



**T.C.
DÜZCE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**MOBİL VE WEB UYGULAMA İLE DERİN ÖĞRENMEYE
DAYALI TOHUM SINIFLANDIRMASI**

YUSUF BAŞOL

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

**DANIŞMAN
DR. ÖĞR. ÜYESİ SİNAN TOKLU**

DÜZCE, 2021

T.C.
DÜZCE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

MOBİL VE WEB UYGULAMA İLE DERİN ÖĞRENMEYE
DAYALI TOHUM SINIFLANDIRMASI

Yusuf BAŞOL tarafından hazırlanan tez çalışması aşağıdaki jüri tarafından Düzce Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı'nda **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Tez Danışmanı

Dr. Öğr. Üyesi Sinan TOKLU

Gazi Üniversitesi

Jüri Üyeleri

Dr. Öğr. Üyesi Sinan TOKLU

Gazi Üniversitesi

Doç. Dr. İbrahim Alper DOĞRU

Gazi Üniversitesi

Doç. Dr. Abdullah Talha KABAKUŞ

Düzce Üniversitesi

Tez Savunma Tarihi: 23/06/2021

BEYAN

Bu tez çalışmasının kendi çalışmam olduğunu, tezin planlanmasından yazımına kadar bütün aşamalarda etik dışı davranışımın olmadığını, bu tezdeki bütün bilgileri akademik ve etik kurallar içinde elde ettiğimi, bu tez çalışmasıyla elde edilmeyen bütün bilgi ve yorumlara kaynak gösterdiğimi ve bu kaynakları da kaynaklar listesine aldığımı, yine bu tezin çalışılması ve yazımı sırasında patent ve telif haklarını ihlal edici bir davranışımın olmadığını beyan ederim.

23 Haziran 2021

Yusuf BAŞOL



TEŐEKKÖR

Yüksek lisans öğrenimimde ve bu tezin hazırlanmasında gösterdiği her türlü destek ve yardımdan dolayı çok değerli hocam Dr. Öğr. Üyesi Sinan TOKLU'ya en içten dileklerimle teşekkür ederim.

Bu çalışma boyunca yardımlarını ve desteklerini esirgemeyen sevgili aileme ve çalışma arkadaşlarıma sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

23 Haziran 2021

Yusuf BAŐOL



İÇİNDEKİLER

Sayfa No

ŞEKİL LİSTESİ	vi
ÇİZELGE LİSTESİ	vii
KISALTMALAR	viii
ÖZET	ix
ABSTRACT	x
1. GİRİŞ	1
2. LİTERATÜR.....	3
3. MATERYAL VE YÖNTEM.....	8
3.1. ÖNERİLEN MODEL	8
3.2. VERİ SETİ	9
3.3. EVRİŞİMLİ SİNİR AĞI	10
3.3.1. InceptionV3.....	10
3.3.2. ResNet50.....	10
3.3.3. InceptionResNetV2	11
3.3.4. Xception	12
3.4. EĞİTİM.....	12
3.5. MOBİL ORTAMA AKTARILMASI.....	13
3.6. WEB ORTAMINA AKTARILMASI.....	16
4. BULGULAR VE TARTIŞMA.....	18
4.1. MODEL PERFORMANSLARININ KARŞILAŞTIRILMASI.....	18
4.2. MOBİL UYGULAMA DEĞERLENDİRMESİ	36
4.3. WEB UYGULAMA DEĞERLENDİRMESİ	39
5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER	41
6. KAYNAKLAR	42
ÖZGEÇMİŞ	46

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa No

Şekil 3.1. Önerilen model.	8
Şekil 3.2. Seed15 veri setinden tohum görüntüleri.	9
Şekil 3.3. InceptionV3 modelinin şematik diyagramı (sıkıştırılmış görünüm).	10
Şekil 3.4. ResNet modelinin şematik diyagramı (sıkıştırılmış görünüm).	11
Şekil 3.5. InceptionResNetV2 modelinin şematik diyagramı (sıkıştırılmış görünüm)...	11
Şekil 3.6. Xception modelinin şematik diyagramı (sıkıştırılmış görünüm).	12
Şekil 3.7. Mobil uygulama ilk sayfa tasarımı.	14
Şekil 3.8. Mobil uygulama ikinci sayfa tasarımı.	14
Şekil 3.9. Mobil uygulama üçüncü sayfa tasarımı.	15
Şekil 3.10. Mobil uygulama arayüzü.	15
Şekil 3.11. Web API.	16
Şekil 3.12. Web API görüntünün yüklenmesi.	16
Şekil 4.1. Modellerin doğruluk değerleri.	18
Şekil 4.2. Eğitilen modellerin doğruluk artışları.	18
Şekil 4.3. Modellerin doğruluk değerleri.	19
Şekil 4.4. Modellerin kayıp değerleri.	20
Şekil 4.5. ResNet50 hata matrisi.	21
Şekil 4.6. Xception hata matrisi.	22
Şekil 4.7. InceptionV3 hata matrisi.	23
Şekil 4.8. InceptionResNetV2 hata matrisi.	24
Şekil 4.9. Modellerin hata matris karşılaştırması.	25
Şekil 4.10. ResNet50 kesinlik, duyarlılık ve F1-skoru değerleri.	27
Şekil 4.11. Xception kesinlik, duyarlılık ve F1-skoru değerleri.	29
Şekil 4.12. InceptionV3 kesinlik, duyarlılık ve F1-skoru değerleri.	31
Şekil 4.13. InceptionResNetV2 kesinlik, duyarlılık ve F1-skoru değerleri.	33
Şekil 4.14. Mobil uygulama ilk sayfa arayüzü.	36
Şekil 4.15. Mobil uygulama ikinci sayfa arayüzü.	37
Şekil 4.16. Mobil uygulama üçüncü sayfa arayüzü.	38
Şekil 4.17. Mobil uygulama genel arayüzü.	39
Şekil 4.18. Web uygulama arayüzü.	39
Şekil 4.19. Web uygulama görüntünün yüklenmesi.	40
Şekil 4.20. Web uygulama sonuç.	40

ÇİZELGE LİSTESİ

	<u>Sayfa No</u>
Çizelge 2.1. Öne çıkan çalışmalar.	7
Çizelge 3.1. Seed15 veri seti eğitim ve test sayıları.	9
Çizelge 4.1. ResNet50 sınıflandırma raporu.	28
Çizelge 4.2. Xception sınıflandırma raporu.	30
Çizelge 4.3. InceptionV3 sınıflandırma raporu.	32
Çizelge 4.4. InceptionResNetV2 sınıflandırma raporu.	34
Çizelge 4.5. ResNet50 (a), Xception (b), InceptionV3 (c) ve InceptionResNetV2 (d) sınıflandırma raporu.	35



KISALTMALAR

API	Uygulama Programlama Arayüzü (Application Programming Interface)
BN	Bayes ağı (BayesNet)
CNN	Evrişimli sinir ağı (Convolutional neural network)
DCNN	Derin Evrişimli Sinir Ağı (Deep convolutional neural network)
DT	Karar ağacı (Decision tree)
FN	Yanlış negatif (False negative)
FP	Yanlış pozitif (False positive)
FPGA	Alanda programlanabilir kapı dizisi (Field-programmable gate array)
GPU	Grafik işlemci birimi (Graphics processing unit)
IoT	Nesnelerin interneti (Internet of Things)
JSON	Javascript nesne gösterimi (Javascript object notation)
KNN	k-En yakın komşular (k-Nearest neighbors)
LB	LogitBoost
LDA	Doğrusal diskriminant analizi (Linear discriminant analysis)
LR	Lojistik regresyon (Logistic regression)
Mask R-CNN	Maske bölgesel evrişimli sinir ağı (Mask region based convolutional neural network)
MLP	Çok katmanlı algılayıcı (Multi layer perceptron)
MSI	Multispektral görüntüleme (Multispectral imaging)
PNN	Olasılıksal sinir ağı (Probabilistic neural network)
RF	Rastgele orman (Random forest)
R-CNN	Bölgesel tabanlı evrişimli sinir ağı (Region based convolutional neural network)
SGD	Stokastik gradyan iniş (Stochastic gradient descent)
SSD	Tek atış çoklu kutu algılama (Single shot multibox detector)
SVM	Destek vektör makinesi (Support Vector Machine)
TN	Gerçek negatif (True negative)
TP	Gerçek pozitif (True positive)

ÖZET

MOBİL VE WEB UYGULAMA İLE DERİN ÖĞRENMEYE DAYALI TOHUM SINIFLANDIRMASI

Yusuf BAŞOL

Düzce Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Yüksek Lisans Tezi

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Sinan TOKLU

Haziran 2021, 45 sayfa

Tarımsal üretimde tohum kalitesi önemli bir faktördür. Son zamanlarda, tarım sektöründe üretkenliği arttırabilmek için gelişmiş teknolojilere ihtiyaç duyulmaktadır. Yapay zeka çalışmalarının tarım sektörüne dahil edilmesi bu ihtiyacın bir sonucu olarak ortaya çıkmıştır. Bazı tohumlar yapısı gereği küçüktür ve türler arasındaki farklılıkları tanımlayıp sınıflandırmak zordur. Geleneksel yöntemde, bu farklılıkları tanımlayıp sınıflandırmak uzmanlar tarafından morfolojik yapı, şekil, doku ve rengi göz önünde bulundurularak karar verilmektedir. Bu yöntemde sınıflandırma işlemi maliyetli, öznel ve zaman alıcı olduğu için tohum türlerini hızlı ve doğru bir şekilde tespit edebilen otomatik bir sistem geliştirilmesi gerekmektedir. Bu çalışmada, derin öğrenme tekniklerinden CNN kullanılarak hızlı bir şekilde tohum görüntülerini yüksek doğrulukta tespit eden ve sınıflandıran bir mobil uygulama ve web uygulaması geliştirilmiştir. Yaygın olarak bilinen 15 çeşit tohum görüntüsünden oluşan bir veri seti oluşturularak eğitim işlemi yapılmıştır. InceptionV3, Xception ve InceptionResNetV2 modellerinde %99 doğruluk, ResNet50 modelinde %98 doğruluk elde edilmiştir. Yüksek doğrulukta çalışan modelin mobil ortamda ve web ortamında çalışması sağlanmıştır. Ayrıca mobil uygulama sayesinde kullanıcıya tanımlanan tohumun morfolojik özellikleri ve kullanımı hakkında detaylı bilgiler verilmesi sağlanmıştır.

Anahtar sözcükler: Derin öğrenme, Evrişimli sinir ağları, Mobil uygulama, Tohum sınıflandırma, Web uygulama.

ABSTRACT

A DEEP LEARNING-BASED SEED CLASSIFICATION WITH MOBILE AND WEB APPLICATION

Yusuf BAŞOL

Düzce University

Graduate School of Natural and Applied Sciences, Department of Computer
Engineering

Master's Thesis

Supervisor: Assist. Prof. Dr. Sinan TOKLU

June 2021, 45 pages

Seed quality is an essential factor in agricultural production. In the recent years, advanced technologies are needed to increase productivity in the agricultural sector. The contribution of artificial intelligence studies in the agricultural sector has emerged because of this need. Some seeds are small in nature and it is difficult to identify and classify differences between species. In the traditional method, it is decided by experts to define and classify these differences, considering the morphological structure, shape, texture and color. This method involves a classification process that is costly, subjective and time confusing, what makes it necessary to develop a process that can automatically detect the type of seeds. In this study, a mobile application and web application has been developed that quickly detects and classifies seed images with high accuracy using CNN, one of the deep learning techniques. The training process was carried out by creating a dataset consisting of 15 widely known seed images. InceptionV3, Xception and InceptionResNetV2 models achieved 99% accuracy, and ResNet50 model 98% accuracy. The model, which works with high accuracy has been enabled to work in mobile and web environments. In addition, thanks to the mobile application, detailed information about the morphological characteristics and use of the seed identified was provided to the user.

Keywords: Convolutional neural networks, Deep learning, Mobile application, Seed classification, Web application.

1. GİRİŞ

Tarım, küresel boyutta ekonomi için önemli bir sektördür ve yıllar boyunca üretim verimliliğini artırmak için çeşitli çalışmalar yapılmaktadır [1]. Son zamanlarda, tarım sektöründe üretkenliği, kaliteyi ve sürdürülebilirliği iyileştirmek için gelişmiş teknolojilere ihtiyaç duyulmaktadır. Yapay zekâ çalışmalarının tarım sektörüne dahil edilmesi bu ihtiyacın bir sonucu olarak ortaya çıkmıştır.

Tarım sektöründe, mahsul yetiştiriciliği büyük ölçüde tohumlara dayanmaktadır ve tohumlar olmadan mahsul üretmek veya hasat etmek mümkün değildir [2]. Bazı tohumlar yapısı gereği küçüktür ve türler arasındaki farklılıkları tanımlayıp sınıflandırmak zordur. Geleneksel yöntemde, tohumların tanımlanıp sınıflandırılması için uzmanlar tarafından tohumun morfolojik yapı, şekil, doku ve rengi göz önünde bulundurularak türüne karar verilmektedir. Bu yöntemde sınıflandırma işlemi maliyetli, kararlar öznel ve zaman almaktadır. Bu nedenle, tohum çeşitlerini hızlı ve doğru bir şekilde tanımlayabilen otomatik bir sistemin geliştirilmesi gerekmektedir. Tohum türlerinin tanımlanması ve sınıflandırılmasında karşılaşılan bu tür problemleri, günümüzün gelişmiş makine öğrenme tekniği olan derin öğrenme ile çözülebilmektedir.

Derin öğrenme yapay sinir ağlarına dayalı makine öğrenimi yöntemlerinden biri olup çeşitli alanlarda başarıyla uygulanan modern bir yaklaşımdır [3]-[4]. Yapay sinir ağlarında katman ve düğüm sayılarının artmasına rağmen donanım eksikliklerinden dolayı yapay zeka yöntemleri 2000'li yıllarda kullanılamamıştır [5]. Ancak günümüzde GPU ve donanımsal gelişmeler sayesinde hesaplama maliyetleri azaldığından dolayı tekrar popüler hale gelmiştir [4]. Derin öğrenmenin özelleşmiş bir mimarisi olan evrişimli sinir ağları (CNN) ile tohum dahil olmak üzere çeşitli sınıflandırma problemlerine başarılı bir şekilde uygulanabilmektedir.

Derin öğrenme kullanılarak tohumlarla ilgili konuların ele alındığı çeşitli çalışmalar bulunmaktadır. Son çalışmalarda, farklı mahsul, meyve ve sebzelerin tohum sınıflandırmasını gerçekleştirmek için makine öğrenimi teknikleri kullanıldığı görülmüştür. Yapılan çalışmaların çoğu tohum sınıflandırma, hastalıksız tohum tespiti ve büyüme aşamalarını gözlemlene gibi farklı amaçlarla çoğunlukla tek bir tohum türü

üzerinde yapılmıştır. Bölüm 2'de, bu yapılan çalışmalardan bahsedilmiştir.

Tohumlarla ilgili yapılan çalışmalarda, çeşitli sayıda tohum türlerine ilişkin sınıflandırmayı ele alan az sayıda çalışma vardır. Ayrıca sınıflandırılan tohumları kullanıcıya kolay bir şekilde kullanmasına imkân veren mobil platforma veya web platformuna uyarlanmış bir sistem yoktur. Bu nedenle, derin öğrenme tekniklerini kullanarak bu eksikliği giderebilecek yüksek doğrulukta bir sisteme ihtiyaç vardır.

Bu çalışmada, derin öğrenme ile eğitilmiş modelin mobil uygulamaya ve web uygulamasına dönüşümü sağlanarak tohum tanımlama için etkili bir çözüm üretilmiştir. Çeşitli tohumların görüntüleri çekilerek oluşturulan veri setinde derin öğrenme kütüphaneleri ile Python programlama dili kullanılarak model geliştirilmiştir. Ön eğitilmiş InceptionV3, ResNet50, Xception ve InceptionResNetV2 CNN mimarilerinin veri seti üzerindeki performansları gözlemlenmiştir. Performansı en yüksek olan eğitilmiş model, mobil cihazlarda kullanmak için dönüştürme işlemi yapılmıştır. Mobil uygulama sayesinde fotoğrafı çekilen veya seçilen tohumun tanımlanıp, morfolojik yapısı, ekimi, kullanımı hakkında detaylı bilgilerin verilmesi sağlanmıştır. Web uygulaması sayesinde eğitilen modelin web ortamında tohumun tespit edilmesinde kullanılabileceği ve başarılı bir şekilde uygulanabileceği gösterilmiştir. Yapılan çalışmayla ilgili daha fazla ayrıntı Bölüm 3'te sunulmuştur. Tezin geri kalanı aşağıdaki şekilde düzenlenmiştir.

Bölüm 2'de, bu çalışmayla ilgili önceki çalışmalar incelenmiştir. Önerilen model, veri seti, CNN, mobil uygulama ve web uygulaması Bölüm 3'te açıklanmıştır. Bulgular ve analizler Bölüm 4'te gösterilmiştir. Sonuçlar ise Bölüm 5'te değerlendirilmiştir.

2. LİTERATÜR

Literatürde tarım sektöründe çeşitli sorunları çözmek için yapay zekâ uygulamaları kullanılarak yapılan birçok çalışma bulunmaktadır. Bu çalışmalarda, farklı mahsul, meyve ve sebzelerin hem geleneksel makine öğrenme yöntemleriyle hem de derin öğrenme teknikleriyle uygulanması incelenmiştir.

