T.C.
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

DERİN ÖĞRENME TEKNİKLERİ KULLANILARAK BİTKİ YAPRAĞI GÖRÜNTÜLERİ ÜZERİNDEN TÜR VE OLASI HASTALIK TESPİTİ

İrem Nur ECEMİŞ

YÜKSEK LİSANS TEZİ
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı
Bilgisayar Mühendisliği Programı

Danışman
Dr. Öğr. Üyesi Hamza Osman İLHAN

Haziran, 2022

T.C.
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

DERİN ÖĞRENME TEKNİKLERİ KULLANILARAK BİTKİ YAPRAĞI GÖRÜNTÜLERİ ÜZERİNDEN TÜR VE OLASI HASTALIK TESPİTİ

İrem Nur ECEMİŞ tarafından hazırlanan tez çalışması 29.06.2022 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 _____

Dr. Öğr. Üyesi Ali Can KARACA, Üye
Yıldız Teknik Üniversitesi _____

Dr. Öğr. Üyesi Seda ŞAHİN, Üye
Çankırı Karatekin Üniversitesi _____

Danışmanım Dr. Öğr. Üyesi Hamza Osman İLHAN sorumluluğunda tarafımca hazırlanan Derin Öğrenme Teknikleri Kullanılarak Bitki Yaprağı Görüntüleri Üzerinden Tür ve Olası Hastalık Tespiti 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.

İrem Nur ECEMİŞ

İmza

Sevgili annem ve babama ithafen.

TEŞEKKÜR

Yüksek lisans tez sürecimde tüm bilgi birikimiyle, tüm sorularımda sabırlı şekilde bana yol gösteren Sayın Dr. Öğr. Üyesi Hamza Osman İLHAN Hocama sonsuz saygı ve minnetlerimi sunarım.

Tüm hayatım boyunca benden hem maddi hem manevi konuda hiçbir emeğini esirgemeyen ve beni her zaman en doğruya, en güzele yönlendiren başta babam Cengiz ECEMİŞ ve annem Seher ECEMİŞ olmak üzere tüm aile fertlerime teşekkürü borç bilirim.

Bu zorlu süreçte her daim yanımda olan ve her an, her konuda desteklerini hissettiğim Yüksek Bilgisayar Mühendisi Selim SÜRÜCÜ, Yüksek İnşaat Mühendisi Mehmet Emin ÖZDEMİR, Dr. Salih YILMAZ ve Yüksek Bilgisayar Mühendisi Esra SİVARİ'ye sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

İrem Nur ECEMİŞ

İÇİNDEKİLER

KISALTMA LİSTESİ vi

ŞEKİL LİSTESİ ix

TABLO LİSTESİ xi

ÖZET xii

ABSTRACT xiv

1 GİRİŞ 1

1.1 Literatür Özeti 1

1.2 Tezin Amacı 4

1.3 Orijinal Katkı 5

2 MATERYAL VE METODOLOJİ 6

2.1 Veri Kümesi 6

2.2 Yöntem 11

2.2.1 Evrişimli Sinir Ağları 11

2.2.2 Transfer Öğrenme 13

2.2.3 Önerilen Sınıflandırma Yaklaşımı 17

3 BULGULAR 23

3.1 Tek Aşamalı Veri Kümesi Performans Bulguları 23

3.2 İki Aşamalı Veri Kümesi Performans Bulguları 29

3.2.1 DS2_1 Görüntü Kümesi ile Yapılan İşlem Bulguları 29

3.2.2 DS2_2 Görüntü Kümesi ile Yapılan İşlem Bulguları 34

4 SONUÇ VE ÖNERİLER 41

KAYNAKÇA 52

A YAYIN KABUL EKİ 56

TEZDEN ÜRETİLMİŞ YAYINLAR 57

KISALTMA LİSTESİ

AAWT	Uyarlanabilir Analitik Dalgacık Dönüşümü
conv	Konvolüsyon
Ç.S.	Çilek Sağlıklı
Ç.Y.K.	Çilek Yaprak Kavrulması
d	Domates
D.B.B.	Dolma Biber Bakteriyel Lekesi
D.B.L.	Domates Bakteriyel Lekesi
D.B.S.	Dolma Biber Sağlıklı
D.E.Y.	Domates Erken Yanıklığı
D.G.Y.	Domates Geç Yanıklığı
D.H.N.	Domates Hedef Nokta
D.M.V.	Domates Mozaik Virüsü
D.Ö.A.	Domates Örümcek Akarı
D.S.	Domates Sağlıklı
D.S.K.	Domates Sarı Yaprak Kıvırcıklık Virüsü
D.S.Y.	Domates Septorya Yaprak Lekesi
D.Y.K.	Domates Yaprak Küfü
DS1	Tek Aşamalı Sınıflandırma Veri Kümesi
DS2_1	İki Aşamalı Sınıflandırma İlk Adım Veri Kümesi
DS2_2	İki Aşamalı Sınıflandırma İkinci Adım Veri Kümesi
DS2_2d	Domates Hastalıkları Veri Kümesi
DS2_2e	Elma Hastalıkları Veri Kümesi
DS2_2m	Mısır Hastalıkları Veri Kümesi

DS2_2ü	Üzüm Hastalıkları Veri Kümesi
e	Elma
E.K.L.	Elma Kara Lekesi
E.P.	Sedir Elma Pası
E.S.	Elma Sağlıklı
E.S.Ç.	Elma Siyah Çürüklüğü
ESA	Evrişimli Sinir Ağı
FN	Yanlış Negatif
FP	Yanlış Pozitif
GLCM	Gri Seviye Oluşum Matrisi
H.	Hastalıklı
ILSVRC	ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge
K.K.	Kiraz Küllemesi
K.S.	Kiraz Sağlıklı
LBP	Yerel İkili Desen
m	Mısır
M.D.O.	Model Doğruluk Oranı
M.G.L.	Mısır Gri Yaprak Lekesi
M.P.	Mısır Pası
M.S.	Mısır Sağlıklı
M.Y.Y.	Mısır Yaprak Yanıklığı
Maks.	Maksimum
MSO-ResNet	Çok Aşamalı Optimizasyon ResNet
Ort.	Ortalama
S.	Sağlıklı
S.D.O.	Sınıf Doğruluk Oranı
SGD	Stokastik Gradyan İniş
SVM	Destek Vektör Makinesi
Ş.B.L.	Şeftali Bakteriyel Lekesi

Ş.S.	Şeftali Sağlıklı
tb	Tam Bağlı
TN	Gerçek Negatif
TP	Gerçek Pozitif
ü	Üzüm
Ü.E.Y.	Üzüm Erken Yanıklığı
Ü.S.	Üzüm Sağlıklı
Ü.S.Ç.	Üzüm Siyah Çürüklüğü
Ü.S.K.	Üzüm Siyah Kızamığı
VOK	Varyasyonel Otomatik Kodlayıcı

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 2.1 Veri kümeleri görsel örnek gösterimi 9
Şekil 2.2 Akış diyagramı 12
Şekil 2.3 Transfer öğrenme çalışma prensibi 14
Şekil 2.4 DenseNet169 mimarisi 15
Şekil 2.5 DenseNet201 mimarisi 16
Şekil 2.6 VGG16 mimarisi 16
Şekil 2.7 ResNetV1 ve ResNetV2 kısayollarının karşılaştırılması 17
Şekil 2.8 ResNet50V2 mimarisi 18
Şekil 2.9 ResNet152V2 mimarisi 18
Şekil 2.10 K-katlamalı çapraz doğrulama tekniği gösterimi 19
Şekil 3.1 DS1 DenseNet169 karışıklık matrisi 24
Şekil 3.2 DS1 DenseNet201 karışıklık matrisi 25
Şekil 3.3 DS1 VGG16 karışıklık matrisi 26
Şekil 3.4 DS1 ResNet50V2 karışıklık matrisi 27
Şekil 3.5 DS1 ResNet152V2 karışıklık matrisi 28
Şekil 3.6 DS2_1 DenseNet169 karışıklık matrisi 30
Şekil 3.7 DS2_1 DenseNet201 karışıklık matrisi 31
Şekil 3.8 DS2_1 VGG16 karışıklık matrisi 32
Şekil 3.9 DS2_1 ResNet50V2 karışıklık matrisi 33
Şekil 3.10 DS2_1 ResNet152V2 karışıklık matrisi 34
Şekil 3.11 Elma bitkisi karışıklık matrisleri: (a) DenseNet169, (b) DenseNet201, (c) VGG16, (d) ResNet50V2 (e) ResNet152V2 35
Şekil 3.12 Mısır bitkisi karışıklık matrisleri: (a) DenseNet169, (b) DenseNet201, (c) VGG16, (d) ResNet50V2 (e) ResNet152V2 36
Şekil 3.13 Üzüm bitkisi karışıklık matrisleri: (a) DenseNet169, (b) DenseNet201, (c) VGG16, (d) ResNet50V2 (e) ResNet152V2 37
Şekil 3.14 Domates DenseNet169 modeli karışıklık matrisi 38
Şekil 3.15 Domates DenseNet201 modeli karışıklık matrisi 38
Şekil 3.16 Domates VGG16 modeli karışıklık matrisi 39
Şekil 3.17 Domates ResNet50V2 modeli karışıklık matrisi 39
Şekil 3.18 Domates ResNet152V2 modeli karışıklık matrisi 40

Şekil 4.1 2 aşamalı DenseNet169 modeli karışıklık matrisi 43
Şekil 4.2 2 aşamalı DenseNet201 modeli karışıklık matrisi 44
Şekil 4.3 2 aşamalı VGG16 modeli karışıklık matrisi 45
Şekil 4.4 2 aşamalı ResNet50V2 modeli karışıklık matrisi 46
Şekil 4.5 2 aşamalı ResNet152V2 modeli karışıklık matrisi 47

TABLO LİSTESİ

Tablo 2.1 Kısaltmaların sınıf isimleri ve sınıf bazlı veri sayısı dağılımı 10
Tablo 4.1 Ön eğitimli modellere göre eğitim doğruluk oranları 48
Tablo 4.2 Tek ve 2 aşamalı modellerin performansları 49

ÖZET

Derin Öğrenme Teknikleri Kullanılarak Bitki Yaprağı Görüntüleri Üzerinden Tür ve Olası Hastalık Tespiti

İrem Nur ECEMİŞ

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı
Yüksek Lisans Tezi

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Hamza Osman İLHAN

Olası hastalıkların bitki görsellerinden doğru şekilde belirlenmesi ile erken müdahale olanağının sunulması tarım alanındaki gelişmelere katkı sağlayacak, daha verimli üretimler yapılmasını sağlayacaktır. Üretim sürecinde üretimi engelleyici sebeplerden biri de mahsul ürünleri üzerinde oluşan bitki hastalıklarıdır. Hazırlanan bu tezde, "PlantVillage Dataset" isimli açık erişim veri kümesinden tez kapsamında elma, kiraz, mısır, üzüm, şeftali, dolma biber, çilek ve domates bitkilerine ait yaprak görüntüleri kullanılmıştır. Elma, mısır ve üzüm bitkilerine ait 3'er adet; kiraz, şeftali, dolma biber ve çilek bitkilerine ait 1'er adet ve son olarak domates bitkisinden 9 adet yaprak sınıf hastalığı seçilmiştir. Tek aşamalı çalışma için DS1 olarak isimlendirilen veri kümesi ile 30 sınıflı eğitim yapılarak bitki yaprak tür ve hastalıklarının doğru sınıflandırılması hedeflenmiştir. Tez kapsamında önerilen iki aşamalı analiz yaklaşımının ilk aşaması için DS2_1 ismiyle oluşturulan veri kümesinde, bitkilerin "sağlıklı" ve "sağlıksız" sınıfına ait görüntüler üzerinde 16 sınıflık bir eğitim süreci gerçekleştirilmiştir. İkinci aşamada ise birden fazla hastalığa sahip bitkilerin hastalıklı sınıfları, bitki türüne göre kümelendirilerek her bitki türü için veri kümeleri oluşturulmuş ve ayrı ayrı eğitilerek modeller oluşturulmuştur. Bu kapsamda elma, mısır, üzüm ve domates bitkilerinin hastalıklarının bulunduğu veri kümeleri sırasıyla DS2_2e, DS2_2m, DS2_2ü ve DS2_2d olarak isimlendirilmiştir. Bu veri kümeleri, ikinci aşamayı temsilen DS2_2 olarak adlandırılmıştır. DS2_1 ve DS2_2 kullanılarak oluşturulan modeller 30 sınıf yapısında ortak gösterim ile değerlendirilmiştir. Tek aşamalı analiz yaklaşımında deneysel sonuçlar neticesinde DenseNet169, DenseNet201, VGG16, ResNet50V2 ve ResNet152V2 modelleri için sırasıyla %94,55, %94,32, %93,44, %94,03 ve %93,67

doğruluk değerleri ve iki aşamalı analiz için aynı modellerle %95,88, %94,74, %95,1, %96,2 ve %95,97 değerleri ölçülmüştür. Sunulan çalışmada iki aşamalı gerçekleştirilen deneysel sonuçların tek aşamalı modele göre daha yüksek doğruluk sonuçları verdiği görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Yaprak hastalıkları tespiti, derin öğrenme, transfer öğrenme, evrişimli sinir ağı, iki aşamalı modelleme

ABSTRACT

Species and Possible Disease Detection on Plant Leaf Images Using Deep Learning Techniques

İrem Nur ECEMİŞ

Department of Computer Engineering
Master of Science Thesis

Supervisor: Assist. Prof. Dr. Hamza Osman İLHAN

The correct identification of possible diseases from plant images and provision of early intervention will contribute to the developments in agriculture and ensure more efficient production. One of the reasons that prevent production in the production process is plant diseases that occur on crop products. This thesis used leaf images of apple, cherry, corn, grape, peach, bell pepper, strawberry and tomato plants from the open-access dataset named "PlantVillage Dataset". 3 each of apple, corn and grape plants; 1 each of cherry, peach, bell pepper and strawberry plants; and finally, 9 leaf class diseases of tomato plants were selected. The one-stage study aimed to correctly classify plant leaf species and diseases by training with 30-classes with the dataset DS1. For first stage of the two-stage analysis approach proposed within the scope of thesis, 16-class training process was carried out on the images of the "healthy" and "unhealthy" plants in dataset created with the name DS2_1. In the second-stage, diseased classes of plants with more than one disease were clustered according to plant species, datasets were created for each plant species and models were created by training separately. In this context, datasets with diseases of apple, corn, grape and tomato plants are named DS2_2e, DS2_2m, DS2_2ü and DS2_2d, respectively. These datasets are named DS2_2 to represent the second phase. Models created using DS2_1 and DS2_2 were evaluated with common notation in 30-class structures. As a result of the experimental results in one-stage analysis approach, the accuracy values %94.55, %94.32, %93.44, %94.03 and %93.67 for DenseNet169, DenseNet201, VGG16, ResNet50V2 and ResNet152V2 models, respectively, and for the two-stage analysis, the values %95.88, %94.74, %95.1, %96.2 and %95.97 were

measured with the same models. In the presented study, it was seen that experimental results performed in two-stages gave higher accuracy results than the one-stage model.

Keywords: Leaf disease detection, deep learning, transfer learning, convolutional neural network, two stage modeling

1
GİRİŞ

İnsanların yaşam faaliyetlerini sürdürebilmeleri için tarım ürünlerine ihtiyaçları vardır. Tarımdan elde edilen birçok ürün ülkemizde ve tüm dünyada yiyecek, giyecek, tasarım, sanat ve buna benzer birçok alanda kullanılmaktadır. Gelecekte de çok yaygın olarak kullanılacağı düşünülen tarım ürünlerinin sağlıklı koşullarda hastalıksız ve verimli olarak yetiştirilebilmesi kuşkusuz ki her insan ve sektör tarafından desteklenmektedir.

Tarım ürünlerinden, özellikle yiyecek ihtiyacının karşılanabilmesi için, en çok kullanılan ürünler sebzeler ve meyvelerdir. Bu mahsullerin üretimi ülkelerin ekonomisini de etkilemektedir. Ekonomiye pozitif etkinin sağlanabilmesi, üretilen bitkilerin verimli olarak yetiştirilebilmesine bağlıdır. Verimli bitki yetiştiriciliğinde bitkilerde bulunan hastalık unsurlarının tespiti kritik öneme sahip bir unsurdur. Bitkilerin yaprakları ise olası hastalıkları tespit edebilmek ve gerekli müdahaleyi belirleyebilmek için en önemli bilgi veren yapılardır.

1.1 Literatür Özeti

Bitki yaprakları üzerindeki hastalıkların tespiti konusunda literatürde birçok çalışma mevcuttur [1]. Bu kapsamda yazarlar tarafından geliştirilen artık ağ ile elma hastalığı tanıma yöntemi incelenmiştir [2]. Elma hastalıklarının fazlalaşmasıyla elmalardaki kalite ve verimin düşmesi üzerine yapılan çalışmada, ResNet50 [3] ağına dayalı olarak MSO-ResNet (Çok Adımlı Optimizasyon ResNet) elma yaprağı tanıma modeli önerilmiştir. Çalışmadaki evrişim çekirdeği ayrıştırılmış, kimlik eşleme metodu güncellenmiş, sonrasında kalan modül sayıları azaltılarak toplu normalleştirme katmanı farklılaştırılmıştır. Ardından modelin yaprak tanımlama doğruluğu ve hızı iyileştirilerek model sunulmuştur. Bunun sonucunda ortalama kesinlik değeri 0,957; duyarlılık 0,958 ve F1 skor değeri 0,957 olarak kaydedilmiştir.

Kurmi ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada, sınırlı doğruluk sunan yaprak

hastalığı tespit yöntemlerine karşın çok aşamalı teknik önerilmiştir [4]. Görüntüler üzerinden hastalıklı ve sağlıklı şeklinde sınıflandırma yapılması için, öznitelik çıkarımı yapılmadan önce arka plan yapısından yaprak kısmı ayrılmıştır. Renk dönüşümü yöntemine dayalı olarak ön plan ayrımı gerçekleştirilmiş, sonrasında özellik çıkarımı uygulanmıştır. Yapılan çalışmanın yeniliği Uyarlanabilir Analitik Dalgacık Dönüşümü (AAWT) yöntemi ile özniteliklerin hesaplanmasıdır. AAWT işlenmiş olan görüntüleri özellik olarak farklı alt bant görüntülerine ayrıştırmaktadır. Yöntemin sonuç performansı PlantVillage veri kümesi üzerinde ölçülmüştür ve 0,961 karakteristik eğri altında kalan alan ile %94,07 değerli ortalama doğruluk oranı elde edilmiştir.

Mısır bitkisinin yapraklarında bulunan hastalıkların sınıflandırılması amacıyla derin transfer modelleme yaklaşımıyla yapılan çalışmada, PlantVillage veri kümesinden 2 ayrı mısır yaprak hastalığı seçilerek AlexNet [5] mimarisi ile hızlı ve doğru şekilde hastalık sınıflandırma işlemi yapılması hedeflenmiştir [6]. Önerilen AlexNet modeli, 5 evrişim katmanı ve 3 maksimum havuzlama katmanı içermektedir. 25, 50, 75 ve 100 adet iterasyon ile oluşturulan model aracılığıyla %99,16 değerli doğruluk oranı bulunmuştur.

Bir başka yaklaşımda ise, Evrişimli Sinir Ağı (ESA) mimarisi ile 14 farklı mahsul üzerinden 26 ayrı hastalığın ve ayrıca seçilen mahsul üzerinde hastalık bulunmayışının tespiti için 38 sınıf üzerinde yapılan bir çalışmadan bahsedilmiştir [7]. Eğitimde halka açık bir veri kümesinden 54306 adet görüntü kullanılmıştır. Burada AlexNet ve GoogleNet [8] mimarisine odaklanılarak derin bir evrişimli sinir ağı eğitilmiştir. Eğitilen model ile %99,35 değerinde bir doğruluk oranı eldesi sağlanmıştır.

Pearline ve arkadaşlarının yaptığı çalışmada ise 3 adet açık erişim ve 1 adet gerçek zamanlı veri kümesi üzerinde, geleneksel görüntü işleme ve derin öğrenme yöntemleri ile bitkilerin tanınması amacıyla yöntem geliştirilmiştir [9]. Geleneksel yöntemlerin ve son dönemlerde yaygın şekilde kullanılan derin öğrenme yöntemlerinin karşılaştırıldığı çalışmada, derin öğrenme yöntemlerinin çok daha yüksek sonuçlar verdiği ortaya koyulmuştur. Sınıflandırıcı seçiminde lojistik regresyonlu VGG19[10] ESA mimarisi kullanımıyla Flavia [11], Folio [12], İsveç yaprak kümeleri [13] için sırasıyla %96,25, %96,53 ve %99,41 değerli doğruluk oranları bulunmuştur.

Domates yapraklarıyla alakalı yapılan çalışmada, domates yaprak hastalıklarının tespit edilebilmesi amacıyla geliştirilen ESA mimarisi sunulmuştur [14]. Çalışmada insansız hava araçları kullanılmış, tespit ettikleri hastalıklı bitki yapraklarının kalitelerine göre hassas pestisit püskürtülecek şekilde geliştirilmiştir. Görüntü bazlı analizlerde kullanılmak üzere, internetten elde edilen 2100 adet yaprak görüntüsü ve yerel çiftliklerden elde edilen 500 görüntü ile bir veri kümesi oluşturulmuştur. Çalışmada

kullanılan fotoğraf veri sayısının artırılmasıyla doğruluk oranının %99'a kadar yükseldiği ifade edilmiştir.

Bir diğer çalışmada, PlantVillage veri kümesinden domatese ait hastalıklı veriler kullanılarak, hastalıkların sınıflandırılması amacıyla en uygun makine öğrenmesi/derin öğrenme modellerinin bulunması amaçlanmıştır [15]. Çalışma yapılırken makine öğrenmesi kısmı için Gri Seviye Oluşum Matrisi (GLCM) ve Yerel İkili Desen (LBP) yöntemleri kullanılarak toplamda 52 doku özelliği, renk histogramı ve renk momenti yöntemleri ile 105 adet renk özelliği çıkarılmıştır. Farklı derin öğrenme ağlarının kullanılmasının sonucunda en yüksek doğruluk oranı %99,7 ile ResNet34[3] ağına aittir. Ayrıca bu ağ üzerinde %99,6 değerinde kesinlik ve %99,7 değerli F1 skor elde edilmiştir.

Derin ESA modellerinin eğitilebilmesi için çok sayıda veriye ihtiyaç duyulmaktadır. Tarım ürünlerinin görüntü verilerinin toplanması da çoğu zaman hata oranı yüksek olan çalışmalardır. Bu kapsamda tarım ürünlerinden elde edilen veriler de her zaman yeterli gelmemektedir. Bu sebepten dolayı mahsul ürünlerinin yapraklarındaki hastalıkların tanınmasında doğruluk oranının yükseltilebilmesi amacıyla bir başka çalışmada Varyasyonel Otomatik Kodlayıcı (VOK) tarafından desteklenen hafif yapılı bir ağ sunulmuştur [16]. Bu ağ domates yaprak hastalıklarının tanımlanabilmesi amacıyla önerilmiştir. Sunulan bu öneri ile hastalık sınıfının doğru şekilde tespit edilme oranı %94,17 olarak bulunmuş ve hastalıkların %0,42'si yanlış sınıflanan sağlıklı yapraklar olarak belirlenmiştir. Sağlıklı yaprakların ise %1,73'ü yanlış şekilde hastalıklı yaprak olarak sınıflandırılmış ve %98,27'si doğru olarak tespit edilmiştir.

Domates yaprak hastalıklarıyla ilgili olarak yapılan bir başka çalışmada, sağlıklı veya hasta yaprakların durumlarını bulmaya yardım eden bir çalışma sunulmuştur [17]. Çalışmada, modele en başta verilen yaprak görüntüsü ön işlemden geçirilerek, arka plan kaldırılmış yalnızca yaprağın bulunduğu bir görüntü elde edilmiştir. Gri Seviye Oluşum Matrisi (GLCM) kullanılarak doku özelliğinin tespiti sağlanmış ve yaprağın hastalıklı mı yoksa sağlıklı mı olduğu belirlenmiştir. Ardından Destek Vektör Makinesi (SVM) ile K-Katlamalı Çapraz Doğrulama yöntemi kullanılmış ve sınıflandırma yapılmıştır. Yapılan tüm işlemlerin ardından %99,83 değerli bir doğruluk oranı elde edilmiştir.

Derin öğrenme tabanlı bir başka çalışmada ise domates bitkisinin yaprak görüntüleri, sekiz hastalık sınıfı ve bir sağlıklı sınıf olmak üzere 9 sınıf olacak şekilde PlantVillage veri kümesi içerisinden alınmıştır [18]. Bu çalışmada, domates bitki yapraklarının hasta veya sağlıklı şekilde sınıflandırılması için 5 farklı ön eğitimli derin öğrenme modeli kullanılmıştır. Çalışmada eğitimler transfer öğrenme yöntemi kullanılarak

yapılmıştır. VGG16 [10] modeli ile %99,17 değerli doğruluk oranı elde edilmiş ve diğer ağlara göre daha yüksek performans verdiği raporlanmıştır.

Bir başka makalede ise, transfer öğrenme yöntemi kullanımıyla domates yaprak hastalıklarının tanımlanmasına odaklanılmıştır [19]. Çalışma içerisinde kullanılan ağlar, önceden eğitilmiş derin öğrenme modellerine (AlexNet, ResNet, GoogLeNet) dayanmaktadır. İlk olarak Stokastik Gradyan İniş (SGD) ve Adam optimizasyon yönteminin kullanılmasıyla, seçilen ağların performansları karşılaştırılmıştır. SGD optimizasyon yönteminin kullanılmasıyla, ResNet modeli en yüksek değerli sonuç olan %96,51 doğruluk oranında sınıflandırma gerçekleştirmiştir. Sonrasında, ResNet modelinin transfer öğrenmesini etkileyen iterasyon sayısı ve yığın büyüklüğünün performans değerlendirmesi yapılmıştır. Bunun sonucunda istenilen bir işlem için çok sayıda yinelemenin de büyük yığın boyutunun da hedefteki modelin doğruluk sonucunu istenilen şekilde iyileştiremediğini kanıtlamıştır. Ardından doğruluk artırıcı ayarlar yapabilmek amacıyla en iyi şekilde kombine edilmiş model kullanılmıştır. Domates yaprak hastalıklarını belirlemede en yüksek doğruluk oranı olan %97,28, SGD optimal model ResNet tarafından elde edilmiştir. Çalışmanın sonuçları, önerilen tekniğin domateslerde bulunan yaprak hastalıklarının belirlenmesinde faydalı olduğunu göstermiştir.

