfer öğrenme yöntemiyle ResNet-50 ve Inception-v3 algoritmalarını kullanarak modeller oluşturmuşlardır. Oluşturdukları veri seti üzerinde sınıflandırma performansları bu modeller için sırasıyla ortalama %95.1 ve %95.7 sınıflandırma doğruluğuna ulaşmıştır. Ayrıca, görüntü başına ortalama 53.4 ms çıkarım süresi ile ResNet-50 mimarisinin gerçek zamanlı performansını da ortaya koymuşlardır.

Kounalakis ve ark. (2019) yüksek çözünürlüklü görüntülerden özellik çıkarmak için transfer öğrenme yöntemiyle GoogLeNet, AlexNet, VGG-F, VGG-16, Inception-v1, ResNet-50 ve ResNet-101 modellerini oluşturmuşlardır. ESA'ların varsayılan sınıflandırıcılarını DVM ve lojistik regresyon gibi doğrusal sınıflandırıcılarla

değiştirmişlerdir. Yabancı otları tespit etmek için çeşitli DVM ve lojistik regresyon sınıflandırıcılarını ESA modelleriyle birleştirerek performanslarını karşılaştırmışlardır. Doğruluk ve yanlış pozitif oranı açısından en dengeli sonucu “L2regLogReg” (L2-regularised with L2-loss logistic regression model using primal computation) sınıflandırıcısını kullanarak elde etmişlerdir. Bu sınıflandırıcı, otlaklardaki yabancı otları tespit etmek için GoogLeNet mimarisiyle birlikte kullanıldığında daha iyi performans göstermiştir.

Rasti ve ark. (2019) eğitim için sentetik veriler ve modellerin performansını gerçek saha görüntüleri üzerinde değerlendirdikleri çalışmada 5 evrimsel katman ve 2 tam bağlı katman içeren bir ESA modeli oluşturmuşlardır. Dağılım dönüşümü (scattering transform) yönteminin küçük bir veri setiyle ESA mimarisinden daha iyi doğruluk elde ettiğini savunmuşlardır. Dağılım dönüşümü, Yerel İkili Örüntüler (LBP: Local Binary Patterns), Gri Seviye Eş Oluşum Matrisi (GLCM: Grey Level Co-occurrence Matrix), Gabor filtresi gibi çeşitli MÖ yaklaşımlarını ESA modeliyle karşılaştırmışlardır. Sentetik veriler üzerinde eğitilen ve gerçek veriler üzerinde test edilen dağılım dönüşümü ile yaklaşık %85'lik bir doğruluk elde etmişlerdir.

Abdalla ve ark. (2019) çalışmalarında, görüntü segmentasyonunun doğruluğunun veri setinin boyutuna bağlı olduğunu bildirmişlerdir. Bir modeli sıfırdan eğitmenin zor olması sebebiyle, modeli eğitmek üzere transfer öğrenme ve gerçek zamanlı veri arttırımı yöntemlerini uygulamışlardır. Deneplerinde VGG-16 tabanlı SegNet mimarisini kullanmışlar ve VGG-16 için 3 farklı transfer öğrenme yaklaşımı uygulamışlardır. Ayrıca, modelin performansını VGG-19 tabanlı mimari ile karşılaştırmışlardır. VGG-16 tabanlı SegNet, yalnızca özellik çıkarma için önceden eğitilmiş ağırlıklar ve segmentasyon için MÖ sınıflandırıcısı kullandıklarında %96'lık en yüksek doğruluğa ulaşmışlardır.

Espejo-Garcia ve ark. (2020) yapmış oldukları çalışmada, dijital kamera kullanarak sahadan toplanılan veri seti görüntülerini, işlemleri daha hızlı hale getirmek ve hesaplama karmaşıklığını azaltmak için DÖ modeline giriş yapmadan önce yeniden boyutlandırarak DÖ ağının gereksinimine göre çözünürlüklerini 128x128 piksele düşürmüşlerdir. Ardından görüntüleri 1° ile 359° arasında döndürerek veri büyütme tekniğini uygulamışlar ve veriler için görüntü düzeyinde etiketleme işlemi gerçekleştirmişlerdir. ESA'nın varsayılan sınıflandırıcısını DVM, XGBoost ve Lojistik Regresyon gibi geleneksel MÖ sınıflandırıcılarıyla değiştirmişlerdir. Xception, Inception-ResNet, VGGNets, MobileNet ve DenseNet modellerinin eğitimlerini önceden

eđitilmiş ađrılıklarla bařlatılarak transfer öğrenme metoduyla gerçekteřirmişlerdir. Deneysel sonuçları, en iyi performans gösteren ađın DVM sınıflandırıcı kullanan DenseNet modeli olduđunu göstermiştir. Bu mimari için mikro F1 skoru %99.29 olmuřtur. Bu arařtırmada ayrıca bu yaklařım kulllanılarak küçük bir veri seti ile de ađ performansının yüksek olacađı bildirilmiştir.

Wang ve ark. (2020) yabancı ot tespiti için kulllanılan farklı yapay görme ve görüntü iřleme tekniklerine odaklanarak yapmış oldukları çalıřmada, DÖ modelinin performansını görüntülerin farklı girdi temsillerine dayalı olarak deđerlendirmişlerdir. Histogram eřitleme, kontrast geliřtirme ve derin fotoğraf iyileřtirme gibi birçok görüntü ön iřleme tekniđini ve *ExG*, *ExR*, *ExGR*, *NDVI*, *NDI*, *CIVE*, *VEG*, *MExG*, *COM1* ve *COM2* olmak üzere çeřitli bitki örtüsü indekslerini kulllanmışlardır. Ayrıca model deđerlendirmesinde yakın kızılötesi bilgisini ve renk uzayı dönüşümlerini kulllanmışlardır. Önerilen yaklařımlarının genelleme kabiliyetini arttırmak için veri seti görüntülerine Gamma düzeltmesi ve renk alanı görüntü geliřtirme tekniklerini uygulayarak görüntü düzeyinde etiketleme yapmışlardır. Giriř katmanlarını önceden eđitilmiş ađrılıklarla bařlatarak mahsul ve yabancı ot bitkilerinin anlamsal segmentasyonu için kodlayıcı-kod çözücü DÖ ađını eđitmişlerdir. Yakın kızılötesi bilgisinin girdiye dahil edilmesinin segmentasyon dođruluđunu ve zayıf aydınlatma kořullarında model performansını önemli ölçüde arttırdıđını, görüntü geliřtirmenin farklı aydınlatma kořullarında model performansını geliřtirdiđini ortaya koydukları çalıřmada %96.12 ortalama nesne bazında segmentasyon dođruluđu elde etmişlerdir.

Le ve ark. (2020) veri toplamak için multi-spektral ve uzamsal (spatial) sensörlerin kombinasyonunu kulllanmışlardır. Tüm görüntüler, arka planı etkili bir şekilde kaldıran *ExGR* indeks yöntemi kulllanılarak segmentlere ayrılmıştır. Ayrıca görüntülere dilatasyon ve erozyon morfolojik iřlemlerini uygulamışlar ve özellikleri çıkarmak için kontur maskeleri oluşturmuşlardır. “k-FLBPCM: Filtered Local Binary Patterns with Contour Masks and coefficient k” isimli yeni bir model önermişlerdir. Önerilen modeli ImageNet veri seti ile önceden eđitilmiş ađrılıklar kulllanılarak eđitmişlerdir. Sonuçları VGG-16, VGG-19, ResNet-50 ve Inception-v3 mimarisi ile karřılařtırmışlardır. Hem önerdikleri yöntem ile hem de ESA modelleriyle yaklařık %99 sınıflandırma dođruluđu elde etmişlerdir. Ayrıca önerdikleri yöntemin düşük hesaplama süresi ile gerçekte zamanlı hassas tarım için uygunluđunu kanıtlanmışlardır.

Hu ve ark. (2020) DeepWeeds veri setini (Olsen ve ark., 2019) önerdikleri “Graph Weeds Net” yöntemini deđerlendirmek için kulllanmışlardır. Önerdikleri yöntem, yabancı

ot türlerini sınıflandırmak için Grafik Evrişimli Ağ (GEA) mimarisidir ve grafik evrişim katmanları, çok seviyeli grafik temsil mekanizmaları ve bölgesel kalıp özelliklerini çıkarmak için ResNet-50 ve DenseNet-202 omurga ağlarını kullanmaktadır. Burada, bir RGB görüntüsünü çok ölçekli bir grafik olarak temsil etmişlerdir. DenseNet-202 mimarisine sahip grafik tabanlı model ile %98,1 sınıflandırma doğruluğuna ulaşmışlardır.

Huang ve ark. (2020) çalışmalarında bir İHA kullanarak görüntüler toplamış ve bir ortofoto oluşturmak için görüntü mozaikleme uygulamışlardır. Yabancı ot yoğunluğunun haritalanmasının, sahaya özgü yabancı ot yönetimi için yararlı olabileceği ve herbisit kullanımının azaltılmasını sağlayabileceği düşüncesiyle bir pirinç tarlasındaki yabancı ot yoğunluğunu haritalamak için DÖ yöntemini kullanmışlardır. Tam Bağlantılı Ağın (TBA) temel mimarisine ilgili sorunlardan biri, uzamsal özelliklerin düzgün bir şekilde geri kazanılamamasıdır. Bu sorun nedeniyle tahmin doğruluğu azalabilir. Bu sorunu çözmek için atlama mimarisi, tam bağlantı koşullu rastgele alanlar ve kısmi bağlantı koşullu rastgele alanlar ekleyerek modeli geliştirmişlerdir. AlexNet, VGGNet, GoogLeNet ve ResNet tabanlı TBA'yı transfer öğrenme yöntemiyle eğitmişlerdir. Daha sonra, farklı TBA'lar ve nesne tabanlı görüntü analizi yöntemlerinin performansını karşılaştırmışlardır. Doğruluk için daha çok konumun ana metrik olarak değerlendirildiği çalışmalarının deneysel sonuçları, %80.2 konum doğruluğuyla önerilen iyileştirmelere sahip VGGNet tabanlı TBA ile elde edildiğini göstermiştir.

Gao ve ark. (2020) şeker pancarı ekili alanlarda tarla sarmaşığı bitkisi tespiti için tiny-YOLOv3 (Zhang ve ark., 2019) çerçevesine dayanarak, sınıflandırmanın çıkarım süresini hızlandıran bir DÖ modeli önermişlerdir. Daha iyi özellik füzyonu için orijinal modele iki ekstra evrişimsel katman eklemişler ve ayrıca algılama ölçeklerinin sayısını ikiye düşürmüşlerdir. Modeli hem sentetik verilerle hem de gerçek verilerle eğitmişlerdir. YOLO-v3 deneylerde daha iyi sınıflandırma doğruluğu elde etse de gerçek zamanlı uygulama için tiny YOLO-v3 modelini önermişlerdir.

Sivakumar ve ark. (2020), soya fasulyesi tarlalarındaki geç mevsim yabancı otlarını tespit etmek İHA görüntüleri kullanılarak nesne algılama görevi için ESA tabanlı DÖ modellerini eğitmişler ve performanslarını değerlendirmişlerdir. İlk değerlendirmede, 200 Sınırlayıcı Kutu (SK) önerisine sahip olan Faster R-CNN modeli ile, SSD (Single Shot MultiBox Detector) modeli kesinlik, hatırlama, F1 skoru ve *IoU* açısından değerlendirilmiş ve benzer sonuçlar elde edilmiştir. Ancak SSD modelinin genelleme performansının daha düşük olduğu belirlenmiştir. İkinci değerlendirmede bu iki model yama tabanlı ESA ile ortalama *IoU* ve çıkarım süresi açısından

karşılaştırılmıştır. Sonuçlar, Faster R-CNN'nin yabancı ot algılama doğruluğu ve çıkarım hızı açısından daha iyi performans gösterdiğini ortaya koymuştur.

Jiang ve ark. (2020) çalışmalarında mısır, marul, turp ve yabancı ot görüntülerinden oluşan dört farklı veri seti kullanmışlardır. Bu veri setlerinin üç tanesini mısır/yabancı ot, marul/yabancı ot ve turp/yabancı ot sınıflandırması için, dördüncü veri setini ise tüm türlerin sınıflandırılması için oluşturmuşlardır. Araştırmalarında AlexNet, VGG-16 ve ResNet-101 olmak üzere üç ESA mimarisiyle birlikte GEA kullanarak hibrit modeller geliştirmişlerdir. ESA mimarilerini özellik çıkarıcı olarak, GEA'yı ise sınıflandırıcı olarak kullanmışlardır. Yarı denetimli bir öğrenme yaklaşımı olduğu için GEA'yı seçmişlerdir. Ayrıca, özellik ilişkilerini bir grafik yapısı kullanarak elde etmişlerdir. Böylece etiket bilgisi grafiğin komşu köşeleri tarafından paylaşıldığı için öğrenmeyi sınırlı açıklamalı verilerle daha doğru hale getirmiştir. AlexNet, VGG-16, ResNet-101 ve oluşturdukları hibrit modelleri dört farklı veri seti üzerinde karşılaştırmışlar, ResNet-101 kullanılarak oluşturdukları GEA modeli her bir veri seti için %97.80, %99.37, %98.93 ve %96.51 sınıflandırma doğruluğu elde ederek diğer modellere kıyasla daha yüksek performans sergilemiştir.

Lottes ve ark. (2020) çalışmalarında göreve özgü bir kod çözücü ağı önermişler ve sahadan multi-spektral görüntüler toplamak için "BoniRob" adı verilen robotik bir platform kullanmışlardır. Ön işleme işlemini kırmızı, yeşil, mavi ve yakın kızılötesi kanallarına ayrı ayrı uygulamışlardır. Ayrıca 5x5 kernel kullanarak gürültüyü gidermek için Gauss bulanıklaştırma işlemini gerçekleştirmişlerdir. Kanalları normalize etmek için, değerleri tüm kanal değerlerinin ortalamasından çıkarmışlar ve standart sapmalarına bölmüşlerdir. Bundan sonra, kanal değerlerini sıfır merkezli olarak normalleştirmişlerdir. Bitkiler düzenli bir mesafeye ekildiği için, modeli görüntü dizisinden uzamsal bitki düzenini öğrenebilecek şekilde eğitmişlerdir. Daha sonra bu sıralı özelliği, yabancı otların konumlarını ve sınıflarını belirlemek için görsel özelliklerle birleştirtirmişlerdir. Çalışmalarını son teknoloji yaklaşımlarla karşılaştırdıklarında, önerdikleri yöntemin önceden görülmemiş tarlalarda daha iyi bir şekilde genelleme yeteneğine sahip olduğunu ve sadece mahsul ve yabancı ot algılama performansını arttırmadığını aynı zamanda anlamsal segmentasyon performansını da arttırdığını rapor etmişlerdir.

Trong ve ark. (2020) yabancı ot türlerini sınıflandırmak için çok modlu bir DÖ yaklaşımı önermişlerdir. Bu yaklaşımda, NASNet, ResNet, Inception-ResNet, MobileNet ve VGGNet dahil olmak üzere önceden eğitilmiş beş DÖ modelini bağımsız olarak eğitmişlerdir. Modellerin puan vektörünü hesaplamak için Bayes koşullu olasılık tabanlı

teknik ve öncelikli ağırlık puanlama yöntemi kullanmışlardır. Yabancı ot türlerini sınıflandırmak için, her modelin “softmax” katmanı tarafından üretilen olasılık vektörlerini toplamışlar ve en yüksek olasılık değerine sahip türü belirlemişlerdir. Deneysel sonuçlara göre, bu yaklaşımın performansının tek modlu bir DÖ modelinden daha iyi olduğunu savunmuşlardır.

Osorio ve ark. (2020) yapmış oldukları çalışmada, marul bitkisi için görüntü işleme dayalı yabancı ot tahmini için üç yöntem sunmuşlar ve bunları uzmanlar tarafından yapılan görsel tahminlerle karşılaştırmışlardır. Yöntemlerinden biri, özellik tanımlayıcı olarak Yönlendirilmiş Gradyanların Histogramlarını (YGH) kullanan DVM'e dayalı YGH-DVM'dir. İkinci yöntem, nesne algılama için YOLOV3'e dayanmaktadır ve üçüncüsü, her birey için bir örnek segmentasyonu elde etmek için Mask R-CNN'e dayanmaktadır. Dört spektral bantlı 1280x960 piksel boyutlu görüntü kullandıkları çalışmalarında kırmızı, yeşil ve yakın kızılötesi bantlar üzerinde birleştirme işlemi uygulayarak, bitkiyi vurgulamak için sahte yeşil görüntülerden bir veri seti oluşturmuşlardır. Ayrıca veri seti görüntülerindeki fotosentetik olmayan nesnelere çıkarmak için arka plan çıkarıcı olarak *NDVI* endeksini kullanmışlardır. Seçilen metriklere göre, makine ve DÖ yöntemleri mahsul tespitinde sırasıyla %88, %94 ve %94 F1 skorları elde etmişlerdir. Daha sonra yabancı ot kapsama alanını belirlemek için, tespit edilen mahsulleri ikili bir maskeye dönüştürmüşler ve yabancı otu dolaylı bir şekilde tespit etmek için *NDVI* endeksi ile birleştirmişlerdir. Yabancı ot görüntüsü elde edildikten sonra, yabancı otun kapsama yüzdesini klasik görüntü işleme yöntemleriyle hesaplamışlardır. Son olarak, bu performanslar, her tahmin (makine-insan) arasında istatistiksel ölçümler elde etmek için “Bland-Altman” grafiği, sınıf içi korelasyon katsayıları (ICC: Intraclass Correlation Coefficient) ve “Dunn's” testi aracılığıyla yabancı ot uzmanlarından oluşan bir setin tahminleriyle karşılaştırmışlardır. Önerdikleri 3 yöntemin de yabancı ot kapsamı tahmininde doğruluğu arttırdığını ve insan tarafından tahmin edilen verilerdeki öznelliği en aza indirdiğini öne sürmüşlerdir.

Asad ve Bais (2020) maksimum benzerlik sınıflandırma tekniğinin arka plan toprağını ve yeşil bitkileri segmente etmek için eşikleme tekniklerinden daha iyi performans gösterdiğini savundukları çalışmada, iki aşamalı bir prosedür kullanarak piksellerin manuel olarak etiketlenmesini hızlandırmak için bir yöntem geliştirilmişlerdir. İlk adımda, arka planı ve ön planı maksimum olasılık sınıflandırma kullanılarak segmentlere ayırmışlar ve ikinci adımda yabancı ot pikselleri manuel olarak etiketlemişlerdir. Bu etiketli verileri, mahsul ve arka plan piksellerini birinci sınıf ve diğer

tüm bitki örtüsünü ikinci sınıf olarak sınıflandıran anlamsal segmentasyon modellerini eğitmek için kullanmışlardır. Yabancı otları tespit etmek için SegNet ve U-Net gibi iki TBA mimarisini karşılaştırmıştır. Her iki modelde de kodlayıcı blok olarak VGG-16 ve ResNet-50 kullanmışlardır. ResNet-50 tabanlı SegNet modeli, 0.8288 ortalama *IoU* değeri ve 0.9869 frekans ağırlıklı *IoU* değeri ile en iyi sonuçları göstermiştir.

Islam ve ark. (2021) yapmış oldukları çalışmada bir biber tarlasından toplanan İHA görüntülerini kullanılarak yabancı otları tespit etmek için RO, DVM ve k-EYK olmak üzere 3 MÖ algoritmasının performanslarını analiz etmişlerdir. Performans karşılaştırmasında kullandıkları değerlendirme ölçütleri doğruluk, kesinlik, hatırlama, yanlış pozitif oran ve “kappa” katsayısıdır. MÖ algoritmalarının simülasyonu için MATLAB kullanmışlardır. Elde ettikleri yabancı ot algılama doğruluk değerleri RO, DVM ve k-EYK için sırasıyla %96, %94 ve %63 olmuştur. Bu çalışmaya göre, RO ve DVM algoritmalarının kullanımı verimli ve pratik olduğu ve İHA görüntülerinden yabancı ot tespiti için kolayca uygulanabileceği sonucuna ulaşmışlardır.

Abouzahir ve ark. (2021) yapmış oldukları çalışmada, yabancı ot algılama performansını arttırmak için Görsel Kelimeler Çantası (BOVW: Bag of Visual Words) yaklaşımına dayalı YGH yöntemini kullanmışlardır. Görsel kelimeleri oluşturmak için YGH bloklarını anahtar noktalar olarak kullanmışlar ve özellik vektörlerini bu görsel kelimelerin histogramları olarak belirlemişlerdir. Daha sonra şeker pancarı, soya fasulyesi ve havuç görüntülerinde yabancı otları tespit etmek ve bitkileri sınıflandırmak için Geriye Yayılımlı Sinir Ağı (GYSA) kullanmışlardır. Önerdikleri yöntem ile şeker pancarı, havuç ve soya fasulyesi ile yabancı otlar sırasıyla %97.7, %93 ve %96.6 doğrulukla ayırt etmişlerdir. Bitki sınıflandırması için ise sırasıyla %90.4, %92.4 ve %94.1 doğruluk elde etmişlerdir. Ayrıca önerdikleri yöntemle elde ettikleri bu sonuçların, klasik YGH'den %37.6 daha iyi olduğunu vurgulamışlardır. Sonuç olarak, önerdikleri yabancı ot tespit sisteminin, herbisit uygulamalarında sahaya özel ve seçici olarak püskürtülmesi için uygun olduğunu belirtmişlerdir.

Lam ve ark. (2021) minimum insan müdahalesi ile erken yabancı ot tespiti için tekrarlanabilir ve sağlam bir sistem geliştirmek için yaptıkları çalışmada, bir İHA kullanarak otomatik yabancı ot haritalaması için bir iş akışı önermişlerdir. İHA'yı 10 m ile 20 m arasında düşük bir irtifada uçurarak yabancı otların gerçek renkli *RGB* görüntüleri toplamışlar ve nesne tabanlı bir yaklaşımla verileri etiketlemişlerdir. Etiketlene verilerle VGG-16 modelini eğitmişlerdir. Önerdikleri iş akışının sonucunda %92.1'lik bir genel doğruluk elde etmişlerdir.

Peng ve ark. (2022) DÖ kullanarak pirinç görüntülerinde gerçek zamanlı yabancı ot tespiti yapmak ve düşük makine maliyetiyle bu işlemi gerçekleştirmek için yapmış oldukları çalışmada gerçek koşullarda aldıkları ve web taraması yaparak elde ettikleri pirinç ve sekiz farklı yabancı ot içeren bir veri seti oluşturmuşlardır. Görüntülerde yaprakların birbirlerinin üzerini kapatması sorununun üstesinden gelmek için omurga ağı, ÖPA ve meta mimarinin özellik çıkarma yeteneklerini geliştirerek RetinaNet'e dayalı "WeedDet" adlı bir model önermişlerdir. Önerdikleri model %94.1'lik *mAP* ve 24.3 fps'lik kare hızına ulaşarak, orijinal RetinaNet modelinden %5.5 *mAP* ve 5.6 fps daha yüksek sonuçlar elde etmiştir. Ayrıca yapmış oldukları deneylerde önerdikleri modelin hızlı bir model olan YOLOv3'ten 2 fps geride olduğunu, ancak *mAP* performansının %9.9 daha yüksek olduğunu rapor etmişlerdir. Geliştirdikleri model, deneylerde kullandıkları diğer Faster R-CNN w/FPN, SSD512, FCOS ve ATSS modellerinden de daha yüksek bir performans sergilemiştir.

Coleman ve ark. (2022) nadasa bırakılmış arazilerde yabancı ot tespiti için düşük maliyetli ve görüntü tabanlı "OpenWeedLocator" (OWL) adında bir tespit cihazı oluşturmuşlardır. Bu cihaz kabaca Raspberry Pi 4, kamera ve rölelerden oluşmaktadır. OWL'yi değerlendirme işlemlerini *ExG* indeksi, *NExG* (Normalized Excessive Green) indeksi, HSV ve *ExG* indeksi ile HSV birleşimi (*ExHSV*) olmak üzere dört algoritma kullanarak gerçekleştirmişlerdir. Bu dört algoritma, ortalama %79 kesinlik (precision) ve %52 hatırlama (recall) ile yabancı otları algılamada birbirlerine benzer şekilde etkili olmuştur. Bitki dağılımının çıkarılmasında %92'ye varan kesinlik ve %74'e varan hatırlama değerleri OWL'nin nadasa bırakılmış tarlalardaki performans potansiyelini göstermiştir.

Rahman ve ark. (2022) yapmış oldukları çalışmada, pamuk tarlalarında değişken tarla koşulları altında toplanan 848 renkli görüntüden oluşan, SK ek açıklamalarına sahip üç sınıflı bir yabancı ot veri seti kullanmışlardır. YOLOv5, RetinaNet, EfficientDet, Fast R-CNN ve Faster R-CNN dahil olmak üzere DÖ tabanlı tek aşamalı ve iki aşamalı nesne dedektörleri kullanmışlardır. Nesne algılama modellerinin çeşitli versiyonlarını transfer öğrenimi yöntemiyle gerçekleştirerek 13 yabancı ot algılama modeli oluşturmuşlardır. Bu modellerden RetinaNet-ResNet101-FPN, uzun çıkarım süresine rağmen, 0.5 *IoU* eşliğinde %79.98 *mAP* ile en yüksek genel algılama doğruluğunu elde etmiştir. YOLOv5 ise en hızlı çıkarım süresine (Google Colab'da 17 ms) sahip model olmasına karşılık aynı *IoU* eşliğinde %76.58 *mAP* tespit doğruluğu elde etmiştir. Ayrıca geometrik ve renk

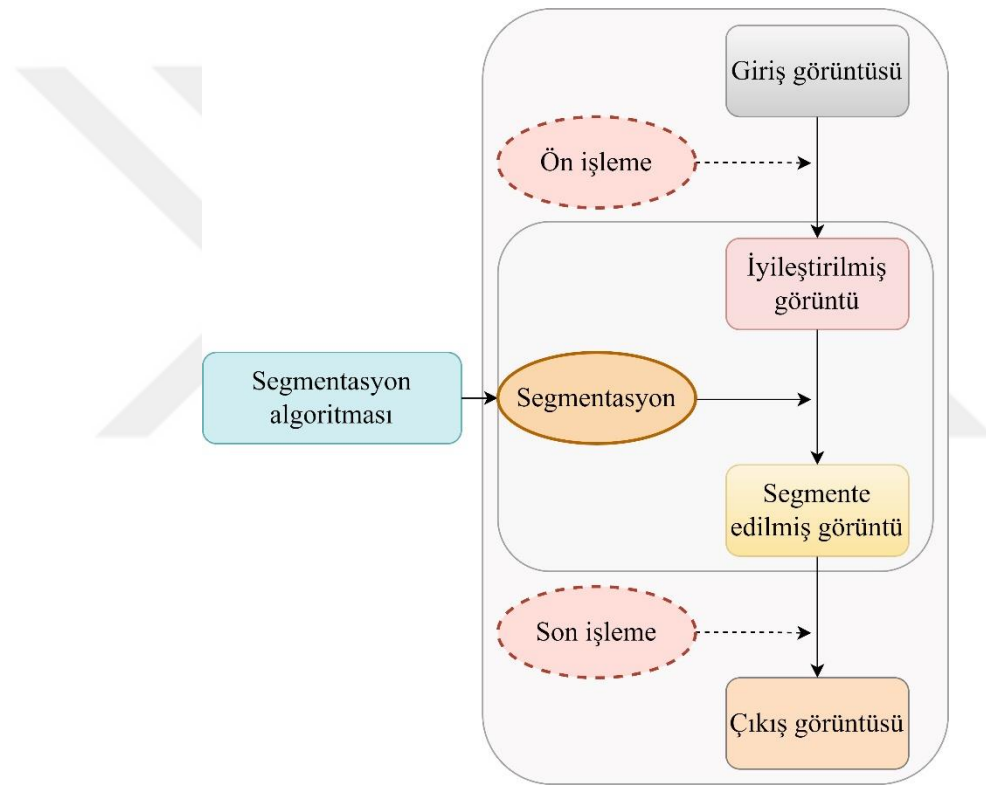
dönüşümleri yoluyla uyguladıkları veri artırımı tekniğiyle yabancı ot tespit modellerinin doğruluğunu en fazla %4.2 oranında arttırabilmişlerdir.



3. MATERYAL VE YÖNTEM

3.1. Bitki Segmentasyon Yöntemleri

Segmentasyon, nispeten benzer özelliklere sahip nesnel oluşturmak için birbirleriyle ilişkili pikselleri gruplama süreci olarak tanımlanabilir. Başka bir deyişle bir görüntüyü güçlü korelasyona sahip parçalara ayırmaktır (Hamuda ve ark., 2016). Segmentasyon işlemi Şekil 3.1'de görüldüğü gibi genel olarak ön işleme, piksel sınıflandırma ve son işleme adımlarından oluşur.



Şekil 3.1. Segmentasyon işleminin genel şeması (Zhang, 1996)

Ön işleme, görüntü segmentasyonunu kolaylaştırmak için kameradan alınan orijinal görüntü üzerinde kontrast geliştirme, renk uzayı dönüşümü, yeniden boyutlandırma ve gürültü giderme gibi bazı önemli görüntü iyileştirme yöntemlerini içerir (Wang ve ark., 2019). BG'nin önemli adımlarından biridir ve uzaktan algılama uygulamalarında önemli bir rol oynar. Özellikle görüntünün güneş ışığı ve gölge gibi parlaklık sorunlarının değişkenliğini gidermek için kullanılan önemli bir işlemdir (Jeon, 2014).

Literatürde tüm bitki algılama yaklaşımlarında ilk hedef, görüntüdeki farklı pikselleri bitki (mahsuller ve yabancı otlar) ve arka plan (toprak ve kalıntılar) olmak üzere iki sınıfa ayırmaktır (Sabzi ve ark., 2018). Arka plan kaldırma herhangi bir yanlış sınıflandırmayı önlemek için uygun bir şekilde yapılmalıdır. Bu çalışmada kullanılan renk indekslerine dayalı eşik tabanlı segmentasyon yöntemleri ve havza dönüşümü segmentasyon yöntemi aşağıdaki başlıklarda açıklanmıştır.

3.1.1. Renk indeksine dayalı eşik tabanlı segmentasyon yöntemleri

Renk, bitki segmentasyonu alanında bitkileri arka plandan ayırmak için kullanılan en yaygın yöntemlerden biridir. Bitkinin rengi yeşile meyilli olduğu ve boyut, yön gibi etkenlere karşı değişmediğinden dolayı renge göre segmentasyon uygun bir yöntem olarak değerlendirilebilir (Bai ve ark., 2014). *RGB* (Red-Green-Blue) renk uzayındaki bir görüntünün kanal değerlerinin doğrudan gri tonlamaya dönüştürülmesi, bitki ve arka plan piksellerinin benzer gri tonlama değerlerine sahip olması nedeniyle iyi bir segmentasyon ile sonuçlanmaz (Tian ve Slaughter, 1998). Bu nedenle, iyi bir segmentasyon başarımı için *RGB* uzayı genellikle alternatif renk uzaylarına dönüştürülerek bitkinin rengi vurgulanır, böylece arka planın rengi zayıflatılmış olur. Renk indeksleri, *RGB* renk uzayında *R*, *G* ve *B* kanal değerleri veya Denklem 3.6, Denklem 3.7 ve Denklem 3.8’de ifade edilen kromatik renk koordinatları (*r*, *g* ve *b*) kullanılarak hesaplanır. Çizelge 3.1’de araştırmacıların geliştirdikleri literatürde sıklıkla karşılaşılan renk indeksleri özetlenmektedir.

