



T.C.
KONYA TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ



AYDINLATMANIN GÖRÜNTÜ İŞLEME
PROBLEMLERİNE ETKİSİNİN YAPAY ZEKA
TEKNİKLERİ KULLANILARAK ANALİZİ

Birkan BÜYÜKARIKAN

DOKTORA TEZİ

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Aralık-2022
KONYA
Her Hakkı Saklıdır

TEZ KABUL VE ONAYI

Birkan BÜYÜKARIKAN tarafından hazırlanan “AYDINLATMANIN GÖRÜNTÜ İŞLEME PROBLEMLERİNE ETKİSİNİN YAPAY ZEKA TEKNİKLERİ KULLANILARAK ANALİZİ” adlı tez çalışması 27/12/2022 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oy birliği ile Konya Teknik Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ Anabilim Dalı’nda DOKTORA TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

İmza

Başkan

Doç. Dr. Nurettin ÇETİNKAYA

.....

Danışman

Prof. Dr. Erkan ÜLKER

.....

Üye

Doç. Dr. Ömer Kaan BAYKAN

.....

Üye

Dr. Öğr. Üyesi Onur İNAN

.....

Üye

Dr. Öğr. Üyesi Kübra UYAR

.....

Yukarıdaki sonucu onaylarım.

Prof. Dr. Saadettin Erhan KESEN
Enstitü Müdürü

Bu tez çalışması Konya Teknik Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri tarafından 201113006 nolu proje ile desteklenmiştir.

TEZ BİLDİRİMİ

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

DECLARATION PAGE

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

Birkan BÜYÜKARIKAN

Tarih:

ÖZET

DOKTORA TEZİ

AYDINLATMANIN GÖRÜNTÜ İŞLEME PROBLEMLERİNE ETKİSİNİN YAPAY ZEKA TEKNİKLERİ KULLANILARAK ANALİZİ

Birkan BÜYÜKARIKAN

**Konya Teknik Üniversitesi
Lisansüstü Eğitim Enstitüsü
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı**

Danışman: Prof. Dr. Erkan ÜLKER

2022, 135 Sayfa

Jüri

**Prof. Dr. Erkan ÜLKER
Doç. Dr. Ömer Kaan BAYKAN
Doç. Dr. Nurettin ÇETİNKAYA
Dr. Öğr. Üyesi Onur İNAN
Dr. Öğr. Üyesi Kübra UYAR**

Bir nesnenin görünümü, nesnenin yüzeyine düşen ışığın, rengi ve kalitesi ile aydınlatma kaynağının konumundan etkilenir. Yapay görme uygulamalarında bu durumlar nesnenin sınıflandırılması ve tanınmasını zorlaştırabilir. Çünkü görüntü elde etme aşamasında farklı aydınlatma stratejileri kullanılarak toplanan görüntülerin kalitesi birbirinden farklıdır. Dolayısıyla aydınlatma koşullarının değişimi görüntülerden görüntü işleme teknikleriyle elde edilen bilgilerin farklılaşmasıyla beraberinde anlamlandırılması için kullanılan algoritmaların performansının da sınırlandırılmasına sebep olmaktadır. Bu problemin çözümü için son yıllarda derin öğrenme mimarilerinden biri olan Evrimsel Sinir Ağları (ESA), görüntü analizi işlemlerinde kullanılmaktadır.

Tez kapsamında aydınlatma farklılıklarından etkilenen görüntülerin sınıflandırılması ile aydınlatma ve parlaklık tahminine yönelik ESA tabanlı çalışmalar önerilmiştir. Bu tez çalışması elma sektöründeki fizyolojik bozukluklara uygulanmıştır. Çalışmada ışık renklerine bağlı olarak iki aydınlatma senaryosu denenmiştir. Birinci senaryoda elma görüntüleri farklı aydınlatma koşulları (ışık renkleri ve lamba parlaklık değerleri), pozisyon açıları ve mesafelerde elde edilmiştir. Bu görüntüler hem fizyolojik bozukluk türlerine hem de ışık renklerine göre etiketlenmiştir. Fizyolojik bozukluk türlerine göre orijinal veri seti 1080 adet ve zenginleştirilmiş veri seti 4320 adet görüntüden oluşmaktadır. Bu veri setlerinin adları sırasıyla elmada fizyolojik bozukluklar-1 (EFB-1) ve elmada fizyolojik bozukluklar-32 (EFB-32) olacak şekilde adlandırılmış ve bu veri setleri 3 sınıfa ayrılmıştır. Ayrıca ışık renklerine göre ayrılan veri seti üç sınıflı (sıcak beyaz, soğuk beyaz ve yeşil ışık) bir yapıya sahiptir. Diğer bir senaryosunda ise elma görüntüleri beyaz ışığın farklı renk sıcaklıkları (sıcak, ılık ve soğuk beyaz), aydınlatma konum açıları, pozisyon açıları ve mesafelerde elde edilmiştir. Bu görüntüler elmadaki kusur durumuna göre etiketlenmiştir. Bu veri seti 1296 adet görüntüden oluşmaktadır. Çalışmada bu senaryolar kullanılarak beş yaklaşım önerilmiştir.

İlk yaklaşımda EFB-1 veri seti görüntüleri ESA modellerinin uçtan uca eğitilmesiyle sınıflandırılmıştır. Bu yaklaşımda en iyi sınıflandırma performansı Xception modelinde elde edilmiştir. Xception modelinin ortalama doğruluk, kesinlik, geri çağırma, F1-skor ve AUC değerleri sırasıyla; 0.996, 0.994, 0.998, 0.996 ve 1.000'dir.

İkinci yaklaşımda, önceden eğitilmiş ESA modelleri kullanarak fizyolojik bozuklukları makine öğrenmesi metodlarıyla sınıflandıran hibrit yöntemler değerlendirilmiştir. Bu yaklaşım EFB-1 ve EFB-32 veri setlerinde uygulanmıştır. Her iki veri setinde de en yüksek ortalama sınıflandırma doğruluğu 0.961

oranıyla VGG19(fc6) ve destek vektör makineleri (DVM) modelinde bulunmuştur. Burada 4096 boyutlu derin özellik kullanılmıştır. Ayrıca bu yaklaşımda özellik seçimi uygulanarak hibrit bir çalışma da uygulanmıştır. Özellik seçimine göre en yüksek sınıflandırma doğruluğu 0.948 ile VGG19(fc6) ve DVM modelinde 512 boyutlu derin özellik kullanılarak elde edilmiştir.

Diğer bir yaklaşımda ışık değişiminden kaynaklı sorunların çözülebilmesi için renk dengeleme modelleriyle (keskinlik, gama düzeltmesi ve Kontrast Sınırlı Uyarlamalı Histogram Eşitleme) üretilen görüntülerin sınıflandırma performanslarının etkisi değerlendirilmiştir. Bu yaklaşımda ışık renklerine göre ayrılan veri seti ve aktarım öğrenme yaklaşımı kullanılmıştır. En yüksek sınıflandırma doğruluğu soğuk beyaz ışık rengi ve gama düzeltmesi veri seti tipinde 0.934 oranıyla Xception modelinde elde edilmiştir. Ayrıca renk dengelemeyle oluşturulan veri setlerinin Tepe Sinyal-Gürültü Oranı (Peak Signal-To-Noise Ratio, PSNR) ölçütlerinde iyileşme olduğu belirlenmiştir.

Başka bir yaklaşımda farklı ışık renklerinde elde edilen görüntülerin ESA modelleriyle aydınlatması tahmin edilmiştir. Çalışmada aktarım öğrenme yaklaşımı benimsenmiştir. Ayrıca istatistiksel ve öğrenme tabanlı bazı yaklaşımlarla önerilen ESA modelleri karşılaştırılmıştır. En iyi açılma hata (AH) değerleri, önerilen GoogLeNet modelinde elde edilmiştir. Bu modelin AH değerleri; ortalama 2.220, ortanca 2.126, budanmış ortalama 2.006 ve maksimum 6.596 derecedir. Önerilen GoogLeNet modelinin ortalama mutlak yüzde hatası (MAPE) %14.732 olarak bulunmuş ve bu modelin aydınlatma tahminin iyi olduğu söylenebilir. Ayrıca 3° altındaki AH'lere sahip görüntü sayısı tüm görüntülerin %77.13'ünü oluşturmaktadır. Buna ek olarak bu modelle örnek görüntülerin PSNR ve Kör/Referansız Görüntü Mekansal Kalite Değerlendiricisi ölçütlerine göre iyileştiği belirlenmiştir.

Son olarak farklı renk sıcaklığı ve aydınlatma kaynağı konum açılarını içeren görüntüler kullanılarak ESA modelleri yardımıyla görüntü tabanlı parıltı tahmini yapılmıştır. Bu yaklaşımda en iyi parıltı tahmini GoogLeNet modelinde elde edilmiştir. Renk sıcaklıklarına göre en düşük Kök Ortalama Kare Hatası (Root Mean Squared Error, RMSE) değeri soğuk beyaz ışık tipinde 5.023 cd/m² olarak bulunmuştur. MAPE değerine göre bu ışık tipinde GoogLeNet modelinin tahminin iyi olduğu belirlenmiştir. Aydınlatma kaynağı konum açısına göre en düşük RMSE değeri 60 derecede 5.106 cd/m² olarak hesaplanmıştır. Burada MAPE değeri en düşük yüzdeye sahiptir.

Ortaya çıkan veri setlerindeki görüntüler, ışık renklerine ve aydınlatma şekline göre değiştiğinden elmalardan elde edilen kusur bilgileri de oldukça birbirinden farklıdır. Deneysel sonuçlara göre görüntülere gürültü ve parlaklık değerlerinin eklenmesiyle sınıflandırma uygulamasının performansının düştüğü belirlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Aydınlatma, elmada fizyolojik bozukluklar, evrimsel sinir ağları, makine öğrenmesi, sınıflandırma, tahmin, yapay görme

ABSTRACT

PhD THESIS

ANALYSIS OF THE EFFECT OF LIGHTING ON IMAGE PROCESSING PROBLEMS USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNIQUES

Birkan BÜYÜKARIKAN

**Konya Technical University
Institute of Graduate Studies
Department of Computer Engineering**

Advisor: Prof. Dr. Erkan ÜLKER

2022, 135 Pages

Jury

Prof. Dr. Erkan ÜLKER

Assoc. Prof. Dr. Ömer Kaan BAYKAN

Assoc. Prof. Dr. Nurettin ÇETİNKAYA

Assist. Prof. Dr. Onur İNAN

Assist. Prof. Dr. Kübra UYAR

The appearance of an object is affected by the color and quality of the light falling on the object's surface and the location of the illumination source. These situations can make object classification and recognition difficult in machine vision applications. For the quality of the images collected using different lighting strategies during the image acquisition stage differs from each other. Therefore, the change in lighting conditions causes the differentiation of the information obtained from the images by image processing techniques and limits the performance of the algorithms used to make sense of it. Convolutional neural network (CNN), one of the deep learning architectures in recent years, has been used in image classification processes to solve this problem.

Within the scope of the thesis, CNN-based studies have been proposed for the classification of images affected by lighting differences and the estimation of illumination and luminance. This thesis study has been applied to physiological disorders in the apple sector. This study tried two lighting scenarios depending on the light colors. According to the first lighting scenario, apple images were obtained at different lighting conditions (different light colors and lamp brightness values), position angles, and distances. These images were labeled according to both physiological disorders types and light colors. According to the types of physiological disorders, the original data set consists of 1080 images, and the augmentation data set consists of 4320 images. These data sets were named physiological disorders in apple-1 (PDA-1) and physiological disorders in apple-32 (PDA-32), respectively, and these data sets are in three classes. Also, the data set, separated according to light colors (warm white, cold white, and green light), has a three-class structure. In another scenario, apple images were obtained at different color temperatures of white light (warm, medium, and cool white), illumination position angles, position angles, and distances. These images are labeled according to the defect condition in the apple. This data set consists of 1296 images. Five approaches were proposed using these scenarios in this study.

In the first approach, PDA-1 data set physiological disorders images were classified by end-to-end training of CNN models. This approach obtained in the best classification performance in the Xception model. Average accuracy, precision, recall, F1-score, and AUC values of the Xception model were 0.996, 0.994, 0.998, 0.996, and 1.000, respectively.

The second approach evaluated hybrid methods that classify physiological disorders with machine learning methods using pre-trained CNN models. This approach has been applied to the PDA-1 and PDA-32 data sets. In both data sets, the highest average classification accuracy was found in VGG19(fc6) and

support vector machines (SVM) models with a rate of 0.961. Here, 4096-dimensional deep features were used. In addition, a hybrid study was applied by feature selection in this approach. According to feature selection, the highest classification accuracy of 0.948 was obtained using VGG19(fc6) and SVM model in the 512-dimensional deep features.

Another approach focused on the effect of classification performance of images produced by color balancing models (sharpness, gamma correction, and Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) to solve the problems caused by light variation. These data sets were separated according to the light colors in this approach, and the transfer learning approach was used. The highest classification accuracy was obtained in the Xception model with a ratio of 0.934 in the cold white light color, and gamma correction data set type. In addition, it was determined that the data sets created with color balancing improved in Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) metric.

Another approach estimated the illumination of images obtained in different light colors with CNN models. The transfer learning approach was adopted in the study. In addition, statistical and learning-based methods and proposed CNN models were compared. The best angular error (AE) values were obtained in the proposed GoogLeNet model. This model's AE values: the mean was 2.220, the median was 2.126, the trimean was 2.006, and the maximum was 6.596 degrees. The mean absolute percent error (MAPE) of the proposed GoogLeNet model was found to be 14.732%, and it can be said that the illumination estimation of this model is good. In addition, the number of images with AEs below 3° constituted 77.13% of all images. In addition, this model determined that the sample images were improved according to PSNR and Blind/No Reference Image Spatial Quality Evaluator metrics.

Finally, image-based luminance estimation was made with the help of CNN models using images containing different color temperatures and lighting source position angles. This approach obtained the best luminance estimation in the GoogLeNet model. According to color temperatures, the lowest Root Mean Square Error (RMSE) value was 5.023 cd/m² in cold white light type. According to the MAPE value, it was determined that the prediction of the GoogLeNet model was good in this light type. The lowest RMSE value was calculated as 5.106 cd/m² at 60 degrees, according to the lighting source position angle. Here the MAPE value was the lowest percentage.

Since the images in the resulting data sets vary according to the light colors and lighting locations, the defect information obtained from the apples are also quite different. According to the experimental results, the classification application's performance decreased with the addition of noise and brightness values to the images.

Keywords: Classification, convolutional neural networks, lighting, machine learning, machine vision, physiological disorders in apple, prediction

ÖNSÖZ

Doktora tez çalışmam boyunca teşvik edici fikirleriyle bana rehberlik eden, fikirleriyle çalışmaya yön veren, akademik alanındaki tecrübesiyle önerilerini ve katkılarını esirgemeyen çok değerli hocam Sayın Prof. Dr. Erkan ÜLKER'e en içten teşekkürlerimi sunuyorum.

Tez izleme komitesinde bulunarak fikir ve önerileriyle çalışmalarına yön veren değerli hocalarım Sayın Doç. Dr. Nurettin ÇETİNKAYA ve Sayın Doç. Dr. Ömer Kaan BAYKAN'a teşekkür ediyorum.

Tez çalışmasının tarım sektöründe uygulanması için fikirleriyle yönlendiren Isparta Uygulamalı Bilimler Üniversitesi Ziraat Fakültesi Bitki Koruma Bölümü Öğretim Üyelerinden Sayın Prof. Dr. Hülya ÖZGÖNEN ÖZKAYA hocama teşekkür ederim. Ayrıca fizyolojik bozuklukları içeren elmaları vererek çalışmama yardımcı olan Isparta ili Eğirdir ilçesindeki Melita ve Yücetaş A.Ş. soğuk hava depo çalışanlarına teşekkürü bir borç bilirim.

Deney düzeyi ölçümleri için gereksinim duyulan ışıkolçer kullanımını olanaklı kılarak çalışmamı destekleyen Sayın Öğr. Gör. Dr. Murat DEMİRİSOY'a teşekkürü bir borç bilirim.

Manevi desteğini hiç bir zaman esirgemeyen her zaman ve her konuda hep yanımda olan canım arkadaşım Meryem POLAT'a ve hocalarım Sayın Dr. Öğr. Üyesi Sezen KÜÇÜKÇONKAR, Sayın Dr. Öğr. Üyesi Zehra GÖK, Sayın Dr. Öğr. Üyesi Yasemin KARYEYEN ile Sayın Öğr. Gör. Dr. Aliye ŞEFLEK'e desteklerinden dolayı teşekkür ederim.

Tezimi, tez çalışmam boyunca sonsuz sabır ve anlayışla destekleyen, motive eden başta canım annem Şengül BÜYÜKARIKAN ve abim Doç. Dr. Ulukan BÜYÜKARIKAN olmak üzere tez sürecinde kaybettiğim biricik rahmetli babam Mustafa BÜYÜKARIKAN'a ithaf ederim.

Birkan BÜYÜKARIKAN
KONYA-2022

İÇİNDEKİLER

ÖZET	iv
ABSTRACT.....	vi
ÖNSÖZ	viii
İÇİNDEKİLER	ix
SİMGELER VE KISALTMALAR	xi
1. GİRİŞ	1
1.1. Tezin Amacı ve Literatüre Katkısı.....	3
1.2. Tezin Organizasyonu	6
2. KAYNAK ARAŞTIRMASI	7
2.1. Elmada Fizyolojik Bozuklukların Evrişimsel Sinir Ağları Modelleriyle Sınıflandırılması.....	10
2.2. Elma Kusurlarının Hibrit Yöntemlerle Sınıflandırılması	10
2.3. Renk Dengelemeyle Elde Edilen Görüntülerin ESA Modelleriyle Sınıflandırılması.....	12
2.4. ESA Modelleriyle Aydınlatma Tahmini	13
2.5. ESA Modelleriyle Görüntü Parıltısının Tahmini	14
3. MATERYAL VE YÖNTEM.....	17
3.1. Yapay Görme Sistemi	17
3.1.1. Görüntü alma kabini	23
3.1.2. Aydınlatma.....	25
3.2. Veri Seti	29
3.2.1. Elmada fizyolojik bozukluklar.....	29
3.2.2. Veri seti hazırlama	31
3.3. Evrişimsel Sinir Ağları	35
3.3.1. Evrişimsel sinir ağları katmanları	37
3.3.2. Hiper parametreler	43
3.3.3. Evrişimsel sinir ağları modelleri.....	44
3.4. Sınıflandırıcı Metotlar.....	48
3.4.1. Destek vektör makinesi.....	49
3.4.2. Rastgele orman	49
3.4.3. k-en yakın komşu.....	50
3.4.4. Lojistik regresyon	51
3.4.5. Aşırı gradyan artırma	51
3.5. Özellik Seçimi.....	52
3.6. Performans Ölçütleri.....	52
3.6.1. Sınıflandırma performans ölçütleri	52
3.6.2. Tahmin performans ölçütleri	54
3.6.3. Görüntü kalite ölçütleri	55

3.7. Önerilen Yaklaşımlar	56
3.7.1. Fizyolojik bozuklukların ESA modelleriyle sınıflandırılması.....	57
3.7.2. Hibrit yöntemlerle fizyolojik bozuklukların sınıflandırılması.....	58
3.7.3. Renk dengeleme modelleriyle geliştirilen görüntülerinin sınıflandırılması .	60
3.7.4. Aydınlatma tahmini	63
3.7.5. Görüntülerden ESA modelleriyle parıltı tahmini.....	66
4. ARAŞTIRMA SONUÇLARI VE TARTIŞMA.....	68
4.1. Deney Düzeneginde Yapılan Ölçümler	68
4.1.1. Aydınlatma senaryolarına göre fotometrik ve elektriksel özellikler	69
4.1.2. Aydınlatma kaynaklarının parlaklıklarının karşılaştırılması	71
4.2. ESA Modelleriyle Fizyolojik Bozuklukların Sınıflandırılması	72
4.2.1. Deneyisel sonuçlar	72
4.2.2. Tartışma	81
4.3. Hibrit Yöntemlerle Fizyolojik Bozuklukların Sınıflandırılması.....	82
4.3.1. EFB-1 veri setinin deneyisel sonuçları	82
4.3.2. EFB-32 veri setinin deneyisel sonuçları	87
4.3.3. Tartışma	92
4.4. Renk Dengeleme Modelleriyle Geliştirilen Fizyolojik Bozukluk Görüntülerinin Sınıflandırılması.....	93
4.4.1. Deneyisel sonuçlar	93
4.4.2. Tartışma	97
4.5. Aydınlatma Tahmini	98
4.5.1. Deneyisel sonuçlar	98
4.5.2. Tartışma	105
4.6. Görüntülerden ESA modelleriyle Parıltı Tahmini	106
4.6.1. Deneyisel sonuçlar	106
4.6.2. Tartışma	108
5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER	109
5.1 Sonuçlar	109
5.2 Öneriler	111
KAYNAKLAR	113

SİMGELER VE KISALTMALAR

Simgeler

°	: Derece
cd	: Kandela
cm	: Santimetre
d	: Hipotenüs Uzaklığı
dB	: Desibel
E	: Aydınlık seviyesi (düzeyi)
e	: Etkinlik faktörü
h	: Dik Uzaklık
I	: Işık şiddeti
K	: Kelvin
nm	: Nanometre
Θ	: Açı
P	: Lamba gücü
s	: Saniye
W	: Watt
X ²	: Ortalama kare
λ	: Dalga boyu
Φ	: Işık akısı

Kısaltmalar

AC	: Alternatif Akım (Alternative Current)
AH	: Açısal Hata (Angular Error, AE)
AÖ	: Aktarım Öğrenme (Transfer Learning, TL)
APVI	: Aydınlık Seviyesi Başına Düşen Ortalama Güç Tüketimi (Average power variation per illuminance)
AUC	: Eğri Altında Kalan Alan (Area Under The Curve)
B	: Mavi (Blue)
BRISQUE	:Kör/Referanssız Görüntü Mekansal Kalite Değerlendiricisi (Blind/Referenceless Image Spatial Quality Evaluator)
CCD	: Yükten bağımlı cihaz (Charge Coupled Device,)
CCT	: İlişkili Renk Sıcaklığı (Correlated Color Temperature)
CD	: Kritik Fark (Critical Difference)
CIE	: Uluslararası Aydınlatma Komisyonu (Commission International de l'Eclairage)
CLAHE	: Kontrast Sınırlı Uyarlamalı Histogram Eşitleme (Contrast Local Adaptive Histogram Equalization)
CMOS	: Tamamlayıcı metal oksit yarı iletken (Complementary metal oxide semiconductor)
df	: Serbestlik derecesi (Degree of Freedom)
DLSR	: Dijital Tek Refleks Kamera (Digital Single Reflex Camera)
DN	: Doğru Negatif (True Negative, TN)
DÖ	: Derin Öğrenme (Deep Learning, DL)
DP	: Doğru Pozitif (True Positive, TP)
DVM	: Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machine, SVM)
DVR	: Destek Vektör Regresyon (Support Vector Regression, SVR)

ÇDVR	: Çok-çıkışlı Destek Vektör Regresyon (Multi-output Support Vector Regression, MSVR)
ÇRR	: Çok-çıkışlı Ridge Regresyon (Multi-Output Ridge Regression, MRR)
EFB-1	: Elmada Fizyolojik Bozukluklar-1 Veri Seti
EFB-32	: Elmada Fizyolojik Bozukluklar-32 Veri Seti
ESA	: Evrimsel Sinir Ağları (Convolutional Neural Network, CNN)
fc	: Tam Bağlantılı (Fully Convolutional)
FCN	: Tam Bağlantılı Ağ (Fully Convolutional Network)
G	: Yeşil (Green)
k-NN	: k-En Yakın Komşu (K-Nearest Neighbors)
LED	: Işık Yayan Diyot (Light-emitting diode)
LR	: Lojistik Regresyon (Logistic Regression)
LSTM	: Uzun kısa süreli bellek (Long Short-Term Memory)
MAE	: Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error)
MAPE	: Ortalama Mutlak Yüzde Hatası (Mean Absolute Percentage Error)
MLP	: Çok Katmanlı Algılayıcı (Multi Layer Perceptron)
MÖ	: Makine Öğrenmesi (Machine Learning, ML)
MSE	: Ortalama Kare Hatası (Mean Squared Error)
PCA	: Temel Bileşenler Analizi (Principal Component Analysis)
PSNR	: Tepe Sinyal-Gürültü Oranı (Peak Signal-To-Noise Ratio)
R	: Kırmızı (Red)
ReLU	: Düzgünleştirilmiş Doğrusal Birim (Rectified Linear Unit)
RMSE	: Kök Ortalama Kare Hatası (Root Mean Squared Error)
RO	: Rastgele Orman (Random Forest, RF)
ROC	: Alıcı İşlem Karakteristikleri (Receiver Operating Characteristic)
SGD	: Stokastik Gradyan İnişi (Stochastic Gradient Descent)
SSIM	: Yapısal Benzerlik İndeksi (Structural Similarity Index Measure)
XGB	: Aşırı Gradyan Artırma (Extreme Gradient Boosting)
YN	: Yanlış Negatiftir (False Negative, FN)
YP	: Yanlış Pozitif (False Positive, FP)
YSA	: Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Network, ANN)

1. GİRİŞ

Yapay görme uygulamalarında önemli hususlardan biri, incelenecek nesnenin özelliklerinin görünebilir olmasıdır (Tao ve ark., 1995). Sahnedeki nesnenin kendine özgü özelliklerinin görünebilir olması aydınlatmaya bağlıdır (Kulkarni ve Kamalapur, 2014; Lee ve Plataniotis, 2014; Bianco ve ark., 2017b; Wahab ve ark., 2019). Aydınlatma, bir sahnede bulunan ışık miktarını ifade eder (Devlin ve ark., 2006) ve hedef sahnenin görselleştirilmesinde önemli rol oynar (Kartashova ve ark., 2019).

Yapay görme uygulamalarında aydınlatma sisteminin özelliklerinden; aydınlatmanın şekli (Sachs, 1996), ışığın rengi veya parlaklığı gibi etkenler değiştikçe hedef sahnenin ışık miktarı, rengi, parlaklığı veya sahnedeki nesne yüzeyinin görünümünü de değiştirmektedir (Swain ve Ballard, 1991; Zhang ve ark., 2021). Diğer bir ifadeyle renkli görüntülerin piksel değerleri (kırmızı (R), yeşil (G) ve mavi (B)), aydınlatma sisteminin özelliklerine göre farklılaşmaktadır (Tian ve ark., 2016). Çünkü kamera görüntüyü yakalarken ışığı tam olarak insan gözü gibi algılayamamaktadır (Siddhartha ve Santra, 2020). Dolayısıyla görüntünün elde edilmesi aşamasında aydınlatma sisteminin özelliklerinin farklılaşması dijital görüntülerde aydınlatma katsayısını değiştirmektedir (Ma ve ark., 2019; Dehesa-González ve ark., 2020).

Aydınlatma katsayısının değişimi bazen elde edilen görüntü alanlarının keşfedilmesini güçleştirmektedir (Iqbal ve ark., 2020). Ayrıca aydınlatmaya bağlı olarak sınıflar arası yüksek benzerlik veya sınıf içi çeşitlilik ile ilgili sorunlar da görüntülerden sınıfların ayrımının yapılmasını zorlaştırmaktadır (Pawara ve ark., 2017; Wang ve Dansereau, 2021). Dolayısıyla aydınlatmanın değişimi, nesne tanıma (Li ve ark., 2018) ve nesne algılama (Wu ve ark., 2019) gibi birçok görüntü işleme uygulamasının performansının düşmesine yol açmaktadır (Ng ve ark., 2013; Hussain ve Akbari, 2018; Noon ve ark., 2020; Cusano ve ark., 2021; Zhang ve ark., 2021). Diğer taraftan, nesne yüzeyindeki farklı özellikler, ışık spektrumunun farklı bölgelerinde en yüksek yansıtma bileşenine sahiptir (Gaffney, 1973). Dolayısıyla farklı aydınlatma koşullarıyla taklit edilen görüntülerde nesne tanıma yeteneği geliştirilebilir (Mo ve Sun, 2020). Bu bağlamda dijital görüntülerde aydınlatma, görüntü işleme uygulamalarında önemli bir bileşen olarak kabul edilmektedir (Hornberg, 2017; Finlayson, 2018).

Aydınlatma farklılıklarından kaynaklanan görsellerdeki renk değişiklikleri; tarım, endüstri ve sağlık gibi birçok sektörde kullanılan görüntülerin, sınıflandırma ve tanıma durumlarını etkilemektedir (Buyukarican ve Ulker, 2022). Bu sektörlerden biri olan

tarım, insanların yaşamlarını sürdürebilmelerini sağlayan gıda endüstrisinin temelini oluşturmaktadır (Buyukarikan, 2019; Şaşmaz ve Öznur, 2019). Tarım sektöründe önemli bir yere sahip meyvelerden biri olan elma (*Malus communis* Lam), içerdiği mineraller açısından insanların beslenmesinde oldukça önemlidir. Elma, yaş meyve olarak tüketilebileceği gibi işlenerek de tüketilebilmektedir. Yaş elma sektöründe amaç, sadece fazla miktarda ürün elde etmek değil, aynı zamanda kaliteli ürünler üreterek pazara sunmaktır (Buyukarikan ve Ulker, 2022).

Elma arz ve talebini dengede tutabilmek için ürünler pazara sunulmadan önce soğuk hava deposunda depolanmaktadır. Depolamadaki amaç, olgunlaşmayı geciktirmek ve depolama sürecini uzatmaktır (Singh ve Zaharah, 2011). Hasat sonrası işleme ve depolamadan kaynaklanan hatalar elmalarda fizyolojik bozuklukların ortaya çıkmasına neden olmaktadır (Meheriuk, 1994; Elgar ve ark., 1998; Clark ve Burmeister, 1999; Hatoum ve ark., 2016). Fizyolojik bozukluklar genellikle elma kabuğunda görünmekte ve elmanın dış dokusunu bozmaktadır (Sharma ve ark., 2020). Ayrıca bu bozukluklar, meyve kayıplarının yaşanmasıyla beraberinde tarımsal kaynakların da israf edilmesine (Osinenko ve ark., 2021) ve ekonomik zararların oluşmasına yol açmaktadır (Sharma ve ark., 2020). Bu yüzden elmayı etkileyen stresin doğasının ve kaynağının bilinmesi önemlidir. Stres nedeninin bilinmesiyle iyi yönetim ve direnç seçenekleri de belirlenebilir (Toivonen, 2003; 2004). Böylece stres sorununun tekrarlanabilir olması engellenebilir (Toivonen ve Hodges, 2011). Elmada fizyolojik bozuklukların tespiti için uzman kişilere ihtiyaç duyulmaktadır. Uzman kişilerin yokluğunda ise ürünlerden elde edilen bilgilerin değerlendirilmesi zorlaşmaktadır. Ürünlerin değerlendirme aşamasında elma sektörü günümüzün gereklerine uygun olarak görüntü işleme ve yapay zeka teknolojileriyle ilişkilendirilebilir. Böylece uzman kişilerin varlığında ya da yokluğunda hasat sonrası değerlendirme yapılabilmesi kolaylaşır (Buyukarikan ve Ulker, 2022).

Elma sektöründe görüntü işleme bir analiz aracı olarak kullanılmakta (Cunha, 2003; Alharbi ve Arif, 2020) ve görüntü işleme süreci; aydınlatma, ışık-malzeme etkileşimi (iletim, sapma, yansıma vd.), görüntü elde etme, özellik çıkarma ve sınıflandırma gibi birbirine bağlı adımlardan oluşmaktadır (Janowczyk ve Madabhushi, 2016; Kludt ve ark., 2021). Görüntü işleme algoritmalarıyla fizyolojik bozukluklara sahip elmanın; renk, doku ve görsel kusur gibi özellikleri manuel olarak çıkarılabilir (Costa ve ark., 2011). Elde edilen bu özellikler yapay zekanın alt dallarından biri olan makine öğrenmesi (MÖ) yöntemleri kullanılarak anlamlandırılmasıyla uzmanlar, zaman ve emek açısından desteklenir (Türkoğlu ve Hanbay, 2018; Arı ve ark., 2019; Cervantes-Jilaja ve

ark., 2019). Ancak araştırmacıların karşılaştığı temel zorluklardan biri de görüntü alımı sırasındaki aydınlatma özelliklerinin değişimidir (Yan ve ark., 2020). Aydınlatma özelliklerinin değişimi görüntü işleme algoritmalarındaki kusurun tanıma sürecini etkilemektedir (Ali ve ark., 2017; Abade ve ark., 2021). Bu yüzden görüntü sınıflandırma uygulamalarında aydınlatma koşullarına dayanıklı özellikler seçilmeli (Shi, 2017; Dandıl ve Polattimur, 2020) ya da renk dengeleme ve renk sabitliği modelleriyle görüntüler yeniden geliştirilmelidir (Büyükarıkan ve Ülker, 2022). Ancak geleneksel görüntü işleme teknikleriyle elde edilen özelliklere dayanan görüntü sınıflandırma uygulamalarının çoğu, kapsamlı ön işleme ve görüntü normalizasyonu gibi işlemlerle uğraşmaktadır (Espejo-Garcia ve ark., 2020). Ayrıca görüntülerden elde edilen özellikler nesnelerin sınıflandırılmasında bazen etkili de olmayabilir. Buna ek olarak, sınıflandırma aşamasında kullanılan MÖ metodunun karmaşıklığı nedeniyle daha fazla bilgi işlem kaynağı da kullanılabilir (Shi ve Chen, 2021). Bu durumlar, sınıflandırma yönteminin tekrarlanabilirliğini kısıtlayabilen sıkıcı gereksinimleri içermektedir (Espejo-Garcia ve ark., 2020). Bu gereksinimleri karşılamanın umut verici bir yolu ise derin öğrenme (DÖ) mimarisinin görüntü analizi uygulamalarında kullanılmasıdır.

DÖ, karmaşık görevleri çözen bir yapay zeka teknolojisidir. Evrimsel sinir ağları (ESA) gibi gelişmiş DÖ mimarisinin ortaya çıkmasıyla araştırmacılar görüntü analizinde başarılı sonuçlar elde etmişlerdir (Golchubian ve ark., 2021). ESA, ham görüntüleri kullanarak özellikleri otomatik olarak kendisi çıkarmaktadır (Altuntaş ve ark., 2019; Reichstein ve ark., 2019). Görüntülerin ESA modelleriyle eğitilmesi veya daha önceden eğitilmiş ESA modellerinin kullanılmasıyla (Santos ve ark., 2019) elde edilen özellikler, görüntülerin temel özelliklerini barındırmaktadır (Wang ve ark., 2019b). Bu özellikler, ilgili sınıfa ait renk, doku ve nesne parçaları gibi bilgileri içermektedir (Dandıl ve Polattimur, 2020). Dolayısıyla ESA, geleneksel yöntemlerle karşılaştırıldığında görüntü analizi için potansiyel olarak soyut ve değişmez özellikleri çıkarabilmekte (Bengio ve ark., 2013) ve görüntüden öğrendiği özellikler sayesinde sınıflandırma işlemini kolaylıkla yapabilmektedir (LeCun ve ark., 2015).

1.1. Tezin Amacı ve Literatüre Katkısı

İnsan gözlemi marifetiyle bir ürünlerdeki kusurun muayenesi zaman alıcı, yoğun emek isteyen ve eğitilmiş insanların kararına bağlı işlemleri içermektedir. Özellikle farklı aydınlatma koşulları veya senaryoları ürün üzerindeki kusurun ve renk bilgisinin

farklılaşmasına sebep olmakla beraberinde karar verme sürecini de ciddi bir şekilde karmaşık hale getirmektedir. Bu sorunun üstesinden gelinebilmesi ve doğrudan insan gözlemi için alternatif ve uygun çözümler üretilebilmesi amacıyla ESA mimarisine yönelik uygulamaların geliştirilmesi çalışmanın çıkış noktası olmuştur. Bu noktadan hareketle tezin amacı, farklı aydınlatma koşulları altında elde edilen dijital görüntülerin ESA mimarisiyle sınıflandırılmasıdır. Ayrıca ESA mimarisiyle görüntülerden aydınlatma ve parlaklık tahmini çalışmalarına da tez kapsamında yer verilmiştir. Bu tez kapsamında ışık renkleri temeline dayanan iki aydınlatma senaryosu denenmiştir. Buna ek olarak bu iki senaryoya ilişkin fotometrik ve elektriksel hesaplamalar da yapılmıştır. Çalışma, elma meyvesindeki fizyolojik bozukluklara uygulanmıştır. Çalışmada Isparta'da en çok üretimi olan Golden Delicious ve Granny Smith elma türlerindeki fizyolojik bozukluklardan; acı benek, buruşma ve yüzeysel kararmaya ilişkin elmalar kullanılmıştır.

Tez kapsamında tüm görüntüler tek bir kamera ve dış ortam aydınlatma koşullarının en aza indirildiği kontrollü bir yapay görme sistemi yardımıyla elde edilmiştir. Birinci aydınlatma senaryosuna göre oluşturulan dijital fizyolojik bozukluk görüntüleri; farklı aydınlatma koşulları (farklı ışık renkleri ve bir lambanın parlaklık değerleri), elma pozisyon açıları ve görüntü alma mesafeleri kullanılarak çekilmiştir. Bu görüntüler, fizyolojik bozukluk türleri ve ışık renklerine (sıcak beyaz, soğuk beyaz ve yeşil ışık) göre etiketlenmiştir. İkinci aydınlatma senaryosuna göre oluşturulan dijital görüntüler; beyaz ışığı sağlamak için farklı renk sıcaklıkları (sıcak, ılık ve soğuk beyaz), elma pozisyon açıları, aydınlatma kaynağı konum açıları ve görüntü alma mesafeleri kullanılarak elde edilmiştir. Burada görüntüler, kusurlu (buruşma sınıfı) ve kusursuz elma olacak şekilde etiketlenmiştir.

Bu tez kapsamında iki aydınlatma senaryosu kullanılarak beş yaklaşım önerilmiştir. İlk yaklaşımda, fizyolojik bozukluk türlerine göre oluşturulmuş orijinal bir veri seti, ESA modelleriyle uçtan uca eğitilerek fizyolojik bozukluk türleri sınıflandırılmıştır. İkinci yaklaşımda ise fizyolojik bozukluk türlerine göre oluşturulmuş orijinal ve zenginleştirilmiş veri setleri, önceden eğitilmiş ESA modelinden elde edilen derin özellikler ve bu özelliklerin seçimiyle elde edilen derin özellikler kullanılarak MÖ metotları yardımıyla fizyolojik bozukluklar sınıflandırılmıştır. Her iki yaklaşımda da farklı aydınlatma koşullarında ESA mimarisinin nesneleri sınıflandırmadaki etkisine odaklanılmıştır. Üçüncü yaklaşımda, ışık renklerine göre ayrılan fizyolojik bozukluk görüntüleriyle zenginleştirilmiş veri setleri oluşturulmuştur. Daha sonra bu zenginleştirilmiş veri setlerine, renk dengeleme modelleri uygulanarak yeni veri setleri

üretimiştir. Oluşturulan tüm veri setlerine önceden eğitilmiş ESA modelleri uygulanarak fizyolojik bozukluklar sınıflandırılmıştır. Bu yaklaşımda, farklı ışık renkleri ve renk dengeleme modelleriyle üretilen görüntülerin ESA modelleriyle sınıflandırma performanslarının etkisi üzerine odaklanılmıştır. Diğer bir yaklaşımda, farklı ışık renklerine göre ayrılan görüntülerin önceden eğitilmiş ESA modelleriyle aydınlatması (renk sabitliği veya aydınlatıcı rengi) tahmin edilmiştir. Önerilen bu yaklaşımla ESA tabanlı aydınlatma tahmini modellerinin etkinlikleri gösterilmiştir. Tüm bu dört yaklaşımda birinci aydınlatma senaryosundaki görüntüler kullanılmıştır.

Son yaklaşımda ise ikinci aydınlatma senaryosundaki beyaz ışığın farklı renk sıcaklıkları ve aydınlatma kaynağı konum açılarına sahip görüntülerin ESA mimarisıyla parıltısı tahmin edilmiştir. Önerilen bu yaklaşımda görüntü tabanlı parıltı tahmini üzerine odaklanılmıştır. Bu tezin literatüre başlıca katkıları şu şekilde özetlenebilir:

Literatürdeki çalışmaların büyük bir çoğunluğu tek bir aydınlatma kaynağı kullanmakta aynı pozda nesnenin görüntüsünü almakta veya aydınlatmanın etkisini ortadan kaldırmak için görüntü üzerinde çeşitli yöntemler kullanarak sınıflandırma problemleriyle başa çıkmaktadırlar. Tez kapsamında görüntülerin farklı aydınlatma koşulları, nesne pozisyonları, aydınlatma kaynağı konum açıları ve mesafelerde elde edilmesi çalışmanın özgünlüğüne katkı sağlamıştır.

Tez kapsamında elma meyvesindeki depo hastalıklarını belirlemeye yönelik görüntü tabanlı sınıflandırma çalışmaları önerilmiştir. Önerilen bu çalışmalarla fizyolojik bozukluklara göre elma meyvesinin etkilendiği stresin sebebi belirlenebilecektir. Ayrıca bu çalışma tarım alanında yapılacak diğer sınıflandırma çalışmalarına da yön çizebilecektir (Buyukarikan ve Ulker, 2022).

Buna ek olarak yapay görme uygulamalarında aydınlatma özelliklerinin değişimi, görüntülerin farklılaşmasına ve görüntü kalitesinin değişmesine sebep olmaktadır. Bu sorunun çözülmesi ve görüntülerin kalitesinin geliştirilmesi için renk dengeleme modelleri kullanılabilir. Bu tez kapsamında birinci aydınlatma senaryosundaki ışık renklerine göre ayrılan görüntülerin geliştirilmesinde kullanılan renk dengeleme modellerinin fizyolojik bozuklukları sınıflandırma etkinlikleri gösterilmiştir.

İnsan gözünün ışık renginden bağımsız olarak görüntüdeki renkleri değiştirmeden algılaması temeline dayanan renk sabitliği modelleri (Sidorov, 2020) yardımıyla görüntülerden aydınlatma tahmin edilebilir (Choi ve Yun, 2019). Ancak geleneksel yöntemlerle aydınlatma tahmini çok fazla görüntü işleme adımından oluşmaktadır. Tez kapsamında ESA'nın özellik çıkarıcı avantajından yararlanılarak görüntülerin

aydınlatmasının tahmin edilmesine yönelik bir yaklaşım önerilmiştir. Bu yaklaşım, görüntüdeki renk özelliklerine göre görüntü kalitesinin geliştirilmesine de katkı sağlamıştır (Büyükarıkan ve Ülker, 2022).

Geleneksel olarak parıltı tahmininin sayısallaştırılması için çeşitli aydınlatma kontrol sistemleri geliştirilmiştir. Ancak aydınlatma özelliklerinden renk sıcaklığı ve aydınlatma kaynağının nesneyi aydınlatma açısı, nesne üzerindeki parıltının farklılaşmasına yol açmaktadır. Tez kapsamında parıltı tahmininin yapılmasına alternatif bir çözüm sunabilmek için ESA modelleri kullanılarak görüntü tabanlı bir yaklaşım önerilmiştir.

1.2. Tezin Organizasyonu

Sunulan bu tez çalışması beş bölümden oluşmaktadır. Birinci bölümde, aydınlatmanın görüntü üzerindeki etkisi anlatılmış ve bu etkinin elmada fizyolojik bozuklukların belirlenmesindeki öneminden bahsedilmiştir. Devamında, tezin amacı ve literatüre katkıları ortaya koyularak açıklanmıştır. Ayrıca tezin organizasyonu da bu bölümde verilmiştir.

İkinci bölümde, tarım ürünü görüntülerinin tanınmasına yönelik yapılan uygulamalardaki aydınlatmanın etkisinden ve tarım ürünü kusurlarından bahsedilmiştir. Ayrıca ESA modelleriyle fizyolojik bozuklukların sınıflandırılması, elma kusurlarının hibrit yöntemle sınıflandırılması, renk dengeleme modelleri kullanılarak geliştirilen görüntülerin ESA modelleriyle sınıflandırılması, ESA modelleriyle görüntülerden aydınlatma ve parıltı tahminiyle ilgili çalışmalar da incelenmiştir. Buna ek olarak tezin öneminden de bahsedilmiştir.

Üçüncü bölümde, görüntü alımı için kullanılan sistem tasarımı ve aydınlatma kaynaklarının özellikleri, veri setlerini oluşturma, ESA mimarisi, performans ölçütleri ve önerilen yaklaşımlara yer verilmiştir.

Dördüncü bölümde, deney düzenindeki ölçümlere ve önerilen aydınlatma senaryolarına göre tez kapsamında oluşturulan veri setlerindeki görüntüler kullanılarak çeşitli yaklaşımlarla fizyolojik bozuklukların sınıflandırılması, aydınlatma ve parıltı tahminleri uygulamalarına yer verilmiştir. Ayrıca elde edilen bulgular literatürdeki diğer çalışmalarla da karşılaştırılmıştır.

Son bölümde ise önerilen yaklaşımlardan elde edilen araştırma sonuçları aktarılmış ve öneriler sunulmuştur.

2. KAYNAK ARAŞTIRMASI

Yapay görme sistemleri, tüm sektörlerde olduğu gibi tarım sektöründe de tahribatsız olarak tarım ürününün sınıflandırılması aşamasında giderek artan bir ihtiyacı karşılamaktadır (Brosnan ve Sun, 2002; Davies, 2009; Yu ve Jin, 2021). Bu sistemde tarım ürününü vurgulamak aydınlatmayla başlar (Bennedsen ve ark., 2005).

Aydınlatmanın değişimi aynı sahnenin renk, doygunluk veya parlaklık gibi durumların farklılaşmasına yol açmaktadır (Wang ve ark., 2019a). Bu sorunu çözebilmek için araştırmacılar, çeşitli renk uzayı modellerini (Hamuda ve ark., 2016; Tang ve ark., 2016), doku (Laddi ve ark., 2013; Bakhshipour ve ark., 2017) ve tarım ürünlerinin şekil özelliklerini (Kazmi ve ark., 2015) çıkarmışlardır. Ancak her renk uzayı modeli gibi doku ve şekil özellikleri de incelenecek tarım ürününe göre farklılık göstermektedir (Wang ve ark., 2019a). Ayrıca geleneksel yöntemlerle görüntülerden elde edilen özellikler verimli bir işlem olmamakla beraberinde (Fan ve ark., 2017; Tang ve ark., 2017) hesaplama açısından da zorlu görevleri içermektedir. Dolayısıyla aydınlatma, sonraki süreçler ve elde edilen sonuçlarla (Azizi ve ark., 2016; Sarkar, 2017) sınıflandırmanın tekrarlanabilirliğini ve güvenilirliğini önemli ölçüde etkilemektedir (Cowan ve ark., 1992). Bu bağlamda, değişen aydınlatma koşullarının üstesinden gelebilecek ve görüntülerden özellikleri otomatik olarak çıkarabilecek bir yapay zeka aracının kullanılmasında fayda bulunmaktadır.

Son yıllarda araştırmacılar aydınlatma değişimleri için yapay zekanın alt dallarından biri olan ESA'yı kullanmışlardır. Gıda ve tarım ürünlerini; Ijjina ve Mohan (2014), Cusano ve ark. (2016a), Cusano ve ark. (2016b), Bianco ve ark. (2017a), Demirez Örs (2018), Zhang ve ark. (2018), Barré ve ark. (2019), Haucke ve ark. (2021), hastalık ve kusurları; Sun ve ark. (2019), Lu ve Lu (2018), Büyükarıkan ve Ülker (2020), Jahanbakhshi ve ark. (2020) ve tarım ürünlerinin olgunluk düzeylerini; Rodríguez ve ark. (2018) ESA mimarisiyle sınıflandırmışlardır. Ayrıca farklı elma türlerini Chu ve ark. (2021) ve tarım ürünü üzerindeki ilaç kalıntılarını Jiang ve ark. (2019) bu mimariyle tespit etmişlerdir. Tarımda aydınlatma değişiklikleriyle ilgili çalışmalar, genellikle ürün veya kusuru sınıflandırma ve tanıma uygulamalarından oluşmaktadır. Çizelge 2.1'de aydınlatma değişimlerini içeren görüntülerin ESA mimarisiyle sınıflandırılması ve tanınmasıyla ilgili bazı çalışmalar görülmektedir.

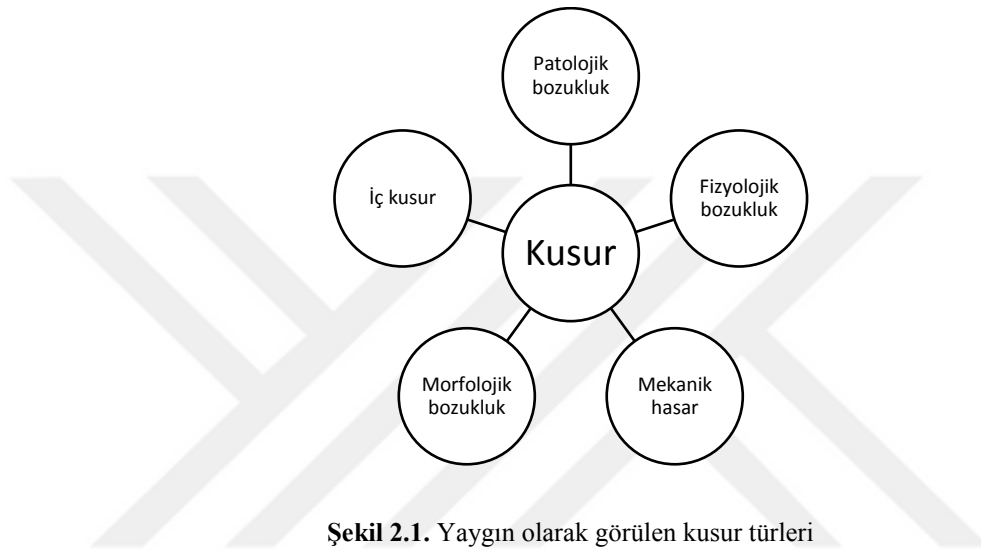
Çizelge 2.1. Tarım sektöründe ESA mimarisi kullanılarak yapılan aydınlatmayla ilgili çalışmalar

Referans	Açıklamalar
Ijjina ve Mohan (2014)	Farklı renk sıcaklıklarındaki meyve ve sebze görüntülerini (ALOI-COL veri seti) ESA'yla sırasıyla %98.53 ve %99.26 oranlarındaki doğruluk ile sınıflandırmışlardır.
Cusano ve ark. (2016b)	Farklı aydınlatma koşullarındaki görüntülerin (Raw food veri seti) doku özelliklerini nasıl etkilendiğini belirlemek için ESA mimarilerini kullanmışlardır. Aydınlatma kaynaklarını gruplandırarak oluşturulan sınıflandırmada sonuçlarına göre Vgg VeryDeep 16 modelinin diğer modellere göre genellikle yüksek doğruluk elde ettiklerini vurgulamışlardır.
Cusano ve ark. (2016a)	Farklı aydınlatma koşullarında elde ettikleri görüntüleri (Raw food veri seti) kullanarak renk tanımlayıcılarına göre yeni görüntüler elde etmişler ve bu görüntüleri ESA mimarisiyle sınıflandırmışlardır. Renk tanımlayıcıları ile oluşturulan görüntülerde daha başarılı sınıflandırma sonuçlarını elde ettiklerini belirtmişlerdir.
Demirez Örs (2018)	Farklı dalga boylarında elde edilen buğday görüntülerini AlexNet(fc6)+Destek Vektör Makineleri (DVM) modeliyle %99.97 ve AlexNet(fc7)+DVM modeliyle %99.96 oranındaki doğrulukla sınıflandırmıştır.
Rodríguez ve ark. (2018)	Erik meyvesinin olgunluk döneminin sınıflandırılması için dört farklı aydınlatma kaynağı kullanmışlar ve erik görüntülerini %91-97 arasındaki doğrulukla sınıflandırmışlardır.
Zhang ve ark. (2018)	Bir buzdolabında farklı kamera açısı ve aydınlatma koşullarında meyvelerin görüntülerini çekmişler ve ESA mimarisiyle meyveleri %89-97 arasındaki doğrulukla belirlemişlerdir.
Barré ve ark. (2019)	Değişen aydınlatma şekilleri ve çeşitli üzüm türleriyle elde edilen görüntülerdeki ışık ayrımlarını yapabilmek için ESA mimarisini kullanmışlardır.
Büyükarıkan ve Ülker (2020)	Farklı renk sıcaklıklarındaki meyve görüntülerini AlexNet ve VGG16 modelleriyle %100, VGG19 modelinde %86.49 doğrulukla sınıflandırmışlardır.
Jahanbakhshi ve ark. (2020)	Değişen ışık yoğunluklarındaki limon kusurlarını ESA kullanarak %100 doğrulukla sınıflandırmışlardır.
Chu ve ark. (2021)	Farklı aydınlatma koşullarında alınan Gala ve Blondee elma tür görüntülerini Mask R-CNN modeliyle tespit etmişlerdir. Kullandıkları modelin F1-skor değerini 0.905 olarak bulmuşlardır.

Tarım sektöründe elma meyvesi, içerdiği mineraller ve vitaminler açısından yaygın olarak tüketilmektedir (Kaur ve Kapoor, 2001). Elma meyvesi, hasat dönemi veya sonrası (seçme, nakliye, depolama ve dağıtım gibi) birçok kusur türünden etkilenebilir (Lu ve Lu, 2017). Şekil 2.1'de de görüldüğü gibi, bu kusurlar; patolojik bozukluk, fizyolojik bozukluk, mekanik hasar, morfolojik bozukluk ve iç kusurdur (Nturambirwe ve Opara, 2020).

Bu kusurlardan biri olan patolojik bozukluk; zamanla meyvenin bozulmasına veya çürümmesine yol açan virüs, mantar, bakteri veya mikrobiyal patojenlerin saldırılarını içermektedir (Fourie, 2006). Fizyolojik bozukluk, elmanın iç ve dış faktörlerden (beslenme, sıcaklık, atmosferik etkenler vb.) kaynaklanan strese (abiyotik stres) etkilenebilir (Toivonen, 2004; Watkins, 2017; Dikilitas ve ark., 2021). Diğer bir kusur türü olan mekanik hasar; insan veya tarım makineleri tarafından

meyvenin sıkıştırılması veya darbelenmesi sonucunda oluşmaktadır. Diğer bir ifadeyle bu hasar meyvenin dokusunu bozan aşırı dış kuvvetleri içermektedir (Li ve Thomas, 2014; Hussein ve ark., 2018). Morfolojik bozukluk, deformasyon şeklinde oluşmakta ve tarım ürünü anormal bir şekle sahip olmaktadır (Anyasi ve ark., 2015). İç kusur ise patolojik ve fizyolojik bozukluk veya mekanik hasardan kaynaklanan sebeplerle meyvenin iç kısmında oluşan kusurlardandır (van Dael ve ark., 2016; Van Dael ve ark., 2019).



Şekil 2.1. Yaygın olarak görülen kusur türleri

Bu kusurların semptomlarının doğru bir şekilde el değmeden ESA'yla sınıflandırılması tarımın sürdürülebilirliği açısından önemlidir. Bu tez kapsamında elmada fizyolojik bozukluklar üzerinde durulmuş ve farklı aydınlatma koşulları altında elde edilen dijital görüntülerin ESA mimarisiyle sınıflandırılması ve aydınlatma ile parlaltının tahmini için bazı yaklaşımlar önerilmiştir. Önerilen bu yaklaşımlar beş başlık altında toplanmıştır. Birinci bölümde, çeşitli fizyolojik bozuklukların ESA mimarisiyle sınıflandırılmasına ait yaklaşımların literatür taraması verilmiştir. İkinci bölümde, elma kusurlarının hibrit yöntemle sınıflandırılması yaklaşımlarına ait literatür incelenmiştir. Üçüncü bölümde, renk dengeleme modelleriyle elde edilen görüntülerinin ESA mimarisiyle sınıflandırılması yaklaşımlarının literatür taraması sunulmuştur. Dördüncü bölümde ESA mimarisiyle görüntülerin aydınlatmasının tahmin edilmesiyle ilgili literatür karşılaştırması yapılmıştır. Son bölümde ise görüntülerden parlaltının tahmin edilmesine yönelik yaklaşımların literatür taraması sunulmuştur.