1.2 Tezin Amacı

Hazırlanan bu tezde ise derin öğrenme yöntemleri kullanılarak, geleneksel tek aşamalı yaklaşımlar ile tez kapsamında önerilen iki aşamalı analizlere göre bitki yapraklarından tür ve hastalığının sınıflandırılması yapılmıştır. Açık kaynaklı olarak sunulmuş bir veri kümesi içerisinden elma, kiraz, mısır, üzüm, şeftali, dolma biber, çilek ve domates bitkilerine ait hastalıklı ve sağlıklı yaprak görüntüleri alınmıştır. Sonrasında tek ve iki aşamalı sınıflandırma modellerin performansları karşılaştırılarak iki aşamalı gerçekleştirilen modellemenin deneysel doğruluk sonuçlarının daha yüksek olduğu görülmüş ve bu tezde sunulmuştur. Yapılan derin öğrenme modellerindeki eğitim işlemlerinde, transfer öğrenme kapsamındaki ön eğitimli ağlar kullanılmıştır. Kullanılan ön eğitimli ağlar; DenseNet169, DenseNet201, VGG16, ResNet50V2 ve ResNet152V2'dir. Tek ve iki aşamalı sınıflandırma modellerinin oluşturulmasında kullanılmak üzere, ana veri kümesi olan PlantVillage veri kümesinden elde edilen toplamda 3 adet alt veri kümesi oluşturulmuştur. Tek aşamalı sınıflandırma yaklaşımında, bitkilerin hastalık türleri ve sağlıklı sınıf kümelerinin olduğu 30 sınıflı veri kümesinde model eğitimi gerçekleştirilmiştir. Kullanılan 5 model arasında en yüksek sınıflandırma doğruluğu %94,55 ile DenseNet169 modelinin kullanımıyla elde edilmiştir. Tez kapsamında önerilen iki aşamalı sınıflandırma yaklaşımının ilk

aşamasında, hastalık türü belirtilmeden sağlıksız ve sağlıklı olarak oluşturulmuş 16 sınıflı veri kümesi üzerinden modellerin sınıflandırma performansı elde edilmiştir. İkinci aşamada ise birden fazla hastalık barındıran bitkilerin birinci aşamada sağlıksız olarak belirlenen bitki türlerine ait alt sınıfları üzerinde bu verilerden oluşturulmuş alt veri kümeleri üzerinden performans analizi yapılmıştır. Sonrasında ilk ve ikinci aşamalar birleştirilerek tek aşamalı çalışmadaki gibi toplamda 30 sınıf üzerinden sonuçlar elde edilmiştir. Burada da eğitim yapılan 5 model arasından en yüksek olarak ResNet50V2 modeli ile %96,2 doğruluk değerli sonuç elde edilmiştir.

1.3 Orijinal Katkı

Önerilen iki aşamalı sınıflandırma analizinin literatürde bulunan önceki çalışmalarda kullanılmamış olmsı, tezin literatüre yeni sunulan bir yöntemi desteklemesini sağlamaktadır. Önerilen çalışmada, sınıflandırma yapılacak olan sınıflardaki veri sayıları veri dengesizliği sorununu ortadan kaldırmak için bitki türüne göre oranlı olarak dağıtılmıştır. İki aşamalı sınıflandırma yaklaşımı kullanılırken model performansını olumsuz etkileyebileceği düşünülen farklı karmaşık nedenler vardır. Bunlar model eldesi esnasında iki farklı aşama olması, açık kaynaklı siteden alınan veri sayılarının çok yüksek olmaması ve tüm bitki türlerinin sınıflarının eşit sayıda olmamasıdır. Bu sebeplere rağmen iki aşamalı sınıflandırma yaklaşımı ile yüksek değerli sonuçlar alındığı kaydedilmiştir. Elde edilen doğruluk sonuçlarına ek olarak 2. ve 4. bölümde daha detaylı bilgi olarak sunulan kesinlik, duyarlılık, F1 Skor değerlerinin de yüksek olduğu görülmektedir. İki aşamalı analizle sınıflandırma yaklaşımında, model oluşturma süreci için modele her yeni veri girişiyle tüm sınıfların baştan eğitiminin önüne geçilmektedir. Ayrıca iki aşamalı analiz yönteminin günlük hayatta kullanılabilirliğinin yüksek olması bitki hastalıklarının tespitine yönelik alanında uzman yetiştirilmiş insan gücüne gereksinimi de azaltacaktır.

Bu tez toplamda 4 bölümden oluşmaktadır. 1. bölüm olan bu kısım "GİRİŞ" kısmıdır. Bu bölümde geliştirilen yöntemin literatüre olacak katkısını sunabilmek amacıyla farklı literatür bilgileri verilmiştir. Bir sonraki bölüm olan 2. bölümde "MATERYAL VE METODOLOJİ" kısmı vardır. Tezin bu kısmında çalışmada kullanılan veri kümesi ve yöntemler hakkında bilgiler verilmektedir. "BULGULAR" ismiyle adlandırılan 3. bölümde derin öğrenme yöntemleriyle tek aşamalı ve tez kapsamında önerilen iki aşamalı sınıflandırma yaklaşımından elde edilen bulgular sunulmuştur. 4. kısımda ise tez kapsamında önerilen iki aşamalı sınıflandırma yaklaşımına ait ayrık aşama sonuçları birleştirilerek genel sonuç şeklinde sunulmuş, elde edilen bulgular karşılaştırmalı yorumlanmış ve gelecekte yapılabilecek çalışmalarla alakalı oluşturulmuş "SONUÇLAR VE GELECEK ÇALIŞMALAR" başlıklı kısım bulunmaktadır.

2
MATERYAL VE METODOLOJİ

2.1 Veri Kümesi

Bitki yaprakları üzerindeki farklı hastalıkların erken tespit edilmesi, ürünlerin üretim verimini artırmak için yapılması gerekli en kritik işlemdir. Bu çalışmada da bitki yapraklarının türü ve türe özgü hastalıkların erken tespit edilebilmesi amacıyla Kaggle isimli açık kaynaklı platformdan alınan veri kümesi üzerinde çalışılmıştır. "PlantVillage Dataset" [1] isimli veri kümesinde renkli, gri tonlamalı ve segmentasyon işlemleri için sunulmuş 3 farklı başlıkta veri kümesi bulunmaktadır ve bu veri kümesinde 50.000'den fazla görüntü açık erişim şeklinde paylaşılmıştır. Yapılan bu çalışmada "color" başlığı altında toplanan ve RGB renk uzayında örneklenmiş olarak tanımlanan veri kümesi içerisindeki farklı bitki yapraklarına ait fotoğraflar üzerinde sınıflandırma performanslarının analiz işlemleri yapılmıştır. Görüntüler 256×256 boyutunda, JPG formatında paylaşılmış ve bu tez çalışmasında orijinal paylaşılan formatta kullanılmıştır. Yalnızca sağlıklı ya da yalnızca hastalıklı sınıf olarak sunulan ve ayrıca çok az sayıda görüntüye sahip bitkiler çalışmada kullanılmamıştır. Sunulan veri kümesinden elma, kiraz, mısır, üzüm, şeftali, dolma biber, çilek ve domates yapraklarının belirlenen sayılarda fotoğrafları alınarak bu bitki yaprakları üzerinden tür ve olası bitki hastalıkları tespiti yapılmıştır. Veri kümesi içerisinden seçilen 8 farklı bitki türüne göre hastalıklar sınıflandırılmıştır. Bitki türlerinden ve aynı bitki hastalıklarından kullanılan fotoğraf sayıları, derin öğrenme yaklaşımlarında sonuçları objektif analizlerden uzaklaştıran veri dengesizliği problemi ile karşılaşılmaması için dengeli şekilde dağıtılarak işlemler gerçekleştirilmiştir.

Çalışmada tek ve iki adımlı sınıflandırma yaklaşımlarını değerlendirmek için PlantVillage veri kümesi örneklerinden oluşturulan 6 veri kümesi kullanılmıştır. Veri kümeleri oluşturulurken aynı bitkiye ait hastalıklı ve sağlıklı sınıflardaki veri sayılarının dengeli bir şekilde dağıtılmasına özen gösterilmiştir. Sonuç olarak bir bitkiye ait olan hastalıklı sınıflardaki verilerin toplamı o bitkiye ait olan sağlıklı sınıftaki görüntü verisi sayısına eşit olacak şekilde dengeli bir dağıtım uygulanmıştır.

[1] https://www.kaggle.com/datasets/abdallahalidev/plantvillage-dataset

Referans değeri olarak veri kümesindeki aynı bitki türüne ait hastalıklı ve sağlıklı görüntü verilerinden az sayıda olan sınıftaki veri sayısı baz alınmıştır.

Çalışmada DS1 olarak adlandırılan veri kümesi, tek aşamalı sınıflandırma yaklaşımında performansların ölçümü için kullanılan veri kümesini göstermektedir. DS1 veri kümesi kullanılarak elma, kiraz, mısır, şeftali, üzüm, dolma biber, çilek ve domates bitkilerinin sağlıklı ve hastalık türlerine ait yaprakları üzerinde transfer öğrenme yöntemiyle sınıflandırma performans analizleri yapılmıştır. Veri kümesinde, belirtilen bitki türlerinin sağlıklı sınıfları vardır. Ayrıca, elmanın 3, kirazın 1, mısırın 3, şeftalinin 1, dolma biberin 1, üzümün 3, çileğin 1 ve domatesin 9 adet hastalık sınıfları vardır. DS1 veri kümesinde bulunan sınıflar "Elma Sağlıklı", "Elma Siyah Çürüklüğü", "Sedir Elma Pası", "Elma Kara Lekesi", "Kiraz Sağlıklı", "Kiraz Küllemesi", "Mısır Sağlıklı", "Mısır Gri Yaprak Lekesi", "Mısır Pası", "Mısır Yaprak Yanıklığı", "Üzüm Sağlıklı", "Üzüm Siyah Çürüklüğü", "Üzüm Siyah Kızamığı", "Üzüm Erken Yanıklığı", "Şeftali Sağlıklı", "Şeftali Bakteriyel Lekesi", "Dolma Biber Sağlıklı", "Dolma Biber Bakteriyel Lekesi", "Çilek Sağlıklı", "Çilek Yaprak Kavrulması", "Domates Sağlıklı", "Domates Bakteriyel Lekesi", "Domates Erken Yanıklığı", "Domates Geç Yanıklığı", "Domates Yaprak Küfü", "Domates Mozaik Virüsü", "Domates Septorya Yaprak Lekesi", "Domates Örümcek Akarı", "Domates Hedef Nokta", "Domates Sarı Yaprak Kıvırcıklık Virüsü" isimleriyle toplamda 30 adet sınıf üzerinden sınıflandırma işlemleri yapılmıştır.

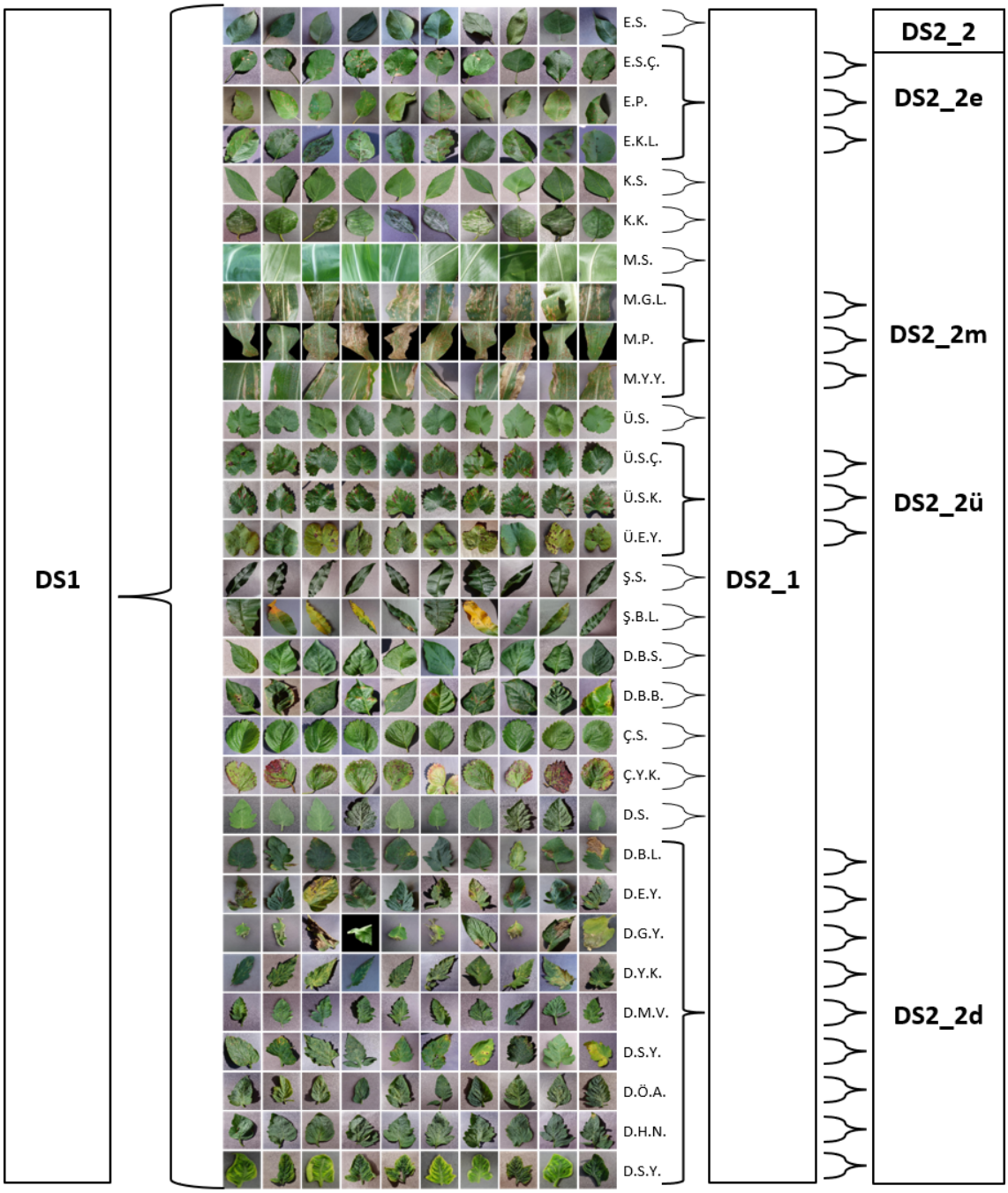
DS1 veri kümesinde, elma sınıfı için sağlıklı yaprak görüntülerinden 825 adet ve elma sınıfına ait 3 bitki hastalık sınıfından 275'er adet olmak üzere toplamda 1650 adet elma yaprak görüntüsü kullanılmıştır. Sağlıklı ve hastalıklı kiraz yaprak görüntülerinden 854'er adet olmak üzere 1708, mısır bitkisinin sağlıklı yapraklarından 1161 ve 3 farklı yaprak hastalığından 387'şer olmak üzere toplamda 2322 adet yaprak görüntü verisi kullanılmıştır. Üzüm bitkisinin 3 farklı hastalıklı yaprak sınıfı için 141'er ve sağlıklı yaprak sınıfı için 423 adet olmak üzere toplamda 846 adet yaprak görüntüsü çalışma için kullanımıştır. Şeftali bitkisinde sağlıklı ve hastalıklı yaprak sınıflarından 360'ar adet, dolma biber bitkisinin sağlıklı ve hastalıklı yaprak görüntü sınıflarından 997'şer adet ve çilek bitkisinin sağlıklı ve sağlıksız bitki yaprağı görüntü sınıflarından 456'şar adet olmak üzere toplamda sırasıyla 720, 1994 ve 912 adet bitki görüntüsü kullanılmıştır. Son olarak DS1 veri kümesi içinde domates yapraklarının 9 farklı hastalık sınıfından 176'şar ve sağlıklı sınıfından 1584 olmak üzere toplamda 3168 adet yaprak görüntüsü bulunmaktadır. DS1 içerisinde toplamda 13320 adet yaprak görüntüsü kullanıldığı görülmektedir.

Çalışmada iki aşamalı analizdeki veri kümeleri ilk ve ikinci aşamayı belirtecek şekilde isimlendirilmiştir. İki aşamalı yaklaşımın ilk aşaması için kullanılan veri kümesi DS2_1 şeklinde adlandırılmıştır. DS2_1 görüntü kümesi DS1'de kullanılan aynı bitki

görüntüleri ile oluşturulmuştur. Bu görüntü kümesinde elma, kiraz, mısır, üzüm, şeftali, dolma biber, çilek ve domates bitki yapraklar görüntüleri üzerinde çalışılmış ve DS1'deki gibi dengeli bir veri dağılımı yapılmıştır. Sınıflar bir bitkinin sağlıklı ve hastalıklı yaprak sınıfı olmak üzere her bitkiden 2 farklı sınıf olacak şekilde yeniden oluşturulmuştur. DS2_1 elma sınıflarında 825'er, kiraz sınıflarında 854'er, mısır sınıflarından 1161'er, üzüm bitki yaprak sınıflarından 423'er, şeftali sınıflarından 360'şar, dolma biber sınıflarından 997'şer, çilek sınıflarından 456'şar ve domates yaprak sınıflarından hastalıklı ve sağlıklı olarak 1584'er tane olmak üzere 13320 adet fotoğraf görüntüsü ile oluşturulmuştur.

İki aşamalı modelleme yönteminde 2. aşama için bitki hastalık sayısı birden daha fazla olan bitki türlerinin hastalık sınıfları bir araya toplanmıştır. Elma, mısır, üzüm ve domates bitkilerinin yaprak hastalık kümelerinin toplandığı genel kümenin ismi DS2_2 olarak belirlenmiştir. Siyah çürüklük, sedir elma pası ve elma kara leke hastalığı olarak geçen elma hastalıklarının bulunduğu görüntü kümesi DS2_2e olarak adlandırılmıştır. İkinci olarak mısır bitkisindeki gri yaprak lekesi, mısır pası ve mısır yaprak yanıklığı hastalık sınıflarını barındıran DS2_2m görüntü kümesi bulunmaktadır. Üçüncü sırada ise üzüm bitkisinin yaprak hastalıkları olan üzüm erken yanıklığı, siyah kızamık ve siyah çürüklük isimleriyle belirtilen sınıflar DS2_2ü olarak adlandırılan görüntü kümesinde toplanmıştır. Son olarak domates yaprak hastalıklarını barındıran 9 farklı sınıf DS2_2d isimli görüntü kümesinde tutulmuştur. Tanımlanan domates yaprak sınıfları sırasıyla bakteriyel leke, erken yanıklık, geç yanıklık, yaprak küfü, domates mozaik virüsü, septorya yaprak lekesi, örümcek akarı, domates hedef nokta hastalığı ve sarı yaprak kıvırcıklık virüsü sınıflarıdır. DS2_2e'de elma bitki yaprağı hastalık sınıflarında 275'er adet, DS2_2m'de her sınıfta 387'şer adet, DS2_2ü'de üzüm yaprak hastalık sınıflarında 141'er adet ve DS2_2d içerisinde domates yaprak hastalık sınıflarında 176'şar adet bitki görüntüsü bulunmaktadır. DS2_2 içerisindeki 4 veri kümesi ile 2 aşamalı modelin 2. aşaması için sınıflandırma işlemi yapılmıştır.

Şekil 2.1'de çalışmada kullanılan 6 veri kümesindeki görüntülerin toplu şekilde görsel örnek gösterimi sunulmuştur. Buradaki gösterimde sınıf isimleri şekil üzerinde verilen kısaltmalar ile belirtilmiştir. DS2_2 başlığının altında yazan DS2_2e elma bitkisinin, DS2_2m mısır bitkisinin, DS2_2ü üzüm bitkisinin ve DS2_2d domates bitkisinin yaprak hastalıklarını içeren kümeleri temsil etmektedir. Tüm veri kümeleri için sınıf ismi kısaltmalarının asıl isimleri ve sınıf bazlı veri sayısı dağılımı Tablo 2.1'de sunulmuştur. Buradaki isimlendirme kısaltmaları, tezin ilerleyen kısımlarında yine aynı sınıf isimlerini temsilen kullanılmıştır.



Şekil 2.1 Veri kümeleri görsel örnek gösterimi

Tablo 2.1 Kısaltmaların sınıf isimleri ve sınıf bazlı veri sayısı dağılımı

Sınıf İsmi Kısaltması	**Sınıf İsmi**	**DS1 Veri Sayısı**	**DS2_1 Veri Sayısı**	**DS2_2 Veri Sayısı**	
E.S.	Elma Sağlıklı	825	825		
E.S.Ç.	Elma Siyah Çürüklüğü	275	825	275	e
E.P.	Sedir Elma Pası	275		275	
E.K.L.	Elma Kara Lekesi	275		275	
K.S.	Kiraz Sağlıklı	854	854		
K.K.	Kiraz Küllemesi	854	854		
M.S.	Mısır Sağlıklı	1161	1161		
M.G.L.	Mısır Gri Yaprak Lekesi	387	1161	387	m
M.P.	Mısır Pası	387		387	
M.Y.Y.	Mısır Yaprak Yanıklığı	387		387	
Ü.S.	Üzüm Sağlıklı	423	423		
Ü.S.Ç.	Üzüm Siyah Çürüklüğü	141	423	141	ü
Ü.S.K.	Üzüm Siyah Kızamığı	141		141	
Ü.E.Y.	Üzüm Erken Yanıklığı	141		141	
Ş.S.	Şeftali Sağlıklı	360	360		
Ş.B.L.	Şeftali Bakteriyel Lekesi	360	360		
D.B.S.	Dolma Biber Sağlıklı	997	997		
D.B.B.	Dolma Biber Bakteriyel Lekesi	997	997		
Ç.S.	Çilek Sağlıklı	456	456		
Ç.Y.K.	Çilek Yaprak Kavrulması	456	456		
D.S.	Domates Sağlıklı	1584	1584		
D.B.L.	Domates Bakteriyel Lekesi	176	1584	176	d
D.E.Y.	Domates Erken Yanıklığı	176		176	
D.G.Y.	Domates Geç Yanıklığı	176		176	
D.Y.K.	Domates Yaprak Küfü	176		176	
D.M.V.	Domates Mozaik Virüsü	176		176	
D.S.Y.	Domates Septorya Yaprak Lekesi	176		176	
D.Ö.A.	Domates Örümcek Akarı	176		176	
D.H.N.	Domates Hedef Nokta	176		176	
D.S.K.	Domates Sarı Yaprak Kıvırcıklık Virüsü	176		176	

2.2 Yöntem

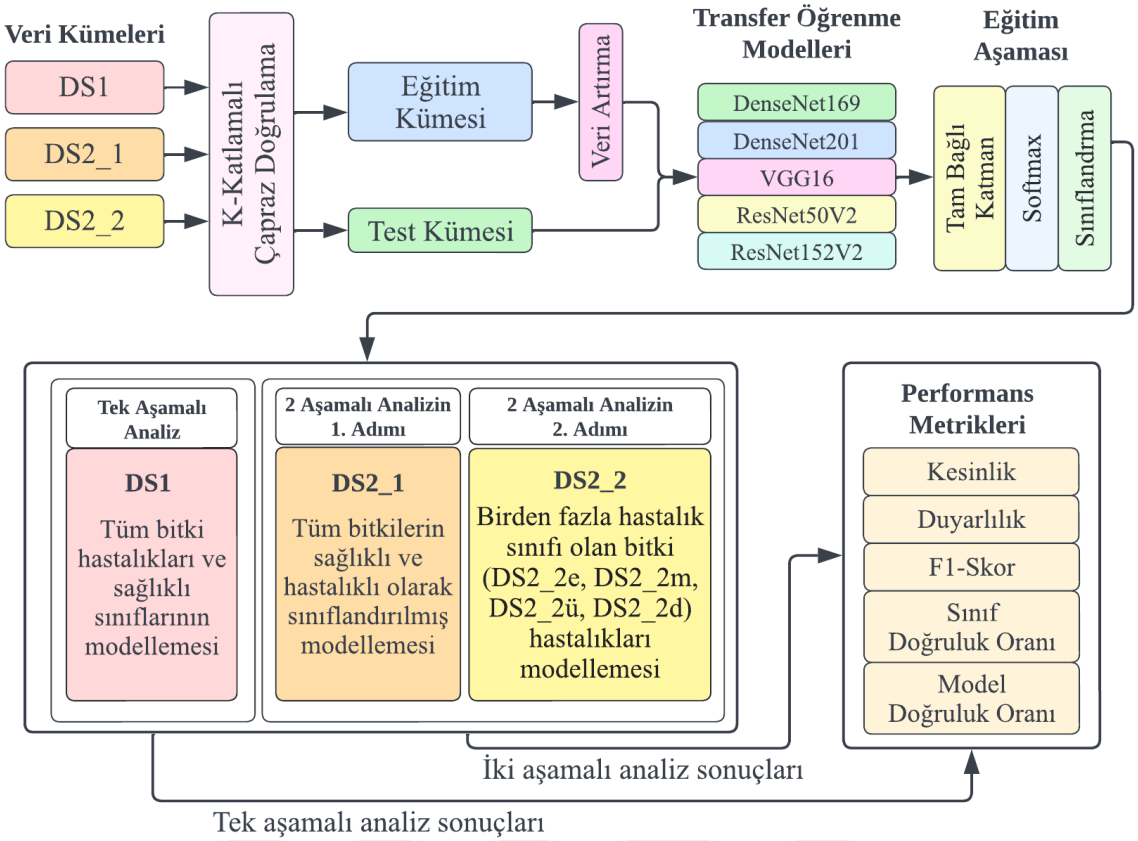
Derin öğrenme, bir veri kümesindeki veriler üzerinden istenilen özellik çıkarımlarının yapılabilmesi için kullanılan ve birden daha fazla katmana sahip olan bir makine öğrenimi metodudur. Kullanılan verilerin sahip oldukları özelliklere göre öğrenme şekli oluşturan ve herhangi bir ön işlem yapılmadan ham verileri işleyebilen bir yöntemdir [20]. Birden fazla katmana sahip olmasından ötürü "derin" kelimesi ile nitelendirilen bu öğrenme yöntemi, içerdiği her katmanda daha fazla özelliğin keşfedilerek öğrenilmesini sağlamaktadır. Derin öğrenme makine öğrenmesi alanında gün geçtikçe en fazla kullanılan yöntem haline gelmiştir. Kullanımının artmasıyla karmaşık bilişsel işlemlerde çok yüksek doğruluk sonuçları vermeye başlamıştır [21]. Yüksek sayıda veri ile öğrenme yeteneğine sahip olan derin öğrenme; doğal dil işleme, sağlık, robotik, siber güvenlik gibi birçok alanda geleneksel olarak bilinen makine öğrenmesi yöntemlerinden daha yüksek performans göstermektedir [22] [23].

