



T.C.

TOKAT GAZİOSMANPAŞA ÜNİVERSİTESİ

LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

BİYOSİSTEM MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

**TOKAT BÖLGESİ BUĞDAY ÜRETİMİNDE BAZI YABANCI
OTLARIN**

DERİN ÖĞRENME YÖNTEMİ İLE TESPİT EDİLMESİ

DOKTORA TEZİ

Mustafa GÜZEL

Birinci Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Bülent TURAN

İkinci Danışman: Prof. Dr. İzzet KADIOĞLU

TOKAT- 2022

Her hakkı saklıdır



Bu tez çalışması;

Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu (TÜBİTAK) tarafından 3501 Kariyer Geliştirme Programı Kapsamında 120O888 numaralı proje ile desteklenmiştir.

Tez çalışmasının son dönemi Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu (TÜBİTAK) tarafından 2214-a Yurt Dışı Doktora Sırası Araştırma Burs Programı Kapsamında desteklenerek 12 ay boyunca Southern Illinois University-ABD’de sürdürülmüştür.

ETİK SÖZLEŞME

Tokat Gaziosmanpaşa Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü tez yazım kılavuzuna göre, Dr. Öğr. Üyesi Bülent TURAN danışmanlığında hazırlamış olduğum “Tokat Bölgesi Buğday Üretiminde Bazı Yabancı Otların Derin Öğrenme Yöntemi ile Tespit Edilmesi” adlı Doktora tezinin bilimsel etik değerlere ve kurallara uygun, özgün bir çalışma olduğunu, aksinin tespit edilmesi halinde her türlü yasal yaptırımını kabul edeceğimi beyan ederim.

21/07/2022

Mustafa GÜZEL

JÜRİ KABUL VE ONAY

Mustafa Güzel tarafından hazırlanan “**Tokat Bölgesi Buğday Üretiminde Bazı Yabancı Otların Derin Öğrenme Yöntemi ile Tespit Edilmesi**” adlı tez çalışmasının savunma sınavı **29/06/2022** tarihinde yapılmış olup aşağıda verilen Jüri tarafından **Oy Birliği** ile Tokat Gaziosmanpaşa Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü **BİYOSİSTEM MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM** dalında DOKTORA TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri	(Unvanı, Adı Soyadı)	İmzası
Üye (Başkan)	Prof. Dr. Engin ÖZGÖZ	
Üye	Prof. Dr. İbrahim TÜRKOĞLU	
Üye	Prof. Dr. Ferhat KURTULMUŞ	
Üye (Danışman)	Dr. Öğr. Üyesi Bülent TURAN	
Üye	Dr. Öğr. Üyesi O. Mete KILIÇ	

ONAY

...../...../.....

Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Müdürü

Doktora süresince her türlü şartta yanımda olan, dünyanın öbür ucuna benimle gelerek gündelik tüm sorumlulukları ve bir evlada bakma yükümlülüğünü üzerimden alan, bu sayede sadece işime odaklanmamı sağlayarak bu çalışmanın ortağı olan eşim Kübra GÜZEL'e,

Bilime adanan hayatlar silsilesini, dedesi ve babasından sonra da bunu bir aile geleneği haline çevirmesini umut ettiğim evladım Yavuz Aren GÜZEL'e ithafen

ÖNSÖZ

Tez çalışmamın her bir aşamasında bilgi, öneri ve tecrübelerini mümkün olan en yüksek sağ duyu ile paylaşan danışmanım Dr. Öğr. Üyesi Bülent TURAN başta olmak üzere, emekli olmasına rağmen aynı heyecan ile bilime olan desteğini devam ettiren ikinci danışmanım Prof. Dr. İzzet KADIOĞLU'na, yapay zekâ ve derin öğrenme kapılarını ardına kadar açan ve sınırlarını bilemediğim bu bulanık dünyanın her yolunda kılavuzluğunu esirgemeyen Prof. Dr. Alper BAŞTÜRK'e, Yüksek Lisans Tezi-Doktora Yeterlilik ve Doktora Tezi gibi lisansüstü eğitim aşamalarının en kritik noktalarında bulunan Prof. Dr. Engin ÖZGÖZ'e, Prof. Dr. İbrahim TÜRKOĞLU'na, Prof. Dr. Ferhat KURTULMUŞ'a ve Dr. Öğr. Üyesi O. Mete KILIÇ'a, Çalışmanın başından sonuna kadar saha ve fikir çalışmalarında kendi çalışması gibi ciddiyetle önem gösteren Dr. Öğr. Üyesi Bahadır ŞİN'e, Her daim bir arkadaş-meslektaştan öte kardeş olan Arş. Gör. Yasin GÜLYÜZ-Arş. Gör. Tugay ÜLKÜ-Arş. Gör. Mücahid TOPCU-Dr. Öğr. Üyesi Emre ÇAM'a, esas görev yerime döneceğim günü ve saatleri saymak suretiyle çalışmanın en ağır yükü olan "etiketleme" kısmına gece-gündüz ortak olan kardeşim Arş. Gör. Kaan KAPLAN'a, Southern Illinois University bünyesinde bulunan Plant, Soil and Agricultural Systems departmanında 12 ay boyunca çalışmalarımı **2214-A** burs programı kapsamında destekleyen **TÜBİTAK**'a, 12 ay boyunca tez çalışmasına yaptıkları kıymetli katkılar ve öğrettikleri yeni teknikler nedeniyle Southern Illinois University Plant, Soil and Agricultural Systems departmanından Associate Proffessor Dr. Amir SADEGHPOUR'a ve School of Computing bölümünden Assistant Proffesor Dr. Khaled R. AHMED'e, Bilimin gücünü, vizyonunu, adanmışlığını ve ne derece yüksek bir merteye olduğunu yaşayarak evlatlarına gösteren ve yemek masasında dahi elinden kitabı bırakmayan babam Prof. Dr. Yahya GÜZEL'e teşekkür ederim.

Mustafa GÜZEL
TOKAT-2022

ÖZET

DOKTORA TEZİ

TOKAT BÖLGESİ BUĞDAY ÜRETİMİNDE BAZI YABANCI OTLARIN DERİN ÖĞRENME YÖNTEMİ İLE TESPİT EDİLMESİ

Mustafa Güzel

Tokat Gaziosmanpaşa Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü

Biyosistem Mühendisliği Anabilim Dalı

Tez Danışmanı: Dr. Öğr. Üyesi Bülent Turan

İkinci Danışman: Prof. Dr. İzzet Kadioğlu

Temmuz 2022, xiii + 143 sayfa

Dünya genelinde canlı nüfus artışının hızlanarak devam etmesi ve buna bağlı olarak yükselen besin ihtiyacını karşılamak amacıyla üretilen önemli tarımsal besin kaynaklarından birisi de buğday bitkisidir. Buğday üretiminde verim ve kalite düşüklüğüne sebep olan önemli biyotik etmenlerin başında yabancı otların varlığı gelmektedir. Yabancı otlarla daha etkin bir mücadele gerçekleştirmek, kullanılan herbisitlerin zararlı yanlarını ve maliyetini azaltmak için yabancı otların yerlerini ve türlerini belirlemek gereklidir. Ancak bir uzman görüşü ile bu denli hassas tespitlerin yapılabilmesi, yapay zeka algoritmalarının son dönemde gösterdiği başarı ile çok daha hızlı ve kolay olabilmektedir. Bu çalışmada buğday üretim alanlarında önemli kayıplara ve zehirlenmelere sebep olan yabancı hardal (*Sinapis arvensis* L.), köygöçüren (*Cirsium arvense* (L.) Scop) ve tarla hazeranının (*Consolida regalis* Gray) derin öğrenme yöntemi ile tespit edilmesi sağlanmıştır. Her bir bitkinin tanımlama ve mücadelesi için faydalı olan 5 farklı fenolojik dönemi (kotiledon yaprak dönemi, 3-5 yapraklı dönem, çiçeklenme öncesi dönem, çiçeklenme dönemi ve meyve ve tohum bağlama dönemi) ayrı sınıflandırmaya tabi tutularak 15 farklı sınıflandırma işlemi yapılmıştır. Her sınıfa ait görüntülerdeki etiketlenen toplam 145 792 nesne ile YOLOv5 derin öğrenme modeli kullanılmıştır. YOLOv5'e ait tüm sinir ağıları (Nano, Small, Medium, Large ve

ExLarge) eğitime tabi tutularak, sinir ağlarının Doğruluk, Geri Çağırım, F-1 Puanı ve AUC performansları değerlendirilmiştir. Kullanılan sinir ağlarından en başarılı olan sinir ağı %98 ile YOLOv5s (small) olurken, tüm sinir ağları en yüksek performanslarını KG2’de (köygöçüren 3-5 yapraklı dönem) göstermiştir. Sinir ağlarının en düşük performans gösterdikleri grup ise en yüksek oranla YOLOv5s (small) ile %45 iken en düşük değer ise YOLOv5n (nano) ile %8 değeriyle TH5’e (tarla hazeranı tohum bağlama dönemi) ait olmuştur. Bu çalışma, yabancı otların farklı fenolojik dönemlerine göre bilgisayar görmesi ile tespit edilebilmesi bakımından bir ilk olmuştur.

Anahtar Kelimeler: Yabancı Ot Tespiti, Derin Öğrenme, Farklı Fenolojik Dönemler, YOLOv5

ABSTRACT

DOCTORATE THESIS

DETECTION of SOME WEEDS in WHEAT PRODUCTION of TOKAT REGION by DEEP LEARNING

Mustafa Guzel

Tokat Gaziosmanpasa University Institute of Graduate Studies

Department of Biosystem Engineering

Advisor: Assist. Prof. Dr. Bülent Turan

Second Advisor: Prof. Dr. İzzet Kadioğlu

July 2022, xiii + 143 pages

The wheat is one of the important agricultural food sources produced in order to meet the rapidly increasing living population and accordingly the increasing nutritional needs. The presence of weeds is an important biotic factors that cause yield and quality losses in wheat production. It is necessary to determine the locations and types of weeds in order to combat weeds more effectively and to reduce the harmful effects and cost of the herbicides used. Such a sensitive determinations could be possible only with the opinion of an expert but it can be much faster and easier with the success of artificial intelligence algorithms in the recent period. In this study, charlock mustard (*Sinapis arvensis* L.), creeping thistle (*Cirsium arvense* (L.) Scop) and forking larkspur (*Consolida regalis* Gray) plants, which cause significant losses and poisoning in wheat production areas, were determined by deep learning method. 5 different phenological periods (cotyledon leaves period, 3-5 leaves period, pre-flowering period, flowering period and fruit and seed setting period) of each plant, which are important for control, were classified separately and 15 different classification processes were carried out. YOLOv5 deep learning architecture was used with a total of 145 792 labelled objects in the images of each class. All neural networks (Nano, Small, Medium, Large and ExLarge) that came with YOLOv5 were trained and the Precision, Recall, F-1 Score and AUC

performances of the neural networks were evaluated. It has obtained as the most successful neural network was YOLOv5s (small) with 98%, all neural networks showed their highest performance in KG2 (3-5 leaves period of creeping thistle). the lowest performance class of neural networks were with TH5 (fruit and seed setting period of forking larkspur) and YOLOv5s (small) with the highest rate of 45%, while the lowest value was YOLOv5n (nano) and th5 (seed setting period) with a value of 8%. This study is a first in terms of detecting weeds according to different phenological stages by computer vision.

Keywords: Weed Detection, Deep Learning, Phenological Terms, YOLOv5

İÇİNDEKİLER

ÖZET	i
ABSTRACT.....	iii
İÇİNDEKİLER	v
ABSTRACT.....	iii
ŞEKİL LİSTESİ.....	vi
TABLolar LİSTESİ.....	x
SİMGELER ve KISALTMALAR	xii
ÖZGEÇMİŞ	xiv
1. GİRİŞ	1
2. LİTERATÜR ÖZETLERİ.....	17
2.1. Literatür Çalışmalarına Sağlanması Öngörülen Katkılar	46
3. MATERYAL ve YÖNTEM.....	50
3.1. Materyal	50
3.1.1. Çalışma kapsamında değerlendirilmeye alınan yabancı otlar ve özellikleri	50
3.1.2. Arazi sürvey çalışmaları.....	58
3.1.3. Derin öğrenme yöntemi.....	63
3.1.4. Çalışmada kullanılan teknik elemanlar.....	70
3.2. Yöntem	73
3.2.2. Veri setinin oluşturulması	82
3.2.3. Derin öğrenme mimarisinin seçimi	91
3.3. Veri Seti Oluşturmak ve Sistemin Eğitilmesi	95
4. BULGULAR	99
4.1. Farklı Yapay Sinir Ağlarının Eğitim Performansları	99
4.2. Yabancı otların tespit edilme başarısı	118
5. TARTIŞMA ve SONUÇ	123
6. KAYNAKLAR.....	131

ŞEKİL LİSTESİ

<u>Şekil</u>		<u>Sayfa</u>
Şekil 3.1	Yabani hardalın yayılım haritası.....	54
Şekil 3.2	Köygöçürenin dünyada yayılım haritası.....	56
Şekil 3.3	Tarla hazeranı'ın dünyada yayılım haritası	58
Şekil 3.4	Magellan Explorit 310 el tipi gps aleti.....	59
Şekil 3.5	Çalışma kapsamında gerçekleştirilen sürvey sonucu tespit edilen yabancı 60 otların lokasyonları (GoogleMap)	
Şekil 3.6	Sürvey çalışmasında yabancı otlara rastlanan ve tohumları toplanan buğday 61 arazileri	
Şekil 3.7	Konvolüsyon işlemi.....	67
Şekil 3.8	Havuzlama.....	68
Şekil 3.9	Tam bağlı katman	68
Şekil 3.10	Aktivasyon fonksiyonu (RELU).....	69
Şekil 3.11	Standart sinir ağı ve dropout uygulanmış sinir ağı görüntüsü	69
Şekil 2.12	DJI Mavic 2 Pro Drone.....	71
Şekil 3.13	Platform içerisinde görüntü alma işleminde kullanılan Nikon D7500 72 fotoğraf makinesi ve 18-140 mm lens	
Şekil 3.14	Araziden toplanan yabancı otların çimlendirme öncesi laboratuvar çalışmaları	74
Şekil 3.15	Görüntü alınan platformun teknik çizimi	75
Şekil 3.16	Tasarlanan platformun görüntü almaya hazır hale getirilmesi	76
Şekil 3.17	Yabani hardal (<i>Sinapis arvensis</i> L.) bitkisinin kotiledon yapraklarının çıkışı ve 77 saksı içerisindeki görüntüleri.....	
Şekil 3.18	Tarla hazeranı (<i>Consolida regalis</i> Gray) bitkisinin çimlenmesi ve kotiledon 78 yaprakların topraktan çıkışı	

Şekil 3.19	Doğal ortamda bitki görüntüleri almak için tahsis edilen çalışma alanı.....	79
Şekil 3.20	Deneme alanında gerçekleştirilen ekim ve toprak işleme uygulamaları	79
Şekil 3.21	Videolardaki saniye başına düşen karelerin iyileştirilmesinde kullanılan program arayüzü	83
Şekil 3.22	Hareket halinde iken kaydedilen bitki görüntülerinin rastgele alınan karelerinden 30 FPS (a) ve 60 FPS (b) örneği.....	83
Şekil 3.23	Videolardaki saniye başına düşen karelerin içerisinde rastgele karelerin seçilmesi DeepLabel arayüzü.....	84
Şekil 3.24	Etiketlenmeye hazır hale getirilmiş karelerdeki bitki görüntülerinin etiketlenmesi labelimg-master arayüzü	85
Şekil 3.25	Bir görüntü üzerinden obje etiketlemesi yapıldığında oluşan TXT dosya içeriği.....	87
Şekil 3.26	Arka plan (background) görüntüleri için aynı isimde boş TXT dosyaları oluşturma kodları (Matlab)	88
Şekil 3.27	Bitki tür ve gelişim dönemlerine göre oluşturulan fotoğraf sayıları	88
Şekil 3.28	Bitki tür ve gelişim dönemlerine göre fotoğraflarda etiketlenen görüntü sayıları	89
Şekil 3.29	COCO (the common objects in context) veri seti ile derin öğrenme mimarilerinin karşılaştırılması.....	91
Şekil 3.30	YOLO (You Only Look Once) FPS (saniyedeki kare sayısı) e göre performans karşılaştırmaları	92
Şekil 3.31	YOLOv5 e ait farklı sinir ağı modelleri ve özellikleri	93
Şekil 3.32	YOLOv5'e ait Hiperparametreler	93
Şekil 3.33	Karmaşıklık matrisi örneği	94
Şekil 3.33	Veri setini eğitim (%90) ve doğrulama (%10) olacak şekilde otomatik ayırt eden Python kodları	96
Şekil 3.35	YOLOv5 Derin öğrenme modelinin eğitim aşamasının başlatılması için gereken Python komutları.....	97

Şekil 4.1	YOLOv5 sinir ağlarının eğitim turu sayısına göre ortalama doğru tahmin etme süreci.....	99
Şekil 4.2	YOLO5n sinir ağı ile eğitilen modelin karmaşıklık matrisi	100
Şekil 4.3	YOLO5s sinir ağı ile eğitilen modelin karmaşıklık matrisi	101
Şekil 4.4	YOLOv5m sinir ağı ile eğitilen modelin karmaşıklık matrisi.....	102
Şekil 4.5	YOLOv5l sinir ağı ile eğitilen modelin karmaşıklık matrisi.....	103
Şekil 4.6	YOLOv5xl sinir ağı ile eğitilen modelin karmaşıklık matrisi.....	104
Şekil 4.7	YOLOv5 Nano sinir ağının veri setimizdeki performans değerleri	106
Şekil 4.8	YOLOv5 Small sinir ağının veri setimizdeki performans değerleri	107
Şekil 4.9	YOLOv5 Medium sinir ağının veri setimizdeki performans değerleri	108
Şekil 4.10	YOLOv5 Large sinir ağının veri setimizdeki performans değerleri	109
Şekil 4.11	YOLOv5 Ekstra Large sinir ağının veri setimizdeki performans değerleri	110
Şekil 4.12	YOLOv5'in sunduğu tüm sinir ağlarının, veri setimizdeki sınıflar içerisindeki kesinlik performans değerlendirmeleri	113
Şekil 4.13	YOLOv5'in sunduğu tüm sinir ağlarının, veri setimizdeki sınıflar içerisindeki Duyarlılık performans değerlendirmeleri	114
Şekil 4.14	YOLOv5'in sunduğu tüm sinir ağlarının, veri setimizdeki sınıflar içerisindeki F-1 Puanı performans değerlendirmeleri.....	115
Şekil 4.15	YOLOv5'in sunduğu tüm sinir ağlarının, veri setimizdeki sınıflar içerisindeki auc performans değerlendirmeleri	116
Şekil 4.16	Eğitilmiş yapay sinir ağı ile oluşturulan ağırlığı kullanarak bir görüntü üzerinden obje tespiti (detect) için komut örneği	118
Şekil 4.17	Buğday arazisi içerisindeki th4 tespitleri	120
Şekil 4.18	Buğday arazisi içerisindeki TH2, TH3, KG2, KG3 tespitleri	120
Şekil 4.19	Buğday arazisi içerisindeki KG4 (köygöçüren-çiçeklenme dönemi) tespitleri.....	121
Şekil 4.20	Buğday arazisi içerisindeki KG4 ve KG5 dönemi tespitleri	121

Şekil 4.21	Buğday arazisi içerisindeki YH2 ve YH3 tespitleri	122
Şekil 5.1	Buğday arazisindeki yabancı otların makine öğrenmesi yöntemi ile sınıflandırılmasına bir örnek.....	125



TABLÖLAR LİSTESİ

<u>Tablo</u>		<u>Sayfa</u>
Tablo 1.1	Türkiye tahıl üretim alanlarına göre iller (büyükten küçüğe)	3
Tablo 1.2	Tokat ili kullanım durumlarına göre arazi büyüklükleri ve toplam yüzölçümüne oranları	3
Tablo 1.3	Tokat ili tarımsal faaliyetlere göre arazi büyüklükleri ve dağılımı	4
Tablo 1.4	Tokat ili tarla bitkileri yetiştiriciliğinde kullanılan alanların ürün grubuna göre büyüklükleri ve oranları	4
Tablo 1.5	Tokat ili bitki üretim türüne göre kullanım alanları ve dağılımı	5
Tablo 1.6	1988-2018 yılları arası 5 yıllık verilere göre Türkiye’de buğday üretim rakamları.....	6
Tablo 1.7	İlçelere göre tokat ilindeki buğday üretim alanları ve verim değerleri	7
Tablo 3.1	Buğday arazilerinde rastlanan bazı yabancı otların isimlendirmeleri	51
Tablo 3.2	Yabani hardal yoğunluklarının buğdayda meydana getirdikleri % verim kaybı ve TL olarak değeri	53
Tablo 3.3	Farklı Yabani hardal yoğunluklarının buğday verimine etkisi.....	53
Tablo 3.4	Magellan eXplorist 310 El Tipi GPS aletinin teknik özellikleri	59
Tablo 3.5	Çalışma kapsamında irdelenen yabancı otların rastlanıldığı noktalar	62
Tablo 3.6	Bir önceki üretim döneminde rastlanan yabancı ot türleri ihtivasına göre arazi sayıları	63
Tablo 3.7	DJI Mavic 2 Pro Drone teknik özellikleri.....	71
Tablo 3.8	Çalışmada kullanılan Masaüstü bilgisayarın teknik özellikleri	72
Tablo 3.9	Nikon D7500 DSLR fotoğraf makinesi teknik özellikleri.....	73
Tablo 3.10	Yabancı ot türleri ve fenolojik dönemlerine göre kaydedilen video süreleri	80
Tablo 3.11	Yabancı ot türleri ve fenolojik dönemlerine göre farklı koşullar altında kaydedilen video süreleri	81

Tablo 3.12	LabelImg-Master kütüphanesinde oluşturulmuş sınıfların tanımı.....	86
Tablo 3.13	Görüntüleri çoğaltma için kullanılan yöntemler ve açıklamaları	90



SİMGELER ve KISALTMALAR

Simgeler

kg

m²

da

ha

ms

Açıklama

Kilogram

Metrekare

Dekar

Hektar

Milisaniye

Kısaltma

AHAS

ALS

BP

BPA

COA

DA

DBN

DESA

DS

ESA

FAO

FPS

GDA

GFD

GLCM

GPS

GPU

GWN

HPPD

Açıklama

Asetohidroksi Sentaz

Asetolaktat Sentaz Enzimi

Geri Yayılım-Seyreltme

Atanan Temel Olasılık

Koenzim

Diskriminant analizi

Derin İnanç Ağı

Derin Evrişimli Sinir Ağı

Shafer-Dempster Kanıt Teorisi

Evrişimli Sinir Ağı

Dünya Gıda-Tarım Örgütü

Saniyedeki Görüntü Kare Sayısı

Gölgelik Spektral Sınıflandırması

Gradyan Alan Dağılımı

Gri Seviye Oluşum Matrisi

Küresel Konum Sistemi (Global Position System)

Grafik İşlem Birimi-Ekran Kartı

Graph Weeds Net

Hidroksifenilpiruvat Dioksijenaz

İHA-UAV	İnsansız Hava Aracı
MAV	Mikro Hava Aracı
MCC	Matthews Korelasyon Katsayısı
MLP	Çok Katmanlı Algılayıcı
NDVI	Normalleştirilmiş Bitki Örtüsü İndeks Farkı
OA	Genel Doğruluk
R-CNN	Bölgeye Dayalı Evrişimli Sinir Ağları
RVI	Bitki Örtüsü İndeks Oranı
NIR	Yakın Kızılötesi Işımlar
NFC	Nöro-bulanık Denetleyici
PNN	Probabilistik Sinir Ağı
PPV	Pozitif Tahmin Değeri
RGB	Kırmızı-Yeşil-Mavi (Red-Green-Blue)
SRC	Seyrek Temsil Sınıflandırması
SVM	Destek Vektör Makinesi (Support Vector Machine)
TMO	Tarım Mahsulleri Ofisi
TÜİK	Türkiye İstatistik Kurumu
UV	Mor Ötesi
YOLO	You Only Look Once-Derin Öğrenme Modeli
YSA	Yapay Sinir Ağı

1. GİRİŞ

Dünya nüfusunun sürekli artmakta olduğu gerçeği dikkate alındığında, insan beslenmesinde esas kaynak olarak kullanılan tarım üretimi, değerini korumaktadır. Sadece 1 yüzyıl öncesinde 1 milyar dolaylarında olan dünya nüfusunun 20. yüzyılda 2 milyara ulaştığı, 2020 yılı itibariyle 7.5 milyar dolaylarında olan toplam nüfusun, 2050'ye gelindiğinde 12 milyar nüfusa ulaşmış olacağı tahmin edilmektedir (Acıbuca, 2010; Anonim, 2020). İnsanlar Dünya üzerinde var oldukları ilk andan itibaren farklı yöntemler kullanarak besin ihtiyaçlarını karşılamaya çalışmışlardır. Bu ihtiyaçlarını karşılamak için ilk olarak toplayıcılığa başlamış olup daha sonra farklı tarımsal yöntemler kullanarak gıda ihtiyaçlarını karşılamaya çalışmışlardır. Farklı yöntemler kullanılması sonucu tarımsal üretimin artırılması sağlansa da nüfusun giderek artması sonucunda ihtiyaç duyulan gıda miktarı her geçen gün artmaktadır (Cramer, 1967; Özer ve ark., 2003; Sin & Kadioğlu, 2021).

Buğday, günlük hayatımızda kullandığımız temel gıda maddelerinin başında gelmektedir. Canlılığımızı sürdürmek için gerekli olan kalorinin, bitkisel kaynaklı besinlerden elde ettiğimiz kısmın ortalama %21'ini buğdaydan sağlamaktayız (Shiferaw ve ark., 2013). Dünya genelinde ihtiyaç duyulan proteinin %52'si, Türkiye için %80'i tahıl kaynaklı besinlerden alınırken, karbon hidrat ve enerji için Dünya geneline %50, Türkiye için %60'ı aynı tip bitki kaynağından elde edilmektedir (Atak, 2004). Gelişmiş ülkelerde buğday tüketimi nispeten daha az olmasına rağmen, kişi başı gelir düzeyi düşük olan ülkelere oldukça fazladır. Bu sebeple buğday, nüfusu hızla artan ülkelere temel besin ihtiyaçlarını karşılamak için en çok yetiştirilen ürünler içinde yer almaktadır (Aydın ve ark., 2005). Örneğin, Türkiye'de yetiştirilen toplam tahıl miktarının %59.3'ünü buğday bitkisi oluşturmaktadır. Hal böyleyken, buğday üretim miktarı temel ihtiyacı karşılayabilmek için hızlı nüfus artış rakamlarına paralel bir artış göstermektedir. Bu sebeplerle, limitleri belirli olan ve bu limitlerin artırılma imkanının olmadığı birçok ülkede birim alandan elde edilen ürünlerin en yüksek kalite ve verim rakamlarına sahip olması, tarımsal üretim amaçlarından en önemli başlıklarından biri olmaktadır. Yıllara göre buğday üretimi Dünya genelinde

yaklaşık olarak, 1960'lı yıllarda 222 milyon ton, 2000'lerde 586 milyon ton, 2010 yılında 650 milyon ton, 2018 yılı için 771.7 milyon ton rakamlarına ulaşmıştır. Bugün Dünya genelinde kişi başı yıllık buğday tüketimi 110 kg'a ulaşmışken 1960'lı yıllarında ortalama 70 kg dolaylarında olduğu ifade edilmektedir (TMO, 2009; Acıbuca, 2010).

Türkiye buğday üretimi tarihine bakıldığında, üretim değeri 1930 yılları için 2.5 milyon ton, 1960 için 10 milyon ton, 2010 ve 2018 yılları için 20 milyon tondur. Ülkemizde buğday üretiminde belli bir döneme kadar artışın gözlenmesi ekim alanlarındaki artışa bağlı olmuştur. 1930 yılında buğday ekimi yapılan toplam alan 3 milyon ha iken, bu rakam 1960'lı yıllarda 8 milyon ha olarak belirlenmiştir. Türkiye buğday üretiminde, birim alandan elde edilen ürün verimi 1960'lı yıllar için 125 kg/da olurken, 2020 yılında bu rakam 271 kg/da olarak hesaplanmıştır (TÜİK, 2021). FAO (2020) verilerine göre buğday veriminde Dünya ortalaması 353 kg/da olarak verilmiş ve alınan en yüksek verim 1 017 kg/da olarak İrlanda'da kaydedilmiştir (FAO, 2020). Mevcut ekim kapasitesinin ulaştığı bu rakamlara bakıldığında, ülkemizdeki potansiyel verim değerlerinin yaklaşık %30'u kadarına ulaşabilmektedir (TÜİK, 2021).

Türkiye'de tahıl ekim alanları, 2020/21 üretim sezonu itibariyle toplamda 11 milyon hektar alanı kaplamaktadır. Tahıl üretim alan büyüklüklerine göre ilk 10 ilin dağılımları sırasıyla Tablo 1.1'de verilmiştir (TÜİK, 2021). İlk 10 ilin toplam tahıl ekim alanı, Türkiye toplam tahıl üretim alanının %28.28'ini oluşturmaktadır. Tokat ili ise 160 730 ha tahıl üretim alanı ile 22. Sırada yer almakta ve Türkiye toplam tahıl ekim alanının %1.44'ünü sağlamaktadır.

Tablo 1.1. Türkiye tahıl üretim alanlarına göre iller (büyükten küçüğe) (TÜİK, 2021)

İller	Tahıl Ekiliş Alanı (ha)
Konya	1 131 711
Ankara	675 552
Şanlıurfa	633 089
Diyarbakır	402 761
Sivas	394 448
Yozgat	354 959
Eskişehir	313 492
Kayseri	299 579
Çorum	298 326
Afyon	281 072
...	...
(22) Tokat	160 730

Tahıl üretiminde 22. sırada yer alan Tokat ili, Orta Karadeniz Bölgesinde 39° 51' - 40 ° 55' Kuzey Enlemleri ile 35° 27' - 37 ° 39' Doğu Boyamları arasında yer almakta ve 623 m rakıma sahiptir. Tokat şehrinin toplam 989 716 ha olan yüzölçümünün, kullanım alanlarına göre arazi boyutları ve toplam alana olan ortalamaları Tablo 1.2'de verilmiştir (TÜİK, 2021).

Tablo 1.2. Tokat ili kullanım durumlarına göre arazi büyüklükleri ve toplam yüzölçümüne oranları (TÜİK, 2021)

Arazi Dağılımı	Alan (ha)	%
Tarımsal Arazi	345 709	34.7
Çayır-Mera Arazileri	121 775	12.3
Orman Arazisi	444 125	44.87
Diğer Araziler	80 315	8.11
İlin Yüzölçümü	989 716	100.0

Tablo 1.2'ye göre 345 709 ha alan ile toplam yüzölçümünün %34.7'sini kaplayan tarım arazisi şehrin aynı zamanda önemli gelir kaynaklarından birini oluşturmaktadır. Tarımda kullanılan arazilerin dağılımı ise Tablo 1.3'te verilmiştir (TÜİK, 2021).

Tablo 1.3. Tokat ili tarımsal faaliyetlere göre arazi büyüklükleri ve dağılımı (TÜİK, 2021)

Tarımsal Faaliyetler	Ekiliş (ha)	Ekiliş %
Tarla	244 395	70.69
Nadas	32 843	9.5
Sebze	17 633	5.1
Meyve	9 834	2.84
Bağ	6 411	1.85
Süs Bitkileri	33	0.01
Örtü Altı Alanları	163	0.05
Yem Bitkileri	34 397	9.94
Genel Toplam	345 709	100

Tablo 1.3'e göre tarımsal faaliyetlerin içerisinde en yaygın kullanımı %70.46'lık bir oranla Tarla Bitkileri üretimi ile yapılmaktadır. Bu üretim alanını Yem Bitkileri, Nadas, Sebze ve Meyve sırasıyla %9.94, %9.5, %5.1 ve %2.84 oranları ile takip etmektedir. Tarımsal üretimin büyük bir çoğunluğunu oluşturan Tarla Bitkileri yetiştiriciliğinin dağılımı ise Tablo 1.4.'te verilmiştir (TÜİK, 2021).

Tablo 1.4. Tokat ili tarla bitkileri yetiştiriciliğinde kullanılan alanların ürün grubuna göre büyüklükleri ve oranları (TÜİK, 2021)

Ürün Grubu	Ekiliş (ha)	Ekiliş %
Tahıllar	160 730	65.76
İşlenmemiş Tütün	1 601	0.65
Parfümeri, Eczacılık vb.	13 085	5.354
Patates, Kuru Baklagiller	8 745	3.58
Yem Bitkileri	34 397	14.07
Yağlı Tohumlar	15 013	6.14
Şeker Pancarı	10 824	4.43
Genel Toplam	244 395	100.00

Tablo 1.4'e göre Tarla Bitkileri yetiştiriciliği için kullanılan alanların en büyüğü 160 730 ha ile toplam alanın %65.76'sını oluştururken bu üretim desenini Yem Bitkileri, Yağlı Tohumlar, Parfümeri-Eczacılık ve Şeker Pancarı üretimleri takip etmektedir. Tokat bölgesinde üretimi yapılan bitkilerin türlerine göre üretim alanları ve arazi toplamalarına göre oranları Tablo 1.5'te verilmiştir (TÜİK, 2021).

Tablo 1.5. Tokat ili bitki üretim türüne göre kullanım alanları ve dağılımı (TÜİK, 2021)

Ürün Grubu	Ekiliş (ha)	Ekiliş %
Buğday	119 303	48.61
Arpa	27 674	11.28
Yonca (Ot)	15 510	6.32
Ayçiçeği	15 688	6.4
Fiğ (Dane)	12 571	5.12
Ş. Pancarı	10 799	4.4
Soğan (Kuru)	4 250	1.73
Diğer	39 601	16.13
Genel Toplam	244 395	100.00

Tablo 1.5'e göre Tokat bölgesinde üretimi yapılan bitki türleri içerisinde %48.61'lik oranla büyük bir bölümü buğday bitkisi oluşturmaktadır. Tahıllar grubunun da önemli bir bölümünü oluşturan buğday bitkisinin, Türkiye toplam ekim alanı 2020-21 üretim sezonu itibariyle dünya buğday ekim alanının %3.2'sini oluşturmaktadır (TEPGE, 2021). Bu alan aynı zamanda Türkiye'de toplam ekilen tahıl alanının %44'ünü teşkil etmektedir. Türkiye'de 5 yıllık dönemlere göre buğday üretiminin toplam ekim alanları, hasat miktarları ve verim (da/kg) değişimleri Tablo 1.6'da verilmiştir (TÜİK, 2021).

Tablo 1.6. 1988-2018 yılları arası 5 yıllık verilere göre Türkiye’de buğday üretim rakamları

Yıllar	Toplam Ekim Alanı (da)	Toplam Hasat Miktarı (ton)	Verim (kg/da)
1988	94 350 000	20 500 000	217
1993	98 000 000	21 000 000	214
1998	94 000 000	21 000 000	223
2003	91 000 000	19 000 000	209
2008	80 900 000	17 782 000	220
2013	77 726 000	22 050 000	284
2018	72 992 701	20 000 000	271

Bu verilere göre en yüksek buğday verimi 284 kg/da olarak 2013 yılına ait olduğu belirtilmiştir. FAO verilerine göre buğday veriminde Dünya ortalaması 353 kg/da olarak verilmiş ve alınan en yüksek verim 1 017 kg/da olarak İrlanda’da kaydedilmiştir (FAO, 2020). Mevcut ekim kapasitesinin ulaştığı bu rakamlara bakıldığında, ülkemizde bu verim değerlerinin yaklaşık %30’u kadarına ulaşabilmektedir. Tokat ilinde buğday üretiminden elde edilen ortalama verim ise 198.66 kg/da olarak belirtilmiştir (TÜİK, 2021). Tokat ilinde buğday üretimi yapılan ilçelere göre üretim yapılan alanlar, bu ilçelerden elde edilen verim (kg/da) ve toplam buğday üretim alanına olan oranları Tablo 1.7’de verilmiştir.

Tablo 1.7. İlçelere göre Tokat ilindeki buğday üretim alanları ve verim değerleri (TÜİK, 2021)

İlçe	Buğday Ekilen Alan (da)	Verim (kg/da)	Toplam Üretim Alanına Olan Oranı (%)
Almus	26 988	178	2.37
Artova	39 271	146	3.45
Başçiftlik	19 152	50	1.68
Erbaa	138 282	259	12.15
Merkez	54 553	265	4.79
Niksar	163 527	204	14.36
Pazar	19 069	317	1.68
Reşadiye	58 331	52	5.12
Sulusaray	41 673	210	3.66
Turhal	206 619	287	18.15
Yeşilyurt	14 055	190	1.23
Zile	357 013	226	31.36
Toplam	1 193 033		100

Tablo 1.7'ye göre en yüksek üretim arazilerine sahip olan Zile ilçesi 357 013 da ile toplam alanın %31.36'sını oluştururken bunu Turhal, Niksar, Erbaa, Reşadiye ve Merkez ilçeleri takip etmektedir. En düşük 2. buğday üretim arazisine Pazar ilçesi sahip olmasına rağmen en yüksek verim 317 kg/da ile buradan elde edilmiştir.

Tarım sektörü Türkiye'de başlı başına büyük bir potansiyel olmakla birlikte, ülke endüstrisine kaynak oluşturmak ve itici bir güç olmak bakımından da önem arz etmektedir. Buğday üretim alanları her ne kadar Türkiye'deki ihtiyacı karşılayabilecek ve ihracat kalemlerinin önemli bir kısmını oluşturabilecek potansiyele sahip olsa da bitki hastalıkları, zararlıları ve yabancı otlar nedeniyle hasat edilen ürün kalitesi ya düşmekte veya hasat edilen ürün miktarında önemli ölçüde azalmalar görülmektedir. Tarım için kullanılabilecek

arazilerin genişletilme imkânının sınırlı olması ve üretim alanlarının maksimum düzeye ulaştığı Türkiye’de tarımsal üretimin artışı, verim artışıyla eşdeğer kabul edilmektedir.

Üreticilerin karşılaştığı en önemli sorunlardan biri, üretim alanlarında verim ve kalite kaybının olmasıdır. Ürün ve verim kayıplarının oluşmasının sebepleri; stres faktörleri, yetiştirilen ürünlerde ekolojik koşullar ve bitki koruma etmenleri (hayvansal zararlı organizmalar, hastalıklar ve yabancı otlar) gibi farklı etmenlerin bir başına veya birlikte bulunması olarak bilinmektedir. Dünya genelinde buğday ekimi yapılan alanlardan ortalama 265.5 milyon ton ürünün hasat edilmesine rağmen gerçek potansiyelinin 351.1 milyon ton olduğu, bu kayıpların 17.9 milyon tonunun zararlılar, 33.4 milyon tonunun hastalıklar ve 34.4 milyon tonunun ise yabancı otlar tarafından meydana getirildiğini ifade edilmektedir (Cramer, 1967).

Dünya genelinde tarımsal üretimde oluşan biyotik kaynaklı kayıplar yabancı otlar için ortalama %34 iken, bunu %18 ile hayvansal zararlılar ve %16 ile patojenler izlemektedir (Jabran ve ark., 2015). Yabancı otların oluşturduğu zarar oranları ürün çeşidine ve ülkelere göre farklılık göstermektedir. Yabancı otların farklı kültür bitkileri ve ülkelere göre oluşturdukları zarar sonuçlarını inceleyen bazı bilimsel araştırmalara göre; dünyada ortalama her yıl yabancı otlar yüzünden %13.2’lik veya 75.6 milyar dolarlık ürün kaybı olduğu, bu değer Avusturalya’da 2.5-2.7 milyar USD, Amerika Birleşik Devletleri’nde 5 milyar USD, Hindistan’da ise yıllık 11 milyar USD olduğu rapor edilmiştir (Combella, 1987; Oerke ve ark., 1994; Jabran ve ark., 2015; Gharde ve ark., 2018). Bazı bilimsel araştırmaların sonucunda, hiçbir önlem alınmadığı sürece sadece yabancı otlardan kaynaklı olarak ürün kayıpları %100’e kadar çıkmakta olduğu ifade edilmiştir. Gerekli mücadelenin yapılmış olması durumunda bile yapılan bazı hatalı uygulamalar nedeniyle, tahıllarda %20 civarında ürün kayıplarıyla karşılaşılabilir (Cramer, 1967; Oerke, 2006; Chauhan, 2020; Sin & Kadioğlu, 2021).

Yabancı otların kültür bitkileri üzerindeki zararları; su, besin maddesi ve ışık açısından rekabet oluşturarak verim ve kaliteyi doğrudan etkilemekle birlikte, kültür bitkilerinde zarara ve hastalıklara sebep olan mikroorganizmalara da konukçuluk etmektedirler (Mennan & Uygur, 1994; Güncan & Karaca, 2014; Tepe, 2014; Şin, 2021). Bu tip zararlı yarıları en aza indirmek için, üretim alanları içerisinde yabancı otların varlıklarının belirlenmesi ve mücadele edinilmesi kaçınılmazdır (Turk & Tawaha, 2003). Bu yabancı otların türleri, dağılımları, yoğunlukları ve baskınlıklarının bilinmesi, mücadelenin etkili olmasında önem arz etmektedir. Üretim alanındaki yabancı otların ortaya konması, kullanılacak yöntemlerin ve alınacak tedbirlerin belirlenmesini sağlamaktadır (Shahzad ve ark., 2016).

Buğday tarımında verim kayıplarına neden olan etmenlerin başında yabancı otlar gelmektedir. Buğday bitkisinde bitki koruma etmenleri açısından mücadele yapılmasına rağmen yaklaşık olarak %28.2'lik bir ürün kaybı oluşmaktadır (Oerke, 2006). Buğdayın çıkışından önce çimlenme kabiliyetinde olan yabancı otlar, çimlenip hızla gelişmek suretiyle kültür bitkisinin yaşaması için ihtiyaç duyduğu alanı, toprak kökenli besin maddelerini ve toprakta bulunan suya ortak olmakla birlikte ayrıca geliştirdikleri habitüsleri sayesinde buğdayı baskılayıp gölgede bırakarak yeterli miktarda gün ışığı almalarına engel olmaktadır. Bu gibi etkenler sonucunda buğdaydaki yabancı otlar önemli düzeyde verim kayıplarına neden olmaktadır (Özer ve ark., 2003; Oerke & Dehne, 2004). Yabancı otlar tüm bu direk olarak vermiş oldukları zararlar dışında ayrıca tohumları ürüne karışarak kalitenin, dolayısı ile de buğdayın tohumluk değerinin düşmesine, una karışarak unlu mamullerinin renk, koku ve tadının bozulmasına bunun dışında zehirlenmelere de neden olabilmektedir. Ayrıca yabancı otlar birçok hastalık ve zararlıya konukçuluk yapmak suretiyle de sekonder zararlara neden olabilmektedir (Özer ve ark., 2003; Bülbül & Aksoy, 2005; Anonim, 2008; Güncan & Karaca, 2014).

Buğday yetiştirilen alanlarda birçok farklı yabancı ot türü bulunmaktadır. Yapılmış olan çalışmalarda buğday arazilerinde ortalama olarak 26 familyaya ait 93 farklı yabancı ot türü

saptanmış; Kahramanmaraş ili ve ilçelerinde 27 familyaya ait 67 yabancı ot türü; Aydın ilinde ise 90 farklı yabancı ot türü kayıt altına alınmıştır (Boz & Uygur, 1997; Üstüner & Altun, 2003; Tursun ve ark., 2006). Töre (2014), tarafından Tokat ili buğday arazilerinde yapılan bir çalışmada ise 32 familyaya ait 81 yabancı ot türü tespit edilmiştir. Bu çalışmalarda, buğday üretim alanlarında; yabancı yulaf, yabancı hardal, tarla düğün çiçeği, dil kanatan, köygöçüren, kendi gelen mercimek, gelincik, papatya çobandeğneği, tarla sarmaşığı, gökbaş ve pıtrak gibi kışlık yabancı ot türlerine sıklıkla rastlandığı ifade edilmiştir (Kadioğlu, 1989; Uygur ve ark., 1986; Boz ve ark., 2000; Kaya & Zengin, 2000; Tursun, 2002; Kitiş & Boz, 2003; Sırma & Kadioğlu, 2010; Kordali & Zengin, 2011; Özasan, 2011; Güncan & Karaca, 2014; Gökalp & Üremiş, 2015; Keshavarzi, 2015; Kraehmer, 2016; Sizer & Tepe, 2016). Üretim alanının bulunduğu iklim farkları, yetiştiricilikte kullanılan üretim teknikleri ve yabancı otlara uygulanan mücadele yöntemleri, tarım alanlarındaki yabancı ot kompozisyonunu değiştirebilmektedir (Kraehmer, 2016).

Başta buğday olmak üzere, bitkisel üretim yapılan arazilerin büyük çoğunluğunda problem oluşturan yabancı hardal, köygöçüren ve tarla hazeranı bitkileri buğday tarımında önemli derece verim kayıpları oluşturmalarının dışında sahip oldukları sekonder metabolitler sebebiyle önemli düzeyde ürünün kirlenmesine ve kullanılamaz hale gelmesine neden olabilmektedirler. Türkiye’de buğday ürünü içerisine karışan yabancı otlar incelendiğinde en çok karşılaşılan yabancı otların bazılarının da yabancı hardal, köygöçüren ve tarla hazeranı olduğu ve bu bitkilerden dolayı ürün kayıpları yaşanabildiği gözlemlenmektedir (Mennan, 1993; Mennan & Uygur, 1994; Boz, 2000; Tursun, 2002; Üstüner & Güncan, 2002; Kitiş & Boz, 2003; Mennan & Işık, 2003; Gökalp & Üremiş, 2015; Gürsu, 2015; Şin ve ark., 2016; Pala ve ark., 2018).

Kültür bitkileri içerisinde bulunan yabancı otlara dayalı zararlardan dolayı kritik periyotlar belirlenmiştir. Buna örnek olarak buğday ekiminden sonraki 30-60 gün arasında geçen süre yabancı otların buğdaya verebileceği zarar için kritik periyot zamanı olarak ifade

edilmektedir (Marwat ve ark., 2013). Başka bir örnek ile; buğdayın kardeşlenme dönemini tamamlayıp sapa kalktığı devrede yabancı hardal bitkileri de hızlı bir gelişme periyoduna girmektedir. Yabancı hardalın esas zararı rekabet yoluyla ürün kaybı şeklinde olmaktadır (Sin & Kadioğlu, 2021). Yabancı otlarla mücadele yöntemleri; kültürel, fiziksel, mekanik, kimyasal ve biyolojik olarak yapılmaktadır. Bu yöntemlerden en yoğun olarak kullanılan kimyasal uygulamalardır. Buğday bitkisi bir çapa bitkisi olmadığından dolayı, yabancı otlarla mücadelede (özellikle sapa kalkma döneminde) kimyasal savaşım yöntemi (herbisit) kullanılmaktadır. Kimyasal mücadele kısa sürede sonuç vermesi, uygulanabilirliğinin kolay olması, iklim gibi çevresel faktörlerden fazla etkilenmemesi, iş gücü gereksiniminin az olması ve ekonomikliği nedeniyle en çok tercih edilen yöntemlerin başında gelmektedir (Abbas ve ark., 2018). Ülkemizde buğday üretim alanlarında, tarımsal üretim aşamalarında kimyasal uygulamalar, yeknesak bir yaklaşım ile tüm araziye eşit şekilde uygulanmaktadır. Bu uygulamalar, üretim zinciri içerisinde önemli bir zaman ve enerji sarfiyatına neden olmaktadır. Herbisitlerin kullanımının negatif etkilerini inceleyen kapsamlı araştırmalar çevre etkileri olarak; doğal bitki topluluklarındaki değişiklikleri, kelebek popülasyonlarındaki azalmayı ve kurbağalardaki deformasyon etkilerinin artışı ve insan sağlığı açısından ölümcül sonuçlarını, üremeye olan etkilerini, kanser, genetik hastalıklar ve yaşlanma gibi zararlarını ortaya koymuştur (Barinaga, 1990; Blaustein & Wake, 1990; Holden ve ark., 1992; Nemes-Kosa & Serhati, 1995; Carbonell ve ark., 1995; Bain & LeBlanc, 1996; Walls ve ark., 1996; Bintein & Devillers, 1996; Longley & Sotherton, 1997; Lowcock ve ark., 1997; Russell ve ark., 1997; Spawn ve ark., 1997 Ribas ve ark., 1997). Yine de yıllık kullanılan herbisitlerin negatif etkilerinin gerçek sonuçlarını ortaya koymakta eksiklikler mevcuttur. Çünkü yapılan araştırmalar, herbisitlerin ihtiva ettiği ana bileşenlere odaklanmıştır. Herbisitlerin çevreye olan kapsamlı etkilerinin belirlenmesi, analiz yöntemlerinin zor, pahalı veya elverişsiz oluşundan dolayı kısıtlanmaktadır (Kolpin ve ark., 1997). Ayrıca herbisitlerin düzensiz ve aşırı kullanımı sonucunda, yabancı otlarda herbisitlere karşı dayanıklılık kazanıldığı bilinmektedir. Türkiye için 17 farklı çalışmada 14 farklı yabancı otun herbisitlere karşı dayanıklılık kazandığı, dünyada ise 160 farklı bitki

türünün 23 farklı herbisite karşı dayanıklılık kazandığı belirlenmiştir (Şin & Kadioğlu, 2018).