Çizelge 3.1. Bitki segmentasyonu için renk tabanlı indeksler

İndeks ve Formülü	Kaynak
$NDI = 128 \left(\left(\frac{G-R}{G+R} \right) + 1 \right)$	(Woebbecke ve ark., 1993)
$ExG = 2g - r - b$	(Woebbecke ve ark., 1995)
$EG = 2G - R - B + 127$	(Gliever ve Slaughter, 2001)
$ExR = 1.4r - g$	(Meyer ve ark., 1999)
$CIVE = 0.441R - 0.811G + 0.385B + 18.78745$	(Kataoka ve ark., 2003)
$ExGR = ExG - ExR$	(Meyer ve Neto, 2008)
$NGRDI = \frac{G-R}{G+R}$	(Hunt ve ark., 2005)
$VEG = \frac{G}{R^{0.667} B^{0.333}}$	(Hague ve ark., 2006)
$MExG = 1.262G - 0.884R - 0.311B$	(Burgos-Artizzu ve ark., 2011)
$MExG1 = 2G - R - B$	(Ishak ve ark., 2009)
$NExG = 2.8G - R - B$	(Jeon ve ark., 2011)
$GMR = G - R$	(Bakhshipour ve Jafari, 2018)
$COM = ExG + CIVE + ExGR + VEG$	(Guijarro ve ark., 2011)
$COM1 = 0.36ExG + 0.47CIVE + 0.17VEG$	(Guerrero ve ark., 2012)
$GPC = 2G - R \times G - B$	(Prema ve Murugan, 2016)
$NDVI = \frac{NIR + R}{NIR - R}$	(Haug ve ark., 2014)
$GB = g - b$	(Golzarian ve Frick, 2011)

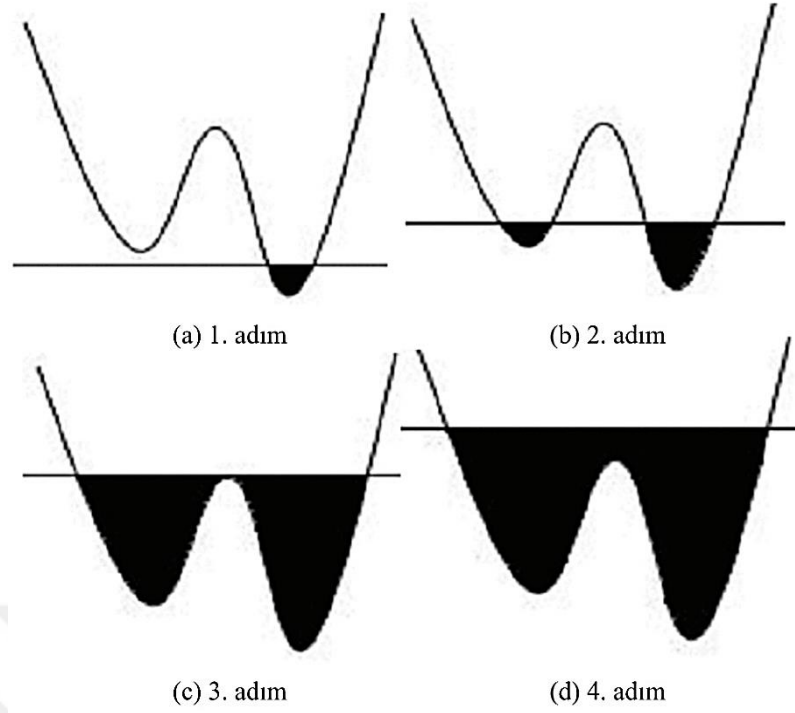
R, G, B renk kanal değerlerini, r, g, b ise kromatik renk koordinatlarını ifade etmektedir

Eşik tabanlı segmentasyon, gri seviye görüntülerdeki her pikselin yoğunluk değerlerini bir veya daha fazla önceden belirlenmiş eşik değeriyle karşılaştırmak ve ardından elde edilen sonuçlara göre pikseli karşılık gelen sınıflara ayırmak için kullanılan bir kavramdır (Hassanein ve ark., 2018). Bitki segmentasyonunda, renk indekslerinden elde edilen gri tonlamalı görüntüler ikili görüntüler oluşturmak için kullanılır. Eşik tabanlı yöntemin kritik noktası, uygun bir eşik değerlerinin belirlenmesidir. Basit bir eşik belirleme yöntemi, sabit bir eşik değerine dayanır. Ancak bu sabit değer, aydınlatma değişimlerine karşı hassastır ve yalnızca özel uygulamalar için uygundur (Sabzi ve ark., 2018). Bu bağlamda, eşik değeri çok yüksek ayarlanırsa, bazı önemli bölgeler (bitki pikselleri) diğer bölgelerle (arka plan pikselleri) birleşerek yetersiz segmentasyona yol açarken, çok düşük ayarlanmış bir eşik ise aşırı segmentasyona neden olabilir.

ExGR indeksi ile sabit bir sıfır eşiği kullanılarak segmentasyon işlemi gerçekleştirilebilir (Bu konu tezin devamında renk indeksi ile ön maskeler oluşturma başlığı altında ayrıntılı olarak irdelenmiştir). Diğer taraftan bir istatistiksel yöntemle elde edilen eşik değeri ile daha başarılı sonuçlar elde edilebilir. İstatistiksel eşik belirleme yöntemi birçok faktöre göre değiştiği için çok sayıda araştırmacı çözüme ulaşmak için farklı yöntemler geliştirmiştir (Hamuda ve ark., 2016). Örneğin, Otsu (1979) tarafından önerilen ve popüler bir otomatik eşikleme yaklaşımı olan yöntem geniş çapta kullanılır. Otsu yönteminin temel fikri, ağırlıklı sınıf içi varyansı minimize eden, sınıflar arası varyansı ise maksimize eden bir eşik değeri bulmaktır. Otsu yöntemi özellikle bitki/arka plan segmentasyonunda kullanmak için çok sayıda araştırmacıya ilham kaynağı olmuştur (Ling ve Ruzhitsky, 1996; Shrestha ve ark., 2004; Burgos-Artizzu ve ark., 2011). Literatürde Otsu yönteminden başka önerilen otomatik eşikleme yöntemleri de bulunmaktadır: ortalama piksel yoğunluğu değerine dayalı otomatik eşik belirleme yaklaşımı (Guijarro ve ark., 2011), Gauss dağılım fonksiyonu varsayımına dayanan otomatik bir eşik belirleme yöntemi (Kirk ve ark., 2009), histogram kullanılarak yerel minimumlarla eşik belirleme yöntemi (Mursalin ve Mesbah-Ul-Awal, 2014).

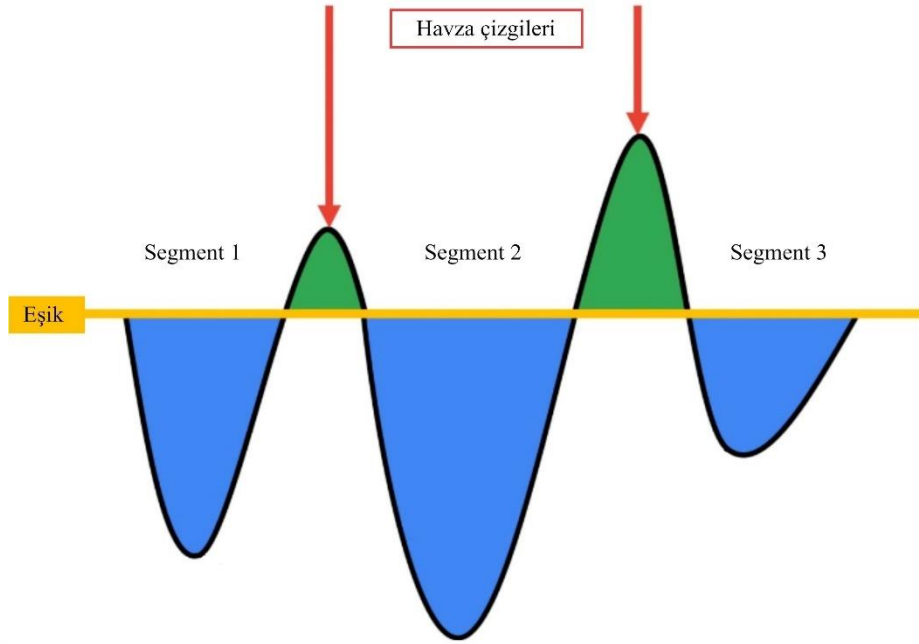
3.1.2. Havza (watershed) algoritması ile segmentasyon yöntemi

Havza teorisi, 1970'lerin sonunda görüntü işleme alanında tanıtılmış, ardından Vincent ve Beucher (1989) tarafından oluşturulmuştur. Havza algoritmasının görevi ana havzayı ve farklı havzaları bulmaktır. Şekil 3.2'de görüldüğü gibi iki bitişik havzanın olduğunu ve yatay düzlemde havzanın en altından su seviyesinin kademeli olarak arttığını varsaydığımızda (Şekil 3.2 (a)), ilk önce iki havza oluşacak (Şekil 3.2 (b)) ve su Şekil 3.2 (c)' de görülen seviyeye ulaştığında ana havza oluşacaktır (Şekil 3.2 (d)). Veya bunun tersi düşünüldüğünde, su seviyesinin azalması diğer iki havzayı oluşturacaktır.



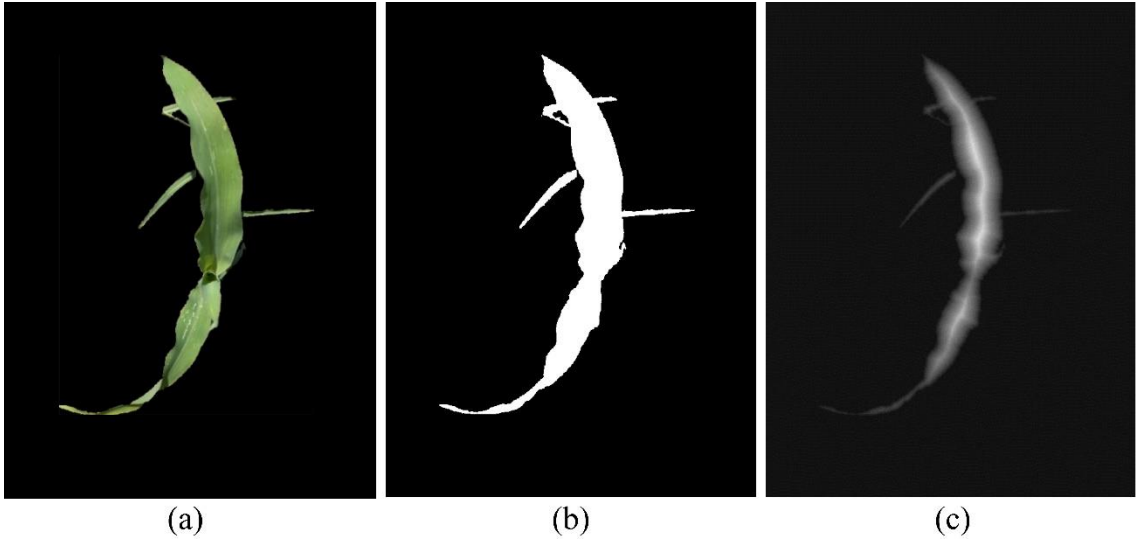
Şekil 3.2. Havza oluşum diyagramları (Ji ve ark., 2015)

Mesafe dönüşümünü kullanan morfolojik havza algoritması, bir nesneyi parçalarının bütünlüğüne göre bölümlere ayırmak için en yaygın kullanılan yöntemlerden biridir (Sun ve Luo, 2009). Bu algoritma görüntü segmentasyonu alanında ikili görüntüler için kullanılır. İkili görüntüdeki bitkiyi temsil eden her piksel, en yakın arka plan pikseli ile arasındaki Öklit uzaklığına bağlı olarak [0-255] arasında bir değer olarak gradyan bir görüntüye dönüştürülür (Orbert ve ark., 1993; Miao ve Xiao, 2018). Bu gradyan görüntünün piksel değerleri, Havza algoritmasının temel yapısına uygun olarak yerel topografya (yükseklik) olarak ele alınabilir. Yani bu gradyan görüntüde, Şekil 3.3'te görüldüğü gibi belirli bir eşikten yüksek değerler tepe noktaları oluşturacak, düşük değerler ise tepelerin kenarlarını oluşturacaktır. Tepelerin kenarları, nesnelerin bölümlere ayrılacağı bölgeleri temsil eder (Roudier ve ark., 2008). Tepeler bu bölgenin içerisindeki yerel maksimumlardır ve minimum mesafe değerine bağlı olarak belirlenir ve en fazla tepe bu değer "1" olmasıyla sağlanır (van der Walt ve ark., 2014).



Şekil 3.3. Havza segmentasyonu görselleştirmesi (Zivkoviç, 2020)

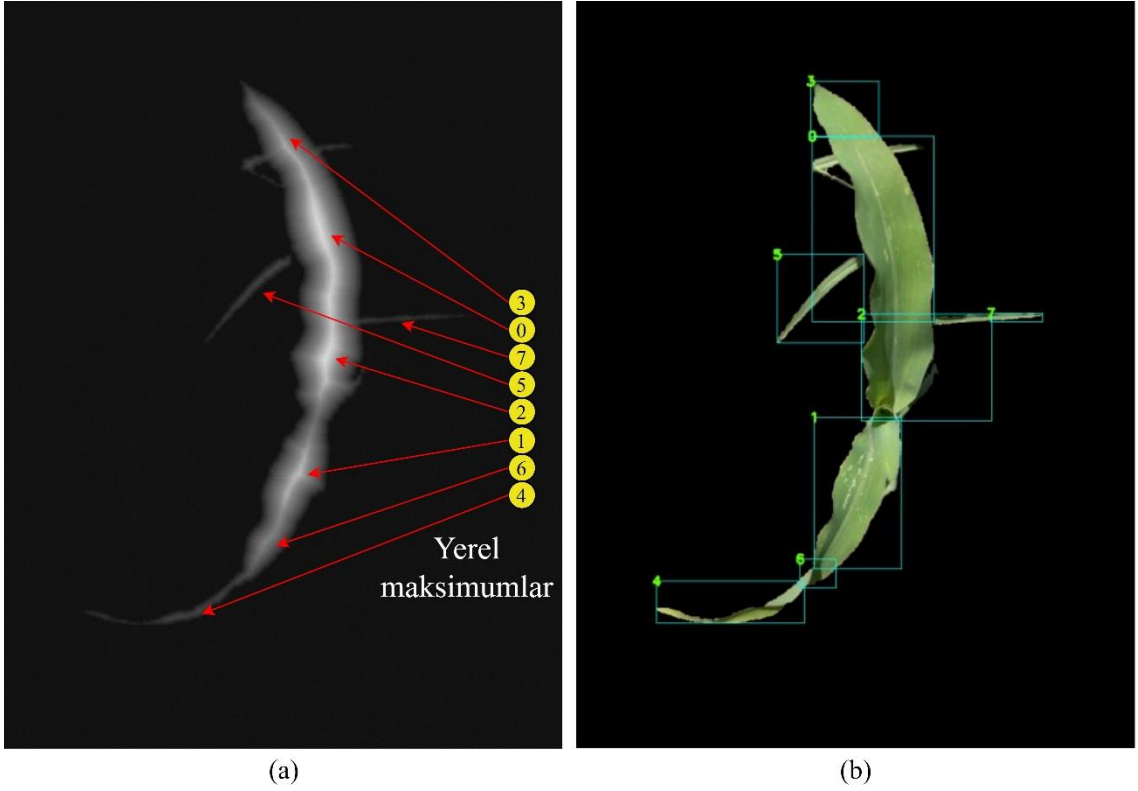
Konuyu bir örnekle açıklamak gerekirse; Havza segmentasyon yöntemiyle segmentlere ayrılacak olan bir bitki görüntüsü (Şekil 3.4 (a)) ikili görüntüye dönüştürülür (Şekil 3.4 (b)) ve bu ikili görüntüye mesafe dönüşümü uygulanarak gradyan bir görüntü elde edilir (Şekil 3.4 (c)).



Şekil 3.4. Mesafe dönüşümünün uygulanması

Şekil 3.4 (c)'de verilen havza dönüşümü uygulanmış örnek gradyan görüntüde belirlenen bir minimum mesafe (eşik) değerine dayalı olarak oluşan tepeler (yerel

maksimumlar) Şekil 3.5 (a)'da görülmektedir. Bu tepelere göre oluşan kenarlar, yani görüntünün segmentlere ayrılacağı bölgeler ise Şekil 3.5 (b)'de görülmektedir.

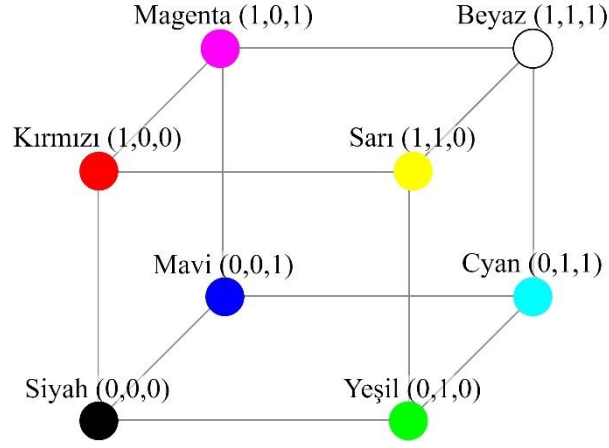


Şekil 3.5. Havza segmentasyon yöntemi

3.2. Renk Uzayları

BG uygulamalarında amaca göre kullanılan çeşitli renk uzayları bulunmaktadır. Renk uzayları renkleri tanımlamak için kullanılan matematiksel modellerdir. Bu renk uzayları doğrusal veya doğrusal olmayan yöntemlerle başka bir renk uzayına dönüştürülebilmektedir.

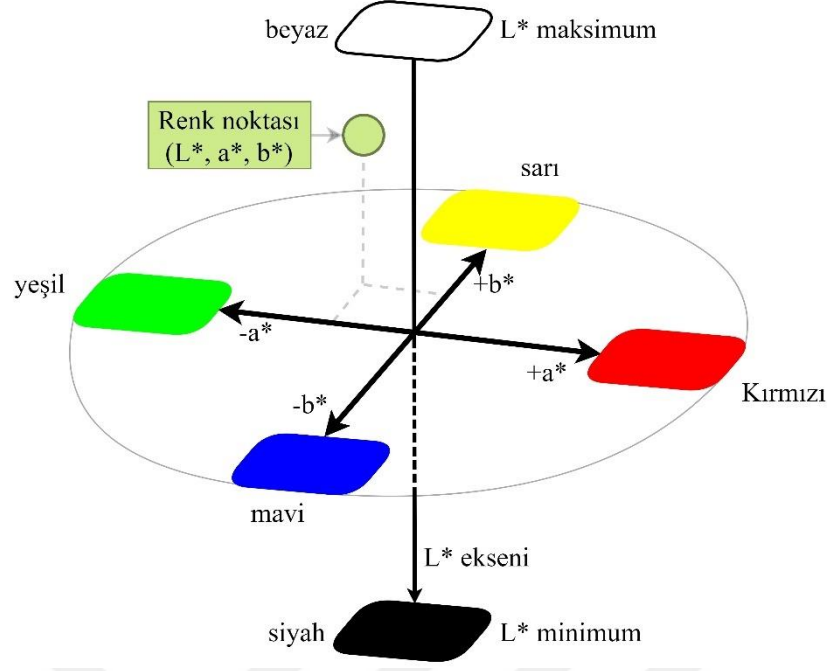
Renkli bir görüntü *RGB* renk uzayında elde edilerek görüntülenebilir (Oinosho ve ark., 2021). *RGB* renk uzayı, diğer renk uzaylarına dönüşümde baz alınan temel bir renk uzayıdır (Łuszczkiewicz-Piątek, 2014). Bu renk uzayında herhangi bir renk, kırmızı, yeşil ve mavi renklerin belirli yoğunluklarda karıştırılmasıyla elde edilir. Şekil 3.6'da görüldüğü gibi *R*, *G* ve *B* renk değerleri birim küp üzerinde [0-1] arasında ifade edildiğinde her köşe farklı bir rengi tanımlar.



Şekil 3.6. RGB renk uzayı

Bu çalışmada kullanılan diğer renk uzayı CIE $L^*a^*b^*$ (*CieLab*)'dır (l'Eclairage, 2007). *CieLab*, Uluslararası Aydınlatma Komisyonu (CIE) tarafından bir renk standardı oluşturmak için geliştirilmiştir. Bu 3 boyutlu renk uzayının en belirgin özelliği algılanabilen tüm renkleri ifade edebilmesidir (Herrera ve ark., 2017).

CieLab renk uzayı Şekil 3.7'de görüldüğü gibi birbirine dik üç eksenle oluşur. Her renk bu renk uzayında L^* , a^* , b^* değeriyle, yani 3 eksenle aldığı değerlerin kesiştiği noktada tanımlanır. İki kromatik kanal ve bir parlaklık kanalından oluşur (Hernández-Hernández ve ark., 2016). L^* eksenini parlaklık değerini içerir. Beyaz bir nesnenin parlaklık değeri 100'dür ve siyah bir nesnenin ise değeri 0'dır (bu değer bu çalışmada kullanılan OpenCV kütüphanesinde [0-255] arasında tanımlanır). Akromatik renkler olarak ifade edilen gri tonları bu eksenindedir. Kromatik renkler ise a^* ve b^* kanallarında bulunur. a^* kanal değerinin negatif olması yeşil rengi, pozitif olması ise kırmızı rengi temsil eder. Benzer şekilde b^* kanal değerinin negatif olması mavi rengi, pozitif olması ise sarı rengi temsil eder. *CieLab* renk uzayı, rengi belirlenecek olan nesnenin yanı sıra ışığa ilişkin tanımlamalarda getirdiği için diğer renk uzaylarına kıyasla tekrarlanabilen sonuçlar verir (Lin ve ark., 2019).



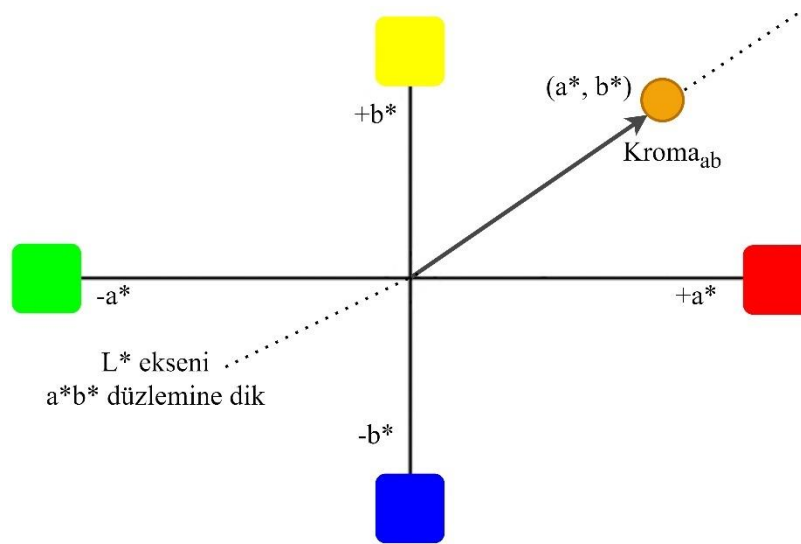
Şekil 3.7. Cielab renk uzayı

İki renk arasındaki fark, iki rengin renk noktaları arasındaki mesafedir. Bu mesafe Denklem 3.1’de verildiği gibi hesaplanır.

$$\Delta E = \sqrt{(\Delta L^*)^2 + (\Delta a^*)^2 + (\Delta b^*)^2} = \sqrt{(L_1^* - L_2^*)^2 + (a_1^* - a_2^*)^2 + (b_1^* - b_2^*)^2} \quad (3.1)$$

Küçük bir ΔE değeri renklerin birbirine yakın olduğu anlamına gelir.

Kroma, bir rengin doygunluk miktarıdır. Şekil 3.8’de görüldüğü gibi bir renk noktasının L^* eksenine uzaklığı olarak tanımlanabilir (Denklem 3.2). Yüksek bir kroma parlak, düşük bir kroma ise donuk renkleri ifade eder.



Şekil 3.8. a^*b^* düzleminde kroma

$$Kroma = \sqrt{(a^*)^2 + (b^*)^2} \quad (3.2)$$

3.3. Derin Öğrenmenin Gelişimi

Son dönemlerde sıkça adından bahsedilen Derin Öğrenme (DÖ) tarihi 1940'lara kadar uzanır (Pitts ve McCulloch, 2016). İlk aşamalarda genel problemlerin çözümünde kullanılan DÖ, Geriye Yayılımlı Sinir Ağı (GYSA) algoritmasının geliştirilmesiyle (Rumelhart ve ark., 1986) ilgi odağı olmuştur. Ancak o dönemlerde teknolojik altyapı yeterince gelişmemiş olduğundan aktif olarak kullanılamamıştır. 2000'li yıllarda yeni teknolojik gelişmelerle birlikte işlem gücü yüksek bilgisayarların ortaya çıkması DÖ'nün kullanılabilirliğini arttırmıştır. Bunun sonucunda yapılan çalışmalarla (Hinton ve Salakhutdinov, 2006) gelişimini arttırmaya devam etmiştir. Ayrıca büyük ölçekli veri setlerinin (Deng ve ark., 2009) oluşturulması DÖ'nün değişik alanlarda kullanılmasının yolunu açmıştır.

Doğruluğu arttırmayı amaçlayan özellik çıkarıcıların (Hinton ve ark., 2012) ortaya çıkması, hızlı öğrenme algoritmalarının oluşturulması (Dahl ve ark., 2010; Deng ve ark., 2010) ve çeşitli performans artırma çalışmaları (Simonyan ve Zisserman, 2014; Ioffe ve Szegedy, 2015; Szegedy ve ark., 2015; He ve ark., 2016) DÖ'yü daha etkili kullanılabilir hale getirmiştir. Bugün geldiğimiz noktada büyük veri setleriyle çalışabilen ve yüksek miktarda veriyi başarılı bir şekilde işleyebilen modeller geliştirilmiştir.

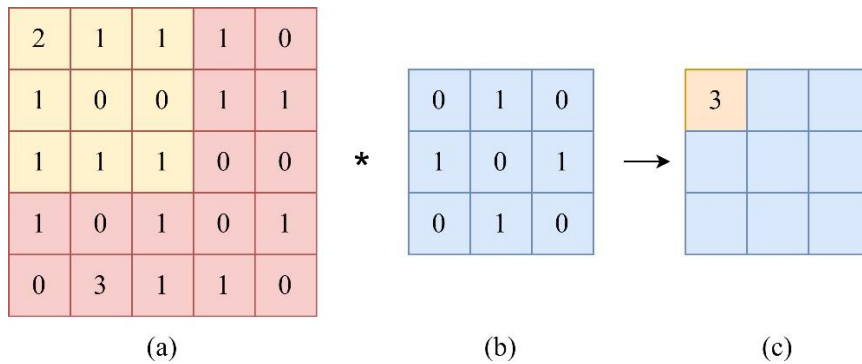
3.4. Evrişimsel Sinir Ağı Mimarisi

Evrişimsel Sinir Ağları, görüntü sınıflandırma (Krizhevsky ve ark., 2012) ve nesne algılama (Bappy ve Roy-Chowdhury, 2016) gibi BG görevlerinde çok verimli olduğu kanıtlanmış bir derin sinir ağı kategorisidir. Özellikle bir görüntüdeki görsel örüntüleri tanımada başarılıdırlar. Bir görüntü girdisinin ilk katmanlardan başlayarak, temel çizgileri, renk ve doku örüntüleri oluşturulur, daha derin katmanlara doğru ilerledikçe daha karmaşık örüntüleri oluşturur. Tipik bir ESA aşağıdaki temel bileşenlerden oluşur:

1. Evrişimsel katman
2. Havuzlama katmanı
3. Çıkış katmanı

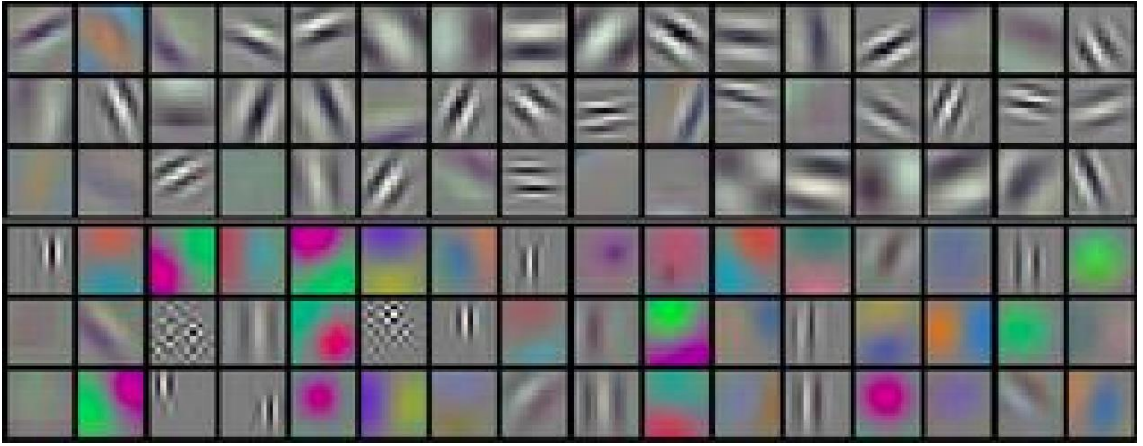
3.4.1. Evrişim katmanı

Evrişim katmanı, bir ESA'nın ana yapı taşıdır. Bu katman, bir görüntüyü girdi olarak alır. Bu görüntü belirli değerler taşıyan piksellerden oluşan matrislerdir (Şekil 3.9 (a)). Görüntüden özellikler çıkarmak için bir dizi öğrenilebilir filtre uygulanır (Şekil 3.9 (b)). Bu filtre görüntünün sol üst kısmından başlar ve kayan pencere şeklinde tüm görüntü boyunca kaydırılarak evrişim işlemi gerçekleştirir. Her pozisyonda, filtre ağırlıkları ile karşılık gelen görüntü piksel değerleri arasında eleman bazında çarpımlar hesaplanır. Bu çarpımlar toplanır ve her olası filtre konumu için tek bir sayı elde edilir. Bu filtreler *RGB* görüntü için 3 boyutlu matrislerdir. Anlaşılır olması açısından bu süreç 2 boyutlu bir matris için Şekil 3.9'da görüldüğü gibi gösterilebilir.



Şekil 3.9. Evrişimsel katman örneği

Şekil 3.9 (c)'de gösterilen işlemin sonucu “özellik haritası” olarak adlandırılır. Gerçek bir senaryoda, her bir evrişimsel katmanda bu türden bir dizi filtre uygulanır. Her filtre kendi özellik haritasını çıkarır ve bu özellik haritalarını istifleyerek katmanın çıktısı elde edilmiş olur. Filtrenin evrişim için hareket ettiği mesafeye “adım” (stride) adı verilir. Bir görüntü evrişim katmanından geçerken uzamsal boyutları azalır ve bu nedenle giriş dizisinde bazen evrişimden sonra görüntünün boyutlarını korumak için kenarlar sıfır değeriyle doldurulur. Bu işleme “dolgu” (padding) denir. Her bir filtrenin ağırlığı ağın eğitimi sırasında öğrenilir. Eğitilmiş bir ağın ilk evrişim katmanından alınan gerçek durum filtrelerinin görselleştirmeleri Şekil 3.10’da görülmektedir.



Şekil 3.10. Evrişimsel filtre örneği (Krizhevsky ve ark., 2012)

3.4.2. Havuzlama katmanı

Havuzlama katmanları genellikle ESA mimarisinde ardışık evrişimsel katmanlar arasında kullanılır. Bu katmanın temel amacı girdi boyutunu azaltmaktır. Bu sayede parametre sayısı da azaltılır ve böylece aşırı uyumun önüne geçilmiş olur. Havuzlama katmanları girdinin ilgili alt dizisine sabit bir fonksiyon uygulanarak kayan bir pencere olarak çalışır. Bu alanda en yaygın olarak, maksimum (max) ve ortalama (avg) fonksiyonları kullanılır. Havuzlama katmanı sabit bir işlev gerçekleştirdiğinden, tüm mimariye herhangi bir parametre eklemez. Şekil 3.11’de 2x2 boyutunda ve “2 adım” için “görüntü üzerinde 2 piksel kaydırma” uygulanan bir maksimum havuzlama katmanı örneği görülmektedir.

1	2	4	7	
2	3	3	1	
7	6	2	2	
8	4	5	1	

→

3	7
8	5

Şekil 3.11. Maksimum havuzlama katmanı örneği

3.4.3. Çıkış katmanı

Bir dizi evrimsel ve havuzlama katmanı kombinasyonu uygulandıktan sonra, mimari tarafından bazı üst düzey görsel özellikleri algılaması beklenir. Bu katman geleneksel sinir ağlarında olduğu gibi tam bağlantılı bir katmandır. Bir önceki katmanın çıktısını girdi olarak alır ve onu sınıf sayısı kadar boyutu olan bir vektöre dönüştürür. Bu vektörü kullanarak girdi olarak verilen görüntünün en çok hangi sınıfla ilişkili olduğunu bulur.