Bu çalışma için derin öğrenme tabanlı olarak, sınıflandırma işlemlerinde uygulanan ESA tabanlı transfer öğrenme yaklaşımı kullanılmıştır. Bu bağlamda elma, kiraz, mısır, üzüm, şeftali, dolma biber, çilek ve domates bitki yapraklarının türleri ve bu bitkilere ait hastalıkların tespiti amaçlanmıştır. Bitki yapraklarının türü ve o bitki yapraklarına ait olan hastalıkların belirlenmesi için alınabilecek en yüksek doğruluk oranının elde edilmesi hedeflenmiştir. Bunun için tez kapsamında, 2 farklı şekilde yapılan sınıflandırma analizleri ve elde edilen sonuç performansları sunulmuştur. İlk olarak tek bir veri kümesi ile -DS1- modellerin performans değerlendirmesi yapılmıştır. Sonrasında ise iki aşamalı olarak DS2_1 ve DS2_2 veri kümeleri ile yapılan sınıflandırma analizlerinin sonuçları kaydedilmiştir. İki aşamalı yapılan sınıflandırma analizinin tek aşamalı yapılan sınıflandırma analizine göre daha yüksek sonuç vereceği hipotezi oluşturulmuş ve bu hipotez alınan sonuçlarla kanıtlanmıştır. Çalışmanın genel akış diyagramı Şekil 2.2'de sunulmuştur.

Çalışmada veri çoğaltma, K-Katlamalı Çapraz Doğrulama, transfer öğrenme yöntemi ile farklı ön eğitimli ağların kullanılması ve son olarak tek aşamalı ve iki aşamalı yapılan sınıflandırma analiz sonuçlarının karşılaştırılması olmak üzere toplamda dört aşama vardır.

2.2.1 Evrişimli Sinir Ağları

Evrişimli Sinir Ağları (ESA), verilerin istenilen şekilde kategorize edilebilmesi için istenilen özellikleri öğrenip eğitilebilen sinir ağlarıdır. ESA günümüzde kullanılan klasik makine öğrenimi yöntemlerine göre daha etkili çalışan bir yapıya sahiptir [24]. Bu yapılar ile çalışılan veriler üzerinde ESA'nın sahip olduğu ham verileri doğrudan



Şekil 2.2 Akış diyagramı

işleyerek özellik çıkarma yeteneği sayesinde daha yüksek başarım oranlı sonuçlar elde edilmektedir. ESA modelleri geleneksel yöntemlere göre daha az ön işleme gerek duyarlar ve çoğu çalışmada -verilerin uygun olarak seçilmesine bağlı olarak- hiçbir ön işleme gerek duymazlar [25]. ESA modellerinin yapısında milyonlarca sayıda ve çeşitli işlevleri olan yapılar vardır. Bilgisayarla görme alanında, başta sınıflandırma problemleri olmak üzere birçok farklı işlem için kullanılan evrişimli sinir ağları; temel olarak evrişim katmanı, havuzlama katmanı, düzleştirme katmanı ve tam bağlı katman (sınıflandırma katmanı) bulundurmaktadır. Bu katmanların özellikleri aşağıda açıklanmıştır.

- **Evrişim (Konvolüsyon) Katmanı:** ESA yapısının ana yapı taşıdır. ESA'lar evrişim katmanlarından oluşmaktadır. Bu katman eğitim boyunca öğrenmeyi sağlayan bir dizi filtre içermektedir. Filtrelerin boyutları görüntülerden küçüktür. Her filtre görüntünün tamamında kaydırılarak gezdirilir ve filtrenin her ögesinin görüntü üzerinde denk geldiği yer ile nokta çarpımı yapılarak hesaplamalar yapılır.

- **Havuzlama Katmanı:** ESA'daki alt örnekleme işlemidir. Evrişim katmanından sonra uygulanan havuzlama katmanı, evrişim katmanından gelen özellik

haritalarından elde eldilen, yeni özellik haritalarını üreten önemli bir katmandır. Girdinin uzamsal boyutunu büyük ölçüde azaltmaktadır. Bu katmanın uygulamasının en önemli nedenlerinden birisi parametre ve ağırlıkların sayısının azaltılmasıdır. Bu durum hesaplama maliyetini önemli ölçüde azaltmaktadır. Ayrıca bu katman ağın aşırı öğrenme sorununun önüne geçilmesini sağlar.

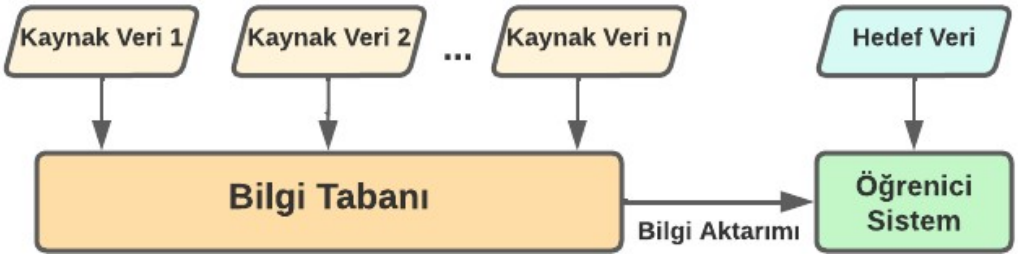
- **Düzleştirme Katmanı:** Kendisinden önceki katmandan gelen özellikleri, tek sütunlu hale getiren katmandır. Genelde havuzlama katmanının ardından kullanılır. Düzleştirme katmanının kullanılmasının en önemli nedeni, verilerin bir yapay sinir ağına eklenmek istenmesi halinde, bunun bir sütun halinde verilebilmesidir.
- **Tam Bağlı Katman:** Bu katman bir katmandaki tüm girdilerin bir sonraki katmanın her etkinleştirme birimine bağlı olduğu katmandır. En popüler derin öğrenme yöntemlerinde, son birkaç katman, çıktıyı oluşturmak için önceki katmandan çıkarılan verileri derleyen tam bağlantılı katman içermektedir.

2.2.2 Transfer Öğrenme

Geliştirilecek yönteme ya da yapılacak çalışmaya özgü çok fazla veriyi bulabilmenin güçlüğü ESA modellerinin kullanımında karşılaşılan önemli bir problemdir. ESA'daki katmanlardan elde edilmek istenilen sonuca göre öznitelik çıkarımı yapılması gerekir. Bu yüzden istenilen tipte veri kümesinin kişiler tarafından oluşturulma zorunluluğu ortaya çıkmaktadır. Yapılan çalışmalara özgü, yüksek sınıflandırma başarımları elde etmeye yetecek sayıda veri bulunması zor olabilir. Buna çözüm olarak önceden eğitilmiş ESA modellerinden bilgi aktarımı yapılması amacıyla geliştirilmiş transfer öğrenme metodu kullanılmaya başlanmıştır.

Bilgi aktarımı, bir sınıflandırma problemi için geliştirilen yüksek başarımlı sonuca sahip ESA modelinin, bir başka sınıflandırma problemi için kullanılması durumudur. Bilgi aktarımı literatürde "transfer öğrenme" tamlamasıyla adlandırılmıştır. Derin öğrenme metodunun kullanımı son yıllarda iyice arttığı için transfer öğrenme de gittikçe daha popüler hale gelen önemli bir çalışma yöntemidir. Transfer öğrenmenin kullanıldığı yaklaşımlar, insan beyninin çalışma yönteminden etkilenerek hayata geçirilmiştir. İnsan karşısına çıkan bir probleme karşı, önceden yaşadığı durumlarla karşılaştırma yaparak bir çözüm bulmaya çalışır. Hayatında kazandığı tecrübelerden yeni olaylara karşı bilgi aktarımı yapar. Bu durum büyük bir veri kümesi kullanılarak eğitilen bir ağdan elde edilen ağırlıkların yeni bir veri kümesi üzerinde kullanılması anlamına gelmektedir [26]. Bu yöntemde ağların sahip olacakları eğitim süreleri, aynı ağların ağırlıksız şekilde eğitilme durumlarına oranla daha kısadır. Fakat transfer öğrenmenin uygulanacağı problemin kullanılan ağlara uygunluğu sonuç performansı

için önemli bir hususu oluşturmaktadır. Transfer öğrenmenin çalışma prensibi Şekil 2.3'te gösterilmiştir.



Şekil 2.3 Transfer öğrenme çalışma prensibi

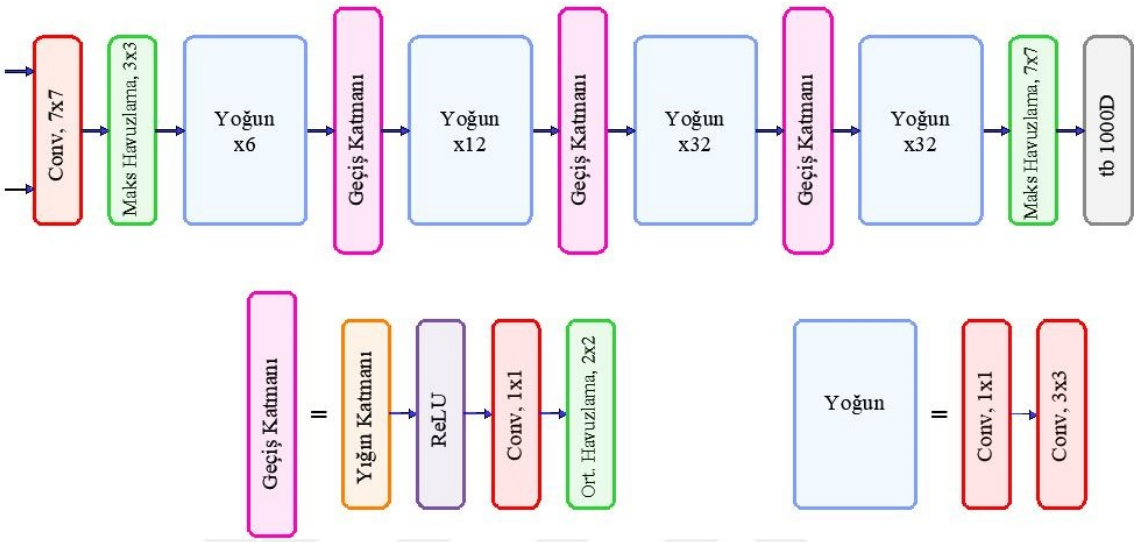
Transfer öğrenme ön eğitimli ESA modelleri üzerinden gerçekleştirilmektedir. Bu çalışmada kullanılan 5 adet ön eğitimli transfer öğrenme modeli vardır. Bunlar DenseNet169, DenseNet201, VGG16, ResNet50V2 ve ResNet152V2 modelleridir. Tezin başlangıcında AlexNet [5] ve MobileNetV2 [27] ön eğitimli ağları ile de performans değerlendirilmesi yapılmıştır. Ancak elde edilen sonuçlar %90 değerli doğruluk değerinin altında kaldığı için 7 ön eğitimli model arasından en yüksek sonucu veren 5 ön eğitimli model seçilerek tez çalışmasında uygulanmıştır. AlexNet ve MobileNetV2 ön eğitimli modelleriyle yapılan spesifik çalışma ise tezden üretilmiş yayın içerisinde tüm metrikleriyle sunulmuştur [28].

2.2.2.1 DenseNet169 ve DenseNet201

Huang ve arkadaşları tarafından önerilen DenseNet modelin her katmanı yoğun yapılı bir blok içerisinde diğer katmanlara bağlıdır [29]. Bu ağ üzerinde bulunan her katman, sonrasında gelen bütün katmanlara doğrudan bağlanarak yoğun yapılar oluşturur. Bu sayede bütün katmanlar, barındırılan yoğun özelliklerin yeniden kullanılmasına olanak sağlayan önceki katmanlar ile özellik haritalarına erişebilmektedir [30]. Bunun sonucunda model daha kompakt olmaktadır ve ezberleme -aşırı öğrenmeye- eğilimi azalır. Bunlara ek olarak katmanlar örtük derin denetim yapan kısayol yolları sayesinde kayıp işlevinden direkt olarak denetim almaktadır. Verilen bu özellikler, DenseNet'i pikseller başına tahmin etme sorunları için uyumlu hale getirmektedir. DenseNet modelinin farklı türleri vardır. Bu çalışmada DenseNet169 ve DenseNet201 modeli kullanılmıştır.

DenseNet169 modeli, DenseNet ailesinin mimarilerinden biridir ve 169 katmana sahiptir [31]. Katman sayısı daha az olan DenseNet mimarilerine göre çok daha az eğitilebilen paramatresi vardır. Derin öğrenme yaparken çokça kullanılan bir mimaridir. Diğer DenseNet mimarileri gibi DenseNet169 modeli de kaybolan gradyan sorunundan kurtulabilme yeteneğine sahiptir. Bu mimarinin güçlü bir özellik yayma stratejisi vardır. Mimari eğitilebilen parametre miktarını en aza indirmektedir ve

bu sayede özelliklerin yeniden kullanımını sağlamaktadır. Bu sayede güvenilirliği yüksek bir derin öğrenme mimarisi haline gelmektedir. DenseNet169 mimarisi Şekil 2.4'te gösterilmektedir. DenseNet modellerinin şekillerinde conv ismi konvolüsyon katmanını, tb tam bağlı katmanı belirtmektedir. Geçiş katmanlarının içerdiği elementler mimari içerisinde sunulmuştur.

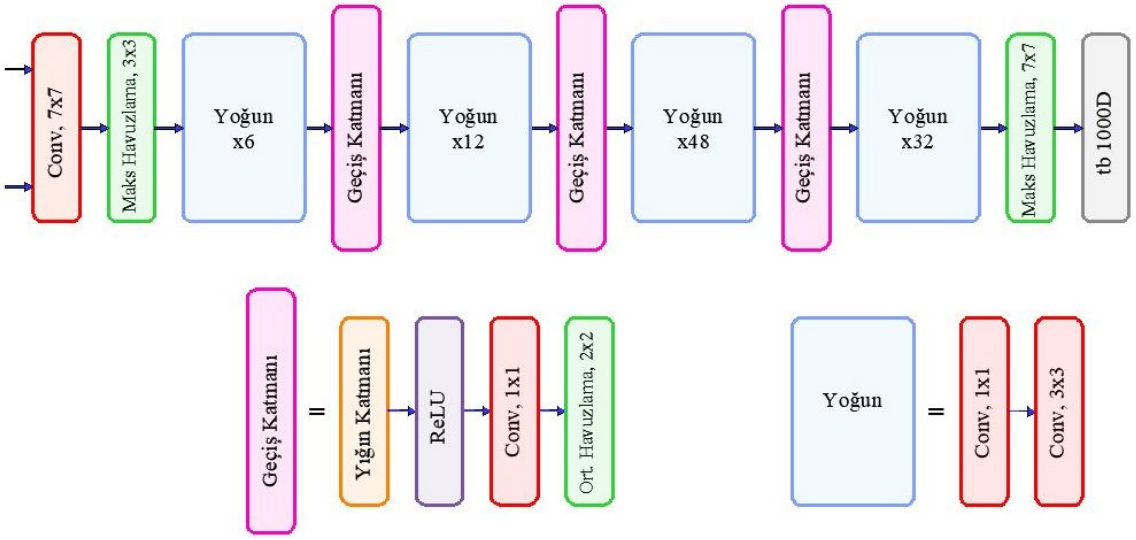


Şekil 2.4 DenseNet169 mimarisi

DenseNet201 modeli de DenseNet modellerinin sahip olduğu genel özelliklere sahiptir. 201 katman ile oluşturulmuş bir evrişimli sinir ağıdır. Diğer DenseNet modelleri gibi, bir milyondan daha fazla sayıda görüntü verisi üzerinde eğitilmiş olan ön eğitimli bir ağın kullanılacak çalışmaya yüklenmesi için ImageNet veritabanını kullanmaktadır. Bu ağ, kullanacağı görüntüleri 1000 farklı nesne kategorisine sınıflandırmaktadır. Sonuç olarak, ağ, çeşitli görüntü türleri için kapsamlı özellik temsillerini öğrenmiştir [32]. DenseNet201 mimarisi Şekil 2.5'te gösterilmektedir.

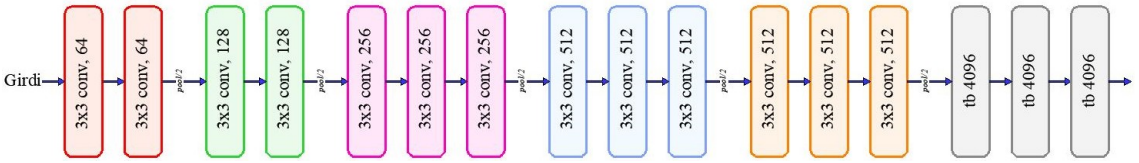
2.2.2.2 VGG16

Transfer öğrenme yöntemleri altında kullanılan ağlardan bir diğeri de VGG16'dır [10]. Bu model, A. Zisserman ve K. Simonyan tarafından önerilmiş olan evrişimli yapıda bir sinir ağı modelidir. VGG16 modeli toplamda 13 konvolüsyon katmanı, 3 tam bağlı katman bulundurmaktadır. Model; Dropout, havuzlama, ReLu ve Softmax katmanları ile toplam 41 katmandan oluşmaktadır ve artan şekilde ilerleyen bir ağ yapısı barındırmaktadır. Model ismindeki 16 sayısı, 16 katmana karşılık gelmektedir. Model toplamda içerisinde 14 milyondan fazla görüntü bulunan ve 1000 sınıfa sahip olan ImageNet üzerinde %92,7 oranında bir doğruluk oranı elde etmiştir [33]. VGG16 ILSVRC-2014'te sunulmuş olan, önemli ve en ünlü modellerden biridir. Modeldeki büyük çekirdek boyutuna sahip filtreleri, birden daha fazla sayıda 3x3 çekirdek



Şekil 2.5 DenseNet201 mimarisi

boyutuna sahip olan filtreler ile değiştirme özelliği sayesinde AlexNet mimarisinden daha yüksek oranda iyileştirme yapmaktadır [5]. VGG16 katman yapı mimarisi Şekil 2.6'da gösterilmektedir. Konvolüsyon katmanları conv ve tam bağlı katman tb ile belirtilmiştir.

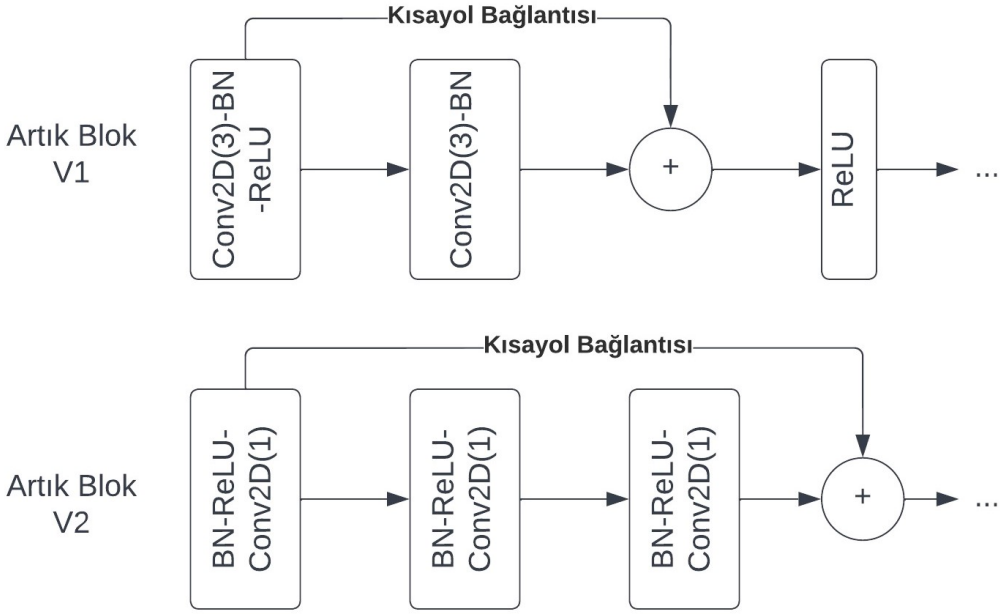


Şekil 2.6 VGG16 mimarisi

2.2.2.3 ResNet50V2 ve ResNet152V2

ResNet modeli ImageNet veri kümesinde VGG model ağlarına göre daha derin olmasına rağmen daha az karmaşık olan bir yapıdır. 152 katmana kadar derinliği olan artık ağların değerlendirilme işlemi sonucunda elde edilen hata oranı %3,57 olarak ILSVRC-2015 sınıflandırma görevinde 1. olmuştur [3]. ResNet modelinin diğer klasik modellere göre farklı olan yönü, artık değerlerini besleyen blokların, model üzerine kısayollar aracılığıyla ardından gelen katmanlara eklenmesi sayesinde oluşturulmasıdır. Bahsedilen bu kısayolların herhangi bir ekstra parametresi yoktur. Kısayollar, katmanların öncesinde gelen katmandaki temel bilgilerin ardından gelen katmanlara aktarılmasına izin vermektedir. ResNet modelinin birçok çeşidi vardır. ResNet modellerinde, RELU katmanı üzerinde kısayolun bulunduğu model ResNetV1 olarak geçmektedir. RELU katmanından sonra eklenen kısayola sahip ResNet modelleri ise ResNetV2 ismi ile anılmaktadır. ResNetV1 ve ResNetV2 kısayollarının karşılaştırılması Şekil 2.7de verilmiştir. ResNet modelleri içindeki katman sayısına

göre isimlendirilmektedir. Katman sayıları 18, 34, 50, 101, 152, 164, 1202 adet olarak sunulmuştur. Bu çalışmada 50 katmanlı ResNet50V2 ve 152 katmanlı ResNet152V2 modelleri kullanılmıştır.



Şekil 2.7 ResNetV1 ve ResNetV2 kısayollarının karşılaştırılması

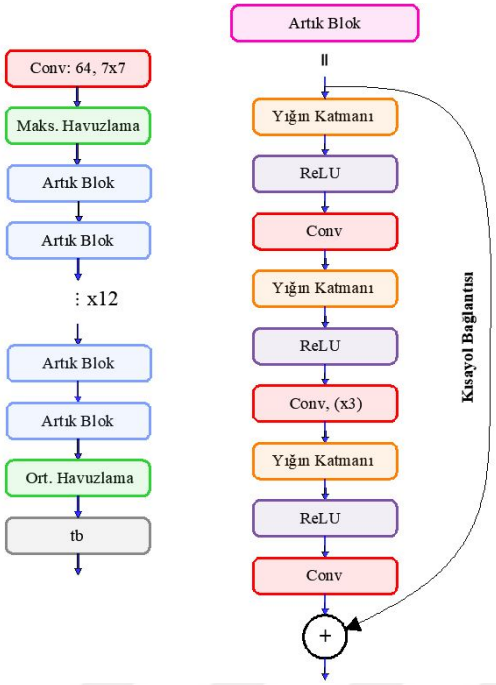
Resnet50V2 büyük yapılı bir mimaridir. Daha iyi performans elde edilebilmesi için Resnet50'den alınmış ve modifiye edilmiştir [34]. Mimaride artık blokları kullanarak kaybolan gradyan problemlerini ele alan çağdaş bir ESA modelidir. Artık bir ağ yapısında, birden daha fazla sayıda artık blok, birbiri ardına eklenmektedir. Her bir artık blok yapısı, bir veya daha fazla sayıda katmanı atlayan kısa bağlantılardan oluşmaktadır. Bu model ağırlık katmanlarında bulunan ön aktivasyonu kullanmaktadır. ResNet50V2'nin model mimari yapısı Şekil 2.8'de verilmiştir.

ResNet152V2 mimarisi, yüzlerce evrişim katmanı içeren bir ESA mimarisidir [35]. Genel yapısı ResNet50V2 ile aynıdır. ResNet152V2 modelinin en önemli farkı 152 katmandan ve 58 milyondan fazla parametreye sahip olmasıdır. ResNet152V2'nin mimari yapısı Şekil 2.9'da verilmiştir.

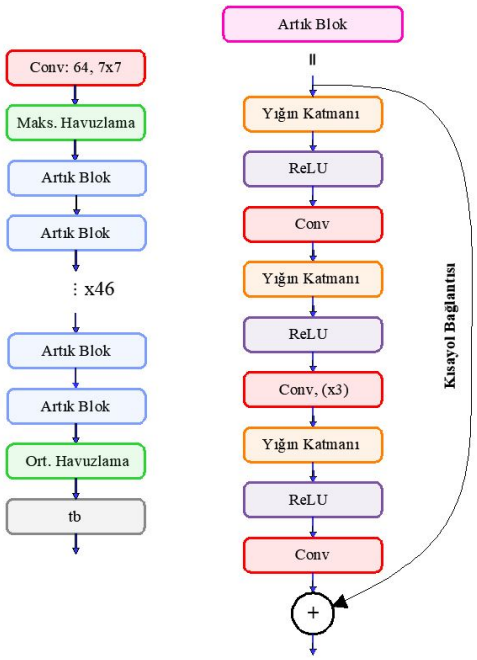
2.2.3 Önerilen Sınıflandırma Yaklaşımı

ESA modelleri ile DS1, DS2_1 ve DS2_2 fotoğraf veri kümeleri üzerinde uygulanan bu çalışmada veri eğitim platformu olarak Google Colab [2] kullanılmıştır. Normal Google Colab platformuna göre daha yüksek bellek kapasitesi, daha fazla RAM imkanı sunan ve daha hızlı GPU desteği sağlayan Colab Pro seçeneği ile çalışma gerçekleştirilmiştir. Google Colab Pro üzerinde Tesla P100-PCIE-16GB GPU desteği ve 12.8 GB'lık RAM

[2]https://colab.research.google.com/



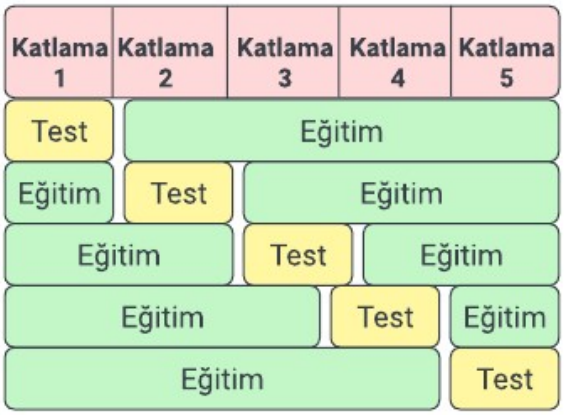
Şekil 2.8 ResNet50V2 mimarisi



Şekil 2.9 ResNet152V2 mimarisi

alanı sağlanmıştır. Çalışma için oluşturulan kodlar Python dilinin Keras ve Tensorflow kütüphanleri kullanılarak yazılmıştır. Derin öğrenme alanındaki çalışmalarda en yaygın olarak kullanılan bu iki kütüphane yapılan çalışma için tercih edilmiştir.

