T.C.

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

BARKODSUZ ÜRÜNLERİN TANINMASINDA DERİN ÖĞRENMEYE DAYALI YAKLAŞIMLARIN UYGULANMASI

Furkan ATBAN

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Bilgisayar Mühendisliği Programı

Danışman

Dr. Öğr. Üyesi Hamza Osman İLHAN

Şubat, 2023

T.C.

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

BARKODSUZ ÜRÜNLERİN TANINMASINDA DERİN ÖĞRENMEYE DAYALI YAKLAŞIMLARIN UYGULANMASI

Furkan ATBAN tarafından hazırlanan tez çalışması 16.02.2023 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, Bilgisayar Mühendisliği Programı **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Dr. Öğr. Üyesi Hamza Osman İLHAN
Yıldız Teknik Üniversitesi
Danışman

Jüri Üyeleri

Dr. Öğr. Üyesi Hamza Osman İLHAN, Danışman
Yıldız Teknik Üniversitesi _____

Doç. Dr. Ali Can KARACA, Üye
Yıldız Teknik Üniversitesi _____

Dr. Öğr. Üyesi Ekin EKİNCİ, Üye
Sakarya Uygulamalı Bilimler Üniversitesi _____

Danışmanım Dr. Öğr. Üyesi Hamza Osman İlhan sorumluluğunda tarafımca hazırlanan Barkodsuz Ürünlerin Tanınmasında Derin Öğrenmeye Dayalı Yaklaşımların Uygulanması başlıklı çalışmada veri toplama ve veri kullanımında gerekli yasal izinleri aldığımı, diğer kaynaklardan aldığım bilgileri ana metin ve referanslarda eksiksiz gösterdiğimi, araştırma verilerine ve sonuçlarına ilişkin çarpıtma ve/veya sahtecilik yapmadığımı, çalışmam süresince bilimsel araştırma ve etik ilkelerine uygun davrandığımı beyan ederim. Beyanımın aksinin ispatı halinde her türlü yasal sonucu kabul ederim.

Furkan ATBAN

İmza

Sevgili annem, babam ve abime ithafen

TEŞEKKÜR

Yüksek lisans tez sürecimin her aşamasında bilgi ve tecrübeleri ile beni yönlendiren, yoğun çalışma hayatında zamanını bana ayıran, çalışmamın bilimsel temeller ışığında oluşturulmasında her daim yanımda olan, sayın tez danışmanım Dr. Öğr. Üyesi Hamza Osman İLHAN'a sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Bu süreçte maddi ve manevi olarak her zaman yanımda olan, desteklerini benden hiçbir zaman esirgemeyen başta babam İsmail ATBAN, annem Mualla ATBAN, abim Cihan ATBAN ve eşi Dilara Aydın ATBAN olmak üzere tüm aileme teşekkürü borç bilirim.

Tez sürecimde desteğini her zaman yanımda hissettiğim değerli arkadaşım Elif BİÇER'e teşekkür ederim.

Furkan ATBAN

İÇİNDEKİLER

KISALTMA LİSTESİ vii

ŞEKİL LİSTESİ viii

TABLO LİSTESİ ix

ÖZET x

ABSTRACT xii

1 GİRİŞ 1

1.1 Literatür Özeti ... 1
1.2 Tezin Amacı ... 6
1.3 Orijinal Katkı ... 7

2 MATERYAL VE METOT 9

2.1 Veri Kümesi ... 9
2.2 Yöntem ... 12
2.2.1 Evrişimsel Sinir Ağları ... 13
2.2.2 Ön Eğitimli Ağlar ... 15
2.2.3 Özellik Çıkarımı ... 22
2.2.4 Destek Vektör Makineleri ... 23
2.2.5 K-Katlamalı Çapraz Doğrulama ... 23
2.2.6 Performans Metrikleri ... 24
2.2.7 Önerilen Yaklaşım ... 25

3 DENEYSEL SONUÇLAR 29

3.1 Çalışma 1 Deneysel Sonuçları ... 30
3.2 Çalışma 2 Ön Eğitimli Ağlar ile Sınıflandırma Performansı ... 32
3.2.1 VGG-19 Sınıflandırma Performansı ... 33
3.2.2 DenseNet201 Sınıflandırma Performansı ... 34
3.2.3 ResNet50 ve ResNet101 Sınıflandırma Performansı ... 36
3.2.4 EfficientNetB3 Sınıflandırma Performansı ... 37
3.2.5 InceptionV3 Sınıflandırma Performansı ... 38

3.3 Çalışma 2 Özellik Çıkarımı ile Sınıflandırma Performansı 42
3.4 Çalışma 2 Özellik Düzeyinde Füzyon Sınıflandırma Performansı 46

4 SONUÇ VE ÖNERİLER **49**

KAYNAKÇA **51**

A YAYIN KABUL EKİ **57**

TEZDEN ÜRETİLMİŞ YAYINLAR **58**

KISALTMA LİSTESİ

Conv	Konvolüsyon
ESA	Evrişimsel Sinir Ağı
FN	False Negative (Yanlış Negatif)
FP	False Positive (Yanlış Pozitif)
Kat.	Katsayı
MPCNN	Multi-Path Convolutional Neural Network (Çok-Yollu ESA)
RNN	Recurrent Neural Network (Yinelemeli Sinir Ağı)
SS	Standart Sapma
SVM	Support Vector Machine (Destek Vektör Makinesi)
TBK	Tam Bağlı Katman
TÇ	Ters Çevrilmiş
TN	True Negative (Doğru Negatif)
TP	True Pozitive (Doğru Pozitif)

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 2.1 Kamera sabitleyici ara aparat tasarımı 10
Şekil 2.2 Kuruyemiş veri kümesi için her bir sınıfa ait örnek görüntü [17] 11
Şekil 2.3 Makbul veri kümesi için her bir sınıfa ait örnek görüntü 12
Şekil 2.4 Çalışma 1 akış diyagramı 14
Şekil 2.5 Çalışma 2 akış diyagramı 15
Şekil 2.6 Transfer öğrenme yaklaşımı 17
Şekil 2.7 VGG-19 mimarisi.....18
Şekil 2.8 ResNet50 ve ResNet101 mimarileri.....19
Şekil 2.9 Artık blok yapısı (ResNet) 19
Şekil 2.10 DenseNet mimarisi.....20
Şekil 2.11 EfficientNet B3 mimarisi 21
Şekil 2.12 InceptionV3 temel mimarisi 22
Şekil 2.13 K-katlamalı çapraz doğrulama tekniği.....24
Şekil 2.14 Özellik seviyesinde füzyon yaklaşımı.....28
Şekil 3.1 DenseNet201 ve SVM ile elde edilen karmaşıklık matrisi (Çalışma 1) .30
Şekil 3.2 ResNet50 ve SVM ile elde edilen karmaşıklık matrisi (Çalışma 1) 31
Şekil 3.3 Özellik seviyesinde füzyon ile elde edilen karmaşıklık matrisi (Çalışma 1) 31
Şekil 3.4 En iyi performansı veren ağın karmaşıklık matrisi (DenseNet201) 39
Şekil 3.5 DenseNet201 ağı tahmin örnekleri.....39
Şekil 3.6 DenseNet201 ve SVM sınıflandırıcısı ile elde edilen karmaşıklık matrisi 43
Şekil 3.7 InceptionV3 ve SVM sınıflandırıcı ile elde edilen karmaşıklık matrisi ..44
Şekil 3.8 ResNet50 ve SVM sınıflandırıcı ile elde edilen karmaşıklık matrisi.....45
Şekil 3.9 VGG19 ve SVM sınıflandırıcı ile elde edilen karmaşıklık matrisi 45
Şekil 3.10 EfficientNetB3 ve SVM sınıflandırıcı ile elde edilen karmaşıklık matrisi 46
Şekil 3.11 Özellik seviyesinde füzyon yaklaşımı ile elde edilen karmaşıklık matrisi 47
Şekil 3.12 DenseNet201 ve özellik düzeyinde füzyon yaklaşımının doğru tahmin sayılarının karşılaştırması 48
Şekil A.1 Yayın kabul eki 55

TABLO LİSTESİ

Tablo 2.1 Çalışmada kullanılan hiper parametreler 28
Tablo 3.1 Çalışma 1 için elde edilen tüm doğruluk değerleri 32
Tablo 3.2 VGG-19 doğruluk değerleri 34
Tablo 3.3 DenseNet201 mimarisi doğruluk değerleri 35
Tablo 3.4 ResNet50 mimarisi doğruluk değerleri 36
Tablo 3.5 ResNet101 mimarisi doğruluk değerleri 37
Tablo 3.6 EfficientNetB3 mimarisi doğruluk değerleri 38
Tablo 3.7 InceptionV3 mimarisi doğruluk değerleri 40
Tablo 3.8 En iyi performans veren ağın performans metrik sonuçları (DenseNet201) 41
Tablo 3.9 Özellik çıkarımı ve SVM sınıflandırıcı yaklaşımı doğruluk çıktıları 43
Tablo 3.10 Her bir ağ için en iyi doğruluk değerini veren hiper parametre değerleri 48

ÖZET

Barkodsuz Ürünlerin Tanınmasında Derin Öğrenmeye Dayalı Yaklaşımların Uygulanması

Furkan ATBAN

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Yüksek Lisans Tezi

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Hamza Osman İLHAN

Derin öğrenme ağları günümüzde farklı disiplinlerde uygulanan ileri düzey makine öğrenimi yaklaşımları olarak tanımlanabilir. Görüntülerin analizinde, derin öğrenme ağlarıyla sektörel çözümler için çalışmalar yapılmıştır. Farklı teknolojik yaklaşımlara sahip sistemler geliştirilmiş ve pratik alanda uygulanmaya başlanmıştır. Mevcut çalışmalar ürünler bazında incelendiğinde nesne sınıflarının sınırlı olduğu çalışmalardır. Çalışmaların kapsamı, tek ürün çeşidi bazında ilgili ürünün kendi içerisinde kalite, büyüklük gibi nitel ve nicel sınıf çıktıları üzerinden sınıflandırılması açısından kısıtlıdır. Tez çalışmasında, çalışmaya özel olarak hazırlanmış, kuruyemiş, bakliyat ve şekerleme ürünlerine ait alt başlıkları içeren 30 sınıftan oluşan MAKBUL veri kümesi üzerinde çoklu model içeren kollektif öğrenme kapsamında gerçekleştirilen hibrit bir sınıflandırma yaklaşımı önerilmiştir. Bu kapsamda ilk olarak, literatürde tanımlanan farklı derin öğrenme ağlarının, perakende sektöründe önemli bir aşama olan kasada barkodsuz ürün tanıma ve ürünün otonom ücretlendirilmesi aşamasında kullanımı için sınıflandırma performansları değerlendirilmiştir. Sunulan çalışmada, farklı derin öğrenme ağlarının sınıflandırma sonuçlarına ek olarak, bu mimariler sadece

özellik çıkarımı amacı ile de uygulanmıştır. Bu aşamada, çıkarılan tüm öznitelikler, önerilen özellik seviyesinde füzyon yaklaşımıyla birleştirilerek yeni öznitelik matrisi ortaya çıkarılmıştır. Bu yaklaşımın uygulanabilirliği Çalışma 1 başlığı altında gösterilmiştir. Önceden eğitilen her bir ağ mimarisinden elde edilen özel bireysel öznitelikler ve bireysel özniteliklerin birleşimi olarak belirtilen öznitelik füzyon matrisi, destek vektör makineleri kullanılarak tekrar sınıflandırılmış ve performans çıktıları elde edilmiştir. Çalışma 2 kapsamında, derin öğrenme ağ mimarilerin, farklı hiper parametre seçimleriyle oluşturulan deney sonuçlarına bakıldığında en iyi performansın DenseNet201 ile %96'lık doğruluk değeri olarak ölçüldüğü görülmüştür. Çalışmada kullanılan her bir ağdan çıkarılan özel bireysel özniteliklerin, ayrı şekilde SVM sınıflandırıcısını beslemesi sonucunda, en yüksek doğruluk değerinin %96,07 olarak EfficientNetB3 ile elde edildiği görülmüştür. Özellik düzeyinde füzyon yaklaşımıyla elde edilen SVM sınıflandırma sonuçları, önerilen yaklaşımın başarıyı %96,56'lik doğruluk değerine çıkardığını göstermiştir. Elde edilen sonuçlar, perakende sektöründeki barkod içermeyen ve poşete doldurma usulü ile satışı yapılan ürünlerin sınıflandırılarak, ödeme süreçlerini otonom hale getirecek sistemin günlük hayatta kullanılabilirliğini göstermektedir.

Anahtar Kelimeler: Derin öğrenme, sınıflandırma, özellik seviyesinde füzyon DenseNet201, EfficientNetB3

ABSTRACT

The Implementation of Deep Learning Based Approaches in The Identification of Barcod-Free Products

Furkan ATBAN

Department of Computer Engineering

Master of Science Thesis

Supervisor: Assist. Prof. Dr. Hamza Osman İLHAN

Deep learning networks can be defined as advanced machine learning approaches applied in different disciplines today. In the analysis of images, studies were carried out for sectoral solutions with deep learning networks. Systems with different technological approaches have been developed and started to be applied in the practical field. When the existing studies are examined based on products, they are studies in which object classes are limited. The scope of the studies is limited in terms of classifying the related product based on a single product type, based on qualitative and quantitative class outputs such as quality and size. In the thesis study, a hybrid classification approach is proposed, which is carried out within the scope of collective learning with multiple models on the MAKBUL dataset, which consists of 30 classes containing sub-titles of nuts, legumes, and confectionery products specially prepared for the study. In this context, firstly, the classification performances of different deep learning networks defined in the literature were evaluated for the use of barcode-free product recognition at the checkout and autonomous pricing of the product, which is an important stage in the retail sector. In the present study, in addition to the classification results of

different deep learning networks, these architectures are also applied for the purpose of feature extraction only. At this stage, a new feature matrix is created by combining all extracted features with the proposed feature-level fusion approach. The applicability of this approach is demonstrated in Study 1. Special individual features obtained from each pre-trained network architecture and the feature fusion matrix, specified as a combination of individual features, are reclassified using support vector machines, and performance outputs are obtained. In the study 2, when the experimental results of different deep learning network architectures were examined with different hyperparameter selections, it was seen that the best performance was measured with DenseNet201 with an accuracy value of 96%. As a result of the special individual features extracted from each network used in the study, feeding the SVM classifier separately, it was seen that the highest accuracy value was obtained with EfficientNetB3 as 96.07%. The SVM classification results obtained with the feature-level fusion approach showed that the proposed approach increased the success to 96.56% accuracy. The results show the usability of the system in daily life, which will make the payment processes autonomous by classifying the products that do not contain barcodes in the retail sector and are sold with the bag-filling method.

Keywords: Deep learning, classification, feature level fusion, DenseNet201, EfficientNetB3.

1
GİRİŞ

Derin öğrenme metotlarının, zaman içerisindeki gelişimi ile kullanımı giderek artmıştır. Artan kullanım, birçok alanda insan gücünün yerini derin öğrenme tabanlı çözümlere bırakmasını sağlamıştır. Perakende sektöründe ürünlerin tanınmasını ilgilendiren bir problemin çözümü için, derin öğrenme metotlarının tercih edilmesi ise artık bir gereklilik haline gelmektedir [1].

İşletmelerdeki insan gücünün azaltılıp daha hızlı işlem yapılabilmesi, derin öğrenme ağlarının tercih edilmesinin en önemli nedenlerinden biridir. Ağların kullanımı ile geliştirilen sistemler, nesnelerin hızlı ve doğru sınıflandırılma işlemi için oldukça önem arz etmektedir. Firmalarda fazla sayıda olan barkodsuz ürün çeşitlerinin, ödeme işlemleri sırasında hızlı tespitinin zor olması ve artan müşteri sayıları ile işletmelerin iş yüklerinin giderek artması, işlem hızının olumsuz etkilenmesine neden olmaktadır. Bu olumsuz durumlara çözüm üretmek için, derin öğrenme yöntemlerinin, barkodsuz ürün tanıma amacıyla kullanılarak, yüksek performans çıktısı veren modellerin ilgili sistemlere entegre edilme ihtiyacı giderek önem kazanmıştır.

Literatürde barkodsuz ürünlerin sınıflandırılması anlamında pek çok farklı çalışma mevcuttur. Ancak, barkod içermeyen ürünler olan kuruyemiş, bakliyat, şekerleme gibi ürün gruplarına ait alt ürünlerin tanınmasını gerçekleştiren sistemler oldukça kısıtlıdır. Çalışmalar genellikle sadece bir ürün çeşidinin kalitesinin değerlendirilmesi ya da biçimsel özelliklerinin sınıflandırılmasına yöneliktir. Tez çalışmasında, derin öğrenme modellerinin performans değerlendirme katkısı sunularak, bu eksikliğin giderilmesi sağlanmıştır.

1.1 Literatür Özeti

Literatür de yer alan çalışmalar incelendiğinde; Vidyarthi ve arkadaşları tarafından kaju çekirdeklerini beş kategoride sınıflandırma çalışması

gerçekleştirilmiştir. Çalışmada Inception-V3, ResNet50, VGG-16 ve probleme özel tasarlanmış model dahil olmak üzere toplam dört model uygulanmıştır.

Kaju çekirdeklerinin, modeller tarafından elde edilen sınıflandırma performansları; duyarlılık, özgüllük, kesinlik, doğruluk ve F1 puanı gibi model değerlendirme ölçütleri kullanılarak karşılaştırılmıştır. Çalışmada Inception-V3 ve ResNet50 derin öğrenme ağlarının, %98,4 doğruluk oranı ile en yüksek sınıflandırma performansını verdiği raporlanmıştır [2].

Benzer başka bir çalışmada, Dheir ve arkadaşları tarafından 2868 görüntü içeren bir veri kümesi ile beş çeşit kuruyemişin sınıflandırılması sağlanmıştır. Bu çalışmada da probleme özel olarak geliştirilen evrişimli sinir ağı (ESA) modeli kullanılmıştır. Kullanılan veri kümesi ile eğitilen modelin test kümesinde %98'lik bir doğruluk değeri göstermesiyle, bu yaklaşımın uygulanabilirliği işaret edilmiştir [3].

Kuru meyvelerin derin öğrenme ağları kullanılarak sınıflandırılmasını konu alan Jan ve arkadaşları tarafından gerçekleştirilen çalışmada ise 800 görüntüden oluşan 4 farklı sınıf içeren kuru meyve veri kümesi kullanılmıştır. Bu veri kümesinin sınıflandırılması için önerdikleri ESA modeli, %94 test başarımı ile sınıflandırmayı gerçekleştirmiştir. Çalışmada ayrıca görüntü ön işleme adımları da uygulanarak, görüntünün gürültüden arındırılmış ve ilgi bölgelerinin belirlendiği görseller kullanılarak, ESA modellerinin eğitimi gerçekleştirilmiştir [4].

Khrisne ve arkadaşları tarafından Google görseller üzerinden elde edilen, 27 sınıf içeren 3574 bitki ve baharat görüntüsü ile yapılan çalışmada, modelin %70'lik bir sınıflandırma başarısı elde ettiği raporlanmıştır. Çalışmalarında, benzer görsellere sahip baharat çeşitlerinin sınıflandırılması üzerine yapılan farklı çalışmalarda da, önişlem basamağında geleneksel görüntü temizleme ve ilgi alanı çıkarımı yaklaşımlarının uygulanıldığına değinilmiş, ardından ESA modelleri ile sınıflandırmanın gerçekleştirildiği raporlanmıştır [5].

Costa. L ve arkadaşları tarafından meyve büyüme eğrisinin daha iyi anlaşılabilmesi için derin öğrenme yöntemleri kullanılarak ceviz büyümesinin ölçülmesi üzerine yapılan çalışma ile kabuklu yemiş boyutu ve hasat tarihinin belirlenmesi hedeflemiştir. Bu çalışmada birden fazla büyüme evresinde pekan cevizlerinde

kabuk ve embriyo alan tahmini amacıyla, gerekli olan nesne tespiti ve semantik segmentasyonu gerçekleştirebilmek için Mask-RCNN algoritması kullanılmıştır. Kullandıkları modellerde nesne algılama görevi için, en yüksek %100'lük F1 skoruna ulaşıldığı raporlanmıştır [6].

Koirala, A. ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada, ağaçların üzerinde bulunan mango meyvesinin tespiti görevi için mevcut altı derin öğrenme mimarisinin performansı karşılaştırılmıştır. Çalışmada, Faster R-CNN (VGG) ve Faster R-CNN (Zeiler ve Fergus- ZFNet)'nin iki aşamalı derin öğrenme mimarileri ve tek aşamalı YOLOv3, YOLOv2, YOLOv2 (tiny) ve SSD teknikleri hem orijinal çözünürlük hem de 512×512 piksel sürümleriyle eğitilmiştir.

YOLOv3 ve YOLOv2 (tiny) özelliklerine dayalı olarak, mevcut uygulama için doğruluk ve hız tasarım kriterlerine dayalı 'MangoYOLO' isimli yeni bir mimari de geliştirilmiştir. MangoYOLO mimarisi ile mango görüntü veri kümesinde 0.89'luk bir F1 puanı elde edildiği raporlanmıştır [7].

Villacrés, J. F. ve arkadaşları tarafından, gerçek arazi koşullarında kiraz bahçesinden elde edilen görüntüler üzerinden kiraz mahsülü tahmini amacıyla bir çalışma gerçekleştirilmiştir. Sunulan çalışma ile kiraz mahsülü tahminindeki hatayı azaltmak için, kiraz hasat tahminlerini geliştirmek amacıyla derin sinirsel tabanlı bir yaklaşım geliştirilmiştir. Bu sayede, kirazlar %85'e kadar doğrulukla tespit edilmiştir. Ek olarak, ihracata yönelik üretimin daha iyi karakterize edilmesi için kirazların dört boyutta sınıflandırılması başarılmıştır [8].