3.5. Nesne Algılama

Nesne algılama, BG ve görüntü işleme ile yakından ilgili bilgisayar teknikleri için kullanılan genel bir terimdir. Bu teknik, görüntüdeki bir nesnenin konumunu belirleme (lokalisasyon) ve bu nesneyi belirli bir kategoride etiketleme (sınıflandırma) olmak üzere iki problemle ilgilenir. Genel amaç, belirli bir görüntüde var olan her nesneyi doğru bir şekilde bulmak ve etiketlemektir (Salvi ve ark., 2021). Nesne algılama çerçevesindeki ana bileşenler genel olarak aşağıdaki gibidir:

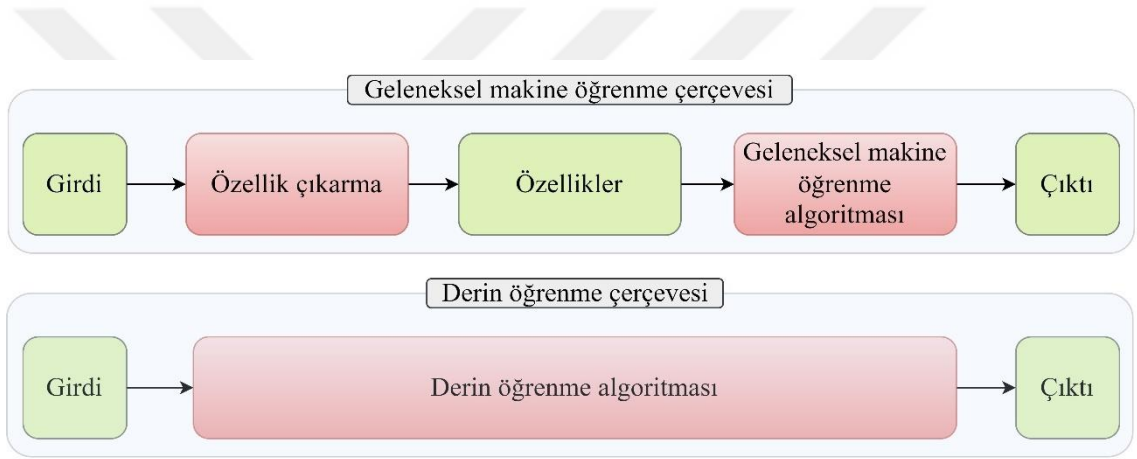
1. **Özellik Çıkarma:** Bir görüntü, ESA kullanılarak bir dizi üst düzey görsel özelliğe dönüştürülür.

2. **İlgi Bölgeleri:** Model, nesne araması yapmak için görüntü alanlarına karar verir. Yani algılamanın geçerli olup olmadığını değerlendirebileceği bir dizi aday Sınırlayıcı Kutu (SK) oluşturulur.

3. **Yerelleştirme ve Sınıflandırma:** Bu aday SK'ların her biri için model, orada bir nesne olup olmadığını belirler ve mevcut sınıflardan birine güven puanı atayarak sınıflandırır. Ayrıca, bu adımda, bu SK'ların her birinin uzamsal koordinatları, nesneyi mümkün olduğunca doğru bir şekilde çevrelemek için rafine edilir.

4. Maksimum Olmayan Bastırma (NMS: Non Maximum Suppression): Nesne algılama algoritmaları görüntüdeki nesnelere için SK'lar oluşturur. Bu noktada, bir nesne için birçok geçerli SK olabilir. Yani bir nesnenin birden fazla algılanması olabilir. NMS ile bu tür çoklu algılamaların sayısı, en iyi güven puanı ve *IoU*'ya göre hesaplanarak azaltılır (Bodla ve ark., 2017).

Nesne algılama alanında, DÖ modelleri geleneksel görüntü işleme ve MÖ yaklaşımlarına göre daha etkilidir. Ayrıca, geleneksel bir görüntü analizi algoritmasında özellik çıkarma işlemi manuel olarak yapılırken, DÖ modelleri verilere bakarak özellikleri kendileri öğrenebildiklerinden, özellik tasarımında yer alan ön bilgi ve insan çabasını da en aza indirirler (Lee ve ark., 2017). MÖ ve DÖ arasındaki fark Şekil 3.12'de görülmektedir.



Şekil 3.12. DÖ ile MÖ karşılaştırması (Lee ve ark., 2017)

3.6. Derin Öğrenme ile Nesne Algılama Mimarileri

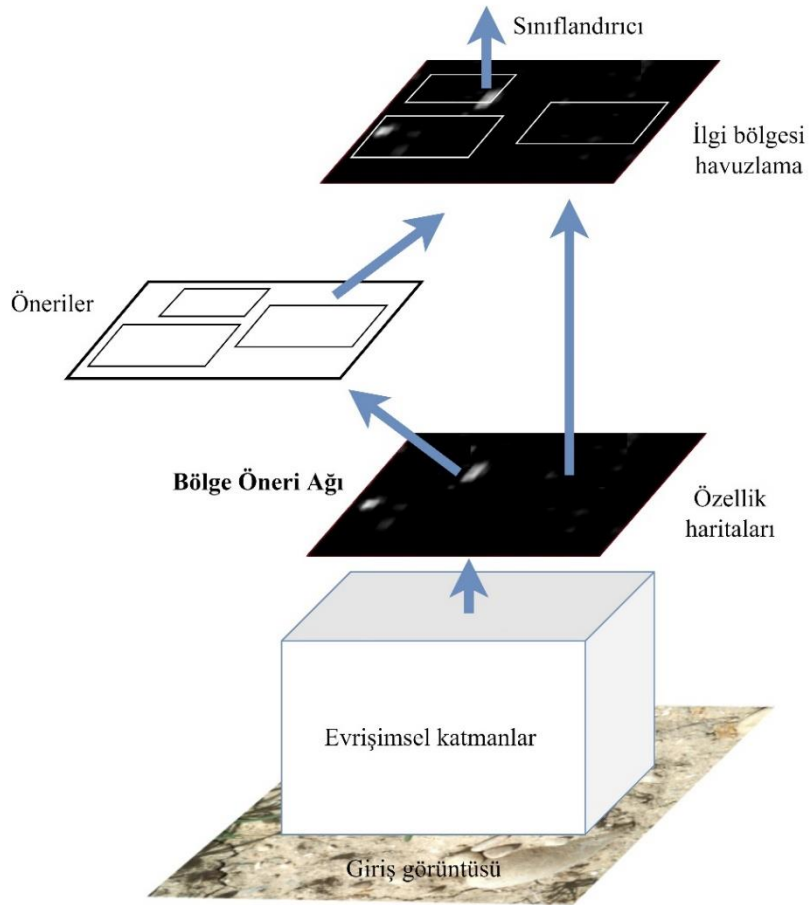
Bu bölümde, bu tez çalışmasında kullanılan algılama mimarilerinin açıklamaları verilmektedir. Nesne algılama alanındaki son teknoloji algılama mimarileri genel olarak “meta mimariler” ve “omurga mimarileri” olmak üzere iki ana bölümden oluşmaktadır.

3.6.1. Meta mimariler

Meta mimariler tek aşamalı ve iki aşamalı olmak üzere iki farklı yöntemeye dayanmaktadır (Ge ve ark., 2022). Tek aşamalı mimarilerin kullanılması algılama hızında avantaj sağlarken, iki aşamalı mimariler algılama doğruluğunda avantaj sağlar (Jiao ve ark., 2019).

3.6.1.1. Faster R-CNN

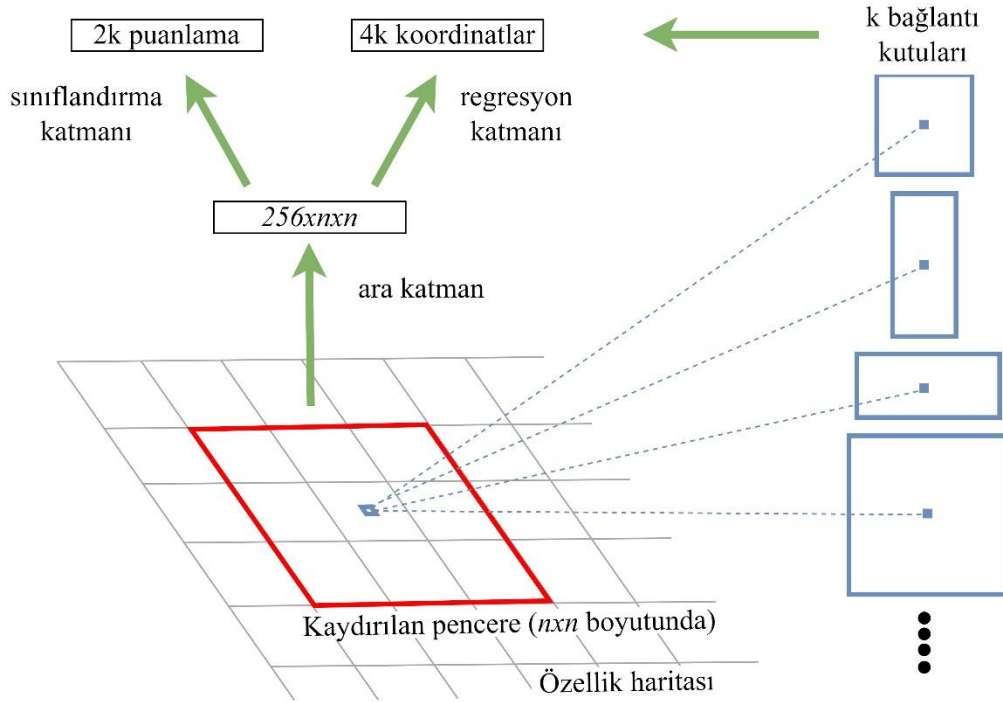
İki aşamalı bir mimari olan Faster R-CNN (Ren ve ark., 2015), bir tür tam evrişimli ağ olan Bölge Öneri Ağı (BÖA) kullanarak, ilk aşamada ilgi bölgeleri oluşturur ve ikinci aşamada hem sınıflandırmayı hem de yerleştirmeyi iyileştirir (Zaidi ve ark., 2022). BÖA, Faster R-CNN’i el yapımı özellikleri kullanmadan uçtan uca eğitilebilir bir ardışık düzen haline getirir. Faster R-CNN modelinin mimarisi Şekil 3.13'te görülmektedir. İlk olarak, giriş görüntüsü, özellik haritalarını oluşturmak için standart bir evrişimsel sinir ağından geçirilir. BÖA modülü, bu özellik haritalarını girdi olarak alır ve her biri için bir nesnellik puanı ile ilgi bölgeleri önerir. Bu önerilere bir havuzlama katmanı uygulanarak sabit bir boyuta dönüştürülür. Sonra öneriler sınıflandırılmak ve SK koordinatlarını oluşturmak için bir “softmax” ve bir regresyon katmanına sahip olan tam bağlı katmana aktarılır.



Şekil 3.13. Faster R-CNN model mimarisi (Ren ve ark., 2015)

BÖA, bölge önerileri oluşturmak için son evrişim katmanında oluşan özellik haritası üzerinde kayan pencere yöntemini kullanır. $n \times n$ boyutundaki kaydırılan her

pencere için bölge önerileri oluşur. Kaydırılan pencere sabit boyutludur ancak hedef nesnelere farklı boyutlarda olabileceği için bağlantı kutuları kullanılır. Her bölge önerisi için merkezleri ortak olan farklı ölçek ve en-boy oranlarında k adet dikdörtgen bağlantı kutusu oluşturulur. Diğer bir deyişle her bölge önerisinden bölgeler üretilir ve bölgelerin her biri ya ölçek ya da en-boy oranı bakımından farklılık gösterir. Sonra her bölge önerisi ara katmana aktarılarak $256 \times n \times n$ boyutunda bir özellik haritası oluşturulur. Bu özellik haritasıyla sınıflandırma ve regresyon katmanları beslenir. Sınıflandırma katmanında her bölge önerisi için ön plan ve arka plan olmak üzere 2 adet puanlama yapılır. Bu puanlama bölgeyi arka plan veya nesne olarak sınıflandırmak için kullanılır. Regresyon katmanında ise her lokasyonun 4 koordinatı oluşturulur. Bu regresyon çıktıları, SK'yı nesneye daha iyi uyacak şekilde ayarlamak için kullanılır (Ren ve ark., 2015). BÖA'nın iş akışı Şekil 3.14'te görülmektedir.

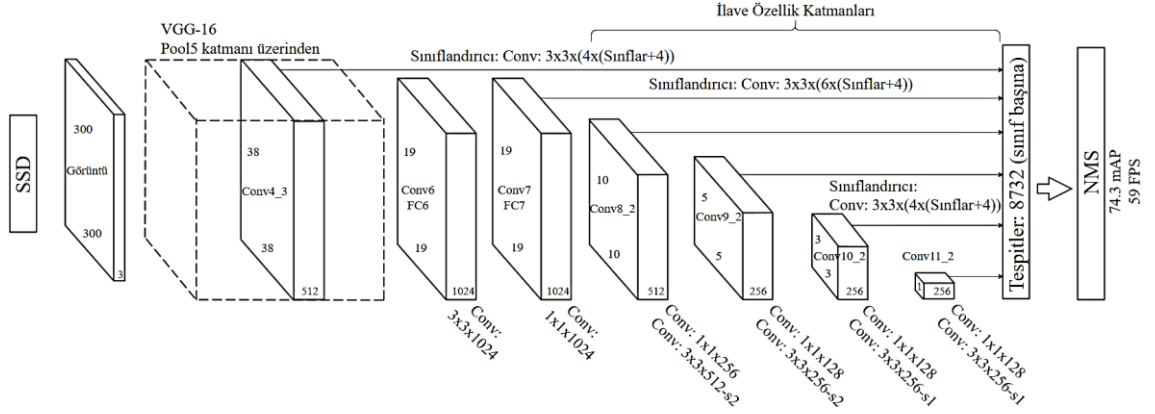


Şekil 3.14. BÖA iş akışı (Ren ve ark., 2015)

3.6.1.2. SSD (Single Shot MultiBox Detector)

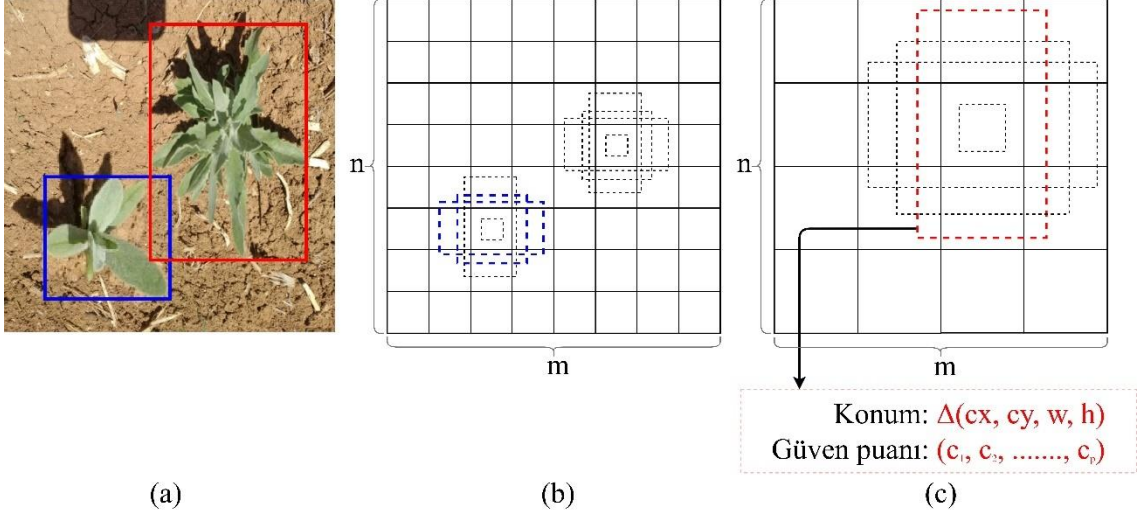
Tek aşamalı bir mimari olan SSD (Single Shot MultiBox Detector) (Liu ve ark., 2016) yapısında BÖA içermez ve tüm hesaplamalar tek bir ağda birleştirilmiştir. Şekil 3.15'te temel SSD modeli mimarisi görülmektedir. Ağın ilk katmanları standart bir

görüntü sınıflandırma mimarisine (VGG-16) dayanmaktadır ve son tam bağlantılı katmanlardan önce kesilerek bu kısmın sonuna ekstra evrişimsel katmanlar eklenmiştir. Bu katmanlar aslında algılamayı gerçekleştiren yapıyı oluşturmaktadırlar. Boyutları giderek küçülen bu özellik katmanları, nesnelerin çeşitli ölçeklerde algılanmasını sağlar. Daha açık bir şekilde ifade edilecek olursa, Şekil 3.16’da görüldüğü gibi bu yapının ilk katmanlarında oluşan büyük özellik haritaları görüntüdeki küçük nesnelerin algılanmasından sorumluyken, ilerleyen katmanlarda oluşan küçük özellik haritaları büyük nesnelerin algılanmasından sorumludur. En son aşamada algoritma tarafından algılanan nesneler için oluşturulan 8732 adet SK’dan en iyilerini belirlemek için NMS uygulanır.



Şekil 3.15. SSD model mimarisini (Liu ve ark., 2016)

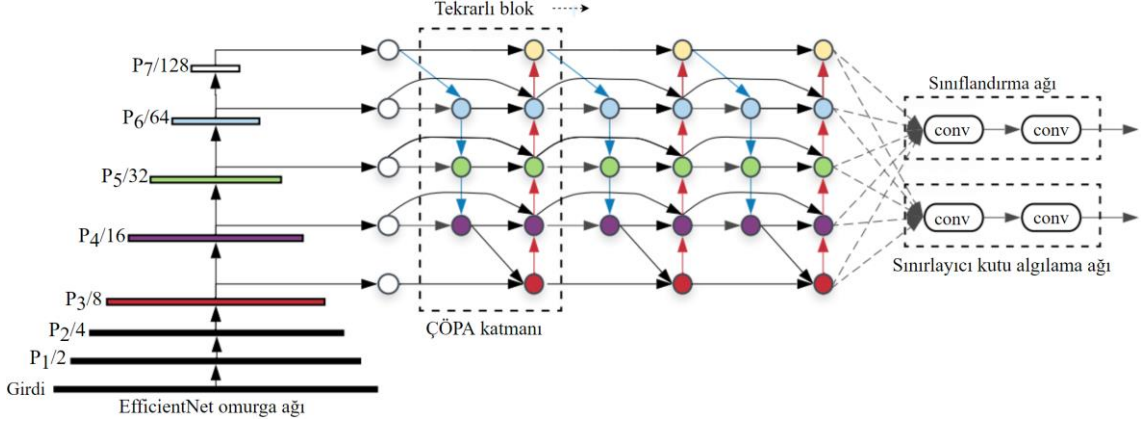
Temel SSD algoritması BÖA içermediği için, manuel olarak ve dikkatlice belirlenmiş farklı en-boy oranlarına sahip 4 veya 6 tane bir dizi varsayılan SK tanımlanır. Bu SK'lar, farklı boyutlardaki çeşitli özellik haritalarının her bir hücrelerinde evrişimsel olarak değerlendirilir. Bu kutuların her biri için hem konum koordinatları hem de her nesne sınıfının güven puanı tahmin edilir. Şekil 3.16’da her bir özellik haritası konumunda 4 varsayılan SK seti kullanan bir örnek verilmiştir. Bir $m \times n$ özellik haritası için, her özellik haritasında 4 tane varsayılan SK'nın değerlendirilmesi $m \times n \times 4$ kadar çıktı üretecektir. Ayrıca her bir varsayılan SK için hem konum (4 adet koordinat) hem de güven puanı (p) hesaplanacağı için, bu durumda $m \times n \times 4(4+p)$ sayıda nihai çıktının hesaplanması gerekecektir.



Şekil 3.16. SSD modelinin varsayılan SK çerçevesi: (a) Gerçek kutular, (b) 8x8 özellik haritasında SK'lar, (c) 4x4 özellik haritasında SK'lar, (Liu ve ark., 2016)

3.6.1.3. EfficientDet

Nesne algılama alanındaki araştırmalar sürekli gelişmekte ve yeni mimariler ortaya çıkmaktadır. Tan ve ark. (2020) tarafından geliştirilen EfficientDet, nesne algılama için önceki sinir ağı mimarilerinin tasarımını optimize ederek daha iyi verimlilik elde etmeyi amaçlayan yeni bir, tek aşamalı mimaridir. Daha önce geliştirilen derinlik, genişlik ve çözünürlük ağ parametrelerini, bileşik bir katsayı ile dengeleyerek algılama doğruluğunu artırma yaklaşımına dayanan, basit ve verimli bir sinir ağı olan EfficientNet ve daha az hesaplama gücüyle yüksek doğruluk elde edebilen Çift yönlü Özellik Piramit Ağının (ÇÖPA) kombinasyonunu kullanır (Tan ve Le, 2019). EfficientDet, Şekil 3.17'de görüldüğü gibi temel ağ, özellik ağı ve algılama ağı olmak üzere üç temel yapıdan oluşur. Önce temel ağ tarafından görüntüden renk, doku ve şekil gibi temel özellikler çıkarılır, ardından özellik ağı çıkarılan bu temel özelliklerin tamamını kapsayan üst düzey temsil ile görüntünün birleşik özelliklerini çıkarır ve algılama ağında bu birleşik özellikler kullanılarak nesnelerin sınıf ve konum bilgileri üretilir.



Şekil 3.17. EfficientDet mimarisi (Tan ve Le, 2019)

Şekil 3.17’de görülen EfficientNet omurga ağı, P_i giriş görüntüsünün $\frac{1}{2^i}$ çözünürlüğüne sahip özellik seviyesini temsil etmektedir. Örneğin, giriş çözünürlüğü 640×640 ise, P_3 80×80 çözünürlüğe sahip özellik seviyesini temsil eder.

EfficientDet mimarisinde kullanılan ÇÖPA P_3 - P_7 arasındaki özellik seviyelerini kullanır. Bu özellik seviyeleri arasında aşağı ve yukarı yönlü çalışır ve en uygun yolu verimli bağlantılarla bularak düşük bir hesaplama maliyetiyle yüksek doğruluk elde edebilir.

Ölçeklenebilir bir nesne mimarisi olan EfficientDet’in D0’dan D7’ye kadar sırasıyla 512×512 , 640×640 , 768×768 , 896×896 , 1024×1024 , 1280×1280 , 1536×1536 olmak üzere çeşitli çözünürlüklerde görüntü girdisi alan versiyonları mevcuttur.

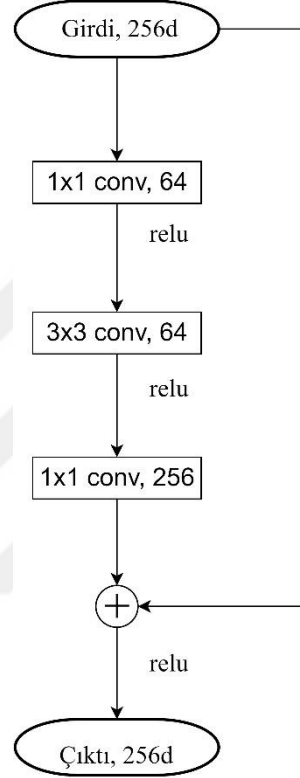
3.6.2. Omurga mimarileri

Model tarafından kullanılmak üzere giriş görüntülerinden özellikler çıkaran ağ omurgaları, algılama mimarilerinin en önemli bileşenlerinden biridir (Zaidi ve ark., 2022). Nesne algılama performansını iyileştirmek için, dedektörlerin başarısı üzerinde önemli bir etkisi olan çeşitli ağ omurgaları geliştirilmiştir. BG’ye dayalı dedektörler mimarileri, ağ omurgası olarak ESA’ları kullanır (Chen ve ark., 2021).

3.6.2.1. ResNet

ESA’ların evrişim katmanlarının sayısının artmasıyla performansları düşmüştür. Bunu önlemek için evrişim katmanları arasına atlama bağlantıları eklenerek oluşturulan

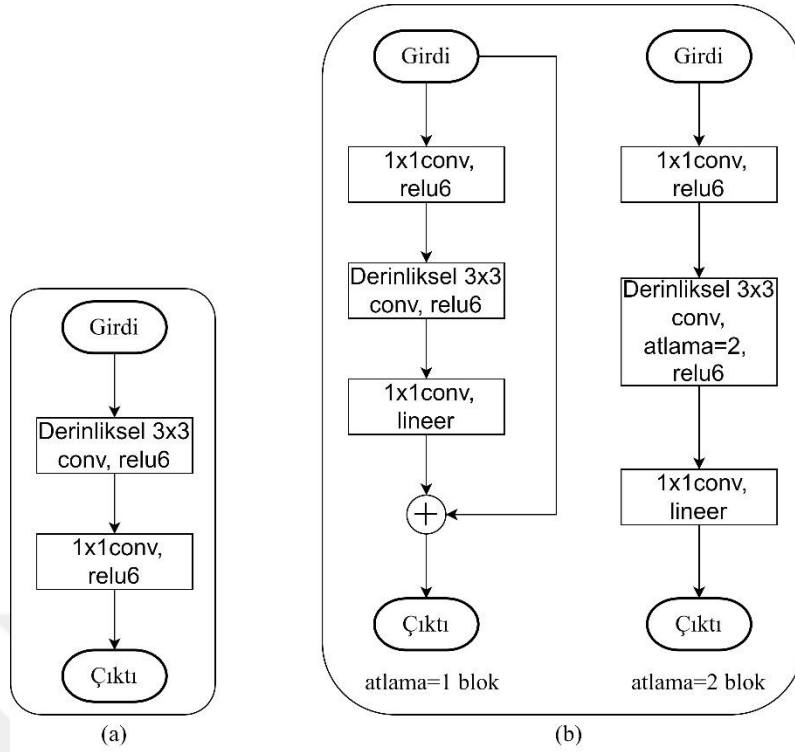
ResNet (He ve ark., 2016) adlı bir omurga mimarisi geliştirilmiştir. ResNet mimarisi ile önceki katmanlarda görüntüden çıkarılan önemli özelliklerin ilerleyen evrişim katmanlarında etkisini yitirmemesi sağlanır. SSD ve Faster R-CNN gibi meta mimarilerle küçük nesnelere algılama zorluğu ResNet kullanılarak ve küçük düzeltmeler uygulanarak çözülmüştür (Zaidi ve ark., 2022). ResNet'in temsili blok yapısı Şekil 3.18'de görülmektedir.



Şekil 3.18. ResNet temsili blok yapısı (He ve ark., 2016; Chen ve ark., 2021)

3.6.2.2. MobileNet v2

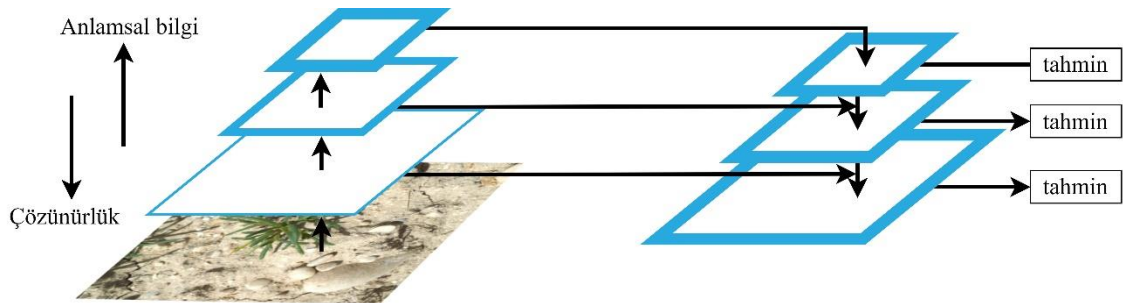
MobileNet v1 (Howard ve ark., 2017), gömülü ve mobil görü uygulamaları için geliştirilmiş derinlemesine evrişimsel katmanları kullanan hafif bir ağ omurgasıdır. MobileNet v2 (Sandler ve ark., 2018), ResNet'tekine benzer şekilde, evrişim katmanları arasındaki atlama bağlantılarını MobileNet v1'e ekleyerek hesaplamaları azaltır ve doğruluğu artırır (Chen ve ark., 2021). MobileNet v2'nin blok yapısı Şekil 3.19'da görülmektedir.



Şekil 3.19. MobileNet blok yapısı; (a) MobileNet v1, (b) MobileNet v2 (He ve ark., 2016; Chen ve ark., 2021)

3.6.2.3. Özellik piramit ağı

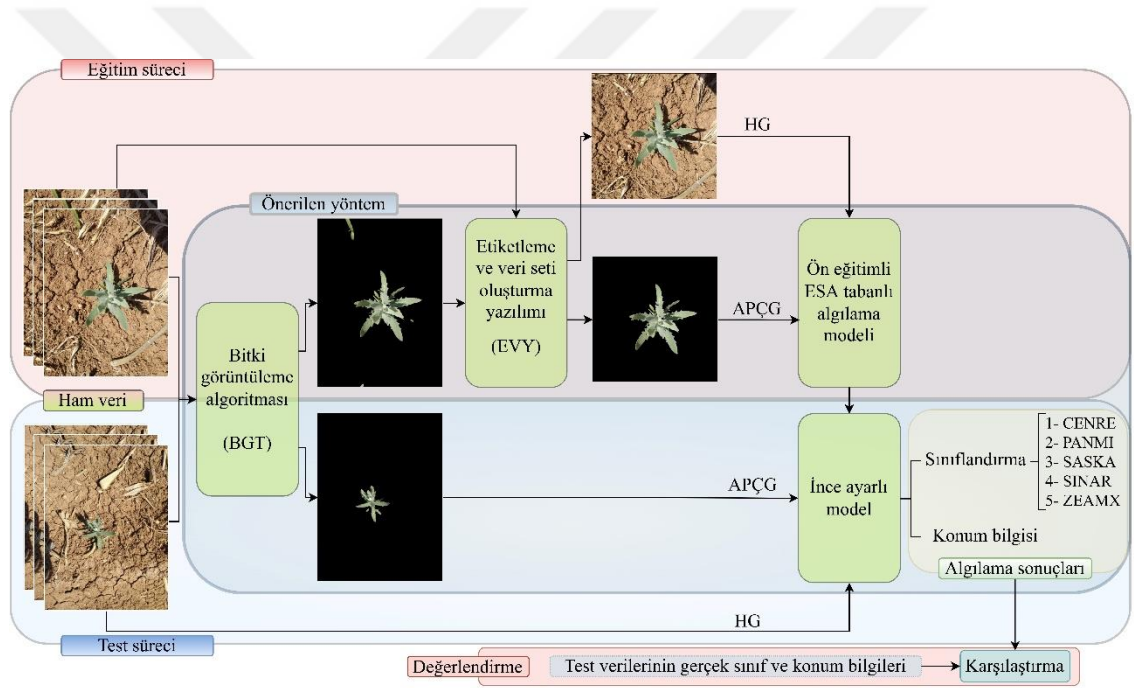
Özellik Piramit Ağı (ÖPA), küçük nesnelerin daha iyi algılanmasını sağlamak için yaygın olarak kullanılır. Şekil 3.20’de görüldüğü gibi aynı görüntünün çok ölçekli özellik haritaları oluşturularak (piramit) ve yan bağlantılar eklenerek farklı katmanlarda çıkarılan özelliklerin kullanılabilmesine olanak sağlar. Ayrıca ÖPA, alt düzey özellikleri daha üst düzey özelliklere yükselterek algılamadaki hata oranını azaltır ve anlamsal bilgiyi iyileştirir. Bu süreç ağ omurgasından ve meta mimarilerden bağımsızdır (Lin ve ark., 2017). Bir algılama mimarisinde ÖPA’nın kullanılması çıkarım süresini arttırmaktadır.



Şekil 3.20. Farklı ÖPA’lar (anlamsal olarak daha güçlü özellikler koyu mavi ile ifade edilir) (Lin ve ark., 2017)

3.7. Önerilen Yöntem ve Uygulamalar

Bu çalışmada önerilen yaklaşım, gerçek dünya koşulları altında alınan bitki görüntülerine dayalı olarak bitki algılama için otomatik ve akıllı bir yöntemdir. Şekil 3.21’de önerilen algılama yönteminin çerçevesi görülmektedir. İlk aşamalarda, ham görüntüler renk indeksi ve renk uzayına dayalı BGT ile işlenmektedir. Ardından, biri Ham Görüntüler (HG) ve diğeri Arka Planı Çıkarılmış Görüntüler (APÇG) olmak üzere iki gruba ayrılarak bitkilerin konumlarını ve sınıflarını içeren ek açıklama dosyaları oluşturulmaktadır. Son aşamalarda, ESA tabanlı algılama modelleri bu veri setleri kullanılarak eğitilmekte, test edilmekte ve önerilen yöntemin etkinliğini göstermek için karşılaştırılmaktadır.



