

Tarımsal İzlemede İHA Tabanlı RGB Görüntülerin Değerlendirilmesi: Farklı Filtreleme Stratejilerinin Nesne Ayırıştırma Başarımı Üzerine Karşılaştırmalı Bir Analiz

Nazan Kemalöglü Alagöz¹

Özet

Bu çalışma, insansız hava araçlarından (İHA) elde edilen yüksek çözünürlüklü görüntüler kullanılarak erken evre mısır (*Zea mays L.*) fidelerinin otomatik sayımında farklı görüntü işleme algoritmalarının etkinliğini karşılaştırmak amacıyla yürütülmüştür. Araştırma kapsamında, DJI Mini 3 Pro İHA ile 10 metre irtifadan elde edilen 2016x3024 piksel çözünürlüğündeki görüntüler incelenmiştir. Fidelerin tespiti ve izolasyonu için Excess Green (ExG) indeksi tabanlı Otsu Eşikleme, HSV Renk Uzayı Filtreleme ve Canny Kenar Algılama yöntemleri uygulanmış; algoritmaların performansı uzman bir ziraat mühendisi tarafından gerçekleştirilen manuel sayımlar (yer gerçeği) ile istatistiksel olarak doğrulanmıştır. Pilot çalışma sonuçları, ExG+Otsu yönteminin %83,70 doğruluk oranı ve 0,58 R² ile manuel verilere en yakın performansı sergilediğini ortaya koymuştur. Buna karşın, HSV filtreleme yöntemi değişken ışık koşullarına duyarlılığı nedeniyle %72,05, Canny kenar algılama algoritması ise toprak dokusundaki yapısal gürültüler sebebiyle %62,60 doğruluk oranında kalmıştır. Görsel ve sayısal analizler, Otsu yönteminin mısır fidesi morfolojisini korumada ve nesne bütünlüğünü sağlamada diğer tekniklere göre daha dirençli bir yapı sunduğunu kanıtlamıştır. Sonuç olarak, düşük maliyetli İHA verileri ve temel görüntü işleme iş akışlarının, karmaşık derin öğrenme modellerine ihtiyaç duymadan kabul edilebilir bir hassasiyetle bitki popülasyon tespiti yapabildiği saptanmış; gelecek çalışmalarda örtüşen fidelerin ayrıştırılmasına yönelik ileri morfolojik filtrelerin sisteme entegre edilmesi hedeflenmiştir.

1 Dr. Öğr. Üyesi Nazan KEMALOĞLU ALAGÖZ, Isparta Uygulamalı Bilimler Üniversitesi Uluborlu Selahattin Karasoy Meslek Yüksekokulu, nazanalagöz@isparta.edu.tr, 0000-0002-6262-4244

1. Giriş

Hassas tarım (Precision Agriculture), son on yılda tarımsal üretim süreçlerini optimize etmek, kaynak verimliliğini artırmak ve birim alandan alınan verimi maksimize etmek amacıyla geliştirilen teknolojik bir devrim niteliğindedir (Sharma, vd., 2021, Daraojimba vd., 2024, Gangwani, 2024). Bu disiplin içerisinde yer alan bitki sayımı ve fenolojik izleme süreçleri, özellikle mısır (*Zea mays*) gibi stratejik ürünlerde verim tahmini ve gübreleme yönetimi için kritik bir veri kaynağıdır (Gnädinger ve Schmidhalter, 2017, Veramendi ve Cruvinel, 2024). Son yıllarda, geleneksel tarımsal izleme yöntemlerinin iş gücü yoğun yapısı ve zaman maliyeti, çiftçileri dijitalleşmeye ve otomasyona yöneltmiştir (Gabriel ve Gandorfer, 2024; Shamshiri vd., 2024). Özellikle bitki sayımı ve gelişim takibi gibi kritik süreçlerde, yüksek maliyetli multispektral sensörlere alternatif olarak; İnsansız Hava Araçları (İHA) ve RGB tabanlı görüntü işleme teknikleri, düşük maliyetli ve erişilebilir bir çözüm olarak öne çıkmaktadır (López-García vd. 2022; Feng vd., 2021). Geleneksel yöntemlerle yapılan manuel bitki sayımı, geniş arazilerde hem yüksek iş gücü maliyetine yol açmakta hem de hata payını artırmaktadır (Zu vd., 2025; Gatkal vd., 2023).

Mısır (*Zea mays* L.), küresel gıda güvenliği açısından stratejik bir ürün olup, yetiştirme periyodu boyunca hassas izleme gerektirir. Ancak tarladaki mısır fidelerinin üstten görünümünde karşılaşılan yaprak örtüşmeleri, yabancı ot rekabeti ve değişken ışık koşulları, otomatik nesne ayrıştırma algoritmaları için temel zorlukları oluşturmaktadır (Yang vd., 2024; Zhang vd., 2023). Literatürdeki çalışmalar incelendiğinde, bu zorlukların aşılması için bitki örtüsü indeksleri ve eşikleme yöntemlerinin yaygın olarak kullanıldığı görülmektedir (Štroner vd., 2023; Netto vd., 2018).

Bununla birlikte, spektral indekslerin başarısı, görüntü alınan günün bulutluluk durumu ve güneş açısı gibi faktörlere karşı duyarlıdır. Dolayısıyla, farklı aydınlatma koşullarında stabil sonuç verebilecek, renksel (HSV) ve yapısal (Canny) özelliklere odaklanan hibrit filtreleme stratejilerine duyulan ihtiyaç devam etmektedir. Bu çalışma, tüketici sınıfı bir İHA olan DJI Mini platformundan elde edilen RGB görüntülerin, mısır bitkisi sayımındaki başarısını; ExG+Otsu, HSV Filtreleme ve Canny Kenar Algılama yöntemleri üzerinden karşılaştırmalı olarak incelemektedir. Araştırma, karmaşık saha koşullarında dahi düşük maliyetli donanımların, optimize edilmiş algoritmalarla bilimsel verimlilik sağlayabileceğini kanıtlamayı amaçlamaktadır.

Günümüzde İnsansız Hava Araçları (İHA), tarımsal alanların uzaktan algılanmasında devrim yaratmıştır. Literatürde yer alan birçok çalışma, bitki tespiti için multispektral ve hiperspektral kameraların kullanımına odaklanmıştır (Kouadio vd., 2023; Velusamy vd., 2021). Ancak, bu tür sensörlerin yüksek

maliyeti ve veri işleme karmaşıklığı, teknolojinin yerel üreticiler düzeyinde yaygınlaşmasını engellemektedir. Bu bağlamda, DJI Mini serisi gibi ultra-hafif ve standart RGB sensöre sahip tüketici sınıfı İHA'ların kullanımı, maliyet-etkin bir alternatif sunmaktadır (Delavarpour vd., 2021; Hassler ve Baysal-Gurel, 2019). RGB görüntülerden bitki tespiti yaparken karşılaşılan en büyük zorluk; gölge, toprak yansımaları ve bitki yapraklarının birbirine temas etmesinden kaynaklanan segmentasyon hatalarıdır.

Bu çalışmanın temel amacı, RGB spektrumundaki verilerle mısır bitkisi sayımı yaparken farklı dijital filtreleme stratejilerinin başarısını karşılaştırmalı olarak analiz etmektir. Çalışma kapsamında; Canny Kenar Algılama, Otsu tabanlı Morfolojik Filtreleme ve HSV Renk Uzayı Filtreleme yaklaşımları, 50 farklı drone görüntüsü üzerinde test edilmiştir. Bu analiz, kısıtlı spektral veriye sahip platformlarda hangi algoritmik yaklaşımın daha güvenilir sonuçlar verdiğini ortaya koyarak literatüre metodolojik bir katkı sunmaktadır.