Düzenlenen görüntü kümeleri üzerindeki her görüntünün oransal olarak bölünerek tüm eğitim sürecinde kullanım sağlayan K-Katlamalı Çapraz Doğrulama yöntemi uygulanmıştır. Bu yöntem oluşturulan modellerin görüntü kümesinde bulunan gerçek test verileri ile bulunacak sonuçların tahmini için kullanılan bir doğrulama yöntemidir. Bu yöntem kullanılarak görüntü kümesi üzerinde K tane alt küme oluşturulur. K tane olan alt kümelerin hepsi eğitim ve test kümesi şeklinde ikiye ayrılmaktadır. Burada K-1 tane alt küme eğitim için, 1 adet alt küme ise test için ayrılır. Her alt küme içerisinde bulunan eğitim kümelerinde yapılan işlemler sonucu model elde edilir, ardından test kümesi içerisinde model test edilerek kontrol edilir. Tüm K-Katlamanın test kümesi üzerinde çalışmasının bitmesine kadar işlemler devam etmektedir. İşlemler bittiğinde ise sonuçların ortalaması alınarak bu teknikle elde edilen sonuca ulaşılır. Bu yöntem kullanılarak, veri kümesi içerisindeki bütün verilerin test veya eğitim kümelerinde yalnızca bir defa kullanılması sağlanmaktadır [36]. Tek sayma sayılarından seçilen K değerinin, 3 seçilmesi durumunun çalışma için yetersiz geleceği ve 7 katlama değerinin, üzerinde çalışılan makinede fazladan işlem yüküne neden olacağı için bu çalışmada kullanılan K parametresi için sayı değeri 5 seçilerek işlemler yapılmıştır. K-Katlamalı Çapraz doğrulama yöntemi Şekil 2.10'de görsel olarak sunulmuştur. Literatürde yapılan birçok çalışmada da K-Katlamalı çapraz doğrulama yöntemi için 5 katlamalı yapı seçildiği görülmektedir [37] [38]. Veri kümesinde bulunan veriler bulundukları sınıflara göre %80 eğitim ve %20 test olarak ikiye bölünmüştür. Sınıflama işlemlerinden elde edilen model başarısı, bu yöntemle oluşturulan farklı eğitim kümeleri ile 5 defa yeniden çalıştırılarak test performanslarının ortalama doğruluk metriği kaydedilmiştir.



Şekil 2.10 K-katlamalı çapraz doğrulama tekniği gösterimi

Bu çalışmada da hem tek aşamalı sınıflandırma modellerinde hem de 2 aşamalı

sınıflandırma modellerinin iki aşamasında bitki hastalık görüntüleri sınıflandırılırken 5-Katlamalı Çapraz Doğrulama yöntemi kullanılmıştır. 5-Katlamalı çapraz doğrulama işlemlerinin ardından veri kümeleri üzerinde farklı ön eğitimli ağların kullanılması ile transfer öğrenme yöntemi uygulanmıştır. Ön eğitimli ağlar kullanılırken ön eğitimli ağlarda bulunan son katman üzerinde değişiklik yapılmıştır. 1 tam bağlı katman, 1 softmax katmanı ve 1 tane de sınıflandırma katmanı eklenerek modelleme yapılmıştır. Tek aşamalı sınıflandırma ve iki aşamalı sınıflandırmanın ilk ve ikinci aşamasında DenseNet169, DenseNet201, VGG16, ResNet152V2, ResNet50V2 olmak üzere beşer adet transfer öğrenme modeli ile sınıflandırma yapılmıştır. Tek aşamalı sınıflandırma için, DS1 üzerinde bu modeller ile 30 sınıflı tür ve hastalık tespiti için bir sınıflandırma işlemi yapılmıştır. İki aşamalı sınıflandırma için ise DS2_1 veri kümesi kullanılarak 16 sınıflı olacak şekilde sınıflandırma işlemi yapılmış ve ardından DS2_2e, DS2_2m, DS2_2ü ve DS2_2d veri kümeleri kullanılarak elma, mısır, üzüm ve domates bitkilerinin hastalıklarıyla yapılan modelleme sonuçları bir araya getirilmiştir. İki aşamalı analizin sonucunda da 30 sınıflı olacak şekilde bitki tür ve hastalık tespiti yapılmıştır. Tek ve iki aşamalı modellerde 5-Katlamalı Çapraz Doğrulama kullanıldığı için her katlama sonunda modellerden elde edilen başarılar kaydedilmiş ve Bölüm 3'te verilmiştir.

Sınıflandırma işlemleri yapılırken, kullanılan veri kümelerindeki verilerin sayıları arttıkça ESA modellerindeki parametrelerin doğru sonuç odaklı işlem yapma olasılıkları artmaktadır. Kullanılan veri kümelerinde bulunan görüntüler üzerinde, daha doğru sonuçlar elde edilebilmesi amacıyla, görüntü verisi artırma işlemleri yapılmaktadır. Görüntü artırma işlemi yapılırken eğitim için kullanılan veri kümeleri içerisinde bulunan görüntüler üzerinde küçük değişiklikler yapılır. Bu sayede eğitim için kullanılacak verilerin çeşidi artırılmış olur. Oluşturulan yeni görüntü verilerinin ana resme benzer şekilde farklılaştırılması önemli olan bir husustur. Veri artırma işlemi, eğitim yapılacak veri kümelerindeki görüntülerin kalite ve boyutunu değiştiren teknikler içerir. Bunlardan bazıları, kontrast, ton ve oranlarda yapılan değişikliklerdir. Bu işlemler sonucunda artırım yapılmış görüntü verileri ile başarı oranı daha yüksek derin öğrenme modelleri oluşturulabilir [39].

Bu çalışmada da asıl olarak kullanılan veri kümesindeki görüntülerin doğru test edilebilmesi amacıyla test kümesine dokunulmadan eğitim verileri üzerinde artırma işlemleri gerçekleştirilmiştir. Veri artırma işlemleri olarak; 1/255 oranında yeniden ölçeklendirme, 0,2 oranında görüntü şekli eğimi, 0,2 oranında yakınlaştırma ve yatay olarak çevirme işlemleri uygulanmıştır. Elde edilen bu görüntüler veri okuma kısmında çalışmaya dahil edilerek model eğitiminde kullanılmıştır.

Derin öğrenme yapılırken bu uygulamalarda sıkça kullanılan bazı hiper parametreler

vardır. Hiper parametreler, eğitim sırasında güncellenemeyen parametreleri ifade etmektedir [40]. Sunulan çalışmada aynı anda eğitilecek veri sayısı 32 olarak (batch size) seçilmiştir. Bu değerin daha düşük seçilmesi daha fazla sayıda optimize hesaplaması gerektirdiği için eğitim süresi daha uzun olacaktır. Daha büyük değer seçilmemesinin nedeni ise ezberleme olasılığını azaltmaktır. Öğrenme oranı (learning rate) 10^{-3} olarak belirlenmiştir. Öğrenme oranı, seçilen ağın üzerinde bulunan parametreleri ne derece hızla güncellediğini tanımlamaktadır. Çoğu zaman, öğrenme oranının model eğitimi sırasında daha fazla doğruluk alınabilmesi için manuel olarak ayarlanması gerekmektedir [41]. Öğrenme oranının yüksek değerli tutulması salınıma neden olacağı için değeri küçük bir değer seçilmiştir. Belirlenen değer işlemlerin ilerleme hızını düşürdüğü için süre olarak daha uzun süreceği göz önüne alınmış ancak büyük değerlere göre daha doğru sonuçlar elde edilme olasılığı yüksek olduğu için tüm işlemlerde 10^{-3} değeri kullanılmıştır. Eğitimler 10 adet döngü (epoch) ile yapılmıştır. Döngü sayısı, eğitim yapılırken kullanılan bütün eğitim verilerinin ağa kaç defa verileceğinin sayısıdır. Optimizasyon işlemleri için ise stokastik amaç fonksiyonlarının birinci mertebeden gradyan tabanlı optimizasyonu için bir algoritma olan ve alt düzey momentlerin uyarlanabilir olan tahminleri baz alınarak geliştirilen Adam optimizasyon yöntemi seçilmiştir [42]. Bu yöntem hesaplama açısından verimli olması, veri sayısı yüksek olan problemlere uygun olması, az bellek ihtiyaçlı ve kolay uygulanmasıyla kullanım açısından öne çıkmaktadır.

Derin öğrenme kapsamında ve transfer öğrenme genelinde DenseNet169, DenseNet201, VGG16, ResNet50V2, ResNet152V2 modellerinin kullanımıyla oluşturulan tek aşamalı ve 2 aşamalı modellerin performansları karşılaştırılmıştır. Sınıflandırmaların performans değerlendirilmesi karışıklık matrislerinden elde edilen metrikler ile ölçülmüştür. Karışıklık matrisleri üzerinden elde edilen modellerin performanslarının değerlendirilmesi gerçekleştirilirken yapılan gerçek gözlemlerle yanlış ve doğru tahminler kaydedilir. Performansı değerlendirmeye yararlı olacak çok sayıda ölçüt karışıklık matrisleri üzerindeki değerlerden elde edilmektedir [43]. Elde edilen karışıklık matrisinde bulunan Gerçek Negatifler (TN) modelin ait olması gereken sınıfa ait olmayan görüntü verilerine yönelik verilen doğru kararı göstermektedir. Gerçek Pozitif (TP) değerler ise modelin ait olması gereken sınıf için verilerin doğru şekilde sınıflandırıldığı görüntü verisi miktarını belirtmektedir. Yanlış Pozitif (FP) değerleri kullanılan verilerin ait olduğu sınıfta olmamasına rağmen o sınıf içerisinde değerlendirilen veri sayısını temsil eder. Yanlış Negatif (FN) ise verilerin ait olduğu sınıfta olmasına karşın sınıfın dışarısında değerlendirilen veri sayısını oluşturur. Çalışmada, bahsedilen TN, TP, FP ve FN değerleri kullanılarak modellerden alınan doğruluk oranı (accuracy rate), kesinlik (precision) ve duyarlılık (recall) ve F1 skor performans metrikleri kıyaslanması yapılmıştır. Sunulan metriklerin

matematiksel notasyonları Denklem 2.1, Denklem 2.2, Denklem 2.3 ve Denklem 2.4'te sunulmuştur.

$$\text{Doğruluk Oranı} = \frac{(TN + TP)}{(TN + TP + FN + FP)} \tag{2.1}$$

$$\text{Kesinlik} = \frac{TP}{(TP + FP)} \tag{2.2}$$

$$\text{Duyarlılık} = \frac{TP}{(TP + FN)} \tag{2.3}$$

$$\text{F1 Skor} = 2 \times \frac{\text{Kesinlik} \times \text{Duyarlılık}}{\text{Kesinlik} + \text{Duyarlılık}} \tag{2.4}$$

Doğruluk oranı, doğru olarak sınıflandırılan verilerin sayısının, küme içerisinde bulunan tüm veri sayısına oranıdır. Oluşturulan bir modelin başarısını sunabilmek amacıyla en fazla kullanılan metrik doğruluk oranıdır [44]. Duyarlılık değeri, TP değerli verilerin ne oranda elde edildiğinin model tarafından pozitif şekilde belirlenerek ölçülmesidir. Bu değer, karışıklık matrisi üzerinden bulunan FN değerleri kullanılarak elde edilen maliyetleri yüksek hesaplamalarda da kullanılan mühim olan bir metriktir. Kesinlik değeri, tahmini olarak sunulan pozitif değerli verilerin oransal olarak ne kadar TP olduğunu ve modelin tahmini olarak elde edilen pozitif verilere göre ne oranda kesin olduğunu göstermektedir. Kesinlik, FP için oluşturulan tahminlerden çıkacak maliyetlerin hangi kısımlarda seviyesinin yüksek olduğunu bulabilmek için kullanılan önemli bir metriktir. F1 skor metriği ise kesinlik değerinin ve duyarlılık değerinin -gerçek pozitif değerlerin oranının- harmonik olarak hesaplanmış ortalamasıdır. Kullanılan sınıflandırıcı performansının bir ölçüsüdür.

3
BULGULAR

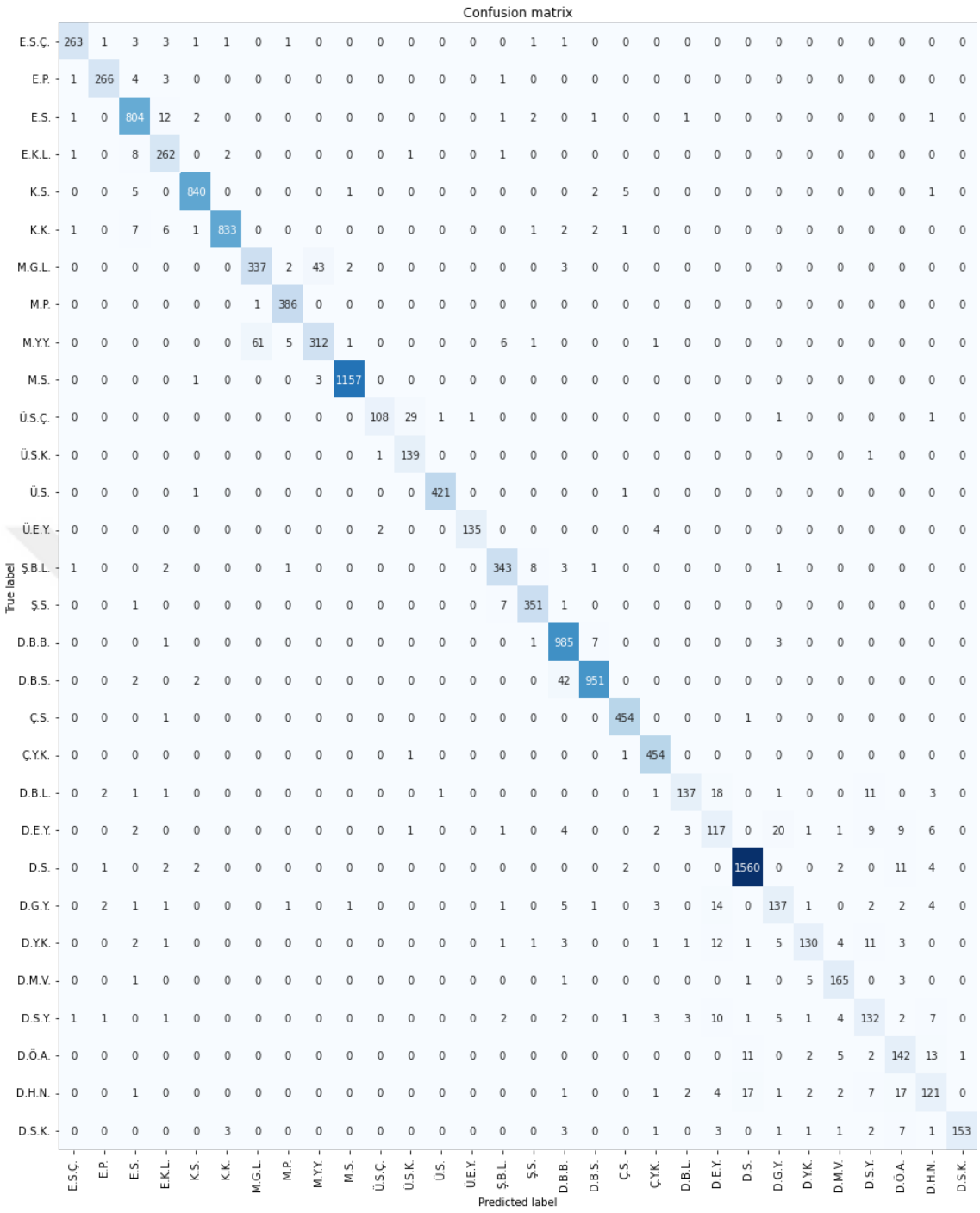
Çalışmada önce DS1 ile tek aşamalı sınıflandırma ve DS2_1 ve DS2_2 içerisindeki DS2_2e, DS2_2m, DS2_2ü ve DS2_2d görüntü kümeleri ile iki aşamalı sınıflandırma tamamlanmıştır. Bu bölümde bu veri kümeleriyle elde edilen performanslar ve genel bulgular açıklanmaktadır.

3.1 Tek Aşamalı Veri Kümesi Performans Bulguları

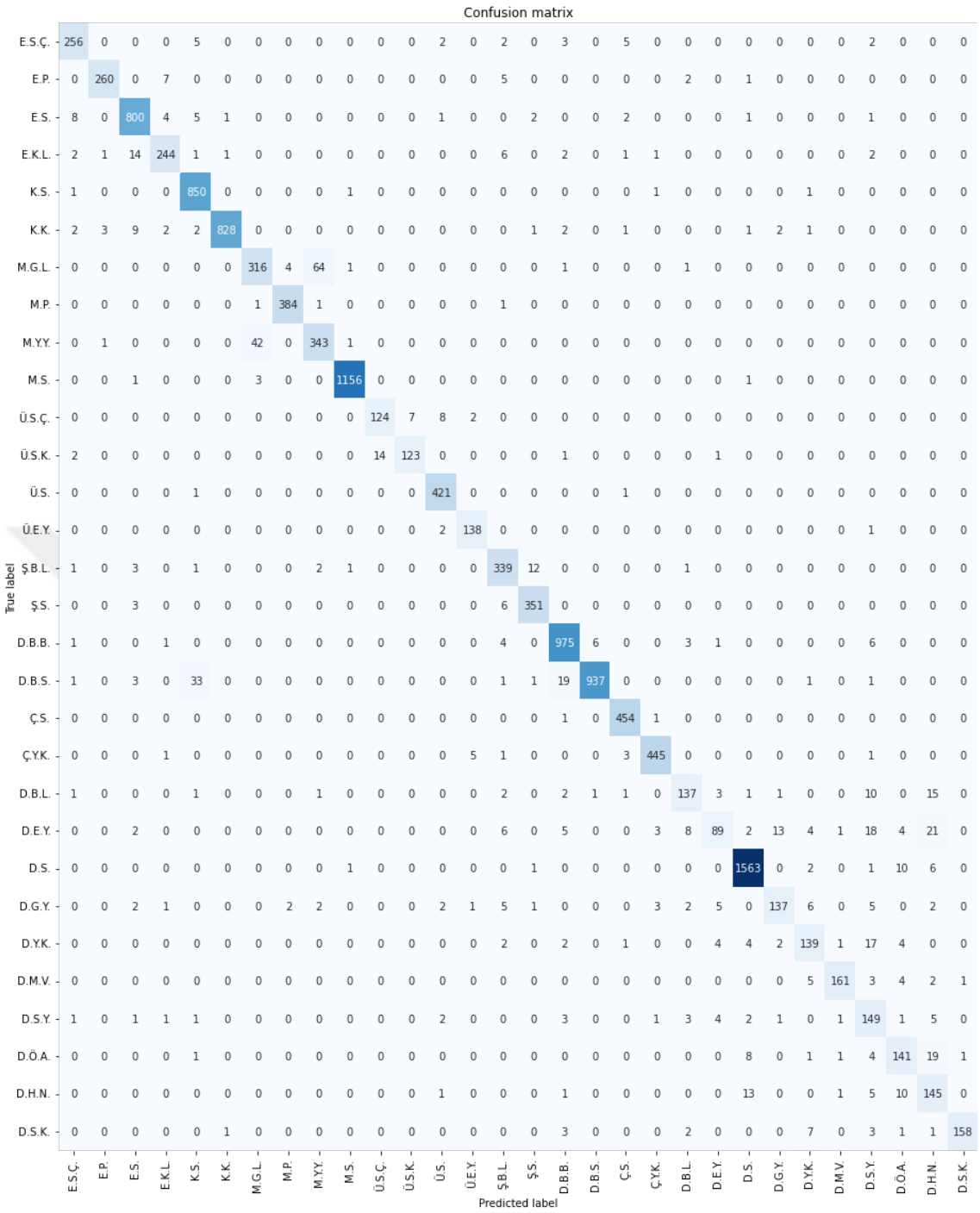
İlk olarak DS1 veri kümesi kullanılarak 30 sınıflı olacak şekilde sınıflandırma analizi gerçekleştirilmiştir. Bu 30 sınıfın içerisinde her bitki türünün sağlıklı ve hastalıklı sınıfları bulunmaktadır. DS1 görüntü kümesi üzerinde DenseNet169, DenseNet201, VGG16, ResNet50V2 ve ResNet152V2 modelleri ile transfer öğrenme yöntemleri gerçekleştirilmiştir. DS1 üzerinde DenseNet169 modeli için 5-Katlamalı Çapraz Doğrulama yöntemi ile yapılan sınıflandırmanın her katlama için doğruluk oranları sırasıyla %91,7, %93,47, %94,67, %95,46 ve %97,48 elde edilmiştir. 5 katlama sonucunda genel doğruluk oranı %94,55 olarak bulunmuştur. Şekil 3.1'de ise DenseNet169 modeli ile elde edilen karışıklık matrisi gösterilmiştir.

DS1 üzerinde yapılan ikinci sınıflandırma analizi ise DenseNet201 modeli üzerinden transfer öğrenme ile yapılmıştır. 5-Katlamalı Çapraz Doğrulama yöntemi ile yapılan analizin her katlamadaki doğruluk oranları sırasıyla %91,82, %93,06, %95,12, %95,01 ve %96,58'dir. İşlemler sonunda genel doğruluk oranı %94,32 olarak bulunmuştur. Şekil 3.2'de ise DenseNet201 modeli ile elde edilen karışıklık matrisi gösterilmiştir.

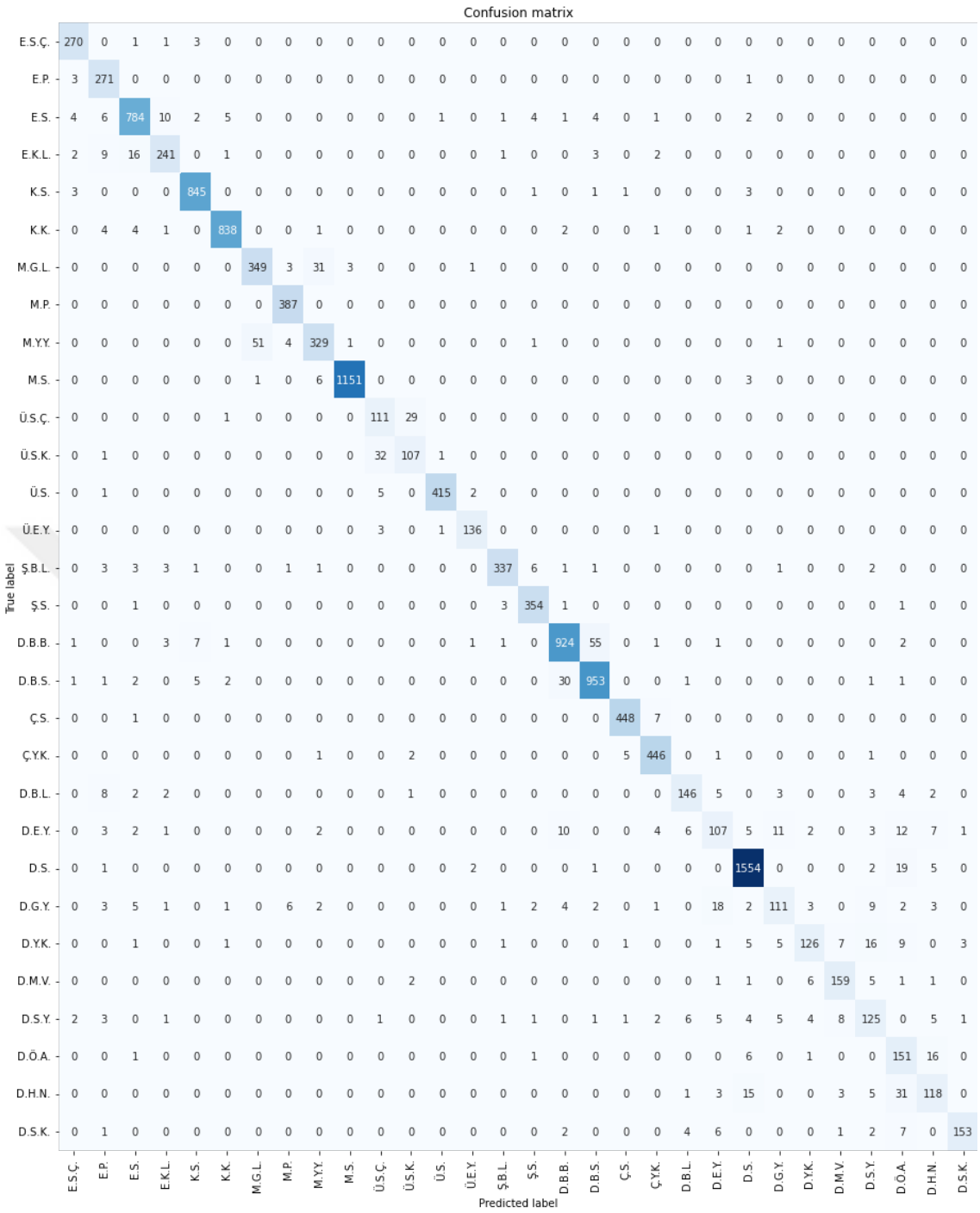
DS1 üzerinde yapılan üçüncü sınıflandırma performansı VGG16 modeli ile elde edilmiştir. Sınıflandırmalar 5-Katlamalı Çapraz Doğrulama yöntemi ile yapılmıştır. Her katlama için doğruluk oranları %89,3, %91,48, %94,03, %95,23 ve %97,15 bulunmuştur. Genel sınıf doğruluk oranı %93,44 olarak bulunmuştur. Şekil 3.3'te VGG16 modeli ile elde edilen karışıklık matrisi gösterilmiştir.