Yapılan bir çalışmada, 14 farklı tohum türüne ait bir veri seti oluşturulup CNN derin öğrenme tekniğiyle sınıflandırma çalışması gerçekleştirilmiştir [2]. Ön eğitilmiş VGG16 modeliyle oluşturulan veri seti üzerinde eğitim işlemi yapılmıştır ve %99 doğruluk elde edilmiştir. Gelecek çalışmalarda, tohum türünü arttırarak mobil tabanlı bir uygulama yapılması hedeflenmiştir.

Yapılan bir çalışmada, çeşitli pirinç tohumlarını sınıflandırmak için el yapımı tanımlayıcılar ile CNN modellerinin performanslarını karşılaştırmıştır [6]. VNRICE veri seti üzerinde 121 katmanlı DenseNet kullanarak derin öğrenme yaklaşımının %99.04 doğruluk elde ederek yüksek bir sonuç verdiği gözlemlenmiştir.

Yapılan bir çalışmada, benzer özelliklere sahip 7 farklı tescilli kuru fasulye çeşidini tanımlamak için bilgisayarlı görme sistemi geliştirmiştir [7]. Yüksek çözünürlüklü kamera ile 7 farklı kuru fasulyenin görüntüsü çekilerek veri seti oluşturulmuş ve MATLAB programı kullanılarak arayüz tasarlanmıştır. Dört farklı sınıflandırma modeli üzerinde çok katmanlı algılayıcı (MLP) için %91.73, destek vektör makinesi (SVM) için %93.13, k-en yakın komşular (KNN) için %87.92 ve karar ağacı (DT) için %92.52 doğruluk sonuçları elde edilmiştir. En yüksek sonuçlara sahip SVM modeli, üreticilerin ve müşterilerin tek tip fasulye çeşitleri elde etme beklentilerini çoğunlukla karşılamıştır. Ortaya çıkan uygulamanın mobil platforma taşınarak daha etkili ve pratik bir şekilde kullanılabileceği önerilmiştir.

Yapılan bir çalışmada, domates bitkisindeki hastalıkları teşhis edebilecek derin öğrenme tabanlı bir mobil uygulama geliştirilmiştir [8]. Eğitim işlemi PlantVillage veri seti ile ön eğitilmiş InceptionResNetV2, ResNet50, VGG16, VGG19, Xception CNN mimarileriyle yapılmıştır. Eğitim sonunda InceptionResNetV2 modelinde %92.14, ResNet50 modelinde %96.14, VGG16 modelinde %92.67, VGG19 modelinde %92.38, Xception modelinde %91.94 doğruluk bulunmuştur. En yüksek doğrulukta olan ResNet50 modeli

mobil uygulamada kullanılmıştır. Girdi olarak alınan bitki yaprağı görüntüsü sağlıklı-hastalıklı bitkinin tanımlanmasını sağlayan android mobil uygulama tarım sektöründe hastalık tespiti için kullanıma hazır hale getirilmiştir.

Yapılan bir çalışmada, 14 farklı pirinç çeşidini ön işleme, özellik çıkarma ve sınıflandırma olmak üzere üç ana süreçte incelenmiştir [9]. İlk olarak tohum gövdelerini aynı yöne hizalayan tohum yönlendirme yapılmış, daha sonra olağandışı tohum örnekleri tespit eden kalite tarama yöntemi yapılmış ve son olarak sınıflandırma için şekil, renk ve doku gibi fiziksel özelliklere dayalı olarak pirincin öznitelik çıkarımı yapılmıştır. Ön eğitilmiş beş model (VGG16, VGG19, Xception, InceptionV3 ve InceptionResNetV2) ve istatistiksel makine öğrenme tekniklerinin dört yöntemi (lojistik regresyon (LR), doğrusal diskriminant analizi (LDA), KNN ve SVM) sınıflandırma performans karşılaştırması için kullanılmıştır. En iyi doğruluk, derin öğrenme tekniklerinde InceptionResNetV2 %95.15 ve makine öğrenme tekniklerinde SVM %83.9 olarak elde edilmiştir. Sonuçlara göre derin öğrenme yöntemin geleneksel yöntemle göre daha iyi performans gösterdiği görülmüştür.

Yapılan bir çalışmada, x-ışını görüntü analizi ve makine öğrenme modelini birleştirerek, kurkas bitki tohumlarının çimlenme hızı ve fide canlılığı açısından ayırt etmek ve çimlenme kapasitesini tahmin etmek için bir yöntem önermiştir [10]. Tüm tekli tohum tanımlayıcılarına bağlı olarak, kalite sınıfları oluşturulmuş ve LDA modeli uygulanmıştır. Tohum canlılığı, çimlenme hızı ve fide canlılığının tahmini sırasıyla ortalama %94.36, %83.7 ve %89.72 olarak bulunmuştur. Yüksek verimli x-ışını görüntü analizi ile kurkas tohumlarını tek tek farklı kalite seviyesine göre ayırt edebilmek için gereken bilgiler sağlanmış ve LDA tabanlı makine öğrenme modellerinin, tohum sınıflarını yüksek doğrulukla ayırt etmek için yeterli olduğu görülmüştür.

Yapılan bir çalışmada, mısır tohumlarından yeni bir veri seti oluşturmuş ve sınıflandırmak için yeni bir yaklaşım önermiştir [11]. Önerilen yaklaşımda maske bölgesel evrişimli sinir ağı (Mask R-CNN) ile nesne bölümlendirmesi yapıp verilen numuneler üzerindeki örnekler çıkarılmış, daha sonra her bir örneği iyi mısır çekirdeği, bozuk mısır çekirdeği ve safsız mısır çekirdeği olarak sınıflandırılmıştır.

Yapılan bir çalışmada, çeltik, mısır, tatlı kabak, balmumu kabağı ve su kabağı tohumlarını CNN tekniği ile tanımlanmasını sağlamıştır [12]. Her bir tohumun 250 görüntüsünü çekerek toplamda 1250 görüntü içeren bir veri seti oluşturmuştur. Sonuç olarak %87-%89

eğitim doğruluğu elde edilmiştir.

Yapılan bir çalışmada, domateslerde oluşabilen bakteri lekesi, geç yanıklık, yaprak lekesi, örümcek akarları, yaprak kıvrımı virüsü hastalık görüntüleri ve sağlıklı domates yaprakları görüntülerinden oluşan 6 sınıflı veri setini kullanarak derin evrişimli sinir ağlarına (DCNN) dayalı olarak sınıflandırma çalışma yapmıştır [13]. Eğitim işlemlerinden sonra önerilen model %76 doğruluk elde etmiştir.

Yapılan bir çalışmada, makine öğrenme yaklaşımları olan rastgele orman (RF), bayes ağı (BN), LogitBoost (LB) ve MLP kullanarak 6 çeşit mısır tohumunu sınıflandırmak için bir sistem önermiştir [14]. Uygulanan yaklaşımların oluşturulan mısır veri setinde RF tekniğiyle %97.22 doğruluk, BN tekniğiyle %97.67 doğruluk, LB tekniğiyle %97.78 doğruluk ve MLP tekniğiyle %98.93 doğruluk elde ederek iyi performans gösterdiği görülmüştür.

Yapılan bir çalışmada, LDA, RF ve SVM geleneksel makine öğrenimi yöntemleri kullanarak soya fasulyesi tohumlarını ve fidelerini, görünümüne ve fizyolojik potansiyellerine göre sınıflandırmış ve karşılaştırma yapmıştır [15]. Geliştirilen modeller, tohum ve fide sınıflandırması için %94 genel doğruluk elde etmiştir.

Yapılan bir çalışmada, 90 farklı pirinç tohum türüne ait 8640 görüntüden oluşan veri setini kullanarak yüksek çözünürlüklü RGB ve hiperspektral görüntülerden elde edilen, uzamsal ve spektral özelliklerin bir kombinasyonunu ile pirinç tohumunu otomatik olarak taramak ve çeşitlerine göre sınıflandırmak için yeni bir sistem sunmuştur [16]. Pirinç tohumu örneklerinden saf olmayan türlerin ortadan kaldırılmasını önerilen sistem ile elde edilebileceğini göstermiştir.

Yapılan bir çalışmada, kenevir için zararlı ot tohumlarını yüksek verimlilikle ortadan kaldıran CNN'e dayalı düşük gecikmeli bir sistem geliştirmiştir [17]. Geliştirilen sistemin fizibilitesini doğrulamak için deneyler yapılmış ve hem kenevir hem de yabancı ot tohumlarının karışımından oluşan örneklerle test edilmiştir. ResNet-18 ile %99 doğruluk, YOLO9000 ile %86 doğruluk, SSD ile %94 doğruluk elde edilmiştir. Deneysel sonuçlar, önerilen tanıma sistemin gerçek bir sisteme uygulanabileceğini göstermiştir.

Yapılan bir çalışmada, yabani ot görüntülerinden oluşan halka açık DeepWeeds veri seti kullanılarak grafik işlemci birimi (GPU) ve alanda programlanabilir kapı dizisi (FPGA) ile hızlandırılmış deterministik olarak ikili hale getirilmiş bir sistem geliştirmiştir [3]. FPGA ile hızlandırılmış ikili ağların GPU ile hızlandırılmış emsallerinden güç tüketimini

7 kat azalttığı, önemli ölçüde daha iyi performans gösterdiği ve ot görüntülerinde daha hızlı çıkarım yaptığı görülmüştür.

Yapılan bir çalışmada, şeker pancarı tohumlarında beş farklı hasarlı tohum türünün sınıflandırılması için multispektral görüntüleme (MSI) tekniğini kullanarak tohum kalitesi değerlendirmesi yapılmıştır [18]. MSI tarafından türetilen bilgilere dayalı sınıflandırma modeli, beş farklı hasarlı tohumları %82 genel doğrulukla sınıflandırmıştır.

Yapılan bir çalışmada, pirinç tohumu çeşitlerini tespit etmek için iki spektral aralığın hiperspektral görüntülemesini kullanarak, KNN, SVM ve CNN makine öğrenimi yöntemleriyle performanslarını test etmiştir [19]. Eğitimde kullandığı görüntü sayısının artmasıyla CNN modelinin diğer iki modele göre daha iyi performans gösterdiği gözlemlenmiştir.

Yapılan bir çalışmada, mısır tohumlarında haploid olanların sınıflandırması için derin bir evrişimli ağ önerilmiştir [20]. Renk, doku ve morfoloji özelliklerine dayalı önerilen yaklaşım, mevcut makine öğrenme sınıflandırıcılardan RF, LR ve SVM'den daha iyi bir performans göstermiştir.

Yapılan bir çalışmada, benzer fiziksel özellikler içeren beş çeşit pirinç tanelerinin lokalizasyonu ve sınıflandırılması için çeşitli modeller oluşturulmuş histogram eşitleme tekniğiyle görüntüler iyileştirilip bölgesel tabanlı evrişimli sinir ağı (R-CNN) kullanılarak eğitilmiştir [21]. Eğitimli sınıflandırıcının %80 ortalama hassasiyete ulaştığı görülmüştür.

Yapılan bir çalışmada, dört mısır tohumu çeşidini sınıflandırmak için hiperspektral görüntüleme yöntemi ile DCNN birleştirmenin uygulanabilirliği gösterilmiş ve farklı modellerle performansları karşılaştırılmıştır [22]. DCNN modelinin KNN ve SVM modellerinden daha iyi sonuç verdiği görülmüştür.

Yapılan bir çalışmada, pirinç mahsulünde evrişimli sinir ağları (CNN), çeşitli mimarileri ve olasılıksal sinir ağlarını (PNN) kullanarak pirincin sağlıklı olup olmadığının tespiti yapılmıştır [23]. PNN modelinde %99.8 doğruluk ve CNN modelinde %94.4 doğruluğa ulaşılmıştır.

Literatürde öne çıkan çalışmalar [2], [3], [7]-[9], [13], [14], [17] Çizelge 2.1'de sunulmuştur.

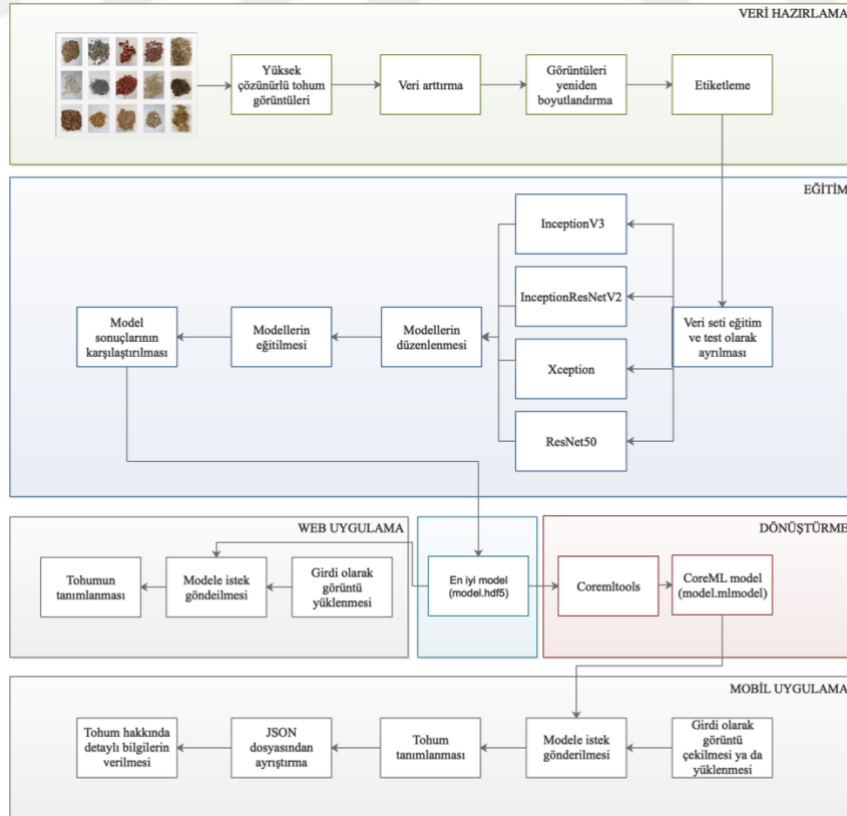
Çizelge 2.1. Öne çıkan çalışmalar.

Çalışma Alanı	Mahsül	Veri seti	Yöntem ve Doğruluk	Mobil Uygulama	Web Uygulama	Referans
Bitki Hastalık Tespiti	Domates	PlantVillage (18160 görüntü)	InceptionResNetV2: %92.14 ResNet50: %96.14 VGG16: %92.67 VGG19: %92.38 Xception: %91.94	Var (Android)	Yok	[8]
	Domates	Yazarlar tarafından oluşturulmuştur (3000 görüntü)	DCNN: %76	Yok	Yok	[13]
Ot Sınıflandırma	8 çeşit ot	DeepWeedX (17508 görüntü)	DenseNet: %90.08	Yok	Yok	[3]
Tohum Sınıflandırma	Pirinç (14 çeşit)	Yazarlar tarafından oluşturulmuştur (+3500 görüntü)	InceptionResNetV2: %95.14 Xception: %93.82 VGG16: %89.45 VGG19: %90.94 InceptionV3: %85.32 KNN: %58.69 LR: %81.12 LDA: %79.77 SVM: %83.9	Yok	Yok	[9]
	Kuru fasulye (7 çeşit)	Yazarlar tarafından oluşturulmuştur (13611 görüntü)	MLP: %91.73 SVM: %93.13 KNN: %87.92 DT: %92.52	Yok	Yok	[7]
	Mısır (6 çeşit)	Yazarlar tarafından oluşturulmuştur (330000 görüntü)	MLP: %98.83 LB: %97.78 RF: %97.22 BN: %96.67	Yok	Yok	[14]
	14 çeşit tohum	Yazarlar tarafından oluşturulmuştur (2733 görüntü)	VGG16: %99	Yok	Yok	[2]
	15 çeşit tohum	Seed15 (3000 görüntü)	ResNet50: %98 InceptionResNetV2: %99 Xception: %99 InceptionV3: %99	Var (iOS)	Var (Flask)	Tez
Tohum Sınıflandırma ve Sıralama	6 çeşit tohum	Yazarlar tarafından oluşturulmuştur (297401 görüntü)	ResNet-18: %99 YOLO9000: %86 SSD: %94	Yok	Yok	[17]

3. MATERYAL VE YÖNTEM

3.1. ÖNERİLEN MODEL

Önerilen model Şekil 3.1’de gösterildiği gibi beş aşamadan oluşmaktadır. İlk aşamada yüksek çözünürlükte 15 farklı tohumun görüntüleri çekilmiştir ve uygun şekilde etiketlendirilerek veri seti oluşturulmuştur. İkinci aşamada ön eğitilmiş CNN modellerine düzenlemeler yaparak eğitim işlemi gerçekleştirmiştir ve en iyi sonucu veren model dosyaları kaydedilmiştir. Üçüncü aşamada karşılaştırılan model sonuçlarına göre en yüksek sonucu veren model, mobil uygulama için uygun hale dönüştürülürken web uygulamasında herhangi bir dönüşüme ihtiyaç duymadan kullanılmıştır. Son aşamalarda ise mobil uygulama ve web uygulaması için arayüz tasarlanmıştır ve uygulamalar tarafından tohum tanımlanması sağlanmıştır. Ayrıca mobil uygulama ile tohumun morfolojik özellikleri ve kullanımı hakkında kullanıcıya detaylı bilgiler sunulmuştur. Bu beş aşama aşağıdaki bölümlerde detaylı olarak açıklanmıştır.



Şekil 3.1. Önerilen model.

3.2. VERİ SETİ

Bu çalışmada, veri setini oluşturmak için yaygın olarak bilinen 15 farklı tohum türü seçilmiştir ve yüksek çözünürlükte görüntüleri çekilerek veri seti oluşturulmuştur. Oluşturulan veri setinde anason, ayçiçeği, bakla, bezelye, biberiye, fasulye, haşhaş, ıspanak, kabak, karabiber, keten, mısır, nohut, rezene ve yonca bulunmaktadır. Şekil 3.2’de veri setine ait tohum görüntüleri gösterilmiştir.