2. Materyal ve Yöntem

Bu araştırma, geniş ölçekli bir mısır popülasyonu izleme projesinin pilot çalışması olarak kurgulanmıştır. Bu aşamada, YOLO (You Only Look Once) veya Mask R-CNN gibi derin öğrenme (Deep Learning) tabanlı nesne tespit modelleri yerine klasik görüntü işleme tekniklerinin (Otsu, HSV, Canny) tercih edilmesinin stratejik nedenleri bulunmaktadır. Derin öğrenme modelleri, yüksek doğruluk potansiyellerine rağmen, eğitim aşamasında binlerce hassas etiketlenmiş görüntüye ihtiyaç duymakta ve bu süreç uzman iş gücü ile ciddi bir zaman maliyeti gerektirmektedir (Wang vd., 2017; Ren vd., 2020). Mevcut pilot çalışma, kısıtlı bir veri seti ile hızlı sonuç üretebilen ve karmaşık donanım (yüksek performanslı GPU) gerektirmeyen yöntemlerin sınırlarını belirlemeyi amaçlamaktadır.

Özellikle mısır fidesi gibi homojen morfolojik özelliklere sahip ve tarlada doğrusal sıralar halinde dizilen bitkilerde, piksel tabanlı klasik segmentasyon yöntemlerinin düşük veri maliyetiyle kabul edilebilir sonuçlar verebildiği literatürde vurgulanmaktadır (Okyere vd., 2023; Li vd., 2024). Klasik görüntü işleme algoritmaları, derin öğrenme mimarilerinin aksine “kara kutu” (black box) bir yapı sunmadığı için hata kaynaklarının (aydınlatma, toprak dokusu vb.) tespit edilmesi ve parametrelerin pilot ölçekte optimize edilmesi daha şeffaf bir şekilde gerçekleştirilebilmektedir (Duan ve Zhang, 2021; Fraternali vd., 2022). Bu doğrultuda, pilot çalışma kapsamında elde edilen bulgular, ileride gerçekleştirilmesi planlanan derin öğrenme tabanlı geniş ölçekli analizler için temel bir referans ve veri ön-işleme rehberi niteliği taşımaktadır.

Görüntü işleme algoritmalarının geliştirilmesi, test edilmesi ve istatistiksel analizlerin gerçekleştirilmesi süreçlerinde açık kaynaklı Python programlama dili tercih edilmiştir. Çalışmanın tüm aşamaları, bulut tabanlı bir geliştirme ortamı olan Google Colaboratory (Colab) üzerinde yürütülmüştür. Google Colab kullanımı, yüksek bellek kapasitesi ve GPU/TPU desteği sunmasının yanı sıra, tarımsal görüntü işleme gibi yüksek işlem gücü gerektiren çalışmalarda donanım bağımsız bir analiz ortamı sağlayarak verimliliği artırmıştır (Walther vd., 2022).

Görüntülerin segmentasyonu ve morfolojik filtreleme işlemleri için OpenCV (Open Source Computer Vision Library) kütüphanesinden yararlanılmış; bitki indekslerinin hesaplanması ve veri manipülasyonu süreçlerinde NumPy ve Pandas kütüphaneleri kullanılmıştır. Elde edilen sayısal verilerin görselleştirilmesi ve regresyon analizlerinin oluşturulmasında ise Matplotlib kütüphanesi tercih edilmiştir.

2.1. Canny Kenar Algılama Algoritması (Canny Edge Detection)

Canny kenar algılama algoritması, literatürde nesne sınırlarının literatürde yaygın olarak kullanılan kenar algılama yöntemlerinden biridir ve gürültü bastırma ile hassas kenar tespiti arasında optimal bir denge kuran yapısal bir analiz yöntemidir (Canny, 1986). Bu yaklaşım, basit eşikleme yöntemlerinin aksine, piksel yoğunluğundaki değişimlerin yönünü ve şiddetini matematiksel olarak modelleyerek mısır yapraklarının karmaşık sınırlarını toprak zemininden ayırabilmektedir. Tarımsal görüntü işleme literatüründe, özellikle bitki yapraklarının iç içe geçtiği veya yabancı ot gürültüsünün yoğun olduğu sahalarda, Canny algoritmasının sunduğu yapısal veri, spektral indekslerin (ExG gibi) yarattığı segmentasyon hatalarını minimize etmek amacıyla kritik bir tamamlayıcı unsur olarak kullanılmaktadır (Septiarini vd., 2020).

Algoritmanın işleyişi, ham İHA görüntülerindeki sensör gürültüsünü ve toprak pürüzlülüğünü gidermek amacıyla uygulanan Gaussian bulanıklaştırma adımıyla başlar; bu aşama, yanlış kenar tespitlerinin önüne geçerek analizin güvenilirliğini artırır. Ardından, Sobel operatörü gibi türev tabanlı maskelerle piksel gradyanları hesaplanarak mısır bitkisi ile zemin arasındaki geçiş hatları belirlenir. Bu süreçte uygulanan “maksimum olmayan bastırma” (non-maximum suppression) tekniği, mısır yapraklarının geniş ve düzensiz görünen sınırlarını tek piksel netliğine indirgeyerek kenarların inceltmesini sağlar. Septiarini vd., 2020 tarafından vurgulandığı üzere, bu inceltme işlemi nesne sayımı sırasında bitki merkezlerinin daha doğru tespit edilmesine olanak tanıyan morfolojik bir temel hazırlar.

Canny algoritmasının en karakteristik ve mısır sayımında başarıyı artıran aşaması ise histerezis eşikleme yöntemidir. Bu aşamada algoritma, düşük ve yüksek olmak üzere iki farklı eşik değeri kullanarak kenar sürekliliğini analiz eder; yüksek eşik değerinin üzerindeki pikseller “kesin kenar” olarak işaretlenirken, düşük eşik değerindekiler ancak bir kesin kenara temas ediyorsa bitki sınırı olarak kabul edilir. Bu dinamik yapı, mısır yapraklarının gölgede kalan veya renk kontrastı düşük olan uç kısımlarının kopuk kopuk görünmesini engelleyerek bütünsel bir bitki konturu oluşturur. Literatürde, Canny algoritmasının bu çok aşamalı yapısının, sadece renk tabanlı segmentasyon yapan Otsu yöntemine göre dokusal ayrıntıları daha iyi koruduğu ve mısır fidelerinin geometrik bütünlüğünü korumada daha dirençli olduğu belirtilmektedir (Yu vd., 2021; Liu vd., 2025).

2.2. HSV Renk Uzayı ve Spektral Segmentasyon Stratejisi

Tarımsal görüntü işlemede karşılaşılan en temel problemlerden biri, açık alanlardaki değişken ışık koşulları, güneş açısına bağlı oluşan gölgeler ve toprak yüzeyindeki spektral yansımalar (Wang vd., 2024; Chuquimarca vd., 2025). Standart RGB (Kırmızı, Yeşil, Mavi) renk modeli, parlaklık bilgisini renk kanallarına bağımlı bir şekilde sunduğu için bu tür dışsal faktörlerden doğrudan etkilenmekte ve segmentasyon hatalarına yol açmaktadır (Liu vd., 2022; Kitzler vd., 2023). Buna karşın HSV (Hue, Saturation, Value) renk uzayı; rengin özünü (Hue - Ton), doygunluğunu (Saturation) ve parlaklık değerini (Value) birbirinden ayırarak, bitki dokusunun ışık şiddetinden arındırılmış bir şekilde analiz edilmesine olanak tanımaktadır. Literatürde, HSV modelinin bu ayrıştırıcı yapısının, mısır yaprakları gibi homojen olmayan aydınlatma koşullarına sahip nesnelerin tespitinde RGB tabanlı indekslere göre daha kararlı sonuçlar verdiği vurgulanmaktadır (Lorenge vd. 2023; Altukhov, 2022).