Şekil 3.1 DS1 DenseNet169 karışıklık matrisi

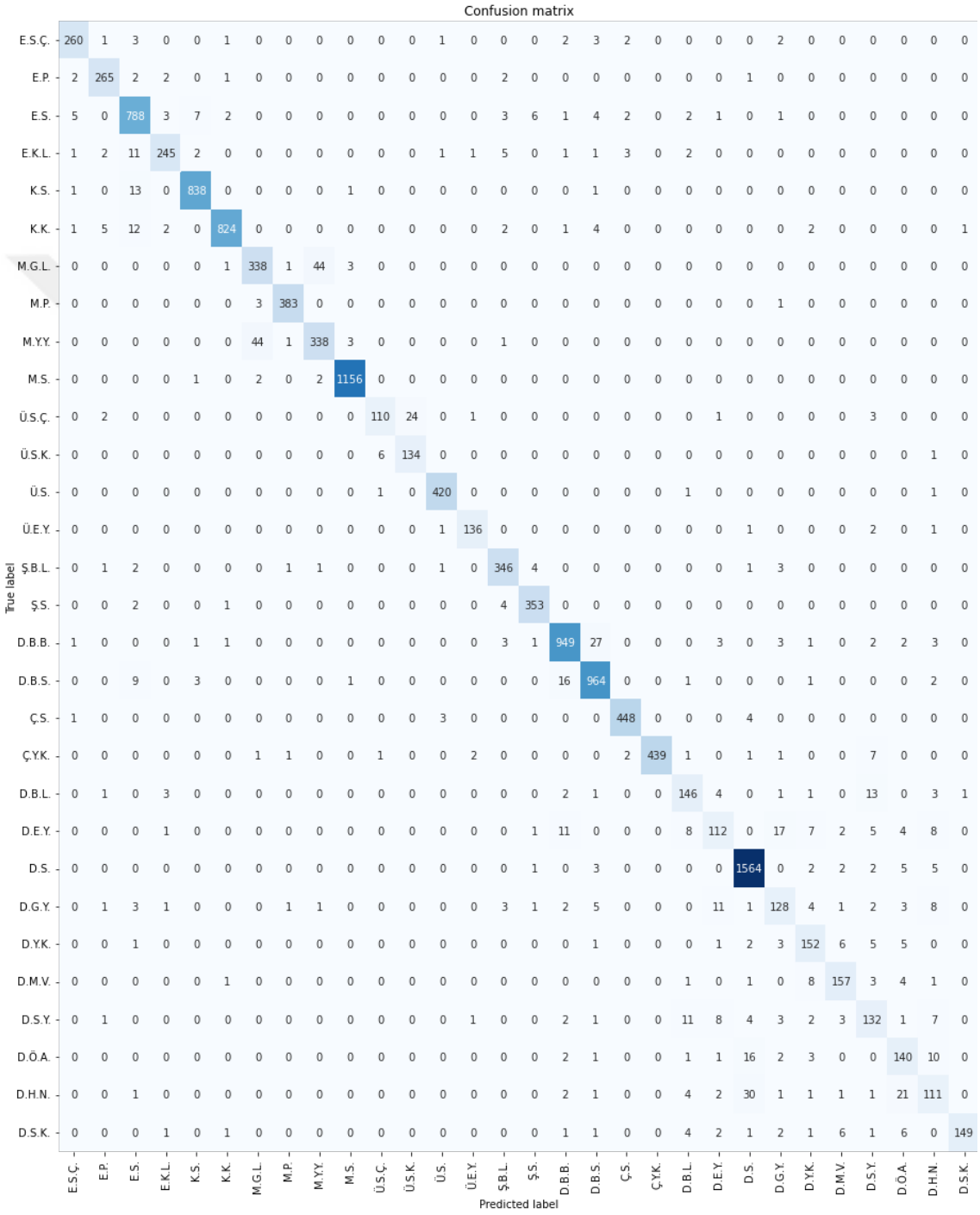


Şekil 3.2 DS1 DenseNet201 karışıklık matrisi



Şekil 3.3 DS1 VGG16 karışıklık matrisi

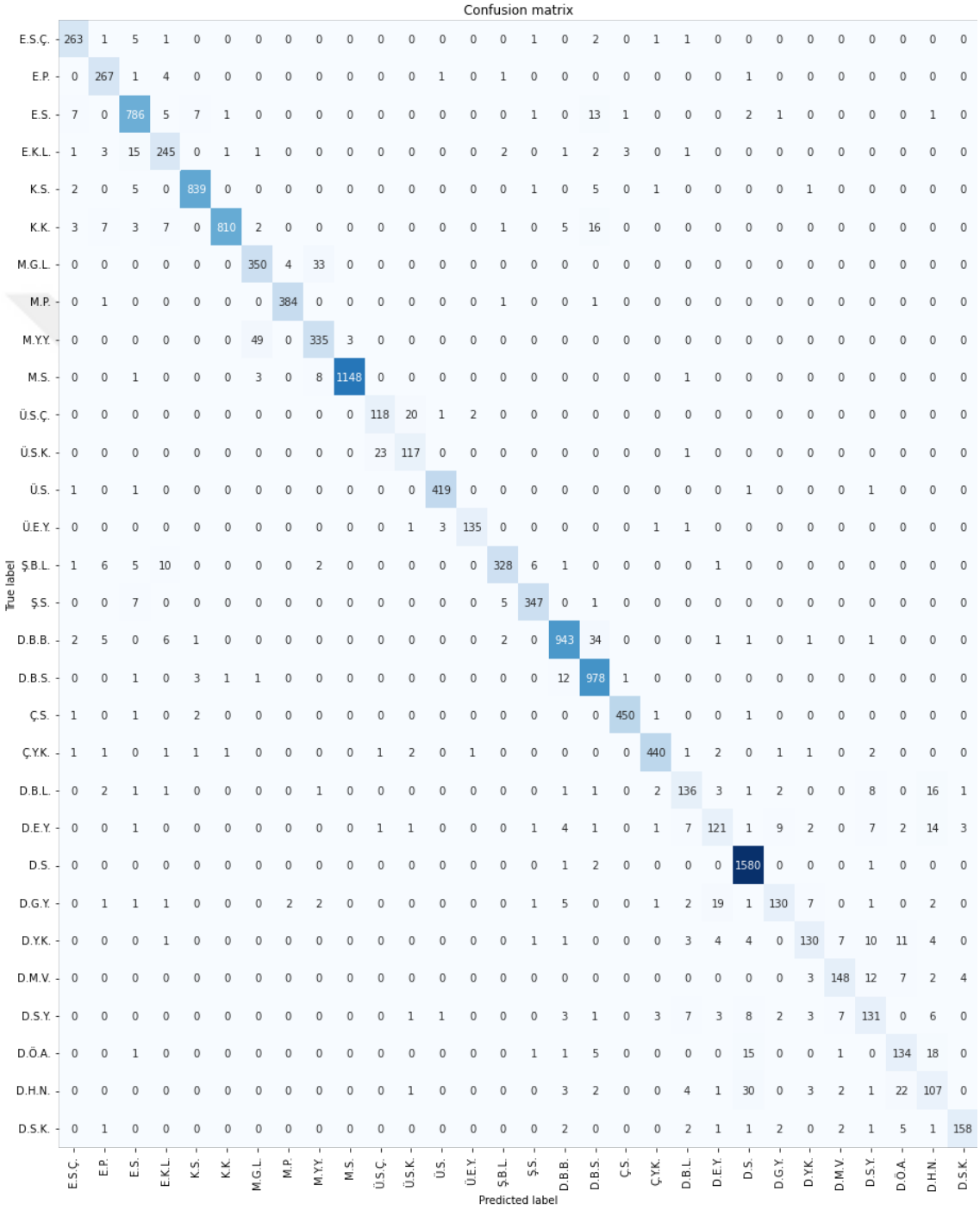
DS1 üzerinde yapılan dördüncü sıradaki sınıflandırma işlemi ResNet50V2 modeli kullanılarak yapılmıştır. 5-Katlamalı Çapraz Doğrulama yöntemi ile yapılan modellemenin her katlama için doğruluk oranları sırasıyla %90,05, %92,45, %94,71 %96,06 ve %96,88 elde edilmiştir. Modelden elde edilen genel sınıf doğruluk oranı %94,03 olarak bulunmuştur. Şekil 3.4'te ise ResNet50V2 modeli ile elde edilen karışıklık matrisi gösterilmiştir.



Şekil 3.4 DS1 ResNet50V2 karışıklık matrisi

DS1 üzerinde yapılan beşinci ve son işlem ResNet152V2 modeli kullanılarak transfer

öğrenme yöntemi ile yapılan sınıflandırmadır. Bu modelde de 5-Katlamalı Çapraz Doğrulama yöntemi ile sınıflandırmalar yapılmıştır. Her katlama için doğruluk oranları sırasıyla %89,26, %92, %93,24, %96,62 ve %97,22'dir. 5 katlama sonucunda genel doğruluk oranı %93,67 olarak bulunmuştur. Şekil 3.5'te de ResNet152V2 modeli ile elde edilen karışıklık matrisi gösterilmiştir.



Şekil 3.5 DS1 ResNet152V2 karışıklık matrisi

3.2 İki Aşamalı Veri Kümesi Performans Bulguları

3.2.1 DS2_1 Görüntü Kümesi ile Yapılan İşlem Bulguları

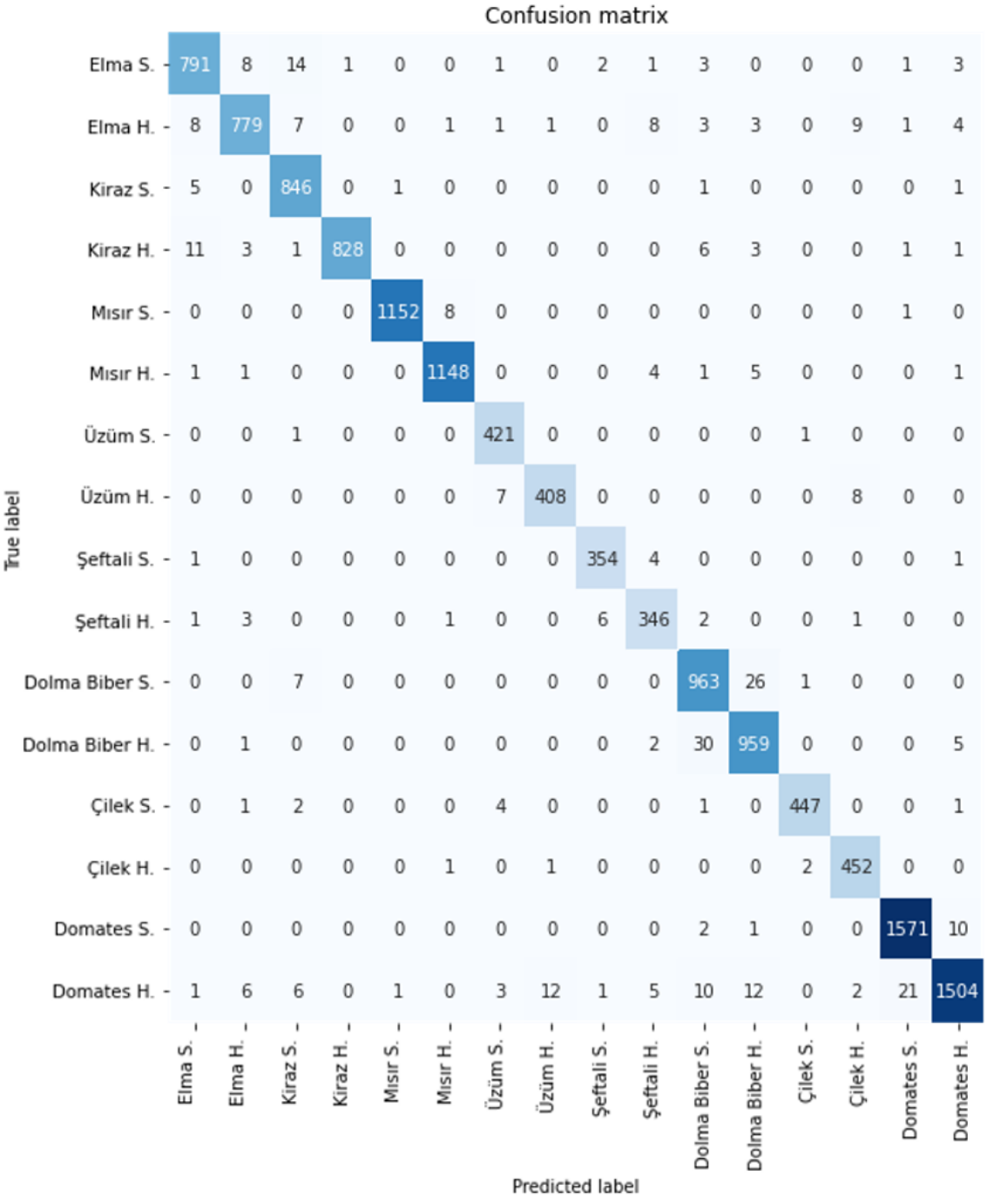
DS1 veri kümesiyle yapılan modelleme süreci tamamlandıktan sonra karşılaştırma yapabilmek amacıyla DS2_1 ve ardından DS2_2 ile transfer öğrenme yöntemi kullanılarak sınıflandırmalar yapılmıştır. İlk olarak DS2_1 veri kümesi ile 16 sınıflı analiz gerçekleştirilmiştir. DS2_1 veri kümesi 2 aşamalı eğitimin ilk aşamasını oluşturan veri kümesidir ve tüm bitkiler için hastalıklı ve sağlıklı olarak iki adet sınıf bulundurmaktadır. Eğitimler DenseNet169, DenseNet201, VGG16, ResNet50V2 ve ResNet152V2 modelleri üzerinden transfer öğrenme yöntemleriyle gerçekleştirilmiştir. DS2_1 üzerinde DenseNet169 modeli için 5-Katlamalı Çapraz Doğrulama yöntemi ile yapılan sınıflandırmanın her katlama için doğruluk oranları sırasıyla %94,86, %97,33, %97,94, %98,46 ve %98,24'tür. 5 katlama sonucunda genel doğruluk oranı %97,36 olarak bulunmuştur. Şekil 3.6'da ise DenseNet169 modeli ile elde edilen karışıklık matrisi gösterilmiştir. Karışıklık matrisinde "S." ile belirtilen kısaltma sağlıklı bitki sınıflarını ve "H." ile belirtilen kısaltma hastalıklı bitki sınıflarını belirtmektedir. Eğitim yapılan tüm modellerin karışıklık matrislerinde bu kısaltmalar kullanılmıştır.

DS2_1'de uygulanan bir diğer sınıflandırma ise DenseNet201 modeliyle transfer öğrenme yöntemi kullanılarak yapılmıştır. Sınıflandırma 5-Katlamalı Çapraz Doğrulama yöntemi ile gerçekleştirilmiştir. Her katlama için doğruluk oranları sırasıyla %90,8, %97,86, %98,05, %97,45 ve %98,54 elde edilmiştir. 5 katlama sonucunda genel doğruluk oranı %96,54 olarak bulunmuştur. Şekil 3.7'de ise DenseNet201 modeli ile elde edilen karışıklık matrisi gösterilmiştir.

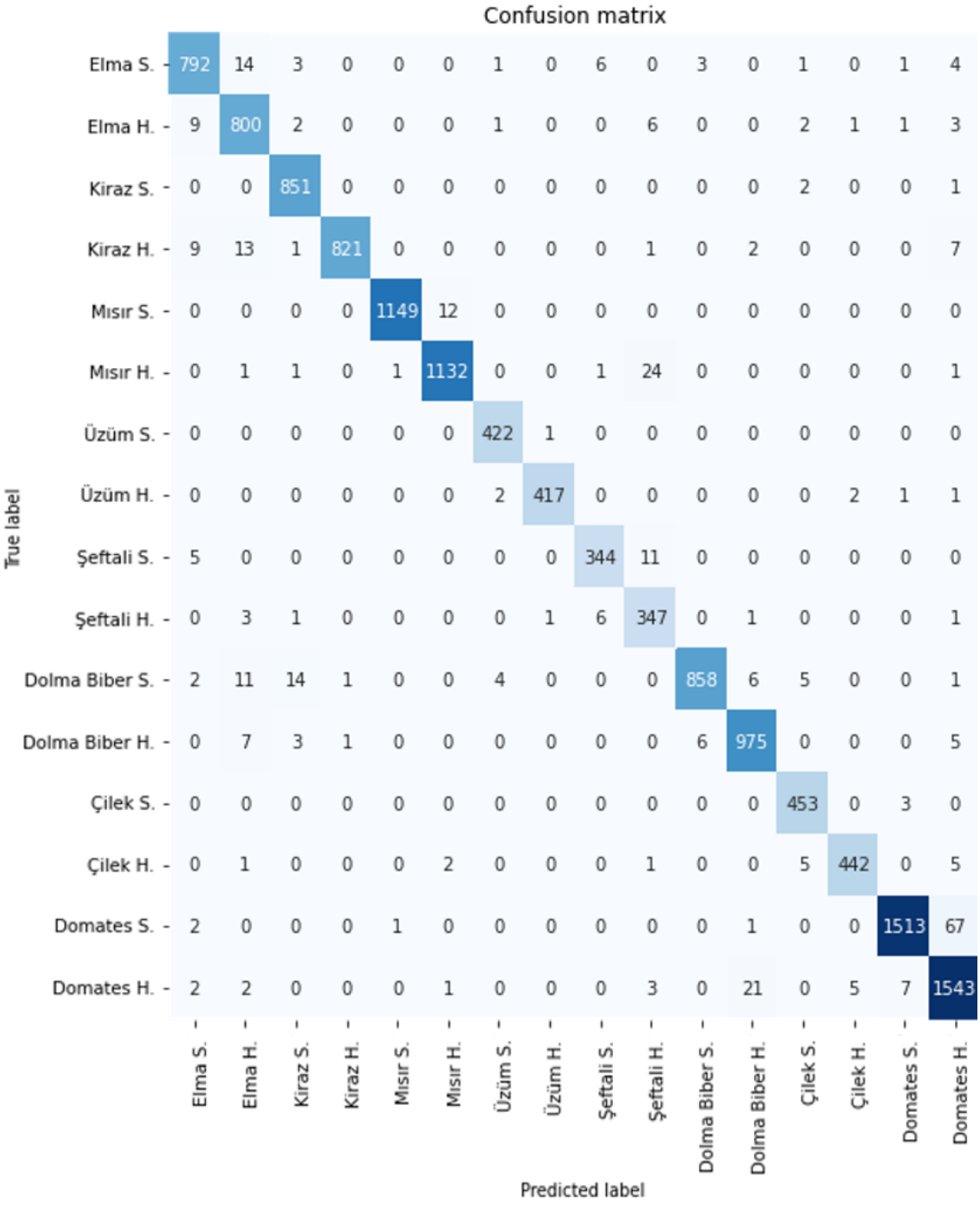
DS2_1 üzerinde yapılan bir sonraki sınıflandırma işlemi VGG16 modeli ile yapılmıştır. 5-Katlamalı Çapraz Doğrulama tekniği ile yapılan sınıflandırmanın her katlama için doğruluk oranları sırasıyla %91,78, %95,8, %95,83, %96,55 ve %98,2'dir. 5 katlama sonucunda genel doğruluk oranı %95,63 olarak bulunmuştur. Şekil 3.8'de ise VGG16 modeli ile elde edilen karışıklık matrisi gösterilmiştir.

Sonraki işlemde DS2_1 üzerinde ResNet50V2 modeli kullanılarak sınıflandırma yapılmıştır. Uygulanan 5-Katlamalı Çapraz Doğrulama yönteminde her katlamadaki doğruluk oranları sırasıyla %95,35, %95,2, %95,98, %98,24 ve %98,57'dir. 5 katlamadan alınan genel doğruluk oranı %96,67 olarak bulunmuştur. Şekil 3.9'da ise ResNet50V2 modeli ile elde edilen karışıklık matrisi gösterilmiştir.

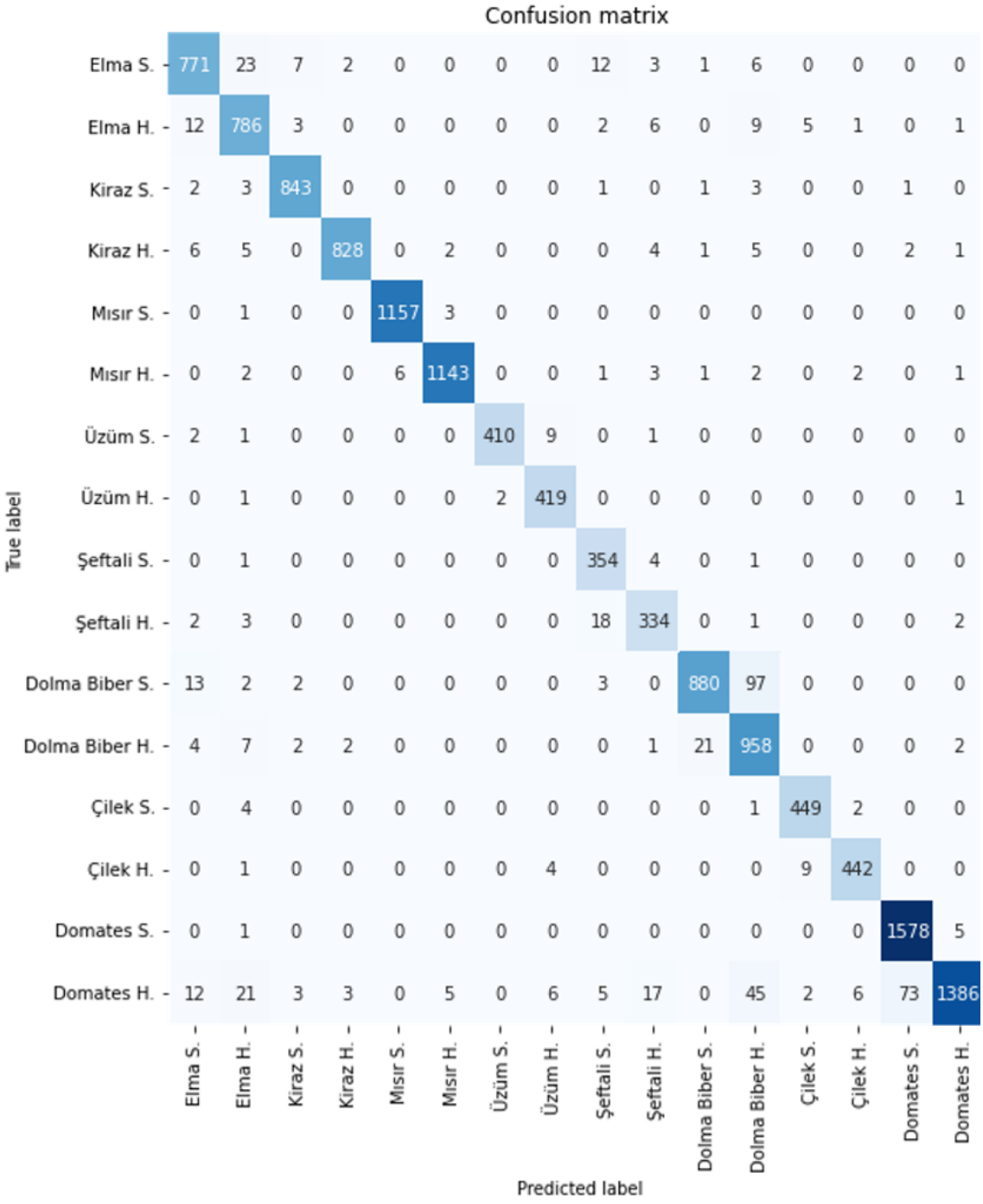
DS2_1 üzerinde son olarak ResNet152V2 modeli kullanılarak sınıflandırma yapılmıştır. 5-Katlamalı Çapraz Doğrulama yöntemi ile yapılan modellemenin her katlama için doğruluk oranları sırasıyla %95,42, %95,57, %96,32, %97,86 ve



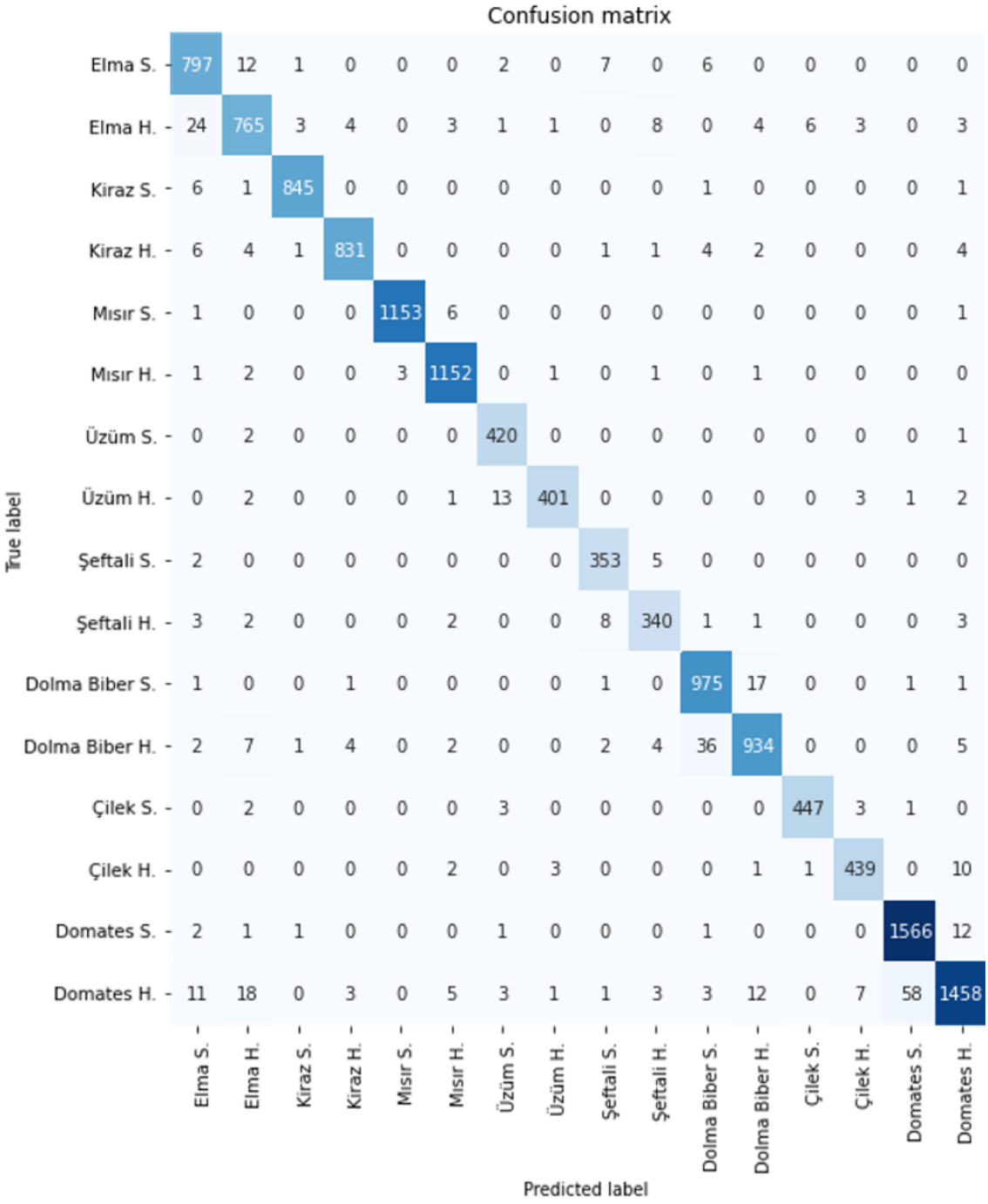
Şekil 3.6 DS2_1 DenseNet169 karışıklık matrisi