Yabancı otlar, dünya genelinde tanımlanan 250 000 bitki türünün 30 000'ini oluşturmakta ve bunların sadece 250 türü ekonomik anlamda zararlı olarak kabul edilirken, 200 türü de dünya genelinde yaygınlık gösterdiğinden birçok mücadele yöntemi kullanılmaktadır (Mahmood & Niaz, 1992; Dangwal ve ark., 2010; Marwat ve ark., 2013). Kimyasal mücadelede değişken oranda spesifik fitotoksik aktif maddeli herbisitler kullanılmaktadır ve bu kimyasallar uygulandıkları alanlarda yabancı otlarda amino asit sentezini, fotosentezi ve lipid biyosentezini engelleme gibi bazı reaksiyonlar sebebiyle bitkinin ölümüne neden olmakta ya da gelişimini engellemektedirler (Ghorbani ve ark., 2005). Dünya'da yıllık 3 milyon ton olan pestisit kullanımının %48'ini 16 farklı etki mekanizmasına sahip 281 aktif madde içeren farklı herbisitler oluşturmaktadır (Torun, 2017).

Modern herbisitlerin piyasaya çıkmasının ardından kimyasal savaşım yöntemlerinin kullanımı giderek yaygınlaşmıştır. Her ne kadar herbisit kullanımı yabancı otlarla savaşımında önemli bir araç olsa da bu kimyasalların aşırı ve kontrolsüz olarak kullanılması sonucunda yabancı otlarda herbisitlere karşı dayanıklılık sorunu da ortaya çıkmaya başlamıştır. Yabancı otların herbisitlere karşı dayanıklılık herbisitin etkileyeceği etki noktasının değişime uğraması, bunun sonucunda da herbisitin etkileşiminin olmaması, aşırı protein üretimiyle herbisitin hedef proteine ulaşması fakat üretimin çok olmasından dolayı etki sağlanamaması, yabancı otların çok hızlı metabolik faaliyetlerinden dolayı herbisitin parçalanması mekanizmalarıyla meydana gelmektedir (Şin, 2021).

Herbisitler etki mekanizmalarına göre fotosentez engelleyiciler (Fotosentez 1 ve Fotosentez 2 inhibitörleri), aminoasit sentezi inhibitörleri (5-enolpyruvyl shikimate-3-fosfat sentezi, acetolactate synthase (ALS), acetohydroxy synthase (AHAS) ve glutamine sentez inhibitörleri, lipid sentezi engelleyiciler (Acetyl CoA carboxylase inhibitörleri), protoporfirinojen oksidaz enzimi engelleyicileri, pigment sentezi (Diterpene sentezi ve

HPPD inhibitörleri), hücre membran yapısına etki edenler, mitoz oluşumunu engelleyiciler, bitki gelişme engelleyicileri ve bitki büyüme düzenleyiciler olmak üzere farklı gruplar altında toplanmaktadır (Torun, 2017). Bunlardan ALS grubu herbisitler bitkinin bünyesinde bulunmakta olan leucine, isoleucine ve valine amino asitlerinde eksikliğe neden olarak hedef bitkide ölümlere neden olmaktadır (Şin, 2021).

Kimyasal mücadele yöntemlerinde, ekonomik zarar eşiğinin dikkate alınması ve buna göre uygulama yapılmasıyla, üretim maliyetleri azaltılacak, çevreye oluşturulan zararlı etkiler minimize edilecek ve dahi ülke bazında döviz tasarrufu sağlanabilecektir. İlaçlanması gereken bir üretim alanın ilaçlanmaması ürün kaybına sebep olacağı için, ekonomik zarar eşiğinin bilinmesi ile üretim zinciri içerisinde kimyasal mücadele yönteminin planlanması uygulamanın doğru zamanda yapılabileceği için ürün kayıpları önlenmiş olacaktır (Boz & Uygur, 1997). Bu sebeple yabancı otların, kültür bitkileri üzerinde oluşturdukları zarar oranları ve bununla bağlantılı olarak ekonomik zarar eşiklerini belirlemek üzerine yapılan bilimsel çalışmalar yoğunluk kazanmıştır. Ülkemizde bu tip çalışmalara öncülük eden ilk çalışma (Kadioğlu ve ark., 1993) tarafından buğday üretiminde yabancı yulaf (*Avena sterilis* L.) bitkisinin ekonomik zarar eşiği üzerine olmuştur. Yabancı otların ekonomik zarar eşikleri; yetiştirilen ürünün çeşidi, birim alandan alınan verim (kg/da), üretim alanında tespit edilen yabancı otun türü, birim alandaki yoğunluğu, yabancı ot ile mücadelede kullanılan yöntemlerin maliyeti ve ürünün birim fiyatı gibi faktörlere bağlıdır (Özer ve ark., 1999).

Yabancı otlarla etkili mücadele etmek için doğru ve zamanında tespit edilmesi son derece önemlidir. Üretim alanlarında yabancı otların adet m⁻² bilgilerinin bilinmesi, ekonomik zarar eşiklerinin belirlenmesi ve popülasyonlarının dağılımıyla ilgili yeni haritalar oluşmasına yardımcı olmaktadır. Yabancı otların üretim alanlarında tespit edilmesi, yabancı otlar konusunda uzmanlaşmış Herbologlar tarafından yapılmaktadır. Bu yöntem maliyetli ve zor olduğu, geniş üretim alanlarında uygulanabilirliği az olduğu için arazi üzerinde genellikle yeknesak ilaçlama uygulamaları kullanılmaktadır. Yabancı otların varlığı genel olarak

uzman görüşleri ile tespit edilmektedir. Fakat bu yöntemin birçok dezavantajı bulunmaktadır (Bock ve ark., 2015). Bu dezavantajların bazılarını şu şekilde listelemişlerdir:

- Değerlendiriciler yorulabilir ve konsantrasyonlarını kaybedebilir, böylece hassasiyetleri azalır.
- Önemli bir içsel değişkenlik olabilir (öznellik).
- Uzman değerlendirmesine yönelik standart alan şemalarının geliştirilmesine ihtiyaç vardır.
- Kaliteyi korumak için eğitimin tekrarlanması gerekebilir. Uzman görüşleri maliyetlidir.
- Daha sonra değerlendirilmek üzere sahadan numuneler toplanırsa görsel derecelendirme yanıltıcı olabilir.
- Uzmanlar çeşitli görsellere bağlı kalır (örneğin, lezyon sayısı / büyüklüğü ve enfekte olmuş bölge).

Bu dezavantajların yanı sıra, bazı ürünlerin son derece geniş alanlara yayılabileceği ve incelenmesinin zor bir görev haline gelebileceğini düşünmek önemlidir. Uygulamaya bağlı olarak, bu sorunların birçoğu, bir tür görüntü işleme, görüntü tanıma ve otomatik sınıflandırma araçlarıyla birlikte dijital görüntülerin kullanılmasıyla çözülebilir veya en azından azaltılabilir. Görüntü işleme tekniklerinin tarımda kullanımlarına ait teknikler ve yapılan uygulamalara ait çalışmalar, uzman bir değerlendirici ihtiyacına alternatif bir çözüm olarak örnek gösterilmektedir. Çoklu görüntü yakalamalarını irdeleyen uzaktan algılama teknikleri bulunmaktadır. Bu yaklaşımı benimseyen yöntemler genellikle amaçlarına ulaşmak için dijital görüntü işleme araçlarını kullanmaktadır (Barbedo, 2017).

Uygulanan klasik görüntü işleme yöntemlerinin yerine, derin öğrenme tekniklerinin yapay sinir ağı ile sinyal işleme, video analizi, görüntü analizi ve tespiti, sınıflandırma, medikal görüntü işleme gibi birçok çalışma alanında karşımıza çıkması, bu yöntemin daha başarılı

sonular verdiđini gstermektedir (LeCun ve ark., 2015; Caliskan ve ark., 2016; Badem ve ark., 2016; Dođan & Trkođlu, 2018). Derin đrenme yntemlerinde, sisteme đretmek amacıyla kullanılan girdi verilerinin sayılarının artması sinir ađlarının bařarılı tahmin etme oranlarını da artırmaktadır. Tarımsal retim yaygın olduđu lkemizde de retim alanlarındaki yabancı ot varlıklarına sıklıkla rastlanması, derin đrenme yntemi iin gerekli olan verilerin elde edilmesinde de kolaylık sađlamaktadır.

Bu alıřmada, Tokat blgesinde buđday tarımında sık rastlanan yabancı otlardan yabancı hardal (*Sinapis arvensis* L.) ve kygoren (*Cirsium arvense* (L.) Scop) bitkilerinin yanı sıra, son dnemlerde poplasyon artışı nicel gzlemlerle belirlenmiř, insan ve hayvan beslenmesinde zehirleyici zelliđe sahip olan tarla hazeranı (*Consolida ragalis* Gray) bitkilerinin grnt iřleme ve derin đrenme teknikleri kullanarak tespit edilmesi amalanmaktadır. Geleneksel tarımda yabancı ot varlıkları uzman grř tarafından tespit edilip, yođunlukları ereve atma yntemiyle belirlenirken, bu otların yapay zekayla tespit edilmesi, arazi zerindeki yabancı ot yođunluđu ve poplasyonunu daha hızlı ve kolay belirlenmesini sađlayacak, ileride geliřtirilebilecek bitki koruma makineleri ile, hedef yabancı ota zgn herbisit uygulamalarının hassas tarıma uygun olarak yapılması sađlanacaktır. Bu sayede herbisit uygulamalarının evre kirliliđi, retim maliyeti ve tarla trafiđi artırma gibi negatif etkileri azaltılacak, yabancı otların kltr bitkilerinin retimini etkilediđi zararlı yanları minimize edilebilecektir. Dođru blgeye, dođru miktarda herbisit uygulamasının, yabancı otlarda oluřan herbisit dayanıklılıđını da azaltacađı dřnlmektedir.

Derin đrenme yntemiyle geliřtirilecek tanımlama sistemi, ileride anlık tanımlamaya olanak sađlayacak, bu sayede sistemin tarımsal alet ve makinelere uygulanması ile mevcut ekipmanlara “akıllı tarım makinesi” kabiliyeti kazandırabilecek, makine tasarımı ve imalat konusunda yeniliklere sebep olacak ve yeni iř kollarını oluřturabilecektir. Bu tip makine kullanımı ile tarımsal faaliyetler daha kısa zamanda ve kolay bir řekilde yapılabilir.

Böylece birim alandan elde edilen ürün miktarı artacak, tarımsal kârlılığı artıracak ve insanların tarıma olan ilgisini yeniden kazanılmasının sağlanması beklenmektedir.



2. LİTERATÜR ÖZETLERİ

Nesne tespiti ve nesne tanıma unsurları, dijital görüntü işleme uygulamalarının vazgeçilmez bir parçasıdır ve uzun yıllardır üzerinde çalışılan konulardan biri olmuştur. Zaman içerisinde bu tip uygulamaların yapılması için farklı algoritmalar ve yöntemler geliştirilmiştir. Bu konuda, dijital bir görüntü içerisinde bulunan nesne tespitini etkin bir biçimde bulan ilk algoritma Viola-Jones olmuştur (Viola & Jones, 2001). Gelişen teknoloji ile daha yüksek performanslara sahip olan grafik işleme birimlerinin (GPU) daha yaygın kullanılması ve derin öğrenme metotları sayesinde daha fazla doğruluk oranı ile nesne tespiti ve tanımlama yapabilen yeni yöntemler duyurulmaktadır. Literatürde nesne takibi genel olarak dört farklı aşamada ele alınmaktadır. Bu aşamalar ön işlemler, nesne tespiti, nesne sınıflandırma ve nesne takibidir (Özbaysar & Borandağ, 2018). Bu aşamalardan özellikle nesne tespiti daha fazla önem taşımaktadır ve bu aşamanın başarısı sonraki aşamalarının başarısını da etkilemektedir. Teknolojinin getirdiği bu faydalarla, tarımsal üretim alanlarında var olan nesnelerin tespit edilmesi, takibi ve sınıflandırması gibi uygulamalar Hassas Tarım başlığı altında kullanılmakta ve yaygınlaşmaktadır. Böylesi çalışmalarda, nesne tespitinin önemini ve kullanılabilirliğini vurgulamaktadır.

El-faki ve ark. (2000), yürüttükleri bir çalışmada yabancı otların birçoğunun kırmızı tonlarda saplarının olduğunu, kültür bitkilerinin ise yeşil tonlarında saplara sahip olduğunu ifade etmişlerdir. Bu farklı renk özellikleri, renkli bir yapay görme sistemi kullanılarak basit bir yabancı ot tespit yöntemi oluşturmak için kullanılmıştır. Bu yöntem, gölgelenme, yaprakların hareketleri, kamera odaklanma problemleri ve rüzgâr etkisinden daha az etkilendiği için doku veya şekil tabanlı ayırım yöntemlerinden daha pratik olarak görülmüştür. RGB ve gri seviyeleri tarafından oluşturulan dört tip görelî renk indeksi tasarlanmıştır. Bu renk indekslerinin en etkili kombinasyonları istatistiksel bir yöntem kullanılarak seçilmiştir. Bu kombinasyonlar, diskriminant analizine (DA) ve iki yapay sinir ağı (YSA) sınıflandırıcısına dayalı istatistiksel bir sınıflandırıcı için girdi değişkenleri olarak kullanılmıştır. Bu sınıflandırıcılar, soya fasulyesi üretiminde görülen üç yabancı ot

türü (Kanyaş, kaba tüylü solmaz çiçek ve sarı tilki kuyruğu) ve buğday ile üç yabancı ot türü (yabani karabuğday, püsküllü brom ve tarla sarmaşığı) kullanılarak eğitilmiş ve test edilmiştir. İşlem süresini kısaltmak ve gürültüyü azaltmak için ön işleme ve son işleme algoritmaları geliştirilmiştir. Sonuçlar, istatistiksel DA sınıflandırıcısının sınıflandırma, doğruluğunda YSA sınıflandırıcılarından daha yüksek olduğunu göstermiştir. Soya fasulyesi ve buğday için DA sınıflandırıcılarını kullanan sınıflandırma oranlarının en küçük kareler ortalaması sırasıyla %54.9 ve %62.2 elde edilmiştir. Çoğu yabancı ot türü için yanlış sınıflandırma oranları %3'ün altında bulunmuştur. Bazı yabancı ot türlerinin gövdelerindeki kırmızımsı renkler, bitkiler büyüdükçe değiştiğinden, sınıflandırıcıları farklı koşullara daha uyumlu hale getirmek için bir tarla içi kalibrasyon prosedürüne ihtiyaç duyulduğu sonucuna varılmıştır.

Gerhards ve Christensen (2003), tarafından yapılan bir çalışmada, Tarım alanlarındaki yabancı ot fide popülasyonlarındaki zamansal ve mekânsal farklılıklara ilişkin bilgiler, yabancı ot popülasyonunun değerlendirilmesi ve yönetimi için çok önemli olduğu fikrinden yola çıkılmıştır. Çalışmada, şeker pancarı (*Beta vulgaris* L.), mısır (*Zea mays* L.), kışlık buğday (*Triticum aestivum* L.) ve kışlık arpada (*Hordeum vulgare* L.) sahaya özel yabancı ot kontrolü için çevrimiçi yabancı ot tespiti de dahil olmak üzere bir sistem sunulmuştur. İlaçlama sistemi; dijital görüntü analizi, bilgisayar tabanlı karar verme ve küresel konumlandırma sistemleri (GPS) kontrolünde kullanılmıştır. Harita tabanlı uygulama sayesinde, kışlık tahıllarda geniş yapraklı herbisitler için %60 ve dar yapraklı herbisitleri için %90 oranında azaltılmıştır. Şeker pancarı ve mısırdaki kullanılan herbisitlerde, mısırdaki ortalama %78 ve şeker pancarında %36 tasarruf sağlanmıştır. Geniş yapraklı yabancı otlara karşı kullanılan herbisitlerde ise mısırdaki %11 ve şeker pancarında %41 tasarruf olmuştur.

Dryden ve ark. (2003), yaptıkları çalışmada yabancı ot ve mahsul dokularını bölümlere ayırmak için bir Bayes yöntemini kullanarak mahsul ve yabancı otları görüntüler üzerinden tanımlayarak ilaçlama sisteminin kontrol edilmesini denemişlerdir. Her bir görüntü bloklara bölünmüş ve her blok tek bir doku olarak modellenmiştir. Görüntüdeki farklı dokuların

sayısının bilinmediği varsayılmıştır. Doku etiketlerinin önceden bir Potts modeline (rastgele renkli Ising Markov alanı) tabi tutularak, bir blok içindeki piksellerin rastgele Gauss Markov alanına göre dağıtıldığı ve parametrelerin doku tipine bağlı olduğu durumlarda hiyerarşik bir Bayes prosedürü kullanılarak sınıflandırma yapılmıştır. Daha sonra farklı doku bileşenlerinin sayısının değişmesine izin verilen ve sağlaması yapılabilen Metropolis-Hastings algoritması kullanarak sonsal dağılımdan simülasyon gerçekleştirilmiştir. Metodoloji simüle edilmiş bir görüntüye uygulanmış ve ardından çalışmanın ana hedefi olan ot ve mahsul görüntüleri üzerinde doku segmentasyonu gerçekleştirilerek ayırt edilmiştir.

López-Granados ve ark. (2006), buğdaydaki yabancı ot istilalarının potansiyelini belirlemek amacıyla sınır ayırımı ve haritalanması için hiperspektral ve multispektral görüntüleri kullanılmıştır. Buğday bitkisi ile yabancı yulaf, kanarya otu ve çavdar otu arasındaki yansıma farklılıkları, 400 ve 900 nm spektrumundaki 25 nm genişliğindeki dalga bantlarının çoğunda istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur. Görünür (mavi, B; yeşil, G; kırmızı, R) ve yakın kızılötesi (NIR) dalga bantları ve beş bitki örtüsü indeksi: Normalleştirilmiş Bitki Örtüsü İndeks Farkı (NDVI), Bitki Örtüsü İndeks Oranı (RVI), R/B, NIR-R ve $(R - G) / (R + G)$, yabancı ot ve buğdayı ayırt etme potansiyeli göstermiştir. Bu dalga bantlarının ve endekslerinin etkinliği, doğal olarak istila edilmiş üç alandan alınan renkli ve kızılötesi hava görüntüleri kullanılarak incelenmiştir. StaCruz'da, yabancı yulaf ve kanarya otunun bulunduğu kareler, genel doğruluk derecesi (OA) 0,85 ile 0,90 olan R, NIR ve NDVI endeksleri kullanılarak ayırt edilmiştir. Batı Florida'da yabancı yulaf, kanarya otu ve çavdar otu ile istila edilen alanlar OA ile 0.85'ten 0.89'a kadar ayırt edilmiştir. Doğu Florida'da ise yabancı yulaf otlarının istila ettiği alanların ayırımı için, görünür dalga bantları ve çeşitli bitki örtüsü endeksleri 0.87 ile 0.96 arasında bulunmuştur. Tahmini yabancı ot alanı, sınıf başına 0.87 ile 0.94 arasında doğrulukla, üç lokasyonda sırasıyla tarlanın %56 ile %71, %43 ile %47 ve %69 ile %80'i arasında değişmiştir. NDVI, tüm konumlarda son derece doğru bir performansla en verimli bitki örtüsü indeksi olarak bulunmuştur. Çalışmanın sonucu olarak buğdaydaki yabancı ot bölümlerinin haritalanmasının, mahsul

olgunlaşmasından 2 ila 3 hafta önce elde edilen yüksek çözünürlüklü uydu görüntüleri veya havadan elde edilen fotoğraflarla mümkün olduğunu göstermiştir.

Wang ve ark. (2007), tarafından, iki optik yabancı ot sensörü ve bunların kontrol modülleri (bir merkezi kontrol modülü, bir küresel konumlandırma sistemi birimi ve bir püskürtme kontrol modülü), gerçek zamanlı bir sisteme başarıyla entegre edilmiştir. Sistem bileşenleri, bir denetleyici alan ağı kullanılarak ağa bağlanmıştır. Sistem iki buğday tarlasında kapsamlı bir şekilde test edilmiştir. İyi bir eğitimle sistem genel olarak %70'in üzerinde yabancı ot tespit doğruluğuna ulaşmıştır. Sistemin gece veya değişken aydınlatma şartlarının altında da kullanılabilmesi için, sisteme bir ışık engelleyici ve yapay aydınlatma kaynağı entegre edilmiştir. Birden fazla yabancı ot türüyle eğitilen sınıflandırma modelleri sayesinde sistemin doğru tahmin etme oranı iyileştirilmiştir. Tahminlerin doğruluğu, eğitim sırasında kullanılan sensörün hedeflere göre konumundan da etkilendiği belirtilmiştir.

Wu ve ark. (2007), bitki sınıflandırması için genel amaçlı bir otomatik yaprak tanıma uygulamak için görüntü ve veri işleme teknikleri ile olasılıksal sinir ağı (Probabilistic Neural Network-PNN) kullanılmışlardır. 12 farklı yaprak özelliği çıkarılmış ve PNN'nin giriş vektörünü oluşturan 5 temel değişkene ortogonalleştirilmiştir. PNN, 32 farklı bitki türünü sınıflandırmak için 1 800 yaprak görüntüsü ile eğitilmiş ve %90'ın üzerinde bir doğrulukla tahmin sonuçları vermiştir. Diğer yaklaşımlarla karşılaştırıldığında, bu algoritmanın yürütmesi hızlı ve uygulaması kolay, doğru tahmin oranı daha yüksek bir yapay zekâ yaklaşımı olduğu öne sürülmüştür.

Slaughter ve ark. (2008), robotik teknoloji, tarımın herbisitlere olan mevcut bağımlılığını azaltmanın, sürdürülebilirliğini geliştirmenin ve çevresel etkisini azaltmanın bir yolunu da sağlayabileceğini ifade etmişlerdir. Yabancı ot kontrolü için kullanılacak, genel amaçlı bir robotik sistemin başarılı şekilde geliştirilmesi için gereken dört temel teknolojinin (rehberlik, tespit ve tanımlama, hassas sıralı yabancı ot kontrolü ve haritalama) mevcut çalışmalarda kullanılabilirlik durumu açıklanmıştır. Bu dört yaklaşım arasında, tarım

alanlarında yaygın olan çok çeşitli koşullar altında yabancı otların tespiti ve tanımlanması en büyük zorluk olmaya devam ettiği vurgulanmıştır.

Zhu & Zhu (2009) yaptıkları çalışmada, doğru ot tanımlaması ve hassas herbisit uygulaması için destek vektör makinesine (SVM) dayalı bir yabancı ot tanıma yöntemi kullanılmıştır. İlk olarak, arka plan görüntülerinden beş çeşit yabancı ot görüntüleri ayrılmış ve bunların şekil-doku parametreleri çıkarılmıştır. Daha sonra öznitelik verilerinin dağılımına göre en etkili öznitelik verileri kombinasyonu seçilmiş ve sınıflandırma eğitimi için SVM sınıflandırıcısına aktarılmıştır. SVM'nin yüksek boyutlu ve doğrusal olmayan işleme yetenekleri gibi avantajları olduğu için, bu çalışmada algoritmanın karmaşıklığını azaltan özellik verilerinin dağılımını analiz ederek etkili karakter parametreleri seçilmiştir. Aynı zamanda çapraz doğrulama sınıflandırması ve eğitimi ile sınıflandırmanın güvenilirliği sağlanmıştır. Deneysel sonuçlar, önerilen yöntemde yabancı ot tanıma doğruluğunun %93.3 olduğunu ve sınıflandırma süresinin 1.18s olduğunu göstermiştir

Ishak ve ark. (2009), yabancı ot türlerinin sınıflandırılmasını yapabilmek amacıyla doku özelliklerine dayalı yeni bir dizi öznitelik çıkarmak için Gabor dalgacık (GW) ve gradyan alan dağılımı (GFD) tekniklerinin bir kombinasyonunu kullanan bir görüntü analiz tekniği sunmuşlardır. Öznitelik çıkarma işlemi, görüntülerin açısız özelliğini geliştirmek için GW kullanımını, ardından histogram gradyan oryantasyon açılarını üretmek için GFD uygulamasını ve histogram zarfını oluşturmak için ek adımları verilmiştir. Önerilen teknik, yalnızca GW algoritması uygulamasıyla elde edilen tek bir giriş özelliğini kullanan başka bir teknikle karşılaştırılmıştır. Önerilen tekniği kullanan genel sınıflandırma doğruluğu %94 iken, sadece GW özelliği kullanıldığında %84 doğruluk elde edilmiştir. Elde edilen sonuçlar, önerilen bu tekniğin yabancı ot sınıflandırmasının yapılmasında etkili olduğunu göstermiştir.

Longchamps ve ark. (2010), tarafından yürütülen bir çalışmada, yabancı ot alanlarına gerçek zamanlı nokta ilaçlama yapılabilmesi için ürün içindeki yabancı otların otomatik

tespitini yapabilecek sensörlerin geliştirilmesinin gerektiği ifade edilmiştir. Bu bağlamda, mısır-yosun ayrımı için yeşil bitkilerin UV kaynaklı floresan potansiyeli değerlendirilmiştir. Bir büyüme odasında yetiştirilen üç bitki grubundan (dört mısır hibriti, dört dar yapraklı yabancı ot türü ve dört geniş yapraklı yabancı ot türü) bir serada toplam 1 440 spektral floresan ışık dalgası kaydedilmiştir. Çok değişkenli analiz ile, her bir spektrumda yer alan tam bilgi, önce beş temel bileşenden hesaplanan puanlara indirgenmiştir. Daha sonra, spektrumları tür/melez bazında sınıflandırmak için bu puanlar üzerinde doğrusal bir diskriminant analizi uygulanmış ve ardından, elde edilen sınıflar üç bitki grubuna göre toplanmıştır. Bu iki aşamalı süreç, geniş yapraklı yabancı otlar gibi heterojen gruplar tarafından oluşturulan hatayı en aza indirmiştir. Bu sınıflandırmanın çıktısı, başarı oranı %91.8'e ulaştığından, bitki grubu ayrımı için UV kaynaklı floresansın önemli potansiyelini göstermiştir. Mısır ve geniş yapraklı yabancı otların arasında herhangi bir hata gözlenmemiş fakat mısır ile dar yapraklı yabancı otlar arasındaki hataların çoğu (hibrit pioneer 39Y85 ve *Setaria glauca* L. (Beauv.) arasındaki karışıklıktan kaynaklandığı belirtilmiştir. Ayrıca, yaprak ve bitki yaşı üzerindeki floresan sensörünün konumunun, bitki gruplarını ayırt etmek için floresan etkinliği üzerinde ihmal edilebilir etkilere sahip olduğunu belirlemiştir. UV kaynaklı floro-algılama ile ilgili sonuçların laboratuvarından sahaya aktarılması için dikkate alınması gereken faktörler tartışılmıştır.

Wu ve ark. (2011), buğday arazisinde yaptıkları bir görüntü işleme çalışmasında, konum ve kenar özelliklerine dayalı bir yabancı ot tespit yöntemi incelemiştir. İlk olarak, bitki pikselleri, yeşil bitki ve toprağın renk farkı kullanılarak toprak arka planından ayrılmıştır. Sonrasında, bitki görüntü piksellerini tam olarak elde etmek için bitki sıralarının başlangıç-bitiş noktaları, sıra aralarının belirlenmesi için histogram yöntemi kullanılmıştır. Nihai olarak, yabancı otların küçük birlikler halinde büyüme ve yakın dağılma eğiliminde olma özelliği ile yabancı ot tespiti tamamlanmıştır. Kullanılan yöntemin bitkilerin duruş pozisyonları ve yaprak şekillerine göre kültür bitkisi ile yabancı otları ortalama %94.28 doğruluk oranı ile ayırt ettiği belirtilmiştir.

Zhang ve ark. (2012), sanal görüntü gerçek zamanlı denetleyicisi CVS-1456'ya dayalı olarak gerçek zamanlı görüntü tanıma ve değişken ilaç püskürtme uygulama sistemi tasarlanmışlardır. Bezelye fideleri, arka plan olarak toprak ve yabancı ot (*Cephalanoplos segetum* vb.) içeren orijinal görüntüler normal güneş ışığında elde edilmiştir. Orijinal görüntülerin renk modelleri analiz edilmiş ve LabVIEW yazılımı ve IMAQ Vision araç kutusu kullanılarak R-B renk özelliklerine dayalı olarak gerçek zamanlı yabancı ot tanıma gerçekleştirilmiştir. Yabancı otların görüntü işleme teknikleri ile kenarlarını tespit etmek için Canny algoritması kullanılmış ve değişken ilaç püskürtme için gerçek konumların saptanmasını sağlamak amacıyla hedef otun üç karakteristik parametresi; alan, yoğunluk ve merkez konum özellikleri çıkarılmıştır. Rastgele testler, ortalama doğru tanıma oranının %83.5, ortalama piksel sapmasının 0.066 olduğu R-B renk özelliklerine dayalı karmaşık arka plan görüntülerinden, amaca yönelik *Cephalanoplos segetum* tanıma yönteminin doğruluğunu ve güvenilirliğinin doğrulanmasıyla sonuçlanmıştır.

Pereira ve ark. (2012), kimyasal ürünlerle sucul yabancı ot kontrolünde her tür aynı herbisite farklı tepki gösterebileceğinden tür ayrımı yapmadan aynı herbisitle ilaçlama yapmanın sağlıklı olmadığını, doğru herbisit otomatik olarak uygulanması için yakın gelecekte bir uzman sistem oluşturmak için denetimli örüntü tanıma teknikleri ve şekil tanımlayıcıları aracılığıyla bazı türlerin otomatik olarak tanımlanmasını önermişlerdir,

He ve ark. (2013), yabancı ot tanıma için tek bir özelliğin karar verme ve kesinlik açısından düşük sonuçlar verdiğini ele almak için, destek vektör makinesi (SVM) ve DS (Shafer-Dempster) kanıt teorisine dayalı çok özellikli bir füzyon yöntemi önermişlerdir. İlk olarak, bir dizi görüntü işleme uygulamasından sonra bitki yapraklarından şekil, doku ve fraktal boyut gibi üç tür bitki yaprağı özelliği çıkarılmıştır. Daha sonra, her bir özelliğin SVM sınıflandırma sonuçları, atanan temel olasılık (BPA) oluşturmak için kanıt olarak kullanılmış ve karar birleştirme için matris analizine dayalı DS birleştirme yöntemi ele alınmıştır. Son olarak, füzyon sonuçlarına ve sınıflandırma eşiklerine dayalı olarak tanıma sonuçları verilmiştir. Çalışma sonuçları, yabancı ot tanımda tek özellik yöntemine kıyasla

doğruluk ve kararlılık üzerinde iyi bir performansa sahip olan çok özellikli füzyon yönteminin doğruluğunun %96.11 olduğunu göstermiştir

Shapira ve ark. (2013), tarafından yürütülen bu çalışmada, hububat ve geniş yapraklı bitkiler arasında dar ve geniş yapraklı yabancı otların tespitinde uzaktan algılama sistemi uygulanmıştır. Hem yaprak hem de gölgelik ölçeklerinde spektral nispi yansıma değerleri, dört bitki kategorisi için (buğday, nohut, dar ve geniş yapraklı yabancı otlar) alan spektroskopisi ile elde edilmiştir. Botanik cinsler için yaprak dokularının toplam yansıma spektrumları, genel diskriminant analizi (GDA) ile başarılı bir şekilde sınıflandırılmıştır. GDA tarafından belirli dar bantlar için toplam gölgelik spektral sınıflandırması, buğday için 95 ± 4.19 ve nohut için 94 ± 5.13 bulunmuştur. Yeni Mikro Uydu (VENUS) bantlarında gelecekteki Bitki Örtüsü ve Çevresel İzleme için GDA tarafından toplam gölgelik spektral sınıflandırması, buğday için 77 ± 8.09 ve nohut için 88 ± 6.94 ve faal uydu Advanced Land Imager (ALI) bantları için, buğdayda 78 ± 7.97 ve nohut için 82 ± 8.22 değerleri elde edilmiştir. Yabancı ot kontrolünde herbisitlerin uygulandığı kritik dönemde, bir buğday tarlasında $>5\%$ olduğu bilinen üretim alanında $87 \pm 5.57\%$ 'lik genel sınıflandırma doğruluğu elde edilmiş ve böylece hassas herbisit uygulanması için potansiyel sağlanmıştır. Buğday, nohut, dar ve geniş yapraklı yabancı ot spektral özelliklerine dayalı kalitatif modeller, sahaya özgü ot yönetimi için kullanılabilecek yüksek kaliteli sınıflandırma ve tahmin potansiyeline sahip olduğu sonucuna varılmıştır.

Herman ve ark. (2013), buğday arazisinde yabancı otların varlığını tespit etmek için görüntü işleme yöntemi kullanarak makine öğrenmesi sınıflandırma modelleri uygulayan bir çalışma gerçekleştirmişlerdir. Bu modelleri karşılaştırmak için çapraz doğrulama-karmaşıklık matrisi kullanılmıştır. Çalışmada toprak, bitki yeşil aksamı, buğday ve yabancı otlar görüntülerden ayırt edilmiştir. Modeller arasında en yüksek doğruluk değeri %85 oranında elde edilmiştir.

Haug ve Ostermann (2014), bitkilerin tek fenotip zamanlarına göre ürün ve yabancı ot ayrımının yapılabileceği ve diğer açık bilgisayarlı görme görevleri için kıyaslamalarda kullanılabilecek bir veri seti sunulmuştur. Veri seti, ek açıklamalar içeren 60 görüntüden oluşmaktadır ve çevrimiçi olarak erişime açık tutulmuştur. Tüm görüntüler, havuç bitkileri erken gerçek yaprak büyüme aşamasındayken organik bir havuç çiftliğinde otonom tarla robotu Bonirob vasıtasıyla elde edilmiştir. Sıra üstü ve sıra arasında yabancı otlar bulunmakta, yabancı ot ve mahsullerin yaklaşık olarak aynı boyutlara sahip olduğu ve birbirine yakın büyüklük değerleri gösterdiği belirtilmiştir. Her veri seti görüntüsü için bir temel gerçek bitki segmentasyon maskesi ve bitki tipinin (ürüne karşı yabancı ot) manuel açıklaması sağlanmıştır. Mahsul/yabancı ot sınıflandırmasının fenotipsel farklılığını çözmeyi sağlamakla birlikte, farklı yaklaşımların karşılaştırılmasına izin verecek değerlendirme yöntemleri önerilmiştir.

Chaki ve ark. (2015), tarafından gerçekleştirilen bu çalışmada, doku ve şekil özelliklerinin bir kombinasyonunu kullanarak bitki yapraklarını karakterize etmek ve tanımak için yeni bir metodoloji önerilmiştir. Yaprığın dokusu, Gabor filtresi ve gri seviye birlikte oluşum matrisi (GLCM) kullanılarak modellenirken, yaprağın şekli değişmez momentlerle birlikte bir dizi eğri dönüşüm katsayısı kullanılarak yakalanmıştır. Bu özellikler genel olarak yaprak görüntüsünün yönüne ve ölçeklenmesine duyarlı olduğundan, değişen öteleme, döndürme ve ölçekleme faktörleri için düzeltmeler yapmak için özellik çıkarmadan önce bir ön işleme aşaması uygulanmıştır. Önerilen yöntemlerin etkinliği, bir nöro-bulanık denetleyici (NFC) ve 31 yaprak sınıfını ayırt etmek için ileri beslemeli geri yayımlı çok katmanlı algılayıcı (MLP) olmak üzere iki sinirsel sınıflandırıcı kullanılarak incelenmiştir. Özellikler, tanıma doğruluklarının nasıl geliştirilebileceğini araştırmak için ayrı ayrı ve kombinasyon halinde uygulanmıştır. Çalışma sonucunda, önerilen yaklaşımın kabul edilebilir bir dereceye kadar değişen doku, şekil, boyut ve yönlerle sahip yaprakları tanımada etkili olduğu vurgulanmıştır.

Tang ve ark. (2015), Çin’de yaptıkları bir çalışmada, çay yapraklarının sınıflandırılması için etkili bir algoritma üzerine çalışılarak, otomatik çay işleme makineleri için uygun hale getirilmiştir. Bu çalışmadan önce gerçekleştirilen çay sınıflandırma araştırmalarının çoğu, taze çay yaprakları yerine ortalama çay bitkisi büyüklüğü üzerine odaklanmıştır. Bu çalışmada farklı olarak, yeşil çay yaprakları sınıflandırması için örtüşmeyen bir pencere yerel ikili deseni (LBP) ve Gri Düzey Birlikte Oluşum Matrisini (GLCM) birleştiren bir doku çıkarma yöntemi önerilmiştir. Tekstür ekstraksiyonu için hem LBP hem de GLCM'nin avantajlarından yararlanan bu yöntem, otomatik çay üretim hattı gereksinimlerini karşılamak için düşük hesaplama maliyetiyle sınıflandırmada çay yapraklarının dokusunu etkin bir şekilde çıkarabilmiştir.

Naresh ve Nagendraswamy (2016), tarafından yürütülen bu çalışmada bitki yapraklarının doku özelliklerine göre sınıflandırılması için sembolik bir yaklaşım önerilmiştir. Bitki yapraklarından doku özelliklerini çıkarmak için Modifiye Yerel ikili desenler (MLBP) önerilmiştir. Aynı bitki türüne ait bitki yapraklarının dokularının, olgunluk düzeyleri, netlikleri ve çevre koşulları nedeniyle farklılık gösterdiği ifade edilmiştir. Bu nedenle, kümeleme kavramı, çoklu sınıf temsilcilerini seçmek için kullanılmış ve küme içi varyasyonlar, aralık değerli tip sembolik özellikler kullanılarak yakalanmıştır. Sınıflandırma, basitçe en yakın komşu sınıflandırıcı kullanılarak kolaylaştırılmıştır. Yeni oluşturulan UoM Tıbbi Bitki Veri Kümesi ve ayrıca erişime açık Flavia, Foliage ve İsveç bitki yaprağı veri kümeleri üzerinde kapsamlı deneyler yapılmıştır. Önerilen metodoloji ile elde edilen sonuçlar çağdaş metodolojilerle karşılaştırılmıştır. Outex veri seti de deneyler için düşünülmüş ve sonuçlar bu sentetik veri setinde bile umut verici olarak bulunmuştur.

Midtiby ve ark. (2016), tarafından bir algı sisteminden simüle edilmiş çıktıya dayalı olarak elde edilen ürünlerin deseni hakkındaki bilgiyi kullanma potansiyeli araştırılmıştır. Pozisyona dayalı bitki tespitinin güvenilirliğinin, yabancı ot yoğunluğuna (ρ , metrekaresine başına yabancı ot bitkisi olarak ölçülmüş) ve ürün bitki deseni konum belirsizliğine (σ_x ve σ_y , ürün sırası boyunca ve dik olarak metre cinsinden ölçülmüş) bağlı olduğu gösterilmiştir.

Tanım güvenirliği, ekim modeli belirsizliği ve eşitsizliğe göre yabancı ot yoğunluğu ile sınırlanan pozitif tahmin değeri (PPV) $PPV \leq (1 + 2\pi\rho\sigma_x\sigma_y) - 1$ ile tanımlanmıştır. Sonuç olarak, konum tabanlı ürün tanıma için iki yeni yöntemin bilgisayar simülasyonlarının yanı sıra daha önce bildirilen tarla tabanlı denemelerle eşleşmesi elde edilmiştir.

Tang ve ark. (2016), farklı aydınlatmanın görüntüler üzerindeki etkisinden kaçınmak için, renk modelleri ele alınmış ve gri görüntülerle yabancı ot-bitki yaprakları ayrımının yapılabilmesi irdelenmiştir. Bunun için sırasıyla; dikey iz düşüm yöntemi ve doğrusal tarama yöntemi uygulanmıştır. Kırpma sıralarının merkez çizgisini hızlı bir şekilde belirlemek için birleştirilmesi için klasik Yabancı Ot İstila Oranı (WIR) değerlendirilmiştir. Hesaplama karmaşıklığını azaltmak ve hücreler içinde hesaplamak için geliştirilmiş yatay tarama yönteminin alınmasında Modifiye Yabancı Ot İstila Oranı (MWIR) uygulanmıştır. Sonuçların normal dağılım altında olması için, Bayesian yöntemi minimum hata oranı yoluyla gerçek zamanlı kararı gerçekleştirmek için kullanılmıştır. Çalışma sonucunda, bu algoritmanın doğruluğunun %92.5 ile, BP algoritması ve SVM algoritmasının üzerinde olduğu gösterilmiştir.

Bakhshipour ve ark., (2017) şeker pancarı üretim alanında yabancı ot tespitindeki potansiyellerini doğrulamak için dalgacık doku özellikleri incelenmiştir. Bir yapay sinir ağını besleyecek her bir görüntü alt bölümü için dalgacık doku özelliklerini belirlemek amacıyla bir ayrım algoritmasındaki ardışık adımlar tasarlanmıştır. Tek seviyeli dalgacık dönüşümü ile üretilen her çok çözünürlüklü görüntü için birlikte oluşum doku özellikleri belirlenmiştir. Görüntü segmentasyonu, yapay sinir ağı tarafından her bir alt bölümü yabancı ot veya ana ürün olarak etiketleme kararına dayandırılmıştır. Algoritmanın optimizasyonu, yabancı otları ana üründen ayırmanın iki yolu araştırılarak denenmiştir. Çıkarılan 52 doku özelliğinden 14 tanesini seçmek için Temel Bileşen Analizi kullanılmıştır. Sonuç olarak, dalgacık doku özelliklerinin, önemli miktarda tıkanıklık olduğunda ve yaprakların üst üste bindiği durumlarda bile, mahsuller arasında yabancı otları etkili bir şekilde ayırt edebildiğini göstermiştir.

Sa ve ark. (2017), tarafından bir mikro hava aracı (MAV) tarafından toplanan multispektral görüntülerle yoğun semantik ot sınıflandırması için bir yaklaşım sunulmuştur. Çalışmada, kodlayıcı-kod çözücü basamaklı evrişimli sinir ağı olarak SegNet kullanılmış, bu sayede yoğun anlamsal sınıflar çıkarırken, şeker pancarı ve yabancı otların oluşturduğu veri setlerinde herhangi bir sayıda giriş görüntü kanalı ve sınıf dengelemesine izin verdiği ifade edilmiştir. Eğitim veri setini oluşturmak için, yalnızca ürün ve yabancı otların bulunduğu, değişen herbisit seviyelerine sahip tarla parselleri oluşturularak bir deneysel alan kurmuşlardır. Bu sayede gerçek üretim alanını otomatik olarak ayırt edici bir özellik olarak NDVI kullanılmasını sağlamıştır. Eğri sınıflandırma ölçütleri altında ~0.8 F1 puanı ve 0.78 alan elde etmek için farklı sayıda giriş kanalı ve koşulu (ince ayar) olan altı model eğitilmiştir. Model dağıtımı için, MAV entegrasyonu ile yerleşik bir Grafik İşlem Birimi (GPU) sistemi (Jetson TX2) test edilmiştir. Çalışma kapsamında kullanılan veri seti, gelecekteki çalışmaları desteklemek için erişime açık hale getirilmiştir.

Fuentes ve ark. (2017), tarafından yapılan bir çalışmada, farklı çözünürlüklerde kamera cihazlarıyla yerinde yakalanan görüntüler kullanılarak domates bitkilerinde hastalık ve zararlıları tespit etmek için derin öğrenmeye dayalı bir yaklaşım sunulmuştur. Çalışmada bu görevi yerine getirmek için daha uygun derin öğrenme mimarisini araştırılmıştır. Bu nedenle, Daha Hızlı Bölge Tabanlı Evrişimli Sinir Ağı (Daha Hızlı R-CNN), Bölge Tabanlı Tam Evrişimli Ağ (R-FCN) ve Tek Çekim Çoklu Kutu Dedektörü (SSD) üç ana derin öğrenme modeli ele alınmıştır. Bu meta mimarilerin her birini VGG net ve Residual Network (ResNet) gibi “derin özellik çıkarıcılar” ile birleştirilmiştir. Derin meta-mimarilerin ve özellik çıkarıcıların performansını gösterilmiş ve ayrıca eğitim sırasında doğruluğu artırmak ve yanlış pozitiflerin sayısını azaltmak için yerel ve küresel sınıf açıklamaları ve veri büyütme için bir yöntem önerilmiştir. Enfeksiyon durumu ve bitki üzerindeki konum gibi sınıflar arası ve sınıf dışı çeşitli varyasyonlar da dahil olmak üzere hastalıklar ve zararlılarla ilgili zorlu görüntüler içeren geniş Domates Hastalıkları ve Zararlıları Veri Kümesinde ile derin öğrenme sistemleri uçtan uca eğitilmiş ve test edilmiştir. Çalışma sonucu olarak, araştırmacılar tarafından önerilen sistemin, bir bitkinin

çevresindeki karmaşık senaryolarla başa çıkma yeteneği ile dokuz farklı hastalık ve zararlı türünü etkili bir şekilde tanıyabildiğini gösterilmiştir.

Giselsson ve ark. (2017) tarafından Danimarka’da yürütülen bir çalışmada, farklı büyüme aşamalarında 12 bitki türüne ait yaklaşık 960 benzersiz görüntülerden oluşan veri seti hazırlanarak erişime açık hale getirilmiştir. Kabaca bu veri setinin 0.1 mm yüksek uzaysal çözünürlüğe sahip RGB görüntüler içerdiği belirtilmiştir. Oluşturulan bu veri seti ile elde edilen sınıflandırma sonuçlarının değerlendirmesini standart hale getirmek için F1 puanlarına dayalı bir kıyaslama önerilmiştir.

Ferriera ve ark. (2017), soya fasulyesi bitki görüntülerinde yabancı ot tespiti yapmak için Evrişimsel Sinir Ağlarını (ConvNets veya CNN'ler) kullanmak ve bu yabancı otları dar ve geniş yapraklı olmak üzere sınıflandırmak ve tespit edilen yabancı otlara spesifik herbisitler uygulaması amaçlanmıştır. Bu nedenle, Campo Grande, Mato Grosso do Sul, Brezilya’da bir soya fasulyesi ekimi gerçekleştirilmiş ve çok sayıda mahsul görüntüsü yakalamak için Phantom DJI 3 Professional drone kullanılmıştır. Elde edilen fotoğraflarla toprak, soya fasulyesi ve geniş yapraklı yabancı otların on beş binden fazla görüntüsünü içeren bir veri seti oluşturulmuştur. Yapay Sinir Aları eğitimi için CaffeNet modeli kullanılmıştır. Süperpiksel segmentasyon algoritması SLIC'nin kullanılması yoluyla, sağlam bir görüntü veri seti oluşturmak ve Caffe yazılımı tarafından eğitilen modeli kullanarak görüntüleri sınıflandırmak için kullanılan Pynovisão adlı bir yazılım da geliştirilmiştir. ConvNet'lerin sonuçlarını karşılaştırmak için Destek Vektör Makineleri, AdaBoost ve Rastgele Ormanlar, şekil, renk ve doku özelliği çıkarma teknikleri koleksiyonuyla birlikte kullanılmıştır. Sonuç olarak, bu çalışma, toprak ve soya fasulyesi ile ilgili olarak geniş yapraklı ve dar yapraklı yabancı otların tespitinde ConvNets kullanılarak %98'in üzerinde bir doğruluk elde edilmiş ve tüm görüntüler arasında ise %99'un üzerinde bir doğruluk ortalaması elde edilmiştir.

Hasan ve ark. (2018), tarafından buğdayda verim tahmini yapabilmek için buğday başaklarını doğru bir şekilde tespit etmek, saymak ve analiz etmek için bir derin öğrenme

yaklaşımı uygulanmıştır. Çalışmada kullanılan derin öğrenme metotları ile, üç farklı gübre işleme tabi tutulan 10 çeşitten oluşan buğday tarla denemesinin bir dizi görüntüsü üzerinde test edilmiştir. Görüntüler, kara tabanlı bir görüntüleme platformuna monte edilmiş yüksek çözünürlüklü RGB kameralar kullanılarak ve buğday parsellerini eğik bir açıdan görüntüleyerek bir sezon boyunca toplanmıştır. Alan içi görüntülerin bir alt kümesi, tüm sivri bölgelere manuel olarak açıklama eklenerek doğru bir şekilde etiketlenmiştir. SPIKE adı verilen bu açıklamalı veri seti daha sonra girdi olarak buğday parsellerinin görüntülerini alan ve her bir çizimdeki sivri bölgeleri doğru bir şekilde tespit edip sayan dört bölge tabanlı Evrişimli Sinir Ağı'nı (R-CNN) eğitmek için kullanılmıştır. ESA'ler ayrıca her bir çizim için ani yoğunluk ve sınıflandırma olasılığını da verdiği belirtilmiştir. Aynı R-ESA mimarisini kullanarak, çeşitli büyüme aşamalarında yakalanan eğitim ve test görüntülerinin dört farklı veri kümesine dayalı olarak dört farklı model oluşturulmuştur. Değişken aydınlatma koşulları, bitkilerin yoğunlukla birbirlerini örtmeleri ve karmaşık arka plan gibi zorlu alan görüntüleme koşullarına rağmen, dört R-ESA modeli, farklı test görüntüsü setlerinde %88 ila %94 arasında değişen bir ortalama algılama doğruluğu elde edilmiştir. En yüksek doğruluğu veren en sağlam R-ESA modeli daha sonra 10 buğday çeşidi ve üç işlem üzerinden başak üretimindeki değişimi incelemek için seçilmiştir. SPIKE veri seti ve eğitilmiş ESA, bu makalenin ana katkıları olarak sunulmuştur.