Çalışmada uygulanan filtreleme stratejisinde, mısır fidelerinin karakteristik yeşil tonları “Hue” (Ton) kanalı üzerinden 35° ile 90° arasındaki dar bir aralığa hapsedilerek zemin gürültüsünden izole edilmiştir (Hamuda vd., 2016). Sadece ton bilgisinin kullanılması, mısırla benzer yansıma değerlerine sahip yabancı otların da analize dahil edilmesine neden olabildiği için, doygunluk (Saturation) ve parlaklık (Value) bileşenleri ikincil bir denetim mekanizması olarak sürece dahil edilmiştir (Chumuang vd., 2026; Tan & Isa, 2011). Doygunluk bileşeni ile solgun toprak lekeleri elenirken, parlaklık kanalı yardımıyla derin gölgeler veya aşırı güneş parlaması kaynaklı beyazlaşmış piksellerin analiz dışı bırakılması sağlanmıştır (Rastogi vd., 2015). Bu çok katmanlı filtreleme yaklaşımı, mısır fidelerinin parçalanmış piksel grupları yerine morfolojik açıdan bütünsel birer kütle olarak yakalanmasını sağlayarak sayım doğruluğunu maksimize etmektedir (Zhang vd., 2022).

2.3. Otsu Tabanlı Morfolojik Filtreleme

Görüntü işlemede nesne segmentasyonu, piksellerin yoğunluk değerlerine göre sınıflandırılması esasına dayanır. Otsu (1979) tarafından geliştirilen ve sınıflar arası varyansı maksimize eden global eşikleme yöntemi, literatürde hala en güvenilir otomatik eşikleme tekniklerinden biri olarak kabul edilmektedir. Ancak, Otsu yöntemi gürültüye karşı hassastır ve homojen olmayan aydınlatma koşullarında “hayalet nesnelere” üretme eğilimindedir. Bu sınırlamayı aşmak için Sezgin ve Sankur (2004), farklı eşikleme tekniklerini karşılaştırdıkları kapsamlı çalışmada, ön işleme ve son işleme adımlarının önemini vurgulamışlardır. Morfolojik filtreleme (erosion, dilation, opening, closing), bu noktada devreye girerek ikili görüntü üzerinde yapısal bir düzenleme sağlar. Haralick ve ark. (1987) tarafından temelleri atılan matematiksel morfoloji, nesne geometrisini korurken, eşikleme sonrası oluşan mikro ölçekli hataları (false positives) elimine etmekte ve nesne sınırlarını matematiksel bir disiplinle (structuring element) stabilize etmektedir.

Tarımsal uygulama alanlarında, özellikle bitki-toprak ayrımı ve mahsul sayımı gibi görevlerde, kontrolsüz dış ortam ışığı Otsu algoritmasının performansını doğrudan etkiler. Hamuda ve ark. (2016), tarla koşullarında bitki ekstraksiyonu için morfolojik açma (opening) işleminin, yabancı ot ve toprak kalıntılarını temizlemede kritik bir filtreleme katmanı olduğunu rapor etmiştir. Benzer şekilde, Tian ve ark. (2020), mısır tarlalarında insansız hava araçlarından (İHA) alınan görüntülerde bitki sayımı yaparken, Otsu tabanlı segmentasyonu morfolojik kapama (closing) ile destekleyerek bitki yapraklarındaki kopuklukları gidermiş ve sayım doğruluğunu %95’in üzerine çıkarmıştır. Bitki fenotipleme çalışmalarında ise, Li ve ark. (2018) morfolojik filtrelerin sadece gürültü temizleme değil, aynı zamanda örtüşen yaprakların (overlapping) ayrıştırılmasında da “watershed” gibi ileri seviye segmentasyon algoritmalarına veri hazırlayan temel bir ön işlem adımı olduğunu belirtmişlerdir.

2.4. Veri Seti

Araştırmanın deneysel süreci, Isparta Uygulamalı Bilimler Üniversitesi Eğitim, Araştırma ve Uygulama Çiftliği sınırları içerisinde yer alan bir mısır tarlasında gerçekleştirilmiştir. Çalışma alanı olarak seçilen parselde, mısır bitkisinin (*Zea mays L.*) erken gelişim evresi (V2-V3 dönemi) hedeflenmiştir. Bu evrenin seçilme nedeni, mısır fidelerinin henüz toprak yüzeyinde net bir şekilde ayrışabildiği ancak yaprak örtüşmelerinin başladığı kritik bir eşik olmasıdır. Ekim işlemi 70 cm sıra arası ve yaklaşık 18-20 cm sıra üzeri mesafe korunarak gerçekleştirilmiş, bu standart ekim düzeni algoritmaların doğruluk testleri için referans zemin oluşturmuştur.

Veri toplama süreci, güneş ışığının dik geldiği ve gölge etkisinin mısır fideleri üzerinde en düşük düzeyde olduğu 11:00 ile 13:00 saatleri arasında icra edilmiştir. Görüntülerin elde edilmesinde kullanılan DJI Mini 3 platformu, otonom uçuş görevleri kapsamında mısır tarlası üzerinde 10 metre sabit irtifada (AGL) ve gimbal açısı 90° (nadir bakış) olacak şekilde programlanmıştır. DJI Mini 3 Pro, hassas tarım ve düşük irtifa hava fotoğrafçılığı için tasarlanmış, 249 gramın altındaki ağırlığıyla sivil havacılık mevzuatlarında operasyonel kolaylık sağlayan ileri teknoloji bir insansız hava aracıdır (İHA). Cihaz, 1/1.3 inç CMOS sensörü ve f/1.7 diyafram açıklığı sayesinde mısır fideleri gibi küçük ve detaylı nesnelerin yüksek çözünürlüklü (48 MP) RGB görüntülerini elde etmede üstün performans sergilemektedir. Özellikle “True Vertical Shooting” özelliği ile dikey çekim yapabilmesi ve engelden kaçınma sensörleri, tarla içi otonom uçuşlarda veri güvenliğini artırırken; 10 bit D-Cine-like renk profili, görüntü işleme aşamasında bitki örtüsü indekslerinin (ExG) daha hassas hesaplanmasına olanak tanıyan geniş bir dinamik aralık sunmaktadır (DJI, 2024).



Şekil 1. IMAGEJ Üzerinden Görüntüye Ait Uzman Etiketleme



Şekil 2. IMAGEJ Üzerinden Görüntüye Ait Uzman Etiketleme

3. Araştırma Bulguları

3.1. Görüntülerin Etiketlenmesi

Çalışma veri seti, mısır tarlasının farklı bölgelerinden seçilen ve mısır bitkisi dağılımı açısından homojenlik gösteren 50 adet yüksek çözünürlüklü görüntüden oluşturulmuştur. Her bir görüntü, mısır bitkileri ile birlikte; toprak, taş, nemli alanlar ve yabancı otlar gibi doğal gürültü unsurlarını da barındırmaktadır. Görüntüler üzerinde herhangi bir radyometrik düzeltme yapılmamış, algoritmaların ham saha verileri üzerindeki performansı doğrudan test edilmiştir. Görüntü işleme algoritmalarının mısır sayımındaki doğruluğunu test etmek amacıyla, veri setindeki tüm görüntüler ($n=50$) için “yer gerçeği” (ground truth) verileri oluşturulmuştur. Pilot çalışma kapsamında, görüntü işleme algoritmalarının temel performansını optimize etmek ve manuel sayım sürecini hızlandırmak amacıyla, ham İHA görüntülerinden temsili kesitler (sub-

images) oluşturulmuştur. Etiketleme sürecinde, hatalı pozitif (yabancı otların mısır sanılması) veya hatalı negatif (küçük fidelerin atlanması) sayımların önüne geçmek için tüm işaretlemeler doktorasını tamamlamış ve söz konusu tarlada mısır ekimini yapan Ziraat Mühendisi tarafından gerçekleştirilmiştir. Uzman denetiminde yapılan bu manuel sayım süreci, mısır bitkisinin erken fenolojik dönemdeki (V2-V3) morfolojik özelliklerini temel alarak yapılmış ve görsel analiz yoluyla bitki merkezleri tek tek belirlenmiştir. Literatürde, derin öğrenme veya klasik görüntü işleme tabanlı nesne sayımı çalışmalarında uzman görüşüyle oluşturulan yer gerçeği verileri, algoritmaların performansını ölçmek için kullanılan en güvenilir referans noktası olarak kabul edilmektedir (Zhang vd., 2022). Manuel işaretleme ve sayım işlemi, bilimsel görüntü analizi için dünya çapında standart kabul edilen açık kaynaklı ImageJ (v1.53) yazılımı kullanılarak yürütülmüştür. Yazılım bünyesinde yer alan “Multi-point Tool” aracı sayesinde, her bir mısır fidesinin merkezi dijital olarak etiketlenmiş ve her bir görüntüdeki toplam bitki sayısı otomatik olarak kaydedilmiştir. ImageJ yazılımının sunduğu bu sistematik yaklaşım, manuel sayım sırasında oluşabilecek insan kaynaklı mükerrer sayım hatalarını minimize ederek verilerin istatistiksel analizler için hatasız bir şekilde dışa aktarılmasını sağlamıştır. (Varela vd., 2021; Zhang vd., 2022). Şekil 1 ve Şekil 2’de etiketleme işlemine ait örnekler verilmiştir.