Şekil 3.7 DS2_1 DenseNet201 karışıklık matrisi

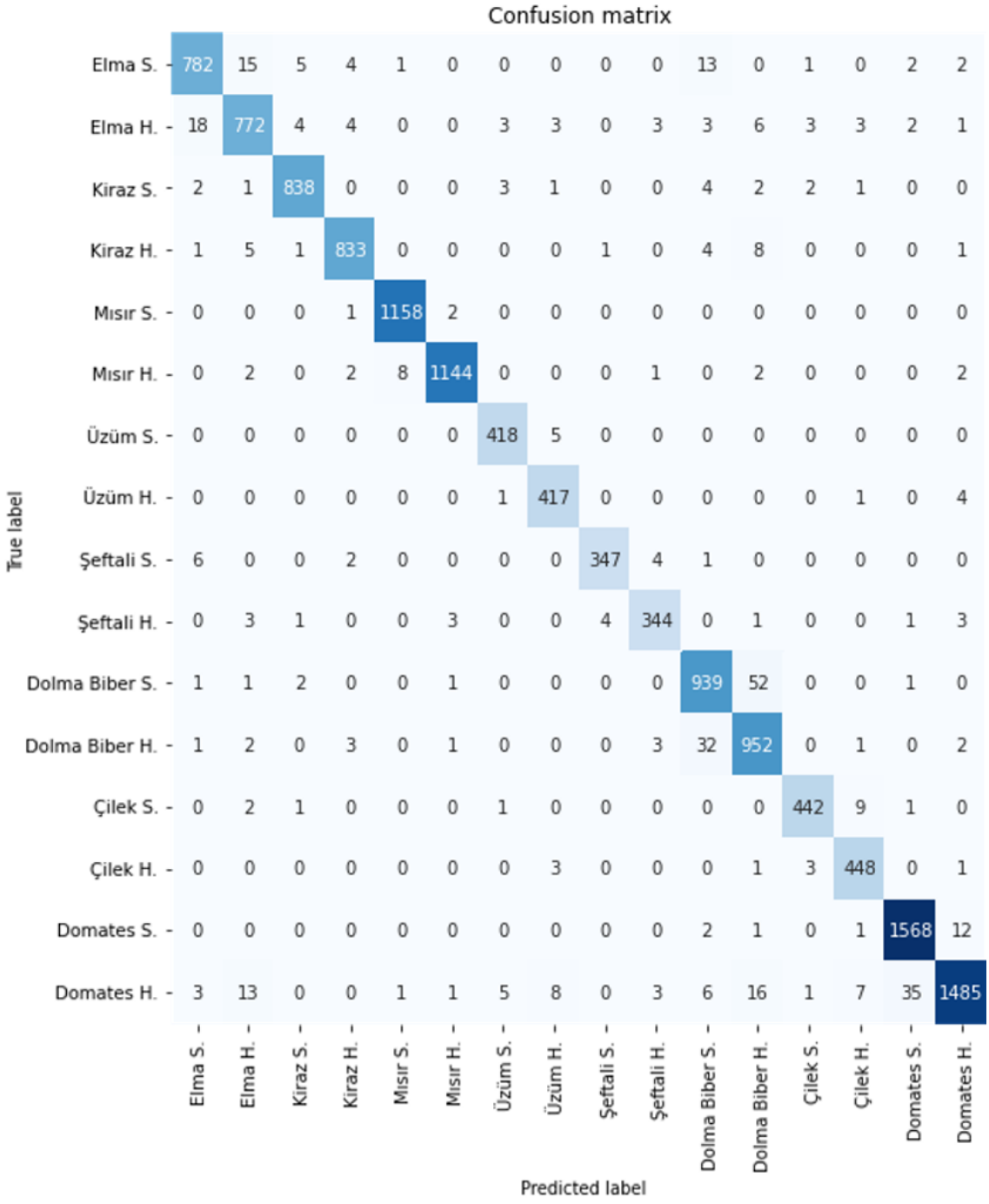


Şekil 3.8 DS2_1 VGG16 karışıklık matrisi



Şekil 3.9 DS2_1 ResNet50V2 karışıklık matrisi

%98,57 bulunmuştur. 5 katlama sonucunda genel doğruluk oranı %96,75 elde edilmiştir. Şekil 3.10'da ise ResNet152V2 modeli ile elde edilen karışıklık matrisi gösterilmiştir.



Şekil 3.10 DS2_1 ResNet152V2 karışıklık matrisi

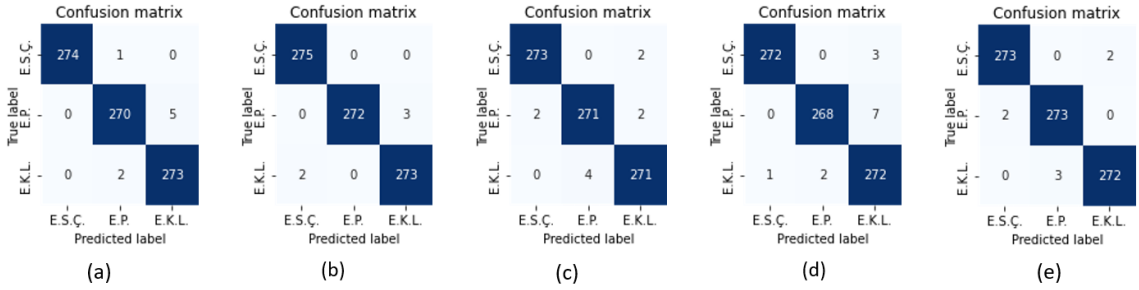
3.2.2 DS2_2 Görüntü Kümesi ile Yapılan İşlem Bulguları

2 aşamalı şekilde gerçekleştirilen eğitimde son olarak DS2_2 kümesinde bulunan DS2_2e, DS2_2m, DS2_2ü ve DS2_2d üzerinde ayrı ayrı eğitimler yapılmıştır. Tek

aşamalı ve 2 aşamalı çalışmada karşılaştırmalı olarak doğru sonuçlar alabilmek amacıyla önceki iki veri kümesinde uygulanan ön eğitimli modeller -DenseNet169, DenseNet201, VGG16, ResNet50V2, ResNet152V2- kullanılarak sınıflandırmalar yapılmış ve sonuçlar kaydedilmiştir. DS2_2e, DS2_2m, DS2_2ü ve DS2_2d üzerinde yapılan modellemelerde doğruluk oranları tutulmuş ve elde edilen karışıklık matrisleri verilmiştir.

3.2.2.1 Elma Sınıfı Hastalık Bulguları

DS2_2 içerisindeki DS2_2e isimli görüntü kümesinde elma hastalıklarının bulunduğu sınıflar bulunmaktadır. Burada her sınıfta 275'er adet olmak üzere 3 elma hastalığı sınıfında toplamda 825 adet veri ile sınıflandırma yapılmıştır. Kullanılan 5 model için de 5-Katlamalı Çapraz Doğrulama yöntemi ile yapılan sınıflandırmalar gerçekleştirilmiştir. İlk olarak DenseNet169 modeli ile sınıflandırma yapılmış ve doğruluk oranı %99,03 olarak bulunmuştur. Sonrasında DenseNet201 modeli ile sınıflandırma yapılarak genel doğruluk oranı %99,39 olarak bulunmuştur. Sonrasında VGG16, ResNet50V2 modelleri ve son olarak ResNet152V2 modeli kullanılarak sınıflandırma analizi yapılmış ve elma bitkisinin hastalık sınıfları için eğitim süreci tamamlanmıştır. Yapılan sınıflandırmadaki doğruluk oranları sırasıyla %98,79, %98,42 ve %99,15 olarak bulunmuştur. Şekil 3.11 (a)'da DenseNet169, (b)'de DenseNet201, (c)'de VGG16, (d)'de ResNet50V2 ve (e)'de de ResNet152V2 modeli ile elde edilen karışıklık matrisleri gösterilmiştir.

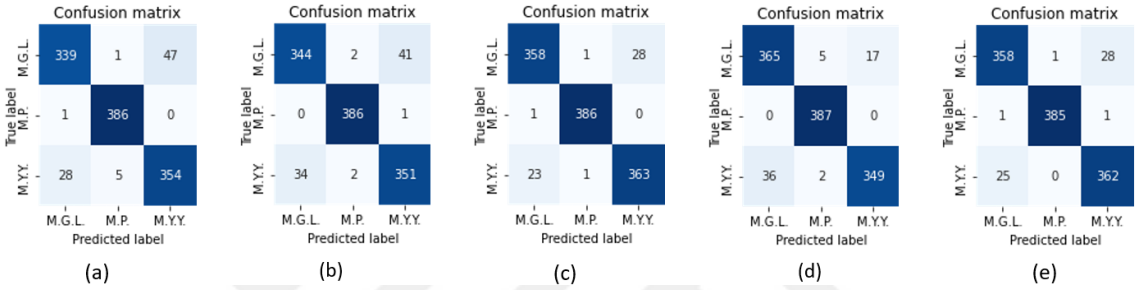


Şekil 3.11 Elma bitkisi karışıklık matrisleri: (a) DenseNet169, (b) DenseNet201, (c) VGG16, (d) ResNet50V2 (e) ResNet152V2

3.2.2.2 Mısır Sınıfı Hastalık Bulguları

DS2_2 içerisindeki DS2_2m isimli görüntü kümesinde 3 farklı mısır hastalık sınıfı vardır. Her sınıfta 387'şer adet görüntü olmak üzere toplam 1161 adet görüntü kullanılarak modelleme yapılmıştır. İlk olarak DenseNet169 modeli kullanılarak sınıflandırma yapılmıştır. DenseNet169 ve sonrasındaki tüm ön eğitimli modeller üzerinde kullanılmış olan 5-Katlamalı Çapraz Doğrulama yöntemi ile yapılan sınıflandırmadaki genel doğruluk oranı %92,94 olarak bulunmuştur. İkinci olarak

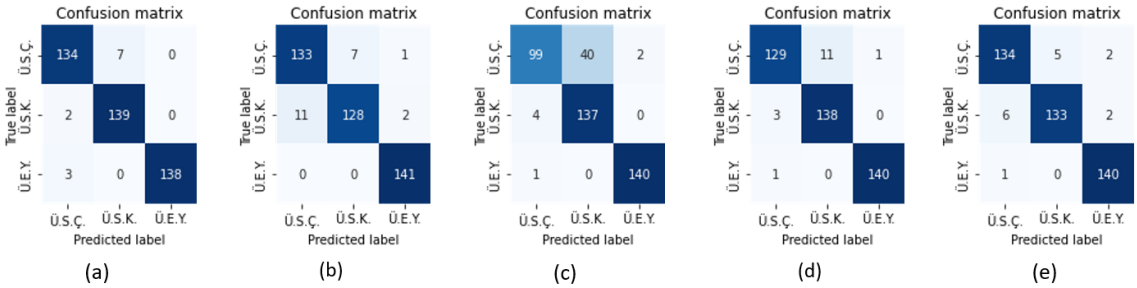
DenseNet201 modeli ile sınıflandırma yapılmış ve genel doğruluk oranı %93,11 olarak bulunmuştur. Sonrasında VGG16 modeli kullanılarak sınıflandırma işlemleri gerçekleştirilmiş ve 5 katlama sonucunda genel doğruluk oranı %95,35 olarak bulunmuştur. VGG16'dan sonra ResNet50V2 modeli ile mısır yaprak hastalıkları sınıflandırma analizi tamamlanmıştır. İşlemler sonucunda genel doğruluk oranı %94,83 olarak bulunmuştur. ResNet50V2 modelinin ardından ResNet152V2 modeli kullanılarak sınıflandırma yapılmıştır. ResNet152V2 ile yapılan sınıflandırma mısır bitki yapraklarından hastalık tespiti amacıyla yapılan son analiz olmuş ve işlemler sonucunda genel doğruluk oranı %95,18 olarak bulunmuştur. Şekil 3.12 (a)'da DenseNet169, (b)'de DenseNet201, (c)'de VGG16, (d)'de ResNet50V2 ve (e)'de de ResNet152V2 modeli ile elde edilen karışıklık matrisleri gösterilmiştir.



Şekil 3.12 Mısır bitkisi karışıklık matrisleri: (a) DenseNet169, (b) DenseNet201, (c) VGG16, (d) ResNet50V2 (e) ResNet152V2

3.2.2.3 Üzüm Sınıfı Hastalık Bulguları

DS2_2 altında tanımlanan bir diğer bitki türü üzümdür. DS2_2ü şeklinde isimlendirilen, üzüm bitkisinin yaprak hastalıklarının bulunduğu görüntü kümesi üzerinde sınıflandırma işlemleri gerçekleştirilmiştir. Bu kümede 3 sınıf bulunmaktadır ve her sınıfta 141'er veri olmak üzere toplamda 423 adet veri ile modelleme gerçekleştirilmiştir. DenseNet169 modeli ile sınıflandırma analizlerine başlanmıştır. 5-Katlamalı Çapraz Doğrulama yöntemi ile yapılan eğitimdeki genel doğruluk oranı %97,17 olarak bulunmuştur. DS2_2ü üzerinde oluşturulan diğer modeller için de 5-Katlamalı Çapraz Doğrulama yöntemi gerçekleştirilmiştir. Sonrasında DenseNet201 modeli ile transfer öğrenme yöntemi kullanılarak modelleme gerçekleştirilmiştir ve genel doğruluk oranı %95,05 olarak bulunmuştur. Üzüm bitkisinin yapraklarındaki hastalıkların tespiti için bir sonraki eğitim modeli VGG16 olarak seçilmiştir ve sınıflandırmada genel doğruluk oranı %88,93 olarak bulunmuştur. Sonrasında ResNet50V2 ve ResNet152V2 modelleri ile sınıflandırmalar gerçekleştirilmiştir ve performans değerlendirme süreci bu modellerle tamamlanmıştır. Analizler sonucunda genel doğruluk oranları sırasıyla %96,23 ve %96,22 olarak bulunmuştur. Şekil 3.13 (a)'da DenseNet169, (b)'de DenseNet201, (c)'de VGG16, (d)'de ResNet50V2 ve (e)'de de ResNet152V2 modeli ile elde edilen karışıklık matrisleri gösterilmiştir.



Şekil 3.13 Üzüm bitkisi karışıklık matrisleri: (a) DenseNet169, (b) DenseNet201, (c) VGG16, (d) ResNet50V2 (e) ResNet152V2

3.2.2.4 Domates Sınıfı Hastalık Bulguları

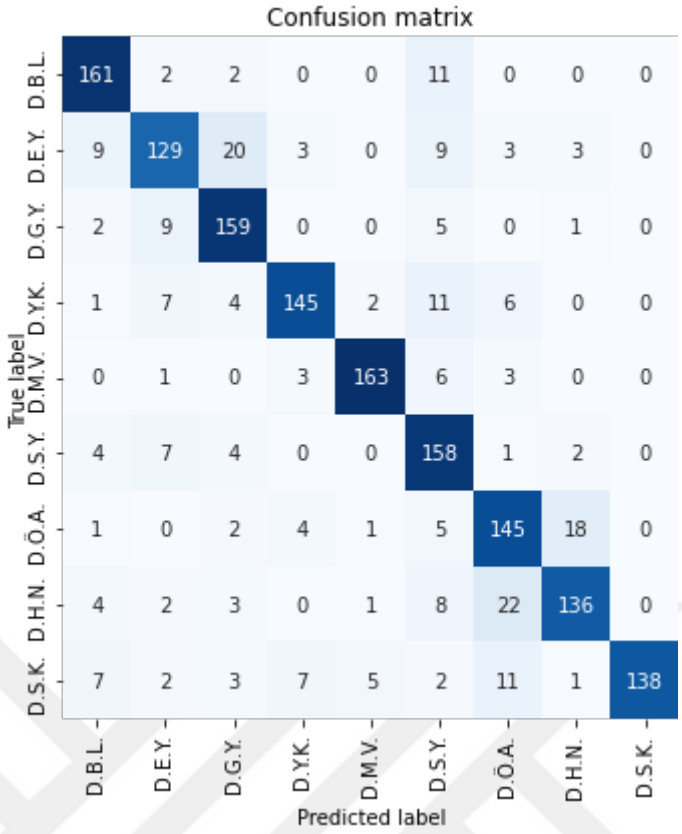
Hastalık sınıflarının görüntü kümesi DS2_2d ismiyle adlandırılan ve DS2_2 içerisindeki 4 adet bitki türünden sonuncusu domates bitkisidir. Domates bitkisinin yaprak hastalıklarının bulunduğu her sınıfta 176'şar adet olmak üzere, bulunan 9 domates hastalığı sınıfında toplamda 1584 adet görüntü vardır. Domates bitkisinin sınıflandırmasında da diğer bitki yaprak türlerinin hastalıklarını tespit etme işlemlerinde olduğu gibi ilk olarak DenseNet169 modeli kullanılarak işlemler yapılmıştır. 5-Katlamalı Çapraz Doğrulama yöntemi ile yapılan eğitimde genel doğruluk oranı %84,22 olarak bulunmuştur. Şekil 3.14'da ise DenseNet169 modeli ile elde edilen karışıklık matrisi gösterilmiştir.

İkinci olarak DenseNet201 modeli kullanılarak görüntü sınıflandırması gerçekleştirilmiştir. 5-Katlamalı Çapraz Doğrulama yöntemi ile yapılan modellemedeki 5 katlama sonucunda genel doğruluk oranı %85,17 olarak bulunmuştur. Şekil 3.15'de ise DenseNet201 modeli ile elde edilen karışıklık matrisi gösterilmiştir.

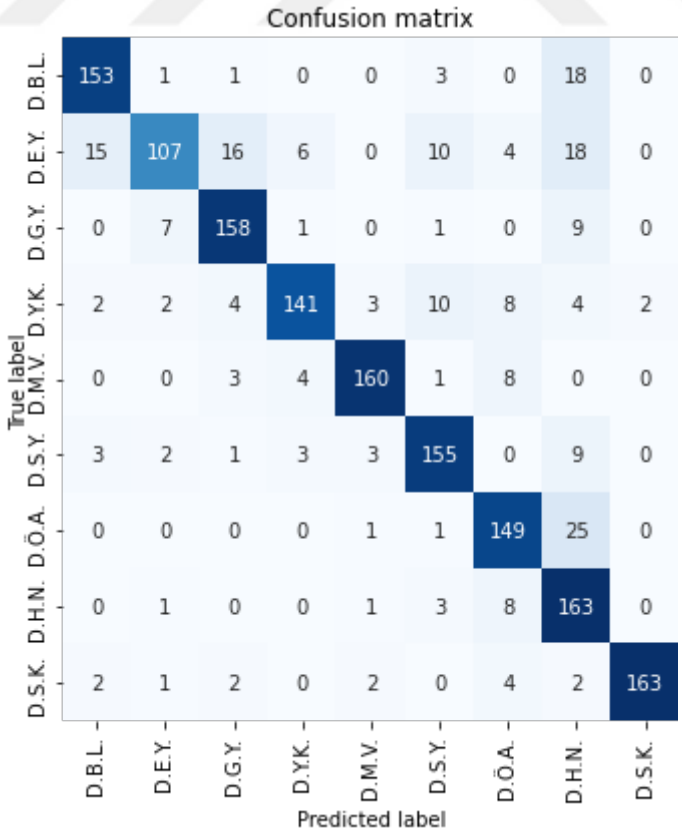
Ardından VGG16 modeli kullanılarak transfer öğrenme yöntemi ile sınıflandırma yapılmıştır. 5-Katlamalı Çapraz Doğrulama yöntemi ile yapılan analizlerde elde edilen genel doğruluk oranı %86,18 olarak bulunmuştur. Şekil 3.16'de ise VGG16 modeli ile elde edilen karışıklık matrisi gösterilmiştir.

Bir sonraki sırada ResNet50V2 modeli ile sınıflandırma yapılmıştır. 5-Katlamalı Çapraz Doğrulama yönteminin kullanılmasıyla 5 katlama sonucunda genel doğruluk oranı %88,01 olarak bulunmuştur. Şekil 3.17'da ise ResNet50V2 modeli ile elde edilen karışıklık matrisi gösterilmiştir.

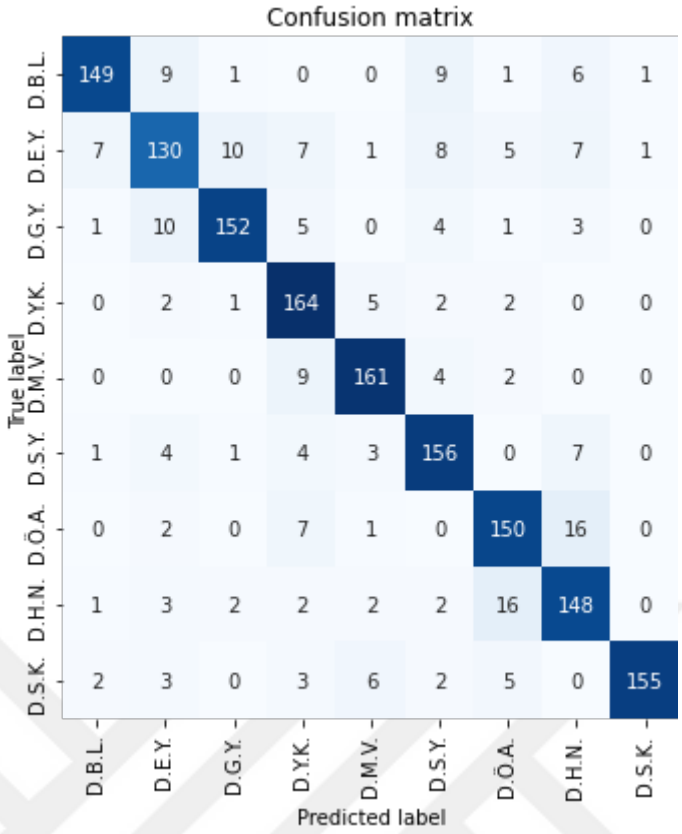
En son aşamada ResNet152V2 modeli kullanılarak sınıflandırma yapılmış ve domates bitkisinin hasta yapraklarından oluşan sınıflar için analiz işlemleri tamamlanmıştır. 5-Katlamalı Çapraz Doğrulama yöntemi ile yapılan modellemedeki genel doğruluk oranı %87,37 olarak bulunmuştur. Şekil 3.18'da ise ResNet152V2 modeli ile elde



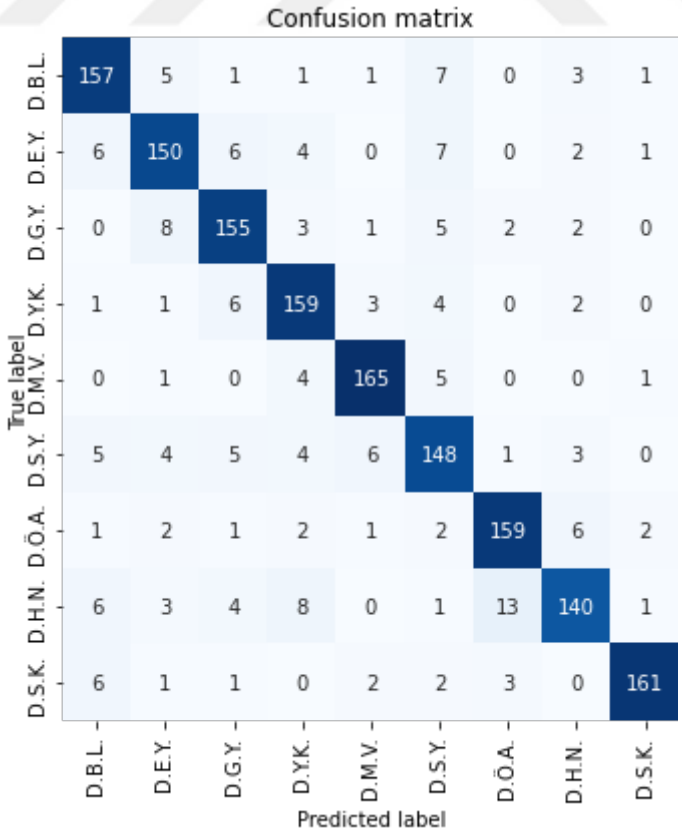
Şekil 3.14 Domates DenseNet169 modeli karışıklık matrisi



Şekil 3.15 Domates DenseNet201 modeli karışıklık matrisi

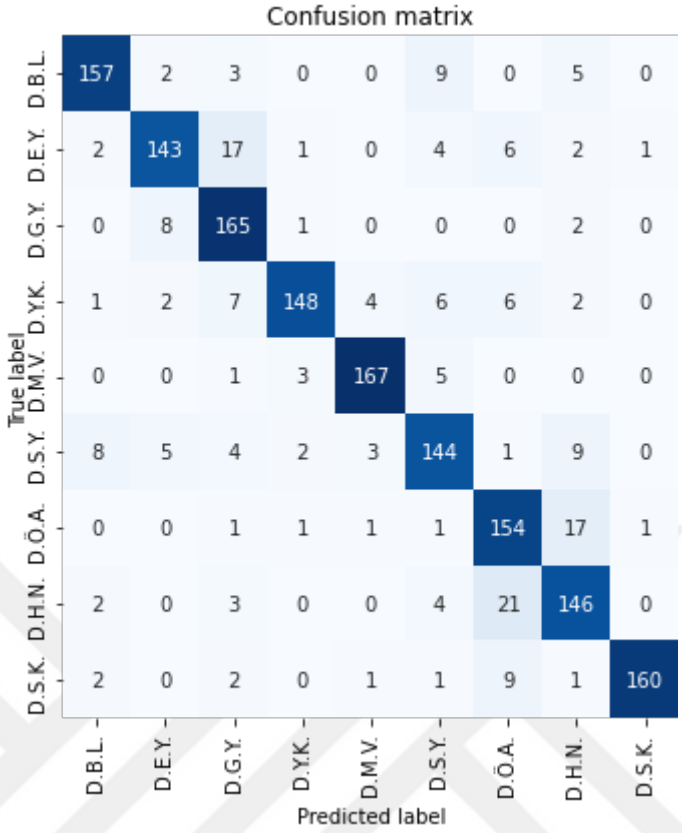


Şekil 3.16 Domates VGG16 modeli karışıklık matrisi



Şekil 3.17 Domates ResNet50V2 modeli karışıklık matrisi

edilen karışıklık matrisi gösterilmiştir.