Kamilaris & Prenafeta-Boldu (2018), çeşitli tarım ve gıda üretimi zorluklarını çözebilmek için uygulanan derin öğrenme tekniklerini kullanan 40 araştırma çalışmasının derlemesini yapmışlardır. İncelenen belirli tarımsal sorunları, kullanılan belirli modelleri ve çerçeveleri, kullanılan verilerin kaynaklarını, doğasını ve ön işlenmesini ve incelenen her işte kullanılan ölçütlere göre elde edilen genel performansı incelenmiştir. Ayrıca, sınıflandırma veya regresyon performansındaki farklılıklara göre derin öğrenmenin diğer mevcut popüler tekniklerle karşılaştırmaları da incelenmiştir. Sonuç olarak, derin öğrenmenin yüksek doğruluk sağladığını ve yaygın olarak kullanılan mevcut görüntü işleme tekniklerinden daha iyi performans gösterdiği ifade edilmiştir.

Bakhshipour ve Jafari (2018), tarafından sunulan bir araştırmada, şeker pancarı yaprakları ve yabancı otların yapraklarının benzerliklerinden dolayı görsel ayırt etme problemini çözmeye odaklanılmıştır. Her bir bitki çeşidine ait bir desen oluşturmak için çeşitli şekil özellikleri bütünleştirilmeye çalışılmıştır. Yabancı otların desenlerine göre tespitinde görme sisteminin etkinleştirilmesi için destek vektör makinesi ve yapay sinir ağları kullanılmıştır. Şeker pancarı tarlalarında yaygın olarak bulunan dört tür yabancı ot incelenmiştir. Şekil özellik setleri, Fourier tanımlayıcılarını ve moment değişmez özelliklerini içermiştir. Sonuç olarak, YSA'nın genel sınıflandırma doğruluğunun %92.92 olduğunu ve yabancı otların %92.50'sinin doğru şekilde sınıflandırıldığı gösterilmiştir. Sınıflandırıcı olarak %95.00 genel doğrulukla DVM kullanıldığında daha yüksek doğruluklar elde edilirken, yabancı otların %93.33'ü doğru sınıflandırılmıştır. Ayrıca şeker pancarı bitkilerinin %93.33'ü ve %96.67'si sırasıyla YSA ve SVM tarafından doğru olarak sınıflandırılmıştır.

Chavan & Nandedkar (2018), evrişimli sinir ağlarını kullanarak yabancı ot ve ürün türlerini sınıflandırmaya yönelik bir girişim gösterilmiştir. Bunu başarmak için AlexNet ve VGGNET'in hibrit bir modeli olan AgroAVNET önerilmiştir. Modelin performansı, AlexNet, VGGNET ve bunların varyantları ve ürün-yabancı ot türleri sınıflandırması için mevcut yöntemlerle karşılaştırılır. Bu çalışmada aynı zamanda mevcut bir sistemin yeni yabancı ot ve mahsul kategorilerini öğrenmek için nasıl kullanılabileceği de vurgulanmıştır. Önerilen sistemin değerlendirilmesi için bitki fideleri veri seti kullanılmıştır. Performans ölçütleri olarak ortalama doğruluk, kesinlik, geri çağırma ve F1 puanı kullanılmıştır. AgroAVNET'in AlexNet ve VGGNET'ten daha iyi performans gösterdiği deneysel sonuçlardan elde edilmiştir. Ayrıca, sıfırdan eğitime kıyasla yeni türlerin öğrenilmesinin daha az eğitim süresi aldığı vurgulanmıştır

Nkemelu ve ark. (2018), tarafından gerçekleştirilen bu çalışmada, yabancı otların seçilerek ayıklanması için geliştirilen önceki yapay görme teknolojilerinin, güvenilir ve doğru yabancı ot tespiti zorluğuyla karşı karşıya kaldığı ifade edilmiştir. Bu nedenle çeşitli büyüme aşamalarında 12 türe ait yaklaşık 960 benzersiz bitkinin 4 275 görüntüsünü içeren

bir veri seti ile bitki fidelerinin sınıflandırılması için yaklaşımlar sunulmuştur. Bu görev için iki geleneksel algoritmanın ve görüntü tanımadaki yaygın olarak uygulanan bir derin öğrenme tekniği olan Evrişimli Sinir Ağının (ESA) performanslarını karşılaştırılmıştır. Çalışma bulguları, ESA güdümlü fide sınıflandırma uygulamalarının, tarım otomasyonunda kullanıldığında, uygun şekilde tasarlandığında ürün verimini optimize etme ve üretkenliği-verimliliği artırma potansiyeline sahip olduğu gösterilmiştir.

Deng ve ark. (2018), tarafından yürütülen bir çalışmada, *Alternanthera philoxeroides*, *Eclipta prostrata*, *Ludwigia adscendens*, *Sagittaria trifolia*, *Echinochloa crus-galli* ve *Leptochloa chinensis* olmak üzere 6 farklı yabancı ot türü ve çeltik tarlalarından elde edilen doğal arka plan görüntüleri, farklı aydınlatma koşulları ile erken büyüme dönemlerinde olacak şekilde toplanmıştır. Toplam 928 adet fotoğraf çekilmiştir. Görüntüler 640×480 piksel çözünürlüğünde, fotoğraf karelerinde yalnızca tek bir ot fidesi olacak şekilde ve RGB (kırmızı, yeşil, mavi) renk uzayında olacak şekilde hazırlanmıştır. 1.1 G-R'li bileşen, orijinal RGB görüntülerinin gri seviye dönüşümüne uygulanmıştır. Gri tonlamalı görüntünün görüntü etiketlemesini gerçekleştirmek için OTSU uyarlamalı etiketleme yöntemi kullanılmıştır. Yabancı ot görüntülerindeki boşlukları doldurmak için morfolojik işlem kullanılmıştır. Gürültüler ve küçük hedef, alan yeniden yapılandırma operatörüne göre ortadan kaldırılmıştır. Arka plan, ikili görüntü ve orijinal RGB görüntüleri arasındaki maskeleye algoritmasıyla temizlenmiştir. 101 boyutlu özellikler, renk, şekil ve doku özelliği dahil olmak üzere otun ön plan görüntüsünden çıkarılmıştır. Renk özelliği birinci, ikinci ve üçüncü anlardan, şekil özelliği geometrik özelliklerden ve iyileştirilmiş moment değişmez özelliklerinden ve doku özelliği gri seviye birlikte oluşum matrisi ve yerel ikili desenler (LBP) özelliğinden oluşturulmuştur. Renk, şekil ve doku özelliğinin ağırlık matrisi, üniter işlemle sonra girdi parametresi olarak kullanılmıştır. Çalışma dahilinde model yapısı ayarlama, model parametre güncelleme ve model doğrulamadan oluşan üç aşamalı bir model güncelleme yöntemi sunulmuştur. İlk olarak, çift gizli katman ve tek gizli katmandan oluşan derin inanç ağları (DBN'ler) kurulmuştur. İkinci olarak, DBN'deki çift gizli katmanların sabit, yükselen ve azalan düğümlerinin 3 tipinin etkisi analiz

edilmiştir. Çalışma sonucunda, DBN'deki çift gizli katmanların azalan düğümlerinin, orijinal karakteristik verilerin dağıtılmış özelliklerini, diğer çift gizli katman türlerinden daha iyi öğrenebildiğini göstermiştir. Son olarak, çift gizli katman ve tek gizli katmanın test optimizasyon parametreleri deney yoluyla elde edilmiştir. Düğüm sayısı 101-210-55-6 olduğunda DBN'nin çift gizli katman tanıma oranı %83.55, düğüm sayısı 101-200 olduğunda DBN'nin tek gizli katmanı tanıma oranı %91.13 olmuştur. -6. Tek gizli katmanın DBN yapısı, yabancı ot özelliklerinin dağıtım kuralını, çift gizli katmana sahip DBN'den daha iyi sonuç vermiştir. Tek renk, şekil, doku ve füzyon özelliği, destek vektör makinesi (SVM), BP (geri yayılım) sinir ağı ve DBN olmak üzere 3 tip yabancı ot sınıflandırma modeli oluşturmak için kullanılmıştır. Deneyde, tek renk ve şekil özelliğine sahip DBN modelinin tanıma oranı, SVM ve BP sinir ağı modeline göre daha düşük bulunmuştur. Renk ve şekil özelliğinin boyutlarının nispeten küçük olduğu ve bunun DBN ile karakteristik gösterimin avantajını yansıtmadığı ifade edilmiştir. Öte yandan, tek doku ve füzyon özelliği ile DBN modelinin tanınmasının SVM ve BP sinir ağı modeline göre daha doğru olduğu ve tek doku ve füzyon özelliği ile DBN modelinin tanıma oranının sırasıyla %86.58 ve %91.13'e ulaştığı gözlemlenmiştir.

Elnemr (2019) bitki fide sınıflandırması için derin öğrenme tekniğinin uygulanmasını önermiştir. Bitki fidelerini erken büyüme aşamalarında sınıflandırmak için yeni bir Evrişimsel Sinir Ağları mimarisi tasarlamıştır. Sunulan teknik, bitki fideleri veri seti kullanılarak değerlendirilmiştir. Ortalama doğruluk, kesinlik, hatırlama ve F1- puanı değerlendirme ölçütleri olarak kullanılmıştır. Çalışma sonucunda, önerilen tekniğin 12 türü (3 ürün ve 9 yabancı ot) ayırt etme kapasitesini ortaya koymuştur. Sistem %94.38 ortalama sınıflandırma doğruluğu elde etmiştir. Önerilen sistem, mevcut bitki fide sistemleri ile karşılaştırılmıştır. Sonuçlar, önerilen yöntemin mevcut yöntemlerden daha iyi performans gösterdiği belirtilmiştir.

Sharma (2019) yaptığı bir çalışmada, kültür bitkileri ve yabancı ot görüntülerini sınıflandırmak için uyarlanmış yeni bir model geliştirmeyi amaçlamıştır. Güney Danimarka

Üniversitesi ile iş birliği içinde Aarhus Üniversitesi Sinyal İşleme grubundan 5 339 bitki görüntüsünden oluşan bir açık kaynaklı veri seti kullanarak, 12 mahsul ve yabancı ot türünü sınıflandırmak için transfer öğrenme tekniğine dayalı bir metodoloji önerilmiştir. İlk olarak, yakınsamayı hızlandırmak için görüntüleri JPEG formatına dönüştürülmüş ve fazla sığdırma olasılığını azaltmak için yeniden boyutlandırma, döndürme, çevirme, ölçekleme gibi veri çoğaltma teknikleri kullanılmıştır. Daha sonra ImageNet veri seti üzerinde Residual Network 101 mimarisi ile eğitilmiş bir model transfer öğrenmesini gerçekleştirmek için kullanılmıştır. Son olarak, ağırlık parametreleri, performansı iyileştirmek için aşamalı yeniden boyutlandırma, dögüsel öğrenme oranı ve odak kaybı işlevini içeren çeşitli tekniklerle ayarlanmıştır. Önerilen model, doğrulama sırasında %98.47 ve test setinde %96.04 genel doğruluk elde etmiştir. Model, bir web uygulaması aracılığıyla İnternet üzerinden kullanıcıların erişimine açık hale getirilmiş ve bir sonraki adım olarak bu tür bir çözümü bir mobil uygulama ve gömülü cihazlar içinde entegre etmek üzere hedef konmuştur.

Ma ve ark. (2019) tarafından çeltik tarlasında pirinç fidesinin İHA ile RGB renkli görüntüleri yakalanmış ve RGB görüntülerindeki pikseller pirinç fideleri, arka plan ve yabancı otlar olmak üzere üç ayrı kategoride manuel olarak etiketlenerek temel doğruluk (GT) görüntüleri elde edilmiştir. Sınıf ağırlık katsayıları, sınıflandırma kategorisi sayılarının dengesizliği sorununu çözmek için hesaplanmıştır. Veri eğitim seti ve test seti için GT görüntüleri ve RGB görüntüleri kullanılmıştır. Örneklerin %80'i eğitim veri seti olarak rastgele seçilmiş ve örneklerin %20'si test veri seti olarak kullanılmıştır. Önerilen yöntem, klasik bir anlamsal etiketleme modeli olan FCN ve U-Net modelleri ile karşılaştırılmıştır. SegNet yönteminin ortalama doğruluk oranı %92.7 iken, FCN ve U-Net yöntemlerinin ortalama doğruluk oranları sırasıyla %89.5 ve %70.8 olarak bulunmuştur. Önerilen SegNet yöntemi, daha yüksek sınıflandırma doğruluğu sağlamış ve çeltik tarlası görüntülerinde pirinç fideleri, arka plan ve yabancı otların piksellerini etkin bir şekilde sınıflandırabildiği ve bölgelerinin konumlarını elde edebildiği ifade edilmiştir.

Yu ve ark. (2019), çok yıllık çavdar otunda büyüyen karahindiba (*Taraxacum officinale* Web.), yer sarmaşığı (*Glechoma hederacea* L.) ve benekli sütleğen (*Euphorbia maculata* L.) tespiti için birkaç derin evrişimli sinir ağı (DESA) oluşturmuşlardır. Evrişimli sinir ağları, toplam 15 486 negatif (görüntüler, hedef yabancı ot içermeyen çok yıllık çavdar otu) ve 17 600 pozitif görüntü (hedef yabancı otları içeren görüntüler) içeren bir veri seti kullanılarak eğitildiğinde, VGGNet, çok yıllık çimde yetişen *E. maculata*, *G. hederacea* ve *T. officinale*'nin hatırlama değerleri için (≥ 0.9278), tespit için F1 puanları (≥ 0.9952), AlexNet'in ise F1 puanları 0.8437 ile 0.9418 arasında değişkenlik gösterdiği ifade edilmiştir. Kullanılan derin öğrenme modelleri genel ortalama derecesinde, *E. maculata*, *G. hederacea* ve *T. officinale*'yi tespit etmede VGGNet'ten daha düşük bulunmuştur. GoogleNet'in, temel olarak düşük hassasiyet değerleri nedeniyle bu yabancı ot türlerini tespit etmede etkili bir DESA olmadığı belirtilmiştir. DetectNet etkili bir DESA'dır ve çok yıllık çimde büyüyen *T. officinale*'nin tespiti için test veri setlerinde yüksek F1 puanları (≥ 0.9843) elde etmiştir. Ayrıca VGGNet en yüksek Matthews korelasyon katsayısı (MCC) değerlerine sahipken, GoogleNet en düşük MCC değerlerine sahip olduğu gösterilmiştir. Genel olarak, DESA eğitimi yaklaşımı, özellikle VGGNet ve DetectNet, çok yıllık çimde hassas yabancı ot kontrolü için akıllı ilaçlama makinelerinde yapay görme tabanlı bir karar sistemi geliştirmeye yönelik açık bir yol sunduğu sonucuna varılmıştır.

Zheng ve ark. (2019) tarafından yürütülen bir çalışmada, gerçekçi tarım koşullarında yapay zekâ uygulamalarıyla daha fazla ilerlemeyi teşvik etmek için, 31 farklı sınıftan 49 000'den fazla açıklamalı örnek 31 147 görüntüden oluşan CropDeep tür sınıflandırma ve tespit veri seti sunulmuştur. Mevcut vizyon veri setlerinin aksine, seralarda farklı kameralar ve ekipmanlarla çok çeşitli durumlarda yakalanan görüntüler toplanmıştır. Bu görüntüler ile, derin öğrenmeye dayalı sınıflandırma ve algılama için daha güçlü bir kıyaslamayı destekleyen daha temsili ek açıklamalarla görsel olarak benzer türler ve periyodik değişiklikler içerdiği belirtilmiştir. Uygulama beklentisini daha da doğrulamak için, son teknoloji derin öğrenme sınıflandırma ve algılama modellerini kullanarak kapsamlı temel deneyler sağlanmıştır. Çalışma sonucunda, mevcut derin öğrenmeye dayalı yöntemlerin

sınıflandırma doğruluğunda %99'un üzerinde iyi performans gösterdiğini belirtmişlerdir. Mevcut derin öğrenme yöntemleri yalnızca %92 algılama doğruluğu sağlarken, mahsul üretimi ve yönetimine uygulandığında son teknoloji derin öğrenme modellerinin veri kümesi ve iyileştirme odasının zorluğunu göstermiştir. Spesifik olarak, YOLOv3 ağıının tarımsal tespit görevlerinde iyi bir potansiyel uygulamaya sahip olduğu önerilmiştir.

Rasmussen ve ark. (2019) tarafından yürütülen bir çalışmada, RGB kameralı kullanıma hazır İHA'lardan alınan görüntüleri kullanarak hasat öncesi tahıllardaki yeşil yabancı otları tespit etmek için bir prosedür açıklanmıştır. Tespit prosedürünü geliştirmek ve test etmek için kullanılan tüm görüntüler *Cirsium arvense* (L.) Scop ile istila edilmiş alanlardan alınmış ve sonuç olarak prosedüre Thistle Tool adı verilmiştir. Bununla birlikte, köygöçüren aracının diğer yeşil otları da tespit edebileceği ifade edilmiş ve hasat sonrası anızlarda da faydalı olabileceği düşünülmüştür. Glifosat püskürtme uygulamasına izin verilen ülkelerde *C. arvense* bulunan alanlar, hasat öncesi veya *C. arvense* bölgeleri bir yıldan diğerine nispeten sabit olacağı için hasattan sonrasındaki yıl da glifosat püskürtme kullanılabileceği belirtilmiştir. Tespit prosedürü yalnızca renk analizini kullanmış ve yeşil bitki türleri arasında ayırım yapma yeteneği olmaksızın yeşil ve yaşlanmış bitki örtüsünü ayırt etmiştir. Thistle Tool, görüntüleri uçuş irtifasından bağımsız olarak 1 m²'lik parçalara bölmekte ve görsel eşik düzenleme için kullanılan TopMaxExG adlı bir sınıflandırıcı hesaplamakta olduğu ifade edilmiştir. Bölgeler yeşil bitki örtüsü olan veya olmayan şekliyle iki kategoriye ayrılmıştır. *C. arvense*, hasat öncesi tahıllarda yeşil bitki örtüsüne ana katkıda bulunan bitki olduğunda üretim alanları, farklı tüketici sınıfı RGB kameralarla değişen çevresel koşullar altında %92-97 doğru şekilde tespit edilmiştir. Phantom 3 veya 4 gibi küçük tüketici İHA'ları ile, bir pilin süresine tekabül eden 40 m uçuş irtifasında 20 dakikada 10 ha'ı haritalamak mümkün olduğu vurgulanmıştır. Bu çalışmayla, İHA görüntülerinin kullanılmasıyla *C. arvense* haritalaması için pratik olarak yapılabileceği gösterilmiştir.

Olsen ve ark. (2019), Avustralya’da gerçekleştirilen bir çalışmada, robotik ot kontrolünü uygulanabilir kılmak için yüksek oranlı sınıflandırma yöntemlerinin geliştirilmesine izin vermek amacıyla, meralardan yabancı ot türlerinin ilk büyük, erişime açık, çok sınıflı görüntü veri seti oluşturulmuştur. DeepWeeds veri seti, kuzey Avustralya'daki sekiz lokasyona özgü sekiz ulusal olarak önemli yabancı ot türünün 17 509 etiketli görüntüsünden oluşmuştur. Çalışmada, karşılaştırmalı derin öğrenme modelleri olan Inception-v3 ve ResNet-50'yi kullanarak veri kümesindeki sınıflandırma performansı için bir temel sunulmuştur. Bu modellerle, sırasıyla %95.1 ve %95.7'lik bir ortalama sınıflandırma doğruluğu elde etmiştir. Ayrıca, görüntü başına ortalama 53.4 ms çıkarım süresiyle ResNet-50 mimarisinin gerçek zamanlı performansı da gösterilmiştir. Bu sonuçlar, Avustralya meralarında robotik ot kontrol yöntemlerinin gelecekteki saha uygulamaları için iyiye işaret ettiği belirtilmiştir.

Wang ve ark. (2019) tarafından yapılan derleme çalışmasında, gerçek üretim alanlarından elde edilen görüntülerle makine görüşü ve görüntü işleme teknikleri kullanılarak yabancı ot tespitinin ilerlemelerini özetlenmiştir. Çalışma bulguları olarak, yabancı ot tespiti için dört prosedür, yani ön işleme, segmentasyon, özellik çıkarma ve sınıflandırma ayrıntılı olarak sunulmuştur. Bitki örtüsünü arka plandan ayırmak için farklı renk indeksleri ve renk indeksi tabanlı, eşik tabanlı ve öğrenme tabanlı olanlar gibi sınıflandırma yaklaşımları geliştirilmiştir. Yabancı ot tespitinin zorluğu, genellikle benzer özelliklere sahip olan kültür bitkileri ve yabancı otlar arasında ayırım yapmakta kaynaklandığı belirtilmiştir. Genel olarak, bu incelemede tartışılan görev için biyolojik morfoloji, spektral özellikler, görsel dokular ve uzamsal bağlamlar olmak üzere dört özellik kategorisi kullanılmıştır. Yabancı ot tespiti için geleneksel makine öğrenimi tabanlı ve yakın zamanda geliştirilen derin öğrenme tabanlı yaklaşımların uygulanması da sunulmuştur. Son olarak, yaprakların örtüşmesi ve üst üste gelmesi, değişen aydınlatma koşulları ve farklı büyüme aşamaları dahil olmak üzere tarlada yabancı ot tespiti için araştırmacılar karşılaştığı zorluklar ve çözümler tartışılmıştır.

Koirala ve ark. (2019), ürün tespiti ve verim tahmininde derin öğrenmenin uygulanmasını, ürünlerin görüntülenmesinde engel olan sorunlar ve çözümleri için bir çalışma yapılmışlardır. Ancak bu çalışma sadece tespit ve verim tahminine odaklanmış ve yabancı ot tespiti gibi çok sayıda nesne içeren diğer tarımsal görevler göz ardı edilmiştir. Hızla gelişen derin öğrenme alanındaki gelişmelerin bir incelemesi sunulmaktadır. Standart metriklerin kullanımı da dahil olmak üzere (örneğin, F1 skoru, Hassasiyet ve Geri Çağırma arasındaki harmonik ortalama) yerleşik yöntemlerin yeni uygulama alanlarına (örneğin yeni mahsullere) formüle edilmiş uygulamalarının aksine, literatüre orijinal katkılar için önerilerde bulunmaktadır. Yöntem karşılaştırmalarına sağlayabilmek ve büyük veri kümeleri üzerinde eğitilmiş derin öğrenme modellerinde transfer öğreniminin uygulanması için, halka açık meyve bahçesindeki meyve görüntü kümelerinin oluşturulabilmesi ve kullanılması için bir öneri hazırlanmıştır. Ağaç başına verim tahminini sağlayabilmek için meyve tespiti ve konumlarının belirlenmesi amacıyla derin öğrenme modellerinin uygulanmasına yönelik pratik yönler vurgu yapılmıştır. Ağaç görüntü sayılarının meyve bahçesi verim tahmini için ekstrapolasyonuna yönelik yaklaşımlar, görüntülemelerde meyvelerin birbirini örtmesi sorunuyla ilgili olarak gözden geçirilmesi gerektiği vurgulanmıştır. İncelemenin amacı, derin öğrenme görüntü işleme tekniklerinin yeni kullanıcılarına yardımcı olmak ve meyve tespiti konusunda gelecek uygulama çalışmasının yönünü etkilemektir.

Fawakherji ve ark. (2019) tarafından yürütülen bu çalışmada, yabancı otları tespit ederek sadece bulundukları bölgeye ilaç uygulaması yapacak tarımsal robotik bir sisteme odaklanılmıştır. Özellikle, bir robotun RGB görüntülerine uygulanan iki Evrişimli Sinir Ağı (CNN) dizisini kullanarak doğru bir yabancı ot/mahsul sınıflandırması yapmasına izin vermek için derin öğrenmeye dayalı bir yöntem açıklanmıştır. Bir kodlayıcı-kod çözücü bölümler mimarisine dayanan ilk ağ, bitki örneklerini temsil eden bir dizi bağlı blobun çıkarılmasını sağlayan bitki ve toprak arasında piksel düzeyinde, bitki tipi agnostik bir bölümler gerçekleştirmiştir. Bu ağın, farklı bağlamlardan gelen harici, kullanıma hazır piksel bazında etiketlenmiş veri setleri kullanılarak da eğitilebileceği gösterilmiştir.

Böylece her bitki, ikinci ağ kullanılarak mahsul ve yabancı otlar arasında sınıflandırıldığı belirtilmiştir. Gerçek dünya verileri üzerinde elde edilen nicel deneysel sonuçlar, önerilen yaklaşımın zorlu görüntülerde de iyi sınıflandırma sonuçları elde edebileceği sonucuna varılmıştır.

Özgür ve Nar (2019) yaptıkları bir çalışmada, mısır, buğday, şeker pancarı, kokusuz mayıs otu, kuş otu, çoban çantası, yoğurt otu, yabani hardal, şişman tavuk otu, turna otu, kara ot ve bükük ot gibi, Hollanda'da yaygın bulunan kültür ve yabancı otlarının laboratuvarda edinilmiş görüntülerinin oluşturduğu hazır bir veri setinde farklı derin öğrenme metotları karşılaştırılmış, çalışmada lenet5, Alexnet, VGG16 ve MobilNet derin öğrenme mimarileri kullanılmıştır. Yapılan testlerde en yüksek doğruluk oranı %85.72 ile MobileNet olmuştur.

Pignatti ve ark. (2019), İHA hiperspektral verilerinin mısır mahsulünü yabancı otlardan ayırma ve farklı yabancı ot türlerini ayırt etme yeteneğini değerlendirmek için mahsuller ve yabancı otlar arasındaki spektral farklılıklar araştırmışlardır. Bu amaçla, 2016 yetiştirme sezonunda İtalya'daki bazı mısır tarlalarında İHA ve saha hiperspektral verileri elde edilmiştir. Sonuçlar, spektral indeksler kullanılarak veya PROSAIL'ın ters çevrilmesiyle elde edilen yaprak klorofil ve karotenoid içeriklerinden yararlanılarak mısır mahsulü ile yabancı otlar ve ayrıca yabancı ot türleri arasında ayırım yapmanın mümkün olduğunu göstermiştir. Çalışma sonucunda, LAI değerlerine karşılık gelen değerlerle benzerlik gösteren kültür bitkisi/yabancı ot ve toprak örtüsünün miktarının belirlenmesine izin verdiği sonucuna varılmıştır.

Elstone ve ark. (2020), boyut farklılaştırma yöntemiyle birlikte kırmızı, yeşil ve yakın kızılötesi yansımayı kullanan bir sistem ile, marul tarlalarındaki bitkileri ve yabancı otları tanımlamaya çalışmışlardır. Aydınlatma, 525, 650 ve 850 nm'de LED dizileri tarafından sağlanmış ve görüntüler, multispectral bir kamera kullanılarak tek bir çekimde yakalanmıştır. Görüntülerdeki parlaklık hatasını telafi etmek ve bitkilerin doğru konum verilerini sağlamak için kinematik bir stereo yöntemi kullanılmıştır. Sistem, 0.5 ila 10 km/s

arasında deęiřen büyüme ařamalarında üç marul tarlasında yapılan saha denemelerinde doęrulanmıřtır. Tarla içi sonuçlar, sırasıyla %56 ve %69'luk yabancı ot ve ürün tanımlama oranlarını göstermiřtir. Alınan görüntülerin daha sonra işlenmesinde ise, sırasıyla %81 ve %88 ortalama yabancı ot ve kültür bitkisi tanımlamasıyla sonuçlanmıřtır.

Sabzi ve ark. (2020), Marfona patates çeřidinin (*Solanum tuberosum*) çevrimiçi olarak tanımlanması ve sınıflandırılması için video işleme ve meta-sezgisel sınıflandırıcılara dayalı bir yapay görme prototipi ve beř yabancı ot bitkisi (*Malva ihmala*, *Portulaca oleracea*, *Chenopodium album* L, *Secale tahıl* L ve *Xanthium strumarium*) çeřidinden 4 299 örnek sunulmuřtur. Yapay görme sistemini doęru bir řekilde eęitmek için altı hektarlık bir alanda iki Marfona patates tarlasından alınan çeřitli videolar kullanılmıřtır. Gri seviye birlikte oluřum matrisi (GLCM), renk özellikleri, doku spektral tanımlayıcıları, moment deęiřmezleri ve řekil özelliklerine dayalı doku özelliklerinin çıkarılmasından sonra, HSV'de doygunluęun (S) standart sapması bileřeni renk uzayı, birinci ve yedinci moment deęiřmezlerinin farkı, HSI renk uzayında ton bileřeninin (H) ortalama deęeri, alan-uzunluk oranı, YCbCr renk uzayında ortalama mavi fark krominans (Cb) bileřeni ve faz içi standart sapma (I) YIQ renk uzayındaki bileřen olmak üzere altı etkili ayırt edici özellik sečilmiřtir. Sınıflandırma sonuçları, daha önce bahsedilen beř farklı yabancı ot çeřidinden patates bitkisini doęru bir řekilde tanımlayabilen, test seti üzerinden %98 doęru sınıflandırma oranı (CCR) gibi yüksek bir doęruluk göstermiřtir. Son olarak, yapay görme prototipi sahada gerçek kořullar altında test edilmiř ve patates bitkisinden 0.15 m/s'ye varan bir hızda otu uygun řekilde tespit edebilmiř, segmentlere ayırabilmiř ve sınıflandırabilmiřtir.

Tian ve ark. (2020) tarafından sunulan bir derleme çalışmasında, son üç yıldaki teknolojileri ve zorlukları sistematik olarak özetlemiř ve analiz ederek arařtırmacılar için en son referansı oluřturmak için gelecekteki fırsatları ve beklentiler arařtırılmıřtır. Gelecekte bilgisayarlı görü teknolojisinin derin öęrenme teknolojisi gibi akıllı teknolojilerle birleřtirileceęine, büyük ölçekli veri kümelerine dayalı tarımsal üretim yönetiminin her

yönüne uygulanacağına, sorunları çözmek için daha yaygın olarak kullanılacağı belirtilmiştir.

Leminen Madsen ve ark. (2020), bitki tespiti ve bitki sınıflandırması için erişime açık bir veri seti olan Açık Bitki Fenotip Veritabanı (OPPD) sunulmuştur. Veri seti, 47 bitki türünün 7 590 RGB görüntüsünü içerdiği ifade edilmiştir. Her bitki türü, görsel açıdan yüksek derecede çeşitlilik sağlamak için üç farklı büyüme koşulunda ele alınmıştır. Görüntüler, Aarhus Üniversitesi, Flakkebjerg, Danimarka Araştırma Merkezi'ndeki yarı alan alanında, zemin çözünürlüğü ~6.6 piksel mm⁻¹ olan iyi aydınlatılmış görüntüler sağlayan özelleştirilmiş bir veri toplama platformu kullanılarak toplanmıştır. Tüm görüntüler, EPPO kodlama sistemi kullanılarak bitki türleri, tek tek bitkilerin tespiti ve çıkarılması için sınırlayıcı kutu açıklamaları, uygulanan büyüme koşulları ve ekimden bu yana geçen süre ile açıklanmıştır. Ek olarak, tek tek bitkiler geçici olarak izlenmiş ve benzersiz kimlikler verilmiştir. Veri kümesine, (1) bitki örneği tespiti ve (2) bitki türü sınıflandırması için iki deney eşlik etmiştir. Deneylerin, iki görev için değerlendirme ölçütlerini ve yöntemlerini tanıtmakta ve veriler üzerinde gelecekteki çalışmalar için temel bilgiler sağlamakta olduğu ifade edilmiştir

Sudars ve ark. (2020) tarafından yürütülen bu çalışmada, yabancı otların tespit edilmesi ve ileride bu otların tespit edilmesiyle birlikte hassas ilaçlama işlemleri yapılabilmesi için 1 118 görüntüden oluşan bir veri seti sunulmuştur. Veri seti, 6 kültür bitkisi ve 8 yabancı ot türünün tespit edildiği 1 118 görüntüden oluşmakta olup, toplamda 7 853 açıklama yapılmıştır. Görüntü yakalama için Intel RealSense D435, Canon EOS 800D ve Sony W800 olmak üzere üç farklı RGB dijital kamera kullanılmıştır. Görüntüler, kontrollü çevre ve tarla koşullarında farklı büyüme aşamalarında yetiştirilen gıda ürünleri ve yabancı otlar üzerinde çekildiği ifade edilmiştir.

Champ ve ark. (2020), tarım robotları tarafından üretilen görüntülerde görünen her bitki örneğini bölümlere ayırmayı ve tanımlamayı amaçlayan bir örnek bölümlleme evrişimli

sinir ağını eğitilmiş ve değerlendirilmiştir. Elde edilen veri seti, iki kültür bitkisi türünden ve dört yabancı ot türünden 2 489 örneğin ana hatlarının manuel olarak etiketlendiği tarla görüntülerinden oluşturulmuştur. Bir maske bölgesi tabanlı evrişimli sinir ağının (R-ESA) hiperparametrelerini bu özel göreve göre ayarlanmış ve ortaya çıkan eğitilmiş modeli değerlendirilmiştir. Modeli kullanarak saptama olasılığı oldukça iyi sonuçlar vermiş, ancak bitkilerin türüne ve boyutuna bağlı olarak önemli ölçüde değişkenlik gösterdiği belirtilmiştir. Uygulamada, yabancı otların %10 ila %60'ı, kültür bitkileri ile çok yüksek bir karışıklık riski olmadan uzaklaştırılabileceği vurgulanmıştır. Ayrıca, her bitkinin segmentasyonunun, bitki yüzeyinin ağırlık merkezi gibi kesin eylem noktalarının belirlenmesini sağladığı gösterilmiştir. Örnek segmentasyonu, optimize edilmiş yabancı ot temizleme eylemleri için birçok olanak sunmuştur. Bu çalışmanın sonucunda, ayıklama yaklaşımının önümüzdeki dönemlerde değerlendirilebileceği ön görülmüştür

Hu ve ark. (2020) yürüttüğü bir çalışmada, karmaşık meralardan toplanan geleneksel RGB görüntülerinden çok sayıda yabancı ot türünü tanımayı amaçlayan yeni bir grafik tabanlı derin öğrenme mimarisi, Graph Weeds Net (GWN) önermişlerdir. GWN'in, belirlenen görüntü kapsamı doğrultusunda bölgesel görüntüleri topladığı ve yabancı ot tespiti için çok ölçekli grafik temsillerini formüle ettiği belirtilmiştir. Ek olarak, GWN, kilit bölgeler için öneriler sunarak robotik saha içi sistemler için daha fazla görüntü içi eylemler için fırsatlar oluşturduğu düşünülmüştür. Mimari, yakın zamanda yayınlanan bir kıyaslama veri kümesi üzerinde değerlendirilmiş ve en üst düzeyde %98.1 doğrulukla son teknoloji performans elde edilmiştir.

Khan ve ark. (2020), yabancı otları kültür bitkilerinden ayırt etmek için kademeli bir kodlayıcı-kod çözücü ağına, yani CED-Net'e dayalı bir anlamsal bölümlendirme yöntemi önermişlerdir. Yabancı otlar ve kültür bitkilerini ayırt etmek için kullanılan mevcut mimarilerin, daha uzun eğitim süresi gerektirdiğini ve milyonlarca parametre ile oldukça derin olduklarını ifade etmişlerdir. Bu tür sınırlamaların üstesinden gelmek, daha sonra nihai sonuçları üretmek için birleştirilen kaba-ince tahminler elde etmek için küçük ağları

kademeli olarak eğitime fikri önerilmiştir. Önerilen ağın değerlendirilmesi ve diğer son teknoloji ağlarla karşılaştırılması, çeltik ekimi ve yabancı ot veri seti, BoniRob veri seti, havuç mahsulüne karşı yabancı ot veri seti ve bir çeltik-darı veri seti olmak üzere erişime açık dört veri seti kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Deneysel sonuçlar ve bunların karşılaştırmaları, önerilen ağın U-Net, SegNet, FCN-8'ler ve DeepLabv3 gibi en son teknoloji mimarilerden, kesişme üzerinden birleşme (IoU), F1 puanı, duyarlılık, gerçek algılama oranı ve yalnızca $(1/5.74 \times \text{U-Net})$, $(1/5.77 \times \text{SegNet})$, $(1/3.04 \times \text{FCN-8s})$ ve $(1/3.24 \times \text{DeepLabv3})$ fraksiyonlarını kullanarak ortalama hassas karşılaştırma metrikleri toplam parametreler elde edilmiştir

Trong ve GwangHyun (2021), bir DNN modelini dengesiz bir veri kümesi üzerinde eğitmek için verimli birçok katlı eğitim (YMufT) stratejisi önermişlerdir. Bu strateji, eğitim setindeki örnekleri birden çok kata bölen bir minimum sınıf-maksimum sınıf sınırlı prosedürü (MCMB) yoluyla eğitimdeki yanlılığı azalttığı belirtmişlerdir. Model, bu veri setlerinin her biri üzerinde ardışık olarak eğitildiği gibi, önerilen stratejinin uygulanması iki küçük (PlantSeedlings, küçük PlantVillage) ve iki büyük (Chonnam National University (CNU), büyük PlantVillage) yabancı ot veri kümeleri üzerinde denenmiştir. Geleneksel eğitim yöntemlerinde kullanılan aynı eğitim yapılandırmaları ve yaklaşık eğitim adımlarıyla YMufT, DNN modelinin daha hızlı yakınsamasına yardımcı olmakta ve böylece daha az eğitim süresi gerektiği sonucuna varılmıştır. Büyük veri kümesinde doğrulukta hafif bir düşüşe rağmen, YMufT, NASNet modelindeki F1 puanını CNU veri kümesinde 0.9708'e ve büyük PlantVillage veri kümesinde Mobilenet model eğitimi kullanıldığında 0.9928'e yükseldiği görülmüştür. YMufT, küçük PlantVillage veri kümesinde eğitim için Mobilenet modelini kullanan (0.9981, 0.9970) ve PlantSeedlings veri kümesinde eğitim için Resnet'i kullanan (0.9718, 0.9689) değerleriyle küçük veri kümelerinde hem doğrulukta hem de F1 puanında olağanüstü performans elde edilmiştir. Grad-CAM görselleştirmesi, geleneksel eğitim yöntemlerinin esas olarak üst düzey özelliklere odaklandığını ve önemsiz özellikleri yakalayabileceği ifade edilmiştir. Buna

karşılık, YMuFT, modele yaprak yüzeyindeki temel özellikleri yakalaması ve yabancı ot hedeflerini uygun şekilde lokalize etmesi için rehberlik ettiği sonucuna varılmıştır.

Xu ve ark. (2021), karmaşık arazi koşullarında yabancı ot tanımanın doğruluğunu iyileştirmek için, derin öğrenmeye dayalı, derinlemesine ayrılabilir evrişimli sinir ağı kullanan bir yabancı ot tanıma yöntemi önermişlerdir. Model sınıflandırma doğruluğunu geliştirmek için, Xception modeli, model aktarımı ve ince ayar kullanılarak iyileştirilmiştir. Spesifik olarak, ImageNet veri seti tarafından eğitilen ağırlık parametreleri, Xception modeline aktarılmıştır. Ardından, genel bir ortalama havuzlama katmanı, Xception modelinin tam bağlantı katmanının yerini almıştır. Son olarak, sonuçların çıktısını almak için modelin en üst katmanına XGBoost sınıflandırıcısı eklenmiştir. Önerilen modelin performansı, dijital alan ot görüntüleri kullanılarak doğrulanmıştır. Deneysel sonuçlar, önerilen yöntemin VGG16, ResNet50 ve Xception derinlik modelleri ile karşılaştırıldığında hem sınıflandırma doğruluğunda hem de eğitim hızında önemli bir gelişme olduğunu göstermiştir. Önerilen modelin test tanıma doğruluğu %99,63'e ulaşmıştır. Ayrıca, her tur zaman maliyetinin eğitimi, sırasıyla 248 s, 245 s ve 217 s olan VGG16, ResNet50 ve Xception modellerinden daha az olan 208 s olarak bulunmuştur. Bu nedenle, önerilen model, diğer mahsullerin hassas yönetimi için kullanılabilen, görüntü algılamayı işleme ve daha doğru tanıma sonuçları verme konusunda umut verici bir yeteneğe sahip olduğu sonucuna varılmıştır.

Guzel ve ark. (2021), yabani hardal (*Sinapis arvensis* L.) bitkilerini derin öğrenme yöntemi ile gerçek zamanlı olarak tespit edilmiştir. Yabani hardal bitkilerinin görüntüleri, 2017-2018 bahar döneminde Gaziosmanpaşa Üniversitesi buğday test alanında drone ile video kaydı ile elde edilmiştir. Sistemi eğitmek için kullanılan yabani hardal video karelerinden alınan görüntüler, veri çoğaltma yöntemiyle yeniden üretilmiştir. Derin öğrenme mimarını eğitmek ve test etmek için toplamda 8 536 görüntü ile veri seti oluşturulmuştur. Yabani hardal tespiti Python 3.7.2 ve YOLOv3 (You Only Look Once) modeli kullanılarak yapılmıştır. Derin öğrenme ile iki farklı ağırlık oluşturulmuş ve görseller üzerinde test

edilmiştir. Mevcut ortalama kayıplar 30 bin yineleme ile %2.32 ve 100 yineleme ile %1.83 olarak bulunmuştur. Yabancı hardal çerçeveleri ve görüntülerde tahmin edilen başarı oranı %45 ile %99 arasında değişmiştir

Zhang ve ark. (2021) tarafından yabancı otların tespiti ile ilgili mevcut bilimsel çalışmalar üzerine yapılan bir araştırmada, Çin'de yabancı otların ayıklanması, esas olarak geniş bir alana kimyasal herbisit püskürtmeye dayanmış olduğu ve bu da çevre kirliliğine yol açtığı ifade edilmiştir. Dijital görüntü işleme ve örüntü tanıma teknolojisi ile birleştiğinde, tarlada buğdayın kardeşlenme döneminde yabancı ot türlerinin tanımlanması, herbisitinin değişken püskürtmesini gerçekleştirmek, maliyeti azaltmak ve ekolojik çevreyi korumak için büyük önem taşıdığı vurgulanmıştır. Makine vizyonu ile tarlada yabancı ot türlerinin tespitinin, yabancı otun tarladaki çeşitliliği ve değişkenliği nedeniyle zorlu ve zor konulardan biri olduğu belirtilmiştir. Değiştirilmiş Grabcut, uyarlanabilir bulanık dinamik K-ortalama algoritmaları ve seyrek temsil sınıflandırmasını (SRC) birleştiren bir yabancı ot türü tanıma yaklaşımı önerilmiştir. İlk olarak, orijinal yabancı ot görüntüleri iyileştirilir ve filtreleme tekniği kullanılarak gürültü bastırılması ve bölümlendirme aşamasında, her yabancı ot görüntüsü, alanda yakalanan orijinal görüntünün arka planının çoğunu kaldırmak için değiştirilmiş GrabCut algoritması tarafından hesaplama maliyeti ve tanıma süresi olmak üzere kabaca 2 bölüme ayrılması sunulmuştur. Orijinal yabancı ot görüntüsü, uyarlanabilir bulanık dinamik K-ortalamaları ile bölümlere ayrılmıştır. Son olarak, yabancı ot türleri SRC tarafından tanınmıştır. Diğer yabancı ot tanıma yöntemleriyle karşılaştırıldığında, önerilen yöntem; geliştirilmiş Grabcut yöntemi ile insan müdahalesi gerektirmez ve arka planı otomatik olarak bölümlere ayrılması, dinamik K-ortalamalar algoritması uygunluk fonksiyonunu tanıması ve Geleneksel K-araç kümeleme algoritmasının kümeleme merkezinin başlangıç değerine bağımlılığını bir dereceye kadar azaltan ve yerel ekstremumun neden olduğu ölü bölge merkezi ve merkez fazlalığı gibi sorunları önleyen kümelemeyi değerlendirmesi ve SRC kullanılması gibi yabancı ot türlerini sınıflandırmanın üç farklı yaklaşımın avantajları gösterilmiştir. Önerilen yöntemi test etmek için buğday görüntü veri seti üzerinde birçok deney yapılmıştır. Bu yöntemin, hassas herbisit

uygulaması için bir ön adım olarak yabancı ot türlerinin tanınması amacıyla etkili bir şekilde kullanılabileceği sonucuna varılmıştır.

2.1. Literatür Çalışmalarına Sağlanması Öngörülen Katkılar

Literatür içerisinde yer alan yabancı otların bilgisayar görüşü ile tespit edilmesini amaçlayan çalışmalar irdelenmiştir. Yapılan çalışmalarda genel olarak görüntü alma cihazları ile toplanan verilerin dijital ortama aktararak sınıflandırmalar yapıldığı görülmektedir. Ayrıca uzman görüşlerine dayalı olarak manuel yapılan çalışmalar da bulunmaktadır. İncelenen kaynaklar, yabancı otların tespit edilmesi amacıyla kullanılan metotlara göre;

- 1) Uzman görüşleriyle tespiti yönelik çalışmalar, (Bu çalışmalarda herhangi bir cihaz ya da donanım kullanılmamakta manuel olarak gerçekleştirilmektedir.)
- 2) Görüntü işleme yöntemleri ve istatistiki yöntemlerin birlikte kullanıldığı çalışmalar,
 - a. Spektral yansıma temelli olan çalışmalar (Bu çalışmalar bitkilerin renk farklarını dijital ortamda tespit etmekte ve elde edilen sayısal veriler istatistiki yöntemler kullanılarak sınıflandırılmaktadır),
 - b. Şekil temelli çalışmalar (Yabancı ot ile kültür bitkisi arasındaki şekilsel farklılıklara göre yapılan çalışmalar. Bu çalışmalarda elde edilen sayısal veriler istatistiki yöntemler kullanılarak sınıflandırılmaktadır),
- 3) Görüntü işleme yöntemleri ve makine öğrenmesinin birlikte kullanıldığı çalışmalar (ANN, SVM, vb.),
 - a. Spektral yansıma temelli olan çalışmalar (Yabancı ot ile kültür bitkisi arasındaki renk farkını kullananlar. Bu çalışmalarda elde edilen veriler makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak sınıflandırılmaktadır.),
 - b. Şekil temelli çalışmalar (Yabancı ot ile kültür bitkisi arasındaki şekilsel farklılıklara göre yapılan çalışmalar. Bu çalışmalarda elde edilen veriler makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak sınıflandırılmaktadır.),

4) Derin öğrenme ile yapılan çalışmalardır. Bunlar spektral yansıma ya da şekilsel öz niteliklerin tek başına yetersiz olabileceği, ayrıca şekil farklarının tüm yabancı otlar için dikkate alındığında yeterince kararlı bulunamayacağı öngörüsüyle öz niteliklerin de derin ağlar tarafından bulunmasını temel alan çalışmalardır

Yabancı otların tespit edilmesi için yapılan çalışmalar incelendiğinde, kullanılan yöntemlerin bazı dezavantajlarının ve/veya geliştirmeye açık yönlerinin olduğu dikkat çekmektedir. Bunları yöntemlerine göre sıralayacak olursak;

1) Uzman görüşleriyle tespite yönelik çalışmalarda, yabancı ot tespiti bir uzman tarafından gerçekleştirildiği için, uzmanın görüşlerini almak maliyetlidir. Uzman inceleme süresi içerisinde yorulabilir ve tespit yeteneği konusunda azalmalar meydana gelebilir. Büyük alanlarda tespit edilmeye çalışılması büyük güçlükler doğurabilir. Uzman değerlendirmesine yönelik standart alan şemalarının geliştirilmesine ihtiyaç vardır. Kaliteyi korumak için eğitimin tekrarlanması gerekebilir. Daha sonra değerlendirilmek üzere sahadan numuneler toplanırsa görsel derecelendirme yanıltıcı olabilir.

2) Görüntü işleme yöntemleri ve istatistiki yöntemlerin birlikte kullanıldığı çalışmalarda, yabancı otların kültür bitkilerinden ayırt etmek için, yabancı otların sahip olduğu renk ve şekil özellikleri kullanılmaktadır. Kültür bitkileri ve yabancı otlar, farklı fenolojik dönemde şekil ve renk özellikleri değişiklik göstermektedir. Her farklı fenolojik dönem için bu tip değerlendirmelerle doğru sonuçlar elde edilemeyebilir. Doğal yetiştirme ortamlarında bulunan yabancı ot sayıları dikkate alındığında, bitkilerin gelişim dönemlerine göre birbirlerine benzer özellik gösterebileceğinden yapılan tespit sonuçlarının doğruluğunun yeniden teyit edilmesi gerekir.

3) Görüntü işleme yöntemleri ve makine öğrenmesi (ANN, SVM, vb.) metodlarının kullanıldığı çalışmalarda, sınıflandırmaların yapılması ve sisteme öğretilmesi için, verilerin sahip olduğu öz nitelikler görüntü işleme yöntemleri ile belirlenmektedir. Tarımsal üretim

alanlarındaki görseller abiyotik etmenlere (hava durumu, yağışlar, gün saatlerine göre farklı ışık şiddetleri vb.) bağlı olduğu için, araştırmacılar tarafından belirlenen değişkenler, sinir ağlarının kat sayılarına sabit bir değer atayamayacaktır. Bu nedenle aynı görüntünün alındığı bitki yetiştirme alanında, farklı şartlar altında farklı tahminler ortaya çıkacaktır.