Şekil 3.2. Seed15 veri setinden tohum görüntüleri.

Veri seti %80 eğitim verisi ve %20 test verisi olacak şekilde ayrılmıştır ve Çizelge 3.1’de gösterilmiştir. Veri setinde toplam 3000 tohum görüntüsü bulunmaktadır. Veri setindeki görüntüler, kullanılacak ön eğitilmiş CNN modellerinin görüntü giriş boyutlarına göre yeniden boyutlandırılıp (299x299 ve 224x224) uygun şekilde etiketlenmiştir.

Çizelge 3.1. Seed15 veri seti eğitim ve test sayıları.

	Seed15	
	Eğitim	Test
Toplam görüntü sayısı	2400	600
Sınıf başına görüntü sayısı	160	40

Tohum görüntüleri akıllı telefon kullanılarak 12 megapiksel çözünürlükte çekilmiştir.

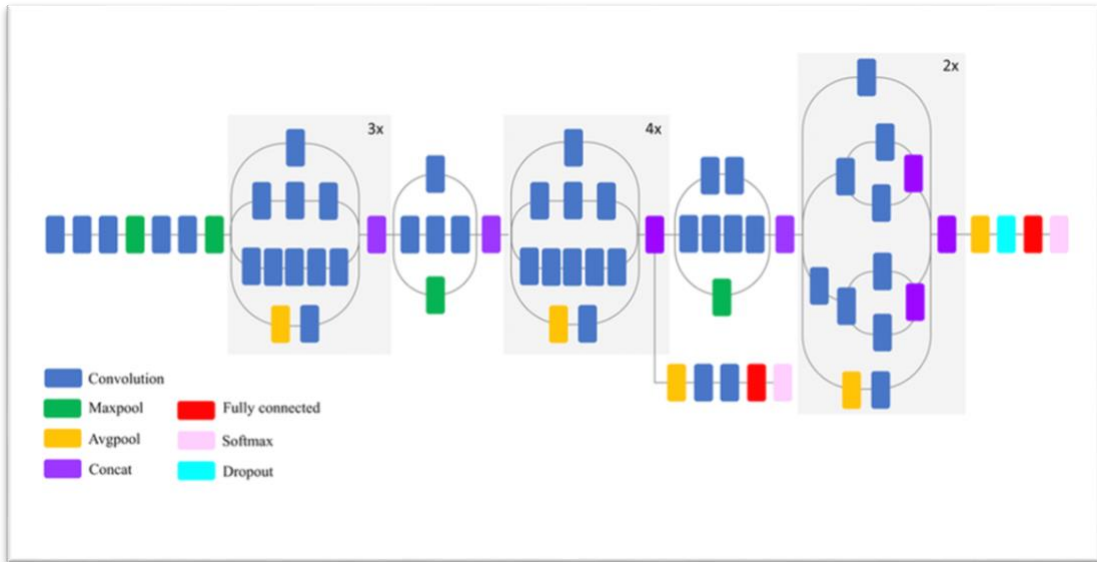
Sınıflandırmanın dengesiz olmaması için her tohum sınıfından 200 adet görüntü ile veri seti oluşturulmuştur.

3.3. EVRİŞİMLİ SİNİR AĞI

Bu bölümde, eğitimde kullanılan CNN mimarileri hakkında kısa bir açıklama yapılmıştır.

3.3.1. InceptionV3

InceptionV3, Google'daki bir ekip tarafından geliştirilmiştir ve aynı zamanda GoogleNet olarak da adlandırılmaktadır [24]. InceptionV3, InceptionV1 ve InceptionV2'nin geliştirilmiş versiyonudur [25]. Ağın görüntü giriş boyutu 299x299'dur. LeNet5 mimarisinden esinlenmesine rağmen, InceptionV3'de parametre sayısını azaltmak için başlangıç modülü olarak da bilinen yeni bir öge uygulanmıştır [26]. ILSVRC veri setinde tespit etme konusunda iyi sonuç vermiştir [27]. InceptionV3 modelinin şematik diyagramı Şekil 3.3'de gösterilmiştir [28].

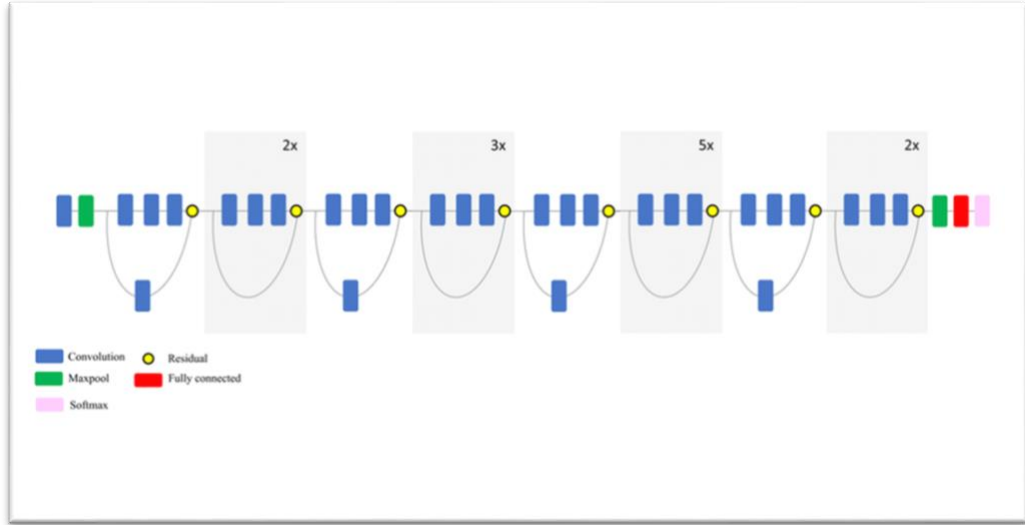


Şekil 3.3. InceptionV3 modelinin şematik diyagramı (sıkıştırılmış görünüm).

3.3.2. ResNet50

ResNet50, artık öğrenmeye dayanan artık modüllerden oluşan 50 katman derinliğine sahip evrişimli sinir ağıdır [29]. Ağın görüntü giriş boyutu 224x224'tür. Evrişim, havuzlama ve tam bağlı katmanlardan oluşan klasik CNN'lerin optimize edilmesi, çoğunlukla kaybolan gradyan problemine neden olmasından dolayı [30], derinliği fazla olan sinir ağlarının eğitimindeki zorluğu azaltmak amacıyla artık blok (residual block)

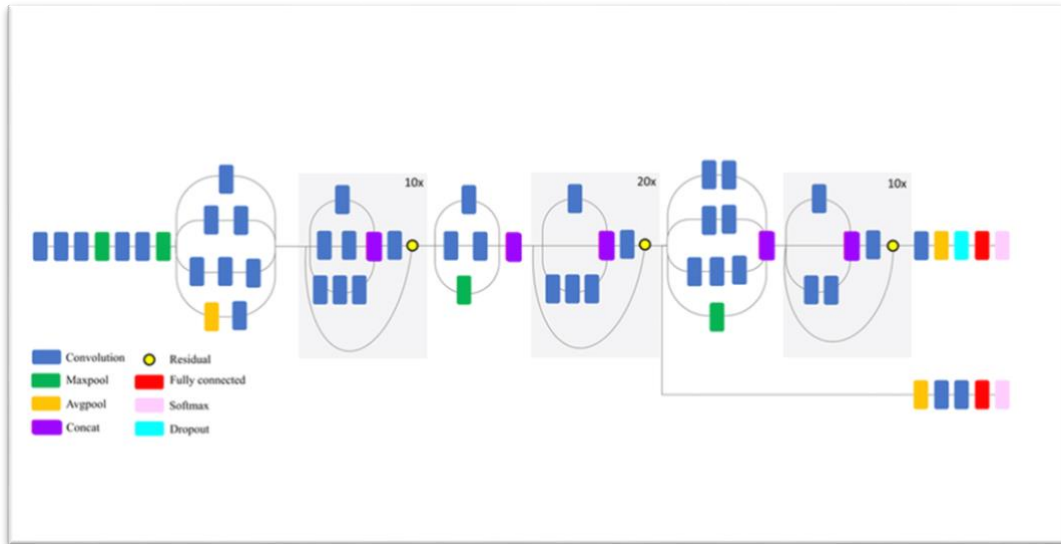
tanıtılmıştır. Daha sonra Google'daki bir ekip tarafından, GoogleNet modeli ResNet ile birleştirmiştir ve InceptionResNetV2 modelini oluşturmuştur [31]. ResNet modelinin şematik diyagramı Şekil 3.4'de gösterilmiştir [28].



Şekil 3.4. ResNet modelinin şematik diyagramı (sıkıştırılmış görünüm).

3.3.3. InceptionResNetV2

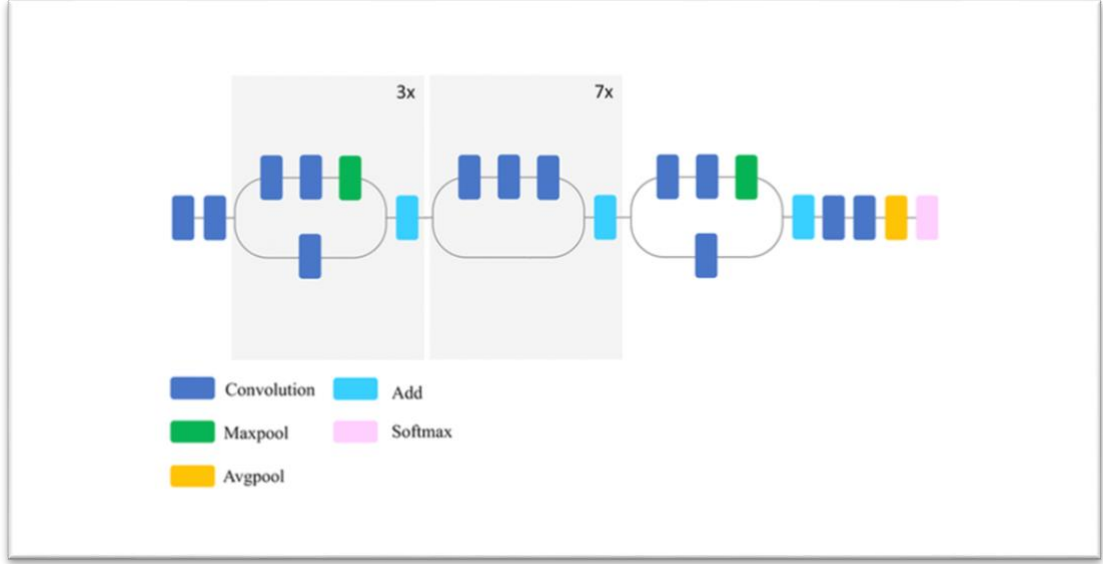
InceptionResNetV2, hibrit bir modeldir [25]. Artık öğrenme (residual learning) ve başlangıç bloğu (inception block) birleştirilmiştir [32]. Ağın görüntü giriş boyutu 299x299'dur. ILSVRC veri setinde görüntü sınıflandırma karşılaştırmasında iyi bir doğruluk sağlamıştır. InceptionResNetV2 modelinin şematik diyagramı Şekil 3.5'de gösterilmiştir [28].



Şekil 3.5. InceptionResNetV2 modelinin şematik diyagramı (sıkıştırılmış görünüm).

3.3.4. Xception

Xception, François Chollet tarafından yeni bir CNN modeli olarak geliştirilmiştir [33]. Ağın görüntü giriş boyutu 299x299'dur. Xception, uzamsal ve kanal korelasyonunu ayrıştırarak ağı hesaplama açısından verimli hale getirmek amacıyla derinlemesine ayrışabilir evrişim katmanı önermiştir [34]. Önerilen model, JFT veri setinde iyi sonuçlar göstermiştir [35]. Xception modelinin şematik diyagramı Şekil 3.6'da gösterilmiştir [28].



Şekil 3.6. Xception modelinin şematik diyagramı (sıkıştırılmış görünüm).

3.4. EĞİTİM

Keras içinde ön eğitilmiş birçok CNN modeli bulunmaktadır. Bu çalışmada ResNet50, InceptionV3, Xception, InceptionResNetV2 ön eğitilmiş modelleri seçilmiştir ve ardından modellerde düzenlemeler yapılarak eğitim işlemleri gerçekleştirilmiştir. Ayrıca kullanılan modellerin Seed15 veri setinde verdiği doğruluk oranları karşılaştırılmıştır.

Ön eğitilmiş modellere uygun modifikasyonlar ve ek katmanlar eklenerek eğitim işlemine başlanmıştır. ResNet50 modeli görüntü giriş boyutu olarak 224x224 aldığı için görüntüler 224x224 olarak, Inceptionv3, Xception, InceptionResNetV2 modelleri görüntü giriş boyutu olarak 299x299 aldığı için 299x299 olarak görüntüler yeniden boyutlandırılmıştır. Ortalama havuzlama katmanında, havuz boyutu ResNet50 modeli için 4x4 olarak, Inceptionv3, Xception, InceptionResNetV2 modelleri için 8x8 olarak ayarlanmıştır. Seyreltme katmanında, ezberlemeyi önlemek için %40 seyreltme uygulanmıştır. Düzleştirme katmanında, nöronlar Softmax aktivasyon fonksiyonu ile düzeltilmiştir.

Son olarak çıkışı 15 sınıfı temsil edecek bir sınıflandırma katmanı eklenmiştir.

Model eğitim sürecinde, aşırı uyumu önlemek için görüntü artırımı yapılmıştır. Görüntülere %20 rastgele yatay ve dikey olarak kaydırma, %20 büyütme ve görüntüleri rastgele olarak çevirme uygulanmıştır.

Aktivasyon fonksiyonları çok katmanlı yapay sinir ağlarında dönüşüm işlemleri için kullanılmaktadır [36]. Gizli katmanların çıktısı bazı aktivasyon fonksiyonları ile normalize edilmektedir. Bu çalışmada, çok sayıda tohum çeşidinin sınıflandırmasında [0,1] arası çıktı üreten Softmax fonksiyonu çoklu sınıflandırma yapmak için tercih edilmiştir. Denklem (3.1), Softmax aktivasyon fonksiyonunun matematiksel ifadesini göstermektedir [37].

$$f(e_j) = \frac{e^{x_j}}{\sum_i e^{x_i}} \quad (3.1)$$

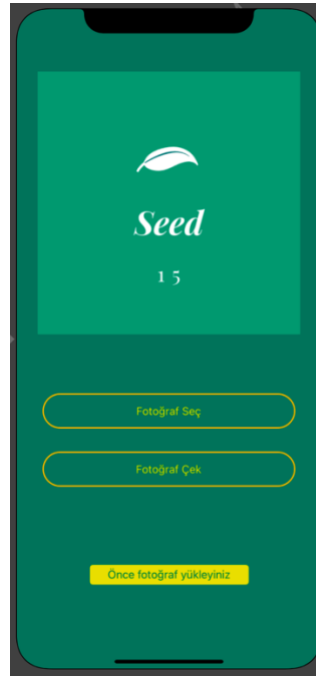
Derin öğrenme uygulamalarında kullanılan birçok optimizasyon algoritması bulunmaktadır [36]. Bu çalışmada, stokastik gradyan iniş (SGD) optimizasyon algoritması kullanılmıştır ve öğrenme oranı parametresi %1 olarak, salınımı azaltan ve SGD'yi ilgili yöne hızlandıran momentum parametresi ise %90 olarak seçilmiştir. Ayrıca, modelin aşırı sıçrama yapmamasını ve global optimumları kaçırmaması için öğrenme oranı parametresi zamanla azalacak şekilde ayarlanmıştır. Öğrenme oranı ilk beş döngü sayısında 0.01 olarak, beş ile on döngü sayısında 0.002 olarak, on ile on beş döngü sayısında ise 0.0004 olarak güncellenmiştir.

3.5. MOBİL ORTAMA AKTARILMASI

Eğitim süreci tamamlandıktan sonra ResNet50, InceptionV3, Xception ve InceptionResNetV2 ile yapılan modellerde en iyi sonuçları veren modeller dönüştürülmüştür. Mobil uygulamada kullanılabilecek modeli (model.mlmodel) elde etmek için Python kütüphanesi coremltools kullanılmıştır. Bu sayede, Keras ile eğitilen model (model.hdf5) Apple'ın makine öğrenmesi kütüphanesi olan CoreML formuna dönüştürülmüştür.

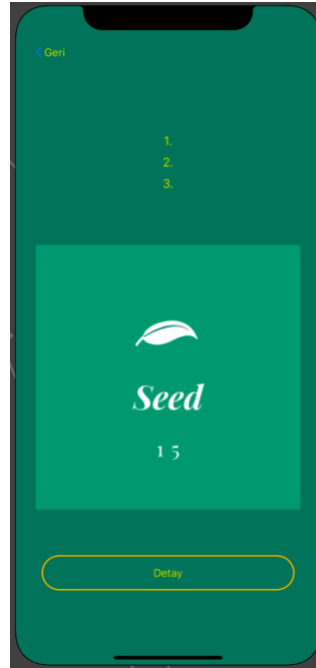
Dönüştürülen modeli, mobil uygulamada kullanmak için uygun bir arayüz tasarlanmıştır. İlk aşamada, girdi olarak bir görüntünün içe aktarılması veya çekilen bir görüntünün kullanılmasını sağlayacak fonksiyon eklenmiştir. Şekil 3.7'de mobil uygulamanın ilk

sayfasının tasarımı gösterilmiştir.



Şekil 3.7. Mobil uygulama ilk sayfa tasarımı.