2.1. Elmada Fizyolojik Bozuklukların Evrimsel Sinir Ağları Modelleriyle Sınıflandırılması

ESA mimarisi kişiden bağımsız olarak görüntüleri değerlendirebilmekte (Yogeswararao ve ark., 2022) ve güçlü özellik öğrenme yeteneği sayesinde görüntü analizinde yaygın olarak kullanılmaktadır (Sa ve ark., 2016). Araştırmacılar ESA'nın bu avantajlarını kullanarak genellikle elma meyvesinde fizyolojik bozuklukları sınıflandırmışlardır. Nachtigall ve ark. (2017) sağlıklı, besin eksikliği (potasyum, magnezyum ve kalsiyum) ve hastalığa sahip elma yaprağı ile meyvelere ait görüntüleri beyaz bir arka planda elde etmişlerdir. Önerdikleri çalışmada toplam 4370 adet görüntü kullanmışlar ve görüntüleri ESA'yla %91.10 doğrulukla sınıflandırmışlardır. Ayrıca fizyolojik bozukluklardan acı benekli elmaları %89.60 oranıyla tahmin etmişlerdir. Önerdikleri bu çalışma, ESA'yla fizyolojik bozuklukları sınıflandıran ilk uygulamalardandır. Lu ve Lu (2018) multispektral görüntüleme tekniğinden yararlanmışlardır. Elma kusurlarının (acı benek, mekanik yaralanmalar, çürük vd.) görüntülerini sınıflandırmak için rastgele orman (RO), DVM ve ESA'yı kullanmışlardır. Önerdikleri çalışmada toplam 346 adet görüntü almışlar ve elma kusurlarını ESA'yla %98 oranındaki doğrulukla sınıflandırmışlardır. Kumar ve ark. (2020) elmada oluşan besin eksikliği (kalsiyum, demir vd.) görüntülerini bir web kamerasıyla elde etmişlerdir. Önerdikleri çalışmada toplam 1000 adet görüntü kullanmışlar ve besin eksikliği görüntülerini CovNet ile %98.24 oranındaki doğrulukla sınıflamışlardır. Lashgari ve ark. (2020) elma meyvesinin farklı depolama koşullarındaki yaşlanma bozukluğunun etkisini belirlemek için akustik sinyalleri kullanmışlardır. Yaşlanma bozukluğunu, AlexNet modeliyle %91.11 ve VGG19 modeliyle %86.94 oranındaki doğrulukla sınıflandırmışlardır. Peng ve Cai (2017) elmada iç sululuğu belirlemek için farklı ışık koşullarında elma dilimlerinin görüntülerini almışlardır. Önerdikleri çalışmada toplam 546 adet görüntü kullanmışlar ve elmada iç sululuğu tam bağlantılı ağ (Fully Convolutional Network, FCN) yapısıyla %75.90 ve bayes sınıflandırıcısı (Bayes Classifier) ile %67.30 ortalama doğrulukla sınıflandırdıklarını belirtmişlerdir.

2.2. Elma Kusurlarının Hibrit Yöntemlerle Sınıflandırılması

Elma sektöründe yapay görme sistemleriyle renk, doku ve yüzey kusurlarına göre elmanın dış muayenesi son zamanlarda popüler bir konu haline gelmiştir (Unay ve

Gosselin, 2007). Burada elma görüntülerindeki özellikler; ölçek değişmez öznitelik dönüşümü (scale-invariant feature transform), gri seviye eş-oluşum matrisi (gray level co-occurrence matrix), yönlendirilmiş gradyanların histogramı (histogram of oriented gradient), şekil ve doku özellikleri gibi görüntü işleme teknikleri kullanılarak çıkarılmaktadır (Hassan ve ark., 2021). Ancak görüntü işleme teknikleriyle kusurdan etkilenen bölgedeki görüntü parçalarının çıkarılması zorlu aşamalardan geçmektedir. Bu yüzden kusurla ilgili özelliklerin çıkarılma sürecinde geleneksel yöntemler yerine özellikleri otomatik çıkaran ESA modellerinin kullanılması ve bu özelliklerin MÖ metotlarıyla sınıflandırılması görüntü analizi işlemlerini kolaylaştıracaktır (Buyukarikan ve Ulker, 2022).

Elmada fizyolojik bozuklukların sınıflandırılmasında kullanılan ESA ve MÖ'yü birleştiren hibrit çalışmalar literatürde oldukça sınırlı sayıdadır. Dolayısıyla bu başlık altında diğer elma kusurlarını sınıflandıran hibrit çalışmalar da incelenmiştir. Elma meyvesi ile ilgili yapılan hibrit çalışmalarda genellikle patolojik bozukluklar ve mekanik hasarların sınıflandırılması üzerinedir. Ismail ve ark. (2018) kara leke, çürük, mantar lekesi, elma lekesi, morluk ile sağlam elmaları; kusurlu ve kusurlu olmayan şekilde sınıflandırmak için ESA ve DVM'yi kullanmışlardır. Önerdikleri bu çalışmada toplam 550 adet görüntü bulunmaktadır. Hibrit olarak patolojik ve mekanik bozuklukları sınıflandıran ilk uygulamalardandır. Hu ve ark. (2020) çürük elmaların tespiti için VGG19 ve Inceptionv3'den elde ettikleri derin özellikleri DVM ile sınıflandırmışlardır. Oluşturdukları özellik haritasıyla en yüksek tanıma doğruluğunu %97.33 ile Inceptionv3+DVM modelinde olduğunu belirtmişlerdir. Önerdikleri çalışmada, toplam 302 adet yakın kızılötesi yansıtma (Near Infrared Reflectance, NIR) görüntülerini kullanmışlardır. Bir diğer çalışmada, Turkoglu ve ark. (2019) elmada hastalık ve haşerenin tespiti için çok modelli uzun kısa süreli bellek (long short-term memory, LSTM) tabanlı önceden eğitilmiş ESA'yı kullanmışlar ve sınıflandırma doğruluğunu %99.20 olarak bulmuşlardır. Önerdikleri çalışmada, 1192 dijital görüntü ve 6120 boyutlu derin özellik bulunmaktadır.

Fizyolojik bozuklukları sınıflandıran bir çalışmada aydınlatma farklılıkları vurgulanmıştır. Buyukarikan ve Ulker (2022) çalışmalarında fizyolojik bozuklukları sınıflandırmak için 35 hibrit model oluşturmuşlardır. En yüksek sınıflandırma doğruluğunu VGG19(fc6)+DVM modelinde %96.11 oranında elde etmişlerdir.

2.3. Renk Dengelemeyle Elde Edilen Görüntülerin ESA Modelleriyle Sınıflandırılması

Aydınlatma koşulları görüntülerde dikkate alınması gereken önemli faktörlerdendir (Hu ve ark., 2021; Shi ve Chen, 2021). Bu faktör nesnenin parlaklık veya renk dengesi (Brosnan ve Sun, 2002; Liu ve ark., 2018) gibi görüntü kalitesinin özellikleri üzerinde etkilidir. Ayrıca her aydınlatma koşulunda görüntüleri sınıflandırma uygulaması da iyi çalışmayabilir (Payne ve ark., 2013). Bu problemin çözülebilmesi için renk dengeleme yöntemleri kullanılabilir (Sachs, 1996). Renk dengeleme, görüntünün renk, kontrast veya keskinlik gibi özelliklerini değiştirmekte (Gasparini ve Schettini, 2004) ve görüntünün renk ile aydınlık dengesini normalleştirmektedir (Yildirim-Yayılğan ve ark., 2020). Bu yöntemlerle görüntüler yeniden üretilmekte (Akazawa ve ark., 2021) ve görüntülerden yararlı özellikler çıkarıldığı için görüntülerin görünebilirliği de artmaktadır (Siddhartha ve Santra, 2020). Bu başlık altında çeşitli renk dengeleme yöntemleriyle geliştirilen görüntülerin ESA mimarisiyle sınıflandırılmasına ait çalışmalar incelenmiştir.

Bianco ve ark. (2017a) renk dengeleme modelleriyle üretilen görüntülerin sınıflandırma performansları üzerindeki etkinliklerini incelemişlerdir. Lineer-srgb'yle elde ettikleri görüntüleri ResNet50 modeliyle %99.52 oranındaki doğrulukla sınıflandırmışlardır. Önerdikleri çalışmada görüntülerin sınıflandırma performansında iyileşme olduğunu vurgulamışlardır. Premaladha ve Ravichandran (2016) cilt görüntülerinin iyileştirilmesi için kontrast sınırlı uyarlamalı histogram eşitleme (CLAHE) yöntemini uygulamışlardır. Derin öğrenme tabanlı sinir ağları ve hibrit Adaboost-DVM algoritmasıyla %93 oranında sınıflandırma doğruluğu elde etmişlerdir. Siddhartha ve Santra (2020) X-ray görüntülerine beyaz dengeleme ile CLAHE tekniklerini uygulamışlardır. Görüntüleri %96.43 oranındaki doğrulukla sınıflandırdıklarını belirtmişlerdir. Ragab ve ark. (2021) meme kanseri görüntülerini CLAHE tekniğiyle geliştirmişler ve uçtan uca eğitilen GoogLeNet modeliyle %76.01 oranındaki doğrulukla görüntüleri sınıflandırmışlardır. Diğer bir çalışmada, Kanabur ve ark. (2019) yaprak hastalığı görüntülerine histogram eşitleme uygulamışlar ve ESA'yla %99.09 sınıflandırma doğruluğunu elde ettiklerini belirtmişlerdir. de Lima ve ark. (2020) basit renk dengeleme modeli kullanarak görüntüleri geliştirmişlerdir. InceptionV3 ve ResNet50 modelleriyle sınıflandırma doğruluk oranını 0.96 olarak bulmuşlardır. Kowsari ve ark. (2019) biyopsi görüntülerine farklı seviyelerde renk dengeleme uygulamışlar ve görüntülerin görünebilirliğinin arttığını vurgulamışlardır. Önerdikleri ESA modeliyle

%93.39 oranında sınıflandırma doğruluğu elde etmişlerdir. Araştırmaların deneysel sonuçlarına göre ön işlem aşamasında renk dengeleme modelleriyle yeniden üretilen görüntüler ESA ile sınıflandırıldığında başarılı sonuçların elde edildiği belirlenmiştir.

2.4. ESA Modelleriyle Aydınlatma Tahmini

Fizyolojik bozuklukların tespitinde aydınlatma değişimleri kusurların belirlenmesini zorlaştırabilir (Kumar ve ark., 2020). Bu sorunun çözümü ve görüntüdeki algısal renklerin korunması için görüntülerden aydınlatma tahmini yapılabilir (Büyükarıkan ve Ülker, 2022). Araştırmacılar aydınlatma tahmini için istatistiksel ve öğrenme tabanlı yaklaşımları kullanmışlardır. İstatistiksel tabanlı yaklaşımlarda tek bir görüntünün istatistik değerlerinden yararlanılmaktadır (Sidorov, 2020). Max-RGB (Land, 1977), gray-edge (GE) (Van De Weijer ve ark., 2007) ve weighted gray-edge (WGE) (Gijssenij ve ark., 2011) istatistiksel tabanlı yöntemlere örnek olarak verilebilir. Öğrenme tabanlı yaklaşımlarda ise eğitim seti referans alınarak görüntüler otomatik olarak geliştirilebilmektedir (Kang ve ark., 2010; Gharbi ve ark., 2017). Bu yaklaşımlara yapay sinir ağları (YSA) (Cardei ve ark., 2002), temel bileşen analizi (PCA) (Cheng ve ark., 2014) ve ESA örnek olarak verilebilir (Koščević ve ark., 2020).

Son yıllarda, öğrenme tabanlı yöntemlerden biri olan ESA, bilgisayarlı görü uygulamalarında büyük ilerleme kaydetmiştir. ESA katmanlarından görüntüye ait üst düzey özellikler çıkarılmakta ve ileriki katmanlara bu özellikler iletilmektedir (Liu ve ark., 2019). Böylece belirli sahne özelliklerinden yararlanılmakta ve her bir girdi görüntüsü için iyi performans gösteren yönteme karar veren bir model oluşturulmaktadır. Bu model yardımıyla girdi görüntülerine göre aydınlatma tahmini yapılmaktadır (Miqdad, 2018). Ayrıca bu model, aydınlatıcı renk üzerindeki Öklid kaybının en aza indirilmesini sağlayan özellik öğrenme ve regresyon yöntemlerini de bütünleştirmektedir (Bianco ve ark., 2015; Lou ve ark., 2015). Dolayısıyla ESA'yla eğitim setinde öğrenilen güçlü özellikler temsil edilmektedir (Yang ve ark., 2019). Bu bağlamda ESA'yla daha doğru aydınlatma tahmini modellerinin oluşturulması kolaylaşmaktadır (Sidorov, 2020).

Araştırmacılar kendi ESA modellerini önerdikleri gibi bilinen ESA modellerini de kullanmışlardır. Bianco ve ark. (2015) sahne aydınlatmasının tahmininde AlexNet+DVR ve CNN-based modeliyle Shi-Gehler veri setinde başarılı sonuçlar elde etmişlerdir. Önerdikleri çalışma ESA ile aydınlatma tahmini yapan ilk uygulamalardan biridir. Lou ve ark. (2015) doğru ışık kaynağının tahmini için ESA tabanlı bir regresyon

modeli oluşturmışlardır. Önerdikleri bu model, ImageNet kullanılarak eğitilmiştir. Choi ve ark. (2020) önerdikleri ESA modeliyle aydınlatma tahmini yapmışlar ve 3° altındaki açısal hata (AH) değerlerinin oranını %76.41 olarak hesaplamışlardır. Domislović ve ark. (2022) beş evrişim katmanına ve (1,1) boyutundaki çekirdeğe sahip bir model önermişlerdir. Önerdikleri modeli bilinen üç veri setinde denemişler ve aydınlatma tahmin performansının iyileştiğini göstermişlerdir (Büyükarıkan ve Ülker, 2022).

Bilinen ESA modelleriyle oluşturulan aydınlatma tahmini çalışmalarında genellikle AlexNet ve VGG16 kullanılmıştır. Qian ve ark. (2016) VGG16 modelinin fc6 katmanından elde edilen özellikleri kullanarak çeşitli regresyon yöntemleriyle görüntülerden aydınlatma tahmini yapmışlardır. Oh ve Kim (2017) önerdikleri AlexNet modelini bilinen veri setlerinde denemişlerdir. Diğer öğrenme tabanlı yaklaşımlara göre AH değerlerinin daha düşük olduğunu belirtmişlerdir. Hu ve ark. (2017) AlexNet-fc4 ve SqueezeNet-fc4 modellerini kullanarak görüntülerden aydınlatmayı tahmin etmişlerdir. Modellerin fc4 katmanı performansının yüksek olduğunu ve tahmin hatasının az olduğunu vurgulamışlardır. Košćević ve ark. (2020) önerdikleri VGG16 modelini CubeC veri setinde uygulamışlar ve AH değerinin 1.27° olduğunu belirtmişlerdir. Yang ve ark. (2020) sahne aydınlatmasının tahmini için VGG16 modelini kullanmışlardır. Önerdikleri modelin diğer modellere göre daha iyi genelleme yaptığını vurgulamışlardır. Sidorov (2020) yeni bir kayıp fonksiyonu kullanarak GoogLeNet modeliyle aydınlatma tahmini yapmıştır. AC ışık kaynağını kullanan çalışmalarda EfficientNet-B0 modeliyle aydınlatma tahmini değerlendirilmiştir. Ha ve ark. (2021) EfficientNet-B0 ile U-Net'i birleştirerek oluşturdukları modelle aydınlatmayı tahmin etmişlerdir. Yoo ve ark. (2022) EfficientNet-B0 modeliyle AC ışık kaynaklarından elde edilen görüntüleri kullanarak aydınlatma tahmini yapmışlardır. Önerdikleri modelle %30 daha düşük AH değerlerini ürettiklerini ve karmaşık ortam ışıklarında önerdikleri modelin daha iyi çalıştığını vurgulamışlardır. Literatürde aydınlatma tahmini araştırmalarında önerilen farklı yaklaşımlar bulunmaktadır. Araştırmaların deneysel sonuçları ESA modelleriyle aydınlatmanın tahmininde başarılı sonuçların elde edildiğini göstermektedir (Büyükarıkan ve Ülker, 2022).

2.5. ESA Modelleriyle Görüntü Parıltısının Tahmini

Renk, ışık tarafından üretilmekte ve her ışık varyasyonu görüntü üzerindeki renk algısını değiştirmektedir. Işığın önemli özelliklerinden biri olan renk sıcaklığı; lamba

kalitesi, görüntü analizi ve görme konforuyla ilgili uygulamalarda sıklıkla kullanılmaktadır. Ayrıca bu özellik, görüntünün parlaklık değerleri üzerinde de etkilidir (Luo, 2011; Holtzschue, 2012). Literatürdeki çalışmalar çeşitli renk sıcaklıklarını (2700-6500 Kelvin (K) arasında) kullanarak genellikle ofis ve sınıf gibi yerleşim yerlerinin görme konforu veya lambaların renk kalitesiyle (Park ve ark., 2010; Dangol ve ark., 2013; Dangol, 2015; Huang ve ark., 2017b; Gümüşay, 2018; Baek ve ark., 2022; Ma ve ark., 2022) ilgili uygulamaları gerçekleştirmişlerdir.

Renk sıcaklığını kullanan diğer çalışmalarda görüntü işleme teknikleriyle nesnelerin çeşitli renk veya görüntü özellikleri çıkarılmıştır (Tominaga ve ark., 2007; Maksimović ve ark., 2018; Petrisor ve ark., 2019; Martinka, 2021). Araştırmacılar bu özellikleri kullanarak MÖ metotları yardımıyla nesneleri sınıflandırmışlardır. Renk sıcaklığını kullanan başka bir çalışma alanı ise görüntülerden renk sıcaklığının tahminidir (Catalbas ve Kobav, 2022; Kamath ve ark., 2022). Ancak bu çalışmada kameranın renk sıcaklığı özelliğine veya renk sıcaklığını ölçmek için kullanılan spektrometre cihazına ihtiyaç duyulmaktadır. Dolayısıyla bu çalışmalarda genellikle DIALux, Radiance, Autodesk Revit ve V-Ray gibi simülasyon programları kullanılarak uygulama ortamları ve görüntüler üretilmiştir. Böylece aydınlatma tasarımının kolaylıkla uygulanmasına olanak tanınmıştır.

Başka bir çalışma alanında ise görüntülerden parıltı tahmini yapılmıştır. Parıltı tahmini genellikle yol aydınlatması çalışmalarında uygulanmıştır. Bu konuyla sınırlı sayıda araştırmalar bulunmaktadır. Kayakuş ve Çevik (2019) görüntülerin R, G ve B piksel değerlerini kullanmışlar ve oluşturuldukları derin sinir ağlarıyla yol aydınlatmasının parıltısını tahmin etmişlerdir. Songwa ve ark. (2021) ofiste masa üzerindeki parıltının belirlenmesi için kamera sistemiyle elde ettikleri görüntülerin ESA'yla parıltıyı tahmin etmişlerdir. Önerdikleri çalışmada parıltı değeri için görüntünün Y parametresini kullanmışlardır. Böylece görüntü tabanlı parıltı tahmini kolaylıkla sağlanmıştır.

Literatürde yer alan fizyolojik bozuklukların sınıflandırılmasına yönelik ESA tabanlı çalışmalar kapsamlı bir şekilde incelenmiş ve bu çalışmalara ek olarak hibrit sistemler ile renk dengeleme modellerine dayalı yöntemler geliştirilip literatüre kazandırılması amaçlanmıştır. Ayrıca literatürde elma kusurlarını içeren birçok veri setleri bulunmaktadır. Bu veri setlerinin çoğu aynı aydınlatma koşulu, pozisyon açısı ve mesafeden elde edilmiştir. Tez kapsamında farklı aydınlatma koşulları, pozisyon açıları ve mesafelerini içeren orijinal bir veri setleri oluşturulmuştur. Görüntü elde etme

aşamasında farklı aydınlatma koşullarını incelemek, sınıflandırma algoritmalarının performansının da iyileştirilmesinde yardımcı olacaktır.

Literatürde aydınlatma tahminine yönelik ESA tabanlı çalışmaların çoğu açık veri setlerini kullanmışlardır. Tez kapsamında aydınlatma tahmini için aydınlatma farklılıklarını içeren orijinal bir veri seti kullanılarak ESA tabanlı yeni modeller önerilmiştir. Ayrıca tez kapsamında ESA modelleriyle görüntülerden parlıltı tahminine yönelik bir uygulama sunulmuştur. Parlıltı tahminine yönelik ESA tabanlı geliştirilen uygulamalar literatürde sınırlı sayıda olması nedeniyle bu çalışma, yapılacak diğer çalışmalara da yön çizecektir. Buna ek olarak tez kapsamında aydınlatmayla ilgili çeşitli uygulamaların yapılması aydınlatma konusunda çalışacaklara örnek olacaktır.

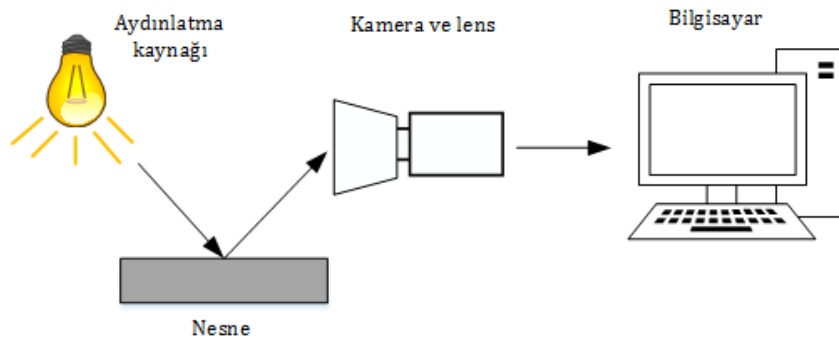


3. MATERYAL VE YÖNTEM

Bu bölümde, yapay görme sistemi, veri setlerinin oluşturulması, ESA mimarisi, performans ölçütleri ve önerilen yaklaşımlara yer verilmiştir.

3.1. Yapay Görme Sistemi

Yapay görme, sayısal görüntü verisine dayanarak sahnedeki nesne hakkındaki bilgileri otomatik olarak çıkarmak ve analiz etmek için kullanılan temelleri ve algoritmaları içeren bir teknolojidir (Gunasekaran, 1996; Sun, 2000; Sun ve Brosnan, 2003; Sonka ve ark., 2014). Bir yapay görme sistemi; bilgisayar, kamera, yapay aydınlatma kaynağı, uygun mekanik sistem ile görüntü alma ve işleme yazılımı gibi ekipmanlardan oluşmaktadır (Batchelor, 2012; Sun, 2016). Temel bir yapay görme sisteminin yapısı Şekil 3.1’de görülmektedir. Mevcut görüntüyü oluşturmak için kullanılan kamera ve aydınlatma kaynağı bu sistemin önemli parçasını oluşturmaktadır (Chen ve ark., 2002; Cubero ve ark., 2011; Patel ve ark., 2012; Khokher ve ark., 2022). Burada, bir aydınlatma kaynağı tarafından aydınlatılan ve bir kamera tarafından yakalanan dijital görüntü sinyalleri; işleme, depolama ve görüntüleme için veri yolları aracılığıyla bilgisayara iletilir. İletilen bu sinyaller bir görüntü alma yazılımı yardımıyla bilgisayar belleğine kaydedilir. Daha sonra kaydedilen bu görüntülerin iyileştirilmesi, bölütlenmesi (belli ölçütlere ya da özelliklere göre ayrılması), özellik çıkarılması ve sınıflandırılması amacıyla bir görüntü işleme yazılımına aktarılır (Busin ve ark., 2008; Zhang ve Li, 2014; Ren ve ark., 2021).



Şekil 3.1. Örnek bir yapay görme sistemi

Yapay görme sisteminde kameralar, bir veya daha fazla CCD (Charge Coupled Device) ya da CMOS (Complementary metal oxide semiconductor) görüntü sensörünü kullanmakta ve renkli görüntüyü üretmek için renk bilgilerini dijital olarak işlemektedir (Whiteley ve ark., 1990). Dijital kamerada görüntüler, aydınlatma kaynakları tarafından yayılan ve nesne yüzeylerinden yansıyan fotonlar yardımıyla oluşmaktadır. Bu fotonlar, kamera merceği tarafından kırılmakta ve kameranın içindeki görüntü sensörüne yansımaktadır (Hu ve ark., 2021). Diğer bir ifadeyle kameranın görüntü sensörü milyonlarca kırmızı, yeşil ve mavi piksele (megapiksel) bölünmüştür (Anonim, 2022). Her foton görüntü sensörü üzerinde belirli bir bölgeye çarptığında bir elektriksel sinyal üretilir. Ortaya çıkan bu sinyaller, piksel değerlerine dönüştürülür. Bu piksel değerleri aracılığıyla ışığa göre sahnenin fiziksel özellikleri ve koşulları hakkında bilgiler elde edilir. Ayrıca bu bilgiler görüntünün kalitesini de oluşturur (Hu ve ark., 2021).

Kamera tarafından elde edilen görüntünün kalitesini doğrudan etkileyen aydınlatma (Blasco ve ark., 2017; Patrício ve Rieder, 2018), aydınlatma kaynağı tarafından iletilen ve görselin tüm bilgilerinin taşıyıcısı olan ışığın uygulanmasıdır. Işık, insan gözüyle görülebilen elektromanyetik dalgalara (λ) dayanmaktadır. Çoğu yapay görme uygulaması yaklaşık olarak 380 ile 700 nm dalga boyu aralığındaki görünür ışıktadır (Hornberg, 2006). Lambert yasasına göre ışık, meyvenin bir yüzeyine ulaştığında bir kısmı yansımakta, bir kısmı iletilmekte ve geri kalan kısmı da emilmektedir. Yansıyan, iletilen ve emilen ışığın miktarı meyve yüzeyinin özelliklerine bağlıdır ve ışığın dalga boyuna göre de değişmektedir (Abdulridha ve ark., 2020). Diğer bir ifadeyle meyveden yansıyan ve bir kamera tarafından yakalanan ışık, ışığın spektral özelliği ve aydınlatma şekli gibi aydınlatma bileşenleriyle birlikte meyvenin geometrisine de bağlıdır (Smith, 2000; Aleixos ve ark., 2002; Unay ve Gosselin, 2005).

Işık spektrumundaki dalga boyu değiştikçe bir kamera tarafından yakalanan görüntünün her bir renk kanalındaki piksel değerleri değişmektedir (Braun ve Heeger, 1991; Liu ve ark., 1995; Ryer ve ark., 1997). Çünkü ışığın farklı dalga boyları, sahnedeki nesne yüzeyinden yansıyan ışığı etkilemektedir (Sims ve ark., 2021). Dolayısıyla bir kamera tarafından aynı nesnenin farklı ışıklarda farklı görüntüleri üretilebilir (Liu ve ark., 2009). Ayrıca spektrumun bazı bölgelerinde kamera tarafından istenilen görüntü elde edilemez (Parulski ve ark., 1992). Örneğin yeşil bir nesnenin görüntüsü en çok yeşil ışığı emer (Verkruysse ve ark., 2008). Dolayısıyla kamera sensörleri yeşil bir ışıktaki yeşil renkteki bir nesneyi kolaylıkla algılar. Çizelge 3.1’de ışığın spektrum değerleri ile dalga boylarının aralıkları listelenmiştir.

Çizelge 3.1. Işık renklerine göre dalga boyu değerleri (nm)

Işık	λ
Mor	380-424
Mavi	424-486
Mavi-yeşil	486-517
Yeşil	517-527
Sarı-yeşil	527-575
Sarı	575-585
Turuncu	585-647
Kırmızı	647-780

Spektral dağılım eğrisine göre tüm beyaz ışık kaynakları aynı beyaz ışığı üretmezler (Holtzschue, 2012). Bir ışığın beyazlığı, lambanın ilişkili renk sıcaklığıyla (CCT) karakterize edilir ve Kelvin cinsinden tanımlanır (Sims ve ark., 2021). Renk sıcaklığı, görüntüdeki renklerin daha görünür ve net olmasını sağlar (Hong ve ark., 2017). Nesneyi aydınlatan ışık kaynağının renk sıcaklığı azaldıkça, görüntüdeki kırmızı, kırmızı-sarı ve sarı renkleri daha iyi renk görünürlüğüne sahipken renk sıcaklığı arttıkça, görüntüdeki yeşil-sarı, yeşil, mavi, mavi-yeşil ve mor renkleri daha iyi renk görünürlüğüne sahiptir (Hong ve ark., 2017; Ancuti ve ark., 2019). Dolayısıyla beyaz ışık kaynağı renk sıcaklıklarına göre Çizelge 3.2'deki gibi üç grupta toplanmakta ve renk sıcaklığı azaldıkça görüntü daha kırmızımsı, renk sıcaklığı arttıkça görüntü daha mavimsi görünmektedir.

Çizelge 3.2. Renk sıcaklığı ile görüntü rengi arasındaki ilişki (Kocabey, 2008; Özkaya ve Tüfekçi, 2011)

CCT (K)	Görüntü rengi
<3300	Sıcak (Kırmızımsı beyaz)
3300-5300	Orta sıcak (Ilık beyaz)
>5300	Soğuk (Mavimsi beyaz)

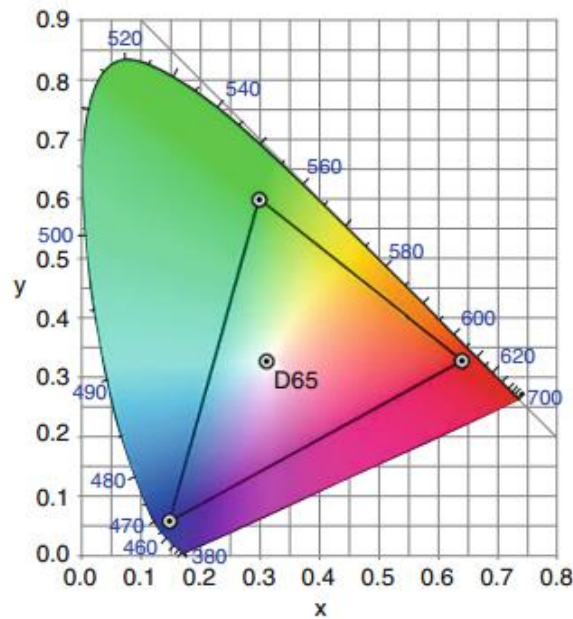
Işığın özelliklerinden kaynaklı oluşan renklerin makinalarca tanımlanması için kromatiklik (renksellik veya gamut) değerleri kullanılabilir. Kromatiklik koordinatları bir rengin tam tonunu temsil etmektedir (Hertog, 2017). Görüntü işleme teknikleriyle bir ışığın rengini CIE (Commission International de l'Eclairage) 1931 kromatiklik diyagramında göstermek için öncelikle R, G ve B değerleri Denklem 3.1'deki gibi CIE XYZ renk uzayına çevrilir.

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2.7689 & 1.7517 & 1.1302 \\ 1.0000 & 4.5907 & 0.0601 \\ 0.0000 & 0.0565 & 5.5943 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

CIE XYZ değeri, fotopik görme için insan gözünün spektral ışık verimliliğine neredeyse eşdeğerdir. Bu nedenle bu değer, renklerin parlaklığı hakkında doğrudan bir açıklama yapmaktadır (Ramanath ve ark., 2005). Daha sonra XYZ değerleri Denklem 3.2 ve 3.3'deki gibi normalize edilerek CIE x ve CIE y bulunur ve bu değerler kromatiklik diyagramına yerleştirilir. Böylece bir ışığın rengi hakkında bilgi elde edilir. Şekil 3.2'de D65 bir aydınlatma kaynağının kromatiklik diyagramı görülmektedir.

$$x = \frac{X}{X+Y+Z} \quad (3.2)$$

$$y = \frac{Y}{X+Y+Z} \quad (3.3)$$



Şekil 3.2. CIE 1931 xy kromatiklik diyagramı (Batchelor, 2012)

Renkli bir görüntünün normalize edilmiş kromatiklik değerleri (r,g,b) ise Denklem 3.4 ile 3.6 arasındaki gibi hesaplanır. Kromatiklik değerleri, aynı aydınlatma kaynağında ilişkili iki görüntünün aydınlatıcı tahmininde bulunması için kullanılmaktadır (Cheng ve ark., 2015).

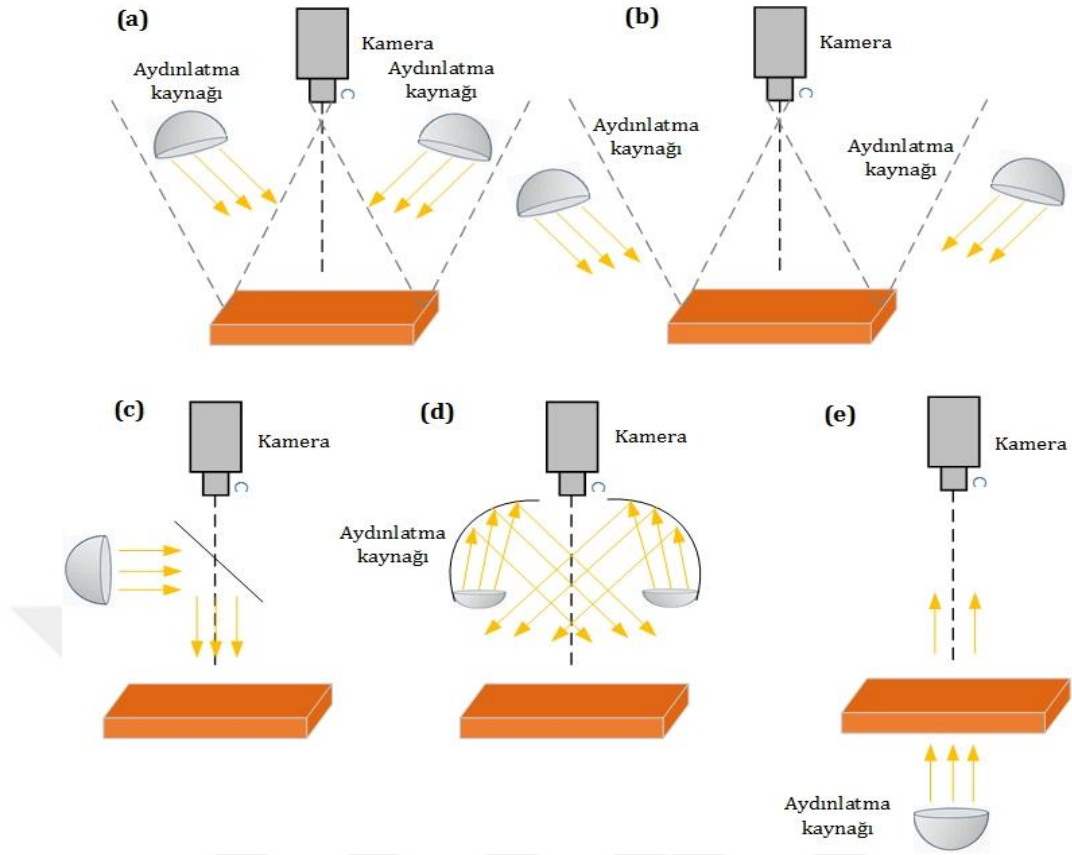
$$r = \frac{R}{R+G+B} \quad (3.4)$$

$$g = \frac{G}{R+G+B} \quad (3.5)$$

$$b = \frac{B}{R+G+B} \quad (3.6)$$

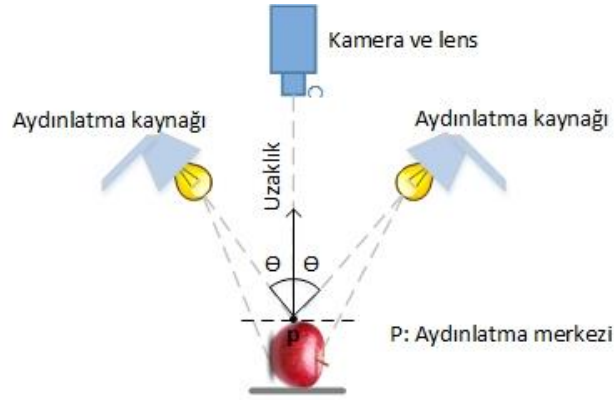
Görüntülerin farklılaşmasını sağlayan diğer bir aydınlatma etkeni de aydınlatmanın şeklidir (Shi ve Chen, 2021). Aydınlatmanın şekli, görüntüdeki parlamayı etkilemekte ve bu durum görüntünün kalitesini de değiştirmektedir (Lacomussi ve ark., 2015). Yapay görme sisteminde aydınlatma kaynakları, Şekil 3.3'te de görüldüğü gibi ışığın ileri ve geri iletilmesi olmak üzere iki şekilde yerleştirme yapılmaktadır (Büyükarıkan, 2014; Steger ve ark., 2018; Ren ve ark., 2021).

Ön aydınlatmada, kamera ve aydınlatma kaynağı aynı tarafa yerleştirilir ve ışık ileri yönlü uygulanır. Bu aydınlatma şeklinde aydınlatma kaynağı ile nesne yüzeyi arasındaki açı ışık demetini etkiler. Ön aydınlatma şekillerinden biri olan parlak alan aydınlatmasında aydınlatma kaynağı ile nesne arasındaki açı büyüktür (Şekil 3.3 (a)). Karanlık alan aydınlatmasında ise aydınlatma kaynağı ile nesne arasındaki açı küçüktür (Şekil 3.3 (b)). Bir diğer aydınlatma şekli olan koaksiyel aydınlatma, özel bir aydınlatma türüdür ve ışık ileri yönlü uygulanmaktadır (Şekil 3.3 (c)). Bu aydınlatma şekli, aydınlatma kaynağındaki yarım bir aynadan geçen ışığın nesneyi homojen bir şekilde aydınlatması olarak tanımlanır. Bu aydınlatma şekliyle yüzey kusurları, çatlaklar ve çizikler tespit edilebilir. Kubbe aydınlatma şekli ise bir kubbe içerisinden saçılan ışığın nesneyi ileri yönlü aydınlatmasıdır. Lehim bağlantısı ve çip pimi tespiti gibi uygulamalarda yaygın olarak bu aydınlatma şekli kullanılmaktadır (Şekil 3.3 (d)). Arka aydınlatmada, aydınlatma kaynağı kameranın karşı tarafına yerleştirilmektedir. Burada ışık geri yönlü olarak iletilmektedir. Şekil 3.3 (e)'de görülmekte olan arka aydınlatma, genellikle şeffaf olmayan (opak) nesne gölgelerinin vurgulanabilmesi veya saydam bir nesnenin içinin gözlemlenebilmesi gibi durumlarda uygulanmaktadır (Steger ve ark., 2018; Ren ve ark., 2021).



Şekil 3.3. Aydınlatma şekilleri: (a) parlak alan aydınlatması, (b) karanlık alan aydınlatması, (c) koaksiyel aydınlatma, (d) kubbe aydınlatma, (e) arka aydınlatma

Yapay görme sistemlerinde meyve kabuğundaki kusur tespiti gibi yüzey özelliklerinin çıkarılmasının gerekli olduğu durumlarda ön aydınlatma şekli kullanılır (Yang, 1994). Ön aydınlatmada gelen ışık meyvenin üzerine düşer (Steger ve ark., 2018) ve böylece ışık ile etkileşime giren meyvenin kusuru kolaylıkla belirlenebilir (Owomugisha ve ark., 2018). Portakal, elma veya şeftali gibi birçok taze meyvenin şekli küresel ve kavislidir. Bu tip meyve görüntülerinin elde edilmesi sırasında önemli sorunlardan bazıları; meyve yüzeyinde ışığın eşit şekilde dağılmaması (Tao, 1996; Zhang ve ark., 2015) ve meyve yüzeyinin orta kısmı daha parlak görünürken meyvenin kenar kısımlarının daha karanlık görünmesidir (Aleixos ve ark., 2002). Bu sorunun çözümü için en iyi aydınlatma tasarımı, aydınlatma kaynağının 45° açıyla nesneyi aydınlatmasıdır (Gómez-Sanchís ve ark., 2008; Laddi ve ark., 2013). Böylece gölge ve diğer istenmeyen etkilerin ortadan kaldırılması kolaylıkla sağlanabilir (Azizi ve ark., 2016). Şekil 3.4'te Lambert yasasına göre açılı bir ön aydınlatma şekli verilmiştir.



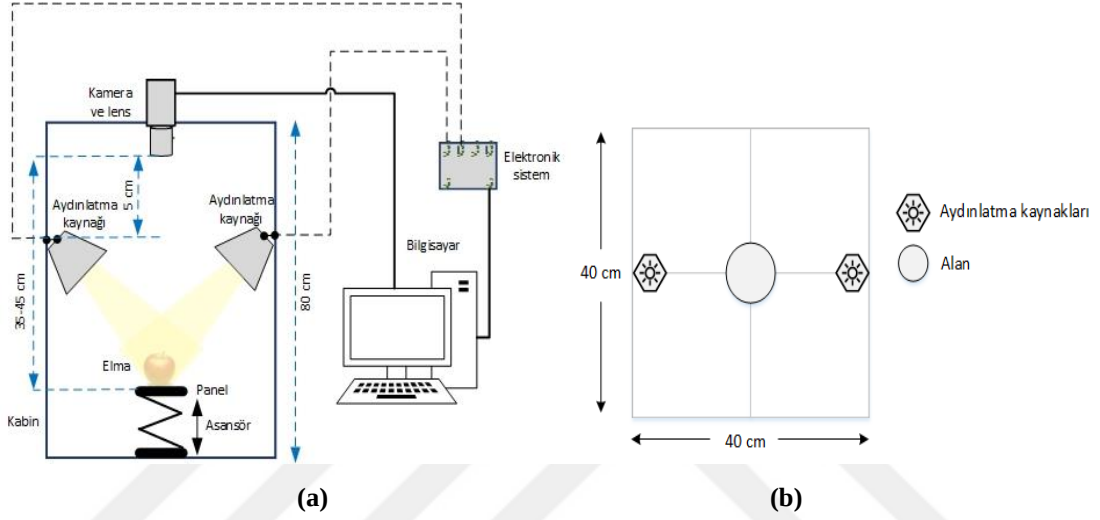
Şekil 3.4. Ön aydınlatma şekli

3.1.1. Görüntü alma kabini

Görüntü alım sürecinde doğal ışık koşullarının etkilerinin ortadan kaldırılması yapay görme uygulamalarının çoğunda önemli bir husus olarak kabul edilmektedir (Brosnan ve Sun, 2004). Bu etkiyi azaltabilmek için kapalı bir görüntü alma sisteminin kullanılması gerekmektedir (Girolami ve ark., 2013; Ma ve ark., 2017; Kandpal ve ark., 2019). Çünkü renkli görüntüler (R,G ve B), ortam ışık koşullarına karşı duyarlıdır (Li ve ark., 2016; Ileri ve ark., 2019). Ayrıca bu durum, fotometrik ölçümlerin değerlerini de etkilemektedir. Bu bağlamda tez kapsamında görüntü alımı için kapalı bir kabin sistemi oluşturulmuştur (Kandpal ve ark., 2019; Xia ve ark., 2019; Zhang ve ark., 2019b). Ayrıca aydınlatma kaynaklarını kontrol etmek için bir elektronik sistem de (Wu ve ark., 2015; Khera ve ark., 2018; Jeyavinotha ve ark., 2019) çalışmada bulunmaktadır. Kabin, 60x60x80 cm³ (genişlik, derinlik ve yükseklik) boyutlarında ve kamera, lens, asansör sistemi ile aydınlatma kaynaklarını içermektedir.

Meyvenin görüntü işleme sürecinde arka plandan kolaylıkla ayırt edilmesi nicel bilgilerin üretilmesi açısından önemli bir aşamayı oluşturmaktadır (Gunasekaran ve Ding, 1994; Sun, 2000; Ropelewska ve ark., 2022). Görüntü elde edildiği arka planın siyah olması meyvedeki renk algılama durumunu kolaylaştırır (Forsyth ve Ponce, 2011; Xu ve ark., 2022). Siyah rengin CIE tarafından belirtilen yansıma faktörü 0.05'tir ve yansıma faktörü açısından en düşük değere sahiptir (Büyükarıkan ve Üncü, 2019). Dolayısıyla tez kapsamında görüntü alımı sırasında yansıma ile parlamayı en aza indirebilmek ve görüntü analizini kolaylaştırmak için kabin içi siyah ışık geçirmez mat boya ile boyanmış ve kabinin alt tarafı da siyah koton kumaşla kaplanmıştır.

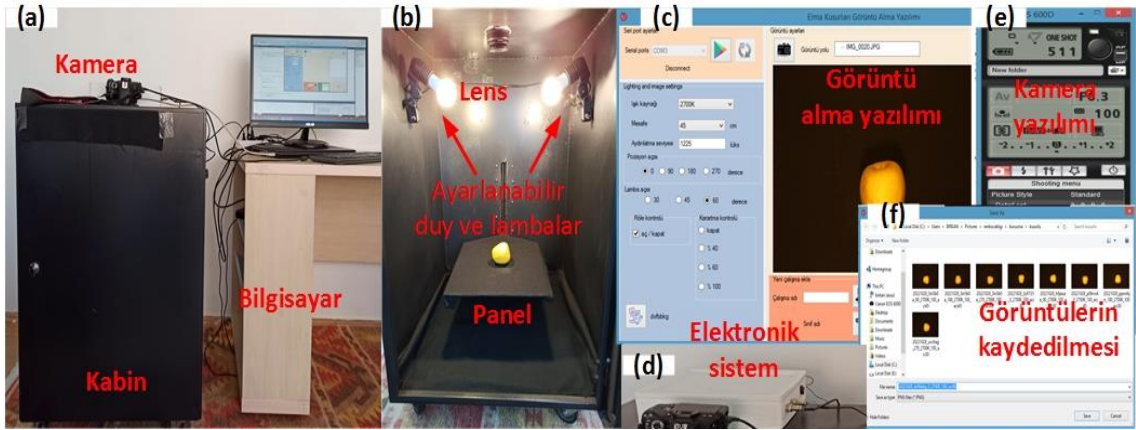
Kabinde görüntüler Canon EOS 600D DLSR (Digital Single Reflex Camera) marka bir kamera ile 18-55 mm değerinde bir lens (18 megapiksel CMOS sensörü) kullanılarak elde edilmiştir. Şekil 3.5'te kabin sisteminin iç ve dıştan tasarımı görülmektedir. Kabinde görüntü alımı için kullanılan alan 1600 cm^2 ($40 \times 40 \text{ cm}$)'dir. Lens ile aydınlatma kaynakları arasında ise düşeyde 5 cm mesafe bulunmaktadır. Ayrıca kabin içindeki asansör sistemiyle 35 ile 45 cm arasındaki mesafelerde (kamera lens ve panel arası) görüntü alınabilmektedir.



Şekil 3.5. Kabin sisteminin temel tasarımı: (a) kabinin temel diyagramı, (b) görüntü alınan panelin üstten görünüşü

Görüntü alımı sırasında kabindeki bazı alanlar diğerlerinden daha fazla ışık alabilir. Bu alanlarda nesneden yansıyan toplam ışık miktarının değişmesi görüntünün aydınlık seviyesi etkiler (Saldaña ve ark., 2013). Dolayısıyla bu sorunu önleyebilmek için kabinde her aydınlatma kaynağından iki adet kullanılmış (Xu ve ark., 2022) ve çalışmada ön aydınlatma şekli önerilerek kamera, nesne ile aynı hizaya yerleştirilmiştir.

Bilgisayar aracılığıyla görüntünün kameradan alınabilmesi için Canon EOS Utility yazılımı kullanılmıştır. Bilgisayar ile kamera bağlantısı evrensel seri yol (mikro USB 2A) kablusuyla sağlanmıştır. Ayrıca kabindeki aydınlatma kaynaklarının istenilen şekilde yakılması, görüntülerin alınması ve etiketlenerek kaydedilmesi işlemleri için C# programlama dili (Microsoft Visual Studio) kullanılarak bir görüntü alma uygulaması gerçekleştirilmiştir. Görüntüler RGB renk uzayında PNG (Portable Network Graphic) formatında saklanmıştır. Tez kapsamında oluşturulan görüntü alma yazılımı ve yapay görme sisteminin yapısı Şekil 3.6'da verilmiştir.



Şekil 3.6. Görüntü alma sistemi ve yazılımının görünümü: (a) yapay görme sistemi ekipmanları, (b) yapay görme sisteminin içten görünümü, (c) görüntü alma yazılımı, (d) elektronik sistem, (e) kamera yazılımı, (f) görüntü alma yazılımında görüntülerin kaydedilme aşaması

3.1.2. Aydınlatma

İyi bir aydınlatma sistemi parlaklık veya gölgelerin varlığından kaçınarak sahne boyunca tek tip radyasyonu sağlamalıdır. Sahne düzgün aydınlatılmazsa sınıflandırma hatasının da artması kaçınılmazdır (Saldaña ve ark., 2013). Bu yüzden görüntülerde tek tip aydınlatmanın sağlanması için ışık yayan diyot (Light-emitting diode, LED) (Nuske ve ark., 2014; Stein ve ark., 2016), aydınlatma kaynağı olarak tez kapsamında kullanılmıştır.

LED, fotometrik özelliklerin hassas bir şekilde kontrol edilmesini sağlayan (Mitchell ve ark., 2015; Tiu ve Odulio, 2018; Oscco ve ark., 2021) ve nesnenin görsel efektlerini karşılayan önemli bir aydınlatma kaynağıdır (Li ve ark., 2021a). Ayrıca LED'ler elektromanyetik parazitlenme sorunundan etkilenmediğinden dolayı görünür ışığa dayalı uygulamalarda kapsamlı bir şekilde kullanılmaktadır (Yang ve ark., 2014; Guan ve ark., 2017). Bilindiği gibi ışığın spektral özelliği ve aydınlatmanın şekli, aydınlatmanın kalitesi ve görüntünün görünümü gibi birçok parametreyi önemli ölçüde etkilemektedir (Liu ve ark., 2020). Bu noktadan hareketle tez kapsamında iki aydınlatma senaryosu üzerinde durulmuştur. Çalışmada kullanılan LED aydınlatma kaynakları E27 duyu tipine ve farklı elektriksel özelliklere sahiptir.

Sıcak beyaz ışık kaynağı Osram marka bir lambadır. Bu lambanın ışık akısı 806 Lümen (lm) değerinde ve renk sıcaklığı 2700 K'dır. Ilık beyaz ışık kaynağı Panasonic marka, ışık akısı 1500 lm ve renk sıcaklığı da 4000 K değerinde olan bir lambadır. Soğuk beyaz ışık kaynağı LEDOLED marka olan bir lambadır. Bu lamba, 650 lm ışık akısına ve 6500 K renk sıcaklığına sahiptir. Ayrıca bu kaynağın ışık parlaklığı karartılabilmektedir

(dimleme özelliği). Yeşil ışık kaynağı ise LEDOLED marka bir lambadır. Bu lambanın ışık akısı 150 lm değerindedir. LED ışık kaynaklarıyla ilgili özellikler üretici firmanın paylaştığı bilgilerdir. Çalışmada kullanılan tüm bu LED aydınlatma kaynaklarının fotometrik miktar ve değerleri Çizelge 3.3'te görülmektedir.

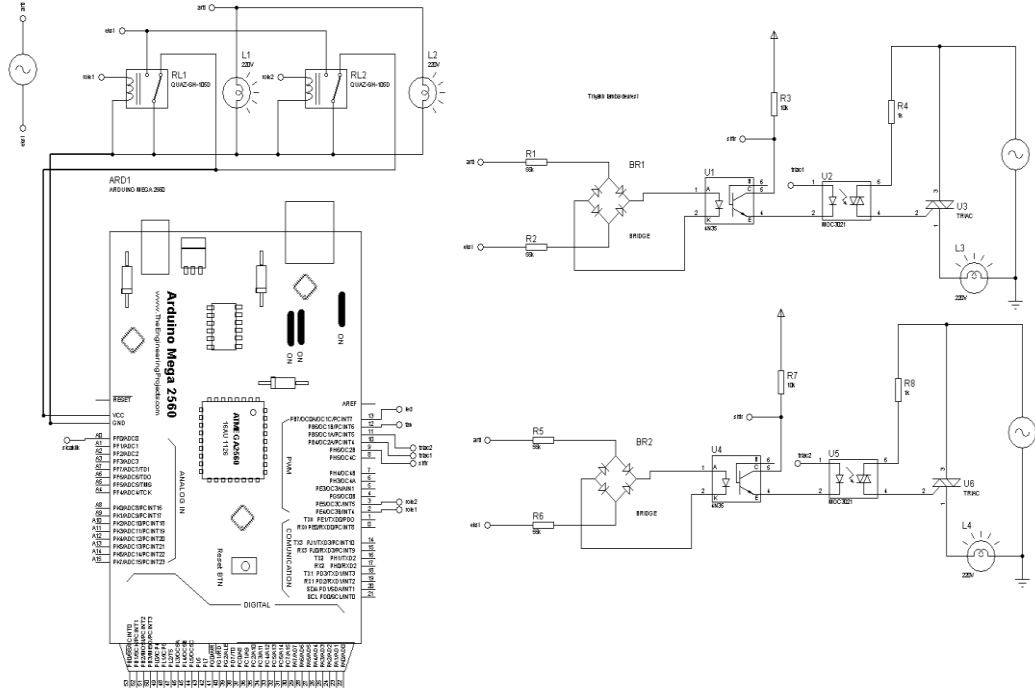
Kabindeki aydınlatma kaynaklarının toplam ışık akıları sırasıyla 1612, 3000, 1300 ve 300 lm değerlerindedir. Tüm aydınlatma kaynakları açıldığında normal çalışma rejiminde kaynaklarının maksimum güçleri sırasıyla 17, 28, 18 ve 18 Watt (W) değerlerinde olmaktadır.

Çizelge 3.3. Çalışmadaki tüm aydınlatma kaynaklarının özellikleri*

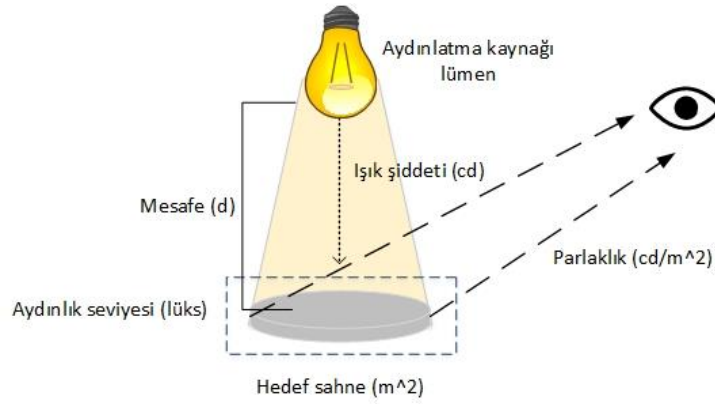
Miktar (birim)	Sıcak beyaz	Ilık beyaz	Soğuk beyaz	Yeşil ışık
Aydınlatma türü	LED	LED	LED	LED
Duy tipi	E27	E27	E27	E27
Karatma durumu	Yok	Yok	Var	Yok
Işık akısı (lm)	806	1500	650	150
Lamba gücü (W)	8.5	14	9	9
Renk sıcaklığı (K)	2700	4000	6500	-

* Değerler tek bir aydınlatma kaynağı içindir

LED aydınlatma kaynaklarının çalıştırılabilmesi için Arduino mikrodenetleyicisiyle oluşturulan elektronik sistemin devre şeması Şekil 3.7'de görülmektedir. Bu devre farklı yapılarıdaki LED aydınlatma kaynaklarının sürülmesine olanak tanımaktadır. Bu devrede sıcak beyaz, ılık beyaz ve yeşil ışıklı LED lambalar için aç/kapa işlemini yapan röle modülü mevcuttur. Diğer LED lambaların farklı parlaklık ayarlarında yakılabilmesi için triyaklı bir devre kullanılmıştır. Triyaklı devre %100, %60 ve %40 parlaklık değerlerine göre çalışmaktadır.



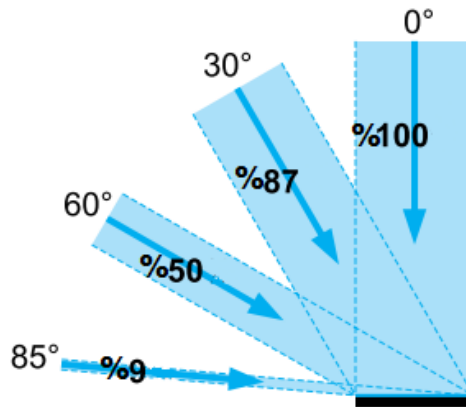
Burada, A hedef sahnenin metrekaare cinsinden alanını ve Θ aydınlatma kaynağı konum açı değerini ifade eder.