Mekanik yöntemler ile ürünlerin toplanması, meyveleri otomatik olarak algılamak için tarım robotu gerektirir. Mao, S ve arkadaşları tarafından sunulan çalışmada otomatik tanıma modellerinin uygulanabilirliğini ve doğruluğunu geliştirmek için, renk bileşeni seçimi ve SVM ile MPCNN kullanarak yeni bir salatalık bölgesi algılama yöntemi önerilmiştir. Bu yöntemde salatalık görüntüsü renk uzayına dönüştürülerek 15 renk bileşeni elde edilmiş ve ilgili özniteliklerin ağırlık bilgileri I-RELIEF ile analiz edilmiştir. Tanıma sonuçlarına bakıldığında, salatalık görüntülerinin %90'ından fazlasının doğru şekilde sınıflandırıldığı gösterilmiştir [9].

Wang, B. ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada, 200 soya fasulyesi çeşidinden ve 6000 örnekten oluşan SoyCultivar200 yaprak veri kümesi kullanılarak, soya bitkisinin alt, orta ve üst kısımlarındaki yapraklarından oluşan üçlü yaprak görüntü desenlerinin derin öğrenme özellikleri elde edilmiştir. Çalışmada, mesafe ve sınıflandırıcı füzyonu adı verilen öznitelik birleştirme yöntemleri önerilmiştir. Birleştirilen özelliklerin farklı SVM sınıflandırıcıları beslemesi ile kültivar tahmini gerçekleştirilmiştir. Yapılan çalışma ile %83,55'lik bir sınıflandırma oranına ulaşıldığı raporlanmıştır [10].

Taner ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada ticari fındık üretiminde, kaliteli fındık tespitinin yapılabilmesi için bir ESA modeli önerilmiştir. 17 farklı kabuklu fındık çeşidi ve toplam 510 görüntü çeşidi içeren veri kümeleri üzerinde yaptıkları analizlerde test verisi üzerinde %98,63'lük bir doğruluk değeri raporlanmıştır [11].

Rimi ve arkadaşları tarafından fasulye cinslerinin sınıflandırılması üzerine çalışma yapılmıştır. Bu kapsamda üç farklı geleneksel makine öğrenmesi algoritması ile üç farklı ESA mimarisi kullanılarak deneyler gerçekleştirilmiştir. Sonuçlar incelendiğinde InceptionV3 mimarisi ile %98,6'lık doğruluk değerine ulaşıldığı raporlanmıştır [12].

Han, Y. ve arkadaşları tarafından kuruyemişlerin kalite değerlendirmesini gerçekleştirmek için bir çalışma sunulmuştur. Çalışmada herhangi bir işleme maruz kalmamış fındık tanelerinin kalite tahmini amacıyla derin öğrenme tabanlı bir yöntem uygulanmıştır. Üç farklı ESA modeli ile sınıflandırma yapılmıştır. Yapılan çalışmada en yüksek başarının elde edildiği Model1 için temel bileşen analizi uygulanmıştır. Sonuçlar incelendiğinde, iyi, orta ve düşük kaliteli fındıklar için en yüksek %93,48'lik doğruluk değeri raporlanmıştır [13].

Wang, Z. ve arkadaşları tarafından meyvenin duruşu için önemli kriterlerden birinin meyve sapı ve pozisyonu olduğunu vurgulanmıştır. Çalışmalarında, meyve duruş ayarlama ekipmanları ile elde edilen görüntülerin gerçek zamanlı tespiti için Yolo-V5 algoritması kullanılmıştır. Çalışmanın çıktısı olarak %93,89 doğruluk değeri raporlanmıştır [14].

Gill ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada meyve kalitesinin sınıflandırılması üzerine bir yaklaşım önerilmiştir. Yaklaşım, bu görev için üç farklı derin öğrenme modeli içermektedir. ESA, Yinelemeli Sinir Ağı (RNN) ve LSTM kullanarak uyguladıkları yaklaşım ile %96,08'lik doğruluk değeri belirtilmiştir. [15].

Castelo-Quispe ve arkadaşlarının yaptıkları çalışmada Brezilya cevizinin sınıflandırılması amaçlanmıştır. Bu çalışmada yer fıstığının ağırlığı ve büyüklüğü arasındaki ilişki dikkate alınarak otomatik bir sınıflandırma yöntemi sunulmuştur. Segmentasyon, öznitelik çıkarımı ve ağırlık tahmini aşamaları kullanılarak önerdikleri yöntem ile %99,7'lik bir doğruluk değeri elde edilmiştir [16].

An, R. ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada, yaygın olarak tüketilen kabuklu yemiş türlerinden oluşan bir görüntü veri kümesi oluşturulmuştur. Oluşturulan veri kümesinin, kabuklu yemiş türü sınıflandırma görevlerini otomatikleştirmek adına, yapay zekâ tabanlı bilgisayarlı görme modeli oluşturmak için kullanımı amaçlanmıştır. Yaptıkları çalışmada %100 doğruluğa ulaşılmıştır [17].

Açık ve kapalı antep fıstığının sınıflandırılmasına yönelik yapılan çalışmada Omid ve arkadaşları tarafından özellik çıkarma ve sınıflandırma işlemi için karar ağacı yapısı kullanılmıştır. Çalışmanın sonuçları incelendiğinde, sistemin sağlamlığı %99,52 doğrulukla ortaya çıkarılmıştır [18].

Akshay ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada, areka yemişlerinin sağlıklı ve sağlıksız olarak sınıflandırılmasına odaklanılmıştır. Karar ağacı ve GLCM doku özelliği çıkarma yöntemi kullanılarak elde edilen doku özellikleri ile sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir. Çalışma sonucunda %90'lık doğruluk değeri bildirilmiştir [19].

Çalışmada tercih edilen ön eğitimli ağların sınıflandırma işlemi için kullanımı ve ön eğitimli ağların getirdiği anlamlı özellik çıkarımı yaklaşımı, literatürde sadece kuruyemiş, baklagil ve meyve gibi ürünlerin sınıflandırılması amacıyla kullanılmamıştır. Özellikle biyomedikal görüntü analizi anlamında da oldukça tercih edilen yaklaşımlardır. Bu alanlarda da başarılı performans çıktıları sağlayan çalışmalar yapılmıştır [20]–[24].

Literatür incelendiğinde, yapılan çalışmaların daha çok tek bir ana ürün çeşidi bazında, ilgili ürünün kendi içerisinde kalite, boyut gibi özelliklerine göre sınıflandırıldığı yaklaşımları içerdiği görülmüştür. Geniş bir yelpazedeki ürün havuzuna sahip işletmelerde, barkodsuz poşetli ürünlerin otonom bir şekilde sınıflandırılıp ücretlendirilmesi için, derin sinir ağları tabanlı bir önerinin sunulduğu çalışma sayısı oldukça kısıtlıdır.

1.2 Tezin Amacı

Günümüzde en sık karşılaşılan sorunlardan biri mağazalarda ürün alındıktan sonra fiyatlandırma ve ödeme sırasında yaşanan bekleme sorunlarıdır. Bekleme süresini azaltmak için ödeme sistemlerinde ve kasalarda derin öğrenme tabanlı analiz yazılımları ile otomatik hale getirilmiş ürün tanıma sistemleri teknolojik anlamda önemli bir yer tutar. Mağazalarda barkodsuz ve serpme usulü satılan ürünler için reyon görevlisi tarafından ürünün tartılması, etiketlenmesi ve müşteri tarafından kasaya götürülmesi ile ilerleyen süreç geleneksel yöntem olarak tanımlanır. Gerçekleştirilen tez çalışmasında ise, geleneksel yöntemin yerine, kasa ve tartı platformuna entegre kamera modülü üzerinden elde edilen barkodsuz ürünlerin sınıflandırılarak, otomatik fiyat hesaplanmasının sektörel anlamda zaman, hız ve güvenilirlik açısından büyük katkı sağlayacağı amaçlanmıştır. Çalışmanın hedefi, platform üzerindeki kamera modülü tabanlı sistemin çalışması için gerekli görüntülerin toplanması ve seçilen modeller ile eğitimlerin gerçekleştirilerek elde edilen çıktıların, çalışmanın bir donanıma entegre edilip edilmeyeceğini belirlemektir. Görüntüler üzerinde herhangi bir kırpma, döndürme vb. manuel işlem uygulanmamıştır. Böylece, önerilen yaklaşımın, daha objektif ve kullanılabilir olması sağlanmıştır. Literatür incelendiğinde ürün sınıflandırma anlamında yapılan çalışmaların genellikle kısıtlı ürün sınıfları için gerçekleştirilen çalışmalar olduğu görülmüştür. Önerilen çalışma kapsamında, literatürde tanımlanan çok farklı derin öğrenme ağ mimarilerinin perakende sektöründe önemli bir aşama olan kasada ürün tanıma ve ürünün otonom ücretlendirilmesi aşamasında kullanılmak üzere uygulanması amaçlanmıştır. Tez çalışması, perakende sektöründe barkodsuz ürünlerin kasada ücretlendirme

aşamasında tespiti üzerine kurgulanmıştır. Bu anlamda ürünlerin ambalaj üzerinden tanınması, literatürde benzeri olmayan bir çalışmayı içermektedir.

1.3 Orijinal Katkı

Literatürde yer alan çalışmalar daha çok tek çeşit kuru meyve, kuruyemiş, meyve, ya da baklagil üzerinde sınıflandırma aşamalarını içeren yaklaşımlardır. Bu yaklaşımlar ile ticari mağazalardaki problemlerin giderilmesine yönelik önemli bir çıktıya işaret edilmemiştir.

Yapılan tez çalışması ile sunulan katkılar ise aşağıda maddeler halinde listelenmiştir :

- Öğrenme aktarımı kapsamında, derin öğrenme ağlarının performanslarının kasada ürün tanıma amacıyla oluşturulan veri kümesi üzerinde değerlendirilmesi ve firma bünyesindeki ürünlere özel en yüksek sınıflandırma doğruluğu veren modelin ticari açıdan kullanılabilir olduğunun gösterilmesi.
- Kasiyer merkezli dolandırıcılık veya yanlış bilgi ibrazı sorununun ortadan kaldırılabilmesi için çalışmanın uygulanabilirliğinin gösterilmesi.
- Müşterilerin ücret ödeme noktasında daha hızlı hizmet alabilmesine olanak sağlayacak donanım entegrasyonu için kullanılabilir modelin geliştirilmesine çıkış noktası sağlanabilmesi.
- Sunulan çalışmada kullanılan yöntemlerin, sadece baklagil ve kuruyemiş, şekerleme sınıflandırılması ile sınırlı kalmayıp, baharat gibi farklı gruplara ait alt başlık gruplarında da sınıflandırma görevi için başarı sağlayacağına işaret etmesi.
- Literatüre, 30 üründen oluşan ve her ürünün barkodsuz 150 adet görüntüsünü içeren veri kümesinin kazandırılmasının sağlanması.
- Geleneksel makine öğrenmesi yöntemlerinin yüksek oranda hataya açık olması nedeniyle, hassas bir karar verme sürecinde sunulan yöntemlerin başarılı olduğunun gösterilerek, diğer çalışmalara katkı sağlayabilmesi.

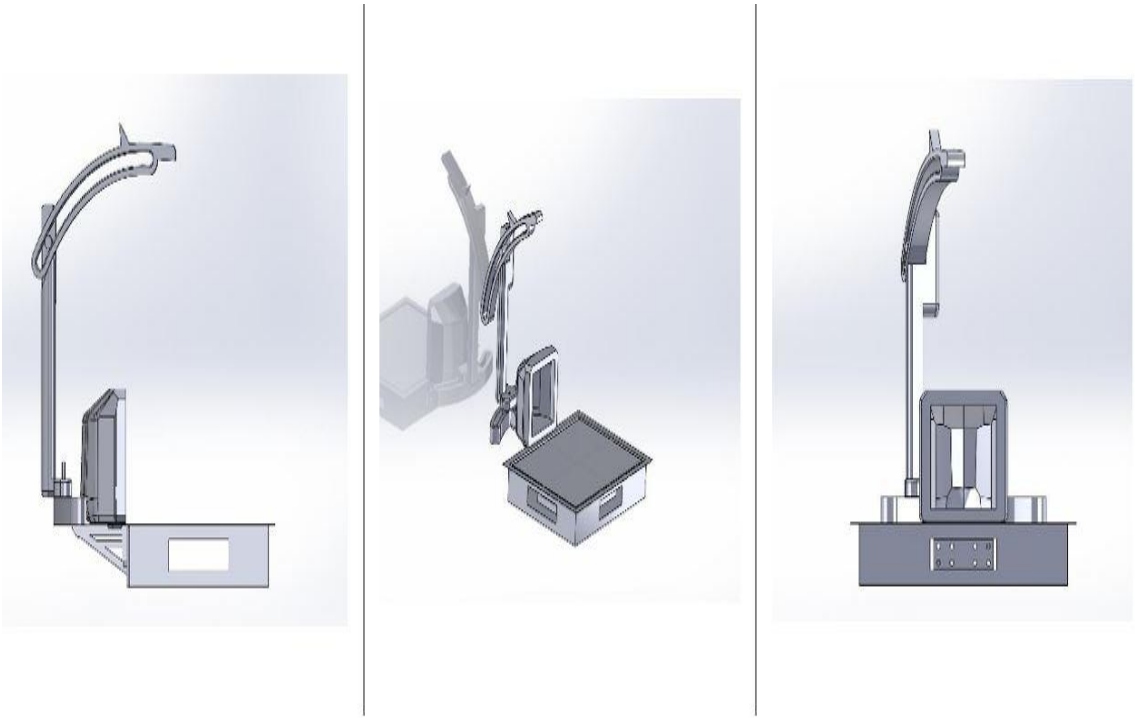
- Klasik ön işleme adımlarında gerekli olan özel uzmanlık alanının transfer öğrenme yaklaşımı ile yapılan özellik çıkarımı sayesinde ortadan kaldırılarak, bu yaklaşımın başarımının gösterilmesi.
- Perakende satış sırasında ürünlerin poşetlenme, ücretlendirme aşamasında tamamen insan bilgisine ihtiyaç duyulmasının getirdiği hız ve güvenilirlik problemlerinin önüne geçilebileceğine işaret etmesi.
- Önerilen özellik seviyesinde füzyon yaklaşımının getirdiği başarı arttırımı sayesinde, bu yaklaşımın farklı problemlerin çözümüne işaret edebileceğinin gösterilmesi.

Sunulan tez, genel olarak 4 bölümden oluşmaktadır. 1.Bölüm olarak verilen "GİRİŞ" kısmında literatürde yapılan çalışmalar ile bu çalışmalarda görülen eksikliklere değinilmiştir. Aynı zamanda bu bölümde, yapılan çalışmanın amacı ve literatüre katkılarına değinilmiştir. 2.Bölüm olan "MATERYAL VE METOT" bölümünde, çalışmada kullanılan veri kümeleri ve yöntem için önerilen yaklaşımlar hakkında bilgi verilmiştir. Daha sonra, "DENEYSEL SONUÇLAR" bölümünde, yapılan deneyler sonucunda elde edilen tüm performans metriklerinin sonuçları sunulmuştur. Tezin son bölümünde, "SONUÇ VE ÖNERİLER" başlığı altında bir önceki bölümde elde edilen tüm sonuçların karşılaştırmalı analizi verilerek, elde edilen bulgular yorumlanmıştır. Bu bölümde gelecekte yapılabilecek çalışmalara yönelik fikir çıktıları sunulmuştur.

2
MATERYAL VE METOT

2.1 Veri Kümesi

Tez çalışması kapsamında iki ayrı veri kümesi kullanılmıştır. Yapılan ilk çalışmada kullanılan veri kümesi, An, R. ve arkadaşları ile oluşturulan açık erişime sahip kuruyemiş veri kümesidir. An, R. ve arkadaşları yaptıkları çalışmada, farklı ürün çeşitleri kullanarak 11 sınıflı bir veri kümesi sunmuşlardır [17]. Veri kümesinde her bir ürün için 20 ayrı konumdan çekilen 200 görüntü yer almaktadır. Iphone 11 ile çekilen toplam 2200 görüntünün yer aldığı veri kümesi, Çalışma 1 için tercih edilmiştir. Çalışma 2 için kullanılan Makbul veri kümesi Makbul Kuruyemiş firmasında bulunan 30 çeşit barkodsuz ürün üzerinden elde edilmiş çalışmaya özel bir veri kümesidir. Veri kümesi içerisindeki örnekler 30 çeşit ürünün poşetlenmiş şekildeki görüntülerinden oluşturulmuştur. Görüntüler, her bir ürünün poşetli halinin tartı üzerine koyularak çekimlerin yapılması ile elde edilmiştir. Veri kümesi çekimlerinde, uygun çözünürlük ve geniş açılı kamera modeli olarak Xiaomi markasının ASHU modeli kullanılmıştır. Görüntü çekimleri, Ispartakule Makbul Kuruyemiş şubesinde yapılmıştır. Modellerin eğitimlerinin yüksek performans metrik değerleri ile sonuçlanması için ortam aydınlatması, ışık parlaması gibi çevresel faktörlerin görüntüler üzerinde en az düzeyde olması amaçlanmıştır. Çekim denemelerinde 1080p çözünürlüğünde elde edilen görüntülerin sistem başarısı için yeterli düzeyde olduğu gözlemlenmiştir. Bu kapsamda, geliştirilen kamera sabitleyici ara tasarım ile mağazalarda kullanılan standartları sağlamış tartı platformuna kamera sabitlenerek görüntülerinin elde edilmesi sağlanmıştır. Kamera sabitleyici ara aparat tasarımı Şekil 2.1'de gösterilmiştir.



Şekil 2.1 Kamera sabitleyici ara aparat tasarımı

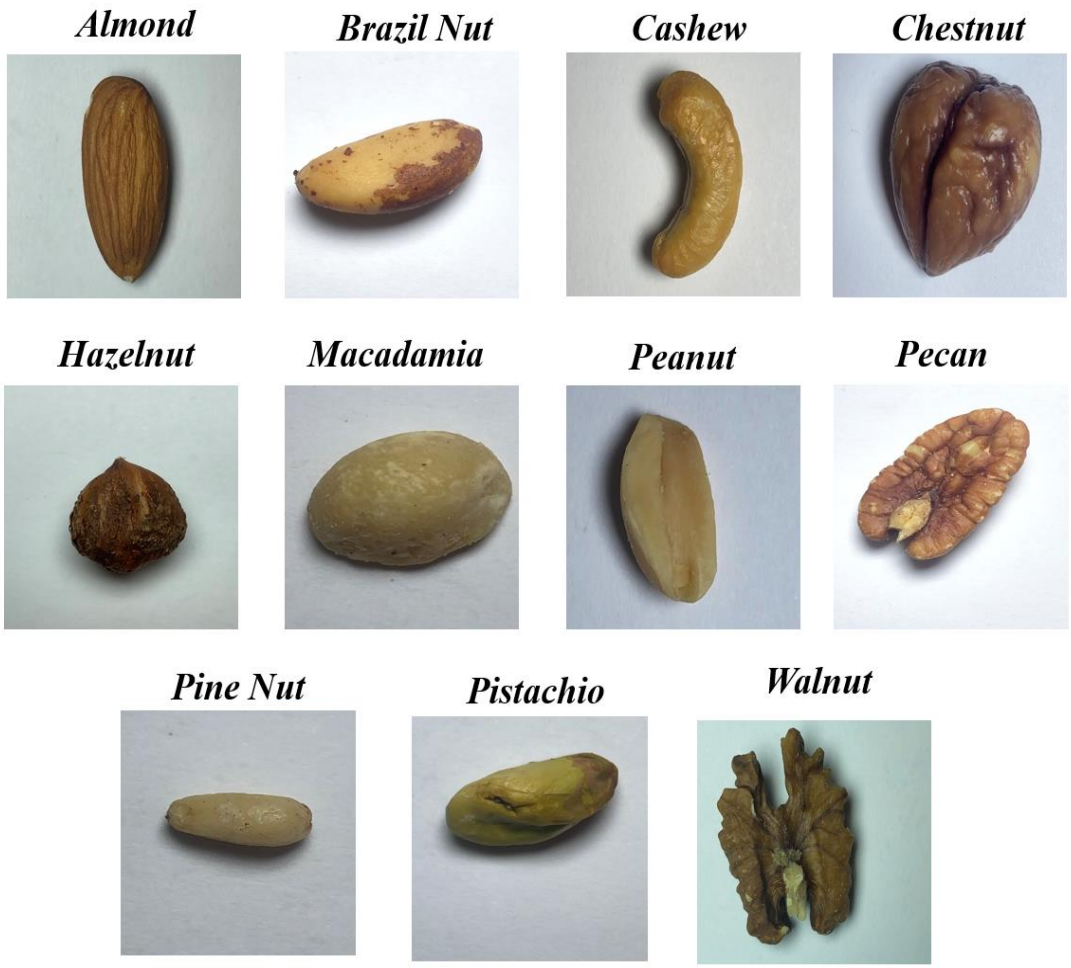
Veri kümesi, toplam 4500 görüntüden oluşmaktadır. Veri kümesi içerisinde yer alan tüm görüntüler 1070x1015 renk uzayına uygun olarak RGB formatında elde edilmiştir. Makbul veri kümesi, Ay çekirdeği, Badem, Kavrulmuş Badem, Bakla, Barbunya, İsot, Bulgur Pilavlık, Çörekotu, Dut Kurusu, Fasulye Dermason, Fasulye Mas, Fasulye Şeker, Kavrulmuş Fındık, Fıstık, Hurma, İncir, Kabak Çekirdeği, Kavrulmuş Kaju, Kuru Kayısı, Kokteyl Lüks, Leblebi Şekeri, Limon Tuzu, Lokum, Kırmızı Mercimek, Büyük Nohut, Baldo Pirinç, Osmancık Pirinç, Yerli Pirinç, Tarçın, Zerdeçal örnekleri olmak üzere 30 sınıflı bir yapı şeklinde inşa edilmiştir.

Veri dengesizliği sorunu tahmine dayalı model eğitimleri için zorlu bir süreç oluşturmaktadır. Sınıflandırma algoritmalarının performansı değerlendirildiğinde; veri kümelerinin her sınıf etiketi için eşit miktarda örnek içermesinin tahmin performansını genellikle arttırdığı gözlemlenmiştir. Dengesiz örnek sayısına sahip sınıf etiketlerini içeren veri kümelerinde ise sınıflandırıcıların tahmin performansının düştüğü gözlemlenmiştir [5].