4) Derin öğrenme ile yabancı otların tespit edilmesi üzerine yapılan çalışmalarda, yabancı otların genellikle sadece bir fenolojik dönemleri dikkate alınmıştır. Bazı yabancı otların belirli fenolojik dönemlerinde birbirlerine benzedikleri bilinmektedir (Örn; *Sinapis arvensis* L.-yabani hardal ve *Sisymbrium officinale*-bülbul otu, *Consolida regalis* Gray-tarla hazeranı ve *Fumaria officinalis* L.-hakiki şahtere). Bu tip yabancı otların farklı fenolojik dönemlerinin de çalışma kapsamında değerlendirildiği zaman tespit edilmeleri daha doğru sonuçlar verecektir. Bazı derin öğrenme ile yabancı ot tespit etme çalışmalarında veri setini oluşturan görüntüler, tohumların kontrollü şartlar altında çimlendirilerek boş bir arka plan kaidesiyle sisteme öğretilmiştir. Doğal yetiştirme ortamlarında kültür bitkisinin türüne bağlı olarak farklı sayılarda yabancı otlar, bitki gölgesi taş ve toprak gibi doğal görüntü-cisim farklılıkları bulunmaktadır. Çalışmalarda ele alınacak yabancı otların olmadığı arka plan görüntüleri, sisteme öğretilmeye çalışılan yabancı otların varlığı kadar önem arz etmektedir. Kontrollü koşullarda alınan görüntülerle eğitilen sinir ağlarının doğal üretim alanlarında tespit yetenekleri beklenenden daha düşük oranlarda olacağı düşünülmektedir.

Bu çalışma kapsamında tespit edilmesi beklenen yabancı otların, her türlü farklı koşullar altında tespit edilebilmesi için görüntüler günün farklı saatlerinde ve farklı hava olaylarının olduğu zamanlarda toplanmıştır. Çalışmada ele alınan yabancı otların kotiledon yaprak dönemi, 3-5 yapraklı dönem, çiçeklenme öncesi dönem, çiçeklenme dönemi ve meyve ve tohum dönemi olmak üzere 5 farklı fenolojik dönemlerine ait görüntülerle veri seti oluşturulmuştur. Bu sayede belirli bir dönemde birbirine benzeyen yabancı otlar farklı dönemlerde ayırt edilebilecektir. Yabancı otların varlıklarının tespit edilmesi yalnızca kimyasal mücadele için gerekli olmamakla birlikte, farklı bilimsel çalışmaların yapılabilmesi için 5 farklı fenolojik döneme ait görüntüler daha geniş spektrumlu bilimsel

alışmalarda kullanılabilir. Literatürde aynı yabancı otların farklı fenolojik dönemlerini dahi birbirinden ayırt eden bir alışma olmadığı için, ileride diğeryabancı otların ve hatta kültür bitkilerinin dahi önemli fenolojik dönemlerini makine görmesi ile ayırt etmeye odaklanılacak alışmalar için bir örnek teşkil edeceği düşünölmektedir.



3. MATERYAL ve YÖNTEM

3.1. Materyal

Çalışmanın ana materyalini, 2019-2020 ve 2020-2021 vejetasyon dönemleri içerisinde, Orta Karadeniz Geçit Kuşağı Bölgesi içinde bulunan, Tokat ilinin Niksar, Erbaa, Merkez, Turhal ve Zile ilçelerindeki buğday üretim alanları, tüm üretim dönemleri içerisindeki buğday üretim alanlarında rastlanan bazı yabancı otlar oluşturmaktadır.

Bu bölgelerde bulunan, ekonomi ve sağlık problemlerine neden olan yabancı hardal (*Sinapis arvensis* L.), köygöçüren (*Cirsium arvense* (L.) Scop) ve tarla hazeranı (*Consolida regalis* Gray) bitkileri ele alınmıştır. Bitkilerin kotiledon yaprak dönemi, 3-5 yapraklı dönem, çiçeklenme öncesi dönem, çiçeklenme dönemi ve meyve-tohum bağlama dönemi olmak üzere 5 farklı fenolojik dönemleri incelenmiştir.

3.1.1. Çalışma kapsamında değerlendirilmeye alınan yabancı otlar ve özellikleri

Tokat ilinde buğday ekim arazilerinde sorun olan yabancı otların bazıları Tablo 3.1’de belirtilmiştir (Sırma, 1995). Tabloda verilen yabancı ot türlerinin, buğday arazisi içindeki varlıkları sonucu oluşturdukları ekonomik zarar eşikleri, buğday tohumlarına karışma durumları, yayılma bölgeleri ve nitelikleri üzerine yapılan çalışmalar incelenmiştir. Değerlendirme kriterleri açısından diğerlerine nazaran ön plana çıkan yabancı hardal (*Sinapis arvensis* L.), köygöçüren (*Cirsium arvense* (L.) Scop) ve tarla hazeranı (*Conlosida regalis* Gray) bitkileri bu tez çalışması için seçilmiştir. Belirlenen yabancı otlar ile ilgili detaylı bilgiler aşağıda verilmiştir.

Tablo 3.1. Buğday arazilerinde rastlanan bazı yabancı otların isimlendirmeleri (Sırma, 1995)

Yabancı Ot İsmi	Yabancı Otun Bilimsel İsmi
Yabani Yulaf	<i>Avena fatua</i>
Yabani hardal	<i>Sinapis arvensis</i>
Tarla Düğün Çiçeği	<i>Ranunculus arvensis</i>
Dil Kanatan	<i>Galium aparine</i>
Köygöçüren	<i>Cirsium arvensis</i>
Kendi Gelen Mercimek	<i>Vicia lens spp.</i>
Gelincik	<i>Papaver rohaes</i>
Tarla hazeranı	<i>Consolida regalis</i>
Çoban Değneği	<i>Poligonum aviculare</i>
Tarla Sarmaşığı	<i>Convolvulus arvensis</i>
Gökbaş	<i>Centaurea cyanus</i>
Domuz Pıtrağı	<i>Xanthium stramorium</i>

Yabani hardal (*Sinapis arvensis* L.)

Brassicaceae familyası üyelerinden olan önemli bir yabancı ottur. Özellikle besin maddesi bakımında zengin olan, bazik karakterli, humuslu ve killi toprakları seven bir bitkidir. Akdeniz ülkeleri kökenli olmakla birlikte, genellikle tarla, bahçe ve meralarda sıklıkla görüldüğü rapor edilen bir bitkidir (Uygur ve ark., 1986). Bitki tohum çiçek oluşumundan sonra kapsüller oluşturmakta ve mevcut tohumları bu kapsüllerin içerisinde oluşmaktadır. Sağlıklı düzgün yetişen bir bitki yaklaşık olarak 1 200 tohum verdiği bilinmektedir. Bitkiden üremiş olan tohumlar uygun koşullar bulmadığı takdirde uzun süre çimlenmeden (yaklaşık 35 yıla kadar) kalabilmektedir (Uygur ve ark., 1986; Şin, 2021). Dünyanın hemen her bölgesinde görülen istilacı bitkiler kategorisinde olan bir bitkidir. Yapılan çeşitli çalışmalarda yabani hardalın Avrupa'dan Kuzey Amerika kıtasına geldiği varsayılsa da (Mulligan & Bailey, 1975; Rollins, 1981), yapılan bazı arkeolojik kazılarda Kolomb öncesine ait olarak fosilleşmiş yabani hardal tohumlarıyla karşılaşılmıştır. Kanada'da yapılan çalışmalarda ise Kanada'nın yerli halkı tarafından farklı yabani hardal türlerinin ilaç ve gıda olarak kullanıldığını tespit edilmiştir (Arnason ve ark., 1981).

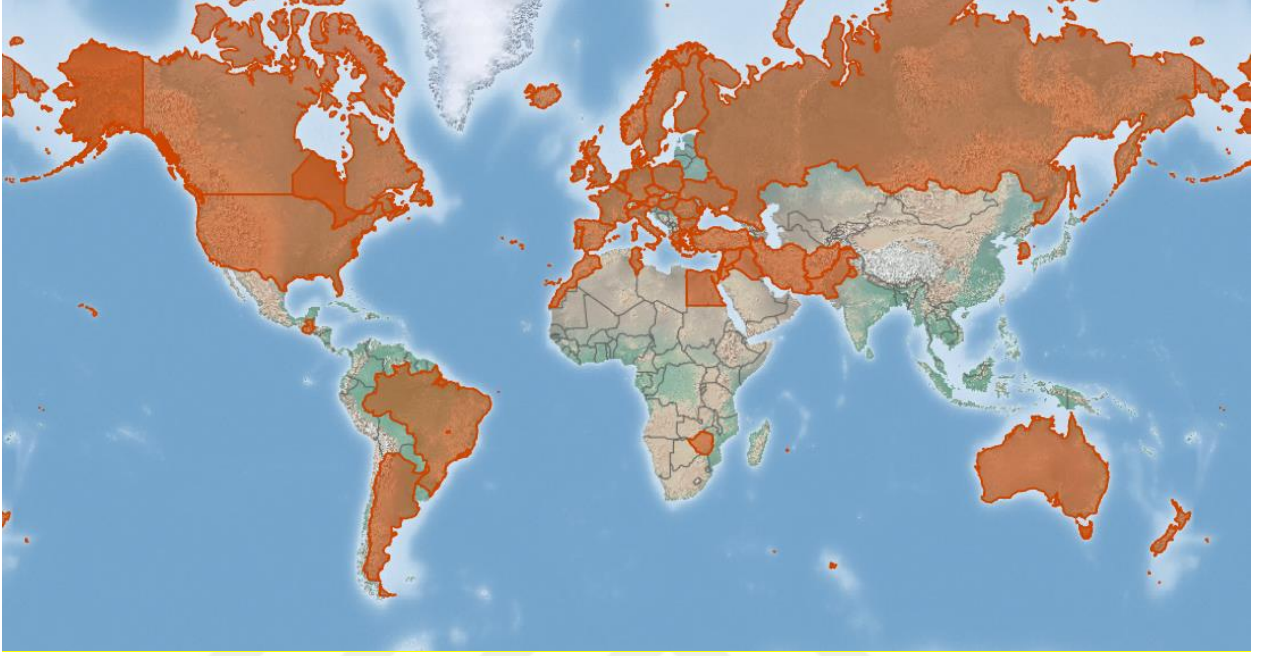
Ülkemizde buğday üretimi yapılan alanlarda rastlanan zararlı geniş yapraklı yabancı otların en önemlilerinden biri Yabani hardal bitkisi (Mennan & Işık, 2003; Uygur ve ark., 1986; Boz, 1997; Özer ve ark., 1999; Özer ve ark., 2003). Tokat bölgesinde yapılan surveylerde, Yabani hardal bitkisinin Türkiye genelinde olduğu gibi Tokat bölgesinde de kültür bitkilerine, özellikle de buğday bitkisi üretim alanlarında yoğun popülasyon oluşturduğu ortaya konulmaktadır. Yapılan bir çalışmada, Tokat ilinde buğday ekim alanlarında 36.11 adet/m² yoğunlukla Yabani hardal bitkisi, tespit edilen yabancı otları arasında ilk sırada yer aldığı ifade edilmektedir. Özellikle Tokat'ın Reşadiye ilçesinde Yabani hardal bitkisinin, diğer yabancı otların oluşturduğu toplam yoğunluktan daha fazla bir yoğunluk oluşturduğu bildirilmiştir (Sırma, 1995). Töre (2014), Tokat ve bazı ilçelerinde yaptığı çalışmanın neticesinde, Yabani hardal bitkisinin bu bölgelerde yoğunluk artışı gösterdiğini belirtmiştir. Başaran ve Kadioğlu (2016), Yabani hardal bitkisinin ekonomik zarar eşiği üzerine yaptıkları bir çalışmada, Yabani hardal yoğunluklarının meydana getirdikleri kayıpları sunmuşlardır. Bu kayıplar Tablo 3.2 ve Tablo 3.3'te gösterilmiştir. *S. arvensis* bitkisinin sadece Türkiye'de değil, Dünya genelinde birçok ülkede problem olduğu ifade edilmiş ve şekil 3.1'de gösterilmiştir (CABI, 2022).

Tablo 3.2. Yabani hardal yoğunluklarının buğdayda meydana getirdikleri % verim kaybı ve TL olarak değeri (Başaran & Kadioğlu, 2016)

Yabani hardal Yoğunlukları (Adet m ⁻²)	Ürün Kaybı		Kaybolan Buğdayın TL değeri/da
	%	kg/da	
1	7.26	27.34	16.69
2	10.27	38.67	23.58
3	14.11	53.13	32.40
4	18.33	69.02	42.10
5	23.99	90.33	55.10
7	28.73	108.18	65.98
9	39.58	149.03	90.90
11	49.97	188.16	114.77

Tablo 3.3. Farklı yabani hardal yoğunluklarının buğday verimine etkisi (Başaran & Kadioğlu, 2016)

Yabani hardal yoğunluğu (adet/m)									
	Kontrol (Otsuz)	1	2	3	4	5	7	9	11
Verim (kg/da)	376.54 a	349.19 b	337.87 bc	323.42 cd	307.5 d	286.21 e	268.34 f	227.51 g	188.38 h
LSD	15.8								
(0.05)									



Şekil 3.1. Yabani hardalın yayılım haritası (CABI, 2022)

Ayrıca yapılan bir çalışmaya göre, Kanada meralarında tarla ürünlerinde ciddi verim kayıplarına neden olduğu ifade edilmektedir. Güçlü bir kalıcı tohum bankası, rekabetçi büyüme alışkanlığı ve yüksek çimlenme gücü, hepsi yabancı otun doğal varlığına katkıda bulunur ve bu sorunlarında devamlılığını sağlar. Fenoksi herbisitlerin yaygın kullanımından önce, *S. arvensis* meralarda bulunan ve kültür bitkilerinde kayıplara neden olan en zararlı yabancı ot olarak bilinmekteydi (Mulligan & Bailey, 1975). Tahıl ürünlerinde, maliyeti etkin bir şekilde bu yabancı otun kontrol edilmesi için birçok herbisit üretilmiştir.

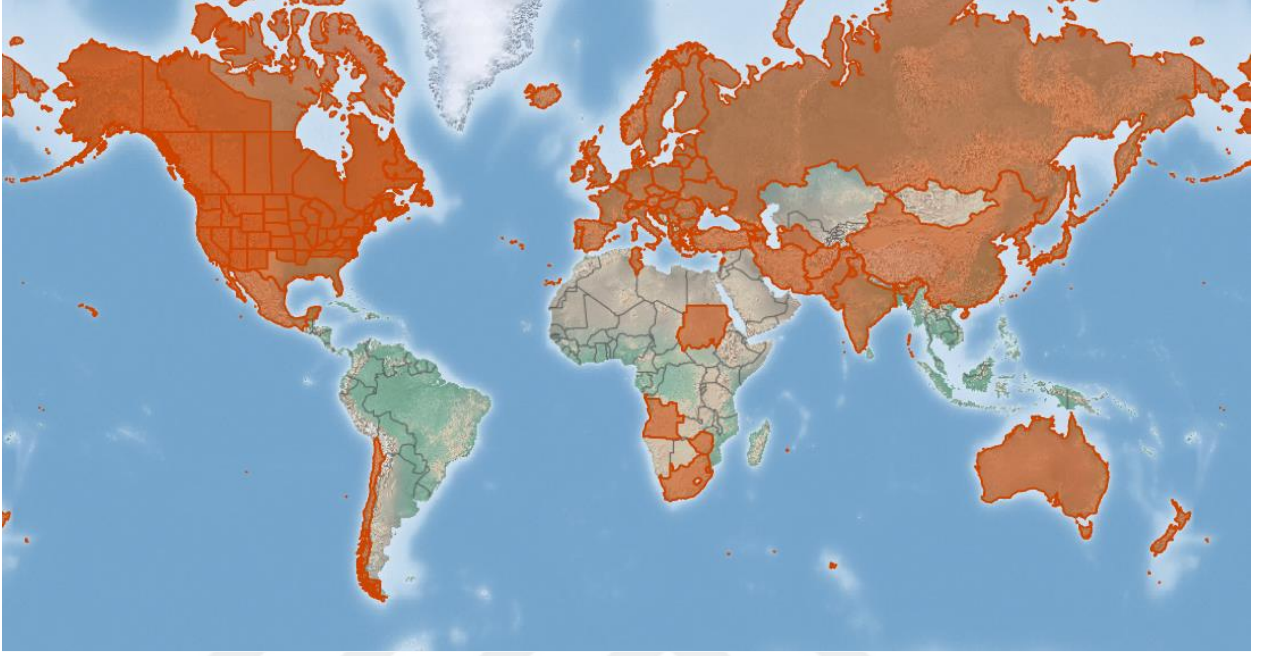
Yabancı hardal çeşitli kültür bitkilerinde bulunmak suretiyle ciddi boyutlarda ekonomik kayıplara neden olmaktadır. Bu kayıplara örnek verilecek olur ise; kanola ekim alanlarında metrekarede 10 bitki bulunması durumunda %20, 20 bitki bulunması durumunda ise %36 oranında ürün kaybı olduğu tespit edilmiştir (Thomas & Wise, 1984; Blackshaw ve ark., 1987; McMullan ve ark. 1994). Başaran ve Kadioğlu, (2016)'na göre ise buğday yetiştirilen alanlarda metrekarede 11 adet yabancı hardal bulunması durumunda %49.97 oranında kayba neden olduğu belirtilmiştir. Ayrıca yapılan çeşitli çalışmalar ile de yabancı hardal

popölasyonlarının kullanılan herbisitlere karşı dayanıklılık kazandığıyla ilgili çeşitli durumlar rapor edilmiştir (Sin, 2021).

Köygöçüren (*Cirsium arvense* (L.) Scop)

Asteraceae familyası üyelerindendir. Çok yıllık ve otsu bir bitkidir. Bu bitki yaklaşık olarak 2m'ye kadar uzaya bilmektedir. Gövdesi bol dallı, dik ve az tüylü bir yapıya sahiptir. Çiçekleri leylak ve gül pembesi rengindedir. Üreme yeteneğı tohumları ve rizomları ile olmaktadır (Özer ve ark., 1999). Tarım arazilerinin neredeyse hepsinde görülerek önemli sorunlara neden olmaktadır (Moore & Frankton, 1974). Tokat bölgesinde yapılan, buğday tarımında yabancı ot rastlama sıklığı çalışmasında, tarla içi ve tarla dışı rastlama sıklığı 2004 yılı için sırasıyla %29.78 ve 40.42 iken, 2005 yılı için bu değerler sırasıyla %27.65 ve %44.68 olmuştur (Karamanlı, 2005).

C. arvense'i Birleşik Krallık'ta bulunan otlaklardaki en istilacı yedi yabancı ot arasında yer almaktadır (Crawley & Brown, 1999). Kuzey Amerika'da *C. arvense*, 38 olası zararlı yabancı ot listesinin 33'ünde yer almaktadır (Skinner ve ark., 2000). *C. arvense* bulaşık olan tohumların kullanımı, sulama kanalları veya canlı organizmalar yolu ile yayılış göstermektedir. Genel olarak bakıldığı zaman ise dünya genelinde geniş bir alana yayıldığı görölmektedir. Köygöçüren bitkisinin dünya genelindeki yayılım haritası Şekil 3.2'de gösterilmiştir (CABI, 2022).



Şekil 3.2. Köygöçürenin Dünya’da yayılım haritası (CABI, 2022)

Çok yıllık oluşu ve tohumları ve kökleri ile üreme yeteneğinden dolayı ekonomik olarak kayıplara neden olan mücadelesi zor bir yabancı ottur (Tiley, 2010). Hodgson (1968a, b); kışlık buğdayda m²’de 2 bitkinin %15’lik, 12 adet bitki olduğunda %35’lik, 25 bitki olduğunda ise %60’a varan ürün kaybı olduğunu tespit etmişlerdir.

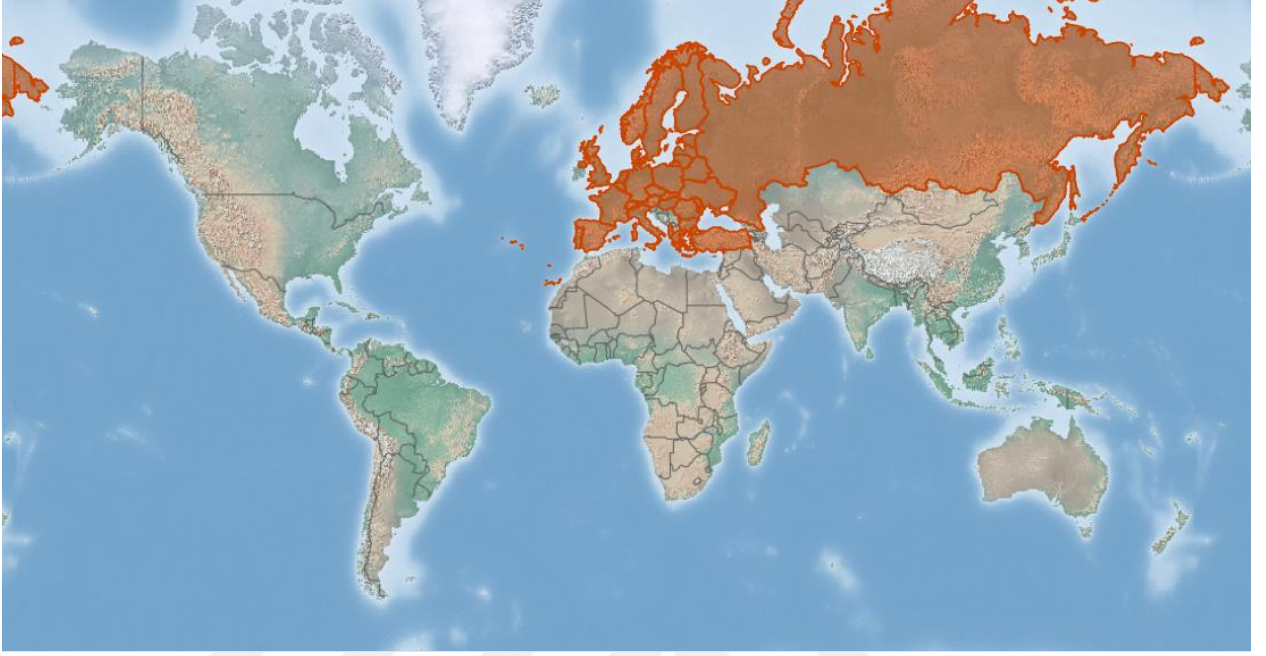
Tarla hazeranı (*Consolida regalis* Gray)

Ranunculaceae familyası üyelerinden olan tarla hazeranı bitkisi tek yıllık otsu bir bitkidir. 50 cm’ye kadar boylana bilmektedir. Gövdesi çok dallıdır. Tohumla üremektedir. Süs bitkisi gibi kullanılabildiği gibi, içerdiği alkaloidler nedeniyle son derece zehirli bir bitkidir (Özer ve ark., 1999). Dünya’da istilacı bitkiler kategorisine girmiş bir bitkidir.

Tarla hazeranı erken dönemde buğday bitkileri ile su, besin maddesi ve yer için rekabete girdiği gibi, buğday tohumlarının çimlenmesine ve fide gelişimine de allelopatik etki göstermektedir (Williams, 1984; Waller, 1989; Olsen & Manners, 1989; Sözeri & Solmaz,

1996). Buğday tarlalarında geniş yapraklı yabancı otlara karşı uzun yıllar boyunca kullanılan 2.4-D'li herbisitlerin yerine ikame edilen farklı aktif maddeli herbisitlerin bazı yabancı otları etkilemediği ve bu yabancı ot popülasyonlarının yoğunluğunun arttığı görülmektedir. Tarla hazeranı da herbisit kullanım alışkanlığındaki değişimlerden etkilenen bir yabancı ottur. Ankara ve ilçelerinde buğday ekim alanlarında önceden yapılan sürveyde çok düşük bulunan *C. regalis* yoğunluğunun 2.13-52.52 adet/m² olarak değiştiği bildirilmiştir (Sözeri, 1994). *C. regalis*'in bitki başına ortalama 328-4 841 tohum verdiği ve bu yüksek tohum sayısının da popülasyonun artmasında etkili olacağı düşünülmektedir (Sözeri, 1994). *C. regalis*'in dünya genelinde yayılım haritası Şekil 3.3'te verilmiştir (CABI, 2022).

Consolida, *Aconitum* ve *Delphinium* (Ranunculaceae) cinsinin, çeşitli biyolojik aktivitelere sahip olan diterpen alkaloidleri bakımından zengin olduğu iyi bilinmektedir (Gonzalez-Coloma ve ark., 2004). *C. regalis* bünyesinde, özellikle lycoctonine, delcosine ve antharanoyllycoctonine gibi 6 farklı alkaloidlere rastlanmıştır. Bu bitkiler, ihtiva ettiği alkaloidler nedeniyle insanlarda olduğu gibi özellikle sığırlarda da zehirlenmelere sebep olmuştur (Ralphs ve ark., 1988; Pfister ve ark., 1997; Feng & Li, 2002) (Gardner ve ark., 2002).



Şekil 3.3. Tarla hazeranı'nın Dünya'da yayılım haritası (CABI, 2022)

3.1.2. Arazi sürvey çalışmaları

Çalışma kapsamında yabancı otların varlıklarının tespit edilmesi, tohumlarının toplanarak laboratuvar ortamında çimlendirebilmeleri ve bir sonraki üretim döneminde çalışmada değerlendirilecek yabancı ot potansiyellerinin bulunması sebepleriyle, sürvey çalışmasının yapılması için Zile, Turhal, Merkez, Niksar ve Erbaa ilçeleri seçilmiştir.

Tokat ilinde buğday üretimi yapılan arazilerin yoğun olduğu Zile (%31.36), Turhal (%18.15), Niksar (%14.36), Erbaa (%12.15) ve Merkez (%4.79) bölgelerinde, çalışma kapsamında yapılan sürvey çalışması, 2019-2020 üretim döneminin hasat zamanından önce gerçekleştirilmiştir. Bölgelerin araştırılması sonucunda buğday tarlaları ve yol kenarlarında *Sinapis arvensis* L. (yabani hardal), *Cirsium arvense* (L.) Scop (köygöçüren) ve *Consolida regalis* Gray (tarla hazeranı) bitkilerine rastlanmıştır, bu noktalar 1 m hassasiyetindeki Magellan eXplorist 310 El Tipi GNSS alıcısı (Şekil 3.4) ile işaretlenerek koordinatları

kaydedilmiş, Google Map uygulamasına aktarılmıştır. Kullanılan El Tipi GNSS cihazının teknik özellikleri Tablo 3.4’te verilmiştir.

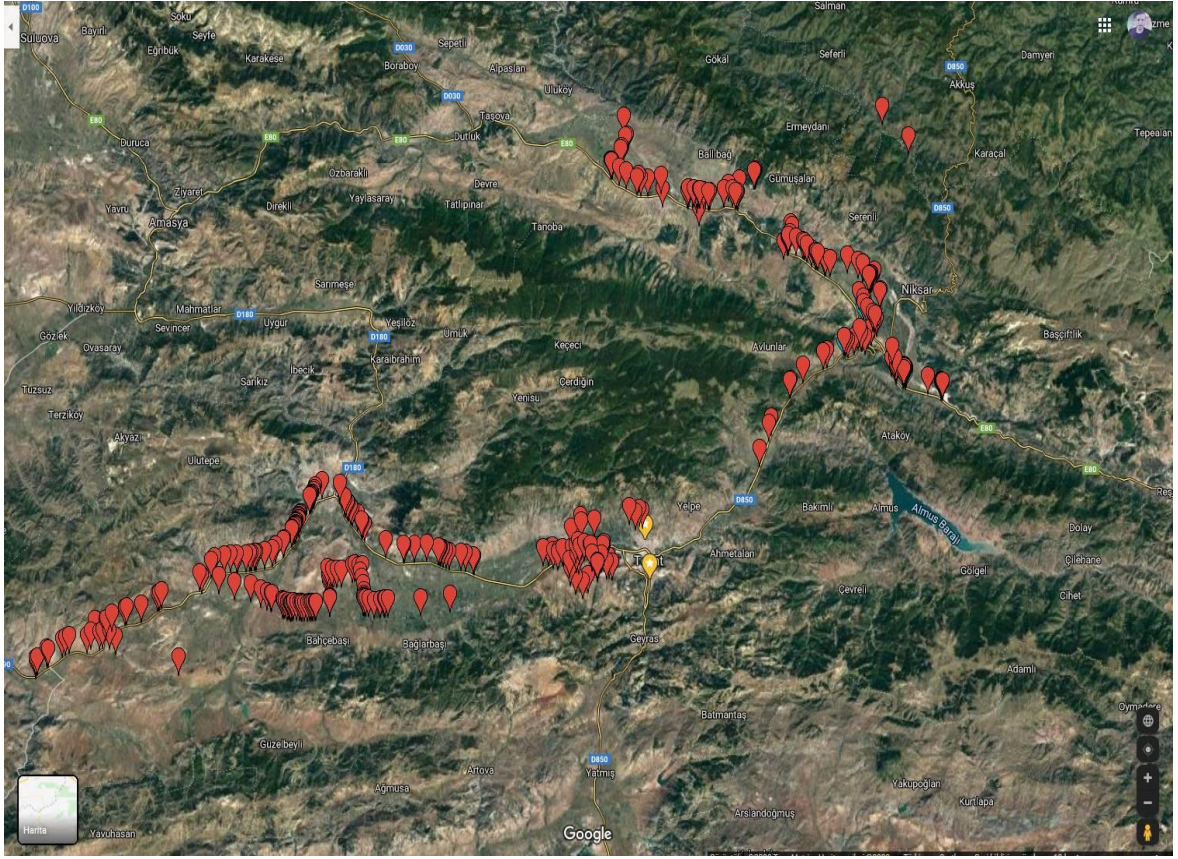


Şekil 3.4. Magellan eXplorist 310 el tipi GNSS aleti

Tablo 3.4. Magellan eXplorist 310 El Tipi GNSS aletinin teknik özellikleri

Uygulama	Tüm Mühendislikler, Doğa Sporları, Havacılık
Kullanım Alanı	Detaylı TOPO haritaları içerir.
Harita-Vektör İçeriği	Karayolları, Köy Yolları ,3B Topoğrafya-, Kıyı çizgisi, 95 yerleşim yeri cadde-sokakları
Harita-Raster Desteği	Google Görüntüleri ve Taranmış Resim Harita yüklenebilme özelliği (Kullanıcı)
Ekran	Renkli, QVGA (240X320) / 2.2"(5.6 cm) diyagonal
Su Geçirmezlik	IPX7 - Su, toz geçirmez lastik kaplamalı dayanıklı kasa
PC Bağlantı	USB 2,0 (Harici Disk - NMEA 0183)
Nokta Kaydı	1 000 Adet 1 000 Adet
Nokta Bilgisi	Her bir noktaya 42 farklı simge ile 50 karakter isim ve 300 karakter açıklama girilebilir.
Rota Kapasitesi	50 x 50 adet Dosya
Alan Hesabı	Hem Rota Hem İz çizgisi üzerinden
GPS	20 Paralel Kanallı SırfStar III
Pusula - Barometre	Uydu Bağımlı
Pil Ömrü	18 Saat

Sürvey yapılan Zile, Turhal, Niksar, Erbaa ve Merkez ilçelerinde sırasıyla; 95, 83, 80, 72 ve 45 olmak üzere toplamda 375 farklı noktada işaretleme yapılmıştır (Şekil 3.5). Çalışma kapsamında derin öğrenme tarafından tespit edilen yabancı otların önemli fenolojik dönemlerinin takibi ve bu dönemlerinin görüntülerinin alınması, yeni üretim döneminde bu noktalara gidilerek takip edilmiştir. Yapılan sürvey çalışmalarına ait bazı örnek görüntüler Şekil 3.6’da verilmiştir.



Şekil 3.5. Çalışma kapsamında gerçekleştirilen sürvey sonucu tespit edilen yabancı otların lokasyonları (GoogleMap)



Şekil 3.6. Sürvey çalışmasında yabancı otlara rastlanan ve tohumları toplanan buğday arazileri

Gerçekleştirilen sürvey çalışması sonrasında buğday arazilerinde rastlanan yabancı otların kaç farklı noktada oldukları, aynı arazi içerisinde yalnızca bir veya birden fazla bulunma şekillerine göre dağılımları Tablo 3.5’da verilmiştir.

Tablo 3.5. Çalışma kapsamında irdelenen yabancı otların rastlanıldığı noktalar

Yabancı Ot Türü	Görülen Arazi Adedi
Yabani hardal (A)	46
Köygöçüren (A)	38
Tarla hazeranı (A)	34
Yabani hardal (Y)	53
Köygöçüren (Y)	35
Tarla hazeranı (Y)	49
Yabani hardal + Köygöçüren	32
Yabani hardal + Tarla hazeranı	29
Köygöçüren + Tarla hazeranı	33
Yabani hardal + Köygöçüren + Tarla hazeranı	25

Tablo 3.5 ile buğday arazileri içerisinde bulunan yabancı otların A, yol kenarında bulunanların sayısı ise Y ile ifade edilmiştir. Yabancı otların varlıklarının tespit edildiği bu bölgeler içerisinde bir sonraki üretim döneminde yine buğday yetiştiriciliği yapılan çiftçilerle görüşülerek, üretim dönemi içerisinde arazilerinin belirli bir bölgeleri (10 m x10 m) ilaçlanmaması için koruma altına alınmıştır. Koruma altına alınan arazilerde bir önceki dönemde rastlanan ve bir sonraki dönemde bu yabancı otların varlıklarını sürdürdüğü arazi sayıları Tablo 3.6’da verilmiştir. Yabancı otların bir sonraki üretim döneminde mücbir sebeplerden dolayı bulunamaması riskine karşı, olgunlaşmış tohumlar yine bu arazilerden toplanarak Tokat Gaziosmanpaşa Üniversitesi Ziraat Fakültesi Bitki Koruma Bölümü Herboloji Laboratuvarında koruma altına alınmıştır.

Tablo 3.6. Bir önceki üretim döneminde rastlanan yabancı ot türlerine göre arazi sayıları

Varlığı Belirlenen Bitkiler	Arazi Sayısı
Yabani hardal	9
Köygöçüren	4
Tarla hazeranı	5
Yabani hardal + Köygöçüren	8
Yabani hardal + Tarla hazeranı	6
Köygöçüren + Tarla hazeranı	3
Yabani hardal + Köygöçüren + Tarla hazeranı	5

3.1.3. Derin öğrenme yöntemi

Uygulanan klasik görüntü işleme yöntemlerinin yerine, derin öğrenme tekniklerinin birçok çalışma alanında karşımıza çıkması, bu yöntemin daha başarılı sonuçlar verdiğini göstermektedir (LeCun ve ark., 2015; Caliskan ve ark., 2016; Badem ve ark., 2016). Derin öğrenme yönteminde obje tespit etme işlemi temel olarak; sisteme hazır hale getirilen bir görüntünün içerisinde hangi cisim bulunması isteniyorsa o görüntü üzerinden cismin etiketlenmesi yapılarak eğitim veri seti içerisine aktarılır. Yapay zekâ ve makine öğrenmesi yöntemlerine göre daha fazla sistem kaynağı gerektirdiği için, NVIDIA üretimi ekran kartlarında minimum Cuda CORE 8.1 özelliğine sahip ekran kartları-GPU (Graphic Processing Unit) ile çalışır. Derin öğrenme yöntemlerinde, sisteme öğretmek amacıyla kullanılan girdi verilerinin sayılarının artması sinir ağlarının başarılı tahmin etme oranlarını da artırmaktadır. Tarımsal üretimin yaygın olduğu ülkemizde de bu tip yabancı otların sıklıkla ortaya çıkması, derin öğrenme yöntemi için gerekli olan verilerin elde edilmesinde de kolaylık sağlayacaktır.

Yapay zekâ ve alt dalları ile ilgilenen araştırmacılar her zaman daha gelişmiş sistemlerin tasarlanmasını hedeflemektedirler. İnsan düşünce yapısını ve karar verme yetisini modellemek, kuşkusuz bu hedeflerin en önemlisidir. Bu amaçla ilk defa McCulloch-Pitts (1943) tarafından insan sinir sisteminden esinlenerek beyin fonksiyonlarının işleyişinin

mantıksal olarak hesaplayan bir model ortaya konulmuştur. Bu aynı zamanda insan sinir sisteminin bir taklidi olan Yapay Sinir Ağlarının (YSA) temelini oluşturmuştur. Daha sonraki süreçlerde Perceptron (Rosenblatt, 1958), Adaptive linear element (ADALINE) gibi modeller ortaya konulmuştur (Widrow & Hoff, 1960). Oluşturulan bu doğrusal modellerin en büyük dezavantajı, XOR gibi doğrusal olmayan problemleri çözememeleridir (Minsky & Papert, 1969). Bu yüzden o yıllarda yapay sinir ağı temelli yöntemlere ilgi azalmıştır. 1980'lerde, sinir ağı araştırmaları yeniden paralel dağıtık işlem (Rumelhart ve ark., 1986; McClelland ve ark., 1986) olarak ortaya çıkmış ve bugünün Derin Öğrenme (LeCun ve ark., 2015) temeli de o yıllarda ortaya atılmıştır. O yıllarda yapay sinir ağlarını eğitmek için geri yayılım algoritması (Rumelhart ve ark., 1986; LeCun ve ark., 1989) başarıyla kullanılmış ve bu kullanım yaygınlaştırılmıştır. 2006 yılında Geoffrey Hinton, derin sinir ağlarının ön eğitim yöntemi ile etkili bir şekilde eğitilebileceğini göstermiştir (Hinton & Salakhutdinov, 2007). Diğer araştırma grupları, aynı stratejiyi birçok başka derin ağları eğitmek için kullanmıştır (Bengio ve ark., 2006), (Ranzato ve ark., 2007). Daha iyi performans sergileyen sinir ağlarını tasarlayanın yolu daha derin ağların kurulması gerektiği ve derinliklerin teorik önemine dikkat çekilmesi için “Derin Öğrenme” teriminin kullanılması yaygınlaştırılmıştır (Bengio ve ark., 2006; Bengio & Delalleau, 2011; Montufar ve ark., 2014); Pascanu ve ark., 2014). Derin Öğrenme ilk defa 2012 yılında bilim dünyasında büyük etki oluşturmuştur. Nesne tanımlama alanında en büyük yarışma olan Büyük Ölçekli Görsel Tanıma Yarışması (ImageNet; Competition 2012) o yıl derin öğrenmede temel mimari kabul edilen Evrişimli Sinir Ağı (ESA) ile yarışmayı AlexNet kazanmıştır (Krizhevsky ve ark., 2012). Bu Derin Öğrenme için inanılmaz bir yükseliş olmuştur.

Derin öğrenme ile ilgili ilk çalışmalar çok geçmişe dayanmasına rağmen son yıllarda başarılı bir şekilde kullanılmasının başlıca sebeplerinden biri yeteri kadar verinin olmasıdır. Günümüzde karmaşık görevlerde kullanılan Derin Öğrenme modelleri eğiten algoritmalar, 1980'lerde oyuncak problemlerini çözmek için kullanılan öğrenme algoritmalarıyla hemen hemen aynıdır, ancak bu algoritmalarla hazırlanan modeller çok derin mimarilerin eğitimini

basitleştiren değişiklikler yapmıştır. Bunun yanında bir diğer önemli yeni gelişme günümüzde bu algoritmalara başarılı olmak için ihtiyaç duydukları kaynakların sağlanmasıdır. Bu kaynakların ilkinin oluşturan veri, toplumun dijitalleşmesinin gittikçe artması ile sağlanmıştır. Bilgisayarlarda gerçekleştirilen faaliyetlerin artmasıyla yapılan işlemler daha çok kaydedilmektedir. Bilgisayarlar daha fazla ağa bağlandığından, bu kayıtları merkezileştirmek ve bunları makine öğrenmesi uygulamaları için uygun bir veri kümesi haline getirmek daha kolay hale gelmiştir. Artan bu veri yapısı son yıllarda "Büyük Veri (Big Data)" adı altında yeni bir alan oluşturmuştur. Büyük veri ile makine öğrenimi çok daha kolay hale gelmiştir. Derin öğrenmenin daha çok popüler olmasının bir diğer nedeni ise, günümüzde daha büyük modelleri çalıştırmak için hesaplama kaynaklarının var olmasıdır. Yapay sinir ağlarında (YSA) gizli katmanların sunulmasıyla kullanılan bellek hafızası ve hesaplama için işlemci kapasitesi artmıştır. Gizli katman sayısının artırılmasıyla derinleştirilen ağ, daha büyük belleklere sahip daha hızlı bilgisayar ihtiyacını meydana getirmektedir. Örneğin derin bir ağın giriş görüntüsü 220x220x3 (renkli bir görüntü) boyutta ve bu görüntülerden 96 500 adet varsa, eğitim verisinin oluşturulması için ilk aşamada 220x220x3x96 500 baytlık bellek hafızasına ihtiyaç duyulmaktadır. Bazı veri kümelerinin milyonlar seviyesinde (örneğin ImageNet yarışması için kullanılan veri seti 1.2 milyon veriden oluşmaktadır) olduğu düşünülürse kullanılacak bellek hafızasının önemi ortaya çıkmaktadır. Aynı şekilde birden fazla gizli katman sahip bir ağın eğitilmesi esnasında geriye yayılım algoritmasının kullanılması için yapılan hesaplamalar paralel işlemciler ile daha hızlı gerçekleştirilebilir. Bu sebeple derin ağların eğitimi için Central Processing Unit (CPU) yerine genel amaçlı kullanılmak üzere ortaya çıkan Graphic Processing Unit (GPU) kullanılmaktadır. Büyük veri ve GPU'ların geliştirilmesiyle farklı Derin Öğrenme modelleri tasarlanmasına olanak sağlanmıştır. Tasarlanan bu modeller giriş verisinden kullanıcı tarafından belirlenen özellikler olmadan öğrenme işlemini kendisi yapmaktadır (Pascanu ve ark., 2014). Bu öğrenme işlemini farklı katmanlarda veriye ait farklı özellikler keşfetmekle elde etmektedir. Bu mimarilerin temel modeli ESA olarak kabul edilir. ESA'lar görüntü sınıflandırma, nesne tanımlama, görüntü segmentasyon v.b. problemlerde başarılı bir şekilde uygulanmaktadır. ESA'lar YSA'ların geliştirilmiş halidir.

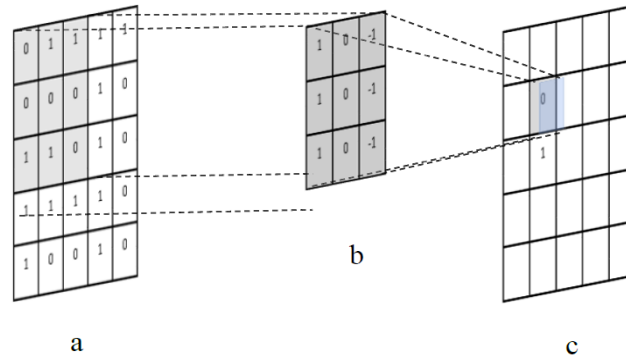
YSA’lardaki gizli katman sayılarının daha da arttırılması sonucu derinleşen ağ ESA olarak tanımlanabilir. ESA’daki bu derinlik 2 boyutlu filtrelerin kullanılmasıyla gerçekleştirilmiştir. Derinlikteki bu farklılığa ek olarak ESA’lar hiyerarşik bir yapıda öğrenme işlemini gerçekleştirir. ESA’da bir nesnenin tanımlanması her bir katmanda o nesneye ait bir alt özelliğin keşfedilmesiyle mümkün olmaktadır. ESA’ları YSA’lardan ayıran temel fark, YSA’ların kullanılmasında girdilerin arasındaki farkları belirleyecek öz nitelikler kullanıcılar tarafından belirlenirken, ESA’da ve Derin Öğrenme modellerinde sistem öznitelikleri kendisi belirlemektedir. Derin Öğrenme mimarileri, girdiler arasındaki farkları tanımlamada, kullanıcıların dahi belirleyemediği öz nitelikleri belirleyebilmektedir ve sistem her geri yayılım algoritması ile bu öz niteliklerin ağırlıklarını güncelleyerek, öz niteliklerin ayırt edicilikleri üzerindeki etkisini ayarlamaktadır (İnik & Ülker, 2017).

Derin öğrenme yönteminde klasik görüntü işleme yöntemlerinin aksine, sistemi eğitmek için herhangi bir öznitelik belirlemeye gerek yoktur. Sistem Yapay Sinir Ağlarının (YSA) ağırlıklarını güncelleyerek, görüntüler üzerinde etiketlemelere en yakın sonucu bulmaya çalışarak kendi öz niteliklerini oluşturmaktadır. YSA’lar kullanıcının öznitelikleri iyi belirlediği ve bu öznitelikleri ham veriden istatistiki veya diğer yöntemleri kullanarak rahat ulaşabildiği problemlerde kullanılır ve başarılı sonuçlara ulaşılmasını sağlar. YSA’lar ile çözüm aranan problemler karmaşıktır. Ancak bu problemlerin çözümünde kullanılacak öznitelikler karmaşık değildir. Araştırmacı bu problemler için öznitelikleri iyi belirleyebildiği ve bu özniteliklere ulaşabildiği sürece YSA’lar problem çözümü için yeterli olacaktır. Örneğin bir görüntü içinde farklı büyüklüklere ve değere sahip birçok bozuk paranın toplam tutarı eğitilen bir YSA ile çok kısa sürede bulunabilir. Bu problem için belirlenecek öznitelikler obje sayısı ve büyüklükleridir. Bu öznitelikler mevcut görüntü işleme teknikleri ile kolayca bulunabilir ve problem çözümü için oldukça yeterlidir. Ancak günümüzde araştırmacıların çözmek için seçtiği problemler daha karmaşıktır. Bu sebeple YSA’lar kullanılmaya başlanmıştır. Böylece derin öğrenme kavramı ortaya çıkmıştır. Derin öğrenme çalışmalarında YSA’lar kullanılır. Derin öğrenme çalışmaları araştırmacıların problem çözümünde tüm öznitelikleri belirleyemediği (problem çözümünde çok fazla ya da

sınırsız sayıda öznitelik olabilir) ya da özniteliklerin tamamı belirlenebilse de özniteliklerin mevcut yöntemlerle sayısal veri olarak elde edilememesi durumunda kullanılmaktadır.

Evrişim Katmanı

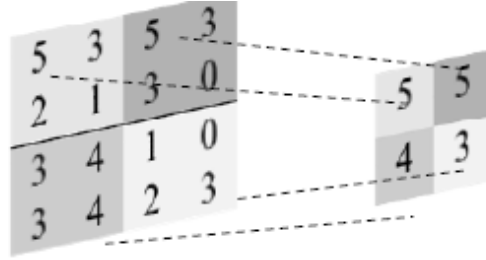
Bu katmanda, 3x3, 5x5, 7x7, 9x9, 11x11 boyutlarında seçilen bir matris, görüntü matrisleri üzerinde gezdirilir. Belirlenen bu filtre matrisleri, görüntüdeki tüm matrisler üzerine uygulanarak görüntülerdeki öznitelikler belirginleştirilir. Filtreleme sonucunda, görüntü matrisi boyutunda yeni bir görüntü matrisi elde edilir (Şekil 3.7) (Liu ve ark., 2015).



Şekil 3.7. Konvolüsyon işlemi. a) Görüntü Matrisi b) Uygulanan Filtre c) Oluşan Yeni Görüntü (Liu ve ark., 2015)

Havuzlama Katmanı

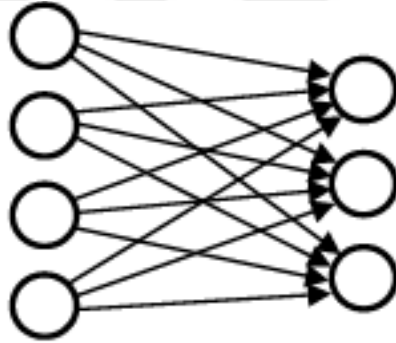
Elde edilen yeni görüntü üzerinde, NxN aralığında bir matris tercih edilir. Tercih edilen bu boş matris, görüntü matrisi üzerinde kaydırılarak, her matris içerisinde yer alan en büyük değeri o matris kümesini temsil edecek şekilde alır ve o matris kümesindeki bütün matrislerin en yüksek değerinde olduğunu varsayarak yeni görüntü matrisi oluşturur. NxN boyutundaki matris tek bir matris şekline geçerek görüntü boyutu küçültülmüş olur (Şekil 3.8) (Castelluccio ve ark., 2015).



Şekil 3.8. Havuzlama (Castelluccio ve ark., 2015)

Tam Bağlı Katman

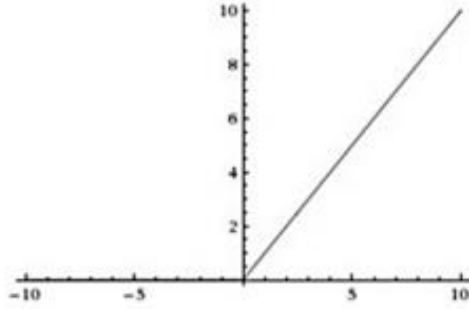
Bir önceki katmandan elde edilen NxN matrislerini tek boyutlu bir matris şekline çevirir. Oluşan bu katmanda nöronlar tam bağlı olarak yer alır (Şekil 3.9) (Adler ve ark., 2016).



Şekil 3.9. Tam Bağlı Katman (Adler ve ark., 2016)

Relu (Rectified Linear Unit) Katmanı

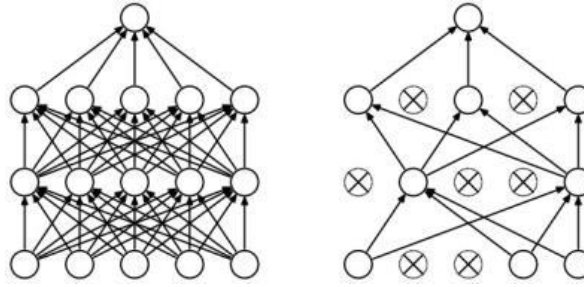
Elde edilen verilere bu katmanda bir aktivasyon fonksiyonu uygulanarak yeni değerler elde edilir. Eşik değeri, step, hiperbolik tanjant ve sinüs fonksiyonları gibi aktivasyon fonksiyonları kullanılabilir. Derin öğrenme mimarilerinde genellikle $f(x) = \max(0, x)$ fonksiyonu kullanılmaktadır (Şekil 3.10) (Yang ve ark., 2016).