Şekil 3.18 Domates ResNet152V2 modeli karışıklık matrisi

4
SONUÇ VE ÖNERİLER

Bitki türlerinin tespiti ve bu bitkilerdeki hastalıkların doğru şekilde belirlenebilmesi tarım alanında yetiştirilen birçok mahsul ürünü için çok önemlidir. Yapılan çalışmada farklı bitki yapraklarında bulunan hastalıkların tespiti için önce tek aşamalı ve ardından iki aşamalı olacak şekilde bitki yaprak görüntüleri üzerinden sınıflandırma işlemleri gerçekleştirilmiştir. Sınıflandırmaların sonunda tek ve iki aşamalı model analiz sonuçları karşılaştırılarak iki aşamalı yöntemin daha yüksek performans verdiği sunulmuştur. Modelleme işlemleri, 30 farklı hastalıklı ve sağlıklı bitki yaprak sınıfları içeren görüntü kümesi üzerinden yapılmıştır. PlantVillage bitki yaprak görüntü kümesi içerisinden seçilerek kullanılan görüntülerdeki hastalıklı ve sağlıklı görüntüler dengeli şekilde dağıtılarak toplamda 6 adet görüntü kümesi hazırlanmıştır.

Tek aşamalı analizde 30 farklı sınıfın olduğu görüntü kümesi DS1 olarak adlandırılmıştır. İlk olarak üzerinde sınıflandırma işlemleri yapılan bitki türleri elma, kiraz, mısır, üzüm, şeftali, dolma biber, çilek ve domatestir. Elma, mısır ve üzüm bitkilerinin 3 hastalıklı ve 1 sağlıklı; kiraz, şeftali, dolma biber ve çilek bitkilerinin 1'er hastalıklı ve 1'er sağlıklı; domates bitkisinde ise 9 hastalıklı ve 1 sağlıklı olmak üzere toplamda 30 sınıf vardır. Toplam 13320 adet görüntü verisi ile çalışılmıştır. Burada transfer öğrenme modelleriyle -DenseNet169, DenseNet201, VGG16, ResNet50V2 ve ResNet152V2- 8 ayrı bitki yaprağı üzerinde farklı hastalık ve sağlık durum tespiti yapılmıştır. Elde edilen doğruluk sonuçları kaydedilmiştir. DenseNet169 modeli ile bulunan %94,55 değerli sonuç 5 model arasındaki en yüksek doğruluk oranıdır. DenseNet201 ile %94,32, VGG16 ile %93,44, ResNet50V2 ile %94,03 ve son olarak ResNet152V2 modeli ile %93,67 değerinde doğruluk oranı eldesi sağlanmıştır.

Sonrasında 2 aşamalı modelleme işlemlerine başlanmıştır. 2 aşamalı modellemenin ilk aşamasındaki veri kümesi DS2_1 olarak ve ikinci aşamasındaki DS2_2e, DS2_2m, DS2_2ü ve DS2_2d görüntü kümelerini içerisinde toplayan küme DS2_2 olarak adlandırılmıştır. DS2_1 görüntü kümesinde 8 farklı bitki türüne ait hastalıklı ve sağlıklı sınıflar olarak toplamda 16 adet sınıf bulunmaktadır. DS1 veri kümesinde kullanılan tüm fotoğraflar sınıflandırma analizleri sonunda doğru ve tarafsız karşılaştırma

yapılabilmesi için DS2_1 veri kümesinde de kullanılmıştır. Yani 13320 adet veri ile işlemler yapılmıştır. Ayrıca DS1 üzerinde olduğu gibi DenseNet169, DenseNet201, VGG16, ResNet50V2 ve ResNet152V2 modellerinin eğitimleri yapılmıştır. İki aşamalı modellemenin ilk aşamasının amacı, bitkilerin hastalıklı ve hastalıksız olarak doğru bitki türüne göre sınıflandırılabilmesidir.

2 aşamalı çalışmanın ilk aşaması tamamladıktan sonra DS2_2 içerisindeki görüntü kümeleri ile 2. aşamadaki analizler yapılmıştır. İkinci aşamada kullanılacak bitkilerin tespiti için birden fazla hastalık barındıran bitki yaprağı çeşitleri belirlenmiştir. Toplamda 4 adet olan bu bitkiler elma, mısır, üzüm ve domates bitkileridir. Bu bitkilere ait farklı hastalıkların olduğu sınıflar bulunmaktadır. Tüm bitkilerin modellemeleri ayrı ayrı yapılmıştır. DS2_2e, DS2_2m ve DS2_2ü içerisinde üçer adet ve DS2_2d içerisinde 9 adet hastalıklı sınıf vardır. Seçilen 4 bitki için 4 farklı görüntü kümesi üzerinde analizler yapılmış ve iki aşamalı modellemenin 2. adımı tamamlanmıştır. Her bir bitkiye ait hastalıklı sınıflar önceki veri kümelerinde de olduğu gibi DenseNet169, DenseNet201, VGG16, ResNet50V2 ve ResNet152V2 modelleri eğitilmiştir. 2. aşama işlemlerinin yapılmasındaki amaç, ilk aşamada tespit edilen ve birden fazla hastalıklı bitki sınıfı içeren bitkilerdeki tüm hastalık tiplerinin ayrı ayrı tespit edilebilmesidir.

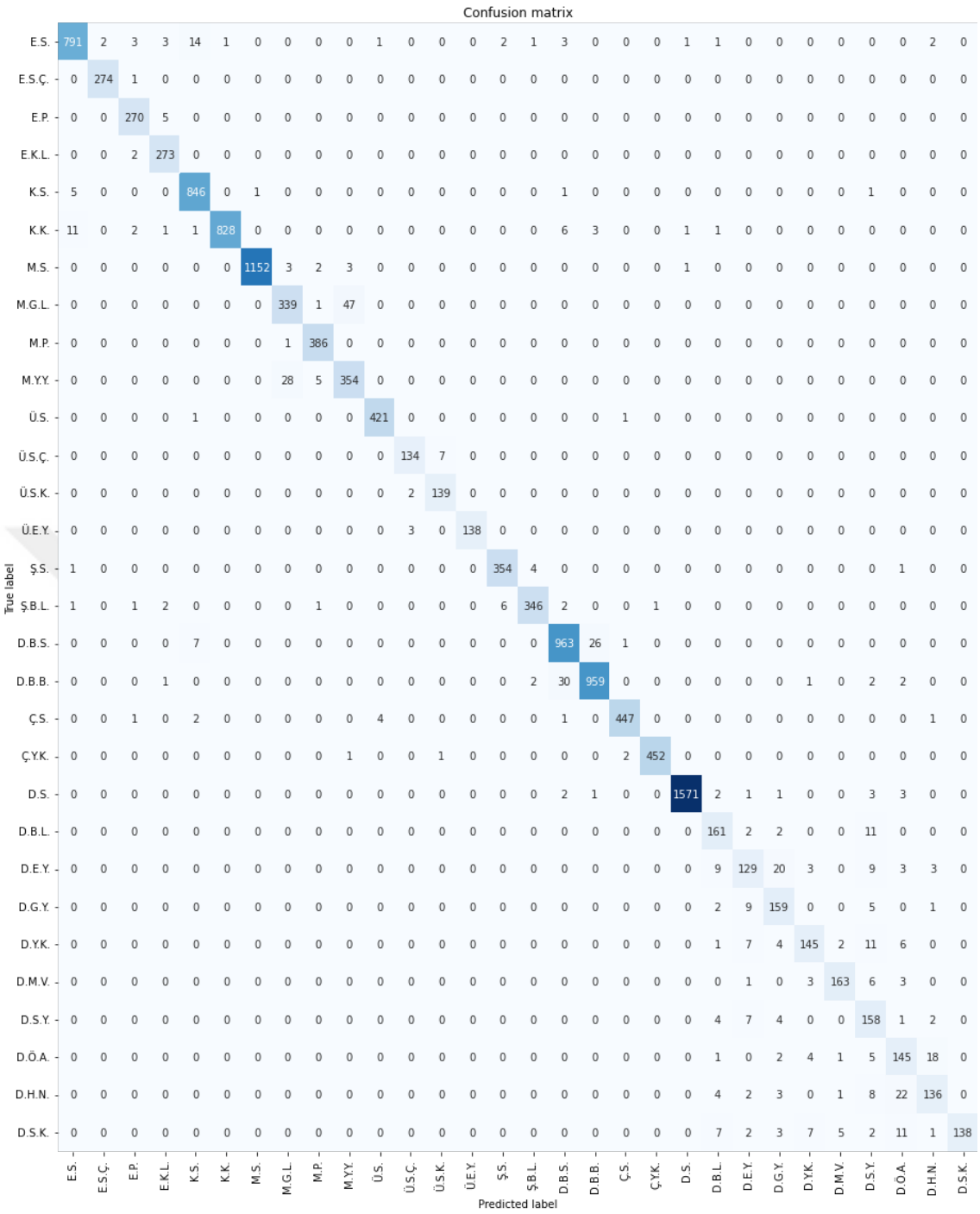
Sonrasında DS2_1 ve DS2_2 veri kümeleriyle elde edilen modellerden elde edilen sonuçlar karışıklık matrisi üzerinden birleştirilmiştir. 2 aşamalı olarak yapılan bu çalışmada, DenseNet169 modeli ile elde edilen karışıklık matrisi Şekil 4.1'de verilmiştir. Bu karışıklık matrisi üzerinden %95,88 değerinde doğruluk oranı elde edilmiştir.

DenseNet169 modelinin ardından DenseNet201 modeli kullanılarak yapılan iki aşamalı çalışmada elde edilen karışıklık matrisi de Şekil 4.2'de sunulmuştur. Bu model ile elde edilen doğruluk oranı %94,74 olarak kaydedilmiştir.

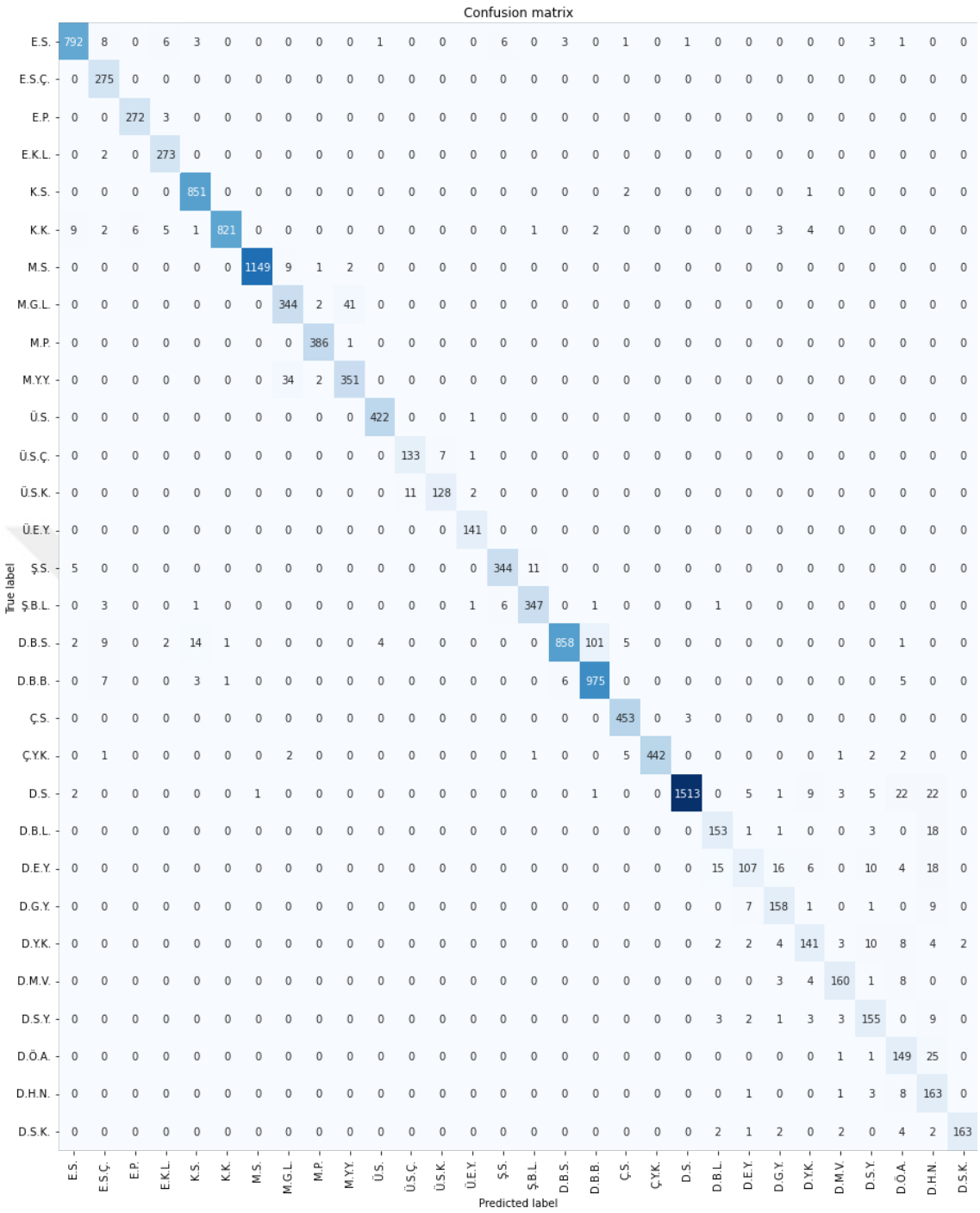
Sonrasında VGG16 modeli ile yapılan iki aşamalı analiz gelmektedir. Buradan elde edilen karışıklık matrisi Şekil 4.3'te gösterilmektedir. VGG16 modeli kullanılarak 2 aşamalı eğitim ile elde edilen doğruluk oranı %95,1'dir.

ResNet modelleri ile olan eğitimlere geçildiğinde ilk iki aşamalı analiz ResNet50V2 modeli ile gerçekleştirilendir. Bu model kullanılarak yapılan iki aşamalı sınıflandırma sonucunda elde edilen karışıklık matrisi Şekil 4.4'te verilmiştir. Modelin transfer öğrenme yöntemiyle kullanılması sonucunda %96,2 değerinde bir doğruluk oranı elde edilmiştir. Bu doğruluk sonucu 2 aşamalı modellerin analizinde kullanılan 5 model arasından elde edilen en yüksek doğruluk oranı sonucudur.

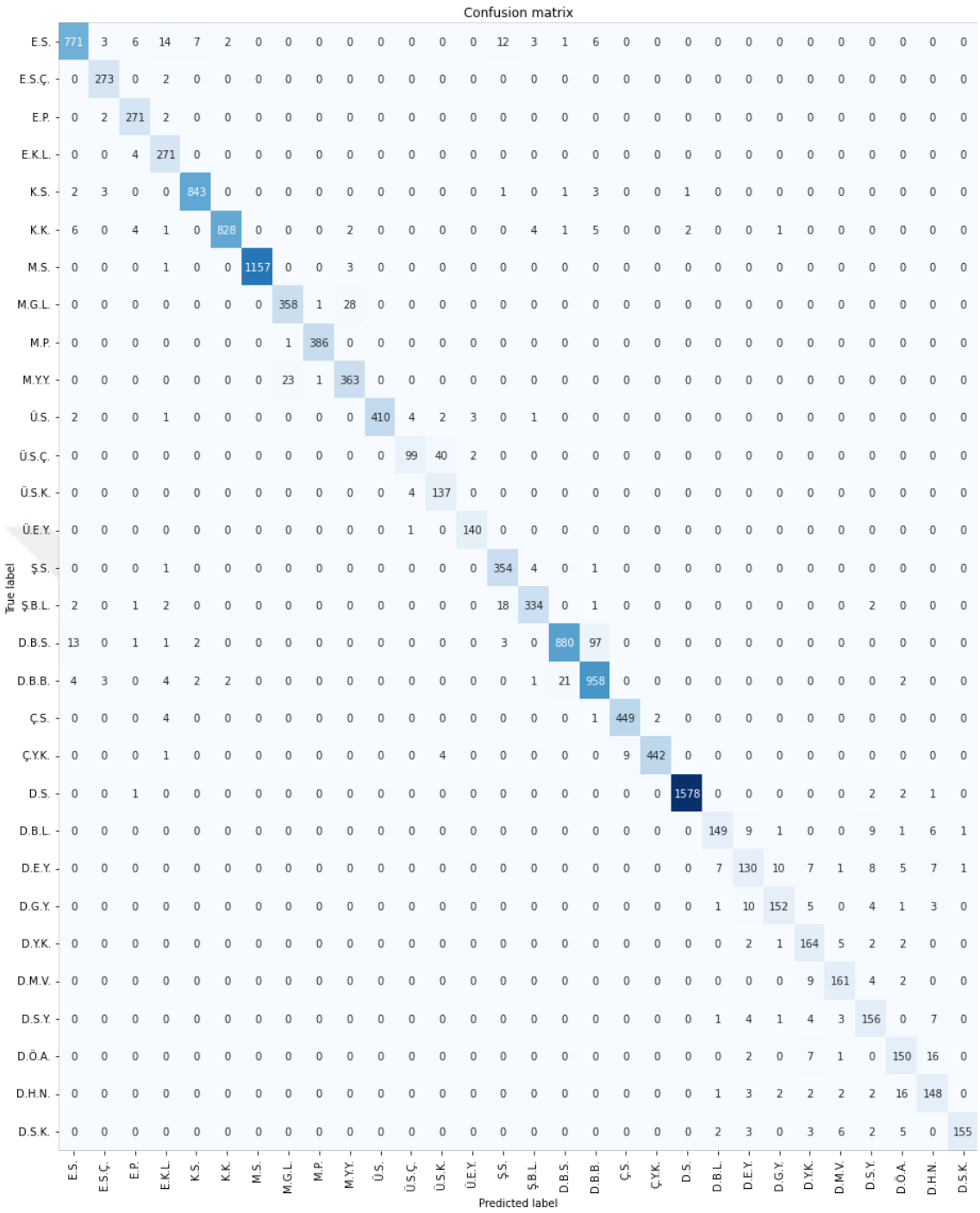
ResNet modellerinden seçilerek yapılan ve iki aşamalı sınıflandırma için kullanılan



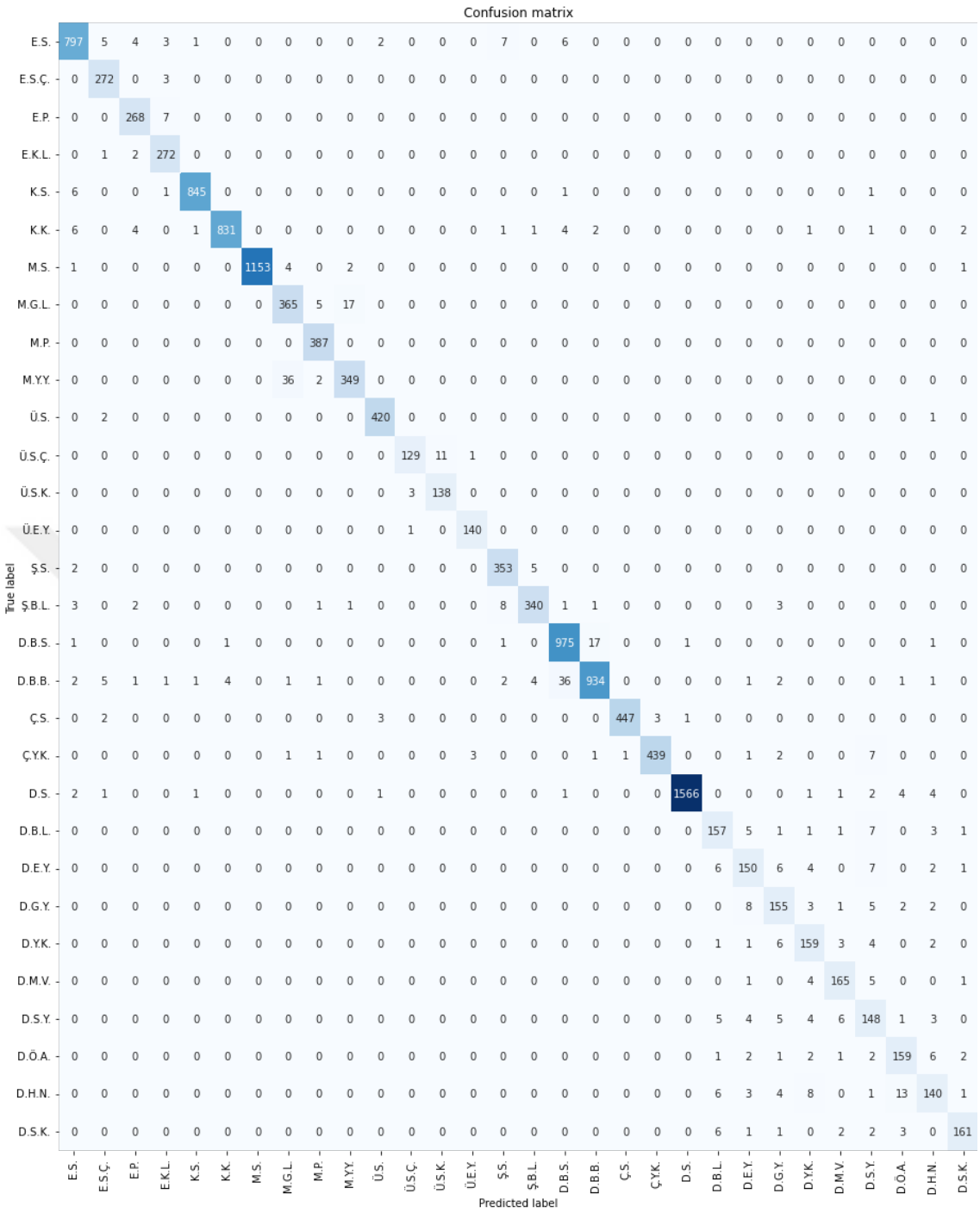
Şekil 4.1 2 aşamalı DenseNet169 modeli karışıklık matrisi



Şekil 4.2 2 aşamalı DenseNet201 modeli karışıklık matrisi

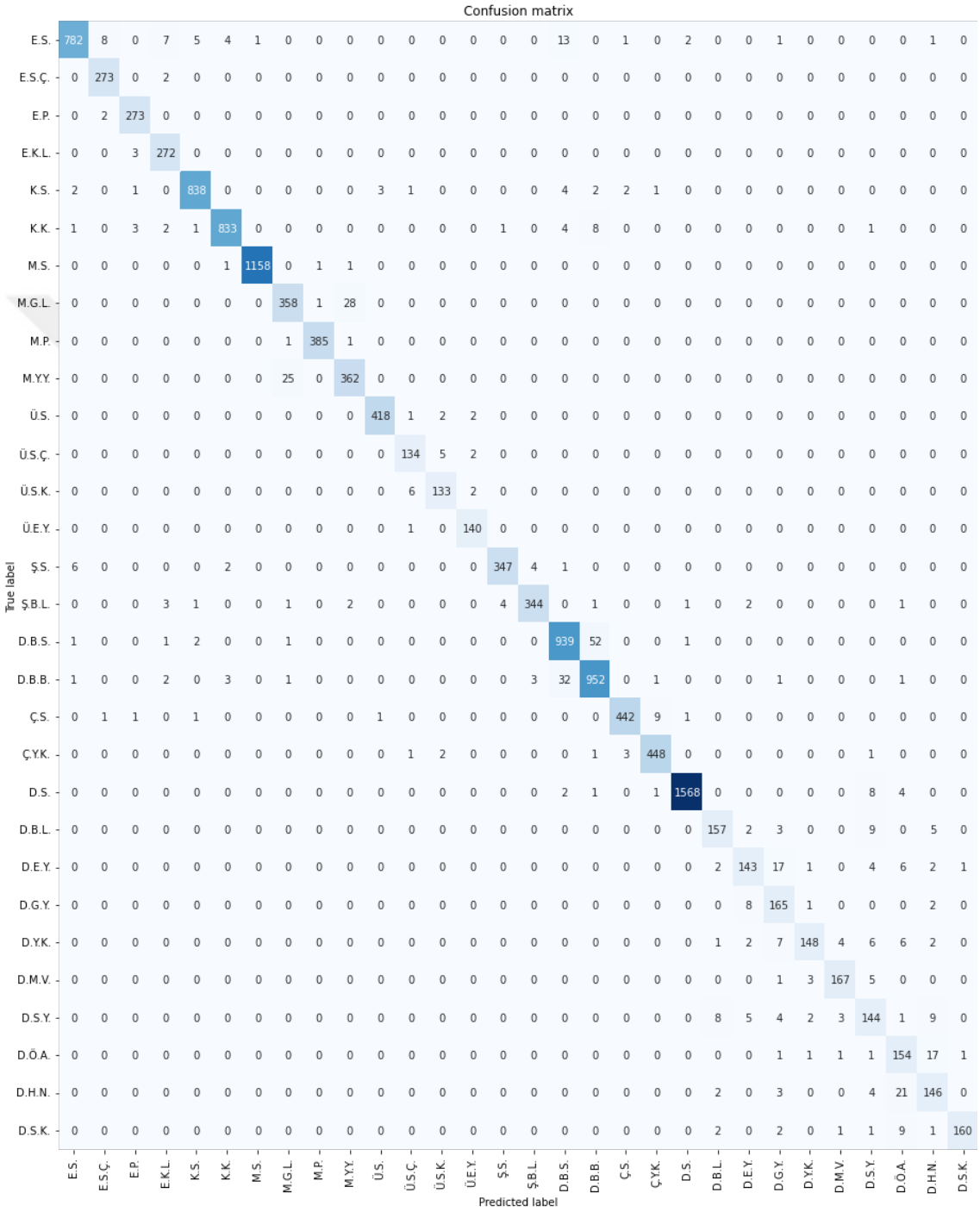


Şekil 4.3 2 aşamalı VGG16 modeli karışıklık matrisi



Şekil 4.4 2 aşamalı ResNet50V2 modeli karışıklık matrisi

son model olan ResNet152V2 modeli ile elde edilen karışıklık matrisi ise Şekil 4.5'te gösterilmektedir. Bu karışıklık matrisi üzerinden elde edilen doğruluk oranı ise %95,97 olarak kaydedilmiştir. ResNet50V2 modeline göre daha düşük sonuç verdiği tespit edilen ResNet152V2 modelinin de başarım oranının yüksek olduğu görülmektedir.