Şekil 3.8. Işık akısının diğer fotometrik birimlerle ilişkisi

Bir elmanın yüzeyi küresel olduğundan dolayı elmanın yüzeyi eşit parlaklığa sahip olmayabilir. Lambert yasasına göre küresel yüzeydeki her noktanın ışık yoğunluğu gelen ışık yoğunluğunun $\cos$ değerlerinin birleştirilmesiyle elde edilir ve bu yasa, kosinüs yasası olarak adlandırılır. Denklem 3.10’da kosinüs yasasının formülü verilmiştir (Zhang ve ark., 2015; Xu ve ark., 2016). Ayrıca kosinüs yasasının açılara göre ışık yoğunluğu Şekil 3.9’da görülmektedir.

$$E_{\theta} = E * \cos(\theta) \quad (3.10)$$



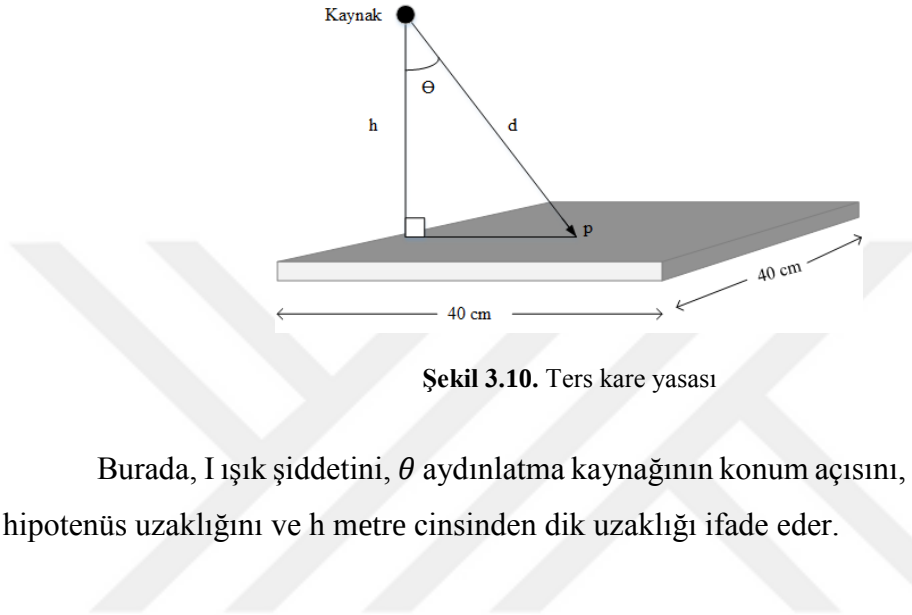
Şekil 3.9. Lamba açılara göre kosinüs yasası (Ryer ve ark., 1997)

Hedef sahne aydınlatma kaynağından ne kadar uzaksa aydınlık seviyesi de o kadar düşer. Bu durum uzaklığın karesiyle ters orantı yasası olarak açıklanır. Buna göre bir p noktasının aydınlık seviyesi Denklem 3.11’deki gibi hesaplanır (Xu ve ark., 2016).

Ayrıca aydınlık seviyesi başına düşen ortalama güç tüketimi (Average power variation per illuminance, APVI) ise Denklem 3.12'nin uygulanmasıyla bulunur (Li ve ark., 2021a). Şekil 3.10'da ters kare yasasının uygulanma şekli görülmektedir.

$$E_p = \frac{I \cdot \cos(\theta)}{d^2} \quad (3.11)$$

$$APVI = \frac{P}{E} \quad (3.12)$$



Şekil 3.10. Ters kare yasası

Burada, I ışık şiddetini, θ aydınlatma kaynağının konum açısını, d metre cinsinden hipotenüs uzaklığını ve h metre cinsinden dik uzaklığı ifade eder.

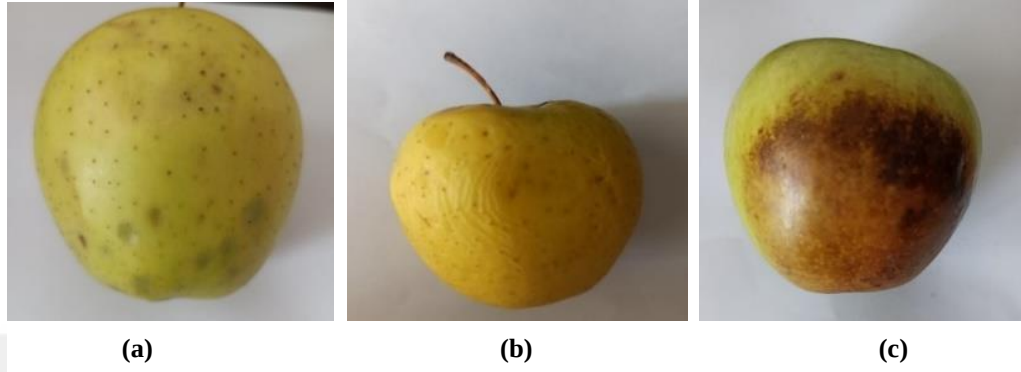
3.2. Veri Seti

Bu bölümde veri setlerinde kullanılan fizyolojik bozukluk türlerinden ve aydınlatma senaryolarına göre oluşturulan veri setlerinden bahsedilmiştir.

3.2.1. Elmada fizyolojik bozukluklar

Biyolojik ürünlerin (tahıllar, meyveler, sebzeler ve kabuklu yemişler) çoğu, hasattan sonra solunum yapmaya devam eder. Uygun saklama koşulları olmadığında ürünün kalite ve verimi düşer, böylece fizyolojik bozukluklar ortaya çıkar (Studman, 2001). Elma türleri, fizyolojik bozukluklara karşı duyarlılıkları farklılık göstermektedir (Woolf ve Ferguson, 2000; Şen ve ark., 2009; Felicetti ve Schrader, 2010). Elmada oluşan fizyolojik bozukluklardan bazıları; acı benek, buruşma, yüzeysel kararma, iç sulanma ve yumuşak yanıklıktır (Karaçalı, 2006). Örneğin, Golden Delicious, Jonathan ve Granny Smith gibi bazı çeşitler acı beneğe karşı hassastır. Yüzeysel kararma, Granny Smith ve Red Delicious gibi elma türlerinde sıklıkla görülür. Yumuşak yanıklık, Delicious elma

türlerine göre hassastır (Çalhan, 2014). Buruşma belirtisi ise elma türlerinin çoğunda oluşmaktadır (Nara ve ark., 2001). Tez kapsamında Isparta ilinde sıklıkla görülen fizyolojik bozukluklardan acı benek, buruşma ve yüzeysel kararma kullanılmış ve bu bozuklukların görüntüleri Şekil 3.11’de verilmiştir.



Şekil 3.11. Ön işlem görmemiş ham elma görüntüleri: (a) Golden Delicious elmada acı benek, (b) Golden Delicious elmada buruşma, (c) Granny Smith elmada yüzeysel kararma

Fizyolojik bozukluklardan acı benek, beslenme eksikliğinden meydana gelen (Karaçalı, 2006), hasat zamanına yakın ya da soğuk hava deposuna yerleştirildikten sonra oluşan, elma kabuğunda görülen kahverengi-siyah beneklerdir (Meheriuk, 1994; Aktaş ve Ateş, 2005). Acı beneğin tespiti genel olarak yaprağın kalsiyum içeriğinden belirlenmemektedir. Çünkü acı beneğin bulunduğu bitkilerde genellikle yaprağın kalsiyum içeriği yeterli düzeyde görülmektedir. Dolayısıyla elmada kalsiyum eksikliğinin tespit edilmesi gerekli olduğu durumlarda elma meyvesi incelenmelidir (Güneş ve ark., 2013).

Buruşma belirtisi, elma meyvesinin yumuşaması, büzülmesi ve meyve parlaklığının azalması olarak gerçekleşmektedir. Bu bozukluk, meyvenin hasat sonrası uygun olmayan koşullarda saklanması veya geç hasat edilmesinden kaynaklanmaktadır (Harker ve Sutherland, 1993; Swezey, 2000).

Yüzeysel kararma ise genellikle Granny Smith elma türünde yoğun olarak görülen meyve kabuğundaki düzensiz kahverengi yama lekelerdir. Bu bozukluk, elmanın hasat sonrasında uzun süreli depolanmasıyla oluşmaktadır (Isidoro ve Almeida, 2006; Özgönen ve Kılıç, 2009; Lurie ve Watkins, 2012; Mditshwa ve ark., 2017).

3.2.2. Veri seti hazırlama

Bu tez kapsamında iki aydınlatma senaryosu denenmiştir. Bu senaryolardan birincisinde sıcak beyaz (%100 parlaklık), soğuk beyaz (%100, %60 ve %40 parlaklık) ve insan gözünün parlaklık değerine eşit olan yeşil ışık kullanılarak veri setleri oluşturulmuştur. Burada beyaz ışık, düşük ve yüksek renk sıcaklıklarını içermektedir. Diğer bir senaryoda ise beyaz ışığı sağlamak için farklı renk sıcaklıkları kullanılmış (sıcak, ılık ve soğuk beyaz) ve orijinal bir veri seti oluşturulmuştur.

Görüntülerin alınmasında kullanılan kameranın ISO değeri 100 olarak ayarlanmıştır (Hu ve ark., 2021). Ayrıca çalışmada kameranın beyaz dengesi ve flaş özelliği de kapatılmıştır (Weiß, 2017). Görüntüler 5184x3456 piksel çözünürlükte (1.7915.904 piksel) ve 35 ile 45 cm (lens ile panel arası mesafe) arasındaki mesafelerden çekilmiştir. Buna ek olarak aydınlatma kaynakları ayarlanabilir duy yardımıyla kabinin duvarına sabitlenmiştir. Böylece meyvenin istenilen açılarda aydınlatılması sağlanmıştır.

Elma yönünün görüntü tanıma üzerindeki etkisinin ortadan kaldırılması için elma, görüntü panelinin merkez noktası etrafında; 90, 180 ve 270 derecelik açılarla döndürülmüştür (Yan ve ark., 2020). Ayrıca görüntülerin arka planında yer alan siyah fonun bazı görüntülerde çok fazla olmasından dolayı (panelin uzaklığı arttıkça elma görüntüsünün boyutu da küçülmektedir) görüntüler en büyük elma görüntüsü referans alınarak kırılmıştır (Leemans ve ark., 1998). Bu bağlamda tüm görüntüler 1800x1800 piksel boyutuna ayarlanmıştır. Kamerada bir görüntü pikseli yaklaşık 0.003 cm²'lik bir alanı kaplamaktadır.

3.2.2.1. Birinci aydınlatma senaryosuyla oluşturulan veri setleri

Birinci aydınlatma senaryosuna göre oluşturulan veri setinde; acı benek (Golden Delicious), buruşma (Golden Delicious) ve yüzeysel kararma (Granny Smith) fizyolojik bozukluklarına sahip elmalar kullanılmıştır. Bu elmalar Eylül-Ekim 2020 tarihinde hasat edilmiştir. Fizyolojik bozukluklara sahip elmalar Isparta ili Eğirdir ilçesindeki soğuk hava depolarından uzman gözetiminde Ocak 2021 tarihinde alınmıştır.

Türk Standartları Enstitüsü tarafından belirtilen kalite özelliklerine göre elmalar ekstra, I. sınıf ve II. sınıf olmak üzere üç sınıfa ayrılmaktadır (Boyacı, 2019). Görüntüsü alınan acı benekli elmalar ekstra ve I. sınıf, buruşma bozukluğuna sahip elmalar II. Sınıf ve yüzeysel kararmalı elmalar II. sınıftır. Elmaların görüntüleri alınmaya kadar 0-4

derece arasındaki sıcaklıkta 10 gün boyunca saklanmış (buzdolabında) ve hiçbir elma üzerinde herhangi bir temizleme işlemi yapılmamıştır. Buzdolabında saklanan elmalar acı benek ve yüzeysel kararma bozukluğuna sahip elmalardır. Ayrıca fizyolojik bozukluklara sahip bir elmanın görüntüsü aynı zamanlarda alınmıştır. Buna ek olarak, her elmanın aynı yüzeyinden görüntüler çekilmiştir.

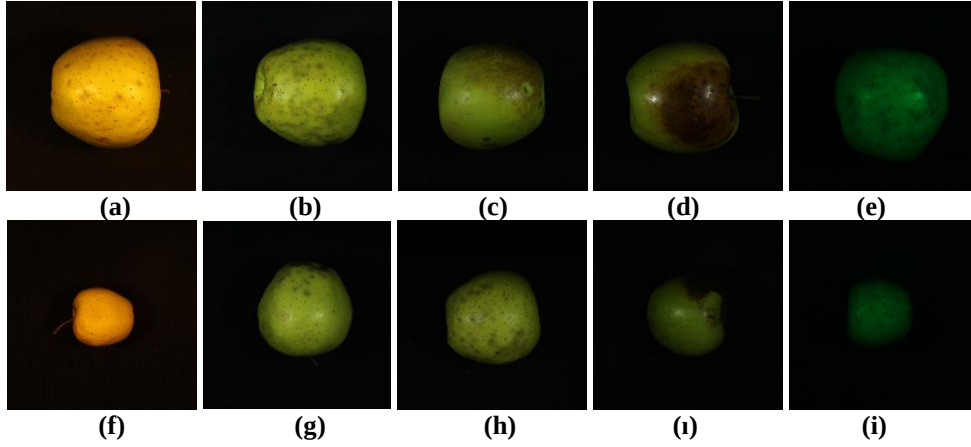
Bu aydınlatma senaryosunda kullanılan kaynaklar; sıcak beyaz (düşük CCT, 2700 K), soğuk beyaz (yüksek CCT, 6500 K) (Bolliger ve ark., 2020; Choi ve Suk, 2020; Outlaw ve ark., 2020; Kalani ve Kalani, 2022; Kamath ve ark., 2022; Malyugina ve ark., 2022; Nie ve ark., 2022) ve insan gözünün en hassas olduğu dalga boyu olan yeşil ışık renklerindedir. Soğuk beyaz aydınlatma kaynağı üç farklı parlaklık değerinde çalışmaktadır. Birinci aydınlatma senaryosunda toplam 27 elma kullanılmıştır. Her bir elmanın 5 farklı aydınlatma koşulu, 4 farklı pozisyon açısı ve 2 farklı mesafeden görüntüleri çekilmiş ve toplamda 1080 adet görüntü elde edilmiştir. Ayrıca elma üzerinde ışık yoğunluğu dikey eksenden 45° olacak şekilde lambalar ayarlanmıştır. Bu elma görüntüleri hem fizyolojik bozukluk türlerine hem de ışık renklerine göre etiketlenerek kaydedilmiştir.

Çizelge 3.4'te fizyolojik bozuklukların adları ve görüntü sayıları verilmiştir. Fizyolojik bozukluklara göre acı benek sınıfında 280 adet, buruşma sınıfında 320 adet ve yüzeysel kararma sınıfında 480 adet görüntü bulunmaktadır. Işık renklerine göre sıcak beyaz sınıfı 216 adet, soğuk beyaz sınıfı 648 adet ve yeşil ışık sınıfı 216 adet görüntü içerir.

Çizelge 3.4. Işık renkleri aydınlatma senaryosunun sınıfları ve sayıları

Elma türü	Işık rengi/Fizyolojik bozukluk türü	Sıcak beyaz	Soğuk beyaz	Yeşil ışık	Toplam
Golden Delicious	Acı benek	56	168	56	280
Golden Delicious	Buruşma	64	192	64	320
Granny Smith	Yüzeysel kararma	96	288	96	480
	Toplam	216	648	216	1080

Aydınlık seviyelerine göre veri setindeki örnek bazı görüntüler Şekil 3.12'de verilmiştir. Görüntüler farklı fizyolojik bozukluk, yön ve yüksekliğe göre değişiklik göstermektedir.

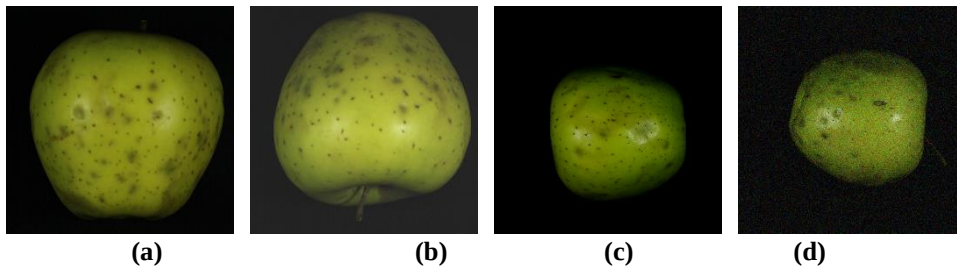


Şekil 3.12. Veri setinden örnek bazı görüntüler: (a) acı benek, 2700 K, 2810 lux, 35 cm, (b) acı benek, 6500 K-%100, 2060 lux, 35 cm; (c) yüzeysel kararma, 6500 K-%60, 1060 lux, 35 cm; (d) yüzeysel kararma, 6500K-%40, 1025 lux, 35 cm, (e) acı benek, yeşil ışık, 732 lux, 35 cm, (f) buruşma, 2700 K, 1720 lux, 45 cm, (g) acı benek, 6500 K-%100, 1221 lux, 45 cm, (h) acı benek, 6500 K-%60, 1000 lux, 45 cm, (i) yüzeysel kararma, 6500 K-%40, 876 lux, 45 cm, (i) buruşma, yeşil ışık, 300 lux, 45 cm

Elmadaki fizyolojik bozukluklara göre gruplandırılan görüntülerle iki veri seti oluşturulmuş ve bu veri setleri, elmada fizyolojik bozukluklar-1 (EFB-1) ve elmada fizyolojik bozukluklar-32 (EFB-32) olarak adlandırılmıştır. EFB-1 veri seti 1080 görüntüye sahiptir.

Görüntülerin gerçek yaşam senaryolarını temsil etmeleri için (Buyukarikan ve Ulker, 2022) veri zenginleştirme yöntemleriyle eğitim örneklerinin çeşitliliği artırılabilir (Li ve ark., 2021b). Böylece modelin sağlamlığı iyileştirilebilir, aşırı uyum azaltılabilir (Kırzhevsky ve ark., 2012; Osherov ve Lindenbaum, 2017; Karthik ve ark., 2020; Li ve ark., 2021b) ve modellerin genelleme yeteneği de geliştirilebilir (Chao ve ark., 2020).

Çalışmada EFB-1 veri setindeki her bir elma görüntüsüne görüntü zenginleştirme yöntemleri (parlaklık değeri %30 artırılıp/azaltılmış ve gauss gürültüsü) (Chen ve ark., 2020) uygulanarak EFB-32 veri seti oluşturulmuştur. Şekil 3.13'te EFB-32 veri setine ait bazı görüntüler verilmiştir.



Şekil 3.13. EFB-32 veri setinde Golden Delicious türüne ait bazı görüntüler: (a) orijinal EFB-1 görüntüsü, (b) parlaklığın %30 artırıldığı bir görüntü, (c) parlaklığın %30 azaltıldığı bir görüntü, (c) gauss gürültüsünün eklendiği bir görüntü (Buyukarikan ve Ulker, 2022)

EFB-32 veri seti, 4320 adet görüntüyü içermektedir. Çizelge 3.5'te EFB-32 veri setindeki fizyolojik bozukluk tür ve görüntülerinin sayıları verilmiştir. Buna göre acı benek sınıfında 1120 adet, buruşma sınıfında 1280 adet ve yüzeysel kararma sınıfında 1920 adet görüntü bulunmaktadır.

Çizelge 3.5. EFB-32 veri seti detayları (Buyukarikan ve Ulker, 2022)

Işık rengi/Fizyolojik bozukluk türü	EFB-32
Acı benek	1120
Buruşma	1280
Yüzeysel kararma	1920
Toplam	4320

3.2.2.2. İkinci aydınlatma senaryosuyla oluşturulan veri seti

İkinci aydınlatma senaryosuna göre oluşturulan veri setinde, Golden Delicious elma çeşidine sahip kusurlu (buruşma) ve kusursuz (sağlam) elmalar kullanılmıştır. Bu elmalar 2. sınıf kalitede, 2022 tarihinde hasat edilmiş ve elmalar üzerinde herhangi bir temizleme işlemi yapılmamıştır. Görüntüler alınıncaya kadar kusursuz elmalar buzdolabında saklanmıştır.

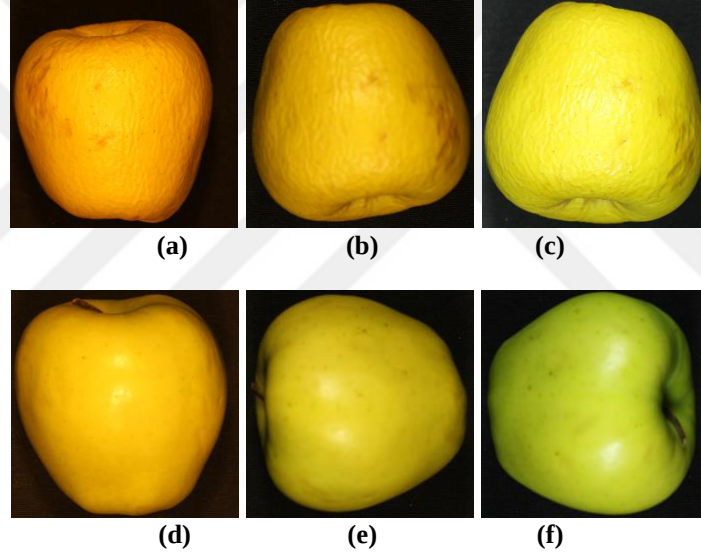
Bu aydınlatma senaryosunda beyaz ışığı sağlamak için sıcak beyaz (düşük CCT, 2700 K), ılık beyaz (orta CCT, 4000 K) ve soğuk beyaza (yüksek CCT, 6500 K) sahip LED aydınlatma kaynakları kullanılmıştır (Dangol ve ark., 2013; Petrisor ve ark., 2019; Huang ve Wei, 2021; Martinka, 2021). Aydınlatma kaynakları kabindeki elmaları; 30, 45 ve 60 derecelik açılarla aydınlatacak şekilde (Sumon, 2022) ayarlanmıştır. Bu senaryoda kullanılan tüm aydınlatma kaynakları, %100 parlaklık değerine göre çalıştırılmıştır. Her bir elmanın 3 farklı aydınlatma koşulu, 4 farklı pozisyon açısı, 3 farklı görüntü alma mesafesi ve 3 farklı aydınlatma kaynağı konum açısından görüntüleri çekilmiş ve toplamda 216 adet görüntü elde edilmiştir. Daha sonra veri setindeki bu görüntülere kırpma, çevirme, döndürme ve kaydırma yöntemleri uygulanarak zenginleştirilmiştir. Bu zenginleştirme yöntemleri görüntülerin parlaklıkları üzerinde etkili değildir.

Oluşturulan veri setinde elmalar, kusurlu ve kusursuz olacak şekilde etiketlenerek kaydedilmiştir. Çizelge 3.6'da veri setindeki görüntü sayıları verilmiştir. Kusurlu elmadan 648 adet ve kusurlu elmadan 648 adet görüntü bulunmaktadır. Ayrıca her aydınlatma kaynağı konum açısına göre de 216 adet görüntü bulunmaktadır.

Çizelge 3.6. Renk sıcaklığı veri seti

Aydınlatma kaynakları/Kusur durumu	Sıcak beyaz	Ilık beyaz	Soğuk beyaz	Toplam
Kusurlu	216	216	216	648
Kusursuz	216	216	216	648
Toplam	432	432	432	1296

Beyaz ışığı sağlamak için kullanılan sıcak beyaz, ılık beyaz ve soğuk beyaz aydınlatma kaynaklarıyla elde edilen görüntülerin renkleri arasında farklılıklar bulunmaktadır. Renk sıcaklıklarına göre çekilen kusurlu elma sınıfındaki bazı görüntüler Şekil 3.14’te verilmiştir. Burada sıcak beyaz ışık kaynağından elde edilen görüntü daha kırmızımsıyken soğuk beyaz ışık kaynağından elde edilen görüntü daha sarımsı veya yeşildir.



Şekil 3.14. Renk sıcaklıkları veri seti: (a) sıcak beyaz kusurlu elma, (b) ılık beyaz kusurlu elma, (c) soğuk beyaz kusurlu elma, (d) sıcak beyaz kusursuz elma, (e) ılık beyaz kusursuz elma, (f) soğuk beyaz kusursuz elma

3.3. Evrişimsel Sinir Ağları

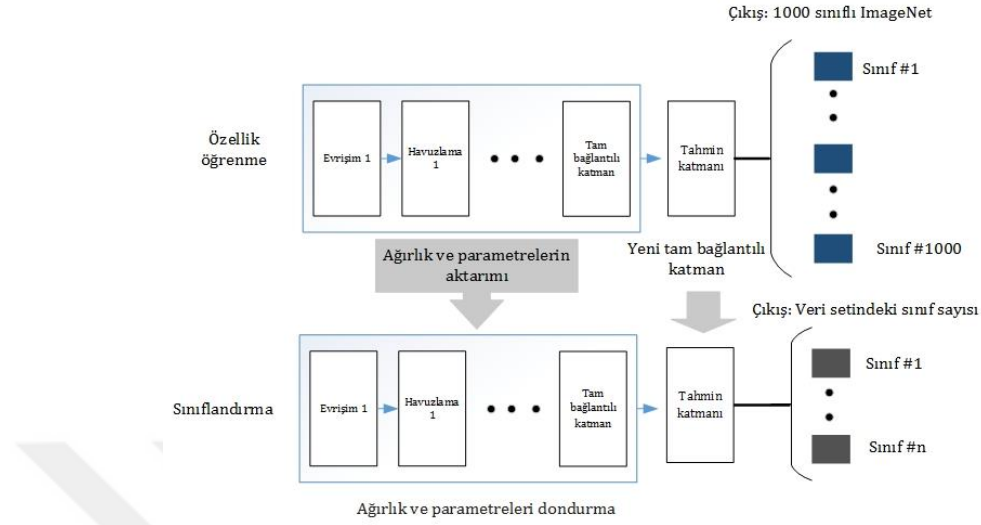
YSA, çok katmanlı ve çok nöronlu olarak beynin yapısal ve işlevsel özelliklerinden esinlenilerek geliştirilmiş bir MÖ modelidir (LeCun, 1988). YSA, birkaç gizli katmandan oluşmakta ve görüntü işleme algoritmasıyla elde edilen özellikleri göreve özgü kurallarla analiz ederek anlayabilmektedir (Chakraborty ve ark., 2020). DÖ, temelini YSA’dan alan ve daha iyi sonuçlar üreten bir MÖ modelidir. Ancak DÖ’nün, YSA’lardan yapısal ve sayısal olarak farklılıkları bulunmaktadır (Marsland, 2011). Temel

farklılıkları sistemin ihtiyacına göre çok fazla gizli katmana sahip olmaları ve bu nedenle DÖ olarak adlandırılmalıdır (Tekerek ve Yapıcı, 2022). Son zamanlarda DÖ yaklaşımlarından ESA'lar görüntü tanıma ve sınıflandırma gibi görüntü analizi uygulamalarında birçok sorunu çözmede hızlı ve başarılı sonuçlar elde etmişlerdir. ESA mimarisinin bu kadar popüler olmasının nedeni içerisinde bulundurduğu katmanların sayesinde (LeCun ve ark., 1989; LeCun ve ark., 2015; Szegedy ve ark., 2015; Huang ve ark., 2017a; Cetinic ve ark., 2018). ESA mimarisinde bu katmanlar, özellikleri otomatik olarak çıkarma ve sınıflandırma işlemlerini yerine getirmektedir (LeCun ve ark., 2015). Bu katmanlar aracılığıyla özellik öğrenme eğitim sürecine aktarıldığından görüntüdeki karmaşık eşlemeler kolaylıkla öğrenilebilmekte (Choi ve Yun, 2019) ve bu özelliklere göre nesneler ayırt edilebilmektedir (Saha, 2018). Kısacası ESA, genel olarak geleneksel görüntü işleme teknikleriyle elde edilen özelliklerin etkinliğini büyük ölçüde aşmakla birlikte, nispeten güçlü görüntü özelliklerini de öğrenen bir yapıya sahiptir (Nanni ve ark., 2021). Dolayısıyla ESA, geleneksel görüntü işleme algoritmalarına göre büyük avantaj sağlamakta ve hatayı önemli ölçüde azaltmaya da yardımcı olmaktadır (Jiang ve ark., 2019). Ayrıca ESA'da ön işlem adımları, geleneksel sınıflandırma algoritmalarına kıyasla çok daha azdır (Saha, 2018).

ESA'nın eğitimi aşamasında veri setinin özellikleri, zaman ve performans beklentisine göre uçtan uca veya aktarım öğrenme (AÖ) gibi öğrenme türleri kullanılarak uygulamalar gerçekleştirilebilir. Uçtan uca eğitim aşamasında rastgele ağırlıklar kullanılmakta ve ağırlıklar geri yayılım aşamasında öğrenilmektedir. Ancak bu öğrenme türü ESA modelinin fazla katman sayısına sahip olması durumunda büyük bir hafızaya ihtiyaç duymaktadır. Ayrıca bu öğrenme türünde yeterli sayıda veri olmazsa sonuçlar optimum değerlere ulaşamamaktadır (Altındağ, 2022).

Nitekim bir etki alanına göre etiketli bir veri setinin toplanması zor bir iştir (Chen ve ark., 2020). Yeterli büyüklükte eğitim kümesinin olmadığı durumlarda görüntü sınıflandırma problemlerine çözüm üretebilmek için AÖ yapısı kullanılabilir (Al Mufti ve ark., 2018). AÖ'nün eğitim aşamasında, ağırlar önceden eğitilmiş ağırlık yapısındaki öğrenilmiş ağırlıklar kullanarak yeni problemdeki özelliklerin çıkarılması sağlanmaktadır (Ghazi ve ark., 2017; Deniz ve ark., 2018). Ayrıca önceden eğitilmiş modellerin verileri ve ağırlıklar gibi özellikleri kullandığı için genellikle nesneleri sınıflandırmak, modelleri eğitmeye göre çok daha hızlı olmakta (Nasir ve ark., 2019) ve son sınıflandırma seviyesinin parametreleri kolaylıkla çıkarılabilmektedir (Kessentini ve

ark., 2019). Şekil 3.15'te görüntüleri sınıflandırmak için kullanılan örnek bir AÖ'nün işleyişinin blok diyagramı görülmektedir.



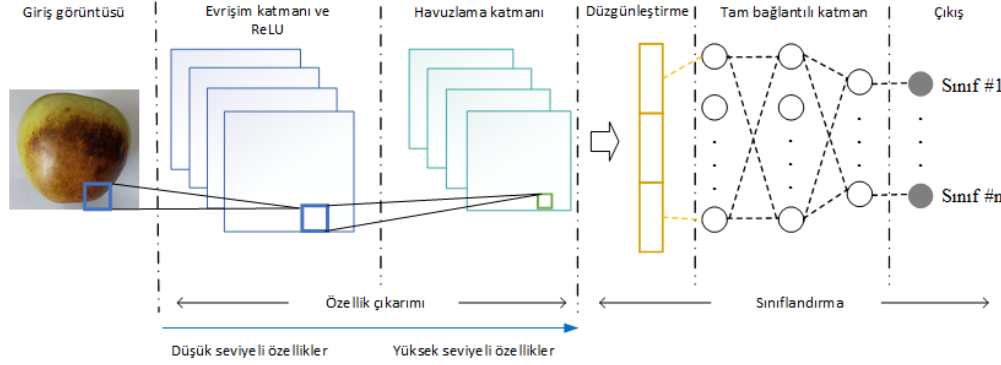
Şekil 3.15. Örnek bir aktarım öğrenme diyagramı

ESA için kullanılan farklı AÖ yaklaşımları bulunmaktadır. Bu yaklaşımlardan biri olan özellik çıkarmada, evrişim katmanlarının ağırlık değerleri eğitilmiş bir ESA modeliyle sağlanır ve eğitim işlemi, sınıflandırma katmanında uygulanır. Burada, softmax sınıflandırıcı fonksiyonu kullanılacağı gibi MÖ metotları da kullanılarak sınıflandırma işlemi gerçekleştirilebilir. Diğer bir yaklaşımda, eğitilmiş ESA'nın evrişim katmanlarının ağırlık değerlerinin belirli bir kısmı kullanılır. Bu yaklaşımda, eğitilmemiş evrişim katmanları ve sınıflandırma katmanı yeni veri setine göre güncellenir. Bu yaklaşım ince ayarlı yaklaşım olarak da bilinmektedir (Fırıldak ve Talu, 2019).

3.3.1. Evrişimsel sinir ağı katmanları

Genel olarak bir ESA mimarisi; evrişim, havuzlama, düzgünleştirme, tam bağlantılı ve sınıflandırma gibi katmanlardan oluşmaktadır. Bu katmanlar farklı görevlere sahip olup katmanların genellikle ardışık olarak birbirine bağlanmasıyla ESA modelleri oluşmaktadır (Tajbakhsh ve ark., 2016). Şekil 3.16'da örnek bir ESA modelinin katmanları görülmektedir. Burada, özelliklerin çıkartıldığı (evrişim ve havuzlama katmanı) bölüm ile sınıflandırma işleminin yapıldığı bölüm bulunmaktadır (düzgünleştirme, tam bağlı katmanı ve sınıflandırma katmanı) (Buyukarikan ve Ulker, 2022). ESA mimarisinde ilk katmanlarda düşük seviyeli özellikler öğrenilirken son

katmanlarda yüksek seviyeli özellikler öğrenilir. Bu sayede ilk katmandan son katmana geçerken görüntüdeki nesne daha net hale gelir. Bu öğrenme stili, insan gözünün korteksiyle benzer özelliklere sahiptir (Tekerek ve Yapıcı, 2022).



Şekil 3.16. Temel bir ESA modelinin yapısı

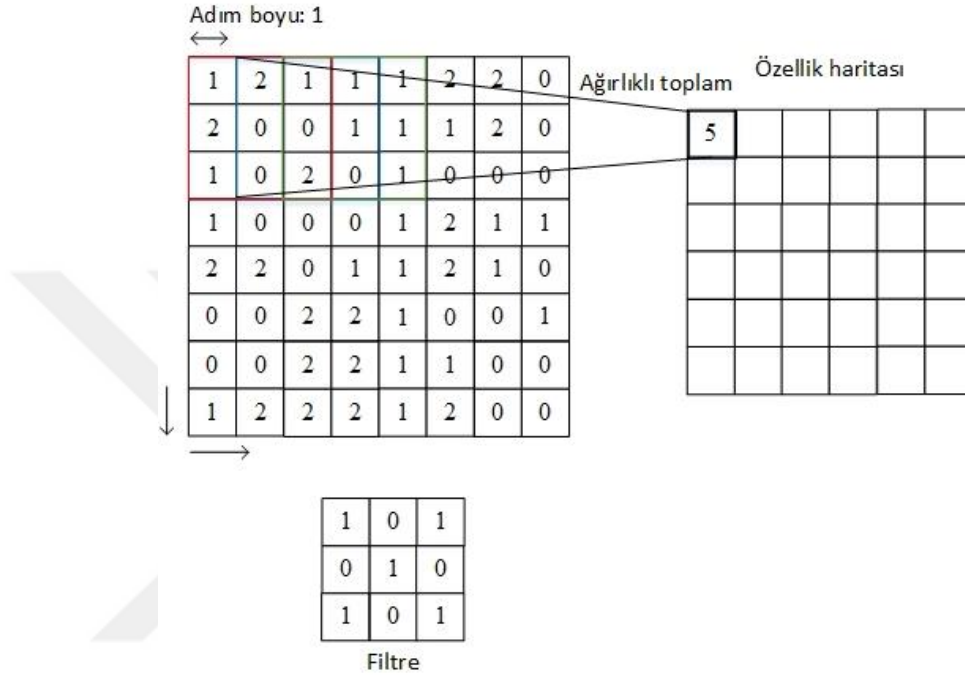
3.3.1.1. Giriş katmanı

Giriş katmanı, ESA mimarisinin ilk katmanıdır. Bu katmana ham görüntü verisi girdi olarak verilmektedir. Eğitim sürecinin uzamaması için giriş görüntüsünün çözünürlüğü düşük seçilmelidir. Giriş görüntü boyutunun düşük olması, modelin başarısının yüksek olmasını ve görüntü başına düşen test süresinin azalmasıyla birlikte donanımsal hesaplama maliyetinin indirgenmesini de sağlanabilir (İnik ve Ülker, 2017). Dolayısıyla görüntünün çözünürlüğü azaltıldıktan sonra (Chakraborty ve ark., 2020) ESA modeline sayısallaştırılmış ve matris formatına dönüştürülmüş görüntüler verilmektedir. Bu matris; genişlik, uzunluk ve renk kanalından oluşmaktadır (Tekerek ve Yapıcı, 2022).

3.3.1.2. Evrişim katmanı

ESA mimarisinin temel katmanlarından biri olan evrişim katmanı (Chollet, 2017b), girdi görüntüsü üzerinde belirli boyutlara sahip filtre matrisinin, adım sayısına göre sağa ve aşağıya doğru kaydırılması işlemlerini içermektedir. Girdi görüntüsü üzerine denk gelen piksel değerleriyle filtre matrisindeki elemanların ağırlıklı toplam sonucuyla evrişim işlemi gerçekleştirilmekte ve bu sonuçlar düzgünleştirilmiş doğrusal birim (Rectified Linear Unit, ReLU) gibi doğrusal olmayan bir aktivasyon fonksiyonundan geçirilmesiyle özellikler çıkarılmaktadır (Liu ve ark., 2015).

Evrişim işlemi renkli görüntülerde kırmızı, yeşil ve mavi kanallara göre ayrı ayrı uygulanmaktadır. Tüm renk kanallarında aynı boyutta filtre matrisleri kullanılabileceği gibi farklı boyutlarda filtre matrisleri de kullanılabilir. Böylece farklı özelliklerin çıkarılması sağlanabilir. Şekil 3.17’de filtre boyutu 3x3 ve adım boyutu 1 olan örnek bir evrişim işlemi görülmektedir.



Şekil 3.17. Örnek bir evrişim işlemi

Görüntüdeki önemli özelliklerin tümünün çıkarılması için görüntü birden fazla evrişim katmanından geçirilir. Böylece görüntünün benzersiz ve belirgin özellikleri çıkarılır (Chakraborty ve ark., 2020). Görüntüyü tanımaya ilişkin elde edilen bu özelliklerle oluşturulan matris, o katmanın özellik haritasıdır ve bu özellik haritası özelliklerin sonraki katmanlara iletilmesinde kullanılır (Chollet, 2017b).

Evrişim filtresinin görüntüye uygulanması sonucunda oluşan özellik haritasının çıktı boyutu Denklem 3.13’te verilmiştir. Burada N giriş boyutunu, F filtre (çekirdek) boyutunu, P dolguyu ve S’de adım sayısını ifade etmektedir (Chen ve ark., 2022).

$$\text{Çıktı boyutu} = \frac{N-F+2P}{S} + 1 \quad (3.13)$$

3.3.1.3. Aktivasyon katmanı

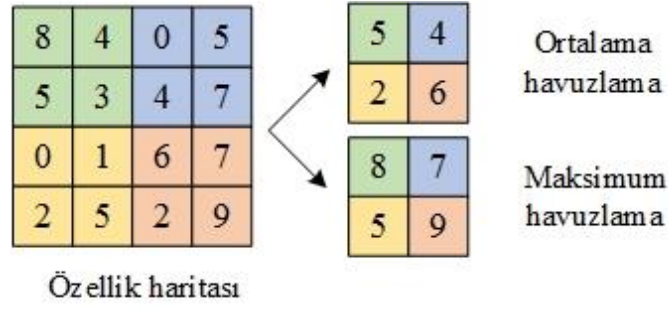
Aktivasyon fonksiyonları, ilgili piksel verisinin aktive edilip edilmemesine diğer bir ifadeyle elde edilen özelliğin sonraki katmanlara aktarılıp aktarılmayacağına karar vermektedir (Rachapudi ve Lavanya Devi, 2021). ESA modellerinde sıklıkla kullanılan ReLU aktivasyon fonksiyonunun tanımlanması Denklem 3.14'te verilmiştir. Bu aktivasyon fonksiyonunun hesabının basit olmasıyla işlem karmaşıklığı da azaltılabilmektedir (Nair ve Hinton, 2010).

$$ReLU(x) = \begin{cases} x & x \geq 0 \\ 0 & \text{diğer} \end{cases} \quad (3.14)$$

3.3.1.4. Havuzlama katmanı

ESA'da en etkili ve güçlü katmanlardan biri olan havuzlama katmanı (Goodfellow ve ark., 2016; Tekerek ve Yapıcı, 2022), bir alt örnekleme işlemidir. Havuzlama işlemi, özellik haritasında ayrılan alt bölgelerde temsil edilen verilerin uzamsal boyutunu aşamalı olarak azaltmak için kullanılmaktadır. Bu işlemde; özellik haritasının kanal sayısı sabit tutulmakta yükseklik ve genişlik bilgileri azaltılmaktadır. Ayrıca bu katman sayesinde ağıdaki parametre ve hesaplama sayısı da düşmektedir (Thaker, 2021). Dolayısıyla bu katman, ezberlemeyi azaltabilecek ve hesaplamayı hızlandırabilecek anlamlı verilerin elde edilmesini sağlamaktadır. Uygulamalarda yaygın olarak ortalama ve maksimum havuzlama yöntemleri kullanılmaktadır (Wu ve ark., 2020).

Şekil 3.18'de 2x2'lik çekirdek boyutuna göre ortalama ve maksimum havuzlama işlemleri verilmiştir. Ortalama havuzlama yöntemi, görüntünün çekirdek matrisi tarafından kaplanan alana göre ortalama değeri döndürür. Maksimum havuzlama yönteminde ise çekirdek matrisi tarafından kaplanan alana göre maksimum değer icra edilir. Ayrıca maksimum havuzlama yöntemi gürültülü aktivasyonları bastırma işlevinde de kullanılmaktadır.



Şekil 3.18. Özellik haritasında havuzlama işlemi

Görüntülerdeki karmaşıklıklara göre önemli özelliklerin ve görüntü karakteristiklerinin daha iyi yakalanması için evrişim ve havuzlama katmanlarının sayısı artırılabilir. Ancak bu durum hesaplama yükünü arttıracaktır (Chakraborty ve ark., 2020). Ayrıca havuzlama katman sayısının artması orijinal verilerdeki bazı özelliklerin kaybolması sorununa da yol açacaktır (Tekerek ve Yapıcı, 2022).

3.3.1.5. Normalizasyon katmanı

Bu katman, evrişim katmanından elde edilen özellik verilerini düzenli hale getirmek ve verileri belli aralıkta tutarak ağı performansını arttırmak için kullanılmaktadır (Doğan ve Türkoğlu, 2018).

3.3.1.6. Düzgünleştirme katmanı

Evrişim ve havuzlama katmanlarından geçtikten sonra elde edilen önemli özelliklerin anlamlandırılması için bir matris halindeki çıktı düzleştirilerek tek boyutlu bir vektör haline getirilmektedir. Bu vektör, sınıflandırma amacıyla kullanılacak verileri içermekte ve bu veriler tam bağlantılı katmana girdi olarak verilmektedir.

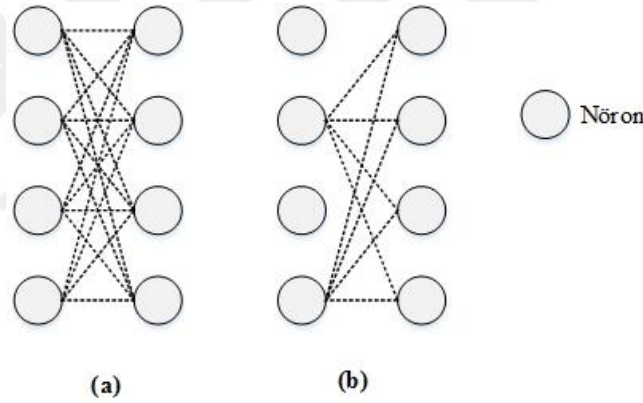
3.3.1.7. Tam bağlantılı katman

Tam bağlantılı katman, önceki katmanlardan gelen yüksek seviyeli özelliklerin muhakeme işlevini yerine getirmektedir. Bu katmanda, girdi nöronu bir ağırlık matrisi ile çarpılır ve çarpma sonucuna bir bias değeri eklenir. Bu yönüyle tam bağlantılı katman geleneksel YSA'ların yapısına benzerdir (Adler ve ark., 2016; Wang ve Chen,

2020). Ayrıca bu katman sınıflandırma sürecindeki olasılık değerinin elde edilmesine de katkı sağlamaktadır.

3.3.1.8. Seyreltme katmanı

ESA mimarisinde ağıın ezberleme problemini önlemek ve ortadan kaldırmak için ağdan rastgele nöronlar seçilir. Seçilen bu nöronların bağlantılarının yok edilmesi seyreltme katmanının görevidir (Hinton ve ark., 2012). Seyreltme eşik değeri, $[0-1]$ değerleri arasındadır ve her tam bağlantılı katmandan sonra farklı seyreltme eşik değeri de kullanılabilir. Burada zayıf bilgiler göz ardı edilebileceğinden dolayı sınıflandırma performansının artmasına da katkı sağlanabilecektir (Kaya ve Gündüz Öğüdücü, 2020). Şekil 3.19’da tam bağlantılı katmanın ağ yapısı ve ağıın seyreltme işleminden sonra elde edilen ağ yapısı gösterilmiştir.



Şekil 3.19. Nöron seyreltme işleminin uygulanması: (a) tam bağlantılı katmanın ağ yapısı, (b) seyreltilen ağ yapısı

3.3.1.9. Sınıflandırma katmanı

Sınıflandırma katmanında sınıflandırıcı metotlar yardımıyla $[0-1]$ değerleri arasında ağıın tahmin değeri üretilmekte ve en yüksek tahmin değerine göre nesnenin hangi sınıfa daha yakın olduğu belirlenmektedir. Bu katmanda genellikle softmax sınıflandırıcısı kullanılmaktadır. Ayrıca uygulamada kullanılan veri setinin sınıf sayısı, bu katmanın çıkış değerini oluşturmaktadır (İnik ve Ülker, 2017; Kizrak ve Bolat, 2018).

3.3.2. Hiper parametreler

ESA modellerinin eğitimi sırasında kullanılan hiper parametreler, model ve iyileştirici parametrelerdir. Model hiper parametreleri; aktivasyon fonksiyonu ve seyreltme katmanlarının sayısından oluşur (Sertkaya, 2018). ESA modellerinin eğitiminde kullanılan iyileştirici parametreler ise optimizasyon yöntemi, devir sayısı, öğrenme oranı, momentum katsayısı ve yığın boyutu gibidir. Bu parametrelere ilişkin bilgiler aşağıda kısaca açıklanmıştır.

ESA'da öğrenme işlemi bir optimizasyon problemidir. Optimum değerleri bulabilmek, hızlı ve başarılı sonuçlar üretebilmek için probleme göre farklı yöntemler kullanılır. Stokastik gradyan iniş (Stochastic Gradient Descent, SGD), modellerin eğitimi sırasında sıklıkla kullanılan optimizasyon yöntemlerinden biridir. Bu yöntem, geri yayılım algoritmasının temelini oluşturmaktadır. SGD yönteminde güncelleme işlemi için küçük yığınlar kullanılır. Ayrıca kayıp fonksiyonunda oluşacak hatayı minimize etmek için ağı içinde kullanılacak ağırlıklar türev yoluyla dağıtılır. Böylece ağıda daha hızlı ve tutarlı hesaplamalar yapılır (Çalık, 2019). Burada kayıp fonksiyonu, ağıın çıktı tahminleri ile verilen temel doğruluk etiketleri arasındaki uyumluluğu ölçer (Dagim, 2021).

Devir sayısı, veri setinin eğitim sayısını gösteren bir terimdir. Bu sayı modeldeki ağırlıkların kaç kere güncelleneceğini göstermektedir. Modelin ilk devirlerinde hata oranı yüksek iken sonraki devirlerde hata oranının düşmesi beklenmektedir.

Öğrenme oranı ve momentum katsayısı, ağıın eğitim hızı ve sonuçları üzerinde doğrudan etkili olan iki parametredir. Bu parametrelerden öğrenme oranı, eğitimin ilk aşamasındaki ağırlıkları güncelleme katsayısını ifade eder (Zou ve ark., 2019). Bu oran çok yüksekse, parametre güncellemesi optimum değeri kaçırmaya ve yerel uç değere takılır. Dolayısıyla bu durum, eğitimin başarısız olmasına sebep olur. Öğrenme oranı çok küçükse, eğitim süresinin uzamasına yol açar (Tao ve Wei, 2022). Momentum katsayısı ise modelin optimum değere daha hızlı ulaşması için kullanılan bir parametredir. Bu katsayı, güncelleme değerinin ne ölçüde arttırılacağını veya azaltılacağını belirlemektedir. Genellikle çalışmalarda bu katsayı 0.9 olarak seçilmektedir.

Yığın boyutu, ağı üzerinde yayılacak görüntü sayısını ifade eder. Bu değerin çok büyük olması eğitim sürecinde kullanılan belleğin tüketimini arttırır ve eğitimin kesilmesine sebep olur. Yığın boyutunun çok düşük olması ise eğitim süresinin artmasına yol açar (Zou ve ark., 2019).

3.3.3. Evrişimsel sinir ağıları modelleri

ESA modellerinde katman sayısı ve sıralanışı, giriş görüntü boyutu, evrişim filtresinin boyutları ve özellikleri öğrenme yöntemleri gibi birçok parametrenin farklılık göstermesi görüntülerden farklı özelliklerin çıkarılmasına olanak tanır. Bu tez kapsamında önerilen yaklaşımlarda kullanılan ESA modellerinin karakteristikleri Çizelge 3.7’de verilmiş ve bu modellere ait bilgiler alt başlıklar halinde incelenmiştir.

Çizelge 3.7. ESA modellerinin karakteristikleri

Model	Derinlik	Parametre sayısı (milyon)	Görüntü giriş boyutu
AlexNet	8	61	227x227
VGG16	16	138	224x224
VGG19	19	144	224x224
ResNet18	18	11.7	224x224
ResNet34	34	21.8	224x224
ResNet50	50	25.6	224x224
ResNet101	101	44.6	224x224
ResNet152	152	60	224x224
GoogLeNet	22	6.8	224x224
Xception	71	22.9	299x299
MobileNet	28	4.2	224x224
DenseNet121	121	8.1	224x224
EfficientNet-B0	18	7.9	224x224

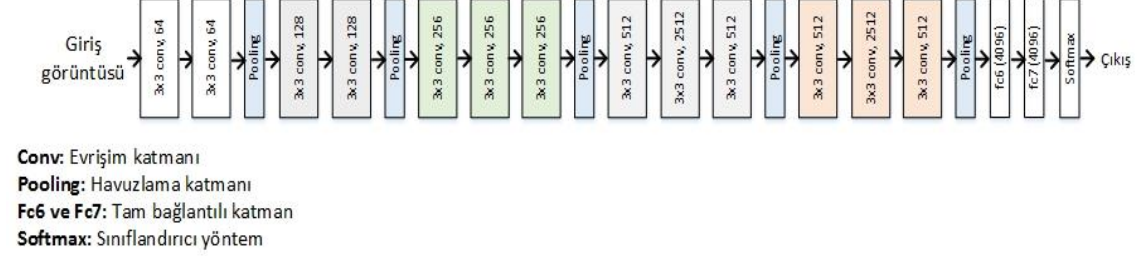
3.3.3.1. AlexNet

AlexNet, Kirzhevsky ve ark. (2012) tarafından oluşturulan ve görüntü sınıflandırma uygulamalarında sıklıkla kullanılan bir modeldir. Bu model, beş adet evrişim katmanı ve üç adet tam bağlantılı katmanından oluşmaktadır. Ayrıca bu modelin giriş görüntüsü 227x227 piksel çözünürlüğündedir.

3.3.3.2. VGGNet

Görüntü sınıflandırma uygulamalarında sıklıkla kullanılan VGG16 ve VGG19 modelleri Simonyan ve Zisserman (2014) tarafından önerilmiştir. Modellerin giriş görüntü boyutları 224x224 piksel çözünürlüğündedir. Bu modellerin katman sayıları sırasıyla 16 ve 19’dur. Ayrıca bu modeller üç adet tam bağlantılı katmanı içermektedir (Simonyan ve Zisserman, 2014). Tam bağlantılı katmanların ilk ikisi 4096 nöronludur ve

bu katmanlar sırasıyla fc6 ve fc7 olarak adlandırılmaktadır. Son tam bağlantılı katman ise 1000 nöronludur ve bu katman çıkış katmanını oluşturmaktadır (da Silva ve ark., 2019). Şekil 3.20’de VGG16 modelinin genel görünümü gösterilmiştir.

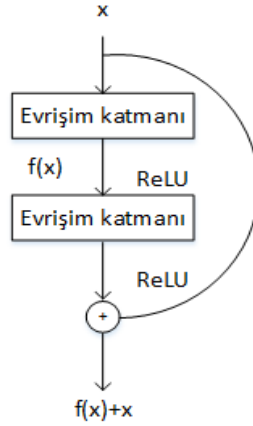


Şekil 3.20. VGG16 modeli (Buyukarikan ve Ulker, 2022)

3.3.3.3. ResNet

ResNet, He ve ark. (2016) tarafından oluşturulan diğer modellere göre daha derin bir modeldir. ResNet modelleri katman sayılarına göre ResNet18, ResNet34, ResNet50, ResNet101 ve ResNet152 olarak adlandırılmıştır. Bu modellerin giriş katman boyutları 224x224 piksel çözünürlüğündedir. Tüm bu modellerin iki tam bağlantılı katmanı bulunmaktadır. Modellerin ilk tam bağlantılı katmanı 2048 nöronlu ve son tam bağlantılı katmanı ise 1000 nöronlu çıkışa sahiptir.

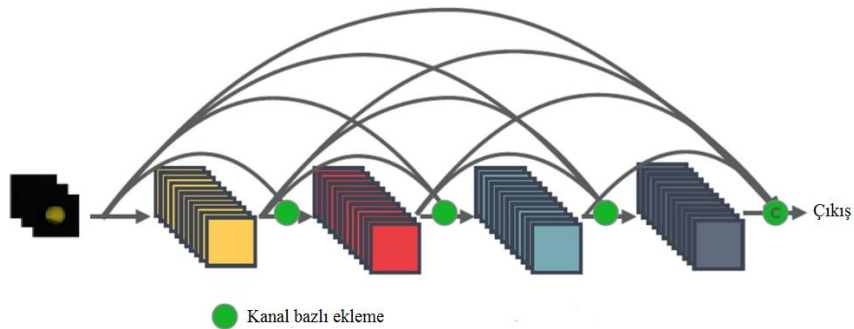
ResNet modelleri, VGGNet modellerine göre daha derin modeller olmalarına rağmen, ağ boyutu ve parametre sayıları oldukça azdır. Dolayısıyla ResNet modelleriyle daha hızlı bir şekilde öğrenme işlemi yapılabilir. Bu öğrenme stili, ResNet modellerinin ağ yapısına artık bloklarının eklenmesiyle gerçekleştirilmiştir (Türkoğlu, 2019). Bu bloklar önceki katmandan gelen verileri sonraki katmana aktarmaktadır. Böylece önceki katmanda öğrenilmiş bilgiler korunmaktadır (Ciresan ve ark., 2011). Şekil 3.21’de artık bloklarının blok diyagramı görülmektedir.



Şekil 3.21. Artık blok diyagramı (He ve ark., 2016)

3.3.3.4. DenseNet121

DenseNet'te ileri beslemeli olacak şekilde önceki tüm katmanların özellik haritası sonraki her katmana girdi olarak verilmektedir. Şekil 3.22'de DenseNet mimarisinin genel görünümü görülmektedir (Huang ve ark., 2017a). DenseNet'te özelliklerin yeniden kullanımı açısından geleneksel bir ESA modeline göre daha az sayıda parametreye ihtiyaç duymaktadır. Ayrıca katman sayısına göre farklı DenseNet modelleri oluşturulmuştur. Bu modellerden biri olan DenseNet121, 121 katmandan oluşmakta ve giriş görüntüsünün boyutu 224x224 piksel değerindedir (Kang ve Gwak, 2022).