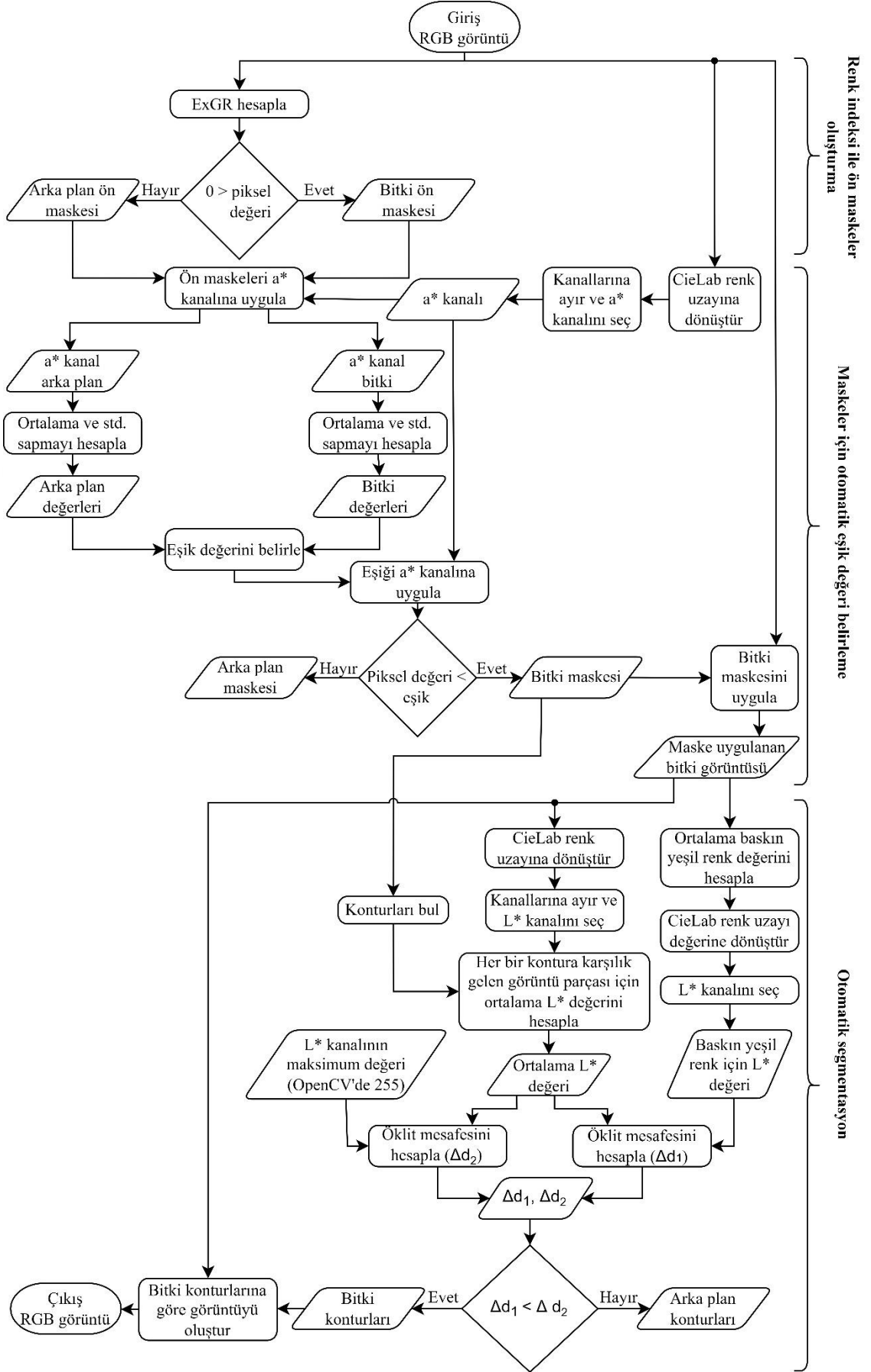
Şekil 3.21. Önerilen algılama yönteminin eğitim ve test süreçleri dahil çerçevesi

3.7.1. Bitki görüntüleme tekniği algoritması

Çalışmada geliştirilen tüm yazılımlar Python programlama dili (Sürüm 3.7.9, Python Yazılım Vakfı) ile gerçekleştirilmiştir. BGT algoritmasında temel olarak, görüntü işleme ve sayısal hesaplamalar için sırasıyla “OpenCV” ve “NumPy” kütüphaneleri kullanılmıştır.

Bu çalışmada önerilen segmentasyon yöntemi üç adımdan oluşmaktadır. İlk adımda indeks tabanlı bir yaklaşım kullanarak ön maskeler oluşturulmuştur. İkinci adımda bu ön maskeler görüntünün *CieLab* renk uzayı a^* kanalına uygulanmış ve eşik değeri otomatik olarak belirlenmiştir. İlk iki adım piksel düzeyinde gerçekleştirilmiştir. Üçüncü adımda görüntünün *CieLab* renk uzayı L^* kanal değerleri kullanılarak otomatik segmentasyon gerçekleştirilmiştir. Şekil 3.22’de önerilen BGT algoritması görülmektedir.





Şekil 3.22. BGT algoritmasının akış şeması

3.7.1.1. Renk indeksi ile ön maskeler oluşturma

BGT algoritmasının birinci adımında *RGB* renk uzayına dayalı olarak önceden değinilen *ExGR* indeksi kullanılarak ön maskeler oluşturulmaktadır. Bu çalışmada, *ExG* ve *ExR* bir kombinasyonu olan ve Camargo Neto (2004) tarafından önerilen *ExGR* indeksi kullanılmıştır. Sırasıyla *ExG*, *ExR* ve *ExGR*'nin hesaplanması Denklem 3.3-3.13'de verilmiştir.

ExG ilk olarak Woebbecke ve ark. (1995) tarafından bitkiyi topraktan ve bitki kalıntılarından ayırmak için kullanılmıştır. Bu indeks imgenin yeşil renk kanalını vurgular. *RGB* renk uzayının normalleştirilmiş koordinatlarına dayanan bu indeks, temelde tek kanallı (gri seviye) bir imge oluşturur. Bu indeksin hesaplanma yöntemi şöyledir:

R, *G* ve *B* kanallarının [0-1] arasındaki normalleştirilmiş koordinatları sırasıyla Denklem 3.3, Denklem 3.4 ve Denklem 3.5 kullanılarak elde edilir.

$$R_n = \frac{R}{R_{maks}} \quad (3.3)$$

$$G_n = \frac{G}{G_{maks}} \quad (3.4)$$

$$B_n = \frac{B}{B_{maks}} \quad (3.5)$$

Burada, R_{maks} , G_{maks} , B_{maks} görüntü alınan cihazın özelliğine göre değişebilir. Ancak genel olarak 8-bit renk kanalı için 255'tir.

R, *G* ve *B* kanallarının her birinin kromatik koordinatları Denklem 3.6, Denklem 3.7 ve Denklem 3.8'de ifade edildiği gibi bulunur.

$$r = \frac{R_n}{R_n + G_n + B_n} \quad (3.6)$$

$$g = \frac{G_n}{R_n + G_n + B_n} \quad (3.7)$$

$$b = \frac{B_n}{R_n + G_n + B_n} \quad (3.8)$$

Burada r , g ve b kromatik koordinatlarının toplamı 1'e eşittir. r ve g değerleri biliniyorsa, Denklem 3.9'da görüldüğü gibi b değeri bulunabilir.

$$b = 1 - (r + g) \quad (3.9)$$

Denklem 3.10'da ExG indeksinin r , g ve b kromatik koordinatlarıyla hesabı verilmiştir.

$$ExG = 2g - r - b \quad (3.10)$$

Denklem 3.9, Denklem 3.10'da b yerine yazılırsa, ExG indeksinin kromatik koordinatlarının boyutu azaltılacaktır. Bu tez çalışmasında ExG indeksinin hesaplanması için Denklem 3.11 kullanılmıştır.

$$ExG = 3g - 1 \quad (3.11)$$

Diğer renk indeksi ise Meyer ve ark. (1999) tarafından önerilen ExR 'dir. Bu indeks görüntüde kırmızı renk kanalını vurgular. ExR indeksinde de ExG 'de olduğu gibi tek kanallı (gri seviye) bir imge oluşur. Ancak bu sefer vurgulanan bitki değil arka plandır (toprak) (Riehle ve ark., 2020). ExR indeksinin hesaplanması için Denklem 3.12 kullanılmıştır.

$$ExR = 1.4r - g \quad (3.12)$$

Son olarak, $ExGR$ indeksi (Meyer ve Neto, 2008), bir görüntüde ExG eksi ExR kullanılarak bitkinin yeşil rengini ayıklamak ve toprağın kırmızı rengini ortadan kaldırmak için hesaplanır (Riehle ve ark., 2020). Bu çalışmada kullanılan $ExGR$ indeksinin hesaplanması için Denklem 3.13 kullanılmıştır.

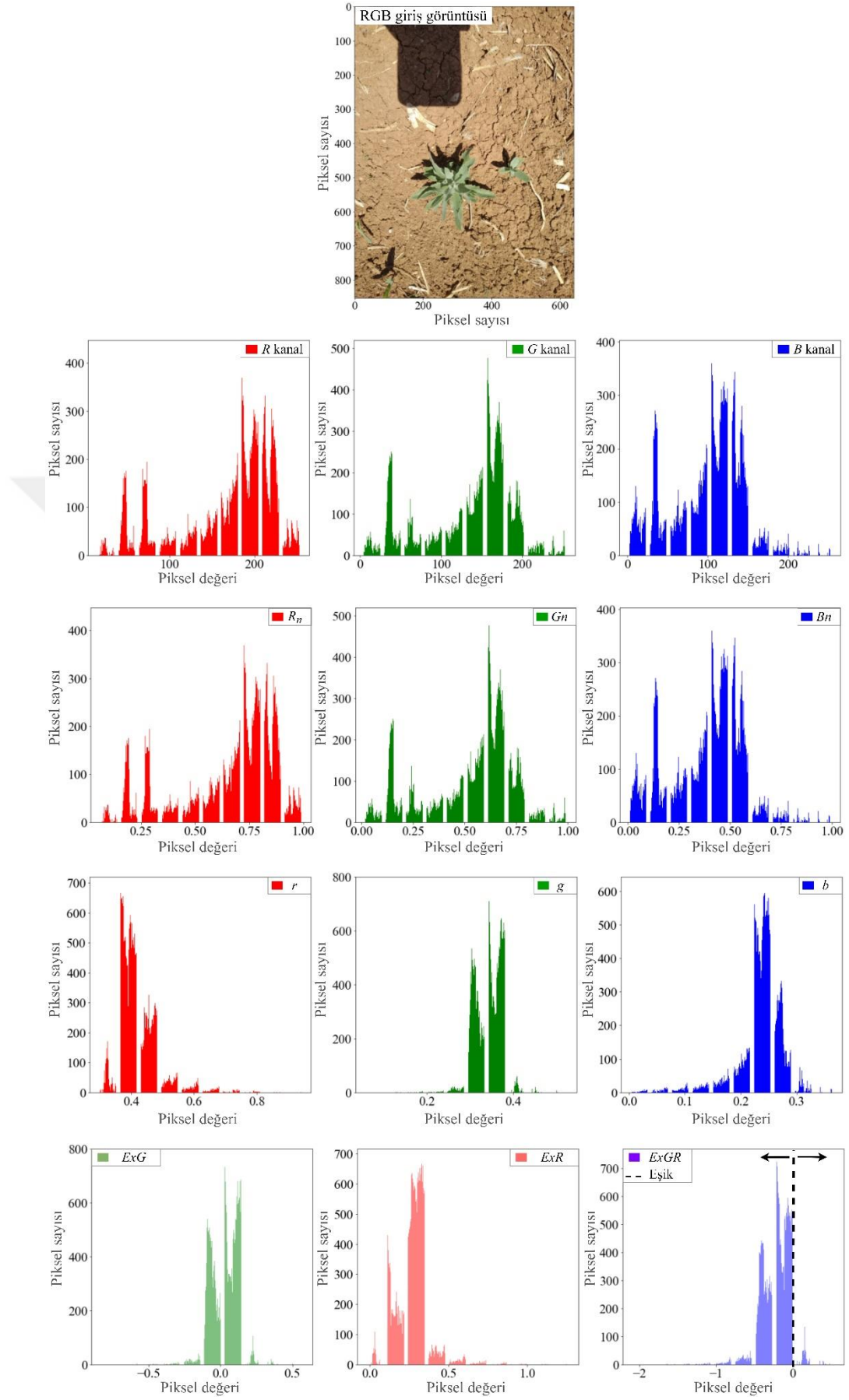
$$ExGR = ExG - ExR = 4g - 1.4r - 1 \quad (3.13)$$

ExGR indeksi tek-kanallı görüntülerden maske oluşturmak için denetimsiz segmentasyon sağlar. Bu yöntemde özel bir eşik hesaplama yöntemine ihtiyaç duymadan sıfır eşiği kullanılır (Meyer ve Neto, 2008; Hamuda ve ark., 2016). *ExGR* görüntüsünün tüm piksellerine sıfır eşiği uygulandığında, biri bitki diğeri toprak için iki maske oluşturulmuş olur. Bu çalışmada, bir *ExGR* görüntüsünde bitki ön maskesi ve arka plan ön maskesi Denklem 3.14 kullanılarak tanımlanmıştır.

$$\begin{cases} \text{bitki ön maskesi,} & \text{eğer } ExGR(x, y) > 0 \text{ ise} \\ \text{arka plan ön maskesi,} & \text{değilse} \end{cases} \quad (3.14)$$

Burada, (x,y) , x - y koordinatlarındaki piksel değerlerini vermektedir.

Şekil 3.23'te *Rhaponticum repens* (L.) Hidalgo giriş görüntüsünde Denklem 3.3-3.13 arasında verilen tüm hesaplamalardan elde edilen sonuçların histogram görselleştirilmesi verilmiştir.



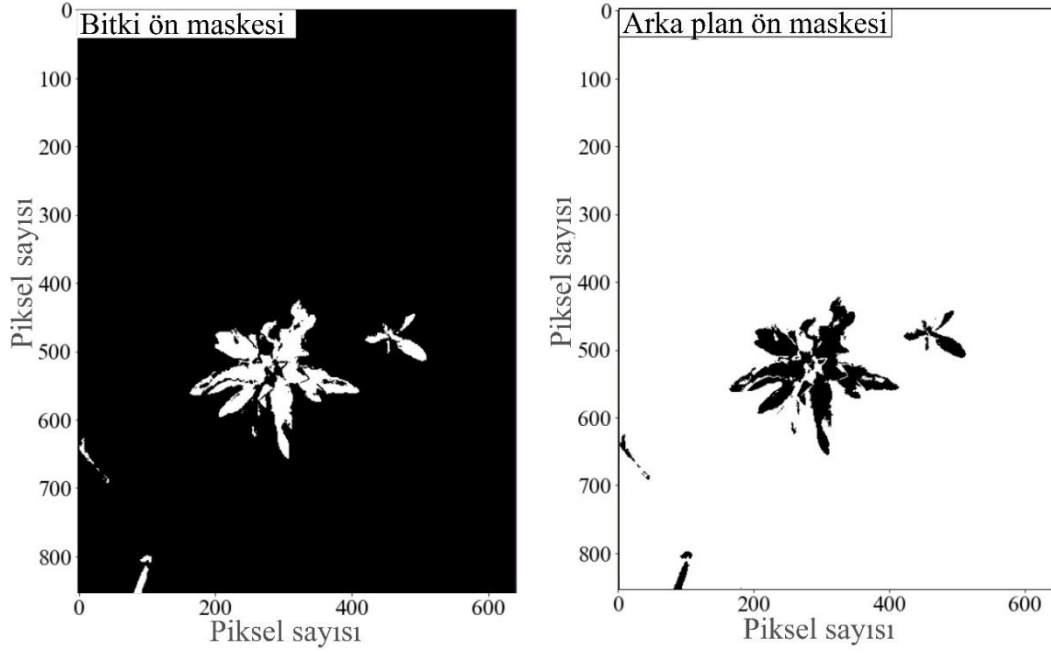
Şekil 3.23. Renk indeksi ile ön maske oluşturma adımının histogram grafikleri

Hesaplanan $ExGR$ piksel değerleri kullanılarak bitki ön maskesi ve arka plan ön maskesi oluşturmak için Denklem 3.15 ve Denklem 3.16 kullanılmıştır.

$$bitki\ ön\ maskesi(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{eğer } ExGR(x, y) > 0 \text{ ise} \\ 0, & \text{değilse} \end{cases} \quad (3.15)$$

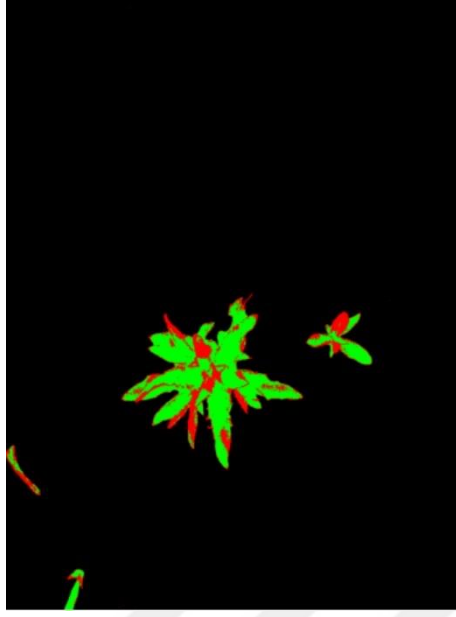
$$arka\ plan\ ön\ maskesi(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{eğer } ExGR(x, y) < 0 \text{ ise} \\ 0, & \text{değilse} \end{cases} \quad (3.16)$$

Şekil 3.24'te oluşan maskeler görülmektedir.



Şekil 3.24. Renk indeksi ile ön maske oluşturma adımında oluşan ön maskeler

Renk indeksi tabanlı bölütleme yöntemleri, aynı sınıfa ait komşu pikselleri dikkate almadıkları için sınırlı güvenilirliğe sahiptir. Şekil 3.25'te, ilk adımın sonunda doğru sınıflandırılmış bitki pikselleri yeşil, yanlış sınıflandırılmış bitki pikselleri ise kırmızı ile renklendirilmiştir. Burada siyah renk doğru sınıflandırılmış arka plan piksellerini temsil etmektedir. Sonuç olarak $ExGR$ indeksi bitki piksellerini yanlış bir şekilde arka plan olarak tanımlama eğilimindedir (yetersiz segmentasyon).



Şekil 3.25. Renk indeksi ile ön maskeler oluşturma adımındaki sınıflandırma sonucu

3.7.1.2. Maskeler için otomatik eşik değeri belirleme

Yanlış sınıflandırılmış bitki ve arka plan piksellerini doğru sınıfa dahil etmek için otomatik eşik belirleme uygulanmıştır. Otomatik eşik belirleme için, *RGB* görüntüsü *CieLab* renk uzayına dönüştürülmüş ve oluşturulan bitki ve arka plan ön maskeleri *CieLab* görüntüsünün a^* kanalına ayrı ayrı uygulanmıştır. a^* kanalına uygulanmasının sebebi bitkiyi temsil eden yeşil rengin ve toprağı temsil eden kırmızı rengin bu kanalda bulunmasıdır. Eşik değerini otomatik olarak belirlemek için (Riehle ve ark., 2020) Denklem 3.17 kullanılmıştır.

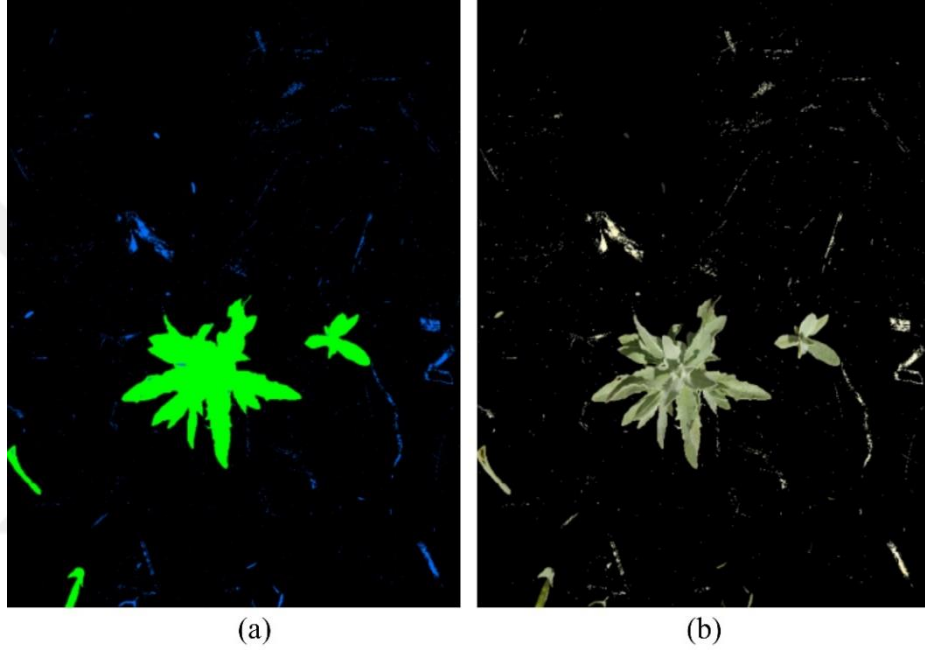
$$eşik\ değeri = \begin{cases} \frac{(\bar{x}_{bitki} + \sigma_{bitki}) + (\bar{x}_{arka\ plan} - \sigma_{arka\ plan})}{2}, & \text{eğer } \bar{x}_{bitki} < \bar{x}_{arka\ plan} \text{ ise} \\ \frac{(\bar{x}_{bitki} - \sigma_{bitki}) + (\bar{x}_{arka\ plan} + \sigma_{arka\ plan})}{2}, & \text{değilse} \end{cases} \quad (3.17)$$

Burada, σ standart sapma ve \bar{x} aritmetik ortalamadır.

Bitki maskesi ve arka plan maskesi a^* kanalı görüntüsünde Denklem 3.18 kullanılarak tanımlanır.

$$\begin{cases} \text{bitki maskesi,} & \text{eğer } a^* \text{ kanal}(x, y) < \text{eşik ise} \\ \text{arka plan maskesi,} & \text{değilse} \end{cases} \quad (3.18)$$

Eşik belirleme sonunda, Şekil 3.26 (a)'da doğru sınıflandırılmış bitki pikselleri yeşil renkle, yanlış sınıflandırılmış arka plan pikselleri ise mavi renkle gösterilmiştir. Sonuç olarak ikinci adım, arka plan piksellerini yanlış bir şekilde bitki olarak tanımlama eğilimindedir (aşırı segmentasyon).



Şekil 3.26. Maskeler için otomatik eşik değeri belirleme adımı görselleri (a) bitki/arka plan sınıflandırma sonucu; (b) maske uygulanmış görüntü

3.7.1.3. Otomatik segmentasyon

Algoritmanın buraya kadar olan kısmında bitki ve toprak başarılı bir şekilde segmente edilmiştir. Ancak görüntüden ölü bitki kalıntıları atılamamıştır (Şekil 3.27 (b)). *CieLab* renk uzayı L^* kanal değerleri üzerinde yapılan deneysel ölçümler sonucunda, kalıntıların ve canlı bitkilerin sahip olduğu değerlerinin birbirinden önemli ölçüde farklı olduğu tespit edilmiştir. Bitki kalıntılarının görüntüden atılması için algoritmaya bir adım daha eklenerek bu problem çözüme kavuşturulmuştur. Bunun için, bitki maskesi *RGB* görüntüye uygulanmıştır. Elde edilen *RGB* görüntünün kanal değerleri için $G = \max(R, G, B)$ eşitliğini sağlayan piksel değerlerinin (baskın yeşil piksel değerleri) ortalaması alınmıştır. Bu değer *CieLab* renk uzayına dönüştürüldükten sonra kanallarına

ayrılarak parlaklık kanal değeri (L_{bg}^*) belirlenmiştir. Öte yandan, bitki maskesinin uygulandığı aynı *RGB* görüntüsü *CieLab* renk uzayına dönüştürülmüş, ardından kanallarına ayrılmış ve parlaklık kanalı seçilmiştir. Sonra her bir konturun ortalama parlaklık değeri (L_{ort}^*) belirlenmiştir. Bu değerler bitki/bitki kalıntısı konturlarını mesafe hesabıyla belirlemek için kullanılmıştır. Bitki konturları Denklem 3.19-3.21 ile belirlenerek nihai görüntü oluşturulmuştur.

$$\Delta d_1 = |L_{ort}^* - L_{bg}^*| \quad (3.19)$$

$$\Delta d_2 = |L_{ort}^* - L_{maks}^*| \quad (3.20)$$

$$\begin{cases} \text{bitki konturu,} & \text{eğer } \Delta d_1 < \Delta d_2 \text{ ise} \\ \text{bitki kalıntısı konturu,} & \text{değilse} \end{cases} \quad (3.21)$$

Burada, L_{maks}^* parlaklık kanalının alabileceği maksimum değerdir (OpenCV için 255).

Şekil 3.27’de algoritmanın tüm adımları uygulandıktan sonraki çıktısı (nihai görüntü) görülmektedir.



Şekil 3.27. BGT algoritmasının nihai çıktısı

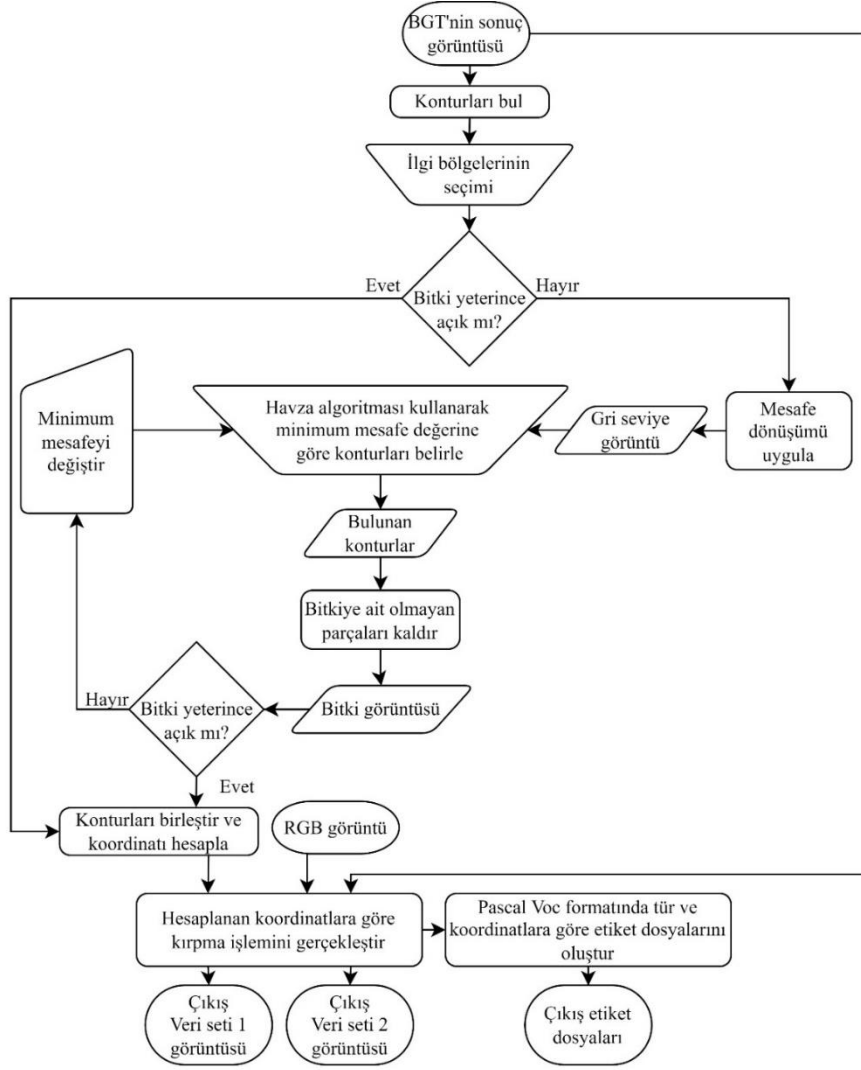
3.7.2 Veri seti

3.7.2.1. Görüntü toplama

Bu çalışmada kullanılan görüntüler, Konya Ovası'ndaki çeşitli mısır tarlalarında 15 Mayıs ile 16 Haziran 2020 tarihleri arasında ve 3 Mayıs ile 5 Haziran 2021 tarihleri arasında mısır bitkisinin herbisit uygulama dönemi olan 3-4 yapraklı evrede alınmıştır. Görüntü alımları, %100 gerçek koşullar altında, zemin seviyesinden yaklaşık 0.65 m yükseklikten, 09:00-18:00 saatleri arasında 10 ile 48 MP arasında değişen çözünürlüklere sahip çeşitli dijital kameralar ve mobil cihazlar kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Alınan tüm görüntüler 8 bit *RGB* formatında ve en-boy oranı bozulmaksızın kısa kenarı 640 piksel olacak şekilde depolanarak ham bir veri seti oluşturulmuştur.

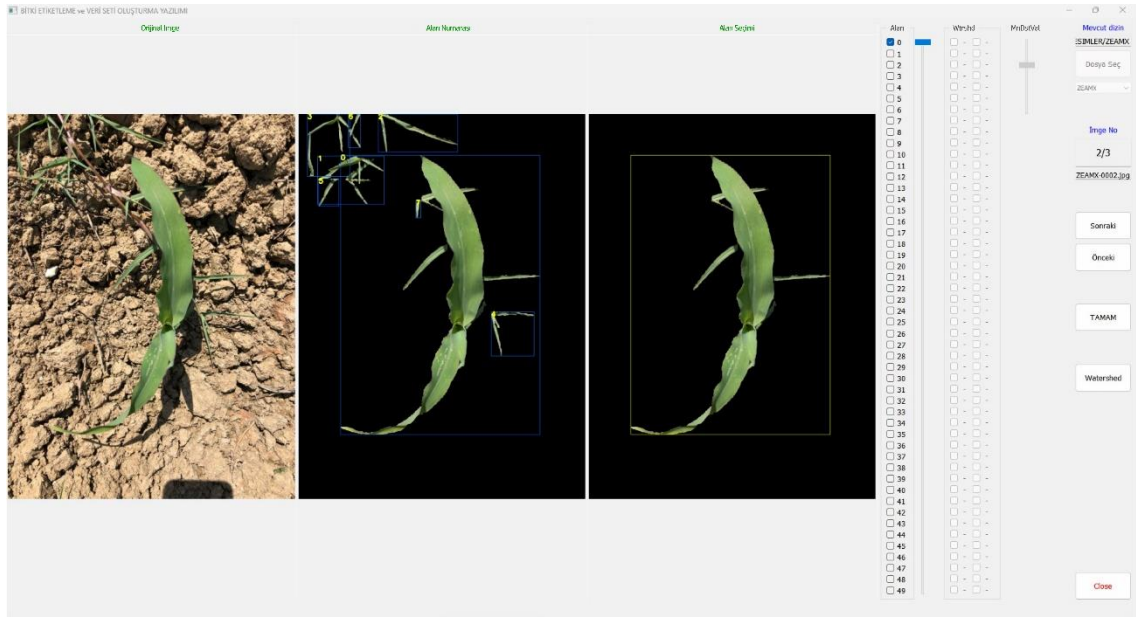
3.7.2.2. Etiketleme ve Veri seti oluşturma Yazılımı (EVY)

Bu tez çalışmasında, giriş görüntü boyutunun ağın giriş boyutuyla eşleşmesini sağlamak ve etiket dosyalarını oluşturmak için bir yazılım geliştirilmiştir. Bu yazılımla HG (Şekil 3.30 (i)), APCÇ (Şekil 3.30 (j)) ve bunların ek açıklama (annotation) dosyaları oluşturulmuştur. Şekil 3.28'de EVY algoritması görülmektedir.



Şekil 3.28. EVY algoritmasının akış şeması

EVY, BGT ile elde edilen görüntüde (Şekil 3.30 (a)) ilgi nesnelere oluşturmak için tasarlanmıştır. EVY, görüntü parçalarının manuel seçimine dayalı olarak Kontur modu ve Havza modu olmak üzere iki farklı modda çalışabilir. EVY yazılımında kullanıcı arayüzü oluşturma için “PyQt5” yazılımı ve Havza algoritması için “scikit-image” kütüphanesi kullanılmıştır. EVY’nin ekran görüntüsü Şekil 3.29’da görülmektedir.