Şekil 4.5 2 aşamalı ResNet152V2 modeli karışıklık matrisi

Tablo 4.1'de tek ve iki aşamalı yapılan sınıflandırma analizinin sonuçlarından elde edilen doğruluk oranları verilmiştir. Tablo incelendiğinde DS2_1 ve DS2_2

kullanılarak yapılan iki aşamalı sınıflandırma yöntemi ile her model üzerinde daha yüksek doğruluk oranı sonuçları elde edildiği görülmektedir. Tek aşamalı olarak yapılan modellemedeki en yüksek doğruluk oranının dahi iki aşamalıdaki en düşük doğruluk oranına sahip modele göre daha düşük kaldığı tespit edilmiştir. Bu durum iki aşamalı sınıflandırmanın, ikinci aşamasında tek tür bitki kümeleri üzerinde çalışılmasından kaynaklanmaktadır.

Tablo 4.1 Ön eğitimli modellere göre eğitim doğruluk oranları

Ön Eğitimli Model İsimleri	**Tek Aşamalı Eğitim Doğruluk Oranı**	**2 Aşamalı Eğitim Doğruluk Oranı**
DenseNet169	**%94,55**	%95,88
DenseNet201	%94,32	%94,74
VGG16	%93,44	%95,1
ResNet50V2	%94,03	**%96,2**
ResNet152V2	%93,67	%95,97

Tablo 4.1'deki model sonuçlarına göre kullanılan 2 yöntem için de en yüksek doğruluk oranı olan modeller seçilmiştir. Bu işlem için tek aşamalı yöntemi temsilen DenseNet169 modeli ve 2 aşamalı modelleme yöntemini temsilen ResNet50V2 modeli kullanılmıştır. Tek aşamalı ve 2 aşamalı sınıflandırma analizinde kullanılan 30'ar sınıf için kesinlik, duyarlılık, F1 skor ve doğruluk oranları ayrı ayrı hesaplanarak Tablo 4.2'de sunulmuştur. Bunlara ek olarak model doğruluk oranı da tabloda gösterilmiştir. Tablo üzerinde "M.D.O." ile belirtilen kısım model doğruluk oranını ve "S.D.O." ile belirtilen kısım sınıf doğruluk oranını göstermektedir. Tablonun sol kısmında veri kümesinde kullanılan 30 adet sınıfa ait sağlıklı ve hastalıklı bitki türlerinin isimleri yazılmıştır. Kesinlik, duyarlılık ve F1 skor değerlerinde virgülden sonraki 6 basamağın verilmesinin nedeni küsuratler de baz alınarak daha doğru karşılaştırma yapılabilmesi içindir.

Tablo 4.2 Tek ve 2 aşamalı modellerin performansları

	Tek Aşamalı Model Performansı DenseNet169 Modeli					2 Aşamalı Model Performansı ResNet50V2 Modeli				
	Kesinlik	**Duyarlılık**	**F1 Skor**	**S.D.O.**	**M.D.O.**	**Kesinlik**	**Duyarlılık**	**F1 Skor**	**S.D.O.**	**M.D.O.**
E.S.	0,954869	0,974545	0,9646071	%99,56		0,971951	0,966061	0,968997	%99,62	
E.S.Ç.	0,977695	0,956364	0,9669118	%99,86		0,944444	0,989091	0,9662522	%99,86	
E.P.	0,974359	0,967273	0,9708029	%99,88		0,953737	0,974545	0,9640288	%99,85	
E.K.L.	0,885135	0,952727	0,9176883	%99,65		0,947735	0,989091	0,9679715	%99,86	
K.S.	0,988235	0,983607	0,9859155	%99,82		0,995289	0,989461	0,9923664	%99,90	
K.K.	0,992849	0,97541	0,984052	%99,80		0,994019	0,973068	0,983432	%99,79	
M.S.	0,995697	0,996555	0,9961257	%99,93		1	0,993109	0,9965428	%99,94	
M.G.L.	0,844612	0,870801	0,8575064	%99,16		0,896806	0,943152	0,9193955	%99,52	
M.P.	0,974747	0,997416	0,9859515	%99,92		0,974811	1	0,9872449	%99,92	
M.Y.Y.	0,871508	0,806202	0,8375839	%99,09		0,945799	0,901809	0,9232804	%99,56	
Ü.S.	0,995272	0,995272	0,9952719	%99,97		0,985915	0,992908	0,9893993	%99,93	
Ü.S.Ç.	0,972973	0,765957	0,8571429	%99,73		0,969925	0,914894	0,9416058	%99,88	
Ü.S.K.	0,812865	0,985816	0,8910256	%99,74		0,926174	0,978723	0,9517241	%99,89	
Ü.E.Y.	0,992647	0,957447	0,9747292	%99,95		0,972222	0,992908	0,9824561	%99,96	
Ş.S.	0,959016	0,975	0,9669421	%99,82	%94,55	0,948925	0,980556	0,9644809	%99,80	%96,2
Ş.B.L.	0,942308	0,952778	0,9475138	%99,71		0,971429	0,944444	0,9577465	%99,77	
D.B.S.	0,985492	0,953862	0,969419	%99,55		0,952148	0,977934	0,9648689	%99,47	
D.B.B.	0,932765	0,987964	0,9595714	%99,38		0,97801	0,93681	0,9569672	%99,37	
Ç.S.	0,976344	0,995614	0,9858849	%99,90		0,997768	0,980263	0,9889381	%99,92	
Ç.Y.K.	0,963907	0,995614	0,9795038	%99,86		0,993213	0,962719	0,9777283	%99,85	
D.S.	0,979899	0,984848	0,9823678	%99,58		0,998724	0,988636	0,9936548	%99,85	
D.B.L.	0,931973	0,778409	0,8482972	%99,63		0,862637	0,892045	0,877095	%99,67	
D.E.Y.	0,657303	0,672414	0,6647727	%99,11		0,847458	0,852273	0,8498584	%99,60	
D.G.Y.	0,791908	0,778409	0,7851003	%99,44		0,833333	0,880682	0,8563536	%99,61	
D.Y.K.	0,909091	0,738636	0,815047	%99,56		0,850267	0,903409	0,8760331	%99,66	
D.M.V.	0,896739	0,9375	0,9166667	%99,77		0,916667	0,9375	0,9269663	%99,80	
D.S.Y.	0,745763	0,75	0,7478754	%99,33		0,770833	0,840909	0,8043478	%99,46	
D.Ö.A.	0,72449	0,806818	0,7634409	%99,34		0,868852	0,903409	0,8857939	%99,69	
D.H.N.	0,746914	0,679775	0,7117647	%99,26		0,848485	0,795455	0,8211144	%99,54	
D.S.K.	0,980769	0,869318	0,9216867	%99,80		0,947059	0,914773	0,9306358	%99,82	

Tablo 4.2 incelendiğinde tek aşamalı ve iki aşamalı model performansları arasındaki fark net bir şekilde görülmektedir. Genel doğruluk sonuçları benzer olduğu ve çoğu S.D.O. değeri iki aşamalı modelde daha yüksek olduğu için, 2 model arasındaki kıyaslama en tarafsız şekilde olacak biçimde, birden fazla hastalık sınıfı bulunduran bitkilerin S.D.O. değerleri ile yapılacaktır. Çünkü iki aşamalı modellemenin ana farkı 2. aşamada yapılan eğitimlerin genel model başarısına etkisidir.

Elma hastalık sınıflarından olan E.S.Ç. için S.D.O. değerleri eşit olmasına rağmen E.K.L. hastalık sınıfı için bariz bir fark olduğu görülmektedir. E.K.L. hastalık sınıfının %99,86'ya %99,65 değer ile 2 aşamalı modelleme ile daha yüksek performans gösterdiği açıktır. E.P. için S.D.O. değerleri yakın olmasına rağmen %0,03 değerli bir fark ile tek aşamalı modelde yüksek çıkmıştır. Mısır bitkisinin yaprak hastalıklarından olan M.P. her iki model için de aynı sonucu vermiştir. M.G.L.'de ise %99,52 S.D.O. değerine karşı %99,16 ve M.Y.Y. bitki yaprak sınıfından %99,56'ya %99,09 değer ile 2 aşamalı model performansı öne çıkmaktadır. Üzüm bitkisinin hastalıklı sınıflarının üçünde de -Ü.S.Ç., Ü.S.K., Ü.E.Y.- 2 aşamalı modeldeki S.D.O. değerleri daha yüksek çıkmıştır. Domates hastalıklı bitki yapraklarından oluşan D.B.L., D.E.Y., D.G.Y., D.Y.K., D.M.V., D.S.Y., D.Ö.A., D.H.N. ve D.S.K. sınıflarının hepsinde 2 aşamalı model S.D.O. değeri daha yüksek olarak kaydedilmiştir. Özellikle D.E.Y., D.G.Y., D.Ö.A., D.H.N. sınıflarına ait 2 aşamalı modeldeki S.D.O. değerleri tek aşamalı modele göre çok daha yüksektir.

Sağlıklı sınıfları belirten E.S., M.S. ve D.S. sınıfları için de 2 aşamalı model performansı daha yüksektir. Üzüm bitki yapraklarının sağlıklı sınıfını belirten Ü.S. sınıflarının S.D.O değerlerinde ise %0,04 değerli bir farkla tek aşamalı model öne çıkmaktadır. Özellikle D.S. sınıfı için %99,58'e %99,85 S.D.O. ile tek aşamalı model daha başarısız kalmaktadır.

2 aşamalı modellemede 1 adet hastalık sınıfı olduğu için yalnızca ilk aşama içerisinde eğitilen kiraz, şeftali, dolma biber, çilek bitkilerinin sağlıklı ve hastalıklı sınıfları incelendiğinde ise K.S., Ş.B.L., Ç.S. sınıfları için S.D.O. değerinin yine 2 aşamalı model için yüksek olduğu, diğer sınıflarda ise çok az bir küsurat farkı ile tek aşamalı modelde yüksek olduğu görülmektedir. Yani, S.D.O. değerleri K.K. %0,01, Ş.S. %0,02, D.B.S. %0,08, D.B.B. %0,01 ve Ç.Y.K. %0,01 sayılık fark ile tek aşamalı modelde yüksek çıkmıştır. Bu sayı farkları çok düşük değerler olduğu için veri kümesindeki veri sayılarının biraz daha artırılmasıyla 2 aşamalı modeldeki S.D.O. sonuçlarının çok rahat bir şekilde tek aşamalı modele göre yükselebileceğini göstermektedir.

Tek aşamalı ve iki aşamalı modellerle yapılan performans karşılaştırmaları sonucunda, iki aşama kullanılarak yapılan sınıflandırmanın daha yüksek başarım sonuçları

verdiği görülmüştür. İlk olarak, iki aşamalı analizin ikinci aşamasına, tez kapsamında kullanılan görüntü sayısından fazla miktarda görüntü eklenerek yeniden model analizinin gerçekleştirilmesiyle elde edilen doğruluk oranının daha yüksek çıkabileceği düşünülmektedir. İkinci olarak, iki aşamalı modelin ilk aşamasındaki -yalnızca hastalıklı ve sağlıklı şekilde oluşturulan- görüntü kümesine daha fazla görüntü eklenmesiyle modelleme gerçekleştirilirse yine elde edilen doğruluk oranının yükseleceği düşünülmektedir. Burada ilk aşamada daha yüksek sonuç elde edilecek ve ikinci aşamada zaten yüksek olan sonuç kullanılacaktır. Bu sayede ikinci aşama için ek olarak yeniden eğitime gerek kalmayacaktır. Bu durum, görüntü kümesi içerisinde bulunan görüntü sınıflarından birine, herhangi yeni görüntü eklendiğinde 30 sınıflı model için tüm analizin yeniden yapılmasını engellemektedir. İki aşamalı modelde, bu iki durum kapsamında modellemenin ayrı ayrı gerçekleştirilebilmesi, bilgisayar üzerinde RAM ve GPU kullanımında az kaynak gerektirdiği için maliyet açısından fayda sağlamaktadır. Tez kapsamında sunulan bu yöntem ile birinci aşamada kullanılan tek hastalık sınıfına sahip bitki türlerinden birine yeni bir hastalık sınıfı eklense dahi herhangi bir zorluk yaşanmadan ikinci aşamadaki modelleme ile işlemler çok rahat bir şekilde tamamlanacaktır.

Ayrıca bu yöntemin sadece bitki yaprak türünü ve hastalıklarını tespit etmede değil farklı sınıflara sahip olan birçok veri kümesi üzerinde doğru çalışacağı düşünülmektedir. Veri kümesindeki tüm verilerin aynı anda eğitilmesindense (tek aşamalı eğitim), ikinci aşamadaki analizin ilk aşamadaki model üzerine eklenmesi zaman ve maliyet açısından kazanç sağlayacaktır.

Derin öğrenme yöntemlerinin keşfedilmesiyle, bilgisayarlı görme alanında olan gelişmeler sonucunda bitki yaprak hastalıklarının akıllı telefon destekli şekilde tespitleri de yapılmaya başlanmıştır. Gelecekte de bu tez kapsamında sunulan iki aşamalı sınıflandırma yönteminin, akıllı telefonlara entegre edilebilmesiyle yüksek doğruluk sonuçları veren bitki tür ve hastalık tespiti yapılabilir. Görüntü sayısı artırıldıkça daha da yüksek sonuçların elde edilebileceği bu çalışma, günlük hayatta özellikle tarım sektörüyle iç içe olan insanlar için büyük kolaylık sağlayacaktır.

KAYNAKÇA

[1] E. Kiliç, İ. N. Ecemiş, H. O. İlhan, "Narenciye ağaç yaprak hastalıklarının evrişimli sinir ağları ile sınıflandırılması," in *2021 5th International Symposium on Multidisciplinary Studies and Innovative Technologies (ISMSIT)*, 2021, pp. 452–456. DOI: 10.1109/ISMSIT52890.2021.9604631.

[2] H. Yu *et al.*, "Apple leaf disease recognition method with improved residual network," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 81, no. 6, pp. 7759–7782, Mar. 2022, ISSN: 1573-7721. DOI: 10.1007/s11042-022-11915-2. [Online]. Available: https://doi.org/10.1007/s11042-022-11915-2.

[3] K. He, X. Zhang, S. Ren, J. Sun, "Deep residual learning for image recognition," *CoRR*, vol. abs/1512.03385, 2015. arXiv: 1512.03385. [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/1512.03385.

[4] Y. Kurmi, S. Gangwar, V. Chaurasia, A. Goel, "Leaf images classification for the crops diseases detection," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 81, no. 6, pp. 8155–8178, Mar. 2022, ISSN: 1573-7721. DOI: 10.1007/s11042-022-11910-7. [Online]. Available: https://doi.org/10.1007/s11042-022-11910-7.

[5] A. Krizhevsky, I. Sutskever, G. E. Hinton, "Imagenet classification with deep convolutional neural networks," in *Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems - Volume 1*, ser. NIPS'12, Lake Tahoe, Nevada: Curran Associates Inc., 2012, pp. 1097–1105.

[6] R. K. Singh, A. Tiwari, R. K. Gupta, "Deep transfer modeling for classification of maize plant leaf disease," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 81, no. 5, pp. 6051–6067, Feb. 2022, ISSN: 1573-7721. DOI: 10.1007/s11042-021-11763-6. [Online]. Available: https://doi.org/10.1007/s11042-021-11763-6.

[7] S. P. Mohanty, D. P. Hughes, M. Salathé, "Using deep learning for image-based plant disease detection," eng, *Frontiers in plant science*, vol. 7, pp. 1419–1419, Sep. 2016, PMC5032846[pmcid], ISSN: 1664-462X. DOI: 10.3389/fpls.2016.01419. [Online]. Available: https://doi.org/10.3389/fpls.2016.01419.

[8] C. Szegedy *et al.*, "Going deeper with convolutions," in *2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2015, pp. 1–9. DOI: 10.1109/CVPR.2015.7298594.

[9] A. Pearline, S. Kumar, S. Harini, "A study on plant recognition using conventional image processing and deep learning approaches," *Journal of Intelligent Fuzzy Systems*, vol. 36, pp. 1–8, Jan. 2019. DOI: 10.3233/JIFS-169911.

[10] K. Simonyan, A. Zisserman, "Very deep convolutional networks for large-scale image recognition," *arXiv 1409.1556*, Sep. 2014.

[11] S. G. Wu, F. S. Bao, E. Y. Xu, Y.-X. Wang, Y.-F. Chang, Q.-L. Xiang, *A leaf recognition algorithm for plant classification using probabilistic neural network*, 2007. DOI: 10.48550/ARXIV.0707.4289. [Online]. Available: https://arxiv.org/abs/0707.4289.

[12] T. Munisami, M. Ramsurn, S. Kishnah, S. Pudaruth, "Plant leaf recognition using shape features and colour histogram with k-nearest neighbour classifiers," *Procedia Computer Science*, vol. 58, pp. 740–747, Dec. 2015. DOI: 10.1016/j.procs.2015.08.095.

[13] O. Söderkvist, "Computer vision classification of leaves from swedish trees," 2001.

[14] M. Hasan, B. Tanawala, K. Patel, "Deep learning precision farming: Tomato leaf disease detection by transfer learning," *SSRN Electronic Journal*, Jan. 2019. DOI: 10.2139/ssrn.3349597.

[15] L. Tan, J. Lu, H. Jiang, "Tomato leaf diseases classification based on leaf images: A comparison between classical machine learning and deep learning methods," *AgriEngineering*, vol. 3, no. 3, pp. 542–558, 2021, ISSN: 2624-7402. DOI: 10.3390/agriengineering3030035. [Online]. Available: https://www.mdpi.com/2624-7402/3/3/35.

[16] Y. Wu, L. Xu, E. Goodman, "Tomato leaf disease identification and detection based on deep convolutional neural network," *Intelligent Automation Soft Computing*, vol. 28, pp. 561–576, Jan. 2021. DOI: 10.32604/iasc.2021.016415.

[17] U. Mokhtar *et al.*, "Svm-based detection of tomato leaves diseases," in Jan. 2015, vol. 323, pp. 641–652, ISBN: 9783319113098. DOI: 10.1007/978-3-319-11310-4_55.

[18] S. Wagle, H. Ramachandran, "A deep learning-based approach in classification and validation of tomato leaf disease," *Traitement du Signal*, vol. 38, pp. 699–709, Jun. 2021. DOI: 10.18280/ts.380317.

[19] K. Zhang, Q. Wu, A. Liu, X. Meng, "Can deep learning identify tomato leaf disease?" *Advances in Multimedia*, vol. 2018, pp. 1–10, Sep. 2018. DOI: 10.1155/2018/6710865.

[20] R. Vargas, A. Mosavi, R. Ruiz, "Deep learning: A review," *Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol. 5, Jun. 2017.

[21] L. Alzubaidi *et al.*, "Review of deep learning: Concepts, cnn architectures, challenges, applications, future directions," *Journal of Big Data*, vol. 8, no. 1, p. 53, Mar. 2021, ISSN: 2196-1115. DOI: 10.1186/s40537-021-00444-8. [Online]. Available: https://doi.org/10.1186/s40537-021-00444-8.

[22] M. Yüzkat, H. O. Ilhan, N. Aydin, "Multi-model cnn fusion for sperm morphology analysis," *Comput. Biol. Med.*, vol. 137, no. C, Oct. 2021, ISSN: 0010-4825. DOI: 10.1016/j.compbiomed.2021.104790. [Online]. Available: https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2021.104790.

[23] R. Sujatha, J. M. Chatterjee, N. Jhanjhi, S. N. Brohi, "Performance of deep learning vs machine learning in plant leaf disease detection," *Microprocessors and Microsystems*, vol. 80, p. 103 615, 2021, ISSN: 0141-9331. DOI: https://doi.org/10.1016/j.micpro.2020.103615. [Online]. Available: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0141933120307626.

[24] I. T. Ahmed, C. Der, N. Jamil, M. A. Mohamed, "Improve of contrast-distorted image quality assessment based on convolutional neural networks," *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, vol. 9, p. 5604, Dec. 2019. DOI: 10.11591/ijece.v9i6.pp5604-5614.

[25] Y. Chen, H. Jiang, C. Li, X. Jia, P. Ghamisi, "Deep feature extraction and classification of hyperspectral images based on convolutional neural networks," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 54, no. 10, pp. 6232–6251, 2016. DOI: 10.1109/TGRS.2016.2584107.

[26] K. Fırıldak, M. F. Talu, "Evrişimsel sinir ağlarında kullanılan transfer öğrenme yaklaşımlarının İncelenmesi," vol. 4, no. 2, pp. 88–95, 2019.

[27] M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov, L.-C. Chen, *Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks*, 2019. arXiv: 1801.04381 [cs.CV].

[28] İ. N. Ecemiş, H. O. İlhan, "Domates yapraklarında hastalık tespiti İçin önerilen hafif evrişimli sinir ağı ile önceden eğitilmiş ağların performans karşılaştırması," *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 2022, ISSN: 1300-1884. [Online]. Available: https://dergipark.org.tr/tr/pub/gazimmfd.

[29] G. Huang, Z. Liu, L. Van Der Maaten, K. Q. Weinberger, "Densely connected convolutional networks," in *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2017, pp. 2261–2269. DOI: 10.1109/CVPR.2017.243.

[30] Y. Zhu, S. Newsam, "Densenet for dense flow," 2017. DOI: 10.48550/ARXIV.1707.06316. [Online]. Available: https://arxiv.org/abs/1707.06316.

[31] A. Vulli, P. N. Srinivasu, M. S. K. Sashank, J. Shafi, J. Choi, M. F. Ijaz, "Fine-tuned densenet-169 for breast cancer metastasis prediction using fastai and 1-cycle policy," *Sensors*, vol. 22, no. 8, 2022, ISSN: 1424-8220. [Online]. Available: https://www.mdpi.com/1424-8220/22/8/2988.

[32] F. Adhinata, D. Rakhmadani, M. Wibowo, A. Jayadi, "A deep learning using densenet201 to detect masked or non-masked face," *JUITA: Jurnal Informatika*, vol. 9, p. 115, May 2021. DOI: 10.30595/juita.v9i1.9624.

[33] J. Deng, W. Dong, R. Socher, L.-J. Li, K. Li, L. Fei-Fei, "Imagenet: A large-scale hierarchical image database," in *2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2009, pp. 248–255. DOI: 10.1109/CVPR.2009.5206848.

[34] L. Mangeri, G. P. O. S, N. Puppala, K. P, "Chest diseases prediction from x-ray images using cnn models: A study," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 12, no. 10, 2021. DOI: 10.14569/IJACSA.2021.0121026. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.14569/IJACSA.2021.0121026.

[35] N. M. Elshennawy, D. M. Ibrahim, "Deep-pneumonia framework using deep learning models based on chest x-ray images," *Diagnostics*, vol. 10, no. 9, 2020, ISSN: 2075-4418. DOI: 10.3390/diagnostics10090649. [Online]. Available: https://www.mdpi.com/2075-4418/10/9/649.

[36] R. Kohavi, "A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection," in *IJCAI*, 1995.

[37] H. Yu *et al.*, "Apple leaf disease recognition method with improved residual network," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 81, no. 6, pp. 7759–7782, Mar. 2022, ISSN: 1573-7721. DOI: 10.1007/s11042-022-11915-2. [Online]. Available: https://doi.org/10.1007/s11042-022-11915-2.

[38] W.-j. Liang, H. Zhang, G.-f. Zhang, H.-x. Cao, "Rice blast disease recognition using a deep convolutional neural network," *Scientific Reports*, vol. 9, no. 1, p. 2869, Feb. 2019, ISSN: 2045-2322. DOI: 10.1038/s41598-019-38966-0. [Online]. Available: https://doi.org/10.1038/s41598-019-38966-0.

[39] C. Shorten, T. Khoshgoftaar, "A survey on image data augmentation for deep learning," *Journal of Big Data*, vol. 6, Jul. 2019. DOI: 10.1186/s40537-019-0197-0.

[40] T. Yu, H. Zhu, *Hyper-parameter optimization: A review of algorithms and applications*, 2020. DOI: 10.48550/ARXIV.2003.05689. [Online]. Available: https://arxiv.org/abs/2003.05689.

[41] Y. Bengio, "Practical recommendations for gradient-based training of deep architectures," in *Neural Networks: Tricks of the Trade*, 2012.

[42] D. P. Kingma, J. Ba, *Adam: A method for stochastic optimization*, 2014. DOI: 10.48550/ARXIV.1412.6980. [Online]. Available: https://arxiv.org/abs/1412.6980.

[43] F. Dankers, A. Traverso, L. Wee, S. Kuijk, "Prediction modeling methodology," in Jan. 2019, pp. 101–120, ISBN: 978-3-319-99712-4. DOI: 10.1007/978-3-319-99713-1_8.

[44] M. Hossin, S. M.N, "A review on evaluation metrics for data classification evaluations," *International Journal of Data Mining Knowledge Management Process*, vol. 5, pp. 01–11, Mar. 2015. DOI: 10.5121/ijdkp.2015.5201.

A
YAYIN KABUL EKİ

Yayın Süreci Notları

Oğuzhan YILMAZ Editör

Sayın Yazar,

Domates Yapraklarında Hastalık Tespiti İçin Önerilen Hafif Evrişimli Sinir Ağı İle Önceden Eğitilmiş Ağların Performans Karşılaştırması, başlıklı makaleniz Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisinde yayınlanmak üzere KABUL edilmiştir.

Çalışmalarınızda Başarılar Dilerim

Prof.Dr. Oğuzhan YILMAZ
Editör

20 Mart 2022 23:17:22

TEZDEN ÜRETİLMİŞ YAYINLAR

Makale

1. İ. N. Ecemiş and H. O. İlhan, "Domates yapraklarında hastalık tespiti için önerilen hafif evrişimli sinir ağı ile önceden eğitilmiş ağların performans karşılaştırması," *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 2022

Konferans Bildirisi

1. E. Kiliç, İ. N. Ecemiş and H. O. İlhan, "Narenciye ağaç yaprak hastalıklarının evrişimli sinir ağları ile sınıflandırılması," in *2021 5th International Symposium on Multidisciplinary Studies and Innovative Technologies (ISMSIT)*, 2021, pp. 452-456, doi: 10.1109/ISMSIT52890.2021.9604631.