Tez çalışmasında bu problemin önüne geçebilmek için veri kümelerinin her bir sınıfa ait eşit sayıda görüntü içermesi sağlanmıştır.

İki veri kümesi arasındaki temel farkı, kuruyemiş veri kümesinin her sınıfına ait görüntülerin, ilgili ürünün tek bir adedini içermesi, Makbul veri kümesinde ise her bir sınıfa ait görüntülerin, ilgili ürünün poşetli halini içermesi oluşturur.

Çalışma 1 kapsamında kullanılan veri kümesine ait örnek görüntüler Şekil 2.2'de gösterilmiştir. Çalışma 2 kapsamında, tez çalışmasına esas teşkil etmesi amacıyla oluşturulan, Makbul veri kümesinde yer alan her bir sınıfa ait örnek görüntüler Şekil 2.3'te gösterilmiştir.



Şekil 2.2 Kuruyemiş veri kümesi için her bir sınıfa ait örnek görüntü [17]



Şekil 2.3 Makbul veri kümesi için her bir sınıfa ait örnek görüntü

2.2 Yöntem

Görüntüler üzerinde ürün tanıma anlamında, sınıflandırma, öznitelik seçimi ve çıkarımı gibi makine öğrenmesi yöntemleri uygulanmıştır [25]. Bu yöntemlerin başarılı bir performans çıktısı verebilmesi özel uzmanlık gerektirir. Derin sinir ağları ise geleneksel makine öğrenmesi yöntemleri ile kıyaslandığında, sinir ağlarının çok seviyeli katman yapıları, veriyi farklı kavramsal yapılardan oluşan bir hiyerarşiye yerleştirmiştir. Bu sayede ağların kendi hatalarından öğrenmesi sağlanır. Geleneksel algoritmalarda ise bilgiler ve algoritmalar kesindir. Bununla birlikte derin sinir ağlarının en önemli faydalarından biri, verilerin daha detaylı ve bilgilendirici özelliklerinin çıkarımında kullanılabilmesidir. Bu sayede sınıflandırma sürecinde, geleneksel öğrenme modellerinden bağımsız olarak derin öğrenme ağları ile özellik çıkarımı sağlanır. Böylece sınıflandırma sürecinde daha başarılı performans çıktılarının elde edilmesi sağlanır [26], [27]. Ayrıca, derin

öğrenme ağları ile özellik çıkarımı, ön işleme adımlarına gerek duymadan uzamsal alan hesaplamaları ile gerçekleştirilir [28], [29]. Geleneksel yöntemler ile yapılan özellik çıkarımında gerekli olan işlem yükü minimize edilir. Veri miktarlarının artması ve veriden daha anlamlı bilgilere erişmek için öznitelik kestirimi oldukça önemlidir. Öznitelik kestirimi için optimizasyon yapılması başarılı çıktıların elde edilmesini sağlar.

Evrişimli Sinir Ağları (ESA) denetimli öğrenme yoluyla verileri analiz eden özel bir yapay sinir ağı modelidir. Bu model bir makine öğrenimi algoritması olan algılayıcıları kullanarak verilerin analizini gerçekleştirir. Tez çalışmasının genel akış diyagramları Çalışma 1 için Şekil 2.4'te, Çalışma 2 için Şekil 2.5'te gösterilmiştir.

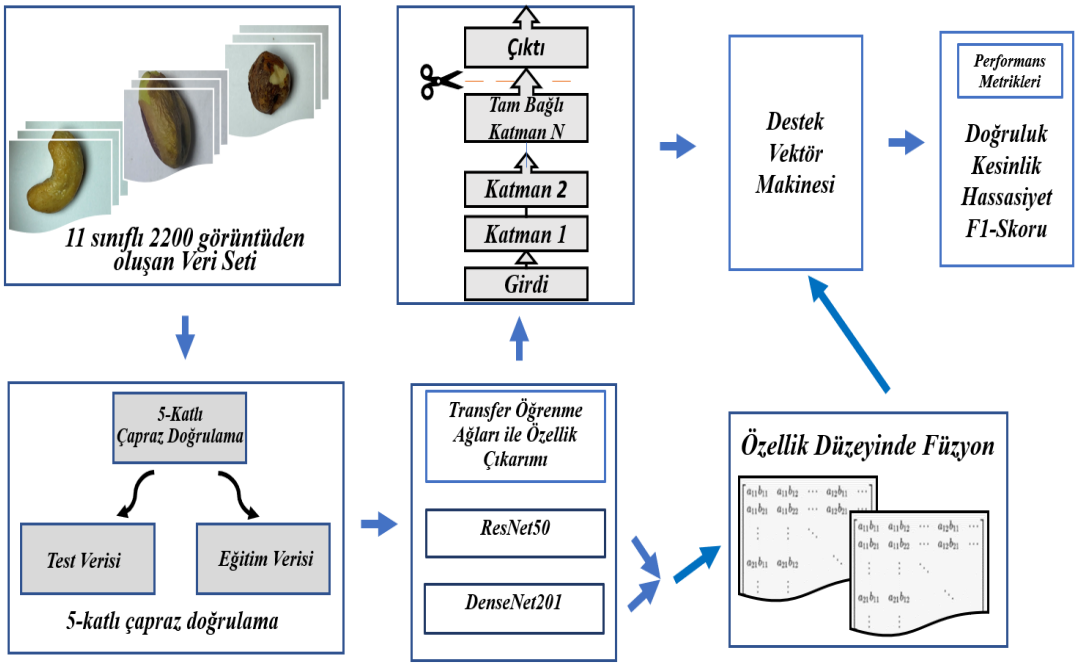
2.2.1 Evrişimsel Sinir Ağları

ESA görüntüleri sınıflandırarak ayırt etmeyi sağlayan derin öğrenme ağıdır. ESA'nın görüntü analizindeki başarısı, girdi görüntülerinin filtreleme aşamasındaki uzamsal ilişkilerini daha iyi anlaması sayesinde gerçekleşir. ESA mimarisi genel olarak bir girdi, konvolüsyon, havuzlama, tam bağlı katmanlardan ve çıktı katmanından oluşan ileri beslemeli katmanlar yapısı olarak ifade edilir. Bu yapı sayesinde ESA modelleri katmanlar halinde denetimli öğrenmeyi sağlayarak başarılı çıktılar verir. ESA model performanslarının ince-ayar (fine tuning) işlemleri ile değişkenlik göstermesi, bu alanda yapılan bilimsel çalışmaların çoğalmasını sağlamıştır [30], [31]. Klasik sinir ağları ile kıyaslandığında ise klasik ağlarda yer alan katmanlar arası bağlantılar ve öğrenilen parametrelerin çokluğu, hesaplama için büyük bir işlem hacmi ortaya çıkarır. ESA mimarilerinde ise evrişim filtreleri sayesinde, boyut ile eğitim süresi boyunca optimizasyon sağlanır. Bu durum evrişimsel filtre sonucu elde edilen çıktıların boyutunun girdi görüntülerinin boyutundan farklı olmasını ortaya çıkarır. Böylece öğrenilen ağırlıkların sayısı azalarak, hesaplama için gerekli işlem gücü büyük oranda azalır. ESA'lar sağladığı daha az işlem yükü nedeniyle görüntü analizinde oldukça başarılı öğrenme modelleri olarak belirtilir.

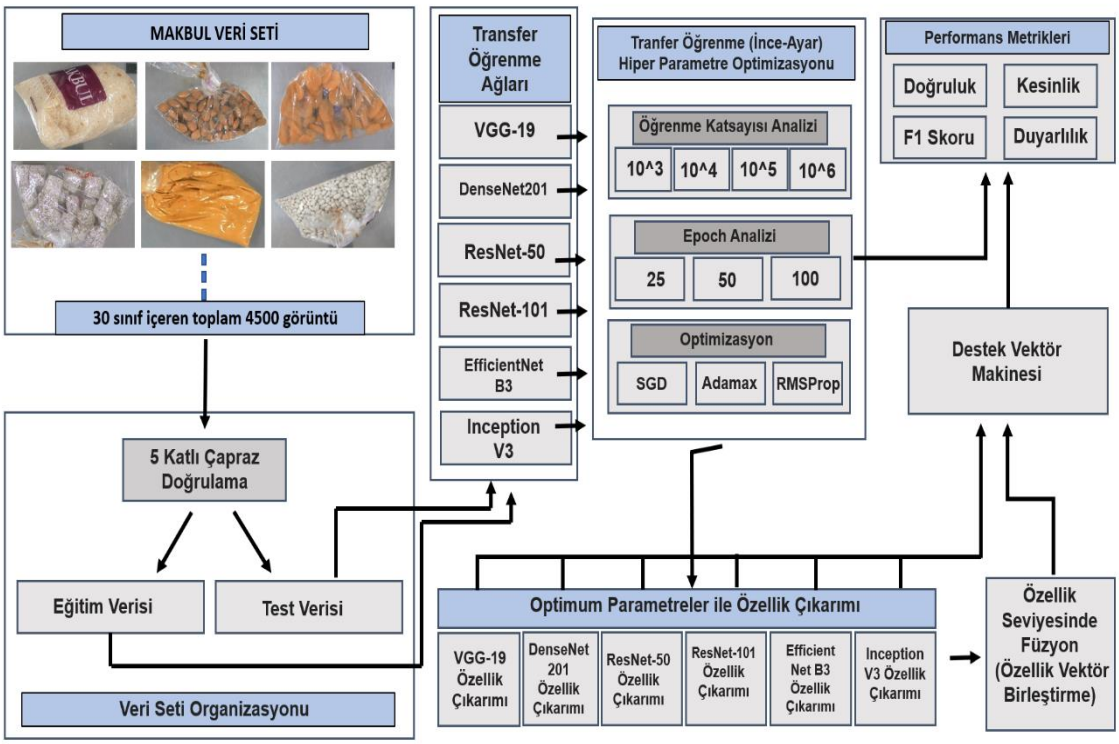
ESA katmanlarının işlevleri aşağıda belirtilmiştir.

- **Girdi Katmanı :** Ham verilerin alındığı katman.

- **Konvolüsyon Katmanı :** Girdi katmanında alınan görüntüden özelliklerin elde edilmesini sağlayan katmandır. Bu katmanda pikseller arasındaki ilişki korunarak görüntünün özellikleri elde edilir. Konvolüsyon katmanında farklı işlevler uygulanabilir. Bu işlevler; matrisler arasında filtreler kullanarak matematiksel işlemler ile öğrenme sürecine katkı sağlayan evrişim işlemi, piksel ekleme olarak adlandırılan padding işlemi ve piksellerin kaydırılmasını sağlayan stride işlevi olarak tanımlanır.
- **Havuzlama Katmanı :** Ağdaki parametre sayısından kaynaklı oluşan hesaplama hacmini düşürmek için uzamsal boyutun daha düşük bir seviyeye indirgenmesi sürecini gerçekleştirir. Havuzlama, filtre çekirdeğinin kapsadığı alandan maksimum değerin alınmasını sağlayan maksimum havuzlama ve çevrelenen alanın ortalamasını alan ortalama havuzlama gibi yöntemler ile gerçekleşebilir.
- **Tam Bağlı Katman :** Bu katman tüm girişlerin var olan tüm nöronları bağlanması ile çalışır. Çalışılan görüntünün doğru tahminini optimize etmek için kullanılan katmandır.
- **Çıktı Katmanı :** Modelin tahmin sonucunu verdiği katmandır.



Şekil 2.4 Çalışma 1 akış diyagramı



Şekil 2.5 Çalışma 2 akış diyagramı

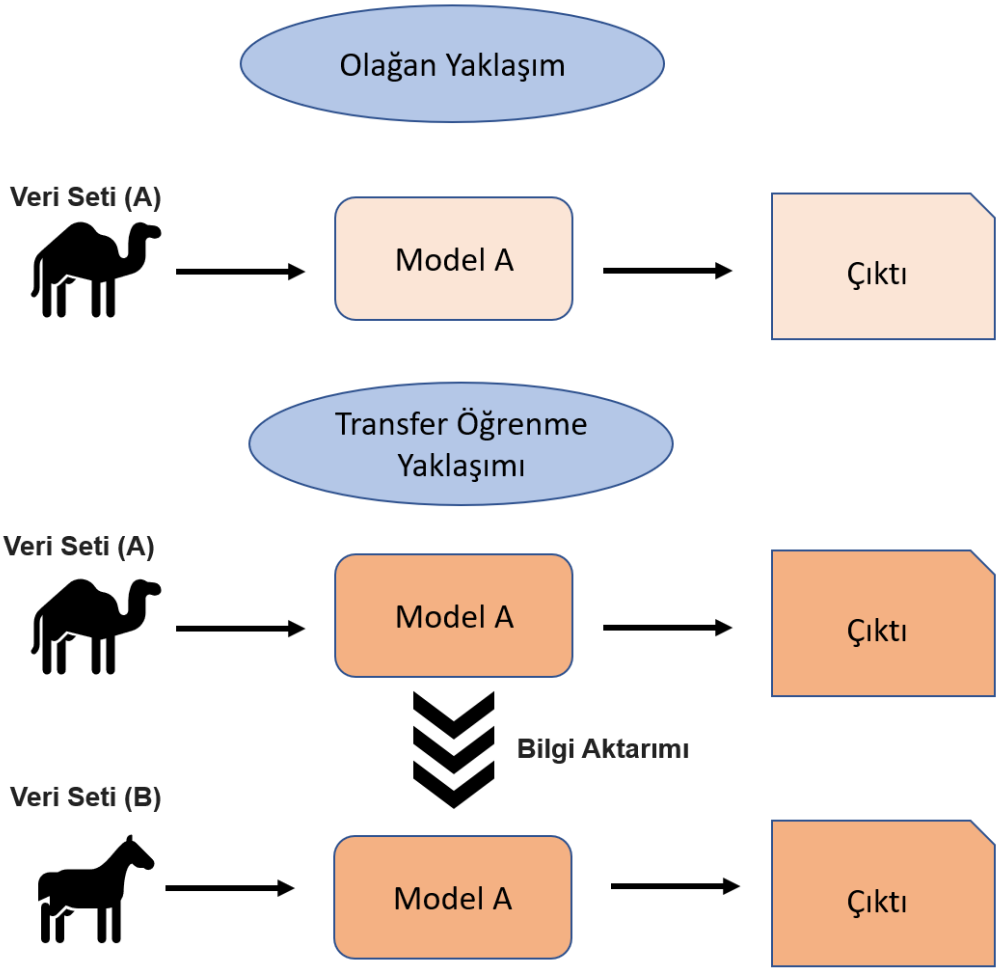
2.2.2 Ön Eğitimli Ağlar

Ön eğitimli ağlar özel bir sorunun çözümünde kullanılan eğitim başarısı kanıtlanmış bir veri kümesi üzerinde eğitilmiş ESA modelinin, bilgi transferi amacıyla kullanılması olarak tanımlanır. Öğrenme aktarımı yaklaşımı, ilgili veri kümesinin eğitimi amacıyla aktarılan ağın kullanımı sayesinde performans çıktılarının elde edilmesini sağlamıştır. Bu doğrultuda, aktarılan ağın bir ince-ayar aşaması ile yeniden düzenlenmesi aşamalarından geçmesi başarı çıktılarında önemli performans arttırımı sağlar. Aynı zamanda transfer öğrenme yaklaşımı eğitim sırasında ilgili veri kümesindeki görüntülerin kullanılarak sınıflandırma yapılmasının yanında, veri kümesi üzerinden anlamlı özelliklerin çıkarılması amacıyla kullanılır. Çalışma kapsamında MAKBUL isimli farklı veri sınıflarına sahip görüntülerden oluşan veri kümesi üzerinde transfer öğrenme ağları kullanılarak başarı çıktıları elde edilmiştir.

Algoritmalar eğitim verisi üzerinde en alt kırılıma kadar çalıştığında, modelin eğitim setini ezberleme durumu ortaya çıkabilir. Bu durum modelin eğitim setini ezberlediğini ve sadece ilgili veriler üzerinde başarılı performans çıktısı verdiğine

işaret eder. Ortaya çıkan bu durum aşırı öğrenme kavramı ile tanımlanır. Aşırı öğrenmenin önüne geçebilmek için kullanılan veri kümesindeki tüm örnek parçalarının eğitim ve test verilerinde yer alması modelin tüm veriler üzerinde test edilmesini sağlayarak sonuçların daha doğru yorumlanmasında katkı sağlar. Aynı şekilde, daha büyük veri kümesi ile çalışmak veri çeşitliliğini arttırarak karşılaşılan durumun önlenmesini sağlar. Aşırı öğrenme sorununu çözebilmek için uygulanan bu yöntemlerin dışında özellikle küçük boyutlu veri kümeleri için Transfer Öğrenme olarak bilinen ön eğitimli ağ yaklaşımları tercih edilir. Başarısı kanıtlanmış modelin, ilgili problemin çözümünde kullanılması fikri ile düşük boyutlu veri kümelerinde daha başarılı performans çıktıları elde edilebilir.

Yüksek işlem hacimleri, zaman ve maliyet dikkate alındığında, önceden eğitilmiş ağların sınıflandırma işlemleri için kullanımı popülerliğini korumaktadır. Tez çalışması kapsamında başarısı kanıtlanmış, VGG-19, ResNet50, ResNet101, DenseNet201, EfficientNetB3, InceptionV3 olmak üzere altı farklı transfer öğrenme ağı ile eğitimler yürütülmüştür. Bu ağlar üzerinde yapılan, farklı problemlere özgü hiper parametre optimizasyonları ile sağlanan ince-ayar başarıyı genellikle arttırmaktadır [32]. Transfer öğrenme yaklaşımının genel hatları Şekil 2.6'da gösterilmiştir.



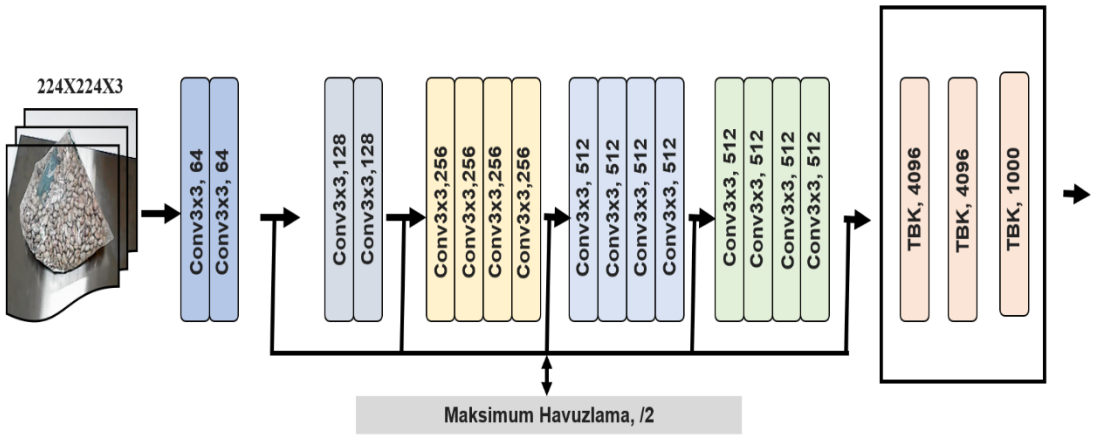
Şekil 2.6 Transfer öğrenme yaklaşımı

2.2.2.1 VGG-19 Mimarisi

VGG mimarisi, Oxford Üniversitesi'nden Karen Simonyan ve Andrew Zisserman tarafından 2014 yılında sunulan bir ESA mimarisidir. ImageNet veri kümesinin eğitiminde uygulanan mimari başarılı sonuçlar vermiştir. 3x3 boyutundaki evrişimli katmanlar, üst üste oluşturularak derin bir yapı inşa edilmiştir. Büyük veri hacimleri nedeni ile ortaya çıkan problemin önüne geçebilmek ve hacmi azaltmak için VGG-19 yapısında maksimum havuzlama katmanlarına yer verilmiştir. Mimari içerisinde toplamda beş adet havuzlama katmanı yer almaktadır. Üç tam bağlı katman içeren VGG-19 mimarisinde bu katmanların iki tanesi 4090 nöron barındırır. Son tam bağlı katman ise 1000 nöron içermektedir. Bu katman sınıflandırma amacıyla SoftMax katmanına bağlıdır.

Toplamda 16 konvolüsyon, 3 tam bağlı katman içerdiğinden VGG-19 olarak isimlendirilmiştir. 14 Milyon görüntü içeren ImageNet hazır veri kümesi üzerinde başarılı performans çıktıları vermiştir.

Sağladığı basitlik nedeni ile oldukça kullanışlı bir ağ mimarisidir [33]. VGG-19 mimarisi Şekil 2.7'de gösterilmiştir.