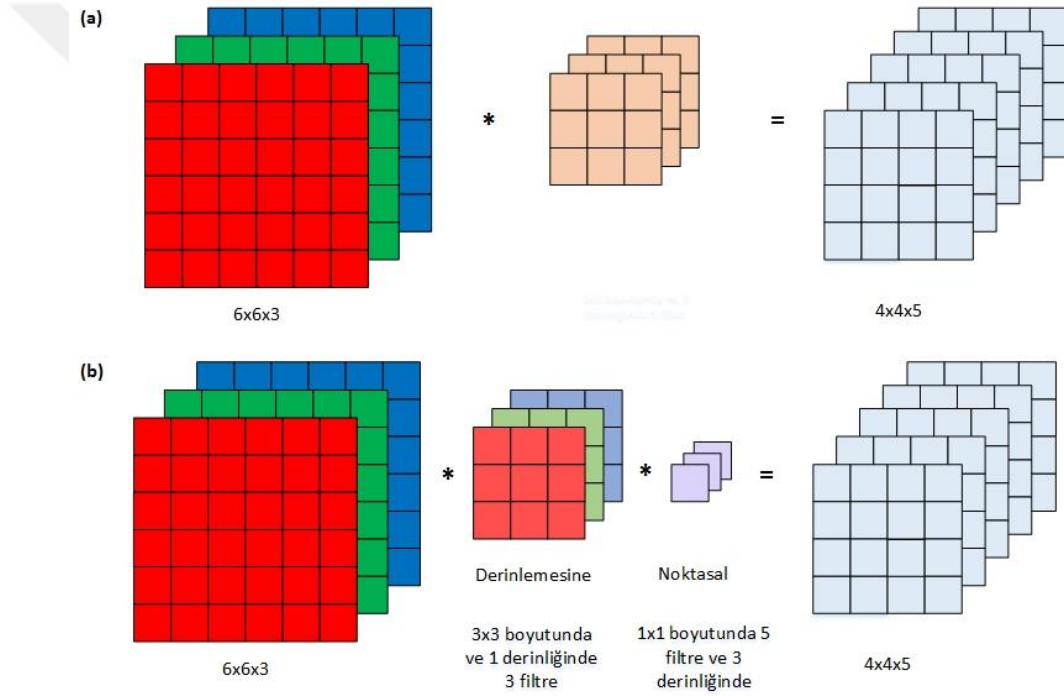
Şekil 3.22. DenseNet'in temel ağ yapısı (Anonim2, 2022)

3.3.3.5. Xception

Xception modeli Chollet (2017a) tarafından geliştirilmiştir. Bu model, derinliğe dayalı ayrılabilir evrişimlere sahip yeni geliştirilmiş bir Inception modelidir (Anbarasi ve ark., 2021). Derinlemesine ayrılabilir evrişimler hesaplama maliyetini ve bellek

gereksinimlerini azaltmayı amaçlamaktadır. Xception modeli 14 modüle ve yapılandırılmış 36 evrişim katmanına sahiptir (Kassani ve ark., 2019). Ayrıca modelin giriş görüntüsünün boyutu 299x299 piksel çözünürlüğündedir.

Derinlemesine ayrılabilir evrişim işlemi, derinlemesine ve noktasal evrişimden oluşmaktadır. Derinlemesine evrişimde her bir giriş kanalı için tek bir evrişim filtresi uygulanmaktadır. Bu modelde özellik haritasının boyutu 1×1 boyutundaki noktasal evrişim işlemiyle değiştirilmektedir. Geleneksel ve derinlemesine ayrılabilir evrişim işlemlerinin karşılaştırılması Şekil 3.23'te verilmiştir. Şekil 3.23'te görüldüğü gibi $4 \times 4 \times 5$ boyutunda çıktı özellik haritası üretmek için $6 \times 6 \times 3$ boyutunda bir girdi görüntü verilmektedir (Bhupendra ve ark., 2022).



Şekil 3.23. Evrişim işlemlerinin karşılaştırılması (Bhupendra ve ark., 2022): (a) geleneksel evrişim işlemi, (b) derinlemesine ayrılabilir evrişim işlemi

3.3.3.6. MobileNet

MobileNet sınırlı bellek, enerji ve güç gibi donanım düzeyindeki zorlukların üstesinden gelebilmek için oluşturulan ve derinlemesine ayrılabilir evrişimler üzerine kurulmuş bir modeldir (Howard ve ark., 2017). Bu modeldeki derinlemesine ayrılabilir evrişimlerle ağın ilk birkaç katmanındaki hesaplama karmaşıklığı azaltılabilmektedir (Eryigit ve Tugrul, 2021). Modeldeki her bir derinliğe göre ayrılabilir evrişim katmanı,

bir derinliğe göre evrişim ve bir noktasal evrişim katmanlarını içermektedir. Derinlik ve noktasal evrişimler ayrı ayrı sayılırsa MobileNet, 28 katmandan oluşmaktadır (Alharbi ve Arif, 2020). Ayrıca modelin giriş görüntüsünün boyutu 224x224 piksel değerindedir.

3.3.3.7. EfficientNet-B0

EfficientNet-B0, Tan ve Le (2019) tarafından geliştirilen, ağın genişliğini, derinliğini ve çözünürlüğünü eşit olarak ölçekleme özelliğine sahip olan bir modeldir. Bu model diğer modellerle karşılaştırıldığında mobil ters çevrilmiş darboğaz evrişim (mobile inverted bottleneck Conv) katmanını kullanarak özellikleri çıkarmaktadır. Bu katman, ters çevrilmiş artık bloklara benzemektedir. Ayrıca bu model, 18 katmandan oluşmaktadır (Tan ve Le, 2019). Modelin giriş görüntüsü ise 224x224 piksel çözünürlüğündedir.

3.3.3.8. GoogLeNet

GoogLeNet (Szegedy ve ark., 2015), 22 öğrenilebilir katman derinliğine sahip nispeten küçük derin bir modeldir. Bu model, evrişim ve havuzlama katmanlarını üst üste yığılma yapmaz, paralel olarak bu modülleri birbirine bağlar. Ayrıca ağı sahip olduğu farklı boyutlardaki evrişim filtreleriyle görüntülerdeki farklı desenlerin işlenmesine olanak tanınır (Nanni ve ark., 2022). Bu modelin giriş görüntüsünün boyutu 224x224 piksel çözünürlüktedir.

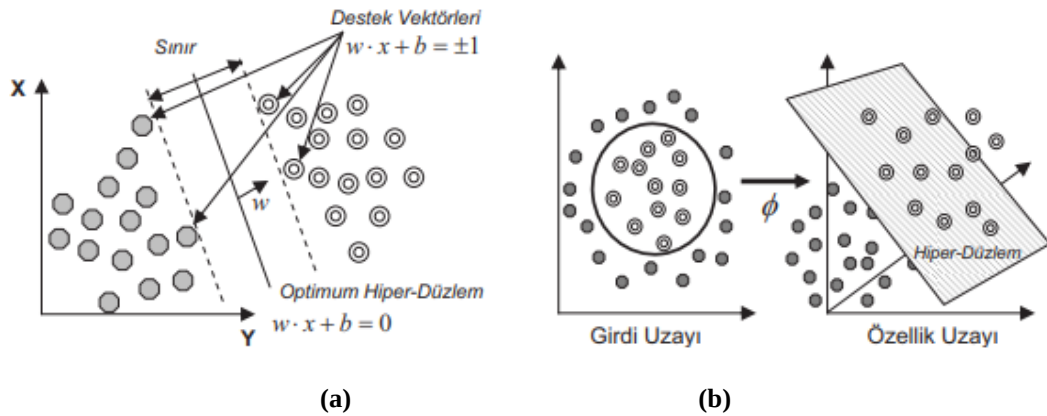
3.4. Sınıflandırıcı Metotlar

Elma kusurlarına sahip görüntüleri tanımlayabilmek için çeşitli yöntemlerle özelliklerin çıkarılma işlemi gerçekleştirildikten sonra sınıflandırma işlemi uygulanmaktadır. Özellik çıkarımı sınıflandırma performansını etkileyen önemli aşamalardandır. Bu tez kapsamında önerilen bir yaklaşımda görüntülerden özelliklerin çıkarılması aşamasında ESA modelleri kullanılmıştır. Sınıflandırma aşamasında literatürde yaygın olarak kullanılan DVM, RO, k-en yakın komşu (k-NN), lojistik regresyon (LR) ve aşırı gradyan artırma (XGB) metotlarıyla çıkarılan bu özellikler değerlendirilmiştir. Bu sınıflandırıcı metotlarla ilgili teorik bilgiler alt başlıklar altında verilmiştir.

3.4.1. Destek vektör makinesi

DVM, istatistiksel öğrenme teorisine dayanan bir MÖ metodudur. Bu metod genelleme yeteneği sayesinde en uygun karar destek fonksiyonunu tahmin eder ve iki veya daha fazla sınıfı ayırmak için doğrusal veya doğrusal olmayan bir fonksiyon kullanarak sınıflandırma işlemini gerçekleştirir (Cortes ve Vapnik, 1995). DVM metodunda, benzer özellikteki verilerle sonsuz sayıda düzlem kullanılarak sınıfları birbirinden ayıran bölge sınırının maksimum olduğu bir hiperdüzlem oluşturulur (Özkan, 2016)

Doğrusal olarak ayrılabilen DVM’de amaç, sınıflar arasındaki maksimum sınırı yaratmaktır. Burada, hiperdüzlem sınıflar arasındaki ara bölgenin tam orta noktasına yerleştirilmesiyle sınıflar birbirinden ayrılır (Cortes ve Vapnik, 1995). Ancak gerçek hayatta veriler genellikle doğrusal değildir. Bu tip verilerin sınıflandırılması için doğrusal olmayan DVM’de çekirdek fonksiyonları kullanılmaktadır. Bu tip veriler, çekirdek fonksiyonlarıyla yüksek boyutlu özellik uzayına dönüştürülmektedir. Literatürde sıklıkla kullanılan çekirdek fonksiyonlarına; doğrusal, polinom, radyal tabanlı ve sigmoid örnek olarak verilebilir (Shawe-Taylor ve ark., 1998; Kavzoğlu ve Çölkesen, 2010). Doğrusal ve doğrusal olmayan DVM’ye örnek bir sınıflandırma işlemi Şekil 3.24’te gösterilmektedir.

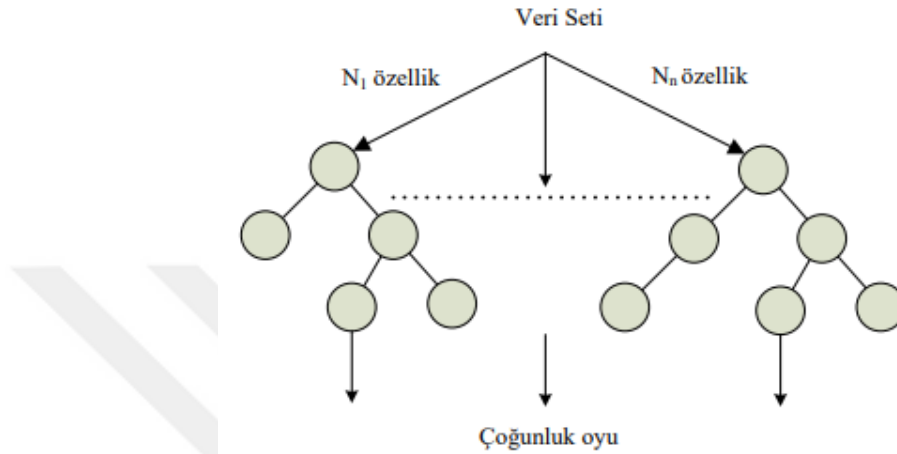


Şekil 3.24. DVM (Kavzoğlu ve Çölkesen, 2010): (a) doğrusal DVM, (b) doğrusal olmayan DVM

3.4.2. Rastgele orman

RO karar ağacı, her düğümden alınan özelliklerin en iyisini seçen ve tüm düğümleri dallara ayıran bir MÖ metodudur. Bu metotta tek bir karar ağacı üretmek

yerine birden fazla ağaç üretilmekte ve en iyi tahmini elde etmek için ağaçlar birleştirilmektedir (Breiman, 2001). Bu metotta rastgele örnekleme ve topluluk modellerinin iyileştirmesiyle genelleme daha iyi yapılmakta ve geçerli tahminde bulunmaktadır. Ancak bu metotta çıktı olarak bir ağaç üretilmemektedir (Qi, 2012). RO metoduna ait örnek bir şema Şekil 3.25'te görülmektedir.



Şekil 3.25. Rastgele orman (Akmaz, 2022)

RO metodu uygulanırken öncelikle karar ağacının sayısı belirlenir. Sonra eğitim seti içerisinde rastgele alt özellik kümeleri oluşturulur. Ağaç yapısının oluşturma aşamasında bu özellikler çeşitli yöntemlerle seçilir. Daha sonra test seti kullanılarak ağacın yapısı sınanır. Her ağacın sınıflandırma sonucunda en çok oy alan ağaç, esas ağaç olarak kabul edilir (Kavzoglu ve Colkesen, 2013; Aydınoglu ve ark., 2023).

3.4.3. k-en yakın komşu

k-NN metodu, görüntü işleme ve nesne tanıma uygulamalarında sıklıkla kullanılan istatistiksel bir MÖ metodudur. Bu metot, k birim nesneden oluşan komşu sayısını sınıflandırmak için bilinen veriyle bilinmeyen veri arasındaki mesafenin bir denkleme göre hesaplanması işlemlerini içerir (Koyuncugil ve Özgülbaş, 2009). Sınıflandırma yapılacak veri setinde istenilen veri sayısı ile yakınlığının ölçülmesi için k değeri ayarlanır (Demir ve ark., 2018). Bu k değeri kadar en yakın komşuların dahil oldukları sınıfa göre gelen örnek veriler o sınıfa dahil edilir (Başer ve ark., 2021). Literatürde sınıflandırma işlemleri için Öklid, Manhattan ve Minkowski gibi mesafe denklemleri kullanılmaktadır.

Yüksek boyutlu veri setlerinde Minkowski ölçütü çalışmalarda sıklıkla kullanılmaktadır. Bu tez kapsamında Minkowski mesafesi kullanılmış ve bu mesafenin hesaplanması için uygulanan eşitlik Denklem 3.15'te verilmiştir.

$$d(A, B) = [\sum_{k=1}^n |x_k - y_k|^m]^{1/m} \quad (3.15)$$

Minkowski ölçütünde n sayıda değişken göz önüne alınarak gözlem değerleri arasındaki mesafe ölçülür. Burada, x ve y gözlemleri ifade eder ve m'nin farklı değerlerine göre uzaklık ölçütleri tanımlanır (Kresse ve Danko, 2012).

3.4.4. Lojistik regresyon

LR, veri kümelerinin analizi ve sınıflandırılması için kullanılan istatistiksel ve veri madenciliği tekniklerinden biridir. LR, özellik kümesi (girdiler) ve bağımlı değişken (çıktı) olarak kategorik verileri kullanarak sonuç olayının olasılığını belirleyen denetimli bir MÖ metodudur (Nijhawan ve ark., 2018). LR, genellikle ikili sınıflandırma uygulamalarında kullanılmaktadır. Ancak çoklu sınıflandırma metodundan (one-vs-rest) yararlanılarak çok sınıflı sınıflandırma uygulamaları da gerçekleştirilmektedir (Gupta ve Chawla, 2020).

3.4.5. Aşırı gradyan artırma

XGB metodu (Chen ve Guestrin, 2016), son yıllarda yapay görme uygulamalarındaki sınıflandırma problemlerinde büyük ilgi görmüştür (Zhang ve ark., 2019a). XGB, regresyon ağaçları ile gradyan artırma yöntemlerini birleştiren ölçeklenebilir denetimli bir MÖ metodudur. XGB, olası tüm ağaçların yapılarını incelemeyerek ağgözlü bir ağaç oluşturur. Bu metodun başarılı olması kayıp fonksiyonu ile düzenleme terimine bağlıdır. Kayıp fonksiyonu, gerçek ile tahmin edilen değer arasındaki farkı hesaplar. XGB metodunda düzenleme terimi sayesinde karmaşık bir ağaç yapısı oluşturulmaz ve aşırı uyma sorunu da önlenir (Chen ve Guestrin, 2016).

3.5. Özellik Seçimi

Özellik seçimi, sınıflandırma aşamasındaki işlem yükünü azaltmak ve sınıflandırma performansını arttırmak için kullanılan bir yöntemdir. Bu yöntem kullanılarak özellik vektöründen önemli özellikler seçilir ve daha az boyutlu bir vektör oluşturulur. Literatürde özellik seçimiyle ilgili çok sayıda yöntem bulunmaktadır.

Bu tez kapsamında özellik seçimi için literatürde en çok kullanılan yöntemlerden biri olan f-regresyonla uygulamalar gerçekleştirilmiştir (Toğaçar ve ark., 2020). F-regresyon, veri setinden çıkarılan özelliklerin her birinin etkisini test etmek için kullanılan doğrusal bir özellik seçme yöntemidir. Bu yöntemde çoklu doğrusal regresyon modeline göre bağımsız özelliklerden herhangi birinin anlamlı olup olmadığı test edilir. Ayrıca özellik seçim aşaması bir puanlama işleviyle yapılır (Wang ve Cui, 2017).

3.6. Performans Ölçütleri

Bu bölümde, tez kapsamında kullanılan sınıflandırma, tahmin ve görüntü kalitesi ölçütleri alt başlıklar halinde verilmiştir.

3.6.1. Sınıflandırma performans ölçütleri

Tez kapsamında önerilen sınıflandırma yaklaşımlarının performanslarını değerlendirmek için karmaşıklık matrisi kullanılmıştır. Bu matris, test verilerinin ne ölçüde sınıflandırıldığını belirlemektedir. İkili sınıflandırma için kullanılan karmaşıklık matrisinin yapısı Çizelge 3.8’de verilmiştir. Satırlar, test verilerindeki gerçek veri sayılarını ve sütunlar, tahmin edilen veri sayılarını göstermektedir. Burada, gerçek sınıf etiketi ile tahmin edilen sınıf etiketi karşılaştırıldığında dört değer oluşmaktadır. Bunlar; doğru pozitif (true positive, DP), doğru negatif (true negative, DN), yanlış pozitif (false positive, YP) ve yanlış negatiftir (false negative, YN).

Çizelge 3.8. Karmaşıklık matrisi

		Tahmin edilen değerler	
		Pozitif	Negatif
Gerçek değerler	Pozitif	DP	YN
	Negatif	YP	DN

Burada, DP, gerçek etiketle tahmin edilen etiket değerlerinin her ikisinin de pozitif olduğunu gösterir. DN ise gerçek etiketle tahmin edilen etiket değerlerinin her ikisinin de negatif olduğunu ifade eder. YP, tahmin edilen etiket pozitifken, gerçek etiket değeri negatiftir. YN ise tahmin edilen etiket negatiftken, gerçek etiket değeri pozitiftir (Hao ve ark., 2020).

Sınıflandırma uygulamalarında yaygın olarak kullanılan performans ölçütlerinden doğruluk, kesinlik, geri çağırma, F1-skor ve eğri altında kalan alan (Area under the curve, AUC) değerleri karmaşıklık matrisinden yararlanılarak bulunur (Han ve ark., 2011; Altuntaş ve ark., 2019; Anagnostis ve ark., 2020).

Doğruluk ölçütü, doğru tahmin edilen gözlemin toplam gözlemlere oranıdır. Bu ölçüt Denklem 3.16'daki gibi hesaplanmaktadır.

$$\text{Doğruluk} = \frac{DP+DN}{DP+YP+YN+DN} \quad (3.16)$$

Kesinlik ölçütü, doğru tahmin edilen pozitif gözlemlerin toplam tahmin edilen pozitif gözlemlere oranıdır ve Denklem 3.17'deki gibi bulunmaktadır. Bu ölçüt, sınıflandırılan nesnelerin ne kadar doğru sınıflandırıldığını belirlemektedir. Ayrıca bu ölçütün değeri ne kadar yüksekse modelin başarısı da o kadar iyidir.

$$\text{Kesinlik} = \frac{DP}{DP+YP} \quad (3.17)$$

Geri çağırma ölçütü, doğru tahmin edilen pozitif gözlemlerin gerçek sınıftaki tüm gözlemlere oranıdır. Bu ölçüt Denklem 3.18'deki gibi hesaplanır.

$$\text{Geri çağırma} = \frac{DP}{DP+YN} \quad (3.18)$$

F1-skor, yapılan testin doğruluğunu veren bir ölçüttür. Bu ölçüt, kesinlik ve geri çağırma ölçütlerinin harmonik ortalamasıdır. F1-skor ölçütü Denklem 3.19'deki gibi bulunmaktadır.

$$\text{F1 - skor} = 2 * \frac{\text{Kesinlik} * \text{Geri çağırma}}{\text{Kesinlik} + \text{Geri çağırma}} \quad (3.19)$$

AUC değeri, sınıflandırıcı modelin bir alıcı işlem karakteristikleri (Receiver Operating Characteristic, ROC) eğrisinin altındaki alanın performansının nicel olarak değerlendirilmesidir. AUC ölçütü, [0-1] arasındaki değerleri almaktadır. AUC değerinin

1'e yakın olması sınıflandırıcı modelin başarısının iyi olduğunu göstermektedir (Denklem 3.20).

$$AUC = \frac{1}{2} \left(\frac{DP}{DP+YN} + \frac{DN}{DN+YP} \right) \quad (3.20)$$

3.6.2. Tahmin performans ölçütleri

Tez kapsamında aydınlatma tahmin performansının değerlendirilmesi için AH ölçütü kullanılmıştır (Hussain ve Akbari, 2016). AH, ölçülen ile tahmin edilen aydınlatıcı renkler arasındaki açıyı bulan bir ölçüttür (Li ve Kan, 2018). AH ölçütü, Denklem 3.21'teki gibi hesaplanmaktadır.

$$AH = \cos^{-1}(\widehat{e}_a \cdot \widehat{e}_e) \quad (3.21)$$

Burada, e_a gerçek rengi ve e_e tahmin edilen rengi ifade etmektedir. AE değerinin karşılaştırılmasında ise ortalama, ortanca, budanmış ortalama ve maksimum değerler kullanılır (Li ve Wu, 2013).

Bir görüntü işleme algoritmasının ne kadar iyi performans gösterdiğinin nicel olarak değerlendirmesi için ortalama kare hatası (MSE) yaygın olarak kullanılan bir ölçüttür (Wang ve Bovik, 2006). MSE, ortalama mutlak hata (MAE) ve ortalama mutlak yüzde hatası (MAPE) ölçütlerinin eşitlikleri Denklem 3.22-3.24'te görülmektedir (Kiran ve ark., 2020).

$$MSE = \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{n} \quad (3.22)$$

$$MAE = \frac{\sum |y_i - \hat{y}_i|}{n} \quad (3.23)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} * 100 \quad (3.24)$$

Burada, y_i gerçek değeri, $\hat{y}_i$ tahmin edilen değeri ve n ise örnek sayısını ifade eder. Ayrıca MSE, MAE'ye oldukça benzerdir. Tek farkı, MSE'nin orijinal değerler ile tahmin edilen değerler arasındaki farkın karesinin ortalamasının almasıdır (Buchsbaum, 1980).

MAPE skorunun yüzde 10 altında olması model tahmininin mükemmel olduğunu, yüzde 10 ile 20 arasında olması model tahmininin iyi olduğunu, yüzde 20 ile 50 arasında olması model tahmininin nispeten iyi olduğunu ve yüzde 50'den büyük olması da

tahminin kötü olduğunu gösterir. Ayrıca tahmin uygulamalarında kullanılan diğer bir ölçüt olan ortalama karekök hatası (RMSE) ölçütü de Denklem 3.25’de verilmiştir.

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad (3.25)$$

3.6.3. Görüntü kalite ölçütleri

Görüntü işleme teknikleriyle yeni üretilen görüntülerde oluşabilecek renk sapmaları veya bilgi kayıpları gibi durumlar nesneleri sınıflandırma uygulamalarındaki önemli sorunlardandır. Üretilen görüntüyle orijinal görüntü arasındaki görüntü kalitesinin belirlenmesi tüm bu sorunların önüne geçilmesi ve azaltılmasına olanak tanır. Bu tez kapsamında önerilen bazı yaklaşımlarda MSE, tepe sinyal-gürültü oranı (PSNR), yapısal benzerlik indeksi (SSIM) ve kör/referanssız görüntü mekânsal kalite değerlendiricisi (BRISQUE) görüntü kalite ölçütleri kullanılmıştır.

Görüntü kalite ölçütlerinden MSE değeri, orijinal ve yeni üretilmiş görüntü arasındaki kümülatif kare hatasını ifade eder. MSE, sıfıra ne kadar yakınsa hata değeri o kadar düşüktür ve görüntülerin arasındaki benzerlikte maksimumdur. PSNR değerinin yüksek olması yeni üretilmiş görüntünün kalitesinin yüksek olduğunu gösterir. Bu değer, desibel (dB) cinsiyile ifade edilir (Ince ve ark., 2022). Burada, MSE değeri piksellere göre hesaplanmaktadır. MSE ve PSNR ölçütlerinin eşitlikleri Denklem 3.26-3.27 kullanılarak hesaplanmaktadır.

$$MSE = \frac{1}{NM} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} (X(i, j) - Y(i, j))^2 \quad (3.26)$$

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{L^2}{MSE} \quad (3.27)$$

Burada, görüntü NxM boyutunda bir matristir ve i ile j piksel değerlerine göre işlem yapılmaktadır. X, orijinal görüntüyü ve Y, yeni görüntüyü ifade etmektedir. L toplam renk çeşidini göstermektedir.

SSIM indeksi ise iki görüntü arasındaki benzerliği [0-1] arasındaki değerle ifade eden bir ölçüttür (Bulut, 2022). SSIM indeksinden elde edilen 1 değeri iki görüntünün aynı olduğunu ve 0 değeri görüntülerin birbirinden tamamen farklı olduğunu göstermektedir. SSIM ölçütü Denklem 3.28’deki gibi hesaplanmaktadır.

$$SSIM(x, y) = I(x, y) c(x, y) s(x, y) \quad (3.28)$$

Burada, $I(x, y)$ parlaklık değerini, $c(x, y)$ kontrast değerini ve $s(x, y)$ yapısal benzerlik değerini gösterir. Bu değerlere ait eşitlikler Denklem 3.29-3.31 arasında gösterilmiştir.

$$I(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C1} \quad (3.29)$$

$$c(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + C2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C2} \quad (3.30)$$

$$s(x, y) = \frac{\sigma_{xy} + C3}{\sigma_x\sigma_y + C3} \quad (3.31)$$

Burada, ilgili görüntü parçasının μ , ortalama ve σ , varyans değerini ifade eder. Ayrıca SSIM indeksinde paydanın sıfır olmaması için C1, C2 ve C3 sabit değerleri kullanılmaktadır (Setiadi, 2021).

BRISQUE, normalize edilmiş bir parlaklık değerini ifade eden bir ölçüttür. Bu ölçütün değeri orijinal görüntüden ne kadar küçükse bozulma oranı da o kadar düşüktür ve orijinal görüntüden ne kadar büyükse bozulma oranı da o kadar yüksektir. Diğer bir ifadeyle BRISQUE puanı görüntünün kalitesiyle ters orantılıdır (Ward ve ark., 2017; Abd-Alameer ve ark., 2020). Denklem 3.32’de BRISQUE puanına ait eşitlik verilmiştir.

$$\hat{I}(m, n) = \frac{I(m, n) - \mu(m, n)}{\sigma(m, n) + C} \quad (3.32)$$

Burada, $I(m, n)$ yoğunluk görüntüsünü, $\mu(m, n)$ konum ortalamasını ve $\sigma(m, n)$ konum varyansını ifade eder. C, bir sabittir ve paydadaki sıfırdan kurtulmak için kullanılır (Chow ve Rajagopal, 2017).

3.7. Önerilen Yaklaşımlar

Tez kapsamında aydınlatmanın görüntü işleme problemlerdeki etkilerinin belirlenmesi için ESA tabanlı beş yaklaşım önerilmiştir. İlk üç yaklaşım, elmada fizyolojik bozuklukların sınıflandırması üzerinedir. Diğer yaklaşımlar ise görüntülerden aydınlatma ve parlaklık tahmini uygulamalarını içermektedir.

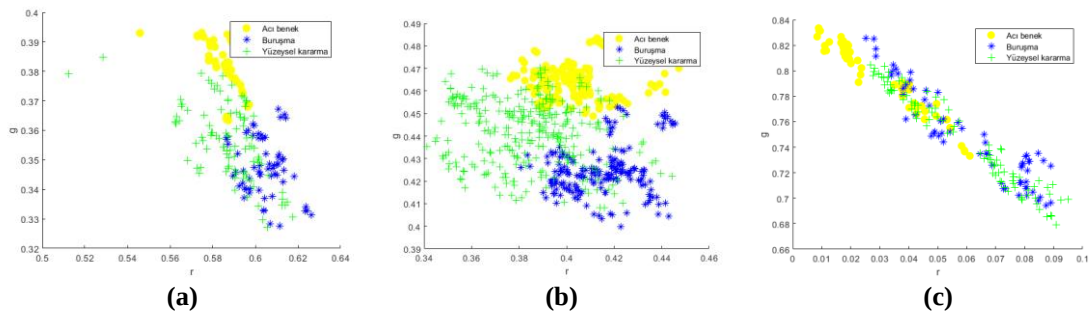
Tez çalışmasında ESA modellerini oluşturmak ve eğitmek ile bazı istatistiksel analizleri yapmak için Python programlama dili kullanılmıştır. Tüm deneyler Tesla K80 Grafik İşleme Birimi (GPU) donanımı ile Google Colaboratory (Colab) sunucusu üzerinden gerçekleştirilmiştir. Görüntü kalite analizleri MatLab R2017b üzerinde

hazırlanmıştır. Ayrıca bazı istatistiksel testleri gerçekleştirmek için SPSS 23 programı kullanılmıştır. Önerilen yaklaşımlara ilişkin bilgiler alt başlıklar halinde açıklanmıştır.

3.7.1. Fizyolojik bozuklukların ESA modelleriyle sınıflandırılması

Geleneksel manuel yöntemlerle elmada fizyolojik bozuklukların tespiti oldukça verimsizdir (Wu ve ark., 2020). Elma endüstrisinin sağlıklı gelişimi için doğru ve hızlı kusurları tespit eden yapay görme sistemlerinin kullanılması bir gerekliliktir (Zhang ve ark., 2014; Jiang ve ark., 2019). Nitekim bu sistemler tasarlanırken aydınlatma koşulu, nesnenin pozisyonu ve kameranın nesneye uzaklığı gibi durumlara da cevap vermelidir. Bu durumlar fizyolojik bozuklukların sınıflandırılması için önemli özelliklerdendir (Goodfellow ve ark., 2009; Borji ve ark., 2015). Ayrıca standart bir aydınlatma altında bir elmanın görüntüsünü elde etmek yerine tek tip olmayan aydınlatmayla görüntünün elde edilmesi, elmadan daha farklı bilgilere ulaşılmasına olanak tanır (Yang ve ark., 2021). Tez kapsamında bu durumlar göz önüne alınarak farklı aydınlatma koşulları (ışık renkleri ve lamba parlaklıkları), elma pozisyonları ve mesafelerden elde edilen fizyolojik bozukluk görüntüleriyle bir veri seti oluşturulmuştur.

Renkli görüntü piksellerinin R, G ve B değerleri farklı ışık renklerine göre değişmektedir. Farklı ışık renklerindeki fizyolojik bozukluk görüntülerinin rg-kromatiklik grafikleri Şekil 3.26’da verilmiştir. Burada, fizyolojik bozukluk sınıflarının iç içe olduğu ve sınıfların ayrılmasının kısmen de olsa zor olduğu görülmektedir. Dolayısıyla elma kusurunun tam tipini belirlemek için modern ve gelecek vaat eden bir mimari olan ESA ile uygulamalar geliştirilmesiyle aydınlatma farklılıklarından kaynaklı sınıflandırma problemleri çözüme kavuşabilir.



Şekil 3.26. Aydınlatma kaynaklarına göre görüntülerinin kümelenmesi: (a) sıcak beyaz rg- kromatiklik, (b) soğuk beyaz rg- kromatiklik, (c) yeşil ışık rg- kromatiklik,

Tez kapsamında aydınlatma farklılıklarından etkilenen görüntülerden bilgileri işlemek ve çıkarmak için ESA destek aracı olarak kullanılmış ve elma meyvesindeki fizyolojik bozuklukların otomatik olarak sınıflandırılmasına yönelik bir yaklaşım önerilmiştir. Bu yaklaşımda birinci aydınlatma senaryosundan elde edilen EFB-1 veri seti kullanılmıştır. Önerilen yaklaşımda, AlexNet, VGG16, VGG19, ResNet18, ResNet34, ResNet50, ResNet101, ResNet152, Xception, EfficientNet-B0 ve MobileNet modelleri uçtan uca eğitilmiştir. Modellerin eğitimi literatürde sıklıkla kullanılan parametrelerin değerleriyle gerçekleştirilmiştir.

Genellikle model eğitirken eğitim devri ilerledikçe öğrenme oranının düşürülmesi önerilmektedir. Önerilen yaklaşımda öğrenme oranının başlangıç değeri 0.001'dir ve her 10 devirde öğrenme oranı düşürülmektedir. Momentum değeri 0.9 ve yığın boyutu 16 olarak ayarlanmıştır. ESA modelleri SGD kullanılarak optimize edilmiş ve ağıdaki azalım hızı 0.000001 olarak belirlenmiştir (Bengio, 2012; Sutskever ve ark., 2013). ESA modelleri 150 devirde eğitilmiştir.

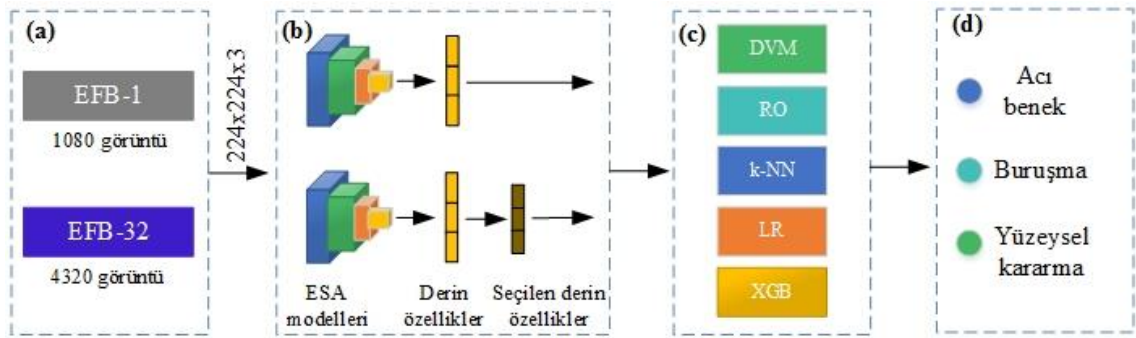
EFB-1 veri setine ait sonuçlar 5-kat çapraz doğrulama kullanılarak raporlanmıştır. Modellerin sınıflandırma performanslarının değerlendirilmesinde; doğruluk, kesinlik, geri çağırma, F1-skor ve AUC gibi performans ölçütleri kullanılmıştır. Ayrıca modellerin sınıflandırma performanslarının artı ve eksilerini değerlendirmek için Friedman ve post-hoc Nemenyi testleri uygulanmıştır. Friedman testinden elde edilen sonuçlar p değerine göre değerlendirilmiştir. Buna ek olarak elma türleri ile sınıflandırılan fizyolojik bozuklukların ne kadar doğru sınıflandırıldığını belirlemek için de tek yönlü ANOVA testi uygulanmıştır.

Burada p değeri, doğru olan kontrol hipotezinin reddedilmesini sağlayan bir göstergedir (Schervish, 1996). Bu değer 0.05'ten küçük olması test sonucunun istatistiksel olarak anlamlı olduğunu belirtir (Kul, 2014).

3.7.2. Hibrit yöntemlerle fizyolojik bozuklukların sınıflandırılması

Elmada fizyolojik bozuklukların kaynaklandığı sorun türlerinin sınıflandırılması tarımda önemli konulardan biridir. Ancak görüntü işleme teknikleriyle özellik çıkarma işlemi uzun emek isteyen ve uzmanlık gerektiren işlemlerden oluşmaktadır. Tez kapsamında ESA'nın özellik çıkarma yeteneğinden ilham alınarak MÖ sınıflandırma yöntemine dayanan hibrit bir yaklaşım önerilmiştir (Buyukarican ve Ulker, 2022). Bu yaklaşımda, EFB-1 veri seti ve görüntü zenginleştirme yöntemleriyle oluşturulan EFB-

32 veri seti kullanılmıştır. Veri setlerinden, önceden eğitilmiş VGG16 ve VGG19 modellerinin fc6 ile fc7 tam bağlı katmanlarından 4096 boyutlu ve ResNet50, ResNet101 ve ResNet152 ortalama havuzlama katmanından 2048 boyutlu derin özellik vektörleri elde edilmiştir. Fizyolojik bozukluklardan elde edilen bu derin özellikler MÖ metotları yardımıyla sınıflandırılmıştır. Ayrıca bu derin özellikler f-regresyon yöntemiyle indirgenerek 512 boyutlu derin özellik elde edilmiş ve bu özellikler MÖ metotlarıyla fizyolojik bozukluklar türlerine göre ayrılmıştır. Çalışmada kullanılan tüm ESA modelleri aynı giriş çözünürlüğüne sahiptir. Önerilen bu yaklaşımın aşamaları Şekil 3.27’de verilmiştir.



Şekil 3.27. Derin özelliklerin ve seçilen derin özelliklerin sınıflandırılması için önerilen yaklaşım (Buyukarikan ve Ulker, 2022): (a) veri setlerinin boyutlandırılması aşaması, (b) derin özellik veya seçilen derin özellik vektörlerinin oluşturulması aşaması, (c) sınıflandırıcı MÖ metotlarına vektörlerin iletilmesi aşaması; (d) fizyolojik bozuklukların sınıflandırılması aşaması

Bu yaklaşımda önceden eğitilmiş modeller; VGG16(fc6)+DVM, VGG16(fc6)+RO, VGG16(fc6)+k-NN, VGG16(fc6)+LR ve VGG16(fc6)+XGB gibi olacak şekilde uygulanmış ve toplamda 35 model (7 katman x 5 MÖ metodu) oluşturulmuştur. Modellerin çıktısı üç sınıflı bir yapıya sahiptir. Oluşturulan modeller 5-kat çapraz-doğrulama yöntemine göre raporlanmıştır. Bu modellerin fizyolojik bozuklukları sınıflandırma performansları doğruluk, kesinlik, geri çağırma, F1-skor ve AUC ölçütlerine göre değerlendirilmiştir (Buyukarikan ve Ulker, 2022).

Modellerin eğitimi literatürde sıklıkla kullanılan parametrelerin değerleriyle gerçekleştirilmiştir. Burada, öğrenme oranı 0.001, momentum değeri 0.9 ve yığın boyutu ise 16 olacak şekilde ayarlanmıştır. ESA modelleri SGD yöntemiyle optimize edilmiştir (Bengio, 2012; Sutskever ve ark., 2013). Çizelge 3.9’da literatürde sıklıkla kullanılan sınıflandırıcı MÖ metotlarının parametre tip ve değerleri verilmiştir.

Tüm testler boyunca DVM’nin çekirdek fonksiyonu doğrusal ve çekirdek fonksiyon katsayısı 1 olarak ayarlanmıştır (Sharma ve Mehra, 2020). RO modeli beş karar

ağacıyla örneklendirilmiştir (Kassania ve ark., 2021). k-NN metodunun mesafe ölçütü Minkowski ve k değeri 5 olarak seçilmiştir (Islam ve ark., 2019). XGB metodunun öğrenme oranı ise 0.3 olarak uygulanmıştır (Du, 2022). LR'nin C değeri varsayılan olarak ayarlanmıştır.

Çizelge 3.9. Sınıflandırıcı metotların parametreleri (Buyukarikan ve Ulker, 2022)

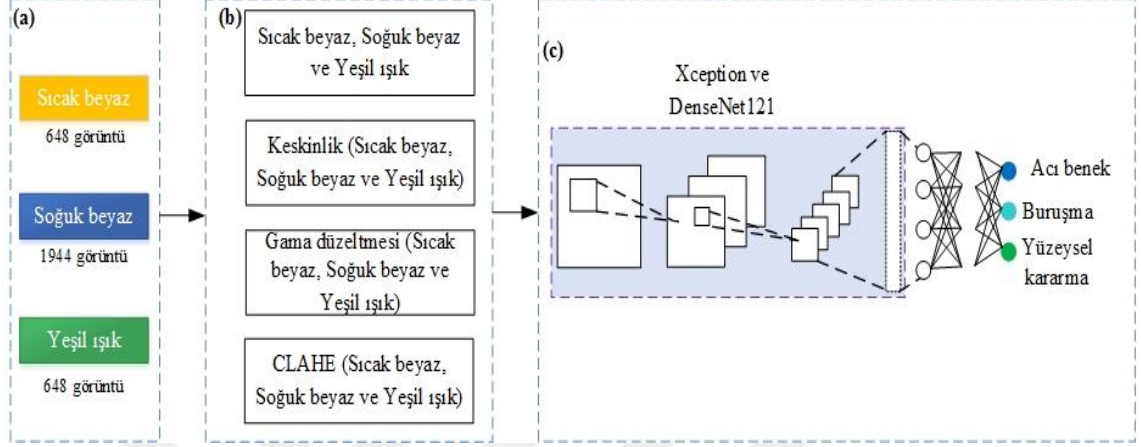
Metot	Parametre	Tip ve değer
DVM	Çekirdek fonksiyonu	Doğrusal
	Çekirdek fonksiyon katsayısı (c)	1
RO	Ağaç sayısı	5
k-NN	Mesafe ölçütü	Minkowski
	Komşu sayısı (k)	5
LR	Düzgünleştirme kuvveti (C)	1
XGB	Öğrenme oranı	0.3

3.7.3. Renk dengeleme modelleriyle geliştirilen görüntülerinin sınıflandırılması

Yapay görü sistemlerinde nesnenin değerlendirilme doğruluğu sadece özellik seçimine bağlı değil, aynı zamanda görüntülerin kalitesine de bağlıdır (Zhang ve ark., 2014). Görüntünün kalitesi kamera ve aydınlatma sisteminden önemli derecede etkilenmektedir. Görüntünün kalitesinin artması, görüntü analizlerinin doğruluğunun ve başarısının da artmasını sağlar (Tao ve ark., 1995). Ancak yapay görme sistemlerinde kameraların maliyet etkinliği ve ölçüm hızı (Zatari ve ark., 2005; Yun ve Kim, 2018; Poling ve Cai, 2021) gibi nedenlerden dolayı bu yaklaşımda aydınlatma özelliği üzerinde durulmuştur.

Farklı ışık renklerinden etkilenen görüntülerin daha iyi sınıflandırılması için görüntünün kalitesini arttırmak önemli işlemlerdendir (Jaya ve Gopikakumari, 2013). Işık değişiminden kaynaklı sorunlar, renk dengeleme yöntemleri uygulanarak görüntülerdeki renk sapmaları kaldırılabilir (Sachs, 1996). Böylece görüntünün renk ve netliği değiştirilerek görünebilirliğini de arttırılabilir. Bu tez kapsamında, farklı ışık renklerindeki fizyolojik bozukluk görüntülerine uygulanan renk dengeleme modellerinin ESA mimarisiyle sınıflandırma performans etkinliklerini inceleyen bir yaklaşım önerilmiştir. Önerilen yaklaşımın genel anlatımı Şekil 3.28'de gösterilmekte ve bu yaklaşım üç aşamadan oluşmaktadır. İlk aşamada, birinci aydınlatma senaryosunda oluşturulan elmalardaki fizyolojik bozukluk görüntüleri ışık renklerine göre ayrılmış ve üç veri seti oluşturulmuştur. Daha sonra bu üç veri setindeki görüntüler veri zenginleştirme yöntemleriyle arttırılmıştır. İkinci aşamada, veri setlerindeki

görüntülerden farklı anlamsal özellikleri çıkarmak için renk dengeleme modelleri uygulanmış ve yeni veri setleri oluşturulmuştur. Son aşamada ise tüm veri setlerindeki fizyolojik bozukluk görüntüleri ESA modelleri yardımıyla sınıflandırılmıştır. Önerilen bu yaklaşımın aşamaları bu bölümde alt başlıklar halinde açıklanmıştır.



Şekil 3.28. Işık renklerine göre oluşturulan veri setlerindeki fizyolojik bozuklukların sınıflandırılması: (a) ön işlem aşaması, (b) renk dengeleme aşaması, (c) veri setlerinin eğitim ve sınıflandırılma aşaması

3.7.3.1. Veri setine uygulanan ön işlem adımları

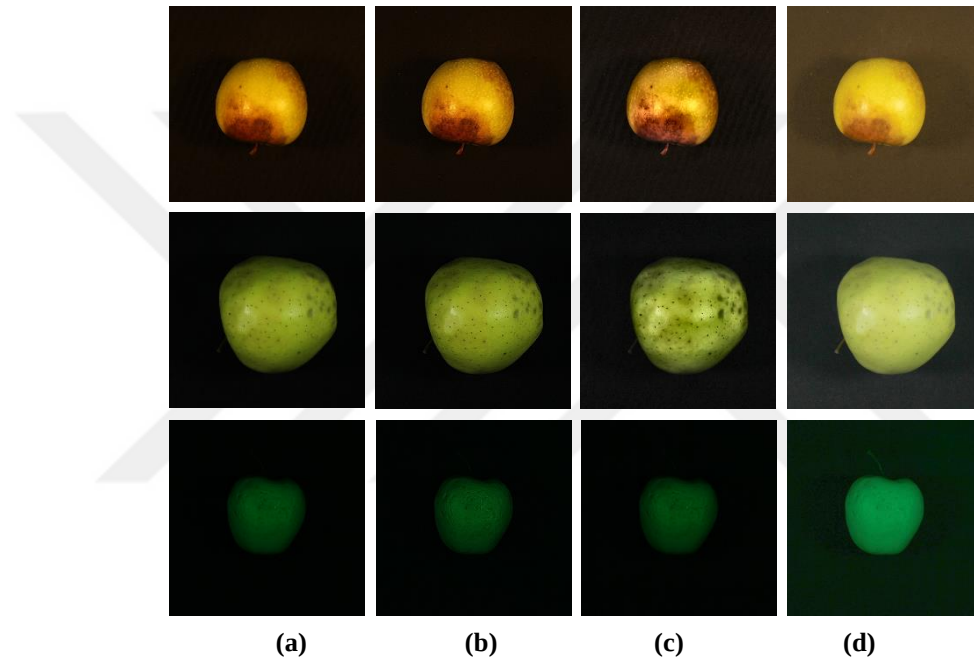
Önerilen bu yaklaşım ışık renkleri aydınlatma senaryosunda denenmiştir. Bu yaklaşımda, öncelikle ışık renklerine göre ayrılan fizyolojik bozukluk görüntüleri veri zenginleştirme yöntemleriyle (kırpma ve çevirme) artırılmıştır. Kullanılan bu yöntemler görüntünün parlaklık değerlerine etki etmemektedir. Zenginleştirme işleminden sonra oluşan veri setlerinin ışık renklerine göre fizyolojik bozukluk tür ile görüntü sayıları Çizelge 3.10’da verilmiştir. Sıcak beyaz veri setinde 648 adet, soğuk beyaz veri setinde 1944 adet ve yeşil ışık veri setinde 648 adet görüntü bulunmaktadır.

Çizelge 3.10. Işık renklerine göre oluşturulan veri setlerinin detayları

Aydınlatma kaynağı/ Fizyolojik bozukluk	Sıcak beyaz	Soğuk beyaz	Yeşil ışık
Acı benek	168	504	168
Buruşma	192	576	192
Yüzeysel kararma	288	864	288
Toplam	648	1944	648

3.7.3.2. Renk dengeleme modelleri

Tez kapsamında renk dengeleme işlemleri için keskinlik, gama düzeltmesi ve CLAHE yöntemleri uygulanmıştır. Zenginleştirilmiş ve renk dengeleme yöntemleri sonucunda elde edilen örnek görüntüler Şekil 3.29’da görülmektedir. Burada, ilk satır sıcak beyaz, ikinci satır soğuk beyaz ve son satır yeşil ışık rengindedir. CLAHE ile oluşturulan görüntülerde elma üzerindeki özellikler daha belirgindir. Gama düzeltmesiyle oluşturulan görüntüler ise daha aydınlıktır.



Şekil 3.29. Farklı ışık renklerine göre fizyolojik bozuklukların örnek görüntüleri: (a) orijinal, (b) keskinlik, (c) CLAHE, (d) gama düzeltmesi

Renk dengeleme modellerinden keskinlik, ayrıntıların görünebilirliği için önemli özelliklerdendir (Pedersen ve ark., 2010). Keskinliği arttırmak için çeşitli teknikler bulunmaktadır. Bu yaklaşımda keskinlik işlemi için MatLab’ın işlevinden `imsharpen` fonksiyonu kullanılmıştır. Bu fonksiyonun 0 olan yarıçap parametresi, 5 ve yumuşatma değeri de 2 olarak ayarlanmıştır (Cheng ve ark., 2017; Boroumand ve Fridrich, 2018).

Diğer modellerden gama düzeltmesi, karanlık görüntülerin dijital değerlerini değiştirerek görünürlüğü arttırmaktadır (Arici ve ark., 2009; Kaur ve ark., 2011). Bu yaklaşımda gama düzeltmesi için MatLab’ın işlevlerinden `lin2rgb` fonksiyonu kullanılmıştır.

Girdi görüntüsünün yoğunluk değerinin istenen yoğun değeriyle geliştirilmesi sonucunda görüntünün kontrastı iyileştirilebilir. Görüntü kontrastını geliştirmek için literatürde birçok yöntem kullanılmaktadır. CLAHE, görüntüdeki kontrastın geliştirilmesini sağlayan ve sıklıkla kullanılan bir yöntemdir (Pizer ve ark., 1987). Bu yaklaşımda CLAHE'nin kesme limiti 0.02 olarak belirlenmiştir (Tan ve ark., 2021).

3.7.3.3. Önerilen sınıflandırma yöntemi

Önerilen bu yaklaşımda görüntülerin eğitimi Xception ve DenseNet121 ESA modelleriyle gerçekleştirilmiştir (Chen ve ark., 2021). ESA modellerin eğitiminde literatürde sıklıkla kullanılan parametreler seçilmiştir. Bu yaklaşımda optimizasyon metodu olarak SGD kullanılmıştır. Eğitimdeki yığın boyutu değeri 16, öğrenme oranı 0.001 ve momentum değeri ise 0.9 olarak belirlenmiştir (Bengio, 2012; Sutskever ve ark., 2013). ESA modellerinin eğitiminde AÖ kullanılmış ve modeller 10 devirde eğitilmiştir. Bu modellerin performansları 5-kat çapraz-doğrulama yöntemi ile raporlanmıştır.

Önerilen bu yaklaşımda 12 adet veri setindeki (sıcak beyaz zenginleştirilmiş veri seti tipi, sıcak beyaz keskinlik veri seti, sıcak beyaz CLAHE veri seti tipi ve sıcak beyaz gama düzeltmesi veri seti tipi gibi) fizyolojik bozuklukların sınıflandırma performanslarını değerlendirmek için doğruluk, kesinlik, geri çağırma, F1-skor ve AUC ölçütleri kullanılmıştır. Ayrıca zenginleştirilmiş ve renk dengeleme veri setlerindeki görüntülerin kalitesinin değerlendirilmesinde MSE, PSNR ve SSIM ölçütlerinin sonuçlarına da yer verilmiştir.

3.7.4. Aydınlatma tahmini

İnsanın görme sistemi, sahne renginin değişen aydınlatmalar altında sabit kalmasını sağlayabilir. Renk sabitliğinin amacı; bilgisayarın, insan görme sisteminde bulunan bu kabiliyeti taklit etmesidir (Oh ve Kim, 2017). Dijital bir görüntüde renk sabitliği, bir görüntü modeli kullanılarak analiz edilmektedir. Lambert yasası, ışığın yansıyan yoğunluğunun görüş açısından bağımsız olduğunu varsayan ve çoğu uygulamalarda kullanılan modellerden biridir (Hussain ve Akbari, 2018). Örneğin Şekil 3.30'da sıcak ve soğuk beyaz ışık renklerinde çekilmiş iki elma görüntüsü incelenmiştir. Elma görüntüsü sıcak beyaz ışıktaki, sarı ve soğuk beyaz ışıktaki, yeşil olarak görülmektedir (Büyükarıkan ve Ülker, 2022). Şekil 3.30'da da görüldüğü gibi işaretli dairelerin orta

noktasındaki R, G ve B değerleri birbirine göre farklılık göstermektedir. Nitekim bu ışık farklılıklarını insan beyni telafi ederek elmanın gerçek rengini tahmin edilebilmektedir.

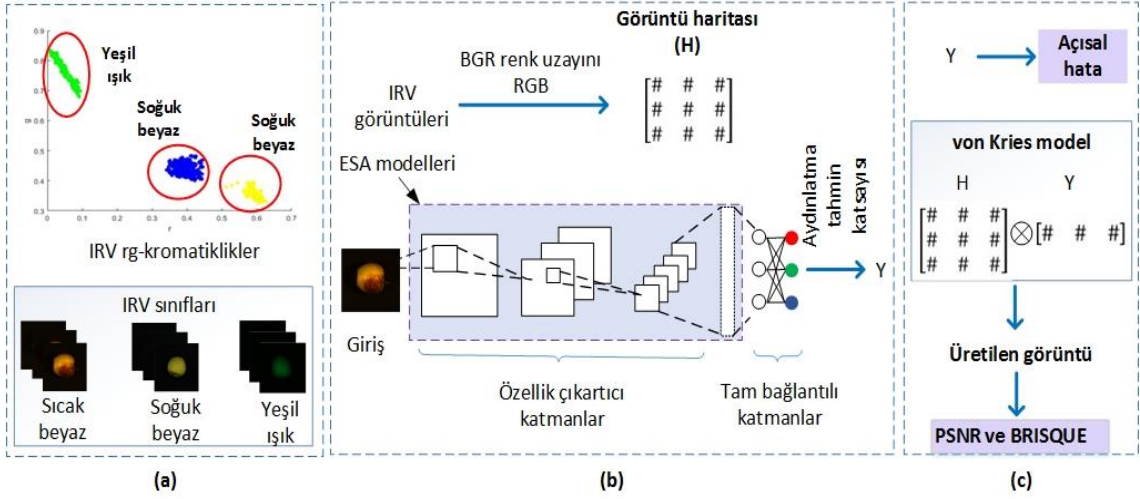


Şekil 3.30. Bir renk sabitliği örneği (Büyükarık ve Ülker, 2022): (a) sıcak beyaz, (b) soğuk beyaz

Renk sabitliği yöntemlerin çoğu öncelikle kameranın sensör spektral hassasiyetlerini ve ışık dağılımını çözmekte, sonra bunlara uygun olarak görüntünün rengini tahmin etmektedir (Aytekin ve ark., 2017). Bu durumlar göz önüne alındığında aydınlatmanın tahmini zorlu işlemlerden oluşmaktadır (Choi ve Yun, 2021). Bu yaklaşımda, öğrenme tabanlı yöntemlerden biri olan ESA mimarisiyle gerçek aydınlatıcılar üzerinde eğitilen aydınlatma tahminine odaklanılmıştır (Büyükarık ve Ülker, 2022).

Dijital kameralardan alınan görüntüler bulanıklık, gürültü ve Bayer filtrelemesi gibi nedenlerinden dolayı sahnenin tüm bilgileri koruyamamaktadır. Dolayısıyla önerilen yaklaşımda temel gerçek referansları mevcut değildir. Bu bağlamda önerilen yaklaşımda veri setindeki tüm görüntüler temel gerçek olarak kabul edilmektedir (Hu ve ark., 2021). Bu yaklaşım için önerilen yöntemin genel görünümü Şekil 3.31’de verilmiştir (Büyükarık ve Ülker, 2022).

Aydınlatma tahmininde görüntüleri benzer ışık renklerine göre gruplandırmak tahmin işlemini kolaylaştırır (Oh ve Kim, 2017). Şekil 3.31 (a)’da görüldüğü gibi birinci aydınlatma senaryosundaki fizyolojik bozukluk görüntüleri öncelikle ışık rengine göre sınıflara ayrılmıştır. Daha sonra tüm bu görüntüler ESA modellerinin yapısına göre yeniden boyutlandırılmıştır. Sonra, önerilen ESA modelleriyle sahne aydınlatması için o sahnenin kayıtlı görüntü verileri kullanılarak aydınlatıcı tahmin edilmiştir (Şekil 3.31 (b)). Son olarak elde edilen aydınlatıcı değerleriyle aydınlatma tahmini için kullanılan AH ölçütü hesaplanmıştır (Şekil 3.31 (c)). Ayrıca aydınlatıcı değerler kullanılarak von Kries modeliyle üretilen örnek görüntülerin PSNR ve BRISQUE ölçütlerine göre görüntü kaliteleri de değerlendirilmiştir (Büyükarık ve Ülker, 2022).



Şekil 3.31. Aydınlatma tahmini için önerilen yaklaşım (Büyükarıkan ve Ülker, 2022): (a) görüntü ayırma fazı, (b) eğitim ve test fazı, (c) çıkış fazı

Bu yaklaşımda önerilen ESA modellerinin tam bağlantılı katmanları yeniden geliştirilmiştir. Modeller 2 adet tam bağlantılı katmandan oluşmaktadır. Tam bağlantılı katmanların nöronları sırasıyla 256-3 şeklindedir. İlk tam bağlantılı katmandan sonra 0.5 değerinde seyreltme katmanı kullanılmıştır. Modellerdeki son tam bağlantılı katman çıkış katmanıdır ve bu katman üç sınıflı (R, G ve B) bir yapıya sahiptir. Bu katmanla aydınlatma tahmin edilmektedir (Büyükarıkan ve Ülker, 2022).