Şekil 3.10. Aktivasyon Fonksiyonu (ReLU) (Yang ve ark., 2016)

Dropout İşlemi

Bu katman derin öğrenme mimarilerinde, öğrenimi tamamlanmış bir yapıda aşırı öğrenmeyi (overfitting) yani ezberlemeyi engellemek için kullanılır. Derin öğrenme ağının performansını artıran bu katman ile, sinir ağı içerisindeki bazı bağlantıları rastgele ortadan kaldırır (Şekil 3.11) (Hinton ve ark., 2012; Xiao & Liao, 2016).



Şekil 3.11. Standart Sinir Ağı ve Dropout Uygulanmış Sinir Ağı Görüntüsü (Xiao & Liao, 2016)

Normalizasyon (Ölçeklendirme)

Bu katmanda, katmanlar içerisinde elde edilmiş verilerin düzenli hale getirilmesi sağlanır. Bu sayede ağı performansı artarken, katmanlar sonucunda elde edilmiş değerlerin

arasındaki farklılıkların azaltılarak girdilerin belirli bir değer arasında temsil edilmesi sağlanır (Ioffe & Szegedy, 2015).

Softmax Katmanı

Kendisinden önceki katmanda elde edilen değerleri sınıflandırarak istatistiksel değer üretimi gerçekleşmektedir. İrdelediği değerleri, hangi sınıfa daha yakın olduğunu olasılıklarına bakarak sınıflandırma yapar. Katmanlardan elde edilen istatistiksel verilerle probalistik hesaplama yaparak, sınıflandırmaların olasılıksal değerlendirmesini yapar (Tang, 2013).

Böylece ESA yapıları problem için gerekli öznitelikleri de kendisi belirlemekte ve elde ettiği verileri kullanarak çözüme ulaşmaktadır. Öznitelikleri kendisi belirlemek zorunda olduğu içinde çok fazla sayıda örneğe ihtiyaç duymaktadırlar. Büyük veri (big data) kavramı da burada ortaya çıkmaktadır. Yeterince veri olmazsa derin öğrenme algoritmaları kullanılamaz. Çünkü oluşturulacak derin öğrenme algoritmaları problemi çözecek öznitelikleri yeterli düzeyde belirleyemez.

3.1.4 Çalışmada kullanılan malzemeler

Bitki görüntülerinin doğal ortamlarında kayıt altına alınabilmesi için DJI Mavic 2 Pro modelli Drone (Şekil 3.12) kullanılmıştır. Optimum şartlar altında yalnızca 30 dk. uçuş süresi imkânı tanınmasına karşılık, hava muhalefetine olduğu durumlarda bu süre daha az olacağı için yedek batarya ve şarj ünitesi temin edilmiştir. Çalışmada kullanılan Drone a ait teknik özellikler Tablo 3.7’de verilmiştir.



Şekil 3.12. DJI Mavic 2 Pro Drone

Tablo 3.7. DJI Mavic 2 Pro Drone teknik özellikleri

Engel Sensörü	3 Yönlü
Hareketli Gimbal	3 Eksenli Gimbal
Sinyal Bağlantı Kalitesi	5.8 GHz
Kanal	10 Kanallı
Ağırlık	650 gr-750 gr
Batarya	3830 mAH LiPo
Ebat	31cm-35cm
GPS Modu	GPS Var
Kamera	4K
Maksimum Hız	45kmp-65kmp
Uçuş Mesafesi	8 000m
Uçuş Süresi	30-31 Dakika
Ağırlık	650gr-750gr
Görüş Açısı	77 °
Diyafram Açıklığı	2.8 /f
Etkin Piksel	20 MP
Video Çözünürlüğü/Kare Hızı	4K/30 FPS

Görüntü alma cihazları vasıtasıyla toplanan verilerin depolanması, işlenmesi, etiketlenmesi ve derin öğrenme sisteminin kullanılabilmesi için, yüksek kapasiteli bir bilgisayara

gereksinim duyulmaktadır. Özellikle Derin Öğrenme ile nesne tahmin etmenin daha yüksek oranlarda olabilmesi için Cuda Core özelliğine sahip NVIDIA ekran kartlarından (GPU) birinin kullanılması gerekmektedir. Çalışmanın yapılabilmesi için kullanılan Masaüstü Bilgisayar özellikleri Tablo 3.8’de verilmiştir.

Tablo 3.8. Çalışmada kullanılan Masaüstü bilgisayarın teknik özellikleri

Donanım	Marka-Model	Teknik Özellik
Monitör	LG 32GP850-B	32” QHD 165Hz Ultrawide
Kasa	ASUS TUF GT501	MidTower USB 3.1
Güç Kaynağı	AGT1000	1 000 W 80+ Gold Full Modular
Bellek (ROM)	Seagate IronWolf M.2	960 GB 7 GB/s NVME
Anakart	MSI MPGx570	PCIe 4, DDR4, USB 3.2
İşlemci (CPU)	AMD Ryzen 9 3900X	12-core, 4.6 GHz
Bellek (RAM)	G.Skill Trident Z NEO	64 GB (16x4) 3600 MHz
Ekran Kartı (GPU)	GeForce RTX 2080 Ti	11 GB 352 bit GDDR6
İşlemci Soğutucu	Corsair iCUE H150i Elite	Sıvı Soğutucu 360 mm Radyatör

İnkübatör içerisinde çimlendirilen ve daha sonra saksılara aktarılan yabancı otların görüntülerinin, doğal ortamda alınan görüntüler ile aynı netlik ve detaylara sahip olması için, platformdaki Gimbal üzerine Nikon D7500 fotoğraf makinesi ve 18-140 mm lens kullanılmıştır (Şekil 3.13). Fotoğraf makinesinin teknik özellikleri Tablo 3.9’da verilmiştir.



Şekil 3.13. Platform içerisinde görüntü alma işleminde kullanılan Nikon D7500 fotoğraf makinesi ve 18-140 mm lens

Tablo 3.9. Nikon D7500 DSLR fotoğraf makinesi teknik özellikleri

Görüntü boyutu	5 568 x 3 712
Sensör çözünürlük	20.9 megapiksel
Sensor boyutu	APS-C (23.5 x 15.6 mm)
Sensor tipi	CMOS
ISO	Auto, 100-51, 200 (50 – 1 640 000 artırılabilir)
Odak uzaklığı çarpanı	1.5×
Video Format	MPEG-4, H.264
Video	3 840 x 2 160 @ 30p / 144 Mbps, MOV, H.264, Linear PCM
Boyutlar	136 x 104 x 73 mm (5.35 x 4.09 x 2.87")
GPS	Opsiyonel

3.2. Yöntem

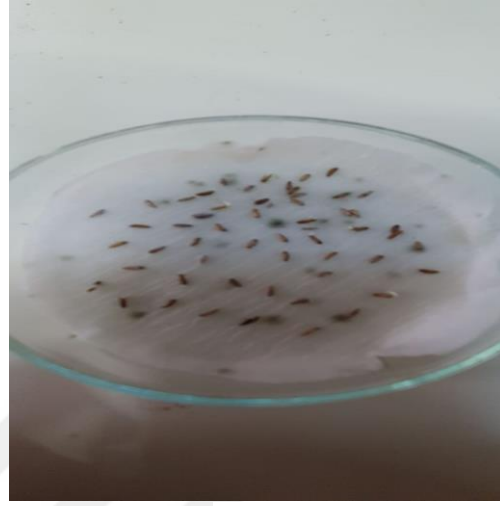
3.2.1. Çalışmada kullanılan görüntülerin elde edilmesi

Kontrollü şartlar altında alınan bitki görüntüleri

Temmuz ayında olgunlukları belirlenen tohumlar laboratuvarında dinlenmeye alınarak Ekim ayı itibariyle çimlendirme ön hazırlık çalışmaları başlamıştır. Bitkilerden ayrılarak temizlenen yabancı ot tohumlarının dormansi kırma çalışmaları yapılmış ve denemede kullanılan Ekiz cinsi buğday tohumları perlit-torf ve toprak karışımı bulunan kaplara ekilerek inkübatörde 18°C sıcaklıkta, günlük sulama-havalandırma uygulamaları ile çimlendirme takibi yapılmıştır.



(a)



(b)



(c)

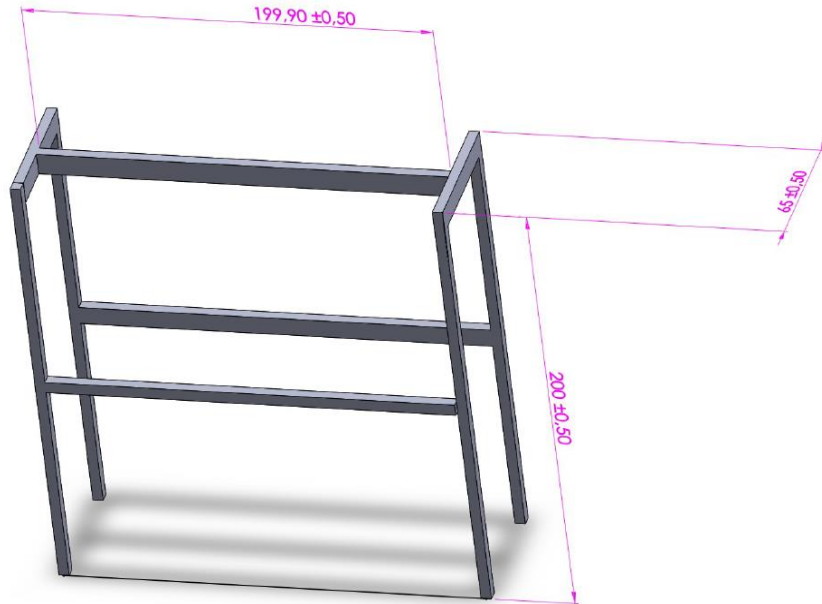
Şekil 3.14. Araziden toplanan yabancı otların çimlendirme öncesi laboratuvar çalışmaları (a) tohumların ayrılması, (b) tohumların dormansi kırması ve çimlenmesi için besi ortamına alınması, (c) sağlıklı bitki gelişimi için İnkübatör içerisinde bitki takibi

Ön hazırlık, dormansi kırma ve çimlendirme işlemleri yapılan yabancı ot tohumlarının kontrollü şartlarda görüntülerinin alınabilmesi, bu görüntüler ile veri setinin zenginleştirilmesi ve doğal ortamlarda kayda alınan yabancı ot görüntüleriyle nitelik olarak benzeşmesi için, drone uçuşunu simüle edebilen bir platform geliştirilmiştir (Şekil 3.15). Yabancı ot ve buğday tohumlarının çimlenmesi gerçekleştirilmiştir. Bu platform ile alınan

görüntülerin, doğal ortamlarından alınan görüntülerden farklı olmaması için, platform drone ile alınan görüntü özelliklerini taşıy nitelikte tasarlanmıştır.

$$\text{Çözünürlük} = \frac{\text{Nesne Boyutu}}{\text{İncelenecek Detay Boyutu}} \quad (1)$$

2 m yükseklikten drone yardımı ile alınan bir görüntünün, 60° lik görüntü alma açısına sahip bir kameranın alacağı yatay görüntü mesafesi 2.3 m olarak belirlenmiştir. Bu mesafeden incelenen bir nesnenin tanınabilmesi için, görüntüdeki 1 piksel karşılığı 0.5 mm olabilmesi gerekmektedir. Bu nedenle Eşitlik 1'e göre, 2 kamera yatay çözünürlüğü 2.3 m için 4 608 piksel olmalıdır. Bitkilerin topraktan ilk çıkış formları 0.25-0.5 cm boyutlarında olacağından, bitki eni için 10 piksel bitki boyu için 60 piksel etiketlemek için yeterli olacaktır. Bu nedenle çalışmada kullanılan insansız hava aracının sahip olduğu kamera ve kontrollü şartlar altında görüntülerin alınacağı platform kamerası çözünürlüğü minimum 4k (4 608 x 3 456) olmalıdır.



Şekil 3.15. Görüntü alınan platformun teknik çizimi

Platformun oluşturulması için galvanizli 60 x 80 mm profil demirlerinin kaynatılması ile tasarlanan boyutlarda ana yapı oluşturulmuştur. Görüntü alma aracının eksen üzerine doğrusal ve titreşimsiz bir görüntü alabilmesi için platformun en üst noktasına ray sistemi ve yönlendirme kolu montajı yapılmıştır. Bitkilerin üzerine yapay aydınlatma yapılabilmesi için 5 500 K renk sıcaklığında (Gün Işığı) şerit LED lambalar monte edilmiş ve CATA CT-2558 2A 25 W 12 V özelliklerinde Şerit LED trafosu ile aydınlatma için gerekli güç sağlanmıştır. Platforma dışarıdan gelebilecek ışık kaynaklarını engellemek amacıyla, 72x95 cm boyutlarında 62 Mikron özelliğinde LDPE-Alçak Yoğunluklu Polietilen esnek izolasyon malzemesi ile görüntü alınan ortam kapalı bir hale getirilmiştir (Şekil 3.16).



(a)



(b)



(c)



(d)

Şekil 3.16. Tasarlanan platformun görüntü almaya hazır hale getirilmesi

- (a) yapay aydınlatma için gerekli güç kaynağı çeviricisi CATA CT-2558,
- (b) yapay ışık kaynağı, Gün ışığı şerit LED,
- (c) görüntü alma kaynağı için Gimbal ve raylı sistem,
- (d) görüntü alma platformunun ortam ışıklarından izole edilmesi

Kontrollü şartlar altında çimlendirilen yabancı ot tohumları daha sonra saksılara aktarılmış ve platform içerisine taşınarak bitki görüntüleri elde edilmiştir. Kontrollü şartlarda yetiştirilerek görüntüleri alınan bazı örnekler Şekil 3.17 ve Şekil 3.18’de gösterilmiştir. İnsan kontrolü dışında gerçekleşebilecek hava olayları nedeniyle görüntü alamama risklerine karşı laboratuvar ortamında bitkilerin diğer fenolojik dönemlerine ulaşması ve görüntülerinin alınması için, saksılar örtü altı yetiştirme ortamına taşınarak bitki gelişimleri takip edilmiştir. Doğal yaşama alanlarından alınan bitki görüntülerinin yeterli olması sebebiyle bu görüntüler veri setine dahil edilmesine gerek kalmamıştır.



Şekil 3.17. Yabani hardal (*Sinapis arvensis* L.) bitkisinin kotiledon yapraklarının çıkışı ve saksı içerisindeki görüntüleri



Şekil 3.18. Tarla hazeranı (*Consolida regalis* Gray) bitkisinin çimlenmesi ve kotiledon yaprakların topraktan çıkışı

Doğal ortamlarından elde edilen bitki görüntüleri

Çalışma kapsamında görüntülerin drone ile çekilen videolardan tespit edilmesi beklenildiği için, yabancı ot tohumları ve buğday tohumlarının karıştırılarak doğal bir üretim ortamı sağlamak amacıyla, Tokat Gaziosmanpaşa Üniversitesi Ziraat Fakültesi deneme alanı içerisinde, Tokat Gaziosmanpaşa Üniversitesi Araştırma ve Uygulama Merkezi Müdürlüğü'nden alınan izin ile, 40°20'0.50"K enlem ve 36°28'25.25"D boylam koordinatlarında (18x7) 126 m²'lik bir alan tahsis edilmiştir (Şekil 3.18). Araştırma ve Uygulama Merkezi tarafından ekime hazır hale getirilen araziye 16 Kasım'da Ekiz cinsi buğday tohumu ve yabancı ot tohumlarının ekimi (serpme ekim) yapılmış ve üzerine tırmık çekilmiştir (Şekil 3.19).



Şekil 3.19. Doğal ortamda bitki görüntüleri almak için tahsis edilen çalışma alanı



Şekil 3.20. Deneme alanında gerçekleştirilen ekim ve toprak işleme uygulamaları

Kayıt altına alınan görüntülerin özellikleri

Bir önceki yetiştirme döneminde yerleri saptanan, sonraki dönemde benzer yabancı otların bulunma potansiyeli olan 375 ayrı işaretlenmiş nokta ve bu noktalar içerisinde $10 \times 10 \text{ m}^2$ lik herbisit kullanım açısından koruma altına alınan 40 farklı yetiştirme bölgelerine

gidilerek bitki takibi gerçekleştirilmiştir. Yabancı otların çimlenmesinden, buğday hasat dönemine kadar geçen süre içerisinde drone ile video kayıtları elde edilip, videoların içerisinde bulunan yabancı ot türü ve bu türlere ait fenolojik dönemlerinin ayrı ayrı sınıflandırmaları yapılmıştır. Sınıflandırmaya ait video süreleri ve fenolojik dönemleri Tablo 3.10’da verilmiştir.

Tablo 3.10. Yabancı ot türleri ve fenolojik dönemlerine göre kaydedilen video süreleri

Bitki Adı	Bitki Formu	Video Süresi*
Yabani hardal	Kotiledon Yaprak Dönem	1 174 sn.
	3-5 Yapraklı Dönem	987 sn.
	Çiçeklenme Öncesi Dönem	1 607 sn.
	Çiçeklenme Dönemi	1 776 sn.
	Meyve ve Tohum Bağlama Dönemi	1 535 sn.
Köygöçüren	Kotiledon Yaprak Dönem	1 457 sn.
	3-5 Yapraklı Dönem	1 307 sn.
	Çiçeklenme Öncesi Dönem	1 890 sn.
	Çiçeklenme Dönemi	1 806 sn.
	Meyve ve Tohum Bağlama Dönemi	1 963 sn.
Tarla hazeranı	Kotiledon Yaprak Dönem	865 sn.
	3-5 Yapraklı Dönem	750 sn.
	Çiçeklenme Öncesi Dönem	1 184 sn.
	Çiçeklenme Dönemi	1 520 sn.
	Meyve ve Tohum Bağlama Dönemi	1 643 sn.

Çalışma sonunda Derin Öğrenme sistemi tarafından tanınması beklenen yabancı otların farklı fenolojik dönemlerine ait görüntülerinin, farklı ışık koşulları ve şartlar altında tanınabilmesini sağlamak amacıyla, gün içerisinde farklı ışık şiddetlerinin olduğu saatlerde (sabah-öğle-öğleden sonra), farklı hava koşullarında (güneşli, bulutlu, yağmurlu) video kayıtları alınmıştır. Kayıt altına alınan görüntülerin bitki türü, fenolojik dönemi ve koşullarına göre video süreleri Tablo 3.11’de verilmiştir.

Tablo 3.11. Yabancı ot türleri ve fenolojik dönemlerine göre farklı koşullar altında kaydedilen video süreleri

Bitki Adı	Bitki Formu	Video Süresi (saniye)								
		Güneşli			Bulutlu			Yağmurlu		
		Saatler								
		08-11	11-15	15-19	08-11	11-15	15-19	08-11	11-15	15-19
Yabani hardal	Kotiledon Yaprak Dönem	135	152	109	143	142	163	178	152	135
	3-5 Yapraklı Dönem	112	105	96	164	147	124	107	132	112
	Çiçeklenme Öncesi Dönem	198	223	193	196	193	198	188	218	198
	Çiçeklenme Dönemi	221	345	372	170	195	147	97	112	117
	Meyve ve Tohum Bağlama Dönemi	390	415	527	119	181	189	161	187	79
Köygöçüren	Kotiledon Yaprak Dönem	173	198	207	167	178	185	161	188	173
	3-5 Yapraklı Dönem	187	144	176	159	148	172	152	169	187
	Çiçeklenme Öncesi Dönem	217	195	264	231	218	243	257	265	217
	Çiçeklenme Dönemi	271	394	225	119	181	189	161	187	79
	Meyve ve Tohum Bağlama Dönemi	448	468	637	107	160	70	22	30	21
Tarla hazeranı	Kotiledon Yaprak Dönem	97	103	126	113	131	117	86	92	97
	3-5 Yapraklı Dönem	99	92	87	97	93	104	86	92	99
	Çiçeklenme Öncesi Dönem	179	148	138	158	107	154	133	167	179
	Çiçeklenme Dönemi	115	278	270	173	139	149	113	175	108
	Meyve ve Tohum Bağlama Dönemi	315	470	533	87	115	68	17	24	14

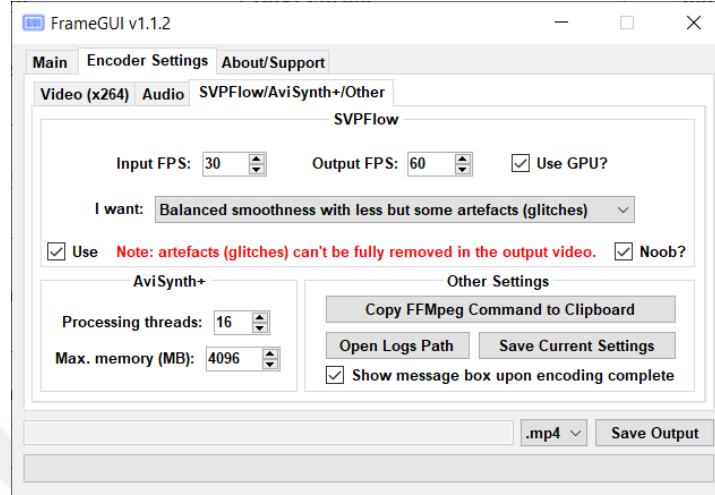
3.2.2. Veri setinin oluşturulması

Drone vasıtasıyla toplanan ham görüntülerin, derin öğrenme modelini eğitmeden önce, veri setini zenginleştirmek ve görüntülerdeki bitki görüntü farklılıklarının yapay zekâ tarafından algılanması için bir dizi ön işlemlerin yapılması gerekmektedir. Bu çalışmada kullandığımız ön işlemler:

- Kaydedilen videoların saniyedeki kare sayılarının çoğaltılması (30 FPS » 60 FPS),
- İyileştirilmiş videolardan görüntü karelerinin (framlerin) ayrıştırılarak etiketlemeye hazır hale getirilmesi,
- Videolardan ayrıştırılan görüntü karelerin etiketlenmesi,
- Etiketlenmiş görüntü karelerinin, görüntü işleme teknikleri kullanılarak çoğaltılması şeklindedir.

Kaydedilen videoların iyileştirilmesi ve fotoğraf karelerinin seçilmesi

Çalışma kapsamında görüntüleri alınan bitki görüntüleri drone vasıtasıyla kaydedildiği için, drone ilerlemesi ve pervanelerin oluşturduğu hava hareketleri nedeniyle, videolardaki bitki hareketleri bitkilerin farklı açılardan tanınmasını kolaylaştırır da videolardan alınan rastgele karelerde bitki görüntü netliklerinde kayıplar oluşturmaktadır. Drone üzerinde bulunan video kayıt cihazı 3 840x2 160 (4k) çözünürlükte olup 30 FPS (Frame Per Second) özelliklerine sahiptir. Görüntü kareleri arasındaki hareket farklılığından kaynaklı detay kayıplarının minimize edilmesi için elde edilen videolar FrameGUI (Şekil 3.21) programı ile iyileştirilerek 60 FPS'e çıkarılmıştır.



Şekil 3.21. Videolardaki saniye başına düşen karelerin iyileştirilmesinde kullanılan program arayüzü

FrameGUI programının kullanılması sonrasında rastgele alınan görüntü karelerinde detay kaybının en aza indirildiğinin görülmesiyle birlikte, saniyeleri arasında daha akışkan geçişlerin olduğu videolar elde edilmektedir. Rastgele alınmış 2 farklı görüntü karesi arasındaki (30 FPS -60 FPS) farkı Şekil 3.22’de örnek olarak gösterilmiştir.

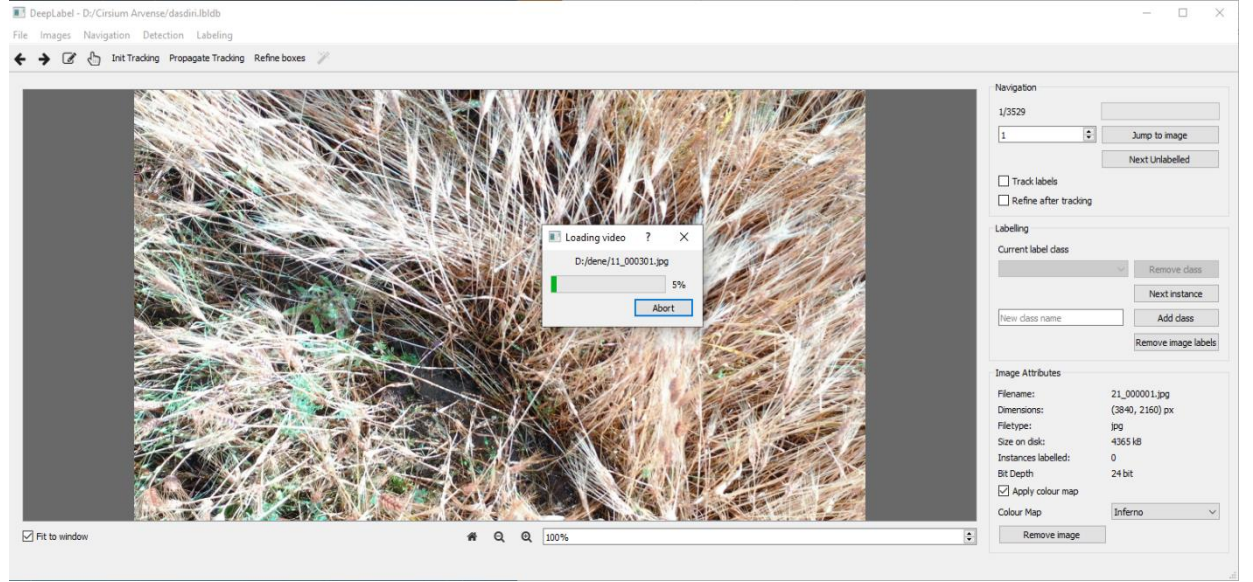


(a)

(b)

Şekil 3.22. Hareket halinde iken kaydedilen bitki görüntülerinin rastgele alınan karelerinden 30 FPS (a) ve 60 FPS (b) örneği

Saniyedeki görüntü karelerinin çoğaltılması ile iyileştirilmiş videolar, içerdikleri bitki türü ve gelişim süreçlerine göre sınıflara ayrılmıştır. Daha sonra bu videolar Deep Label (Şekil 3.23) programı ile her saniyede bulunan karelerin (60 FPS) rastgele 10 tanesi seçilerek etiketlenmeye hazır hale getirilmiştir.



Şekil 3.23. Videolardaki saniye başına düşen karelerin içerisinde rastgele karelerin seçilmesi Deep Label ara yüzü

Görüntüler üzerinden yabancı otların etiketlenmesi

Videolardan rastgele elde edilen fotoğrafların etiketlenmesi için Python (3.1.0) programlama dili kullanımı gerektirmektedir. Bu gereksinimi karşılamak için işletim sistemi Linux işletim sisteminin kurulumu veya daha yaygın olan işletim Windows'ta kullanımı için Anaconda programının kurulumu ve kullanımına ihtiyaç duyulmuştur. Bahsi geçen kurulumlar yapılmış ve etiketlemelerin yapılabilmesi için LabelImg-Master (Şekil 3.24) kütüphanesi Python dilinde çalıştırılmıştır.



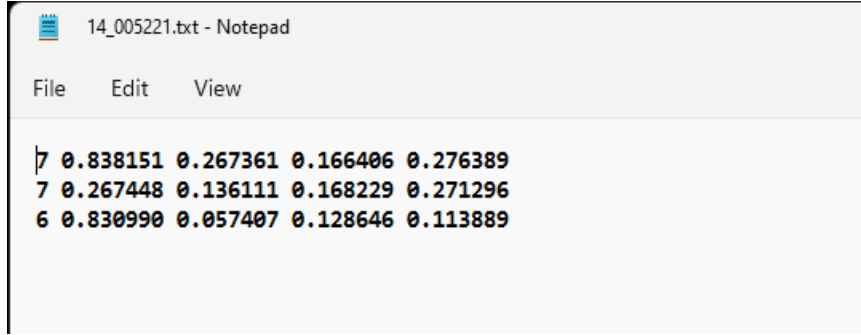
Şekil 3.24. Etiketlenmeye hazır hale getirilmiş karelerdeki bitki görüntülerinin etiketlenmesi LabelImg-Master arayüzü

LabelImg-Master kütüphanesinde farklı bitki türleri ve bu türlere ait bitki formlarını ifade etmek amacıyla 15 adet sınıf oluşturulmuştur. Bu sınıfların isimlendirmeleri Tablo 3.12’de verilmiştir.

Tablo 3.12. LabelImg-Master kütüphanesinde oluşturulmuş sınıfların tanımı

Bitki Adı	Bitki Formu	Sınıf ismi
Tarla hazeranı	Kotiledon Yaprak Dönem	TH1
	3-5 Yapraklı Dönem	TH2
	Çiçeklenme Öncesi Dönem	TH3
	Çiçeklenme Dönemi	TH4
	Meyve ve Tohum Bağlama Dönemi	TH5
Yabani hardal	Kotiledon Yaprak Dönem	YH1
	3-5 Yapraklı Dönem	YH2
	Çiçeklenme Öncesi Dönem	YH3
	Çiçeklenme Dönemi	YH4
	Meyve ve Tohum Bağlama Dönemi	YH5
Köygöçüren	Kotiledon Yaprak Dönem	KG1
	3-5 Yapraklı Dönem	KG2
	Çiçeklenme Öncesi Dönem	KG3
	Çiçeklenme Dönemi	KG4
	Meyve ve Tohum Bağlama Dönemi	KG5

Derin öğrenme sisteminin eğitim aşamasında, tanınması istenilen objenin özniteliklerini doğru şekilde çıkarması ve özniteliklerin obje tahmini üzerindeki önem derecesinin doğru ayarlanabilmesi için, görüntülerde o objeye ait her karenin dikkatli şekilde etiketlenmesi gerekmektedir. Bitki görüntüleri doğal ortamlarından alındığı için bazen bir görüntü karesinde bir obje bulunması çok istisnai olarak karşılaşılan bir durumdur. Genel görüntüler içerisinde aynı bitkinin aynı fenolojik dönemine ait birden fazla görüntüsü bir karede olabildiği gibi, aynı bitkinin farklı fenolojik dönemi veya çalışmada incelemeye alınmış diğer bitkilerin farklı fenolojik dönemleri de bir karede görülmektedir. Bu durumda bir karenin etiketlenmesi sonucunda, sistemin öğrenmesi gereken objenin var olduğu bölge X-Y koordinat sistemi üzerinde noktalar arasındaki koordinat bilgilerini içeren, o görüntü karesi ile aynı adı taşıyan bir TXT dosyası üretilmektedir. Örnek bir TXT dosya içeriği Şekil 3.25’te verilmiştir.



Şekil 3.25. Bir görüntü üzerinden obje etiketlemesi yapıldığında oluşan TXT dosya içeriği

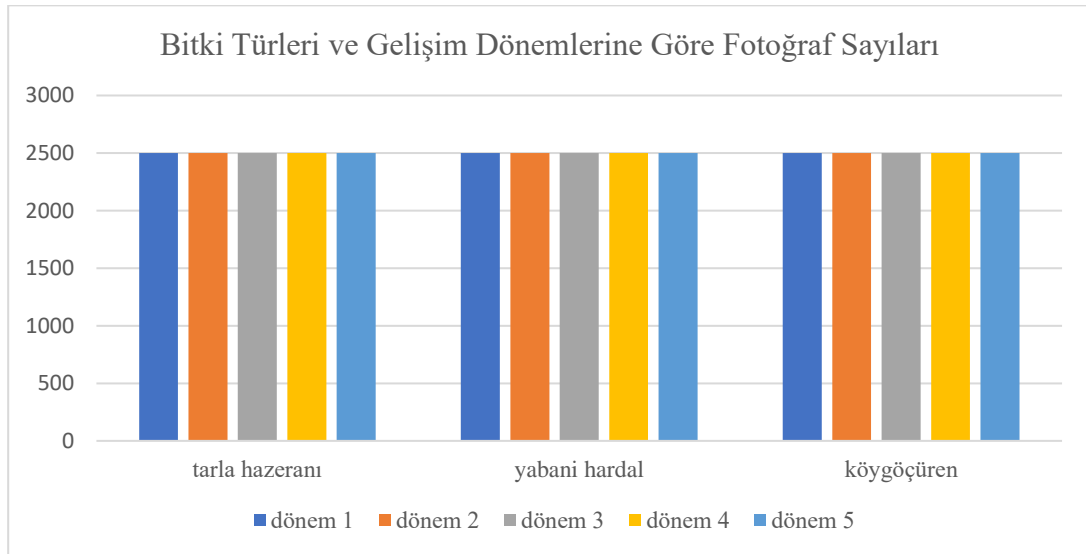
Şekil 3.25'te gösterildiği üzere oluşan TXT dosyası içerisinde etiketlenmiş 3 obje belirtilmektedir. Her satır bir objenin X-Y koordinatları üzerindeki noktaları, her iki nokta da bir çerçevenin köşegenlerini ifade ederken satır başlarındaki rakamlar ise o objenin hangi sınıflandırmaya ait olduğunu göstermektedir. Buğday yetiştiriciliğinin yapıldığı doğal ortamlarında yalnızca çalışma kapsamındaki bitkiler ve kültür bitkisi bulunmamaktadır. Farklı yabancı otların ve arazi üzerinde var olan toprak-taş gibi doğal nesnelerin varlığının belirlenmesi de sistemin doğru tahmin yapabilmesi için önem arz etmektedir. Bu nedenle içerisinde çalışma kapsamında kullanılan yabancı otların bulunmadığı “Arka Plan (Background)” olarak nitelendirilen görüntülerin verilmesi de objelerin doğru etiketlenmesi kadar önem arz etmektedir. Arka plan olarak verilen görüntüler için de TXT dosyası oluşturmak gerekmektedir. Bu dosyaların içerisinde ise herhangi bir koordinat-obje bilgisi bulunmamaktadır. Çalışmada yüksek sayıda veri sayısı kullanıldığı ve bu görüntülerin her biri adına boş TXT dosyasını oluşturmak uzun zaman alacağı için MATLAB R2021b (9.11.0.1837725) dili üzerinden yazılan bir kodlama ile, görüntülerin adlarını taşıyan TXT dosyaları oluşturulmuştur. Kullanılan kodlar Şekil 3.26’da verilmiştir.

```
Editor - C:\coco\txtOlustur.m
txtOlustur.m
1  clc;
2  clear;
3
4  liste = dir("*.jpg");
5
6  dosyaSayisi = length(liste);
7
8  for i = 1:dosyaSayisi
9      dosyaAdi = liste(i).name(1:end-4);
10     fid = fopen(sprintf('%s.txt',dosyaAdi),'w');
11     fclose(fid);
12     fprintf("<strong>%d.</strong> dosya <strong>%s.txt</strong> olusturuldu.\n",i,dosyaAdi);
13 end
14
```

Şekil 3.26. Arka plan (background) görüntüleri için aynı isimde boş TXT dosyaları oluşturma kodları (MatLab)

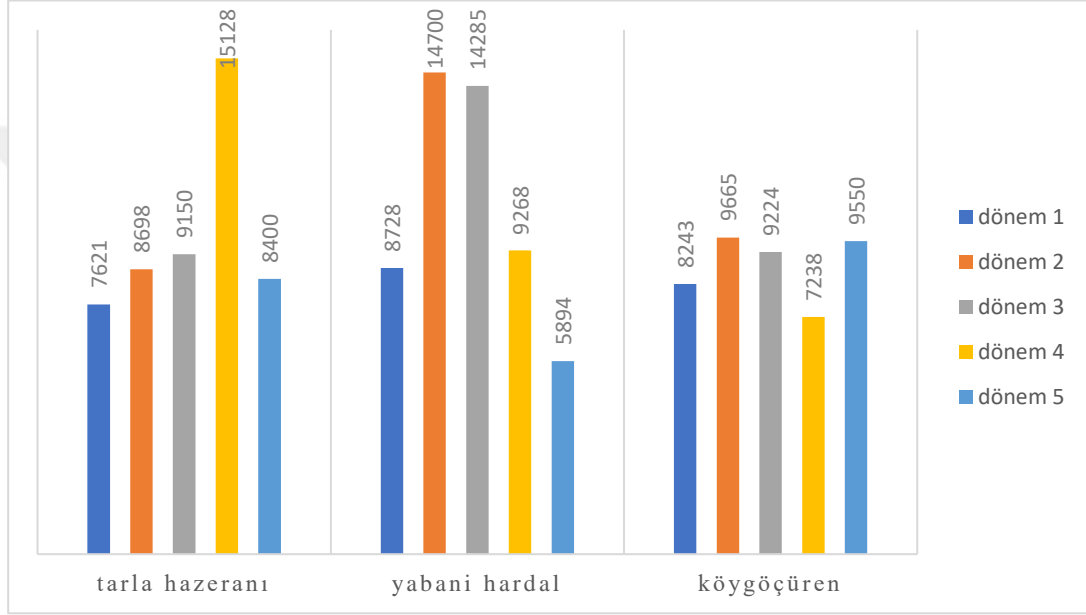
Etiketlenmiş görüntü karelerinin çoğaltılması

Derin öğrenme mimarisinin eğitimi için oluşturulan veri seti, çalışmada incelenen tüm bitki ve bu bitkilere ait gelişim dönemleri başına 2 500 adet fotoğraf olacak şekilde ayarlanmıştır (Şekil 3.27).



Şekil 3.27. Bitki tür ve gelişim dönemlerine göre oluşturulan fotoğraf sayıları

Her ne kadar fotoğraf sayıları aynı tutulmaya çalışılsa da bitki görüntüleri, doğal buğday yetiştirme arazilerinden alındığından bir fotoğraf karesinde birden farklı bitki ve/veya gelişim dönemlerine ait çok sayıda görüntü etiketlemesi gerçekleşmiştir. Bitki çeşitleri ve gelişim dönemlerine göre etiketlenen görüntü sayıları Şekil 3.28 'de verilmiştir.



Şekil 3.28. Bitki tür ve gelişim dönemlerine göre fotoğraflarda etiketlenen görüntü sayıları

Şekil 3.28'de gelişim sırasına göre (1-5) etiketlenen görüntü sayıları tarla hazeranı için; 7 621, 8 698, 9 150, 15 128, 8 400, yabancı hardal için; 8 728, 14 700, 14 285, 9 268, 5 894 ve köygöçüren için; 8 243, 9 665, 9 224, 7 238, 9 550 adet olmak üzere toplam 145 792 adet etiketleme yapılmıştır.

Çalışma kapsamında incelenen bitkilerin, eğitim ve doğrulama kümeleri içerisinde kullanılan fotoğraflarda görülen her noktada etiketlenmesi gerekmektedir. Bitkiler ve gelişim dönemleri, doğal gelişme ortamlarında tanınması sağlanacağı için, buğday arazileri içerisinde 70'e yakın yabancı ot bulunmaktadır. Buğday bitkisiyle birlikte çalışma dışında kalan diğer yabancı otlarının da sisteme tek tek öğretilmesi yerine bunların görülmesi istenmeyen objeler olarak sisteme öğretilmesi için etiketlenmemiş (background) 8 210 adet,

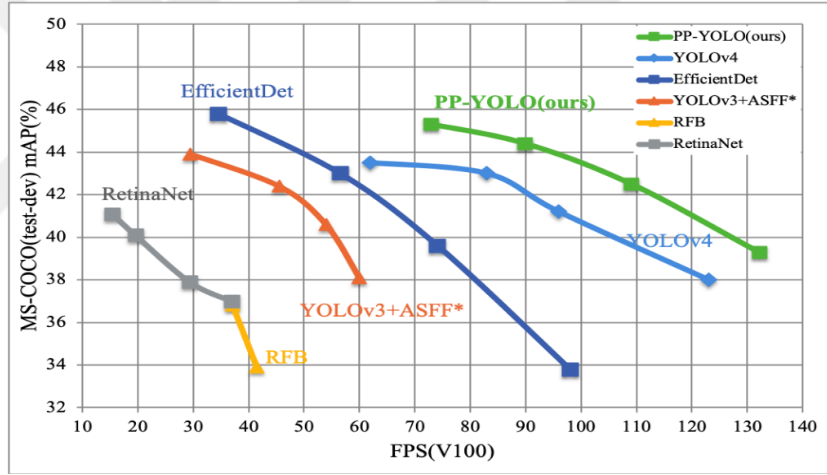
çalışmada kullanılan 3 yabancı otun olmadığı üretim arazisi fotoğrafları sisteme yüklenmiştir. Derin öğrenme mimarilerinin eğitiminde kullanılan görüntülerin sayısı ve çeşitliliği, sistemin tahmin yürütme aşamasındaki doğruluk oranını ve hızını artırmaktadır. Bu nedenle veri çoğaltma metotları yaygın olarak kullanılmaktadır. Etiketlenmiş görüntüler sistemin eğitime aşamasında veri çoğaltma yöntemlerinin seçilmesiyle 1 görüntünün 1-200 kez çoğaltılmasını sağlamaktadır. Verilerin çoğaltılmasında YOLOv5 (You Only Look Once) kullanılmış ve Tablo 3.13'deki veri çoğaltma yöntemleri tercih edilmiştir. Etiketlenmiş fotoğraflar ve arka plan (background) olarak kullanılan görüntüler, veri çoğaltma yöntemleri ile 40 000 adet oluncaya kadar çoğaltılmışlardır.

Tablo 3.13. Görüntüleri çoğaltma için kullanılan yöntemler ve açıklamaları

Veri Çoğaltma Yöntemleri	Açıklamaları
hsv_h: 0.015	Görüntüyü HSV-Hue ile çoğaltma
hsv_s: 0.7	Görüntüyü HSV-Doygunluk ile çoğaltma
hsv_v: 0.4	Görüntünün HSV-Değerleri ile çoğaltma
degrees: 0.0	Görüntüyü döndürme (+/-)
translate: 0.1	Görüntü çevirme (+/-)
scale: 0.5	Görüntü skalasını değiştirme (+/-)
shear: 0.0	Görüntüyü kırpmaya (+/-)
perspective: 0.0 range 0-0.001	Görüntü perspektifi (+/-), aralık 0-0.001
flipud: 0.0	Görüntüyü çevirme yukarı-aşağı
fliplr: 0.5	Görüntüyü çevirme sol-sağ
mosaic: 1.0	Görüntüleri mozaikleme
mixup: 0.0	Görüntüleri karıştırma
Rgb_s: 0.6	Görüntüyü RGB doygunluk ile çoğaltma
Brightness: 0.3	Görüntü parlaklık ayarı ile çoğaltma (+/-)
Contrast: 0.25	Görüntü parlaklıklarını karşıt yapma (+/-)
Salt and paper: range 0-0.2	Görüntüye gürültü ekleme

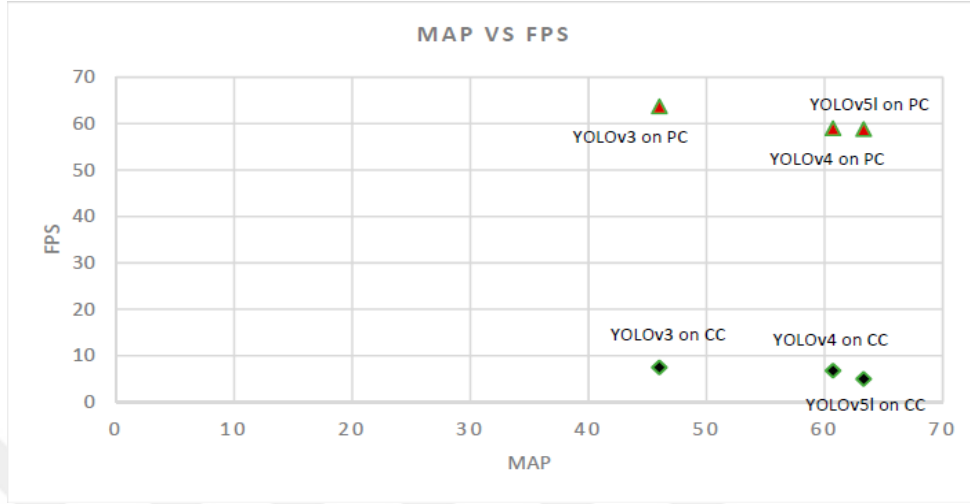
3.2.3. Derin öğrenme mimarisinin seçimi

Nvidia tarafından üretimi ve geliştirilmeleri devam etmekte olan ekran kartlarının (GPU) kapasiteleri artırıldıkça, obje tanımlama, makine öğrenmesi, görüntü işleme gibi yöntemlerin de başarı oranlarında artış ve yeni derin öğrenme mimarileri ortaya çıkmaktadır. Derin öğrenme ile nesne tespiti yapan mimariler kaynak olarak; fotoğraf, video (frame) veya bir görüntü alma kaynağından anlık olarak obje tespitinde bulunabilmektedir. Görüntü üzerinden nesne tespiti yapan mimarilerin, sabit bir veri seti ile hız ve doğruluk oranları Şekil 3.29’da verilmiştir (Glenn ve ark., 2020).



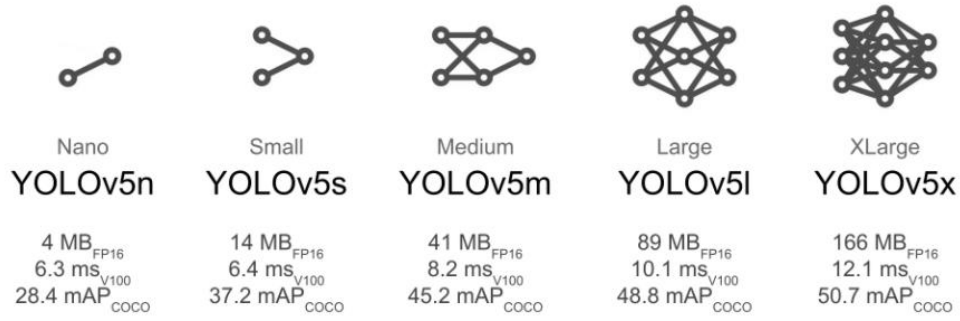
Şekil 3.29. COCO (The Common Objects in Context) veri seti ile derin öğrenme mimarilerinin karşılaştırılması (Glenn ve ark., 2020).

Şekil 3.29’a göre, derin öğrenme mimarilerinin videolardaki kare sayısına göre ortalama doğru tahmin etme oranları verilmiştir. Buna göre EfficientDet 30 FPS özelliğinde bir video içerisinde doğru tahmin etme özelliği daha yüksek olmasına rağmen, çalışmada kullanılan videoların drone tarafından çekilmiş olması ve 60 FPS ve üzeri nitelikte olmalarından dolayı YOLO (You Only Look Once) mimarisi seçilmiştir. YOLO derin öğrenme mimarisine ait birden fazla versiyon bulunmaktadır. Bu versiyonların kendi arasındaki FPS-Ortalama Doğru Tahminleme kıyaslamaları Şekil 3.30’da verilmiştir (Glenn ve ark., 2020).



Şekil 3.30. YOLO (You Only Look Once) FPS'e (Saniyedeki kare sayısı) göre performans karşılaştırmaları (Glenn ve ark., 2020).

Şekil 3.30 dikkate alındığında 60 FPS özelliğe ait videoların kullanıldığı veri setlerinde YOLOv5l en yüksek ortalama doğru tahmin sayısını vermiştir. YOLOv5 versiyonu, kendinden önceki versiyonlara göre farklı yapay sinir ağı modellerine sahiptir. Bu versiyona ait sinir ağları ve sahip olduğu özellikler Şekil 3.30'da verilmiştir. Her ne kadar bu sinir ağları içerisinde YOLOv5l büyük objeleri tanımlamak için önerilmiş olsa da çalışmada tespit edilmesi istenilen bitkilerin ilk evrelerinden (kotiledon yaprakların çıktığı evre) son evrelerine (meyve ve tohum bağlama dönemi) kadar boyut farklılıkları, obje tespit etme esnasında farklılık oluşturabileceği için YOLOv5'e ait tüm farklı sinir ağı modelleri denenmiştir. YOLOv5 ile kullanıma sunulmuş farklı sinir ağı modelleri ve nitelikleri Şekil 3.31' de ve YOLOv5 derin öğrenme modeline ait Hiperparametreler Şekil 3.32'de verilmiştir (Glenn ve ark., 2020).