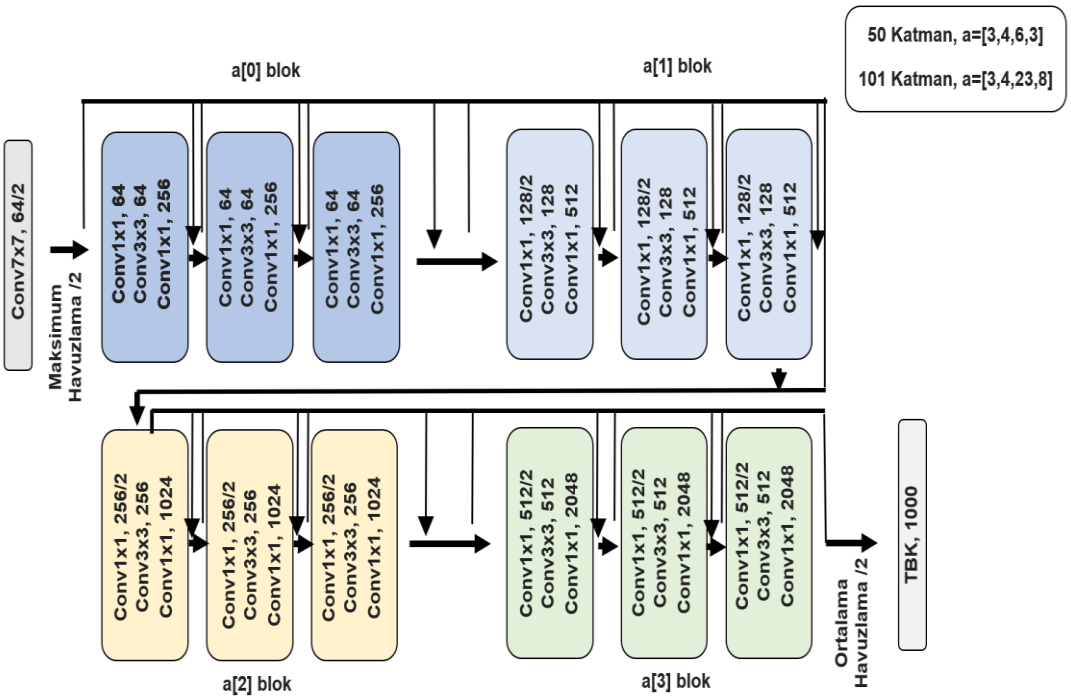


Şekil 2.7 VGG-19 mimarisi

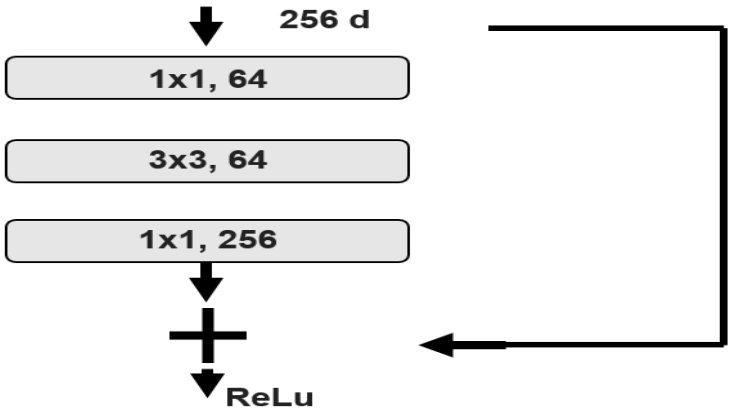
2.2.2.2 ResNet50 ve ResNet101 Mimarileri

ResNet mimarisi görüntü sınıflandırma, bilgisayarla görme, nesne algılama gibi görevlerde kullanılan bir ESA modelidir. VGG ağları ile karşılaştırıldığında daha derin bir yapıya sahiptir. ILSVRC sınıflandırma yarışmasında %3,57 hata ile birinci olmuştur. Derin bir yapıya sahip olmasına rağmen karmaşık değildir. Aksine, derin yapısı sayesinde modellerin eğitimlerinde başarıyı arttırmaktadır [34]. ResNet mimarisinin daha derin bir yapıya sahip olmasına rağmen karmaşık olmaması kısayolları kullanması ile sağlanır. ResNet kısayolları bağlantıları atlayarak gerçekleştirir. Bu sayede katmanları atlayarak, direk çıkışa erişilebilir. ResNet mimarisi kendisini popüler kılan bu özelliği sayesinde kaybolan gradyan probleminin önüne geçilmesini sağlar. Bu özellik ResNet mimarisinin temeli olan artık blokların çekirdeğini oluşturur. Mimari yapının sağladığı bir diğer avantaj ise aşırı uyum sorununun önlenmesine getirdiği katkıdır. Bu durum, ResNet'de kullanılan kimlik eşleşmesi sayesinde gerekli olmayan bir mevcut katmandan, modelin farklı bir ESA ağırlık katmanına geçmesi ile sağlanır [35].

İçerdikleri katman sayılarına göre farklı ResNet mimarileri geliştirilmiştir. Bu mimariler, ResNet18, ResNet34, ResNet50, ResNet101, ResNet152 gibi farklı versiyonlar şeklinde uygulanmaktadır. Çalışma kapsamında ResNet50 ve ResNet101 mimarileri kullanılmıştır. ResNet50 ve ResNet101 mimarileri Şekil 2.8'de gösterilmiştir. ResNet mimarisinin temelini oluşturan artık blokların yapısı ise Şekil 2.9'da gösterilmiştir.



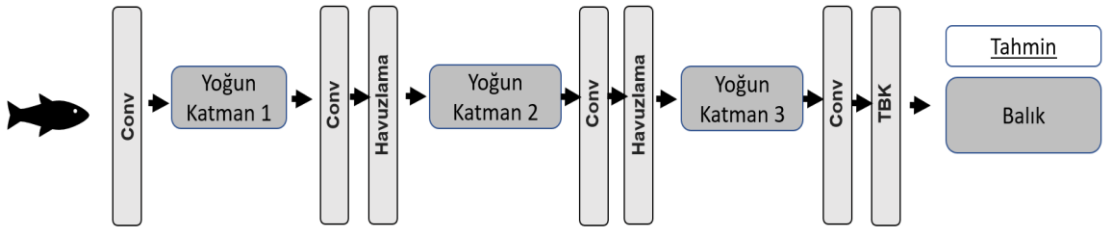
Şekil 2.8 ResNet50 ve ResNet101 mimarileri



Şekil 2.9 Artık blok yapısı (ResNet)

2.2.2.3 DenseNet201 Mimarisi

Huang ve arkadaşları tarafından sunulan DenseNet mimarisi her bir katmanı diğer tüm katmanlara ileri beslemeli şekilde bağlayan bir yapıya sahiptir [36]. ResNet mimarisi gibi kaybolan gradyan probleminin hafifletilmesi için tercih edilir. Özellik yayılımını güçlendirme, özelliklerin yeniden kullanımı ve parametre boyutunu minimize etme yeteneğine sahip bir mimaridir. DenseNet'te her katman, kendinden önceki bütün katmanlardan ek girdiler alarak kendi özellik haritalarını sonraki tüm katmanlara iletir. Bu sayede hesaplama ve bellek hacmi açısından daha yüksek verimlilik sağlar. Her bir nöronun önceki katmanda yer alan tüm nöronlardan girdi aldığı, yoğun katman olarak tanımlanan katman yapısı sayesinde, görüntü evrişimli katmanlardan elde edilen çıktıya göre sınıflandırılır. DenseNet yapısı farklı katman sayıları ile farklı modeller şeklinde sunulmuştur. Çalışmada DenseNet201 modeli kullanılmıştır. DenseNet201 modelinin yapısı Şekil 2.10'da gösterilmiştir.



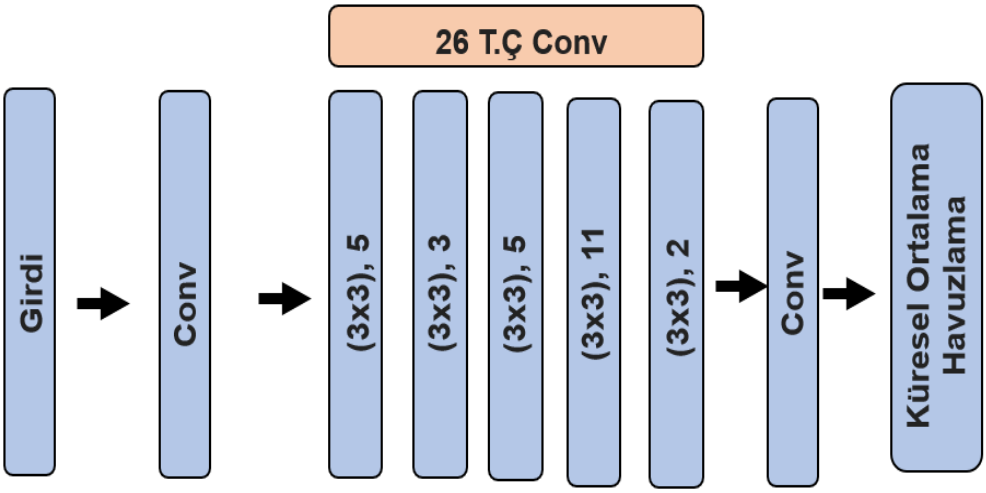
Şekil 2.10 DenseNet mimarisi

2.2.2.4 EfficientNetB3 Mimarisi

EfficientNet mimarisi 2019 yılında International Conference on Machine Learning konferansında yayınlanan makale ile sunulmuştur [37]. ImageNet veri kümesi üzerinde %84,4'lük doğruluk değeri ile hesaplama yükü açısından başarılı bir performans çıktısı raporlanmıştır. Bu mimari, bileşik bir katsayı kullanarak, tüm derinlik ve genişlik boyutlarını eşit şekilde ölçeklendiren bir evrişimsel sinir ağı modelidir. Kendinden önce sunulan modellerin birçoğundan daha verimli çalıştığı için EfficientNet olarak adlandırılmıştır. Toplam EfficientNetB0-EfficientNetB7

olmak üzere 8 model yapısı ile kullanılır. Bu mimari için B değeri arttıkça hesaplanan parametre sayısı arttığından dolayı doğruluk çıktısı genellikle yükselir [37].

Mimarinin neden verimli olarak ifade edildiği, içerdiği üç temel adım sayesinde anlaşılır. Bu üç temel adım, evrişim katmanının iki aşamaya bölündüğü ve hesaplama maliyetini yüksek doğrulukla azaltmak için kullanılan derinlik tabanlı evrişim + nokta tabanlı evrişim "(Depthwise Conv.)+(Pointwise Conv.)", "ters çevrilmiş ResNet blokları", ReLu'da bilgi kaybını ortadan kaldırmak için son katmanda yer alan lineer aktivasyonun kullanımını sağlayan "lineer darboğaz", olarak tanımlanır. Çalışma kapsamında iyi performansı ve çalışma süresini dengelemek için EfficientNetB3 modeli tercih edilmiştir. Çalışmada tercih edilen EfficientNetB3 mimarisi Şekil 2.11'de gösterilmiştir.



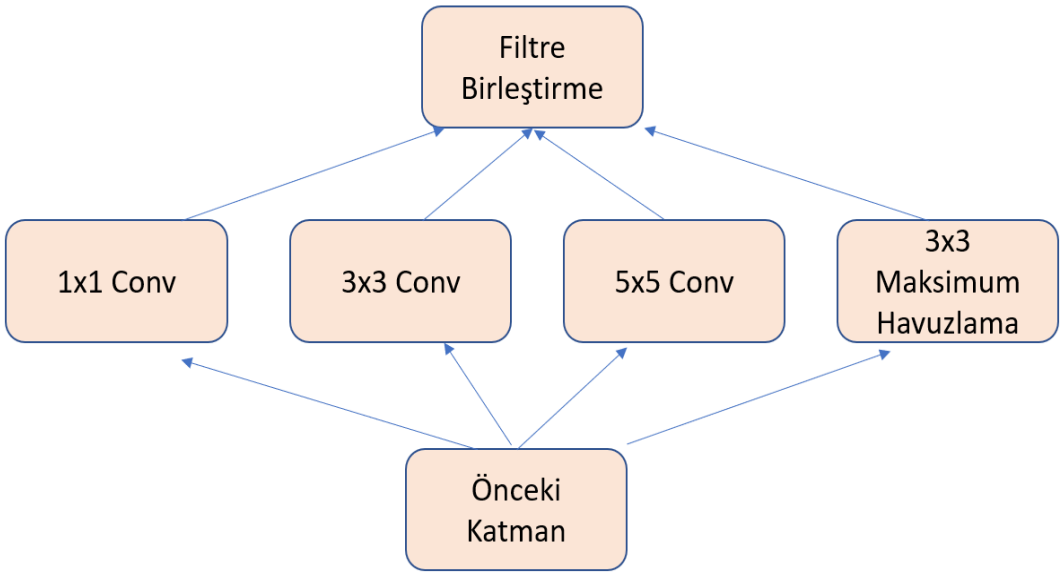
Şekil 2.11 EfficientNet B3 mimarisi

2.2.2.5 InceptionV3 Mimarisi

Görüntü sınıflandırma amacıyla kullanılan bir diğer ESA yapısı Inception modelidir. InceptionV1 modeli GoogleNet adıyla Google ekibi tarafından geliştirilmiştir. Inception modelinde temel fikir aynı düzeyden farklı boyutlarda birden çok filtre kullanma yaklaşımıdır. Derin yapısı nedeni ile aşırı öğrenme probleminin önüne geçmek için bu yaklaşım kullanılmıştır. Bu sayede, derin

katmanlar yerine paralel katmanlar oluşturulmuştur. Model derinleşmek yerine daha geniş bir yapı şeklinde geliştirilmiştir. InceptionV1 modelinden sonra önerilen InceptionV3 modeli ise daha yüksek verimlilik sağlamıştır [38]. Inception V1 ve V2 modellerine göre ise daha derin bir yapıda olmasına rağmen hız performansı olarak olumsuz bir sonuç çıktısı göstermemiştir.

Hız açısından oldukça kullanışlıdır. Bu nedenlerle çalışmada InceptionV3 modeli tercih edilmiştir. InceptionV3 modelinin ana yapısı Şekil 2.12'de gösterilmiştir.



Şekil 2.12 InceptionV3 temel mimarisi

2.2.3 Özellik Çıkarımı

Veri kümesi içerisinde bulunan çok sayıdaki öznitelik ile gerçekleştirilen analizler yüksek miktarda bellek hacmi ve aynı eksende hesaplama gücü gerektirir. Öznitelik çıkarımı ve seçimi, veri kümesi içinde yer alan ham verilerin, üzerinde işlem yapılabilecek sayısal özelliklere döndürülmesi ve böylece veri hacminin de düşürülmesi amacını taşır. Böylece, uygulanacak bir sınıflandırma algoritmasının eğitim veri kümesi üzerinde oluşturabileceği aşırı öğrenme probleminin etkisi ve gerekli bilgi işlem kaynağı azalır. Özellik çıkarımı için önceden eğitilmiş transfer öğrenme ağlarının kullanımı en hızlı ve başarılı yaklaşımlardan biridir. Bu yöntem ile görüntü işleme kullanılarak yapılan klasik özellik çıkarma tekniklerinden elde

edilen özelliklere göre daha yüksek doğruluk çıktısı sağlayacak, anlamlı özellikler elde edilir. Böylece problemlerin çözümünde daha düşük boyuttaki eğitim verisi ile, hız ve yüksek performans sağlayan modeller ortaya çıkarılmaktadır.

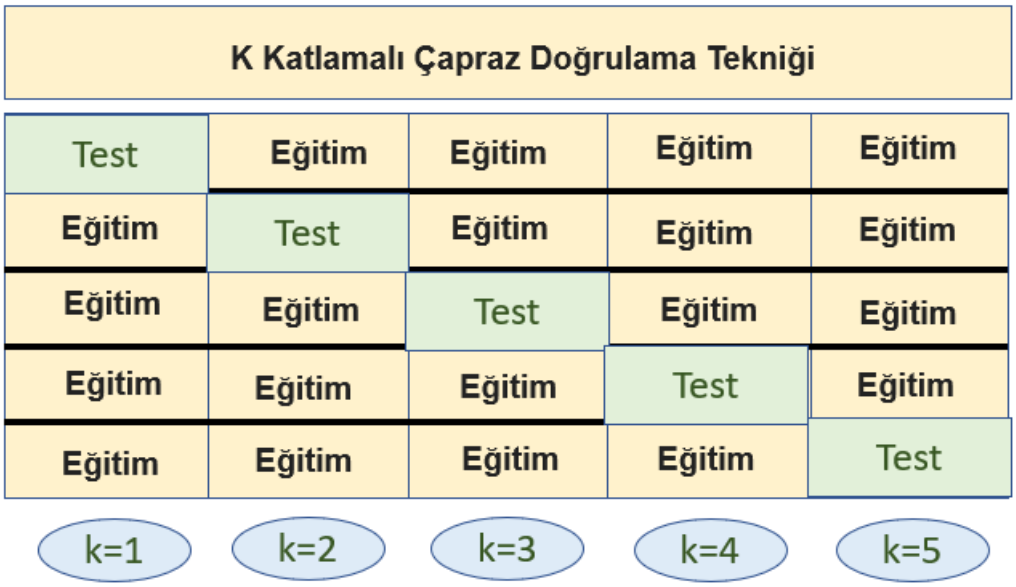
2.2.4 Destek Vektör Makineleri

Destek Vektör makineleri, genellikle sınıflandırma ve regresyon problemleri için kullanılan denetimli makine öğrenmesi algoritmaları arasında yer alır. SVM, ilgili nesnenin özelliklerini temsil edecek biçimde her bir boyutu tanımlar. Böylece x boyutlu bir vektör uzayı (x, sahip olduğumuz özniteliklerin adeti) içerisinde özellik alanını belirleyerek gerekli modeli oluşturur. Bu noktada, SVM' in ana amacı ilgili veri kümesini en iyi şekilde ayıracak hiper düzlemi oluşturmaktır. En iyi Hiper düzlem tespit edilirken, ilgili sınıfları ayıran bu düzlemin, kendisine en yakın olan örneklere mesafesinin maksimum olması en önemli aşamadır. İlgili vektör alanında, verilerin doğrusal olarak ayrımı yapılamadığında, destek vektör sınıflandırıcısının iyi bir performans çıktısı vermesi zorlaşır.

SVM, çekirdek olarak tanımlanan, farklı karar fonksiyonlarını kullanarak özellik alanlarını farklı uzaylara taşır. Burada, çekirdeğin görevi, verileri gereken biçime dönüştürmektir. Bu sayede doğrusal olmayan karar sınırlarına izin verilir. SVM algoritmaları problemlerin çözümünde, lineer, gauss, RBF, polinomiyal gibi farklı çekirdek fonksiyonları kullanılabilir. Böylece, daha optimal bir çözümün elde edilmesi sağlanır.

2.2.5 K-Katlamalı Çapraz Doğrulama

Makine öğrenimi modellerinin performansını doğrulamak için kullanılan yöntemlerden biri K-Katlamalı çapraz doğrulama tekniğidir. Veri kümesi k sayıda alt kümeye bölünür. Sırayla tüm alt kümelerin test verisi olarak kullanımı sayesinde modelin performansının belirlenmesinde veri kümesindeki tüm örneklerin kullanılması sağlanır. K-katlamalı çapraz doğrulama tekniği Şekil 2.13'de gösterilmiştir.



Şekil 2.13 K-katlamalı çapraz doğrulama tekniği

2.2.6 Performans Metrikleri

Yapılan çalışmada optimum model çıktısının sağlanması amacıyla parametre seçimlerinde ana performans karşılaştırma ölçütü olarak doğruluk metriği kullanılmıştır. Kullanılan her bir ağ için en optimum parametre topluluğu elde edilen sınıflandırma performansları ile değerlendirilerek belirlenmiştir. Sınıflandırma performansının belirlenmesinde karmaşıklık matrisi kullanılmıştır. Karmaşıklık matrisi kullanılarak farklı performans ölçütleri de elde edilmiştir.

Detaylı performans kıyaslaması yapılabilmesi için çalışmada doğruluk ölçütü yanı sıra kesinlik, hassasiyet, F skoru ölçütlerine de yer verilmiştir. Doğruluk, ilgili modelin doğru tahmin ettiği örnek sayısının, veri kümesinde yer alan tüm örneklere olan oranı olarak tanımlanır. Kesinlik, pozitif olarak tahmin edilmiş örneklerin kaç adetinin pozitif olduğunu gösteren performans metriğidir. Tez çalışmasında modelin 'İncir' sınıfı olarak tahmin ettiği örnekleri kaç adetinin 'İncir' sınıfına ait olduğunu gösteren değer, ilgili sınıfa ait kesinlik değeri olarak hesaplanır. Duyarlılık, modelin Pozitif tahmin ettiği örneklerin toplam pozitif örneklere oranı olarak hesaplanır. Tez çalışmasında 'İncir' sınıfı üzerinden yola çıkıldığında, modelin 'İncir' sınıfı olarak tahmin ettiği örneklerin toplam 'İncir' sınıfına ait örnek sayısına oranı olarak tanımlanır. F skoru ise duyarlılık ve

kesinliğin harmonik ortalaması olarak tanımlanır. F skoru modelin ne kadar başarılı olduğunu göstermek için önemli bir çıktı olarak belirtilir.

Performans metrik değerleri hesaplanırken kullanılan parametreler şu şekilde ifade edilir, gerçek etiket değerleri, doğru ve yanlış olarak tanımlanır. Tahmin edilen etiket değerleri ise pozitif ve negatif olarak tanımlanır. Böylece, hesaplama değişkenleri doğru pozitif (TP), yanlış pozitif (FP), doğru negatif (TN), yanlış negatif (FN) şeklinde ifade edilir.

Performans metriklerinin hesaplanma formülleri aşağıdaki gibidir.

$$Doğruluk = (TP + TN)/(TP + FP + TN + FN) \quad (2.1)$$

$$Kesinlik = TP/(TP + FP) \quad (2.2)$$

$$Duyarlılık = TP/(TP + FN) \quad (2.3)$$

$$F1\ Skor = 2 * (Kesinlik * Duyarlılık)/(Kesinlik + Duyarlılık) \quad (2.4)$$

2.2.7 Önerilen Yaklaşım

Sunulan çalışmada, geleneksel makine öğrenme teknikleri yerine, daha önce bahsedildiği gibi katmanlar halinde tasarlanmış filtreler ile özellik çıkarma yetenekleri nedeniyle ESA mimarileri kullanılmıştır. Literatürde belirtilen performans karşılaştırmalarına göre, Çalışma 1 kapsamında DenseNet201 ve ResNet 50 mimarileri, Çalışma 2 kapsamında ise MAKBUL veri kümesinin sınıflandırılmasında kullanılmak üzere DenseNet-201, VGG-19, ResNet-50, ResNet101V2, EfficientNetB3 ve InceptionV3 olmak üzere altı ESA modeli seçilmiştir. Bu modeller sınıflandırma görevlerinde başarılı çıktılar göstermiştir [39], [40]. Çalışma 1 için kullanılan veri kümesinin sınıf başına 200 görüntü ve MAKBUL veri kümesinin sınıf başına 150 adet görüntü içermesi nedeniyle ilgili modeller için, sıfırdan eğitim yerine önceden eğitilmiş ağların kullanımını sağlayan transfer öğrenme yaklaşımı kullanılmıştır.