Önerilen yaklaşımda ESA modellerinin eğitim parametrelerinden yığın boyutu 32, öğrenme oranı 0.001 ve momentum değeri ise 0.9 olarak ayarlanmıştır (Husseini ve ark., 2021). Tahmin katmanında kayıp fonksiyonu olarak Öklid mesafesi (Yuzuguzel, 2015) ve eğitimin maliyet fonksiyonu olarak da MSE kullanılmıştır (Sidorov, 2020). Maliyet fonksiyonunu minimize etmek için SGD çözücüsü uygulanmıştır (Husseini ve ark., 2021). Yaklaşımda önceden eğitilmiş VGG16, EfficientNet-B0, ResNet50, DenseNet121, MobileNet ve GoogLeNet ESA modelleri seçilmiştir. Tüm modellerin görüntü giriş boyutu 224x224 piksel çözünürlüğündedir. ESA modellerini eğitmek için 50 devir kullanılmıştır. Modellerin performansını tahmin etmek için 3-kat çapraz-doğrulamayla raporlanmıştır. Önerilen ESA modellerinin aydınlatma tahminindeki başarısını karşılaştırmak için istatistiksel ve öğrenme tabanlı yaklaşımlara da yer verilmiştir. Ayrıca modellerin etkinliklerini belirlemek için Friedman ve Wilcoxon işaretli sıra testleri uygulanmıştır. Tez kapsamında Friedman testine göre aşağıdaki hipotez oluşturulmuştur (Büyükarıkan ve Ülker, 2022):

H0: Karşılaştırılan modeller arasında fark yoktur.

H1: Karşılaştırılan modeller arasında fark vardır.

Tez kapsamında Wilcoxon işaretli sıra testinde göre aşağıdaki hipotez yapılmıştır (Büyükarıkan ve Ülker, 2022):

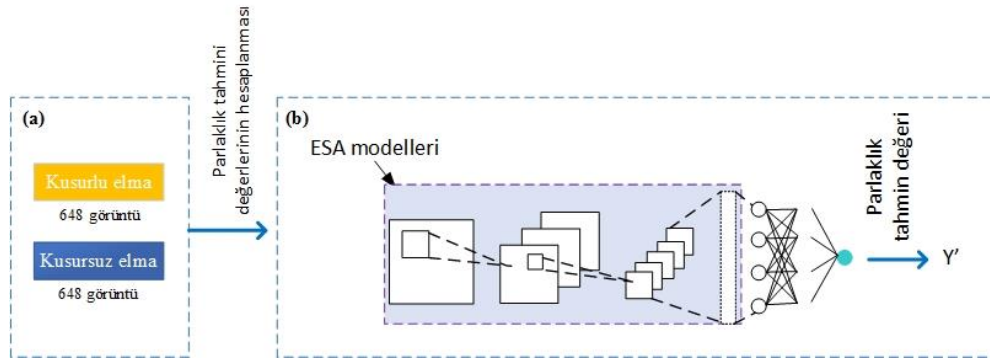
H0: Önerilen ESA modeli diğer modellerden farklı değildir.

H1: Önerilen ESA modeli diğer modellerden farklıdır.

3.7.5. Görüntülerden ESA modelleriyle parlıltı tahmini

Son zamanlarda parlaklık ve renk sıcaklığı aydınlatma kaynaklarının performansının değerlendirilmesinde önemli faktörlerden birisi haline gelmiştir (Huang ve ark., 2017b). Beyaz rengin renk sıcaklıklarına ilişkin renk değişimleri makinalarca görüntülerin farklı algılanmasına sebep olmaktadır. Bu tez kapsamında, ikinci aydınlatma senaryosundaki renk sıcaklığı ve aydınlatma kaynağının nesneyi aydınlatma açısına dayalı elde edilen görüntülerin ESA modelleriyle parlıltının tahmine yönelik görüntü tabanlı bir yaklaşım önerilmiştir. Şekil 3.32’de önerilen yöntemin genel anlatımı verilmiştir. Öncelikle görüntülerden Denklem 3.33’teki eşitsizlik uygulanarak parlıltı değerleri elde edilmiştir. Daha sonra ESA modelleri kullanılarak görüntülerden parlıltı tahmini uygulanmıştır.

$$Y = R*0.2125 + G*0.7125 + B*0.0721 \quad (3.33)$$



Şekil 3.32. Parlıltı tahmini için önerilen yaklaşım

Önerilen yaklaşımda SGD çözücüsü optimize edilmiştir (Husseini ve ark., 2021). ESA mimarisinden tahmin değerleri ağ parametrelerine ve kullanılan veri türüne bağlıdır (Yogeswararao ve ark., 2022). Literatürde sınırlı sayıda parlıltı tahminine yönelik çalışması olması dolayısıyla ESA modellerinde farklı öğrenme oranı ve yığın boyutuna göre parlıltı tahmini gerçekleştirilmiştir. Yaklaşımda öğrenme oranı 0.001 ve 0.0001

olmak üzere iki parametre deneysel çalışmada kullanılmıştır. Yığın boyutu ise 2, 4, 8, 16, 32, 64 ve 128 olacak şekilde denenmiştir. Önerilen yaklaşımda diğer yaklaşımlarda iyi sonuç üreten iki ESA modeli kullanılmıştır. Modeller AÖ eğitim modeli kullanılmış ve modeller 50 devirde eğitilmiştir.

Modellerin performansı 3-kat çapraz-doğrulama ile raporlanmıştır. Ayrıca en iyi tahmin sonucunun elde edildiği model ve parametreler kullanılarak renk sıcaklıkları ve konum açısına göre de parıltı tahmini yapılmıştır. Model sonuçlarının değerlendirmeleri MSE, MAE, RMSE ve MAPE göre incelenmiştir.

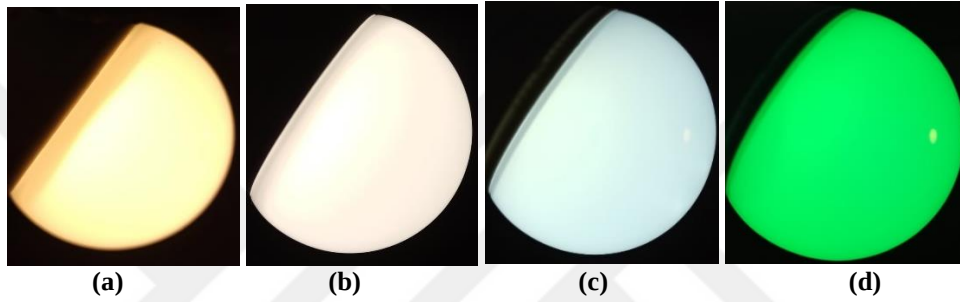


4. ARAŞTIRMA SONUÇLARI VE TARTIŞMA

Tez kapsamında yapılan deneysel çalışmalar altı alt bölümden oluşmaktadır.

4.1. Deney Düzeneginde Yapılan Ölçümler

Farklı aydınlatma koşulları görüntülerin sayısal değerleri üzerinde büyük bir etkiye sahiptir. Şekil 4.1’de tez kapsamında analiz edilen dört LED aydınlatma kaynağının cam alanı görüntüleri verilmiştir.



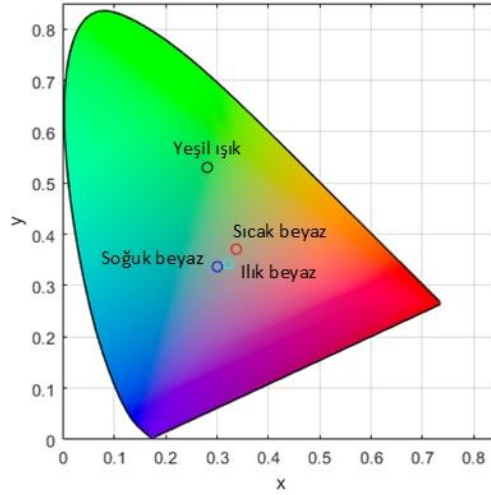
Şekil 4.1. Lambaların %100 parlaklık değerleriyle çalıştırılması sonucundaki görüntüleri: (a) sıcak beyaz (2700 K), (b) ılık beyaz (4000 K), (c) soğuk beyaz (6500 K), (d) yeşil ışık

Aydınlatma kaynaklarından gelen ışığın nesne renklerini nasıl etkileyeceğini açıklamak için aydınlatma kaynaklarının cam alanından 200x200 piksel değerlerinde kırılan görüntülerin görüntü işleme teknikleriyle ışık renklerinin ortalama değerleri hesaplanmıştır. Çizelge 4.1’deki deneysel sonuçlar hesaplanan ışık renklerinin ortalama değerlerini göstermektedir. Çizelge 4.1’de de görüldüğü gibi ışık rengi veya renk sıcaklıkları değiştikçe kaynakların renk özellikleri de değişmektedir.

Çizelge 4.1. Aydınlatma kaynaklarının ortalama renk değerleri

Aydınlatma kaynakları	RGB uzamsal ışık eksen	xy uzamsal ışık eksen
Sıcak beyaz	R=253.3769	x=0.3371
	G=254.9292	y=0.3711
	B=211.7974	
Ilık beyaz	R=254.2181	x=0.3215
	G=253.1974	y=0.3424
	B=239.1819	
Soğuk beyaz	R=220.9634	x=0.3004
	G=247.7658	y=0.3368
	B=240.2562	
Yeşil ışık	R=1.5340	x=0.5303
	G=248.5497	y=0.2807
	B=103.9976	

Tez kapsamında kullanılan LED aydınlatma kaynaklarının Çizelge 4.1’den elde edilen ortalama xy değerlerinin kromatiklik koordinatlarına yerleştirilmesi görülmektedir (Şekil 4.2). Kromatiklik diyagramına göre farklı renk sıcaklıklarındaki görüntü özellikleri aynı etkiyi göstermeyebilir.



Şekil 4.2. LED aydınlatma kaynaklarının kromatiklik diyagramı

Tez kapsamında aydınlatmanın görüntü üzerindeki etkilerini incelemek için ışık renklerine dayanan iki aydınlatma senaryosu denenmiştir. Deney düzeyinde bu iki senaryoya ait fotometrik ve elektriksel ölçümler ile kullanılan LED kaynaklarının karşılaştırılmasına ilişkin sonuçlar bu başlık altında açıklanmıştır.

4.1.1. Aydınlatma senaryolarına göre fotometrik ve elektriksel özellikler

4.1.1.1. Birinci aydınlatma senaryosu

Birinci aydınlatma senaryosunda sıcak beyaz, soğuk beyaz ve yeşil ışık renklerine sahip LED aydınlatma kaynakları kullanılmıştır. Bu senaryoda kullanılan aydınlatma kaynaklarının fotometrik ölçümlerinin sonuçları Çizelge 4.2’de görülmektedir. Burada yüzeyin maksimum aydınlık seviyesi, ışık şiddeti ve bir noktadaki aydınlık seviyesi değerleri 45 derecelik tepe açısına göre elde edilmiştir.

Aynı renkte her iki ışık kaynağı çalıştırıldığında kabinde oluşan toplam ışık akısı; soğuk beyazda 1612 lm, soğuk beyazda 1300 lm ve yeşil ışıktaki 300 lm’dir. Kabindeki ışık verimliliği ve yüzeyin maksimum aydınlık seviyesi en yüksek sıcak beyaz ışık

kaynağında elde edilmiştir. Bunun nedeni en yüksek ışık akısı değerine sahip olmasıdır. Bir p noktasındaki aydınlık seviyesinin hesaplanabilmesi için h değeri 30 ve 40 cm olacak şekilde incelenmiştir. Bu değerler elma üzerinden elde edildiği düşünülmüştür (Şekil 3.10). Ayrıca aydınlık seviyesi Cem marka ışıkölçer kullanılarak elma üzerinden ölçümler yapılmıştır. Buna göre tüm aydınlatma kaynakları panelden uzaklaştıkça aydınlık seviyesinin de düştüğü görülmektedir. Hem hesaplanan hem de ölçülen değerler ters kare yasasına uygundur.

Çizelge 4.2. Birinci aydınlatma senaryosundaki kaynakların fotometrik ve elektriksel özelliklerine göre karşılaştırılması*

Miktar (birim)	Sıcak beyaz	Soğuk beyaz	Yeşil ışık
Toplam ışık akısı (lm)	1612	1300	300
Toplam lamba gücü (W)	17	18	18
e (lm/W)	94.82	72.22	16.67
Yüzeyin maksimum aydınlık seviyesi (lux)	7124.10	5745.24	1325.83
APVI (W/lux)	0.0024	0.0031	0.0136
Hesaplanan ışık şiddeti (cd)	396.87	320.06	73.86
30 cm için p noktasındaki ortalama aydınlık seviyesi (lux)	2849.39	2297.89	530.28
40 cm için p noktasındaki ortalama aydınlık seviyesi (lux)	1701.58	1372.24	316.67
30 cm için p noktasından ölçülen aydınlık seviyesi (lux)	2810	2060	732
40 cm için p noktasından ölçülen aydınlık seviyesi (lux)	1720	1221	300

*Kaynaklar %100 parlaklık seviyesindedir

Soğuk beyaz ışık kaynağında karatma uygulamasıyla beyaz ışık üç farklı şekilde sağlanabilmektedir. Çizelge 4.3'te parlaklık yüzdelerine göre güç değerleri görülmektedir. Kabinde aynı anda iki kaynak açıldığında sırasıyla 7.2, 10.8 ve 18.0 W maksimum güç değerleri elde edilebilmektedir.

Çizelge 4.3. Sıcak beyaz aydınlatma kaynağının parlaklık yüzdelerine göre güç değerleri*

Parlaklık değeri/	% 40	% 60	% 100
Aydınlatma kaynağı			
Soğuk beyaz	3.6	5.4	9.0

*Değerler tek bir aydınlatma kaynağı içindir

4.1.1.2. İkinci aydınlatma senaryosu

İkinci aydınlatma senaryosunda beyaz ışık üç renk sıcaklığında (sıcak beyaz, ılık beyaz ve soğuk beyaz) sağlanmıştır. Farklı beyaz ışık renk sıcaklıklarına ait senaryosunun fotometrik ve elektriksel özelliklerinin sonuçları Çizelge 4.4'te verilmiştir. Burada

yüzeyin maksimum aydınlık seviyesi, ışık şiddeti ve bir noktadaki aydınlık seviyesi 30, 45 ve 60 derecelik geliş açılarıyla hesaplanmıştır.

Bir p noktasındaki aydınlık seviyesinin hesaplanabilmesi için h değerleri 30, 35 ve 40 cm olacak şekilde incelenmiştir. Bu değerler elmanın üstünden ışıkölçer ile ölçülen değerlerdir. Dolayısıyla hesaplamalarda bu değerler dikkate alınmıştır. Çizelge 4.4'te de görüldüğü gibi derece ve uzaklık arttığında aydınlık seviyesinin değeri düşmektedir. Ayrıca ışık akısı arttığında aydınlık seviyesinin değerinin de arttığı görülmektedir.

Çizelge 4.4. İkinci aydınlatma senaryosundaki kaynakların fotometrik ve elektriksel özelliklerine göre karşılaştırılması

Miktar (birim)	Açı(°)	Sıcak beyaz	Ilık beyaz	Soğuk beyaz
Toplam ışık akısı (lm)		1612	3000	1300
Toplam lamba gücü (W)		17	28	18
e (lm/W)		94.82	107.14	72.22
Yüzeyin maksimum aydınlık seviyesi (lux)	30	8725.21	16237.98	7036.46
Yüzeyin maksimum aydınlık seviyesi (lux)	45	7124.10	13258.25	5745.24
Yüzeyin maksimum aydınlık seviyesi (lux)	60	5037.50	9375.00	4062.50
APVI (W/lux)	30	0.0019	0.0017	0.0026
APVI (W/lux)	45	0.0024	0.0021	0.0031
APVI (W/lux)	60	0.0034	0.0030	0.0044
Hesaplanan ışık şiddeti (cd)	30	452.49	842.11	364.91
Hesaplanan ışık şiddeti (cd)	45	396.87	738.60	320.06
Hesaplanan ışık şiddeti (cd)	60	342.08	636.62	275.87
30 cm için p noktasındaki ortalama aydınlık seviyesi (lux)	30	3978.84	7404.79	3208.74
30 cm için p noktasındaki ortalama aydınlık seviyesi (lux)	45	2849.39	5302.83	2297.89
30 cm için p noktasındaki ortalama aydınlık seviyesi (lux)	60	1736.63	3231.95	1400.51
35 cm için p noktasındaki ortalama aydınlık seviyesi (lux)	30	3040.93	5659.30	2452.36
35 cm için p noktasındaki ortalama aydınlık seviyesi (lux)	45	2177.72	4052.83	1756.22
35 cm için p noktasındaki ortalama aydınlık seviyesi (lux)	60	1327.27	2470.10	1070.38
40 cm için p noktasındaki ortalama aydınlık seviyesi (lux)	30	2376.06	4421.95	1916.18
40 cm için p noktasındaki ortalama aydınlık seviyesi (lux)	45	1701.58	2239.21	1372.24
40 cm için p noktasındaki ortalama aydınlık seviyesi (lux)	60	1037.07	1930.04	836.35
30 cm için p noktasından ölçülen aydınlık seviyesi (lux)	30	2240	5820	1554
30 cm için p noktasından ölçülen aydınlık seviyesi (lux)	45	1912	5700	1524
30 cm için p noktasından ölçülen aydınlık seviyesi (lux)	60	1781	4190	908
35 cm için p noktasından ölçülen aydınlık seviyesi (lux)	30	1771	4220	1390
35 cm için p noktasından ölçülen aydınlık seviyesi (lux)	45	1697	3310	960
35 cm için p noktasından ölçülen aydınlık seviyesi (lux)	60	1189	2710	690
40 cm için p noktasından ölçülen aydınlık seviyesi (lux)	30	1225	3170	757
40 cm için p noktasından ölçülen aydınlık seviyesi (lux)	45	951	2510	710
40 cm için p noktasından ölçülen aydınlık seviyesi (lux)	60	854	2160	475

4.1.2. Aydınlatma kaynaklarının parlaklıklarının karşılaştırılması

Lambaların parlaklık değerleri, ışık akısı veya güç birimlerine göre karşılaştırılmaktadır. Ancak farklı lambalar farklı miktarlarda ışık üretirler. Bu nedenle lambaları güç birimiyle karşılaştırmak zor bir durumu oluşturmaktadır. Dolayısıyla farklı

lambaların parlaklıklarını karşılaştırmak için diğer fotometrik ölçütlerden biri olan ışık akısı kullanılabilir. Örneğin; 1000 lm'lik bir lamba 1 m² alanı aydınlattığında alanın aydınlık seviyesi 1000 lux olmaktadır (AUERSIGNAL, 2022).

Çalışmada toplam ışık akısının değerinin 1000 lm olduğu ve 0.16 m² (40x40 cm) bir panel alanını aydınlattığı düşünülürse; 45 derecelik aydınlatma açısında aydınlık seviyesi 4419.42 lux olmaktadır. Işık akısı değeri eşitlendiğinde tüm kaynakların aydınlık seviyeleri de eşitlenir. Çizelge 4.5'te aydınlatma kaynaklarının referans değerlere göre fotometrik ölçümlerinin sonuçları gösterilmiştir.

Çizelge 4.5. Aydınlatma kaynaklarının özelliklerine göre karşılaştırma

Miktar (birim)	Açı	Sıcak beyaz	Ilık beyaz	Soğuk beyaz	Yeşil ışık
Toplam ışık akısı (lm)		1612	3000	1300	300
Toplam lamba gücü (W)		17	28	18	18
Panel alanı (m ²)				0.16	
Referans ışık akısı (lm)				1000	
Toplam lamba gücü (W)		10.55	9.33	13.85	60.00
Maksimum aydınlık seviyesi (lux)	30°			5412.66	
Maksimum aydınlık seviyesi (lux)	45°			4419.42	
Maksimum aydınlık seviyesi (lux)	60°			3125.00	

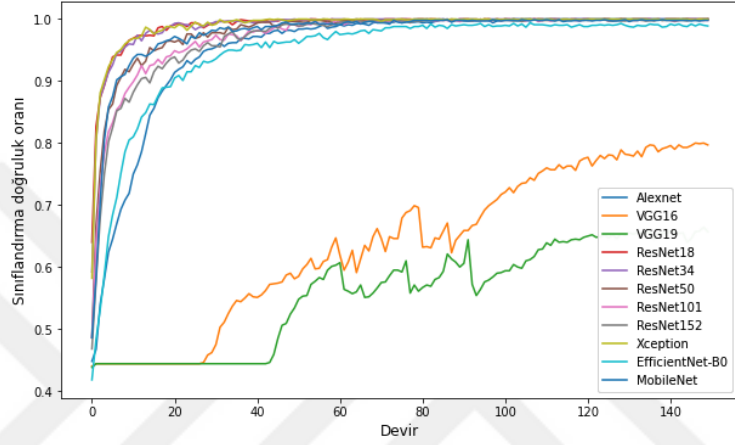
4.2. ESA Modelleriyle Fizyolojik Bozuklukların Sınıflandırılması

Bu bölümde, uçtan uca eğitilmiş ESA modelleri kullanılarak elmada fizyolojik bozukluk görüntülerinin sınıflandırılmasıyla ilgili deneysel sonuçlar ve önerilen bu yaklaşımla ilgili çıkarımlar yer almaktadır. Bu yaklaşım, birinci aydınlatma senaryosundaki EFB-1 veri setine uygulanmıştır (Şekil 3.12).

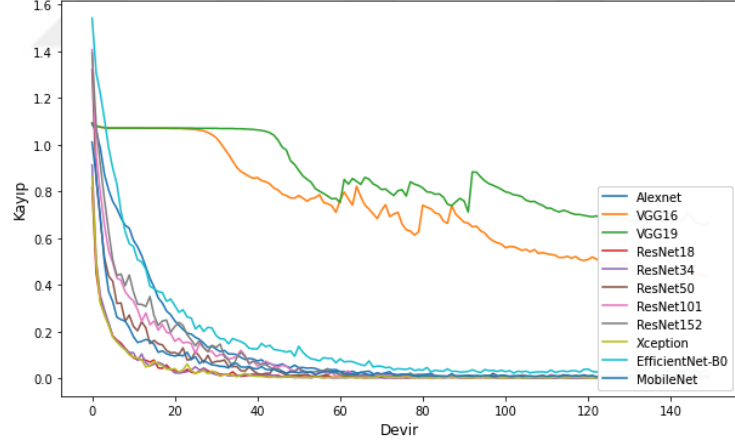
4.2.1. Deneysel sonuçlar

ESA modelinin performansını ölçmek, hata oranlarını bulmak ve test setinde model tarafından gerçekleştirilen tahminin gerçek değerlerden nasıl farklılaştığını belirlemek için kullanılan yöntemlerden biri de kayıp değerinin incelenmesidir. Kayıp değerinin sıfıra yakın olması modelin başarılı bir tahmine sahip olduğunu gösterir (Abdel-Salam ve ark., 2022). ESA modellerinin devirlere göre eğitim setlerinin ortalama doğruluk ve kayıp değerlerinin grafikleri Şekil 4.3'te verilmiştir.

Şekil 4.3 (a)'dan da görüleceği üzere modellerin ilk 20 devrinde doğruluk değerleri hızla yükselmiştir. Modellerin 20. devirden sonraki eğitim süreci nispeten istikrarlı bir yükseliş eğilimi izlemiştir. Eğitim grafiğinde genellikle 60. devire kadar dalgalanmaların sürdüğü ve daha sonrasında bu dalgalanmaların azaldığı görülmektedir. Doğruluk grafiğine paralel olarak Şekil 4.3 (b)'den de görüleceği gibi kayıp değerleri hızla azalmıştır. Ancak VGG16 ve VGG19 modellerinin doğruluk-kayıp grafiklerinde dalgalanmaların halen devam ettiği görülmektedir.



(a)

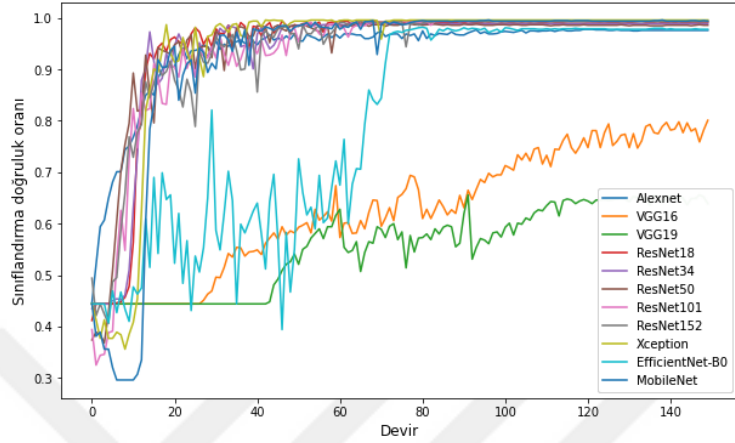


(b)

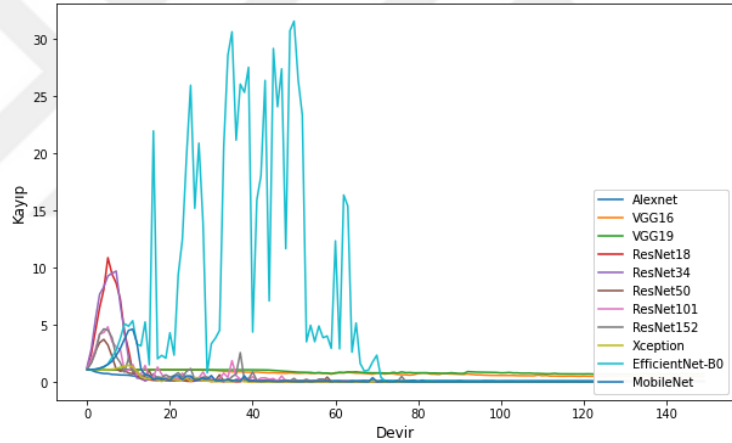
Şekil 4.3. EFB-1 eğitim setlerinin ESA modellerine göre ortalama doğruluk-kayıp grafikleri: (a) devirlere göre sınıflandırma doğruluğu, (b) devirlere göre kayıp değerleri

Şekil 4.4 (a) test setleri doğruluk grafiğinde 60. devirden sonra dalgalanmalar azalmakta ve Şekil 4.4 (b) kayıp değeri de sıfıra yakınsanmaktadır. ResNet modellerinin diğer modellere göre daha hızlı yakınsama yaptığı gözlemlenmiştir. Test seti, doğruluk ve kayıp grafiklerinden de görüleceği gibi EfficientNet-B0 modelinde yüksek dalgalanmalar oluşmuştur. Bu durum, EfficientNet-B0 modelinin 80. devire kadar

öğrenme davranışının kararlı olmadığını ve öğrenmenin halen gerçekleştiğini göstermektedir. Doğruluk grafiğindeki modellerin çoğunun ortalama değeri 1.000'a yaklaştığı belirlenmiştir. Dolayısıyla bu modellerin eğrileri incelendiğinde modellerin çok iyi bir öğrenme yeteneğine sahip olduğu söylenilebilir.



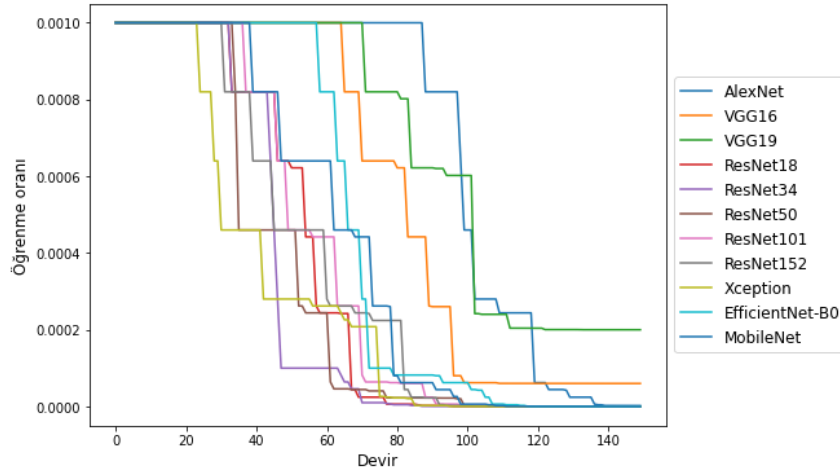
(a)



(b)

Şekil 4.4. EFB-1 test setlerinin ESA modellerine göre ortalama doğruluk-kayıp grafikleri: (a) devirlere göre sınıflandırma doğruluğu, (b) devirlere göre kayıp değerleri

Şekil 4.5'te ortalama öğrenme oranı eğrisi verilmiştir. Bu yaklaşımda başlangıç öğrenme oranının değeri 0.001'dir ve her 10 devirde öğrenme oranını değeri $1e-6$ (0.000001) olacak şekilde azaltılmıştır. Bu sonuçlara göre öğrenme oranı üzerinde herhangi bir sınır kısıtlaması olmamasına rağmen, neredeyse tüm modellerdeki ortalama öğrenme oranlarının sıfıra programlandığı belirlenmiştir.



Şekil 4.5. Eğitim sırasında oluşan öğrenme oranı eğrisi

ESA modellerinin uçtan uca eğitilmesiyle oluşan ortalama doğruluk ve kayıp değerlerinin sonuçları Çizelge 4.6’da verilmiştir. Modellerin eğitim setlerinde sınıflandırma doğruluğu ortalama 0.657 ile 1.000 değerleri arasındadır. Test setlerinde sınıflandırma doğruluğu ise ortalama 0.639 ile 0.996 değerleri arasındadır. Test setlerinde en yüksek ortalama doğruluk 0.996 oranıyla Xception modelinde elde edilmiştir. Bu modeli sırasıyla MobileNet, ResNet101, ResNet152, ResNet18, ResNet-34, ResNet50, EfficientNet-B0, AlexNet, VGG16 ve VGG19 modelleri takip etmektedir.

Çizelge 4.6. EFB-1 veri setinin eğitim-test setleri ortalama sınıflandırma doğruluk sonuçları*

Modeller	Eğitim doğruluk	Eğitim kayıp	Test doğruluk	Test kayıp
AlexNet	1.000	0.002	0.976	0.099
VGG16	0.797	0.441	0.801	0.430
VGG19	0.657	0.666	0.639	0.707
ResNet18	1.000	0.002	0.992	0.020
ResNet34	1.000	0.002	0.989	0.026
ResNet50	1.000	0.003	0.986	0.027
ResNet101	0.997	0.008	0.994	0.016
ResNet152	0.999	0.005	0.993	0.015
Xception	1.000	0.003	0.996	0.011
EfficientNet-B0	0.989	0.031	0.978	0.058
MobileNet	0.998	0.010	0.994	0.015

* En iyi sonuçlar kalın yazı tipindedir

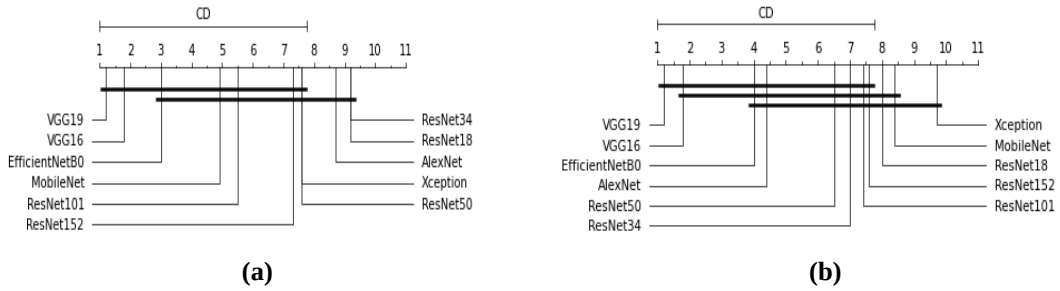
ESA modellerinin sınıflandırma doğruluğunu kapsamlı bir şekilde karşılaştırmak için kullanılan Friedman test sonuçları Çizelge 4.7’de verilmiştir. Friedman testine göre p değeri 0.05’ten küçüktür. Dolayısıyla eğitim ve test setlerinde karşılaştırılan modeller arasında anlamlı farklılıklar bulunmaktadır.

Çizelge 4.7. Eğitim-test setlerindeki Friedman test sonuçları

Setler	Ortalama kare (X^2)	Serbestlik derecesi (df)	p
Eğitim setleri doğruluğu	42.774	10	0.000
Test setleri doğruluğu	36.032	10	0.000

Her bir ESA modelinin sınıflandırma doğruluğunu karşılaştırmak için post-hoc Nemenyi testi kullanılmıştır. Friedman testiyle elde edilen ortalama sıraların post-hoc Nemenyi testiyle analiz edilmesi sonucunda oluşan Demsar grafikleri Şekil 4.6’da verilmiştir. Demsar grafiklerinde en kötü (sol tarafta) ve en iyi (sağ tarafta) modeller görülmektedir. Kritik fark (CD), modeller arasındaki istatistiksel farkın anlamlılığı için kullanılmaktadır. Burada CD değeri 6.751 olarak hesaplanmıştır.

Eğitim setinde ResNet18 ile ResNet34 modelleri ve test setinde Xception modeli seçilen diğer tüm modellere kıyasla en iyi ortalama sınıflandırma doğruluğunu elde etmişlerdir. Eğitim setinde diğer modeller AlexNet, Xception, ResNet50, ResNet152, ResNet101, MobileNet, EfficientNet-B0, VGG16 ve VGG19 olarak sıralanmaktadır. Test setinde diğer modellerin sırası ise MobileNet, ResNet18, ResNet152, ResNet101, ResNet34, ResNet50, AlexNet, EfficientNet-B0, VGG16 ve VGG19 şeklindedir. Ayrıca Demsar grafikleri, Çizelge 4.6’daki modellerin ortalama sınıflandırma doğruluklarına benzer sonuçlar elde etmişlerdir. Dolayısıyla bu test yardımıyla fizyolojik bozuklukların sınıflandırılmasında ESA modellerinin güçlü olduğu ortaya koyulmuştur.

**Şekil 4.6.** Eğitim-test setlerinde ESA modellerinin doğruluk ölçütünün ortalama sıralaması: (a) eğitim seti, (b) test seti

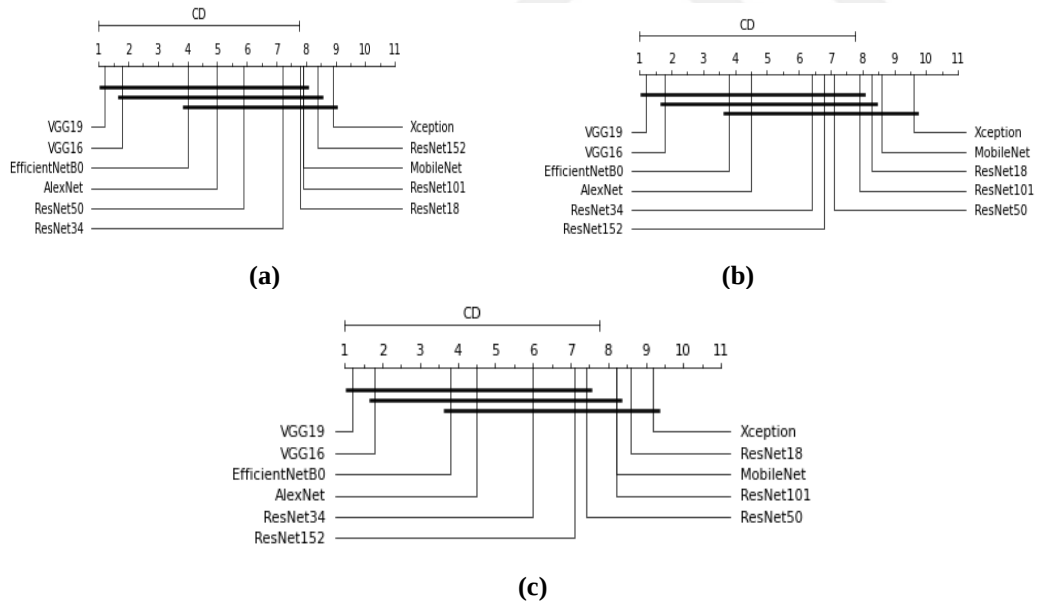
Çizelge 4.8’de test setinin ortalama kesinlik, geri çağırma ve F1-skor sonuçları verilmiştir. Kesinlik, geri çağırma ve F1-skor ölçütlerinde en yüksek ortalama değerler Xception modelindedir. Ayrıca bu model, kesinlik ve geri çağırma ölçütlerinde 1.000’a yakın sonuçlar elde etmiştir. Bu ölçütler, Xception modelinin fizyolojik bozuklukları tanımadaki başarısını da temsil etmektedir.

Çizelge 4.8. Test seti ortalama diğer performans sonuçları*

Modeller	Keskinlik	Geri çağırma	F1-skor
AlexNet	0.974	0.978	0.978
VGG-16	0.776	0.792	0.780
VGG-19	0.524	0.594	0.544
ResNet-18	0.990	0.994	0.994
ResNet-34	0.988	0.988	0.986
ResNet-50	0.982	0.988	0.988
ResNet-101	0.992	0.994	0.994
ResNet-152	0.992	0.990	0.990
Xception	0.994	0.998	0.996
EfficientNet-B0	0.974	0.978	0.976
MobileNet	0.992	0.996	0.994

*En iyi sonuçlar kalın yazı tipindedir

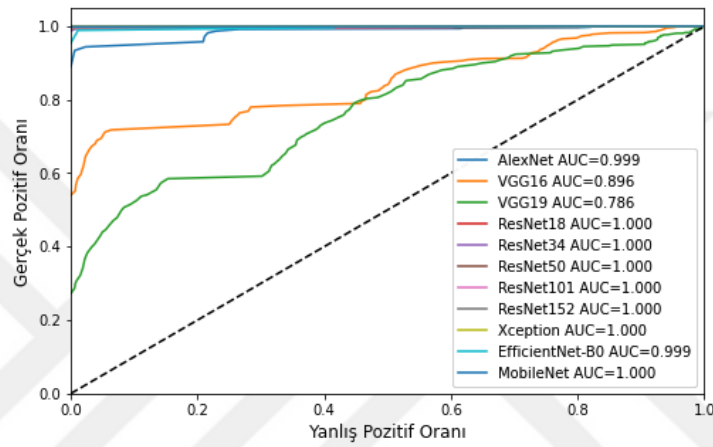
Modellerin diğer performans ölçütlerinin Friedman testiyle elde ettikleri ortalama sıraların post-hoc Nemenyi testine göre oluşturulan Demsar grafikleri Şekil 4.7’de verilmiştir. Xception modeli seçilen diğer tüm modellere göre en iyi ortalama keskinlik, geri çağırma ve F1-skor değerlerini elde etmiştir. Ayrıca Çizelge 4.8’teki modellerin sonuçlarıyla Demsar grafiklerinin sonuçlarının birbirine paralel olduğu görülmektedir.



Şekil 4.7. ESA modellerine göre diğer performans ölçütlerinin Demsar grafikleri: (a) keskinlik, (b) geri çağırma, (c) F1-skor

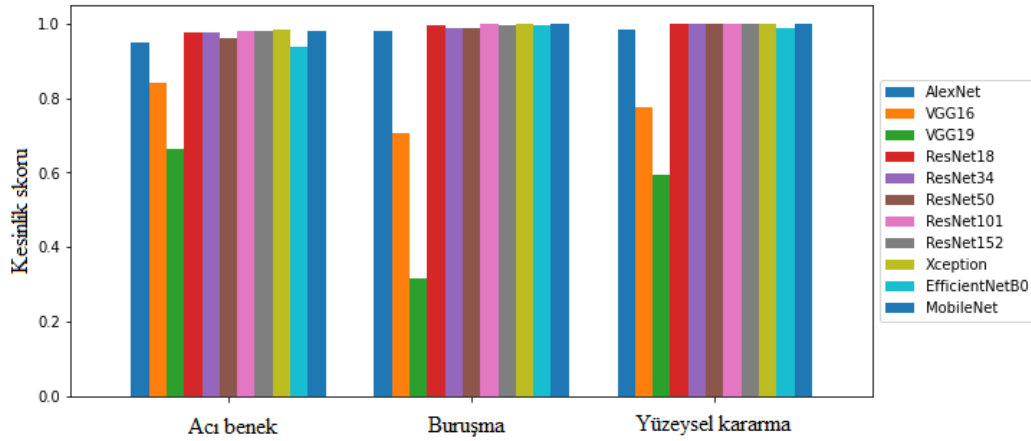
ESA modellerinin sınıflandırma performansının kalitesini ölçmek için kullanılan mikro-ortalama ROC eğrisinin grafiği Şekil 4.8’de verilmiştir. Bu egride; x ekseni yanlış pozitif oranını ve y ekseni de gerçek pozitif oranını işaret etmektedir. Burada eğri dikey eksene ne kadar yakınsa modellerin sınıflandırma performansı da o kadar iyidir (Davis

ve Goadrich, 2006). ROC eğrisinde, AUC değerinin 1.000 olduğu modeller ResNet, Xception ve MobileNet'tir. Bu modellerin AUC değerlerinin 1.000 olması, fizyolojik bozukluk sınıflarının birbirinden kolaylıkla ayrılabilirliğini göstermektedir. VGG19 modelinin ortalama AUC değeri ise 0.786 olarak hesaplanmıştır. VGG19 modellerin diğer modellere göre fizyolojik bozukluk sınıflarını ayırmada kısmen başarısız olduğu söylenilebilir. VGG19 modelini, VGG16 modeli takip etmektedir. VGG16 ve VGG19 modelinin fizyolojik bozukluk sınıflarını ayırmadaki başarısının düşük olması modellerin öğreneceği çok parametrenin olmasından kaynaklandığı düşünülmektedir (Çizelge 3.7).



Şekil 4.8. ESA modellerinin mikro-ortalama ROC grafiği

ESA modellerinin sınıfları algılama doğruluğunun belirlenmesi için kesinlik ölçütüne bakılabilir (Ghiasi ve ark., 2019). Üç fizyolojik bozukluk türünden elde edilen ortalama kesinlik ölçütünün modellere göre sonuçları Şekil 4.9'da verilmiştir. Buna göre; ResNet18, ResNet34, ResNet50, ResNet101, ResNet152, AlexNet, Xception, EfficientNet-B0 ve MobileNet modellerinin sınıfları daha iyi tahmin ettikleri belirlenmiştir. Ancak VGG16 ve VGG19 modellerinin ortalama kesinlik ölçütü değerlerinin düşük olduğu görülmüştür. Dolayısıyla uçtan uca eğitilen VGG16 ve VGG19 modellerinin elma kabuğundaki özellikleri yeterince iyi öğrenemediği söylenebilir. VGG16 ve VGG19 modellerinin parametre sayıları diğer modellere göre daha fazladır (Çizelge 3.7). Dolayısıyla diğer modellerin, fizyolojik bozuklukları ayırmada daha başarılı olduğu söylenilebilir.



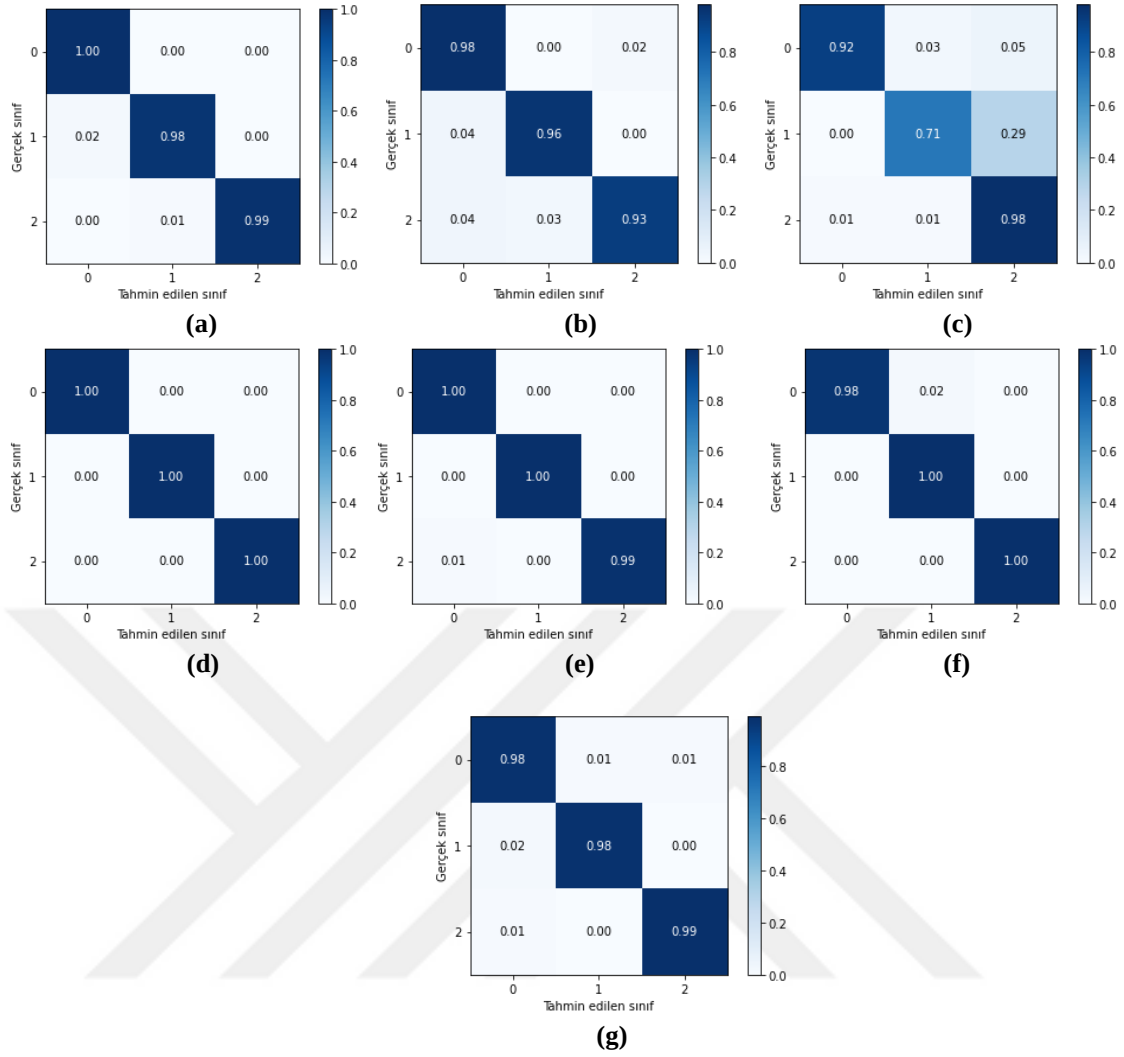
Şekil 4.9. Fiziyojik bozukluk türlerine göre ESA modellerin ortalama kesinlik sonuçları

Golden Delicious ve Granny Smitt elma türlerine göre ESA modellerinden elde edilen ortalama kesinlik ölçütünün tek yönlü ANOVA test sonuçları Çizelge 4.9'da verilmiştir. Burada p değerinin 0.05'ten büyük olduğu görülmektedir. Dolayısıyla Golden Delicious ve Granny Smitt elma türleri arasında anlamlı farklılık yoktur ($F=0.121$ ve $p=0.732$). Bu çalışmada fiziyojik bozukluk sınıflarına göre görüntüleri sınıflandırma işleminin uygun olduğu belirlenmiştir.

Çizelge 4.9. Elma türlerine göre tek yönlü ANOVA testi sonuçları

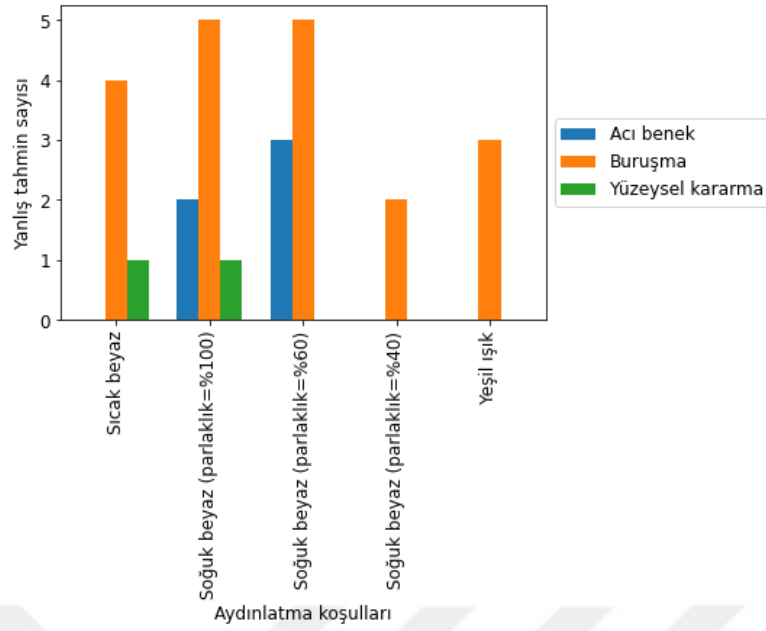
Gruplama yöntemi	df	X ²	F	p
Gruplar arası	1	0.003	0.121	0.732
Grup içi	20	0.021		
Toplam	21			

Modellerin en iyi sınıflandırma doğruluğunun bulunduğu karmaşıklık matrisleri Şekil 4.10'da verilmiştir. ResNet18, ResNet101, Xception ve MobileNet modelleri tüm sınıfları doğru olarak tahmin etmiştir. Kusur şekilleri birbirinden farklı olsalar da bazı modellerin kusur türlerini tahmin etmede düşük performans gösterdiği belirlenmiştir. Burada, aydınlatma koşullarının kusur türlerinin belirlenmesini güçleştirdiği düşünülmektedir. Ayrıca acı benek sınıfına sahip elma görüntüleri az olmasına rağmen modeller en düşük acı beneği 0.92 oranıyla tahmin etmişlerdir.



Şekil 4.10. Modellerin karmaşıklık matrisleri: (a) AlexNet, (b) VGG16, (c) VGG19, (d) ResNet18, ResNet101, Xception ve MobileNet, (e) ResNet34 ve ResNet50, (f) ResNet152, (g) EfficientNet-B0

Şekil 4.10 (c)'de görüldüğü gibi en düşük sınıflandırma doğruluğunun elde edildiği model VGG19'dur. Burada, 26 adet görüntü yanlış olarak etiketlenmiştir. Bu modelin yanlış tahmin ettiği sınıf etiketlerinin aydınlatma koşullarına göre durumları Şekil 4.11'de verilmiştir. Yanlış tahmin edilen fizyolojik bozukluk sınıflarının çoğu buruşma türüne aittir. Dolayısıyla aydınlatma koşullarının etkisi elde edilen görüntülerin yanlış etiketlenmesine sebep olmuş olabilir.



Şekil 4.11. VGG19 modelinin aydınlatma farklılıklarına göre yanlış etiketlediği fizyolojik bozuklukları sınıflandırma grafiği

4.2.2. Tartışma

Tez kapsamında elma meyvesindeki fizyolojik bozukluk tür (acı benek, buruşma ve yüzeysel kararma) görüntüleri ESA modelleriyle uçtan uca eğitilerek sınıflandırılmasına yönelik bir yaklaşım önerilmiştir. ESA modelleriyle fizyolojik bozuklukları sınıflandıran literatürdeki çalışmalar incelendiğinde; fizyolojik bozukluğun türü, görüntülerin elde edilmesi aşamasındaki kullanılan teknikler ve ESA modellerinin birbirlerinden farklı olması gibi nedenler dolayı karşılaştırmalar ESA modellerine ve ilgili kusur türlerine göre yapılmıştır.

Fizyolojik bozuklukları sınıflandıran çalışmaların çoğunda dijital görüntüler kullanılmıştır. Fizyolojik ve patolojik bozukluklara ait dijital görüntüleri Nachtigall ve ark. (2017) AlexNet modeliyle %91.1 doğrulukla sınıflandırmışlardır. Ayrıca acı benekli elmaları da %89.60 oranıyla tahmin ettiklerini belirtmişlerdir. Önerilen bu tez yaklaşımında AlexNet modeliyle fizyolojik bozukluklara sahip elmalar 0.976 oranındaki doğrulukla sınıflandırılmış ve acı benekli elmaların tahmin edilme oranının da yüksek olduğu belirlenmiştir. Kumar ve ark. (2020) farklı hiper-parametreleri kullanarak CovNet modeliyle besin eksikliği olan elmaları %98.24 doğrulukla sınıflandırdıklarını vurgulamışlardır. Bu tez yaklaşımında literatürdeki çalışmalarda sıklıkla kullanılan parametreler farklı ESA modellerine uygulanmıştır. Lu ve Lu (2018) ise multispektral

olarak elde ettikleri elma kusurlarının görüntülerini ESA ile %98 doğrulukla tespit etmişlerdir.

Işık farklılıklarını kullanan bir çalışmada Peng ve Cai (2017) iç sululuğu FCN ile %75.90 doğrulukla sınıflandırmışlardır. Bu tez yaklaşımında farklı çözümler üretebilmek için farklı aydınlatma koşulları, açılar ve mesafelerde görüntüler elde edilmiştir. Önerilen yaklaşımda en iyi sınıflandırma doğruluğu ortalama 0.996 oranıyla Xception modelinde bulunmuştur. Sonuç olarak önerilen yaklaşımla literatürdeki diğer çalışmalara göre daha iyi sonuçlar elde edilmiştir.

4.3. Hibrit Yöntemlerle Fizyolojik Bozuklukların Sınıflandırılması

Bu bölümde, derin özellikler ve seçilen derin özellikler kullanılarak MÖ metotlarıyla fizyolojik bozuklukların sınıflandırılmasıyla ilgili deneysel sonuçlar ve önerilen yaklaşımla ilgili çıkarımlar yer almaktadır. Bu yaklaşım, birinci aydınlatma senaryosundaki EFB-1 ve EFB-32 veri setlerine uygulanmıştır.

4.3.1. EFB-1 veri setinin deneysel sonuçları

4.3.1.1. Derin özellikler kullanılarak hibrit yöntemlerle fizyolojik bozuklukların sınıflandırılması

Önceden eğitilmiş VGG16 ve VGG19 modellerinin fc6 ile fc7 katmanlarından ve ResNet50, ResNet101 ile ResNet152 modellerinin ortalama havuzlama katmanından derin özellikler elde edilmiştir. Burada, VGGNet modellerinden 4096 boyutlu ve ResNet modellerinden 2048 boyutlu derin özellik çıkarılmıştır. Elde edilen bu derin özellikler kullanılarak DVM, RO, k-NN, LR ve XGB metotları yardımıyla fizyolojik bozukluklar sınıflandırılmıştır. Modellerin 5-kat çapraz-doğrulama ile değerlendirilmesi sonucunda elde edilen ortalama doğruluk ölçütünün sonuçları Çizelge 4.10'da listelenmiştir. En iyi sonucu elde eden VGG19(fc6)+DVM metodunun ortalama doğruluğu 0.961 oranındadır.

VGGNet modellerinde fc6 katmanlarından elde edilen özellikler, DVM ile sınıflandırıldığında yüksek doğruluk göstermiştir. ResNet modellerinde ise en yüksek doğruluk XGB sınıflandırıcısında elde edilmiştir (Buyukarican ve Ulker, 2022).

Çizelge 4.10. Derin özelliklerin sınıflandırıcı metotlara göre ortalama doğruluk sonuçları (Buyukarikan ve Ulker, 2022)*

Sınıflandırıcı metotlar	VGG16		VGG19		ResNet50	ResNet101	ResNet152
	fc6	fc7	fc6	fc7			
DVM	0.957	0.911	0.961	0.944	0.666	0.700	0.642
RO	0.738	0.730	0.681	0.708	0.693	0.674	0.661
k-NN	0.915	0.899	0.906	0.902	0.906	0.878	0.865
LR	0.947	0.903	0.951	0.924	0.639	0.658	0.612
XGB	0.956	0.954	0.952	0.938	0.934	0.925	0.898

*En iyi sonuçlar koyu olarak verilmiştir

Sınıflandırma için kullanılan diğer performans ölçütlerinin ortalama sonuçları Çizelge 4.11’de verilmiştir. Kesinlik ölçütünde VGG16(fc6)+DVM, VGG16(fc6)+XGB ve VGG19(fc6)+DVM modelleri en yüksek değerleri elde etmişlerdir. Geri çağırma ölçütünde 0.956 oranını elde eden modeller; VGG16(fc6)+DVM ve VGG19(fc6)+DVM’dir. F1-skor ölçütünde VGG19(fc6)+DVM modeli 0.960 oranıyla yüksek başarı göstermiştir. En yüksek AUC değeri ise 0.970 oranıyla VGG19(fc6)+DVM modelindedir. ResNet50, ResNet101 ve ResNet152 modellerinde kesinlik, geri çağırma, F1-skor ve AUC performans ölçütlerinde XGB sınıflandırıcısında yüksek değerler elde edilmiştir. En düşük AUC değeri ise 0.666 ile ResNet152+LR modelindedir.