İkinci aşamada, girdi olarak alınan görüntü dönüştürülmüş olan modele gönderilmiştir. Modelden gelen en yüksek ilk üç çıktı alınarak kullanıcıya yüzdesel olarak tahmin gösterilmiştir. Şekil 3.8’de mobil uygulamanın ikinci sayfasının tasarımı gösterilmiştir.



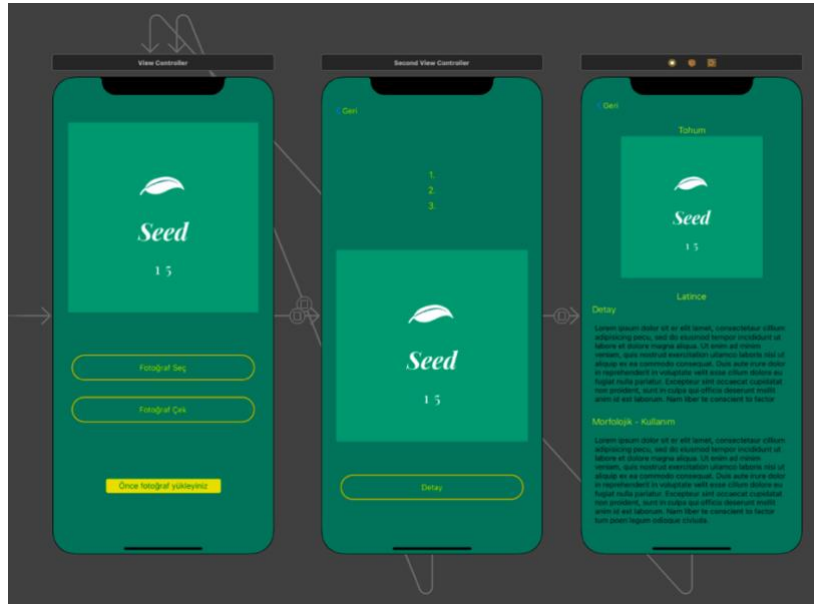
Şekil 3.8. Mobil uygulama ikinci sayfa tasarımı.

Üçüncü aşamada, tüm tohumların bilgilerini içeren javascript nesne gösterimi (JSON) dosyası oluşturulmuştur ve en yüksek sonuç için tohum hakkında detaylı bilgi veren bir sayfa tasarlanmıştır. Bu sayede, kullanıcıya tohumun morfolojik özellikleri ve kullanımı hakkında detaylı bilgiler verilmesi amaçlanmıştır. Şekil 3.9’de mobil uygulamanın üçüncü sayfasının tasarımı gösterilmiştir.



Şekil 3.9. Mobil uygulama üçüncü sayfa tasarımı.

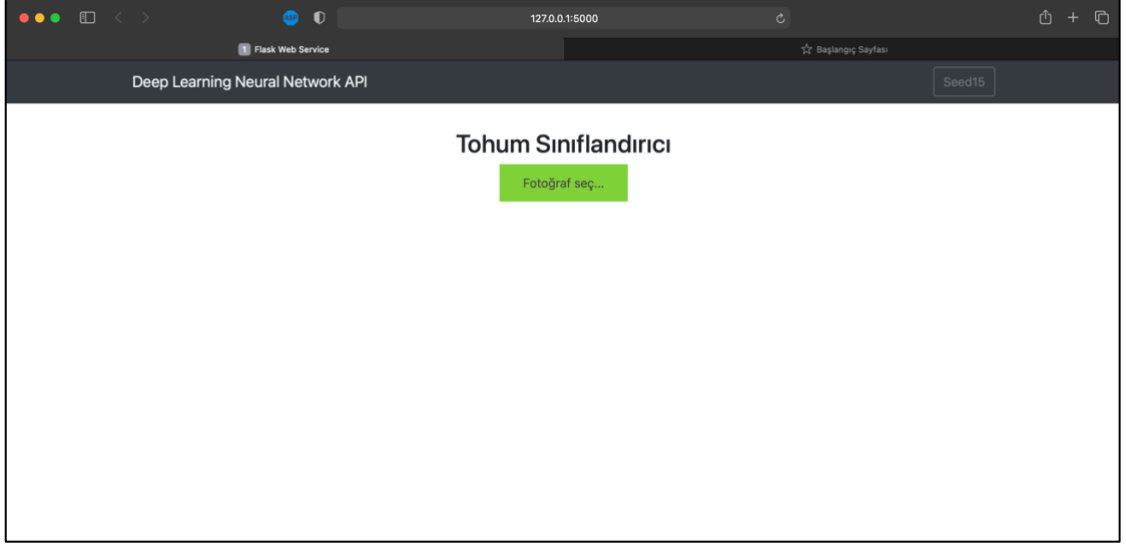
Mobil uygulama arayüzü için tasarlanan sayfalar Şekil 3.10’da gösterilmiştir.



Şekil 3.10. Mobil uygulama arayüzü.

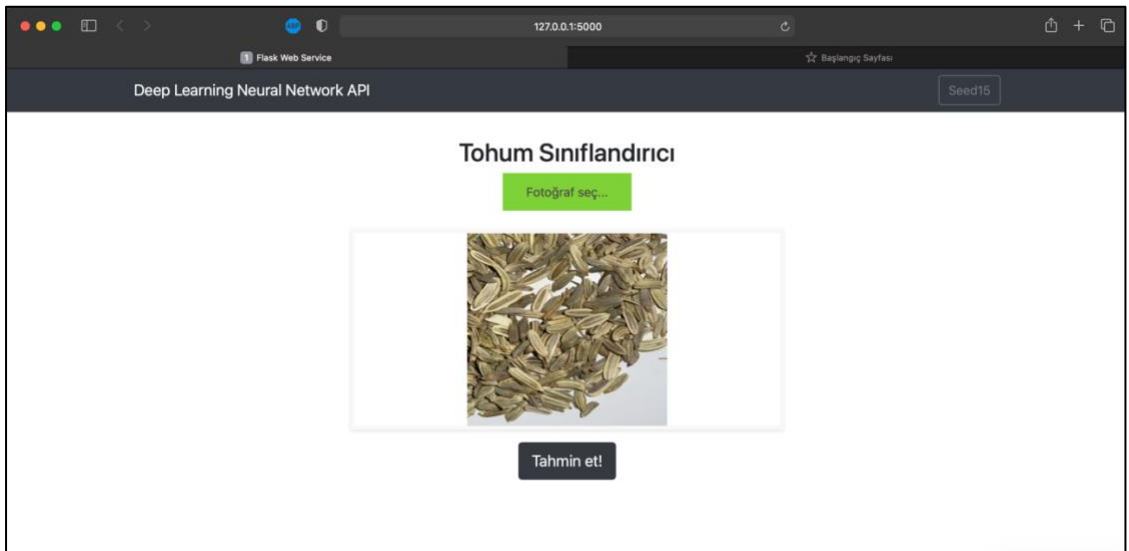
3.6. WEB ORTAMINA AKTARILMASI

Eğitim süreci tamamlandıktan sonra ResNet50, InceptionV3, Xception ve InceptionResNetV2 ile yapılan modellerde en yüksek sonucu veren model seçilmiştir. Seçilen modeli kullanmak için Python ile yazılmış bir mikro web çerçevesi olan Flask kullanılarak API oluşturulmuştur. Oluşturulan Web API Şekil 3.11’de gösterilmektedir.



Şekil 3.11. Web API.

Kullanıcı API aracılığıyla herhangi bir tohum görüntüsünü yükleyerek önceden eğitilmiş olan modele (model.hdf5) yüklenen tohum görüntüsünün türünü tespit etmek için göndermektedir. Web API görüntünün yüklenmesi Şekil 3.12’de gösterilmiştir.



Şekil 3.12. Web API görüntünün yüklenmesi.

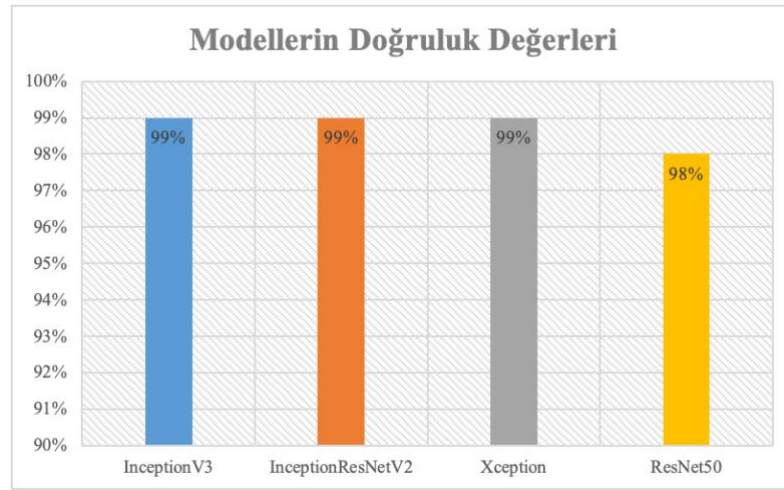
Yüklenen görüntü ile model arasındaki bağlantıyı sağlayacak bir tahmin et butonu eklenmiştir. Bu sayede yüklenen görüntü modele gönderilmesi ve gelen en yüksek sonucun kullanıcıya gösterilmesi amaçlanmıştır.



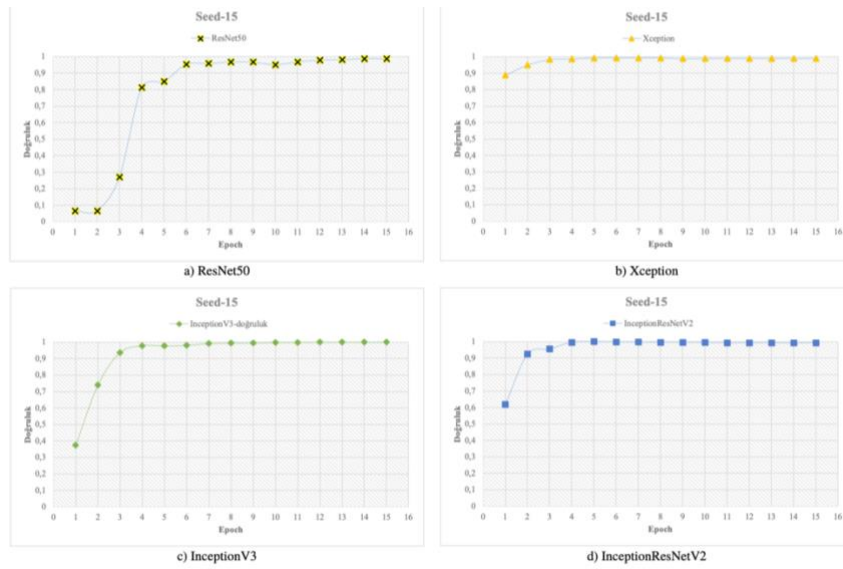
4. BULGULAR VE TARTIŞMA

4.1. MODEL PERFORMANSLARININ KARŞILAŞTIRILMASI

Çalışmada, modellerden elde edilen doğruluk değerleri karşılaştırılmıştır. Seed15 veri seti üzerinde InceptionV3, Xception ve InceptionResNetV2 mimarileri %99 doğruluk elde ederken, ResNet50 mimarisi ile %98 doğruluk elde edilmiştir. Şekil 4.1’de modellerin doğruluk değerleri karşılaştırılmıştır. Eğitilen modellerin on beş iterasyon sayısında doğruluk değerleri Şekil 4.2’de gösterilmiştir.

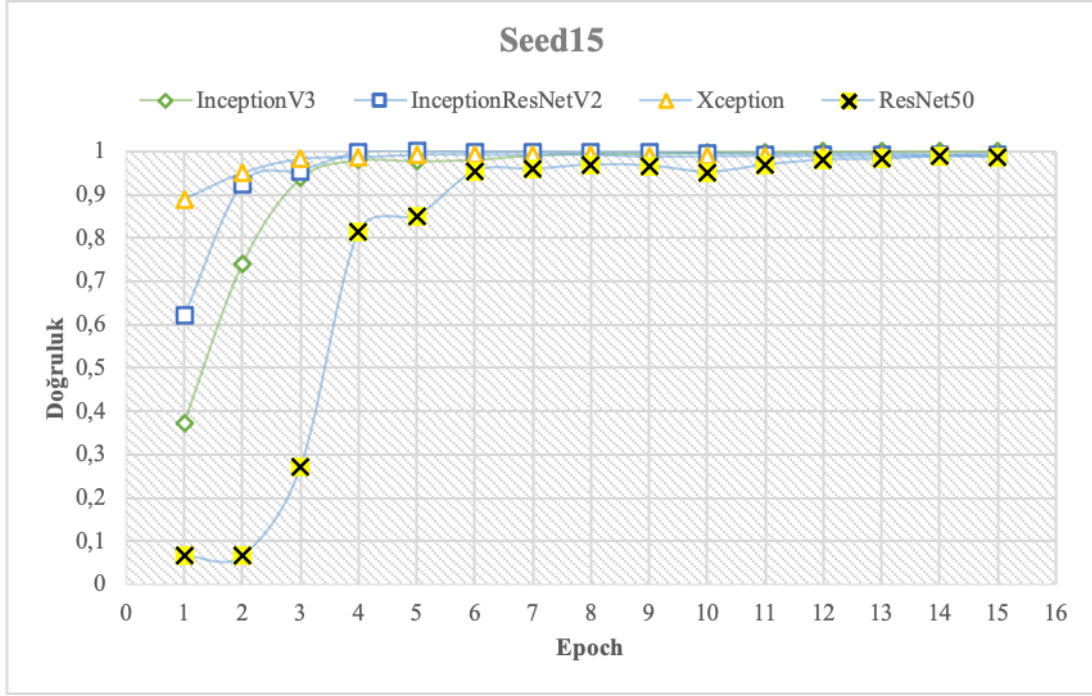


Şekil 4.1. Modellerin doğruluk değerleri.



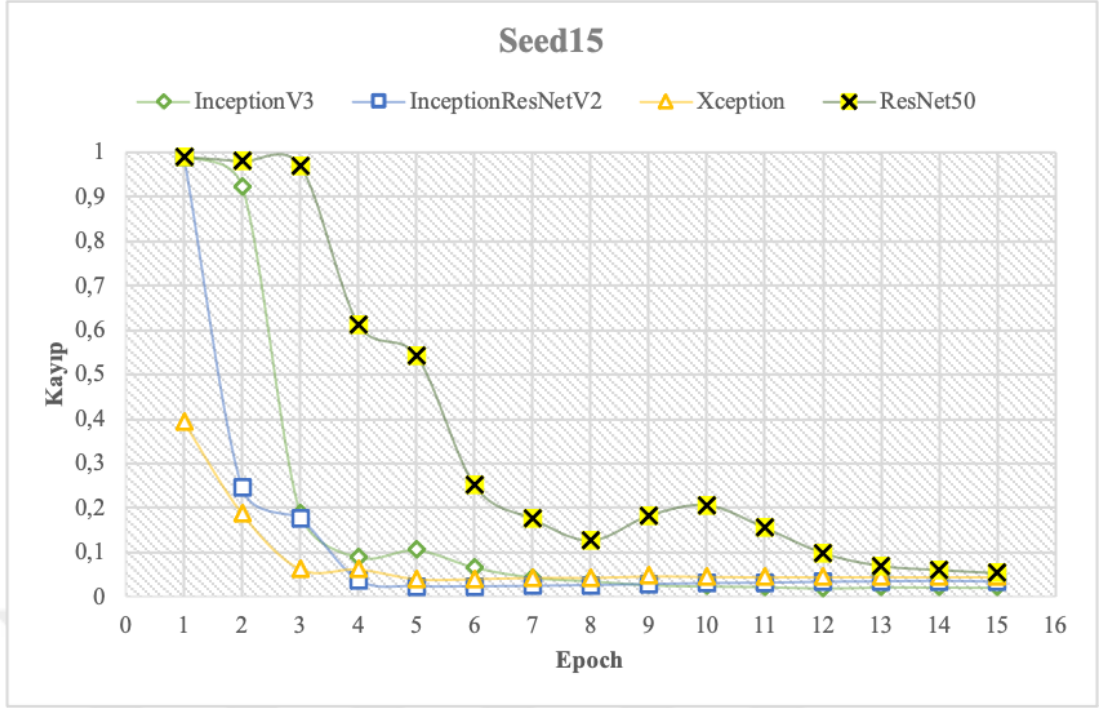
Şekil 4.2. Eğitilen modellerin doğruluk artışları.

Seed15 veri seti üzerinde eğitim işlemi sırasında iterasyon (epoch) sayısının aynı olduğu durumda ResNet50, InceptionV3, Xception ve InceptionResNetV2 modellerin doğruluk değerlerinin artışı gözlemlenmiştir ve Şekil 4.3’de gösterilmiştir. Xception modelinin %88 doğrulukla, InceptionResNetV2 modelinin %61 doğrulukla, InceptionV3 modelinin %37 doğrulukla, ResNet50 modelinin %1’e yakın bir doğrulukla başladığı ve yedinci iterasyon sonra doğrulukta çok fazla artış olmadığı görülmüştür.



Şekil 4.3. Modellerin doğruluk değerleri.

Seed15 veri seti üzerinde eğitim işlemi sırasında iterasyon sayısının aynı olduğu durumda ResNet50, Inceptionv3, Xception ve InceptionResNetV2 modellerin kayıp değerlerinin azalışları da gözlemlenmiştir ve Şekil 4.4’de gösterilmiştir. Xception modelinin %39 kayıp değeriyle, InceptionResNetV2, InceptionV3 ve ResNet50 modellerinin %100’e yakın bir kayıp değeriyle başladığı ve on ikinci iterasyondan sonra kayıp değerinde çok fazla azalış olmadığı görülmüştür. Ayrıca, on beşinci iterasyondan sonra doğruluk değerlerinin maksimum seviyeye yaklaşması ve kayıp değerlerinin minimum seviyeye yaklaşmasından dolayı iterasyon devam ettirilmemiştir.