Sonuçları doğrulamak ve modellerin aşırı uyumunu önlemek için tüm analizlerde 5 Katlı çapraz doğrulama tekniği kullanılmıştır. Bu sayede bir tahmin

fonksiyonunun parametrelerinin eğitim sırasında ezberlenmesi ve aynı veriler üzerinde yüksek başarı ile sınıflandırma çıktısı verilmesinin etkileri en aza indirilmiştir. K değeri olarak 5 seçilmiş ve tüm eğitimler bu formata uygun şekilde gerçekleştirilmiştir. Aksi takdirde, yüksek sınıflandırma performansı sağlayan modeller, veri kümelerine büyük ölçüde bağımlı olabilir ve aşırı öğrenme problemi ile karşılaşılabilir. Veri kümeleri, 5 Katlı Çapraz doğrulama şemasına göre %80 eğitim verisi ve %20 test verisi olarak ikiye ayrılmış ve test kümesindeki verilerin farklı seçilmiş %20'lik kısmı ile her deney 5 kez tekrarlanmıştır. Verilerin seçilme kısmı manuel olarak yapılmış böylece her k değeri için birbirinden bağımsız test verileri oluşturulmuştur.

Çalışma 1 kapsamında seçilen iki farklı ESA mimarisi ile ağlara özgü bireysel özellik çıkarımları gerçekleştirilmiş ve elde edilen özellikler tek bir özellik matrisinde birleştirilmiştir. Oluşturulan özelik matrisinin SVM sınıflandırıcı ile kullanımı sonucunda sınıflandırma performansları elde edilmiştir. Çalışma 1 kapsamında yapılan füzyon yaklaşımı analizleri Çalışma 2 için ön çalışma niteliği taşımaktadır. Bu yöntem ile Çalışma 2 kapsamında barkodsuz ürünlerin sınıflandırılmasında bu yaklaşımın kullanılabilirliği ölçülmüştür.

Çalışma 2 kapsamında yapılan ilk analizde, her bir modelin sınıflandırma performansları, çalışmaya özgü veri kümesi üzerinde hiper parametre optimizasyonları ile ayrı ayrı ölçülmüştür. Her model için en optimum sonuçları elde etmek için dönem (epoch), öğrenme oranı (learning rate) ve optimize edici seçiminin çok detaylı bir analizi gerçekleştirilmiştir. Hiper parametre optimizasyonları ile yapılan eğitimlerle, çalışmanın ilk aşamasında farklı performans metrikleri ile ağların sınıflandırma performansları çıkarılmıştır.

İkinci analizde, her bir ESA ağı, geleneksel makine öğrenme algoritmalarından biri olan SVM yapısını ayrı ayrı beslemek için özellik çıkarıcı olarak kullanılmıştır. Bu yaklaşımda her bir ağ için çıkarılan özellikler SVM sınıflandırıcısı ile işleme alınarak performans çıktıları elde edilmiştir. Özellik çıkarımı, etki alanı dönüşümünü gerçekleştirir ve daha düşük boyutlu veri kümesi sağlar. Bu şekilde, özellik çıkarma, bir sınıflandırma algoritması için gereken kaynağı önemli ölçüde azaltır. Özellik çıkarımının kullanılmasının bir diğer katkısı ise sınıflandırma

algoritmalarının uygulanması sırasında eğitim verilerinde ortaya çıkabilecek aşırı öğrenme probleminin önüne geçilmesidir [41]–[43].

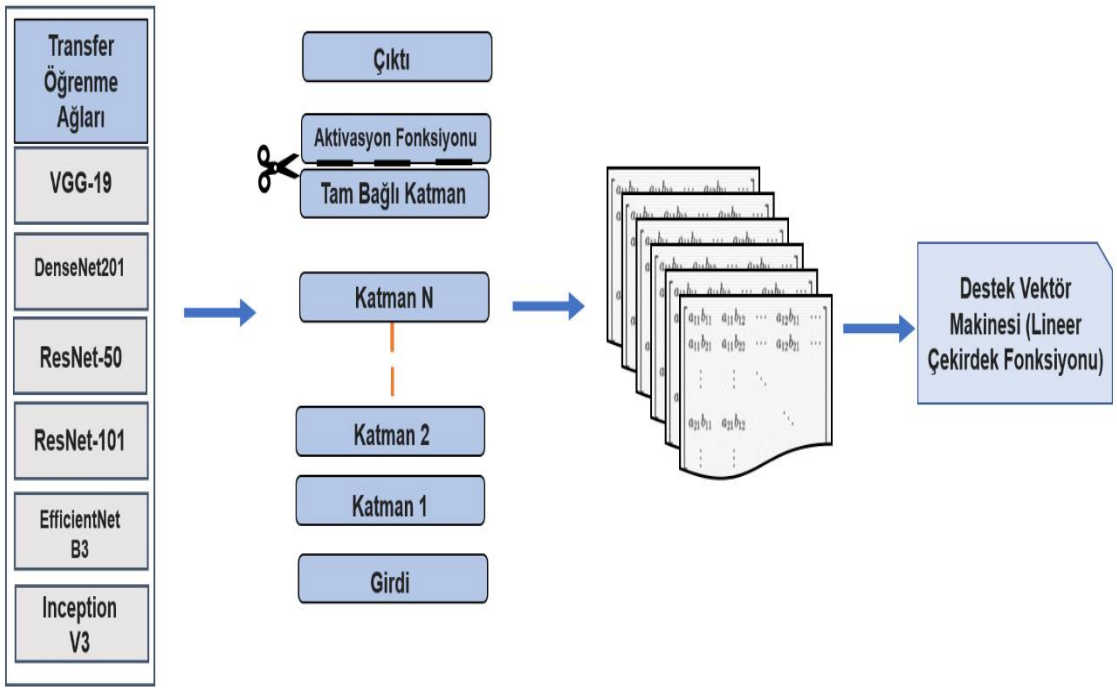
Son analizde, altı farklı ESA'nın özellik seviyesinde füzyon fikri uygulanmıştır. Her ağ tarafından çıkarılan öznitelikler, öznitelik düzeyinde füzyon olarak adlandırılan tek öznitelik matrisi oluşturmak üzere birleştirilmiştir. Daha sonra birleştirilmiş öznitelik matrisinin sınıflandırılması SVM yapısı tarafından gerçekleştirilmiştir. Özellik çıkarım adımında uzamsal ve frekans alanı özelliklerini kullanan transfer öğrenme, hızlı ve başarılı yöntemlerden biridir [44]. Tüm sonuçların başarımı, karışıklık matrislerinden elde edilen doğruluk, kesinlik, duyarlılık ve F1 skorları ile değerlendirilmiştir. Analizlerde, veri kümesindeki görüntülere manuel kırpma, piksel dönüşümü veya nesne döndürme, histogram eşitleme gibi ön işleme adımları uygulanmamıştır. Herhangi bir ön işlemeye bağımsız bir yaklaşım geliştirmek, modellerin gerçek dünyada daha etkin bir şekilde kullanılmasını sağlamak için oldukça büyük bir öneme sahiptir.

İlk aşamada, altı ağın optimum modelini belirlemek için öğrenme hızı , dönem sayısı ve optimize edici parametreleri için üç farklı değer içerecek şekilde farklı ince ayar işlemleri gerçekleştirilerek ağların eğitimi tamamlanmıştır.

Özellik çıkarma adımında, her bir model son tam bağlı katmandan kesilerek öznitelikler çıkarılmıştır. Her bir ESA modeli tarafından elde edilen 1000 özellik, SVM tarafından sınıflandırma ve birleştirilmiş özellik matrisi oluşturmak için kullanılmıştır. SVM, öznitelik alanlarını farklı uzay alanlarına dönüştüren çekirdek fonksiyonlarını kullanan doğrusal olmayan sınıflandırma işlemlerinde oldukça başarılı bir algoritmadır. Bu sınıflandırma işlemi, girdi verilerini yüksek boyutlu özellik alanlarına eşleyerek verimli sınıflandırma performansı sağlar. Deneylerde, SVM çekirdek fonksiyonları lineer olarak seçilmiştir. Çalışmanın son aşamasında uygulanan yöntem olan özellik seviyesinde füzyon yaklaşımı Şekil 2.14'te gösterilmiştir. Çalışmada tercih edilen hiper parametre değerleri Tablo 2.1'de gösterilmiştir.

Tablo 2.1 Çalışmada kullanılan hiper parametreler

Hiper Parametre	Değer		
Dönem Boyutu (Epoch)	25	50	100
Öğrenme Katsayısı	0,001	0,0001	0,00001
Yığın (Batch) Boyutu	16		
Kayıp Fonksiyonu	Categorical Crossentropy		
Optimize Edici	Adamax	SGD	RMSProp



Şekil 2.14 Özellik seviyesinde füzyon yaklaşımı

3
DENEYSEL SONUÇLAR

Tez çalışmasında, perakende sektöründe kasiyer odaklı ortaya çıkabilecek hız, güvenilirlik, zaman problemleri ile artan nüfus sonucunda kasada bekleme sürelerinin artmasının engellenmesi hedeflenmiştir. Bu doğrultuda, barkodsuz poşetli ürünlerin sınıflandırılmasına sağlayacak otonom bir sistem önerisi için farklı yaklaşımlar denenerek en iyi sonucu veren yaklaşımın belirlenmesi amaçlanmıştır.

Çalışma 1 alt başlığı altında iki farklı ESA mimarisi ile özellik çıkarımı gerçekleştirilmiş ve elde edilen özellikler özellik vektörü birleştirme yoluyla tek bir özellik matrisi haline getirilerek performans çıktıları SVM sınıflandırıcı üzerinden test edilmiştir. Bu analizler ile Çalışma 2 için yöntemin kullanılabilirliği gösterilmiştir.

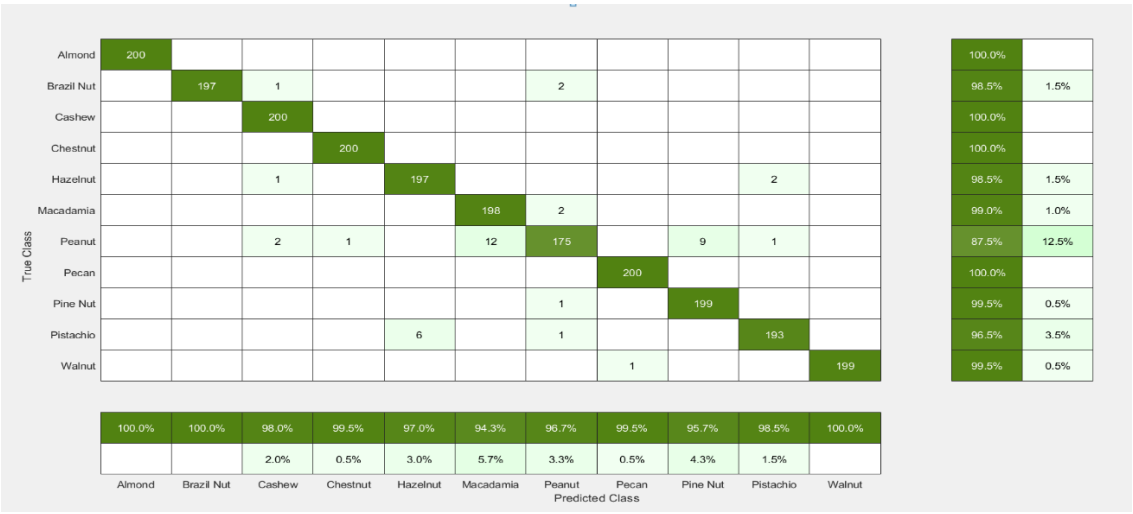
Tez çalışmasında, Çalışma 2 kısmında ise literatürde benzeri olmayan 30 sınıflı Makbul veri kümesi kullanılmıştır. Yapılan tez çalışmasının ilk aşamasında, literatürde başarılı performans çıktıları veren ön eğitimli altı farklı transfer öğrenme ağları belirlenmiştir. Bu ağların çalışmada kullanılan hiper parametre değerleri ile oluşturulan tüm kombinasyonları için sınıflandırma performansları değerlendirilmiştir. Genellikle hangi parametrelerin seçileceğin kararı, üzerinde çalışılan probleme göre değişir. Parametre seçiminde veri kümesi büyüklüğü ve çalışılan problem en önemli kriterlerin başında gelir.

İkinci analizde ise tercih edilen ön eğitimli ağların son tam bağlı katmanında kesilmesi ile ortaya çıkarılan anlamlı özellikler ile SVM sınıflandırıcı beslenerek, SVM lineer çekirdek fonksiyonu kullanılarak sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir. Son aşamada ise, ikinci aşamada her bir ağ için ayrı ayrı elde edilen özellik matrislerinin birleştirilmesi sonucunda, sunulan özellik seviyesinde füzyon yaklaşımı ile elde edilen birleştirilmiş özellik matrisi ile SVM sınıflandırıcı beslenerek, sınıflandırma görevi yerine getirilmiştir.

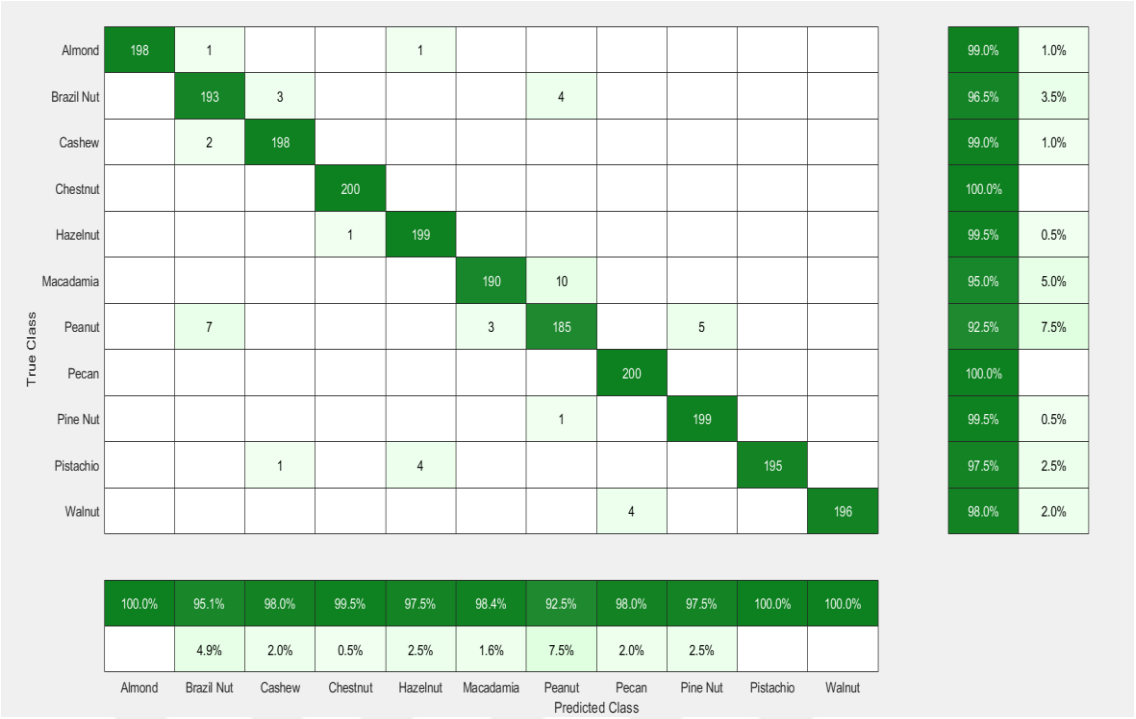
Yapılan tüm analizler için, karmaşıklık matrisleri elde edilmiştir. Karmaşıklık matrisleri üzerinden, doğruluk, kesinlik, duyarlılık ve F1-Skoru performans metrikleri ile karşılaştırmalı analizler sunulmuştur. Yapılan analizlerden elde edilen tüm sonuçlar sunulan tez çalışmasının ilerleyen bölümlerinde ayrıntılı bir şekilde verilmiştir.

3.1 Çalışma 1 Deneysel Sonuçları

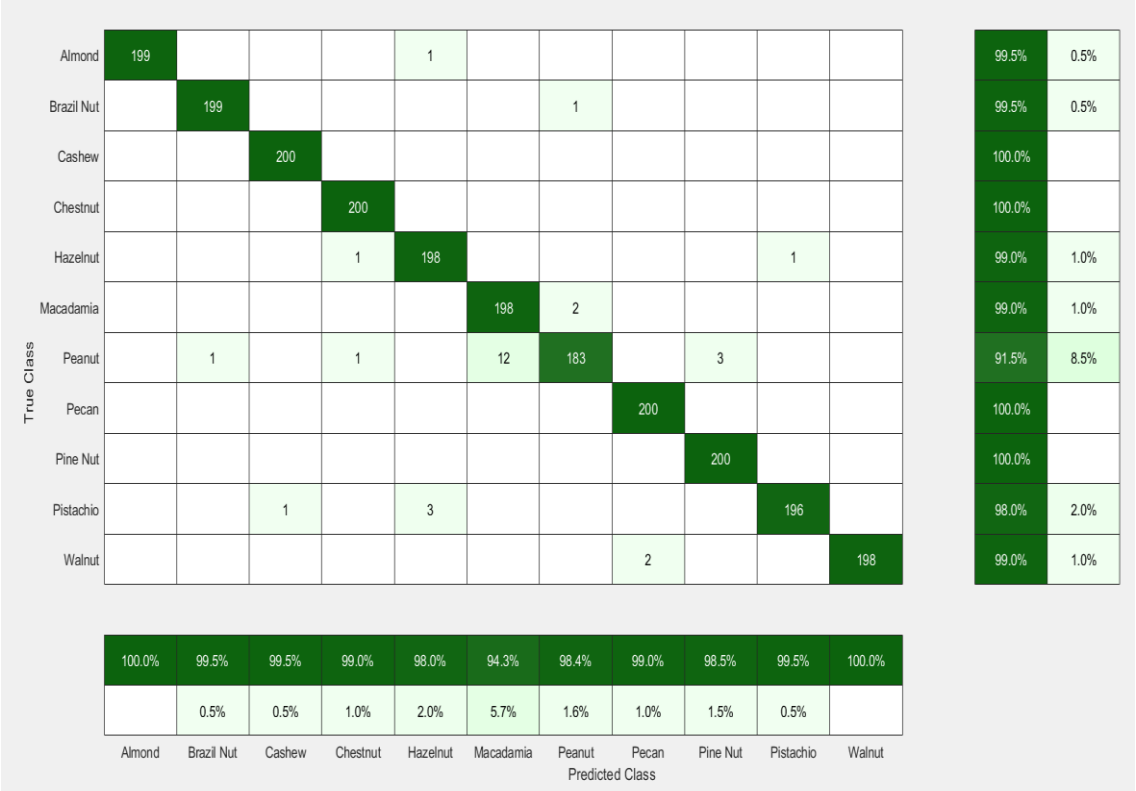
Çalışma 1 kapsamında iki (DenseNet201, ResNet50) ön eğitimli ağ seçilerek özellik çıkarımı işlemi gerçekleştirilmiştir. Bu kapsamda her iki ağda, son tam bağlı katmanında kesilerek her biri için 1000 özellik elde edilmiştir. Elde edilen özellikler birleştirilerek toplam 2000 adet özellik içeren yeni birleştirilmiş özellik matrisi oluşturulmuştur. Ağların özellik çıkarımı sonucunda elde edilen özellik matrislerinin ve birleştirilmiş özellik matrisinin ayrı ayrı SVM sınıflandırıcısı ile kullanımı gerçekleştirilmiştir. Alınan sonuçlar özellik seviyesinde füzyon yaklaşımının poşetli ürün sınıflandırılmasında da kullanımında başarıya olumlu etki göstereceğini işaret etmiştir. Çalışma 1 kapsamında DenseNet201, ResNet50 ağları ile ve füzyon yaklaşımı ile elde edilen özellik matrislerinin SVM ile sınıflandırılması sonucu elde edilen karmaşıklık matrisleri sırasıyla Şekil 3.1, Şekil 3.2 ve Şekil 3.3' de gösterilmiştir. 5 katlı çapraz doğrulama sonucunda yapılan tüm analiz sonuçları ise Tablo 3.1'de gösterilmiştir. Çalışmadan elde edilen sonuçların detaylı analizi tezden üretilen yayın içerisinde sunulmuştur [45].



Şekil 3.1 DenseNet201 ve SVM ile elde edilen karmaşıklık matrisi (Çalışma 1)



Şekil 3.2 ResNet50 ve SVM ile elde edilen karmaşıklık matrisi (Çalışma 1)



Şekil 3.3 Özellik seviyesinde füzyon ile elde edilen karmaşıklık matrisi (Çalışma 1)

Tablo 3.1 Çalışma 1 için elde edilen tüm doğruluk değerleri

Katlama	**Doğruluk %**		
K	**ResNet50**	**DenseNet201**	**Füzyon Model**
1	96,59	97,50	**98,86**
2	99,09	98,41	**99,09**
3	99,55	99,09	**99,77**
4	97,73	98,18	**97,95**
5	96,36	97,27	**97,73**
Ort.	97,86	98,09	**98,68**

3.2 Çalışma 2 Ön Eğitimli Ağlar ile Sınıflandırma Performansı

Literatürde benzer problemler için yüksek sınıflandırma doğruluğu sağlayan altı ESA, sınıflandırma modeli olarak kullanılmak üzere seçilmiştir. ESA'lar sıfırdan eğitim yerine önceden eğitilmiş ağları kullanan öğrenme aktarımı fikri kapsamında çalışmada tercih edilmiştir.

ESA modellerinin performansı hiper parametrelere göre değişir. Ancak optimum parametrelerin belirlenmesi önemli bir problemdir. Bu nedenle, sunulan çalışmanın ilk deneyleri olarak, dönem sayısı, ilk öğrenme hızı ve optimize edici seçimi için çeşitli hiper parametreler uygulanarak ESA mimarilerinin ince ayarı yapılmıştır.

Sunulan çalışmadaki ağ mimarilerinde tek yığın boyutu, üç farklı dönem boyutu, üç farklı öğrenme katsayısı ve üç farklı optimize edici kullanılarak her bir ağ için toplam 27 (1x3x3x3) performans değerlendirmesi gerçekleştirilmiş ve kıyaslanmıştır. Her ön eğitimli ağın eğitimleri, belirlenen tüm kombinasyonlar ile gerçekleştirilmiştir.