Çizelge 4.11. Derin özelliklerin ortalama diğer performans ölçütlerinin sonuçları (Buyukarikan ve Ulker, 2022)*

Sınıflandırıcı metot	Performans ölçütü	VGG16		VGG19		ResNet50	ResNet101	ResNet152
		fc6	fc7	fc6	fc7			
DVM	Kesinlik	0.960	0.928	0.960	0.948	0.758	0.778	0.718
	Geri çağırma	0.956	0.902	0.956	0.940	0.616	0.656	0.600
	F1-Skor	0.956	0.912	0.960	0.944	0.632	0.678	0.612
	AUC	0.967	0.925	0.970	0.954	0.712	0.741	0.696
RO	Kesinlik	0.796	0.796	0.792	0.772	0.740	0.756	0.750
	Geri çağırma	0.782	0.774	0.726	0.746	0.726	0.722	0.712
	F1-Skor	0.748	0.740	0.692	0.716	0.696	0.682	0.674
	AUC	0.829	0.823	0.788	0.805	0.792	0.784	0.776
k-NN	Kesinlik	0.910	0.894	0.900	0.894	0.900	0.872	0.860
	Geri çağırma	0.922	0.912	0.918	0.912	0.916	0.892	0.880
	F1-Skor	0.914	0.900	0.906	0.902	0.906	0.880	0.862
	AUC	0.942	0.931	0.935	0.932	0.936	0.917	0.907
LR	Kesinlik	0.954	0.926	0.954	0.934	0.746	0.752	0.704
	Geri çağırma	0.942	0.890	0.946	0.916	0.582	0.604	0.556
	F1-Skor	0.946	0.902	0.952	0.922	0.596	0.624	0.568
	AUC	0.956	0.918	0.961	0.938	0.685	0.703	0.666
XGB	Kesinlik	0.960	0.958	0.952	0.938	0.932	0.920	0.898
	Geri çağırma	0.954	0.950	0.952	0.936	0.936	0.928	0.900
	F1-Skor	0.956	0.956	0.950	0.934	0.932	0.922	0.900
	AUC	0.965	0.963	0.962	0.951	0.951	0.945	0.922

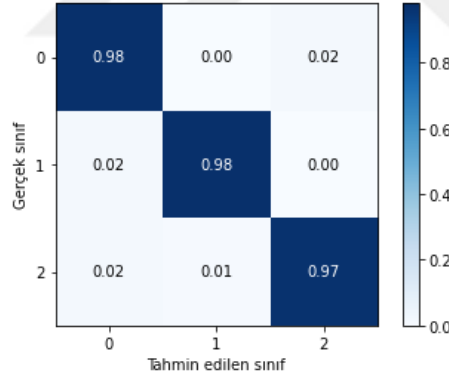
*En iyi sonuçlar koyu olarak verilmiştir

ESA modellerine göre ortalama doğruluğu yüksek olan beş modelin en iyi doğruluk, kesinlik, geri çağırma ve F1-skor ölçütleri Çizelge 4.12’de karşılaştırılmıştır. En iyi doğruluk değerleri VGG19(fc6)+DVM modelinde elde edilmiştir.

Çizelge 4.12. Önerilen modellerin en iyi performans değerlerinin karşılaştırılması (Buyukarikan ve Ulker, 2022)

Modeller	En iyi doğruluk	En iyi kesinlik	En iyi geri çağırma	En iyi F1-skoru	Ortalama doğruluk
VGG16(fc6)+DVM	0.972	0.970	0.970	0.970	0.957
VGG19(fc6)+DVM	0.977	0.980	0.970	0.980	0.961
ResNet50+XGB	0.954	0.950	0.960	0.950	0.934
ResNet101+XGB	0.931	0.930	0.930	0.930	0.925
ResNet152+XGB	0.926	0.930	0.930	0.930	0.898

En yüksek ortalama sınıflandırma doğruluğuna sahip VGG19(fc6)+DVM modelinin normalleştirilmiş karmaşıklık matrisi Şekil 4.12’de verilmiştir. Bu modelle tahmin edilen örneklerin çoğunun gerçek etiketlerle eşleştiği görülmektedir. Burada, acı benekli ve buruşmaya sahip elmaların 0.98 ve yüzeysel kararmaya ait elmaların 0.97 oranıyla tahmin edildiği belirlenmiştir.



Şekil 4.12. Derin özelliklerde veri arttırmaksızın VGG19(fc6)+DVM modelinin normalleştirilmiş karmaşıklık matrisi (sınıflar: 0=acı benekli, 1=buruşma, 2=yüzeysel kararma) (Buyukarikan ve Ulker, 2022)

Ortalama kesinlik ölçütüne göre değerlendirilen Golden Delicious ve Granny Smitt elma türlerinin tek yönlü ANOVA testi sonuçları Çizelge 4.13’te verilmiştir. ANOVA testi sonuçlarına göre $p > 0.05$ olarak bulunmuştur. Bu bağlamda çalışmada kullanılan iki elma türü arasında anlamlı farklılıklar bulunmamaktadır ($F=0.82$ ve $p=0.368$).

Çizelge 4.13. Derin özelliklerin elma türlerine göre tek yönlü ANOVA testi sonuçları

Gruplama yöntemi	df	X ²	F	p
Gruplar arası	1	0.013	0.820	0.368
Grup içi	68	0.016		
Toplam	69			

4.3.1.2. Seçilen derin özellikler kullanılarak hibrit yöntemlerle fizyolojik bozuklukların sınıflandırılması

Derin özelliklerin sayısının daha az olmasıyla iyi bir sınıflandırma performansının elde edilmesi sağlanılabilir (Özyurt, 2020). ESA modellerinin özelliklerine göre VGG16 ve VGG19 modellerinin fc6 ile fc7 katmanlarından 4096 boyutlu derin özellik ve ResNet50, ResNet101 ve ResNet152 modellerinin ortalama havuzlama katmanından 2048 boyutlu derin özellik elde edilmektedir. Önerilen bu yaklaşımda, tüm modellerdeki özellik sayısının eşit olması için f-regresyon yöntemiyle özellik seçimi yapılmıştır. Özellik seçimi sonrasında her ESA modelinden elde edilen 512 boyutlu derin özelliğin sınıflandırıcı metotlarla sınıflandırılması sonucunda oluşan ortalama doğruluk değerleri Çizelge 4.14’te listelenmiştir.

VGG16, VGG19(fc7) ile ResNet modellerinde XGB ve VGG19(fc6) modelinde ise DVM sınıflandırıcısının ortalama doğrulukları oldukça yüksek olduğu belirlenmiştir. En yüksek doğruluk 0.948 oranıyla VGG19(fc6)+DVM modelinde elde edilmiştir.

Çizelge 4.14. Seçilen derin özelliklerin ortalama doğruluğu*

Sınıflandırıcı metot	VGG16		VGG19		ResNet50	ResNet101	ResNet152
	Fc6	Fc7	Fc6	Fc7			
DVM	0.908	0.894	0.948	0.897	0.671	0.700	0.643
RO	0.697	0.718	0.684	0.682	0.715	0.667	0.662
k-NN	0.901	0.888	0.905	0.888	0.902	0.878	0.860
LR	0.889	0.863	0.923	0.869	0.639	0.658	0.610
XGB	0.947	0.932	0.944	0.939	0.941	0.927	0.904

*En iyi sonuçlar koyu olarak verilmiştir

Seçilen derin özelliklerin diğer performans ölçütlerinin ortalama sonuçları Çizelge 4.15’te görülmektedir. Kesinlik ölçütünde 0.954 oranıyla VGG19(fc6)+DVM modeli, geri çağırma ölçütünde 0.944 oranıyla VGG16(fc6)+XGB ile VGG19(fc6)+DVM modelleri, F1-skor ölçütünde 0.948 oranıyla VGG16(fc6)+XGB ile VGG19(fc6)+DVM modelleri ve AUC ölçütünde ise 0.958 oranıyla VGG16(fc6)+XGB modeli en yüksek sonuçları elde etmişlerdir.

Çizelge 4.15. Seçilen derin özelliklerin ortalama performans sonuçları*

Sınıflandırıcı metot	Performans ölçütü	VGG16		VGG19		ResNet50	ResNet101	ResNet152
		Fc6	Fc7	Fc6	Fc7			
DVM	Kesinlik	0.930	0.926	0.954	0.918	0.764	0.778	0.718
	Geri çağırma	0.898	0.878	0.944	0.884	0.620	0.656	0.600
	F1-skör	0.910	0.898	0.948	0.898	0.640	0.678	0.614
	AUC	0.922	0.908	0.957	0.913	0.716	0.741	0.697
RO	Kesinlik	0.762	0.774	0.764	0.754	0.766	0.744	0.752
	Geri çağırma	0.738	0.756	0.734	0.726	0.750	0.712	0.714
	F1-skör	0.708	0.728	0.696	0.692	0.722	0.672	0.670
	AUC	0.797	0.811	0.793	0.789	0.808	0.779	0.777
KNN	Kesinlik	0.896	0.884	0.898	0.884	0.898	0.872	0.858
	Geri çağırma	0.914	0.904	0.920	0.902	0.910	0.892	0.878
	F1-skör	0.902	0.908	0.906	0.890	0.900	0.880	0.860
	AUC	0.934	0.925	0.936	0.924	0.932	0.917	0.905
LR	Kesinlik	0.920	0.902	0.936	0.898	0.754	0.752	0.700
	Geri çağırma	0.874	0.846	0.912	0.850	0.580	0.604	0.556
	F1-skör	0.890	0.864	0.920	0.866	0.594	0.624	0.570
	AUC	0.905	0.882	0.935	0.887	0.686	0.703	0.666
XGB	Kesinlik	0.948	0.932	0.946	0.940	0.938	0.922	0.906
	Geri çağırma	0.944	0.928	0.942	0.936	0.942	0.928	0.904
	F1-skör	0.948	0.930	0.944	0.938	0.938	0.926	0.906
	AUC	0.958	0.947	0.955	0.952	0.956	0.946	0.926

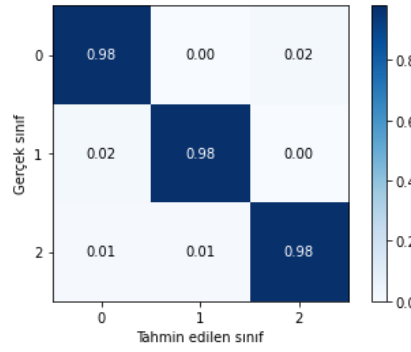
*En iyi sonuçlar koyu olarak verilmiştir

ESA modellerine göre ortalama doğruluğu yüksek olan modellerin en iyi performans ölçütlerinin karşılaştırılması Çizelge 4.16’da listelenmiştir. Buna göre en yüksek sonuçlar VGG19(fc6)+DVM modelinden elde edilmiştir. Hem derin özelliklerin hem de seçilen derin özelliklerin sınıflandırılması uygulamalarında da VGG19(fc6)+DVM modelinin performans ölçütlerinin diğer modellere göre yüksek olduğu görülmüştür.

Çizelge 4.16. Önerilen modellerin en iyi performans değerlerinin karşılaştırılması

Modeller	En iyi doğruluk	En iyi kesinlik	En iyi geri çağırma	En iyi F1-skör	Ortalama doğruluk
VGG16(fc6)+XGB	0.958	0.960	0.950	0.960	0.947
VGG19(fc6)+DVM	0.982	0.980	0.980	0.980	0.948
ResNet50+XGB	0.958	0.960	0.960	0.960	0.941
ResNet101+XGB	0.931	0.930	0.930	0.930	0.927
ResNet152+XGB	0.917	0.920	0.910	0.920	0.904

Şekil 4.13’te en yüksek sınıflandırma doğruluğunun elde edildiği VGG19(fc6)+DVM modelinin normalize edilmiş karmaşıklık matrisi görülmektedir. Bu modelde acı benek sınıfına ait bazı görüntüler yüzeysel kararma ve buruşma sınıfına ait bazı görüntüler ise acı benek olarak tahmin edilmiştir. Ayrıca yüzeysel kararma sınıfına ait bazı görüntüler acı benek ve buruşma sınıfları olarak etiketlendiği belirlenmiştir.



Şekil 4.13. Seçilen derin özelliklerde veri arttırmaksızın VGG19(fc6)+DVM modelinin normalleştirilmiş karmaşıklık matrisi (sınıflar: 0=acı benek, 1=buruşma, 2=yüzeysel kararma)

Elma türlerine göre ortalama kesinlik ölçütünün tek yönlü ANOVA testi sonuçları Çizelge 4.17’de görülmektedir. Buna göre p değeri 0.05’ten büyüktür ve iki elma türü arasında anlamlı farklılık bulunmamaktadır ($F=0.339$ ve $p=0.562$).

Çizelge 4.17. Seçilen derin özelliklerin elma türlerine göre tek yönlü ANOVA testi sonuçları

Gruplama yöntemi	df	X ²	F	p
Gruplar arası	1	0.006	0.339	0.562
Grup içi	68	0.016		
Toplam	69			

4.3.2. EFB-32 veri setinin deneysel sonuçları

4.3.2.1. Derin özellikler kullanılarak hibrit yöntemlerle fizyolojik bozuklukların sınıflandırılması

EFB-32 veri setinden elde edilen derin özelliklerin hibrit yöntemlerle sınıflandırılması sonucunda elde edilen ortalama doğruluk değerleri Çizelge 4.18’de listelenmiştir. Buna göre en yüksek ortalama sınıflandırma doğruluğu 0.961 oranıyla VGG19(fc6)+DVM modelindedir.

Genellikle VGGNet modellerinde DVM ve ResNet modellerinde XGB sınıflandırıcı metotlarının doğruluğu diğer sınıflandırıcı metotlara göre yüksektir. Ayrıca orijinal ve zenginleştirilmiş veri setleri kullanılarak derin özelliklerin sınıflandırılması uygulamalarında benzer sonuçlar elde edilmiştir.

Çizelge 4.18. Derin özelliklerin sınıflandırıcı metotlara göre ortalama doğruluk sonuçları (Buyukarikan ve Ulker, 2022)*

Sınıflandırıcı metot	VGG16		VGG19		ResNet50	ResNet101	ResNet152
	fc6	fc7	fc6	fc7			
DVM	0.959	0.922	0.961	0.932	0.758	0.776	0.745
RO	0.742	0.738	0.707	0.716	0.704	0.703	0.708
k-NN	0.928	0.914	0.913	0.905	0.901	0.875	0.885
LR	0.948	0.911	0.950	0.917	0.702	0.724	0.679
XGBoost	0.955	0.941	0.949	0.937	0.923	0.934	0.916

*En iyi sonuçlar koyu olarak verilmiştir

EFB-32 veri setindeki derin özelliklerin sınıflandırılması sonucu oluşan kesinlik, geri çağırma, F1-skor ve AUC ölçütlerinin ortalama değerleri Çizelge 4.19’da listelenmiştir. VGG19(fc6)+DVM modelinin tüm ölçütlerde ortalama değerlerinin yüksek olduğu belirlenmiştir.

Çizelge 4.19. Derin özelliklerin ortalama diğer performans ölçütlerinin sonuçları (Buyukarikan ve Ulker, 2022)*

Sınıflandırıcı metot	Performans ölçütü	VGG16		VGG19		ResNet50	ResNet101	ResNet152
		fc6	fc7	fc6	fc7			
DVM	Kesinlik	0.964	0.934	0.966	0.940	0.814	0.812	0.790
	Geri çağırma	0.954	0.912	0.958	0.930	0.730	0.742	0.720
	F1-skor	0.956	0.922	0.962	0.932	0.748	0.768	0.740
	AUC	0.966	0.935	0.968	0.946	0.795	0.807	0.788
RO	Kesinlik	0.796	0.794	0.782	0.782	0.756	0.770	0.776
	Geri çağırma	0.784	0.780	0.752	0.762	0.744	0.748	0.754
	F1-skor	0.754	0.748	0.720	0.726	0.712	0.714	0.720
	AUC	0.830	0.828	0.807	0.813	0.802	0.804	0.808
k-NN	Kesinlik	0.922	0.908	0.908	0.900	0.896	0.870	0.880
	Geri çağırma	0.938	0.920	0.924	0.914	0.910	0.890	0.896
	F1-skor	0.928	0.914	0.912	0.904	0.900	0.874	0.886
	AUC	0.951	0.941	0.941	0.933	0.932	0.913	0.920
LR	Kesinlik	0.952	0.926	0.954	0.928	0.778	0.794	0.744
	Geri çağırma	0.944	0.904	0.946	0.912	0.658	0.742	0.644
	F1-skor	0.948	0.910	0.952	0.918	0.678	0.708	0.660
	AUC	0.957	0.926	0.960	0.933	0.743	0.762	0.730
XGB	Kesinlik	0.956	0.944	0.950	0.938	0.920	0.934	0.916
	Geri çağırma	0.952	0.938	0.948	0.932	0.922	0.932	0.916
	F1-skor	0.954	0.942	0.950	0.938	0.920	0.934	0.916
	AUC	0.965	0.953	0.960	0.950	0.941	0.949	0.936

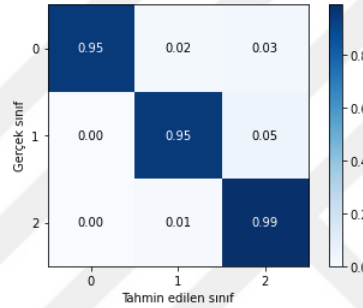
*En iyi sonuçlar koyu olarak verilmiştir

Ortalama sınıflandırma doğruluğu yüksek olan ESA modellerinin en iyi doğruluk, kesinlik, geri çağırma ve F1-skor değerleri Çizelge 4.20’de karşılaştırılmıştır. VGG19(fc6)+DVM modelinin diğer modellere göre daha iyi sınıflandırma performansına sahip olduğu belirlenmiştir.

Çizelge 4.20. Modellerin en iyi değerlerinin karşılaştırılması (Buyukarikan ve Ulker, 2022)

Modeller	En iyi doğruluk	En iyi kesinlik	En iyi geri çağırma	En iyi F1-skör	Ortalama doğruluk
VGG16(fc6)+DVM	0.964	0.970	0.960	0.960	0.959
VGG19(fc6)+DVM	0.966	0.970	0.960	0.970	0.961
ResNet50+XGB	0.925	0.920	0.930	0.920	0.923
ResNet101+XGB	0.951	0.950	0.950	0.950	0.934
ResNet152+XGB	0.924	0.920	0.920	0.920	0.916

VGG19(fc6)+DVM modelinin yüksek sınıflandırma doğruluğunun elde ettiği normalleştirilmiş karmaşıklık matrisi Şekil 4.14'te verilmiştir. VGG19(fc6)+DVM modeli acı benek sınıfını (etiket: 0) 0.95, buruşma sınıfını (etiket: 1) 0.95 ve yüzeysel kararma sınıfını (etiket: 2) 0.99 oranıyla tahmin etmiştir.

**Şekil 4.14.** Derin özelliklerde veri artırma yöntemiyle VGG19(fc6)+DVM modelinin normalleştirilmiş karmaşıklık matrisi (sınıflar: 0=acı benek, 1=buruşma, 2=yüzeysel kararma) (Buyukarikan ve Ulker, 2022)

Elma türlerinin ESA modellerinden elde edilen ortalama kesinlik ölçütüne göre tek yönlü ANOVA testi sonuçları Çizelge 4.21'de verilmiştir. P değeri 0.05 değerinden büyük olduğu ve dolayısıyla kesinlik ölçütüne göre Golden Delicious ve Granny Smitt elma türleri arasında anlamlı farklılık olmadığı belirlenmiştir ($F=1.014$ ve $p=0.318$).

Çizelge 4.21. Derin özelliklerin elma türlerine göre tek yönlü ANOVA testi sonuçları

Gruplama yöntemi	df	X^2	F	p
Gruplar arası	1	0.012	1.014	0.318
Grup içi	68	0.012		
Toplam	69			

4.3.2.2. Seçilen derin özellikler kullanılarak hibrit yöntemlerle fizyolojik bozuklukların sınıflandırılması

EFB-32 veri setinden seçilen derin özelliklerin MÖ metotlarıyla sınıflandırılması sonucunda elde edilen modellerin ortalama doğrulukları Çizelge 4.22'de gösterilmiştir.

Buna göre; en yüksek ortalama sınıflandırma doğruluğu VGG16(fc6)+XGB modelinde elde edilmiştir. Bu modeli sırasıyla ResNet101+XGB, VGG19(fc6)+DVM, ResNet50+XGB ve ResNet152+XGB takip etmektedir.

Çizelge 4.22. Seçilen derin özelliklerin sınıflandırıcı metotlara göre ortalama doğruluk sonuçları*

Sınıflandırıcı metot	VGG16		VGG19		ResNet50	ResNet101	ResNet152
	Fc6	Fc7	Fc6	Fc7			
DVM	0.922	0.887	0.933	0.903	0.749	0.779	0.743
RO	0.718	0.732	0.682	0.695	0.696	0.709	0.703
k-NN	0.919	0.903	0.904	0.897	0.903	0.872	0.884
LR	0.903	0.866	0.918	0.877	0.694	0.726	0.680
XGB	0.942	0.925	0.926	0.914	0.925	0.938	0.919

*En iyi sonuçlar koyu olarak verilmiştir

Seçilen derin özelliklerin ortalama diğer performans ölçütlerinin sonuçları Çizelge 4.23'te listelenmiştir. Kesinlik ölçütünde 0.944 oranıyla geri çağırma ölçütünde 0.936 oranıyla F1-skor ölçütünde 0.944 oranıyla ve AUC ölçütünde ise 0.954 oranıyla VGG16(fc6)+XGB modeli başarılı sonuçlar elde etmiştir.

Çizelge 4.23. Seçilen derin özelliklerin ortalama diğer performans ölçütlerinin sonuçları*

Sınıflandırıcı metot	Performans ölçütü	VGG16		VGG19		ResNet50	ResNet101	ResNet152
		Fc6	Fc7	Fc6	Fc7			
DVM	Kesinlik	0.942	0.922	0.942	0.920	0.806	0.836	0.788
	Geri çağırma	0.910	0.870	0.928	0.896	0.718	0.746	0.718
	F1-skor	0.924	0.886	0.934	0.902	0.734	0.770	0.738
	AUC	0.933	0.902	0.946	0.920	0.787	0.810	0.786
RO	Kesinlik	0.784	0.788	0.764	0.770	0.754	0.772	0.768
	Geri çağırma	0.760	0.772	0.730	0.740	0.734	0.752	0.748
	F1-skor	0.730	0.746	0.694	0.708	0.704	0.728	0.714
	AUC	0.813	0.823	0.790	0.799	0.796	0.807	0.804
k-NN	Kesinlik	0.916	0.898	0.898	0.894	0.900	0.868	0.880
	Geri çağırma	0.932	0.916	0.916	0.910	0.914	0.884	0.894
	F1-skor	0.918	0.904	0.906	0.896	0.902	0.872	0.886
	AUC	0.947	0.934	0.935	0.928	0.933	0.912	0.919
LR	Kesinlik	0.922	0.898	0.926	0.898	0.774	0.796	0.744
	Geri çağırma	0.892	0.850	0.912	0.864	0.648	0.684	0.642
	F1-skor	0.904	0.866	0.920	0.874	0.668	0.706	0.664
	AUC	0.918	0.885	0.934	0.898	0.736	0.763	0.730
XGB	Kesinlik	0.944	0.928	0.930	0.916	0.924	0.934	0.922
	Geri çağırma	0.936	0.920	0.924	0.910	0.924	0.936	0.920
	F1-skor	0.944	0.928	0.924	0.914	0.926	0.936	0.920
	AUC	0.954	0.941	0.942	0.932	0.943	0.952	0.938

*En iyi sonuçlar koyu olarak verilmiştir

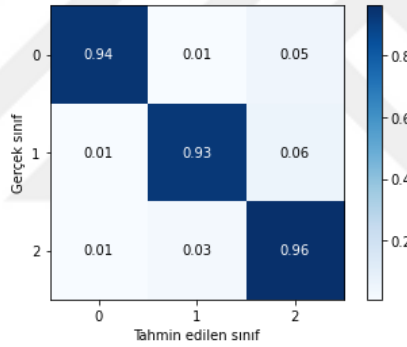
Çizelge 4.24'te en iyi ortalama doğruluk sonuçların üretildiği ESA modelleri karşılaştırılmıştır. Buna göre; en yüksek sonuçlar VGG16(fc6)+XGB modelinde elde

edilmiştir. Elde edilen sonuçlara göre ESA modelinin katman sayılarındaki artış modelin performansının azalmasına sebep olmuştur.

Çizelge 4.24. EFB-32 veri setinde modellerin en iyi değerlerinin karşılaştırılması

Modeller	En iyi doğruluk	En iyi kesinlik	En iyi geri çağırma	En iyi F1-skor	Ortalama doğruluk
VGG16(fc6)+XGB	0.947	0.950	0.940	0.950	0.942
VGG19(fc6)+DVM	0.942	0.950	0.940	0.940	0.933
ResNet50+XGB	0.936	0.940	0.930	0.940	0.925
ResNet101+XGB	0.944	0.940	0.940	0.940	0.938
ResNet152+XGB	0.928	0.930	0.930	0.930	0.919

VGG16(fc6)+XGB modelinin normalize edilmiş karmaşıklık matrisi Şekil 4.15'te görülmektedir. Bu modelde fizyolojik bozukluk türlerinin çoğu doğru olarak etiketlenmiştir. Dolayısıyla VGG16(fc6)+XGB modelinin fizyolojik bozuklukları tahmin etmede iyi sonuçları elde edildiği belirlenmiştir.



Şekil 4.15. Seçilen derin özelliklerde veri artırma yöntemiyle VGG16(fc6)+XGB modelinin normalleştirilmiş karmaşıklık matrisi (sınıflar: 0=acı benek, 1=buruşma, 2=yüzeyssel kararma)

Çizelge 4.25'te elma türlerine göre ESA modellerinden elde edilen ortalama kesinlik ölçütünün ANOVA testi sonuçları verilmiştir. ANOVA testi sonuçlarına göre $p=0.440$ olarak bulunmuştur. Dolayısıyla elma türleri arasında anlamlı farklılık bulunmamaktadır ($F=0.602$).

Çizelge 4.25. Seçilen derin özelliklerin elma türlerine göre tek yönlü ANOVA testi sonuçları

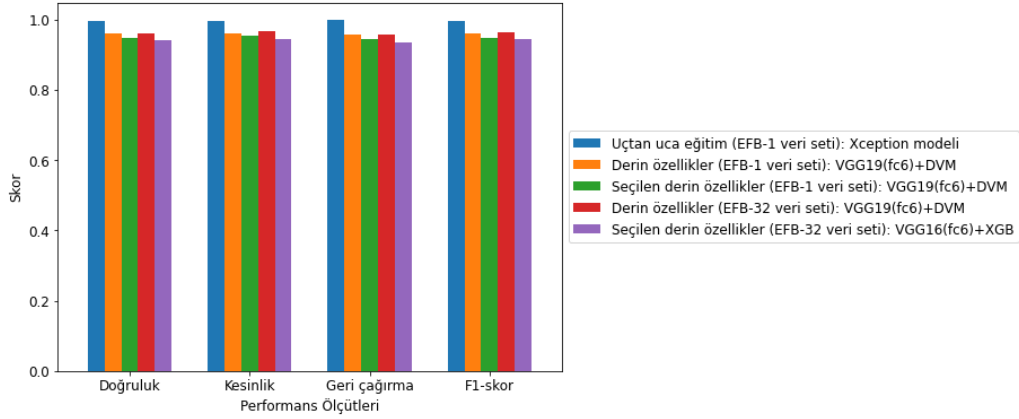
Gruplama yöntemi	df	X ²	F	p
Gruplar arası	1	0.007	0.602	0.440
Grup içi	68	0.012		
Toplam	69			

4.3.3. Tartışma

Önerilen bu yaklaşımda önceden eğitilmiş ESA modelleriyle EFB-1 ve EFB-32 veri setlerinden elde edilen derin özellikler ve seçilen derin özellikler kullanılarak hibrit yöntemlerle fizyolojik bozukluklar sınıflandırılmıştır. Elma meyvesinde kusurları sınıflandıran hibrit yaklaşımlar incelendiğinde; genellikle patolojik bozukluklar ve mekanik hasarlarla ilgili çalışmalar bulunmaktadır. Bu çalışmalardan; Ismail ve ark. (2018) ESA'yla DVM ve k-NN metotlarını kullanarak elmadaki çeşitli kusurları sınıflandırmışlardır. Önerdikleri çalışmayla en yüksek doğruluğunun %98.15 ile DVM sınıflandırıcısında elde ettiklerini vurgulamışlardır. Turkoglu ve ark. (2019) elmada hastalık ve haşere görüntülerinden elde ettikleri 6120 boyutlu derin özelliği MLP-CNN metoduyla sınıflandırmışlardır ve bu modelle %99.2 sınıflandırma doğruluğu elde etmişlerdir. Hu ve ark. (2020) çürük elmaları Inceptionv3+DVM modeliyle %97.33 oranıyla sınıflandırmışlardır (Buyukarikan ve Ulker, 2022).

Önerilen yaklaşımlar incelendiğinde genellikle DVM metodunun kullanıldığı görülmektedir. Kullanılan ESA modellerinin katman yapısının veya derin özelliğin elde edildiği katmanların farklı olması sınıflandırma performans sonuçlarını etkilemektedir. Önerilen bu tez yaklaşımında en yüksek sınıflandırma doğruluğu EFB-1 veri setinde 4096 boyutlu özellik kullanılarak VGG19(fc6)+DVM modelinde 0.961 oranıyla elde edilmiştir. Bu yaklaşımda görüntü sayısının artması veya seçilen derin özelliklerin kullanılması sınıflandırma doğruluğunu yükseltmemiştir.

Fizyolojik bozuklukların sınıflandırılmasıyla ilgili önerilen yaklaşımlarda (Bölüm 4.2 ve 4.3) en iyi sonuçların elde edildiği modeller Şekil 4.16'da karşılaştırılmıştır. EFB-1 veri setinde en yüksek sınıflandırma doğruluğu Xception modelinde elde edilmiş ve bu yaklaşımda Xception modeli uçtan uca eğitilmiştir. Derin özelliklerin sınıflandırılması ile önerilen yaklaşımda VGG19(fc6)+DVM modeli, her iki veri setinde de birbirine yakın sonuçlar elde etmiştir. Ancak seçilen derin özelliklerinin sınıflandırılması ile önerilen yaklaşımlarda doğruluğun diğer önerilen yaklaşımlara göre kısmen de olsa düşük sonuçlar elde edildiği görülmektedir.



Şekil 4.16. Fizyolojik bozuklukları sınıflandırma yaklaşımlarının karşılaştırılması

4.4. Renk Dengeleme Modelleriyle Geliştirilen Fizyolojik Bozukluk Görüntülerinin Sınıflandırılması

Bu yaklaşımda, birinci aydınlatma senaryosundaki ışık renklerine göre ayrılan zenginleştirilmiş fizyolojik bozukluk görüntüleri renk dengeleme modelleriyle yeniden üretilerek oluşturulan görüntülerin görüntü kalitesinin belirlenmesi ve bu görüntülerin ESA modelleriyle sınıflandırılmasıyla ilgili deneysel sonuçlar ve önerilen yaklaşımla ilgili çıkarımlar yer almaktadır.

4.4.1. Deneysel sonuçlar

4.4.1.1. Görüntü kalitesi sonuçları

Renk dengeleme modelleriyle elde edilen görüntülerin kalitesinin iyileştirilmesi görüntü sınıflandırma problemlerinde istenilen bir sonuçtur (Xue ve ark., 2021). Zenginleştirilmiş veri setiyle renk dengeleme modelleriyle üretilen yeni veri setleri arasındaki ortalama MSE, PSNR ve SSIM kalite ölçütlerinin değerleri Çizelge 4.26’da listelenmiştir. Sıcak ve soğuk beyaz ışık renklerine sahip keskinlik veri seti tipinde ortalama PSNR ölçütü diğer veri seti tiplerine göre yüksek sonuçlar elde etmişlerdir. Yeşil ışık rengine sahip CLAHE veri seti tipinde ortalama PSNR ölçütünün değeri de yüksektir. Gama düzeltmesiyle oluşturulan veri setlerinde ortalama SSIM ölçütleri düşük değerler elde etmiştir. Diğer bir ifadeyle gama düzeltmesiyle üretilen görüntüler zenginleştirilmiş veri setindeki görüntülerden farklıdır.

Çizelge 4.26. Işık renklerine göre kalite ölçütlerinin karşılaştırılması*

Kalite ölçütü	Veri seti tipi	Sıcak beyaz	Soğuk beyaz	Yeşil ışık
MSE	Keskinlik	9.037	4.039	1.380
	Gama düzeltmesi	1833.716	1667.686	701.638
	CLAHE	189.375	411.013	0.447
PSNR (db)	Keskinlik	40.072	43.966	47.540
	Gama düzeltmesi	15.522	16.151	20.142
	CLAHE	25.977	22.598	51.663
SSIM	Keskinlik	0.992	0.988	0.980
	Gama düzeltmesi	0.400	0.338	0.174
	CLAHE	0.837	0.685	0.990

*En iyi sonuçlar koyu olarak verilmiştir

4.4.1.2. Sınıflandırma sonuçları

Çizelge 4.27’de ışık renklerine göre ayrılan zenginleştirilmiş ve renk dengeleme modelleriyle üretilmiş veri setlerindeki fizyolojik bozukluk görüntülerinin ortalama sınıflandırma doğruluk değerleri görülmektedir. Renk dengeleme modelleriyle üretilen veri setlerinin ortalama sınıflandırma doğrulukları zenginleştirilmiş veri setine göre kısmen de olsa yüksektir. En yüksek sınıflandırma doğruluğu soğuk beyaz ışık renginde 0.934 oranında ve en düşük sınıflandırma doğruluğu yeşil ışık renginde 0.582 oranında elde edilmiştir. Ayrıca yeşil ışık rengine ait veri setlerinde modellerin sınıflandırma doğrulukları neredeyse birbirine yakındır. Buna ek olarak tüm veri setlerinde Xception modelinde elde edilen ortalama sınıflandırma doğrulukları DenseNet121 modeline göre yüksektir.

Çizelge 4.27. Farklı veri setlerinde ESA modellerinin ortalama doğruluk sonuçları*

Işık rengi	Veri seti tipi	DenseNet121	Xception
Sıcak beyaz	Zenginleştirilmiş	0.721	0.818
	Keskinlik	0.773	0.915
	Gama düzeltmesi	0.753	0.846
	CLAHE	0.861	0.866
Soğuk beyaz	Zenginleştirilmiş	0.787	0.827
	Keskinlik	0.865	0.888
	Gama düzeltmesi	0.873	0.934
	CLAHE	0.830	0.887
Yeşil ışık	Zenginleştirilmiş	0.582	0.636
	Keskinlik	0.648	0.736
	Gama düzeltmesi	0.642	0.748
	CLAHE	0.627	0.752

*En iyi sonuçlar koyu olarak verilmiştir

On iki veri setinin modellere göre ortalama diğer performans ölçütlerinin sonuçları Çizelge 4.28’de listelenmiştir. Sıcak beyaz ışık renginde keskinlik veri seti tipi,

soğuk beyaz ışık renginde gama düzeltmesi veri seti tipi ve yeşil ışık renginde CLAHE veri seti tipi Xception modelinde yüksek değerler elde edilmiştir. Işık renklerine göre oluşturulan veri seti tiplerinin görüntü sınıflandırma ölçütlerindeki sonuçları birbirlerinden farklıdır. Renk dengeleme modelleriyle üretilen veri setleri, zenginleştirilmiş veri setlerine göre kısmen de olsa yüksek değerler elde etmişlerdir. Sıcak beyaz ve soğuk beyaz ışık renklerinde keskinlik veri seti tipinin ve yeşil ışık renginde CLAHE veri seti tipinin PSNR değerlerinin yüksek olduğu Çizelge 4.28’de görülmektedir. Bu durum görüntü kalitesini yükselmesiyle sınıflandırma performanslarının da yükseldiğini göstermektedir.

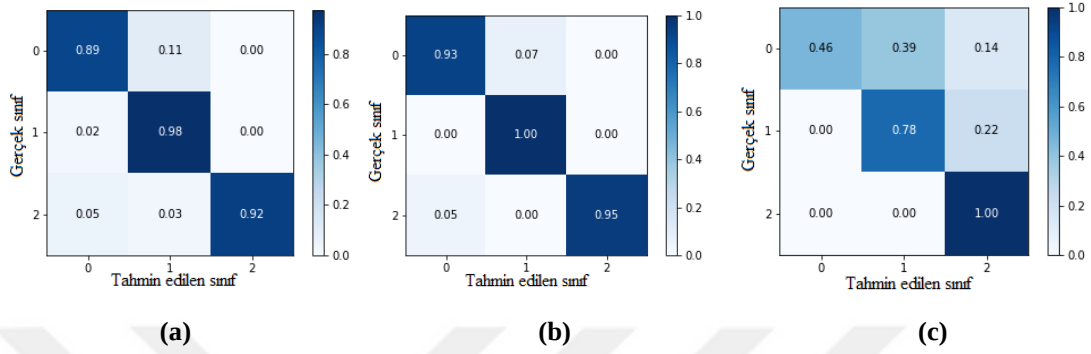
Çizelge 4.28. Farklı veri setlerinde ESA modellerinin diğer ortalama performans sonuçları*

Işık rengi	Model	Performans metriği	Zenginleştirilmiş	Keskinlik	Gama düzeltmesi	CLAHE
Sıcak beyaz	DenseNet121	Keskinlik	0.754	0.842	0.844	0.884
		Geri çağırma	0.622	0.764	0.722	0.872
		F1-skör	0.612	0.756	0.690	0.858
		AUC	0.766	0.829	0.801	0.902
	Xception	Keskinlik	0.814	0.912	0.852	0.880
		Geri çağırma	0.826	0.914	0.850	0.846
		F1-skör	0.810	0.908	0.836	0.846
		AUC	0.871	0.936	0.890	0.890
Soğuk beyaz	DenseNet121	Keskinlik	0.858	0.884	0.892	0.880
		Geri çağırma	0.760	0.852	0.848	0.824
		F1-skör	0.754	0.844	0.846	0.822
		AUC	0.830	0.892	0.893	0.871
	Xception	Keskinlik	0.862	0.908	0.934	0.848
		Geri çağırma	0.800	0.880	0.930	0.818
		F1-skör	0.816	0.878	0.930	0.794
		AUC	0.852	0.913	0.947	0.857
Yeşil ışık	DenseNet121	Keskinlik	0.626	0.706	0.770	0.672
		Geri çağırma	0.576	0.624	0.618	0.604
		F1-skör	0.528	0.576	0.580	0.546
		AUC	0.690	0.728	0.724	0.712
	Xception	Keskinlik	0.652	0.772	0.784	0.784
		Geri çağırma	0.610	0.704	0.702	0.710
		F1-skör	0.564	0.674	0.674	0.698
		AUC	0.719	0.786	0.787	0.790

*En iyi sonuçlar koyu olarak verilmiştir

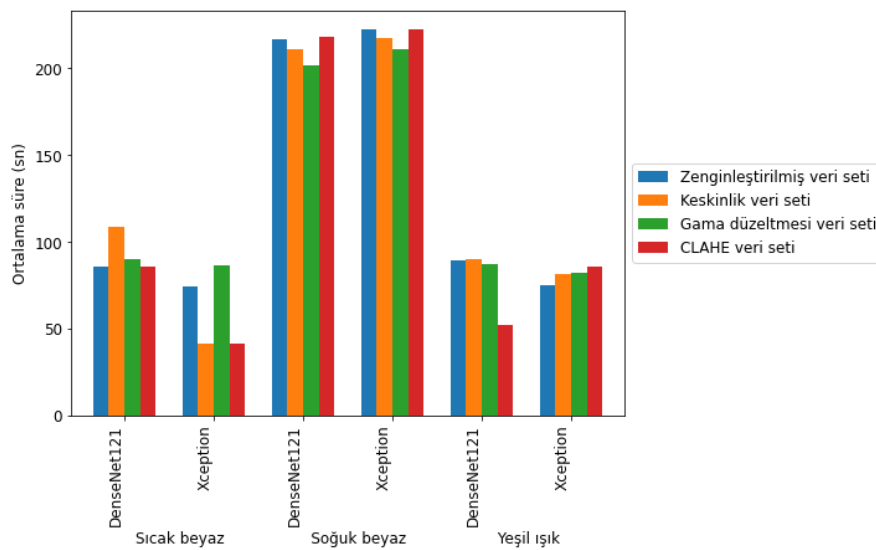
Işık renklerine göre modellerin sınıflandırma doğruluğunun görsel olarak tahmin edilmesi için kullanılan normalleştirilmiş karmaşıklık matrisleri Şekil 4.17’de verilmiştir. Şekil 4.17 (a) ve Şekil 4.17 (b)’de, Xception modelinde hemen hemen tüm test görüntülerinin eşleştirdiği görülmektedir. Keskinlik veri seti tipinde buruşma sınıfına ait görüntüler Xception modeliyle doğru bir şekilde tahmin edilmiştir (Şekil 4.17 (b)). CLAHE veri seti tipinde yüzeysel kararına sınıfına ait görüntüler Xception modeliyle

doğru tahmin edildiği görülmektedir (Şekil 4.17 (c)). Şekil 4.17 (c)'de de görüldüğü gibi acı benek sınıflarına ait bazı görüntüler buruşma ve yüzeysel kararma olarak etiketlenmiştir. Ayrıca bazı buruşma sınıfına ait elmaların da yüzeysel kararma sınıfı olarak etiklendiği de görülmektedir.



Şekil 4.17. ESA modellerinin normalize edilmiş karmaşıklık matrisleri (sınıflar: acı benek=0, buruşma=1 ve yüzeysel kararma=2): (a) sıcak beyaz ve keskinlik veri seti tipi, Xception modeli, (b) soğuk beyaz ve gama düzeltmesi veri seti tipi, Xception modeli, (c) yeşil ışık ve CLAHE veri seti tipi, Xception modeli

Renk dengeleme modelleriyle yeniden üretilen görüntülerde iyileştirme (Ngugi ve ark., 2021) sağlanmasıyla beraberinde görüntüleri işleme süreleri de azalmaktadır (Tao ve ark., 1995). Veri setlerinin ışık renklerine göre görüntüleri sınıflandırma sürelerinin grafiği Şekil 4.18'de görülmektedir. Sıcak beyaz ve yeşil ışığın görüntü sayıları aynı olmasına rağmen bazı veri setlerinde yeşil ışığın eğitim süresi sıcak beyazın eğitim süresine göre daha fazladır.



Şekil 4.18. Veri setlerinin eğitim süreleri

4.4.2. Tartışma

Bu yaklaşımda farklı ışık renklerindeki görüntülerin renk dengeleme modelleriyle geliştirilmesi sonucunda elde edilen görüntülerin sınıflandırılma etkinlikleri incelenmiştir. Görüntü iyileştirmede sıklıkla kullanılan yöntemlerden biri de CLAHE'dir. Premaladha ve Ravichandran (2016) CLAHE'yi kullanarak görüntüleri geliştirmişler ve melanoma hastalığını ESA'yla oluşturulan hibrit bir modelle %93 oranındaki doğrulukla sınıflandırmışlardır. Önerdikleri bu çalışmada ESA'yı özellik çıkarıcı olarak kullanmışlardır. Ragab ve ark. (2021) meme kanserine ait görüntüleri GoogleNet modeliyle %76.01 oranındaki doğrulukla sınıflandırmışlardır. Önerdikleri çalışmada ESA modeli uçtan uca eğitilmiştir. Başka bir çalışmada, Siddhartha ve Santra (2020) X-rays görüntülerini CLAHE yöntemiyle geliştirmişlerdir. Görüntüleri derinlemesine ayrılabilir sınır ağıyla %96.43 oranındaki doğrulukla sınıflandırmışlardır. Görüntüleri iyileştirmek için Bianco ve ark. (2017a) farklı modeller kullanmışlardır. Linear-srgb modeliyle görüntüleri geliştirmişler ve bu görüntüleri ResNet50 modeliyle yüksek doğrulukla sınıflandırdıklarını belirtmişlerdir.

Literatürdeki çalışmalar incelendiğinde ESA ile sınıflandırma doğrulukları %76.01 ile %99 arasında değişmektedir. Bu yaklaşımda AÖ benimsenmiş ve görüntülerin en yüksek sınıflandırma doğruluğu 0.934 oranıyla Xception modelinde soğuk beyaz ışık rengi ve gama düzeltmesi veri seti tipinde elde edilmiştir. Zenginleştirilmiş veri setindeki en yüksek sınıflandırma doğruluğu Xception modelinde ve soğuk beyaz ışık renginde 0.858 değerindedir.

Renk dengeleme modeli ile görüntüdeki anlamsal özelliklerin çıkarılması kolaylıkla sağlandığından orijinal görüntülere göre sınıflandırma doğruluğunu da artmıştır. Ayrıca çalışmada kullanılan Xception modeliyle tüm ışık renklerinde iyi performans elde edilmiştir. Xception modeli, yalnızca sınıflandırmada yüksek doğruluğa sahip olmadığını aynı zamanda ışık kaynağı ortamına karşı da iyi bir sağlamlığa sahip olduğunu göstermiştir.

Çizelge 4.29'daki sonuçlar, farklı aydınlatma koşulları altında her üç yaklaşım için en iyi performans gösteren deneyleri açıklamaktadır. Fizyolojik bozuklukların sınıflandırılmasına yönelik üç önerilen yaklaşım karşılaştırıldığında en iyi yaklaşım modellerin uçtan uca eğitildiği Xception modelinde olduğu belirlenmiştir.

Çizelge 4.29. Sınıflandırma yaklaşımlarının karşılaştırılması

Yaklaşım	Veri seti	ESA modeli	Doğruluk
Birinci yaklaşım (uçtan uca eğitim)	EFB-1 veri seti	Xception	0.996
İkinci yaklaşım (AÖ, özellik çıkarıcı)	EFB-1 veri seti, derin özellikler	VGG19(fc6)+DVM	0.961
	EFB-1 veri seti, seçilen derin özellikler	VGG19(fc6)+DVM	0.948
	EFB-32 veri seti, derin özellikler	VGG19(fc6)+DVM	0.961
	EFB-32 veri seti, seçilen derin özellikler	VGG16(fc6)+XGB	0.942
Üçüncü yaklaşım (AÖ, ince ayarlı)	Sıcak beyaz, keskinlik veri seti tipi	Xception	0.915
	Soğuk beyaz, gama düzeltmesi veri seti tipi	Xception	0.934
	Yeşil ışık, CLAHE veri seti tipi	Xception	0.752

4.5. Aydınlatma Tahmini

Bu bölümde, birinci aydınlatma senaryosundaki ışık renklerine göre ayrılan görüntülerin ESA mimarisiyle aydınlatma renginin tahmin edilmesiyle ilgili deneysel sonuçlar ve önerilen yaklaşımla ilgili çıkarımlar yer almaktadır.

4.5.1. Deneysel sonuçlar

4.5.1.1. Ön deneysel sonuçlar

Tez kapsamında, aydınlatma tahmininde en uygun modeli oluşturmak için ön deneysel bir çalışma yapılmıştır. Ön deneysel çalışma, giriş boyutu 224x224 piksel çözünürlüğüne sahip bilinen altı adet ESA modellerine uygulanmıştır. Çizelge 4.30’da iki farklı ağ yapısına göre oluşturulan ESA modellerin ortalama AH metriğinin özet istatistiki sonuçları listelenmiştir. ESA modellerinin tam bağlantılı katmanlarındaki ağ yapıları 256-64-4-3 (Hu ve ark., 2017) ve 256-3 olacak şekilde yeniden düzenlenmiştir (Büyükarıkan ve Ülker, 2022). En iyi sonuçlar GoogLeNet modelinde elde edilmiştir. Tam bağlı katman yapısı 256-3 olan modeller genellikle daha iyi başarı göstermişlerdir. Diğer bir ifadeyle tam bağlantılı katman sayısının artması ilgili aydınlatıcı renginin belirlenmesini zorlaştırmıştır. Çizelge 4.30’dan elde edilen sonuçlar neticesinde aydınlatma tahmininde önerilen ESA modelleri için 256-3 ağ yapısı kullanılmıştır.

Çizelge 4.30. Aydınlatma tahmini için kullanılan ön deneysel çalışma (Büyükarıkan ve Ülker, 2022)*

Tam bağlı katmanlar	Model	Ortalama	Ortanca	Budanmış ortalama	Maksimum
256-64-4-3 (Hu ve ark., 2017)	VGG16	10.264	7.026	8.199	39.052
	EfficientNet-B0	14.609	7.935	9.297	43.714
	ResNet50	19.723	15.989	17.742	35.845
	MobileNet	17.776	12.660	15.938	33.239
	DenseNet121	20.876	17.155	18.974	38.157
	GoogleNet	2.519	2.163	2.182	11.124
256-3	VGG16	3.053	3.044	2.780	14.344
	EfficientNet-B0	16.193	10.904	11.053	45.145
	ResNet50	20.862	17.458	18.641	38.040
	MobileNet	14.726	8.276	10.676	41.144
	DenseNet121	13.381	11.135	11.778	41.361
	GoogleNet	2.220	2.126	2.006	6.596

*En iyi değer en küçüktür

4.5.1.2. Aydınlatma tahmin sonuçları

Aydınlatmanın tahmininde, istatistiksel tabanlı yaklaşımlardan altı adet ve öğrenme tabanlı yaklaşımlardan on dört adet model kullanılmıştır. İstatistiksel ve öğrenme tabanlı yaklaşımların AH metriğinin değerlendirilmesi Çizelge 4.31’de verilmiştir. Burada en iyi sonuç en düşük değere sahiptir.

İstatistiksel tabanlı yaklaşımlardan ECC modelinin AH metriği diğer modellere göre daha iyi başarı elde etmiştir. Bu modelin AH metriğinin ortalama değeri 3.707, ortanca değeri 3.497, budanmış ortalama değeri 3.577 ve maksimum değeri 10.273 derecedir. WGE modeli, diğer istatistiksel tabanlı modellere göre yüksek değerler elde etmiştir.

Öğrenme tabanlı yaklaşımlardan önerilen GoogLeNet modeli, ortalama, ortanca, budanmış ortalama ve maksimum değerlerinde iyi başarı göstermiştir. Önerilen GoogLeNet modelinin AH metriğinin ortalama değeri 2.220, ortanca değeri 2.126, budanmış ortalama değeri 2.206 ve maksimum değeri ise 6.596 derecedir. Ayrıca önerilen DenseNet121 modeli AH metriği açısından yüksek değerlere sahiptir. Önerilen ESA modellerinde AH metriğinde kısmen de olsa yüksek başarı elde edilmiştir. Sonuç olarak, önerilen ESA modelleri diğer modellere göre aydınlatma tahmininde önemli bir avantaja sahiptir.

Çizelge 4.31. Aydınlatma tahmini için kullanılan modellerin AH değerleri (derece) (Büyükarıkan ve Ülker, 2022)*

Yaklaşım	Model	Ortalama	Ortanca	Budanmış ortalama	Maksimum
İstatistiksel tabanlı					
	Max-RGB (Land, 1977)	8.251	7.619	7.880	21.828
	GE (Van De Weijer ve ark., 2007)	7.833	6.835	7.050	28.842
	WGE (Gijzen ve ark., 2011)	15.679	13.569	14.239	50.466
	ECC (Gao ve ark., 2014)	3.707	3.497	3.577	10.273
	GP (Yang ve ark., 2015)	6.627	5.566	5.904	45.371
	DOCC (Gao ve ark., 2015)	8.184	7.149	7.508	22.302
Öğrenme tabanlı					
	PCA (Cheng ve ark., 2014)	23.144	11.117	11.717	82.449
	CNN-based (Bianco ve ark., 2015)	13.307	5.028	8.110	40.888
	AlexNet+DVR (Bianco ve ark., 2015)	13.941	7.202	9.433	40.380
	CNN+ÇDVR (Qian ve ark., 2016)	13.931	7.216	9.424	40.386
	CNN+ÇRR (Qian ve ark., 2016)	15.228	9.230	9.944	44.565
	Fc4 (AlexNet) (Hu ve ark., 2017)	24.063	19.134	21.421	41.833
	Fc4 (SqueezeNet) (Hu ve ark., 2017)	23.735	21.976	22.976	37.941
	One-Net (Domislović ve ark., 2022)	8.363	7.355	7.705	24.662
	Önerilen VGG16	3.053	3.044	2.780	14.344
	Önerilen EfficientNetB0	16.193	10.904	11.053	45.145
	Önerilen ResNet50	20.862	17.458	18.641	38.040
	Önerilen MobileNet	14.726	8.276	10.676	41.144
	Önerilen DenseNet121	13.381	11.135	11.778	41.361
	Önerilen GoogLeNet	2.220	2.126	2.006	6.596

*Her metrik için en iyi sonuçlar kalın harflerle gösterilmiştir.

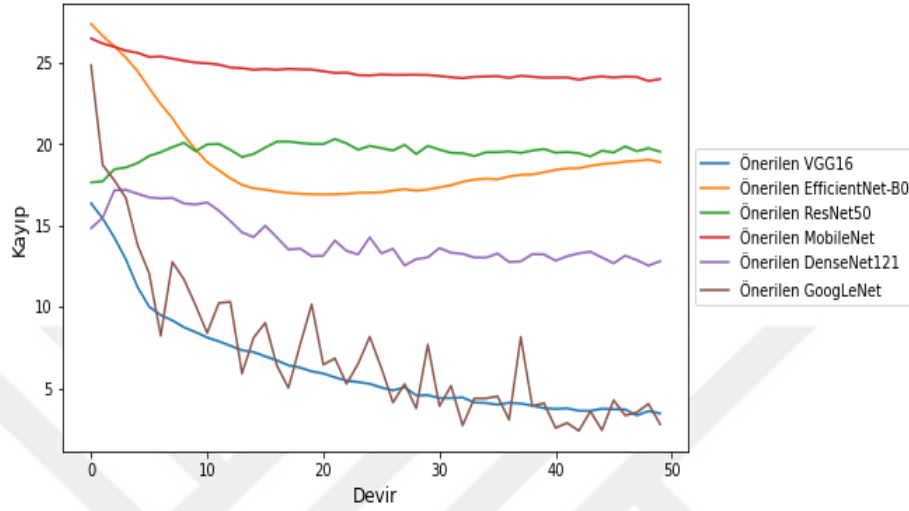
Önerilen ESA modellerinin istatistiki olarak MSE, MAE ve RMSE ölçütlerine göre karşılaştırılması Çizelge 4.32’de verilmiştir. Önerilen GoogLeNet modeli farklı ışık renklerinde elde edilen görüntü sahnelerinin aydınlatmalarını tahmin etmede daha düşük MSE, MAE ve RMSE değerlerini üretmiştir. Bu nedenle önerilen GoogLeNet modelinin aydınlatma tahmini açısından sağlam olduğu söylenilebilir (Büyükarıkan ve Ülker, 2022). Ayrıca önerilen GoogLeNet modeli en düşük MAPE değeri elde etmiştir. Önerilen GoogLeNet modelinin MAPE değeri yüzde 10 ile 20 arasındadır. Dolayısıyla önerilen GoogLeNet modelinin tahminin iyi olduğu söylenilebilir.

Çizelge 4.32. Modellerin istatistiksel performans ölçütlerine göre karşılaştırılması (derece)

Model	MSE	MAE	RMSE	MAPE (%)
VGG16	14.336	2.260	3.786	25.723
EfficientNet-B0	48.469	3.966	6.962	400.441
ResNet50	28.399	3.185	5.329	116.485
MobileNet	33.812	3.485	5.815	109.311
DenseNet121	25.901	3.007	5.089	62.910
GoogLeNet	9.799	1.737	3.130	14.732

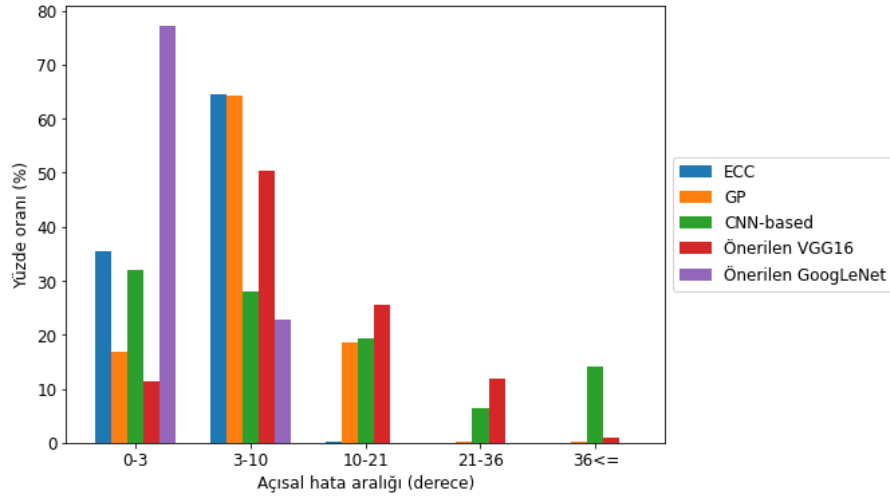
Önerilen ESA modellerinin ortalama test kayıp değerlerinin devirlere göre grafiği Şekil 4.19’da verilmiştir. Modellerin kayıp değerlerindeki dalgalanmaları devirler

boyunca devam etmektedir. Kayıp grafiğindeki dalgalanmalar, öğrenme davranışının sürdüğünü göstermektedir. Önerilen GoogLeNet modeli, ilk devirlerde aydınlatma tahmini modelini ezberlemek yerine devirler boyunca optimum değere ulaşmak için kayıp fonksiyonunu en aza indirmişdir.