Şekil 4.4. Modellerin kayıp değerleri.

Sınıflandırma modellerin performanslarını değerlendirmek için tahminlerin ve gerçek değerlerin karşılaştırıldığı hata matrisleri çıkarılmıştır. Sınıflandırma tahminleri gerçek pozitif (TP), gerçek negatif (TN), yanlış pozitif (FP), yanlış negatif (FN) olmak üzere dört değerlendirmeden birine sahiptir [38]. TP gerçek değeri ve tahmin değerinin doğru olduğu örnekler, TN gerçek değeri yanlış ve tahminin de yanlış olduğu örnekler, FP gerçek değeri yanlış ve tahmin değerinin doğru olduğu örnekler, FN ise gerçek değerinin doğru ve tahmin değerinin yanlış olduğu örneklerdir. ResNet50, Xception, Inceptionv3 ve InceptionResNetV2 modellerinin hata matrisleri ayrı ayrı çıkarılmıştır.

ResNet50 modelinin hata matrisi Şekil 4.5’de gösterilmiştir. Matris sonuçlarına göre model sadece anason, bakla, fasulye ve keten tohumlarında yanlış tahmin yaptığı görülmüştür. Gerçekte anason olan tohumlara %97 doğru tahminle anason ve %3 yanlış tahmin yaparak rezene olarak tespit etmiştir. Gerçekte bakla olan tohumlara %95 doğru tahminle bakla ve %5 yanlış tahmin yaparak bezelye olarak tespit etmiştir. Gerçekte fasulye olan tohumlara %97 doğru tahminle bakla ve %3 yanlış tahmin yaparak nohut olarak tespit etmiştir. Gerçekte keten olan tohumlara %95 doğru tahminle keten ve %5 yanlış tahmin yaparak anason olarak tespit etmiştir. Diğer tohum sınıflarında ise %100 doğru tahmin yapmıştır.

		Tahmin														
		(a)	(b)	(c)	(d)	(e)	(f)	(g)	(h)	(i)	(j)	(k)	(l)	(m)	(n)	(o)
Gerçek	Anason (a)	0.97	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.00
	Ayçiçeği (b)	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Bakla (c)	0.00	0.00	0.95	0.05	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Bezelye (d)	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Biberiye (e)	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Fasulye (f)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.97	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.00	0.00
	Haşhaş (g)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Ispanak (h)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Kabak (i)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Karabiber (j)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Keten (k)	0.05	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.95	0.00	0.00	0.00	0.00
	Mısır (l)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00
	Nohut (m)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00
	Rezene (n)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00
	Yonca (o)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00

Şekil 4.5. ResNet50 hata matrisi.

Xception modelinin hata matrisi Şekil 4.6’de gösterilmiştir. Matris sonuçlarına göre model sadece anason, bezelye ve keten tohumlarında yanlış tahmin yaptığı görülmüştür. Gerçekte anason olan tohumlara %95 doğru tahminle anason ve %5 yanlış tahmin yaparak rezene olarak tespit etmiştir. Gerçekte bezelye olan tohumlara %97 doğru tahminle bezelye ve %3 yanlış tahmin yaparak bakla olarak tespit etmiştir. Gerçekte keten olan tohumlara %97 doğru tahminle keten ve %3 yanlış tahmin yaparak anason olarak tespit etmiştir. Diğer tohum sınıflarında ise %100 doğru tahmin yapmıştır.

		Tahmin														
		(a)	(b)	(c)	(d)	(e)	(f)	(g)	(h)	(i)	(j)	(k)	(l)	(m)	(n)	(o)
Gerçek	Anason (a)	0.95	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.05	0.00
	Ayçiçeği (b)	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Bakla (c)	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Bezelye (d)	0.00	0.00	0.03	0.97	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Biberiye (e)	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Fasulye (f)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Haşhaş (g)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Ispanak (h)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Kabak (i)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Karabiber (j)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Keten (k)	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.97	0.00	0.00	0.00	0.00
	Mısır (l)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00
	Nohut (m)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00
	Rezene (n)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00
	Yonca (o)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00

Şekil 4.6. Xception hata matrisi.

InceptionV3 modelinin hata matrisi Şekil 4.7’de gösterilmiştir. Matris sonuçlarına göre model sadece anason, bakla, bezelye ve keten tohumlarında yanlış tahmin yaptığı görülmüştür. Gerçekte anason olan tohumlara %97 doğru tahminle anason ve %3 yanlış tahmin yaparak rezene olarak tespit etmiştir. Gerçekte bakla olan tohumlara %97 doğru tahminle bakla ve %3 yanlış tahmin yaparak bezelye olarak tespit etmiştir. Gerçekte bezelye olan tohumlara %97 doğru tahminle bezelye ve %3 yanlış tahmin yaparak nohut olarak tespit etmiştir. Gerçekte keten olan tohumlara %93 doğru tahminle keten ve %7

yanlış tahmin yaparak yonca olarak tespit etmiştir. Diğer tohum sınıflarında ise %100 doğru tahmin yapmıştır.

		Tahmin														
		(a)	(b)	(c)	(d)	(e)	(f)	(g)	(h)	(i)	(j)	(k)	(l)	(m)	(n)	(o)
Gerçek	Anason (a)	0.97	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.00
	Ayçiçeği (b)	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Bakla (c)	0.00	0.00	0.97	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Bezelye (d)	0.00	0.00	0.00	0.97	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.00	0.00
	Biberiye (e)	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Fasulye (f)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Haşhaş (g)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Ispanak (h)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Kabak (i)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Karabiber (j)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Keten (k)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.93	0.00	0.00	0.00	0.07
	Mısır (l)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00
	Nohut (m)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00
	Rezene (n)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00
	Yonca (o)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00

Şekil 4.7. InceptionV3 hata matrisi.

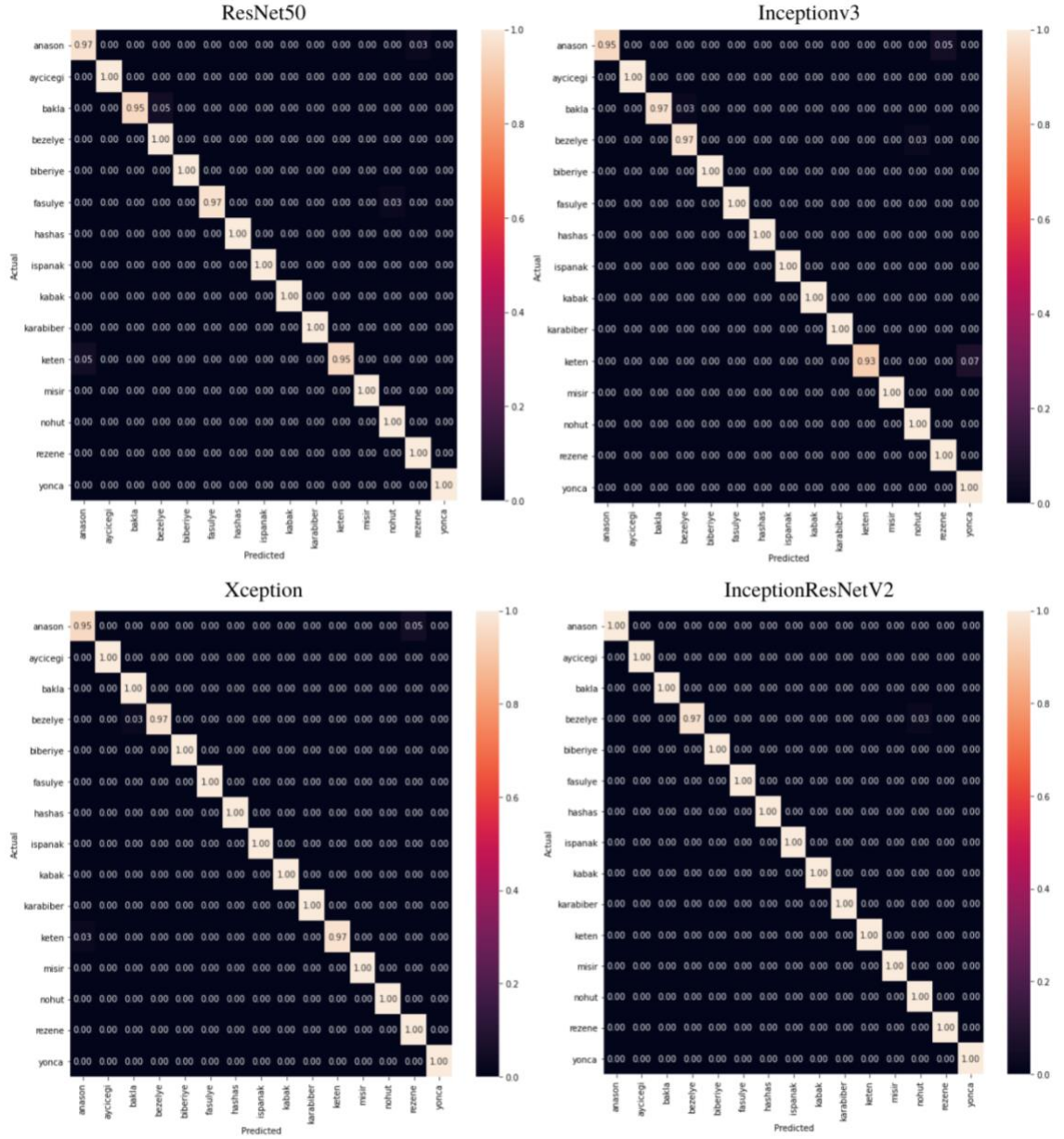
InceptionResNetV2 modelinin hata matrisi Şekil 4.8’de gösterilmiştir. Matris sonuçlarına göre model sadece bezelye tohumunda yanlış tahmin yaptığı görülmüştür. Gerçekte bezelye olan tohumlara %97 doğru tahminle bezelye ve %3 yanlış tahmin yaparak nohut olarak tespit etmiştir. Diğer tohum sınıflarında ise %100 doğru tahmin yapmıştır.

		Tahmin														
		(a)	(b)	(c)	(d)	(e)	(f)	(g)	(h)	(i)	(j)	(k)	(l)	(m)	(n)	(o)
Gerçek	Anason (a)	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Ayçiçeği (b)	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Bakla (c)	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Bezelye (d)	0.00	0.00	0.00	0.97	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.00	0.00
	Biberiye (e)	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Fasulye (f)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Haşhaş (g)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Ispanak (h)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Kabak (i)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Karabiber (j)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Keten (k)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Mısır (l)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00
	Nohut (m)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00
	Rezene (n)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00
	Yonca (o)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00

Şekil 4.8. InceptionResNetV2 hata matrisi.

ResNet50, Xception, InceptionV3 ve InceptionResNetV2 modellerinin hata matrisi karşılaştırması Şekil 4.9’de gösterilmiştir. ResNet50 modeli anason, bakla, fasulye ve keten tohumlarında olmak üzere 4 farklı sınıfta, Xception modeli anason, bezelye ve keten tohumlarında olmak üzere 3 farklı sınıfta, InceptionV3 modeli anason, bakla, bezelye ve keten tohumlarında olmak üzere 4 farklı sınıfta, InceptionResNetV2 modeli sadece bezelye tohumunda olmak üzere tek sınıfta yanlış tahmin yaptığı görülmüştür. Sonuçlara göre, InceptionResNetV2 modelinin ResNet50, Xception, InceptionV3

modellerine göre daha iyi tahmin sonuçları verdiği görülmektedir.



Şekil 4.9. Modellerin hata matris karşılaştırması.

Çalışmada, önerilen modellerin performansını kontrol etmek için doğruluk oranı, kesinlik (precision), duyarlılık (recall), F1-skoru (F1-score) ve destek (support) metrikleri çıkarılmıştır. Destek, modelin eğitim sırasında gerçekleştirilen her sınıfın örnek sayısını göstermektedir [2]. Doğruluk (4.1), modelde doğru tahmin edilen örneklerin toplam veri setine oranını göstermektedir [39].

$$Doğruluk = \frac{(TP + TN)}{(TP + FP + TN + FN)} \quad (4.1)$$

Kesinlik (4.2), modelde pozitif olarak tahmin edilen değerlerin gerçekten kaç tanesinin pozitif olduğunu göstermektedir [39].

$$Kesinlik = \frac{(TP)}{(TP + FP)} \quad (4.2)$$

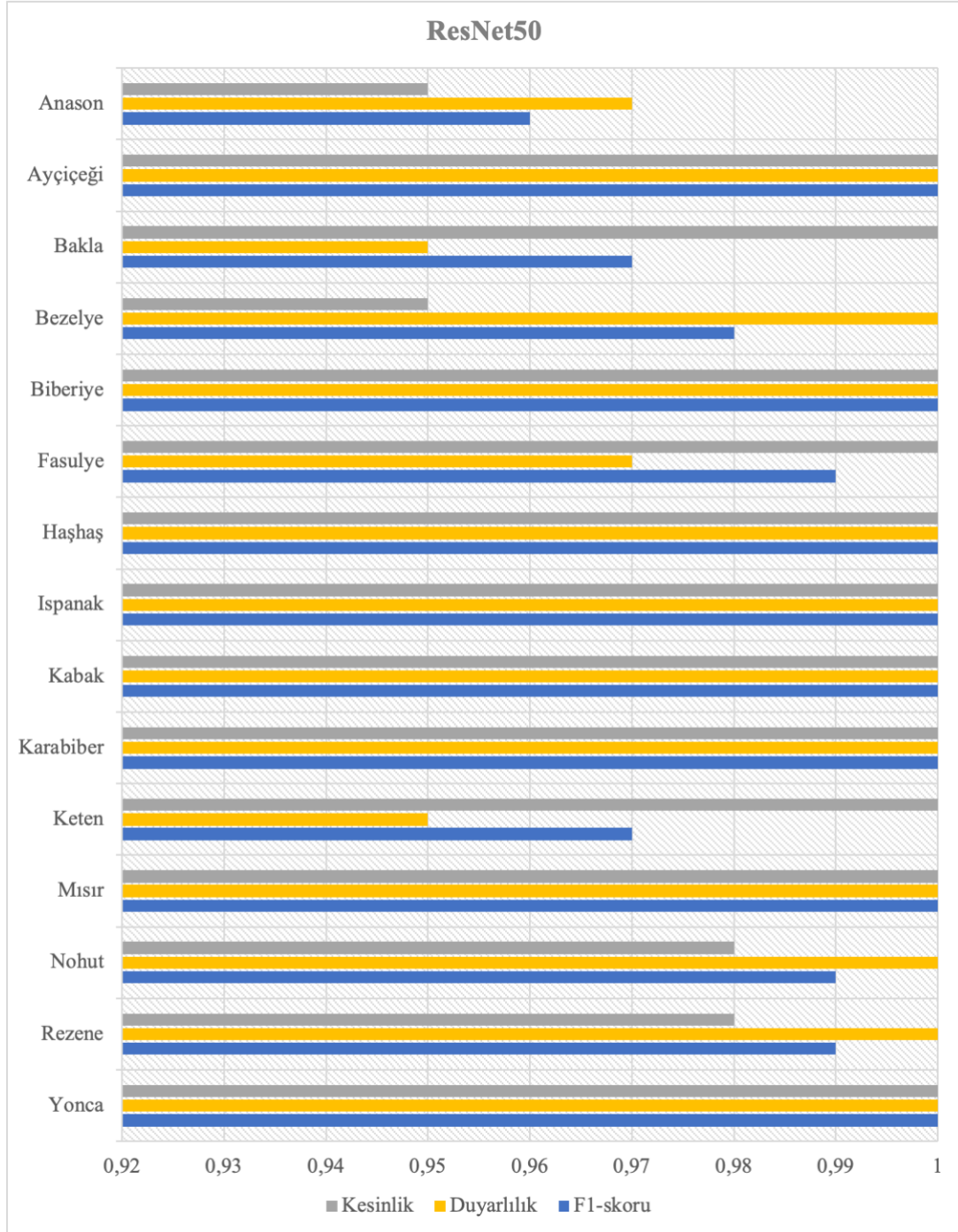
Duyarlılık (4.3), modelde pozitif olarak tahmin edilmesi gereken örneklerin ne kadarını pozitif olarak tahmin ettiğimizi göstermektedir [39].

$$Duyarlılık = \frac{(TP)}{(TP + FN)} \quad (4.3)$$

F1-skoru (4.4), modelin kesinlik ve duyarlılık değerlerinin harmonik ortalamasını göstermektedir [40].

$$F1 - skoru = 2 * \frac{Kesinlik * Duyarlılık}{Kesinlik + Duyarlılık} \quad (4.4)$$

ResNet50 modelinin kesinlik, duyarlılık ve F1-skoru değerleri Şekil 4.10'da gösterilmiştir. ResNet50 model sonuçlarına göre, kesinlik açısından anason ve bezelye tohumlarında %95, nohut ve rezene tohumlarında %98 kesinlik elde edilirken diğer tohumlarda %100 kesinlik elde edilmiştir. Duyarlılık açısından bakla ve keten tohumlarında %95, anason ve fasulye tohumlarında %97 duyarlılık elde edilirken diğer tohumlarda %100 duyarlılık elde edilmiştir. F1-skoru açısından anason tohumunda %96, bakla ve keten tohumlarında %97, bezelye tohumunda %98, fasulye, nohut ve rezene tohumlarında %99 F1-skoru elde edilirken diğer tohumlarda %100 F1-skoru elde edilmiştir.