(a)



(b)

Şekil 3.29. EVY'nin ekran görüntüleri: a) Segmentasyon modu, b) Havza modu

Segmentasyon modunda ilgi nesnelere alan aracılığıyla seçilerek oluşturulur (Şekil 3.30 (b)). Eğer ilgilenilen nesne oklüzyon veya örtüşme nedeniyle yeterince açık değilse (Şekil 3.30 (c)), Havza moduna geçilerek istenilen görüntü elde edilene kadar mesafe değiştirilir ve oluşturulan bölgeler aracılığıyla istenmeyen kısımlar ilgilenilen nesneden çıkarılır.

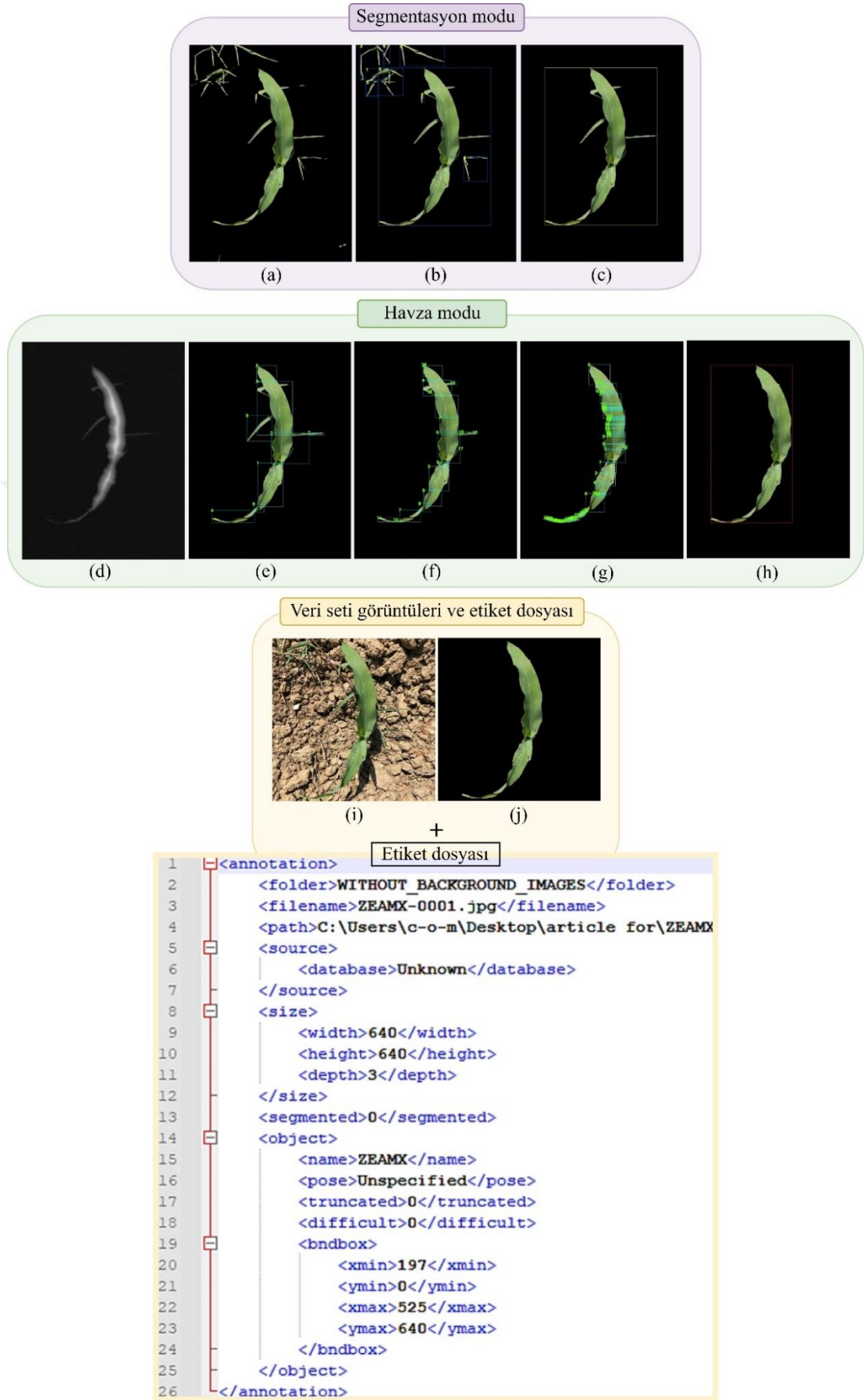
EVY'nin havza modunda, ikili görüntüden mesafe dönüşümü uygulanarak oluşturulan gradyan görüntüde (Şekil 3.30 (d)) minimum mesafe değerine dayalı olarak

bölgeleri belirlemek için Denklem 3.22 kullanılmıştır. Ardından bitkiye ait olmayan bölgeler kaldırılmıştır (Şekil 3.30 (e)-(h)).

$$\text{bölgeler} = 2 \times \text{minimum mesafe} + 1 \quad (3.22)$$

EVY algoritmasında yürütülen her bir işlemin çıktıları Şekil 3.30'da görülebilir.





Şekil 3.30. EVY algoritmasında yürütülen sürecin çıktıları

Bitki algılama alanında ESA modellerini denetimli bir şekilde eğitmek için araştırmanın ihtiyaçlarına göre veri etiketleme için SK'lar, piksel bazında ve görüntü bazında açıklama teknikleri yaygın olarak kullanılmaktadır (Hasan ve ark., 2021). Bu çalışmada bitkilerin SK'larla belirlendiği yöntem kullanılmıştır. EVY algoritmasının en son aşamasında, bitki sınıflarını ve bu bitkilerin her birinin gerçek kutu koordinatlarını içeren ek açıklama dosyaları oluşturulmuştur.

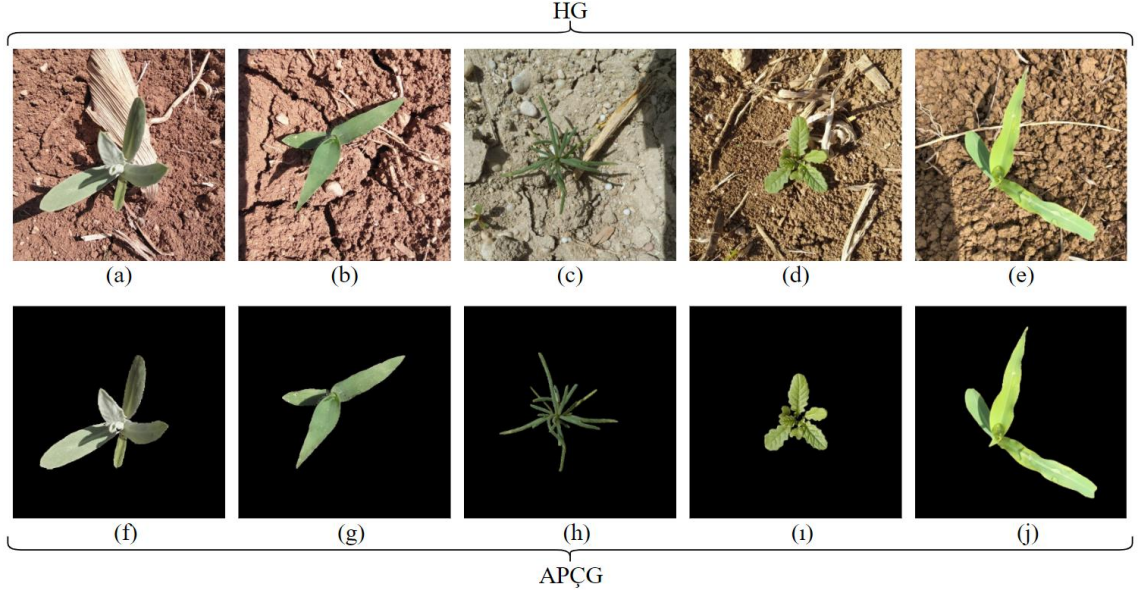
3.7.2.3. Oluşturulan veri seti

Alınan tüm görüntüler, HG ve APÇG için eğitim ve test verileri oluşturmak üzere EVY ile işlenmiştir. Veri setleri sırasıyla %60, %20 ve %20 oranları kullanılarak eğitim, doğrulama ve test alt kümelerine bölünmüştür. Çalışmamıza dahil edilen bitki türlerinin görüntü sayılarının eşit olması sağlanarak dengeli veri setleri oluşturulmuştur. Çizelge 3.2, her bir veri setinde bulunan bitki türlerini ve bunların alt kümeleri içindeki dağılımını göstermektedir.

Çizelge 3.2. HG/APÇG'nin alt kümelerinin görüntü sayıları ve dağılımları

Bitki türleri	EPO kodu	İmge sayısı	Eğitim		Test
			Eğitim	Değerlendirme	Test
<i>Rhaponticum repens</i> (L.) Hidalgo	CENRE	1000	600	200	200
<i>Panicum miliaceum</i> L.	PANMI	1000	600	200	200
<i>Salsola kali</i> L.	SASKA	1000	600	200	200
<i>Sinapis arvensis</i> L.	SINAR	1000	600	200	200
<i>Zea mays</i>	ZEAMX	1000	600	200	200
	Toplam	5000	3000	1000	1000

Veri setindeki türlere ait görüntüler Şekil 3.31'de görülmektedir.



Şekil 3.31. Örnek veri seti görüntüleri (a) ve (f) *Rhaponticum repens* (L.) Hidalgo (CENRE); (b) ve (g) *Panicum miliaceum* L. (PANMI); (c) ve (h) *Salsola kali* L. (SASKA); (d) ve (i) *Sinapis arvensis* L. (SINAR); (e) ve (j) *Zea mays* (ZEAMX)

3.7.3. Kullanılan ESA tabanlı algılama mimarileri

Bu çalışmada, oluşturulan veri setleri üzerinde eğitim ve test işlemlerini gerçekleştirmek için önceden eğitilmiş Tensorflow 2 nesne algılama modellerinde (Tensorflow, 2021) mevcut üç model seçilmiştir. Bu seçilen modeller Faster R-CNN ResNet-101 v1, SSD MobileNet v2 FPNLite ve EfficientDet-D1'dir. Bu modeller, veri setlerine uygun olarak 640x640 piksel giriş görüntüleri kullanmaktadır.

Faster R-CNN ResNet-101 v1 modeli, Faster R-CNN meta mimarisi ile ResNet-101 ağ omurgasının birleştirilmesiyle oluşturulmuştur. SSD MobileNet v2 FPNLite modeli, nesne algılama için SSD meta mimarisiyle birlikte özellik çıkarıcı olarak MobileNet v2 ve ÖPA'nın birlikte kullanımıyla oluşturulmuştur. Bu çalışmada kullanılan diğer bir model olan EfficientDet-D1, özellik çıkarıcı olarak EfficientNet ağ omurgasının ÇÖPA ile bir kombinasyonunu kullanmaktadır.

3.7.4. Modellerin eğitim ve test süreci

Bu çalışmada, açık kaynak kodlu bir DÖ ortamı olan Tensorflow nesne algılama uygulaması program arayüzü (Abadi ve ark., 2016) kullanılarak ESA tabanlı algılama modellerinin eğitim ve test süreçleri transfer öğrenme kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

Transfer öğrenme bir görevden elde edilen bilginin yeni görevlerde kullanılmasına dayalı bir yöntemdir (Ribani ve Marengoni, 2019). Genellikle iki şekilde gerçekleştirilir: yeni bir sınıflandırıcıyı eğitmek için önceden eğitilmiş bir ağı evrişim katmanı ağırlık değerlerini kullanmak veya yeni bir ağ için önceden eğitilmiş bir ağı parametrelerine ince ayar yapmak (Salvi ve ark., 2021). Transfer öğrenimini kullanmak bir modelin eğitim süresini azaltır ve performansını artırır (Christopher ve ark., 2018). Bu çalışmada, “COCO” (Microsoft Common Objects in Context) veri seti ile önceden eğitilmiş modellere ince ayar yapılmıştır (Lin ve ark., 2014).

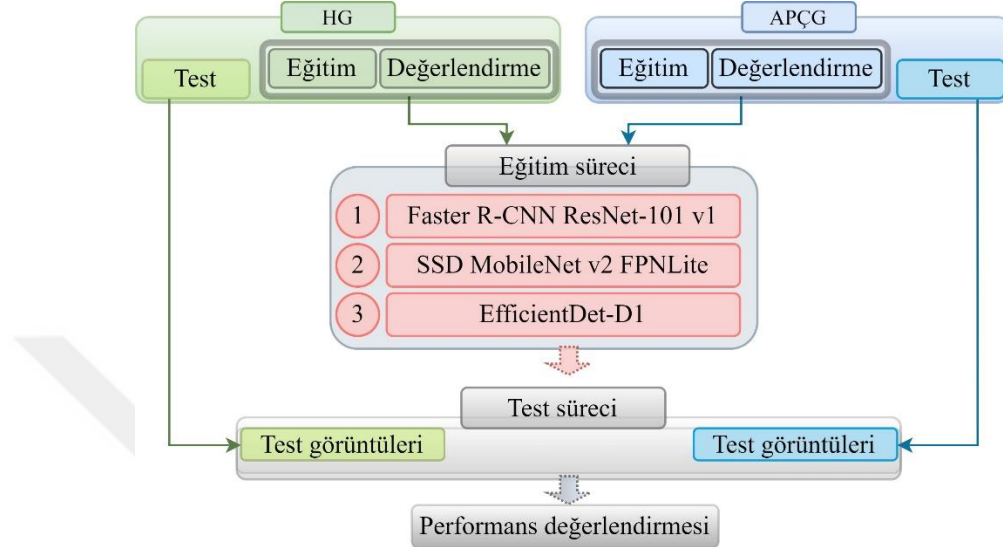
Modeller için tatmin edici sonuçlar elde edilene kadar farklı hiper parametreler değerlendirilmiştir. Seçilen nesne algılama modellerini çalıştırmak için kullanılan donanım özellikleri ve eğitim hiper parametreleri Çizelge 3.3'te sunulmuştur.

Çizelge 3.3. Çalışmadaki donanımın özellikleri ve algılama modellerinin ağ parametreleri

Donanım / Parametre	Özellikler		
CPU	Intel i7 10750H 2.6 GHz		
RAM	16 GB		
Grafik kartı	Nvidia RTX 2060		
İşletim sistemi	Windows 11		
Programlama dili	Python 3.7.9		
Çerçeve	Tensorflow 2.3		
Modeller	Faster R-CNN ResNet-101 v1	SSD MobileNet v2 FPNLite	EfficientDet-D1
Girdi büyüklüğü (piksel)	640x640		
Parti büyüklüğü	2		
Optimize edici	Adam		
Toplam Epok	100		
Öğrenme oranı politikası (epok ile ilişkili)	0.0002 (0-60), 0.0001 (60-85), 0.00002 (85-100)		
Veri artırma politikası	-		

Model eğitiminde, bir optimizasyon algoritması girdi örneklerini çıktı örnekleriyle karşılaştırırken hatayı en aza indiren model parametre değerlerini belirlemek için kullanılır. Ayrıca, modelin doğruluğunu ve eğitim hızını etkiler. Bu çalışmada model eğitimlerinde Adam optimize edici kullanılmıştır. Genel olarak, az bellek gerektirmesi, çok fazla veri ve parametre içeren büyük problemlerde etkili olması sebebiyle sıkça tercih edilir. Bu yöntemde, eğitim boyunca global minimuma ulaşmak için tek öğrenme oranını kullanmak yerine, lokal minimumları aşmak için yüksek bir öğrenme oranıyla başlanarak ve belirlenen epoklarda öğrenme oranı düşürülerek global minimuma verimli ve hızlı bir şekilde ulaşılabilir.

Şekil 3.32'de görüldüğü üzere HG ve APÇG için ayrı ayrı Faster R-CNN ResNet-101 v1, SSD MobileNet v2 FPNLite ve EfficientDet-D1 modelleri ile eğitim süreçleri gerçekleştirilmiş ve 6 farklı model oluşturulmuştur. Performans değerlendirmelerinde bu 6 farklı model kullanılmıştır.

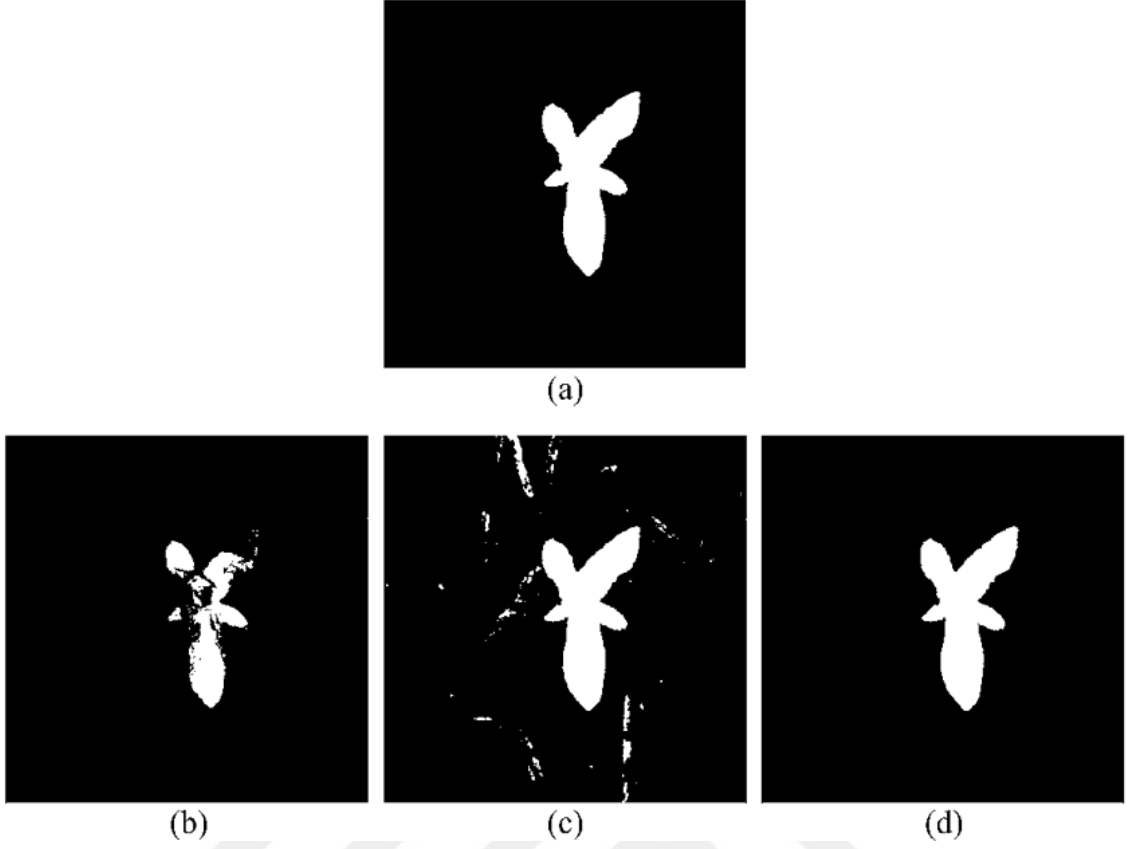


Şekil 3.32. Eğitim ve test süreci

3.7.5. Performans metrikleri

3.7.5.1. Arka plan kaldırma yöntemlerinin değerlendirilmesi

Bitki segmentasyon kalitesini iyileştirmek ve yöntemin performansını değerlendirmek için hassas bir şekilde manuel olarak bitki ve arka planı segmente edilmiş görüntü ile sonuç görüntüsünün benzerlik analizi yapılarak piksellerin doğru sınıflandırılma oranları belirlenmiştir. İlk olarak, referans görüntüler ve arka plan kaldırmada uygulanan her bir adım için bitkiye ait ikili görüntüler oluşturulmuştur. Şekil 3.33'te ikili görüntülere ait örnek görseller görülmektedir.



Şekil 3.33. Bitkiye ait örnek ikili görseller, (a) referans görüntü, (b) renk indeksi ile ön maskeler oluşturma adımında elde edilen bitkiye ait ön maske görüntüsü, (c) maskeler için otomatik eşik değeri belirleme adımında elde edilen bitkiye ait maske görüntüsü, (d) otomatik segmentasyon adımında elde edilen görüntünün ikili görseli

Bu ikili görüntüler kullanılarak piksel bazında bitki kapsama alanı sonuçları ($alan_{sonuç}$) ile gerçek bitki alanı ($alan_{gerçek}$) arasındaki fark Denklem 3.23 ile hesaplanarak analiz edilmiştir.

$$hata = \left| alan_{gerçek} - alan_{sonuç} \right| \quad (\%) \quad (3.23)$$

$$alan = \frac{100}{n_{tüm\ pikseller}} \times n_{piksel} \quad (\%) \quad (3.24)$$

$$n_{piksel} = \sum_{i=1}^x \sum_{j=1}^y piksel_{ij} \quad (3.25)$$

$$piksel_{ij} \in İMGE \quad (3.26)$$

Burada, n_{piksel} ikili görüntünün ilgili hesaplamadaki piksel sınıflandırmalarını tanımlamaktadır.

Öncelikle ikili gerçek görüntüden ($\dot{IMGE}_{gerçek}$), her adımda elde edilen ikili sonuç görüntüsü ($\dot{IMGE}_{sonuç}$) çıkarılarak (Denklem 3.27) arka plan pikseli olarak yanlış sınıflandırılmış bitki pikselleri (\dot{IMGE}_{FN} , burada FN yanlış negatifleri ifade eder) yüzde olarak, Denklem 3.24-3.26 kullanılarak hesaplanmıştır.

$$\dot{IMGE}_{FN} = \dot{IMGE}_{gerçek} - \dot{IMGE}_{sonuç} \quad (3.27)$$

Aynı işlem bitki pikseli olarak yanlış sınıflandırılmış arka plan piksellerini (\dot{IMGE}_{FP} , burada FP yanlış pozitifleri ifade eder) belirlemek için yapılmıştır. Bu sefer ikili sonuç görüntüsünden, ikili gerçek görüntü çıkarılmıştır (Denklem 3.28).

$$\dot{IMGE}_{FP} = \dot{IMGE}_{sonuç} - \dot{IMGE}_{gerçek} \quad (3.28)$$

Son olarak, Denklem 3.29 ve Denklem 3.30 kullanılarak bitki (\dot{IMGE}_{TP} : doğru pozitif) ve arka plan (\dot{IMGE}_{TN} : doğru negatif) için doğru segmente edilmiş piksellerin nispi oranları belirlenmiştir.

$$\dot{IMGE}_{TP} = alan_{gerçek} - \dot{IMGE}_{FN} \quad (\%) \quad (3.29)$$

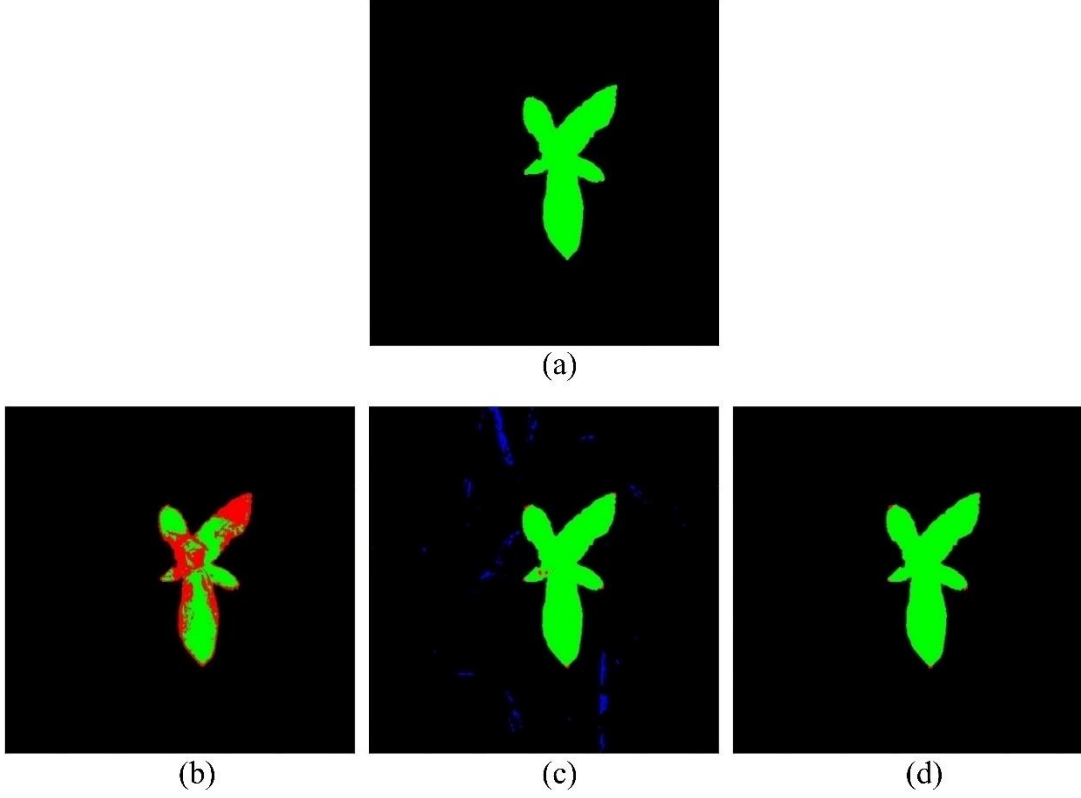
$$\dot{IMGE}_{TN} = alan_{\dot{IMGE}} - alan_{gerçek} - \dot{IMGE}_{FP} \quad (\%) \quad (3.30)$$

\dot{IMGE}_{TP} , \dot{IMGE}_{TN} , \dot{IMGE}_{FP} ve \dot{IMGE}_{FN} 'nin göreceli frekanslarını hesaplayarak, sınıflandırma sonuçlarını değerlendirmek ve parametreleri hesaplamak için bir doğruluk matrisi kullanılmıştır (Çizelge 3.4).

Çizelge 3.4. Arka plan kaldırma performansı için doğruluk matrisi

		Gerçek	
		Bitki	Arka plan
Sonuç	Bitki	\dot{IMGE}_{TP}	\dot{IMGE}_{FP}
	Arka plan	\dot{IMGE}_{FN}	\dot{IMGE}_{TN}

Yukarıda verilen örnek ikili görsellere ait doğruluk matrisi parametrelerinin görselleştirilmesi Şekil 3.34’te görülmektedir. Burada, kırmızı renk ile $\dot{I}MGE_{FN}$, mavi renk ile $\dot{I}MGE_{FP}$, yeşil renk ile $\dot{I}MGE_{TP}$ ve siyah renk ile $\dot{I}MGE_{TN}$ ifade edilmektedir.



Şekil 3.34. Doğruluk matrisi parametrelerinin görselleştirilmesi, (a) referans görsel, (b) renk indeksi ile ön maskeler oluşturma adımında elde edilen bitkiye ait ön maske görseli, (c) maskeler için otomatik eşik değeri belirleme adımında bitkiye ait maske görseli, (d) otomatik segmentasyon adımında oluşan görüntüye ait görsel

İlk parametre olarak Gerçek Pozitif Oran (GPO) olarak da bilinen kesinlik (sensitivity), doğru sınıflandırılmış bitki piksellerinin tüm gerçek bitki piksellerinin sayısına oranı anlamına gelir. Yani doğru sınıflandırılmış pozitif sınıflandırmanın oranını verir. $\dot{I}MGE_{GPO}$ Denklem 3.31 kullanılarak hesaplanmıştır.

$$\dot{I}MGE_{GPO} = \frac{\dot{I}MGE_{TP}}{\dot{I}MGE_{TP} + \dot{I}MGE_{FN}} \quad (3.31)$$

İkincisi, Gerçek Negatif Oran (GNO) olarak da bilinen özgüllük (specificity), tüm gerçek arka plan piksellerinin sayısına göre doğru sınıflandırılmış arka plan piksellerinin

oranını verir. Yani doğru sınıflandırılmış negatif sınıflandırmanın oranını verir. $\dot{I}MGE_{GNO}$ Denklem 3.32 kullanılarak hesaplanmıştır.

$$\dot{I}MGE_{GNO} = \frac{\dot{I}MGE_{TN}}{\dot{I}MGE_{TN} + \dot{I}MGE_{FP}} \quad (3.32)$$

Kesinliğin doğruluğunu genelleştirmek için Pozitif Tahmin Değeri (PTD) kullanılır. Kesinlik ($\dot{I}MGE_{GPO}$) yüksek bir değer gösteriyorsa birçok bitki pikseli doğru algılanmıştır, ancak PTD'nin bu bağlamda düşük bir değere sahip olması aşırı sınıflandırmaya işaret etmektedir. Bu bitki piksellerinin yansıra birçok arka plan pikselinin de bitki olarak sınıflandırıldığı anlamına gelir. Yani yanlış pozitif ($\dot{I}MGE_{FP}$) sınıflandırmaların göreceli frekansı nispeten yüksek olur. $\dot{I}MGE_{PTD}$ Denklem 3.33 kullanılarak hesaplanmıştır.

$$\dot{I}MGE_{PTD} = \frac{\dot{I}MGE_{TP}}{\dot{I}MGE_{TP} + \dot{I}MGE_{FP}} \quad (3.33)$$

Benzer şekilde Negatif Tahmin Değeri (NTD) ile özgülük ($\dot{I}MGE_{GNO}$) parametreleri de birbiriyle ilişkilidir. NTD'nin düşük bir değeri varsa, bu yanlış bir şekilde arka plan sınıflandırmasını ve nispeten yüksek bir yanlış negatif ($\dot{I}MGE_{FN}$) değeri olduğunu gösterir. Bu sayede yüksek bir özgülük değeri göreceli hale getirilmiş olur. $\dot{I}MGE_{NTD}$ Denklem 3.34 kullanılarak hesaplanmıştır.

$$\dot{I}MGE_{NTD} = \frac{\dot{I}MGE_{TN}}{\dot{I}MGE_{TN} + \dot{I}MGE_{FN}} \quad (3.34)$$

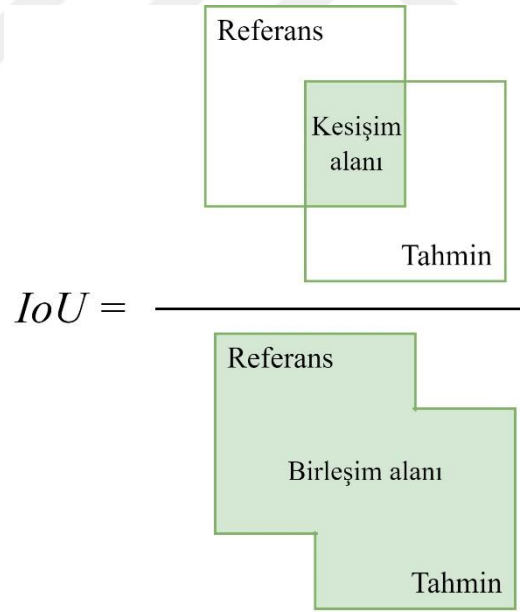
Sınıflandırmanın performansının belirlenmesinde en önemli parametrelerden biri doğruluktur ($\dot{I}MGE_D$). Toplam piksel sayısı içinde doğru pozitif ($\dot{I}MGE_{TP}$) ve doğru negatif ($\dot{I}MGE_{TN}$) olarak sınıflandırılmış piksellerin oranını gösterir. Böylece önceden ifade edilen parametrelerin bilgileri birleştirilmiş olur. $\dot{I}MGE_D$ Denklem 3.35 kullanılarak hesaplanmıştır.

$$\dot{IMGE}_D = \frac{\dot{IMGE}_{TP} + \dot{IMGE}_{TN}}{\dot{IMGE}_{TP} + \dot{IMGE}_{TN} + \dot{IMGE}_{FP} + \dot{IMGE}_{FN}} \quad (3.35)$$

3.7.5.2. Model performanslarının değerlendirilmesi

Bu çalışmada model değerlendirmesi için *mAP* metriği kullanılmıştır. *mAP* bir nesne algılama modelinin performansını ölçmek için en sık kullanılan metriklerden biridir (Zaidi ve ark., 2022). *mAP*, doğruluk matrisi (confusion matrix), birleşim üzerinden kesişim (*IoU*), hatırlama ve kesinlik alt metriklerini temel alır. Aşağıda *mAP*'nin hesaplanması için gerekli tanımlamalar ve izlenen yöntem verilmiştir.