Şekil 3.31. YOLOv5'e ait farklı sinir ağı modelleri ve özellikleri (Glenn ve ark., 2020).

```
# YOLOv5 🚀 by Ultralytics, GPL-3.0 license

# Parameters
nc: 80 # number of classes
depth_multiple: 1.0 # model depth multiple
width_multiple: 1.0 # layer channel multiple
anchors:
  - [10,13, 16,30, 33,23] # P3/8
  - [30,61, 62,45, 59,119] # P4/16
  - [116,90, 156,198, 373,326] # P5/32

# YOLOv5 v6.0 backbone
backbone:
  # [from, number, module, args]
  [[-1, 1, Conv, [64, 6, 2, 2]], # 0-P1/2
  [-1, 1, Conv, [128, 3, 2]], # 1-P2/4
  [-1, 3, C3, [128]],
  [-1, 1, Conv, [256, 3, 2]], # 3-P3/8
  [-1, 6, C3, [256]],
  [-1, 1, Conv, [512, 3, 2]], # 5-P4/16
  [-1, 9, C3, [512]],
  [-1, 1, Conv, [1024, 3, 2]], # 7-P5/32
  [-1, 3, C3, [1024]],
  [-1, 1, SPPF, [1024, 5]], # 9
  ]

# YOLOv5 v6.0 head
head:
  [[-1, 1, Conv, [512, 1, 1]],
  [-1, 1, nn.Upsample, [None, 2, 'nearest']],
  [[-1, 6], 1, Concat, [1]], # cat backbone P4
  [-1, 3, C3, [512, False]], # 13

  [-1, 1, Conv, [256, 1, 1]],
  [-1, 1, nn.Upsample, [None, 2, 'nearest']],
  [[-1, 4], 1, Concat, [1]], # cat backbone P3
  [-1, 3, C3, [256, False]], # 17 (P3/8-small)

  [-1, 1, Conv, [256, 3, 2]],
  [[-1, 14], 1, Concat, [1]], # cat head P4
  [-1, 3, C3, [512, False]], # 20 (P4/16-medium)

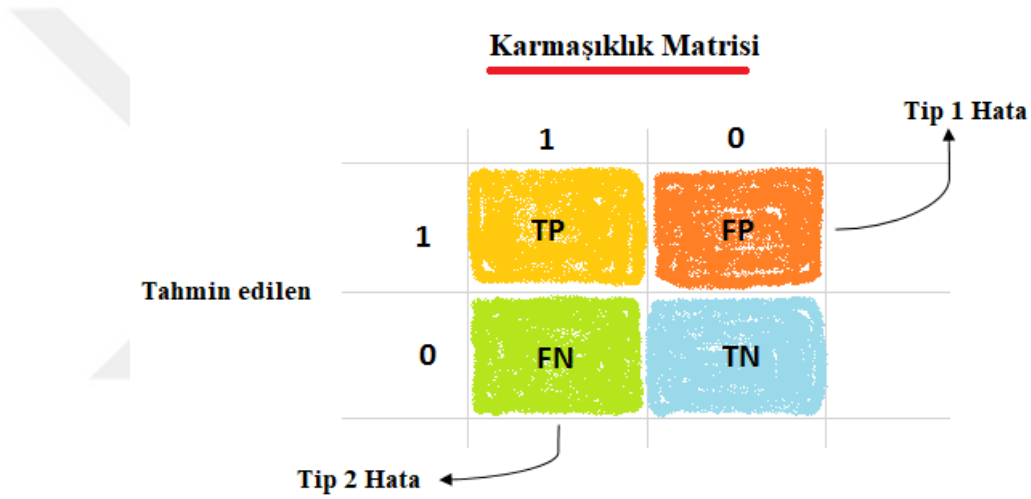
  [-1, 1, Conv, [512, 3, 2]],
  [[-1, 10], 1, Concat, [1]], # cat head P5
  [-1, 3, C3, [1024, False]], # 23 (P5/32-large)

  [[17, 20, 23], 1, Detect, [nc, anchors]], # Detect(P3, P4, P5)
  ]
```

Şekil 3.32. YOLOv5'e ait Hiperparametreler (Glenn ve ark., 2020)

Seçilen derin öğrenme mimarisinin performans değerlendirmesi

Yapay zekâ çalışmaları içerisinde tahminlemede bulunan makine öğrenmesi (Machine Learning) ve derin öğrenme (Deep Learning) gibi yapay zeka uygulamaların kullanılmasında, sistemin başarısının değerlendirilebileceği karmaşıklık matrisi (Confusion Matrix) (Şekil 3.33) göstergeleri kullanılmaktadır (Marom ve ark., 2010).



Şekil 3.33. Karmaşıklık matrisi (Confusion Matrix) örneği (Marom ve ark., 2010)

Bu göstergeler içerisinde 4 esas sınıflandırma sayısı dikkate alınmaktadır. Bunlar;

- Doğru pozitif (True Pozitive-TP) sisteme doğru olarak verilen sınıflandırmanın sistem tarafından doğru olarak tahmin edilmesi,
- Yanlış pozitif (False Positive-FP) sisteme yanlış olarak verilen sınıflandırmanın sistem tarafından doğru olarak tahmin edilmesi,
- Yanlış negatif (False Negative-FN) sisteme doğru olarak verilen sınıflandırmanın sistem tarafından yanlış olarak tahmin edilmesi,
- Doğru negatif (True Negative-TN) sisteme yanlış olarak verilen sınıflandırmanın sistem tarafından yanlış olarak tahmin edilmesini ifade etmektedir.

Karmaşıklık matrislerinden elde edilen sınıflandırmaların % oranlarıyla, kullanılan sinir ağlarının performanslarını değerlendirmek için Eşitlik 2, 3, 4, 5'te verilen formüller kullanılarak değerlendirmeler yapılmaktadır (Metz, 1978; Hanley & McNeil, 1982; Altman & Bland, 1994; Fawcett, 2006). Bu çalışmada kullanılan sinir ağlarının karşılaştırması ve performansları da bu sonuçlara göre değerlendirilmiştir.

$$Kesinlik = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

$$Duyarlılık = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

$$F1 \text{ puanı} = \frac{2}{\frac{1}{Precision} + \frac{1}{Recall}} = \frac{2*(Precision*Recall)}{(Precision+Recall)} \quad (4)$$

$$AUC = 0.5 \left(\frac{TP}{TP+FN} + \frac{TN}{TN+FP} \right) \quad (5)$$

3.3. Veri Seti Oluşturmak ve Sistemin Eğitilmesi

Ham görüntülerin ön işlemden geçirilmesi, etiketlenmesi ve çoğaltılmasından sonra hazırlanan veri seti, derin öğrenme sisteminin öğrenmesi ve oluşturulan yeni sinir ağlarının ağırlık güncellemelerinin yapılması için veri setinin ayrı bölümlere ayrılması gerekmektedir. Veri setleri içerisinde bulunan görüntülerin ve bu görüntülere ait TXT dosyalarının rastgele dağılımının sağlanması için veri seti Eğitim ve Doğrulama olacak şekilde ayrılmıştır. Toplam veri setinin %90'ı Eğitim kümesinde, geri kalan %10'luk dilimi ise Doğrulama kümesinde kullanılmıştır. Veri setinin ayrılmasını sağlayan Python kodu Şekil 3.34'te gösterilmiştir. Oluşturulan sinir ağlarının doğru tahminleme kapasiteleri ise daha önce sistemin hiçbir aşamada görmediği fotoğraf kareleri, video kayıtları ve anlık (Real-Time) bir görüntü alma kaynağı kullanılarak test edilmiştir.

```

Partition dataset of images into training and testing sets

optional arguments:
  -h, --help            show this help message and exit
  -i IMAGEDIR, --imageDir IMAGEDIR
                        Path to the folder where the image dataset is stored. If not specified, the CWD will be used.
  -o OUTPUTDIR, --outputDir OUTPUTDIR
                        Path to the output folder where the train and test dirs should be created. Defaults to the same directory as IMAGEDIR.
  -r RATIO, --ratio RATIO
                        The ratio of the number of test images over the total number of images. The default is 0.1.
  -x, --txt             Set this flag if you want the xml annotation files to be processed and copied over.
"""
import os
import re
from shutil import copyfile
import argparse
import math
import random

def iterate_dir(source, dest, ratio, copy_xml):
    source = source.replace('\\', '/')
    dest = dest.replace('\\', '/')
    train_dir = os.path.join(dest, 'train')
    test_dir = os.path.join(dest, 'test')

    if not os.path.exists(train_dir):
        os.makedirs(train_dir)
    if not os.path.exists(test_dir):
        os.makedirs(test_dir)

    images = [f for f in os.listdir(source)
               if re.search(r'([a-zA-Z0-9_\\.\-\\(\):])+(\.jpg|.jpeg|.png)$', f)]

    num_images = len(images)
    num_test_images = math.ceil(ratio*num_images)

    for i in range(num_test_images):
        idx = random.randint(0, len(images)-1)
        filename = images[idx]
        copyfile(os.path.join(source, filename),
                 os.path.join(test_dir, filename))
        if copy_xml:
            xml_filename = os.path.splitext(filename)[0]+'.txt'
            copyfile(os.path.join(source, xml_filename),
                     os.path.join(test_dir, xml_filename))
            images.remove(images[idx])

    for filename in images:
        copyfile(os.path.join(source, filename),
                 os.path.join(train_dir, filename))
        if copy_xml:
            xml_filename = os.path.splitext(filename)[0]+'.txt'
            copyfile(os.path.join(source, xml_filename),
                     os.path.join(train_dir, xml_filename))

def main():
    # Initiate argument parser
    parser = argparse.ArgumentParser(description="Partition dataset of images into training and testing sets",
                                    formatter_class=argparse.RawTextHelpFormatter)

    parser.add_argument(
        '-i', '--imageDir',
        help='Path to the folder where the image dataset is stored. If not specified, the CWD will be used.',
        type=str,
        default=os.getcwd()
    )
    parser.add_argument(
        '-o', '--outputDir',
        help='Path to the output folder where the train and test dirs should be created. '
        'Defaults to the same directory as IMAGEDIR.',
        type=str,
        default=None
    )
    parser.add_argument(
        '-r', '--ratio',
        help='The ratio of the number of test images over the total number of images. The default is 0.1.',
        default=0.1,
        type=float
    )
    parser.add_argument(
        '-x', '--txt',
        help='Set this flag if you want the xml annotation files to be processed and copied over.',
        action='store_true'
    )
    args = parser.parse_args()

    if args.outputDir is None:
        args.outputDir = args.imageDir

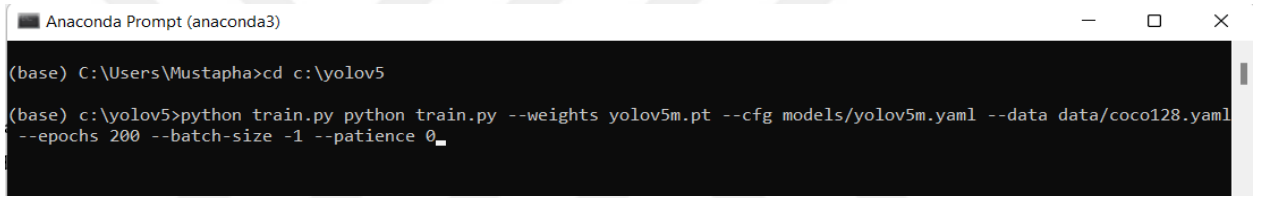
    # Now we are ready to start the iteration
    iterate_dir(args.imageDir, args.outputDir, args.ratio, args.txt)

if __name__ == '__main__':
    main()

```

Şekil 3.34. Veri setini Eğitim (%90) ve Doğrulama (%10) olacak şekilde otomatik ayırt eden Python kodları

Çalışma kapsamında oluşturulan veri seti ile YOLOv5'e ait tüm veri setlerinin eğitim ve test çalışmaları gerçekleştirilmiştir. Derin öğrenme sistemlerinin eğitim ve test etme safhalarında grafik kartları bilgisayar işlemcilerinden çok daha etkin bir rol oynamaktadır. Dünyada Nvidia ve ATI olmak üzere iki farklı ekran kartı üreticisi bulunmaktadır. Yalnızca Nvidia ekran kartları sahip oldukları CudaCore özelliğinden dolayı derin öğrenme çalışmalarında kullanılabilir. Ekran kartlarının sahip olduğu RAM kapasitesi ne kadar yüksek ise eğitim esnasında aynı anda irdelenen veri sayısı (Batch size) da o kadar artmaktadır. Eğitimin başlatılması için gerekli olan Python komutu Şekil 3.35'te verilmiştir.



```
Anaconda Prompt (anaconda3)
(base) C:\Users\Mustapha>cd c:\yolov5
(base) c:\yolov5>python train.py python train.py --weights yolov5m.pt --cfg models/yolov5m.yaml --data data/coco128.yaml
--epochs 200 --batch-size -1 --patience 0_
```

Şekil 3.35. YOLOv5 Derin öğrenme mimarisinin eğitim aşamasının başlatılması için gereken Python komutları

Şekil 3.35'te verilen komutlar içerisinde;

- “python” programın çalışması için geçerli olan dili,
- “train.py” çalıştırılacak kod şemasını,
- “--weights” YOLO kütüphanesindeki eğitilmiş temel sinir ağı modelini,
- “--cfg models” eğitilecek sinir ağında izlenecek derin öğrenme yöntem içeriğini,
- “--data” veri seti bilgilerini,
- “--epochs” sinir ağlarının geliştirilmesi için kaç tekrar yapılacağını,
- “--batch-size” aynı anda incelemeye alınacak veri sayısını,
- “--patience” sistemin eğitim safhasında, gelişim gösterilmemesi şartında kaçınıcı adımda eğitimin durdurulacağını ifade etmektedir.

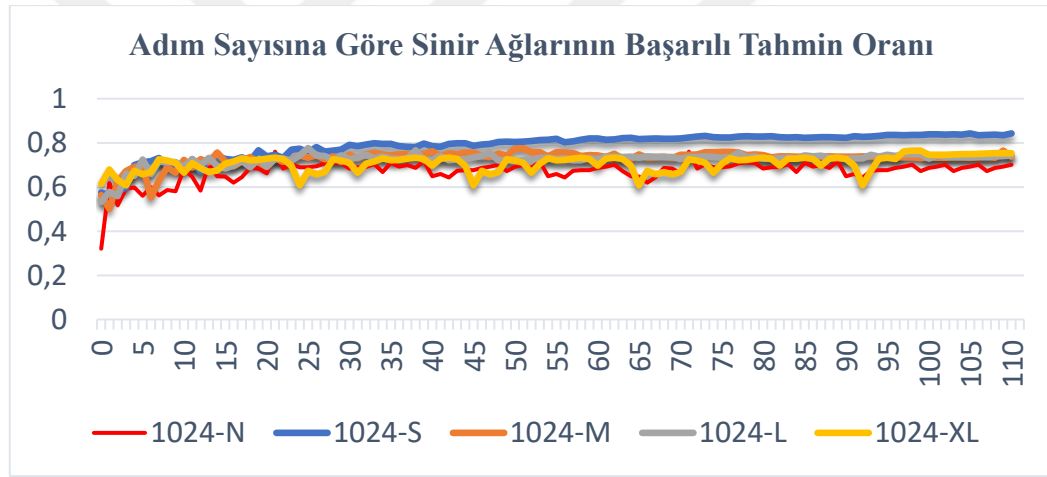
Eğitim komutunun başlangıç aşamasında aynı anda incelemeye alınacak veri sayısı (batch size) için ise -1 değeri verilmiş, tekrar (epochs) sayısı ise 200 olarak seçilmiştir.

Aynı anda incelenecek veri sayısı (batch size) bilgisayarın sahip olduđu grafik kartı belleđi (RAM) ile dođru orantılı olmakla birlikte kullanılan sinir ađına g re deđişiklik g stermektedir. Bu y zden komut satırında “--batch-size” -1 deđeri ile y r t lm şt r. -1 deđeri, grafik kartının kullanılan sinir ađına g re g stereceđi en y ksek performanstan %10 daha az performansta  alıřması sađlanmıřtır. Bu m dahale eđitim s resini uzatmıř olsa da kullanılan Ekran kartının kullanım  mr n  koruma altına almaktadır. Veri seti oluřturulurken elde edilen g r nt ler 3 840 x 2 160 piksel   z n rl đe sahip olmasına rađmen, veri setinin b y kl đ ne ve kullanılan grafik kartı (GPU) kapasitesine bađlı olarak, g r nt    z n rl kleri 1 024 x 1 024 piksel kalitesine d ř r lm řtır.

4. BULGULAR

4.1. Farklı Yapay Sinir Ağlarının Eğitim Performansları

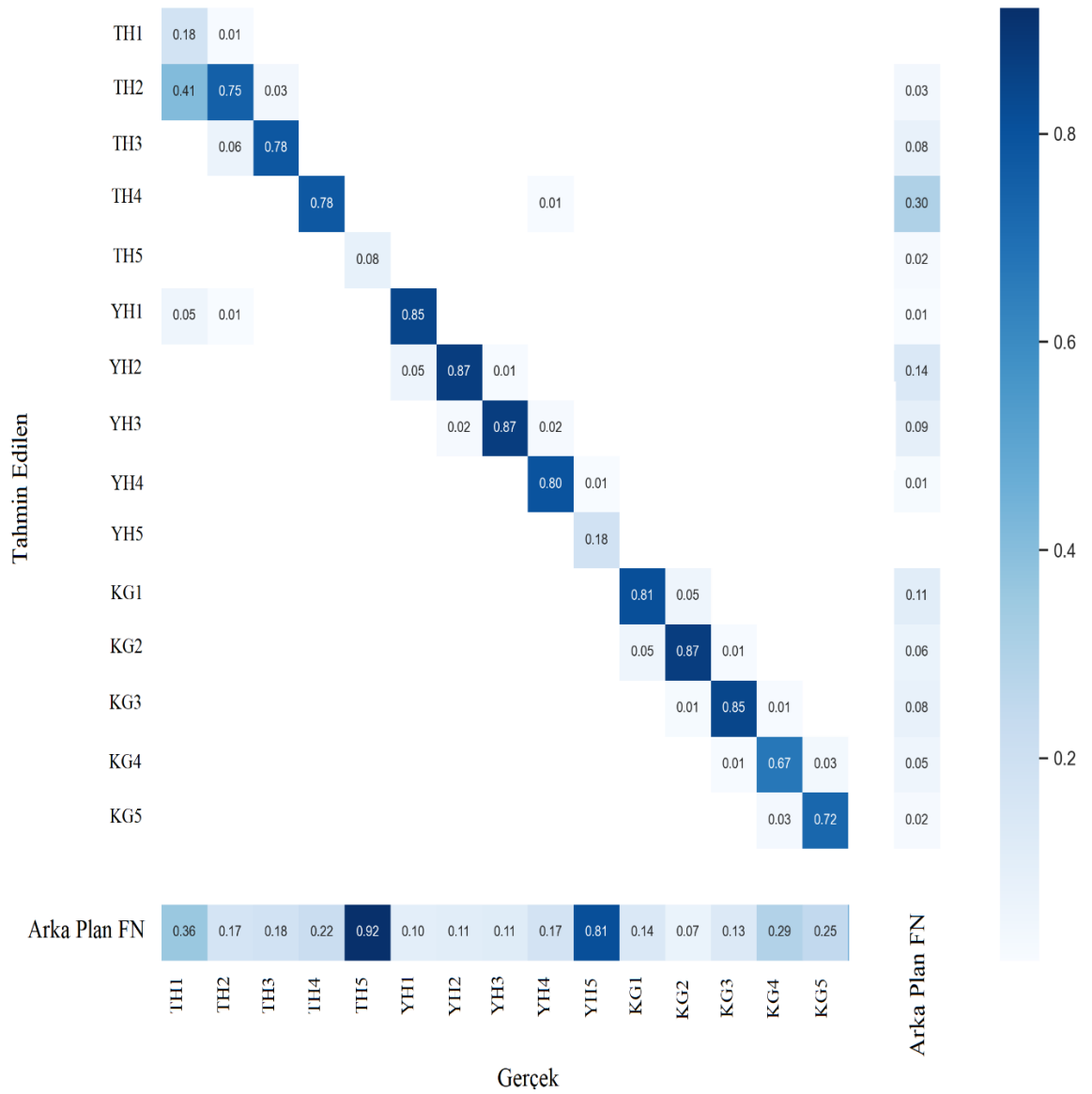
Sistemin eğitilmesi için belirlenen 200 adımlık tekrar sayısına rağmen, yapılan kontrollerde eğitimin 100. tekrardan sonra farklılık göstermediği gözlemlenmiştir. Bu yüzden 100 adımın üzerine %10 daha fazlası konularak her sinir ağı için 110 tekrar (epochs) komut satırında sabit tutulmuştur. Sinir ağlarının adım sayısına göre ortalama başarılı tahmin etme gelişmesi Şekil 4.1’de verilmiştir.



Şekil 4.1. YOLOv5 Sinir ağlarının tekrarlı adım (epochs) sayısına göre ortalama doğru tahmin etme süreci

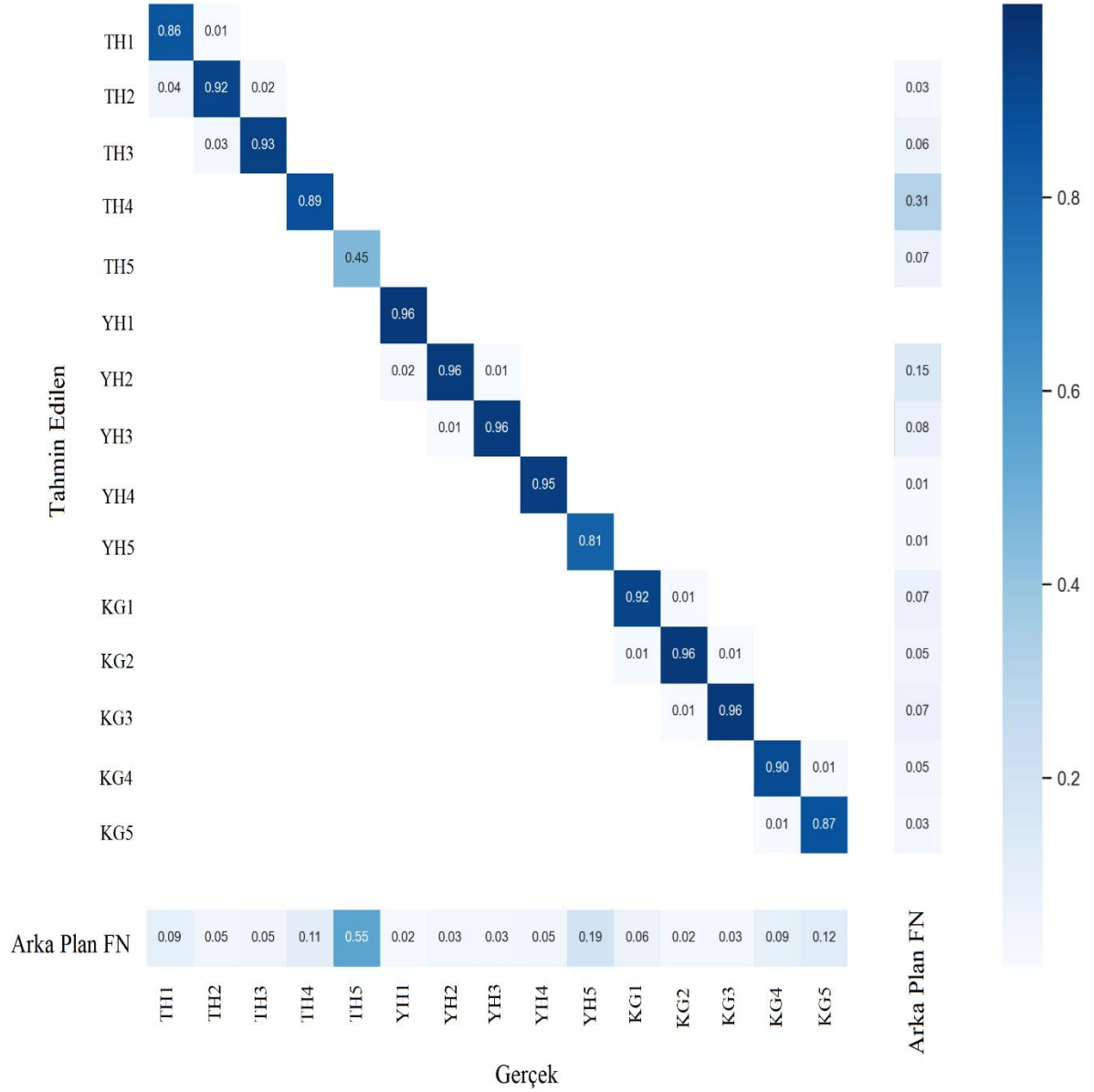
Bu çalışmada değerlendirilecek karmaşıklık matrisi içerisinde 15 doğru (TH1, TH2, TH3, TH4, TH5, YH1, YH2, YH3, YH4, YH5, KG1, KG2, KG3, KG4, KG5) ve 1 yanlış (arka plan-background) sınıflandırmaları oluşturulmuştur.

Sistemin “yanlış” sınıflandırma dahiline tutması için içerlerinde tespiti yapılan bitkilerin olmadığı etiketlenmemiş fotoğraflar, herhangi bir etiketleme yapılmaksızın sisteme yüklenmiştir. Yanlış olarak “background (arka plan)” olarak sınıflandırma yapılmıştır. YOLOv5 e ait yapay sinir ağı ile yapılan eğitim ve doğrulama işlemlerinin sonucunda elde edilen karmaşıklık matrisleri Şekil 4.2 (YOLOv5n), Şekil 4.3 (YOLOv5s), Şekil 4.4 (YOLOv5m), Şekil 4.5 (YOLOv5l) ve Şekil 4.6’da (YOLOv5xl) verilmiştir.



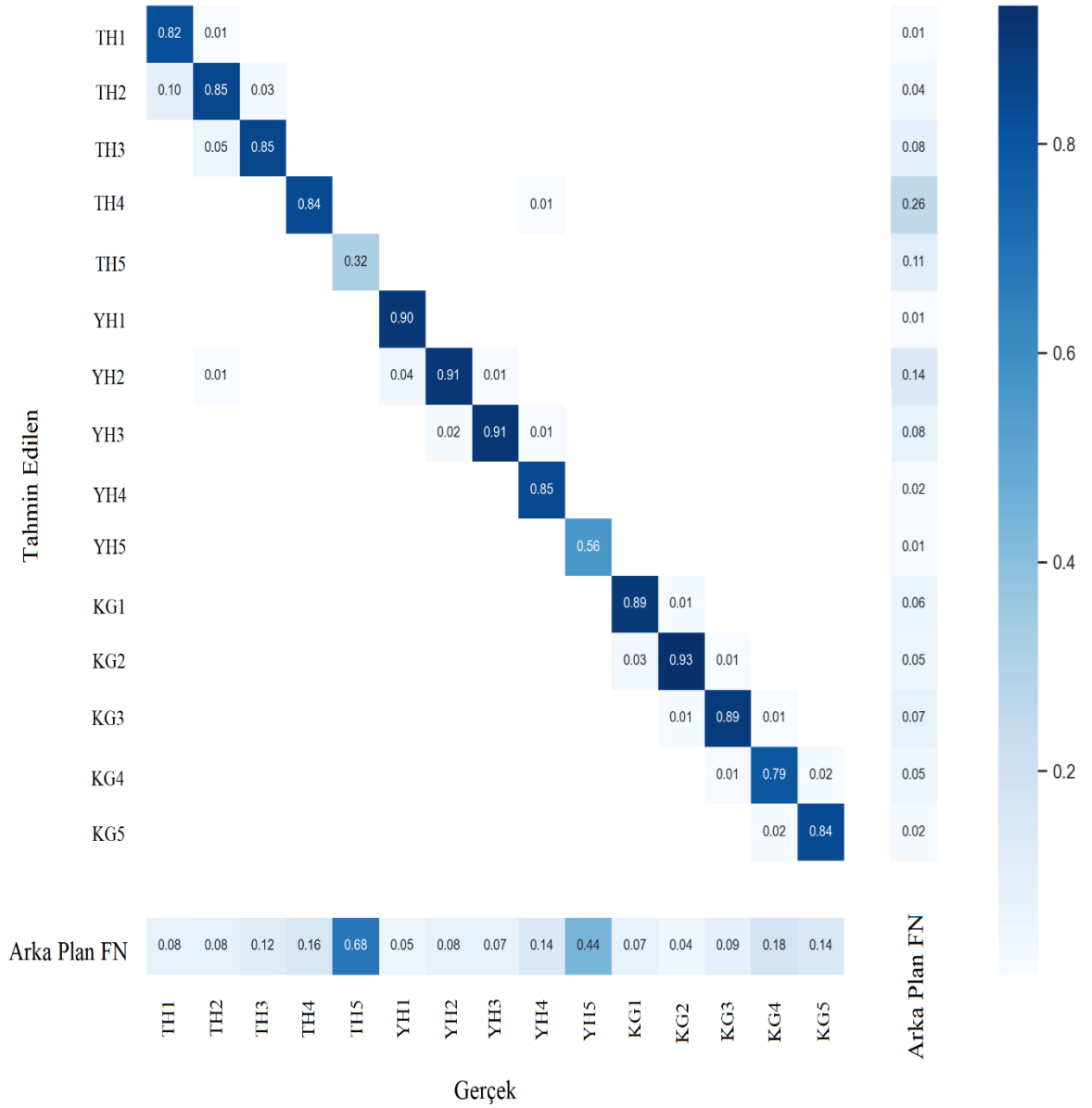
Şekil 4.2. YOLOv5n Sinir ağı ile eğitilen mimarinin karmaşıklık matrisi

Veri seti ile eğitilen Nano sinir ağı karmaşıklık matrisine göre, en yüksek doğru tahmin edilen teşhis %87 ile YH2, YH3 ve KG2 bitki-fenolojik dönemlerine ait olmuştur. En az doğru tahmin edilen bitki-fenolojik dönemleri ise %8 ile TH5 olup bunu %18 ile YH5 takip etmiştir.



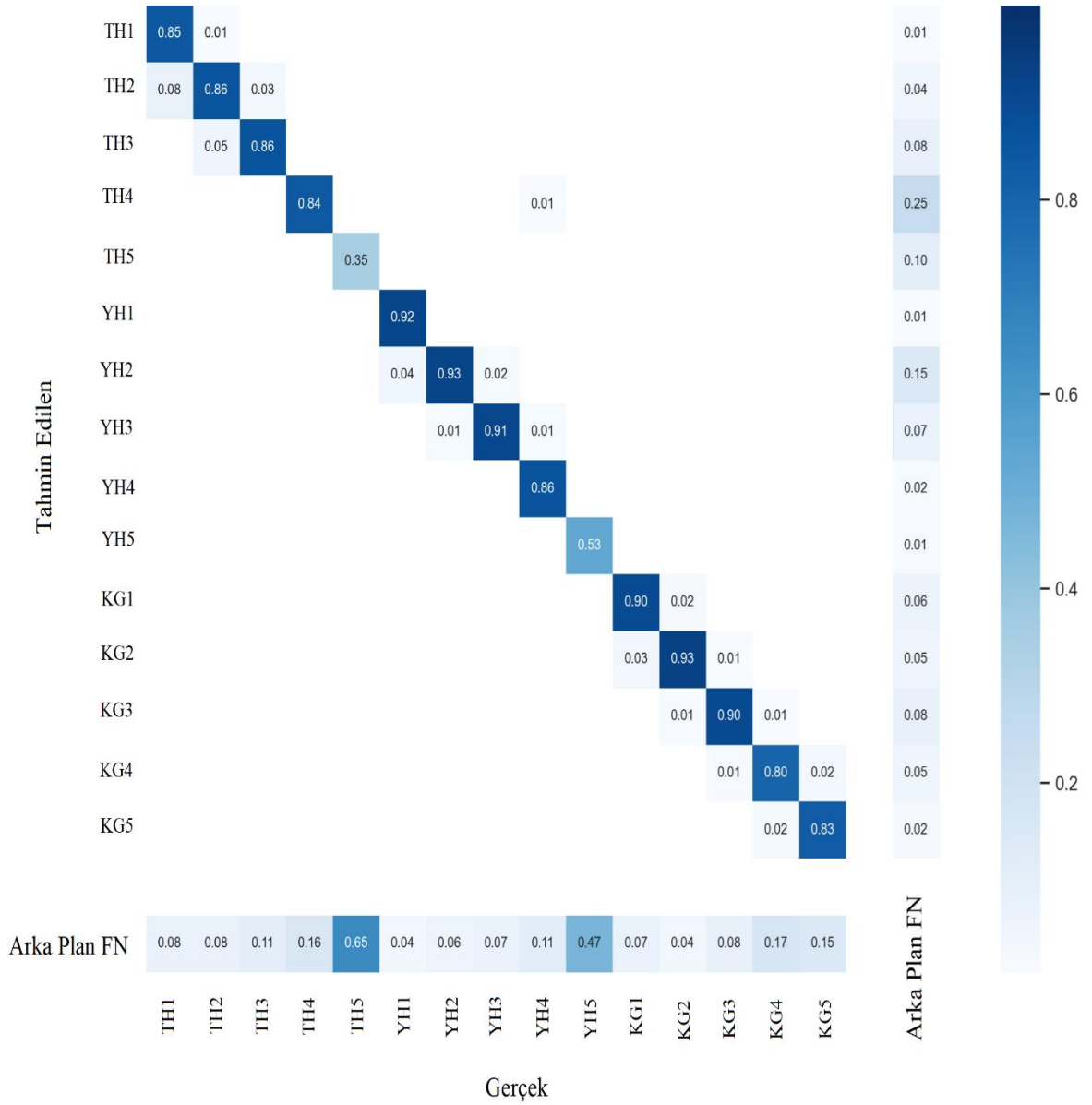
Şekil 4.3. YOLOv5s Sinir ağı ile eğitilen mimarının karmaşıklık matrisi

Şekil 4.3'te verilen Karmaşıklık Matrisi incelendiğinde, oluşturulan veri seti ile yeniden eğitilen YOLOv5s sinir ağının en yüksek doğru tahmin oranları %96 ile YH1, YH2, YH3, KG2, KG3 bitki-fenolojik dönemlerine ait olmuştur. En düşük doğru tahmin etme oranı ise %45 ile TH5 dönemine ait olmuştur. Yeniden eğitilen bu sinir ağının ortalama tahminleme performansının %90'nın üzerinde olması dikkat çekmektedir.



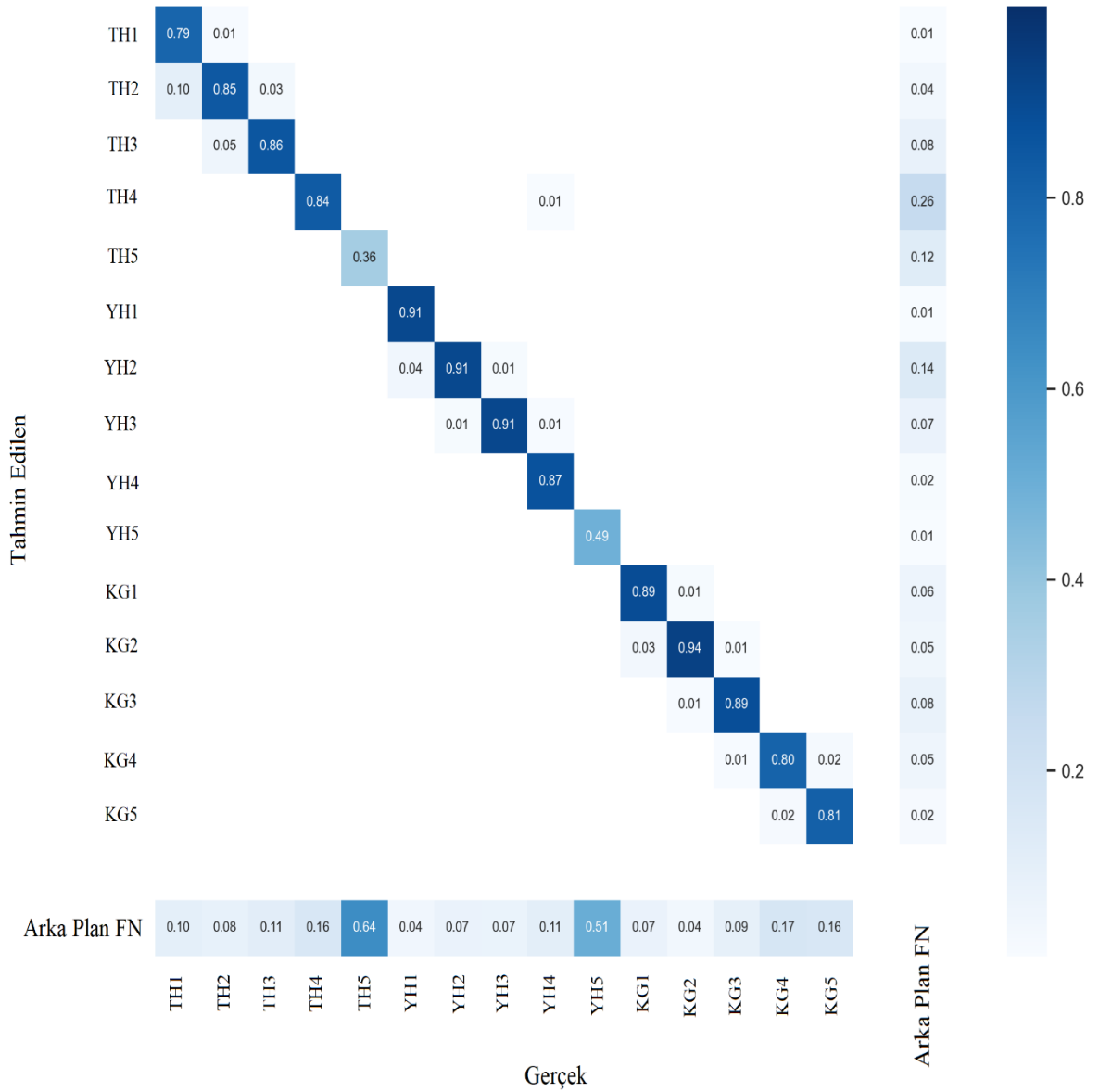
Şekil 4.4. YOLOv5m Sinir ağı ile eğitilen mimarinin karmaşıklık matrisi

Şekil 4.4'te gösterilen karmaşıklık matrisi incelendiğinde, veri seti ile yeniden eğitilen YOLOv5m sinir ağı performansının en yüksek doğru tahmin etme oranı %93 ile KG2 dönemine ait olduğu görülmektedir. Bunu %91 ile YH2 ve YH3 takip etmektedir. En düşük doğru tahmin edilen bitki-fenolojik dönem ise %32 ile TH5'e ait olup, bunu %56 ile YH5 takip etmektedir.



Şekil 4.5. YOLOv5l Sinir ağı ile eğitilen mimarının karmaşıklık matrisi

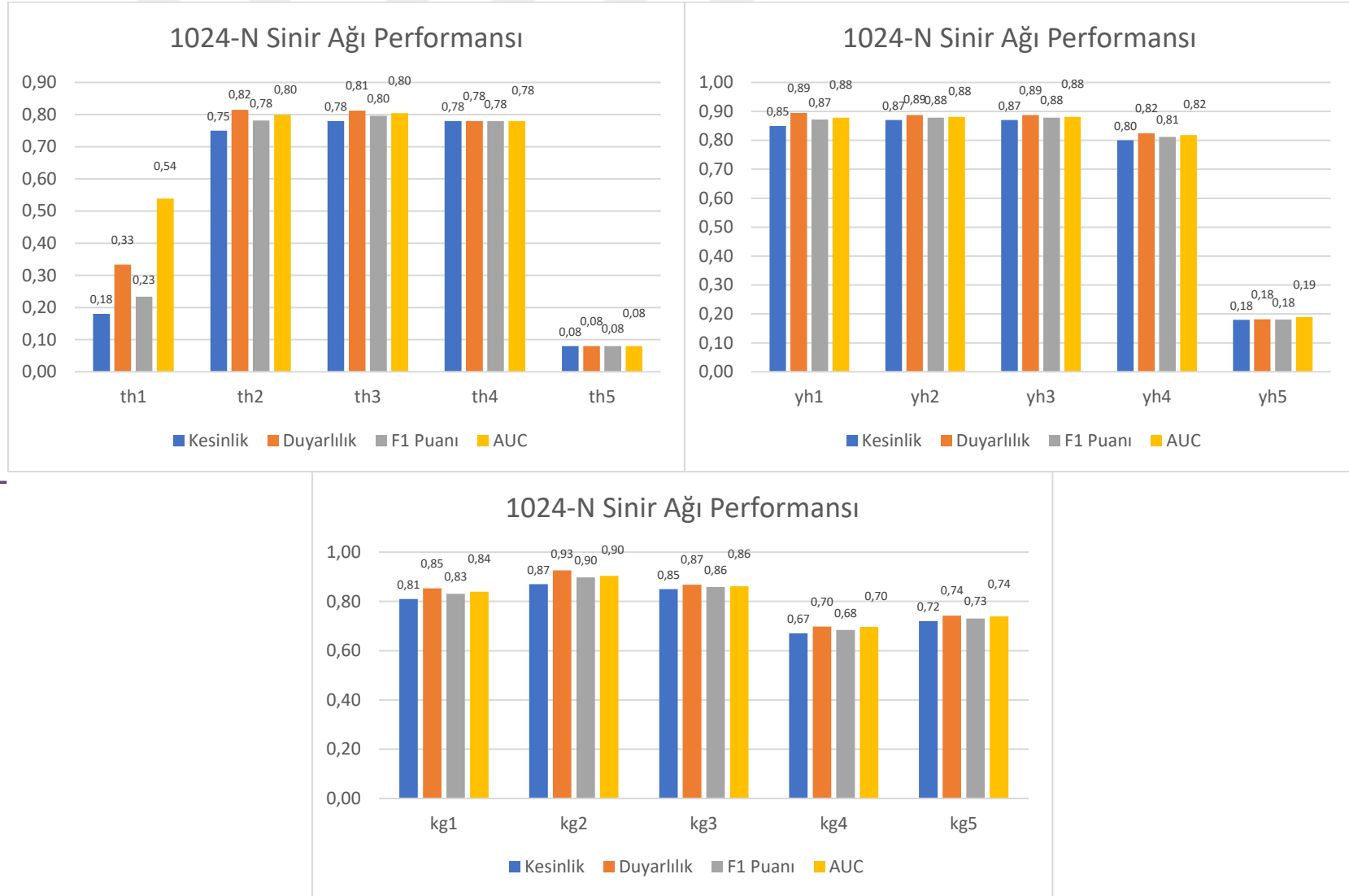
Veri seti ile yeniden eğitilen YOLOv5l sinir ağının tahminleri sonunda oluşturulan karmaşıklık matrisi incelendiğinde en yüksek doğru tahmin etme oranı %93 ile YH2 ve KG2 bitki-fenolojik dönemleri üzerinde gerçekleşmiştir. Bu oranı %92 ile YH1 ve %91 ile YH3 takip etmektedir. En düşük doğru tahmin oranı %35 ile TH5 ve %53 YH5 sınıflarına ait olmuştur.



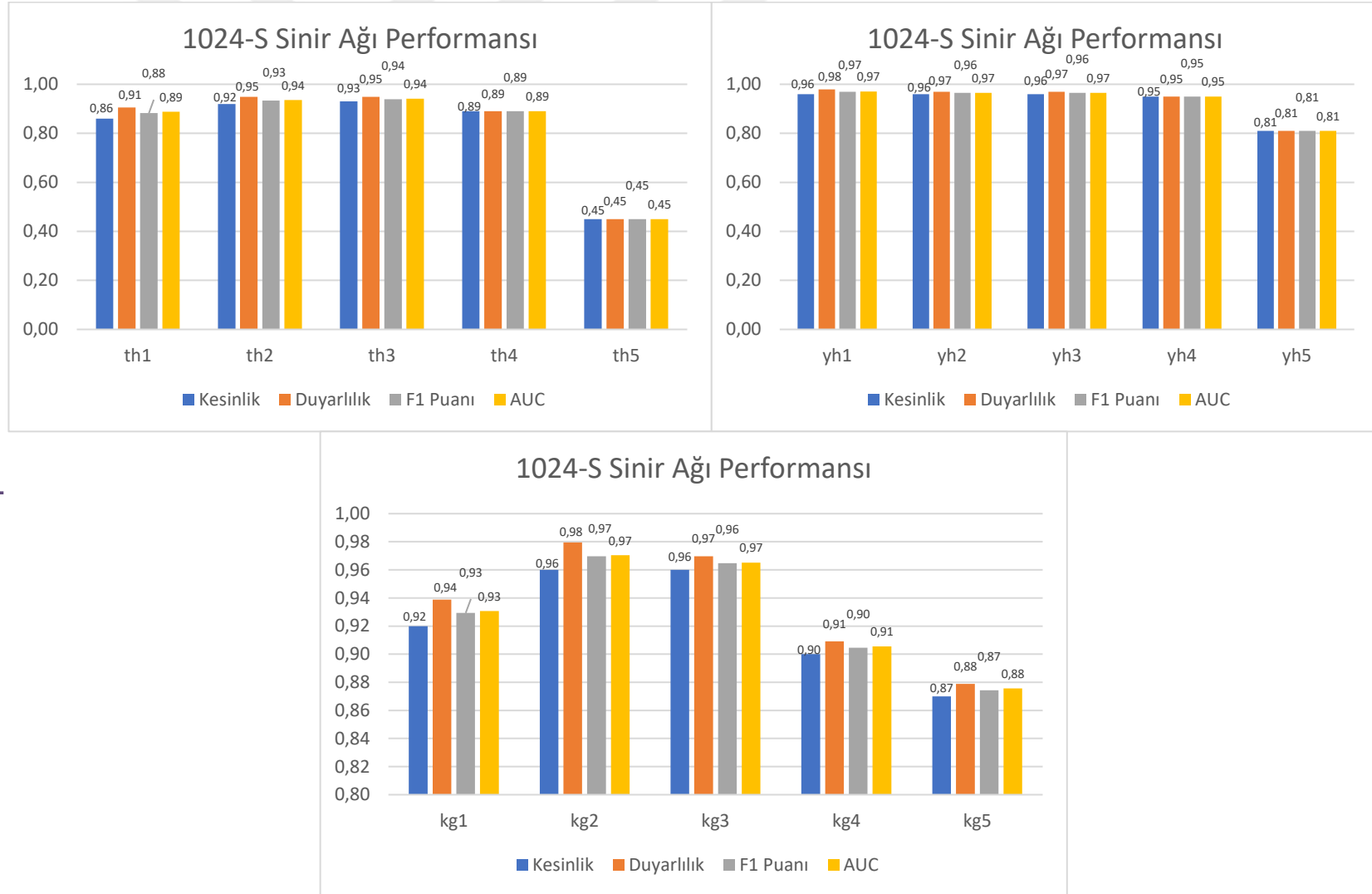
Şekil 4.6. YOLOv5x1 Sinir ağı ile eğitilen mimarinin karmaşıklık matrisi

YOLOv5xl sinir ağıının veri seti ile yeniden eğitilmesi sonucu en yüksek doğru tahmin edilen teşhis %94 KG2 bitki-fenolojik dönemine ait olurken bunu %91 ile YH1, YH2 ve YH3 sınıflandırmaları takip etmiştir. Eğitilen sinir ağıının en düşük tahmin ettiği sınıf ise %36 ile TH5 ve %16 ile YH5 sınıflarının tahmin edilmesinde gerçekleşmiştir.

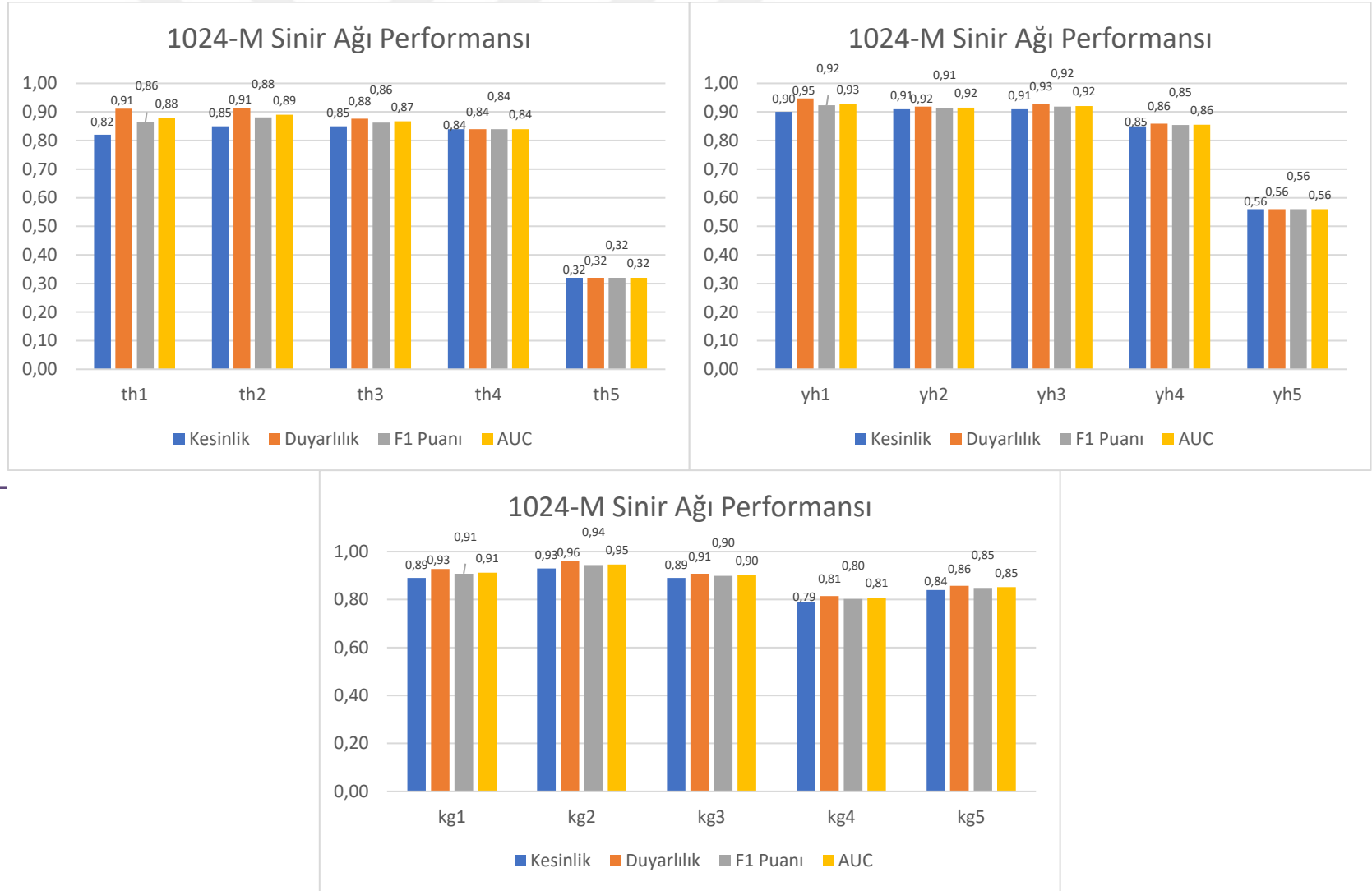
Karmaşıklık matrislerinden elde edilen sonuçlarla birlikte, derin öğrenme metotlarının değerlendirilmesinde kullanılan Kesinlik, Duyarlılık, F-1 Puanı ve AUC değerlendirmeleri yapılmıştır. Değerlendirmeler Eşitlik 2, 3, 4 ,5'e göre yapılmış ve veri seti ile yeniden eğitilmiş sinir ağlarının performans derecelendirmeleri, sinir ağı ve bitki türlerine göre Şekil 4.7, Şekil 4.8, Şekil 4.9, Şekil 4.10, ve Şekil 4.11'de gösterilmiştir.