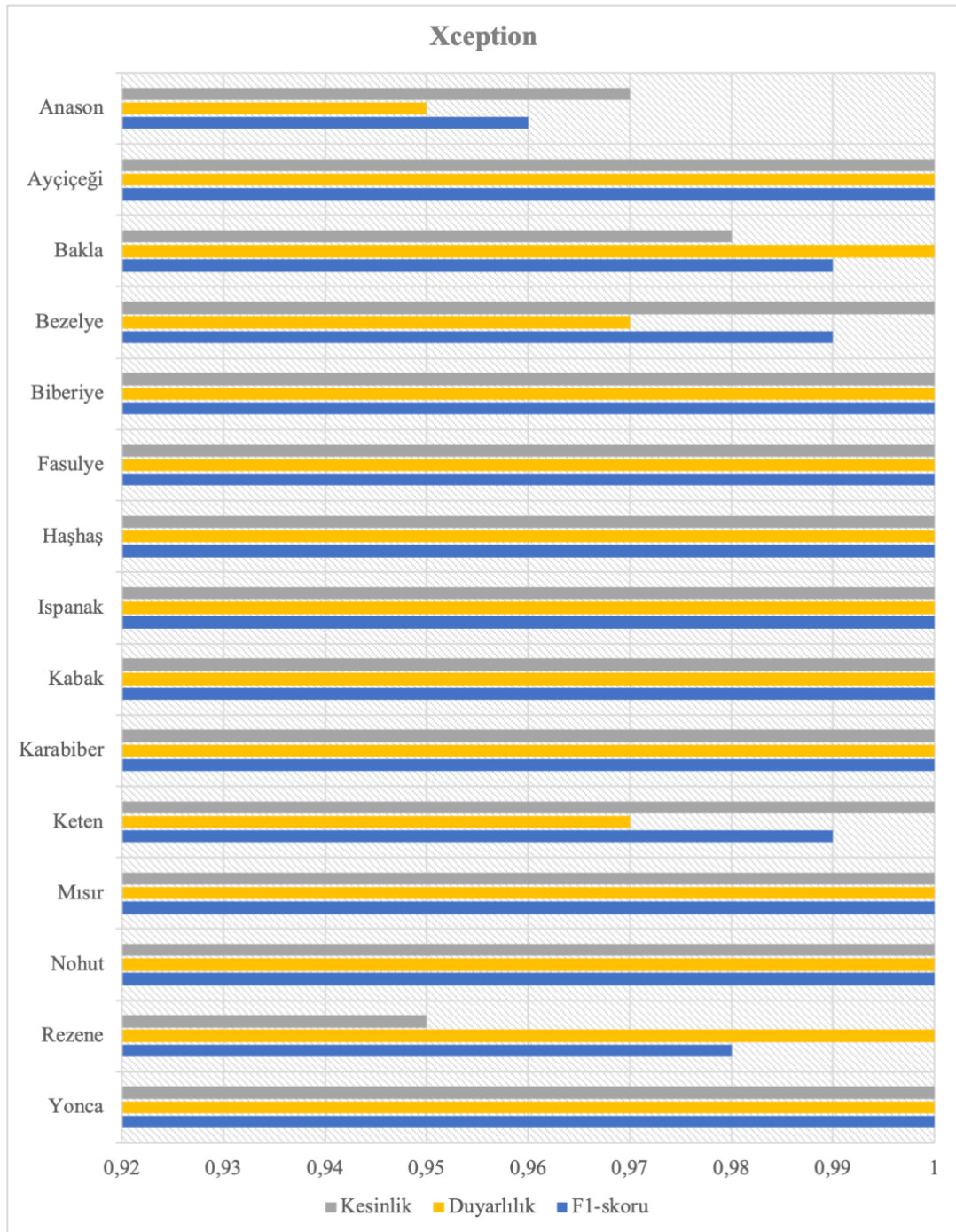
Şekil 4.10. ResNet50 kesinlik, duyarlılık ve F1-skoru değerleri.

ResNet50 modelinin Çizelge (4.1)'de doğruluk, makro ortalama, ağırlıklı ortalama, kesinlik, duyarlılık, F1-skoru ve destek değerleri gösterilmiştir.

Çizelge 4.1. ResNet50 sınıflandırma raporu.

Tohum	Kesinlik	Duyarlılık	F1-skoru	Destek
Anason	0.95	0.97	0.96	40
Ayçiçeği	1	1	1	40
Bakla	1	0.95	0.97	40
Bezelye	0.95	1	0.98	40
Biberiye	1	1	1	40
Fasulye	1	0.97	0.99	40
Haşhaş	1	1	1	40
Ispanak	1	1	1	40
Kabak	1	1	1	40
Karabiber	1	1	1	40
Keten	1	0.95	0.97	40
Mısır	1	1	1	40
Nohut	0.98	1	0.99	40
Rezene	0.98	1	0.99	40
Yonca	1	1	1	40
Doğruluk			0.98	600
Makro ortalama	0.98	0.98	0.98	600
Ağırlıklı ortalama	0.98	0.98	0.98	600

Xception modelinin kesinlik, duyarlılık ve F1-skoru değerleri Şekil 4.11’da gösterilmiştir. Xception model sonuçlarına göre, kesinlik açısından rezene tohumunda %95, anason tohumunda %97, bakla tohumunda %98 kesinlik elde edilirken diğer tohumlarda %100 kesinlik elde edilmiştir. Duyarlılık açısından anason tohumunda %95, bezelye ve keten tohumlarında %97 duyarlılık elde edilirken diğer tohumlarda %100 duyarlılık elde edilmiştir. F1-skoru açısından anason tohumunda %96, rezene tohumunda %98, bakla, bezelye ve keten tohumlarında %97 F1-skoru elde edilirken diğer tohumlarda %100 F1-skoru elde edilmiştir.



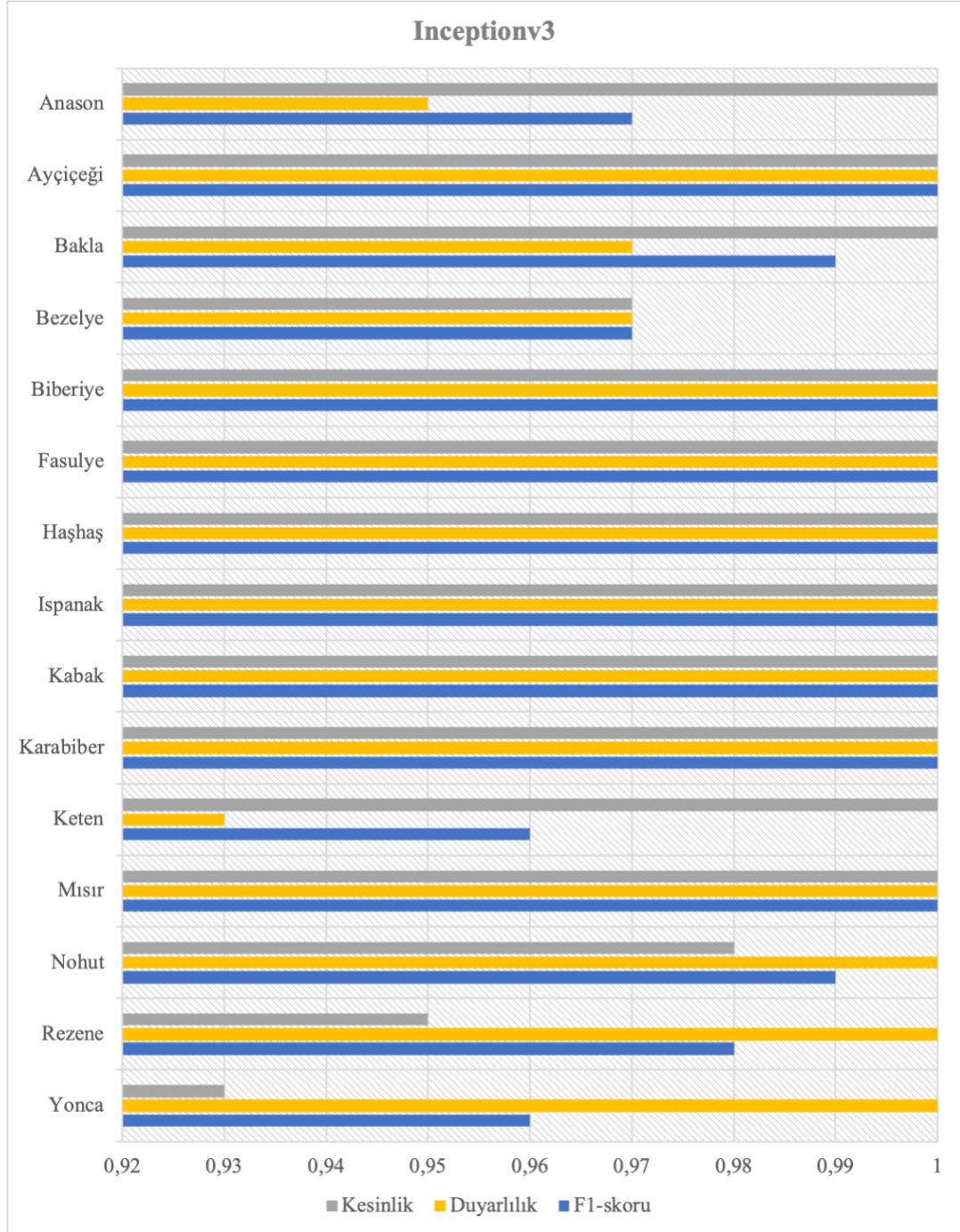
Şekil 4.11. Xception kesinlik, duyarlılık ve F1-skoru değerleri.

Xception modelinin Çizelge (4.2)'de doğruluk, makro ortalama, ağırlıklı ortalama, kesinlik, duyarlılık, F1-skoru ve destek değerleri gösterilmiştir.

Çizelge 4.2. Xception sınıflandırma raporu.

Tohum	Kesinlik	Duyarlılık	F1-skoru	Destek
Anason	0.97	0.95	0.96	40
Ayçiçeği	1	1	1	40
Bakla	0.98	1	0.99	40
Bezelye	1	0.97	0.99	40
Biberiye	1	1	1	40
Fasulye	1	1	1	40
Haşhaş	1	1	1	40
Ispanak	1	1	1	40
Kabak	1	1	1	40
Karabiber	1	1	1	40
Keten	1	0.97	0.99	40
Mısır	1	1	1	40
Nohut	1	1	1	40
Rezene	0.95	1	0.98	40
Yonca	1	1	1	40
Doğruluk			0.99	600
Makro ortalama	0.99	0.99	0.99	600
Ağırlıklı ortalama	0.99	0.99	0.99	600

InceptionV3 modelinin kesinlik, duyarlılık ve F1-skoru değerleri Şekil 4.12’de gösterilmiştir. InceptionV3 model sonuçlarına göre, kesinlik açısından yonca tohumunda %93, rezene tohumunda %95, bezelye tohumunda %97, nohut tohumunda %98 kesinlik elde edilirken diğer tohumlarda %100 kesinlik elde edilmiştir. Duyarlılık açısından keten tohumunda %93, anason tohumunda %95, bakla ve bezelye tohumlarında %97 duyarlılık elde edilirken diğer tohumlarda %100 duyarlılık elde edilmiştir. F1-skoru açısından keten ve yonca tohumlarında %96, anason ve bezelye tohumlarında %97, rezene tohumunda %98, bakla ve nohut tohumlarında %99 F1-skoru elde edilirken diğer tohumlarda %100 F1-skoru elde edilmiştir.



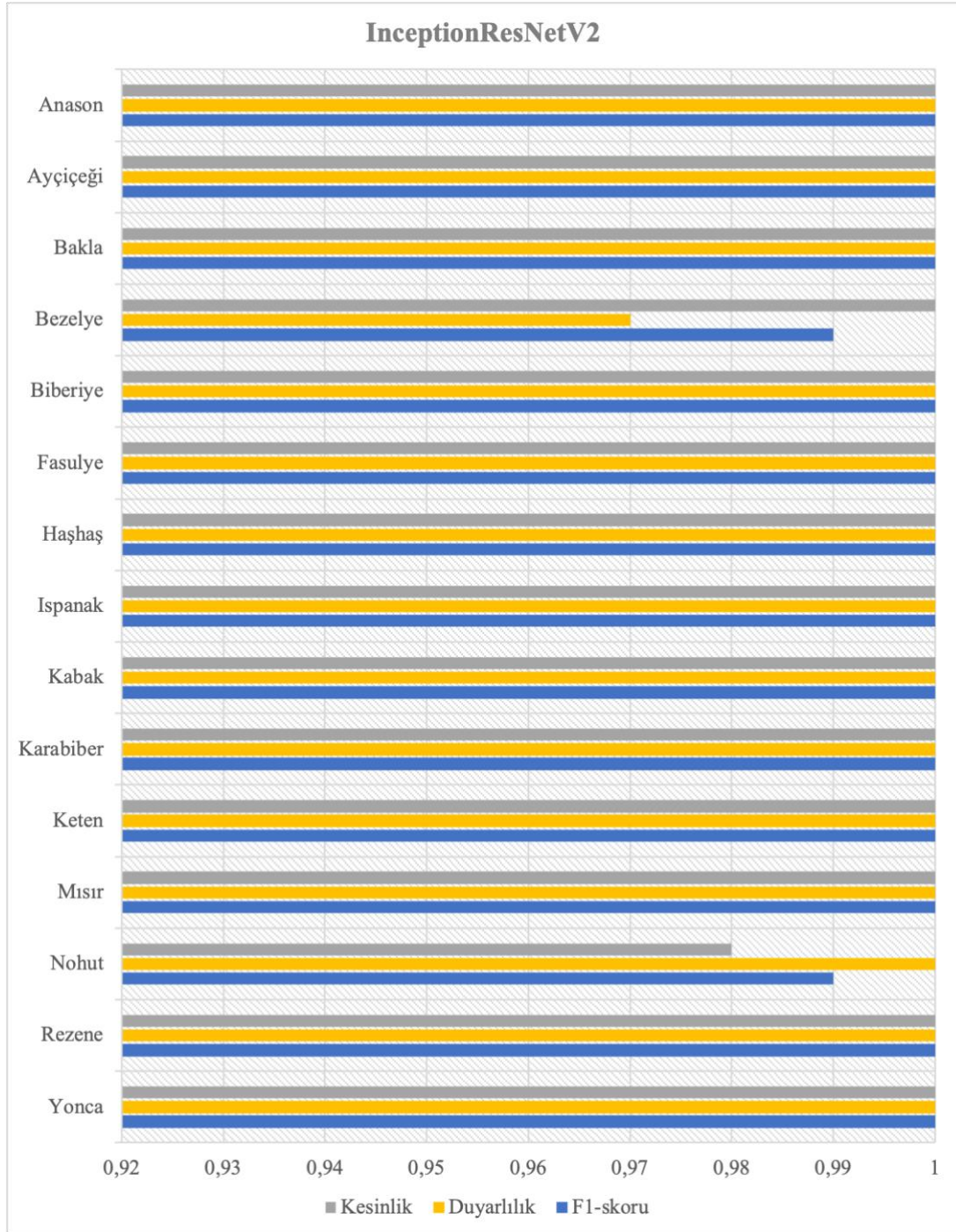
Şekil 4.12. InceptionV3 kesinlik, duyarlılık ve F1-skoru değerleri.

InceptionV3 modelinin Çizelge (4.3)'de doğruluk, makro ortalama, ağırlıklı ortalama, kesinlik, duyarlılık, F1-skoru ve destek değerleri gösterilmiştir.

Çizelge 4.3. InceptionV3 sınıflandırma raporu.

Tohum	Kesinlik	Duyarlılık	F1-skoru	Destek
Anason	1	0.95	0.97	40
Ayçiçeği	1	1	1	40
Bakla	1	0.97	0.99	40
Bezelye	0.97	0.97	0.97	40
Biberiye	1	1	1	40
Fasulye	1	1	1	40
Haşhaş	1	1	1	40
Ispanak	1	1	1	40
Kabak	1	1	1	40
Karabiber	1	1	1	40
Keten	1	0.93	0.96	40
Mısır	1	1	1	40
Nohut	0.98	1	0.99	40
Rezene	0.95	1	0.98	40
Yonca	0.93	1	0.96	40
Doğruluk			0.99	600
Makro ortalama	0.99	0.99	0.99	600
Ağırlıklı ortalama	0.99	0.99	0.99	600

InceptionResNetV2 modelinin kesinlik, duyarlılık ve F1-skoru değerleri Şekil 4.13’de gösterilmiştir. InceptionResNetV2 model sonuçlarına göre, kesinlik açısından nohut tohumunda %98 kesinlik elde edilirken diğer tohumlarda %100 kesinlik elde edilmiştir. Duyarlılık açısından bezelye tohumunda %97 duyarlılık elde edilirken diğer tohumlarda %100 duyarlılık elde edilmiştir. F1-skoru açısından bezelye ve nohut tohumlarında %99 F1-skoru elde edilirken diğer tohumlarda %100 F1-skoru elde edilmiştir.



Şekil 4.13. InceptionResNetV2 kesinlik, duyarlılık ve F1-skoru değerleri.

InceptionResNetV2 modelinin Çizelge (4.4)'de doğruluk, makro ortalama, ağırlıklı ortalama, kesinlik, duyarlılık, F1-skoru ve destek değerleri gösterilmiştir.

Çizelge 4.4. InceptionResNetV2 sınıflandırma raporu.