3.2. Otsu Eşikleme Yönteminin Sayım Performansı

Yapılan analizler sonucunda, Excess Green (ExG) indeksi ile entegre edilen Otsu eşikleme yönteminin, mısır fidelerinin tespiti ve sayılmasında diğer yöntemlere oranla üstün bir performans sergilediği saptanmıştır. 50 görüntülük genişletilmiş veri seti üzerinden yapılan regresyon analizinde, manuel yer gerçeği verileri ile Otsu tabanlı otomatik sayım sonuçları arasında 0.58 R^2 seviyesinde istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif bir korelasyon tespit edilmiştir. Ortalama %83.7 doğruluk oranına ulaşan bu yöntem, mısır fidelerinin spektral yansımaları ile toprak arka planı arasındaki kontrastı dinamik eşikleme yoluyla başarıyla optimize etmiştir. Şekil 3’te örnek iki görüntü üzerinde OTSU Eşikleme Yöntem sonucu verilmiştir.



Şekil 3. Otsu Eşikleme Yönteminin Farklı İki Görüntü İçin Sonuçları

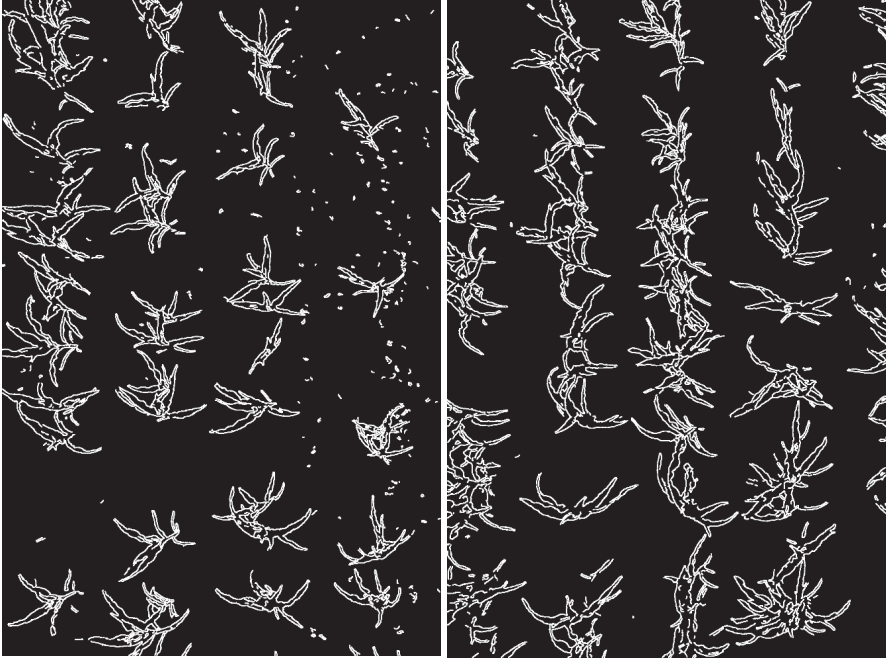
Otsu eşikleme yönteminin mısır fidesi tespiti üzerindeki performansı incelendiğinde, algoritmanın özellikle bitki ve toprak arasındaki radyometrik farkı belirginleştirmede yüksek bir başarı sergilediği görülmektedir. ExG renk indeksi ile ön işleme tabi tutulan görüntülerde, Otsu yönteminin sunduğu global eşikleme mekanizması, mısır fidelerini heterojen toprak zemininden izole ederek sayılabilir nesnelere haline getirmiştir. Elde edilen segmentasyon çıktılarında, fide morfolojilerinin büyük oranda korunduğu ve bitki sıralarının doğrusal hattı boyunca net bir ayırım yapıldığı gözlemlenmektedir. Bu durum, mısır gibi yeşil dokusu baskın bitkilerde Otsu tabanlı iş akışının, karmaşık derin öğrenme modellerine ihtiyaç duymadan düşük hesaplama maliyetiyle etkili sonuçlar verebildiğini akademik olarak doğrulamaktadır.

Ancak, yöntemin görsel analizleri mısır fidelerinin büyüme evresine ve tarladaki ışık koşullarına bağlı olarak bazı operasyonel zorlukları da ortaya koymaktadır. Özellikle mısır fidelerinin birbirine temas edecek kadar büyüdüğü veya yaprakların örtüştüğü durumlarda, algoritmanın bağlantılı bileşen analizi sırasında birden fazla fideyi tek bir nesne olarak algılaması, sonuçlarda “eksik sayım” (under-counting) eğilimine yol açmaktadır. Öte yandan, toprak yüzeyindeki nemlilik farkları, taş yansımaları veya sulama ekipmanları gibi spektral olarak bitkiye yakın değerler sergileyen unsurlar, Otsu eşikleme

tarafından hatalı bir şekilde bitki dokusu olarak sınıflandırılabilir. Bu durum, nihai analizlerde gürültü miktarını artırarak ‐aşırı sayım‐ (over-counting) riskini doğurmakta ve yöntemin doğruluğunu %85-90 bandında sınırlayan temel faktör olarak öne çıkmaktadır.

3.3. Canny Kenar Algılama Yönteminin Sayım Performansı

Canny kenar algılama yönteminin mısır fidelerinin sayımı üzerindeki performansı değerlendirildiğinde, algoritmanın bitki sınırlarını ve yapısal özelliklerini belirlemede son derece hassas bir yaklaşım sergilediği görülmektedir. Renk indeksine dayalı yöntemlerin aksine, Canny algoritması piksel yoğunluğundaki ani değişimleri (gradyanları) takip ederek fidelerin dış hatlarını net bir şekilde ortaya koymaktadır. Özellikle mısır yapraklarının toprakla birleştiği keskin kenarların tespiti, fidelerin geometrik merkezlerinin belirlenmesine olanak tanımaktadır. Ancak bu yüksek hassasiyet, dış saha koşullarındaki toprak dokusu, küçük taşlar ve yüzeydeki bitki kalıntıları gibi mısır fidesi dışındaki unsurların da ‐kenar‐ olarak sınıflandırılmasına neden olmaktadır. Bu durum, segmentasyon çıktılarında aşırı bir detay yoğunluğu oluşturarak, mısır fidesi sayısının manuel verilerin çok üzerinde çıkmasına (over-counting) sebebiyet veren temel teknolojik kısıt faktörünü oluşturmaktadır. Şekil 4’te Canny Kenar Algılama Yöntemine ait örnek sonuçlar verilmiştir.