Şekil 4.19. Önerilen ESA modellerinin ortalama kayıp grafiği (Büyükarık ve Ülker, 2022)

Modellerin değerlendirilme aşamasında AH metriğinden elde edilen sonuçların yeterli olabilmesi için AH metriği değerleri genellikle 3.0° sınırının altında olması gerekir (Koskinen ve ark., 2020). Modellerden elde edilen AH'nin dağılımı simetrik olmadığı için ortanca değere vurgu yapılmış ve Çizelge 4.31'e göre en iyi ortanca değerlerini elde eden beş modelin değerlerinin yüzdesinin histogram grafiği Şekil 4.20'de görülmektedir. Önerilen VGG16 modelinde 3° altında AH değeri alan görüntüler toplam görüntülerin %11.48'ini ve önerilen GoogLeNet modelinde 3.0° altında AH değeri alan görüntüler toplam görüntülerin %77.13'ünü oluşturmaktadır. AH'nin derecesi yükseldikçe modellerdeki görüntü sayısı da giderek azalmaktadır (Büyükarık ve Ülker, 2022).



Şekil 4.20. Aydınlatma tahmini modellerinin karşılaştırılmalı AH değerlerinin histogramı (Büyükarıkan ve Ülker, 2022)

Bu yaklaşımda Friedman testinden elde edilen ortalama sıra değerleri, en düşük değerlere göre değerlendirilmiştir (Cernadas ve ark., 2017). Çünkü AH metriği en düşük değere sahip olduğunda aydınlatma tahmini en iyidir. Aydınlatma tahmininde yüksek başarı gösteren beş modelin Friedman test sonuçları Çizelge 4.33'te listelenmiştir. Her bir ışık rengiyle önerilen ESA modelleri arasında $p < 0.05$ 'in açısından anlamlı fark bulunmaktadır. Tüm ışık renklerinde en düşük sıra değeri önerilen GoogLeNet modeline aittir.

Çizelge 4.33. Friedman istatistik testi (Büyükarıkan ve Ülker, 2022)

	Sıcak beyaz	Soğuk beyaz	Yeşil ışık
Önerilen VGG16	2.63	2.41	2.43
Önerilen GoogLeNet	1.57	2.02	1.66
ECC (Gao ve ark., 2014)	2.53	3.22	2.85
CNN-based (Bianco ve ark., 2015)	5	2.94	4.99
GP (Yang ve ark., 2015)	3.26	4.41	3.07
X^2	555.397	866.988	527.863
df	4	4	4
p	0.000	0.000	0.000

Hangi modelin diğerlerinden daha üstün başarıya sahip olduğunu belirlemek için Wilcoxon işaretli sıra testi yapılmıştır. Friedman testine göre en iyi sonucun elde edildiği önerilen GoogLeNet modeliyle diğer modellerin ışık renklerine göre karşılaştırılması Çizelge 4.34'te verilmiştir. Çizelge 4.34'te görüldüğü gibi önerilen GoogLeNet modeliyle karşılaştırılan diğer modellerin ortalama sırası önerilen GoogLeNet

modelinden yüksektir. Diğer bir ifadeyle diğer modellerin AH değerleri önerilen GoogLeNet modelinin AH değerlerinden yüksek olduğu söylenilebilir. Ayrıca $p < 0.05$ olduğu görülmektedir ve H_0 hipotezi reddedilir. Bu bağlamda, önerilen GoogLeNet modeliyle diğer modellerin değerleri birbirinden farklı olduğu ifade edilebilir (Büyükarıkan ve Ülker, 2022).

Çizelge 4.34. Wilcoxon işaretli sıra testi istatistikleri^a (Büyükarıkan ve Ülker, 2022)

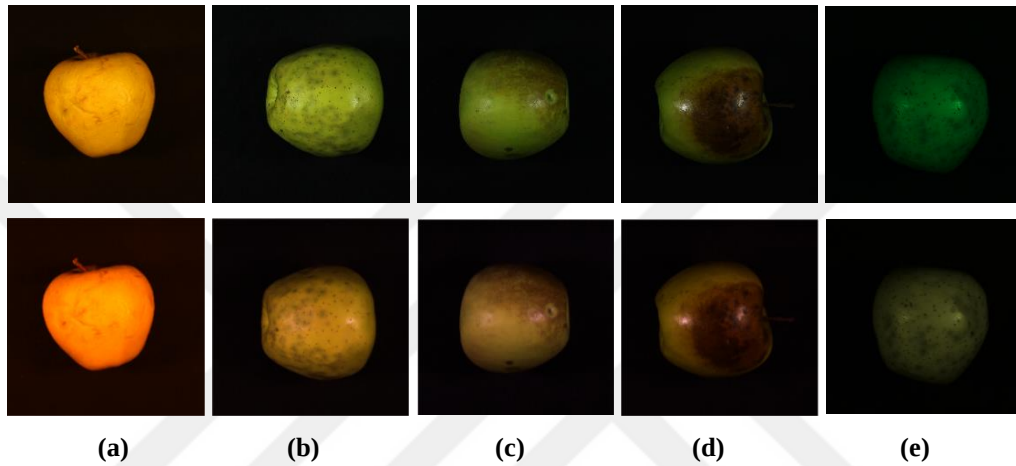
Işık renkleri	Model	Model çiftlerine göre karşılaştırma	N	Ortalama sıralama	Z ^b	p
Sıcak beyaz	GoogLeNet - VGG16	GoogLeNet < VGG16	162	119.5	-8.485	0.00
		GoogLeNet > VGG16	54	72.85		
		GoogLeNet = VGG16	0			
		Toplam	216			
	GoogLeNet - ECC	GoogLeNet < ECC	167	121.04	-9.239	0.00
		GoogLeNet > ECC	49	65.76		
		GoogLeNet = ECC	0			
		Toplam	216			
	GoogLeNet - CNN-based	GoogLeNet < CNN-based	216	108.5	-12.743	0.00
		GoogLeNet > CNN-based	0	0		
		GoogLeNet = CNN-based	0			
		Toplam	216			
	GoogLeNet - GP	GoogLeNet < GP	195	115.22	-11.689	0.00
		GoogLeNet > GP	21	46.14		
		GoogLeNet = GP	0			
		Toplam	0			
Soğuk beyaz	GoogLeNet - VGG16	GoogLeNet < VGG16	380	347.57	-5.651	0.00
		GoogLeNet > VGG16	268	291.79		
		GoogLeNet = VGG16	0			
		Toplam	648			
	GoogLeNet - ECC	GoogLeNet < ECC	498	366.89	-16.272	0.00
		GoogLeNet > ECC	150	183.76		
		GoogLeNet = ECC	0			
		Toplam	648			
	GoogLeNet - CNN-based	GoogLeNet < CNN-based	529	363.05	-18.232	0.00
		GoogLeNet > CNN-based	119	153.13		
		GoogLeNet = CNN-based	0			
		Toplam	648			
	GoogLeNet - GP	GoogLeNet < GP	571	355.3	-20.502	0.00
		GoogLeNet > GP	77	96.08		
		GoogLeNet = GP	0			
		Toplam	648			
Yeşil ışık	GoogLeNet - VGG16	GoogLeNet < VGG16	147	121.12	-6.619	0.00
		GoogLeNet > VGG16	69	81.61		
		GoogLeNet = VGG16	0			
		Toplam	216			
	GoogLeNet - ECC	GoogLeNet < ECC	174	120.65	-10.086	0.00
		GoogLeNet > ECC	42	58.17		
		GoogLeNet = ECC	0			
		Toplam	216			
	GoogLeNet - CNN-based	GoogLeNet < CNN-based	216	108.5	-12.743	0.00
		GoogLeNet > CNN-based	0	0		
		GoogLeNet = CNN-based	0			
		Toplam	216			
	GoogLeNet - GP	GoogLeNet < GP	184	118.5	-10.968	0.00
		GoogLeNet > GP	32	51		
		GoogLeNet = GP	0			
		Toplam	216			

a.Wilcoxon işaretli sıra testi

b.Pozitif sıralar bazındadır.

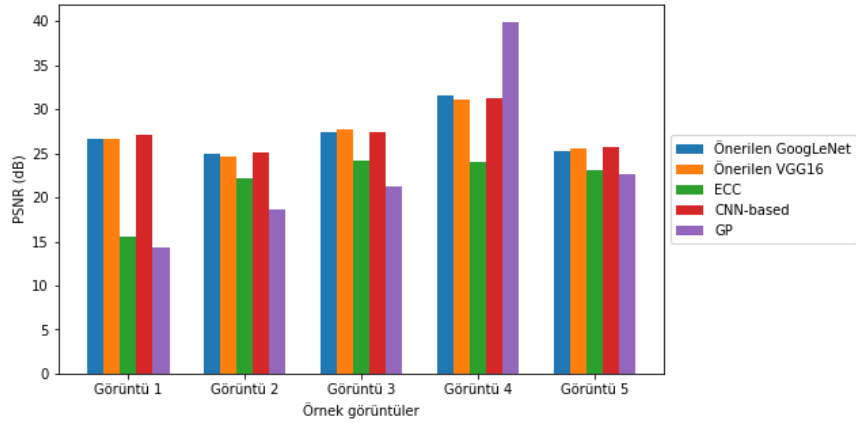
4.5.1.3. Görüntü kalitesi sonuçları

Önerilen GoogLeNet modeliyle geliştirilen bazı fizyolojik bozuklukların görüntüleri Şekil 4.21’de verilmiştir. Şekil 4.21’de ilk satır veri setindeki orijinal test görüntülerini ve sonraki satır önerilen GoogLeNet modeliyle üretilen görüntüleri göstermektedir. Burada, sıcak beyaz görüntülerde renk bozulmasının olduğu görülmektedir (Büyükarıkan ve Ülker, 2022).

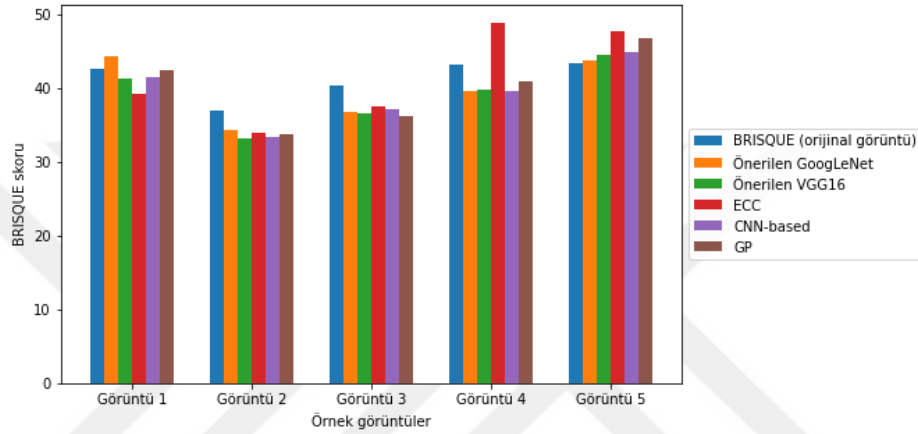


Şekil 4.21. Orijinal görüntüler ve önerilen GoogLeNet geliştirilmiş örnek görüntüler (Büyükarıkan ve Ülker, 2022): (a) resim 1: sıcak beyaz, (b) resim 2: soğuk beyaz %100 parlaklık değeri, (c) resim 3: soğuk beyaz %60 parlaklık değeri, (d) resim 4: soğuk beyaz %40 parlaklık değeri, (e) resim 5: yeşil ışık %100 parlaklık değeri

Şekil 4.21’deki en iyi beş modelle geliştirilmesi sonucunda üretilen görüntülerin PSNR ve BRISQUE ölçütlerinin sonuçları Şekil 4.22’de görülmektedir. Görüntülerdeki PSNR değerinin yüksek olması önerilen GoogLeNet modelinin görüntüleri büyük ölçüde iyileştirdiğini göstermektedir. Şekil 4.22 (a)’da görüldüğü gibi, ESA tabanlı modeller genellikle biraz daha yüksek PSNR değerlerini elde etmişlerdir. Ayrıca üretilen görüntüler orijinal görüntülere göre genellikle daha düşük BRISQUE puanına sahiptirler (Şekil 4.22 (b)). Bu durumlar üretilen görüntülerin kalitesinin geliştirildiğini göstermektedir (Büyükarıkan ve Ülker, 2022).



(a)



(b)

Şekil 4.22. Aydınlatma tahmini sonucunda üretilen görüntülerin kalite ölçütlerinin sonuçları (Büyükarıkan ve Ülker, 2022): (a) PSNR, (b) BRISQUE

4.5.2. Tartışma

Önerilen bu yaklaşımda, farklı ışık renklerine sahip elmada fizyolojik bozukluk görüntülerinin AÖ yaklaşımı kullanılarak ESA modelleriyle aydınlatması tahmin edilmiştir. ESA modellerinin katman yapısı, katman sayısı ve giriş görüntü boyut özelliklerinin farklılık göstermesi gibi nedenlerden dolayı görüntülerden farklı özellikler öğrenilebilmektedir. Bu bağlamda aydınlatma tahmini araştırmasının durumunu iyileştirmek adına ESA modellerine göre olası çözümleri ayrıntılı olarak incelemek oldukça faydalı olacaktır (Büyükarıkan ve Ülker, 2022).

ESA'nın ağ yapısındaki filtre boyutu, modelin başarısını etkilemektedir (İnik ve Ülker, 2017). Görüntülerden anlamsal özelliklerin elde edilmesi aşamasında kullanılan filtreler, aydınlatmanın doğru şekilde tahmin edilmesinde önemli rol oynamaktadır. GoogLeNet modeli evrişim katmanında farklı boyutlarda filtreleme işlemleri yapılmakta dolayısıyla görüntülerden farklı renk özelliklerini kolaylıkla öğrenilebilmektedir. Çizelge

4.31’den de görüldüğü gibi en iyi AH metriğinin elde edildiği model önerilen GoogLeNet olmuştur. Çizelge 4.34’de Wilcoxon işaretli sıra testi sonuçlarına göre önerilen GoogLeNet modelinin tüm ışık renklerinde iyi performans elde ettiği görülmüştür.

VGG16 modelinin parametre sayısı diğer modellere göre yüksek olmasına rağmen aydınlatma tahmininde daha iyi genelleme yaptığı bilinmektedir (Koščević ve ark., 2020; Yang ve ark., 2020). VGG16 modelinin katman dizilişi ve katman sayısı bu modelin aydınlatma tahmininde etkili olduğunu göstermektedir. Ayrıca diğer önerilen modellerin katman özellikleri ve öğrenme tekniklerinin farklılaşması aydınlatma tahmininden elde edilen AH değerlerini de değiştirmektedir. Şekil 4.19’da görüldüğü gibi önerilen GoogLeNet ve VGG16 modelinin kayıp değerleri devirler boyunca azalmaktadır. Ancak önerilen diğer modeller de istenilen etki sağlayamamıştır.

4.6. Görüntülerden ESA modelleriyle Parıltı Tahmini

Bu bölümde, ikinci aydınlatma senaryosuna dayanan beyaz ışığın renk sıcaklıkları ve aydınlatma kaynağı konum açıları dikkate alınarak oluşturulan bir veri setindeki görüntülerden, ESA modelleriyle parıltı tahminin değerlendirilmesiyle ilgili deneysel sonuçlar ve önerilen bu yaklaşımla ilgili çıkarımlara yer almaktadır.

4.6.1. Deneysel sonuçlar

Parıltı tahmininde en iyi sonuçları elde edebilmek için farklı hiper parametrelerle ESA modelleri AÖ yaklaşımıyla eğitilmiştir. Bu yaklaşımda diğer uygulamalarda iyi performans gösteren ESA modellerinden GoogLeNet ve Xception kullanılmıştır. Çizelge 4.35’deki sonuçlar, farklı renk sıcaklığı altında en iyi performans gösteren deneyleri açıklamaktadır. Deneyler farklı parametreler ile ESA modellerinde uygulanmış ve kusur durumuna göre parıltı tahminleri gösterilmiştir.

Tahmin hatalarının standart sapması olarak da bilinen RMSE ölçütü ESA tahmin modelinin performansını değerlendirilmek için kullanılmıştır (Songwa ve ark., 2021). Çizelge 4.35’te en düşük RMSE değeri en iyi sonucu ifade etmektedir. Buna göre en iyi sonuç, GoogLeNet modelinde elde edilmiştir. Bu modelin öğrenme oranı 0.001 ve yığın boyutu 8’dir. GoogLeNet modelinde kusurlu elmaların RMSE değeri ortalama 4.139 cd/m^2 ve kusursuz elmaların RMSE değeri ortalama 3.625 cd/m^2 olarak hesaplanmıştır. Genellikle kusursuz elmaların istatistik değerleri kusurlu elmalara göre daha düşüktür.

Çizelge 4.35. Parıltı tahmininin modellere göre RMSE sonuçları (cd/m²)

Öğrenme oranı	Yığın boyutu	Xception		GoogLeNet	
		Kusurlu	Kusursuz	Kusurlu	Kusursuz
0.001	2	34.363	39.766	6.862	7.113
	4	29.046	29.603	4.580	4.143
	8	31.546	28.425	4.139	3.625
	16	29.441	30.647	8.610	5.343
	32	36.868	30.304	5.471	5.592
	64	40.383	35.295	21.993	58.351
	128	42.447	37.207	98.145	81.800
0.0001	2	44.663	32.322	4.953	6.754
	4	39.849	34.358	4.286	4.428
	8	41.251	35.231	9.323	7.720
	16	42.509	39.191	8.398	5.296
	32	43.932	44.244	9.289	5.871
	64	45.535	48.130	96.937	52.573
	128	85.302	101.339	42.566	70.251

Görüntülerin renk sıcaklığına göre istatistiki olarak ortalama parıltı tahmin sonuçları Çizelge 4.36’da verilmiştir. Burada, GoogLeNet modelinin öğrenme oranı 0.001 ve yığın boyutu 8 olarak ayarlanmıştır. Genellikle kusursuz elmaların istatistiki değerleri kusurlu elmalara göre daha düşüktür. En düşük RMSE değeri soğuk beyaz ışık tipinde 5.023 cd/m² olarak bulunmuştur. Soğuk beyaz ışık tipi, diğer beyaz ışık tiplerine göre daha düşük RMSE, MSE, MAE ve MAPE değerlerini elde etmiştir.

Çizelge 4.36. Kusur durumuna göre beyaz ışığın parıltı tahmini (cd/m²)

Beyaz tipi	Kusur durumu	RMSE	MSE	MAE	MAPE (%)
Sıcak	Kusurlu	5.150	4.033	27.633	4.549
	Kusursuz	6.247	5.207	39.103	14.265
Ilık	Kusurlu	6.567	5.958	46.057	15.254
	Kusursuz	6.027	5.038	38.024	14.729
Soğuk	Kusurlu	5.311	3.973	29.668	11.550
	Kusursuz	5.023	3.783	26.361	11.843

Aydınlatma kaynağı konumunun parıltı tahmini üzerindeki etkisinin istatistiksel ölçütlere göre değerlendirilmesi Çizelge 4.37’de listelenmiştir. Kusurlu elmaların RMSE değeri 60 derecede ve kusursuz elmaların RMSE değeri 45 derecede diğer derecelere göre daha düşük sonuçlar üretmişlerdir. En düşük RMSE değeri 5.106 cd/m²’dir ve bu değer 60 derecelik konum açılarıdır. Ayrıca bu açı değeri en düşük MAPE’yi elde etmiştir.

Çizelge 4.37. Kusur durumlarına göre aydınlatma kaynağı konumunun parlıtlı tahmini (cd/m²)

Konum açısı (°)	Kusur durumu	RMSE	MSE	MAE	MAPE (%)
30	Kusurlu	7.481	6.329	60.243	15.159
	Kusursuz	7.546	6.290	65.186	6.876
45	Kusurlu	7.689	6.755	60.599	14.512
	Kusursuz	6.411	5.500	44.490	6.555
60	Kusurlu	5.106	3.623	26.703	3.909
	Kusursuz	7.130	5.871	53.278	6.067

4.6.2. Tartışma

Aydınlatmanın özelliklerinden biri olan renk sıcaklığı, görüntü renginin ve parlaklığın farklılaşmasını sağlayan önemli faktörlerdendir. Ayrıca parlıtlı değerini etkileyen diğer bir özellikte aydınlatma kaynağının konumudur. Önerilen bu yaklaşımda renk sıcaklığı ve aydınlatma kaynağı konum açısına göre elde edilen görüntülerin parlıtlı değerinin tahminini araştırmak için ESA mimarisiyle uygulama gerçekleştirilmiştir. Çalışmada ESA modelleri farklı eğitim parametrelerinde ve AÖ yaklaşımına göre çalıştırılmıştır. En iyi parametre değerlerinin elde edilen parametreler ile model kullanılarak renk sıcaklığına ve aydınlatma kaynağı konum açısına göre parlıtlı tahmini yapılmıştır.

Literatürde görüntü tabanlı parlıtlı tahmini çalışmaları sınırlı sayıdadır. Bu çalışmalarda R, G ve B piksel değerleri dikkate alınmıştır. Songwa ve ark. (2021) kendi oluşturdukları ESA modeliyle ofisteki masa görüntülerinden parlıtlı tahmini için Y parametresini kullanmışlardır. Tez kapsamında önerilen bu yaklaşımda bilinen ESA modelleri kullanılarak parlıtlı tahmini Y parametresine göre yapılmıştır. Önerilen yaklaşımda kusur durumuna göre parlıtlı tahmininde GoogLeNet modeliyle daha düşük RMSE değerleri elde edilmiştir.

5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Bu tez kapsamında farklı aydınlatma koşullarındaki görüntülerin ESA modelleriyle sınıflandırması ve aydınlatma ile parlıtlı tahmini performanslarının incelenmesiyle ilgili bazı yaklaşımlar önerilmiştir. Önerilen bu yaklaşımların performansları özgün olarak hazırlanan veri setleri kullanılarak test edilmiş ve elde edilen sonuçlar sunulmuştur.

5.1 Sonuçlar

Dünyada en fazla üretimi ve tüketimi yapılan elma meyvesinin fizyolojik bozukluklara göre tanınması yapay görme sistemiyle tahribatsız olarak yapılabilir. Ancak bu sistemde görüntüler farklı aydınlatma koşullarının oluşturduğu parlaklık ve renk değerlerinin değişiminden etkilenmektedir. Bu nedenle fizyolojik bozuklukları doğru ve hızlı sınıflandıran algoritmaların kullanılması bir gerekliliktir. Görüntü tanımada geniş uygulama alanına sahip olan ESA, en iyi sınıflandırma yöntemlerinden biri olarak kabul edilmektedir. Dolayısıyla bu tez çalışmasında farklı aydınlatma senaryolarının görüntü işleme problemlerindeki etkilerinin belirlenebilmesi için ESA tabanlı modellerle yaklaşımlar önerilmiştir. Çalışmada ışık renklerine dayanan iki farklı aydınlatma senaryosu kullanılmıştır. Birinci aydınlatma senaryosuna göre elma görüntüleri farklı aydınlatma koşulları (farklı ışık renkleri ve lambaların parlaklık değerleri), pozisyon açıları ve mesafelerde elde edilmiştir. Bu görüntüler fizyolojik bozukluk türleri ve ışık renklerine göre etiketlenmiştir. Bu kapsamda görüntülerin sınıflandırılması ve aydınlatma renginin tahminine yönelik ESA tabanlı bazı yaklaşımlar önerilmiştir. İkinci aydınlatma senaryosuna göre kusurlu ve kusursuz elma görüntüleri beyaz ışığı sağlamak için farklı renk sıcaklıkları (sıcak, ılık ve soğuk beyaz), aydınlatma konum açıları, pozisyon açıları ve mesafelerde elde edilmiştir. Bu kapsamda bu görüntüler kullanılarak ESA modelleri yardımıyla görüntü tabanlı parlıtlı tahmini yapılmıştır.

İlk çalışmada, fizyolojik bozuklukların (EFB-1) sınıflandırmasına yönelik, uçtan uca eğitilen ESA tabanlı bir yaklaşım önerilmiştir. En yüksek ortalama sınıflandırma doğruluğu 0.996 oranıyla Xception modelinde bulunmuştur. Xception modelinin kesinlik değeri 0.994, geri çağırma değeri 0.998 ve F1-skor değeri 0.996 olarak bulunmuştur. Xception modelinde geri çağırma değeri, diğer modellere göre daha yüksektir. Diğer bir

ifadeyle Xception modelinin sınıfları tanımadaki başarısının iyi olduğu söylenebilir. Ayrıca farklı aydınlatma koşulları görüntülerin renk değerlerini etkilediğinden dolayı bazı modellerin performanslarının düştüğü görülmüştür.

İkinci çalışmada, önceden eğitilmiş ESA modelleri kullanarak fizyolojik bozuklukları sınıflandıran hibrit yöntemler önerilmiştir. Bu çalışmada fizyolojik bozukluk türlerine göre etiketlenen EFB-1 ve EFB-32 veri setleri kullanılmıştır. Her iki veri setinde de en yüksek ortalama sınıflandırma doğruluğu 0.961 oranıyla VGG19(fc6)+DVM modelinde bulunmuştur. Burada 4096 boyutlu derin özellik kullanılmıştır. Ancak seçilen derin özelliklerinin sınıflandırılmasına yönelik yaklaşımlar diğer yaklaşımlara göre kısmen de olsa düşük performans göstermişlerdir. VGGNet modellerinde DVM sınıflandırıcısı ve ResNet modellerinde XGB sınıflandırıcısının performansı diğer sınıflandırıcı metotlara göre yüksektir. VGGNet modelinde fc6 katmanlarından elde edilen derin özelliklerde sınıflandırma doğruluğunun yüksek olduğu görülmüştür. ResNet modellerinde katman sayısı arttığında başarının düştüğü belirlenmiştir. Fizyolojik bozuklukların sınıflandırma uygulamalarında parlaklık ve gürültünün veri setlerine girmesi, ayrıntı kaybı ve renk bozulması gibi birçok görüntü kalitesini önemli ölçüde etkiler. Dolayısıyla bu durumlar sınıflandırma performanslarının düşmesine sebep olmaktadır.

Üçüncü olarak, ışık renklerine göre etiketlenen fizyolojik bozukluk tür görüntülerine görüntü zenginleştirme yöntemleri uygulanarak, yeni veri setleri oluşturulmuştur. Zenginleştirilmiş bu veri setleri renk dengeleme yöntemleriyle geliştirilmiş ve tüm bu veri setleri önceden eğitilmiş ESA modelleriyle eğitilerek fizyolojik bozukluklar sınıflandırılmıştır. En yüksek sınıflandırma doğruluğu soğuk beyaz ışık rengi ve gama düzeltmesi veri seti tipinde 0.934 oranıyla Xception modelinde elde edilmiştir. Renk dengelemeyle elde edilen veri setlerinin performansları zenginleştirilmiş veri setlerine göre yüksektir. Ayrıca renk dengelemeyle oluşturulan veri setlerinin PSNR ölçütlerinde iyileşme olduğu belirlenmiştir. Işık renklerinin aynı veri setlerine göre gruplandırılmasıyla eğitilen fizyolojik bozukluk görüntülerinin sınıflandırma performanslarının düştüğü belirlenmiştir.

Diğer bir çalışmada, ışık renklerine göre ayrılan görüntülerin ESA modelleriyle aydınlatmasının tahmin edilmesine yönelik bir yaklaşım önerilmiştir. Bu yaklaşımda bilinen ESA tabanlı modellerin tam bağlantılı katman yapısı yeniden düzeltilerek önerilen modeller oluşturulmuştur. Buna göre aydınlatma tahmininde en iyi sonuçlar önerilen GoogLeNet modelinde elde edilmiştir. Önerilen GoogLeNet modelinin AH'nin ortalama

değeri 2.220, ortanca değeri 2.126, budanmış ortalama değeri 2.006 ve maksimum değeri 6.596 derecedir. Bu modelle 3.0° altında AH değeri alan görüntüler toplam görüntülerin %77.13'ünü oluşturmaktadır. Ayrıca aydınlatma tahmininden sonra üretilen görüntülerin PSNR ve BRISQUE ölçütlerinin değerlerinde de iyileşme olduğu görülmüştür. Dolayısıyla ESA'ların geniş öğrenme kapasiteleri ve genelleme yetenekleri sayesinde, daha genel ve kesin aydınlatma tahmini yöntemleri geliştirilebilir.

Son olarak, renk sıcaklıkları ve aydınlatma kaynağı konum açılarını içeren bir veri seti kullanılarak görüntü tabanlı parlıtlı tahmini önerilmiştir. Bu yaklaşımda, diğer yaklaşımlarda iyi performans gösteren modeller kullanılmış ve farklı eğitim parametrelerine göre kusurlu ile kusursuz elmaların parlıtlı tahmini yapılmıştır. Burada öğrenme oranı 0.001 ve yığın boyutu 8 olan GoogLeNet modelinde en iyi RMSE değeri elde edilmiştir. Renk sıcaklıklarına göre en düşük RMSE değeri kusurlu elmada sıcak beyaz ışıpta ve kusursuz elmada soğuk beyaz ışıpta elde edilmiştir. En iyi parlıtlı tahmininin RMSE değeri soğuk beyaz ışık tipinde 5.023 cd/m^2 'dir. Aydınlatma kaynağı konum açısına göre en düşük RMSE değeri kusurlu elmada 60 derecede ve kusursuz elmada 45 derecede bulunmuştur. En iyi parlıtlı tahmininin RMSE değeri 60 derecede 5.106 cd/m^2 olarak hesaplanmıştır.

Özetle tez kapsamında farklı aydınlatma senaryoları kullanılarak kontrollü aydınlatma koşulları altında elde edilen elmada fizyolojik bozukluk görüntüleri kullanılarak ortaya çıkan veri setlerindeki görüntüler, ışık renklerine ve aydınlatma şekline göre değiştiğinden elmalardan elde edilen kusur yamaları da oldukça birbirinden farklıdır. Genel olarak her ışık renginde kusurdan aynı özellikler elde edilmemektedir. Ayrıca görüntülere gürültü ve parlaklık değerlerinin eklenmesiyle sınıflandırma uygulamasının performansının düştüğü belirlenmiştir. Çalışmalardan elde edilen sonuçlara göre 45 derecelik nesneyi aydınlatma açısı ve soğuk beyaz (6500 K) ışık kaynağıyla elde edilen görüntüler daha iyi tahmin performansına sahiptir.

5.2 Öneriler

Elma kusurlarının ESA modelleri veya hibrit yöntemlerle sınıflandırılmasının otomatikleştirilmesi yalnızca sınıflandırma tutarsızlığının üstesinden gelmek için önemli bir adım olmakla kalmaz aynı zamanda bu meyvenin stres sorununa göre önlemler alınması için harcanan işgücü, maliyeti ve zamanın da azaltılmasına yardımcı olur. Ancak tarım ürünlerinin boyut, şekil, doku ve renk gibi özelliklerine göre evrensel bir aydınlatma

sisteminin oluşturulması zorlu bir süreçtir. Dolayısıyla gelecekteki çalışmalara farklı ışık renkleri ve aydınlatma kaynakları gibi aydınlatmanın bileşenleriyle farklı fizyolojik bozukluk türlerinin eklenmesi önerilmektedir. Böylece değişen aydınlatma koşullarında daha fazla görüntünün ESA'yla eğitilmesi ve farklı depo hastalığının kolaylıkla belirlenmesi sağlanabilir. Ayrıca aydınlatma ve parıltı tahmini için daha fazla görüntü sayısına sahip veri setlerinin kullanılmasıyla ESA tabanlı algoritmaların tahmin performansı da iyileşebilir. Buna ek olarak cihaza bağlı kalmamak için farklı kameralar kullanılarak veri seti de geliştirilebilir.



KAYNAKLAR

- Abade, A., Ferreira, P. A. ve de Barros Vidal, F., 2021, Plant diseases recognition on images using convolutional neural networks: A systematic review, *Computers and electronics in agriculture*, 185, 106125.
- Abd-Alameer, S. A., Daway, H. G. ve Rashid, H. G., 2020, Quality of medical microscope Image at different lighting condition, *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, Karbala, Iraq, 012072.
- Abdel-Salam, R., Mostafa, R. ve Abdel-Gawad, A. H., 2022, RIECNN: real-time image enhanced CNN for traffic sign recognition, *Neural Computing and Applications*, 34 (8), 6085-6096.
- Abdulridha, J., Ampatzidis, Y., Qureshi, J. ve Roberts, P., 2020, Laboratory and UAV-based identification and classification of tomato yellow leaf curl, bacterial spot, and target spot diseases in tomato utilizing hyperspectral imaging and machine learning, *Remote Sensing*, 12 (17), 2732.
- Adler, A., Elad, M. ve Zibulevsky, M., 2016, Compressed learning: A deep neural network approach, *arXiv preprint arXiv:1610.09615*.
- Akazawa, T., Kinoshita, Y. ve Kiya, H., 2021, Multi-color balancing for correctly adjusting the intensity of target colors, *2021 IEEE 3rd Global Conference on Life Sciences and Technologies, LifeTech*, Nara, Japan, 8-12.
- Akmaz, D., 2022, Stockwell Dönüşümü, ONE-R Özellik Seçme Yöntemi ve Rastgele Orman Algoritması ile Güç Kalitesi Bozulumu Sinyallerinin Sınıflandırılması, *Fırat Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 34 (1), 267-276.
- Aktaş, M. ve Ateş, M., 2005, Bitkilerde beslenme bozuklukları: nedenleri ve tanınmaları, *Engin yayınevi*, Ankara, 18.
- Al Mufti, M., Al Hadhrami, E., Taha, B. ve Werghi, N., 2018, Automatic target recognition in SAR images: Comparison between pre-trained CNNs in a transfer learning based approach, *2018 International Conference on Artificial Intelligence and Big Data, ICAIBD*, Chengdu, China, 160-164.
- Aleixos, N., Blasco, J., Navarron, F. ve Moltó, E., 2002, Multispectral inspection of citrus in real-time using machine vision and digital signal processors, *Computers and electronics in agriculture*, 33 (2), 121-137.
- Alharbi, A. G. ve Arif, M., 2020, Detection And Classification Of Apple Diseases using Convolutional Neural Networks, *2020 2nd International Conference on Computer and Information Sciences, ICCIS*, Sakaka, Saudi Arabia, 1-6.
- Ali, H., Lali, M., Nawaz, M. Z., Sharif, M. ve Saleem, B., 2017, Symptom based automated detection of citrus diseases using color histogram and textural descriptors, *Computers and electronics in agriculture*, 138, 92-104.
- Altındağ, E., 2022, "X-ray Görüntülerinde Derin Öğrenme Yöntemleri ile Tehdit Tespiti", Yüksek lisans, *Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Ankara, 34-36.
- Altuntaş, Y., Cömert, Z. ve Kocamaz, A. F., 2019, Identification of haploid and diploid maize seeds using convolutional neural networks and a transfer learning approach, *Computers and electronics in agriculture*, 163, 104874.
- Anagnostis, A., Asiminari, G., Papageorgiou, E. ve Bochtis, D., 2020, A convolutional neural networks based method for anthracnose infected walnut tree leaves identification, *Applied Sciences*, 10 (2), 469.
- Anbarasi, A., Ravi, S., Vaishnavi, J. ve Matla, S., 2021, Computer aided decision support system for mitral valve diagnosis and classification using depthwise separable convolution neural network, *Multimedia Tools and Applications*, 80 (14), 21409-21424.

- Ancuti, C. O., Ancuti, C., De Vleeschouwer, C. ve Sbert, M., 2019, Color channel compensation (3C): A fundamental pre-processing step for image enhancement, *IEEE Transactions on Image Processing*, 29, 2653-2665.
- Anonim2, 2022, DenseNet, https://oi.readthedocs.io/en/latest/computer_vision/cnn/densenet.html [23.10.2022].
- Anonim, 2022, How does a camera work? A beginner's simple guide on how to use a camera, <https://www.creativelive.com/photography-guides/how-does-a-camera-work> [23.7.2022].
- Anyasi, T. A., Jideani, A. I. ve Mchau, G. A., 2015, Morphological, physicochemical, and antioxidant profile of noncommercial banana cultivars, *Food science & nutrition*, 3 (3), 221-232.
- Ari, B., Ari, A., Şengür, A. ve Tuncer, S. A., 2019, Classification of apricot leaves with extreme learning machines using deep features, *2019 1st International Informatics and Software Engineering Conference, UBMYK*, Ankara, Turkey, 1-5.
- Arici, T., Dikbas, S. ve Altunbasak, Y., 2009, A histogram modification framework and its application for image contrast enhancement, *IEEE Transactions on Image Processing*, 18 (9), 1921-1935.
- Auersignal, 2022, All about luminous intensity, luminous flux & illuminance, <https://www.auersignal.com/en/technical-information/visual-signalling-equipment/luminous-intensity/#What%20is%20the%20solid%20angle?> [23.7.2022].
- Aydınoglu, A. Ç., Bovkır, R. ve Çölkesen, İ., 2023, Toplu taşınmaz değerlendirme makine öğrenme algoritmalarının kullanımı ve konumsal/konumsal olmayan öz niteliklerin tahmin doğruluğuna etkilerinin karşılaştırılması, *Jeodezi ve Jeoinformasyon Dergisi*, 10 (1), 63-83.
- Aytekin, C., Nikkanen, J. ve Gabbouj, M., 2017, INTEL-TUT dataset for camera invariant color constancy research, *arXiv preprint arXiv:1703.09778*.
- Azizi, A., Abbaspour-Gilandeh, Y., Nooshyar, M. ve Afkari-Sayah, A., 2016, Identifying potato varieties using machine vision and artificial neural networks, *International Journal of Food Properties*, 19 (3), 618-635.
- Baek, S.-H., Park, K.-H., Jeon, J.-S. ve Kwak, T.-Y., 2022, Using the CIELAB Color System for Soil Color Identification Based on Digital Image Processing, *Journal of the Korean Geotechnical Society*, 38 (5), 61-71.
- Bakhshipour, A., Jafari, A., Nassiri, S. M. ve Zare, D., 2017, Weed segmentation using texture features extracted from wavelet sub-images, *Biosystems Engineering*, 157, 1-12.
- Barré, P., Herzog, K., Höfle, R., Hullin, M. B., Töpfer, R. ve Steinhage, V., 2019, Automated phenotyping of epicuticular waxes of grapevine berries using light separation and convolutional neural networks, *Computers and electronics in agriculture*, 156, 263-274.
- Başer, B. Ö., Yangın, M. ve Sarıdaş, E. S., 2021, Makine öğrenmesi teknikleriyle diyabet hastalığının sınıflandırılması, *Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 25 (1), 112-120.
- Batchelor, B. G., 2012, Machine vision handbook, *Springer-Verlag London Limited*, London, 712-720.
- Bengio, Y., 2012, Practical recommendations for gradient-based training of deep architectures, In: *Neural networks: Tricks of the trade*, Eds: Montavon, G., Orr, G. B. ve Müller, K. R., *Springer*, Berlin, Heidelberg, 437-478.

- Bengio, Y., Courville, A. ve Vincent, P., 2013, Representation learning: A review and new perspectives, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 35 (8), 1798-1828.
- Bennedsen, B., Peterson, D. ve Tabb, A., 2005, Identifying defects in images of rotating apples, *Computers and electronics in agriculture*, 48 (2), 92-102.
- Bhupendra, Moses, K., Miglani, A. ve Kankar, P. K., 2022, Deep CNN-based damage classification of milled rice grains using a high-magnification image dataset, *Computers and electronics in agriculture*, 195, 106811.
- Bianco, S., Cusano, C. ve Schettini, R., 2015, Color constancy using CNNs, *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition workshops*, Boston, MA, USA, 81-89.
- Bianco, S., Cusano, C., Napoletano, P. ve Schettini, R., 2017a, Improving CNN-based texture classification by color balancing, *Journal of Imaging*, 3 (3), 33.
- Bianco, S., Cusano, C. ve Schettini, R., 2017b, Single and multiple illuminant estimation using convolutional neural networks, *IEEE Transactions on Image Processing*, 26 (9), 4347-4362.
- Blasco, J., Munera, S., Aleixos, N., Cubero, S. ve Molto, E., 2017, Machine vision-based measurement systems for fruit and vegetable quality control in postharvest, In: Measurement, modeling and automation in advanced food processing, Eds: Hitzmann, B., *Springer*, Cham, 71-91.
- Bolliger, J., Hennet, T., Wermelinger, B., Blum, S., Haller, J. ve Obrist, M. K., 2020, Low impact of two LED colors on nocturnal insect abundance and bat activity in a peri-urban environment, *Journal of Insect Conservation*, 24 (4), 625-635.
- Borji, A., Izadi, S. ve Itti, L., 2015, What can we learn about CNNs from a large scale controlled object dataset?, *arXiv preprint arXiv:1512.01320*.
- Boroumand, M. ve Fridrich, J., 2018, Deep learning for detecting processing history of images, *Electronic Imaging*, 213 (7), 1-9.
- Boyacı, S., 2019, Bazı elma (*Malus domestica* L.) çeşitlerinin fenolojik ve pomolojik özelliklerinin belirlenmesi, *Türkiye Tarımsal Araştırmalar Dergisi*, 6 (1), 73-79.
- Braun, D. ve Heeger, A. J., 1991, Visible light emission from semiconducting polymer diodes, *Applied Physics Letters*, 58 (18), 1982-1984.
- Breiman, L., 2001, Random forests, *Machine learning*, 45 (1), 5-32.
- Brosnan, T. ve Sun, D.-W., 2002, Inspection and grading of agricultural and food products by computer vision systems—a review, *Computers and electronics in agriculture*, 36 (2-3), 193-213.
- Brosnan, T. ve Sun, D.-W., 2004, Improving quality inspection of food products by computer vision—a review, *Journal of food engineering*, 61 (1), 3-16.
- Buchsbaum, G., 1980, A spatial processor model for object colour perception, *Journal of the Franklin institute*, 310 (1), 1-26.
- Bulut, F., 2022, Değiştirilmiş ayrık haar dalgacık dönüşümü ile yeni bir histogram eşitleme yöntemi, *Mühendislik Bilimleri ve Tasarım Dergisi*, 10 (1), 188-200.
- Busin, L., Vandenbroucke, N. ve Macaire, L., 2008, Color spaces and image segmentation, *Elsevier*, London, 65-70.
- Buyukarikan, B. ve Ulker, E., 2022, Classification of physiological disorders in apples fruit using a hybrid model based on convolutional neural network and machine learning methods, *Neural Computing and Applications*, 34 (2), 16973-16988.
- Buyukarikan, U., 2019, Agricultural practices of apple and apple nursery production according to Turkish IAS 41 accounting standard in an agricultural enterprise, *CUSTOS E AGRONEGOCIO ON LINE*, 15 (2), 465-488.

- Büyükarıkın, B., 2014, "Görüntü işleme teknikleri kullanarak ışık havuzundaki cisimlerin optimum aydınlatma koşullarının belirlenmesi ve uygulanması", Yüksek lisans, *Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Isparta, 13-14.
- Büyükarıkın, B. ve Üncü, İ. S., 2019, Bilgisayarlı görü sistemleri için sistem tasarımı ve kontrolü, *Selçuk Üniversitesi Mühendislik, Bilim Ve Teknoloji Dergisi*, 7 (1), 228-240.
- Büyükarıkın, B. ve Ülker, E., 2020, Aydınlatma özneteliği kullanılarak evrimsel sinir ağı modelleri ile meyve sınıflandırma, *Uludağ University Journal of The Faculty of Engineering*, 25 (1), 81-100.
- Büyükarıkın, B. ve Ülker, E., 2022, Using convolutional neural network models illumination estimation according to light colors, *Optik*, 271, 170058.
- Cardei, V. C., Funt, B. ve Barnard, K., 2002, Estimating the scene illumination chromaticity by using a neural network, *JOSA A*, 19 (12), 2374-2386.
- Catalbas, M. C. ve Kobav, M. B., 2022, Measurement of correlated color temperature from RGB images by deep regression model, *Measurement*, 195, 111053.
- Cernadas, E., Fernandez-Delgado, M., González-Rufino, E. ve Carrión, P., 2017, Influence of normalization and color space to color texture classification, *Pattern Recognition*, 61, 120-138.
- Cervantes-Jilaja, C., Bernedo-Flores, L., Morales-Muñoz, E., Patiño-Escarcina, R. E., Barrios-Aranibar, D., Ripas-Mamani, R. ve Valera, H. H. Á., 2019, Optimal Selection and Identification of Defects in Chestnuts Processing, through Computer Vision, Taking Advantage of its Inherent Characteristics, *2019 24th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation, ETFA*, Zaragoza, Spain, 513-520.
- Cetinic, E., Lipic, T. ve Grgic, S., 2018, Fine-tuning convolutional neural networks for fine art classification, *Expert Systems with Applications*, 114, 107-118.
- Chakraborty, A., Goud, S., Shetty, V. ve Bhattacharyya, B., 2020, Neonatal Jaundice Detection System Using CNN Algorithm and Image Processing, *International Journal of Electrical Engineering and Technology*, 11 (3), 248-264.
- Chao, X., Sun, G., Zhao, H., Li, M. ve He, D., 2020, Identification of apple tree leaf diseases based on deep learning models, *Symmetry*, 12 (7), 1065.
- Chen, H.-C., Widodo, A. M., Wisnujati, A., Rahaman, M., Lin, J. C.-W., Chen, L. ve Weng, C.-E., 2022, AlexNet convolutional neural network for disease detection and classification of tomato leaf, *Electronics*, 11 (6), 951.
- Chen, J., Zhang, D. ve Nanekaran, Y. A., 2020, Identifying plant diseases using deep transfer learning and enhanced lightweight network, *Multimedia Tools and Applications*, 79 (41), 31497-31515.
- Chen, T. ve Guestrin, C., 2016, Xgboost: A scalable tree boosting system, *Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining*, San Francisco, CA, USA, 785-794.
- Chen, Y.-R., Chao, K. ve Kim, M. S., 2002, Machine vision technology for agricultural applications, *Computers and electronics in agriculture*, 36 (2-3), 173-191.
- Chen, Y., Yi, H., Liao, C., Huang, P. ve Chen, Q., 2021, Visual measurement of milling surface roughness based on Xception model with convolutional neural network, *Measurement*, 186, 110217.
- Cheng, D., Prasad, D. K. ve Brown, M. S., 2014, Illuminant estimation for color constancy: why spatial-domain methods work and the role of the color distribution, *JOSA A*, 31 (5), 1049-1058.

- Cheng, D., Price, B., Cohen, S. ve Brown, M. S., 2015, Effective learning-based illuminant estimation using simple features, *2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR*, Boston, MA, USA, 1000-1008.
- Cheng, Y., Pedersen, M. ve Chen, G., 2017, Evaluation of image quality metrics for sharpness enhancement, *Proceedings of the 10th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis*, Ljubljana, Slovenia, 115-120.
- Choi, H.-H. ve Yun, B.-J., 2019, Illumination Estimation for Color Constancy Using Convolutional Neural Network (CNN), *International Journal of Signal Processing*, 4, 6-8.
- Choi, H.-H., Kang, H.-S. ve Yun, B.-J., 2020, CNN-based illumination estimation with semantic information, *Applied Sciences*, 10 (14), 4806.
- Choi, H.-H. ve Yun, B.-J., 2021, Very Deep Learning-Based Illumination Estimation Approach With Cascading Residual Network Architecture (CRNA), *IEEE Access*, 9, 133552-133560.
- Choi, K. ve Suk, H.-J., 2020, The gradual transition from blue-enriched to neutral white light for creating a supportive learning environment, *Building and Environment*, 180, 107046.
- Chollet, F., 2017a, Deep learning with Python, *Manning Publications*, Shelter Island, 1.
- Chollet, F., 2017b, Xception: Deep learning with depthwise separable convolutions, *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR*, Honolulu, HI, USA, 1251-1258.
- Chow, L. S. ve Rajagopal, H., 2017, Modified-BRISQUE as no reference image quality assessment for structural MR images, *Magnetic resonance imaging*, 43, 74-87.
- Chu, P., Li, Z., Lammers, K., Lu, R. ve Liu, X., 2021, Deep learning-based apple detection using a suppression mask R-CNN, *Pattern Recognition Letters*, 147, 206-211.
- Ciresan, D. C., Meier, U., Masci, J., Gambardella, L. M. ve Schmidhuber, J., 2011, Flexible, high performance convolutional neural networks for image classification, *Twenty-second international joint conference on artificial intelligence*, Barcelona, Spain, 1237-1242.
- Clark, C. J. ve Burmeister, D. M., 1999, Magnetic Resonance Imaging of Browning Development in Braeburn Apple during Controlled-atmosphere Storage under High CO₂, *HortScience*, 34 (5), 915-919.
- Cortes, C. ve Vapnik, V., 1995, Support-vector networks, *Machine learning*, 20 (3), 273-297.
- Costa, C., Antonucci, F., Pallottino, F., Aguzzi, J., Sun, D.-W. ve Menesatti, P., 2011, Shape analysis of agricultural products: a review of recent research advances and potential application to computer vision, *Food and bioprocess technology*, 4 (5), 673-692.
- Cowan, C. K., Modayur, B. ve DeCurtins, J. L., 1992, Automatic light-source placement for detecting object features, *Intelligent Robots and Computer Vision XI: Biological, Neural Net, and 3D Methods*, 1826, 397-408.
- Cubero, S., Aleixos, N., Moltó, E., Gómez-Sanchis, J. ve Blasco, J., 2011, Advances in machine vision applications for automatic inspection and quality evaluation of fruits and vegetables, *Food and bioprocess technology*, 4 (4), 487-504.
- Cunha, J. B., 2003, Application of image processing techniques in the characterization of plant leaves, *2003 IEEE International Symposium on Industrial Electronics (Cat. No. 03TH8692)*, 612-616.
- Cusano, C., Napoletano, P. ve Schettini, R., 2016a, Combining multiple features for color texture classification, *Journal of Electronic Imaging*, 25 (6), 061410.

- Cusano, C., Napoletano, P. ve Schettini, R., 2016b, Evaluating color texture descriptors under large variations of controlled lighting conditions, *JOSA A*, 33 (1), 17-30.
- Cusano, C., Napoletano, P. ve Schettini, R., 2021, T1K+: A Database for Benchmarking Color Texture Classification and Retrieval Methods, *Sensors*, 21 (3), 1010.
- Çalhan, Ö., 2014, Elmalarda Görülen Bazı Fizyolojik Bozukluklar, <https://arastirma.tarimorman.gov.tr/marem/Belgeler/Yeti%C5%9Ftiricilik%20Bilgileri/Fizyolojik%20Bozukluklar.pdf> [20.06.2021].
- Çalık, N., 2019, "Geniş ölçekli veriler üzerinde sınıflandırma ve bölütleme amaçlı evrimsel sinir ağı ve istatistiksel modellerin geliştirilmesi", Doktora, *Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, İstanbul, 19.
- da Silva, L. A., Bressan, P. O., Gonçalves, D. N., Freitas, D. M., Machado, B. B. ve Gonçalves, W. N., 2019, Estimating soybean leaf defoliation using convolutional neural networks and synthetic images, *Computers and electronics in agriculture*, 156, 360-368.
- Dagim, F. Y., 2021, "Image based sorghum leaf disease classification using deep learning approach", Yüksek lisans, *The Department of Information Systems of Debre Berhan University*, Ethiopia.
- Dandıl, E. ve Polattimur, R., 2020, Dog behavior recognition and tracking based on faster R-CNN, *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, 35 (2), 819-834.
- Dangol, R., Islam, M., LiSc, M. H., Bhusal, P., Puolakka, M. ve Halonen, L., 2013, Subjective preferences and colour quality metrics of LED light sources, *Lighting Research & Technology*, 45 (6), 666-688.
- Dangol, R., 2015, "Subjective preference of light colour and LED lighting", Doktora, *Aalto University*, Finlandiya, 21-26.
- Davies, E. R., 2009, The application of machine vision to food and agriculture: a review, *The Imaging Science Journal*, 57 (4), 197-217.
- Davis, J. ve Goadrich, M., 2006, The relationship between Precision-Recall and ROC curves, *Proceedings of the 23rd international conference on Machine learning*, 233-240.
- de Lima, R. P., Duarte, D., Nicholson, C., Slatt, R. ve Marfurt, K. J., 2020, Petrographic microfacies classification with deep convolutional neural networks, *Computers & geosciences*, 142, 104481.
- Dehesa-González, M., Rosales-Silva, A. J., Gallegos-Funes, F. J., Kinani, J. M. ve Ramos-Díaz, E., 2020, Lighting source classification applied in color images to contrast enhancement, *Color Research & Application*, 45 (5), 825-836.
- Demir, H., Erdoğan, P. ve Kekeçoğlu, M., 2018, Destek Vektör Makineleri, YSA, K-Means ve KNN Kullanarak Arı Türlerinin Sınıflandırılması, *Düzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 6 (1), 47-67.
- Demirez Örs, D. Z., 2018, "Farklı dalga boylu görüntülerle buğday sınıflandırılması", Yüksek lisans, *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Eskişehir, 46-52.
- Deniz, E., Şengür, A., Kadiroğlu, Z., Guo, Y., Bajaj, V. ve Budak, Ü., 2018, Transfer learning based histopathologic image classification for breast cancer detection, *Health information science and systems*, 6 (1), 1-7.
- Devlin, K., Chalmers, A. ve Reinhard, E., 2006, Visual calibration and correction for ambient illumination, *ACM Transactions on Applied Perception (TAP)*, 3 (4), 429-452.
- Dikilitas, M., Simsek, E., Karakas, S. ve Latef, A. A. H. A., 2021, Abiotic Stresses and Their Interactions with Each Other on Plant Growth, Development and Defense

- Mechanisms, In: Organic Solutes, Oxidative Stress, and Antioxidant Enzymes Under Abiotic Stressors, Eds: Latef, A. A. H. A., *CRC Press*, Boca Raton, 1-34.
- Doğan, F. ve Türkoğlu, İ., 2018, Derin öğrenme algoritmalarının yaprak sınıflandırma başarımlarının karşılaştırılması, *Sakarya University Journal of Computer and Information Sciences*, 1 (1), 10-21.
- Domislović, I., Vršnak, D., Subašić, M. ve Lončarić, S., 2022, One-net: Convolutional color constancy simplified, *Pattern Recognition Letters*, 159, 31-37.
- Du, X., 2022, Machine Learning Approaches to Predict PM2.5 Using Satellite Images, Yüksek lisans, *Johns Hopkins University*, Baltimore, Maryland, 14-15.
- Elgar, H. J., Burmeister, D. M. ve Watkins, C. B., 1998, Storage and Handling Effects on a CO₂-related Internal Browning Disorder of Braeburn Apples, *HortScience*, 33 (4), 719-722.
- Eryigit, R. ve Tugrul, B., 2021, Comparison of VGG and MobileNet Models for Grass Seed Dataset, *2021 5th International Conference on Informatics and Computational Sciences, ICICoS*, Semarang, Indonesia, 255-259.
- Espejo-Garcia, B., Mylonas, N., Athanasakos, L., Fountas, S. ve Vasilakoglou, I., 2020, Towards weeds identification assistance through transfer learning, *Computers and electronics in agriculture*, 171, 105306.
- Fan, S., Li, C., Huang, W. ve Chen, L., 2017, Detection of blueberry internal bruising over time using NIR hyperspectral reflectance imaging with optimum wavelengths, *Postharvest Biology and Technology*, 134, 55-66.
- Felicetti, D. A. ve Schrader, L. E., 2010, Postharvest changes in pigment concentrations in 'Fuji' apples with 'Fuji' stain, *Scientia Horticulturae*, 125 (3), 283-288.
- Fırıldak, K. ve Talu, M. F., 2019, Evrimsel sinir ağlarında kullanılan transfer öğrenme yaklaşımlarının incelenmesi, *Computer Science*, 4 (2), 88-95.
- Finlayson, G. D., 2018, Colour and illumination in computer vision, *Interface focus*, 8 (4), 20180008.
- Forsyth, D. ve Ponce, J., 2011, Computer vision: A modern approach, *Pearson Education*, United States of America, 32-36.
- Fourie, J., 2006, Harvesting, handling and storage of table grapes (with focus on pre-and post-harvest pathological aspects), *International Symposium on Grape Production and Processing* 785, 421-424.
- Gaffney, J. J., 1973, Reflectance properties of citrus fruits, *Transactions of the ASAE*, 16 (2), 310-314.
- Gao, S.-B., Yang, K.-F., Li, C.-Y. ve Li, Y.-J., 2015, Color constancy using double-opponency, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 37 (10), 1973-1985.
- Gao, S., Han, W., Yang, K., Li, C. ve Li, Y., 2014, Efficient color constancy with local surface reflectance statistics, *European Conference on Computer Vision*, 158-173.
- Gasparini, F. ve Schettini, R., 2004, Color balancing of digital photos using simple image statistics, *Pattern Recognition*, 37 (6), 1201-1217.
- Gharbi, M., Chen, J., Barron, J. T., Hasinoff, S. W. ve Durand, F., 2017, Deep bilateral learning for real-time image enhancement, *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 36 (4), 1-12.
- Ghazi, M. M., Yanikoglu, B. ve Aptoula, E., 2017, Plant identification using deep neural networks via optimization of transfer learning parameters, *Neurocomputing*, 235, 228-235.
- Ghiasi, G., Lin, T.-Y. ve Le, Q. V., 2019, Nas-fpn: Learning scalable feature pyramid architecture for object detection, *2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR*, Long Beach, CA, USA, 7036-7045.