Tohum	Kesinlik	Duyarlılık	F1-skoru	Destek
Anason	1	1	1	40
Ayçiçeği	1	1	1	40
Bakla	1	1	1	40
Bezelye	1	0.97	0.99	40
Biberiye	1	1	1	40
Fasulye	1	1	1	40
Haşhaş	1	1	1	40
Ispanak	1	1	1	40
Kabak	1	1	1	40
Karabiber	1	1	1	40
Keten	1	1	1	40
Mısır	1	1	1	40
Nohut	0.98	1	0.99	40
Rezene	1	1	1	40
Yonca	1	1	1	40
Doğruluk			0.99	600
Makro ortalama	0.99	0.99	0.99	600
Ağırlıklı ortalama	0.99	0.99	0.99	600

ResNet50, Xception, InceptionV3 ve InceptionResNetV2 modellerinin bir arada olduğu Çizelge 4.5’de doğruluk, makro ortalama, ağırlıklı ortalama, kesinlik, duyarlılık, F1-skoru ve destek değerleri gösterilmiştir.

Kesinlik açısından, ResNet50 modeli anason, bezelye, nohut ve rezene tohumlarında olmak üzere 4 farklı sınıfta, Xception modeli anason, bakla ve rezene tohumlarında olmak üzere 3 farklı sınıfta, InceptionV3 modeli bezelye, nohut, rezene ve yonca tohumlarında olmak üzere 4 farklı sınıfta, InceptionResNetV2 modeli sadece nohut tohumda olmak üzere tek sınıfta %100 kesinlik elde edememiştir.

Duyarlılık açısından, ResNet50 modeli anason, bakla, fasulye ve keten tohumlarında

olmak üzere 4 farklı sınıfta, Xception modeli anason, bezelye ve keten tohumlarında olmak üzere 3 farklı sınıfta, InceptionV3 modeli anason, bakla, bezelye ve keten tohumlarında olmak üzere 4 farklı sınıfta, InceptionResNetV2 modeli sadece bezelye tohumunda olmak üzere tek sınıfta %100 duyarlılık elde edememiştir.

F1-skoru açısından, ResNet50 modeli anason, bakla, bezelye, fasulye, keten, nohut ve rezene tohumlarında olmak üzere 7 farklı sınıfta, Xception modeli anason, bakla, bezelye, keten ve rezene tohumlarında olmak üzere 5 farklı sınıfta, InceptionV3 modeli anason, bakla, bezelye, keten, nohut, rezene ve yonca tohumlarında olmak üzere 7 farklı sınıfta, InceptionResNetV2 modeli bezelye ve nohut tohumunda olmak üzere 2 farklı sınıfta %100 F1-skoru elde edememiştir.

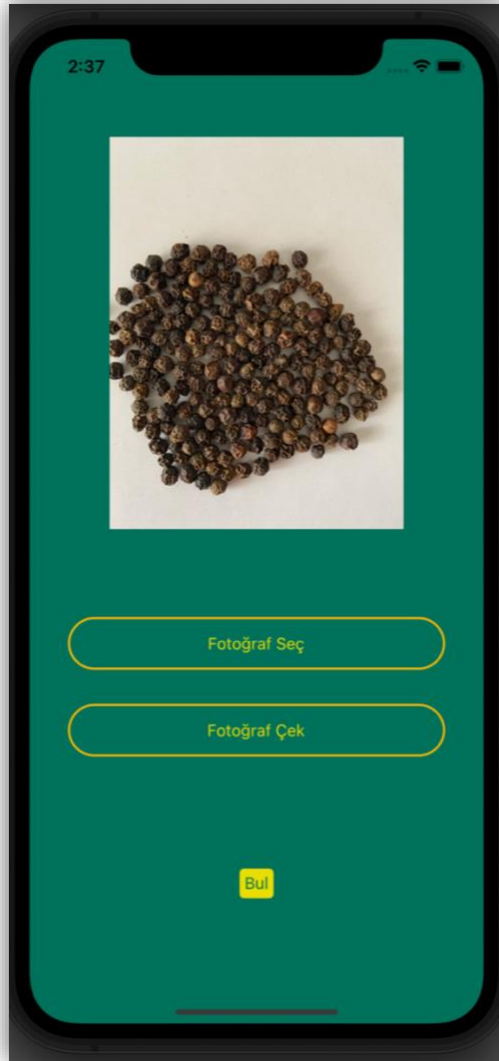
Çizelge 4.5. ResNet50 (a), Xception (b), InceptionV3 (c) ve InceptionResNetV2 (d) sınıflandırma raporu.

Tohum	Kesinlik				Duyarlılık				F1-skoru				Destek
	(a)	(b)	(c)	(d)	(a)	(b)	(c)	(d)	(a)	(b)	(c)	(d)	(a,b,c,d)
Anason	0.95	0.97	1	1	0.97	0.95	0.95	1	0.96	0.96	0.97	1	40
Ayçiçeği	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	40
Bakla	1	0.98	1	1	0.95	1	0.97	1	0.97	0.99	0.99	1	40
Bezelye	0.95	1	0.97	1	1	0.97	0.97	0.97	0.98	0.99	0.97	0.99	40
Biberiye	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	40
Fasulye	1	1	1	1	0.97	1	1	1	0.99	1	1	1	40
Haşhaş	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	40
Ispanak	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	40
Kabak	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	40
Karabiber	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	40
Keten	1	1	1	1	0.95	0.97	0.93	1	0.97	0.99	0.96	1	40
Mısır	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	40
Nohut	0.98	1	0.98	0.98	1	1	1	1	0.99	1	0.99	0.99	40
Rezene	0.98	0.95	0.95	1	1	1	1	1	0.99	0.98	0.98	1	40
Yonca	1	1	0.93	1	1	1	1	1	1	1	0.96	1	40
Doğruluk									0.98	0.99	0.99	0.99	600
Makro ortalama	0.98	0.99	0.99	0.99	0.98	0.99	0.99	0.99	0.98	0.99	0.99	0.99	600
Ağırlıklı ortalama	0.98	0.99	0.99	0.99	0.98	0.99	0.99	0.99	0.98	0.99	0.99	0.99	600

Modellerin performansını deęerlendirmek ve mobil uygulamada kullanmadan önce kontrol etmek gerekmektedir. Modeller sınıfların çoęunda kesinlik, duyarlılık ve F1-skoru açısından iyi performans göstermiştir.

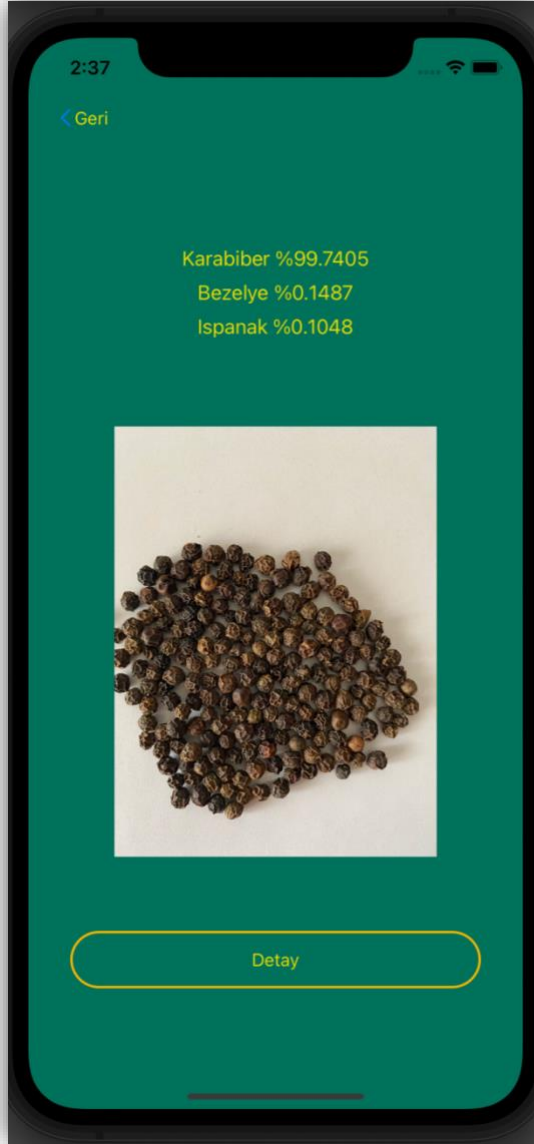
4.2. MOBİL UYGULAMA DEęERLENDİRMESİ

Mobil uygulama arayüzü üç sayfadan oluşacak şekilde tasarlanmıştır. Mobil uygulamanın ilk sayfa arayüzü Şekil 4.14’de gösterilmiştir. İlk sayfada girdi olarak görüntünün seçilmesi ya da çekilen bir görüntünün yüklenmesi için iki adet buton eklenmiştir. Bul butonu da eklenerek ikinci sayfanın gösterilmesi sağlanmıştır. Girdi olarak görüntünün seçilmesi işlemi ortalama 0.168 saniyede, girdi olarak çekilen görüntünün yüklenmesi işlemi ise ortalama 0.194 saniyede çalışmaktadır.



Şekil 4.14. Mobil uygulama ilk sayfa arayüzü.

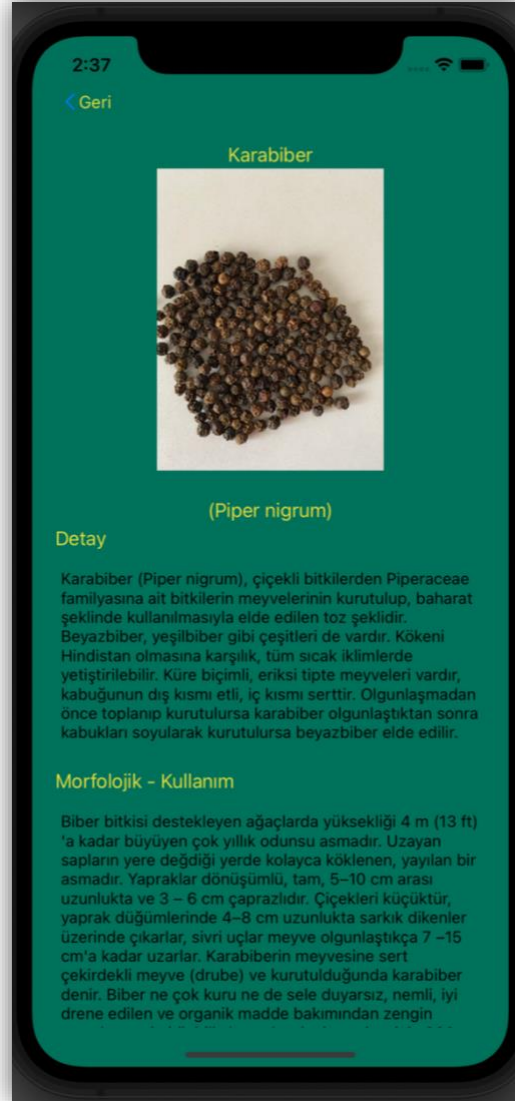
Mobil uygulamanın ikinci sayfa arayüzü Şekil 4.15’de gösterilmiştir. İkinci sayfada, gelen görüntü yakalanmıştır ve model dosyasından tohumu tespit edecek fonksiyona gönderilmiştir. Fonksiyondan en yüksek ilk üç tahmin alınmıştır ve kullanıcıya yüzdesel olarak gösterimi sağlanmıştır. Detay butonu eklenerek üçüncü sayfanın gösterilmesi sağlanmıştır. Görüntünün yakalanıp model dosyasından tohumu tespit etmesi ortalama olarak 0.533 saniyede çalışmaktadır.



Şekil 4.15. Mobil uygulama ikinci sayfa arayüzü.

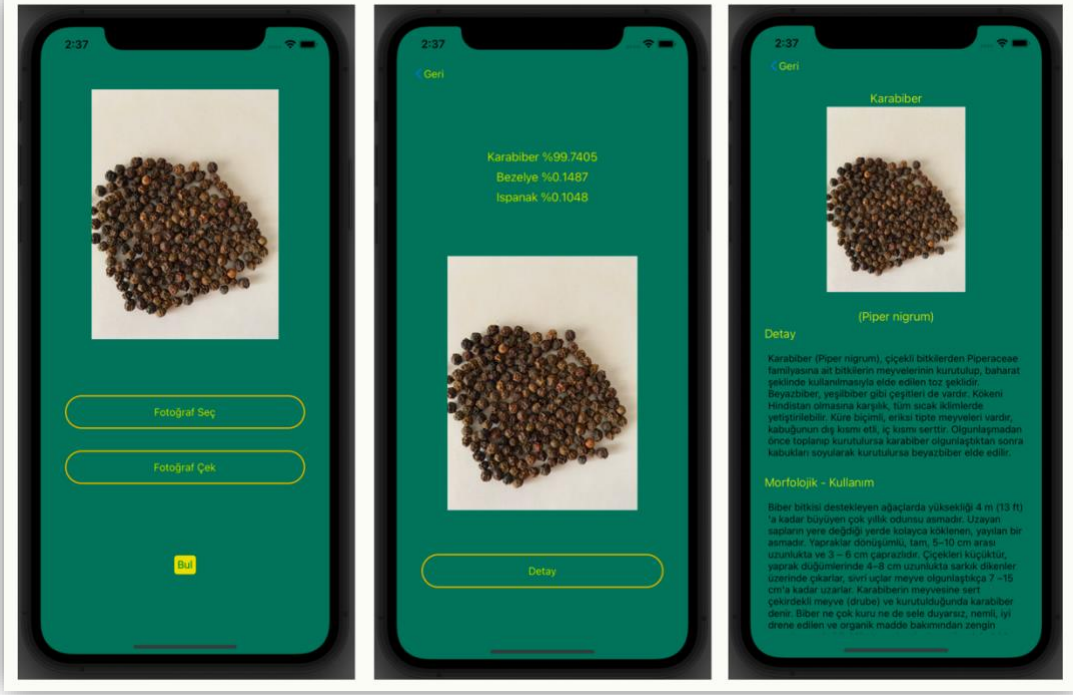
Mobil uygulamanın üçüncü sayfa arayüzü Şekil 4.16’de gösterilmiştir. Üçüncü sayfada, modelin en yüksek tahmin ettiği tohum için tüm tohum bilgilerinin yer aldığı JSON dosyasından ayrıştırma işlemi yapılmıştır. Kullanıcıya tespit edilen tohumun morfolojik

özellikleri ve kullanımı hakkında detaylı bilgiler verilmiştir. En yüksek tahmin edilen tohumun JSON dosyasından bilgilerinin ayrıştırılması işlemi ortalama 0.002 saniyede çalışmaktadır.



Şekil 4.16. Mobil uygulama üçüncü sayfa arayüzü.

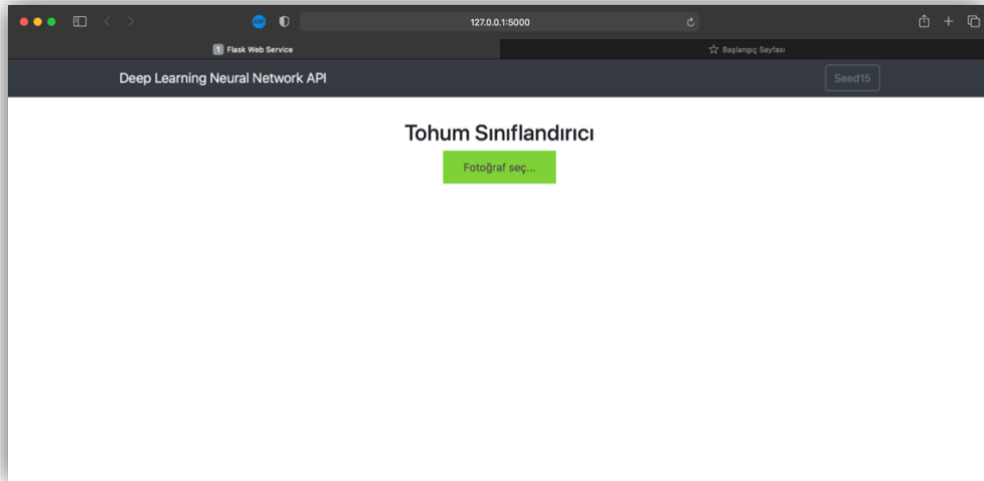
Tohum görüntüsünün girdi olarak yüklenmesi, tespit edilmesi ve JSON dosyasından ayrıştırılmasında fonksiyonların çalışma süresi bakımından kısa sürede bu işlemleri yaptığı görülmüştür. Mobil uygulama sayesinde sınıflandırma işlemi düşük maliyetli, öznel kararlar olmadan ve çok fazla zaman harcamadan gerçekleştirilmiştir. Ayrıca tohum çeşitlerinin hızlı ve yüksek doğrulukta tanımlayabilen otomatik bir sistemin uygulanabilirliği gösterilmiştir. Mobil uygulama arayüzü için tasarlanan üç sayfanın bir aradaki ekran görüntüleri Şekil 4.17'de gösterilmiştir.



Şekil 4.17. Mobil uygulama genel arayüzü.