Öğrenme gerçekleştirilirken ağırlık değerleri geri yayılım (backpropagation) işlemi sayesinde geriden başa doğru gradyan hesaplaması yapılarak güncellenir. Veri miktarı fazla olduğunda hesaplama işlemi de uzun sürer. Bu nedenle çalışmada optimum değeri sağlamak için, yığın boyutu değeri 16 olarak eğitimler gerçekleştirilmiştir. Daha büyük değerler seçildiğinde zaman, performans açısından iyi bir performans çıktısı elde edilememiştir.

Öğrenme katsayısı değerini çok yüksek tutmak veriden fazla etkilenme sorununu ortaya çıkarır. Bu değeri çok küçük tutmak ise modelin, lokal minimum noktasına takılı kalmasına ve modelin global optimum değerine ulaşılamamasına neden olabilir. Bu nedenle, öğrenme katsayısı belirleme analizinde 0,001 - 0,0001 – 0,00001 değerleri tercih edilmiştir. Bu sayede en iyi öğrenme katsayısı değerinin belirlenmesi sağlanmıştır. Kullandığımız modellerin eğitimi sırasında 25, 50 ve 100 dönem boyutu (epoch) kullanılmıştır. Derin öğrenme yaklaşımlarında ağırlık değerleri her bir dönem adımında tekrar hesaplandığı için ilk dönem değerlerinde başarı daha düşük olur. İlerleyen dönem adımlarında başarı giderek artar. Ancak bir noktadan sonra modelin öğrenme durumu azalma eğilim gösterir. Önerilen çalışmada 100 dönem boyutundan sonra öğrenme durumunun giderek azaldığı gözlemlenmiştir. Zaman açısından avantaj sağlayabilmek için eğitim bu noktada sonlandırılmıştır. Optimizasyon yöntemleri doğrusal olmayan problemlerin çözümünde kullanılarak önemli fayda sağlar. Çalışma kapsamında SGD, Adamax ve RMSProp olmak üzere üç farklı optimize edici üzerinden eğitimler gerçekleştirildi. Kullanılan ağ modellerinde, tam bağlı katmanlardaki istenilen eşik değerine erişememiş düğümlerin çıkarılması için Dropout eklenerek ince-ayar yapılmıştır. Çalışmada tüm eğitimler önceki bölümlerde belirtilen 5 katlı çapraz doğrulama tekniği ile gerçekleştirilmiştir. Kullanılan her bir farklı ağ mimarisi ile elde edilen performans çıktıları alt başlıklar halinde verilmiştir.

3.2.1 VGG-19 Sınıflandırma Performansı

VGG-19 ön eğitimli ağı ile yapılan eğitimler sonucunda elde edilen sınıflandırma performansları incelendiğinde, Adamax ve SGD optimize edicileri için öğrenme katsayısının daha düşük olarak kullanılması ile doğruluk değeri düşmüştür. RMSProp için ise öğrenme katsayısı değişimi ile gerçekleşen doğruluk değeri değişimi daha az olmuştur. 50 ve 100 dönem boyutu ile yapılan eğitimler 25 dönem boyutu ile yapılan eğitimlere göre daha iyi performans vermiştir. VGG-19 mimarisi ile alınan tüm doğruluk değerleri ve 5 katlı çapraz doğrulama tekniğine göre standart sapma (SS) değerleri Tablo 3.2'de gösterilmiştir.

Tablo 3.2 VGG-19 doğruluk değerleri

Öğrenme Kat.	Dönem	Optimize	5-Kat SS ±	Doğruluk (%)
0,001	25	Adamax	0,46	88,33
0,0001			1,59	85,11
0,00001			2,67	66,84
0,001	50	SGD	2,30	81,40
0,0001			5,20	60,22
0,00001			1,14	12,58
0,001	100	RMSProp	2,01	84,09
0,0001			0,81	86,96
0,00001			1,65	81,29
0,001	25	Adamax	1,01	**89,69**
0,0001			1,47	88,31
0,00001			0,75	77,44
0,001	50	SGD	0,61	84,96
0,0001			2,34	68,96
0,00001			5,50	13,60
0,001	100	RMSProp	1,44	86,22
0,0001			0,45	88,18
0,00001			1,72	85,56
0,001	25	Adamax	1,27	71,04
0,0001			1,31	88,62
0,00001			1,51	83,24
0,001	50	SGD	0,78	86,24
0,0001			1,43	76,82
0,00001			13,99	19,67
0,001	100	RMSProp	1,60	86,35
0,0001			0,50	86,66
0,00001			1,62	87,69

3.2.2 DenseNet201 Sınıflandırma Performansı

Tüm eğitimler karşılaştırıldığında en iyi sonuçlar DenseNet201 ağı üzerinde yapılan hiper parametre kombinasyonları ile elde edilmektedir. DenseNet201 mimarisi 100 dönem boyutu, 0,00001 öğrenme katsayısı ve RMSProp optimize edicisi ile %96 doğruluk değeri vermiştir. DenseNet201 ile alınan tüm doğruluk çıktıları Tablo 3.3'te gösterilmiştir.

Tablo 3.3 DenseNet201 mimarisi doğruluk değerleri

Öğrenme Kat.	Dönem	Optimize	5-Kat SS ±	Doğruluk (%)
0,001	25	Adamax	0,59	94,53
0,0001			0,47	94,96
0,00001			1,20	92,11
0,001	50	SGD	0,63	93,96
0,0001			0,52	91,82
0,00001			0,55	81,62
0,001	100	RMSProp	0,75	93,76
0,0001			0,46	95,78
0,00001			0,41	95,45
0,001	25	Adamax	0,42	95,34
0,0001			0,35	95,67
0,00001			0,63	94,07
0,001	50	SGD	0,53	94,25
0,0001			0,89	93,33
0,00001			1,02	86,91
0,001	100	RMSProp	0,98	93,40
0,0001			0,50	95,33
0,00001			0,30	95,69
0,001	25	Adamax	0,58	94,82
0,0001			0,73	95,40
0,00001			0,42	95,84
0,001	50	SGD	0,59	94,09
0,0001			0,77	93,58
0,00001			0,77	90,11
0,001	100	RMSProp	0,67	94,33
0,0001			0,53	95,55
0,00001			0,29	**96,00**

DenseNet201 mimarisi ile elde edilen en iyi doğruluk değerine sahip karmaşıklık matrisi Şekil 3.4'te, modelin birkaç örnek üzerindeki tahminleri Şekil 3.5'te gösterilmiştir. En iyi doğruluk çıktısı veren model için her bir sınıf etiketine ait tüm performans metrikleri Tablo 3.8'de verilmiştir.

3.2.3 ResNet50 ve ResNet101 Sınıflandırma Performansı

ResNet50V2 ve ResNet101V2 önceden eğitilmiş ağlar ile yapılan eğitim sonuçlarına bakıldığında, RMSProp ve SGD optimize edici ile yapılan eğitimlerin Adamax'a göre daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. ResNet50 ve ResNet101 mimarisi ile alınan tüm doğruluk değerleri sırasıyla Tablo 3.4 ve Tablo 3.5'te gösterilmiştir.

Tablo 3.4 ResNet50 mimarisi doğruluk değerleri

Öğrenme Kat.	Dönem	Optimize	5-Kat SS ±	Doğruluk (%)
0,001	25	Adamax	1,53	88,94
0,0001			0,78	87,93
0,00001			1,32	81,09
0,001	50	SGD	0,76	87,04
0,0001			1,27	83,24
0,00001			1,42	72,53
0,001	100	RMSProp	0,65	89,27
0,0001			0,75	**91,04**
0,00001			1,10	90,93
0,001	25	Adamax	1,13	89,73
0,0001			1,04	89,98
0,00001			1,33	87,04
0,001	50	SGD	0,69	86,87
0,0001			1,36	84,58
0,00001			1,03	76,38
0,001	100	RMSProp	1,53	89,15
0,0001			0,76	90,98
0,00001			1,39	90,91
0,001	25	Adamax	1,70	89,42
0,0001			1,08	90,31
0,00001			1,15	90,49
0,001	50	SGD	1,05	87,80
0,0001			1,22	84,87
0,00001			1,51	79,38
0,001	100	RMSProp	0,92	89,04
0,0001			1,05	90,42
0,00001			0,91	90,76

Tablo 3.5 ResNet101 mimarisi doğruluk değerleri

Öğrenme Kat.	Dönem	Optimize	5-Kat SS ±	Doğruluk (%)
0,001	25	Adamax	0,80	88,31
0,0001			0,59	87,29
0,00001			1,07	79,20
0,001	50	SGD	1,55	86,00
0,0001			0,59	81,20
0,00001			1,02	71,53
0,001	100	RMSProp	0,95	87,60
0,0001			0,68	90,00
0,00001			0,63	90,09
0,001	25	Adamax	0,93	89,36
0,0001			0,52	89,60
0,00001			0,77	86,93
0,001	50	SGD	1,40	86,42
0,0001			0,94	83,71
0,00001			0,84	76,87
0,001	100	RMSProp	0,89	88,20
0,0001			0,64	89,82
0,00001			0,89	**90,18**
0,001	25	Adamax	0,79	88,47
0,0001			0,55	89,75
0,00001			0,98	89,42
0,001	50	SGD	0,96	86,78
0,0001			1,95	86,65
0,00001			0,61	79,71
0,001	100	RMSProp	0,73	88,20
0,0001			0,89	89,58
0,00001			0,43	89,60

3.2.4 EfficientNetB3 Sınıflandırma Performansı

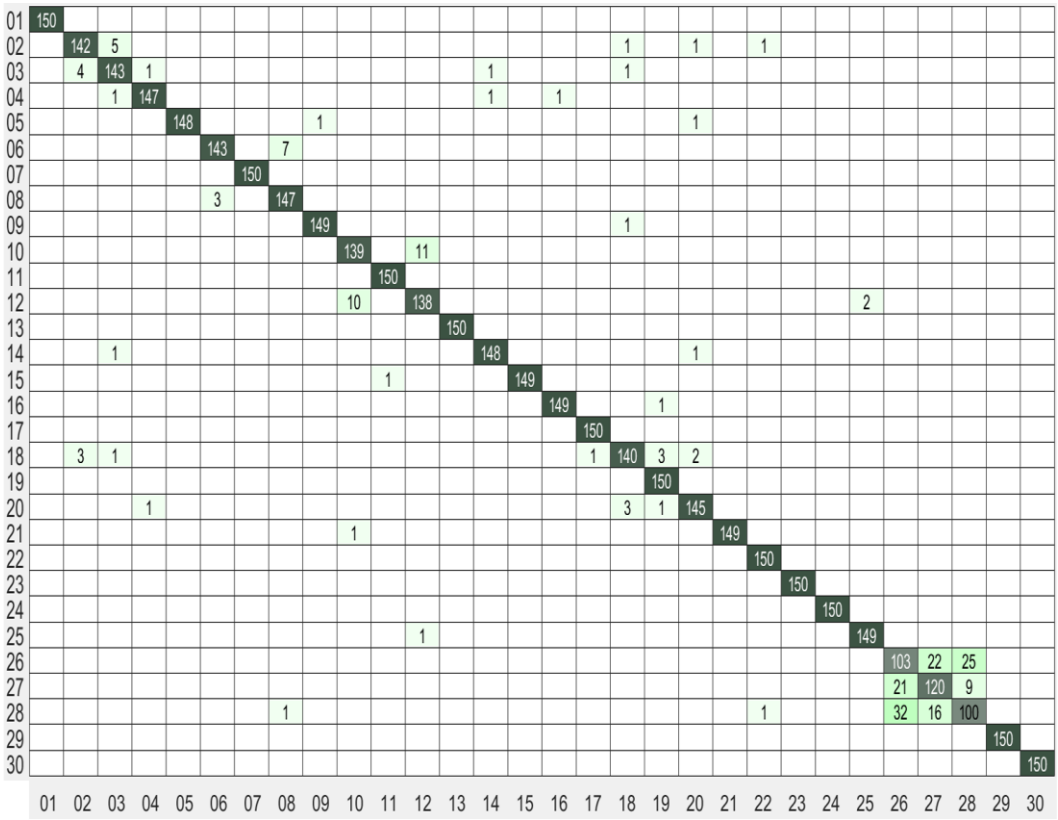
EfficientNetB3 transfer öğrenme ağı ile elde edilen sonuçlar, Adamax ve RMSProp optimize edicilerin 0,001 öğrenme oranı ile en iyi sonuçları verdiğini, SGD optimize edicisi için ise 0,001 öğrenme oranı ile en iyi sonuçların elde edildiğini göstermiştir. EfficientNetB3 ön eğitimli ağ mimarisi ile elde edilen tüm eğitim sonuçları Tablo 3.6'da gösterilmiştir.

Tablo 3.6 EfficientNetB3 mimarisi doğruluk değerleri

Öğrenme Kat.	Dönem	Optimize	5-Kat SS ±	Doğruluk (%)
0,001	25	Adamax	0,75	89,96
0,0001			0,78	91,49
0,00001			0,65	84,97
0,001	50	SGD	0,80	91,00
0,0001			1,09	86,80
0,00001			0,90	59,09
0,001	100	RMSProp	1,05	88,13
0,0001			1,21	91,60
0,00001			1,24	91,49
0,001	25	Adamax	1,27	90,40
0,0001			0,92	92,07
0,00001			1,20	88,84
0,001	50	SGD	1,13	91,60
0,0001			1,77	88,53
0,00001			2,13	71,55
0,001	100	RMSProp	1,61	88,73
0,0001			0,90	91,89
0,00001			1,03	92,13
0,001	25	Adamax	0,91	88,91
0,0001			0,97	92,09
0,00001			1,05	90,91
0,001	50	SGD	0,84	91,45
0,0001			1,19	89,78
0,00001			1,22	80,96
0,001	100	RMSProp	1,29	90,07
0,0001			0,85	92,20
0,00001			0,84	**92,64**

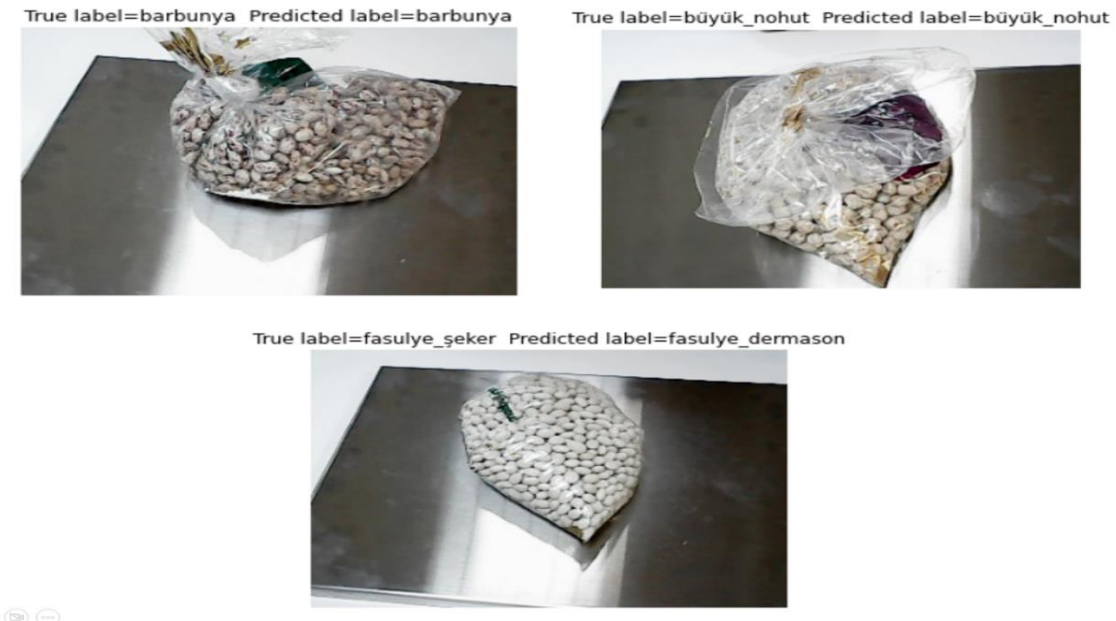
3.2.5 InceptionV3 Sınıflandırma Performansı

InceptionV3 ağı için eğitim sonuçları incelendiğinde dönem boyutu sayısındaki artışın başarıyı net bir şekilde arttırdığı gözlemlenmiştir. Bu aşamada alınan sonuçlar Tablo 3.7'de gösterilmiştir.



1	Ay Çekirdeği	7	Bulgur Pilavlık	13	Kavrulmuş Fındık	19	Kuru Kayısı	25	Büyük Nohut
2	Badem	8	Çörekotu	14	Fıstık	20	Kokteyl Lüks	26	Baldo Pirinç
3	Kavrulmuş Badem	9	Dut Kurusu	15	Hurma	21	Leblebi Şekeri	27	Osmancık Pirinç
4	Bakla	10	Fasulye Dermason	16	İncir	22	Limon Tuzu	28	Yerli Pirinç
5	Barbunya	11	Fasulye Mas	17	Kabak Çekirdeği	23	Lokum	29	Tarçın
6	İsot	12	Fasulye Şeker	18	Kavrulmuş Kaju	24	Kırmızı Mercimek	30	Zerdeçal

Şekil 3.4 En iyi performansı veren ağın karmaşıklık matrisi (DenseNet201)



Şekil 3.5 DenseNet201 ağı tahmin örnekleri

Tablo 3.7 InceptionV3 mimarisi doğruluk değerleri

Öğrenme Kat.	Dönem	Optimize	5-Kat SS ±	Doğruluk (%)
0,001	25	Adamax	2,03	85,47
0,0001			1,53	85,40
0,00001			1,45	88,55
0,001	50	SGD	0,90	87,82
0,0001			0,92	82,69
0,00001			1,23	41,84
0,001	100	RMSProp	1,58	85,49
0,0001			0,58	88,53
0,00001			0,52	87,49
0,001	25	Adamax	1,66	85,27
0,0001			1,16	86,51
0,00001			0,59	89,38
0,001	50	SGD	0,71	89,36
0,0001			0,90	86,07
0,00001			0,59	69,40
0,001	100	RMSProp	1,34	86,29
0,0001			0,77	89,89
0,00001			0,46	89,42
0,001	25	Adamax	1,44	88,16
0,0001			2,79	89,24
0,00001			2,28	89,60
0,001	50	SGD	0,95	90,00
0,0001			0,92	87,67
0,00001			1,23	77,02
0,001	100	RMSProp	2,25	87,38
0,0001			1,41	**90,31**
0,00001			0,91	90,22

Ürün ambalajlarında yer alan makbul mağaza ambleminin başarı üzerindeki etkisi, amblem içermeyen aynı sınıf etiketlerine ve sayılara sahip görüntüler ile yapılan analizler üzerinden test edilmiştir. DenseNet201 mimarisi ile amblem içermeyen görüntüler için yapılan analizlerde 0,001 öğrenme katsayısı, 25 dönem sayısı üzerinde sırasıyla Adamax, SGD ve RMSProp optimize edicilerinin kullanımı ile %95,27, %95,47, %94,87 doğruluk değeri elde edilmiştir. Bu durum, firma amblemi içeren görüntüler üzerinden aynı hiper parametre değerleri ile yapılan analizlerde başarının küçük miktarda arttığını göstermiştir. Ancak, önerilen

yaklaşımın, daha objektif ve kullanılabilir olmasının sağlanması ve ürünün ticari bir çıktı olarak kullanımında firma ambleminin yer alma zorunluluğu düşünüldüğünde çalışma kapsamında yapılan tüm analizler ambalajlar üzerinde ürün ambleminin de yer aldığı görüntüleri içeren veri kümesi ile gerçekleştirilmiştir.

Tablo 3.8 En iyi performans veren ağın performans metrik sonuçları (DenseNet201)

Sınıf Etiketi	Kesinlik %	Duyarlılık %	F1-Skoru %	Doğruluk %
Ay Çekirdeği	100	100	100	96
Badem	95	95	95	
Kavrulmuş	95	95	95	
Bakla	99	98	98	
Barbunya	100	99	99	
İsot	98	95	96	
Bulgur Pilavlık	100	100	100	
Çörekotu	95	98	96	
Dut Kurusu	99	99	99	
Fasulye	93	93	93	
Fasulye Mas	99	100	99	
Fasulye Şeker	92	92	92	
Kavrulmuş	100	100	100	
Fıstık	99	99	99	
Hurma	100	99	99	
İncir	99	99	99	
Kabak Çekirdeği	99	100	99	
Kavrulmuş Kaju	96	93	94	
Kuru Kayısı	97	100	98	
Kokteyl Lüks	97	97	97	
Leblebi Şekeri	100	99	99	
Limon Tuzu	99	100	99	
Lokum	100	100	100	
Kırmızı	100	100	100	
Büyük Nohut	99	99	99	
Baldo Pirinç	66	69	67	
Osmancık Pirinç	76	80	77	
Yerli Pirinç	75	67	70	
Tarçın	100	100	100	
Zerdeçal	100	100	100	

3.3 Çalışma 2 Özellik Çıkarımı ile Sınıflandırma Performansı

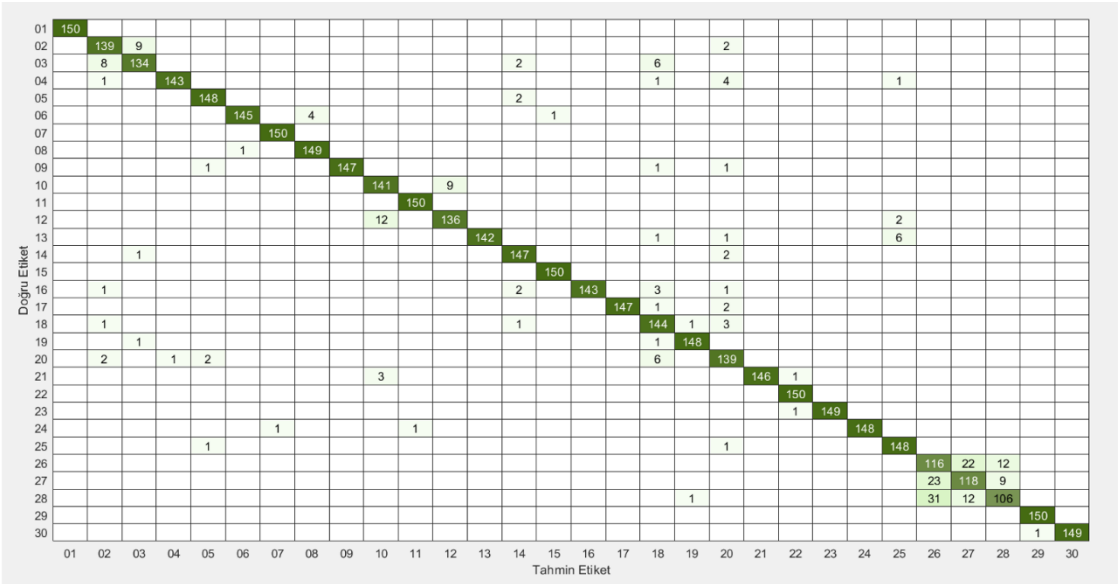
Çalışmanın bir diğer aşamasında ise transfer öğrenme yaklaşımının en önemli faydalarından biri olan özellik çıkarım yeteneği kullanılmıştır. Öznitelik çıkarımı, geleneksel öğrenme modellerinden bağımsız olarak ve ön işleme adımlarına ihtiyaç duymadan, çalışmada tercih edilen önceden eğitilmiş altı farklı ağ kullanılarak uzamsal alan hesaplamaları kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Böylece sınıflandırma işlemlerinde daha başarılı çıktılar elde edilmesi sağlanır.