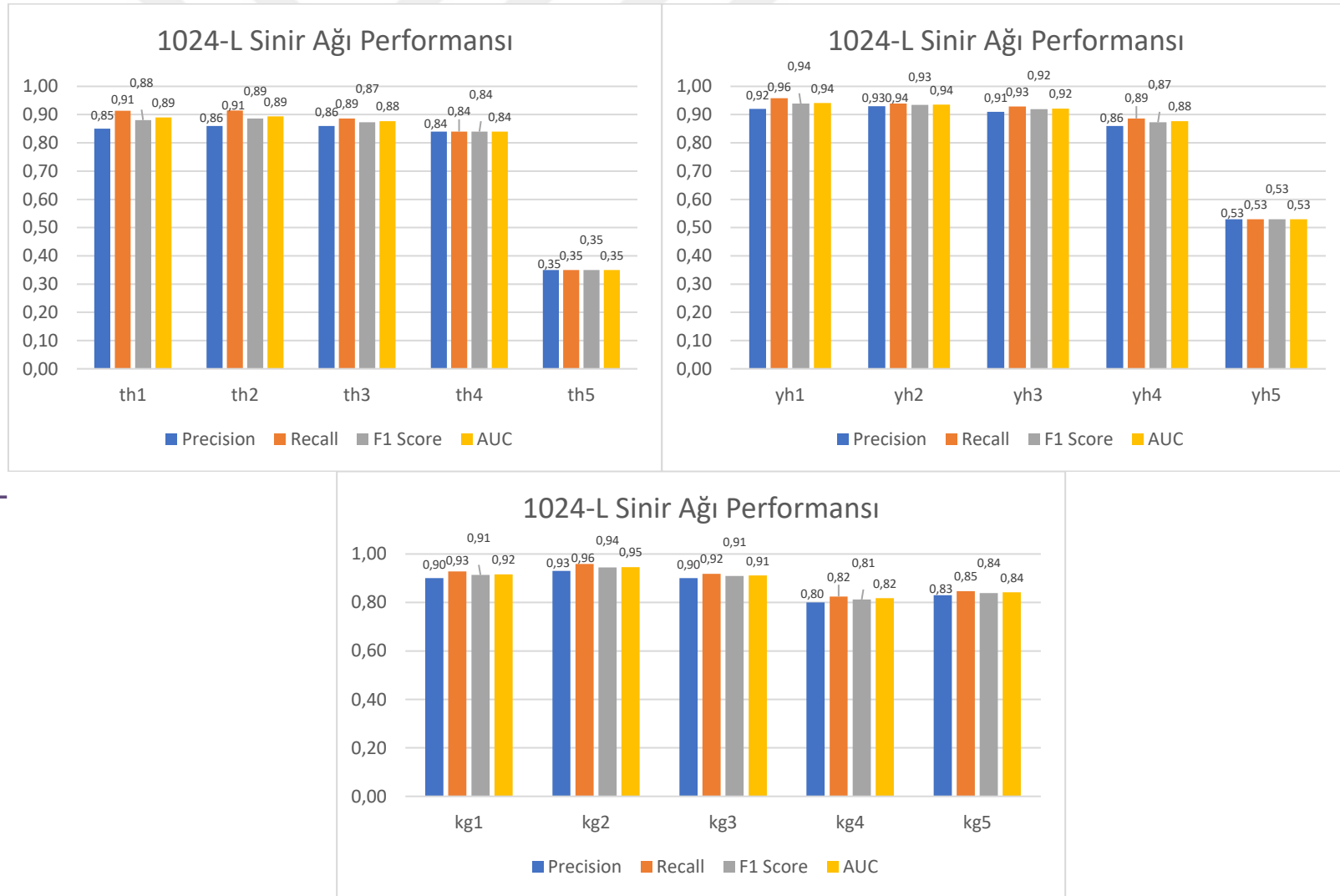
Şekil 4.7. YOLOv5 Nano sinir ağının veri setimizdeki performans değerleri



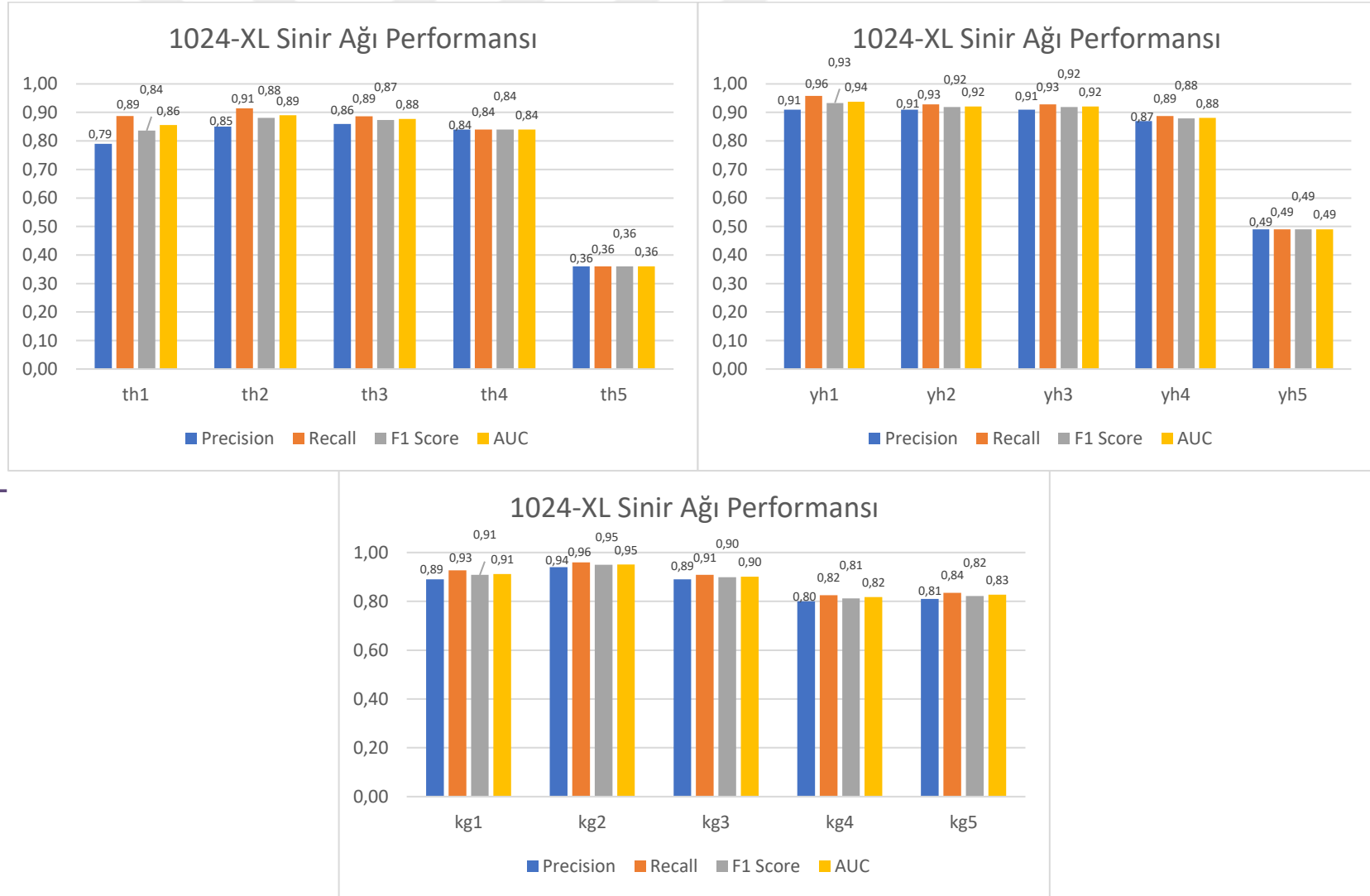
Şekil 4.8. YOLOv5 Small sinir ağıının veri setimizdeki performans değerleri



Şekil 4.9. YOLOv5 Medium sinir ağıının veri setimizdeki performans değerleri



Şekil 4.10. YOLOv5 Large sinir ağının veri setimizdeki performans değerleri



Şekil 4.11. YOLOv5 Ekstra Large sinir ağının veri setimizdeki performans değerleri

Şekil 4.7'ye göre YOLOv5 Nano sinir ağının oluşturduğu karmaşıklık matrisi sınıflandırma oranlarının sonucunda en yüksek değerler Kesinlik 0.87 KG2 YH2 ve YH3, Duyarlılık 0.93 KG2, F-1 Puanı 0.90 KG2 ve AUC 0.90 KG2 sınıflarında elde edilmiştir. Bu 4 performans değerlendirme hesapları için en düşük değer tümünde 0.08 olarak TH5 bitki-fenolojik döneminde elde edilmiştir. Nano sinir ağının eğitilmesi sonucunda değerlendirme parametrelerinin her birinin ortalama değerleri, en yüksek KG2, en düşük ise TH5 sınıfına ait olmuştur. Değerlendirme parametre sonuçları aynı sınıf içerisinde birbirine çok benzer sonuçlar gösterirken, Nano sinir ağında TH1 klasmanı için büyük farklılıklar elde edilmiştir. Kesinlik, Duyarlılık, F-1 Puanı ve AUC için 0.18, 0.33, 0.23 ve 0.54 değerleri ortaya çıkmıştır.

Şekil 4.8'e göre YOLOv5 Small sinir ağının oluşturduğu karmaşıklık matrisi sınıflandırma oranlarının sonucunda en yüksek değerler; Kesinlik 0.96 YH1 YH2 YH3 KG2 KG3, Duyarlılık 0.98 YH1 KG2, F-1 Puanı 0.97 YH1 KG2 ve AUC 0.97 YH1 YH2 YH3 KG2 KG3 sınıflarında elde edilmiştir. Bu 4 performans değerlendirme hesapları için en düşük değer tümünde 0.45 olarak TH5 bitki-fenolojik döneminde elde edilmiştir. YOLOv5s sinir ağı için tüm değerlendirme parametrelerinin her birinde en yüksek başarıyı YH1 ve KG2 sınıflarının tahmin edilmesinde göstermiştir.

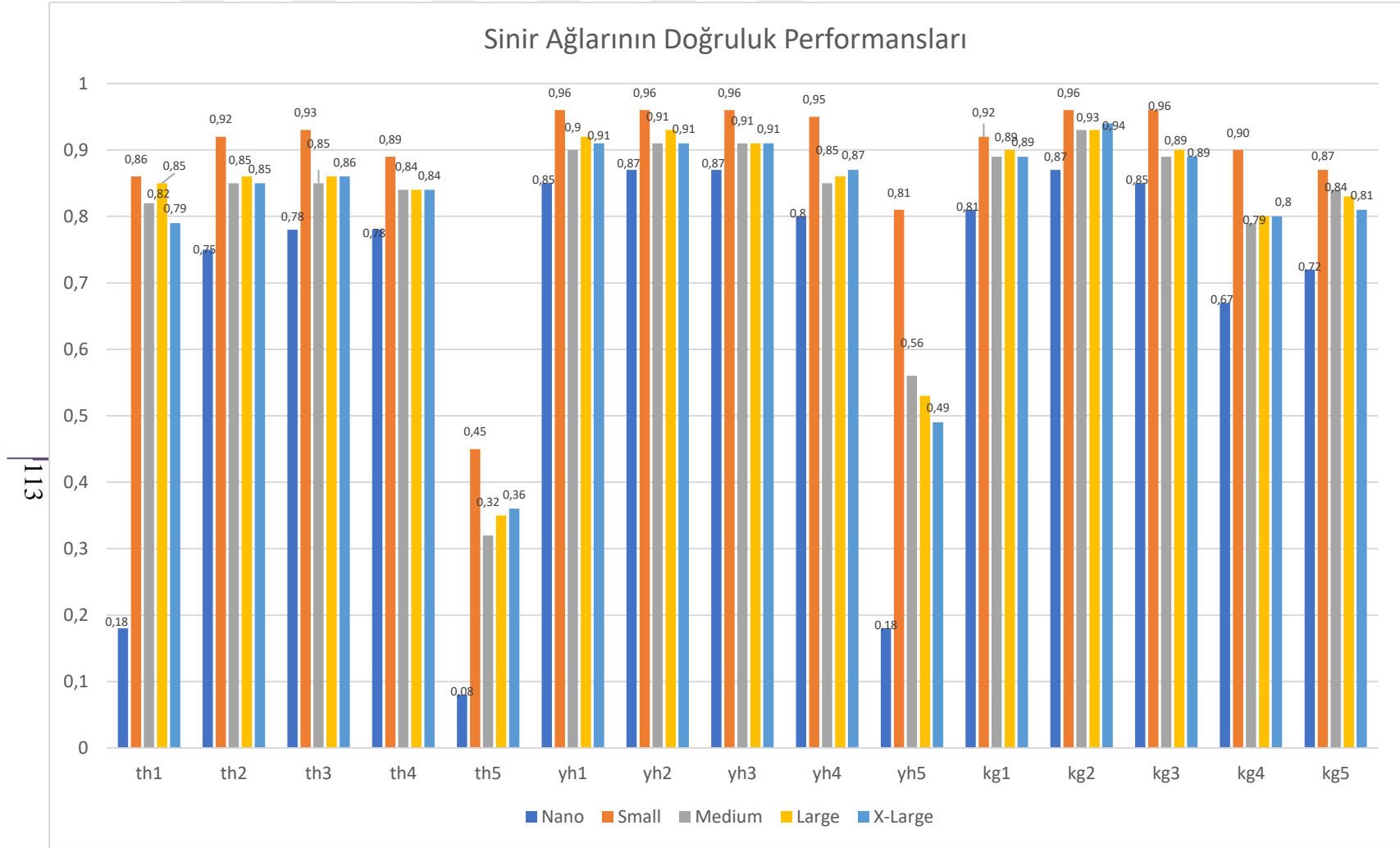
Şekil 4.9'a göre YOLOv5 Medium sinir ağının oluşturduğu karmaşıklık matrisi sınıflandırma oranlarının sonucunda en yüksek değerler Kesinlik 0.93 KG2, Duyarlılık 0.96 KG2, F-1 Puanı 0.94 KG2 ve AUC 0.95 KG2 sınıfında elde edilmiştir. Bu 4 performans değerlendirme hesapları için en düşük değer tümünde 0.32 olarak TH5 bitki-fenolojik döneminde elde edilmiştir. Değerlendirme parametrelerin hepsinde ortak olarak en yüksek başarılı sonuçları KG2 sınıfına ait olmuştur.

Şekil 4.10'a göre YOLOv5 Large sinir ağının oluşturduğu karmaşıklık matrisi sınıflandırma oranlarının sonucunda en yüksek değerler Kesinlik 0.93 YH2 KG2, Duyarlılık 0.96 YH2 KG2, F-1 Puanı 0.94 YH1 KG2 ve AUC 0.95 KG2 sınıflarında elde

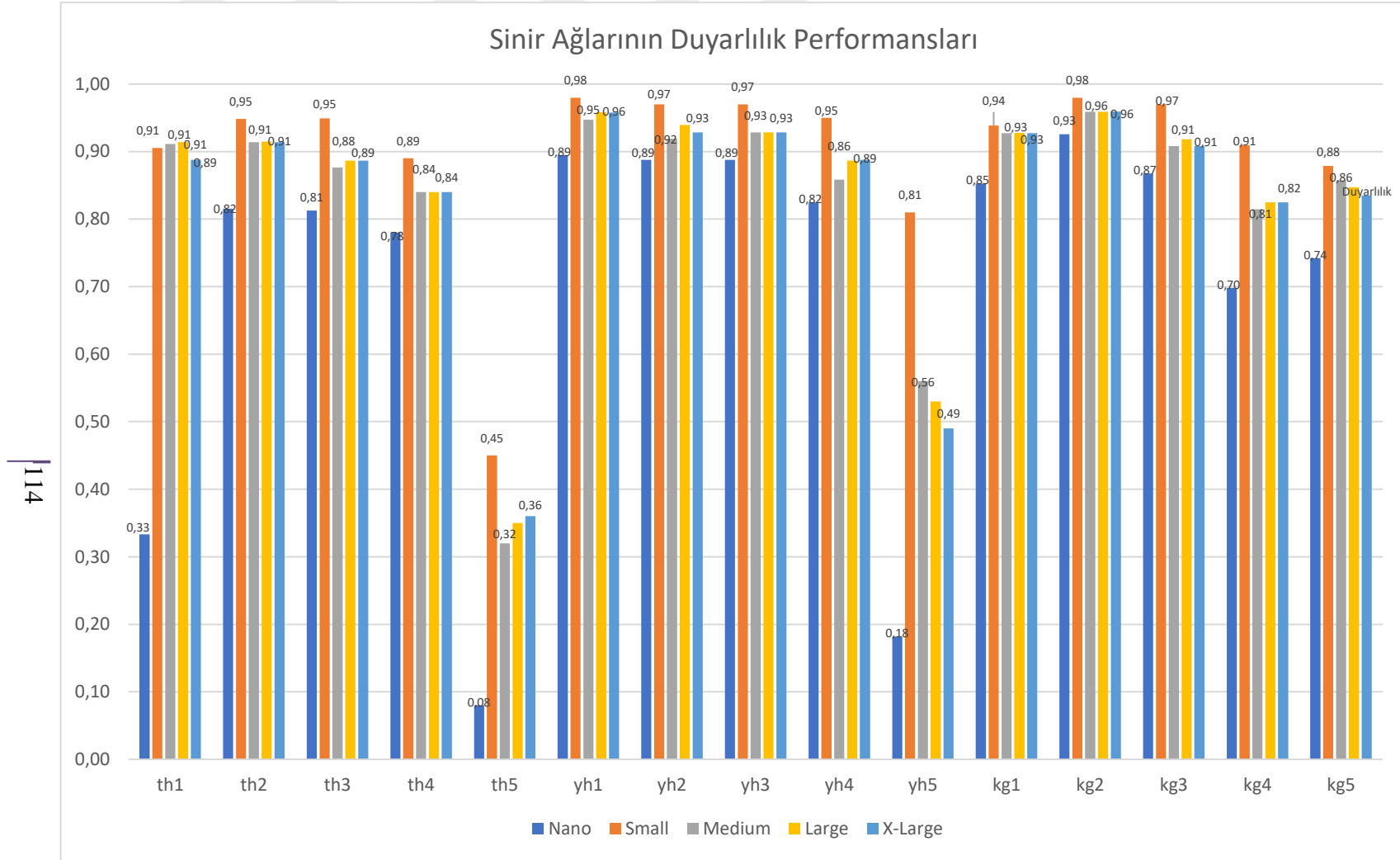
edilmiştir. Bu 4 performans değerlendirme hesapları için en düşük değer tümünde 0.35 olarak TH5 bitki-fenolojik döneminde elde edilmiştir. Değerlendirme parametrelerinin hepsinde ortak olarak en iyi sonuçlar KG2 sınıfında elde edilmiştir.

Şekil 4.11'e göre YOLOv5 Extra Large sinir ağının oluşturduğu karmaşıklık matrisi sınıflandırma oranlarının sonucunda en yüksek değerler Kesinlik 0.94 KG2, Duyarlılık 0.96 YH1 KG2, F-1 Puanı 0.95 KG2 ve AUC 0.95 KG2 sınıflarında elde edilmiştir. Bu 4 performans değerlendirme hesapları için en düşük değer tümünde 0.36 olarak TH5 bitki-fenolojik döneminde elde edilmiştir. Tüm değerlendirme parametreleri için en yüksek başarılı ortak sonuçlar KG2 sınıfında elde edilmiştir.

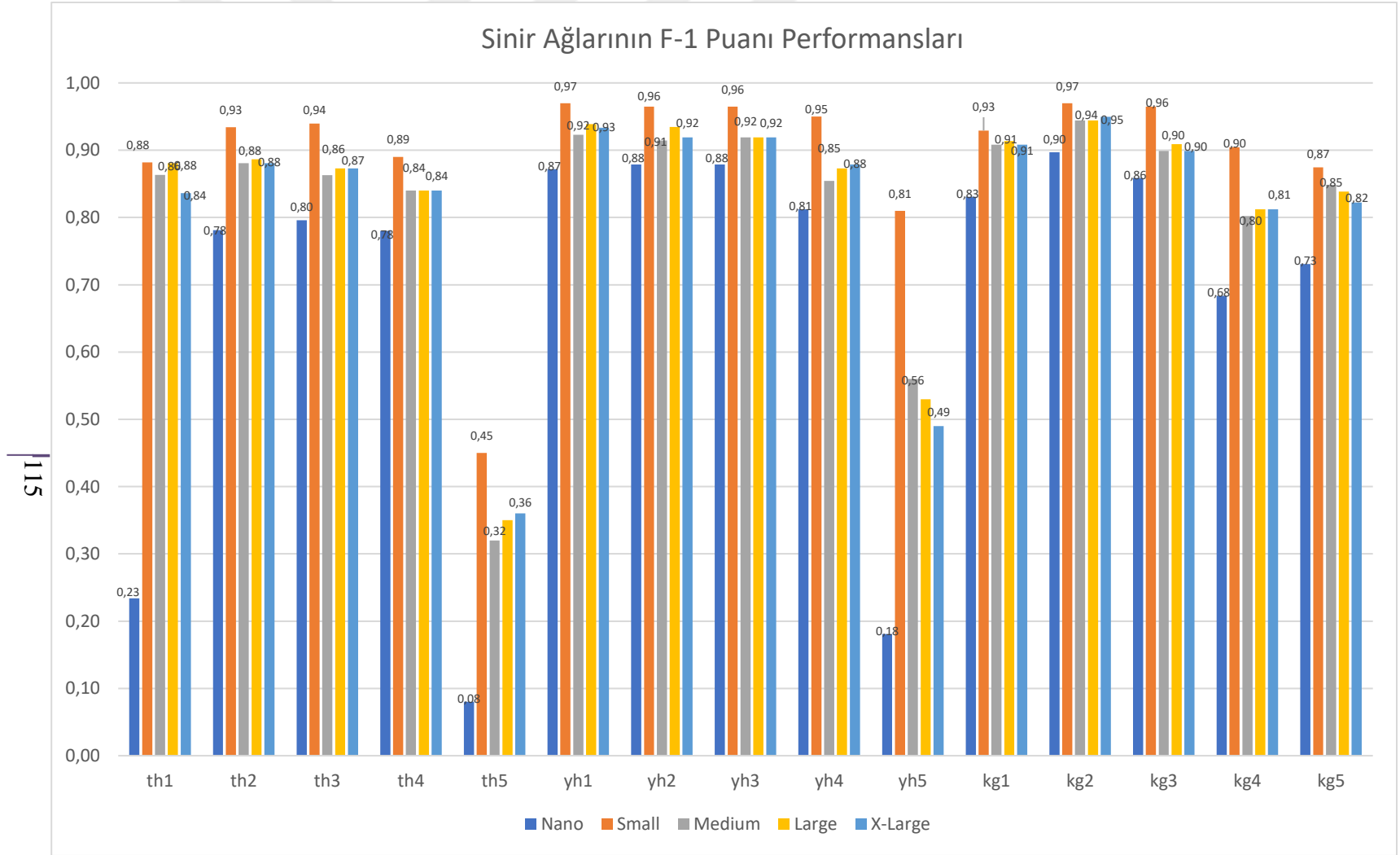
Yapay sinir ağları ile elde edilen sonuçların değerlendirilmesi, kıyaslanması gibi durumlarda kullanılacak olan indikatörlerin, sinir ağları özelinde sınıflar arasındaki başarı sonuçları Şekil 4.12, Şekil 4.13, Şekil 4.14 ve Şekil 4.15 'te verilmiştir. Bu performansların sınıf türlerine göre sinir ağlarının değerlendirilmesi, çalışmada ele alınan bitkilerin tespit edilmesinde kullanılabilecek veya ileri bir zamanda daha iyi hale getirilebilecek sinir ağının seçiminde önemli bir rol oynayacaktır. Bu sayede seçilen sinir ağı modeli, farklı yabancı otların veya kültür bitkilerinin derin öğrenme modeli tarafından tespit edilmesinde giriş (base) sinir ağı olarak kullanılması beklenmektedir.



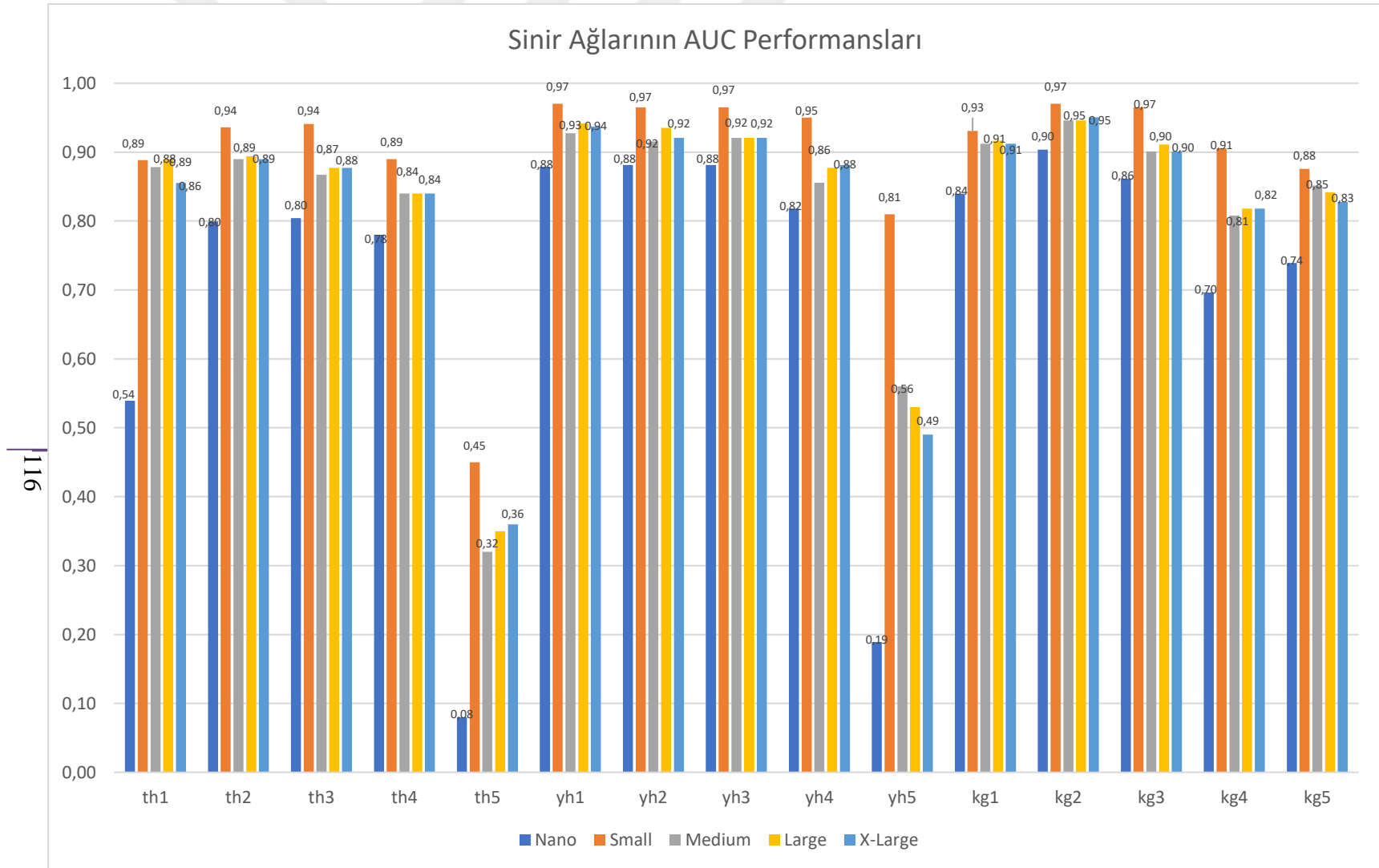
Şekil 4.12. YOLOv5'in sunduğu tüm sinir ağlarının, veri setimizdeki sınıflar içerisindeki doğruluk performans değerlendirmeleri



Şekil 4.13. YOLOv5'in sunduğu tüm sinir ağlarının, veri setimizdeki sınıflar içerisindeki Duyarlılık performans değerlendirmeleri



Şekil 4.14. YOLOv5'in sunduğu tüm sinir ağlarının, veri setimizdeki sınıflar içerisindeki F-1 Puanı performans değerlendirmeleri



Şekil 4.15. YOLOv5'in sunduğu tüm sinir ağlarının, veri setimizdeki sınıflar içerisindeki AUC performans değerlendirmeleri

Şekil 4.12'ye göre, Kesinlik performans değerlendirmesinde tüm sınıflar için en iyi sonuçları YOLOv5s (Small) sinir ağı vermiştir. En yüksek oran %96 ile YH1 YH2 YH3 KG2 KG3 bitki-fenolojik dönemlerinde elde edilmektedir. En düşük performansı ise %45 ile TH5 sınıfına ait olup, bu sınıflandırma içerisinde diğer sinir ağlarından daha yüksek performans göstermiştir. Nano sinir ağı için en yüksek %87 YH2 KG2, Medium sinir ağı için en yüksek %93 KG2, Large sinir ağı için en yüksek %93 ile KG2 ve ExtraLarge sinir ağı için en yüksek %94 oranında KG2 sınıfı üzerinde performans gösterilmiştir. Bütün sinir ağları için en yüksek Kesinlik performans değerleri KG2 sınıfında, en düşük ise TH5 sınıfında elde edilmiştir.

Şekil 4.13'e göre, Duyarlılık değerlendirme parametresinde tüm sınıflar için en yüksek başarı oranları Small sinir ağında %98 YH1 ile KG2 sınıflarına ait olmuştur. Medium ve Large sinir ağları TH1 sınıflandırması için her ne kadar Small sinir ağı ile aynı performansı gösterse de genel ortalama Small sinir ağının başarı üstünlüğü açıktır. Small sinir ağının Duyarlılık parametresi için en düşük başarı oranı %45 ile TH5 sınıfına ait olmuştur. Nano sinir ağı için en yüksek %93 ile KG2, Medium sinir ağı için en yüksek %96 ile KG2, Large sinir ağı için en yüksek %96 ile YH1 KG2 ve ExtraLarge sinir ağı için en yüksek %96 oranında YH1 KG2 sınıfı üzerinde performans gösterilmiştir. Bütün sinir ağları için en yüksek Duyarlılık performans değerleri KG2 sınıfında, en düşük ise TH5 sınıfında elde edilmiştir.

Şekil 4.14'e göre, F-1 Puanı değerlendirme parametresinin, bitki-fenolojik dönem sınıflarının tümü için en yüksek performansı Small (YOLOv5s) sinir ağı göstermiştir. Bu sinir ağının en yüksek başarı oranı %97 ile YH1, KG2 bitki dönemlerine ait olup, en düşük ise %45 ile TH5'te elde edilmiştir. Nano sinir ağı için en yüksek %90 KG2, Medium sinir ağı için en yüksek %94 KG2, Large sinir ağı için en yüksek %94 ile KG2 ve ExtraLarge sinir ağı için en yüksek %95 oranında KG2 sınıfı üzerinde performans gösterilmiştir. Bütün sinir ağları için en yüksek F-1 Puanı performans değerleri KG2 sınıfında, en düşük ise TH5 sınıfında elde edilmiştir.

Şekil 4.15'e göre, AUC değerlendirme parametresinin, bitki-fenolojik dönem sınıflarının tümü için en yüksek performansı Small (YOLOv5s) sinir ağı göstermiştir. Bu sinir ağının en yüksek başarı oranı %97 ile YH1YH2 YH3 KG2 KG3 bitki dönemlerine ait olup, en düşük ise %45 ile TH5'te elde edilmiştir. Nano sinir ağı için en yüksek %90 KG2, Medium sinir ağı için en yüksek %95 KG2, Large sinir ağı için en yüksek %95 ile KG2 ve ExtraLarge sinir ağı için en yüksek %95 oranında KG2 sınıfı üzerinde performans gösterilmiştir. Bütün sinir ağları için en yüksek AUC performans değerleri KG2 sınıfında, en düşük ise TH5 sınıfında elde edilmiştir.

4.2. Yabancı otların tespit edilme başarısı

Çalışma kapsamında hazırlanan veri seti ile yeniden eğitilen sinir ağları; bir fotoğraf karesi (frame), video veya görüntü kaynağından anlık obje tespiti yapabilmek için 2 farklı (best.pt, last.pt) ağırlık oluşturmaktadır. Burada oluşturulan “best.pt” sinir ağlarının eğitilmesi esnasında geçirdiği eğitim turu (epochs) içerisinde en iyi sonucu veren ağırlığı, “last.pt” ise eğitimin tamamlandığı son tekrar sayısından elde edilen ağırlığı ifade etmektedir. Sinir ağlarının eğitim sonuçlarında vermiş oldukları Karmaşıklık Matrisi ve buna bağlı olarak üretilen Kesinlik, Duyarlılık, F-1 Puanı ve AUC performans göstergeleri değerlendirilmektedir. Her bir sinir ağının üretmiş olduğu best.pt ve last.pt ağırlıkları ile, sisteme daha önceden eğitim aşamasında gösterilmemiş görüntülerin-kaynakların sunularak test edilmesi sağlanmaktadır. Bu işlemi yapmak için gerekli olan komut satırı Şekil 4.16'da verilmiştir.

```
(base) C:\Users\Mustapha>python detect.py --weights c:\yolov5\runs\train\1024-s\best.pt --source 0
```

Şekil 4.16. Eğitilmiş yapay sinir ağı ile oluşturulan ağırlığı kullanarak bir görüntü üzerinden obje tespiti için komut örneği

Obje tespitini başlatacak komutlar içerisinde;

- “python” komut satırının kullanacağı programlama dilini,
- “detect.py” bir görüntü kaynağı üzerinden objenin tespit edilmeye başlaması için gerekli olan kod şeması,
- “--weights” obje tespit etmek için eğitilmiş bir sinir ağının oluşturduğu ağırlığı,
- “--source” ise objenin tespit edileceği görüntü kaynağını işaret etmektedir.

Şekil 4.16’da verilen örnek komut satırında “--source” “0” olarak seçilmesi, komutun yürütüldüğü bilgisayara bağlı bir anlık görüntü aktarma aracını (webcam) adres vermektedir. Bilgisayar belleğine depo edilmiş bir görüntü içerisinde obje tespiti yapılabilmesi için bu görüntülerin bulunduğu klasör yolunu “0” yerine yazarak yönlendirmek gerekmektedir.

Veri setleri ile eğitilen sinir ağları, sistemin eğitim ve doğrulama aşamasında görmediği 9 872 adet fotoğraf ve 16 farklı video kullanılarak, çalışma kapsamında kullanılan herhangi bir bitkinin tanınmaya çalışması denenmiş ve tespit yeteneği başarılı sonuçlar vermiştir. Fotoğraflar üzerindeki başarılı tespit görüntüleri Şekil 4.17, Şekil 4.18, Şekil 4.19, Şekil 4.20 ve Şekil 4.21’de verilmiştir.



Şekil 4.19. Buğday arazisi içerisindeki KG4 (köygöçüren-çiçeklenme dönemi) tespitleri



Şekil 4.20. Buğday arazisi içerisindeki KG4 (Köygöçüren-çiçeklenme dönemi) ve KG5 (Köygöçüren-çiçek ve meyve bağlama) dönemi tespitleri



Şekil 4.21. Buğday arazisi içerisindeki YH2 (Yabani hardal 3-5 yapraklı dönem), YH3 (Yabani hardal-çiçeklenme öncesi dönem) tespitleri

5. TARTIŞMA ve SONUÇ

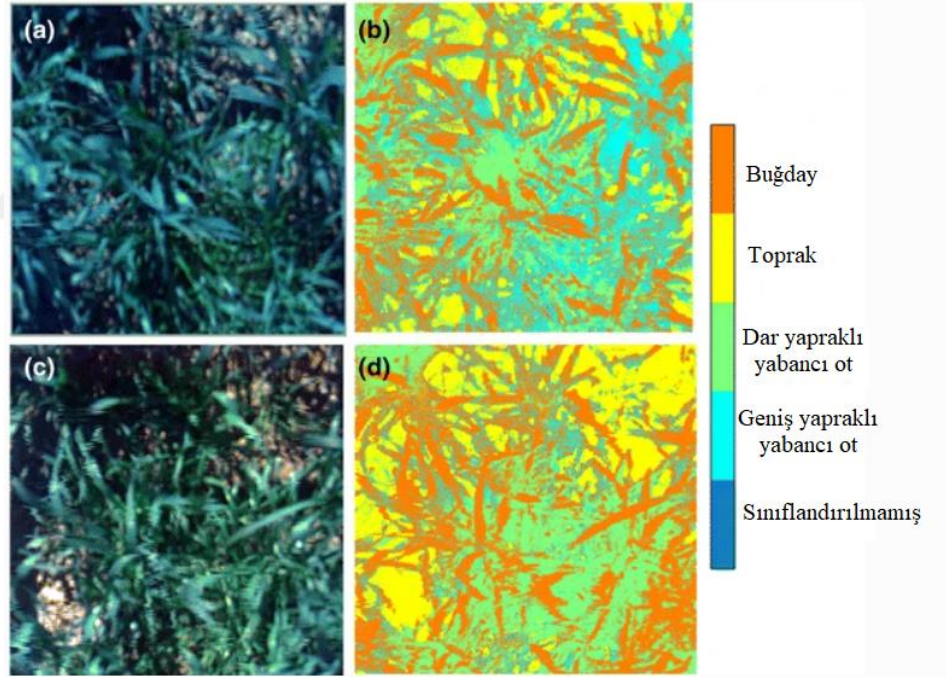
Bu tez çalışmasında Tokat bölgesinde buğday üretiminde sorun teşkil eden bazı yabancı otların derin öğrenme yöntemi ile tespit edilmesine odaklanılmıştır. Daha önceki dönemlerde buğday üretiminde zararlara yol açan yabancı otlar ile ilgili yapılan çalışmaların incelenmesi sonucunda sık görülmekte olan yabancı hardal (*Sinapis arvensis* L.), köygöçüren (*Cirsium arvense* (L.) Scop) ve canlı bünyesine alındığında önemli zehirleyici etmenler içeren tarla hazeranı (*Consolida regalis* Gray) bitkileri incelemeye alınmıştır. Üç farklı bitkiye ait 5 farklı fenolojik dönemin derin öğrenme tarafından ayrı ayrı tanınabilmesi için toplamda 15 sınıf oluşturulmuş, bu sınıflara ait görüntüler ile bir derin öğrenme mimarisine ait sinir ağı eğitilerek bu sınıflara ait nesnelerin tespit edilmesi ve tanınması gerçekleştirilmiştir.

Görüntü işleme ve istatistiki farklılıklar ile yabancı otları kültür bitkisinden ayırt etme çalışmaları; yabancı otların sahip olduğu yaprakların, kültür bitkilerinin yapraklarından şekilce farklı olma özelliklerinden yararlanılarak yapılmıştır (El-Faki ve ark., 2000; Dryden ve ark., 2003; López-Granados ve ark., 2006; Wu ve ark. 2007; Longchamps ve ark., 2010); Wu ve ark., 2011; Zhang ve ark., 2012; Shapira ve ark., 2013, Rasmussen ve ark., 2019). Bitki yapraklarının boyut farklılıkları ve varlıkları; bitkilerin fenolojik dönemlerine, çevresel etmenlere ve biyotik faktörlere bağlı olarak değişkenlik göstermektedir. Bu tür çalışmalarda kültür bitkisinden ayırt edilmeye çalışılan yabancı otlar, zarara uğrattığı farklı bir kültür bitkisi (geniş yaprak-dar yaprak) ile ayırt edilmeye çalışıldığında, her farklı kültür bitkisi için farklı matematiksel formüller üretilmesi gerekmektedir. Gerçekleştirdiğimiz bu tez çalışması ile farklı fenolojik dönemine göre yabancı otların tespit edilmesi, üretim alanında bulunan kültür bitkisi, çevre şartları veya dönemsel değişikliklere bağlı kalmadan gerçekleşmektedir. Bu sayede ele alınan yabancı otların tespiti herhangi bir ek işlem gerekmeksizin farklı amaçlar için de kullanılabilme imkânı sunmaktadır. Örneğin Rasmussen ve ark. (2019) tarafından, görüntü işleme teknikleriyle tahıllar içerisindeki yabancı otların, tahılların hasat zamanına gelen

dönemlerinde yeşil aksamalarını korumalarının avantajı ile, yeşil ve sarı renkleri birbirinden ayırt ederek köygöçüren (*C. arvense* (L.) Scope) bitkisinin olduğu alanların haritalaması üzerine bir çalışma gerçekleştirilmiştir. Hasat döneminde tespit edilen bu bitkilerin bir sonraki üretim döneminde de aynı lokasyonlarda bulunacağı düşünülerek, sonraki dönemde ilaçlama için bir tahmin yürütme mekanizması rol almaktadır. Aynı zamanda bu çalışmada, verilerin alındığı dönem içerisinde yeşil kalan bitkilerin de yabancı ot klasmanı ile sınıflandırıldığı vurgulanmıştır. Gerçekleştirdiğimiz bu tez çalışmasında ise bahsi geçen yabancı otun çimlenme döneminden hasat zamanına kadar olan bütün formları ayrı ayrı tanınabilmektedir. Yabancı otların erken dönemlerinde teşhis edilmesi, kültür bitkilerinin zarar uğramadan önce tedbir alınabilmesi için büyük önem arz etmektedir. Köygöçüren bitki tohumları gibi hafif tüycükleri olan tohumlarının doğal ve beşerî yollarla bulundukları alandan uzak mesafelere taşınabilme durumları göz önünde bulundurulduğunda, bitki popülasyonun bir sonraki üretim dönemlerinde yayılım bölgelerini tahmin etmek oldukça güçtür. Bu yönüyle de çalışmamızın sonuçlarından biri olarak köygöçüren bitkisinin yaşam alanları erkenden belirlenebilir, ekonomik zarar eşiği hakkında daha doğru sonuçlar ve planlamalar yapılabilecektir.

Yabancı otların tespit edilmesinde kullanılan makine öğrenmesi yöntemlerinde, görüntü içerisinde bulunan kültür bitkileri ve yabancı otları birbirinden ayırt etmek için; yaprak büyüklüğü, doku farklılığı veya şekilsel özellikler bağımsız değişkenler olarak ele alınmaktadır (Zhu & Zhu, 2009; Ishak ve ark., 2009; He ve ark., 2013; Herman ve ark., 2013, Haug ve Ostermann, 2014; Chaki ve ark., 2015). Gerçekleştirilen bu tez çalışmasında derin öğrenme yönteminin avantajlarından faydalanılmıştır. Derin öğrenme yöntemlerinde öz nitelikler bilgisayar tarafından belirlenmekte ve aralarındaki ilişki piksel-piksel incelenerek en doğru yaklaşım formülü oluşturulmaktadır. Tespit edilmesi istenilen objelerin diğerlerinden ayırt edilmesi için insan gözlem ve algısından daha gelişmiş sayısal çıkarımda bulunması sayesinde, beşerî hataları ortadan kaldırabilmektedir. Örnek bir çalışma olarak Herman ve ark. (2013) buğday arazisinde yabancı otların varlığını tespit edilmesi amacıyla toprak, bitki yeşil aksamı öncelikli olmak üzere, daha sonra buğday ve

yabancı otları (dar yapraklı-geniş yapraklı) makine öğrenme modelleri ile sınıflandırılması gerçekleştirilmiştir (Şekil 5.1). Çalışmada görüntüler hiperspektral kameralarla alınmış ve sonuçlar karmaşıklık matrisi üzerinden değerlendirilmiştir. Sonuçlara göre kullanılan modeller arasında en yüksek doğruluk değeri %85 olarak bulunmuştur. Gerçekleştirdiğimiz bu tez çalışmasında ise yabancı otlar birbirlerinden ve kendi aralarındaki farklı fenolojik dönemlerinde ayırt edilebilmektedir. Bu yetkinlikle birlikte bu çalışmadan üretilen YSA'ların en yüksek doğru tahmin oranı, herbisit uygulamalarının yapıldığı kritik dönemlere (3-5 yapraklı dönem-çiçeklenme öncesi dönem) ait olup, %97'lik başarılı sonuçlar vermiştir.



Şekil 5.1. Buğday arazisindeki yabancı otların makine öğrenmesi yöntemi ile sınıflandırılmasına bir örnek (Herman ve ark., 2013)

Yabancı otların derin öğrenme tarafından tespit edilme çalışmalarında kullanılan bitkilerin yalnızca bir fenolojik dönemi değerlendirilmiş ve bitki görüntüleri sadece kontrollü ışık-çevre şartları altında toplanmıştır (Giselsson ve ark., 2017; dos Santos Ferreira ve ark., 2017; Bakhshipour & Jafari, 2018; Chavan & Nandedkar, 2018; Fawakherji ve ark., 2019;

Özgür ve Nar, 2019; Sabzi ve ark., 2020; Guzel ve ark., 2021). Özgür ve Nar (2019)'ın çalışmalarında derin öğrenme yöntemi ile kontrollü ışık koşulları altında 12 farklı kültür bitkisi ve yabancı otun çimlendirilerek sınıflandırılmaları yapılmıştır. Bu çalışmada kullanılan yabancı otlardan biri de yabani hardal (*Sinapis arvensis* L.) bitkisidir. Çalışmada verilen en yüksek doğruluk oranı %85.72 ile MobileNet'e aittir. Bahsi geçen çalışmada kullanılan veri seti ve tezimizde oluşturduğumuz veri setleri birbirinden farklı olmasına rağmen, aynı bitkinin aynı fenolojik dönemleri iki veri setinde de yer almaktadır. İlgili bitkinin fenolojik dönemine ait doğru tahmin etme oranı Özgür ve Nar (2019) için %85.72 iken bu çalışmada %96 doğru tahmin etme oranı elde edilmiştir. Yaptığımız bu çalışma ile irdelenen 3 farklı yabancı otun, 5 farklı fenolojik dönemleri ayrı ayrı sistem tarafından tespit edilebilmektedir. Bu sayede tarım arazilerinde problem oluşturan diğer yabancı otlarla ilgili çalışmalarda da benzer yönelimler ve bilimsel çalışmalara örnek olunacağı düşünülmektedir.

Bitki gelişim dönemlerine bağlı olarak, bitkinin sahip olduğu aksamaların büyüklükleri değişmektedir. Özellikle çiçeklenme dönemi ve sonrası fenolojik dönemler içerisinde buğday bitkilerinin de büyümesini takiben görüntülerin alınmasında zorlanılacağı beklenmektedir. Bazı çalışmalarda araziden görüntü almak üzere, dönen bir tekerlek üzerinde hareketini sağlayan ve sabit yükseklikte görüntü alabilen robotlar kullanılmıştır (Giselsson ve ark., 2017; dos Santos Ferreira ve ark., 2017; Bakhshipour & Jafari, 2018). Üretim yapılan arazilerin topoğrafyası, zemin özelliklerinin hava yağışlarına veya toprağın yapısına bağlı olarak değişmesi ve bitki gelişim dönemlerine göre var olan yabancı ot veya kültür bitkisinin uzunlukları değişiklik göstereceği için, görüntülerin bir robot yardımı ile toplanması çalışma esnasında bazı problemleri beraberinde getirebilmektedir. Bu nedenle bu çalışmada, bitki görüntüleri İnsansız Hava Aracı (drone) vasıtasıyla alınmıştır. kullanılan görüntü alma araçları RGB renk uzayında çalışmaktadır. Gelecek çalışmalarda Hyperspectral veya multispektral kameraları olan görüntü alma cihazları kullanılarak, yabancı otların tespit edilmesinde daha yüksek performansın elde edilme ihtimali irdelenmelidir.

Bu tez çalışmasının en önemli çıktılarından biri de literatürde henüz bir benzeri olmayan özellikte bir veri seti oluşturulmuş olmasıdır. Oluşturulan veri seti yalnızca bir derin öğrenme modeli ile değerlendirilmiştir. Bu veri setini mevcutta bulunan ve ileriki zamanda geliştirilebilecek farklı derin öğrenme model ve kütüphaneleri ile farklı çalışmalar yapılabilir. Derin öğrenme ile nesne tespit etme çalışmalarında daha önce kullanılmamış bir veri seti ile denenen tek bir derin öğrenme mimarisinin başarı ölçütü, bir başka mimari kullanımı ile daha yüksek veya daha düşük performans gösterdiği söylenebilir. Oluşturulan veri seti ileride farklı derin öğrenme metotları veya farklı araştırmacılar tarafından tekrardan değerlendirilerek mevcut sonuçlar ile kıyaslanması, izafi olarak mümkün olabilecektir.