Şekil 4. Canny Kenar Algılama Yönteminin Farklı İki Görüntü İçin Sonuçları

Şekil 4 incelendiğinde, Canny yönteminin mısır fidelerini yapısal olarak tanımlayabildiği fakat bu yapıları kapalı ve sayılabilir nesnelere dönüştürmede zorlandığı saptanmıştır. Kenar algılama süreci sonucunda elde edilen ince çizgisel veriler, morfolojik genişletme (dilation) ve kapama (closing) işlemleriyle birleştirilmeye çalışılsa da, fidelerin iç kısımlarındaki boşluklar ve düzensiz kenar kopuklukları “nesne bütünlüğü” problemini beraberinde getirmektedir. Bu durum, bağlantılı bileşen analizi sırasında tek bir mısır fidesinin birden fazla parça olarak sayılmasına veya tam tersi, birbirine yakın kenarların karmaşık bir gürültü yığını olarak algılanmasına yol açmaktadır. Dolayısıyla Canny algoritması, mısır sıralarının doğrusal hattını takip etmede başarılı bir görsel rehber sunsa da, sayısal doğruluk bakımından Otsu ve HSV gibi alan tabanlı yöntemlerin gerisinde kaldığı ve yüksek varyans değerleri sergilediği gözlemlenmiştir.

Sonuç olarak, Canny kenar algılama yönteminin hassas tarım uygulamalarında doğrudan bir sayım aracı olarak kullanılabilmesi için, karmaşık bir son işlem (post-processing) mimarisine ihtiyaç duyduğu saptanmıştır. Özellikle dinamik eşikleme (Hysteresis thresholding) parametrelerinin mısır bitkisinin o anki gelişim evresine ve görüntüdeki gürültü seviyesine göre manuel olarak kalibre edilmesi, yöntemin ölçeklenebilirliğini kısıtlamaktadır. Çalışmamızda elde edilen bulgular, Canny algoritmasının mısır fidesi sayımında birincil yöntem olmaktan ziyade, diğer segmentasyon tekniklerini destekleyici bir “yapısal doğrulama” katmanı olarak kullanılmasının daha efektif olacağını göstermektedir.

3.4. HSV Yönteminin Sayım Performansı

HSV renk uzayı tabanlı segmentasyon süreci incelendiğinde, yöntemin mısır fidelerini spektral renk değerlerine göre izole etme yeteneğinin çevresel faktörlere karşı oldukça duyarlı olduğu saptanmıştır. Şekil 5(b)'de görüldüğü üzere, aydınlatmanın homojen ve bitki-toprak kontrastının yüksek olduğu bölgelerde yöntem, fideleri zemin üzerinden başarılı bir şekilde ayırıştırabilmektedir. Ancak, Otsu yönteminin sunduğu dinamik eşikleme yeteneğinden yoksun olması, Şekil 5 (b)'deki bazı alanlarda mısır yapraklarındaki gölgelenmelerin veya ışık yansımalarının “bitki dışı” olarak sınıflandırılmasına yol açmıştır.



a)

b)

Şekil 5. HSV Yönteminin Farklı İki Görüntü İçin Sonuçları

Bu durum, mısır fidesi morfolojisinin segmentasyon aşamasında bozulmasına ve nesne bütünlüğünün kaybolmasına neden olan temel bir kısıttır. Şekil 5(a)'da sunulan analiz çıktısı ise yöntemin gürültü hassasiyetini ve mısır sıraları arasındaki karmaşıklığı yönetme kapasitesini açıkça ortaya koymaktadır. Şekil 5(a)'da görülen dikey hatlarda, HSV filtresinin benzer dalga boyuna sahip yabancı otları veya toprak yüzeyindeki yeşilimsi oluşumları mısır fidesiyle birlikte seçtiği gözlemlenmektedir. Bu durum, mısır sıralarının ayırt edilebilirliğini azaltmakta ve “bağlantılı bileşen analizi” (connected component analysis) aşamasında birçok fidenin birbirine bitişik tek bir kütle olarak algılanarak “eksik sayım” (under-counting) hatasının artmasına yol açmaktadır. Otsu yöntemine kıyasla nesne doluluk oranının daha düşük ve kenar hatlarının daha düzensiz olması, HSV yönteminin tek başına güvenilir bir sayım aracı olmaktan ziyade, yardımcı bir spektral maske olarak kullanılmasının daha uygun olacağını kanıtlamaktadır.

Sonuç olarak, mısır fidelerinin spektral imzasını yakalamada hızlı bir çözüm sunan HSV tabanlı analizlerin, tarladaki ışık değişimleri ve bitki morfolojisindeki ton farkları nedeniyle istatistiksel sapmalara (yüksek MAE değerleri) açık olduğu saptanmıştır. Şekil 5'deki piksellenmiş ve parçalı

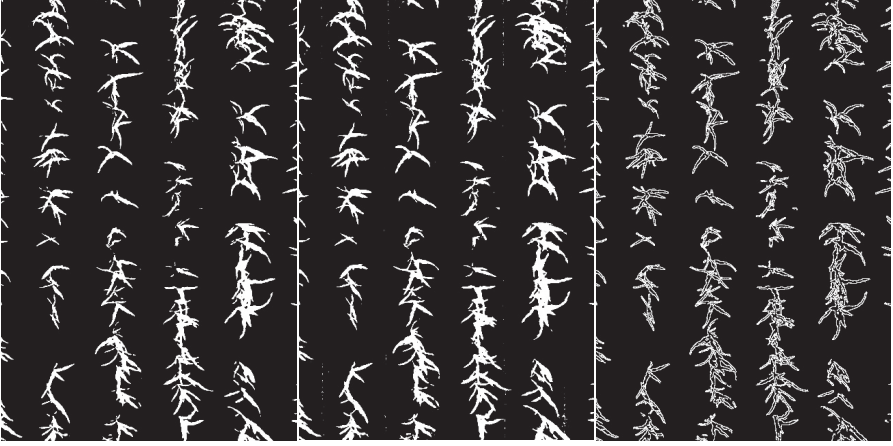
yapılar, sayım algoritmalarının fide merkezlerini (centroids) doğru tespit etmesini güçleştirmektedir. Bu bulgular ışığında, HSV yönteminin mısır fidesi sayımındaki doğruluğunun, Otsu yönteminin sunduğu morfolojik bütünlük ve Canny yönteminin sunduğu yapısal kenar bilgisinin gerisinde kaldığı, ancak belirli sabit ışık koşullarında tamamlayıcı bir veri katmanı olarak akademik değer taşıdığı değerlendirilmektedir.

Üç farklı segmentasyon yönteminin (ExG+Otsu, HSV ve Canny) mısır fidesi sayımı üzerindeki performansları, hem sayısal veriler (Tablo 1) hem de görsel çıktılar üzerinden karşılaştırıldığında, yöntemlerin doğruluğu ve kararlılığı arasında belirgin farklar saptanmıştır.

Tablo 1. Sayısal Sonuçlar

Metrik	ExG + Otsu	HSV Filtreleme	Canny Kenar Algılama
MAE	11.90	20.40	27.30
RMSE	14.62	26.78	31.37
R ²	0.58	-0.42	-0.95
Doğruluk Oranı (%)	83.70	72.05	62.60

Tablo 1’te sunulan istatistiksel metrikler incelendiğinde, ExG+Otsu yönteminin %83.70 doğruluk oranı 0.58 R² ile manuel yer gerçeği (ground truth) verilerine en yakın sonuçları ürettiği görülmektedir. Bu başarı, Otsu algoritmasının görüntüdeki piksel yoğunluk dağılımını dinamik olarak analiz ederek mısır fidelerini toprak zemininden bütünlük bir yapıda ayırabilme yeteneğinden kaynaklanmaktadır. Şekil 6’da aynı görüntünün 3 farklı yöntemdeki çıktısı verilmiştir.