Nesne algılama alanında SK, tahmin edilen nesne sınıfları, konumu ve bu sınıflara karşılık gelen güven puanları hakkında bilgi sağlar (Ahmad ve ark., 2021). *IoU*, tahmin edilen sınırlama kutusunun referans SK ile örtüşmesini belirlemek için kullanılan bir ölçümdür (Padilla ve ark., 2020). *IoU*, Şekil 3.35 ve Denklem 3.36'da görüldüğü gibi tanımlanabilir.



Şekil 3.35. Tahmin edilen ve referans SK arasındaki *IoU*

$$IoU = \frac{\text{kesişim alanı}(SK_{referans} \cap SK_{tahmin})}{\text{birleşim alanı}(SK_{referans} \cup SK_{tahmin})} \quad (3.36)$$

Burada $SK_{referans}$ referans kutuyu temsil eden bitki koordinatlarının alanı, SK_{tahmin} ise tahmin edilen SK'nın alanıdır.

Bir nesne algılama modeline tahmin yapması için bir görüntü verildiğinde, model tek bir nesne için birden çok tahmin üretebilir. Algılanan her bir SK'nın doğru veya yanlış bir tahmin olup olmadığı IoU 'ya göre Denklem 3.37'de verildiği gibi belirlenen bir eşik değerine bağlı olarak pozitif veya negatif olarak belirlenir.

$$\begin{cases} \text{pozitif, eğer tahmin}(IoU) \geq IoU \text{ eşik değeri ise} \\ \text{negatif,} & \text{değilse} \end{cases} \quad (3.37)$$

ESA modelleri için test sonuçları dört türde belirtilebilir: doğru pozitif (TP), yanlış pozitif (FP), doğru negatif (TN) ve yanlış negatif (FN) (Jin vd., 2022). TP, FP, TN ve FN Çizelge 3.5'te tanımlanmıştır.

Çizelge 3.5. ESA modellerinin test sonuç türleri

	Nesne	
	Var	Yok
Pozitif	TP	FP
Negatif	FN	TN

Nesne algılama çerçevesinde IoU ve sınıflandırma sonuçlarına göre;

- TP: belirlenen eşikten büyük veya eşit IoU ile geçerli bir algılamayı,
- FP: belirlenen eşikten büyük veya eşit IoU ile geçersiz algılamayı veya belirlenen eşikten küçük algılamayı,
- FN: algılanmayan toplam referans SK'ları temsil eder.
- Bir görüntüde algılanmaması gereken birçok SK olduğundan, nesne algılama konseptinde TN kullanılmaz.

Kesinlik, doğru tahminin toplam ilgili sonuç sayısına oranıdır. Kesinlik Denklem 3.38 ile tanımlanabilir.

$$\text{kesinlik} = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{TP}{\text{tüm pozitif tahminler}} \quad (3.38)$$

Hatırlama, doğru tahminin toplam pozitif örnek sayısına oranını ölçer. Hatırlama Denklem 3.39 ile tanımlanabilir.

$$\text{hatırlama} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{TP}{\text{referans nesne sayısı}} \quad (3.39)$$

Kesinlik ve hatırlama, IoU eşik değerine bağlıdır. Daha düşük bir IoU eşik değeri ile, daha fazla SK algılandıkça hatırlama artacak, daha fazla geçersiz algılama yapılacağı için kesinliği de azaltacaktır. Bunun tersi de geçerlidir. Bu nedenle, değerlendirilen modeller arasında adil bir karşılaştırma sağlamak için bu çalışmada sırasıyla 0.5, 0.55, 0.6, 0.65, 0.7, 0.75, 0.8, 0.85, 0.9 ve 0.95 olmak üzere on IoU eşik değeri kullanılmıştır. Her bir IoU eşik değeri için TP ve FP değerleri belirlendikten sonra, tüm algılamalar güven puanlarına göre azalan düzende sıralanmıştır. Daha sonra her bir algılamanın kesinlik ve hatırlama değerleri hesaplanmıştır.

AP (Average Precision), belirli bir eşikteki kesinliğin ortalamasıdır. Kesinlik ve hatırlamaya dayalı olarak her sınıf ve her IoU eşiği için ayrı ayrı hesaplanır. Çok sınıflı veri setlerinde, tüm sınıflardaki algılamaların AP 'sini temsil edebilen mAP hesaplanır (Padilla ve ark., 2021). Bu çalışmada, CENRE, PANMI, SASKA, SINAR ve ZEAMX sınıflarının AP 'leri hesaplanmıştır (Denklem 3.40), ardından mAP 'yi hesaplamak için bu beş sınıfın AP 'lerinin ortalaması alınmıştır (Denklem 3.41). Son olarak, farklı IoU eşiklerinde hesaplanan bu on mAP 'nin ortalaması alınarak mAP_{ortalama} belirlenmiştir (Denklem 3.42).

$$AP = \sum_{k=1}^N P(k) \times \Delta \text{hatırlama}(k) \quad (3.40)$$

Burada N test veri kümesinde bulunan toplam görüntü sayısıdır. $P(k)$, k 'nıncı görüntüdeki kesinlik değeri ve $\Delta \text{hatırlama}$, k ve $k-1$ görüntüleri arasındaki hatırlama değerinin farkıdır.

$$mAP = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M AP(m) \quad (3.41)$$

Burada M sınıf sayısı, $AP(m)$ ise m sınıfının AP 'sidir.

$$mAP_{ortalama} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T mAP(t) \quad (3.42)$$

Burada T , IoU eşiklerinin sayısıdır.

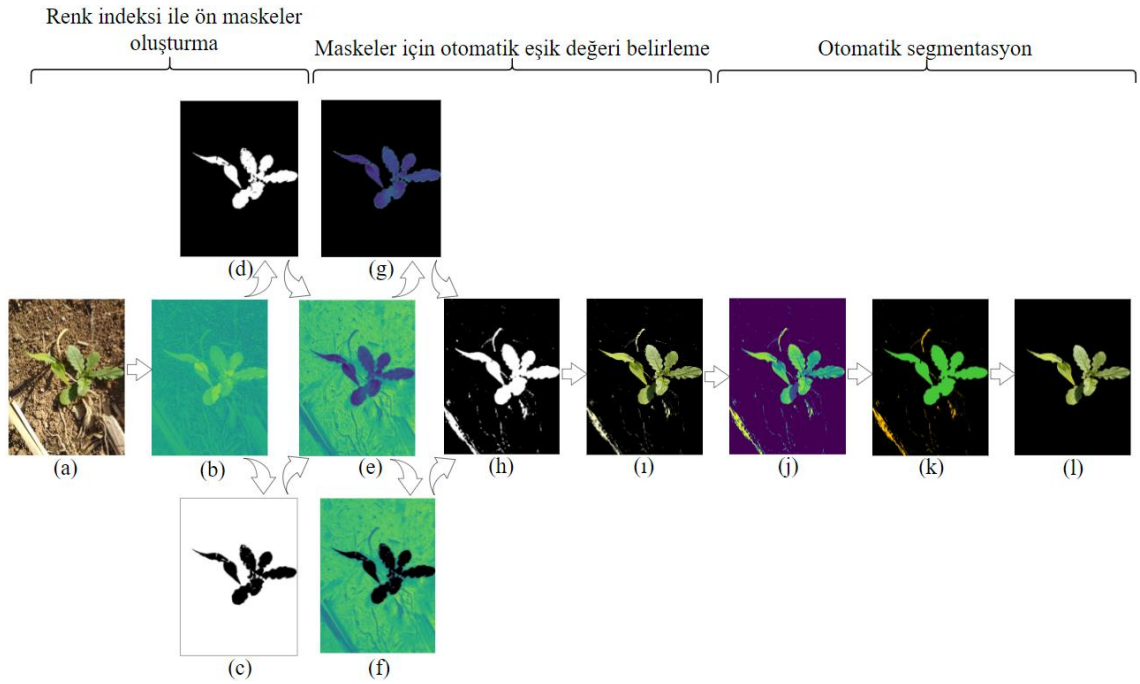
Ayrıca, modellerin değerlendirilmesinde nicel bir metrik olarak görüntü başına ortalama tahmin süresi ve eğitim süresi kullanılmıştır.



4. ARAŞTIRMA SONUÇLARI VE TARTIŞMA

4.1. Arka Plan Kaldırma

Giriş görüntüleri, BGT kullanılarak segmente edilmiş ve arka plan çıkarılmıştır. Şekil 4.1'de farklı bitki türlerini içeren bir görüntüde BGT ile her adım için arka plan kaldırma işlemlerinin çıktıları görülmektedir.



Şekil 4.1. BGT algoritmasının sonuç görüntüleri (a) giriş görüntüsü; (b) *ExGR* indeksi görüntüsü; (c) arka plan ön maskesi; (d) bitki ön maskesi; (e) *CieLab* renk uzayı a^* kanal görüntüsü; (f) ön maske uygulanan arka plan görüntüsü; (g) ön maske uygulanan bitki görüntüsü; (h) bitki maskesi; (ı) maske uygulanan bitki görüntüsü; (j) *CieLab* renk uzayı L^* kanal görüntüsü; (k) otomatik segmentasyon işlemi görseli (yeşil renk: bitki, turuncu renk: bitki kalıntıları); (l) çıkış görüntüsü

Bu algoritma baştan sona herhangi bir manuel işleme gerek duymadan bitki görüntülerinde otomatik olarak segmentasyon işlemi gerçekleştirebilmektedir. Araştırma sonuçlarını belirlemek için her sınıftan rastgele 10 adet, toplamda 50 adet görüntü manuel olarak segmentlere ayrılmıştır. Bunlar referans görüntülerini teşkil etmektedir. Algoritmanın her adımında elde edilen sonuçlar bu referans görüntülerle karşılaştırılarak performans sonuçları elde edilmiştir.

Segmentasyon sonuçlarının ve referans alınan görüntülerin piksel bazında karşılaştırılmasıyla her piksel $\dot{I}MGE_{FN}$, $\dot{I}MGE_{FP}$, $\dot{I}MGE_{TP}$ ve $\dot{I}MGE_{TN}$ olarak sınıflandırılmıştır. Sınıflandırmanın hesaplanan bağıl frekansları ile $\dot{I}MGE_{GPO}$, $\dot{I}MGE_{GNO}$,

$\dot{I}MGE_{PTD}$, $\dot{I}MGE_{NTD}$ ve $\dot{I}MGE_D$ ortalamaları hesaplanmıştır. Sonuçlar Çizelge 4.1’de görülmektedir.

Çizelge 4.1. Her adım için segmentasyon sonuçları

	Renk indeksi ile ön maskeler oluşturma	Maskeler için otomatik eşik belirleme	Otomatik segmentasyon
$\dot{I}MGE_{GPO}$ (%)	0.544	0.978	0.983
$\dot{I}MGE_{GNO}$ (%)	0.999	0.721	0.988
$\dot{I}MGE_{PTD}$ (%)	0.999	0.888	0.988
$\dot{I}MGE_{NTD}$ (%)	0.836	0.989	0.987
$\dot{I}MGE_D$ (%)	0.951	0.974	0.988

Renk indeksi ile ön maskeler oluşturma adımında, $\dot{I}MGE_{GPO}$ değerinin düşük olduğu görülmektedir. Bu bitki piksellerinin yanlış bir şekilde sınıflandırıldığı anlamına gelir. Bu adımda arka plan piksellerinin doğru olarak sınıflandırma oranı yüksektir. Ancak $\dot{I}MGE_{NTD}$ değerinin düşük olması da yüksek bir yanlış negatif değerine sahip olarak yanlış bir arka plan sınıflandırmasına sahip olduğunu göstermektedir.

Maskeler için otomatik eşik belirleme adımında, bitki pikselleri yüksek oranda doğru sınıflandırılmıştır. Ancak $\dot{I}MGE_{PTD}$ değerinin düşük olması bu sınıflandırmanın aşırı sınıflandırma eğiliminde olduğunu göstermektedir. $\dot{I}MGE_{GNO}$ değerinin düşük olması çoğu arka plan pikselinin yanlış sınıflandırıldığını göstermektedir.

Algoritmanın otomatik segmentasyon adımında ise hem arka planın hem de bitkinin başarılı bir şekilde segmente edildiği görülmektedir.

4.2. ESA Model Sonuçları

Önerilen yöntemin potansiyelini göstermek için tasarlanan deneylerde, beş farklı bitki türünün görüntülerinden oluşan HG ve APÇG ile ayrı ayrı eğitilen ESA tabanlı algılama modellerinin performans sonuçları aşağıda açıklanmıştır.

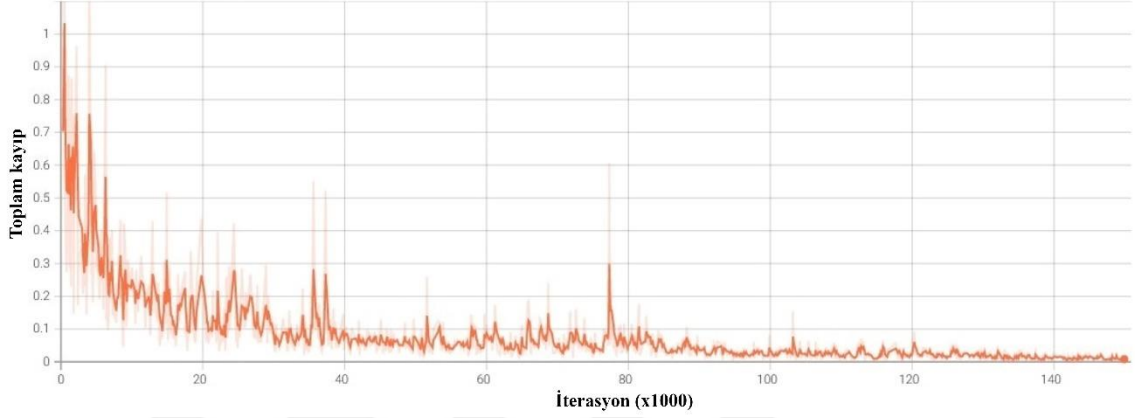
4.2.1. Faster R-CNN ResNet-101 v1 sonuçları

1) Eğitim sonuçları

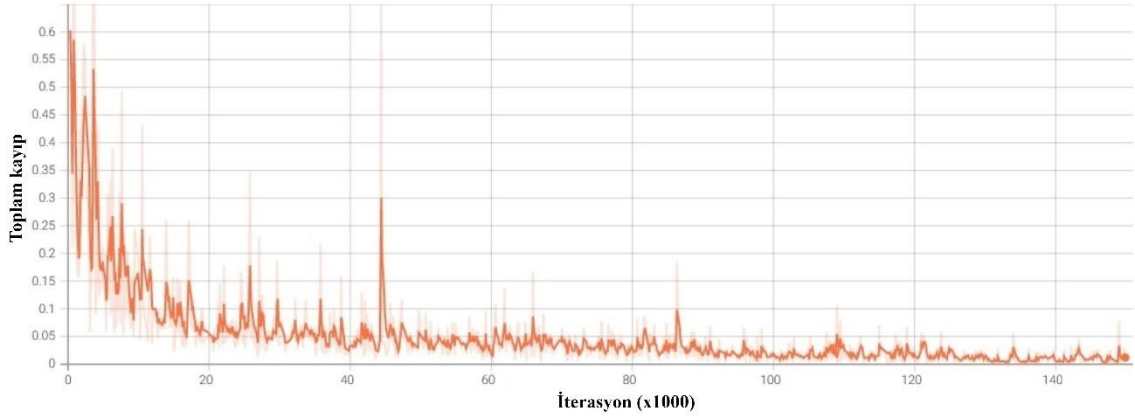
Eğitim sırasında kayıp değerinin sabit kalması ya da belirli değerler arasında değişmesi durumunda eğitim sonlandırılabilir. Çalışmada kullanılan modellerin 150000

iterasyon (100 epok) sonunda kayıp değerlerinde önemli bir değişim gerçekleşmediği görülerek eğitimleri durdurulmuştur.

Şekil 4.2’de Faster R-CNN ResNet-101 v1 modelinin HG ile, Şekil 4.3’te ise APÇG ile eğitiminde tahmin ile gerçek arasındaki farkı ifade toplam kayıp değerinin iterasyon sayısına göre değişimi görülmektedir.



Şekil 4.2. Faster R-CNN ResNet-101 v1 modelinin HG ile eğitiminde toplam kayıp değerlerinin iterasyon sayısına göre değişimi



Şekil 4.3. Faster R-CNN ResNet-101 v1 modelinin APÇG ile eğitiminde toplam kayıp değerlerinin iterasyon sayısına göre değişimi

HG ile eğitilen modelin iterasyonlar boyunca kayıp seyri APÇG ile eğitilen modele kıyasla daha yüksek olmuştur. Eğitim süreleri arasında önemli bir fark olmamakla birlikte yaklaşık 23 saat sürmüştür. Değerlendirilen modeller arasında en yüksek eğitim süresi Faster R-CNN ResNet-101 v1 modeline aittir.

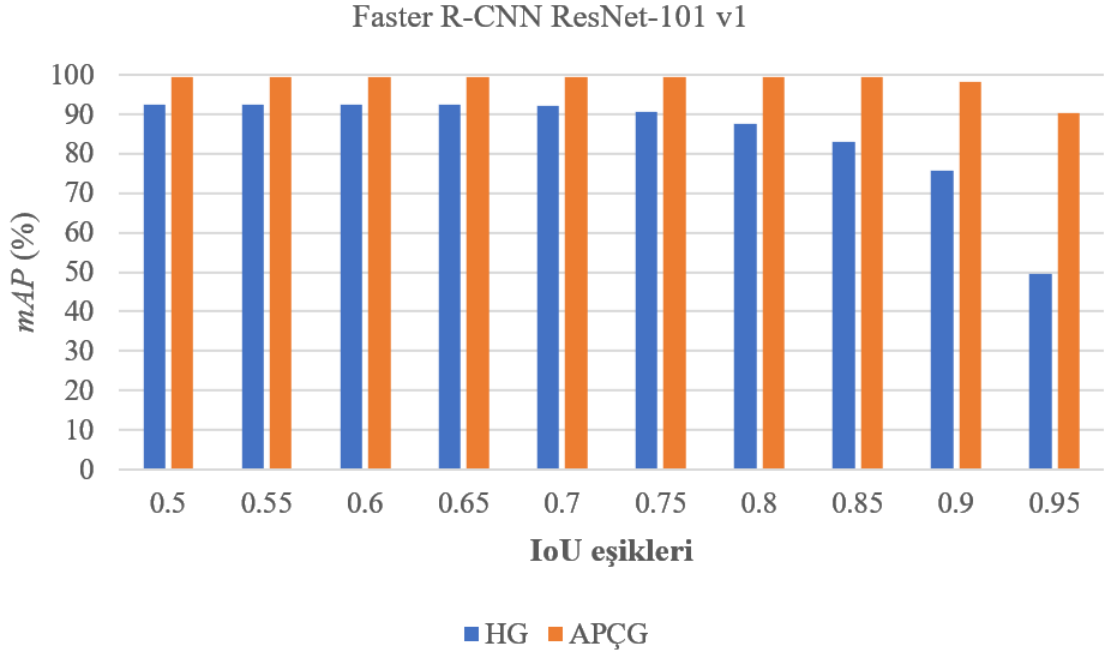
2) Test sonuçları

Faster R-CNN ResNet-101 v1 modelinin AP , mAP ve $mAP_{ortalama}$ metriklerine göre test sonuçları Çizelge 4.2'de sunulmaktadır.

Çizelge 4.2. Faster R-CNN ResNet-101 v1 modelinin test sonuçları

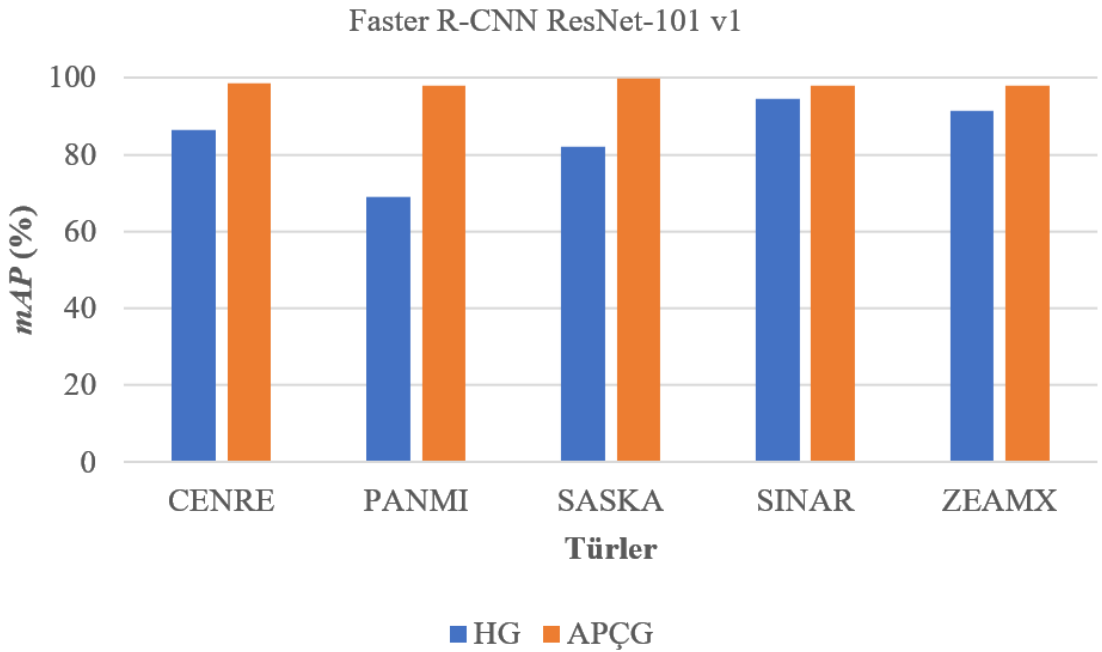
Model	IoU eşikleri	$AP(\%)$					$mAP(\%)$	$mAP_{ortalama}(\%)$	
		CENRE	PANMI	SASKA	SINAR	ZEAMX	(IoU)		
Faster R-CNN ResNet-101 v1	HG	0.5	93.35	77.85	93.87	97.42	99.9	92.48	84.81
		0.55	93.35	77.85	93.87	97.42	99.9	92.48	
		0.6	93.35	77.85	93.87	97.42	99.9	92.48	
		0.65	93.35	77.7	93.87	97.42	99.9	92.45	
		0.7	93.35	76.9	93.28	97.42	99.9	92.17	
		0.75	91.85	75.48	89.19	96.77	99.22	90.5	
		0.8	89.15	72.26	83.79	96.28	95.88	87.47	
		0.85	85.1	66.2	75.44	95.76	92.06	82.91	
		0.9	78.82	57.01	66.49	92.98	83.3	75.72	
		0.95	54.47	31.04	38.52	77.65	45.45	49.43	
	$mAP(\%)$ (snif)		86.61	69.01	82.22	94.65	91.54		
	APÇG	0.5	98.97	99.11	99.99	99.6	99.93	99.52	98.43
		0.55	98.97	99.11	99.99	99.6	99.93	99.52	
		0.6	98.97	99.11	99.99	99.6	99.93	99.52	
		0.65	98.97	99.11	99.99	99.6	99.93	99.52	
		0.7	98.97	99.11	99.99	99.6	99.93	99.52	
		0.75	98.97	99.11	99.99	99.6	99.93	99.52	
		0.8	98.97	98.52	99.99	99.49	99.93	99.38	
		0.85	98.97	98.52	99.99	99.49	99.44	99.28	
		0.9	98.49	97.85	99	96.64	98.88	98.17	
0.95		96.42	90.08	98.45	85.72	80.98	90.33		
$mAP(\%)$ (snif)		98.67	97.96	99.74	97.89	97.88			

Şekil 4.4'te HG ve APÇG ile ayrı ayrı eğitilen Faster R-CNN ResNet-101 v1 modellerinin her bir IoU eşik değerlerindeki mAP başarımları görülmektedir. APÇG ile eğitilen model 0.95 IoU eşik değerinde yüksek performans göstermeye devam etmektedir. Ancak, HG ile eğitilen modelin 0.75 IoU eşiklerinden sonra performansı hızlı bir şekilde düşmektedir.



Şekil 4.4. Faster R-CNN ResNet-101 v1 modelinin her IoU eşik değeri için mAP sonuçları

Şekil 4.5'te sınıf başına tüm IoU eşik değerleri için hesaplanan mAP sonuçları görülmektedir. APÇG ile eğitilen model tüm bitki türlerini %97'nin üzerinde bir mAP değeriyle algıladığı gözlemlenirken, HG ile eğitilen modellerde bu değer %70'lere kadar düşmüştür.

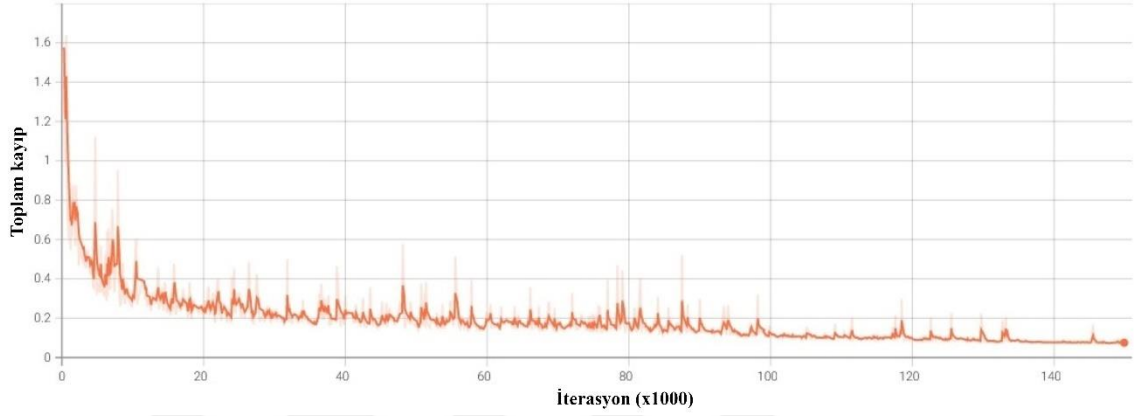


Şekil 4.5. Faster R-CNN ResNet-101 v1 modelinin sınıf başına mAP sonuçları

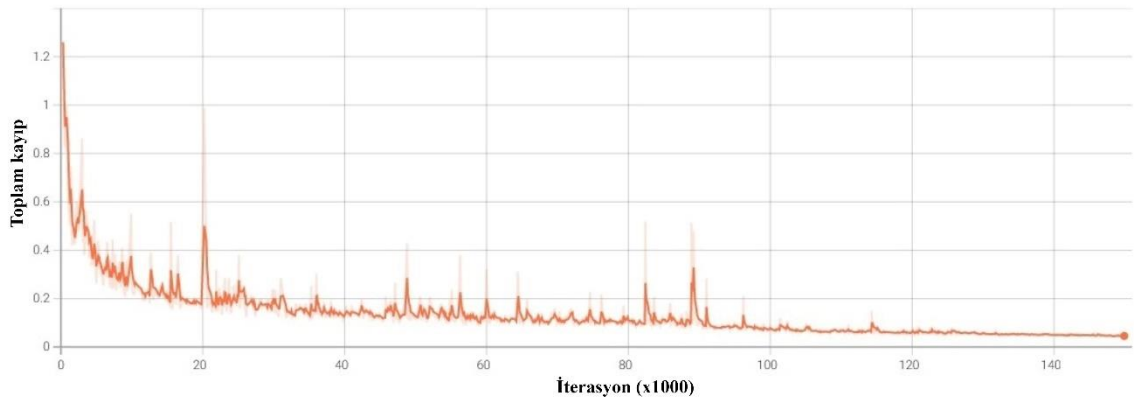
4.2.2. SSD MobileNet v2 FPNLite sonuçları

1) Eğitim sonuçları

Şekil 4.6 ve Şekil 4.7’de sırasıyla SSD MobileNet v2 FPNLite modelinin HG ve APÇG ile eğitim sırasında gerçekleşen toplam kayıp grafikleri yer almaktadır.



Şekil 4.6. SSD MobileNet v2 FPNLite modelinin HG ile eğitiminde toplam kayıp değerlerinin iterasyon sayısına göre değişimi



Şekil 4.7. SSD MobileNet v2 FPNLite modelinin APÇG ile eğitiminde toplam kayıp değerlerinin iterasyon sayısına göre değişimi

Faster R-CNN ResNet-101 v1 modelinde olduğu gibi HG ile eğitilen modelin toplam kayıp değeri APÇG ile eğitilen modele kıyasla daha yüksek olmuştur. Her iki veri seti ile eğitilen modellerin eğitim süreleri arasında önemli bir fark olmamıştır. Değerlendirilen modeller arasında SSD MobileNet v2 FPNLite modeli 7 saatlik eğitim süresiyle en kısa eğitim süresine sahip model olmuştur.

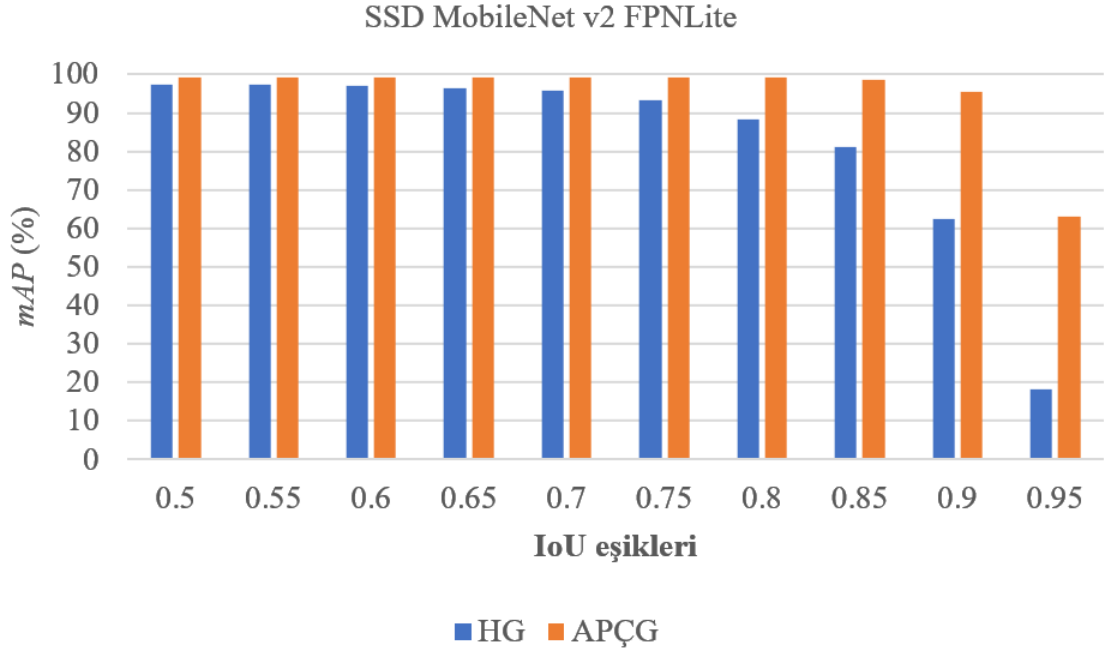
2) Test sonuçları

SSD MobileNet v2 FPNLite modelinin AP , mAP ve $mAP_{ortalama}$ metriklerine göre test sonuçları Çizelge 4.3'te sunulmaktadır.