Bu çalışma kapsamında görüntü alma aracı olarak kullanılan drone ve fotoğraf makineleri ile alınan görüntüler 2 boyutlu (X ve Y) düzlem üzerindeki piksel varlıkları üzerine öz nitelik çıkarımında bulunulmuş ve buna göre tahminlemeler yapılmıştır. Yine RGB kameralarla alınan görüntüleri 3D simülasyonunu çıkarabilme yeteneğine sahip Pix4D gibi uygulamalar veya LIDAR aygıtlarının kullanımı ile, yabancı otların veya tarım alanları içerisinde önem arz eden nesnelerin yapay zeka-makine görüşü tarafından tespit edilme çalışmaları yapılabilmesi ve mevcut 2 boyutlu görüntüler ile yapılan çalışmalarla kıyaslanmalıdır.

Çalışma kapsamında tespit edilmesi istenen bitkilerin görüntüleri video kayıt yöntemleri ile alınmış, bu videolar iyileştirilerek (30fps>60fps) görüntü karelerine ayrılmış ve etiketleme işlemleri gerçekleştirilmiştir. Etiketleme işlemi sonucunda 5 farklı fenolojik dönemlerine göre (kotiledon yaprak dönemi, 3-5 yapraklı dönem, çiçeklenme öncesi dönem, çiçeklenme dönemi ve tohum-meyve bağlama dönemi) sırasıyla; tarla hazaranı için, 7 621, 8 698, 9 150, 15 128, 8 400, yabancı hardal için; 8 728, 14 700, 14 285, 9 268, 5 894 ve köygöçüren için; 8 243, 9 665, 9 224, 7 238, 9 550 adet olmak üzere toplam 145 792 etiketleme yapılmıştır. Etiketlenen nesnelerin olduğu görüntüler her bir sınıf için 2 500 adet olmasına

karşın veri çoğaltma yöntemleri kullanarak 40 000 adede çıkarılmıştır. Veri setinin sahip olduğu toplam görüntü sayısının %90'lık kısmı eğitim setinde, geri kalan %10'luk kısmı ise doğrulama setinde değerlendirilmiştir. Bu derece yüksek sayıda görüntünün olduğu bir veri setini etiketlemek çalışma içerisindeki en önemli iş gücü ve çalışma zamanını almıştır. Sistemin hangi görüntü sayılarında, ne kadar performans gösterdiği ve doyma noktasına ulaştığı sonraki zamanlarda yapılacak çalışma hedefi olarak gösterilebilir.

Seçilen derin öğrenme kütüphanesi, tespit edilmesi istenen objenin niteliklerine göre farklı yapıda sinir ağıları sunmaktadır (Nano, Small, Medium, Large ve Xlarge). Çalışmada hazırlanan veri seti, YOLOv5 kütüphanesinin sunduğu bütün sinir ağıları üretilen veri seti ile yeniden eğitilmiş ve performans değerlendirmelerine (Kesinlik, Duyarlılık, F-1 Puanı ve AUC) tabi tutulmuştur. En yüksek doğru tahmin etme oranları YOLOv5s (Small) sinir ağında, bütün sinir ağılarının en yüksek doğru tahmin etme sonuçları ise KG2 (köygöçüren, 3-5 yapraklı dönem) sınıfı için elde edilmiştir. Yeniden eğitilerek test edilen tüm sinir ağılarında en düşük doğru tahmin etme sonucu TH5 (tarla hazaranı, meyve ve tohum bağlama dönemi) sınıfına ait olmuştur. Bu dönem için en yüksek tahmin etme oranı %45 iken en düşük değer ise %8 olmuştur. Eğitilen sinir ağılarının TH5'ten sonraki en düşük skorları ise YH5 (Yabancı hardal, Meyve ve Tohum Bağlama Dönemi) yabancı ot türüne ait olmuştur. YH5 sınıfı için 4 farklı sinir ağı Nano, Medium, Large ve Xlarge için %19, %56, %52 ve %49 olurken, Small sinir ağı için %81 sonucunu vermiştir. Diğer sınıflara nazaran daha düşük olan bu 2 bitki sınıfı, buğdayın hasat zamanına denk gelmesi nedeniyle, yabancı otlar çiçeklerini dökmüş, yeşil aksamalarının da sararmasıyla bazı özellikler bakımından buğday bitkisini andırmaktadır. Yabancı otların bu dönemleri, o üretim dönemi içerisinde mücadele yöntemlerinin uygulanması için her ne kadar geç kalınmış bir zamana tekabül etse de; uygulanan herbisitlerin etkinliğinin anlaşılması, bitki yayılım haritalarının çıkarılması, ihtiyaç halinde bitki tohumların elde edilebilmesi ve hasat sonunda m²'de bulunan yabancı ot varlığının verime olan etkisinin hesaplanması gibi çalışmalarda kullanılabilmesi için bu dönemin de daha yüksek tespit etme sonuçlarını verecek odaklanmalara ihtiyaç olacaktır.

Derin öğrenme yöntemlerinde Ekran Kartlarının (GPU) sahip olduğu mimari etkin rol oynamaktadır. Bu çalışmada 11 GB DDR6 Ram kapasiteli Nvidia GeForce RTX 2080ti ekran kartı kullanılmıştır. Hali hazırda üretimi bulunan daha yüksek kapasiteli ekran kartları (24 GB DDR6 RTX 3090ti) veya derin öğrenme mimarileri için özel üretilmiş Nvidia Tesla A100 80 GB ekran kartlarının kullanılması ile veri setinin yeniden değerlendirilmesi, daha yüksek performans sonuçlarının alınmasını mümkün kılabilir. İlerleyen zaman içerisinde bahsi geçen ekran kartları ile oluşturulacak bir alt yapı sayesinde, bu çalışma sonucunda ortaya çıkacak veri seti yeniden değerlendirilmeye alınmalıdır. Bu tip veri setlerinin oluşturulması her zaman mümkün olmadığı için, tez kapsamında oluşturulan veri seti diğer kullanıcıların da erişime açık hale getirilerek, ön görülen performans kıyaslamalarının yapılması ve yeni yöntemlerle geliştirilmesi mümkün olacaktır.

Sonuç ve öneriler olarak;

1. Buğday, insan ve hayvan beslenmesi için önem arz etmektedir. Hızla artmaya devam eden besin ihtiyacını karşılamak için birim alandan alınan verimi arttırmak, bunun için de yabancı otlarla mücadele etmek kaçınılmazdır.
2. Buğday üretim alanlarında önemli kayıplara neden olan geniş yapraklı yabancı otlardan yabancı hardal (*Sinapis arvensis* L.), köygöçüren (*Cirsium arvense* (L.) Scop) ve ayrıca zehirleyici etkisi bulunan tarla hazeranı (*Consolida regalis* Gray) bitkilerinin tohum çimlenmesinden hasat sonuna kadar olan dönemlerinde tespit edilmeleri ve sınıflandırılmaları başarılmıştır. Bu sayede bu bitkilerle yapılacak mücadele yöntemleri daha noktasal ve etkili olup, zararları minimize etmesi sağlanabilecektir.
3. Yabancı otlarla mücadelede kullanılan kimyasalların zararlı etkileri malumdur ve bunları minimize etmek için hassas ilaçlama üzerine odaklanması gerekmektedir, birçok ilaçlamalarda hedef yabancı otun da beraber olduğu tüm üretim alanı ilaçlanmaktadır. Özellikle gereği olmayan, kültür bitkilerinin olduğu alanlara ilaç

uygulamasının azaltılması halinde hem çevre kirliliği azaltılmış olacak hem de ekonomik olarak ilaç maliyeti azaltılacaktır.

4. Ayrıca tarla içerisinde ya da bölgesel olarak bitki varlıklarının belirlenmesi, fenolojik dönemlerine göre farklılıklarının ayırt edilmesi ve bölgelerinin coğrafi olarak işaretlenmesi bu tip çalışmalarda kritik önem taşımaktadır,
5. Basit bir görüntü alma cihazı ve karar ünitesi ile koordineli çalışacak tarım ilacı uygulama cihazları, hassas ilaçlama uygulamaları için gelecekte ele alınması gereken bir konudur,
6. Yapay zekanın tanımakta güçlük çektiği bitki dönemleri için multispektral kameralardan alınan görüntüler ile de çalışmaların denenmesi gerekir,
7. Bu tür yabancı otların tespitinin yaygınlaşması ile yapay zekâ tarafından tanınan yabancı ot sayılarının artması ile her bir yabancı otun bir diğerinden ayırt edilme ihtimali ve doğru tespit etme oranının artması beklenmektedir,
8. Yabancı otların bilgisayar görüşü ile tespit edilmesinin yaygınlaşması, diğer kültür bitkilerinin üretimindeki verim ve gelir artışını sağlayabilecektir,
9. Bu çalışmanın, yeni bilimsel çalışmaların yürütülmesi ve geliştirilmesi için fikir vereceği, yabancı otların farklı fenolojik dönemlerinde yapay zeka tarafından tespit edilmesi üzerine çalışmak isteyen bilim insanlarına da önemli bir örnek olması beklenmektedir.

6. KAYNAKLAR

- Abbas, T., Zahir, Z., Naveed, M., Kremer, R., 2018. Limitations of existing weed control practices necessitate development of alternative techniques based on biological approach. *Advances in Agronomy*, Cilt 147, pp. 239-280.
- Acıbuca, V., 2010. Economic analysis of durum wheat production in Mardin. Adana: Cukurova University, Master thesis.
- Adler, A., Elad, M., Zibulevsky, M., 2016. Compressed learning: A deep neural network approach. *arXiv preprint*, arXiv:1610.09615.
- Altman, D. G., Bland, J. M., 1994. Statistics notes: Diagnostic tests 2: predictive values,. *Bmj*, 309(6947), p. 102.
- Anonim, 2008. Zirai mücadele teknik talimatları. Ankara: T.C. Tarım ve Köyişleri Bakanlığı Tarımsal Araştırmalar Genel Müdürlüğü.
- Anonim, 2020. Population.io. <https://population.io/> (Erişim: 02 Nisan 2022).
- https://en.wikipedia.org/wiki/International_wheat_production_statistics (Erişim: 23 Mart 2022).
- Arnason, T., Hebda, R. J., Johns, T., 1981. Use of plants for food and medicine by Native Peoples of eastern Canada. *Can. J. Bot.*, Issue 59, p. 2189–2325.
- Atak, M., 2004. Farklı triticales hatlarının morfolojik ve DNA markörleriyle genetik karakterizasyonu. (Doktora Tezi), Ankara Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.
- Aydın, N., Bayramoğlu, H., Mut, Z., Özcan, H., 2005. Ekmeklik buğday (*Triticum aestivum* L.) çeşit ve hatlarının karadeniz koşullarında verim ve kalite özelliklerinin belirlenmesi. *AÜZF Tarım Bilimleri Dergisi*, 11(3), pp. 257-262.
- Badem, H., Caliskan, A., Basturk, A., Yuksel, M. E., 2016. Classification and diagnosis of the parkinson disease by stacked autoencoder. 10th International Conference on Electrical and Electronics Engineering ELECO.
- Bain, L. & LeBlanc, G., 1996. Interaction of structurally diverse pesticides with the human MDR1 gene product P-glycoprotein. *Toxicol Applied Pharm*, Cilt 141, p. 288–298.
- Bakhshipour, A. & Jafari, A., 2018. Evaluation of support vector machine and artificial neural networks in weed detection using shape features. *Computers and Electronics in Agriculture*, Cilt 145, pp. 153-160.
- Bakhshipour, A., Jafari, A., Nassiri, S. M., Zare, D., 2017. Weed segmentation using texture features extracted from wavelet sub-images. *Biosystems Engineering*, Cilt 157, pp. 1-12.
- Barbedo, J. G. A., 2017. Digital image processing techniques for detecting, quantifying and classifying plant diseases. *Springer Plus* 2013, 2(660).
- Bàrberi, P., 2002. Weed management in organic agriculture: Are we addressing the right issues?. *Weed Res.*, Issue 42, pp. 177-193.
- Barinaga, M., 1990. Where have all the froggies gone?. *SCI*, Cilt 247, p. 1033–1034.
- Başaran, B. & Kadioğlu, İ., 2016. Tokat ili buğday ekim alanlarında sorun olan yabancı hardal (*Sinapis arvensis* L.)’ın ekonomik zarar eşiğinin belirlenmesi. *Turkish Journal of Weed Science*, 19(1), pp. 1-5.

- Bengio, Y. & Delalleau, O., 2011. On the expressive power of deep architectures.. Berlin, Heidelberg, In International conference on algorithmic learning theory, pp. 18-36.
- Bengio, Y., Lamblin, P., Popovici, D., Larochelle, H., 2006. Greedy layer-wise training of deep networks. Advances in neural information processing systems. p. 19.
- Bintein, S. & Devillers, J., 1996. Evaluating the environmental fate of atrazine in France. Chemos, Cilt 32, p. 2441–2456.
- Blackshaw, R. E., Anderson, G. W., Dekker, J., 1987. Interference of *Sinapis arvensis* L. and *Chenopodium album* L. in spring rapeseed (*Brassica napus* L.). Weed Res., Issue 27, p. 207–213.
- Blaustein, A. & Wake, D., 1990. Declining amphibian populations: a global phenomenon?. Trends Ecol Evo, Cilt 5, p. 203–204.
- Bock, C. H., Poole, G. H., Parker, P. E., Gottwald, T. R., 2015. Plant diseasesseverity estimated visually, by digital photography and image analysis, and byhyperspectral imaging. Crit. Rev. Plant Sci., Cilt 29, pp. 59-107.
- Boz, Ö., 1997. Buğday ekim alanlarındaki yabancı hardal (*Sinapis arvensis* L.) ve yabancı fiğın (*Vicia sativa* L.) bazı biyolojik özellikleri ve ekonomik zarar eşiklerinin belirlenmesi ile ilgili araştırmalar. (Doktora Tezi), Çukurova Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Adana.
- Boz, Ö., 2000. Determination of weed species, frequency and density in wheat growing areas in Aydın. Turkish Journal of Weed Science, Issue 3 (2), pp. 1-11.
- Boz, Ö., Doğan, M., Dura, S., 2000. Determination of the prevalence and density of weeds in the wheat cultivation areas of Denizli province.. Turkish Journal of Weed Science, Issue 3(1), pp. 37-52.
- Boz, Ö. & Uygur, F., 1997. Çukurova Bölgesi buğday ekim alanlarındaki Yabancı hardal (*Sinapis arvensis* L.) ve Yabancı Fiğın (*Vicia* spp.) zarar seviyelerinin saptanması ve ekonomik zarar eşiğinin hesaplanması. İzmir, Türkiye II. Herboloji Kong. 1-4 Eylül 1997.
- Bülbül, F. & Aksoy, E., 2005. Important weeds in wheat fields in çukurova and their control, Adana: Adana Plant Protection Research Institute.
- CABI, 2022. Centre for Agriculture and Bioscience International. [https://www.cabi.org/\(Eriřim:21/Nisan/2022\)](https://www.cabi.org/(Eriřim:21/Nisan/2022))
- Caliskan, A., Badem, H., Basturk, A., Yuksel, M. E., 2016. Classification and diagnosis of cardiac arrhythmia disease by deep learning. International Conference on Artificial Intelligence and Data Processing (1DAP16), pp. 291-299.
- Carbonell, E., Xamena, N., Creus, A., Marcos, R., 1995. Chromosomal aberrations and sister-chromatid exchanges as biomarkers of exposure to pesticides. Clinical Chem, 41(1), p. 1917–1919.
- Castelluccio, M., Poggi, G., Sansone, C., Verdoliva, L., 2015. Land use classification in remote sensing images by convolutional neural networks. arXiv preprint.
- Chaki, J., Parekh, R., Bhattacharya, S., 2015. Plant leaf recognition using texture and shape features with neural classifiers. Pattern Recognition Letters, Cilt 58, pp. 61-68.
- Champ, J., Mora-Fallas, A., Goëau, H., Mata-Montero, E., Bonnet, P., Joly, A., 2020. Instance segmentation for the fine detection of crop and weed plants by precision agricultural robots. Applications in plant sciences, 8(7).

- Chauhan, B., 2020. Grand challenges in weed management. *Front. Agron.*, Cilt 1:3.
- Chavan, T. R. & Nandedkar, A. V., 2018. AgroAVNET for crops and weeds classification: A step forward in automatic farming. *Computers and Electronics in Agriculture*, Cilt 154, pp. 361-372.
- Combella, J., 1987. Weeds in cropping their cost to the Australian Economy. *Plant Protection Quarterly*, 2(2).
- Cramer, H., 1967. *Pflanzenschutz und Weltern. Bayer Leverkusen: Pflanzenschutz Nachrichten*.
- Crawley, M. & Brown, S., 1999. Invasion-resistance in experimental grassland communities: species richness or species identity?. *Ecology Letters*, Issue 2 (3), pp. 140-148.
- Dangwal, L., Singh, A., Singh, T., Sharma, A., Sharma, C., 2010. Common weeds of Rabi (Winter) crops of Tehsil Nowshera, District Rajouri (Jammu&Kashmir), India. *Pakistan Journal of Weed Science Research*, 16(1), pp. 39-45.
- Deng, X., Qi, L., Ma, X., Jiang, Y., Chen, X., Liu, H., Chen, W., 2018. Recognition of weeds at seedling stage in paddy fields using multi-feature fusion and deep belief networks. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 34(14), pp. 165-172.
- Doğan, F. & Türkoğlu, İ., 2018. Derin öğrenme modelleri ve uygulama alanlarına ilişkin bir derleme. *DÜMF Mühendislik Dergisi*, 10(2), pp. 409-445.
- Dos Santos Ferreira, A. ve diğerleri, 2017. Weed detection in soybean crops using ConvNets. *Computers and Electronics in Agriculture*, Cilt 143, pp. 314-324.
- Dryden, I. L., Scarr, M. R., Taylor, C. C., 2003. Bayesian texture segmentation of weed and crop images using reversible jump Markov chain Monte Carlo methods. *Journal of the Royal Statistical Society: Series C (Applied Statistics)*, 52(1), pp. 31-50.
- El-Faki, M. S., Zhang, N., Peterson, D. E., 2000. Weed detection using color machine vision. *Transactions of the ASAE*, 43(6), pp. 1969-1978.
- Elnemr, H. A., 2019. Convolutional neural network architecture for plant seedling classification. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 10(8), pp. 319-325.
- Elstone, L., How, K. Y., Brodie, S., Ghazali, M. Z., Heath, W. P., Grieve, B., 2020. High speed crop and weed identification in lettuce fields for precision weeding. *Sensors*, 20(2), p. 455.
- FAO, 2020. Available at: www.fao.org (Erişim:04/26/2022).
- Fawakherji, M., Youssef, A., Bloisi, D., Pretto, A., Nardi, D., 2019. Crop and weeds classification for precision agriculture using context-independent pixel-wise segmentation.
- Fawcett, T., 2006. An introduction to roc analysis, *Pattern recognition letters* 27(8), 861-874.
- Feng, H. T. & Li, S. F., 2002. Determination of five toxic alkaloids in two common herbal medicines with capillary electrophoresis.. *Journal of Chromatography*, 973(1-2), pp. 243-247.
- Ferreira, A., Freitas, D., Silva, G., Pistori, H., Folhes, M., 2017. Weed detection in soybean crops using ConvNets. *Comput. Electron. Agric.* 143, 314–324.

- Fuentes, A., Yoon, S., Kim, S. C., Park, D. S., 2017. A robust deep-learning-based detector for real-time tomato plant diseases and pests recognition.. *Sensors*, 17(9), p. 2022.
- Gardner, D. R., Ralphs, M. H., Turner, D. L., Welsh, S. L., 2002. Taxonomic implications of diterpene alkaloids in three toxic tall larkspur species (*Delphinium* spp.). *Biochemical systematics and ecology*, 30(2), pp. 77-90.
- Gerhards, R. & Christensen, S., 2003. Real-time weed detection, decision making and patch spraying in maize, sugarbeet, winter wheat and winter barley. *Weed Research*, 43(6), pp. 385-392.
- Gharde, Y., Singh, P. K., Dubey, R. P., Gupta, P. K., 2018. Assessment of yield and economic losses in agriculture due to weeds in India.. *Crop Prot.*, Issue 107, p. 12–18.
- Ghorbani, R., Leifert, C., Seel, W., 2005. Biological control of weeds with Antagonistic plant pathogen. *Adv. Agron, Cilt 86*, p. 191–225.
- Giselsson, T. M. ve diğerleri, 2017. A public image database for benchmark of plant seedling classification algorithms. *arXiv preprint*.
- Glenn, J., Ayush, C., Alex, S., Jirka, B., Yonghye, K., Jiacong, F., Kalen, M., Abhiram, V., Diego, M., Jebastin, Na., Piotr, S., Zhiqiang, W., Adam, H., Cristi, F., Lorenzo, M., Ding, Y., Jan, H.; Laurentiu, D., Mai, T. M., 2020. ultralytics/yolov5: v3.1 - Bug Fixes and Performance Improvements. *Zenodo*.
- Gonzalez-Coloma, A., Reina, M., Guadano, A., Santana, O., Gavin, J.A., Medinaveitina, A., Ruiz-Mesia, L., Grandez., 2004. M., Alva, A., De La Fuente. G. J. *Chem. Ecol*, Issue 30, p. 1393.
- Gökalp, Ö. & Üremiş, İ., 2015. Mardin buğday ekim alanlarında bulunan Yabancı ot türlerinin, yaygınlıklarının ve yoğunluklarının belirlenmesi. *Mustafa Kemal Üniversitesi Ziraat Fakültesi Dergisi*, 20(1), pp. 13-22.
- Guzel, M., Sin, B., Turan, B., Kadioglu, I., 2021. Real-time detection of wild mustard (*Sinapis arvensis* L.) with deep learning (YOLO-v3). *Fresenius Environmental Bulletin*, Issue 30 11/A20201, pp. 12197-12203.
- Günçan, A. & Karaca, M., 2014. Yabancı ot mücadelesi (Güncelleştirilmiş ve İlaveli Üçüncü Baskı). Konya: Selcuk University Faculty of Agriculture Publications.
- Gürsu, Z., 2015. Determination of significant weed species in wheat growing areas of Kırklareli province, their intense and frequency of coincidence. *Tekirdag: Namik Kemal University, Master thesis*.
- Hanley, J. A. & McNeil, B. J., 1982. The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (roc) curve. *Radiology*, 143(1), pp. 29-36.
- Hasan, M. M., Chopin, J. P., Laga, H., Miklavcic, S. J., 2018. Detection and analysis of wheat spikes using convolutional neural networks. *Plant Methods*, 14(1), pp. 1-13.
- Haug, S. & Ostermann, J., 2014. A crop/weed field image dataset for the evaluation of computer vision based precision agriculture tasks. *Springer, Cham*, yazarı pp. 105-116.
- He, D., Qiao, Y., Li, P., Gao, Z., Li, H., Tang, J., 2013. Weed recognition based on SVM-DS multi-feature fusion. *Nongye Jixie Xuebao. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 44(2), pp. 182-187.

- Herrmann, I., Shapira, U., Kinast, S., Karnieli, A., Bonfil, D. J., 2013. Ground-level hyperspectral imagery for detecting weeds in wheat fields. *Precision agriculture*, 14(6), pp. 637-659.
- Hinton, G., Deng, L., Yu, D., Dahl, G. E., Mohamed, A. R., Jaitly, N., Kingsbury, B., 2012. Deep neural networks for acoustic modeling in speech recognition: The shared views of four research groups. *IEEE Signal processing magazine*, 29(6), pp. 82-97.
- Hinton, G. E. & Salakhutdinov, R. R., 2007. Using deep belief nets to learn covariance kernels for Gaussian processes. *Advances in neural information processing systems*, p. 20.
- Hodgson, J. M., 1968a. The nature, ecology and control of Canada thistle.. U.S. Dep. Agric. Tech. Bull., Issue 1386, p. 32.
- Hodgson, J. M., 1968b. Canada thistle and its control.. U.S. Dep. Agric. Leaflet, Issue 523, p. 8.
- Hu, K., Coleman, G., Zeng, S., Wang, Z., Walsh, M., 2020. Graph weeds net: A graph-based deep learning method for weed recognition. *Computers and Electronics in Agriculture*.
- Ioffe, S. & Szegedy, C., 2015. Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift. pp. 448-456.
- Ishak, A. J., Hussain, A., Mustafa, M. M., 2009. Weed image classification using Gabor wavelet and gradient field distribution. *Computers and Electronics in Agriculture*, 66(1), pp. 53-61.
- İnik, Ö. & Ülker, E., 2017. Derin öğrenme ve görüntü analizinde kullanılan derin öğrenme modelleri. *Gaziosmanpaşa Bilimsel Araştırma Dergisi*, 6(3), pp. 85-104.
- Jabran, K., Mahajan, G., Sardana, V., Chauhan, B., 2015. Allelopathy for weed control in agricultural systems. *Crop Prot.*, Issue 72, pp. 57-65.
- Kadioğlu, İ., 1989. Çukurova Bölgesi buğday ekiliş alanlarında görülen yabancı yulaf (*Avena* spp.) türleri, gelişme biyolojileri, buğday ile karşılıklı etkileşimleri ve kontrol olanakları üzerinde araştırmalar. *Tarım ve Köyişleri Bakanlığı Araştırma Yayınları*.
- Kadioğlu, İ., Uluğ, E., Üremiş, İ., Uygur, F.N., Boz, Ö., 1993. Çukurova buğday ekim alanlarında görülen yabancı yulaf (*Avena sterilis* L.)'ın ekonomik zarar eşiği üzerinde araştırmalar. Adana, Türkiye I. Herboloji Kongresi (3-5) Şubat, pp. 249-255.
- Kamilaris, A. & Prenafeta-Boldu, F., 2018. Deep learning in agriculture: A survey.. *Comput. Electron. Agric.*, Issue 147, pp. 70-90.
- Karamanlı, N., 2005. Tokat'ta bazı yabancı otlarda rastlanan fungal etmenlerin belirlenmesi üzerine araştırmalar. (Yüksek Lisans Tezi), Tokat Gaziosmanpaşa Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Tokat.
- Kaya, Y. & Zengin, H., 2000. Pasinler Ovasındaki buğday tarlalarında sorun oluşturan Yabancı otlarla, rastlama sıklıkları, hayat formları ve fitocoğrafik bölgelerinin belirlenmesi. *Türkiye Herboloji Dergisi*, 3(1), pp. 17-26.

- Keshavarzi, K., 2015. Distribution map of weeds in wheat dry land farms by geographical information system application (case study: Kohgiluyeh-va-Boyerahmad Province, İran). *Agricultural Communications*, 3(4), pp. 16-22.
- Khan, A., Ilyas, T., Umraiz, M., Mannan, Z. I., Kim, H., 2020. Ced-net: crops and weeds segmentation for smart farming using a small cascaded encoder-decoder architecture. *Electronics*, 9(10), p. 1602.
- Kitiş, Y. & Boz, Ö., 2003. Determination of the weed species, their observation frequencies and densities, in wheat fields in Isparta province. *Turkish Journal of Weed Science*, Issue 6(1), pp. 24-25..
- Koirala, A., Walsh, K., Wang, Z., McCarthy, C., 2019. Deep learning Method overview and review of use for fruit detection and yield estimation.. *Comput. Electron. Agric.*, Issue 162, pp. 219-234.
- Kolpin, D., Sneek-Fahrer, D., Hallberg, G., Libra, R., 1997. Temporal trends of selected agricultural chemicals in Iowa's groundwater, 1982–1995: are things getting better?. *J Environ Qual*, Cilt 26, p. 1007–1017.
- Kordali, Ş. & Zengin, H., 2011. Bayburt yöresinde arpa ekim alanlarında görülen Yabancı otlar, yoğunlukları, yaygınlıkları ve topluluk oluşturma durumları üzerinde çalışmalar. *Atatürk Üniversitesi Ziraat Fakültesi Dergisi*, 42(2), pp. 117-131.
- Kraehmer, H., 2016. *Atlas of weed mapping*. Hoboken, NJ: John Wiley and Sons. Ltd.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., Hinton, G. E., 2012. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in neural information processing systems*, p. 25.
- LeCun, Y., Bengio, Y., Hinton, G., 2015. Deep Learning. *Nature*, Issue 436-444, p. 521.
- LeCun, Y. Boser, B., Denker, J. S., Henderson, D., Howard, R. E., Hubbard, W., Jackel, L. D., 1989. Backpropagation applied to handwritten zip code recognition. *Neural computation*, 1(4), pp. 541-551.
- Leminen Madsen, S. ve diğerleri, 2020. Open plant phenotype database of common weeds in Denmark. *Remote Sensing*, 12(8), p. 1246.
- Liu, S., Liang, X., Liu, L., Shen, X., Yang, J., Xu, C., Yan, S., 2015. Matching-cnn meets knn: Quasi-parametric human parsing, pp. 1419-1427.
- Longchamps, L., Panneton, B., Samson, G., Leroux, G. D., Thériault, R., 2010. Discrimination of corn, grasses and dicot weeds by their UV-induced fluorescence spectral signature. *Precision Agriculture*, 11(2), pp. 181-197.
- Longley, M. & Sotherton, N., 1997. Factors determining the effects of pesticides upon butterflies inhabiting arable farmland. *Agric Ecosyst Environ*, Cilt 61, pp. 1-12.
- López-Granados, F., Jurado-Expósito, M., Peña-Barragán, J. M., 2006. Using remote sensing for identification of late-season grass weed patches in wheat. *Weed Science Society of America*, 54(2), pp. 346-353.
- Lowcock, L., Sharbel, T., Des Granges, J., 1997. Flow cytometric assay for in vivo genotoxic effects of pesticides in Green frogs (*Rana clamitans*). *Aquatic Toxicol*, Cilt 38, p. 241–255.
- Mahmood, T. & Niaz, S., 1992. *Weeds in cropped land at Islamabad, NARC, Identification and Control of Weeds Manual*, National Training Course, Islamabad: Pakistan Agriculture Research Council.

- Marom, N. D., Rokach, L., Shmilovici, A., 2010. Using the confusion matrix for improving ensemble classifiers. IEEE 26-th Convention of Electrical and Electronics Engineers in Israel, pp. 555-559.
- Marwat, S., Usman, K., Khan, N., Khan, M., Khan, E.A., Khan, M, Rehman, A., 2013. weeds of wheat crop and their control strategies in Dera Ismail Khan District, Khyber Pakhtun Khwa, Pakistan.. American Journal of Plant Sciences., pp. 66-76.
- Ma, X., Deng, X., Qi, L., Jiang, Y., Li, H., Wang, Y., Xing, X., 2019. Fully convolutional network for rice seedling and weed image segmentation at the seedling stage in paddy field. PloS one, 14(4).
- McClelland, J. L., Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., 1986. The appeal of parallel distributed processing. C. MA:MIT Press, pp. 3-44.
- McCulloch, W. S. & Pitts, W., 1943. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. The bulletin of mathematical biophysics, 5(4), pp. 115-133.
- McMullan, P. M., Daun, J.K., Declercq, D. R., 1994. Effect of wild mustard (*Brassica kaber*) competition on yield and quality of triazine-tolerant and triazine-susceptible canola (*Brassica napus* and *Brassica rapa*). Can. J. Plant Sci., Issue 74, pp. 369-374.
- Mennan, H., 1993. Determination of weed species seen in wheat cultivation areas of Samsun province and investigation of germination and development biology of important species. Adana: Cukurova University, Master thesis.
- Mennan, H. & Işık, D., 2003. Germination ability and densities of weed seeds contamination in wheat seeds. Turkish Journal of Weed Science, Issue 6(1), pp. 8-15.
- Mennan, H. & Uygur, F., 1994. Detection of weeds in wheat cultivation areas of Samsun province. Journal of Agricultural Faculty of Ondokuz Mayıs University, Issue 9 (2), pp. 25-35.
- Metz, C. E., 1978. Basic principles of roc analysis. In Seminars in nuclear medicine, p. 283–298.
- Midtiby, H. S., Åstrand, B., Jørgensen, O., Jørgensen, R. N., 2016. Upper limit for context-based crop classification in robotic weeding applications. Biosystems engineering, Cilt 146, pp. 183-192.
- Minsky, M. & Papert, S., 1969. Perceptrons. M.I.T Press.
- Montufar, G. F., Pascanu, R., Cho, K., Bengio, Y., 2014. On the number of linear regions of deep neural networks. Advances in neural information processing systems, p. 27.
- Moore, R. J. & Frankton, C., 1974. The thistles of Canada. Ottawa, Ont: Canada Dep. Agric. Monograph.
- Mulligan, G. A. & Bailey, L. G., 1975. The biology of Canadian weeds: *Sinapis arvensis* L. Can. J. Plant Sci., Issue 55, pp. 171-183.
- Naresh, Y. G. & Nagendraswamy, H. S., 2016. Classification of medicinal plants: an approach using modified LBP with symbolic representation. Neurocomputing, Cilt 173, pp. 1789-1797.

- Nemes-Kosa, S. & Serhati, T., 1995. Quantitative structure-activity relationship study on the inhibitory effect of some herbicides on the growth of soil micro-organisms. *J Applied Bact, Cilt 79*, p. 483–491.
- Nkemelu, D. K., Omeiza, D., Lubalo, N., 2018. Deep convolutional neural network for plant seedlings classification. *arXiv preprint*.
- Oerke, E., 2006. Crop losses to pests. *Journal of Agricultural Science*, Issue 144 (1), pp. 31-43.
- Oerke, E. & Dehne, H., 2004. Safeguarding production losses in major crops and the role of crop protection. *Crop Prot., Cilt 23*, pp. 275-285..
- Oerke, E., Dehne, H., Schönbeck, F., Weber, A., 1994. Crop production and crop protection: estimated losses in major food and cash crops. Elsevier.
- Olsen, A., Konovalov, D. A., Philippa, B., Ridd, P., Wood, J. C., Johns, J., White, R. D., 2019. DeepWeeds: A multiclass weed species image dataset for deep learning. *Scientific reports*, 9(1), pp. 1-12.
- Olsen, J. & Manners, G., 1989. Toxicology of diterpenoid alkaloids in Rangeland Lakspur (*Delphinium* spp) in toxicants of plants origin. *Alkaloids* (Edited by Cheeke PR) Toxicants of plant origin, pp. 291-326.
- Özaslan, C., 2011. Diyarbakır ili buğday ve pamuk ekim alanlarında sorun olan Yabancı otlar ile üzerindeki fungal etmenlerin tespiti ve bio-etkinlik potansiyellerinin araştırılması. (Doktora Tezi), Selçuk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Konya.
- Özbaysar E. & Borandağ E., Vehicle plate tracking system, in 2018 26th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU). IEEE, 2018, pp. 1–4.
- Özer, Z., Kadioğlu, İ., Önen, H., Tursun, N., 2003. Herboloji (Yabancı ot bilimi). *Ders Notları Serisi*. 10 dü. Tokat: Gaziosmanpaşa Üniversitesi, Ziraat Fakültesi Yayınları, p. 579.
- Özer, Z., Önen, H., Tursun, N., Uygur, F., 1999. Türkiye'nin Bazı Önemli Yabancı otları (Tanımları ve Kimyasal Savaşimleri). *Gaziosmanpaşa Üniversitesi Ziraat Fakültesi Yayınları Kitap Serisi*, 38(16).
- Özgür, A. & Nar, F., 2019. Derin öğrenme yöntemleri kullanarak ekin ile yabancı otların birbirinden ayırt edilmesi. Konya, In *International Conference on Computer Technologies and Applications in Food and Agriculture*. ICCTAFA, pp. 76-89.
- Pala, F., Mennan, H., Çığ, F., Dilmen, H., 2018. Determination of weed seeds mixed with wheat product in Diyarbakır. *Turk J Agric Res*, Issue 5(3), pp. 183-190.
- Pascanu, R., Gulcehre, C., Cho, K., Bengio., Y., 2014. How to construct deep recurrent neural networks, In *Proc. of ICLR*.
- Pereira, L. A., Nakamura, R. Y., De Souza, G. F., Martins, D., Papa, J. P., 2012. Aquatic weed automatic classification using machine learning techniques. *Computers and electronics in agriculture*, Cilt 87, pp. 56-63.
- Pfister, J. A., Provenza, F. D., Manners, G. D., Gardner, D. R., Ralphs, M. H., 1997. Tall larkspur ingestion: can cattle regulate intake below toxic levels?. *Journal of Chemical Ecology*, 23(3), pp. 759-777.
- Pignatti, S., Casa, R., Harfouche, A., Huang, W., Palombo, A., Pascucci, S., 2019. Maize crop and weeds species detection by using uav vnir hyperpectral data, pp. 7235-7238.

- Ralphps, M. H., Olsen, J. D., Pfister, J. A., Manners, G. D., 1988. Plant-animal interactions in larkspur poisoning in cattle. *Journal of animal science*, 66(9), pp. 2334-2342.
- Rani, K. A., Supriya, P., Sarath, T. V., 2017. Computer vision based segregation of carrot and curry leaf plants with weed identification in carrot field, pp. 185-188.
- Ranzato, M. A., Boureau, Y. L., Cun, Y., 2007. Sparse feature learning for deep belief networks. *Advances in neural information processing systems*.
- Rasmussen, J., Nielsen, J., Streibig, J. C., Jensen, J. E., Pedersen, K. S., Olsen, S. I., 2019. Pre-harvest weed mapping of *Cirsium arvense* (L.) Scop in wheat and barley with off-the-shelf UAVs. *Precision Agriculture*, 20(5), pp. 983-999.
- Ribas, G. Carbonell, E., Creus, A., Xamena, N., Marcos, R., 1997. Genotoxicity of humic acid in cultured human lymphocytes and its interaction with the herbicides alachlor and maleic hydrazide. *Environ Mole Mutag, Cilt 29*, p. 272-276.
- Rollins, R. C., 1981. Weeds of the Cruciferae (*Brassicaceae*) in North America. *J. Arnold Arbor.*, Issue 62, p. 517-540.
- Rosenblatt, F., 1958. The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological review*, 65(6), p. 386.
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., Williams, R. J., 1986. Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323(6088), pp. 533-536.
- Russell, R., Gillan, K., Haffner, G., 1997. Polychlorinated biphenyls and chlorinated pesticides in southern Ontario, Canada, green frogs. *Environ Toxicol Chem, Cilt 16*, p. 2 258-2 263.
- Sabzi, S., Abbaspour-Gilandeh, Y., Arribas, J., 2020. An automatic visible-range video weed detection, segmentation and classification. *Heliyon*, Issue 6.
- Sa, I., Chen, Z., Popović, M., Khanna, R., Liebisch, F., Nieto, J., Siegwart, R., .2017. weednet: Dense semantic weed classification using multispectral images and mav for smart farming. *IEEE robotics and automation letters*, 3(1), pp. 588-595.
- Shahzad, M., Farook, M., Hussain, M., 2016. Weed spectrum in different wheat-based cropping systems under conservation and conventional tillage practices in Punjab, Pakistan. *Soil and Tillage Research*, Issue 163, pp. 71-79..
- Shapira, U., Herrmann, I., Karnieli, A., Bonfil, D. J., 2013. Field spectroscopy for weed detection in wheat and chickpea fields. *International journal of remote sensing*, 34(17), pp. 6094-6108.
- Sharma, P., 2019. Crops and weeds classification using Convolutional Neural Networks via optimization of transfer learning parameters. *International Journal of Engineering and Advanced Technology (IJEAT) ISSN*, pp. 2249-8958.
- Shiferaw, B., Smale, M., Braun, H.J., Duveiller, E., Reynolds, M., Muricho, G., 2013. Crops that feed the World 10. Past successes and future challenges to the role played by wheat in global food security. *Food Secur.*, 5(3).
- Sin, B. & Kadioglu, İ., 2021. Trp-574-Leu mutation in wild mustard (*Sinapis arvensis* L.) as a result of als inhibiting herbicide applications.. *PeerJ* 9:e11385.
- Sırma, M., 1995. Tokat yöresinde buğday alanlarında sorun oluşturan Yabancı otlar, önemlilerinden bazılarının topluluk oluşturma durumları ve topraktan kaldırdıkları “N,P,K” miktarı üzerinde bir araştırma. (Doktora Tezi), Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Tarla Bitkileri Anabilim Dalı, Konya.

- Sırma, M. & Kadioğlu, İ., 2010. Erzincan Otlukbeli ilçesi buğday alanlarında saptanan önemli Yabancı ot türleri, rastlanma sıklıkları ve yoğunluklar. GOÜ Ziraat Fakültesi Dergisi, 27(1), pp. 27-34.
- Sizer, V. & Tepe, I., 2016., 2016. Diyarbakır'da buğday alanlarında bulunan kısır yabancı yulaf (*Avena sterilis* L.) biyotiplerinin Clodinafop-Propargyl ve Mesosulfuron-Methyl+İodosulfuron-Methyl-Sodium'a karşı duyarlıklarının belirlenmesi. Turkish Journal of Weed Science, 19(2), pp. 10-19.
- Skinner, K., Smith, L., Rice, P., 2000. Using noxious weed lists to prioritize targets for developing weed management strategies. Weed Science, 48(5), pp. 640-644.
- Slaughter, D. C., Giles, D. K., Downey, D., 2008. Autonomous robotic weed control systems: A review. Computers and electronics in agriculture, 61(1), pp. 63-78.
- Sözeri, S., 1994. Determination of the phenology and morphological characteristics, distribution and density of (*Consolida orientalis* (Gay) Schröd) in wheat cultivation areas in some districts of Ankara.. A.U. Faculty of Agriculture Publication, pp. 1-24.
- Sözeri, S. & Solmaz, A., 1996. Effects of root, leaf and flower extracts of Oriental Lakspur (*Consolida orientalis* (Gay) Schröd) on germination and seedling growth of wheat. The Journal of Turkish Phytopathology, Issue 25, pp. 89-92.
- Spawn, R., Hoagland, K., Siegfried, B., 1997. Effects of alachlor on an algal community from a midwestern agricultural stream. Environ Toxicol Chem, Cilt 16, p. 785–793.
- Sudars, K., Jasko, J., Namatevs, I., Ozola, L., Badaukis, N., 2020. Dataset of annotated food crops and weed images for robotic computer vision control.. Data in brief, Cilt 31.
- Şin, B., Kadioğlu, İ., Kamışlı, B., 2016. Determination of weed seeds in wheat grain in Tokat Province. Turkish Journal of Weed Science,, Issue 19 (2), pp. 28-37.
- Şin, B. & Kadioğlu, İ., 2018. An update on herbicide resistance against weed and related studies in Turkey. 9. Agrosym (Özet Bildiri-Poster; Yayın No:4441962).
- Şin, B., 2021. The determination of tribenuron methyl resistance of wild mustard (*Sinapis arvensis* L.) collected from wheat fields located in Amasya, Çorum, Tokat and Yozgat province. Tokat: Tokat Gaziosmanpaşa University, PhD thesis.
- Tang, J. L., Chen, X. Q., Miao, R. H., Wang, D., 2016. Weed detection using image processing under different illumination for site-specific areas spraying. Computers and Electronics in Agriculture, Cilt 122, pp. 103-111.
- Tang, Y., 2013. Deep learning using linear support vector machines. arXiv preprint.
- Tang, Z., Su, Y., Er, M. J., Qi, F.; Zhang, L., Zhou, J. 2015. A local binary pattern based texture descriptors for classification of tea leaves.. Neurocomputing, Cilt 168, pp. 1011-1023.
- Tepe, I., 2014. Yabancı otlarla mücadele. İzmir: Sidas Medya Ziraat, 292 s.
- TEPGE, 2021. Tarım Ürünleri Piyasaları-Buğday, Ankara: Türkiye Cumhuriyeti Tarım ve Orman Bakanlığı.
- Thomas, A. G. & Wise, R. F., 1984. Weed survey of Manitoba cereal and oilseed crops 1978, 1979 and 1981. Weed Survey Series Publ., Issue 84-1, p. 230.

- Tian, H., Wang, T.; Liu, Y.; Qiao, X.; Li, Y., 2020. Computer vision technology in agricultural automation—A review. *Information Processing in Agriculture*, 7(1), pp. 1-19.
- Tiley, G., 2010. Biological flora of the British Isles: *Cirsium arvense* (L.). *Scop. Journal of Ecology*, Issue 98(4), pp. 938-983.
- TMO, 2009. Grain Sector Report, Ankara: Turkish soil products office.
- Töre, Ö., 2014. Tokat İli buğday ekim alanlarında sorun olan yabancı ot türleri ile bunların yaygınlık ve yoğunluklarının belirlenmesi. (Yüksek Lisans Tezi), Gaziosmanpaşa Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Tokat.
- Torun, H., 2017. Osmaniye İli'nde ekim nöbetinin kısır yabani yulafta (*Avena sterilis* L.) oluşmuş herbisit direncine etkisinin araştırılması ve haritalanması. (Doktora Tezi), Çukurova Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Adana.
- Trong, V. H. & GwangHyun, Y., 2021. Yielding multi-fold training strategy for image classification of imbalanced weeds. *Applied Sciences*, 11(8), p. 3331.
- TÜİK, 2021. TÜİK. <https://data.tuik.gov.tr/Bulten/Index?p=Bitkisel-Uretim-Istatistikleri-2021-37249#:~:text=Bir%20%C3%B6nceki%20y%C4%B1la%20g%C3%B6re%20bu%20%C4%9Fday,yakla%C5%9F%C4%B1k%206%2C8%20milyon%20ton> (Erişim: 23 Mart 2022).
- Turk, M. & Tawaha, A., 2003. Weed control in cereals in Jordan. *Crop Protection*, Cilt 22, pp. 239-246.
- Tursun, N., 2002. Determination of weeds in wheat fields in Kahramanmaraş Turkey. *Turkish Journal of Weed Science*, Issue 5(1), pp. 1-11.
- Tursun, N., Kantarcı, Z., Seyithanoğlu, M., 2006. Kahramanmaraş'ta buğday ürününe karışan yabancı ot tohumlarının belirlenmesi. *Karamanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi, Fen ve Mühendislik Dergisi*, 9(2), pp. 110-115.
- Üstüner, T. & Altun, B., 2003. Niğde yöresinde buğday tarlalarında sorun olan yabancı otlar ve yoğunlukları. *Türkiye Herboloji Dergisi*, 6(29), pp. 32-41.
- Üstüner, T. & Güncan, A., 2002. A Research on weed species which are problem, importance, biology of germination and control possibilities of them in potato fields in Niğde province. Konya: Department of Plant Protection, PhD Thesis.
- Uygur, F., Koch, W., Walter, H., 1986. Definition of important weeds in wheat-cotton planting system of Çukurova Region. *PLITS*, Issue 1986/4 (1), p. 169.
- Viola P. & Jones M., Rapid object detection using a boosted cascade of simple features, in *Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2001. Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on*, vol. 1. IEEE, 2001.
- Waller, G., 1989. Allelochemical action of some natural products. *Acedemia Sinica Monograph Series*, Issue 9, pp. 129-153.
- Walls, D., Smith, P., Mansell, M., 1996. Pesticides in groundwater in Britain. *Int J Environ Health Research*, Cilt 6, pp. 55-62.
- Wang, A., Zhang, W., Wei, X., 2019. A review on weed detection using ground-based machine vision and image processing techniques. *Computers and electronics in agriculture*, Cilt 158, pp. 226-240.

- Wang, N., Zhang, N., Wei, J., Stoll, Q., Peterson, D. E., 2007. A real-time, embedded, weed-detection system for use in wheat fields. *Biosystems Engineering*, 98(3), pp. 276-285.
- Widrow, B. & Hoff, M. E., 1960. *Adaptive switching circuits.*, California: Stanford Univ Ca Stanford Electronics Labs..
- Williams, M., 1984. Poisonous Plants .Part 3, Poisonous alkaloids in plants.. *Weeds-Today*, Issue 15, pp. 1-2.
- Wu, S. G., Bao, F. S., Xu, E. Y., Wang, Y. X., Chang, Y. F., Xiang, Q. L., 2007. A leaf recognition algorithm for plant classification using probabilistic neural network, pp. 11-16.
- Wu, X., Xu, W., Song, Y., Cai, M., 2011. A detection method of weed in wheat field on machine vision. *Procedia Engineering*, Cilt 15, pp. 1998-2003.
- Xiao, L. & Liao, B., 2016. A convergence-accelerated Zhang neural network and its solution application to Lyapunov equation. *Neurocomputing*, Cilt 193, pp. 213-218.
- Xu, Y., Zhai, Y., Zhao, B., Jiao, Y., Kong, S., Zhou, Y., Gao, Z., 2021. Weed recognition for depthwise separable network based on transfer learning. *Intelligent Automation And Soft Computing*, 27(3), pp. 669-682.
- Yang, J., Price, B., Cohen, S., Lee, H., Yang, M. H., 2016. Object contour detection with a fully convolutional encoder-decoder network, pp. 193-202.
- Yuan, H., Zhao, N., Cheng, M., 2020. Review of Weeds Recognition Based on Image Processing. *Trans. Chin. Soc. Agric. Mach*, Cilt 51, pp. 323-334.
- Yu, J., Schumann, A., Cao, Z., Sharpe, S., Boyd, N., 2019. Weed detection in perennial ryegrass with deep learning convolutional neural network. *Frontiers in plant science*, 10, 1422.
- Zhang, S., Huang, W., Wang, Z., 2021. Combining modified Grabcut, K-means clustering and sparse representation classification for weed. *Neurocomputing*, Issue 452, pp. 665-674.
- Zhang, X., Xie, Z., Zhang, N., Cao, C., 2012. Weed recognition from pea seedling images and variable spraying control system. *Nongye Jixie Xuebao*. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 43(11), pp. 220-225.
- Zheng, Y. Y., Kong, J. L., Jin, X. B., Wang, X. Y., Su, T. L., Zuo, M., 2019. CropDeep: The crop vision dataset for deep-learning-based classification and detection in precision agriculture. *Sensors*, 19(5), p. 1058.
- Zhu, W. & Zhu, X., 2009. The application of support vector machine in weed classification, pp. 532-536.

ÖZGEÇMİŞ