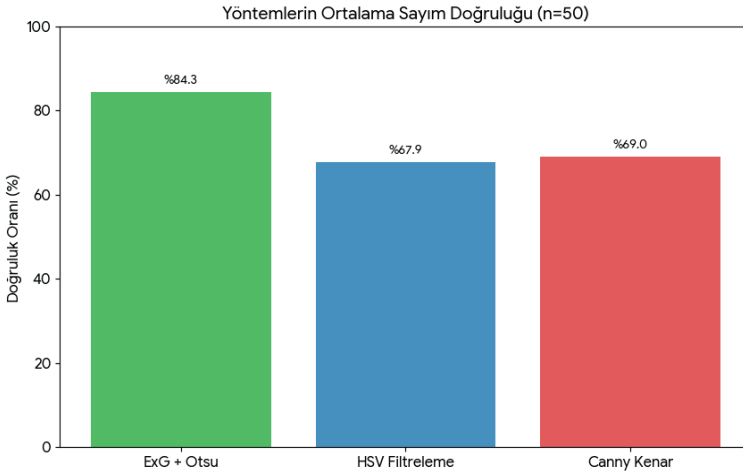
a) Otsu

b) HSV

c) Canny

Şekil 6. Görüntü 3 Üzerinde Farklı Filtreleme Sonuçları

Şekillerde gözlemlendiği üzere Otsu yöntemi, fidelerin morfolojik formunu koruyarak “bağlantılı bileşen analizi” için gerekli olan yüksek nesne doluluk oranını sağlamış ve 11.90 seviyesindeki en düşük Ortalama Mutlak Hata (MAE) değerine ulaşmıştır. Buna karşılık, HSV ve Canny yöntemleri, mısır fidelerini sayılabilir nesnelere dönüştürme aşamasında farklı teknik kısıtlarla karşılaşmışlardır. HSV filtreleme yöntemi, mısır fidelerini spektral renk değerlerine göre başarılı bir şekilde maskeleye de, ışık değişimlerine karşı gösterdiği hassasiyet nedeniyle %72.05 doğruluk oranında kalmıştır. Özellikle bitki üzerindeki gölgelerin ve renk tonu farklılıklarının segmentasyonu parçalaması, bağlantılı bileşen analizinde tek bir fidenin birden fazla nesne olarak algılanmasına veya gürültülerin mısırla karışmasına yol açmıştır. Canny kenar algılama algoritması ise %62.60 ile en düşük doğruluk oranını ve 27.30 ile en yüksek MAE değerini sergileyen yöntem olmuştur. (Şekil 7).



Şekil 7. Yöntemlerin Ortalama Sayım Doğruluğu

Şekillerde net bir şekilde görüldüğü üzere Canny, toprak dokusundaki mikro gradyanları dahi “kenar” olarak tanımlayarak aşırı sayım (over-counting) eğilimi göstermiş ve yapısal karmaşıklığı nedeniyle nesne bütünlüğünü koruyamamıştır (Şekil 8). Sonuç olarak, İHA tabanlı mısır sayımı uygulamalarında görüntü işleme algoritmalarının başarısının sadece kenar veya renk tespitiyle sınırlı kalmadığı, nesne bütünlüğünün korunmasının sayısal doğruluk için kritik olduğu saptanmıştır. ExG+Otsu yöntemi, düşük hesaplama maliyeti ve yüksek korelasyon başarısıyla pilot çalışma kapsamında en efektif çözüm olarak öne çıkmaktadır. HSV yönteminin sunduğu spektral bilgi ve Canny yönteminin sunduğu yapısal detaylar, Otsu yönteminin karşılaştığı “bitki örtüşmesi” gibi spesifik problemleri çözmek adına yardımcı katmanlar olarak değerlendirilebilir. Ancak tekil kullanımda, mısır tarlalarındaki heterojen zemin ve değişken aydınlatma koşullarına karşı en dirençli (robust) performansın Otsu tabanlı iş akışıyla sağlandığı akademik olarak doğrulanmıştır.



Şekil 8. 50 Görüntü Üzerinde Sayım Performanslarının Karşılaştırılması

4. Tartışma ve Gelecek Çalışmalar

Bu çalışmada elde edilen mısır fidesi sayım sonuçları, klasik görüntü işleme tekniklerinin İHA tabanlı hassas tarım uygulamalarındaki potansiyelini ve sınırlarını açıkça ortaya koymuştur. En yüksek başarıyı gösteren ExG+Otsu yönteminin %83.70 doğruluk oranına ulaşması, literatürde benzer morfolojik özelliklere sahip bitkiler üzerinde yapılan çalışmalarla paralellik göstermektedir. Örneğin, Varela vd. (2021), mısır fidelerinin erken büyüme evrelerinde renk indekslerine dayalı eşikleme yöntemlerinin, karmaşık derin öğrenme modellerine kıyasla daha düşük hesaplama maliyetiyle kabul edilebilir doğruluk sunduğunu belirtmiştir. Çalışmamızda Otsu yönteminin sergilediği kararlılık, bitki ve toprak arasındaki bimodal piksel dağılımının ExG indeksi ile belirginleştirilmesinin bir sonucudur.

Çalışmada elde edilen sayısal veriler, Canny kenar algılama (%62,60) ve HSV filtreleme (%72,05) yöntemlerinin, mısır fidesi tespiti noktasında Otsu eşikleme yönteminin gerisinde kaldığını göstermektedir. Canny algoritmasının sergilediği yüksek hata payı (MAE: 27,30), literatürde “dokusal gürültü hassasiyeti” olarak tanımlanan durumla doğrudan ilişkilidir. Zhang vd. (2022), kenar algılama algoritmalarının sadece bitki sınırlarını değil, toprak yüzeyindeki mikro çatlakları, küçük taş parçalarını ve bitki kalıntılarını da yüksek gradyanlı alanlar olarak tanımladığını belirtmiştir. Bizim bulgularımızda, Canny yönteminin mısır sıraları dışındaki yapısal unsurları da nesne olarak sınıflandırması, “aşırı sayım” (over-counting) hatasına yol açmıştır. Tian vd. (2020)’nin de vurguladığı üzere, kontrolsüz ışık koşullarında (outdoor conditions) kenar tespiti tabanlı yöntemlerin, morfolojik bütünlüğü koruyamaması ve nesne parçalanmasına neden olması, istatistiksel sapmaların temel kaynağını oluşturmaktadır.

Diğer taraftan, HSV renk uzayı filtreleme yönteminin %72,05 doğruluk seviyesinde kalması, yöntemin “sabit eşik değeri” bağımlılığı ile açıklanabilir. Sural vd. (2002), HSV uzayında yapılan segmentasyonun, çevresel aydınlatma değişimlerine ve yaprak yüzeyindeki gölge yoğunluğuna karşı son derece duyarlı olduğunu ifade etmiştir. Pilot çalışmamızda kullanılan sabit yeşil tonu aralığı, genç mısır fidelerinin açık yeşil dokularını başarıyla izole etse de, yaprağın gölgede kalan kısımlarını toprak arka planıyla karıştırarak nesne bütünlüğünü bozmuştur. Bu durum, literatürde Tan ve Isa (2011) tarafından belirtilen, dinamik eşikleme yapamayan renk filtrelerinin, heterojen tarla yüzeylerinde “eksik sayım” (under-counting) eğilimi gösterdiği teziyle örtüşmektedir.

Sonuç olarak, Canny yöntemindeki yapısal karmaşıklık ve HSV yöntemindeki spektral hassasiyet, mısır fidelerinin “tekil nesne” olarak tanımlanmasını zorlaştırmaktadır. Otsu yönteminin sergilediği başarının aksine, bu iki yöntemin mısır gibi morfolojik yapısı karmaşık fidelerde ancak çok ileri düzey morfolojik iyileştirmelerle (dilation/erosion) desteklendiğinde verimli olabileceği değerlendirilmektedir. Bu bulgular, Varela vd. (2021)’in belirttiği gibi, düşük irtifalı İHA görüntülerinde piksel yoğunluğu tabanlı dinamik yaklaşımların (Otsu), sabit veya yapısal yaklaşımlara göre tarımsal nesne ayrıştırmada daha dirençli (robust) bir performans sunduğunu doğrulamaktadır.

Çalışmanın bir diğer önemli bulgusu, bitki örtüşmesi (overlapping) durumunda ortaya çıkan “eksik sayım” (under-counting) problemidir. Gnana-Prakasam vd. (2024), mısır fidelerinin V2-V3 evresinden sonra yaprakların birbirine temas etmesinin bağlantılı bileşen analizini yanılttığını ifade etmiştir. Bizim görsel analizlerimizde (Şekil 5 ve 6) gözlemlenen nesne birleşmeleri, bu literatür verisini doğrular niteliktedir. Bu kısıtlamayı aşmak adına kullandığımız alan filtresi (Area Threshold), küçük gürültüleri elemeye başarılı olsa da, bitişik fidelerin ayrıştırılmasında sınırlı kalmıştır.