Öncelikle bu ağların katmanlı yapısı incelenmiş ve tüm transfer öğrenme ağları son tam bağlı katmandan kesilerek özellik çıkarımı için kullanılmıştır. İşlem sonrasında her bir ağ mimarisi için 1000 özellik çıkarılmıştır. Özellik çıkarımının hemen ardından, yeni özellik kümelerinin sınıflandırma performansı SVM sınıflandırıcısı ile test edilmiş ve sonuçlar raporlanmıştır. Sınıflandırma sürecinde SVM sınıflandırıcısı, 5 katlı çapraz doğrulama tekniği kullanılarak lineer çekirdek fonksiyonu ile gerçekleştirilmiştir. 6 farklı ağ için yapılan analizler incelendiğinde EfficientNet+SVM(Lineer) kombinasyonu %96,07 doğrulukla en iyi sonuç olarak rapor edilmiştir. Elde edilen tüm kombinasyonların her katı için doğruluk metrik çıktıları, Tablo 3.9'da verilmiştir.

Tablo 3.9 Özellik çıkarımı ve SVM sınıflandırıcı yaklaşımı doğruluk çıktıları

Ağ	Katlama 1 %	Katlama 2 %	Katlama 3 %	Katlama 4 %	Katlama 5 %	Ortalama %
DenseNet201	93,33	94,89	94,22	96,11	96,11	94,93
InceptionV3	87,33	90,00	89,78	90,56	90,44	89,62
ResNet50	93,44	95,89	95,33	96,22	95,89	95,35
ResNet101	93,67	95,33	95,22	96,11	96,33	95,33
VGG-19	91,11	90,67	91,00	90,11	91,44	90,87
EfficientNetB3	96,00	96,67	95,00	95,67	97,00	**96,07**

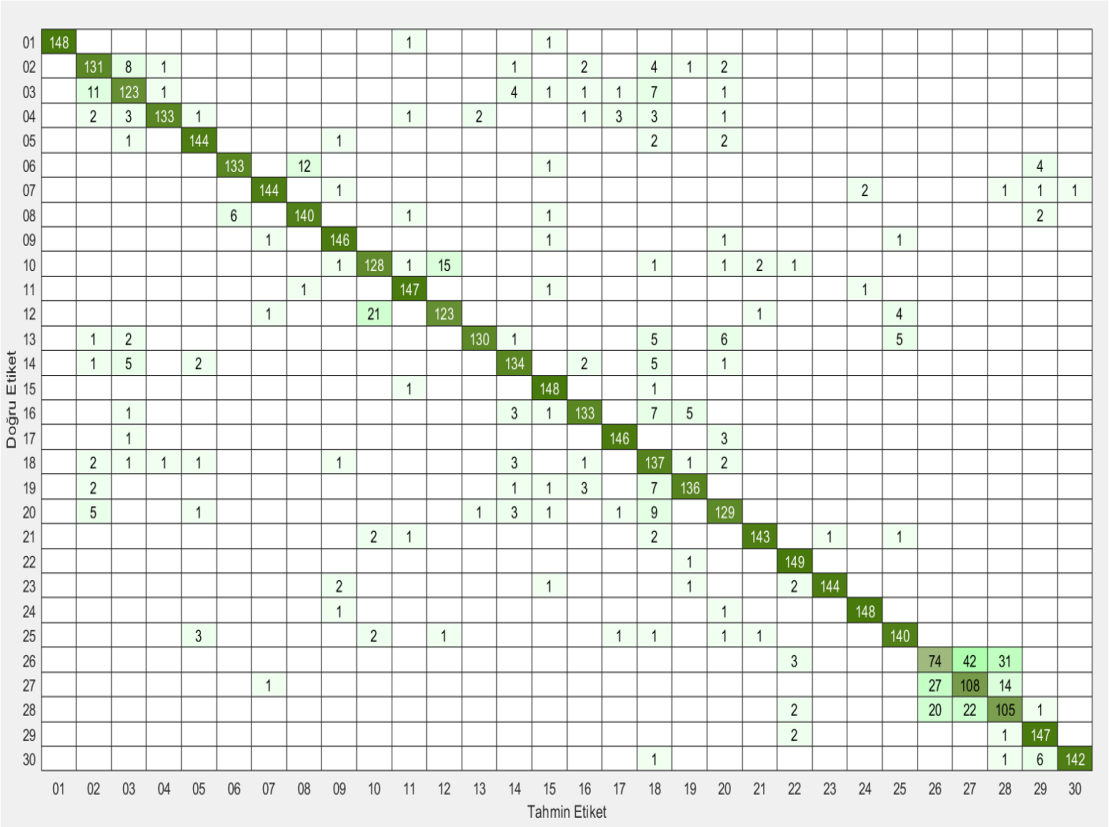
Bu yaklaşım ile elde edilen karmaşıklık matrisleri, DenseNet201 için Şekil 3.6'da gösterilmiştir.



1	Ay Çekirdeği	7	Bulgur Pilavlık	13	Kavrulmuş Fındık	19	Kuru Kayısı	25	Büyük Nohut
2	Badem	8	Çörekotu	14	Fıstık	20	Kokteyl Lüks	26	Baldo Pirinç
3	Kavrulmuş Badem	9	Dut Kurusu	15	Hurma	21	Leblebi Şekeri	27	Osmancık Pirinç
4	Bakla	10	Fasulye Dermason	16	İncir	22	Limon Tuzu	28	Yerli Pirinç
5	Barbunya	11	Fasulye Mas	17	Kabak Çekirdeği	23	Lokum	29	Tarçın
6	İsot	12	Fasulye Şeker	18	Kavrulmuş Kaju	24	Kırmızı Mercimek	30	Zerdeçal

Şekil 3.6 DenseNet201 ve SVM sınıflandırıcısı ile elde edilen karmaşıklık matrisi

InceptionV3 modelinin son tam bağlı katmanından kesilmesi ile çıkarılan özellikler SVM sınıflandırıcısına beslenmesi ile elde edilen karmaşıklık matrisi Şekil 3.7'de verilmiştir.

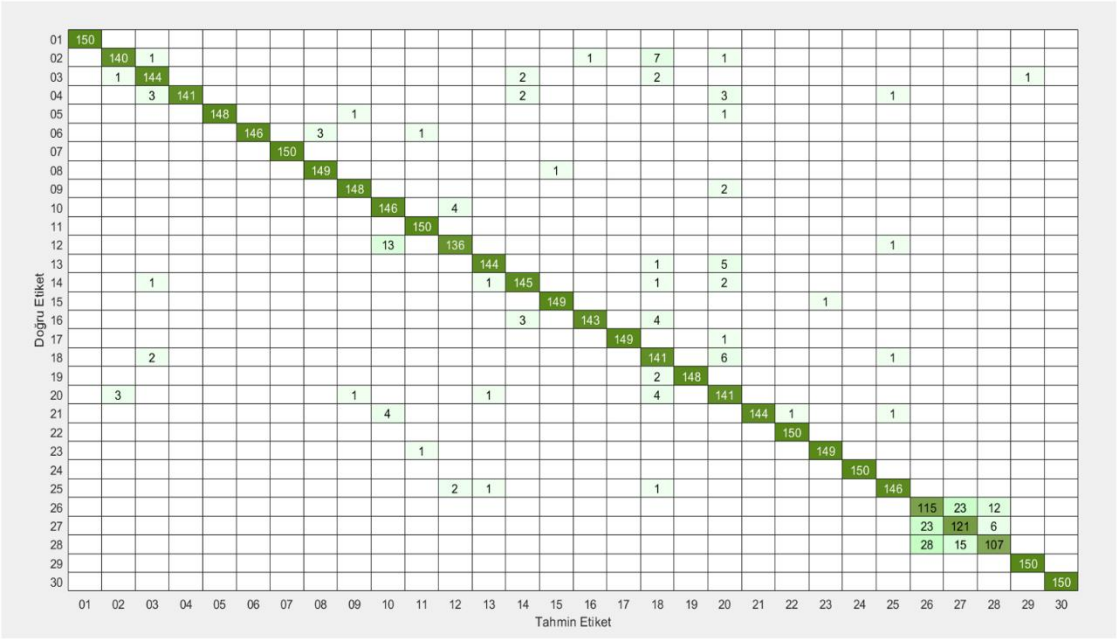


1	Ay Çekirdeği	7	Bulgur Pilavlık	13	Kavrulmuş Fındık	19	Kuru Kayısı	25	Büyük Nohut
2	Badem	8	Çörekotu	14	Fıstık	20	Kokteyl Lüks	26	Baldo Pirinç
3	Kavrulmuş Badem	9	Dut Kurusu	15	Hurma	21	Leblebi Şekeri	27	Osmancık Pirinç
4	Bakla	10	Fasulye Dermason	16	İncir	22	Limon Tuzu	28	Yerli Pirinç
5	Barbunya	11	Fasulye Mas	17	Kabak Çekirdeği	23	Lokum	29	Tarçın
6	İsot	12	Fasulye Şeker	18	Kavrulmuş Kaju	24	Kırmızı Mercimek	30	Zerdeçal

Şekil 3.7 InceptionV3 ve SVM sınıflandırıcı ile elde edilen karmaşıklık matrisi

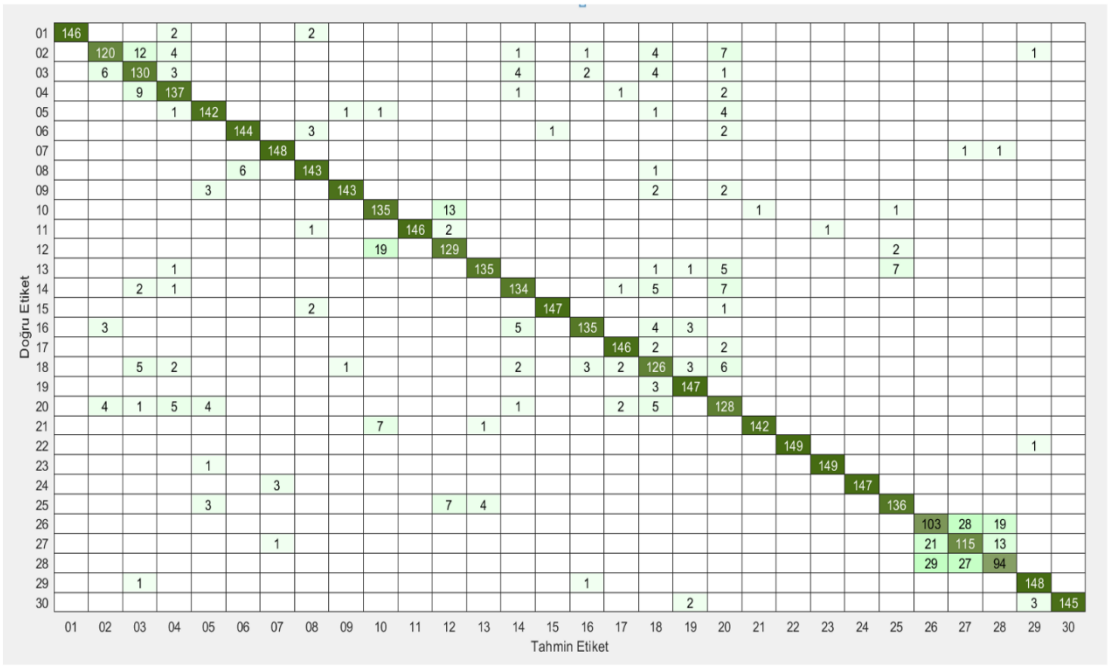
ResNet50 ve ResNet101 modellerinin tam bağlı katmandan kesilmesi ile elde edilen sonuçlarda ResNet50 mimarisi daha iyi performans çıktısı vermiştir.

ResNet50 mimarisi ile özellik çıkarımı sonucu elde edilen karmaşıklık matrisi Şekil 3.8'de verilmiştir. VGG-19 mimarisi ile elde edilen karmaşıklık matrisi ise Şekil 3.9'da yer almaktadır.



1	Ay Çekirdeği	7	Bulgur Pilavlık	13	Kavrulmuş Fındık	19	Kuru Kayısı	25	Büyük Nohut
2	Badem	8	Çörekotu	14	Fıstık	20	Kokteyl Lüks	26	Baldo Pirinç
3	Kavrulmuş Badem	9	Dut Kurusu	15	Hurma	21	Leblebi Şekeri	27	Osmancık Pirinç
4	Bakla	10	Fasulye Dermason	16	İncir	22	Limon Tuzu	28	Yerli Pirinç
5	Barbunya	11	Fasulye Mas	17	Kabak Çekirdeği	23	Lokum	29	Tarçın
6	İsot	12	Fasulye Şeker	18	Kavrulmuş Kaju	24	Kırmızı Mercimek	30	Zerdeçal

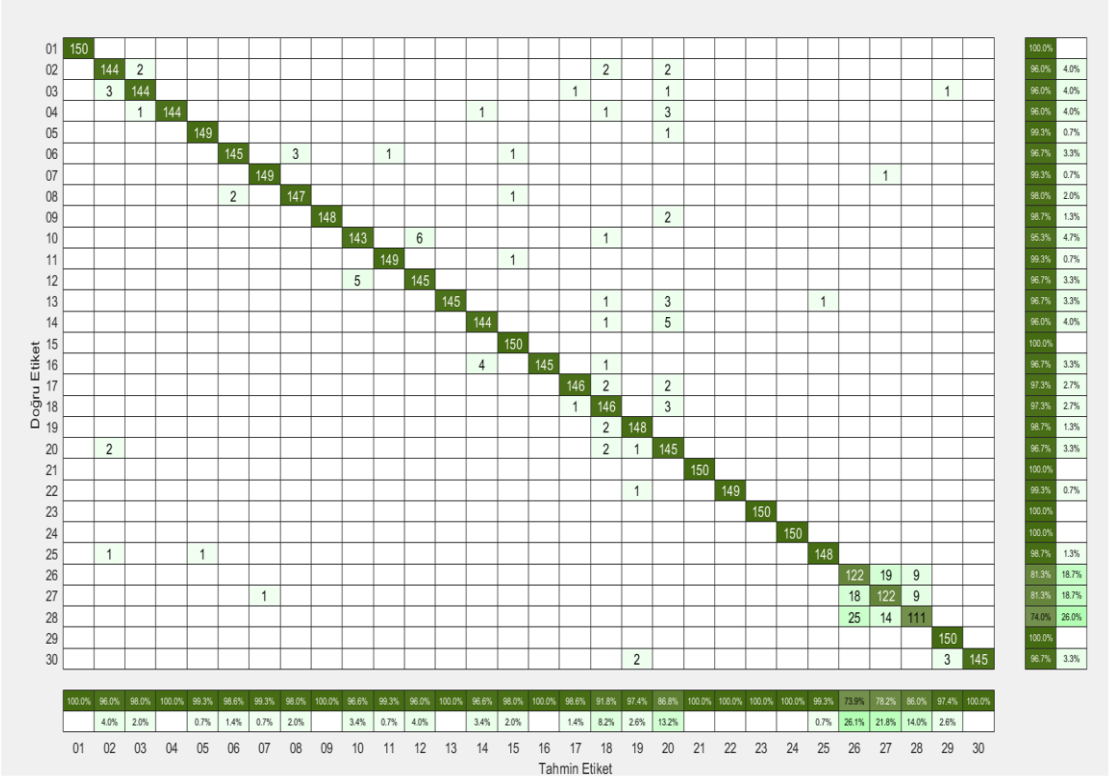
Şekil 3.8 ResNet50 ve SVM sınıflandırıcı ile elde edilen karmaşıklık matrisi



1	Ay Çekirdeği	7	Bulgur Pilavlık	13	Kavrulmuş Fındık	19	Kuru Kayısı	25	Büyük Nohut
2	Badem	8	Çörekotu	14	Fıstık	20	Kokteyl Lüks	26	Baldo Pirinç
3	Kavrulmuş Badem	9	Dut Kurusu	15	Hurma	21	Leblebi Şekeri	27	Osmancık Pirinç
4	Bakla	10	Fasulye Dermason	16	İncir	22	Limon Tuzu	28	Yerli Pirinç
5	Barbunya	11	Fasulye Mas	17	Kabak Çekirdeği	23	Lokum	29	Tarçın
6	İsot	12	Fasulye Şeker	18	Kavrulmuş Kaju	24	Kırmızı Mercimek	30	Zerdeçal

Şekil 3.9 VGG19 ve SVM sınıflandırıcı ile elde edilen karmaşıklık matrisi

Yapılan analizlerde en iyi doğruluk çıktısı EfficientNetB3 mimarisinin son bağlı katmanından kesilerek özelliklerin çıkarılması ile elde edilmiştir. Çıkarılan özellikler lineer çekirdek fonksiyonuna sahip SVM sınıflandırıcısına aktarılarak sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir. Bu yaklaşımla, %96,07'lik bir doğruluk değeri elde edilmiştir. Eğitimler sonucunda alınan doğruluk, kesinlik ve duyarlılık değerleri Şekil 3.10'da gösterilmiştir.



1	Ay Çekirdeği	7	Bulgur Pilavlık	13	Kavrulmuş Fındık	19	Kuru Kayısı	25	Büyük Nohut
2	Badem	8	Çörekotu	14	Fıstık	20	Kokteyl Lüks	26	Baldo Pirinç
3	Kavrulmuş Badem	9	Dut Kurusu	15	Hurma	21	Leblebi Şekeri	27	Osmancık Pirinç
4	Bakla	10	Fasulye Dermason	16	İncir	22	Limon Tuzu	28	Yerli Pirinç
5	Barbunya	11	Fasulye Mas	17	Kabak Çekirdeği	23	Lokum	29	Tarçın
6	İsot	12	Fasulye Şeker	18	Kavrulmuş Kaju	24	Kırmızı Mercimek	30	Zerdeçal

Şekil 3.10 EfficientNetB3 ve SVM sınıflandırıcı ile elde edilen karmaşıklık matrisi

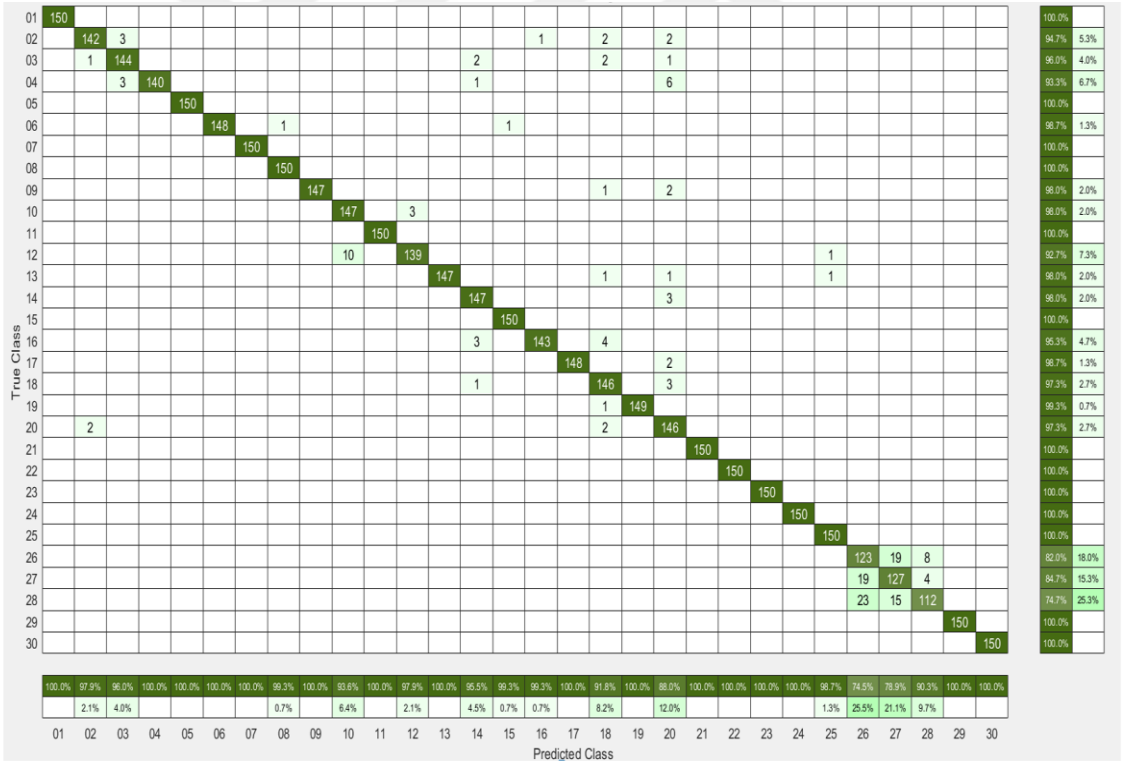
3.4 Çalışma 2 Özellik Düzeyinde Füzyon Sınıflandırma Performansı

Son analizde, her bir ağ tarafından çıkarılan özellikler, özellik düzeyinde füzyon adı verilen tek bir özellik matrisi oluşturmak üzere birleştirilmiştir. Bu işlem sonucunda 6000 özellik içeren yeni bir özellik matrisi elde edilmiştir. Daha sonra, birleştirilmiş öznitelik matrisinin sınıflandırılması tek bir SVM ile gerçekleştirilmiştir. Birleştirilen öznitelik matrisinin SVM ile sınıflandırılması sonucunda %96,56 doğruluk değeri elde edilmiştir. DenseNet201 mimarisine

uygulanan hiper parametre optimizasyonu sayesinde %96,00 doğruluk elde edilmiştir. İki sonuç karşılaştırıldığında, en çok sınıflandırma hatası yapılan yerli pirinç, osmancık pirinç ve baldo pirinç ürünlerinde füzyon yaklaşımının sırasıyla 12, 7, 20 adet fazla doğru tahmin sayısına ulaştığı gözlemlenmiştir. Elde edilen sonuçlar, çalışmanın donanım entegrasyonu ile günlük hayatımızda ve perakende sektörümüzde başarılı performans çıktıları verebileceğini göstermiştir.