Çizelge 4.3. SSD MobileNet v2 FPNLite modelinin test sonuçları

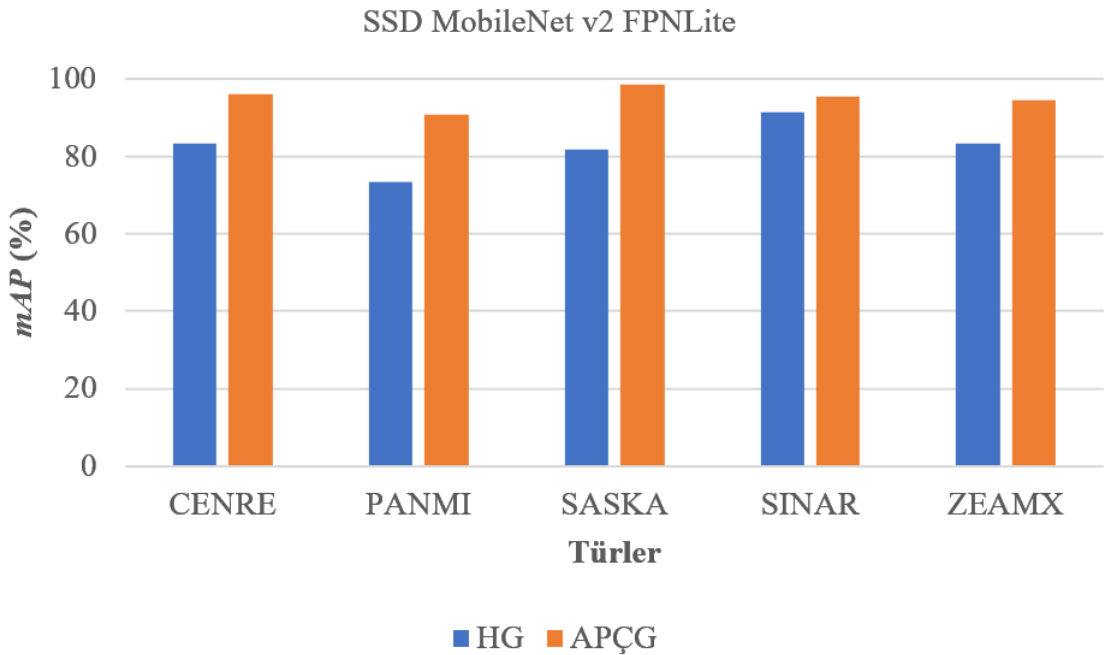
Model	IoU eşikleri	$AP(\%)$					$mAP(\%)$	$mAP_{ortalama}(\%)$	
		CENRE	PANMI	SASKA	SINAR	ZEAMX	(IoU)		
SSD MobileNet v2 FPNLite	HG	0.5	97.73	92.5	98.38	98.42	98.9	97.19	82.7
		0.55	97.73	92.5	98.38	98.42	98.9	97.19	
		0.6	97.73	92.5	97.83	98.42	98.9	97.08	
		0.65	97.73	91.41	96.96	98.42	98.08	96.52	
		0.7	96.18	90.56	95.54	98.42	98.08	95.76	
		0.75	93.24	86.62	90.78	98.42	97.58	93.33	
		0.8	88.1	78.3	88.63	96.52	89.99	88.31	
		0.85	82.77	63.7	79.68	96.34	83.44	81.19	
		0.9	62.03	40.98	59.75	91.59	57.13	62.3	
		0.95	20.61	4.63	11.82	40.71	13.16	18.19	
	$mAP(\%)$ (snif)		83.39	73.37	81.78	91.57	83.42		
	APÇG	0.5	98.48	98.02	100	99.96	99.32	99.16	95.13
		0.55	98.48	98.02	100	99.96	99.32	99.16	
		0.6	98.48	98.02	100	99.96	99.32	99.16	
		0.65	98.48	98.02	100	99.96	99.32	99.16	
		0.7	98.48	98.02	100	99.96	99.32	99.16	
		0.75	98.48	98.02	100	99.96	99.32	99.16	
		0.8	98.48	98.02	100	99.96	98.84	99.06	
		0.85	98.48	96.78	100	99.96	98.34	98.71	
		0.9	97.35	87.28	100	96.89	96	95.5	
0.95		76.38	38.01	85.34	59.89	55.64	63.05		
$mAP(\%)$ (snif)		96.16	90.82	98.53	95.65	94.47			

Şekil 4.8'de HG ve APÇG ile ayrı ayrı eğitilen SSD MobileNet v2 FPNLite modellerinin her bir IoU eşik değerlerindeki mAP başarımları görülmektedir. APÇG ile eğitilen model 0.9 IoU eşik değerinde yüksek performans göstermeye devam etmektedir. Ancak, HG ile eğitilen modelin 0.75 IoU eşiklerinden sonra performansı hızlı bir şekilde düşmektedir.



Şekil 4.8. SSD MobileNet v2 FPNLite modelinin her *IoU* eşik değeri için *mAP* sonuçları

Şekil 4.9'da sınıf başına tüm *IoU* eşik değerleri için hesaplanan *mAP* sonuçları görülmektedir. APÇG ile eğitilen model tüm bitki türlerini %94'ün üzerinde bir *mAP* değeriyle algıladığı gözlemlenirken, HG ile eğitilen modellerde bu değer %73 seviyesine kadar düşmüştür.

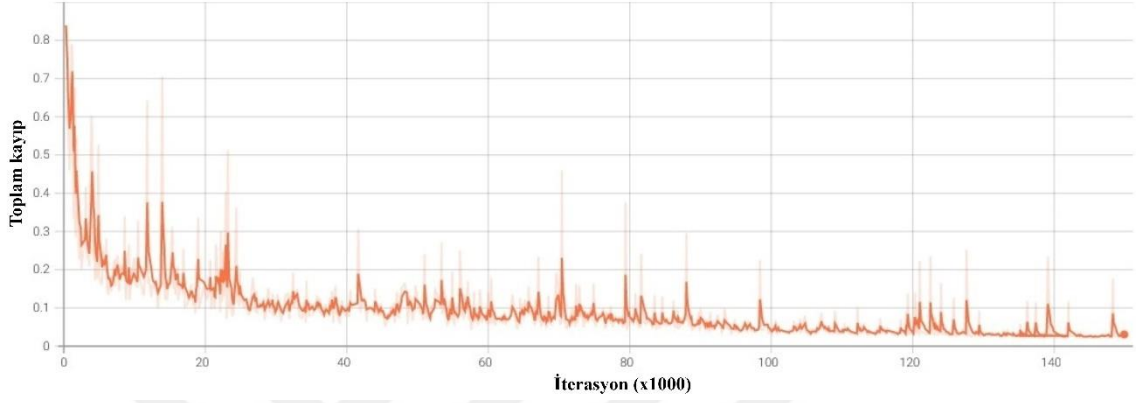


Şekil 4.9. SSD MobileNet v2 FPNLite modelinin sınıf başına *mAP* sonuçları

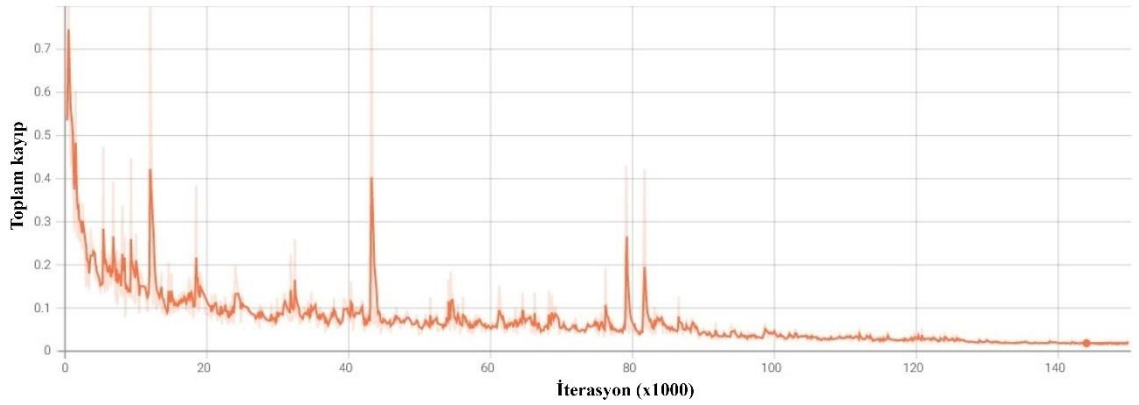
4.2.3. EfficientDet-D1 sonuçları

1) Eğitim sonuçları

EfficientDet-D1 modelinin HG ve APÇG ile eğitim sırasında gerçekleşen toplam kayıp grafikleri sırasıyla Şekil 4.10 ve Şekil 4.11’de yer almaktadır.



Şekil 4.10. EfficientDet-D1 modelinin HG ile eğitiminde toplam kayıp değerlerinin iterasyon sayısına göre değişimi



Şekil 4.11. EfficientDet-D1 modelinin APÇG ile eğitiminde toplam kayıp değerlerinin iterasyon sayısına göre değişimi

Diğer modellerde olduğu gibi APÇG ile eğitilen EfficientDet-D1 modelinin toplam kayıp değeri HG ile eğitilen modelde daha düşük olmuştur. Yine her iki veri seti ile eğitilen modellerin eğitim süreleri arasında önemli bir fark oluşmamıştır. EfficientDet-D1 modelinin eğitim süresinin düşük çıkması beklenirken eğitim süresi 17 saat sürmüştür.

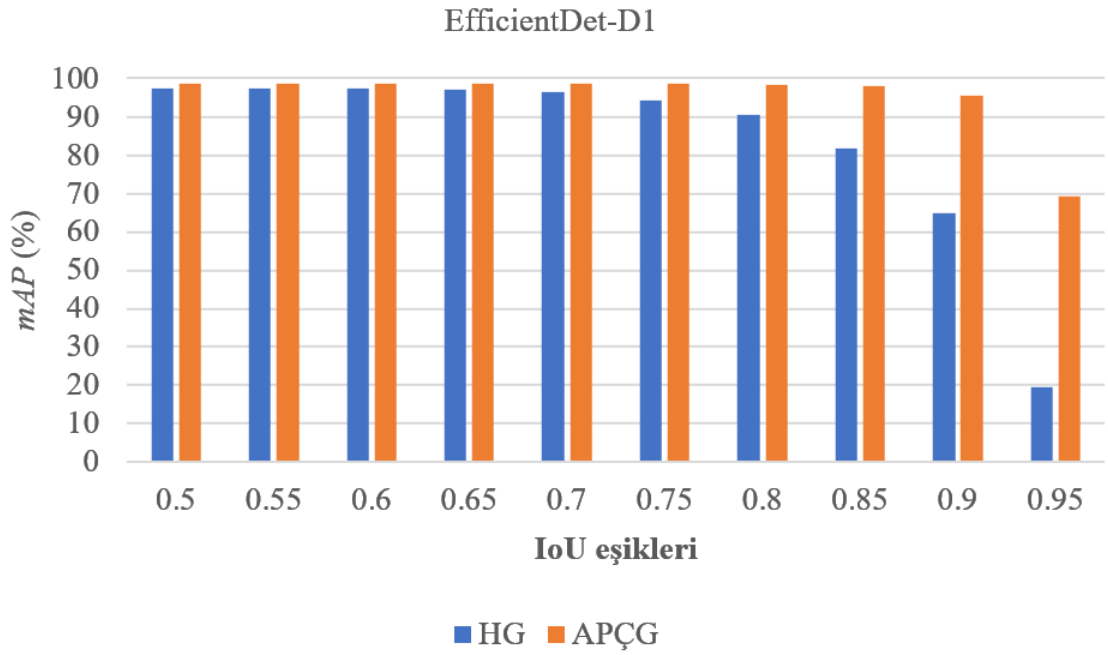
2) Test sonuçları

EfficientDet-D1 modelinin AP , mAP ve $mAP_{ortalama}$ metriklerine göre test sonuçları Çizelge 4.4'te sunulmaktadır.

Çizelge 4.4. EfficientDet-D1 modelinin test sonuçları

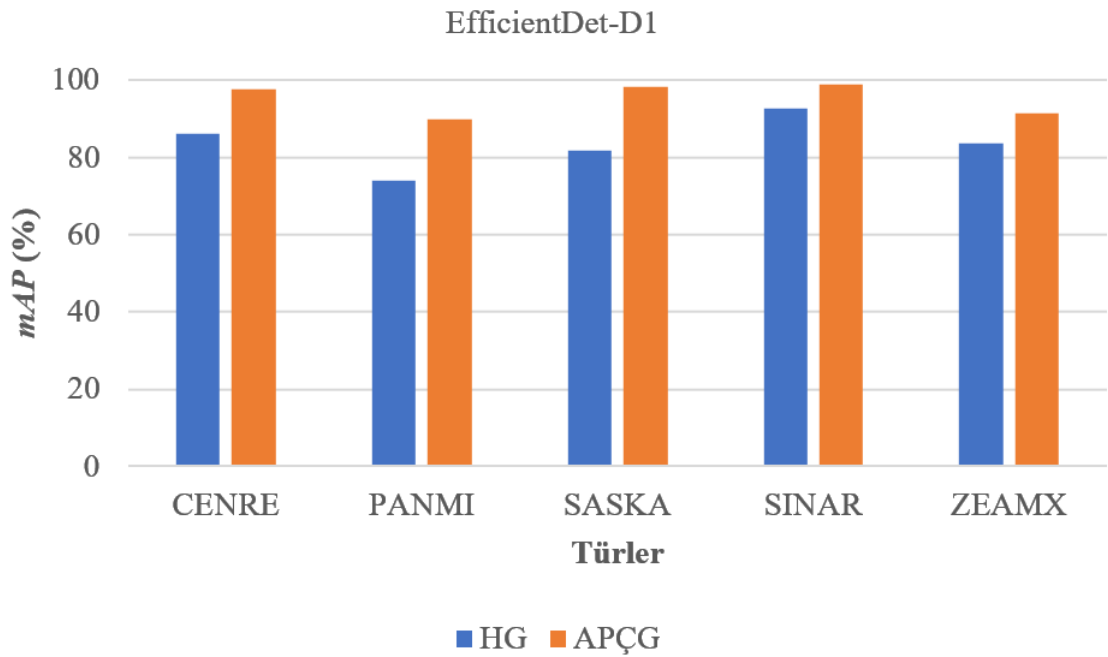
Model	IoU eşikleri	$AP(\%)$					$mAP(\%)$	$mAP_{ortalama}(\%)$	
		CENRE	PANMI	SASKA	SINAR	ZEAMX	(IoU)		
EfficientDet-D1	HG	0.5	99.7	92.24	99.21	99.73	96.84	97.54	83.71
		0.55	99.7	92.24	99.21	99.73	96.84	97.54	
		0.6	99.7	92.24	99.21	99.73	96.84	97.54	
		0.65	99.14	91.76	97.46	99.73	96.84	96.99	
		0.7	97.96	90.17	96.95	99.73	98.11	96.58	
		0.75	96.47	88.55	90.81	99.18	96.44	94.29	
		0.8	93.14	79.92	86.18	97.69	95.29	90.44	
		0.85	84.48	65.38	80.34	95.99	83.21	81.88	
		0.9	71.39	39.88	56.6	91.24	65.18	64.86	
		0.95	20.21	8.46	12.27	45.53	10.62	19.42	
	$mAP(\%)$ (snif)		86.19	74.08	81.82	92.83	83.62		
	APÇG	0.5	99.76	96.56	99.58	99.97	96.93	98.56	95.26
		0.55	99.76	96.56	99.58	99.97	96.93	98.56	
		0.6	99.76	96.56	99.58	99.97	96.93	98.56	
		0.65	99.76	96.56	99.58	99.97	96.93	98.56	
		0.7	99.76	96.56	99.58	99.97	96.93	98.56	
		0.75	99.76	96.3	99.58	99.97	96.93	98.51	
		0.8	99.29	96.3	99.58	99.97	96.93	98.41	
		0.85	99.29	95.31	99.58	99.97	96.44	98.12	
		0.9	98.82	86.19	99.58	99.46	93.84	95.58	
0.95		82.35	43.45	85.83	88.84	45.57	69.21		
$mAP(\%)$ (snif)		97.83	90.04	98.21	98.81	91.44			

Şekil 4.12’de HG ve APÇG ile ayrı ayrı eğitilen EfficientDet-D1 modellerinin her bir IoU eşik değerlerindeki mAP başarımları görülmektedir. APÇG ile eğitilen model 0.9 IoU eşik değerinde yüksek performans göstermeye devam etmektedir. Ancak, HG ile eğitilen modelin 0.7 IoU eşliğinden sonra performansı hızlı bir şekilde düşmektedir.



Şekil 4.12. EfficientDet-D1 modelinin her *IoU* eşik değeri için *mAP* sonuçları

Şekil 4.13'te sınıf başına tüm *IoU* eşik değerleri için hesaplanan *mAP* sonuçları görülmektedir. APÇG ile eğitilen model tüm bitki türlerini %90'ın üzerinde bir *mAP* değeriyle algıladığı gözlemlenirken, HG ile eğitilen modellerde bu değer %74 seviyesine kadar düşmüştür.



Şekil 4.13. EfficientDet-D1 modelinin sınıf başına *mAP* sonuçları

5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

5.1 Sonuçlar

5.1.1. Arka plan kaldırma sonuçları

Bitki tespiti için bir derin öğrenme ağı kullanıldığında, modelin yalnızca bitkinin özellik bilgilerini öğrenmesi gerekmektedir (Milioto ve ark., 2017). Arka plana ilişkin özellik bilgileri eğitim sonuçlarını etkileyebilir (Quan ve ark., 2019). Bu tez çalışmasında, renk indeksleri ve renk uzayları kullanılarak oluşturulan APÇG'de arka plan kaldırılmıştır.

Doğal ortamında alınan bitki görüntüleri için tek bir yöntemle başarılı bir şekilde bitki/arka plan segmentasyonu yapabilmek pek mümkün değildir. Bu sebeple algoritma oluşturma aşamasında birçok renk indeksi ve renk uzayı ile çeşitli deneyler yapılmış ve elde edilen sonuçlar neticesinde BGT algoritması oluşturulmuştur.

Diğer renk indekslerinin aksine *ExGR* indeksi sıfır eşik değeri kullanmaktadır (Şekil 3.23). Bu özelliği ile *ExGR* indeksi bu çalışmanın ilk adımında otomatik bitki ve arka plan segmentasyonu için tercih edilmiştir. Ancak bu indeks çoğu bitki pikselini arka plan olarak tanımladığı için yetersiz segmentasyon yapma eğilimindedir.

Algoritmanın maskeler için otomatik eşik değeri belirleme adımında, bu sorunu gidermek için renk uzaylarının avantajlarından faydalanılmıştır. Yapısı gereği *CieLab* renk uzayı ile tek eşik değeri belirleyerek segmentasyon yapılabilir. Bu eşik değerinin belirlenmesi için *ExGR* indeksi ile elde edilen bitki ve arka plana ait piksel değerlerinin aritmetik ortalaması ve standart sapması kullanılmıştır. *CieLab* renk uzayının a^* kanalına, belirlenen bu eşik değerinin uygulanmasıyla segmentasyon gerçekleştirilmiştir. Ancak bu sefer de çoğu arka plan pikseli bitki olarak tanımlanarak aşırı segmentasyon yapma eğiliminde olduğu görülmüştür.

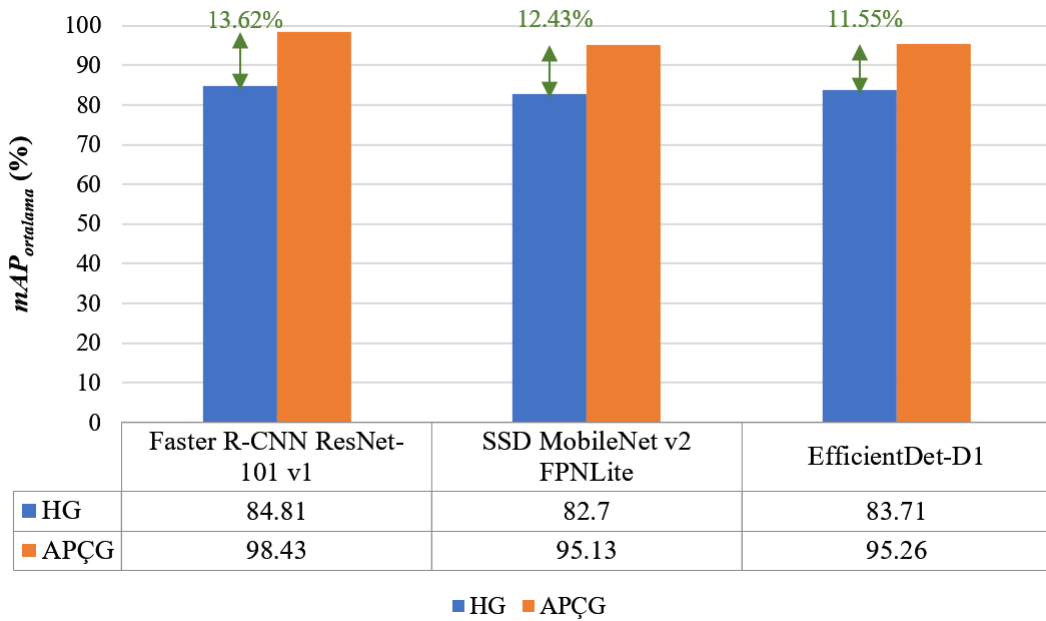
Algoritmanın otomatik segmentasyon adımında bu sorunu gidermek için *CieLab* renk uzayının L^* kanalı kullanılmıştır. Arka plan pikselleri ve bitki piksellerinin L^* kanal değerleri birbirinden farklı olduğu yapılan deneyler sonucunda ortaya çıkmıştır. Bunun için öncelikle ikinci adımda elde edilen görüntünün *RGB* renk uzayında baskın yeşil değeri hesaplanarak *CieLab* renk uzayı L^* kanal değeri karşılığı belirlenmiştir. Bu değer ve L^* kanalının alabileceği maksimum değer (255), görüntüde bulunan her bir alanın

ortalama L^* kanal değeri karşılaştırma yapılarak bitki veya arka plana ait olduğu belirlenmiştir.

Bu çalışmada sunulan 3 aşamalı ve her aşamada otomatik eşikleme yapılarak oluşturulan BGT algoritması ile %98.8 yüksek bir segmentasyon doğruluğu elde edilmiştir.

5.1.2. Modellerin algılama sonuçları

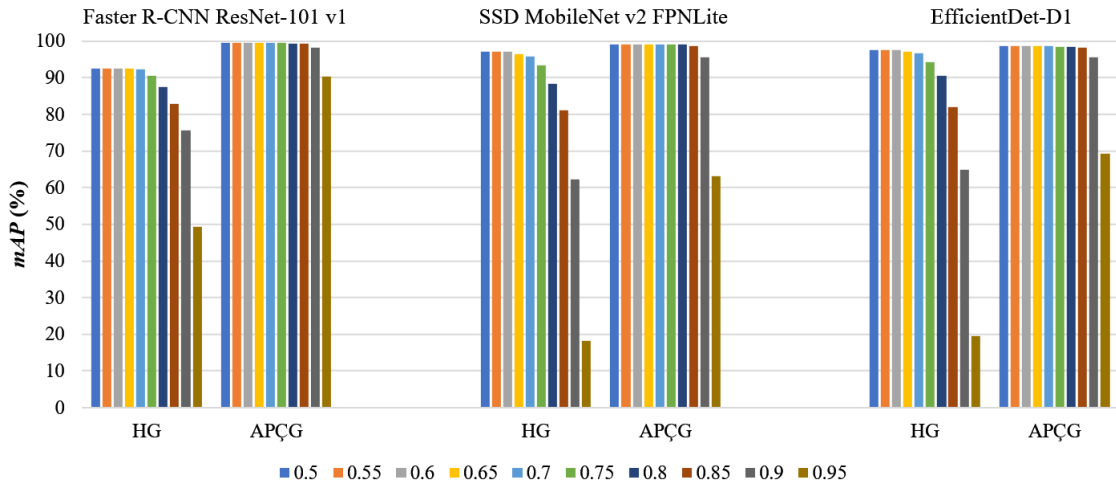
Bilgisayarlı görü ile herbisit uygulaması yapabilmek için bitki görüntülerinin doğal ortamlarında alınması gerekmektedir. Bu görüntüler ilgi nesnesi (bitki) dışında istenmeyen bitki kalıntıları, toprak ve/veya taş içerirler. Algılama modellerinin başarımları veri seti içerisindeki görüntülerin farklılık göstermesi durumunda büyük ölçüde etkilenmektedir. Tez kapsamında gerçekleştirilen arka plan kaldırma hedef bölgenin izole edilmesine yardımcı olmuş ve modelin bitkiyi hassas bir şekilde algılamasını sağlamıştır. Şekil 5.1’de görüldüğü gibi arka planı kaldırılmış görüntülerden oluşan APÇG ile eğitilen modeller, arka plana sahip görüntülerden oluşan HG ile eğitilen modellere ait kıyasla daha yüksek bir $mAP_{ortalama}$ değerlerine ulaşmışlardır. Arka plan kaldırmanın etkisinin %98.43'lük başarımla en yüksek Faster R-CNN ResNet-101 v1 modelinde olduğu görülmektedir. Benzer şekilde SSD MobileNet v2 FPNLite ve EfficientDet-D1’in başarımları sırasıyla %95.13 ve %95.26 olmuştur.



Şekil 5.1. Modellerin $mAP_{ortalama}$ sonuçları

Faster R-CNN ResNet-101 v1 modeli %98.43 $mAP_{ortalama}$ değeri elde ederek diğer modellerden daha iyi performans göstermiştir. APÇG ile eğitilen SSD MobileNet v2 FPNLite ve EfficientDet-D1 modelleri sırasıyla %95.13 ve %95.26 $mAP_{ortalama}$ değerleri elde etmişlerdir. Bu iki model yaklaşık olarak aynı performansını göstermiş olsa da SSD MobileNet v2 FPNLite modelinde arka plan kaldırmanın etkisi daha büyük olmuştur. Ayrıca klasik SSD nesne algılama için üst düzey katmanlarda çıkarılan özellikleri kullandığı için küçük nesnelere algılamada performansı düşük olmaktadır, ancak bu algoritmaya atlama bağlantılarını kullanan MobileNet v2 ve hızın düşmesi pahasına farklı ölçeklerde özellikler barındıran ÖPA'nın eklenmesi alt düzey özellikleri de kullanılabilir hale getirerek küçük nesnelere başarılı bir şekilde algılanmasını sağlamıştır.

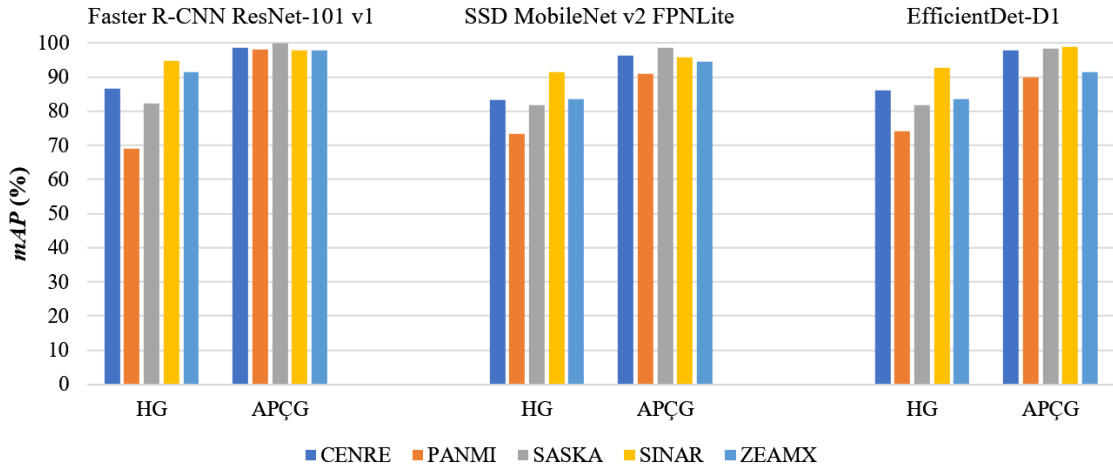
Şekil 5.2'de HG ve APÇG ile eğitilen modellerin her bir IoU eşik değerindeki mAP başarımları görülmektedir. APÇG ile eğitilen modeller 0.9 IoU eşik değerinde hala yüksek performans sergileyebiliyor iken, HG ile eğitilen modellerin 0.7 IoU eşik değerinden sonra performansları hızlı bir şekilde düşmektedir. APÇG ile eğitilen modellerden Faster R-CNN ResNet-101 v1 modeli 0.95 IoU eşik değerinde bile %90'ın üzerinde performans göstererek dayanıklılığını ortaya koymuştur. Diğer modellerin performansları bu değerden sonra hissedilir derecede düşmüştür.



Şekil 5.2. Modellerin IoU başına mAP sonuçları

Şekil 5.3'te sınıf başına tüm IoU eşik değerleri için hesaplanan mAP sonuçları görülmektedir. APÇG ile eğitilen modeller tüm bitki türlerini %90'ın üzerinde bir mAP değeriyle bitkileri algılayabildiği gözlemlenirken, HG ile eğitilen modellerde %70'lere

kadar düşmüştür. APÇG ile eğitilen Faster R-CNN ResNet-101 v1 modelinin tüm bitki türlerini doğru bir şekilde ayırt edebildiği açıkça görülmektedir. Diğer modeller genel olarak PANMI ve ZEAMX türlerinin görüntülerinin birbirlerine benzemesi sebebiyle Faster R-CNN ResNet-101 v1'e göre hatalı tahmin oranları fazladır.



Şekil 5.3. Modellerin sınıf başına *mAP* sonuçları

Önerilen yöntemle oluşturulan tüm algılama modelleri yüksek *IoU* eşik değerlerinde dayanıklılıklarını korumuşlar ve bitki türlerini doğru tahmin ederek üstün performans sergilemişlerdir. Gerçek dünya verilerindeki arka plan varyasyonunun ortadan kaldırılmasıyla elde edilen bu sonuçlar, DÖ'nün bitki algılama alanında güçlü bir araç olduğu gerçeğini de ortaya koymuştur. Ayrıca bitki algılama modellerinin başarımı arka plan etkisine ilaveten görüntüdeki ışık seviyesi ve gölgeden de etkilenmektedir (Hasan ve ark., 2021). *CieLab* renk uzayı aydınlatmadan az etkilendiği için farklı ışık seviyelerinde alınan görüntülerde iyi çalışmış ve görüntüde gölge kalmaması sebebiyle algılama performansı üzerinde olumlu bir etki oluşturmuştur.

Çizelge 5.1'de çalışmada kullanılan modellerin görüntü başına tahmin süreleri ve eğitim süreleri verilmektedir. Değerlendirilen modeller arasında en kısa çıkarım süresi 0.12 s ile bir tek aşamalı mimari olan SSD MobileNet v2 FPNLite modeline aittir. Çıkarım süresi açısından daha iyi olması beklenen EfficientDet'in performansı, iki aşamalı bir mimari olan Fast R-CNN kadar bile iyi değildir. Bu sonuç, bu özel durum için daha fazla deney yapılması gerektiğini gösteriyor olabilir.

Çizelge 5.1. Modellerin görüntü başına ortalama test verisi işleme süresi ve eğitim süreleri

Model	Test verisi işleme süresi (saniye)	Eğitim süresi (saat)
Faster R-CNN ResNet-101 v1	0.18	23
SSD MobileNet v2 FPNLite	0.12	7
EfficientDet-D1	0.21	17

Tüm sonuçlar değerlendirildiğinde, ağın arka planı öğrendiği ve bunun da model performansını etkilediği görülmektedir.

Bu tez çalışması, bitki algılama alanında dengeli bir veri setiyle ESA tabanlı algılama algoritmalarının performanslarının değerlendirilmesi yönüyle öncü bir çalışma ortaya koymuştur.

5.2 Öneriler

Bu tez çalışmasında, doğal ortamlarında alınan bitki görüntülerinde arka planın kaldırılmasına dayalı bir BGT ve son teknoloji ESA tabanlı algılama mimarilerinin kombinasyonuna dayanan bir BG yöntemi önerilmiştir. Bir veri setine veya herhangi bir eğitim sürecine bağlı olmayan BGT ile bitkiler arka planlarından verimli bir şekilde izole edilmiştir. Arka planın kaldırılması modellerin algılama performanslarını önemli ölçüde artırılarak hassas tarıma daha uygun hale getirilmesi sağlanmıştır.

BGT algoritması tez kapsamında yeşil renkli bitkiler üzerinde başarıyla çalışmaktadır. Sonraki çalışmalarda önerilen yöntem, farklı renklerdeki bitkiler için uyarlanarak çalışma alanı ve kapsamı genişletilebilir.

Tez kapsamında bir segmentasyon uygulaması (EVY) geliştirilmiştir. Bu uygulama kullanılarak MÖ yöntemleri için gerekli görüntü analizlerinin yapılmasıyla yeni veri setleri oluşturulabilir, algoritma üzerinde yapılacak olan değişikliklerle farklı etiketleme yöntemleri geliştirilebilir.

Bu tez çalışmasında herhangi bir veri artırma işlemi yapılmamıştır. Model performansının düşük olduğu durumlarda çeşitli teknikler ile veri artırma uygulaması da yapılarak, başarı oranlarının artırılması sağlanabilir.

Tez kapsamında önerilen yöntemle ihtiyaca göre değişik mimarilere sahip modeller oluşturulabilir ve gerçek zamanlı uygulamalarda kullanılabilir. Ayrıca önerilen yöntemde, çıkarım sürelerini düşürmek için optimize edilmiş DÖ çıkarımları sağlayan TensorRT motoru (NVIDIA, 2022) kullanılarak modellerin süre bakımından gerçek

zamanlı performansları arttırılabilir. Ayrıca kamera akışıyla alınan görüntüler için BGT'nin kullanımıyla geliştirilen teknikle BG tabanlı robotik makinelerin alt sistemleri de oluşturulabilir.