Algoritmaların sayısal başarısının yanı sıra, yer gerçeği (ground truth) verilerinin oluşturulma sürecinde karşılaşılan morfolojik kısıtlamalar, sayım doğruluğunu etkileyen kritik bir parametre olarak saptanmıştır. Manuel etiketleme aşamasında, uzman ziraat mühendisinin özellikle fidelerin birbirine çok yakın olduğu veya yaprakların iç içe geçtiği bölgelerde nesne ayrıştırmada zorlandığı gözlemlenmiştir. İHA’dan elde edilen dikey (nadir) görüntülerde, bitki gövdelerinin yaprak dokusu altında kalması ve perspektif kaybı nedeniyle birden fazla fidenin tek bir biyokütle gibi algılanması, hem manuel sayımda belirsizliğe yol açmış hem de algoritmaların “bağlantılı bileşen analizi” sırasında nesnelere birleştirmesine (under-counting) sebebiyet vermiştir. Literatürde Gnana-Prakasam vd. (2024) tarafından da vurgulandığı üzere, bu tür morfolojik örtüşmeler, yer gerçeği verisinde “etiketleyici yanlılığına” (labeler bias) neden

olabilmekte ve bu durum algoritma performansının objektif değerlendirilmesini zorlaştıran bir handikap olarak öne çıkmaktadır.

İlerleyen süreçlerde, çalışmada saptanan nesne örtüşmesi (oklüzyon) handikapını bilimsel olarak aşmak amacıyla, klasik görüntü işleme tekniklerinin ileri düzey morfolojik ve yapay zeka tabanlı yaklaşımlarla desteklenmesi planlanmaktadır. Bu bağlamda, birbirine temas eden fidelerin ayırım noktalarını matematiksel olarak saptayabilen Havza (Watershed) segmentasyonu ve Mesafe Dönüşümü (Distance Transform) algoritmalarının iş akışına entegre edilmesi, nesne bütünlüğünün korunmasında kritik bir rol oynayacaktır. Ayrıca, nesnelere sadece birer kutu içine alan modeller yerine, her bir bitkinin piksel hassasiyetinde sınırlarını belirleyebilen Mask R-CNN veya güncel YOLO mimarileri gibi örneklem segmentasyonu (instance segmentation) tekniklerine geçiş yapılması, yaprakların iç içe geçtiği bölgelerdeki sayım hatalarını minimize edecektir. Öte yandan, sadece dikey (nadir) açılı görüntülerle sınırlı kalınmayıp, İHA'dan elde edilen çok açılı görsellerin Yapıdan Hareket (SfM) teknikleriyle işlenerek üç boyutlu (3D) nokta bulutlarının oluşturulması ve bitki hacim verilerinin (biyokütle) analize dahil edilmesi, perspektif kaynaklı örtüşme sorunlarını kökten çözebilecek bir diğer ileri araştırma odak noktasıdır.

Kaynakça

- Canny, J. (1986). A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, (6), 679-698.
- Chuquimarca, L., Vintimilla, B., & Velastin, S. (2025). Assessing deep learning model robustness for banana ripeness classification under varying illumination conditions. *Smart Agricultural Technology*. <https://doi.org/10.1016/j.attech.2025.101333>.
- Chumuang, N., Thaiparnit, S., & Ketcham, M. (2016, November). Algorithm design in leaf surface separation by degree in hsv color model and estimation of leaf area by linear regression. In *2016 12th International Conference on Signal-Image Technology & Internet-Based Systems (SITIS)* (pp. 628-631). IEEE.
- Daraojimba, D., Adewusi, A., Asuzu, O., Olorunsogo, T., Iwuanyanwu, C., & Adaga, E. (2024). AI in precision agriculture: A review of technologies for sustainable farming practices. *World Journal of Advanced Research and Reviews*. <https://doi.org/10.30574/wjarr.2024.21.1.0314>.
- Delavarpour, N., Koparan, C., Nowatzki, J., Bajwa, S., & Sun, X. (2021). A Technical Study on UAV Characteristics for Precision Agriculture Applications and Associated Practical Challenges. *Remote. Sens.*, 13, 1204. <https://doi.org/10.3390/rs13061204>.
- DJI. (2024). DJI Mini 3 Pro User Manual v1.6. Erişim Tarihi: <https://www.dji.com/mini-3-pro/downloads>
- Duan, M., & Zhang, X. (2021). Using remote sensing to identify soil types based on multiscale image texture features. *Comput. Electron. Agric.*, 187, 106272. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106272>.
- Feng, H., Tao, H., Li, Z., Yang, G., & Zhao, C. (2021). Comparison of UAV RGB Imagery and Hyperspectral Remote-Sensing Data for Monitoring Winter Wheat Growth. *Remote. Sens.*, 14, 3811. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-170131/v1>.
- Fraternali, P., Milani, F., Torres, R., & Zangrando, N. (2022). Black-box error diagnosis in Deep Neural Networks for computer vision: a survey of tools. *Neural Computing and Applications*, 35, 3041-3062. <https://doi.org/10.1007/s00521-022-08100-9>.
- Gabriel, A., & Gandorfer, M. (2022). Adoption of digital technologies in agriculture—an inventory in a european small-scale farming region. *Precision Agriculture*, 24, 68-91. <https://doi.org/10.1007/s11119-022-09931-1>.
- Gangwani, N. (2024). AI-Driven Precision Agriculture: Optimizing Crop Yield and Resource Efficiency. *International Journal For Multidisciplinary Research*. <https://doi.org/10.36948/ijfmr.2024.v06i06.29913>.
- Gatkal, N., Dhar, T., Prasad, A., Prajwal, R., , S., Jyoti, B., Roul, A., Potdar, R., Mahore, A., Parmar, B., & Vimalsinh, V. (2023). Development of a

- user-friendly automatic ground-based imaging platform for precise estimation of plant phenotypes in field crops. *Journal of Field Robotics*, 41, 2355 - 2372. <https://doi.org/10.1002/rob.22254>.
- Gnana Koteswararao, P., & Rama Krishna, P. (2023). Comparison of Vegetation Indices for Crop Monitoring using UAV-based RGB Imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 44(5), 112-135.
- Gnädinger, F., & Schmidhalter, U. (2017). Digital Counts of Maize Plants by Unmanned Aerial Vehicles (UAVs). *Remote. Sens.*, 9, 544. <https://doi.org/10.3390/rs9060544>.
- Haralick, R. M., Sternberg, S. R., & Zhuang, X. (1987). Image analysis using mathematical morphology. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, (4), 532-550.
- Hamuda, E., Glavin, M., & Jones, E. (2016). A survey of image processing techniques for plant extraction and segmentation in the field. *Computers and Electronics in Agriculture*, 125, 184-199. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.04.024>
- Hassler, S., & Baysal-Gurel, F. (2019). Unmanned Aircraft System (UAS) Technology and Applications in Agriculture. *Agronomy*. <https://doi.org/10.3390/agronomy9100618>.
- Kitzler, F., Barta, N., Neugschwandtner, R., Gronauer, A., & Motsch, V. (2023). WE3DS: An RGB-D Image Dataset for Semantic Segmentation in Agriculture. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 23. <https://doi.org/10.3390/s23052713>.
- Kouadio, L., Jarroudi, M., Belabess, Z., Laasli, S., Roni, M., Amine, I., Mokhtari, N., Mokrini, F., Junk, J., & Lahlali, R. (2023). A Review on UAV-Based Applications for Plant Disease Detection and Monitoring. *Remote. Sens.*, 15, 4273. <https://doi.org/10.3390/rs15174273>.
- Li, L., Zhang, Q., & Huang, D. (2018). A review of imaging techniques for plant phenotyping. *Sensors*, 14(11), 20078-20111.
- Li, H., Lai, X., Mo, Y., He, D., & Wu, T. (2025). Pixel-wise navigation line extraction of cross-growth-stage seedlings in complex sugarcane fields and extension to corn and rice. *Frontiers in Plant Science*, 15. <https://doi.org/10.3389/fpls.2024.1499896>.
- Liu, H., Zhang, J., Yang, K., Hu, X., & Stiefelhagen, R. (2022). CMX: Cross-Modal Fusion for RGB-X Semantic Segmentation With Transformers. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 24, 14679-14694. <https://doi.org/10.1109/tits.2023.3300537>.
- Liu, Y., Du, Y., Zhang, K., Yan, H., Wu, Z., Zhang, J., Tong, X., Chen, J., Li, F., Liu, M., Wang, Y., & Wang, J. (2025). Enhanced Multi-Threshold Otsu Algorithm for Corn Seedling Band Centerline Extraction in Straw Row Grouping. *Agronomy*. <https://doi.org/10.3390/agronomy15071575>.