Önerilen son yaklaşım kapsamında elde edilen karmaşıklık matrisi ve karmaşıklık matrisi üzerinde yer alan performans metrik değerleri Şekil 3.11'de gösterilmiştir. Çalışma 2 kapsamında yapılan eğitim sonuçları incelendiğinde en iyi sonuçları sağlayan hiper parametreler Tablo 3.10'da gösterilmiştir.

DenseNet201 mimarisi ve özellik seviyesinde füzyon yaklaşımı sonucu elde edilen karmaşıklık matrisleri üzerinden tahmin performansının karşılaştırmalı analizi Şekil 3.12'de sunulmuştur.

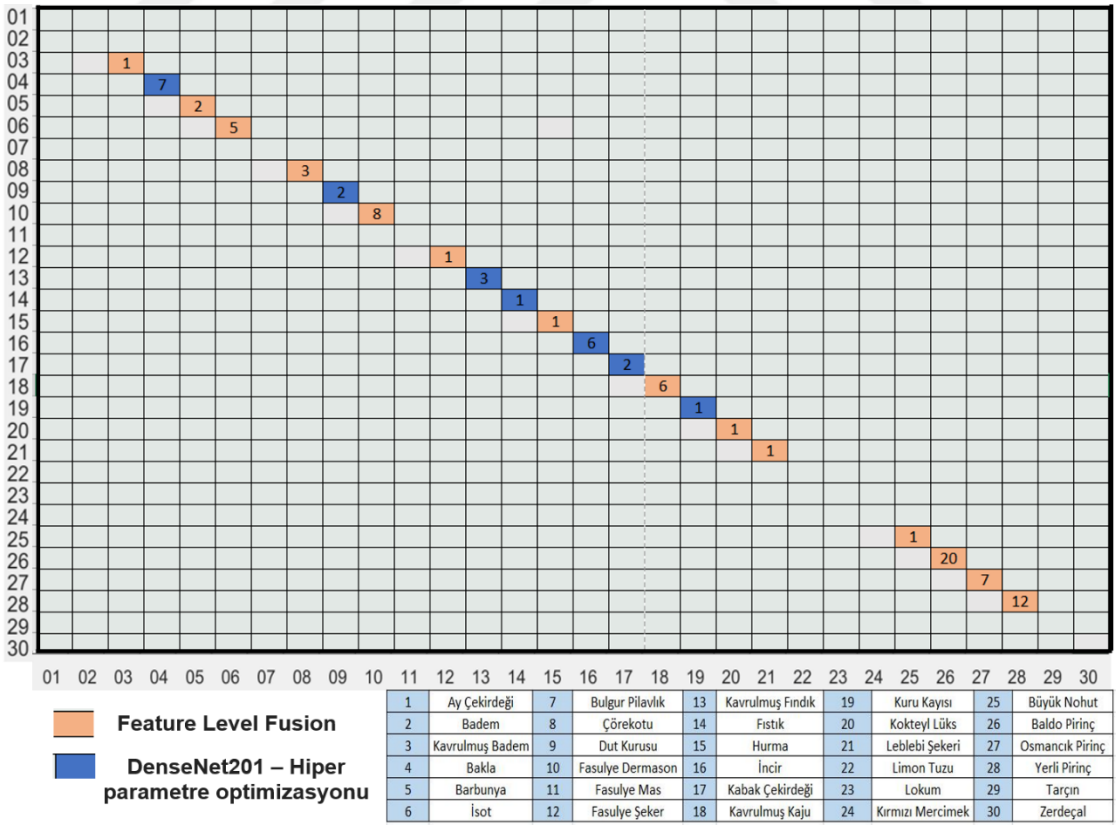


1	Ay Çekirdeği	7	Bulgur Pilavlık	13	Kavrulmuş Fındık	19	Kuru Kayısı	25	Büyük Nohut
2	Badem	8	Çörekotu	14	Fıstık	20	Kokteyl Lüks	26	Baldo Pirinç
3	Kavrulmuş Badem	9	Dut Kurusu	15	Hurma	21	Leblebi Şekeri	27	Osmancık Pirinç
4	Bakla	10	Fasulye Dermason	16	İncir	22	Limon Tuzu	28	Yerli Pirinç
5	Barbunya	11	Fasulye Mas	17	Kabak Çekirdeği	23	Lokum	29	Tarçın
6	İsot	12	Fasulye Şeker	18	Kavrulmuş Kaju	24	Kırmızı Mercimek	30	Zerdeçal

Şekil 3.11 Özellik seviyesinde füzyon yaklaşımı ile elde edilen karmaşıklık matrisi

Tablo 3.10 Her bir ağ için en iyi doğruluk değerini veren hiper parametre değerleri

Ağ Mimarisi	Öğrenme Katsayısı	Dönem Sayısı	Optimize Edici
VGG-19	0,001	50	Adamax
ResNet50	0,0001	25	RMSProp
ResNet101	0,00001	50	RMSProp
EfficienNetB3	0,00001	100	RMSProp
Inception V3	0,0001	100	RMSProp
DenseNet201	0,0001	100	RMSProp



Şekil 3.12 DenseNet201 ve özellik düzeyinde füzyon yaklaşımının doğru tahmin sayılarının karşılaştırması

4
SONUÇ VE ÖNERİLER

Artan müşteri sayıları nedeniyle mağazaların işlem hacimleri giderek artmaktadır. Kasada ücretlendirme sürecinde oluşan yoğun müşteri sayıları, kasiyer odaklı dolandırıcılık gibi etkenler müşteri ve işletme sahipleri açısından önemli bir sorun oluşturmaktadır. Bu doğrultuda otomatik ürün tanıma sisteminin geliştirilmesi perakende sektöründe hız, zaman ve güvenilirlik açısından önemli bir avantaj sağlayacaktır. Literatürde, poşetli ürün tanıma ile ilgili mevcut güncel bir çalışmanın olmadığı görülmüştür.

Sunulan tez çalışmasında, literatürde yer alan tek çeşit ürün bazında kalite odaklı sınıflandırma çalışmalarının dışına çıkılarak otonom barkodsuz poşetli ürün tanıma sistemi için farklı yaklaşımlar denenmiştir. Çalışmada, perakende mağazalarda yer alan sektörel bazlı ürünlerin sınıflandırılması üzerinde çalışılmıştır. Önerilen çalışmada perakende sektöründe faaliyet gösteren bir firmanın tartı platformundan, 30 sınıfa ait torbalı bakliyat ,kuruyemiş ve şekerleme içeren görüntüler elde edilmiştir. 30 sınıf ve 4500 görüntüden oluşan veri kümesi üzerinde sınıflandırma çalışmaları yapılmıştır.

İlk olarak transfer öğrenme yaklaşımı çalışmanın odak noktası olarak belirlenmiştir. Bu yaklaşımla altı farklı önceden eğitilmiş ağ seçilmiş ve ağlar üzerinde hiper parametre kombinasyonları uygulanmıştır. Ağ eğitiminde veri kümesinde aşırı uyum sorununun önüne geçmek için 5 katlı çapraz doğrulama tekniği ile hiper parametre optimizasyonu uygulanan modeller kullanılmıştır. Hiper parametre optimizasyonu için 27 farklı parametre kombinasyonu ile eğitimler tamamlanmıştır. Dönem boyutu analizi kapsamında çalışmada kullanılan yüksek değerli dönem sayısının başarı performansını arttırdığı görülmüştür.

Çalışmada tercih edilen yüksek öğrenme oranı ile sınıflandırma performansı da yükselmiştir. Yığın büyüklüğü değeri, modelin yerel minimum noktasında takılıp kalmaması için optimum değer 16 olarak belirlenmiştir. Bu doğrultuda

DenseNet201 ağı ile %96,00 doğruluk değeri elde edilmiş ve çalışmanın uygun donanım ile kullanılabilirliği ortaya konulmuştur. Sunulan tezin bir diğer aşamasında, transfer öğrenme yaklaşımının getirdiği özellik çıkarımına odaklanılmıştır. Çalışmada tercih edilen 6 farklı transfer öğrenme ağı uygun katmanlarından kesilerek özellik çıkarımı yapılmıştır.

Çıkartılan öznitelik kümelerinin, 5 katlı çapraz doğrulama tekniği ve SVM sınıflandırıcısı ile hibrit kullanımı sayesinde başarılı çıktılar elde edilmiştir. EfficientNet mimarisinin SVM (Lineer) ile kullanılması sonucunda %96,07 doğruluk değeri gözlemlenmiştir.

Çalışmada sunulan son analiz dikkate alındığında, özellik vektörlerinin birleştirilmesiyle elde edilen özellik kümesinin SVM (lineer) sınıflandırıcıyı beslemesi ile %96,56 doğruluk değeri elde edilmiştir. Tüm model eğitim sonuçları incelendiğinde en çok tahmin hatası baldo pirinç, osmancık pirinç ve yerli pirinç olmak üzere 3 temel üründe ortaya çıkmıştır. Bu ürünlerde en az hata yapan model ise füzyon yaklaşımı ile elde edilmiştir. Bu sonuçlar, özellik vektör birleştirme yaklaşımının başarıyı arttırdığını ortaya koymuştur. Aynı zamanda, farklı yaklaşımlar üzerinde de bu yöntemin kullanılabilirliği fikrini çıkarması açısından, tez çalışmasının önemli bir bulgusu olarak görülmüştür. Tezden üretilen yayın kapsamında bu yaklaşım farklı bir kuruyemiş veri kümesi üzerinde denenmiş başarılı performans verdiği tespit edilmiştir. Böylece bu yaklaşımın, poşetli ürünlerin sınıflandırılması içinde kullanılabilirliği ortaya çıkarılmıştır.

Önerilen yaklaşım ile transfer öğrenmenin, perakende sektöründe ürün tanıma odaklı çalışmalarda kullanılmasının hızlı ve güvenilir bir çözüm ürettiği ortaya koyulmuştur. Gelecekteki çalışmalarda, farklı ışık ve ölçek konumlarına göre her sınıftaki görüntülerin sayısının ve çeşitliliğinin genişletilerek eğitimlerin yeniden yapılması planlanmaktadır. 30 sınıflı veri kümesini daha fazla sınıf içerecek şekilde genişletmenin başarı üzerindeki etkiyi artıracağı düşünülmektedir. Ayrıca yeni transfer öğrenme ağlarını kullanmanın sınıf ve örneklerin artmasının yanı sıra daha tutarlı bir bilgi çıktısı oluşturabileceği düşünülmektedir. İki aşamalı topluluk yaklaşımı, Makbul veri kümesi ve benzer gürültüsüz veri kümeleri için gelecekte poşetli ürünlerin sınıflandırılması için kullanılacaktır.

KAYNAKÇA

[1] K.-Y. Huang, “Detection and classification of areca nuts with machine vision,” *Computers & Mathematics with Applications*, vol. 64, no. 5, Sep. 2012, doi: 10.1016/j.camwa.2011.11.041.

[2] S. K. Vidyarthi, S. K. Singh, R. Tiwari, H. Xiao, and R. Rai, “Classification of first quality fancy cashew kernels using four deep convolutional neural network models,” *J Food Process Eng*, vol. 43, no. 12, Dec. 2020, doi: 10.1111/jfpe.13552.

[3] I. M. Dheir, A. S. A. Mettleq, A. A. Elsharif, and S. S. Abu-Naser, “Classifying nuts types using convolutional neural network,” *International Journal of Academic Information Systems Research (IJAISR)*, vol. 3, no. 12, 2020.

[4] R. Jan, H. Kour, J. Manhas, and V. Sharma, “Recognition of Dry Fruits using Deep Convolutional Neural Network”.

[5] D. C. Khrisne and I. M. A. Suyadnya, “Indonesian herbs and spices recognition using smaller VGGNet-like network,” in *2018 International Conference on Smart Green Technology in Electrical and Information Systems (ICSGTEIS)*, 2018, pp. 221–224.

[6] L. Costa, Y. Ampatzidis, C. Rohla, N. Maness, B. Cheary, and L. Zhang, “Measuring pecan nut growth utilizing machine vision and deep learning for the better understanding of the fruit growth curve,” *Comput Electron Agric*, vol. 181, p. 105964, 2021.

[7] A. Koirala, K. B. Walsh, Z. Wang, and C. McCarthy, “Deep learning for real-time fruit detection and orchard fruit load estimation: Benchmarking of ‘MangoYOLO,’” *Precis Agric*, vol. 20, no. 6, pp. 1107–1135, 2019.

[8] J. F. Villacrés and F. Auat Cheein, “Detection and characterization of cherries: A deep learning usability case study in Chile,” *Agronomy*, vol. 10, no. 6, p. 835, 2020.

[9] S. Mao, Y. Li, Y. Ma, B. Zhang, J. Zhou, and K. Wang, “Automatic cucumber recognition algorithm for harvesting robots in the natural environment using deep learning and multi-feature fusion,” *Comput Electron Agric*, vol. 170, p. 105254, 2020.

[10] B. Wang, H. Li, J. You, X. Chen, X. Yuan, and X. Feng, “Fusing deep learning features of triplet leaf image patterns to boost soybean cultivar identification,” *Comput Electron Agric*, vol. 197, p. 106914, 2022.

[11] A. Taner, Y. B. Öztekin, and H. Duran, “Performance analysis of deep learning CNN models for variety classification in hazelnut,” *Sustainability*, vol. 13, no. 12, p. 6527, 2021.

[12] I. F. Rimi *et al.*, “Traditional machine learning and deep learning modeling for legume species recognition,” *SN Comput Sci*, vol. 3, no. 6, pp. 1–11, 2022.

[13] Y. Han, Z. Liu, K. Khoshelham, and S. H. Bai, “Quality estimation of nuts using deep learning classification of hyperspectral imagery,” *Comput Electron Agric*, vol. 180, p. 105868, 2021.

[14] Z. Wang, L. Jin, S. Wang, and H. Xu, “Apple stem/calyx real-time recognition using YOLO-v5 algorithm for fruit automatic loading system,” *Postharvest Biol Technol*, vol. 185, p. 111808, 2022.

[15] H. S. Gill and B. S. Khehra, “Fruit image classification using deep learning,” 2022.

[16] S. Castelo-Quispe, J. D. Banda-Tapia, M. N. López-Paredes, D. Barrios-Aranibar, and R. Patino-Escarcina, “Optimization of brazil-nuts classification process through automation using colour spaces in computer vision,” *International Journal of Computer Information Systems and Industrial Management Applications*, vol. 5, no. 1, pp. 623–630, 2013.

[17] R. An, J. Perez-Cruet, and J. Wang, “We got nuts! use deep neural networks to classify images of common edible nuts,” *Nutr Health*, p. 02601060221113928, 2022.

[18] M. Omid, “Design of an expert system for sorting pistachio nuts through decision tree and fuzzy logic classifier,” *Expert Syst Appl*, vol. 38, no. 4, pp. 4339–4347, 2011.

[19] S. Akshay and A. Hegde, “Detection and classification of areca nut diseases,” in *2021 Second International Conference on Electronics and Sustainable Communication Systems (ICESC)*, 2021, pp. 1092–1097.

[20] D. Varshni, K. Thakral, L. Agarwal, R. Nijhawan, and A. Mittal, “Pneumonia detection using CNN based feature extraction,” in *2019 IEEE international conference on electrical, computer and communication technologies (ICECCT)*, 2019, pp. 1–7.

[21] T. Kaur and T. K. Gandhi, “Deep convolutional neural networks with transfer learning for automated brain image classification,” *Mach Vis Appl*, vol. 31, no. 3, pp. 1–16, 2020.

[22] R. Chelghoum, A. Ikhlef, A. Hameurlaine, and S. Jacquir, “Transfer learning using convolutional neural network architectures for brain tumor classification from MRI images,” in *IFIP International Conference on Artificial Intelligence Applications and Innovations*, 2020, pp. 189–200.

[23] V. Rajinikanth, A. N. Joseph Raj, K. P. Thanaraj, and G. R. Naik, “A customized VGG19 network with concatenation of deep and handcrafted features for brain tumor detection,” *Applied Sciences*, vol. 10, no. 10, p. 3429, 2020.

[24] A. V. Ikechukwu, S. Murali, R. Deepu, and R. C. Shivamurthy, “ResNet-50 vs VGG-19 vs training from scratch: a comparative analysis of the segmentation and classification of Pneumonia from chest X-ray images,” *Global Transitions Proceedings*, vol. 2, no. 2, pp. 375–381, 2021.

[25] H. O. Ilhan and G. Serbes, “Sperm morphology analysis by using the fusion of two-stage fine-tuned deep networks,” *Biomed Signal Process Control*, vol. 71, p. 103246, 2022.

[26] Z. Zhou, J. Shin, L. Zhang, S. Gurudu, M. Gotway, and J. Liang, “Fine-tuning convolutional neural networks for biomedical image analysis: actively and

incrementally," in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2017, pp. 7340–7351.

[27] E. Cetinic, T. Lipic, and S. Grgic, "Fine-tuning convolutional neural networks for fine art classification," *Expert Syst Appl*, vol. 114, pp. 107–118, 2018.

[28] D.-G. Lee and S.-W. Lee, "Prediction of partially observed human activity based on pre-trained deep representation," *Pattern Recognit*, vol. 85, pp. 198–206, 2019.

[29] X. Chen, J. You, H. Tang, B. Wang, and Y. Gao, "Fine-grained plant leaf image retrieval using local angle co-occurrence histograms," in *2021 IEEE international conference on image processing (ICIP)*, 2021, pp. 1599–1603.

[30] Y. Bengio, P. Lamblin, D. Popovici, and H. Larochelle, "Greedy layer-wise training of deep networks," *Adv Neural Inf Process Syst*, vol. 19, 2006.

[31] G. E. Hinton, S. Osindero, and Y.-W. Teh, "A fast learning algorithm for deep belief nets," *Neural Comput*, vol. 18, no. 7, pp. 1527–1554, 2006.

[32] L. Yang and A. Shami, "On hyperparameter optimization of machine learning algorithms: Theory and practice," *Neurocomputing*, vol. 415, pp. 295–316, 2020.

[33] K. Simonyan and A. Zisserman, "Very deep convolutional networks for large-scale image recognition," *arXiv preprint arXiv:1409.1556*, 2014.

[34] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Deep residual learning for image recognition," in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2016, pp. 770–778.

[35] D. Theckedath and R. R. Sedamkar, "Detecting affect states using VGG16, ResNet50 and SE-ResNet50 networks," *SN Comput Sci*, vol. 1, no. 2, pp. 1–7, 2020.

[36] G. Huang, Z. Liu, L. van der Maaten, and K. Q. Weinberger, "Densely connected convolutional networks," in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2017, pp. 4700–4708.

[37] M. Tan and Q. Le, “Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks,” in *International conference on machine learning*, 2019, pp. 6105–6114.

[38] X. Xia, C. Xu, and B. Nan, “Inception-v3 for flower classification,” in *2017 2nd international conference on image, vision and computing (ICIVC)*, 2017, pp. 783–787.

[39] F. Atban and H. O. Ilhan, “MR görüntüleri üzerinden Alzheimer hastalığının tespiti için Evrişimli Sinir Ağ tasarımı ve performans kıyaslaması,” in *2021 5th International Symposium on Multidisciplinary Studies and Innovative Technologies (ISMSIT)*, 2021, pp. 473–477. doi: 10.1109/ISMSIT52890.2021.9604623.

[40] Irem Nur Ecemiş and H. O. ILHAN, “Domates yapraklarında hastalık tespiti için önerilen hafif evrişimli sinir ağ ile önceden eğitilmiş ağların performans karşılaştrması,” *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlk Fakültesi Dergisi*, vol. 38, no. 2, pp. 693–706, 2023.

[41] R. Liu and D. F. Gillies, “Overfitting in linear feature extraction for classification of high-dimensional image data,” *Pattern Recognit*, vol. 53, pp. 73–86, 2016.

[42] Z. M. Hira and D. F. Gillies, “A review of feature selection and feature extraction methods applied on microarray data,” *Adv Bioinformatics*, vol. 2015, 2015.

[43] R. Zebari, A. Abdulazeez, D. Zeebaree, D. Zebari, and J. Saeed, “A comprehensive review of dimensionality reduction techniques for feature selection and feature extraction,” *Journal of Applied Science and Technology Trends*, vol. 1, no. 2, pp. 56–70, 2020.

[44] M. Yüzkat, H. O. Ilhan, and N. Aydn, “Morphological classification of low quality sperm images using deep learning networks,” in *2020 Medical Technologies Congress (TIPTEKNO)*, 2020, pp. 1–4.

[45] F. Atban and H. O. Ilhan, “Öznitelik Seviyesinde Füzyon Yaklaşımının Kuruyemiş Tür Sınıflandırılmasında Performans Değerlendirmesi,” *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, no. 45, pp. 48–52, 2022.

A
YAYIN KABUL EKİ



Şekil A.1 Yayın kabul eki

TEZDEN ÜRETİLMİŞ YAYINLAR

Makaleler

1. Atban, F., & İlhan, H. O. (2022). Öznitelik Seviyesinde Füzyon Yaklaşımının Kuruyemiş Tür Sınıflandırılmasında Performans Değerlendirmesi. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (45), 48-52.