- Gijzen, A., Gevers, T. ve Van De Weijer, J., 2011, Improving color constancy by photometric edge weighting, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 34 (5), 918-929.
- Girolami, A., Napolitano, F., Faraone, D. ve Braghieri, A., 2013, Measurement of meat color using a computer vision system, *Meat science*, 93 (1), 111-118.
- Golchubian, A., Marques, O. ve Nojournian, M., 2021, Photo quality classification using deep learning, *Multimedia Tools and Applications*, 80 (14), 22193-22208.
- Gómez-Sanchís, J., Moltó, E., Camps-Valls, G., Gómez-Chova, L., Aleixos, N. ve Blasco, J., 2008, Automatic correction of the effects of the light source on spherical objects. An application to the analysis of hyperspectral images of citrus fruits, *Journal of food engineering*, 85 (2), 191-200.
- Goodfellow, I., Bengio, Y. ve Courville, A., 2016, Deep learning, *MIT press*, London, England.
- Goodfellow, I., Lee, H., Le, Q., Saxe, A. ve Ng, A., 2009, Measuring invariances in deep networks, *Advances in neural information processing systems*, 22, 1-9.
- Guan, W., Wu, Y., Wen, S., Chen, H., Yang, C., Chen, Y. ve Zhang, Z., 2017, A novel three-dimensional indoor positioning algorithm design based on visible light communication, *Optics Communications*, 392, 282-293.
- Gunasekaran, S. ve Ding, K., 1994, Using computer vision for food quality evaluation: Applications of immunobiosensors and bioelectronics in food sciences and quality control, *Food technology (Chicago)*, 48 (6), 151-154.
- Gunasekaran, S., 1996, Computer vision technology for food quality assurance, *Trends in Food Science & Technology*, 7 (8), 245-256.
- Gupta, K. ve Chawla, N., 2020, Analysis of histopathological images for prediction of breast cancer using traditional classifiers with pre-trained CNN, *Procedia Computer Science*, 167, 878-889.
- Gümüşay, B., 2018, "Costumers' Emotional and Behavioral Responses Under Different Accent Lighting Conditions in a Real Retail Store", Yüksek lisans, *İhsan Doğramacı Bilkent University*, Ankara, 26.
- Güneş, A., Alpaslan, M. ve İnal, A., 2013, Bitki besleme ve gübreleme, *Ankara Üniversitesi Ziraat Fakültesi*, Ankara, 30.
- Ha, J.-W., Yoo, J.-S. ve Kim, J.-O., 2021, Deep Color Constancy Using Temporal Gradient Under Ac Light Sources, *2021-2021 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP*, Toronto, ON, Canada, 2355-2359.
- Hamuda, E., Glavin, M. ve Jones, E., 2016, A survey of image processing techniques for plant extraction and segmentation in the field, *Computers and electronics in agriculture*, 125, 184-199.
- Han, J., Kamber, M. ve Pei, J., 2011, Data mining concepts and techniques third edition, *Elsevier*, USA, 1-100.
- Hao, X., Jia, J., Gao, W., Guo, X., Zhang, W., Zheng, L. ve Wang, M., 2020, MFC-CNN: An automatic grading scheme for light stress levels of lettuce (*Lactuca sativa* L.) leaves, *Computers and electronics in agriculture*, 179, 105847.
- Harker, F. ve Sutherland, P., 1993, Physiological changes associated with fruit ripening and the development of mealy texture during storage of nectarines, *Postharvest Biology and Technology*, 2 (4), 269-277.
- Hassan, S. M., Jasinski, M., Leonowicz, Z., Jasinska, E. ve Maji, A. K., 2021, Plant Disease Identification Using Shallow Convolutional Neural Network, *Agronomy*, 11 (12), 2388.

- Hatoum, D., Hertog, M. L., Geeraerd, A. H. ve Nicolai, B. M., 2016, Effect of browning related pre-and postharvest factors on the 'Braeburn' apple metabolome during CA storage, *Postharvest Biology and Technology*, 111, 106-116.
- Haucke, T., Herzog, K., Barre, P., Hoefle, R., Toepfer, R. ve Steinhage, V., 2021, Improved optical phenotyping of the grape berry surface using light-separation and automated RGB image analysis, *Vitis*, 60 (1), 1-10.
- He, K., Zhang, X., Ren, S. ve Sun, J., 2016, Deep residual learning for image recognition, *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, Las Vegas, NV, USA, 770-778.
- Hertog, W., 2017, "The design and implementation of a spectrally tuneable LED-based light source: towards a new era of intelligent illumination", Doktora, *Universitat Politècnica de Catalunya Departament d'Òptica i Optometria*, İspanya, 25.
- Hinton, G. E., Srivastava, N., Krizhevsky, A., Sutskever, I. ve Salakhutdinov, R. R., 2012, Improving neural networks by preventing co-adaptation of feature detectors, *arXiv preprint arXiv:1207.0580*.
- Holtzschue, L., 2012, Understanding color: an introduction for designers, *John Wiley & Sons*, Kanada, 1.
- Hong, S., Kim, I., Kim, H., Sohn, A., Choi, A. S., Sung, M. ve Jeong, J. W., 2017, Evaluation of the visibility of colored objects under LED lighting with various correlated color temperatures, *Color Research & Application*, 42 (1), 78-88.
- Hornberg, A., 2006, Handbook of machine vision, *John Wiley & Sons*, Weinheim, 1.
- Hornberg, A., 2017, Handbook of machine and computer vision: the guide for developers and users, *John Wiley & Sons*, Germany, 1.
- Howard, A. G., Zhu, M., Chen, B., Kalenichenko, D., Wang, W., Weyand, T., Andreetto, M. ve Adam, H., 2017, Mobilenets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications, *arXiv preprint arXiv:1704.04861*.
- Hu, C., Sapkota, B. B., Thomasson, J. A. ve Bagavathiannan, M. V., 2021, Influence of image quality and light consistency on the performance of convolutional neural networks for weed mapping, *Remote Sensing*, 13 (11), 2140.
- Hu, Y., Wang, B. ve Lin, S., 2017, Fc4: Fully convolutional color constancy with confidence-weighted pooling, *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Honolulu, HI, USA, 4085-4094.
- Hu, Z., Tang, J., Zhang, P. ve Jiang, J., 2020, Deep learning for the identification of bruised apples by fusing 3D deep features for apple grading systems, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 145, 106922.
- Huang, G., Liu, Z., Van Der Maaten, L. ve Weinberger, K. Q., 2017a, Densely connected convolutional networks, *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, Honolulu, HI, USA, 4700-4708.
- Huang, Y.-S., Luo, W.-C., Wang, H.-C., Feng, S.-W., Kuo, C.-T. ve Lu, C.-M., 2017b, How smart LEDs lighting benefit color temperature and luminosity transformation, *Energies*, 10 (4), 518.
- Huang, Z. ve Wei, M., 2021, Effects of adapting luminance and CCT on appearance of white and degree of chromatic adaptation, part II: extremely high adapting luminance, *Optics express*, 29 (25), 42319-42330.
- Hussain, M. A. ve Akbari, A. S., 2016, Max-RGB based colour constancy using the sub-blocks of the image, *2016 9th International Conference on Developments in eSystems Engineering, DeSE*, Liverpool, UK, 289-294.
- Hussain, M. A. ve Akbari, A. S., 2018, Color constancy adjustment using sub-blocks of the image, *IEEE Access*, 6, 46617-46629.

- Hussein, Z., Fawole, O. A. ve Opara, U. L., 2018, Preharvest factors influencing bruise damage of fresh fruits—a review, *Scientia Horticulturae*, 229, 45-58.
- Husseini, S., Babahajiani, P. ve Gabbouj, M., 2021, Color Constancy Model Optimization with Small Dataset via Pruning of CNN Filters, *2021 9th European Workshop on Visual Information Processing, EUVIP*, Paris, France, 1-6.
- Ijjina, E. P. ve Mohan, C. K., 2014, View and illumination invariant object classification based on 3D Color Histogram using Convolutional Neural Networks, *Asian Conference on Computer Vision*, 316-327.
- Ince, I. F., Bulut, F., Kilic, I., Yildirim, M. E. ve Ince, O. F., 2022, Low dynamic range discrete cosine transform (LDR-DCT) for high-performance JPEG image compression, *The Visual Computer*, 38 (5), 1845-1870.
- İnik, Ö. ve Ülker, E., 2017, Derin öğrenme ve görüntü analizinde kullanılan derin öğrenme modelleri, *Gaziosmanpaşa Bilimsel Araştırma Dergisi*, 6 (3), 85-104.
- Iqbal, M., Ali, S. S., Riaz, M. M., Ghafoor, A. ve Ahmad, A., 2020, Color and white balancing in low-light image enhancement, *Optik*, 209, 164260.
- Ireri, D., Belal, E., Okinda, C., Makange, N. ve Ji, C., 2019, A computer vision system for defect discrimination and grading in tomatoes using machine learning and image processing, *Artificial Intelligence in Agriculture*, 2, 28-37.
- Isidoro, N. ve Almeida, D. P., 2006, α -Farnesene, conjugated trienols, and superficial scald in 'Rocha' pear as affected by 1-methylcyclopropene and diphenylamine, *Postharvest Biology and Technology*, 42 (1), 49-56.
- Islam, S., Khan, S. I. A., Abedin, M. M., Habibullah, K. M. ve Das, A. K., 2019, Bird species classification from an image using VGG-16 network, *Proceedings of the 2019 7th international conference on computer and communications management*, Bangkok, Thailand, 38-42.
- Ismail, A., Idris, M. Y. I., Ayub, M. N. ve Yee, L., 2018, Vision-based apple classification for smart manufacturing, *Sensors*, 18 (12), 4353.
- Jahanbakhshi, A., Momeny, M., Mahmoudi, M. ve Zhang, Y.-D., 2020, Classification of sour lemons based on apparent defects using stochastic pooling mechanism in deep convolutional neural networks, *Scientia Horticulturae*, 263, 109133.
- Janowczyk, A. ve Madabhushi, A., 2016, Deep learning for digital pathology image analysis: A comprehensive tutorial with selected use cases, *Journal of pathology informatics*, 7 (1), 29-47.
- Jaya, V. L. ve Gopikakumari, R., 2013, IEM: a new image enhancement metric for contrast and sharpness measurements, *International Journal of Computer Applications*, 79 (9), 1-9.
- Jeyavinotha, S., Deepika, B., Remya, R. ve Ajin, N., 2019, Design of Automation System to Control the Brightness of LED using Arduino Uno and IOT, *International Journal of Recent Trends In Engineering & Research, JRTER*, 247-250.
- Jiang, B., He, J., Yang, S., Fu, H., Li, T., Song, H. ve He, D., 2019, Fusion of machine vision technology and AlexNet-CNNs deep learning network for the detection of postharvest apple pesticide residues, *Artificial Intelligence in Agriculture*, 1, 1-8.
- Kalani, M. J. ve Kalani, M., 2022, Adaptive correlated color temperature control of LEDs considering ambient sound variations as a novel strategy to meet the requirements of inhabitants of smart cities, *Optik*, 261, 169193.
- Kamath, V., Kurian, C. P. ve Padiyar, S., 2022, Development of Bayesian Neural Network Model to Predict the Correlated Colour Temperature Using Digital Camera and Macbeth ColorChecker Chart, *IEEE Access*, 10, 55499-55507.
- Kanabur, V., Harakannavar, S. S., Purnikmath, V. I., Hullole, P. ve Torse, D., 2019, Detection of Leaf Disease Using Hybrid Feature Extraction Techniques and CNN

- Classifier, *International Conference On Computational Vision and Bio Inspired Computing*, 1213-1220.
- Kandpal, L. M., Lee, J., Bae, J., Lohumi, S. ve Cho, B.-K., 2019, Development of a low-cost multi-waveband LED illumination imaging technique for rapid evaluation of fresh meat quality, *Applied Sciences*, 9 (5), 912-926.
- Kang, J. ve Gwak, J., 2022, Ensemble of multi-task deep convolutional neural networks using transfer learning for fruit freshness classification, *Multimedia Tools and Applications*, 81 (16), 22355-22377.
- Kang, S. B., Kapoor, A. ve Lischinski, D., 2010, Personalization of image enhancement, *2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, San Francisco, CA, USA, 1799-1806.
- Karaçalı, İ., 2006, Bahçe ürünlerinin muhafaza ve pazarlanması, Ege Üniversitesi Yayınları, İzmir, 1.
- Kartashova, T., De Ridder, H., te Pas, S. F. ve Pont, S., 2019, A toolbox for volumetric visualization of light properties, *Lighting Research & Technology*, 51 (6), 838-857.
- Karthik, R., Hariharan, M., Anand, S., Mathikshara, P., Johnson, A. ve Menaka, R., 2020, Attention embedded residual CNN for disease detection in tomato leaves, *Applied Soft Computing*, 86, 105933.
- Kassani, S. H., Kassani, P. H., Khazaeinezhad, R., Wesolowski, M. J., Schneider, K. A. ve Deters, R., 2019, Diabetic retinopathy classification using a modified xception architecture, *2019 IEEE international symposium on signal processing and information technology, ISSPIT*, Ajman, United Arab Emirates, 1-6.
- Kassania, S. H., Kassanib, P. H., Wesolowskic, M. J., Schneidera, K. A. ve Detersa, R., 2021, Automatic detection of coronavirus disease (COVID-19) in X-ray and CT images: a machine learning based approach, *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, 41 (3), 867-879.
- Kaur, C. ve Kapoor, H. C., 2001, Antioxidants in fruits and vegetables—the millennium's health, *International journal of food science & technology*, 36 (7), 703-725.
- Kaur, M., Kaur, J. ve Kaur, J., 2011, Survey of contrast enhancement techniques based on histogram equalization, *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 2 (7), 137-141.
- Kavzoglu, T. ve Colkesen, I., 2013, An assessment of the effectiveness of a rotation forest ensemble for land-use and land-cover mapping, *International journal of remote sensing*, 34 (12), 4224-4241.
- Kavzoğlu, T. ve Çölkesen, İ., 2010, Destek vektör makineleri ile uydu görüntülerinin sınıflandırılmasında kernel fonksiyonlarının etkilerinin incelenmesi, *Harita Dergisi*, 144 (7), 73-82.
- Kaya, K. ve Gündüz Öğüdücü, Ş., 2020, Deep flexible sequential (DFS) model for air pollution forecasting, *Scientific reports*, 10 (1), 1-12.
- Kayakuş, M. ve Çevik, K. K., 2019, Estimating Luminance Measurements in Road Lighting by Deep Learning Method, *The International Conference on Artificial Intelligence and Applied Mathematics in Engineering*, Antalya, Türkiye, 940-948.
- Kazmi, W., Garcia-Ruiz, F., Nielsen, J., Rasmussen, J. ve Andersen, H. J., 2015, Exploiting affine invariant regions and leaf edge shapes for weed detection, *Computers and electronics in agriculture*, 118, 290-299.
- Kessentini, Y., Besbes, M. D., Ammar, S. ve Chabbouh, A., 2019, A two-stage deep neural network for multi-norm license plate detection and recognition, *Expert Systems with Applications*, 136, 159-170.

- Khera, N., Biswal, P. ve Likhith, C., 2018, Development of microcontroller based digital ac dimmer for light intensity control, *2018 International Conference on Power Energy, Environment and Intelligent Control, PEEIC*, Greater Noida, India, 149-152.
- Khokher, M. R., Little, L. R., Tuck, G. N., Smith, D. V., Qiao, M., Devine, C., O'Neill, H., Pogonoski, J. J., Arangio, R. ve Wang, D., 2022, Early lessons in deploying cameras and artificial intelligence technology for fisheries catch monitoring: where machine learning meets commercial fishing, *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 79 (2), 257-266.
- Kiran, R., Kumar, P. ve Bhasker, B., 2020, DNNRec: A novel deep learning based hybrid recommender system, *Expert Systems with Applications*, 144, 113054.
- Kirzhevsky, A., Sutskever, I. ve Hinton, G. E., 2012, Imagenet classification with deep convolutional neural networks, *Advances in neural information processing systems*, 25, 1097-1105.
- Kizrak, M. A. ve Bolat, B., 2018, Derin öğrenme ile kalabalık analizi üzerine detaylı bir araştırma, *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, 11 (3), 263-286.
- Kludt, C., Längle, T. ve Beyerer, J., 2021, Light field illumination: Problem-specific lighting adjustment, *tm-Technisches Messen*, 88 (6), 330-341.
- Kocabey, S., 2008, "İç hacimlerde aydınlık düzeyi dağılımının bulunması ve sonlu elemanlar yöntemi ile incelenmesi", Doktora, *Marmara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, İstanbul, 19-20.
- Koščević, K., Subašić, M. ve Lončarić, S., 2020, Deep learning-based illumination estimation using light source classification, *IEEE Access*, 8, 84239-84247.
- Koskinen, S., Yang, D. ve Kämäräinen, J.-K., 2020, Cross-dataset color constancy revisited using sensor-to-sensor transfer, *British Machine Vision Conference*, 1-12.
- Kowsari, K., Sali, R., Khan, M. N., Adorno, W., Ali, S. A., Moore, S. R., Amadi, B. C., Kelly, P., Syed, S. ve Brown, D. E., 2019, Diagnosis of celiac disease and environmental enteropathy on biopsy images using color balancing on convolutional neural networks, *Proceedings of the Future Technologies Conference*, 750-765.
- Koyuncugil, A. ve Özgülbaş, N., 2009, Veri madenciliği: Tıp ve sağlık hizmetlerinde kullanımı ve uygulamaları, *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, 2 (2), 21-39.
- Kresse, W. ve Danko, D. M., 2012, Springer handbook of geographic information, *Springer*, Berlin, Heidelberg.
- Kul, S., 2014, İstatistik sonuçlarının yorumu: p değeri ve güven aralığı nedir?, *Plevra Bülteni*, 8 (1), 11.
- Kulkarni, S. G. ve Kamalapur, S., 2014, Color constancy techniques, *International Journal of Engineering and Computer Science*, 3 (11), 9147-9150.
- Kumar, Y., Dubey, A. K., Arora, R. R. ve Rocha, A., 2020, Multiclass classification of nutrients deficiency of apple using deep neural network, *Neural Computing and Applications*, 34, 8411-8422.
- Lacomussi, P., Radis, M., Rossi, G. ve Rossi, L., 2015, Visual comfort with LED lighting, *Energy Procedia*, 78, 729-734.
- Laddi, A., Sharma, S., Kumar, A. ve Kapur, P., 2013, Classification of tea grains based upon image texture feature analysis under different illumination conditions, *Journal of food engineering*, 115 (2), 226-231.
- Land, E. H., 1977, The retinex theory of color vision, *Scientific american*, 237 (6), 108-129.

- Lashgari, M., Imanmehr, A. ve Tavakoli, H., 2020, Fusion of acoustic sensing and deep learning techniques for apple mealiness detection, *Journal of Food Science and Technology*, 57 (6), 2233-2240.
- LeCun, Y., 1988, A theoretical framework for back-propagation, *Proceedings of the 1988 connectionist models summer school*, 21-28.
- LeCun, Y., Boser, B., Denker, J. S., Henderson, D., Howard, R. E., Hubbard, W. ve Jackel, L. D., 1989, Backpropagation applied to handwritten zip code recognition, *Neural computation*, 1 (4), 541-551.
- LeCun, Y., Bengio, Y. ve Hinton, G., 2015, Deep learning, *nature*, 521 (7553), 436-444.
- Ledtronics, 2022, Common Light Measurement Terms, http://dl.ledtronics.com/pdf/light_measurement_terms.pdf [20.06.2022].
- Lee, D. ve Plataniotis, K. N., 2014, A taxonomy of color constancy and invariance algorithm, In: Advances in low-level color image processing, Eds: Celebi, M. ve Smolka, B. *Springer*, 55-94.
- Leemans, V., Magein, H. ve Destain, M.-F., 1998, Defects segmentation on 'Golden Delicious' apples by using colour machine vision, *Computers and electronics in agriculture*, 20 (2), 117-130.
- Li, C. ve Kan, J., 2018, Illumination estimation based on image characteristic, *Journal of Electronic Imaging*, 27 (4), 043003.
- Li, J., Chen, L., Huang, W., Wang, Q., Zhang, B., Tian, X., Fan, S. ve Li, B., 2016, Multispectral detection of skin defects of bi-colored peaches based on vis-NIR hyperspectral imaging, *Postharvest Biology and Technology*, 112, 121-133.
- Li, L., Wang, J., Yang, S. ve Gong, H., 2021a, Binocular stereo vision based illuminance measurement used for intelligent lighting with LED, *Optik*, 237, 166651.
- Li, P., Wang, D., Wang, L. ve Lu, H., 2018, Deep visual tracking: Review and experimental comparison, *Pattern Recognition*, 76, 323-338.
- Li, X. ve Wu, J., 2013, Improved Gray World Algorithm Based on Salient Detection, *Chinese Conference on Image and Graphics Technologies*, 315-321.
- Li, Y., Feng, X., Liu, Y. ve Han, X., 2021b, Apple Quality Identification and Classification by Computer Vision Based on Deep Learning, *Sci.c Rep*, 11, 16618.
- Li, Z. ve Thomas, C., 2014, Quantitative evaluation of mechanical damage to fresh fruits, *Trends in Food Science & Technology*, 35 (2), 138-150.
- Liu, B., Zhang, Y., He, D. ve Li, Y., 2018, Identification of apple leaf diseases based on deep convolutional neural networks, *Symmetry*, 10 (1), 11.
- Liu, L., Shen, C. ve Van den Hengel, A., 2015, The treasure beneath convolutional layers: Cross-convolutional-layer pooling for image classification, *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Boston, MA, USA, 4749-4757.
- Liu, Q., Huang, Z., Li, Z., Pointer, M. R., Zhang, G., Liu, Z., Gong, H. ve Hou, Z., 2020, A field study of the impact of indoor lighting on visual perception and cognitive performance in classroom, *Applied Sciences*, 10 (21), 7436.
- Liu, S., Song, Z., Zhang, X. ve Zhu, T., 2019, Progressive complex illumination image appearance transfer based on CNN, *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 64, 102636.
- Liu, Y.-C., Chan, W.-H. ve Chen, Y.-Q., 1995, Automatic white balance for digital still camera, *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 41 (3), 460-466.
- Liu, Y., Qin, X., Xu, S., Nakamae, E. ve Peng, Q., 2009, Light source estimation of outdoor scenes for mixed reality, *The Visual Computer*, 25 (5), 637-646.
- Lou, Z., Gevers, T., Hu, N. ve Lucassen, M. P., 2015, Color Constancy by Deep Learning, *BMVC*, 76.71-76.12.

- Lu, Y. ve Lu, R., 2017, Non-destructive defect detection of apples by spectroscopic and imaging technologies: a review, *Transactions of the ASABE*, 60 (5), 1765-1790.
- Lu, Y. ve Lu, R., 2018, Detection of surface and subsurface defects of apples using structured-illumination reflectance imaging with machine learning algorithms, *Transactions of the ASABE*, 61 (6), 1831-1842.
- Luo, M. R., 2011, The quality of light sources, *Coloration Technology*, 127 (2), 75-87.
- Lurie, S. ve Watkins, C. B., 2012, Superficial scald, its etiology and control, *Postharvest Biology and Technology*, 65, 44-60.
- Ma, J. H., Lee, J. K. ve Cha, S. H., 2022, Effects of lighting CCT and illuminance on visual perception and task performance in immersive virtual environments, *Building and Environment*, 209, 108678.
- Ma, L., Sun, K., Tu, K., Pan, L. ve Zhang, W., 2017, Identification of double-yolked duck egg using computer vision, *PloS one*, 12 (12), e0190054.
- Ma, R., Liao, N., Yan, P. ve Shinomori, K., 2019, Influences of lighting time course and background on categorical colour constancy with RGB-LED light sources, *Color Research & Application*, 44 (5), 694-708.
- Maksimović, V., Petrović, M., Spalević, P., Jakšić, B. ve Milošević, I., 2018, Analysis of the Effect of White Balance and Color Temperature on Image Compression Using Different Algorithms, *5th IcETRAN international conference*, Palić, Serbia, 1195-1199.
- Malyugina, A., Anantrasirichai, N. ve Bull, D., 2022, A Topological Loss Function for Low-Light Image Denoising, *arXiv preprint arXiv:2208.04573*.
- Marsland, S., 2011, Machine learning: an algorithmic perspective, *Chapman and Hall/CRC*, New York, 1.
- Martinka, J., 2021, Neural networks for wood species recognition independent of the colour temperature of light, *European Journal of Wood and Wood Products*, 79 (6), 1645-1657.
- Mditshwa, A., Fawole, O. A., Vries, F., van der Merwe, K., Crouch, E. ve Opara, U. L., 2017, Repeated application of dynamic controlled atmospheres reduced superficial scald incidence in 'Granny Smith' apples, *Scientia Horticulturae*, 220, 168-175.
- Meheriuk, M., 1994, Postharvest disorders of apples and pears, *Agriculture and Agri-Food Canada*, Canada, 11-39.
- Miqdad, H. H., 2018, "Illuminant Estimation By Deep Learning", Yüksek lisans, *Qatar University College Of Engineering*, Katar.
- Mitchell, C. A., Dzakovich, M. P., Gomez, C., Lopez, R., Burr, J. F., Hernández, R., Kubota, C., Currey, C. J., Meng, Q. ve Runkle, E. S., 2015, Light-emitting diodes in horticulture, *Hortic. Rev.*, 43, 1-88.
- Mo, C. ve Sun, W., 2020, Point-by-point feature extraction of artificial intelligence images based on the Internet of Things, *Computer Communications*, 159, 1-8.
- Nachtigall, L. G., Araujo, R. M. ve Nachtigall, G. R., 2017, Use of images of leaves and fruits of apple trees for automatic identification of symptoms of diseases and nutritional disorders, *International Journal of Monitoring and Surveillance Technologies Research (IJMSTR)*, 5 (2), 1-14.
- Nair, V. ve Hinton, G. E., 2010, Rectified linear units improve restricted boltzmann machines, *ICML*, 807-814.
- Nanni, L., Paci, M., Brahmam, S. ve Lumini, A., 2021, Comparison of Different Image Data Augmentation Approaches, *Journal of Imaging*, 7 (12), 254.

- Nanni, L., Manfè, A., Maguolo, G., Lumini, A. ve Brahnam, S., 2022, High performing ensemble of convolutional neural networks for insect pest image detection, *Ecological Informatics*, 67, 101515.
- Nara, K., Kato, Y. ve Motomura, Y., 2001, Involvement of terminal-arabinose and-galactose pectic compounds in mealiness of apple fruit during storage, *Postharvest Biology and Technology*, 22 (2), 141-150.
- Nasir, R., Khan, M. J., Arshad, M. ve Khurshid, K., 2019, Convolutional neural network based regression for leaf water content estimation, *2019 Second International Conference on Latest trends in Electrical Engineering and Computing Technologies, INTELLECT*, Karachi, Pakistan, 1-5.
- Ng, H.-F., Chen, I.-C. ve Liao, H.-Y., 2013, An illumination invariant image descriptor for color image matching, *Scientometrics*, 25 (1), 306-311.
- Ngugi, L. C., Abelwahab, M. ve Abo-Zahhad, M., 2021, Recent advances in image processing techniques for automated leaf pest and disease recognition—A review, *Information processing in agriculture*, 8 (1), 27-51.
- Nie, J., Chen, Z., Jiao, F., Chen, Y., Zhan, J., Chen, Y., Pan, Z., Kang, X., Wang, Y. ve Wang, Q., 2022, Utilization of far-red LED to minimize blue light hazard for dynamic semiconductor lighting, *LEUKOS*, 19(1), 53-70.
- Nijhawan, R., Raman, B. ve Das, J., 2018, Proposed hybrid-classifier ensemble algorithm to map snow cover area, *Journal of Applied Remote Sensing*, 12 (1), 016003.
- Noon, S. K., Amjad, M., Qureshi, M. A. ve Mannan, A., 2020, Use of deep learning techniques for identification of plant leaf stresses: A review, *Sustainable Computing: Informatics and Systems*, 28, 100443.
- Nturambirwe, J. F. I. ve Opara, U. L., 2020, Machine learning applications to non-destructive defect detection in horticultural products, *Biosystems Engineering*, 189, 60-83.
- Nuske, S., Wilshusen, K., Achar, S., Yoder, L., Narasimhan, S. ve Singh, S., 2014, Automated visual yield estimation in vineyards, *Journal of Field Robotics*, 31 (5), 837-860.
- Oh, S. W. ve Kim, S. J., 2017, Approaching the computational color constancy as a classification problem through deep learning, *Pattern Recognition*, 61, 405-416.
- Oscoco, F., Cancio, A., Laura, E. ve Horn, M., 2021, Design, construction and functional tests of a controller of illuminance and CCT of LEDs, *Journal of Physics: Conference Series*, 012014.
- Osherov, E. ve Lindenbaum, M., 2017, Increasing cnn robustness to occlusions by reducing filter support, *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 550-561.
- Osinenko, P., Biegert, K., McCormick, R. J., Göhr, T., Devadze, G., Streif, J. ve Streif, S., 2021, Application of non-destructive sensors and big data analysis to predict physiological storage disorders and fruit firmness in 'Braeburn' apples, *Computers and electronics in agriculture*, 183, 106015.
- Outlaw, F., Nixon, M., Odeyemi, O., MacDonald, L. W., Meek, J. ve Leung, T. S., 2020, Smartphone screening for neonatal jaundice via ambient-subtracted sclera chromaticity, *PloS one*, 15 (3), e0216970.
- Owomugisha, G., Melchert, F., Mwebaze, E., Quinn, J. A. ve Biehl, M., 2018, Machine learning for diagnosis of disease in plants using spectral data, *International Conference on Artificial Intelligence, ICAI*, Las Vegas, USA, 9-15.
- Özgönen, H. ve Kılıç, H. Ç., 2009, Isparta İli'nde Elmalarda Sorun Olan Hasat Sonrası Hastalıkların ve Yaygınlık Oranlarının Belirlenmesi, *International Journal of Agricultural and Natural Sciences*, 2 (2), 53-60.

- Özkan, Y., 2016, Veri madenciliği yöntemleri, *Papatya Yayıncılık Eğitim*, İstanbul, 167.
- Özkaya, M. ve Tüfekçi, T., 2011, Aydınlatma tekniği, *Birsen Yayınevi*, İstanbul, 1-100.
- Özyurt, F., 2020, A fused CNN model for WBC detection with MRMR feature selection and extreme learning machine, *Soft Computing*, 24 (11), 8163-8172.
- Park, B.-C., Chang, J.-H., Kim, Y.-S., Jeong, J.-W. ve Choi, A.-S., 2010, A study on the subjective response for corrected colour temperature conditions in a specific space, *Indoor and Built Environment*, 19 (6), 623-637.
- Parulski, K. A., D'Luna, L. J., Benamati, B. L. ve Shelley, P. R., 1992, High-performance digital color video camera, *Journal of Electronic Imaging*, 1 (1), 35-45.
- Patel, K. K., Kar, A., Jha, S. ve Khan, M., 2012, Machine vision system: a tool for quality inspection of food and agricultural products, *Journal of Food Science and Technology*, 49 (2), 123-141.
- Patrício, D. I. ve Rieder, R., 2018, Computer vision and artificial intelligence in precision agriculture for grain crops: A systematic review, *Computers and electronics in agriculture*, 153, 69-81.
- Pawara, P., Okafor, E., Schomaker, L. ve Wiering, M., 2017, Data augmentation for plant classification, *International conference on advanced concepts for intelligent vision systems*, Antwerp, Belgium, 615-626.
- Payne, A. B., Walsh, K. B., Subedi, P. ve Jarvis, D., 2013, Estimation of mango crop yield using image analysis–segmentation method, *Computers and electronics in agriculture*, 91, 57-64.
- Pedersen, M., Bonnier, N., Hardeberg, J. Y. ve Albregtsen, F., 2010, Attributes of image quality for color prints, *Journal of Electronic Imaging*, 19 (1), 011016.
- Peng, Z. ve Cai, C., 2017, An effective segmentation algorithm of apple watercore disease region using fully convolutional neural networks, *2017 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference, APSIPA ASC*, Malaysia, 1292-1299.
- Petrisor, D., Galatanu, C. D., Haba, C.-G. ve Breniuc, L., 2019, Color Quality Measurements of LED Light Sources Using Image Processing, *2019 IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and 2019 IEEE Industrial and Commercial Power Systems Europe, IEEEIC/I&CPS Europe*, Genova, Italy, 1-6.
- Pizer, S. M., Amburn, E. P., Austin, J. D., Cromartie, R., Geselowitz, A., Greer, T., ter Haar Romeny, B., Zimmerman, J. B. ve Zuiderveld, K., 1987, Adaptive histogram equalization and its variations, *Computer vision, graphics, and image processing*, 39 (3), 355-368.
- Poling, R. ve Cai, H., 2021, Calculating luminous flux radiated to a camera lens via high dynamic range photogrammetry, *Lighting Research & Technology*, 53 (2), 119-145.
- Premaladha, J. ve Ravichandran, K., 2016, Novel approaches for diagnosing melanoma skin lesions through supervised and deep learning algorithms, *Journal of medical systems*, 40 (4), 1-12.
- Qi, Y., 2012, Random forest for bioinformatics, In: Ensemble machine learning, Eds: Zhang, C. ve Ma, Y., *Springer*, Boston, MA, 307-323.
- Qian, Y., Chen, K., Kämäräinen, J.-K., Nikkanen, J. ve Matas, J., 2016, Deep structured-output regression learning for computational color constancy, *2016 23rd International Conference on Pattern Recognition, ICPR*, Cancun, Mexico, 1899-1904.

- Rachapudi, V. ve Lavanya Devi, G., 2021, Improved convolutional neural network based histopathological image classification, *Evolutionary Intelligence*, 14 (3), 1337-1343.
- Ragab, D. A., Attallah, O., Sharkas, M., Ren, J. ve Marshall, S., 2021, A framework for breast cancer classification using multi-DCNNs, *Computers in Biology and Medicine*, 131, 104245.
- Ramanath, R., Snyder, W. E., Yoo, Y. ve Drew, M. S., 2005, Color image processing pipeline, *IEEE Signal Processing Magazine*, 22 (1), 34-43.
- Reichstein, M., Camps-Valls, G., Stevens, B., Jung, M., Denzler, J. ve Carvalhais, N., 2019, Deep learning and process understanding for data-driven Earth system science, *nature*, 566 (7743), 195-204.
- Ren, Z., Fang, F., Yan, N. ve Wu, Y., 2021, State of the art in defect detection based on machine vision, *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology*, 1-31.
- Rodríguez, F. J., García, A., Pardo, P. J., Chávez, F. ve Luque-Baena, R. M., 2018, Study and classification of plum varieties using image analysis and deep learning techniques, *Progress in Artificial Intelligence*, 7 (2), 119-127.
- Ropelewska, E., Cai, X., Zhang, Z., Sabanci, K. ve Aslan, M. F., 2022, Benchmarking Machine Learning Approaches to Evaluate the Cultivar Differentiation of Plum (*Prunus domestica* L.) Kernels, *Agriculture*, 12 (2), 285.
- Ryer, A., Light, U. ve Light, V., 1997, Light measurement handbook, *International Light Inc*, United States of America, 5-9.
- Sa, I., Ge, Z., Dayoub, F., Upcroft, B., Perez, T. ve McCool, C., 2016, Deepfruits: A fruit detection system using deep neural networks, *Sensors*, 16 (8), 1222.
- Sachs, J., 1996, Color balancing techniques, *Digital Light & Color*, 1999, 1-19.
- Saha, S., 2018, A Comprehensive Guide to Convolutional Neural Networks — the ELI5 way, <https://towardsdatascience.com/a-comprehensive-guide-to-convolutional-neural-networks-the-eli5-way-3bd2b1164a53> [20.01.2022].
- Saldaña, E., Siche, R., Luján, M. ve Quevedo, R., 2013, Computer vision applied to the inspection and quality control of fruits and vegetables, *Brazilian journal of food technology*, 16, 254-272.
- Santos, L., Santos, F. N., Oliveira, P. M. ve Shinde, P., 2019, Deep learning applications in agriculture: A short review, *Iberian Robotics conference*, Porto, Portugal, 139-151.
- Sarkar, N. R., 2017, Machine vision for quality control in the food industry, In: Instrumental methods for quality assurance in foods, Eds: Fung, D. Y. C. ve Matthews, R. E., *Routledge*, New York, 167-187.
- Schervish, M. J., 1996, P values: what they are and what they are not, *The American Statistician*, 50 (3), 203-206.
- Sertkaya, M. E., 2018, "Derin öğrenme tekniklerinin biyomedikal imgeler üzerine uygulamaları", Yüksek lisans, *Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Elazığ.
- Setiadi, D. R. I. M., 2021, PSNR vs SSIM: imperceptibility quality assessment for image steganography, *Multimedia Tools and Applications*, 80 (6), 8423-8444.
- Sharma, R., Reddy, S. V. R. ve Gajanan, G., 2020, X-Ray Imaging for Quality Detection in Fruits and Vegetables, In: Sensor-Based Quality Assessment Systems for Fruits and Vegetables, Eds: Kuswandi, B. ve Siddiqui, M. W., *Apple Academic Press*, New York, 231-252.
- Sharma, S. ve Mehra, R., 2020, Conventional machine learning and deep learning approach for multi-classification of breast cancer histopathology images—a comparative insight, *Journal of digital imaging*, 33 (3), 632-654.

- Shawe-Taylor, J., Bartlett, P. L., Williamson, R. C. ve Anthony, M., 1998, Structural risk minimization over data-dependent hierarchies, *IEEE transactions on Information Theory*, 44 (5), 1926-1940.
- Shi, B. ve Chen, Z., 2021, A layer-wise multi-defect detection system for powder bed monitoring: Lighting strategy for imaging, adaptive segmentation and classification, *Materials & Design*, 210, 110035.
- Shi, H., 2017, W., Zhang, S., 2017. Apple disease recognition based on two-dimensionality subspace learning, *Comput. Eng. Appl*, 53 (22), 180-184.
- Siddhartha, M. ve Santra, A., 2020, COVIDLite: A depth-wise separable deep neural network with white balance and CLAHE for detection of COVID-19, *arXiv preprint arXiv:2006.13873*.
- Sidorov, O., 2020, Artificial color constancy via GoogleNet with angular loss function, *Applied Artificial Intelligence*, 34 (9), 643-655.
- Simonyan, K. ve Zisserman, A., 2014, Very deep convolutional networks for large-scale image recognition, *arXiv preprint arXiv:1409.1556*.
- Sims, P., Lai, Y.-Y. ve Jory, T., 2021, A Review of Various Models for Classifying Light Source Color Rendition and Guide to Using LEDs to Achieve Fidelity Color Rendering for Retail and Other Indoor Environments, https://www.luminus.com/datasheets/WhitePaper_Rev1_Color_Rendering_2111_30.pdf [21.06.2022].
- Singh, Z. ve Zaharah, S., 2011, Controlled atmosphere storage of mango fruit: challenges and thrusts and its implications in international mango trade, *Global Conference on Augmenting Production and Utilization Of Mango: Biotic and Abiotic Stresses 1066*, 179-191.
- Smith, N. A., 2000, Lighting for health and safety, *Butterworth-Heinemann Oxford*, Woburn, 1.
- Songwa, P. U., Saeed, A., Bhardwaj, S., Kruisselbrink, T. W. ve Ozcelebi, T., 2021, LumNet: Learning to Estimate Vertical Visual Field Luminance for Adaptive Lighting Control, *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 5 (2), 1-20.
- Sonka, M., Hlavac, V. ve Boyle, R., 2014, Image processing, analysis, and machine vision, *Cengage Learning*, Stamford, 1.
- Steger, C., Ulrich, M. ve Wiedemann, C., 2018, Machine vision algorithms and applications, *John Wiley & Sons*, Germany, 1.
- Stein, M., Bargetti, S. ve Underwood, J., 2016, Image based mango fruit detection, localisation and yield estimation using multiple view geometry, *Sensors*, 16 (11), 1915.
- Studman, C. J., 2001, Computers and electronics in postharvest technology—a review, *Computers and electronics in agriculture*, 30 (1-3), 109-124.
- Sumon, M. B. U., 2022, Deep Learning Methods for Classification of Photometric Images of Materials, *Norwegian University of Science and Technology*, Norveç.
- Sun, D.-W., 2000, Inspecting pizza topping percentage and distribution by a computer vision method, *Journal of food engineering*, 44 (4), 245-249.
- Sun, D.-W. ve Brosnan, T., 2003, Pizza quality evaluation using computer vision—part 1: Pizza base and sauce spread, *Journal of food engineering*, 57 (1), 81-89.
- Sun, D.-W., 2016, Computer vision technology for food quality evaluation, *Academic Press*, 1.
- Sun, Y., Lu, R., Lu, Y., Tu, K. ve Pan, L., 2019, Detection of early decay in peaches by structured-illumination reflectance imaging, *Postharvest Biology and Technology*, 151, 68-78.

- Sutskever, I., Martens, J., Dahl, G. ve Hinton, G., 2013, On the importance of initialization and momentum in deep learning, *International conference on machine learning*, Atlanta, Georgia, USA, 1139-1147.
- Swain, M. ve Ballard, D., 1991, Color Indexing, *International Journal of Computer Vision*, 7, 11-32.
- Swezey, S. L., 2000, Organic apple production manual, *UCANR Publications*, California, 1.
- Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D., Erhan, D., Vanhoucke, V. ve Rabinovich, A., 2015, Going deeper with convolutions, *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, Boston, MA, 1-9.
- Şaşmaz, M. Ü. ve Öznur, Ö., 2019, Tarım sektörüne sağlanan mali teşviklerin tarım sektörü gelişimi üzerindeki etkisi: Türkiye örneği, *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, (61), 50-65.
- Şen, F., İslam, A., Koçak, S. ve Karaçalı, İ., 2009, Elmada Fizyolojik Bozukluklar, *International Journal of Agricultural and Natural Sciences*, 2 (1), 121-126.
- Tajbakhsh, N., Shin, J. Y., Gurudu, S. R., Hurst, R. T., Kendall, C. B., Gotway, M. B. ve Liang, J., 2016, Convolutional neural networks for medical image analysis: Full training or fine tuning?, *IEEE transactions on medical imaging*, 35 (5), 1299-1312.
- Tan, M. ve Le, Q., 2019, Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks, *International conference on machine learning*, 6105-6114.
- Tan, Y. M., Chong, R. Q. H. ve Hargreaves, C. A., 2021, Rheumatoid Arthritis: Automated Scoring of Radiographic Joint Damage, *arXiv preprint arXiv:2110.08812*.
- Tang, B., Kong, J. ve Wu, S., 2017, Review of surface defect detection based on machine vision, *Journal of Image and Graphics*, 22 (12), 1640-1663.
- Tang, J.-L., Chen, X.-Q., Miao, R.-H. ve Wang, D., 2016, Weed detection using image processing under different illumination for site-specific areas spraying, *Computers and electronics in agriculture*, 122, 103-111.
- Tao, T. ve Wei, X., 2022, A hybrid CNN-SVM classifier for weed recognition in winter rape field, *Plant Methods*, 18 (1), 1-12.
- Tao, Y., Chance, L. ve Liu, B., 1995, Full-scale fruit vision sorting system design-factors and considerations, *Proceeding of the food processing automation conference IV*, Michigan, USA, 14-22.
- Tao, Y., 1996, Spherical transform of fruit images for on-line defect extraction of mass objects, *Optical Engineering*, 35 (2), 344-350.
- Tekerek, A. ve Yapici, M. M., 2022, A novel malware classification and augmentation model based on convolutional neural network, *Computers & Security*, 112, 102515.
- Thaker, K., 2021, "Multispectral Deep Neural Network for Low Light Object Detection", Yüksek lisans, *University of Michigan-Dearborn*, Michigan, ABD.
- Tian, Y., Song, J., Zhang, X., Shen, P., Zhang, L., Gong, W., Wei, W. ve Zhu, G., 2016, An algorithm combined with color differential models for license-plate location, *Neurocomputing*, 212, 22-35.
- Tiu, A. L. ve Odulio, C. M., 2018, A Dimmable Open-Loop Resonant LED Driver for a Horticulture Grow Light, *TENCON 2018-2018 IEEE Region 10 Conference*, 2357-2361.

- Toğaçar, M., Ergen, B. ve Cömert, Z., 2020, Classification of flower species by using features extracted from the intersection of feature selection methods in convolutional neural network models, *Measurement*, 158, 107703.
- Toivonen, P. M., 2003, Postharvest treatments to control oxidative stress in fruits and vegetables, *Postharvest oxidative stress in horticultural crops*, 225-246.
- Toivonen, P. M., 2004, Postharvest storage procedures and oxidative stress, *HortScience*, 39 (5), 938-942.
- Toivonen, P. M. ve Hodges, D. M., 2011, Abiotic stress in harvested fruits and vegetables, *London, Abiotic Stress in Plants-Mechanisms and Adaptations. InTech. China*, 1-100.
- Tominaga, S., Ishida, A. ve Wandell, B. A., 2007, Color temperature estimation of scene illumination by the sensor correlation method, *Systems and Computers in Japan*, 38 (8), 95-108.
- Turkoglu, M., Hanbay, D. ve Sengur, A., 2019, Multi-model LSTM-based convolutional neural networks for detection of apple diseases and pests, *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 13, 3335–3345.
- Türkoğlu, M. ve Hanbay, D., 2018, Apricot disease identification based on attributes obtained from deep learning algorithms, *2018 International Conference on Artificial Intelligence and Data Processing, IDAP*, Malatya, Turkey, 1-4.
- Türkoğlu, M., 2019, "Görüntü işleme tabanlı bitki türleri ve hastalıkları tanıma", Doktora, *İnönü Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Malatya.
- Unay, D. ve Gosselin, B., 2005, Artificial neural network-based segmentation and apple grading by machine vision, *IEEE International Conference on Image Processing 2005*, Genova, Italy, II-630.
- Unay, D. ve Gosselin, B., 2007, Stem and calyx recognition on 'Jonagold' apples by pattern recognition, *Journal of food engineering*, 78 (2), 597-605.
- van Dael, M., Lebotsa, S., Herremans, E., Verboven, P., Sijbers, J., Opara, U., Cronje, P. ve Nicolaï, B., 2016, A segmentation and classification algorithm for online detection of internal disorders in citrus using X-ray radiographs, *Postharvest Biology and Technology*, 112, 205-214.
- Van Dael, M., Verboven, P., Zanella, A., Sijbers, J. ve Nicolai, B., 2019, Combination of shape and X-ray inspection for apple internal quality control: in silico analysis of the methodology based on X-ray computed tomography, *Postharvest Biology and Technology*, 148, 218-227.
- Van De Weijer, J., Gevers, T. ve Gijsenij, A., 2007, Edge-based color constancy, *IEEE Transactions on Image Processing*, 16 (9), 2207-2214.
- Verkruysse, W., Svaasand, L. O. ve Nelson, J. S., 2008, Remote plethysmographic imaging using ambient light, *Optics express*, 16 (26), 21434-21445.
- Wahab, H., Adriano, R. ve Setiabudy, R., 2019, The Mapping of Lighting Intensity from the Light Distribution on LED and CFL Lamps, *2019 4th International Conference on Information Technology, Information Systems and Electrical Engineering, ICITISEE*, Yogyakarta, Indonesia, 429-434.
- Wang, A., Zhang, W. ve Wei, X., 2019a, A review on weed detection using ground-based machine vision and image processing techniques, *Computers and electronics in agriculture*, 158, 226-240.
- Wang, S.-H. ve Chen, Y., 2020, Fruit category classification via an eight-layer convolutional neural network with parametric rectified linear unit and dropout technique, *Multimedia Tools and Applications*, 79 (21), 15117-15133.

- Wang, S. ve Cui, H., 2017, Generalized F-test for high dimensional regression coefficients of partially linear models, *Journal of Systems Science and Complexity*, 30 (5), 1206-1226.
- Wang, T. ve Dansereau, D. G., 2021, Multiplexed illumination for classifying visually similar objects, *Applied Optics*, 60 (10), B23-B31.
- Wang, Z. ve Bovik, A. C., 2006, Modern image quality assessment, *Synthesis Lectures on Image, Video, and Multimedia Processing*, 2 (1), 1-156.
- Wang, Z., Li, M., Wang, H., Jiang, H., Yao, Y., Zhang, H. ve Xin, J., 2019b, Breast cancer detection using extreme learning machine based on feature fusion with CNN deep features, *IEEE Access*, 7, 105146-105158.
- Ward, C. M., Harguess, J., Crabb, B. ve Parameswaran, S., 2017, Image quality assessment for determining efficacy and limitations of Super-Resolution Convolutional Neural Network (SRCNN), *Applications of Digital Image Processing XL*, San Diego, California, USA, 19-30.
- Watkins, C., 2017, Postharvest physiological disorders of fresh crops, *Encyclopedia of applied plant sciences*, 1, 315-322.
- Wei, D., 2017, "Determinants of colour constancy", Doktora, *Justus-Liebig-Universitt, Gießen*, 1-14.
- Whiteley, T., Landholm, R. ve Kelly, A., 1990, Synergism: photography into the 21st century, *Journal of The Society of Photographic Science and Technology of Japan*, 53 (2), 95-105.
- Woolf, A. ve Ferguson, I., 2000, Postharvest responses to high fruit temperatures in the field, *Postharvest Biology and Technology*, 21 (1), 7-20.
- Wu, A., Zhu, J. ve Ren, T., 2020, Detection of apple defect using laser-induced light backscattering imaging and convolutional neural network, *Computers & Electrical Engineering*, 81, 106454.
- Wu, P.-R., Kung, C.-M., Wu, T.-H. ve Hwang, J.-M., 2015, Universal wireless controller for PWM, Analog and TRIAC dimming, *2015 IEEE International Conference on Consumer Electronics-Taiwan*, Taipei, Taiwan, 84-85.
- Wu, R., Feng, M., Guan, W., Wang, D., Lu, H. ve Ding, E., 2019, A mutual learning method for salient object detection with intertwined multi-supervision, *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Long Beach, CA, USA, 8150-8159.
- Xia, Y., Huang, W., Fan, S., Li, J. ve Chen, L., 2019, Effect of spectral measurement orientation on online prediction of soluble solids content of apple using Vis/NIR diffuse reflectance, *Infrared Physics & Technology*, 97, 467-477.
- Xu, P., Tan, Q., Zhang, Y., Zha, X., Yang, S. ve Yang, R., 2022, Research on Maize Seed Classification and Recognition Based on Machine Vision and Deep Learning, *Agriculture*, 12 (2), 232.
- Xu, Y., Chang, Y., Chen, G. ve Lin, H., 2016, The research on LED supplementary lighting system for plants, *Optik*, 127 (18), 7193-7201.
- Xue, S., Gao, S., Tan, M., He, Z. ve He, L., 2021, How does color constancy affect target recognition and instance segmentation?, *Proceedings of the 29th ACM International Conference on Multimedia*, China, 5537-5545.
- Yan, Q., Yang, B., Wang, W., Wang, B., Chen, P. ve Zhang, J., 2020, Apple leaf diseases recognition based on an improved convolutional neural network, *Sensors*, 20 (12), 3535.
- Yang, K.-F., Gao, S.-B. ve Li, Y.-J., 2015, Efficient illuminant estimation for color constancy using grey pixels, *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, Boston, MA, USA, 2254-2263.

- Yang, L., Yang, B. ve Gu, X., 2021, Adversarial reconstruction CNN for illumination-robust frontal face image recovery and recognition, *International Journal of Cognitive Informatics and Natural Intelligence, IJCINI*, 15 (2), 18-33.
- Yang, Q., 1994, An approach to apple surface feature detection by machine vision, *Computers and electronics in agriculture*, 11 (2-3), 249-264.
- Yang, S.-H., Kim, H.-S., Son, Y.-H. ve Han, S.-K., 2014, Three-dimensional visible light indoor localization using AOA and RSS with multiple optical receivers, *Journal of Lightwave Technology*, 32 (14), 2480-2485.
- Yang, Z., Yu, W., Liang, P., Guo, H., Xia, L., Zhang, F., Ma, Y. ve Ma, J., 2019, Deep transfer learning for military object recognition under small training set condition, *Neural Computing and Applications*, 31 (10), 6469-6478.
- Yang, Z., Xie, K., Li, T., He, Y., Li, T. ve Sun, X., 2020, Color Constancy Using VGG Convolutional Neural Network, *2020 International Conference on High Performance Big Data and Intelligent Systems, HPBD&IS*, Shenzhen, China, 1-6.
- Yildirim-Yayilgan, S., Arifaj, B., Rahimpour, M., Hardeberg, J. Y. ve Ahmedi, L., 2020, Pre-trained CNN based deep features with hand-crafted features and patient data for skin lesion classification, *International Conference on Intelligent Technologies and Applications*, Gjøvik, Norway, 151-162.
- Yogeswararao, G., Naresh, V., Malmathanraj, R. ve Palanisamy, P., 2022, An efficient densely connected convolutional neural network for identification of plant diseases, *Multimedia Tools and Applications*, 81, 32791–32816.
- Yoo, J.-S., Lee, K.-K., Lee, C.-H., Seo, J.-M. ve Kim, J.-O., 2022, Deep Spatio-Temporal Illuminant Estimation Under Time-Varying AC Lights, *IEEE Access*, 10, 15528-15538.
- Yu, Y. ve Jin, B., 2021, Dimension Measurement Method for Micro-electronic Connector Based on Machine Vision, *Research and Exploration in Laboratory*, 40 (4), 13-18.
- Yun, S.-I. ve Kim, K.-S., 2018, Sky luminance measurements using CCD Camera and comparisons with Calculation models for predicting indoor illuminance, *Sustainability*, 10 (5), 1556.
- Yuzuguzel, H., 2015, "Learning colour constancy using convolutional neural networks", Yüksek lisans, *Tampere University of Technology*, Finlandiya, 1-50.
- Zatari, A., Dodds, G., McMenemy, K. ve Robinson, R., 2005, Glare, luminance, and illuminance measurements of road lighting using vehicle mounted CCD cameras, *LEUKOS*, 1 (2), 85-106.
- Zhang, B., Huang, W., Li, J., Zhao, C., Fan, S., Wu, J. ve Liu, C., 2014, Principles, developments and applications of computer vision for external quality inspection of fruits and vegetables: A review, *Food Research International*, 62, 326-343.
- Zhang, B., Huang, W., Gong, L., Li, J., Zhao, C., Liu, C. ve Huang, D., 2015, Computer vision detection of defective apples using automatic lightness correction and weighted RVM classifier, *Journal of food engineering*, 146, 143-151.
- Zhang, H. ve Li, D., 2014, Applications of computer vision techniques to cotton foreign matter inspection: A review, *Computers and electronics in agriculture*, 109, 59-70.
- Zhang, H., Qiu, D., Wu, R., Deng, Y., Ji, D. ve Li, T., 2019a, Novel framework for image attribute annotation with gene selection XGBoost algorithm and relative attribute model, *Applied Soft Computing*, 80, 57-79.

- Zhang, K., Li, X., Jin, X., Liu, B., Li, X. ve Sun, H., 2021, Outdoor illumination estimation via all convolutional neural networks, *Computers & Electrical Engineering*, 90, 106987.
- Zhang, W., Zhang, Y., Zhai, J., Zhao, D., Xu, L., Zhou, J., Li, Z. ve Yang, S., 2018, Multi-source data fusion using deep learning for smart refrigerators, *Computers in Industry*, 95, 15-21.
- Zhang, Y., Gao, J., Cen, H., Lu, Y., Yu, X., He, Y. ve Pieters, J. G., 2019b, Automated spectral feature extraction from hyperspectral images to differentiate weedy rice and barnyard grass from a rice crop, *Computers and electronics in agriculture*, 159, 42-49.
- Zou, Z., Zhao, X., Zhao, P., Qi, F. ve Wang, N., 2019, CNN-based statistics and location estimation of missing components in routine inspection of historic buildings, *Journal of Cultural Heritage*, 38, 221-230.