- Loranger, M., Yim, W., Accomazzi, V., Lizcano, N., Moeder, W., & Yoshioka, K. (2023). Colour-analyzer: a new dual colour model-based imaging tool to quantify plant disease. *Plant Methods*, 20. <https://doi.org/10.1186/s13007-024-01193-4>.
- López-García, P., Intrigliolo, D., Moreno, M., Martínez-Moreno, A., Ortega, J., Pérez-Álvarez, E., & Ballesteros, R. (2022). Machine Learning-Based Processing of Multispectral and RGB UAV Imagery for the Multitemporal Monitoring of Vineyard Water Status. *Agronomy*. <https://doi.org/10.3390/agronomy12092122>.
- Netto, A., Martins, R., De Souza, G., De Moura Araújo, G., De Almeida, S., & Capelini, V. (2018). Segmentation of RGB Images Using Different Vegetation Indices and Thresholding Methods. *Nativa*. <https://doi.org/10.31413/nativa.v6i4.5405>.
- Okyere, F., Cudjoe, D., Sadeghi-Tehran, P., Virlet, N., Riche, A., Castle, M., Greche, L., Mohareb, F., Simms, D., Mhada, M., & Hawkesford, M. (2023). Machine Learning Methods for Automatic Segmentation of Images of Field- and Glasshouse-Based Plants for High-Throughput Phenotyping. *Plants*, 12. <https://doi.org/10.3390/plants12102035>.
- Rastogi, A., Arora, R., & Sharma, S. (2015). Leaf disease detection and grading using computer vision. *IEEE Proceedings on Signal Processing and Communication*, 238-243.
- Ren, P., Xiao, Y., Chang, X., Huang, P., Li, Z., Chen, X., & Wang, X. (2020). A Survey of Deep Active Learning. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 54, 1-40. <https://doi.org/10.1145/3472291>.
- Septiarini, A., Hamdani, H., Hatta, H., & Anwar, K. (2020). Automatic image segmentation of oil palm fruits by applying the contour-based approach. *Scientia Horticulturae*, 261, 108939. <https://doi.org/10.1016/j.scienta.2019.108939>.
- Sezgin, M., & Sankur, B. (2004). Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation. *Journal of Electronic Imaging*, 13(1), 146-168.
- Shamshiri, R., Sturm, B., Weltzien, C., Fulton, J., Khosla, R., Schirrmann, M., Raut, S., Basavegowda, D., Yamin, M., & Hameed, I. (2024). Digitalization of agriculture for sustainable crop production: a use-case review. *Frontiers in Environmental Science*. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2024.1375193>.
- Sharma, A., Jain, A., Gupta, P., & Chowdary, V. (2021). Machine Learning Applications for Precision Agriculture: A Comprehensive Review. *IEEE Access*, 9, 4843-4873. <https://doi.org/10.1109/access.2020.3048415>.
- Štroner, M., Urban, R., & Suk, T. (2023). Filtering Green Vegetation Out from Colored Point Clouds of Rocky Terrains Based on Various Vegetation Indices: Comparison of Simple Statistical Methods, Support Vector Machine,

- and Neural Network. *Remote. Sens.*, 15, 3254. <https://doi.org/10.3390/rs15133254>.
- Tan, K. S., & Isa, N. A. M. (2011). Color image segmentation using histogram thresholding and fuzzy C-means hybrid approach. *Applied Soft Computing*, 11(4), 3732-3742.
- 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), 1-19.
- Velusamy, P., Rajendran, S., Mahendran, R., Naseer, S., Shafiq, M., & Choi, J. (2021). Unmanned Aerial Vehicles (UAV) in Precision Agriculture: Applications and Challenges. *Energies*. <https://doi.org/10.3390/en15010217>.
- Veramendi, W., & Cruvinel, P. (2024). Method for maize plants counting and crop evaluation based on multispectral images analysis. *Comput. Electron. Agric.*, 216, 108470. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.108470>.
- Varela, S., Dhaliwal, J. K., & Vara Prasad, P. V. (2021). High-throughput phenotyping for corn plant population count using unmanned aerial systems and deep learning. *Frontiers in Plant Science*, 12, 638612.
- Varela, S., Dhaliwal, J. K., & Khandazi, S. K. (2021). Evaluation of machine learning algorithms for corn plant counting using UAV images. *Remote Sensing*, 13(10), 1955.
- Walther, D., Sinwar, D., Sturrock, C., Rippner, D., Raja, P., Earles, J., Momayyezi, M., Buchko, A., Duong, F., Forrestel, E., Parkinson, D., Shackel, K., Neyhart, J., & McElrone, A. (2022). A workflow for segmenting soil and plant X-ray computed tomography images with deep learning in Google's Colaboratory. *Frontiers in Plant Science*, 13. <https://doi.org/10.3389/fpls.2022.893140>.
- Wang, K., Zhang, D., Li, Y., Zhang, R., & Lin, L. (2017). Cost-Effective Active Learning for Deep Image Classification. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 27, 2591-2600. <https://doi.org/10.1109/tcsvt.2016.2589879>.
- Wang, Y., Kootstra, G., Yang, Z., & Khan, H. (2024). UAV multispectral remote sensing for agriculture: A comparative study of radiometric correction methods under varying illumination conditions. *Biosystems Engineering*. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2024.11.005>.
- Yang, T., Zhu, S., Zhang, W., Zhao, Y., Song, X., Yang, G., Yao, Z., Wu, W., Liu, T., Sun, C., & Zhang, Z. (2024). Unmanned Aerial Vehicle-Scale Weed Segmentation Method Based on Image Analysis Technology for Enhanced Accuracy of Maize Seedling Counting. *Agriculture*. <https://doi.org/10.3390/agriculture14020175>.

- Yu, X., Wang, Z., Wang, Y., & Zhang, C. (2021). Edge Detection of Agricultural Products Based on Morphologically Improved Canny Algorithm. *Mathematical Problems in Engineering*. <https://doi.org/10.1155/2021/6664970>.
- Zhang, J., Gong, J., Zhang, Y., Mostafa, K., & Yuan, G. (2023). Weed Identification in Maize Fields Based on Improved Swin-Unet. *Agronomy*. <https://doi.org/10.3390/agronomy13071846>.
- Zhang, H., Wang, L., Tian, T., & Yin, J. (2022). A review of RGB-based plant segmentation and counting methods in precision agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture*, 192, 106622.
- Zhang, X., Gao, L., & Liu, Y. (2022). Evaluation of image processing techniques for seedling counting in maize breeding plots. *Computers and Electronics in Agriculture*, 198, 107055. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107055>
- Zu, Q., Liu, T., Zhu, W., Pan, Y., Wang, J., Song, X., Yu, J., Dang, S., Yu, X., & Zhang, Z. (2025). Automated seed counting using image processing and deep learning. *Frontiers in Plant Science*, 16. <https://doi.org/10.3389/fpls.2025.1659781>.