KAYNAKLAR

- Abadi, M., Agarwal, A., Barham, P., Brevdo, E., Chen, Z., Citro, C., Corrado, G. S., Davis, A., Dean, J. ve Devin, M., 2016, Tensorflow: Large-scale machine learning on heterogeneous distributed systems, *arXiv preprint arXiv:1603.04467*.
- Abdalla, A., Cen, H., Wan, L., Rashid, R., Weng, H., Zhou, W. ve He, Y., 2019, Fine-tuning convolutional neural network with transfer learning for semantic segmentation of ground-level oilseed rape images in a field with high weed pressure, *Computers and Electronics in Agriculture*, 167, 105091.
- Abouzahir, S., Sadik, M. ve Sabir, E., 2021, Paper Bag-of-visual-words-augmented Histogram of Oriented Gradients for efficient weed detection, *Biosystems Engineering*, 202, 179-194.
- Ahmad, A., Saraswat, D., Aggarwal, V., Etienne, A. ve Hancock, B., 2021, Performance of deep learning models for classifying and detecting common weeds in corn and soybean production systems, *Computers and Electronics in Agriculture*, 184, 106081.
- Albawi, S., Mohammed, T. A. ve Al-Zawi, S., 2017, Understanding of a Convolutional Neural Network, *2017 International Conference on Engineering and Technology (Icet)*.
- Ali, A., Streibig, J. C., Christensen, S. ve Andreasen, C., 2015, Image-based thresholds for weeds in maize fields, *Weed Research*, 55 (1), 26-33.
- Amara, J., Bouaziz, B. ve Algergawy, A., 2017, A Deep Learning-based Approach for Banana Leaf Diseases Classification, BTW workshop, Stuttgart, pp.79-88, p.
- Asad, M. H. ve Bais, A., 2020, Weed detection in canola fields using maximum likelihood classification and deep convolutional neural network, *Information Processing in Agriculture*, 7 (4), 535-545.
- Bah, M. D., Hafiane, A. ve Canals, R., 2018, Deep Learning with Unsupervised Data Labeling for Weed Detection in Line Crops in UAV Images, *Remote Sensing*, 10 (11).
- Bai, X. D., Cao, Z. G., Wang, Y., Yu, Z. H., Hu, Z., Zhang, X. F. ve Li, C. N., 2014, Vegetation segmentation robust to illumination variations based on clustering and morphology modelling, *Biosystems Engineering*, 125, 80-97.
- Bakhshipour, A. ve Jafari, A., 2018, Evaluation of support vector machine and artificial neural networks in weed detection using shape features, *Computers and Electronics in Agriculture*, 145, 153-160.
- Bappy, J. H. ve Roy-Chowdhury, A. K., 2016, Cnn Based Region Proposals for Efficient Object Detection, *2016 Ieee International Conference on Image Processing (Icip)*, 3658-3662.
- Barbedo, J. G. A., 2018, Factors influencing the use of deep learning for plant disease recognition, *Biosystems Engineering*, 172, 84-91.
- Barberi, P., 2002, Weed management in organic agriculture: are we addressing the right issues?, *Weed Research*, 42 (3), 177-193.
- Blackshaw, R. E., O'Donovan, J. T., Harker, K. N., Clayton, G. W. ve Stougaard, R. N., 2006, Reduced herbicide doses in field crops: A review, *Weed Biology and Management*, 6 (1), 10-17.
- Bodla, N., Singh, B., Chellappa, R. ve Davis, L. S., 2017, Soft-NMS - Improving Object Detection With One Line of Code, *2017 Ieee International Conference on Computer Vision (Iccv)*, 5562-5570.

- Brodie, G., 2018, Chapter 3 - The Use of Physics in Weed Control, In: Non-Chemical Weed Control, Eds: Jabran, K. ve Chauhan, B. S.: Academic Press, p. 33-59.
- Burgos-Artizzu, X. P., Ribeiro, A., Guijarro, M. ve Pajares, G., 2011, Real-time image processing for crop/weed discrimination in maize fields, *Computers and Electronics in Agriculture*, 75 (2), 337-346.
- Camargo Neto, J., 2004, A combined statistical-soft computing approach for classification and mapping weed species in minimum -tillage systems, *ETD collection for University of Nebraska - Lincoln*, 1-170.
- Chavan, T. R. ve Nandedkar, A. V., 2018, AgroAVNET for crops and weeds classification: A step forward in automatic farming, *Computers and Electronics in Agriculture*, 154, 361-372.
- Chen, L., Lin, S. B., Lu, X. K., Cao, D. P., Wu, H. B., Guo, C., Liu, C. ve Wang, F. Y., 2021, Deep Neural Network Based Vehicle and Pedestrian Detection for Autonomous Driving: A Survey, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 22 (6), 3234-3246.
- Christopher, M., Belghith, A., Bowd, C., Proudfoot, J. A., Goldbaum, M. H., Weinreb, R. N., Girkin, C. A., Liebmann, J. M. ve Zangwill, L. M., 2018, Performance of Deep Learning Architectures and Transfer Learning for Detecting Glaucomatous Optic Neuropathy in Fundus Photographs, *Sci Rep*, 8 (1), 16685.
- Coleman, G., Salter, W. ve Walsh, M., 2022, OpenWeedLocator (OWL): an open-source, low-cost device for fallow weed detection, *Scientific Reports*, 12 (1).
- Dahl, G., Ranzato, M. A., Mohamed, A.-r. ve Hinton, G. E., 2010, Phone recognition with the mean-covariance restricted Boltzmann machine, *Advances in neural information processing systems*, 23.
- Deng, J., Dong, W., Socher, R., Li, L. J., Li, K. ve Li, F. F., 2009, ImageNet: A Large-Scale Hierarchical Image Database, *Cvpr: 2009 Ieee Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vols 1-4*, 248-255.
- Deng, L., Seltzer, M. L., Yu, D., Acero, A., Mohamed, A.-r. ve Hinton, G., 2010, Binary coding of speech spectrograms using a deep auto-encoder, *Eleventh annual conference of the international speech communication association*.
- dos Santos Ferreira, A., Freitas, D. M., da Silva, G. G., Pistori, H. ve Folhes, M. T., 2017, Weed detection in soybean crops using ConvNets, *Computers and Electronics in Agriculture*, 143, 314-324.
- dos Santos Ferreira, A., Freitas, D. M., da Silva, G. G., Pistori, H. ve Folhes, M. T., 2019, Unsupervised deep learning and semi-automatic data labeling in weed discrimination, *Computers and Electronics in Agriculture*, 165.
- Dyrmann, M., Karstoft, H. ve Midtiby, H. S., 2016, Plant species classification using deep convolutional neural network, *Biosystems Engineering*, 151, 72-80.
- Espejo-Garcia, B., Mylonas, N., Athanasakos, L., Fountas, S. ve Vasilakoglou, I., 2020, Towards weeds identification assistance through transfer learning, *Computers and Electronics in Agriculture*, 171.
- Gao, J. F., French, A. P., Pound, M. P., He, Y., Pridmore, T. P. ve Pieters, J. G., 2020, Deep convolutional neural networks for image-based *Convolvulus sepium* detection in sugar beet fields, *Plant Methods*, 16 (1).
- Ge, H., Zhu, Z., Dai, Y., Wang, B. ve Wu, X., 2022, Facial expression recognition based on deep learning, *Comput Methods Programs Biomed*, 215, 106621.
- Gliever, C. ve Slaughter, D. C., 2001, Crop versus weed recognition with artificial neural networks, *ASAE paper*, 01-3104.

- Golzarian, M. R. ve Frick, R. A., 2011, Classification of images of wheat, ryegrass and brome grass species at early growth stages using principal component analysis, *Plant Methods*, 7.
- Guerrero, J. M., Pajares, G., Montalvo, M., Romeo, J. ve Guijarro, M., 2012, Support Vector Machines for crop/weeds identification in maize fields, *Expert Systems with Applications*, 39 (12), 11149-11155.
- Guijarro, M., Pajares, G., Riomoros, I., Herrera, P. J., Burgos-Artizzu, X. P. ve Ribeiro, A., 2011, Automatic segmentation of relevant textures in agricultural images, *Computers and Electronics in Agriculture*, 75 (1), 75-83.
- Gupta, S. ve Dikshit, A., 2010, Biopesticides: An ecofriendly approach for pest control, *Journal of Biopesticides*, 3 (Special Issue), 186.
- Hague, T., Tillett, N. D. ve Wheeler, H., 2006, Automated crop and weed monitoring in widely spaced cereals, *Precision Agriculture*, 7 (1), 21-32.
- Hamuda, E., Glavin, M. ve Jones, E., 2016, A survey of image processing techniques for plant extraction and segmentation in the field, *Computers and Electronics in Agriculture*, 125, 184-199.
- Hasan, A. S. M. M., Soheli, F., Diepeveen, D., Laga, H. ve Jones, M. G. K., 2021, A survey of deep learning techniques for weed detection from images, *Computers and Electronics in Agriculture*, 184, 106067.
- Hassanein, M., Lari, Z. ve El-Sheimy, N., 2018, A New Vegetation Segmentation Approach for Cropped Fields Based on Threshold Detection from Hue Histograms, *Sensors*, 18 (4).
- Haug, S., Michaels, A., Biber, P. ve Ostermann, J., 2014, Plant Classification System for Crop/Weed Discrimination without Segmentation, *2014 Ieee Winter Conference on Applications of Computer Vision (Wacv)*, 1142-1149.
- He, K., Zhang, X., Ren, S. ve Sun, J., 2016, Deep Residual Learning for Image Recognition, *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 770-778.
- Hernández-Hernández, J. L., García-Mateos, G., González-Esquivá, J. M., Escarabajal-Henarejos, D., Ruiz-Canales, A. ve Molina-Martínez, J. M., 2016, Optimal color space selection method for plant/soil segmentation in agriculture, *Computers and Electronics in Agriculture*, 122, 124-132.
- Herrera, L. J., Santana, J., Yebra, A., Rivas, M. J., Pulgar, R. ve Pérez, M. M., 2017, A model for prediction of color change after tooth bleaching based on CIELAB color space, *Third International Conference on Applications of Optics and Photonics*, 464-469.
- Hinton, G. E. ve Salakhutdinov, R. R., 2006, Reducing the dimensionality of data with neural networks, *Science*, 313 (5786), 504-507.
- Hinton, G. E., Srivastava, N., Krizhevsky, A., Sutskever, I. ve Salakhutdinov, R. R., 2012, Improving neural networks by preventing co-adaptation of feature detectors, *arXiv preprint arXiv:1207.0580*.
- Howard, A. G., Zhu, M., Chen, B., Kalenichenko, D., Wang, W., Weyand, T., Andreetto, M. ve Adam, H., 2017, MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications., *arXiv preprint arXiv:1704.04861*.
- Hu, K., Coleman, G., Zeng, S., Wang, Z. Y. ve Walsh, M., 2020, Graph weeds net: A graph-based deep learning method for weed recognition, *Computers and Electronics in Agriculture*, 174.
- Huang, H. S., Lan, Y. B., Yang, A. Q., Zhang, Y. L., Wen, S. ve Deng, J. Z., 2020, Deep learning versus Object-based Image Analysis (OBIA) in weed mapping of UAV imagery, *International Journal of Remote Sensing*, 41 (9), 3446-3479.

- Hunt, E. R., Cavigelli, M., Daughtry, C. S., Mcmurtrey, J. E. ve Walthall, C. L., 2005, Evaluation of digital photography from model aircraft for remote sensing of crop biomass and nitrogen status, *Precision Agriculture*, 6 (4), 359-378.
- Ioffe, S. ve Szegedy, C., 2015, Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift, *International Conference on Machine Learning, Vol 37*, 37, 448-456.
- Iqbal, N., Manalil, S., Chauhan, B. S. ve Adkins, S. W., 2019, Investigation of alternate herbicides for effective weed management in glyphosate-tolerant cotton, *Archives of Agronomy and Soil Science*, 65 (13), 1885-1899.
- Ishak, A. J., Hussain, A. ve Mustafa, M. M., 2009, Weed image classification using Gabor wavelet and gradient field distribution, *Computers and Electronics in Agriculture*, 66 (1), 53-61.
- Islam, N., Rashid, M. M., Wibowo, S., Xu, C. Y., Morshed, A., Wasimi, S. A., Moore, S. ve Rahman, S. M., 2021, Early Weed Detection Using Image Processing and Machine Learning Techniques in an Australian Chilli Farm, *Agriculture-Basel*, 11 (5).
- Jensen, T. A., Smith, B. ve Defeo, L. F., 2020, An automated site-specific fallow weed management system using unmanned aerial vehicles, *Paper presented at the GRDC Grains Research Update in Goondiwindi, Qld.*
- Jeon, G., 2014, Color image enhancement by histogram equalization in heterogeneous color space, *Int. J. Multimedia Ubiquitous Eng*, 9 (7), 309-318.
- Jeon, H. Y., Tian, L. F. ve Zhu, H. P., 2011, Robust Crop and Weed Segmentation under Uncontrolled Outdoor Illumination, *Sensors*, 11 (6), 6270-6283.
- Ji, X. Q., Li, Y., Cheng, J. Z., Yu, Y. H. ve Wang, M. J., 2015, Cell Image Segmentation Based on an Improved Watershed Algorithm, *2015 8th International Congress on Image and Signal Processing (Cisp)*, 433-437.
- Jiang, H. H., Zhang, C. Y., Qiao, Y. L., Zhang, Z., Zhang, W. J. ve Song, C. Q., 2020, CNN feature based graph convolutional network for weed and crop recognition in smart farming, *Computers and Electronics in Agriculture*, 174.
- Jiao, L. C., Zhang, F., Liu, F., Yang, S. Y., Li, L. L., Feng, Z. X. ve Qu, R., 2019, A Survey of Deep Learning-Based Object Detection, *IEEE Access*, 7, 128837-128868.
- Kataoka, T., Kaneko, T., Okamoto, H. ve Hata, S., 2003, Crop growth estimation system using machine vision, *Proceedings of the 2003 Ieee/Asme International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (Aim 2003), Vols 1 and 2*, 1079-1083.
- Kc, K., Yin, Z., Li, D. ve Wu, Z., 2021, Impacts of Background Removal on Convolutional Neural Networks for Plant Disease Classification In-Situ, *Agriculture*, 11 (9), 827.
- Kirk, K., Andersen, H. J., Thomsen, A. G., Jorgensen, J. R. ve Jorgensen, R. N., 2009, Estimation of leaf area index in cereal crops using red-green images, *Biosystems Engineering*, 104 (3), 308-317.
- Koklu, M., Cinar, I. ve Taspinar, Y. S., 2021, Classification of rice varieties with deep learning methods, *Computers and Electronics in Agriculture*, 187, 106285.
- Kounalakis, T., Triantafyllidis, G. A. ve Nalpantidis, L., 2019, Deep learning-based visual recognition of rumex for robotic precision farming, *Computers and Electronics in Agriculture*, 165.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I. ve Hinton, G. E., 2012, ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks, 1097-1105.

- l'Eclairage, C. I. d., 2007, ISO 11664-4:2008(E)/CIE S 014-4/E: Joint ISO/CIE Standard: Colorimetry-Part4: CIE 1976 L*a*b* Colour Space, Vienna, Austria: CIE Central Bureau.
- Lam, O. H. Y., Dogotari, M., Prüm, M., Vithlani, H. N., Roers, C., Melville, B., Zimmer, F. ve Becker, R., 2021, An open source workflow for weed mapping in native grassland using unmanned aerial vehicle: Using Rumex obtusifolius as a case study, *European Journal of Remote Sensing*, 54 (sup1), 71-88.
- Le, V. N. T., Ahderom, S. ve Alameh, K., 2020, Performances of the LBP Based Algorithm over CNN Models for Detecting Crops and Weeds with Similar Morphologies, *Sensors*, 20 (8).
- LeBaron, H. M. ve Hill, E. R., 2008, Chapter 11 - Weeds Resistant to Nontriazine Classes of Herbicides, In: The Triazine Herbicides, Eds: LeBaron, H. M., McFarland, J. E. ve Burnside, O. C., San Diego: Elsevier, p. 133-151.
- LeCun, Y., Bengio, Y. ve Hinton, G., 2015, Deep learning, *Nature*, 521 (7553), 436-444.
- Lee, S. H., Chan, C. S., Mayo, S. J. ve Remagnino, P., 2017, How deep learning extracts and learns leaf features for plant classification, *Pattern Recognition*, 71, 1-13.
- Liang, W.-C., Yang, Y.-J. ve Chao, C.-M., 2019, Low-Cost Weed Identification System Using Drones, *2019 Seventh International Symposium on Computing and Networking Workshops (CANDARW)*, 260-263.
- Lin, C. J., Prasetyo, Y. T., Siswanto, N. D. ve Jiang, B. C., 2019, Optimization of color design for military camouflage in CIELAB color space, *Color Research and Application*, 44 (3), 367-380.
- Lin, T.-Y., Maire, M., Belongie, S., Hays, J., Perona, P., Ramanan, D., Dollár, P. ve Zitnick, C. L., 2014, Microsoft COCO: Common Objects in Context, 740-755.
- Lin, T.-Y., Dollar, P., Girshick, R., He, K., Hariharan, B. ve Belongie, S., 2017, Feature Pyramid Networks for Object Detection, *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 936-944.
- Ling, P. P. ve Ruzhitsky, V. N., 1996, Machine vision techniques for measuring the canopy of tomato seedling, *Journal of Agricultural Engineering Research*, 65 (2), 85-95.
- Liu, B. ve Bruch, R., 2020, Weed Detection for Selective Spraying: a Review, *Current Robotics Reports*, 1 (1), 19-26.
- Liu, W., Anguelov, D., Erhan, D., Szegedy, C., Reed, S., Fu, C. Y. ve Berg, A. C., 2016, SSD: Single Shot MultiBox Detector, *Computer Vision - Eccv 2016, Pt I*, 9905, 21-37.
- Lottes, P., Behley, J., Chebrolu, N., Milioto, A. ve Stachniss, C., 2020, Robust joint stem detection and crop-weed classification using image sequences for plant-specific treatment in precision farming, *Journal of Field Robotics*, 37 (1), 20-34.
- Łuszczkiewicz-Piątek, M., 2014, Which Color Space Should Be Chosen for Robust Color Image Retrieval Based on Mixture Modeling, 55-64.
- Meyer, G. E., Hindman, T. W. ve Laksmi, K., 1999, Machine vision detection parameters for plant species identification, *Precision Agriculture and Biological Quality*, 327-335.
- Meyer, G. E. ve Neto, J. C., 2008, Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications, *Computers and Electronics in Agriculture*, 63 (2), 282-293.

- Miao, H. ve Xiao, C., 2018, Simultaneous Segmentation of Leukocyte and Erythrocyte in Microscopic Images Using a Marker-Controlled Watershed Algorithm, *Comput Math Methods Med*, 2018, 7235795.
- Milioto, A., Lottes, P. ve Stachniss, C., 2017, Real-Time Blob-Wise Sugar Beets Vs Weeds Classification for Monitoring Fields Using Convolutional Neural Networks, *International Conference on Unmanned Aerial Vehicles in Geomatics (Volume Iv-2/W3)*, 4-2 (W3), 41-48.
- Mohanty, S. P., Hughes, D. P. ve Salathe, M., 2016, Using Deep Learning for Image-Based Plant Disease Detection, *Front Plant Sci*, 7, 1419.
- Mulla, D. J., 2013, Twenty five years of remote sensing in precision agriculture: Key advances and remaining knowledge gaps, *Biosystems Engineering*, 114 (4), 358-371.
- Mursalin, M. ve Mesbah-Ul-Awal, M., 2014, Towards Classification of Weeds through Digital Image, *2014 Fourth International Conference on Advanced Computing and Communication Technologies (Acct 2014)*, 1-+.
- Nkemelu, D. K., Omeiza, D. ve Lubalo, N., 2018, Deep convolutional neural network for plant seedlings classification, *arXiv preprint arXiv:1811.08404*.
- NVIDIA, 2022, Tensor RT, <https://developer.nvidia.com/tensorrt>: [15 Eylül 2022].
- Oerke, E. C. ve Dehne, H. W., 2004, Safeguarding production - losses in major crops and the role of crop protection, *Crop Protection*, 23 (4), 275-285.
- Oerke, E. C., 2006, Crop losses to pests, *Journal of Agricultural Science*, 144 (1), 31-43.
- Oinosho, T., Kameyama, M. ve Taguchi, A., 2021, Color Conversion Formulae between RGB Color Space and HSI Color Space for Color Image Processing, *2021 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems (ISPACS)*, 1-2.
- Olsen, A., Konovalov, D. A., Philippa, B., Ridd, P., Wood, J. C., Johns, J., Banks, W., Girgenti, B., Kenny, O., Whinney, J., Calvert, B., Azghadi, M. R. ve White, R. D., 2019, DeepWeeds: A Multiclass Weed Species Image Dataset for Deep Learning, *Scientific Reports*, 9.
- Orbert, C. L., Bengtsson, E. W. ve Nordin, B. G., 1993, Watershed segmentation of binary images using distance transformations, *Nonlinear Image Processing IV*, 159-170.
- Osorio, K., Puerto, A., Pedraza, C., Jamaica, D. ve Rodriguez, L., 2020, A Deep Learning Approach for Weed Detection in Lettuce Crops Using Multispectral Images, *Agriengineering*, 2 (3), 471-488.
- Otsu, N., 1979, A threshold selection method from gray-level histograms, *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 9 (1), 62-66.
- Padilla, R., Netto, S. L. ve da Silva, E. A. B., 2020, A Survey on Performance Metrics for Object-Detection Algorithms, *2020 International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP)*, 237-242.
- Padilla, R., Passos, W. L., Dias, T. L. B., Netto, S. L. ve da Silva, E. A. B., 2021, A Comparative Analysis of Object Detection Metrics with a Companion Open-Source Toolkit, *Electronics*, 10 (3), 279.
- Peng, H., Li, Z., Zhou, Z. ve Shao, Y., 2022, Weed detection in paddy field using an improved RetinaNet network, *Computers and Electronics in Agriculture*, 199, 107179.
- Pérez-Ortiz, M., Peña, J. M., Gutiérrez, P. A., Torres-Sánchez, J., Hervás-Martínez, C. ve López-Granados, F., 2016, Selecting patterns and features for between- and

- within- crop-row weed mapping using UAV-imagery, *Expert Systems with Applications*, 47, 85-94.
- Pitts, W. ve McCulloch, W. S., 2016, How We Know Universals: The Perception of Auditory and Visual Forms, *Embodiments of Mind*, 47-68.
- Plant, R. E., Pettygrove, G. S. ve Reinert, W. R., 2000, Precision agriculture can increase profits and limit environmental impacts, *California Agriculture*, 54 (4), 66-71.
- Prema, P. ve Murugan, D., 2016, A novel angular texture pattern (ATP) extraction method for crop and weed discrimination using curvelet transformation, *ELCVIA Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis*, 15 (1), 27-59.
- Qasem, J. R., 2011, Herbicides Applications: Problems and Considerations, *Herbicides and Environment*, 643-664.
- Quan, L. Z., Feng, H. Q., Li, Y. J., Wang, Q., Zhang, C. B., Liu, J. G. ve Yuan, Z. Y., 2019, Maize seedling detection under different growth stages and complex field environments based on an improved Faster R-CNN, *Biosystems Engineering*, 184, 1-23.
- Rahman, A., Lu, Y. ve Wang, H., 2022, Performance Evaluation of Deep Learning Object Detectors for Weed Detection for Cotton, *Smart Agricultural Technology*, 100126.
- Rasti, P., Ahmad, A., Samiei, S., Belin, E. ve Rousseau, D., 2019, Supervised Image Classification by Scattering Transform with Application to Weed Detection in Culture Crops of High Density, *Remote Sensing*, 11 (3).
- Rawat, W. ve Wang, Z., 2017, Deep Convolutional Neural Networks for Image Classification: A Comprehensive Review, *Neural Comput*, 29 (9), 2352-2449.
- Ren, S. Q., He, K. M., Girshick, R. ve Sun, J., 2015, Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks, *Advances in Neural Information Processing Systems 28 (Nips 2015)*, 28.
- Ribani, R. ve Marengoni, M., 2019, A Survey of Transfer Learning for Convolutional Neural Networks, *2019 32nd SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images Tutorials (SIBGRAPI-T)*, 47-57.
- Riehle, D., Reiser, D. ve Griepentrog, H. W., 2020, Robust index-based semantic plant/background segmentation for RGB-images, *Computers and Electronics in Agriculture*, 169, 105201.
- Roudier, P., Tisseyre, B., Poilve, H. ve Roger, J. M., 2008, Management zone delineation using a modified watershed algorithm, *Precision Agriculture*, 9 (5), 233-250.
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E. ve Williams, R. J., 1986, Learning Representations by Back-Propagating Errors, *Nature*, 323 (6088), 533-536.
- Sabzi, S., Abbaspour-Gilandeh, Y. ve Garcia-Mateos, G., 2018, A fast and accurate expert system for weed identification in potato crops using metaheuristic algorithms, *Computers in Industry*, 98, 80-89.
- Salvi, M., Acharya, U. R., Molinari, F. ve Meiburger, K. M., 2021, The impact of pre- and post-image processing techniques on deep learning frameworks: A comprehensive review for digital pathology image analysis, *Comput Biol Med*, 128, 104129.
- Sandler, M., Howard, A., Zhu, M., Zhmoginov, A. ve Chen, L.-C., 2018, MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks, *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 4510-4520.

- Selvaraju, R. R., Cogswell, M., Das, A., Vedantam, R., Parikh, D. ve Batra, D., 2020, Grad-CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-Based Localization, *International Journal of Computer Vision*, 128 (2), 336-359.
- Sharma, A., Kumar, V., Shahzad, B., Tanveer, M., Sidhu, G. P. S., Handa, N., Kohli, S. K., Yadav, P., Bali, A. S., Parihar, R. D., Dar, O. I., Singh, K., Jasrotia, S., Bakshi, P., Ramakrishnan, M., Kumar, S., Bhardwaj, R. ve Thukral, A. K., 2019, Worldwide pesticide usage and its impacts on ecosystem, *SN Applied Sciences*, 1 (11), 1446.
- Shrestha, D. S., Steward, B. L. ve Birrell, S. J., 2004, Video processing for early stage maize plant detection, *Biosystems Engineering*, 89 (2), 119-129.
- Simonyan, K. ve Zisserman, A., 2014, Very deep convolutional networks for large-scale image recognition, *arXiv preprint arXiv:1409.1556*.
- Singh, V., Varsha ve Misra, A. K., 2015, Detection of unhealthy region of plant leaves using image processing and genetic algorithm, *2015 International Conference on Advances in Computer Engineering and Applications*, 1028-1032.
- Sivakumar, A. N. V., Li, J. T., Scott, S., Psota, E., Jhala, A. J., Luck, J. D. ve Shi, Y. Y., 2020, Comparison of Object Detection and Patch-Based Classification Deep Learning Models on Mid- to Late-Season Weed Detection in UAV Imagery, *Remote Sensing*, 12 (13).
- Sudars, K., Jasko, J., Namatevs, I., Ozola, L. ve Badaukis, N., 2020, Dataset of annotated food crops and weed images for robotic computer vision control, *Data Brief*, 31, 105833.
- Sun, H. Q. ve Luo, Y. J., 2009, Adaptive watershed segmentation of binary particle image, *J Microsc*, 233 (2), 326-330.
- Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y. Q., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D., Erhan, D., Vanhoucke, V. ve Rabinovich, A., 2015, Going Deeper with Convolutions, *2015 Ieee Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (Cvpr)*, 1-9.
- Tan, M. ve Le, Q., 2019, EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks, *International Conference on Machine Learning*, 6105-6114.
- Tan, M., Pang, R. ve Le, Q. V., 2020, EfficientDet: Scalable and Efficient Object Detection, *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 10781-10790.
- Tensorflow, 2021, TensorFlow 2 Detection Model Zoo, https://github.com/tensorflow/models/blob/master/research/object_detection/g3doc/tf2_detection_zoo.md: [Ziyaret Tarihi: 4 Ağustos 2022].
- Tian, H., Wang, T., Liu, Y., Qiao, X. ve Li, Y., 2020, Computer vision technology in agricultural automation —A review, *Information Processing in Agriculture*, 7 (1), 1-19.
- Tian, L. F. ve Slaughter, D. C., 1998, Environmentally adaptive segmentation algorithm for outdoor image segmentation, *Computers and Electronics in Agriculture*, 21 (3), 153-168.
- Trong, V. H., Gwang-hyun, Y., Vu, D. T. ve Jin-young, K., 2020, Late fusion of multimodal deep neural networks for weeds classification, *Computers and Electronics in Agriculture*, 175.
- van der Walt, S., Schonberger, J. L., Nunez-Iglesias, J., Boulogne, F., Warner, J. D., Yager, N., Gouillart, E., Yu, T. ve scikit-image, c., 2014, scikit-image: image processing in Python, *PeerJ*, 2, e453.
- Vincent, L. ve Beucher, S., 1989, The morphological approach to segmentation: an introduction, Centre de Morphologie Mathématique, Ecole Nationale Supérieure des Mines de ..., p.

- Voulodimos, A., Doulamis, N., Doulamis, A. ve Protopapadakis, E., 2018, Deep Learning for Computer Vision: A Brief Review, *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2018.
- Wang, A. C., Zhang, W. ve Wei, X. H., 2019, A review on weed detection using ground-based machine vision and image processing techniques, *Computers and Electronics in Agriculture*, 158, 226-240.
- Wang, A. C., Xu, Y. F., Wei, X. H. ve Cui, B. B., 2020, Semantic Segmentation of Crop and Weed using an Encoder-Decoder Network and Image Enhancement Method under Uncontrolled Outdoor Illumination, *IEEE Access*, 8, 81724-81734.
- Westerman, P. R., Borza, J. K., Andjelkovic, J., Liebman, M. ve Danielson, B., 2008, Density-dependent predation of weed seeds in maize fields, *Journal of Applied Ecology*, 45 (6), 1612-1620.
- Woebbecke, D. M., Meyer, G. E., Vonbargen, K. ve Mortensen, D. A., 1993, Plant-Species Identification, Size, and Enumeration Using Machine Vision Techniques on near-Binary Images, *Optics in Agriculture and Forestry*, 1836, 208-219.
- Woebbecke, D. M., Meyer, G. E., Vonbargen, K. ve Mortensen, D. A., 1995, Color Indexes for Weed Identification under Various Soil, Residue, and Lighting Conditions, *Transactions of the ASAE*, 38 (1), 259-269.
- Wspanialy, P., Brooks, J. ve Moussa, M., 2020, An Image Labeling Tool and Agricultural Dataset for Deep Learning., *ArXiv Preprint ArXiv:2004.03351*.
- Zaidi, S. S. A., Ansari, M. S., Aslam, A., Kanwal, N., Asghar, M. ve Lee, B., 2022, A survey of modern deep learning based object detection models, *Digital Signal Processing*, 126, 103514.
- Zhang, W. H., Hansen, M. F., Volonakis, T. N., Smith, M., Smith, L., Wilson, J., Ralston, G., Broadbent, L. ve Wright, G., 2018, Broad-Leaf Weed Detection in Pasture, *2018 Ieee 3rd International Conference on Image, Vision and Computing (Icivc)*, 101-105.
- Zhang, Y., Shen, Y. L. ve Zhang, J., 2019, An improved tiny-yolov3 pedestrian detection algorithm, *Optik*, 183, 17-23.
- Zhang, Y. J., 1996, A survey on evaluation methods for image segmentation, *Pattern Recognition*, 29 (8), 1335-1346.
- Zhao, W. Z. ve Du, S. H., 2016, Spectral-Spatial Feature Extraction for Hyperspectral Image Classification: A Dimension Reduction and Deep Learning Approach, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54 (8), 4544-4554.
- Zheng, Y., Zhu, Q. B., Huang, M., Guo, Y. ve Qin, J. W., 2017, Maize and weed classification using color indices with support vector data description in outdoor fields, *Computers and Electronics in Agriculture*, 141, 215-222.
- Zivkoviç, S., 2020, Image segmentation with Watershed algorithm, <https://datahacker.rs/007-opencv-projects-image-segmentation-with-watershed-algorithm/>: [Ziyaret Tarihi: 8 Eylül 2022].