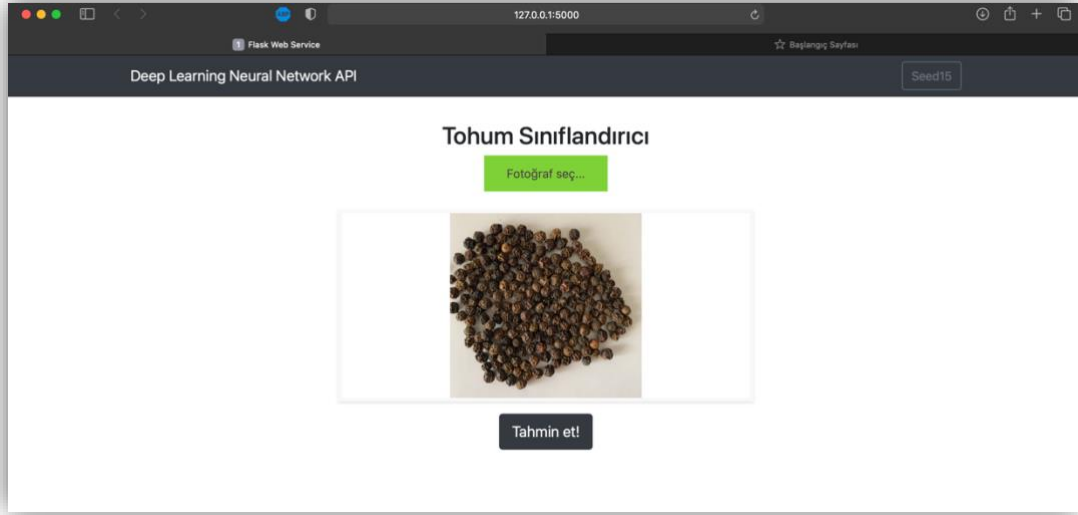
4.3. WEB UYGULAMA DEĞERLENDİRMESİ

Web uygulama arayüzü tek bir HTML sayfasından oluşacak şekilde tasarlanmıştır. Tasarlanan sayfada görüntünün yüklenmesi için bir adet buton ve görüntü yüklendikten sonra tespit etme işlemi için bir buton eklenmiştir. Web uygulama arayüzü Şekil 4.18’de gösterilmiştir.



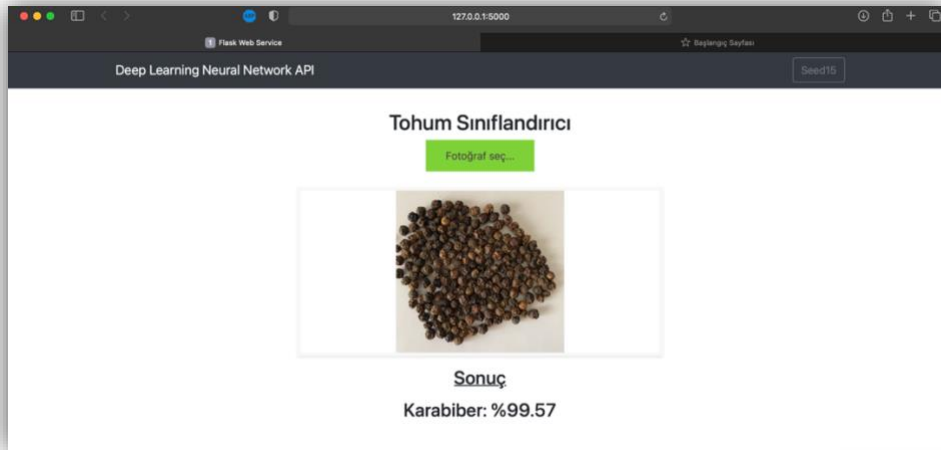
Şekil 4.18. Web uygulama arayüzü.

Görüntü yüklendikten sonra hem projenin bulunduğu klasöre kaydedilmekte hem de arayüzde kullanıcıya gösterilmektedir. Görüntünün yüklenmesi işlemi ortalama 0.096 saniyede çalışmaktadır. Web uygulamasına görüntü yüklenmesi Şekil 4.19’da gösterilmiştir.



Şekil 4.19. Web uygulama görüntünün yüklenmesi.

Görüntü yüklendikten sonra tahmin et butonu ile gelen görüntü ve model dosyası arasındaki bağlantı sağlanarak tohumu tespit edecek fonksiyona gönderilmiştir. Fonksiyondan en yüksek tahmin alınmıştır ve kullanıcıya yüzdesel olarak gösterimi sağlanmıştır. Seçilen görüntünün model dosyasından tohumu tespit etmesi ortalama olarak 0.512 saniyede çalışmaktadır. Web uygulamasının tohum türünü tespit etmesi Şekil 4.20’de gösterilmiştir.



Şekil 4.20. Web uygulama sonuç.

5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Bu çalışmada, derin öğrenme teknikleriyle tohum görüntülerini yüksek doğrulukta tespit eden ve sınıflandıran bir mobil ve web uygulaması geliştirilmiştir. Derin öğrenme tekniklerinden biri olan CNN kullanarak 15 çeşit tohum görüntüsünden oluşan bir veri seti oluşturularak eğitim işlemi yapılmıştır. Oluşturulan veri seti üzerinde, eğitilen modellerinin performansları karşılaştırılmıştır. InceptionV3, Xception ve InceptionResNetV2 modellerinde %99 doğruluk, ResNet50 modelinde %98 doğruluk elde edilmiştir.

Yüksek doğrulukta çalışan modelin mobil ortamda ve web ortamında çalışması sağlanmıştır. Mobil uygulamada görüntünün model dosyasından tohumu tespit etmesi ortalama olarak 0.533 saniyede çalışmaktadır. Web uygulamasında seçilen görüntünün model dosyasından tohumu tespit etmesi ortalama olarak 0.512 saniyede çalışmaktadır.

Mobil ve web uygulama sayesinde, hızlı ve doğru bir şekilde tohumların tanımlanıp sınıflandırılması için bir uzmana gerek kalmadan herkes tarafından kullanılabilmesi gerçekleştirilmiştir. Ayrıca mobil uygulama ile kullanıcıya tespit edilen tohumun morfolojik özellikleri ve kullanımı hakkında detaylı bilgiler sunulmuştur. Tohum türlerinin tanımlanması ve sınıflandırılmasında karşılaşılan problemlerin, kısa sürede, düşük maliyetle ve öznel kararlar olmadan gerçekleştirilmesi sağlanmıştır. Bu sayede tohum türlerini tanımlayabilen otomatik bir sistemin gerçek hayattaki uygulanabilirliği gösterilmiştir.

Gelecekteki çalışmalarda, mevcut veri sayısını farklı yöntemlerle artırılması ve tohum sayısının artırılması sağlanarak daha kapsamlı bir uygulama yapılması planlanmaktadır. Sensörlerden gelen gerçek zamanlı verilerle nesnelerin interneti (IoT) tabanlı ve derin öğrenme tabanlı uygulamalar birleştirilerek akıllı karar veren sistemlerin geliştirilmesi amaçlanmaktadır. Böylece gerçek zamanlı çevresel parametrelerin gözlenmesi ile akıllı bir karar sisteminin mobil veya web ortamına dahil edilmesi sağlanabilir.

6. KAYNAKLAR

- [1] L. Santos, F. N. Santos, P. M. Oliveira ve P. Shinde, “Deep learning applications in agriculture: a short review”, *Robot 2019: Fourth Iberian Robotics Conference Advances in Intelligent Systems and Computing*, Portugal, 2020, ss. 139-151.
- [2] Y. Gulzar, Y. Hamid, A. B. Soomro, A. A. Alwan ve L. Journaux, “A convolution neural network-based seed classification system”, *Symmetry (Basel)*, c. 12, sayı 12, ss. 1-18, 2020.
- [3] C. Lammie, A. Olsen, T. Carrick ve M. Rahimi Azghadi, “Low-power and high-speed deep FPGA inference engines for weed classification at the edge”, *IEEE Access*, c. 7, ss. 51171-51184, 2019.
- [4] J. Schmidhuber, “Deep learning in neural networks: An overview”, *Neural Networks*, c. 61, ss. 85–117, 2015.
- [5] A. Şeker, B. Diri ve H. Hüseyin, “Derin öğrenme yöntemleri ve uygulamaları hakkında bir inceleme a review about deep learning methods and applications”, *Gazi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, c. 3, sayı 3, ss. 47–64, 2017.
- [6] D. P. Van Hoai, T. Surinwarangkoon, V. T. Hoang, H. T. Duong ve K. Meethongjan, “A comparative study of rice variety classification based on deep learning and hand-crafted features”, *ECTI Transactions on Computer and Information Technology*, c. 14, sayı 1, ss. 1-10, 2020.
- [7] M. Koklu ve I. A. Ozkan, “Multiclass classification of dry beans using computer vision and machine learning techniques”, *Computers and Electronics in Agriculture*, c. 174, sayı July 2020, ss. 1-11, 2020.
- [8] S. Verma, A. Chug, A. P. Singh, S. Sharma ve P. Rajvanshi, “Deep learning-based mobile application for plant disease diagnosis”, *Applications of Image Processing and Soft Computing Systems in Agriculture*, 1.baskı, Pershel, PA, USA: IGI Global, 2019, böl. 10, ss. 242-271.
- [9] K. Kiratiratanapruk, P. Temniranrat, W. Sinthupinyo, P. Prempre, K. Chaitavon, S. Porntheeraphat ve A. Prasertsak, “Development of paddy rice seed classification process using machine learning techniques for automatic grading machine”, *Journal of Sensors*, c. 2020, sayı July 2020, ss. 1-14, 2020.
- [10] A. D. de Medeiros, D. T. Pinheiro, W. A. Xavier, L. J. da Silva ve D. C. F. dos S. Dias, “Quality classification of *Jatropha curcas* seeds using radiographic images and machine learning”, *Industrial Crops and Products*, c. 146, sayı April 2020, ss. 1-7, 2020.
- [11] H. O. Velesaca, R. Mira, P. L. Suarez, C. X. Larrea ve A. D. Sappa, “Deep learning based corn kernel classification”, *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, Seattle, WA, USA, 2020, ss. 294-302.
- [12] M. Keya, B. Majumdar ve M. S. Islam, “A robust deep learning segmentation and identification approach of different bangladeshi plant seeds using CNN”, *11th*

International Conference on Computing, Communication and Networking Technologies, Kharagpur, India, 2020, ss. 1-6.

- [13] M. Ferdouse Ahmed Foysal, M. Shakirul Islam, S. Abujar ve S. Akhter Hossain, “A novel approach for tomato diseases classification based on deep convolutional neural networks”, *Proceedings of International Joint Conference on Computational Intelligence*, Dhaka, Bangladesh, 2020, ss. 583-591.
- [14] A. Ali, S. Qadri, W. K. Mashwani, S. B. Belhaouari, S. Naeem, S. Rafique, F. Jamal, C. Chesneau ve S. Anam, “Machine learning approach for the classification of corn seed using hybrid features”, *International Journal of Food Properties*, c. 23, sayı 1, ss. 1097-1111 2020.
- [15] A. D. de Medeiros, N. P. Capobianco, J. M. da Silva, L. J. da Silva, C. B. da Silva ve D. C. F. dos Santos Dias, “Interactive machine learning for soybean seed and seedling quality classification”, *Scientific Reports*, c. 10, sayı 1, ss. 1-10, 2020.
- [16] S. D. Fabiyi, H. Vu, C. Tachtatzis, P. Murray, D. Harle, T. K. Dao, I. Andonovic, J. Ren ve S. Marshall, “Varietal classification of rice seeds using RGB and hyperspectral images”, *IEEE Access*, c. 8, ss. 22493-22505, 2020.
- [17] Y. J. Heo, S. J. Kim, D. Kim, K. Lee ve W. K. Chung, “Super-high-purity seed sorter using low-latency image-recognition based on deep learning”, *IEEE Robotics and Automation Letters*, c. 3, sayı 4, ss. 3035-3042, 2018.
- [18] Z. Salimi ve B. Boelt, “Classification of processing damage in sugar beet (*Beta vulgaris*) seeds by multispectral image analysis”, *Sensors (Switzerland)*, c. 19, sayı 10, ss. 1-9, 2019.
- [19] Z. Qiu, J. Chen, Y. Zhao, S. Zhu, Y. He ve C. Zhang, “Variety identification of single rice seed using hyperspectral imaging combined with convolutional neural network”, *Applied Sciences (Switzerland)*, c. 8, sayı 2, ss. 1-12, 2018.
- [20] B. Veeramani, J. W. Raymond ve P. Chanda, “DeepSort: Deep convolutional networks for sorting haploid maize seeds”, *BMC Bioinformatics*, c. 19, sayı 289, ss. 1-9, 2018.
- [21] K. Aukkapinyo, S. Sawangwong, P. Pooyoi ve W. Kusakunniran, “Localization and classification of rice-grain images using region proposals-based convolutional neural network”, *International Journal of Automation and Computing*, c. 17, sayı 2, ss. 233-246, 2020.
- [22] J. Zhang, L. Dai ve F. Cheng, “Corn seed variety classification based on hyperspectral reflectance imaging and deep convolutional neural network”, *Journal of Food Measurement and Characterization*, c. 15, sayı 1, ss. 484-494, 2021.
- [23] S. Limkar, S. Kulkarni, P. Chinchmalatpure, D. Sharma, M. Desai, S. Angadi ve P. Jadhav, “Classification and prediction of rice crop diseases using CNN and PNN”, *Advances in Intelligent Systems and Computing*, c. 1177, sayı January 2021, ss. 31-40, 2021.
- [24] C. Szegedy, W. Liu, Y. Jia, P. Sermanet, S. Reed, D. Anguelov, D. Erhan, V. Vanhoucke ve A. Rabinovich, “Going deeper with convolutions”, *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Boston, MA, USA, 2015, ss. 1–9.
- [25] C. Szegedy, V. Vanhoucke, S. Ioffe, J. Shlens ve Z. Wojna. (2016, 23 Mayıs).

- Rethinking the inception architecture for computer vision. Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* [Online]. Eriřim: <http://arxiv.org/abs/1512.00567>.
- [26] C. M. J. M. Dourado, S. P. P. da Silva, R. V. M. da Nóbrega, A. C. Antonio, P. P. R. Filho ve V. H. C. de Albuquerque, “Deep learning IoT system for online stroke detection in skull computed tomography images”, *Computer Networks*, c. 152, ss. 25–39, 2019.
 - [27] O. Russakovsky, J. Deng, H. Su, J. Krause, S. Satheesh, S. Ma, Z. Huang, A. Karpathy, A. Khosla, M. Bernstein, A. C. Berg ve L. Fei, “ImageNet large scale visual recognition challenge”, *International Journal of Computer Vision*, c. 115, sayı 3, ss. 211–252, 2015.
 - [28] M. Mahdianpari, B. Salehi, M. Rezaee, F. Mohammadimanesh ve Y. Zhang, “Very deep convolutional neural networks for complex land cover mapping using multispectral remote sensing imagery”, *Remote Sensing*, c. 10, sayı 7, 2018.
 - [29] S. Wu, S. Zhong ve Y. Liu, “Deep residual learning for image steganalysis”, *Multimedia Tools and Applications*, c. 77, sayı December 2016, ss. 1–17, 2017.
 - [30] Y. Bengio, P. Simard ve P. Frasconi, “Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult”, *IEEE Transactions on Neural Networks*, c. 5, sayı 2, ss. 157–166, 1994.
 - [31] M. Långkvist, L. Karlsson ve A. Loutfi, “A review of unsupervised feature learning and deep learning for time-series modeling”, *Pattern Recognition Letters*, c. 42, sayı 1, ss. 11–24, 2014.
 - [32] C. Szegedy, S. Ioffe, V. Vanhoucke ve A. A. Alemi, “Inception-v4, inception-ResNet and the impact of residual connections on learning”, *31st AAAI Conference on Artificial Intelligence, AAAI 2017*, 2017, ss. 4278–4284.
 - [33] F. Chollet, “Xception: Deep learning with depthwise separable convolutions”, *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2017, ss. 1800–1807.
 - [34] A. Khan, A. Sohail, U. Zahoora ve A. S. Qureshi, “A survey of the recent architectures of deep convolutional neural networks”, *Artificial Intelligence Review*, c. 53, sayı 8, ss. 5455–5516, 2020.
 - [35] G. Hinton, O. Vinyals ve J. Dean. (2015, 12 Mayıs). *Distilling the knowledge in a neural network* [Online]. Eriřim: <http://arxiv.org/abs/1503.02531>.
 - [36] S. Kayikci, Y. Basol ve E. Dorter, “Classification of turkish cuisine with deep learning on mobile platform”, *UBMK 2019 - Proceedings, 4th International Conference on Computer Science and Engineering*, Samsun, Turkey, 2019, ss. 296–300.
 - [37] M. Wang, S. Lu, D. Zhu, J. Lin ve Z. Wang, “A high-speed and low-complexity architecture for softmax function in deep learning”, *2018 IEEE Asia Pacific Conference on Circuits and Systems (APCCAS)*, Chengdu, China, 2018, ss. 223–226.
 - [38] D. Chicco ve G. Jurman, “The advantages of the Matthews correlation coefficient (MCC) over F1 score and accuracy in binary classification evaluation”, *BMC Genomics*, c. 21, sayı 1, ss. 1–13, 2020.

- [39] D. M. W. Powers. (2020, 25 Mayıs). *Evaluation: from precision, recall and f-measure to ROC, informedness, markedness and correlation* [Online]. Erişim: <http://arxiv.org/abs/2010.16061>.
- [40] H. Alatrasta-Salas, J. Morzán-Samamé ve M. Nunez-del-Prado, “Crime alert! crime typification in news based on text mining”, *Lecture Notes in Networks and Systems*, c. 69, sayı January 2020, ss. 725–741, 2020.



ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı : Yusuf BAŞOL

Yabancı Dili : İngilizce

ÖĞRENİM DURUMU

Derece	Alan	Okul/Üniversite	Mezuniyet Yılı
Y. Lisans	Bilgisayar Mühendisliği	Düzce Üniversitesi	2021
Lisans	Bilgisayar Mühendisliği	Bolu Abant İzzet Baysal Üniversitesi	2019

YAYINLAR

Y. Basol ve S. Toklu, “A Deep Learning-Based Seed Classification With Mobile Application”, *Turkish Journal of Mathematics and Computer Science*, c. 13, sayı 1, ss. 192-203, 2021.

S. Kayikci, Y. Basol ve E. Dorter, “Classification of Turkish Cuisine with Deep Learning on Mobile Platform”, *UBMK 2019 - Proceedings, 4th International Conference on Computer Science and Engineering*, Samsun, Turkey, 2019, ss. 296–300.